



Università
Ca'Foscari
Venezia

Corso di Laurea
in Economia e Finanza
ordinamento ex D.M. 270/2004

Tesi di Laurea

Il fenomeno delle criptovalute

Modello econometrico di regressione uniequazionale
sull'andamento del bitcoin

Relatori

Ch. Prof. Domenico Sartore

Ch. Prof. Roberto Casarin

Laureando

Marco Cattani

Matricola 847658

Anno Accademico

2017 / 2018

A mio padre, la mia sicurezza

A mia madre, la mia forza

Ora, più che mai.

INDICE

Introduzione	1
Capitolo 1 – Il bitcoin e la blockchain: un inquadramento generale	11
1.1 Dal contante al digital cash: il problema del ‘double spending’	11
1.2 Le criptovalute: una possibile definizione ed i principali attori	14
1.3 La nascita del bitcoin ed il suo funzionamento	17
1.3.1 I <i>miners</i> ed il processo di <i>mining</i>	21
1.3.2 Il meccanismo del consenso	30
1.3.3 Blockchain pubbliche e private	34
1.4 I vantaggi e gli svantaggi del bitcoin	35
1.4.1 I potenziali benefici	37
1.4.2 I potenziali rischi	38
1.5 Le <i>Initial Coin Offerings</i>	43
1.6 Verso nuovi contesti e le relative sfide	44
Capitolo 2 – La regolamentazione del fenomeno	49
2.1 Le aree di interesse dei regolatori	49
2.2 Una panoramica a livello globale	51
2.3 La regolamentazione nell’est: l’Asia	55
2.3.1 La Cina	55
2.3.2 La Corea del Sud	58
2.3.3 Il Giappone	60
2.4 La regolamentazione nell’ovest: l’America e l’Europa	62
2.4.1 Gli Stati Uniti	62
2.4.2 L’Unione europea	65
2.4.3 Il Regno Unito	67
2.5 La svolta di alcuni Paesi	69
2.5.1 Gibilterra	70
2.5.2 Malta	72
2.5.3 La Svizzera	73
2.5.4 Bermuda	74

Capitolo 3 – Modello econometrico sul bitcoin	77
3.1 Definizione delle variabili	79
3.2 Scelta del periodo campionario per la specificazione del modello	89
3.3 Analisi descrittiva delle variabili	90
3.3.1 Analisi grafica	92
3.3.2 Analisi delle distribuzioni empiriche	97
3.4 Analisi di integrazione delle variabili	113
3.5 La procedura a due passi di <i>Engle-Granger</i> : primo passo	130
3.5.1 Stima dell'equazione statica e analisi di cointegrazione	131
3.5.2 Stime dei coefficienti di lungo periodo: un commento	138
3.6 La procedura a due passi di <i>Engle-Granger</i> : secondo passo	147
3.7 Le funzioni di risposta impulsiva	162
3.8 Le previsioni della variabile endogena	171
3.8.1 Previsione della curva di lungo periodo	175
3.8.2 Previsione statica dal modello dinamico	178
3.8.3 Previsione dinamica dal modello dinamico: <i>metodo A</i>	182
3.8.4 Previsione dinamica dal modello dinamico: <i>metodo B</i>	185
3.8.5 Confronti tra le previsioni del modello econometrico	190
3.9 Il modello <i>benchmark</i>	192
3.9.1 La previsione statica del <i>benchmark</i>	196
3.9.2 La previsione dinamica del <i>benchmark</i>	199
3.10 Confronto tra modelli attraverso i test di <i>Diebold-Mariano</i> e <i>HLN</i>	201
Conclusioni	207
Appendice	213
Riferimenti bibliografici	217
Sitografia	225
Ringraziamenti	227

INTRODUZIONE

Nel corso degli ultimi anni le innovazioni nel mercato finanziario si sono susseguite incessantemente, alcune rimanendo argomenti riservati ad una nicchia di esperti di finanza, altre invece diventando quasi un fenomeno “di massa”, guadagnando crescente attenzione da parte dei *media*, degli accademici, economisti, investitori, consumatori ed il pubblico in generale.

È quasi impossibile al giorno d’oggi trovare qualcuno che non abbia mai sentito parlare di criptovalute o, ancora meglio, di bitcoin. Ciò a significare che il tema è diventato di forte attualità. L'ultimo decennio si è infatti caratterizzato per un vero e proprio *boom* nel mercato delle valute virtuali, le quali, completamente decentralizzate e non governate da un’autorità centrale, hanno catturato il pieno interesse del pubblico. Attualmente nel mercato delle criptovalute la valuta più importante (e la prima ad essere stata creata) è il bitcoin e la differenza principale tra quest’ultimo ed una valuta tradizionale è che il primo stabilisce un nuovo sistema di pagamento distribuito, fondato sulla crittografia e che garantisce l'anonimato, il basso costo nonché la velocità delle transazioni (Yi et al, 2018). Sono proprio le sue caratteristiche innovative, di semplicità e trasparenza che hanno fatto crescere così tanto la sua popolarità.

L’interesse globale per il bitcoin è dunque aumentato vertiginosamente e a tal proposito rileva, ad esempio, il fatto che il Giappone lo abbia riconosciuto come metodo di pagamento legale o anche il fatto che alcune Banche Centrali stiano esplorando l'uso di queste valute virtuali, oltre ad un gran numero di società e banche che si stanno interessando alla relativa tecnologia blockchain (Catania and Grassi, 2017). Tutto questo interesse si è riflesso positivamente sul valore, infatti a fine gennaio 2019 la capitalizzazione totale di questo mercato ha superato i \$120 mld, con più di duemila criptovalute in circolazione, secondo i dati forniti da coinmarketcap.com. Il bitcoin, con una capitalizzazione superiore ai \$60 mld, rappresenta circa il 52% della capitalizzazione totale, a conferma della sua importanza in tale mercato. A seguire vengono Ripple (XRP) ed Ethereum (ETH), entrambe sviluppate sulla tecnologia blockchain e ciascuna con una capitalizzazione di mercato superiore ai \$10 mld. Queste tre criptovalute insieme rappresentano circa il 74% della capitalizzazione totale.

Il bitcoin è considerato un esempio di innovazione importante proprio perché ha apportato grosse novità, aprendo nuove strade, nuove possibilità ed iniziando a rivoluzionare anche i più tradizionali sistemi di pagamento. Questi ultimi si basano sul denaro definito *fiat*, cioè che ha a che fare con le valute tradizionali aventi corso legale, stampate dalle Banche Centrali e supportate dalle giurisdizioni di tutto il mondo (come euro, dollaro, yen, sterlina, etc.). Inizialmente le monete venivano coniate utilizzando metalli preziosi e pertanto il loro valore era intrinsecamente determinato dal valore del metallo stesso. Poi nel ventesimo secolo si verificò un grande cambiamento con l'abbandono del *gold standard* (o sistema aureo, basato sostanzialmente su monete d'oro) e si riconobbe che il valore di una valuta non era più correlato al suo contenuto, bensì ad un concetto più ampio come la fiducia nell'economia sulla quale tale valuta si basava (Bariviera et al, 2017). Oggi si sta assistendo ad un ulteriore cambiamento, infatti lentamente i sistemi di pagamento si stanno evolvendo nel tempo e stanno cambiando forma, con modalità nuove e rivoluzionarie che si stanno andando ad integrare o anche a sostituire alle precedenti. Grazie allo sviluppo sempre maggiore della tecnologia, ci si trova di fronte a nuove forme di pagamento che permettono di interfacciarsi con nuove realtà che fino a poco tempo fa erano inesistenti. È proprio questo il caso delle cosiddette *monete virtuali* o *criptovalute*, le quali basano il loro funzionamento proprio sulla crittografia e da qui il termine "cripto-valuta".

Rimandando al prosieguo del lavoro il compito di esaminare nel dettaglio cosa siano le criptovalute ed il loro funzionamento, Sovbetov (2018) ne dà una definizione, spiegando che le valute virtuali sono un *asset digitale* progettato per funzionare come mezzo di scambio, il quale utilizza la crittografia per proteggere le transazioni e controllare la creazione di unità aggiuntive di valuta.

Coloro i quali supportano questa innovazione sostengono che il sistema delle valute *fiat* sia intrinsecamente instabile e soggetto ad elevata inflazione. Proprio per questo sono convinti del fatto che le valute tradizionali nei prossimi anni incontreranno delle grosse difficoltà, dal momento che con l'aumentare dell'inflazione le persone inizieranno a perdere fiducia nel sistema. Da un lato vi è infatti la valuta tradizionale, emessa da un ente centrale, il quale ha l'autorità di immettere o rimuovere moneta dall'economia per cercare di raggiungere determinati obiettivi di crescita, con la conseguenza che queste valute perdono valore mano a mano che l'offerta aumenta; dall'altro lato vi sono le valute virtuali dove la creazione di nuova moneta non è controllata individualmente da

nessuno, escludendo qualsiasi autorità dal sistema. In altre parole le criptovalute sono state create per non essere *inflattive*, cioè non perdere valore nel tempo a causa dell'inflazione, con una piccola quantità di moneta che viene rilasciata negli anni. In particolare anche il bitcoin, essendo decentralizzato, non è soggetto all'inflazione, infatti la produzione di moneta è dettata semplicemente dal suo protocollo, che limita il numero di valuta in circolazione a 21 mln di unità. La sua offerta non può dunque essere manipolata. Al contrario invece, per quanto riguarda ad esempio l'Europa, la BCE immette ogni anno nuovi euro nell'economia in modo da stimolare l'inflazione.

È proprio la mancanza di un'autorità centrale che ha attirato forte attenzione sul bitcoin e sulle criptovalute: un sistema di pagamento elettronico che consente di inviare pagamenti *online* ed in modo anonimo direttamente da una parte all'altra senza passare attraverso un istituto finanziario, dove la fiducia è distribuita su una grande rete e stabilita attraverso la collaborazione degli utenti, senza la supervisione di una terza parte. Un sistema dunque fortemente democratico.

Le criptovalute tuttavia non hanno attirato solamente l'attenzione del pubblico, bensì anche delle autorità di regolamentazione, infatti Stroukal e Nedvěďová (2016) sottolineano che sono state sollevate serie preoccupazioni per questioni specifiche legate proprio all'anonimato che tali strumenti forniscono. Infatti, sebbene l'anonimato delle transazioni offra vantaggi agli utenti permettendo loro di non lasciare alcuna traccia dell'attività svolta *online*, queste caratteristiche attirano anche attività illegali, con il rischio che tali valute vengano utilizzate per il riciclaggio di denaro, finanziamento del terrorismo, commercio di droga ed armi, nonché gli effetti destabilizzanti che potrebbero causare alle economie mondiali soprattutto se il fenomeno dovesse sfuggire di mano.

Motivato dalla diffusione delle criptovalute e proprio per il fatto che il bitcoin abbia guadagnato una popolarità così significativa a livello globale, questo lavoro va ad approfondire il tema. L'obiettivo è ravvisabile nella conduzione di un'analisi econometrica per studiare il prezzo del bitcoin attraverso un modello econometrico di regressione uniequazionale, individuando delle variabili esplicative di tale andamento e testandone poi la capacità previsionale.

Nel primo capitolo viene presentata una disamina del fenomeno delle valute virtuali, spiegandone il funzionamento. Nel secondo capitolo ho invece approfondito il tema della regolamentazione, essendo un fattore fondamentale da tenere in considerazione, nel

senso che le scelte delle varie giurisdizioni ed i progressi legislativi influenzano, positivamente o negativamente, il percorso di prezzo della valuta virtuale.

Infine, nel terzo capitolo è presente l'analisi econometrica, con la stima del modello e la conduzione delle previsioni sulla variabile endogena.

Ho condotto lo studio nel periodo 2014 – 2018 attraverso la stima di un modello in forma ECM seguendo la procedura a due passi proposta da *Engle-Granger*. Per studiare l'andamento di prezzo del bitcoin ho utilizzato ventiquattro variabili esplicative *supposte* esogene, le quali si sono dimostrate in grado di spiegare il prezzo della criptovaluta con una percentuale significativa di variabilità spiegata dalla struttura del modello. Ho testato inoltre la bontà di quest'ultimo e della sua specificazione anche in termini previsionali attraverso previsioni statiche e dinamiche, ottenendo risultati soddisfacenti. Nello studio ho impiegato variabili che afferiscono sia al mondo delle valute virtuali sia serie storiche facenti riferimento al mercato regolamentato, proprio per studiare come anche quest'ultimo possa influenzare e spiegare il prezzo del bitcoin.

Per quanto riguarda il periodo temporale ed i dati utilizzati, l'analisi è stata condotta impiegando dati settimanali. Il campione, o periodo di osservazione, copre gli ultimi quattro anni e va dal 6 giugno 2014 al 26 ottobre 2018 (06/06/2014 – 26/10/2018).

L'analisi empirica è stata così organizzata:

- i. Ho condotto un'analisi descrittiva sulle serie storiche studiando in particolar modo l'andamento grafico, la presenza di elementi stagionali, le distribuzioni empiriche e la loro normalità attraverso il test di *Jarque-Bera*;
- ii. Impiegando i test ADF ho studiato il grado di integrazione delle variabili per determinare la stazionarietà o la presenza di radici unitarie nelle serie storiche;
- iii. Seguendo la procedura a due passi proposta da *Engle-Granger* ho stimato un modello in forma ECM. Sono partito dalla stima di un'equazione statica di lungo periodo, ho verificato la *cointegrazione* delle variabili e sono poi passato alla regressione dinamica di breve periodo;
- iv. Ho ricostruito le funzioni di risposta impulsiva per studiare la dinamica di aggiustamento della variabile endogena agli impulsi provenienti dalle variabili esogene;
- v. Ho condotto previsioni statiche e dinamiche per testare la bontà del modello econometrico stimato;

- vi. Ho infine confrontato la *performance* previsiva del modello con un *benchmark* di riferimento, applicando il test di *Diebold-Mariano* ed il test *HLN* per studiare l'accuratezza predittiva.

A livello introduttivo, è interessante partire da un'analisi sullo sviluppo del fenomeno, infatti sebbene la nascita del bitcoin sia recente e risalga solamente ad una decina di anni fa, questo non significa che la sua storia sia priva di importanza o che non ci siano momenti interessanti che vale la pena ricordare.

Per ripercorrere le tappe principali e seguire da vicino lo straordinario sviluppo della valuta virtuale più famosa ho ricostruito una *timeline*¹ partendo dagli anni '90, passando poi per il 2008, anno in cui nacque il bitcoin, ed arrivando così ad oggi.

1990	David Chaum, in seguito all'invenzione di uno strumento crittografico, dà l'avvio nei Paesi Bassi ad un'attività chiamata <i>DigiCash</i> con l'obiettivo di portare nel sistema bancario questa valuta digitale. A causa di problemi tecnici il progetto però fallì.
1996	In America nasce una compagnia che gestisce e distribuisce <i>e-gold</i> , una moneta virtuale che poteva essere convertita in oro e in breve tempo arrivò a \$2 mld di capitalizzazione. Nel 2001 però, a causa di regolamentazioni rigide e di attacchi <i>hacker</i> , il progetto venne abbandonato.
1998	Wei Dai teorizza in uno scritto una rete decentralizzata e non tracciabile con firma digitale per ogni transazione di denaro ed identificazione dei soggetti coinvolti tramite chiavi pubbliche. Interviene successivamente Nick Szabo, il quale presenta <i>BitGold</i> e il concetto di catena (<i>chain</i>) che unisce la verifica della transazione alla seguente. Il progetto <i>BitGold</i> non ebbe successo, ma fece nascere il concetto di <i>Proof-of-Work</i> e quindi un metodo per creare moneta dopo aver risolto un problema crittografico (v. capitolo 1).
10/08	Con la crisi finanziaria a livello mondiale nasce il bitcoin, introdotto da Satoshi Nakamoto con il suo <i>white paper</i> intitolato <i>Bitcoin: a peer-to-peer electronic cash system</i> .
01/09	Vengono creati i primi cinquanta bitcoin da Satoshi Nakamoto.

¹ Ricostruzione resa possibile anche grazie a Mione (2017) e Dunlop (2018).

10/09	La <i>New Liberty Standard</i> rilascia un nuovo sito per scambiare bitcoin e pubblica il primo tasso di cambio USD-bitcoin. Questo era calcolato in base a quanta elettricità serviva per creare bitcoin e fu posto pari a 1\$=1309BTC, cioè con un dollaro si potevano comprare 1309 bitcoin o, ugualmente, per acquistare un bitcoin servivano \$0,00076.
02/10	Avviene la prima vera e propria transazione di bitcoin: 10.000 BTC vengono utilizzati per comprare due pizze da <i>Papa John's</i> , primo acquisto conosciuto di beni tangibili con le criptovalute.
07/10	Jed McCaleb fonda <i>Mt.Gox Bitcoin Exchange</i> , sito leader nello scambio di criptovalute, in particolare di bitcoin ² .
11/10	La capitalizzazione di mercato di bitcoin raggiunge \$1 mln.
02/11	Il bitcoin raggiunge la parità col dollaro per la prima volta (1\$=1BTC).
07/11	Avviene il primo grande furto di bitcoin. Allinvain, un utente del <i>Bitcoin Forum</i> afferma di aver subito un furto di 25.000 BTC e al tempo il tasso di cambio portava il valore totale della perdita a circa \$375.000.
06/12	Viene fondato <i>Coinbase</i> , un exchange dove poter acquistare criptovalute.
03/13	La capitalizzazione di mercato di bitcoin raggiunge \$1 mld.
05/13	A Vancouver, in Canada, viene lanciato il primo <i>ATM bitcoin</i> .
07/14	Il consenso e l'accettazione aumentano, con Newegg e Dell che iniziano ad accettare il bitcoin.
12/14	Microsoft inizia ad accettare il bitcoin per acquistare giochi Xbox ed i <i>software</i> Windows.
07/15	Viene creata la piattaforma Ethereum.
05/16	Il Giappone riconosce che le valute virtuali, come il bitcoin, hanno funzioni simili alla moneta tradizionale.
12/16	Le sette principali criptovalute vedono il loro prezzo aumentare e si affermano le maggiori valute virtuali: Bitcoin, Dash, Ethereum Classic, Litecoin, Ethereum, Ripple, Monero.
03/17	Il bitcoin supera il prezzo dell'oro. Il numero di <i>ATM bitcoin</i> aumenta con più di 700 ATM in tutto il mondo.

² *Mt.Gox* gestiva oltre il 70% delle transazioni di bitcoin, ma nei primi mesi del 2014 dichiarò la bancarotta e sospese l'attività a causa di mala gestione, attacchi informatici e furto di bitcoin.

04/17	Il Giappone legalizza il bitcoin come metodo di pagamento, facendo aumentare ancora di più il suo valore.
05/17	Il numero di criptovalute cresce a dismisura, con più di 1.000 valute presenti su coinmarketcap.com.
06/17	La capitalizzazione di mercato totale delle criptovalute supera i \$100 mld. Si iniziano a promuovere le ICO ³ e molte aziende raccolgono fondi grazie ad esse.
08/17	Avviene una biforcazione, o <i>fork</i> , della blockchain di Bitcoin con gli utenti che decidono di dividere la rete. Un dibattito circa la scalabilità di Bitcoin portò infatti ad un <i>fork</i> il primo agosto 2017, con la creazione di una nuova blockchain. Si vennero così a creare due blockchain coesistenti e nacque Bitcoin Cash (BCH), con l'obiettivo di offrire transazioni più rapide.
10/17	Bitcoin si divide nuovamente e viene creato Bitcoin Gold.
11/17	Il 28 novembre 2017 il prezzo del bitcoin supera i \$10.000 ed in poche ore arriva anche a quota \$11.000, continuando ad aumentare. La capitalizzazione di mercato totale delle criptovalute arriva a quota \$300 mld e continua a crescere, superando i \$500 mld nel mese di dicembre.
12/17	Il 17 dicembre 2017 la crescita esplosiva del bitcoin lo porta a superare i \$19.000, dopo che i <i>bitcoin futures</i> debuttarono al <i>Chicago Board Options Exchange</i> e al <i>Chicago Mercantile Exchange</i> . Tuttavia questa positività dura poco, infatti nel giro di qualche giorno vi fu una fortissima svendita e bitcoin scese a quota \$13.000. A fine dicembre la Corea del Sud minaccia di chiudere gli exchange di criptovalute a causa di forti preoccupazioni legate soprattutto all'elevata speculazione sul bitcoin. Il solo annuncio causò un crollo di prezzo.
01/18	A metà mese il bitcoin, dopo aver quasi raggiunto i \$20.000 alla fine del 2017, perde circa la metà del suo valore e scende a quota \$11.000.
02/18	Il 5 febbraio 2018 il bitcoin scende sotto i \$7.000, il valore più basso dopo il

³ Le ICO, acronimo di *Initial Coin Offerings*, si riferiscono alla prima offerta di nuove valute virtuali agli investitori. Nel mondo delle criptovalute le ICO sono approssimativamente il corrispettivo delle tradizionali IPO (*Initial Public Offering*) del mondo finanziario, quindi una modalità per raccogliere risorse finanziarie (ad esempio Ethereum raccolse risorse in tal modo). Con un'IPO una società con un'idea di business crea dei *token* (o gettoni) che offre ad un determinato prezzo e chi è interessato a questa realtà può acquistare tali gettoni sperando in un loro futuro apprezzamento (v. *capitolo 1* per approfondimenti).

	<p>picco di fine 2017. Svareti miliardi vengono bruciati in pochi giorni.</p> <p>Nelle ultime settimane il mercato incontrò regolamenti sempre più severi, soprattutto da parte della Cina.</p>
04/18	<p>La capitalizzazione di mercato totale delle criptovalute scende sotto i \$250 mld, il livello più basso visto nel 2018.</p>
06/18	<p>Una <i>start-up blockchain</i> chiamata Block.one, con sede nelle Isole Cayman, attraverso una ICO offre <i>token</i> EOS in cambio di ether, criptovaluta concorrente, e raccoglie più di \$4 mld in base al tasso di cambio, classificandosi come la più grande ICO fino a quel momento.</p>
08/18	<p>L'<i>Intercontinental Exchange Inc</i> pianifica di creare una piattaforma di <i>trading</i> che sarà costruita utilizzando la tecnologia <i>Cloud</i> di Microsoft e collaborerà con aziende come Starbucks. Il piano potrebbe attirare più interesse nei confronti delle criptovalute da parte delle istituzioni finanziarie tradizionali.</p> <p>La <i>World Bank</i>, in collaborazione con la <i>Commonwealth Bank of Australia</i>, lancia il primo <i>blockchain bond</i> al mondo, cioè un'obbligazione basata sulla blockchain. Lo strumento finanziario secondo la Banca Mondiale sarà creato, allocato, trasferito e gestito attraverso il suo ciclo di vita utilizzando la blockchain. Il progetto si chiama <i>bond-i</i>, abbreviazione di <i>Blockchain Operated New Debt Instrument</i>, con un riferimento alla famosa <i>Bondi Beach</i> di Sydney.</p> <p>Il presidente venezuelano Nicolás Maduro annuncia che il suo governo inizierà ad utilizzare il petro, criptovaluta sostenuta e garantita dal petrolio. Secondo Maduro, il petro rientra in un più ampio sforzo di fermare la speculazione sulla moneta del Venezuela in modo da porre fine all'iperinflazione del bolívar. Il presidente degli Stati Uniti Donald J. Trump impose sanzioni al petro a marzo, a causa di sospetti che sarebbe stato utilizzato per eludere le sanzioni contro il governo di Maduro.</p>

Grazie alla *timeline* è evidente come sempre più individui stiano entrando in contatto con questo fenomeno e come le criptovalute siano sempre più una realtà importante, in forte espansione, oggetto di studio e di discussione soprattutto a livello governativo. Proprio per questo motivo il tema della regolamentazione sarà oggetto di approfondimento nelle prossime sezioni.

Sebbene esistano sul mercato migliaia di criptovalute, nessuna è ancora riuscita a raggiungere i livelli di prezzo registrati dal bitcoin, il quale alla fine del 2017 ha raggiunto valori senza precedenti. Quest'ultima rimane dunque la criptovaluta più famosa e più scambiata, ma sulla base del modello originario non mancano interessanti sviluppi di molte altre valute che negli ultimi anni sono nate, come Bitcoin Cash, Ethereum, Ripple e moltissime altre, alcune delle quali nascono con blockchain simili, altre che invece hanno tecnologie alternative o comunque un po' differenti (ad esempio tempi di convalida diversi, forniture diverse, etc.). Alcune sono ad esempio più focalizzate sulla privacy, altre sono meno decentralizzate, altre ancora sono delle semplici "copie", le quali cercano solamente di apportare delle migliorie su alcuni aspetti del bitcoin.

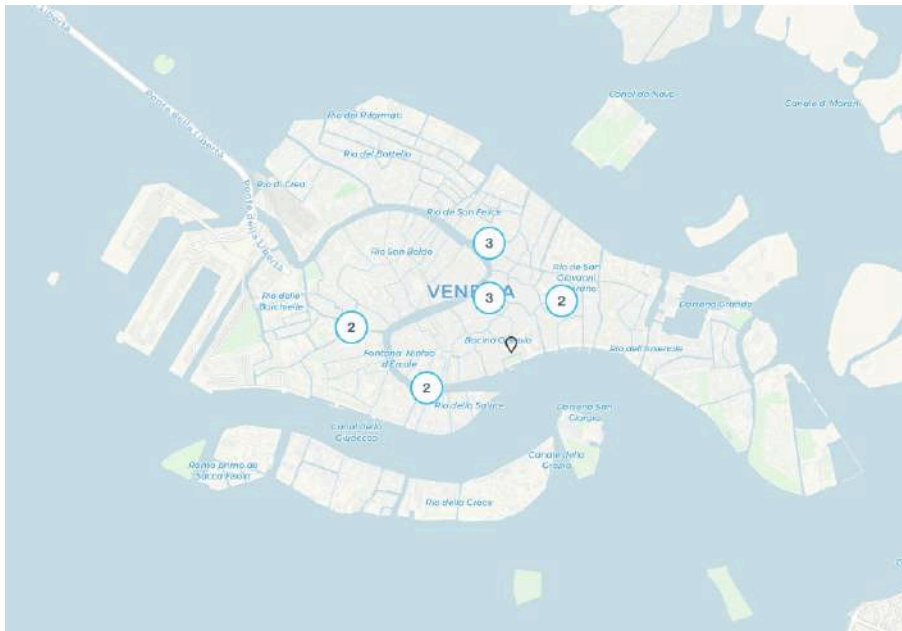
È anche la tecnologia che sta dietro alle valute virtuali, la blockchain, ad essere rivoluzionaria grazie ai vantaggi che può apportare in termini, ad esempio, di sicurezza, trasparenza, riduzione dei costi e rapidità. Sono infatti in aumento le realtà che hanno investito in tale tecnologia.

La diffusione e l'utilizzo delle valute virtuali è in crescita grazie a transazioni che risultano rapide, economiche e sicure grazie alla crittografia. Un numero sempre maggiore di commercianti e di individui stanno infatti iniziando ad utilizzare in particolare il bitcoin non solo come investimento, bensì proprio come mezzo per pagare beni e servizi, attratti probabilmente dai vantaggi derivanti dalla possibilità di trasferire denaro in un sistema senza la necessità di un intermediario.

Il bitcoin può oggi essere utilizzato per acquistare beni e servizi, ovviamente nei casi in cui questa forma di pagamento viene accettata. È possibile pagare con tale valuta virtuale in un numero sempre maggiore di luoghi, basti pensare che il bitcoin viene accettato da importanti società come Tesla, Bloomberg, Microsoft, ma anche da molte altre realtà più piccole. Per un'idea chiara è sufficiente andare su coinmap.org, una sorta di *Google Maps* per bitcoin, e scorrere la mappa per individuare più di 14.000 luoghi in tutto il mondo dove è possibile effettuare pagamenti con tale valuta. Grazie a questa mappa è possibile sapere se attorno a noi è presente un'attività che accetta tale forma di pagamento.

È interessante osservare nella seguente *figura 1* la mappa di Venezia, dove sono presenti 13 attività commerciali che accettano bitcoin come mezzo di pagamento⁴. Tra queste vi è un’iniziativa denominata *Venice Crypto Project*, la quale promuove l’utilizzo di bitcoin nella città di Venezia.

Figura 1 - Attività commerciali che accettano bitcoin a Venezia



Fonte: coinmap.org

L’obiettivo di questa tesi, come spiegato in precedenza, è ravvisabile in un’analisi econometrica sul bitcoin, individuando delle variabili che ne spiegano l’andamento e che sono in grado di prevederlo in futuro. Prima però è necessario inquadrare il fenomeno, capire quale sia la tecnologia che ne permette il funzionamento ed approfondire le sfide che si stanno giocando nei vari Paesi a livello globale in termini di regolamentazione del fenomeno.

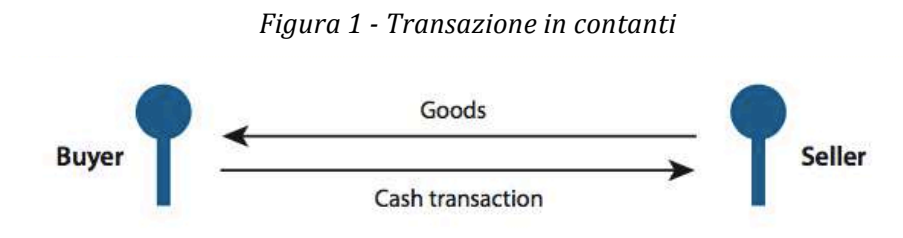
È proprio da qui che inizia il mio lavoro.

⁴ La *figura 1* consiste in un focus su Venezia reperibile dal sito coinmap.org. Su tale sito è possibile ottenere informazioni su qualsiasi luogo del mondo. Data di ultima consultazione 04/02/2019.

CAPITOLO 1 – IL BITCOIN E LA BLOCKCHAIN: UN INQUADRAMENTO GENERALE

1.1 Dal contante al *digital cash*: il problema del '*double spending*'

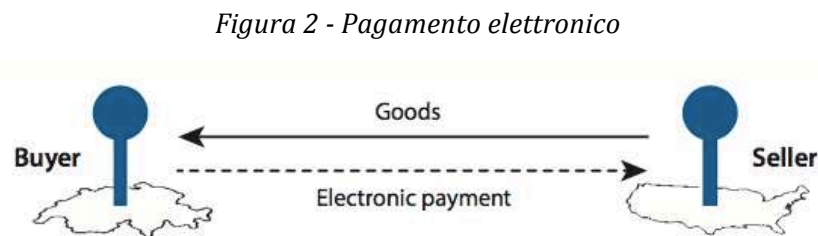
La volontà negli ultimi anni è stata quella di sviluppare un sistema di pagamento che permettesse transazioni elettroniche e digitali. Per meglio comprendere questo desiderio di implementare il *digital cash* si consideri innanzitutto una semplice transazione di denaro, come riportato in *figura 1*.



Fonte: Berentsen & Schär (2018)

Il denaro è rappresentato da un oggetto fisico, solitamente una moneta o una banconota. Quando questo oggetto viene consegnato ad un altro individuo viene trasferita anche la sua unità di valore, senza che sia necessario coinvolgere una terza parte. Vi è dunque un rapporto diretto, come si vede in *figura 1*. Non nasce nessuna relazione di credito tra l'acquirente e il venditore ed è per questo motivo che è possibile mantenere l'anonimato per entrambe le parti. Il vantaggio del denaro contante risiede quindi nel fatto che chiunque sia in possesso dell'oggetto fisico diventa il proprietario dell'unità di valore e di conseguenza i diritti di proprietà sulle unità di valore circolanti nell'economia sono sempre stabiliti in maniera chiara, senza che un'autorità centrale debba intervenire. Chiunque inoltre può partecipare ad un sistema di pagamento in contanti, vi è un accesso libero, senza autorizzazione e nessuno può essere escluso. I contanti tuttavia hanno, ad esempio, lo svantaggio che l'acquirente ed il venditore devono essere fisicamente presenti nello stesso luogo per poter operare, il che in molte situazioni rende il suo utilizzo impraticabile.

Un sistema di pagamento ideale sarebbe quello dove il valore monetario viene trasferito elettronicamente tramite *file* di dati, come si vede in *figura 2*.



Fonte: Berentsen & Schär (2018)

Tali *file* di dati mantengono i vantaggi del denaro fisico, ma possono circolare liberamente nelle reti elettroniche¹. Un *file* di questo tipo potrebbe essere inviato, ad esempio, tramite e-mail.

Quindi l'idea del *digital cash* oltrepassa il limite del contante poc'anzi richiamato, tuttavia il problema è che i dati elettronici possono essere copiati un numero infinito di volte e questa caratteristica è altamente indesiderabile per il denaro. Infatti, se i *file* di dati possono essere copiati ed i duplicati essere utilizzati come valuta, non servirebbero come strumento di pagamento: tale inconveniente è definito problema del *double spending*², cioè la clonazione di denaro che, essendo virtuale, potrebbe essere duplicato, speso ed utilizzato più volte. L'*e-commerce*, ad esempio, richiede l'utilizzo di *token* digitali e in un sistema di cassa virtuale il mezzo di pagamento potrebbe essere facilmente copiato e riutilizzato per eseguire un altro pagamento. La valuta potrebbe quindi essere contraffatta ed utilizzata due volte, facendo nascere tale problema della cosiddetta doppia spesa.

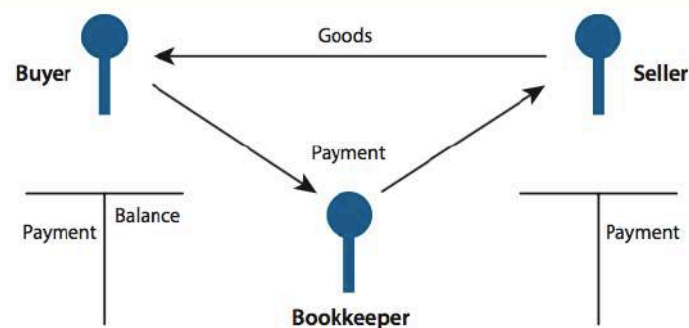
Tradizionalmente questo inconveniente viene risolto facendo affidamento su una terza parte fidata che gestisce il pagamento e regola i conti di acquirenti e venditori. Ad esempio *PayPal* funziona ed è accettato dagli utenti proprio perché essi si fidano della terza parte che permette di evitare il *double spending* (Chiu & Koepl, 2017).

¹ Come visto nella *timeline* introduttiva, un primo tentativo negli anni '90 fu *DigiCash*, tuttavia il progetto non riuscì ad affermarsi.

² La doppia spesa è un potenziale difetto in un sistema di cassa virtuale dove la stessa valuta digitale può essere spesa più di una volta quando manca un registro della cronologia delle transazioni e ciò permette di duplicare o falsificare il *file* digitale (Cong & Heng, 2018).

Questa caratteristica indesiderabile infatti non si presenta nel momento in cui i sistemi di pagamento elettronici si basano su un'autorità centrale. Tale difetto viene risolto se interviene un ente (di norma una banca), la quale verifica che i pagamenti siano legittimi, tiene traccia delle movimentazioni di denaro e gestisce i conti dell'acquirente e del venditore. L'acquirente dà il via ad un pagamento inviando un ordine, l'autorità centrale si assicura che l'acquirente disponga dei fondi necessari ed adegua di conseguenza i saldi, come si può vedere nella seguente *figura 3*.

Figura 3 - Sistema di pagamento con autorità centrale



Fonte: Berentsen & Schär (2018)

Tale sistema centralizzato richiede chiaramente l'intervento di una terza parte della quale gli agenti devono avere fiducia ed in questo modo viene risolto il problema del *double spending*. Tuttavia i sistemi centralizzati sono vulnerabili agli *hacker*, i quali avrebbero un bersaglio ben definito da colpire e la banca, se non sufficientemente protetta, potrebbe consentire l'accesso alle informazioni sensibili. Il risultato sarebbe molto grave, dal momento che la fiducia riposta nel terzo non sarebbe più valida e le transazioni non più ritenute sicure.

Le criptovalute come bitcoin fanno un passo avanti e rimuovono la necessità di una terza parte. Esse grazie ad una rete distribuita eliminano sia il rischio del *double spending* sia il rischio che vi sia un singolo bersaglio vulnerabile.

Prima però di vedere nel dettaglio il funzionamento di tali valute è necessario presentarne innanzitutto una definizione.

1.2 Le criptovalute: una possibile definizione ed i principali attori

Grazie allo sviluppo di Internet e della tecnologia si sono sviluppati sistemi di pagamento alternativi ed è proprio in questo frangente che nascono le criptovalute, chiamate anche valute virtuali o digitali. Queste devono il loro nome al fatto che non vengono emesse da alcuna istituzione riconosciuta (come può essere la Banca Centrale), bensì vengono emesse, proprio grazie alla tecnologia ed alla crittografia, da privati che operano nel *web*.

Tali strumenti sono nati in concomitanza con la profonda crisi finanziaria del 2007-2009 proprio come strumento “anticonformista” che si contrappone alla moneta corrente. Prendendo come esempio l’euro, ogni euro in circolazione viene stampato dalla Banca Centrale Europea (BCE), la quale decide di aumentare o diminuire la moneta in circolazione in base alla fase economica. Le criptovalute, al contrario, vanno esattamente nel senso opposto: un sistema decentralizzato dove nessuna autorità stabilisce la quantità di moneta che ci deve essere in circolazione e quindi introdotte proprio come strumento per “contrastare” il pieno e totale controllo sulla moneta in circolazione da parte dello Stato. Nasce pertanto una sorta di “economia parallela”, dove ognuno può compiere le proprie transazioni in totale libertà, senza bisogno di un’autorità centrale e/o di qualche intermediario.

Questa assenza di enti centrali potrebbe far pensare ad un possibile problema legato al *double spending*. In realtà l’inconveniente della doppia spesa viene comunque risolto anche senza il bisogno dell’intervento di un’autorità centrale: le criptovalute infatti permettono di sorpassare il problema pur non essendoci un ente supervisore.

Prima di spiegare però concretamente come ciò possa avvenire, partiamo da una possibile definizione di valuta virtuale fornita dall’Autorità Bancaria Europea.

L’Autorità Bancaria Europea (in italiano ABE, mentre EBA in inglese, cioè *European Banking Authority*) è un organismo dell’Unione europea ed essa, tra i suoi compiti, deve “monitorare le attività finanziarie nuove ed esistenti ed adottare linee guida e raccomandazioni al fine di promuovere la sicurezza e la solidità dei mercati e la convergenza delle prassi regolamentari” (EBA, 2014). Nel settembre 2013 sono giunte all’attenzione di tale organismo le valute virtuali come una delle tante innovazioni da monitorare e, nel documento *Opinion on ‘virtual currencies’* del 2014, nel definire tali strumenti l’EBA scrive: “le valute virtuali (*virtual currencies*) sono una rappresentazione

digitale di valore, non sono emesse né da una Banca Centrale o da un'autorità pubblica, né necessariamente sono legate ad una valuta avente corso legale (*conventional fiat currency*), bensì sono utilizzate da persone fisiche o giuridiche come mezzo di pagamento e possono essere trasferite, archiviate o scambiate elettronicamente. Gli attori principali sono gli utenti, le piattaforme di *trading*, gli inventori e i *provider* di *e-wallet*".

Alcune precisazioni legate alla definizione.

Per quanto riguarda la proposizione "non emesse né da una Banca Centrale o da un'autorità pubblica, né necessariamente legate ad una valuta avente corso legale", questo elemento distingue la valuta virtuale dalla moneta tradizionale emessa dalle Banche Centrali. In particolare, la valuta emessa da questi enti è considerata valuta *fiat* indipendentemente dalla sua forma (sia essa fisica o digitale). Vi è infatti una profonda differenza tra moneta elettronica e moneta virtuale: la prima, detta anche *e-money* è una rappresentazione digitale di una valuta *fiat*, invece la seconda no. La moneta virtuale non è necessariamente legata ad una valuta avente corso legale ed inoltre non è necessariamente fissata per essere rimborsata al valore nominale da un emittente. La moneta elettronica, al contrario, indica il valore monetario memorizzato elettronicamente e rappresentato da un credito nei confronti dell'emittente, il quale viene emesso dopo la ricezione dei fondi. La moneta elettronica viene utilizzata per fare operazioni di pagamento e viene accettata da persone fisiche o giuridiche diverse dall'emittente di *e-money*. Vi è quindi una profonda differenza tra le due.

Nel momento in cui si parla di "mezzo di pagamento", l'EBA spiega che le criptovalute possono essere utilizzate (dove accettate) come mezzo di scambio per trasferire beni e servizi da un agente ad un altro, evitando gli inconvenienti di un sistema basato sul baratto. Ovviamente al momento le criptovalute non hanno corso legale, quindi non vi è, ad esempio, la caratteristica dell'accettazione obbligatoria. In altre parole il creditore non è tenuto ad accettare la valuta ed essa non ha il potere di esonerare i debitori dai loro obblighi di pagamento (contrariamente alla moneta tradizionale).

Per quanto riguarda la convertibilità di tali valute, esistono criptovalute aperte e chiuse, dove le prime sono anche dette "convertibili" e cioè possono essere scambiate con valuta avente corso legale ad un certo tasso di cambio, come avviene ad esempio con il bitcoin. Per le seconde invece non esiste questa possibilità, le quali sono quindi solamente

riconosciute all'interno della comunità nella quale vengono utilizzate, come ad esempio i giochi *online*, e non possono essere scambiate con la moneta tradizionale.

Per quanto concerne gli attori principali che vengono richiamati nella definizione fornita dall'EBA, gli utenti sono persone fisiche o giuridiche che ottengono valute virtuali attraverso uno scambio o svolgendo attività di *mining* (v. *infra*) e le utilizzano, ad esempio, per acquistare beni o servizi.

Con le criptovalute sono nati anche gli exchange³, cioè una persona fisica o giuridica impegnata nello scambio di criptovalute con valuta *fiat*, fondi o altre valute virtuali. Tali piattaforme fungono da mercati, facendo incontrare acquirenti e venditori di criptovalute ed offrendo loro una piattaforma nella quale operare.

Per quanto riguarda i *provider* di *e-wallet*, gli utenti possono conservare i propri account sui propri dispositivi o affidarne l'archiviazione e l'amministrazione ad un *provider* di portafoglio (*e-wallet*)⁴, il quale fornisce una panoramica delle transazioni dell'utente. In alcuni casi i servizi offerti dal *wallet provider* possono anche includere la custodia della chiave pubblica e privata dell'utente (v. *infra*). I portafogli elettronici possono essere archiviati sia *online* (si parla di *hot storage*) sia *offline* (*cold storage*), con quest'ultimo che aumenta la sicurezza e la protezione del portafoglio. A tal proposito Gandal e Halaburda (2016) spiegano che i bitcoin possono essere rubati sia tramite *wallet* sia tramite gli exchange, solo che questi ultimi sono stati presi di mira più spesso. Molti portafogli infatti si trovano sui computer degli utenti, mentre gli exchange sono per loro natura *online*, rendendoli un obiettivo di attacco più facile (basti pensare al caso *Mt.Gox*). Infine tra gli attori di questo sistema ci sono anche gli inventori, cioè una persona (o un gruppo di persone) che crea e dà origine al concetto di una particolare criptovaluta, il suo codice ed il protocollo sottostante.

³ Per *exchange* si intende una piattaforma utilizzata per vendere ed acquistare valuta digitale e che normalmente trattiene una tassa (*fee*) sulla transazione.

⁴ Le valute virtuali vengono mantenute in un account personalizzato chiamato appunto portafoglio elettronico (*e-wallet*) e, utilizzando quest'ultimo, gli utenti possono acquistare beni o servizi, archiviare, ricevere ed inviare criptovalute *online* a chiunque o convertirle nuovamente in valuta *fiat*. Si tenga presente che per il bitcoin in genere non è richiesto un nome o una prova di identità associata al *wallet*.

1.3 La nascita del bitcoin ed il suo funzionamento

La prima criptovaluta che ha introdotto grosse innovazioni nel sistema dei pagamenti e che ha dato il via allo sviluppo di tale mercato è il bitcoin, la moneta virtuale e decentralizzata al momento più famosa e diffusa, la quale non necessita di un'autorità centrale che la gestisca. L'importanza del bitcoin è data dal fatto che è la prima valuta virtuale per capitalizzazione di mercato, essa ha infatti superato i \$300 mld a dicembre 2017, secondo i dati forniti da coinmarketcap.com.

L'analisi delle specifiche tecniche del protocollo Bitcoin⁵ esulano dallo scopo di questa tesi, tuttavia alcuni punti chiave devono essere compresi ed analizzati, partendo dal presupposto che il tema è nuovo e non tutti potrebbero conoscerne il funzionamento. Qui ci si focalizza sul bitcoin, essendo la principale criptovaluta ed essendo quest'ultima oggetto di studio dell'analisi empirica, ma questi concetti possono essere estesi al più grande universo degli *altcoins*, cioè tutte quelle criptovalute alternative al bitcoin. Questo anche perché molti *altcoins* discendono dal bitcoin e si fondano sul suo protocollo.

Come spiega Luther (2016) è la crisi finanziaria globale e la relativa mancanza di fiducia nello status del sistema finanziario ad alimentare la nascita del bitcoin. Nel mondo si registrava una crescente preoccupazione per la stabilità di alcune delle valute tradizionali. L'immissione di liquidità ha portato molte valute ad inflazionarsi con la conseguente erosione del valore del risparmio privato e, allo stesso modo, l'instabilità in Europa alimentava i timori di una svalutazione o addirittura il collasso dell'euro. L'incertezza globale era dunque elevata e proprio in questo contesto nasce il bitcoin, slegato dai governi e dalle autorità, con costi di transazione contenuti e la possibilità di un utilizzo transfrontaliero. Solo la crittografia viene utilizzata per garantire la sicurezza delle transazioni e per impedire agli utenti di spendere più volte la stessa quantità di denaro. Quindi il valore del bitcoin non è basato su bene tangibile, ma semplicemente sulla sicurezza di un algoritmo che è in grado di tracciare tutte le transazioni (Corbet et al, 2018).

Il bitcoin nasce precisamente nel 2008 quando il 31 ottobre venne pubblicato da Satoshi Nakamoto, anonimo programmatore di cui ancora nessuno conosce la vera identità, il

⁵ Si noti che in questo lavoro viene seguita la convenzione di utilizzare Bitcoin con lettera maiuscola per indicare il sistema e la rete, mentre con la lettera minuscola viene indicata la criptovaluta.

white paper che lo introdusse. Nell'abstract di tale documento intitolato *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System* l'autore sostiene che "una versione completamente *peer-to-peer* di denaro elettronico consente di inviare pagamenti *online* direttamente da una parte all'altra senza passare attraverso un istituto finanziario". Egli sostiene inoltre che "le firme digitali sono la soluzione, ma i principali benefici verrebbero persi se una terza parte risultasse ancora necessaria per evitare il problema della doppia spesa (*double spending problem*). Proponiamo una soluzione al problema del *double spending* utilizzando un network *peer-to-peer*. Il network registra le transazioni inserendole in una catena continua basata sul *Proof-of-Work*⁶, creando un dato che non può essere cambiato senza rifare il *Proof-of-Work*. Tale catena è la prova certa della sequenza degli eventi accaduti" (Nakamoto, 2008).

Nakamoto, dunque, per superare i problemi di fiducia relativi ai tradizionali sistemi di pagamento e gli alti costi di intermediazione introduce il bitcoin, spiegando che la crittografia permette a due parti di interfacciarsi direttamente proteggendo al contempo gli utenti dalle frodi.

Già nell'abstract del lavoro di Nakamoto è presente la risposta alla questione lasciata in sospeso nei *paragrafi 1.1 e 1.2*, cioè il modo in cui viene risolto il problema del *double spending* senza far intervenire alcuna autorità centrale. Il bitcoin, ma in generale tutte le criptovalute, aggira e supera l'inconveniente della doppia spesa grazie al sistema su cui si fonda: un network distribuito dove le transazioni avvengono *peer-to-peer*⁷ senza un'autorità centrale, dove ognuno può accedere ed interagire direttamente con tutti gli altri nodi della rete⁸. Ogni transazione viene verificata e convalidata da ogni membro della rete e viene marcata temporalmente e registrata in quella che Nakamoto definisce una "catena continua" (*ongoing chain*), in modo da avere una prova certa della cronologia delle operazioni, infatti è proprio lì che tutte le transazioni effettuate vengono annotate.

⁶ Il *Proof-of-Work*, o PoW, è il modello di consenso più comune ed è un algoritmo che conferma le transazioni avvenute e che crea un nuovo blocco in modo univoco, in modo da arrivare ad un consenso tra tutti i nodi nel momento in cui lo si aggiunge alla catena. Per approfondimenti sui modelli di consenso e sul PoW si veda il *paragrafo 1.3.2*.

⁷ Con sistema *peer-to-peer*, anche indicato con l'acronimo P2P, si indicano quei sistemi che permettono ad ogni utente di interagire direttamente con gli altri. Nel caso specifico di Bitcoin, la rete è costruita proprio in questo modo, senza che sia necessaria la presenza di alcuna banca in qualità di terza parte (contrariamente, ad esempio, a Visa o MasterCard che sono sistemi centralizzati). Solo la crittografia consente il funzionamento di questi sistemi decentralizzati.

⁸ Si tratta infatti di una rete informatica nella quale tra i nodi non vi è alcuna differenza (un nodo in gergo tecnico non è altro che un utente o un computer sulla piattaforma). In altre parole, tutti i nodi sono considerati equivalenti (*peer* significa infatti pari, uguale) ed ogni nodo può compiere una transazione.

La prima valuta digitale lanciata negli anni '90, *DigiCash*, non risolveva correttamente il problema della doppia spesa, cioè non esisteva alcun meccanismo per impedire al detentore di valuta di utilizzarla in più pagamenti. Questo problema è stato dunque risolto da Nakamoto grazie all'utilizzo di tale catena continua (Baçõ et al, 2018).

Quest'ultima è l'elemento più importante del sistema. Conosciuta anche con il nome di *blockchain* è la tecnologia che sta dietro innanzitutto al bitcoin, ma generalmente anche a tutte le altre criptovalute e ne permette il funzionamento. Si tratta sostanzialmente di un *database* di transazioni e funge da *ledger* condiviso e distribuito⁹, una sorta di libro contabile, ed in esso vengono registrate tutte le operazioni eseguite in bitcoin. Si viene dunque a creare un registro pubblico, una catena pubblica di blocchi, la quale non è disponibile solamente su un singolo computer, ma al contrario è disponibile a tutti i nodi, cioè a tutti i computer che supportano il progetto¹⁰. In questo modo tutte le transazioni rimangono all'interno della catena e restano a disposizione di tutti gli utenti, i quali confermano essi stessi le transazioni eliminando la necessità di una terza autorità. Sono infatti i membri stessi della blockchain a confermare le transazioni come valide, vendendosi così a creare una rete totalmente *peer-to-peer* (Lewis et al, 2017). Inoltre, tutti i nodi hanno *ledger* identici che vengono aggiornati rapidamente ogni volta che viene aggiunto un nuovo insieme di transazioni e ciò consente di raggiungere il consenso tra i nodi del sistema.

Una volta che le transazioni vengono verificate e convalidate dalla maggioranza dei nodi, esse vengono memorizzate e registrate in blocchi protetti da complesse costruzioni matematiche. Ogni singolo blocco della blockchain è collegato al blocco precedente e sarà anche collegato al blocco successivo, una volta che verrà aggiunto alla catena. Così facendo, la modifica delle informazioni di un blocco altererebbe il collegamento con tutti gli altri blocchi ed il fatto sarebbe immediatamente evidente a tutti i nodi. Tale struttura "concatenata", assieme a regole di consenso che richiedono che la maggioranza dei nodi

⁹ Spesso infatti la blockchain viene indicata con l'acronimo DLT, *Distributed Ledger Technology*. "Condiviso" significa c'è perfetta informazione tra tutti gli attori del sistema e tutti i membri della piattaforma hanno accesso alle informazioni di tutti gli altri utenti; "distribuito" si riferisce al fatto che tutte le copie del *ledger* sono costantemente sincronizzate e sono quindi identiche in ogni momento (Krawiec et al, 2016).

¹⁰ Si noti che per utilizzare bitcoin non è necessario essere un nodo della rete Bitcoin. I nodi infatti permettono il funzionamento della rete e rendono possibili le transazioni, ma chi utilizza bitcoin per pagare beni o servizi (o per inviare denaro ad altri utenti) non è obbligato a partecipare alla rete in modo attivo, cioè essere un nodo ed avere così una copia sempre aggiornata del *ledger*. A questo soggetto basta solamente crearsi un indirizzo per poter compiere tali operazioni.

convalidino una transazione¹¹ e concordino sulla validità del *ledger*, garantisce che le informazioni contenute nella blockchain non possano essere manomesse (Berryhill et al, 2018).

La blockchain è quindi considerata attendibile ed affidabile, tutti la possono ispezionare, ma nessun singolo utente la controlla. I partecipanti mantengono il *ledger* aggiornato, il quale può essere modificato solo in base a rigide regole e solo se vi è un accordo generale¹² e quindi una volta che una transazione viene aggiunta al *ledger* nessuno può cambiarla. A tal proposito si parla di “immutabilità” della tecnologia blockchain e DeRose (2015) sostiene che il concetto di immutabilità, o resistenza alla manomissione, sia ciò che conferisce valore intrinseco alle criptovalute, grazie ad una caratteristica rivoluzionaria e cioè “la capacità di dichiarare una verità, a livello globale e senza un centro di autorità, indipendentemente da ciò che qualcun altro fa per cambiare questa verità. Su questa resistenza alla manomissione si fonda il valore di un bitcoin”. Alcune caratteristiche potrebbero infatti essere diverse in base al tipo di blockchain (v. infra) ma non l'immutabilità, che è ciò che contribuisce all'affidabilità delle transazioni e che alla fine rende una criptovaluta negoziabile.

Sebbene generalmente nella rete Bitcoin l'anonimato venga mantenuto, grazie a tale registro pubblico è possibile controllare fin dall'inizio la storia della valuta ed ogni utente può dunque capire, consultando la blockchain, le transazioni avvenute. Essa infatti è formata dalle transazioni e dai blocchi, i quali mostrano l'ordine di esecuzione delle operazioni ed il loro valore.

L'anonimato viene mantenuto poiché su molte piattaforme (tra cui anche Bitcoin) gli account possono essere creati senza alcuna identificazione o processo di autorizzazione, consentendo agli utenti di utilizzare uno pseudonimo, un nome fittizio. Tuttavia, anche se le identità dei soggetti sono anonime, i loro account non lo sono, in quanto, come poc'anzi detto, le loro transazioni sono visibili anche a tutti gli altri utenti. Questo potrebbe cambiare nel caso di alcune blockchain *permissioned*¹³, nelle quali potrebbero esserci maggiori restrizioni come, ad esempio, che l'identità di un utente debba essere verificata prima di poter accedere ed interagire nella blockchain (Yaga et al, 2018).

¹¹ Si noti che, sebbene si faccia riferimento ai nodi che intraprendono azioni (ad esempio convalidare le transazioni), la maggior parte di questi passaggi viene eseguita automaticamente dal *software* e non richiede alcun intervento manuale.

¹² Questo è vero per Bitcoin, ma il meccanismo potrebbe cambiare a seconda che la blockchain sia pubblica o privata, come si vedrà nei prossimi paragrafi.

¹³ Per la differenza tra blockchain *permissioned* e *permissionless* si veda il *paragrafo 1.3.3*.

Il sistema si fonda sulla crittografia ed è proprio questo fatto a renderlo sicuro. Esso infatti si basa su chiavi pubbliche e private: tutte le transazioni sono contraddistinte dalla chiave pubblica sia del mittente sia del destinatario (chiave che viene condivisa con tutti gli utenti), mentre il mittente firma la transazione con la propria chiave privata per dimostrare la proprietà dei fondi (chiave che viene mantenuta segreta)¹⁴. Si noti che la condivisione della chiave pubblica non fa cadere la caratteristica dell'anonimato, infatti queste chiavi non sono legate ad un'identità nel mondo reale. Se vogliamo è un po' come pagare in contanti: a differenza di un pagamento eseguito con carta di credito o bancomat, le transazioni in bitcoin non vanno a rivelare la vera identità del soggetto.

Un esempio può chiarire ancora meglio il funzionamento: l'utente 1 vuole acquistare merci dall'utente 2 utilizzando bitcoin. Per fare ciò, avvia una transazione con la sua chiave privata, per dimostrare che l'istruzione proviene proprio da lui. L'utente 1 è identificato nella rete dalla sua chiave pubblica, AAA, e anche l'utente 2 è identificato dalla sua, BBB. I membri della rete verificano che AAA abbia effettivamente i soldi che desidera trasferire a BBB, deve essere risolto un *puzzle crittografico* e, una volta risolto, la transazione viene convalidata e raggruppata assieme ad altre transazioni in un nuovo blocco che viene aggiunto alla blockchain ed il denaro viene trasferito dal portafoglio di AAA a quello di BBB. In questo modo qualsiasi utente può verificare che una transazione sia legittima e che abbia avuto luogo.

Il seguente paragrafo chiarisce cosa siano questi *puzzle crittografici* che devono essere risolti e soprattutto chi esegua tali operazioni.

1.3.1 I *miners* ed il processo di *mining*

Per comprendere il meccanismo attraverso il quale il protocollo Bitcoin emette moneta è importante capire il ruolo di alcuni fondamentali soggetti che operano nella rete. Tali utenti sono chiamati con il termine inglese *miners*, cioè letteralmente "minatori".

¹⁴ La chiave pubblica è l'indirizzo che contraddistingue un portafoglio per ricevere ed inviare valuta. La chiave privata serve invece per autorizzare le operazioni, fa riferimento a dati segreti per utilizzare il proprio portafoglio, consente di utilizzare i fondi contenuti in esso e di firmare la transazione come prova dell'identità dell'utente. È quindi fondamentale che la chiave privata rimanga tale e che venga custodita con cura affinché nessun altro possa disporre dei fondi altrui. Al contrario la chiave pubblica è, per l'appunto, di pubblico dominio e serve per ricevere pagamenti o transazioni. Quest'ultima si ricava dalla chiave privata attraverso degli algoritmi e, volendo fare un paragone, tale indirizzo pubblico è come il codice IBAN nel momento in cui lo si comunica per ricevere, ad esempio, un bonifico. È importante sottolineare che, anche se partendo dalla chiave privata è possibile determinare la chiave pubblica, non è chiaramente possibile il contrario, altrimenti ci sarebbe una profonda contraddizione di fondo.

Mentre le transazioni vengono fatte dagli utenti, sono invece i *miners* che convalidano le transazioni, verificano che l'utente abbia effettivamente i bitcoin che vuole spendere (cioè che non li abbia già spesi in precedenza) e grazie alla loro attività incrementano il livello di sicurezza della rete. Essi hanno il compito di creare nuovi blocchi, i quali però non vengono aggiunti automaticamente alla blockchain, bensì vengono pubblicati attraverso un processo chiamato *mining*¹⁵, eseguito dai *miners* o *mining nodes*.

Più precisamente, dopo che un nodo inizia una transazione, questa viene revisionata e convalidata dagli altri nodi ed attende poi in coda con altre transazioni pendenti fino a quando un nodo di *mining* non convalida un gruppo di transazioni in sospeso e le aggiunge ad un blocco; poi lo pubblica sulla blockchain (Yaga et al, 2018). Tuttavia prima di pubblicarlo e trasmetterlo al resto della rete, il *mining node* deve ottenere l'autorizzazione per inserire il blocco nella catena e, a tal proposito, è il modello di consenso adottato da una piattaforma a stabilire le regole con cui il nodo di estrazione ottenga questa autorizzazione, che per diverse piattaforme, come nel caso di Bitcoin, è un processo competitivo, mentre in altri modelli di consenso non vi è alcuna competizione (si veda il *paragrafo 1.3.2*).

Una transazione non è dunque definitiva finché non è stata aggiunta alla blockchain con il consenso degli altri utenti e generalmente si raccomanda di considerare definitiva una transazione dopo almeno sei conferme, per essere sicuri che l'operazione sia effettivamente registrata e diventi permanente. Questa attesa fornisce una maggiore garanzia, tuttavia si viene a creare un ritardo di circa un'ora prima che una transazione possa essere considerata sicura (Böhme et al, 2015).

Infine, quando il blocco viene condiviso su tutta la rete, la singola copia del *ledger* detenuta da tutti i nodi viene aggiornata.

I blocchi sono contraddistinti da un algoritmo matematico, un *puzzle crittografico* chiamato *hash*, quindi una sorta di "impronta digitale crittografica", che serve per creare i blocchi seguenti, i quali saranno ovviamente allineati cronologicamente altrimenti non vi sarebbe l'*hash* precedente per la creazione del blocco successivo. La marcatura temporale e il *link* al blocco precedente sono indispensabili per tenere traccia delle operazioni eseguite, così da prevenire il già citato problema della doppia spesa. Qualsiasi

¹⁵ Ad essere precisi, il termine *mining* viene usato per le implementazioni di blockchain che usano il modello di consenso *Proof-of-Work*, come nel caso della rete Bitcoin. Il nome del processo per la pubblicazione di nuovi blocchi varia a seconda del modello di consenso, ma per semplicità si utilizza qui il termine *mining* indipendentemente dal modello di consenso utilizzato, anche perché questo lavoro si focalizza sul bitcoin, il quale utilizza appunto il PoW.

tentativo di manomettere una parte della blockchain sarebbe infatti immediatamente evidente, proprio perché il nuovo *hash* non corrisponderebbe a quelli precedenti.

Nello spiegare che cosa si intenda per *hash* Pilkington (2016) scrive “La blockchain si basa principalmente su *hash* e funzioni di *hash* (o *hashing*). Un *hash* (output) è il risultato di una trasformazione dell’informazione originale (input), mentre una funzione di *hash* è un algoritmo matematico che prende l’input e lo trasforma in output. Essa è caratterizzata dall’estrema difficoltà di ripristinare o ricreare i dati di input dal solo codice *hash*”.

L’*hashing* genera dunque un codice *hash* alfanumerico univoco a lunghezza fissa per ogni dato input e quest’ultimo, se invariato, produrrà sempre lo stesso identico codice *hash*. Se tuttavia una qualsiasi parte dell’input dovesse essere modificata anche solo marginalmente (ad esempio una lettera che viene modificata da carattere minuscolo a maiuscolo) il codice cambierà in un nuovo *hash* completamente diverso. Così facendo ogni blocco della catena ha un suo codice univoco per interconnettersi e concatenarsi con gli altri blocchi.

L’algoritmo di *hash* utilizzato da Bitcoin è lo SHA-256 e a tal proposito di seguito riporto un esempio nel quale ho utilizzato un convertitore *online*¹⁶ per calcolare l’impronta digitale di due input molto simili.

SHA-256 dell’input **Marco**

669017e1461557903e78eff1b6264313025627cf9fd2aa02236ddd221701523d

SHA-256 dell’input **marco**

7c8ccc86c11654af029457d90fdd9d013ce6fb011ee8fdb1374832268cc8d967

Si noti come gli output siano completamente differenti, anche solo modificando una lettera da carattere maiuscolo a minuscolo.

Un blocco della blockchain Bitcoin non è dunque modificabile proprio perché viene chiuso e “sigillato” con l’*hash* calcolato attraverso la funzione SHA-256, utilizzando tutte le informazioni e le transazioni contenute in tale blocco. Come visto poc’anzi

¹⁶ Si può utilizzare, ad esempio, il convertitore disponibile sul sito <http://www.sha1-online.com>. Nell’esempio ho usato l’algoritmo di *hash* SHA-256, cioè quello che utilizza Bitcoin. Si noti che l’input può essere di lunghezza variabile, mentre l’output è sempre di lunghezza definita (che dipende dall’algoritmo utilizzato). Ciò significa che anche se l’input è lungo diverse pagine, il risultato sarà sempre una stringa di 64 caratteri (nel caso della funzione SHA-256), dalla quale è impossibile risalire all’input iniziale.

nell'esempio riportato, anche solo modificando in minima parte il contenuto e le transazioni del blocco, la contraffazione risulterebbe immediatamente evidente, dunque questo codice funge da vero e proprio "codice di controllo". Stesso discorso vale per l'ordine non modificabile dei blocchi, nel senso che l'*hash* di un blocco comprende anche le informazioni del blocco che precede (cioè comprende il codice *hash* del blocco precedente). Si viene così a creare la catena immutabile e a prova di contraffazione di cui in precedenza si parlava¹⁷.

I *miners*, i quali contribuiscono con proprie risorse al sistema, vengono ricompensati per l'importante servizio offerto ed è proprio così che il protocollo Bitcoin emette moneta. Più precisamente, dal momento che tale valuta virtuale è decentralizzata e non vi è l'intervento di alcuna autorità centrale, si pone il problema di trovare un modo diverso per generare valuta. L'idea fu di dare una ricompensa a tutti gli utenti che forniscono un servizio alla rete, così da dare un incentivo a tutti i *miners* nel far funzionare il sistema. Nuovi bitcoin vengono dunque creati come ricompensa per l'elaborazione dei pagamenti in cui gli utenti offrono la propria potenza di calcolo (*hashrate*) per verificare le transazioni. Nel momento in cui vengono confermate, esse vengono tutte memorizzate nei blocchi della blockchain, i quali vengono collegati e chiusi attraverso il codice *hash* univoco e l'utente viene ricompensato.

È prevista tale ricompensa ai *miners* perché per trovare l'*hash* corretto (e registrare così una transazione) sono necessari molti tentativi e molta energia, dunque è un'attività economicamente molto impegnativa. Tuttavia, sebbene l'*hash* sia molto difficile da calcolare, è al contempo molto facile per gli altri utenti verificare che una soluzione proposta sia corretta e questo semplifica la verifica di legittimità di un blocco da parte di tutta la rete (Lewis et al, 2017).

Ovviamente i bitcoin si possono ottenere attraverso questo processo, ma anche accettando bitcoin come pagamento per un bene o un servizio, nonché negli exchange o nei mercati OTC (*Over the Counter*) in cambio di valuta *fiat* o altra criptovaluta¹⁸.

In sintesi il funzionamento del processo è il seguente: un *miner* raccoglie le transazioni in sospeso, verifica la loro legittimità e le assembla in un cosiddetto *block candidate*. Il

¹⁷ Si tenga conto che se venisse contraffatta la copia di un *ledger* tale copia non sarebbe neanche presa in considerazione dal sistema. Infatti, per rendere la contraffazione effettiva, il malintenzionato dovrebbe modificare la maggior parte delle copie delle blockchain della piattaforma, tuttavia questa eventualità è remota proprio grazie al *mining* (v. infra).

¹⁸ Si tenga presente che infatti l'attività di *mining* non esiste per tutte le valute virtuali, dal momento che alcune hanno già raggiunto il numero massimo di *token* in circolazione.

miner riesce a guadagnare bitcoin se riesce a convincere tutti gli altri partecipanti della rete ad aggiungere il proprio *block candidate* alle loro copie della blockchain. Affinché il blocco venga accettato, deve soddisfare alcuni criteri come, ad esempio, che tutte le transazioni incluse siano legittime e che l'*hash* del blocco sia corretto. Se il *miner* riesce a trovare l'*hash*, trasmette il *block candidate* alla rete, dove tutti gli altri partecipanti possono facilmente verificare che l'*hash* sia corretto e la conformità di tale codice è la prova che il *miner* ha eseguito un gran numero di calcoli dispendiosi (Berentsen & Schär, 2018). Il primo *miner* che trova l'*hash* per chiudere il blocco e che convince la rete del suo lavoro è il “vincitore” della competizione, si aggiudica la “ricompensa” in bitcoin ed il suo blocco verrà aggiunto alla copia del *ledger* di tutti i nodi del sistema. Tutti avranno così una copia aggiornata ed identica.

Per quanto riguarda le modifiche al protocollo Bitcoin, essendo un sistema *open source*, esse possono essere iniziate da chiunque. Dal momento che l'offerta di moneta ha un limite superiore, si potrebbe, ad esempio, proporre una modifica per aumentare tale tetto massimo. È chiaro però che una modifica per avere valore deve trovare d'accordo gli altri partecipanti della rete, i quali devono approvare ed iniziare a seguire questo nuovo insieme di regole. Se però il cambiamento del protocollo non è supportato all'unanimità, si verificherà un cosiddetto *fork*, cioè una divisione nella rete, che si tradurrà in due blockchain coesistenti e si verrà a creare una nuova criptovaluta. Questo è proprio quello che è avvenuto nel 2017 con Bitcoin Cash¹⁹.

Inizialmente il *mining* poteva essere eseguito da un qualsiasi computer e utente della rete, ma poi sempre più soggetti hanno iniziato a sfruttare tale processo per ottenere dei guadagni facendo incrementare di conseguenza la difficoltà nel trovare l'*hash* per chiudere il blocco. Infatti, proprio per il fatto che il numero di utenti che vorrebbero risolvere tali enigmi è in aumento, questi ultimi stanno diventando sempre più complicati. È chiaro che tanto più una valuta virtuale diventa famosa, tanti più utenti cercheranno di “minarla”, di conseguenza il processo si complica considerevolmente e le ricompense si abbassano, in particolare vengono dimezzate circa ogni quattro anni, o

¹⁹ Si noti che le *forks* potrebbero causare problemi. Le nuove valute create sono infatti spesso dominate da un minor numero di *miners* e, come si vedrà in seguito, se un *miner* controlla più della metà del potere computazionale di una criptovaluta potrebbe potenzialmente falsificare il registro della blockchain. Questo è avvenuto, ad esempio, a maggio 2018 con Bitcoin Gold, dove è stata compromessa la blockchain e rubati circa \$18 mln (Roberts, 2018).

più precisamente ogni 210.000 blocchi²⁰. Per quanto riguarda Bitcoin inizialmente il premio per l'estrazione di un blocco era pari a 50 BTC, ad oggi invece il premio si è drasticamente abbassato ed è pari a 12.5 BTC.

Böhme et al (2015) ribadiscono il concetto, spiegando che quando aumenta la potenza mineraria a livello di sistema, cresce anche la difficoltà dei problemi computazionali per estrarre nuovi blocchi.

I *miners* impiegano circa 10 minuti per chiudere un blocco e ci si potrebbe chiedere perché impieghino così tanto tempo, dal momento che per trovare il codice *hash* di un qualsiasi input serve una frazione di secondo utilizzando un calcolatore *online*. Evitando di scendere troppo nei dettagli, per capire la difficoltà di trovare la soluzione corretta basti pensare che l'*hash* che i *miners* devono trovare è un codice caratterizzato da "vincoli". Questi vincoli richiedono che la stringa (che tecnicamente prende il nome di *nounce*) debba iniziare con una serie di zeri. Si noti che trovare una stringa che inizi con un solo zero è complicato, quindi per rendere il processo molto tortuoso è sufficiente "inasprire" il vincolo e richiedere non solo che vi sia uno zero iniziale, bensì una serie di zeri. I tentativi necessari per rispettare questo requisito aumentano esponenzialmente.

Per far fronte a questa difficoltà sono nate le cosiddette *mining pools* nelle quali i *miners* condividono la loro potenza di calcolo per minare nuovi blocchi.

Waelbroeck (2018) spiega che quando una blockchain richiede il *mining* per convalidare nuovi blocchi, esiste innanzitutto un'esternalità di rete positiva correlata al livello globale di sicurezza della blockchain, infatti il valore del servizio aumenta con il numero di utenti, dal momento che ogni nodo aggiuntivo rafforza la sicurezza del sistema. Assieme a questa esternalità positiva ne esiste però anche una negativa: tanto più le *mining pools* investono in nuove attrezzature, tanto più il costo complessivo del *mining* cresce perché la difficoltà dei problemi crittografici da risolvere aumenta con l'aumentare dei minatori e con l'aumentare dell'*hashrate* globale della rete.

Un altro problema legato alle *mining pools* è che se queste ultime acquisiscono troppa capacità di calcolo potrebbero attaccare il network, manipolando la blockchain sulla quale sono registrate le transazioni ed utilizzare le stesse valute digitali più di una volta. Questa eventualità prende il nome di "attacco del 51%" ed in tal caso si verrebbe a creare una situazione di potere concentrato nelle mani di un solo individuo e la valuta

²⁰ Tenuto conto che i blocchi vengono aggiunti circa ogni 10 minuti, significa che in media al giorno i blocchi sono 144. Conseguentemente, dato che il dimezzamento della ricompensa dei *miners* avviene ogni 210.000 blocchi, è come dire che esso avviene circa ogni quattro anni.

smetterebbe di essere decentralizzata.

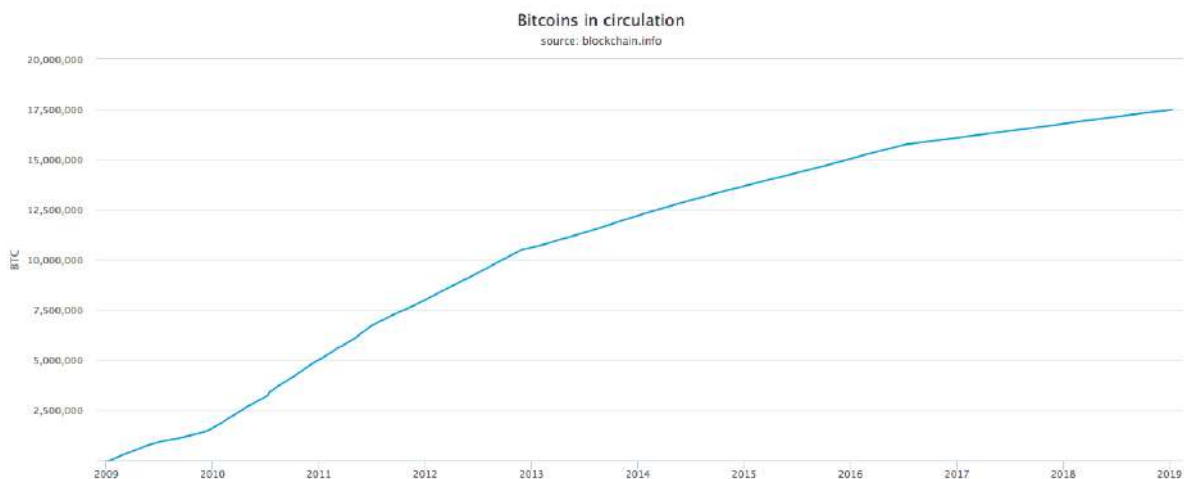
Tuttavia una riflessione interessante è la seguente: se il prezzo del bitcoin diminuisce allora i *miners* dovrebbero ritirarsi, poiché il costo dell'estrazione inizia a superare i benefici. Questo crea sicuramente un rischio in termini di sicurezza, infatti aumenterebbe il controllo da parte di alcune *pools* e potrebbe prospettarsi così un attacco del 51%. Il sistema Bitcoin ha però un meccanismo di regolazione automatico per non indurre i *miners* ad abbandonare il loro servizio quando il prezzo scende: i *puzzle* che essi devono risolvere diventano più difficili quando il prezzo del bitcoin aumenta, mentre diventano più facili quando il prezzo scende. Ciò mantiene costante il tasso di produzione di bitcoin ad un blocco ogni 10 minuti circa, quindi una fornitura anelastica che dipende solamente dal tempo (Kjærland et al, 2018). Nello specifico dopo che sono stati trovati 2.016 blocchi il sistema controllerà e vedrà se il tempo medio effettivo della creazione dei blocchi era maggiore o minore di 10 minuti: se erano trascorsi meno di 10 minuti il sistema aumenterà la difficoltà per trovare nuovi blocchi in modo da ripristinare la media dei 10 minuti (tecnicamente si parla di *difficulty retarget*).

Si noti che impiegando più potenza di calcolo nella rete è possibile che aumenti solo *temporaneamente* la probabilità che il *miner* in questione con la maggiore potenza sia più produttivo. Infatti se ipoteticamente qualcuno dovesse impiegare la più potente tecnologia esistente, una volta che la rete rileverà che il tempo medio di creazione dei blocchi è troppo basso, regolerà di conseguenza la difficoltà rendendo così la nuova tecnologia semplicemente adeguata e tutte le altre tecnologie inferiori o addirittura obsolete.

Come si può notare in *figura 4*, reperita da *blockchain.com*, il numero di bitcoin che sono stati estratti a partire dal 2009 in avanti è in costante aumento, il trend è crescente, e a fine gennaio 2019 il numero di bitcoin in circolazione, cioè l'offerta corrente di bitcoin sul network, è attorno a 17.500.000 BTC. Si tenga conto che la rete Bitcoin è progettata con un tetto massimo di valute virtuali in circolazione pari a 21 mln, contrariamente alla moneta legale dove la sua offerta può essere aumentata discrezionalmente dall'autorità centrale.

Questo ha forti implicazioni sul valore di mercato del bitcoin, in quanto introduce una potenziale tendenza deflazionistica²¹ a causa dell'offerta limitata (Bação et al, 2018). A tal proposito Cantarella (2014) spiega che dal momento che l'offerta di bitcoin non può essere adeguata alla domanda, più si diffonde il suo utilizzo e la sua domanda, più aumenterà il suo prezzo. Il costo dei beni denominati in tale valuta crolla e il bitcoin deflazona, cioè aumenta di valore. L'autore spiega inoltre che se in un certo momento il valore diminuisce non significa che la valuta non deflazonerà nuovamente, infatti, riassetata la domanda, potrebbe ritornare a deflazonare. La questione che rimane aperta è se sia un bene o un male che deflazioni, anche perché i cicli speculativi potrebbero essere un problema per una criptovaluta che si propone di sostituirsi alle valute tradizionali.

Figura 4 - Numero di bitcoin in circolazione



Fonte: *blockchain.info*, <https://www.blockchain.com/it/charts/total-bitcoins>

Per quanto riguarda il numero di transazioni, sempre dal sito *blockchain.com*, è possibile reperire il grafico visibile in *figura 5*, il quale indica il numero di transazioni giornaliere globali confermate per il bitcoin. Si può notare che, mentre fino alla fine del 2015 non sono mai state superate le 100.000 transazioni giornaliere, da tale anno in avanti il

²¹ Waelbroeck (2018) spiega che un aumento continuo del valore del bitcoin potrebbe portare ad una situazione in cui le persone preferiscono mantenere i bitcoin per sé stessi piuttosto che spenderli, rendendoli inutili. Ciò porterebbe ad una diminuzione del prezzo dei beni denominati in bitcoin, generando così una potenziale pressione deflazionistica sull'economia con le persone che si aspettano che i prezzi scendano ulteriormente.

numero è cresciuto rapidamente fino a superare le 400.000 transazioni giornaliere a fine 2017. Questo a significare che il consenso nei confronti del bitcoin è aumentato nel tempo, infatti sempre più commercianti ed individui utilizzano il bitcoin non solo come strumento di investimento ma proprio come mezzo per pagare beni e servizi.

Figura 5 - Numero di transazioni confermate al giorno



Fonte: blockchain.info, <https://www.blockchain.com/it/charts/n-transactions-per-block>

L'esistenza di blockchain e *mining* garantisce un efficace sistema "anti frode", essi infatti forniscono e garantiscono una visione comune nella rete e decidono quali transazioni siano valide, in modo che un utente non possa spendere contemporaneamente valute virtuali verso due riceventi.

La tecnologia blockchain ha dunque la fondamentale funzione di fornire un consenso decentralizzato. Quest'ultimo è la descrizione di una condizione (ad esempio l'effettuazione di un pagamento) che è universalmente accettata da tutti gli utenti del sistema e gli economisti hanno da tempo riconosciuto che il consenso consente agli agenti con prospettive divergenti di interagire come se esso fornisse la "verità" (Cong & He, 2018).

Così facendo si dà ai partecipanti stessi della blockchain la possibilità di fidarsi di utenti sconosciuti, proprio perché nessuno può prevalere sugli altri ed il processo si sviluppa e passa attraverso il consenso condiviso, cioè il consenso di tutti i partecipanti. È proprio grazie a tale impianto che non c'è bisogno di avere un soggetto terzo (banca o Stato).

Come scrive il *The Economist* (2015), la blockchain è una “trust machine”, una macchina che crea fiducia, che consente alle persone di interagire e condurre transazioni anche se non si conoscono o non hanno una relazione preesistente basata sulla fiducia.

1.3.2 Il meccanismo del consenso

Tutte le blockchain hanno un meccanismo di consenso che viene utilizzato per aggiungere nuovi blocchi al *database* (Lewis et al, 2017).

Berryhill et al (2018), con riferimento al raggiungimento del consenso, ribadiscono quanto già in precedenza discusso e cioè che un aspetto importante della tecnologia blockchain è che la maggioranza dei nodi deve esaminare ed approvare le transazioni in un blocco prima che esso possa essere registrato. In questo modo nessuno può manomettere il *ledger*, chiunque può ispezionarlo ed esso può dunque essere ritenuto affidabile. Tuttavia gli autori spiegano che un aspetto chiave che riguarda il consenso è determinare quale nodo di *mining* abbia il diritto di pubblicare nella blockchain il nuovo blocco e a tal proposito esistono diversi modelli appropriati a contesti differenti, in relazione al livello di fiducia che gli utenti di una piattaforma hanno l'un l'altro.

Inizialmente la blockchain fu sviluppata partendo dal presupposto che generalmente i partecipanti non si conoscono e di conseguenza nutrono reciproca sfiducia, pertanto è proprio grazie al consenso che tale tecnologia distribuita ed autoregolata permette agli utenti reciprocamente diffidenti di condurre transazioni e di raggiungere questo stato di autoregolamentazione (Yaga et al, 2018). Da allora, tuttavia, sono state sviluppate diverse applicazioni della blockchain, le quali differiscono dal modello “originario” e presentano un maggior livello di fiducia: è il caso, ad esempio, dei cosiddetti *permissioned ledgers*, legati al concetto di blockchain privata.

Da ciò si evince che il meccanismo del consenso differirà a seconda del fatto che la blockchain sia *permissioned* o *permissionless* (v. infra).

Se la blockchain è *permissioned* il grado in cui i partecipanti alla rete sono disposti a fidarsi l'un l'altro ha effetto sul modello di consenso, infatti la transazione in questo caso viene confermata da un membro autorizzato della rete e il consenso viene mantenuto perché c'è fiducia verso tale utente che ha il potere di confermare le transazioni. Al contrario, nelle blockchain *permissionless* (come ad esempio la blockchain di Bitcoin) la fiducia viene a mancare perché chiunque può partecipare ed aggiungere dati al *ledger*,

pertanto in questo caso il modello di consenso necessariamente differirà dal caso precedente.

L'aspetto chiave è che tutte le blockchain, a vari gradi, mirano a creare un sistema che le parti possano mantenere e modificare congiuntamente in modo decentralizzato, senza che nessuno individualmente eserciti un controllo centrale. La caratteristica fondamentale della tecnologia è quindi la capacità di mantenere una visione uniforme circa lo stato delle cose e l'ordine degli eventi (Cong & He, 2018).

I principali modelli di consenso che oggi esistono sono tre e vengono di seguito esposti.

Il consenso basato sul Proof-of-Work (PoW)

Il PoW è il modello di consenso più conosciuto utilizzato anche dalla stessa piattaforma Bitcoin, nonché il metodo più comune impiegato per aggiungere nuovi blocchi nelle blockchain *permissionless*. Esso richiede che un *mining node*, per aggiungere un blocco al *ledger*, debba spendere molte risorse di elaborazione per risolvere un difficile *puzzle crittografico* e l'accurata soluzione serve come prova del fatto che è stato svolto il lavoro necessario per pubblicare il blocco. Proprio per questo motivo si parla di *Proof-of-Work*, che letteralmente significa "prova del lavoro". L'utente, una volta completato tale lavoro e trovato l'*hash*, invia il blocco agli altri nodi della rete, i quali verificano che l'attività sia stata accuratamente completata e che il blocco nonché il suo contenuto siano validi. Se è così, i nodi aggiungono il blocco alla loro copia del *ledger*. Si noti che il processo per arrivare alla soluzione costa molto, sia in termini di tempo di elaborazione sia in termini di elettricità, ma al contrario è molto facile verificare che la soluzione sia corretta (Yaga et al, 2018).

Si viene così a creare un consenso generale e, una volta raggiunto tale stato, il blocco viene "incatenato" ai precedenti e tutti i *ledger* vengono aggiornati.

Questo impedisce attacchi alla rete e garantisce che le transazioni non possano essere modificate, in quanto ciò richiederebbe al soggetto malintenzionato di avere potenza di calcolo in grado di competere con l'intera rete. Di conseguenza, la blockchain raggiunge un consenso a prova di manomissione sulla validità delle transazioni (Cong & He, 2018).

Il modello PoW è adatto per i registri *permissionless*, i quali consentono a chiunque di partecipare, aggiungere dati al *ledger* ed avere copie identiche di quest'ultimo. Come spiegato poc'anzi, è proprio il fatto che chiunque possa contribuire che va a causare sfiducia reciproca tra i soggetti. Di conseguenza il PoW garantisce che ogni nodo abbia

all'incirca la stessa probabilità di risolvere il *puzzle*, impedendo così che solo determinati utenti controllino quali blocchi vengono aggiunti (Yaga et al, 2018).

Tale modello pone tuttavia sfide delicate ed importanti da tenere in considerazione come il consumo energetico nonché la scalabilità, che si riferisce alla capacità elaborazionale della rete (Berryhill et al, 2018).

Vi sono molte discussioni circa il consumo di energia associato all'uso del modello PoW e legate in particolare al processo di *mining* nella piattaforma Bitcoin. Ad inizio marzo 2018 il consumo stimato di elettricità annuale di Bitcoin ammontava a 58 terawatt hour (TWh) ed era in rapida crescita, l'equivalente di oltre 5 milioni di case americane e circa lo stesso consumo di energia di Paesi come il Kuwait. A fine ottobre/inizio novembre 2018 il consumo stimato era già salito a ben 73 TWh²², a causa della sempre maggior potenza elaborazionale richiesta per estrarre nuovi blocchi. Al momento il consumo stimato di energia rappresenta circa lo 0,21% del consumo annuale mondiale ed è chiaramente una pratica insostenibile per motivi ambientali²³.

Le blockchain *permissionless* che usano il PoW possono inoltre incontrare problemi di scalabilità che vanno a limitare la loro utilità, nel senso che la piattaforma non è in grado di elaborare le transazioni rapidamente e può raggiungere un livello massimo in termini di capacità elaborazionale. Il problema è particolarmente evidente nella piattaforma Bitcoin, la quale è in grado di processare solo sette transazioni al secondo, non riuscendo in tal senso a competere con società finanziarie tradizionali come *Visa* (1667 transazioni al secondo) o *PayPal* (193 transazioni al secondo) (Berryhill et al, 2018). Questo limite è dovuto al tempo che serve per aggiungere le transazioni ad un blocco e al tempo necessario per pubblicare quest'ultimo nella catena attraverso il modello di consenso. Inoltre, a mano a mano che la piattaforma diventa più popolare il problema aumenta perché innanzitutto sempre più utenti vogliono inviare transazioni e poi perché i dati di queste transazioni devono essere propagati attraverso l'intera rete, la quale è in continua crescita. Quindi all'aumentare della popolarità della piattaforma e del numero di utenti che eseguono transazioni diventa impossibile processare un numero elevato di transazioni ad una velocità adeguata, proprio a causa del lungo processo di conferma.

²² Per dati correnti ed aggiornati sul consumo di elettricità della piattaforma Bitcoin si può far riferimento al sito <https://digiconomist.net/bitcoin-energy-consumption>

²³ Si noti che questo estremo consumo di energia lo si trova solamente nei modelli di consenso basati sul PoW, mentre né per il PoS né per il PoA, spiegati di seguito, il consumo energetico è un problema.

Il consenso basato sul Proof-of-Stake (PoS)

Il modello PoS è basato sul concetto che gli utenti con più “partecipazione”, cioè l’ammontare di criptovaluta che l’individuo ha sulla piattaforma, sia l’elemento determinante utilizzato dal sistema per decidere quale soggetto abbia la priorità nell’aggiungere nuovi blocchi alla catena. L’ipotesi di base è che gli utenti con più partecipazione nella piattaforma hanno sicuramente un forte desiderio che quest’ultima abbia successo e prenderanno dunque le decisioni nel suo miglior interesse (Yaga et al, 2018).

Esistono diversi modi per implementare il PoS: alcuni metodi prevedono, ad esempio, la scelta casuale di utenti in proporzione alla loro quantità di valuta nella piattaforma; altri invece seguono il cosiddetto “*coin ageing*”, in cui viene data la priorità agli individui con criptovaluta più “vecchia” rispetto a quelli con moneta più recente. Con questa seconda metodologia, nel momento in cui un soggetto crea un blocco, l’età della sua valuta si resetta e torna a zero per impedire ad alcuni utenti di avere troppo potere decisionale (Yaga et al, 2018).

Come il modello PoW, anche il PoS è adatto per ambienti in cui vi sono alti livelli di sfiducia reciproca (come nel caso dei registri *permissionless*), tuttavia a differenza del PoW in questo caso non sono necessarie dispendiose risorse di elaborazione.

Il consenso basato sul Proof-of-Authority (PoA)

Il *Proof-of-Authority* conferisce la possibilità di convalidare e pubblicare nuovi blocchi nella blockchain solo ad alcuni utenti autorizzati, chiamati *validators*. Diversamente dai modelli di consenso basati sul PoW e sul PoS, in questo caso l’identità dell’individuo deve essere conosciuta e verificata, e questo è fondamentale poiché l’identità è l’unico modo per verificare il potere di un soggetto di aggiungere nuovi blocchi e per mantenere il consenso. Il PoA, se confrontato con il PoW, è un modello molto più veloce per l’elaborazione di nuovi blocchi, dal momento che non è necessario fornire la prova del proprio lavoro attraverso processi lunghi e dispendiosi.

Questo modello potrebbe essere utilizzato nel caso di *ledger* sia *permissioned* sia *permissionless*. La logica che sottostà al *Proof-of-Authority* è che gli individui, la cui identità e la cui reputazione è in gioco per la sicurezza della rete, sono incentivati a preservarla. Il PoA è il modello più familiare per gli utenti che hanno esperienza di lavoro con i *database* nei quali solo specifici soggetti autorizzati possono modificare o

aggiungere dati. Potrebbe quindi essere utilizzato, ad esempio, per l'applicazione della tecnologia blockchain nel settore pubblico, in quanto può rappresentare correttamente la complessità della revisione governativa e dei processi decisionali. Tale settore ha infatti maggiori probabilità di sfruttare le blockchain *permissioned*, le quali sono più adatte a modelli come il PoA, proprio perché una piattaforma così strutturata consentirebbe di avere solo determinati utenti autorizzati ad accedere ed aggiungere nuove informazioni al sistema (Berryhill et al, 2018).

1.3.3 Blockchain pubbliche e private

La blockchain di Bitcoin è una rete pubblica e chiunque può avervi accesso e proporre transazioni. È però corretto precisare che il sistema non è sempre lo stesso, esistono infatti anche blockchain private, dove possono partecipare solo specifici utenti autorizzati.

C'è quindi un'importante distinzione tra *ledger permissionless* (o pubblico) e *ledger permissioned* (o privato). I registri *permissionless*, che sono le prime blockchain ad essere state sviluppate con la creazione delle criptovalute come bitcoin, consentono a chiunque di fornire dati al *ledger* e di avere copie identiche a chiunque sia in possesso del registro. Tali registri, come visto nel paragrafo precedente, spesso usano il modello di consenso PoW o PoS, che consente agli utenti reciprocamente diffidenti di condurre transazioni tra di loro. Al contrario, nei registri *permissioned* i contributi al *ledger* sono limitati ad un gruppo ristretto di utenti ai quali è stato concesso tale diritto e anche l'accesso per visualizzare le transazioni potrebbe essere limitato (la visualizzazione potrebbe anche essere pubblica, tutto dipende delle impostazioni e dalle regole del *ledger*).

Waelbroeck (2018) spiega dettagliatamente la differenza tra blockchain pubbliche e private. La blockchain pubblica rappresenta per molti una soluzione di “fiducia decentralizzata”, mentre la blockchain privata può essere completamente centralizzata o controllata da un piccolo numero di utenti.

Una delle principali differenze tra blockchain privata e pubblica riguarda la riservatezza delle transazioni e dei dati personali. È facile garantire la riservatezza dei dati archiviati nelle blockchain private, dal momento che solo un numero limitato di nodi può accedervi; al contrario i dati memorizzati nelle blockchain pubbliche sono accessibili a tutti, poiché essi vengono utilizzati per costruire un registro pubblico decentralizzato.

Tuttavia è possibile garantire certe forme di riservatezza anche nelle blockchain pubbliche utilizzando pseudonimi e questo è il caso, ad esempio, della rete Bitcoin.

L'autore spiega inoltre che le blockchain private e pubbliche differiscono per tre aspetti: il processo di convalida, la *governance* ed il problema della responsabilità legale.

Per quanto riguarda il primo aspetto, come visto in precedenza, ci possono essere problemi di scalabilità in una blockchain pubblica che usa un consenso basato sul PoW (come nel caso della rete Bitcoin), poiché l'*hashrate* cresce con le dimensioni della rete e il sistema richiede diverse convalide prima di aggiungere un nuovo blocco. Al contrario, le blockchain private utilizzano altri tipi di consenso per scrivere migliaia di transazioni al minuto, come ad esempio il *Proof-of-Authority*. Tuttavia l'aumento della velocità di convalida ha sicuramente un costo in termini di sicurezza, poiché nelle blockchain private vi sono meno nodi che convalidano i nuovi blocchi.

In secondo luogo, la *governance* di una blockchain pubblica richiede che vi sia l'accordo di tutti i nodi della rete per apportare un importante cambiamento al protocollo, mentre tale decisione può essere presa da un numero ristretto di utenti nel caso di una blockchain privata.

Infine sorge e rimane aperta la questione della responsabilità legale: gli studiosi ritengono che sia molto più facile stabilire delle responsabilità nel caso di una blockchain privata, mentre nel caso invece di una blockchain pubblica internazionale la questione è decisamente più complicata e a riguardo restano molti interrogativi.

1.4 I vantaggi e gli svantaggi del bitcoin

Le criptovalute come bitcoin hanno vantaggi e svantaggi.

Tra i vantaggi si possono annoverare, ad esempio, gli inferiori costi di transazione rispetto ai tradizionali metodi di pagamento, dal momento che in questo sistema non vi è la presenza di intermediari. Un bonifico internazionale può avere commissioni molto elevate, anche di svariate decine di euro (dipende dalla banca, dall'importo da transare, dal fatto che il bonifico sia SEPA o meno, etc.); al contrario in una transazione nella quale si paga con bitcoin vi sono commissioni pari a 0.0001 BTC, cioè ad oggi meno di €0.30, indipendentemente dall'importo e/o dalla distanza²⁴. Si tenga presente che questa

²⁴ Per avere un dato medio in termini di commissioni sulle transazioni in bitcoin si può far riferimento ai dati forniti dal sito bitinfocharts.com.

commissione è a carico del mittente/del consumatore, a differenza delle tradizionali forme di pagamento (carte di credito, prepagate, etc.) dove la commissione è a carico dell' esercente/del commerciante. Questo tuttavia non deve far pensare ad un possibile svantaggio, infatti nei metodi di pagamento tradizionali la commissione richiesta ai commercianti non è impensabile che venga ricaricata sul prezzo del bene. Così facendo sarebbe sempre il consumatore finale a pagare tale commissione (con ogni probabilità maggiore di €0.30).

Altro vantaggio è legato ai tempi d'attesa per l'elaborazione delle transazioni, le quali possono essere regolate più velocemente di quelle delle che utilizzano valuta *fiat*, infatti le tempistiche sono ridotte ad una manciata di minuti²⁵. A tal proposito ricordo che occorrono di norma circa 10 minuti affinché una transazione di bitcoin sia registrata nella blockchain, dovunque si trovino due soggetti nel mondo. È dunque un'attesa ben più contenuta rispetto alle tempistiche medie richieste dal circuito bancario. Questo gioca a favore delle criptovalute se paragonate ai tempi necessari per processare i bonifici (in modo particolare per i pagamenti tra diverse aree valutarie), anche perché si tenga in considerazione che l'elaborazione dei pagamenti con criptovalute avviene h24, 7 giorni su 7, a differenza dei pagamenti effettuati tramite i tradizionali sistemi di pagamento.

Altro vantaggio è riscontrabile nelle transazioni anonime (o meglio, pseudonime), le quali permettono agli utenti di non lasciare alcuna traccia direttamente collegabile alla loro persona.

Oltre a questi vantaggi vi sono anche degli svantaggi, riscontrabili ad esempio nella volatilità di prezzo che potrebbe attirare solamente gli speculatori e scoraggiare l'utilizzo della criptovaluta come mezzo di pagamento, la quale verrebbe vista più come un investimento speculativo che come una valuta. I commercianti, ad esempio, se il prezzo è molto volatile difficilmente riescono a fissare prezzi in bitcoin, dal momento che devono continuamente aggiornarli in base ai cambi.

Anche il fatto che le transazioni siano irreversibili può essere visto come uno svantaggio, dal momento che quando un utente invia dei bitcoin e la transazione viene inserita nella blockchain essa non è più annullabile. Il fatto, al contrario, potrebbe essere visto come un vantaggio per i commercianti, i quali sono sicuri dell'irreversibilità del pagamento.

²⁵ A giugno 2018 il tempo di convalida di una transazione bitcoin era in media di 15 minuti. A dicembre 2017 invece per una transazione servivano in media anche più di 30 ore, ma è anche vero che è proprio in quel periodo che il bitcoin ha raggiunto il suo picco più elevato, sfiorando quota \$20.000 (C. Nizza, 2018).

Vi è inoltre l'ampio tema della regolamentazione, il quale può essere considerato svantaggioso se si dovesse tradurre in una stretta dei Paesi allo sviluppo e all'utilizzo del bitcoin. L'argomento è ampiamente trattato nelle prossime sezioni.

In tema di vantaggi e svantaggi rientrano rispettivamente anche i potenziali benefici ed i potenziali rischi legati al fenomeno, infatti sulle criptovalute non vi è uniformità di pensiero. C'è chi vede il fenomeno come potenzialmente molto rischioso, con alcuni studiosi che pensano che tutto il sistema sia solamente una grande illusione, una grande frode²⁶; molti altri invece lo sostengono e, al contrario dei detrattori, ritengono che ci possa essere un grande potenziale dietro le criptovalute, le quali sono in grado di favorire un'importante innovazione e potenzialmente cambiare il mondo della finanza come noi lo conosciamo.

Nei due seguenti paragrafi vengono presi in considerazione i principali benefici e rischi legati al fenomeno. Si noti che queste sezioni non sono da intendersi come un elenco esaustivo di benefici e di rischi, bensì come un inquadramento generale. In aggiunta si tenga in considerazione che, essendo il fenomeno in costante evoluzione, non è possibile stilare una lista di rischi e benefici che risulti effettivamente completa ed esaustiva.

1.4.1 I potenziali benefici

I sostenitori delle valute virtuali identificano numerosi benefici e vantaggi nelle criptovalute.

Oltre alla velocità e ai costi di transazione molto contenuti, le valute virtuali contribuiscono anche alla crescita economica, infatti, rispetto ai sistemi di pagamento tradizionali con attori ben affermati, esse hanno creato nuovi tipi di attività, nuove opportunità di business che prima non esistevano. È il caso ad esempio dell'attività di *mining*, già discussa in precedenza, la quale ha portato allo sviluppo di *mining pools* e di *hardware* specializzati.

Sono inoltre nate ulteriori opportunità di business per gli exchange a causa della necessità di convertire le valute virtuali in valuta *fiat* e viceversa.

²⁶ Alcuni paragonano il sistema al *Ponzi scheme*, cioè uno schema piramidale che si concretizza in una truffa nella quale vengono promessi agli investitori alti tassi di rendimento con pochi rischi. I primi "investitori" si vedranno corrispondere dei rendimenti ed in questo modo si va ad instaurare la fiducia nei confronti del truffatore. Quest'ultimo infatti riconoscendo il rendimento certifica il funzionamento del sistema. Ciò permetterà di attirare nuovi "investitori" fintantoché il sistema non collassa poiché diventa impossibile rimborsare tutti i partecipanti. È proprio così che si materializza la truffa, la frode.

Vi sono anche dei potenziali benefici di natura più concettuale, come l'inclusione finanziaria²⁷. A tal proposito l'EBA (2014) nel documento *Opinion on 'virtual currencies'* sostiene che “nelle giurisdizioni in cui i servizi finanziari non sono ampiamente disponibili, dove gli utenti hanno un profilo di rischio elevato, dove i servizi finanziari sono troppo costosi per gli individui o dove gli oneri amministrativi per ottenere un conto sono alti, le criptovalute forniscono un modo alternativo per le persone di raggiungere lo stesso scopo: accedere al commercio ed effettuare transazioni di pagamento. Tuttavia, questo potenziale beneficio è molto meno pronunciato nell'Unione europea, in quanto le direttive come la *Payment Accounts Directive*, adottata nell'aprile del 2014, forniranno conti bancari di base e a basso costo per tutti i cittadini nell'UE, aumentando così l'inclusione finanziaria”.

Altri benefici sono potenzialmente riscontrabili in termini di sicurezza dei dati personali, dal momento che le transazioni di pagamento con criptovaluta non richiedono la fornitura di dati personali o sensibili. Molti inoltre sostengono il sistema perché, come già spiegato in precedenza, considerano la moneta tradizionale un mezzo di pagamento inaffidabile a causa del potere che hanno i governi o le Banche Centrali di controllarne l'offerta. Essi supportano dunque le criptovalute poiché hanno il beneficio di avere limitate interferenze da parte delle autorità pubbliche²⁸.

1.4.2 I potenziali rischi

Dopo aver visto i potenziali benefici legati alle criptovalute, vengono ora esaminati i principali e potenziali rischi, identificando in modo particolare il portatore di tale rischio.

Si possono identificare moltissimi rischi legati al fenomeno e già l'EBA nel 2014 ne aveva individuati circa settanta. Alcuni di questi sono simili, se non identici, ai rischi derivanti da servizi o prodotti finanziari convenzionali (come i servizi di pagamento o i prodotti di investimento), mentre altri sono specifici delle valute virtuali.

²⁷ Con inclusione finanziaria si intendono le attività sviluppate per consentire l'accesso ai servizi finanziari a coloro i quali non sono completamente integrati nell'ordinario sistema finanziario. Il concetto è dunque legato all'intento di rendere i servizi finanziari accessibili a costi ragionevoli a tutti gli individui e a tutte le imprese, indipendentemente dal patrimonio e dalle dimensioni.

²⁸ In realtà la questione è controversa. Mentre da un lato si potrebbe obiettare che un sistema basato su un'autorità centrale con la possibilità di determinare l'offerta di moneta non sia l'ideale, dall'altro questo non implica automaticamente che un'alternativa migliore sia, come nel caso delle criptovalute, avere un sistema interamente governato da algoritmi, il quale potrebbe subire, ad esempio, manipolazioni.

Di seguito vengono riportati alcuni dei rischi individuati dall'EBA²⁹. A tal proposito l'autorità individua cinque diverse categorie di soggetti esposti a tali rischi: (a) rischi per gli utenti; (b) rischi per gli altri partecipanti (non utenti) al mercato; (c) rischi per l'integrità finanziaria; (d) rischi per i sistemi di pagamento esistenti legati alle valute aventi corso legale; (e) rischi per le autorità di regolamentazione.

a. Rischi per gli utenti

Le criptovalute possono essere molto rischiose in particolare per le persone fisiche. L'EBA nel 2013 emise un avvertimento pubblico dove informava tutti gli agenti che operavano sul mercato del fatto che tali valute non sono regolamentate e dei loro rischi effettivi, come la grande volatilità di questi strumenti e le importanti perdite di denaro che si potrebbero subire anche a causa di furti. Alcuni esempi di potenziali rischi afferenti alla categoria dei rischi per gli utenti sono i seguenti:

- l'utente subisce importanti perdite quando lo scambio è fraudolento, nel momento in cui il comportamento dei partecipanti allo scambio non è corretto;
- l'utente diventa inaspettatamente soggetto ad una particolare tassazione;
- l'utente perde valute virtuali a causa di furti di *e-wallet* o attacchi *hacker*. La crittografia degli *e-wallet* potrebbe essere compromessa e l'utente non avrebbe alcun diritto di rimborso mancando sistemi robusti di protezione;
- l'utente non ha alcuna garanzia che le criptovalute vengano accettate su base stabile e permanente come mezzo di pagamento, infatti i commercianti sono tenuti ad accettare solamente moneta avente corso legale, non valute virtuali. Possono inoltre decidere di variare nel tempo l'accettazione di criptovalute ritenendo i rischi complessivi troppo elevati;
- l'utente non è in grado di convertire le valute virtuali in valuta *fiat*, o non è in grado di farlo ad un prezzo ragionevole, proprio perché, ad esempio, ci si trova in un mercato illiquido, poco profondo;
- l'utente registra una diminuzione di valore delle valute virtuali a causa di fluttuazioni significative ed inaspettate dei tassi di cambio, anche perché il mercato delle criptovalute e la formazione dei prezzi in esso non sono del tutto

²⁹ Per l'elenco completo dei rischi individuati dall'EBA si faccia riferimento al documento dell'EBA (2014) *Opinion on 'virtual currencies'* indicato in bibliografia.

trasparenti e non esiste, per definizione, alcuna autorità centrale che possa intervenire per stabilizzare i cambi.

b. Rischi per gli altri partecipanti (non utenti) al mercato

I rischi legati alle criptovalute potenzialmente esistono anche per gli altri partecipanti al mercato che non sono utenti, come ad esempio gli exchange ed i commercianti. Alcuni esempi sono i seguenti:

- l'exchange non è in grado di adempiere agli obblighi di pagamento denominati in valuta virtuale o in valuta *fiat*. Tale rischio riguarda gli exchange (e di conseguenza colpisce i suoi creditori) nel momento in cui non dispone di adeguati meccanismi di *governance* per sorvegliare le transazioni, non tiene correttamente i registri o possiede fondi inadeguati per rimborsare i creditori. Inoltre la particolare criptovaluta che viene scambiata ed il protocollo sottostante che la controlla potrebbero essere tecnologicamente difettosi o compromessi, oppure è l'ambiente IT della stessa piattaforma che potrebbe mancare di affidabilità o sicurezza. Se il problema si verifica in seguito al fallimento dell'exchange il rischio sorge a causa di insufficienti garanzie contro il default;
- dopo aver accettato valute virtuali come pagamento il commerciante non viene rimborsato. Il rischio sorge a causa del problema della doppia spesa di cui in precedenza già si è discusso, infatti, mentre i sistemi di pagamento elettronici che utilizzano valuta *fiat* impediscono la doppia spesa grazie all'autorità centrale che autorizza le transazioni, per le criptovalute non esiste invece alcun ente centrale. È anche vero, come spiegato in precedenza, che per evitare il *double spending* le criptovalute come il bitcoin utilizzano un sistema decentralizzato con nodi separati e l'autenticità di ogni transazione è verificata nel momento in cui esse vengono aggiunte alla blockchain. Ciò garantisce che le risorse utilizzate nella transazione non siano state precedentemente spese. È però altrettanto vero che non vi è alcuna garanzia che una particolare criptovaluta utilizzi questa metodologia, né è sicuro che, se questo approccio viene utilizzato, esso venga completato in modo sicuro e non venga compromesso;
- il commerciante non può essere completamente certo che sarà in grado di spendere le monete virtuali ricevute, infatti non vi è alcuna garanzia che egli potrà utilizzarle, ad esempio, per pagare le fatture o le proprie passività, proprio

per il fatto che le criptovalute non hanno corso legale e quindi non devono per forza essere accettate da altri soggetti (l'accettazione delle valute virtuali è infatti volontaria, non obbligatoria). Il commerciante inoltre non può essere certo del potere d'acquisto del denaro virtuale che ha ricevuto, proprio per il fatto che il tasso di cambio tra valuta digitale e valuta *fiat* fluttua in modo significativo, spesso entro brevissimi periodi di tempo;

- il *provider* di *e-wallet* perde il portafoglio elettronico fornito agli utenti. Questi portafogli sono infatti *file* digitali, pertanto sono soggetti a potenziali attacchi *hacker* e, diversamente dai portafogli convenzionali, possono essere rubati da qualsiasi parte del mondo.

c. Rischi per l'integrità finanziaria

I rischi per l'integrità finanziaria comprendono i rischi di riciclaggio di denaro e finanziamento del terrorismo, nonché altri reati finanziari. I *driver* di tali rischi sono spesso molto simili e sono principalmente legati all'anonimato e alla natura “senza frontiere” delle criptovalute³⁰. Ad esempio le valute virtuali potrebbero consentire a individui e giurisdizioni soggette ad embargo o a sanzioni finanziarie di eludere tali restrizioni e di partecipare alla finanza e al commercio internazionale. Alcuni esempi di potenziali rischi legati a questi aspetti sono:

- i criminali sono in grado di riciclare i proventi di attività illegali poiché possono depositare e trasferire criptovalute in modo anonimo. Il rischio potrebbe sorgere nel momento in cui mittenti e destinatari possono effettuare transazioni che non richiedono identificazione personale in quanto non vi sono nomi allegati agli indirizzi di portafoglio. Potrebbero inoltre depositare e trasferire risorse a livello globale in modo rapido, non essendoci un intermediario che possa notificare alle autorità transazioni sospette;
- i criminali utilizzano le criptovalute per evitare il settore finanziario regolamentato e per commerciare beni illegali.

³⁰ Con riferimento particolare all'anonimato di Bitcoin, De Ponte (2017) scrive “I bitcoin sono il corrispettivo esatto in formato digitale dei contanti. Questo ha due implicazioni: la prima è che il trasferimento di bitcoin è totalmente anonimo. Pagare in bitcoin è esattamente come pagare in contanti. Per questo viene utilizzato per le compravendite illegali [...]”.

d. Rischi per i sistemi di pagamento esistenti legati alle valute aventi corso legale

I rischi di questa categoria riguardano i problemi che potrebbero sorgere come conseguenza di possibili interdipendenze tra i sistemi di pagamento denominati in valuta *fiat* e quelli denominati in valuta virtuale. Alcuni esempi:

- i fornitori di servizi di pagamento che utilizzano valuta avente corso legale e che forniscono anche servizi di moneta virtuale subiscono delle perdite a causa di leggi che rendono illegali i contratti basati sulle criptovalute. Fino a quando le autorità non giungeranno ad una posizione chiara, permarrà incertezza giuridica rispetto a qualsiasi rapporto contrattuale esistente tra i partecipanti a questo mercato;
- i fornitori di servizi di pagamento in valuta avente corso legale, i quali offrono anche servizi di pagamento in moneta virtuale, subiscono perdite (anche in termini di reputazione) nel momento in cui forniscono servizi legati alle criptovalute che successivamente non riescono ad eseguire. Questo rischio si applica in particolare agli enti creditizi (come le banche) che sono anche fornitori di servizi di pagamento ed in questi casi essi rischiano in termini di reputazione, potenzialmente subendo anche un rischio finanziario. Il rischio potrebbe nascere proprio perché le banche hanno un legittimo incentivo ad innovare e potrebbero utilizzare le valute virtuali per offrire, ad esempio, costi inferiori ai consumatori.

e. Rischi per le autorità di regolamentazione

Anche i regolatori corrono potenzialmente dei rischi che possono essere, ad esempio, di natura reputazionale e legale. Due possibili esempi:

- i regolatori decidono di regolamentare le criptovalute ma l'approccio normativo scelto fallisce. Questo potenziale rischio reputazionale può nascere se l'analisi dei rischi e l'identificazione della risposta regolamentare si rivelano incomplete o se le misure normative scelte non sono adatte a mitigare tali rischi.
- l'autorità di regolamentazione è soggetta a contenzioso in seguito all'introduzione di una normativa che rende i contratti preesistenti illegali. Questo potenziale rischio di natura legale potrebbe nascere nel momento in cui, prese particolari decisioni regolamentari in ambito di moneta virtuale, i rapporti contrattuali esistenti degli utenti diventano illegali e questo potrebbe spingere i partecipanti al mercato a muovere azioni legali nei confronti del regolatore.

1.5 Le *Initial Coin Offerings*

Dopo l'introduzione del bitcoin, molte altre criptovalute sono emerse attraverso le *Initial Coin Offerings* (in sigla ICO).

Molte start-up stanno ora costruendo intere attività sulla tecnologia blockchain. Esse, al posto di rivolgersi ai mercati azionari tradizionali o al *venture capital* per finanziare la propria azienda, si stanno invece rivolgendo alle criptovalute, aggirando così il rigoroso e regolamentato processo di raccolta dei capitali richiesto dai *venture capitalist* o dalle istituzioni finanziarie (Kharpal, 2018a).

Negli ultimi anni le cosiddette *Initial Coin Offerings* sono in aumento. Queste ultime si riferiscono alla prima offerta di nuove valute virtuali agli investitori e si tratta di un nuovo metodo di finanziamento per le start-up, le quali raccolgono fondi per un progetto in cui vengono emessi nuovi *token* o monete digitali. Nel mondo delle criptovalute, le ICO sono approssimativamente il corrispettivo delle tradizionali IPO (*Initial Public Offering*) del mercato regolamentato, quindi una modalità per raccogliere risorse finanziarie.

Una start-up con un'idea di business crea una nuova criptovaluta o un *token* digitale tramite una serie di piattaforme diverse (come, ad esempio, la piattaforma Ethereum che consente ad una società di creare una moneta digitale) e offrirà tali valute ad un determinato prezzo. La società dunque realizzerà un'ICO in cui gli investitori interessati a tale realtà, al suo business e al suo progetto possono acquistare i *token* digitali appena creati e pagheranno le monete con denaro o con altre criptovalute, come il bitcoin.

Tuttavia, a differenza di altri metodi di raccolta dei fondi come un'offerta pubblica iniziale o il *venture capital*, l'investitore non ottiene una partecipazione azionaria nella società, bensì la promessa che viene fatta è che la moneta potrà essere utilizzata su un prodotto che verrà creato. Vi è inoltre la speranza che il *token* digitale possa aumentare di valore potendo così essere scambiato ottenendo un profitto. Il problema principale è però che questi fondi vengono raccolti in una fase iniziale dove spesso prodotti e servizi non sono ancora stati progettati, costruiti o testati, né tantomeno resi operativi.

Secondo coinschedule.com, un sito che tiene traccia dei dati, nel 2018 le ICO hanno raccolto più di \$21 mld e solo a gennaio 2019 sono stati raccolti più di \$291 mln.

Ovviamente, in tutti i casi in cui sono coinvolte grandi somme di denaro, ci saranno controlli da parte delle autorità di regolamentazione, soprattutto a causa di potenziali truffe.

Investire in un'ICO è infatti un'attività molto rischiosa innanzitutto perché spesso vengono finanziati prodotti che ancora non esistono ed anche se questo potrebbe non sembrare troppo dissimile dagli investimenti in altre start-up, c'è da considerare che solitamente le persone che scommettono sulle ICO di solito sono investitori comuni ed inesperti. Il tasso di fallimento è inoltre elevatissimo, a denotare che spesso i progetti sottostanti non si materializzano mai o che si tratta semplicemente di una truffa, con i promotori che non riescono a mantenere le promesse fatte agli investitori e alla fine se ne vanno con i fondi senza consegnare alcun prodotto. Ed il problema principale riguarda il recupero dei fondi perduti proprio a causa della mancanza di regolamentazione che garantisce pochissima protezione del consumatore.

Come si vedrà nel *capitolo 2*, il panorama normativo sul fenomeno è molto frammentato, ogni Paese guarda alle ICO in maniera diversa e la legalità di tali operazioni dipende dal luogo in cui ci si trova.

Ad ogni modo molti scommettono sull'innovazione apportata dalle *Initial Coin Offerings*, le quali potrebbero rappresentare una sfida ed un'evoluzione rispetto ai metodi di finanziamento più tradizionali come le IPO o il *venture capital*.

1.6 Verso nuovi contesti e le relative sfide

Le criptovalute sono un tema di forte attualità nel settore finanziario anche per la loro stretta relazione con il sistema blockchain da cui provengono e sono quindi considerate parte della rivoluzione finanziaria in corso in tutto il mondo (Corelli, 2018).

L'innovazione più importante che il bitcoin ha portato agli occhi di tutti è infatti la sua tecnologia sottostante, la quale ha sicuramente accresciuto l'interesse nei confronti della criptovaluta e gli ha conferito fama e popolarità.

Dalla nascita del bitcoin, la blockchain è stata applicata (e si sta sempre più applicando) anche a nuovi contesti nonché a molte altre valute virtuali. Ad oggi infatti esistono migliaia di criptovalute che si basano su di essa, la quale ne consente il funzionamento.

Pilkington (2016) in tema di applicazione della blockchain a nuovi contesti presenta il caso Ethereum e Gridcoin. Ethereum è una delle più grandi piattaforme per capitalizzazione di mercato dopo quella di Bitcoin, si basa anch'essa sulla blockchain e gestisce *smart contracts*, o contratti digitali (v. infra), all'interno dei quali è possibile specificare quale sia il loro scopo. GridCoin è una criptovaluta *peer-to-peer* che mira a

fornire benefici al mondo, infatti con essa vengono rimborsati i minatori per la partecipazione a progetti che portano a progressi nella medicina, biologia, etc. reindirizzando il potere di calcolo verso la ricerca. È dunque una criptovaluta che sposta energia che andrebbe sprecata verso utili ricerche scientifiche, al contrario di Bitcoin, il quale genera e spreca tantissima energia per gli algoritmi *Proof-of-Work*.

Cong & He (2018) sostengono che il recente sviluppo della tecnologia blockchain abbia facilitato la creazione degli *smart contracts*, originariamente immaginati da Szabo nel 1994 ed oggi implementati, ad esempio, nella piattaforma Ethereum. I contratti intelligenti sono contratti digitali che utilizzano la blockchain per realizzarsi e la loro funzionalità principale risiede in una contrattazione basata su un consenso decentralizzato con un'esecuzione a basso costo ed automatizzata. Il contratto si esegue in autonomia se vengono rispettate le condizioni inserite in quest'ultimo ed applica le clausole prestabilite. Proprio per questo motivo sono definiti *smart*, dal momento che permettono la stipula in condizioni di sicurezza e di minori costi, senza il bisogno dell'intervento di una parte terza o che vi sia fiducia tra i contraenti. La maggior sicurezza è data dal fatto che, essendo contratti decentralizzati, essi devono essere confermati dai nodi del network.

I contratti intelligenti si eseguono dunque così come programmati, senza possibilità di tempi di inattività, attesa, frode o interferenza di terzi. Dunque un modo completamente nuovo di contrattare in completa automazione. I due autori infatti spiegano che le risoluzioni tradizionali da parte di terzi, come tribunali o arbitri, non presuppongono algoritmi, bensì un alto livello di intervento umano, portando potenzialmente a maggiori incertezze e costi. Gli *smart contracts* possono dunque aumentare la contrattazione e facilitare lo scambio di denaro, proprietà, azioni e qualsiasi altra cosa di valore utilizzando un metodo automatizzato e senza conflitti.

Lo sviluppo e le applicazioni di queste tecnologie sono inoltre riscontrabili, ad esempio, nell'ambito dei pagamenti. Gli attori tradizionali del settore finanziario hanno infatti avviato un processo di adattamento della tecnologia blockchain per risolvere il problema legato ai pagamenti internazionali e, proprio perché il vero potenziale delle criptovalute e della blockchain sta nello snellimento e nella sicurezza del trasferimento di valore, Ripple ha sottolineato a tal proposito il potenziale della tecnologia per l'armonizzazione dei protocolli di pagamento nel sistema finanziario globale (Pilkington, 2015). Originariamente noto come Ripple Labs, Ripple (assieme a XRP, criptovaluta di

tale piattaforma) è stato fondato nel 2012 per fornire transazioni finanziarie globali e pagamenti transfrontalieri in tempo reale. Da allora è stato sempre più adottato dalle principali banche e dalle reti di pagamento, diventando così uno dei principali attori di questa rivoluzione con l'ambizione di costruire un sistema di pagamento globale, distinguendosi per voler abbattere i muri tra le istituzioni finanziarie ed offrendo ad esse un sistema armonizzato per facilitare il movimento di valore in sicurezza ed effettuare pagamenti in modo diretto (Cong & He, 2018).

La blockchain si può sviluppare anche al di fuori del mondo delle criptovalute e può essere utilizzata per gestire tutta una serie di situazioni e diventare così molto utile alle istituzioni finanziarie. Tale tecnologia può infatti migliorare l'organizzazione, superare eventuali inefficienze nei processi, migliorare la gestione dei rischi operativi e finanziari, ridurre i costi, ottimizzare la gestione dei reclami grazie agli *smart contracts* che consentono l'automazione, semplificare i processi di raccolta delle informazioni e facilitarne la condivisione con terze parti, monitorare le transazioni complesse in modo automatico ed efficace, creare collegamenti diretti, mitigare l'asimmetria informativa, migliorare la trasparenza e l'affidabilità nonché velocizzare le transazioni da più giorni a poche ore.

Oggi infatti esiste ancora uno sforzo manuale ed un periodo di inattività a causa della non sincronizzazione delle parti. Al contrario con la blockchain gli aggiornamenti si riconciliano istantaneamente grazie ad un'unica fonte detenuta da tutte le parti. L'informazione immutabile la rende uno strumento di disintermediazione, gli errori (intenzionali o meno) diventano facilmente verificabili e le informazioni sono protette grazie alla crittografia.

Molti pensano che la blockchain possa dunque portare a significative innovazioni nei modelli di business, soprattutto nella finanza, proprio perché il vero potenziale della tecnologia consiste nello sviluppare sistemi decisionali automatizzati e decentralizzati che non richiedono alcuna autorità, ma che tuttavia garantiscono comunque validità e trasparenza.

Ovviamente l'implementazione della tecnologia blockchain a nuovi contesti non mancherà di sfide ed è proprio questo tema che regolatori e politici stanno esaminando (Lewis et al, 2017). Ad esempio la sfida della *governance*, cioè chi deve essere ritenuto responsabile quando le cose vanno male. Tuttavia anche temi come la trasparenza e la riservatezza, nel momento in cui si memorizzano informazioni personali, sono

estremamente importanti, dal momento che l'impatto della blockchain sulla privacy e sulla velocità del trasferimento delle informazioni potrebbe essere fonte di preoccupazione per alcuni utenti. Le blockchain *permissionless* consentono infatti una perfetta trasparenza e le impostazioni di riservatezza sono quasi inesistenti. La sfida consisterà dunque nel trovare un necessario compromesso tra decentralizzazione e privacy, dal momento che livelli di privacy maggiori richiedono modelli di *governance* più formali e quindi una blockchain *permissioned*, con penalizzazioni dal punto di vista della perfetta trasparenza.

Un'altra sfida riguarda la standardizzazione dei progetti blockchain, dal momento che una mancanza in tal senso potrebbe causare problemi nell'attuazione ed accettazione della tecnologia da parte delle varie realtà. Proprio per questo motivo molte organizzazioni nazionali ed internazionali stanno cercando di stabilire standard tecnici generalmente accettati. Anche l'interoperabilità delle piattaforme blockchain è un tema importante, nel senso che si dovranno affrontare sfide legate all'interoperabilità della nuova tecnologia con le blockchain di altre società e capire come queste possano interagire.

Infine, una questione decisamente delicata è legata al fatto che attualmente non vi sia chiarezza sulle norme che si applicheranno alle implementazioni DLT in casi di frode, bancarotta ed altri scenari di insuccesso.

Proprio il tema della regolamentazione in ambito blockchain e criptovalute è particolarmente complesso e cruciale. Nel caso specifico del bitcoin sono estremamente importanti i temi legati alla risposta normativa dei Paesi al fenomeno, poiché è chiaro che eventuali restrizioni imposte dagli Stati non possono che deprimere pesantemente il mercato della criptovaluta.

Alla luce di ciò, prima di passare all'analisi econometrica, il prossimo capitolo focalizza l'attenzione sul tema della regolamentazione proprio per il grande impatto e la forte influenza che hanno le decisioni dei governi sul mercato del bitcoin, sul suo andamento e sul suo valore.

CAPITOLO 2 – LA REGOLAMENTAZIONE DEL FENOMENO

2.1 Le aree di interesse dei regolatori

La regolamentazione delle criptovalute è un tema di grande interesse per i governi di tutto il mondo e molti Paesi si stanno impegnando per gestire e regolare questa tecnologia in rapida evoluzione, progettata per esistere al di fuori del controllo centralizzato.

Avendo chiaro l'obiettivo di questo lavoro, la risposta normativa al fenomeno non è assolutamente un discorso scontato o banale. Dal momento che lo scopo di questa tesi è condurre uno studio sull'andamento di prezzo del bitcoin, l'analisi condotta in questo capitolo è fondamentale. La regolamentazione nei confronti del bitcoin e delle valute virtuali ha infatti importanti conseguenze sul loro corso e le modifiche della normativa impattano notevolmente sul loro prezzo.

Il tema è centrale poiché il fenomeno è diventato di portata globale e, visto il sempre maggior numero di persone che entrano in contatto con le criptovalute (tanto gli investitori professionali tanto il mondo *retail*), le autorità di regolamentazione hanno iniziato seriamente a prendere in considerazione il fenomeno. Ciò riguarda ovviamente il bitcoin e le altre criptovalute, ma non solo. Infatti il cosiddetto *crypto-space* ha continuato a svilupparsi senza sosta negli ultimi anni, ad esempio con le *Initial Coin Offerings*, viste nel *capitolo 1*, e con la tecnologia *blockchain* che sta iniziando ad essere utilizzata anche nelle società.

Tali sviluppi hanno portato a reazioni diverse da parte dei regolatori di tutto il mondo ed ogni autorità ha esaminato il fenomeno e valutato come dovrebbe essere regolato. Kharpal (2018b) ha individuato in particolare tre aree di interesse a cui stanno ponendo attenzione i regolatori:

Exchange, trading e mining

La regolamentazione su questo aspetto riguarda il modo in cui le criptovalute vengono scambiate. C'è un grande dibattito in diverse giurisdizioni su come classificare le criptovalute proprio perché la classificazione determinerà il modo in cui esse verranno regolate dalle leggi vigenti. Anche per quanto riguarda gli exchange la risposta

normativa è diversificata, ci sono infatti Stati che li regolano, mentre molti altri Paesi attualmente non hanno ancora nessuna specifica regolamentazione. Al contempo un'altra area di interesse per i regolatori è il *mining*, cioè il processo riguardante la validazione delle transazioni nella blockchain, dal momento che tale attività comporta un enorme consumo di elettricità. Ciò ha interessato molti governi, in particolare la Cina, come si vedrà nel prosieguo del capitolo.

Crowdfunding e ICO

Come spiegato in precedenza, le *Initial Coin Offerings* sono una modalità per le società di raccogliere fondi emettendo un nuovo *token* digitale in cambio, ad esempio, di criptovalute come il bitcoin. Il processo si è spesso dimostrato opinabile a causa di una serie di truffe avvenute ed i rischi sono evidenti, anche perché molte aziende stanno cercando di raccogliere fondi senza aver ancora creato alcun prodotto. In alcune giurisdizioni la regolamentazione delle ICO è ancora una vera e propria "area grigia", mentre altri Paesi hanno cercato di introdurle nell'assetto normativo.

Prodotti finanziari

Con la crescita e lo sviluppo delle criptovalute gli investitori professionali stanno cercando di entrare in questo mondo, sebbene molte volte gli exchange di valute virtuali siano percepiti come rischiosi a causa di numerosi attacchi *hacker* e della natura spesso non regolamentata del *trading* su queste piattaforme. Di conseguenza c'è stato un incentivo ad introdurre prodotti finanziari regolamentati sul mercato tradizionale ed un esempio sono i *future* sul bitcoin offerti negli Stati Uniti dal CME e dal CBOE¹.

Viene ora presentata innanzitutto una panoramica generale, mentre poi vi è una focalizzazione particolare sulla reazione al fenomeno da parte di alcuni Paesi, attori centrali in questo mercato, in modo da valutare la loro risposta a livello normativo, l'impatto che certe scelte hanno sul prezzo del bitcoin ed anche le sfide che tali governi stanno affrontando.

¹ Il CME, acronimo di *Chicago Mercantile Exchange*, ed il CBOE, acronimo di *Chicago Board Options Exchange*, sono due dei più importanti mercati di derivati a livello mondiale.

2.2 Una panoramica a livello globale

Le criptovalute hanno acquisito in questi anni un enorme successo, non rimanendo un fenomeno di nicchia coltivato solamente dagli esperti di finanza, bensì entrando nella vita anche dei comuni cittadini ed ottenendo una popolarità esplosiva. Nell'ultimo anno infatti le valute virtuali hanno registrato una crescita esponenziale e raggiunto velocemente livelli record. Ne è esempio eclatante il bitcoin, che in pochissimo tempo ha raggiunto un picco di \$20.000 nel dicembre del 2017.

I governi hanno adottato, o stanno adottando, una vasta gamma di approcci molto diversi tra loro in relazione al fenomeno. Molti di essi hanno iniziato solo recentemente a prendere posizione, sebbene in alcuni Paesi, al momento, la legislazione in materia sia ancora povera con molte questioni lasciate in sospeso.

Con lo svilupparsi del fenomeno sono tuttavia emerse diverse importanti questioni sulle quali tutti i Paesi dovranno prima o poi esprimersi e a alle quali dovranno dare una risposta. Ad oggi, ci si sta concentrando soprattutto su tre elementi cruciali.

Prima fra tutte vi è la fondamentale questione della protezione dei consumatori², i quali potrebbero avere scarsa conoscenza di questi strumenti molto volatili e dei rischi in cui potrebbero incorrere investendo denaro in essi. La sfida non è affatto semplice, soprattutto se si pensa che le criptovalute sono progettate per esistere al di fuori di qualsiasi forma di controllo centralizzato, il che significa che la regolamentazione potrebbe essere facilmente ignorata da chiunque disponga di una connessione Internet. Ad oggi, la soluzione per la maggior parte dei governi si è tradotta semplicemente nell'avvertire i consumatori sui rischi legati alle criptovalute, agli exchange e alle ICO, piuttosto che tentare di imporre un divieto difficile da far rispettare. Altri Paesi hanno invece legiferato per rendere illegale l'uso di criptovalute all'interno dei loro confini.

In secondo luogo vi è un'altra importante sfida legata al fatto di come i governi possano agire per fermare, o minimizzare, l'uso delle criptovalute per finanziare attività illegali come il riciclaggio di denaro ed il finanziamento del terrorismo. La questione è infatti spinosa, dal momento che vi è un importante problema legato al fatto che nella rete le transazioni di criptovalute sono anonime, possono tranquillamente superare i confini di un Paese, rendendo così difficile la supervisione e l'identificazione degli utenti coinvolti

² Tali discussioni sono state particolarmente frequenti dopo il fallimento nel febbraio 2014 dell'exchange di bitcoin *Mt.Gox*.

nell'acquisto o nella vendita sul *web*, tra i quali potrebbero nascondersi criminali o organizzazioni terroristiche³. A tal proposito, molti governi devono ancora affrontare il problema, mentre altri Paesi hanno esteso le leggi sul riciclaggio di denaro agli exchange ed alle realtà che entrano in contatto ed operano con le criptovalute, richiedendo così ad esse controlli approfonditi sugli utenti e segnalazioni di operazioni sospette.

Infine, vi è anche la questione fiscale, con i governi impegnati a capire come classificare tali valute a scopo di tassazione. Anche da questo punto di vista l'approccio è molto diverso, infatti vi sono molte differenze nel modo in cui le criptovalute vengono categorizzate ai fini della tassazione, con alcuni governi che le definiscono come valute straniere, altri come asset finanziari, altri come *securities*, altri ancora come *commodities*, solo per fare alcuni esempi. Ciò significa che, in base alla giurisdizione, le valute virtuali possono essere soggette a IVA, imposta sul reddito, imposta sui *capital gain*, etc.

Come detto poc'anzi, le dimensioni del fenomeno sono eccezionali ed è proprio per questo motivo che ogni nazione si è posta, o si sta ponendo, il problema di come affrontarlo, senza però trovare una visione o una presa di posizione comune. Come si vedrà in seguito, vi sono da un lato Paesi che accolgono a braccia aperte le criptovalute vedendo nella tecnologia un enorme potenziale innovativo, mentre dal lato opposto vi sono governi che hanno adottato una linea molto dura dovuta ai rischi legati alle valute virtuali e temendo ripercussioni a livello di stabilità del sistema finanziario. Nel mezzo si trovano svariate sfumature. Alcune giurisdizioni hanno da poco regolato per certi versi il fenomeno o sono comunque in fase di emissione di nuove norme, mentre in altre non è ancora assolutamente chiara la posizione a riguardo.

Parlando in particolare del bitcoin, in alcuni Paesi la valuta non è ammessa, mentre in altri può essere utilizzata come metodo di pagamento legalmente accettato come, ad esempio, in Giappone.

L'unica azione che accomuna tutte le varie giurisdizioni sono gli avvertimenti emessi dai governi e dalle Banche Centrali sui rischi dell'investimento in criptovalute in termini di elevata volatilità, mancanza di regolamentazione e possibile connessione con attività illegali. Con questi avvertimenti si cerca di educare i cittadini sulla differenza tra le

³ Come si è visto nel *capitolo 1*, il bitcoin è un sistema di pagamento *peer-to-peer* ed offre la possibilità di effettuare transazioni transfrontaliere in modo anonimo. Proprio questo fatto può rendere molto difficile, se non impossibile, identificare le fonti dei fondi che scorrono nella rete, anche perché in gran parte dei casi mancano attività di monitoraggio o verifica.

valute legali, emesse e garantite dallo Stato, e le criptovalute che invece non lo sono. Molti governi fanno inoltre notare ai cittadini che coloro i quali investono in criptovalute lo fanno assumendosene il rischio e che in caso di perdite o frodi non è disponibile alcun ricorso legale (Staff of Global Legal Research Directorate, 2018).

Il panorama è dunque molto diversificato, dinamico, in continua evoluzione e l'approccio dei Paesi è tutto fuorché ben definito. Inoltre si tenga conto che l'assetto normativo che cerca di regolare e governare il fenomeno potrebbe cambiare molto rapidamente, vista la fase delicata dove ognuno sta studiando e testando delle possibili risposte.

Prendendo a riferimento la fine del 2018 è tuttavia possibile scattare una fotografia a livello globale per fare il punto della situazione e vedere quali sviluppi ci siano stati fino ad ora (se ci sono stati) a livello regolamentare e normativo in ambito criptovalute. A tal proposito risulta interessante l'osservazione delle due seguenti mappe (figg. 1 e 2) create dal *The Law Library of Congress* basandosi sulle informazioni presenti nel report dello Staff of Global Legal Research Directorate (2018).

La prima, in figura 1, si riferisce ai Paesi che hanno vietato esplicitamente o implicitamente le criptovalute. La seconda, in figura 2, mostra i territori che hanno applicato leggi fiscali, leggi sul riciclaggio di denaro/finanziamento del terrorismo o entrambi i tipi di regolamentazione.

Figura 1 - Status legale delle criptovalute

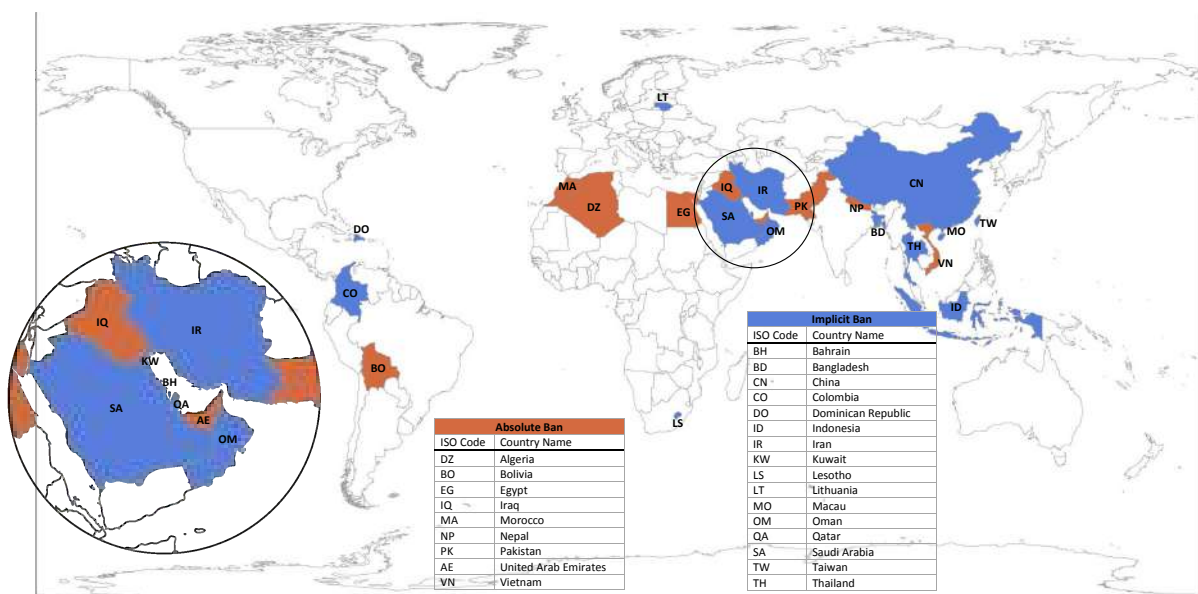
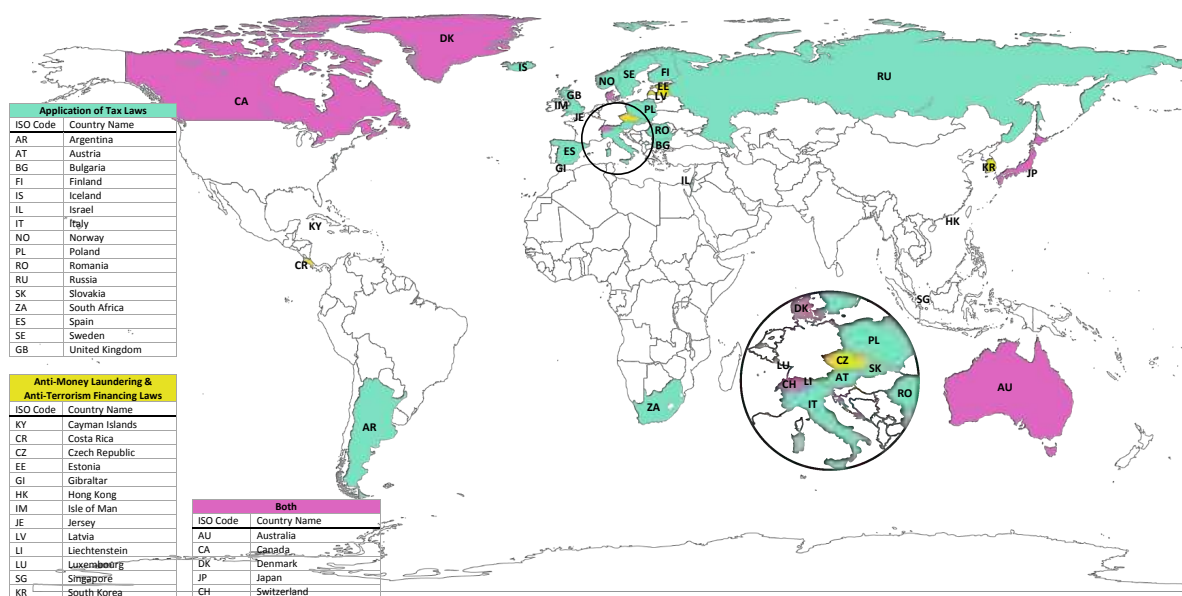


Figura 2 - Applicazione di leggi fiscali, AML o entrambe



Merita una riflessione quanto si vede in *figura 1*, la quale mostra come alcune giurisdizioni impongano restrizioni agli investimenti in criptovalute, sebbene in maniera diversa. In particolare, con il color marrone chiaro sono indicati i Paesi caratterizzati da divieto assoluto (*absolute ban*) come Algeria, Bolivia, Marocco, etc., i quali vietano tutte le attività che hanno a che fare con le criptovalute. Con il blu si vedono invece i Paesi caratterizzati da divieto implicito (*implicit ban*) i quali, pur non vietando ai loro cittadini di investire in criptovalute, impongono restrizioni indirette impedendo alle istituzioni finanziarie all'interno dei loro confini di agevolare transazioni che coinvolgono moneta virtuale e di partecipare a tale mercato. In altre parole in tali territori si è legiferato e tale legislazione rende difficile accedere al mercato delle criptovalute. È il caso ad esempio della Cina, Colombia, Iran, etc.

Nel valutare la diversa risposta normativa nelle principali aree del mondo riportato nei seguenti paragrafi il caso di alcuni mercati importanti e centrali per quanto riguarda il bitcoin, prestando particolare attenzione a come determinate decisioni prese dai governi di questi Paesi abbiano impattato sul prezzo della valuta virtuale.

La disamina che segue approfondisce la tematica solamente nel caso di alcuni territori o aree geografiche, tuttavia per un'analisi completa si può far riferimento al report dello Staff of Global Legal Research Directorate (2018), il quale è stato preso a riferimento per

l'analisi presente nei seguenti paragrafi ed esamina il panorama legale in più di cento Paesi.

2.3 La regolamentazione nell'est: l'Asia

Gli investitori asiatici sono sempre stati (e molti Paesi asiatici continuano ad esserlo) i principali attori nel *trading* di criptovalute, in particolare del bitcoin. Qualche anno fa il protagonista era la Cina, poi una stretta normativa ha cambiato la situazione. Attualmente sono il Giappone e la Corea del Sud ad essere diventati i maggiori attori in questo mercato, grazie anche ad una regolamentazione più favorevole.

Viene ora esaminato il caso di questi tre grandi mercati.

2.3.1 La Cina

In Cina il bitcoin non ha corso legale. Nel 2013 nel Paese venne vietato alle istituzioni finanziarie di gestire le transazioni di bitcoin, nel 2017 vennero vietate le ICO ed inoltre dichiarati illegali gli exchange di criptovalute. Il Paese, al momento, è dunque ostile al fenomeno e ha regole severissime nei confronti delle valute virtuali.

Proprio per questo motivo la *figura 1* caratterizza la Cina con *divieto implicito*, nel senso che il Paese ha legiferato sul fenomeno per impedire alle istituzioni finanziarie di intraprendere attività legate alle criptovalute e la legislazione attuale rende molto difficile l'accesso a tale mercato. Diverso dalla Cina è invece il caso, ad esempio, della Bolivia, degli Emirati Arabi o dell'Algeria, dove il divieto è *esplicito*, territori cioè dove l'uso di qualsiasi criptovaluta è completamente vietato.

In Cina il fenomeno comunque si è evoluto nel tempo, caratterizzandosi per una stretta sempre maggiore.

Nel 2013 il Paese era uno dei maggiori *driver* di prezzo del bitcoin, infatti la domanda elevata aveva portato il suo valore a superare i \$1.000 (Wood, 2013). I cinesi lo vedevano allora come un investimento alternativo al mercato azionario e al mercato immobiliare che stavano diventando sempre più rischiosi.

Da allora tuttavia i regolatori hanno criticato duramente il bitcoin.

Il 3 dicembre 2013, la *People's Bank of China* (PBOC), che è la Banca Centrale del Paese, emise un avvertimento, il *Notice on Precautions Against the Risks of Bitcoins*, mettendo in

guardia il pubblico sui rischi del bitcoin. In tale documento si leggeva che il bitcoin non è emesso da nessuna autorità, non ha lo stesso status legale delle valute tradizionali e non può e non dovrebbe circolare nel mercato come valuta. Secondo l'avvertimento, alle banche e agli istituti di pagamento in Cina era proibito operare con il bitcoin, erano vietati l'acquisto o la vendita della criptovaluta, nonché era vietata la fornitura di servizi come il *trading* o lo scambio di bitcoin con yuan cinesi o valute straniere (Staff of Global Legal Research Directorate, 2018).

Come conseguenza la PBOC ordinò alle banche e alle società di pagamento di chiudere i conti aperti dagli operatori di siti *web* che permettevano lo scambio di bitcoin, con la conseguenza che gli exchange non avrebbero più potuto avere conti con le banche. A causa di questa stretta, il prezzo del bitcoin perse immediatamente il 10% del suo valore (Clinch, 2014).

Nel 2017 la Cina mise completamente al bando le *Initial Coin Offerings* (ICO), a causa della crescente speculazione su tale mercato e della sensazione di trovarsi di fronte ad una bolla finanziaria da fermare. Questo avvenne il 4 settembre 2017 quando, per proteggere gli investitori e prevenire potenziali rischi finanziari, la PBOC dichiarò ufficialmente illegali le ICO e ordinò a tutte le imprese e agli individui di rimborsare ogni investimento raccolto. Vennero inoltre imposte restrizioni anche alle piattaforme di *trading* di criptovalute: a fine settembre dello stesso anno per volere del governo i più grandi exchange nazionali di bitcoin e di altre valute virtuali chiusero la loro attività di *trading*, mentre a febbraio del 2018 la Cina passò a bloccare anche gli exchange stranieri operanti nel Paese, in modo da cancellare completamente il *trading* di criptovalute. Il prezzo del bitcoin ne risentì pesantemente.

Yu (2018) spiega che la posizione dura di Pechino, che di fatto metteva al bando tutte le forme di attività legate alle valute digitali, mirava a porre fine al fenomeno delle ICO e delle criptovalute che aveva investito la Cina, dal momento che la frenesia tra gli investitori aveva portato ad un'enorme volatilità dei prezzi e a diversi episodi di frode.

In seguito a queste decisioni il Paese continuò con pressioni sempre maggiori.

Agli inizi del 2018, una *task force* composta da numerose agenzie governative cinesi ordinò alle autorità locali di sollecitare i *miners* a porre fine alle loro attività in seguito a preoccupazioni circa l'eccessivo consumo di elettricità. Come si è visto nel *capitolo 1*, tali operazioni consumano infatti una grande quantità di energia.

È dunque chiaro che la Cina non riconosce il bitcoin, e le criptovalute in generale, come moneta avente corso legale, il sistema bancario non le accetta e non fornisce servizi attinenti. Di conseguenza, con le ICO ritenute illegali e le strette su *trading* e *mining*, il governo mira a reprimere qualsiasi attività relativa alle valute virtuali, in particolare al bitcoin, per proteggere gli investitori e prevenire i rischi finanziari.

Nel frattempo comunque, nonostante le strette, la Banca Centrale cinese sta valutando di emettere la propria moneta digitale regolata dalla stessa Banca Centrale e a tal proposito venne istituito il *Digital Currency Research Institute* guidato da Yao Qian (Staff of Global Legal Research Directorate, 2018).

Nonostante quindi al momento la Cina non accetti né il bitcoin né qualsiasi altra valuta virtuale come metodo di pagamento, il Paese è ancora aperto all'idea di una moneta digitale purché non arrechi danno al sistema finanziario. Sebbene non vi siano al momento date certe circa il suo lancio, l'ideale valuta digitale che vuole sviluppare la PBOC, e che sarebbe utilizzata per il pagamento elettronico, si baserebbe sulle esistenti monete e banconote. Sostanzialmente consisterebbe in una forma digitale della moneta sovrana (quindi con lo stesso status legale dello yuan cinese) che andrebbe a sostituire il contante, ma che tuttavia non dovrà modificare la posizione della Banca Centrale e delle banche commerciali nel sistema finanziario. In questo modo si assicura il regolare svolgimento delle politiche monetarie e di stabilità finanziaria ed inoltre si proteggono allo stesso tempo i consumatori. A tal proposito Xiaochuan, governatore uscente della PBOC, sostiene che il governo accetterà con piacere ciò che “porta efficienza, minori costi e sicurezza” ai consumatori a patto che “non sia direttamente in conflitto con l'attuale stabilità finanziaria e l'ordine finanziario. [...] Non vogliamo creare prodotti per la speculazione. [...] Il bitcoin ed altri prodotti simili sono stati lanciati troppo rapidamente, ma senza cautela; la loro rapida proliferazione potrebbe avere un forte impatto negativo sui consumatori” (Zhou Xiaochuan citato da Leng & Yu, 2018).

A riguardo di possibili regolamentazioni ancora più severe in futuro, Xiaochuan si è espresso chiarendo che dipenderà tutto da come il mercato si comporterà e risponderà, infatti egli sostiene che se le criptovalute possono essere utilizzate per contribuire effettivamente all'economia i regolatori le accoglieranno con piacere.

Ad ogni modo le misure normative e le strette di Pechino a causa della preoccupazione per i rischi finanziari hanno portato ad importanti cambiamenti nel mercato cinese delle valute virtuali. Ad esempio, la *mining company* cinese *Bitmain* ha trasferito la sua sede

centrale a Singapore ed ha anche aperto attività di *mining* in Canada ed in Svizzera, in modo da mitigare così i rischi a livello normativo. Anche gli exchange hanno cambiato giurisdizione, infatti *Huobi*, che un tempo era uno degli exchange di criptovalute più grandi al mondo, si è trasferito dalla Cina per avviare operazioni in Giappone.

Le decisioni delle autorità hanno quindi depresso tale mercato, basti notare che a settembre del 2017, nel giro di un paio di settimane, il prezzo del bitcoin crollò di circa \$1.500, secondo i dati forniti da *coindesk.com*. Parte del motivo della forte caduta è da imputarsi all'inizio della politica ostile del Paese, il quale era il principale motore di tale fenomeno. Fino a poco tempo prima infatti il mercato cinese aveva rappresentato quasi la totalità del volume degli scambi globali di bitcoin. Ora invece, come si vedrà nel prosieguo del capitolo, gli scambi sono decisamente più distribuiti nel mondo ed in particolare, con il crollo della Cina, è il Giappone ad aver acquisito maggior centralità.

2.3.2 La Corea del Sud

Il Paese è un altro importante mercato per il bitcoin. Anche in Corea del Sud le criptovalute non hanno corso legale, mentre gli exchange, seppur legali, sono attentamente monitorati dal punto di vista normativo. È infatti prevista un'autorizzazione e la registrazione presso la *Financial Supervisory Services (FSS)*, il regolatore finanziario del Paese, che opera sotto la supervisione della *Financial Services Commission*. Sebbene girassero voci su una possibile chiusura del Paese nei confronti del fenomeno, essa non si è mai materializzata, tuttavia la regolamentazione si è fatta sicuramente più stringente.

A fine dicembre del 2017 la *Financial Services Commission*, per limitare le speculazioni, vietò agli exchange di emettere nuovi account di *trading* con una conseguente caduta importante del prezzo del bitcoin. Successivamente, a gennaio del 2018, il Paese passò a vietare l'anonimato degli account. Infatti, dal momento che gran parte del *trading* avveniva in modo anonimo, il governo sudcoreano introdusse una regola secondo la quale gli utenti per negoziare criptovalute avrebbero dovuto usare conti bancari con nomi reali e, di conseguenza, il *trading* anonimo non sarebbe stato più permesso (Cheng & Ming, 2017). Vennero inoltre imposti obblighi di segnalazione più rigorosi alle banche con account collegati agli exchange, le quali avrebbero dovuto denunciare qualsiasi attività finanziaria sospetta. Infatti, oltre ai timori per l'elevata speculazione attorno a

questo mercato, la principale preoccupazione delle autorità era legata ad un possibile utilizzo di questi strumenti per attività illegali come il riciclaggio di denaro.

Sempre ad inizio gennaio del 2018, proprio sulla scia delle critiche globali per i possibili rischi legati ad attività criminali, il Paese aggiunse che stava anche valutando la possibilità di chiudere gli exchange di valuta digitale, andando così a vietare definitivamente il *trading* di criptovalute. Tale dichiarazione impattò negativamente sul bitcoin facendogli perdere ulteriormente valore, tuttavia il divieto non si materializzò. Infatti, in seguito ad una petizione da parte di molti sudcoreani, il governo ritornò sui suoi passi comunicando che non si sarebbe spinto fino al punto di chiudere tali piattaforme, sebbene le visioni fossero molto differenti e contrastanti.

Ad ogni modo il Paese, con le regole introdotte finora, ha chiarito la sua posizione. Oltre a permettere agli exchange di avere solamente clienti che utilizzano conti bancari con nomi reali, si richiede a tali piattaforme, ad esempio, di avere conti separati per gestire il denaro dei clienti e le proprie spese operative. Vi sono inoltre altre regole, come il fatto che gli exchange devono avere contratti con le banche per quanto riguarda il *trading* di valute virtuali e gli istituti di credito devono esaminare i sistemi di gestione e di sicurezza informatica di tali piattaforme prima di firmare il contratto (Staff of Global Legal Research Directorate, 2018). Tutto ciò per ridurre al minimo gli "effetti collaterali" legati alle criptovalute come il riciclaggio e l'evasione fiscale.

Il 20 febbraio del 2018, il direttore del *Financial Supervisory Service*, Choe Heung-sik, affermò che il governo intendeva sostenere il "normale" *trading* di criptovalute ed incoraggiò le istituzioni finanziarie a facilitare le transazioni con gli exchange, portando ad una ripresa di prezzo del bitcoin (Staff of Global Legal Research Directorate, 2018).

In seguito la FSC venne riorganizzata per creare una nuova divisione chiamata *Financial Innovation Bureau*, incaricata di promuovere iniziative per l'innovazione finanziaria, includendo anche nuovi sviluppi in ambito di valute digitali.

Per quanto riguarda la tassazione del bitcoin (e degli *altcoins* in generale) la questione non è chiara: dal momento che non sono considerate né valute né asset finanziari, le transazioni di criptovaluta sono attualmente esenti da tassazione, sebbene si stia pianificando un futuro quadro fiscale.

Lontana dal chiudere le porte al fenomeno, la Corea del Sud sta ora cercando di portare il nuovo mercato sul piano normativo.

2.3.3 Il Giappone

Mentre da un lato la Cina ha dato una stretta al fenomeno, il Giappone, dall'altro, ha colto l'opportunità di assumere un ruolo guida introducendo una politica "accomodante" per le criptovalute. Il Paese ha infatti uno dei regimi normativi più progressisti al mondo: riconosce il bitcoin come valuta e mezzo di pagamento legale ed inoltre è ugualmente progressista anche la regolamentazione degli exchange, i quali sono legali nel territorio. Dopo il caso *Mt.Gox*, uno dei maggiori exchange di bitcoin con sede a Tokyo che nel 2014 denunciò il furto di circa 850.000 bitcoin (750.000 dei suoi utenti, 100.000 propri dell'exchange) e dichiarò il fallimento, il governo giapponese iniziò a sviluppare nuove regolamentazioni a riguardo ed intensificò gli sforzi per regolare il *trading* su tali piattaforme. Un gruppo di studio ed un gruppo di lavoro furono istituiti nel 2014 e nel 2015 all'interno della *Financial Services Agency* (FSA), il regolatore finanziario del Paese. Essi raccomandarono l'introduzione di un sistema di registrazione per tali operatori, suggerirono di rendere le transazioni di criptovaluta soggette alle normative sul riciclaggio di denaro nonché di introdurre un sistema per proteggere gli utenti.

Conseguentemente venne presentata al Parlamento giapponese una proposta di legge per modificare la *Payment Services Act* e la legge venne modificata nel 2016 con le modifiche che entrarono in vigore il primo aprile del 2017.

Nel Paese gli exchange sono dunque regolati da questa legge, la quale conferisce all'FSA poteri di controllo. Essi devono, tra le altre cose, essere autorizzati e registrarsi presso l'autorità per poter operare; ciò implica che devono mantenere adeguatamente i registri contabili delle transazioni e tutta la documentazione necessaria, adottare misure di sicurezza per proteggere le informazioni, costruire un forte sistema informatico nonché adottare misure per tutelare i clienti e gli investitori da frodi ed altri abusi supportando al contempo l'innovazione finanziaria. Inoltre, con l'appena citata modifica di legge, anche gli exchange sono diventati soggetti alle norme sul riciclaggio di denaro, con l'obbligo di controllare e verificare le identità degli utenti che aprono un account e comunicare alle autorità eventuali transazioni sospette.

La registrazione di tali operatori pone quindi tutta una serie di condizioni e requisiti, sia in merito alla sicurezza informatica sia in ambito di verifica dei clienti. Tali requisiti devono essere ottemperati, anche perché l'FSA è autorizzata, se necessario, ad effettuare ispezioni al fine di garantire una corretta condotta e può inoltre revocare la

registrazione o sospendere l'attività fino a sei mesi se, ad esempio, l'attività dell'exchange non soddisfa più uno dei requisiti.

Nel 2017, sempre grazie a tale modifica normativa, il Giappone consentì ai commercianti di accettare legalmente il bitcoin come metodo di pagamento, riconoscendolo come valuta legale. Il fatto fu accolto in maniera decisamente positiva, infatti, sebbene la criptovaluta avesse risentito negativamente dei dibattiti circa il suo futuro, il supporto del Giappone apportò nuova fiducia. Nel momento in cui il Paese passò la legge che legalizzava e legittimava il bitcoin come mezzo di pagamento, il suo valore salì di \$100 in una sola settimana e superò quota \$1200, arrivando a valori mai visti da metà marzo 2017. La capitalizzazione di mercato salì in quella settimana di oltre \$1 mld, da 18.34 mld a 19.5 mld, secondo i dati forniti da coinmarketcap.com.

Mentre da un lato la Cina voltava le spalle alle valute virtuali e ne deprimeva il mercato, dall'altro il Giappone, anche grazie alla *Payment Services Act*, stava invece diventando rapidamente l'epicentro e la forza trainante del bitcoin.

A settembre del 2017 l'FSA riconobbe una serie di exchange come operatori registrati e legali ed una di queste società era *bitFlyer*, con più di 800.000 utenti, la quale fu entusiasta dell'apertura dell'autorità e delle nuove regole che rendevano il Giappone protagonista nel mercato del bitcoin.

In seguito purtroppo si verificarono una serie di attacchi *hacker*. A gennaio del 2018 all'exchange *Coincheck*, uno dei più grandi exchange giapponesi, furono rubate criptovalute NEM per un valore di oltre \$500 mln (Cheng, 2018). Quest'attacco *hacker* seguiva la notizia di un exchange sudcoreano chiamato *Youbit*, il quale verso fine dicembre del 2017 perse il 17% dei suoi asset digitali. Come in ogni attacco *hacker*, tali eventi causarono effetti negativi a cascata un po' su tutte le valute virtuali, compreso il bitcoin. L'FSA, in seguito alla richiesta di migliorare i sistemi di gestione dei rischi, emise sanzioni nei confronti di diverse piattaforme, fino a costringere alcune di esse ad interrompere l'attività.

Le regole previste dalla *Payment Services Act* non coprono le ICO e di conseguenza, a marzo del 2018, l'FSA istituì un nuovo gruppo di ricerca appoggiato dal governo con lo scopo di discutere, tra le altre cose, la regolamentazione di tale attività e presentare delle proposte a riguardo. A tal proposito Hagiwara e Nakamura (2018) scrivono di come il Giappone si stia dimostrando *ICO-friendly* e si stia muovendo verso la legalizzazione di tali operazioni, al contrario della Cina.

Il gruppo di ricerca ha indicato delle linee guida in termini di *Initial Coin Offerings*, proponendo regole per identificare gli investitori, prevenire il riciclaggio di denaro, seguire i progressi dei progetti e stabilire chiaramente in che modo i fondi raccolti, i profitti e gli asset saranno distribuiti tra proprietari di *token*, *equity* e debito.

Il Giappone dunque sta ancora analizzando il giusto modo per regolamentare le criptovalute e la tecnologia blockchain, tuttavia il Paese si sta dimostrando favorevole a tali innovazioni e resta aperto nei confronti del fenomeno, con l'obiettivo di sviluppi futuri a livello normativo per tutelare i consumatori ed il sistema finanziario.

2.4 La regolamentazione nell'ovest: l'America e l'Europa

Come si è visto nel precedente paragrafo l'Asia è un elemento chiave per comprendere la dinamica del bitcoin. Tuttavia anche gli Stati Uniti stanno diventando un mercato sempre più importante da questo punto di vista e pure l'Europa sta iniziando ad avventurarsi in questo mondo.

Le principali economie occidentali non hanno comunque ancora introdotto leggi specifiche riguardanti il fenomeno, bensì si sono concentrate solamente sull'avvertimento agli investitori dei rischi legati alle ICO e al *trading* di criptovalute. Questa situazione potrebbe tuttavia essere sul punto di cambiare, dal momento che diverse autorità hanno recentemente alluso a prossime possibili regolamentazioni.

Di seguito viene presentato il caso di alcune importanti economie occidentali e gli sviluppi che le caratterizzano.

2.4.1 Gli Stati Uniti

Gli Stati Uniti al momento sono considerati una vera e propria "area grigia", nel senso che è difficile trovare un approccio legale che sia chiaro e coerente nei confronti delle criptovalute, delle ICO e degli exchange. Gli USA devono infatti ancora approvare leggi federali per regolamentare il fenomeno e queste quindi variano in base allo Stato, basti pensare che, ad esempio, lo Stato di New York ha regole severe e richiede agli exchange di avere una licenza, mentre in altri Stati americani non serve nulla di tutto ciò.

L'approccio statunitense alla regolamentazione delle criptovalute è stato quello di lavorare all'interno delle leggi attualmente esistenti piuttosto che introdurne di nuove, oltre a mettere in luce i rischi legati alle ICO e a tale tipologia di *trading*.

Nel dicembre del 2017 la *Securities and Exchange Commission* (SEC), l'ente preposto alla vigilanza del mercato finanziario negli Stati Uniti, emise un avvertimento agli investitori. L'11 dicembre Clayton (2017), presidente della SEC, nella dichiarazione pubblica *Statement on Cryptocurrencies and Initial Coin Offerings* disse "Sono state sollevate diverse preoccupazioni riguardo alle ICO e al mercato delle criptovalute, incluso il fatto che vi è una protezione inferiore degli investitori rispetto ai nostri tradizionali mercati mobiliari, con conseguenti maggiori opportunità di commettere frodi e manipolazioni. [...] Come con qualsiasi altro tipo di investimento, se vengono garantiti rendimenti elevati, se un'opportunità sembra troppo bella per essere vera, o se viene fatta pressione per agire rapidamente, si prega di prestare estrema attenzione ed essere consapevoli del rischio che il proprio investimento possa andare perduto. Si prega inoltre di essere consapevoli che questi mercati si estendono al di fuori dei confini nazionali [...] ed i fondi investiti potrebbero viaggiare rapidamente all'estero a insaputa di chiunque. Di conseguenza i rischi possono essere amplificati, compreso il rischio che le autorità di regolamentazione del mercato, come la SEC, possano non essere in grado di perseguire in modo efficace attori malintenzionati o di recuperare i fondi. [...] Incoraggio gli investitori ad essere aperti a queste opportunità, ma a porre domande valide, esigere risposte chiare ed applicare il buon senso".

Il mondo delle criptovalute ha attirato anche l'interesse degli investitori istituzionali, tuttavia proprio la mancanza di regolamentazione li ha scoraggiati. Essi infatti necessitano di più indicazioni da parte di autorità come la SEC prima di investire pienamente nelle valute virtuali, dal momento che non vi è chiarezza normativa e le regole non offrono una protezione sufficiente.

Proprio per questo motivo gli investitori hanno guardato con maggiore interesse agli strumenti finanziari tradizionali per investire nelle monete digitali. Uno di questi prodotti è il *bitcoin future*, lanciato a metà dicembre del 2017 dal *Chicago Board Options Exchange* (CBOE) e dal *Chicago Mercantile Exchange* (CME). Tale prodotto tiene traccia del prezzo del bitcoin, ma in realtà gli investitori non acquistano nessuna valuta digitale e consente loro di andare anche *short*. L'entusiasmo di fronte a tali nuovi prodotti ha

aiutato il prezzo della criptovaluta a guadagnare molto valore, infatti proprio a dicembre quest'ultima ha raggiunto il suo massimo storico sfiorando i \$20.000.

Da marzo del 2018 il prezzo ha tuttavia iniziato a scendere sotto i \$10.000, perdendo valore dopo che la SEC dichiarò che gli exchange avrebbero dovuto registrarsi presso l'agenzia, alimentando i timori che una regolamentazione più severa avrebbe potuto limitare il *trading* futuro. La dichiarazione si riferiva alle piattaforme *online* che scambiano asset digitali considerati *securities*, sebbene non fosse ancora chiaro negli Stati Uniti quale fosse esattamente la classificazione delle valute virtuali e quindi se esse rispettassero o meno tale classificazione⁴.

Per quanto riguarda l'estensione dei prodotti finanziari, vi è stato anche un tentativo di introdurre sul mercato e quotare un prodotto conosciuto come *bitcoin Exchange Traded Fund* (o *bitcoin ETF*) negoziato in borsa, il quale traccia il prezzo del bitcoin e lo replica passivamente. I maggiori sostenitori del *bitcoin ETF* sono i gemelli Cameron e Tyler Winklevoss, fondatori dell'exchange *Gemini*, i quali hanno provato per due volte nel 2018 a quotare tale strumento, ma sono stati bloccati entrambe le volte dalla SEC per motivi legati alla protezione degli investitori. A luglio il prezzo del bitcoin, che in precedenza aveva beneficiato delle voci che circolavano secondo cui la SEC avrebbe potuto approvare questo nuovo prodotto, in seguito alla notizia della sua bocciatura perse valore scendendo sotto quota \$8.000, secondo i dati forniti da *coinbase.com*.

La SEC comunque sottolineò che la mancata approvazione non dipendeva da una valutazione sul valore innovativo del bitcoin, bensì aveva a che fare con le preoccupazioni circa la protezione degli investitori, dal momento che l'obiettivo dell'agenzia consiste nella prevenzione di abusi, di azioni e pratiche manipolative, nonché di possibili frodi (Rooney & Pisani, 2018).

Gli investitori di bitcoin negli Stati Uniti stanno attualmente attendendo le prossime mosse del Paese, il quale si sta muovendo verso una futura regolamentazione delle criptovalute per garantire un'efficace protezione dei consumatori e per combattere le attività criminali legate al riciclaggio di denaro. Tutto ciò alimentando comunque l'innovazione. Ad ogni modo, nonostante la volontà di una maggior regolamentazione, gli USA mantengono una posizione positiva nei confronti del fenomeno.

⁴ Clayton si è espresso in merito spiegando che la SEC non regolerà il bitcoin, dal momento che quest'ultimo è un tipo di valuta utilizzata al posto della moneta sovrana per effettuare transazioni. Non è dunque considerato una *security*. Al contrario, Clayton spiegò che un *token* utilizzato in un processo di ICO è una *security* e in tal caso la SEC ne regola l'offerta e il *trading*, come avviene per qualsiasi altro titolo.

2.4.2 L'Unione europea

L'Unione europea è composta da 28 nazioni, ognuna delle quali ha il proprio punto di vista circa la regolamentazione delle criptovalute e l'approccio è diverso da Stato a Stato. Il Parlamento europeo non ha ancora approvato alcuna legislazione specifica in materia e anche se il bitcoin è generalmente accettato, le regole sugli exchange dipendono dai singoli Stati membri e non vi è una regolamentazione univoca. In alcuni Paesi tali piattaforme devono registrarsi presso le rispettive autorità finanziarie come la *Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht* (BaFin) in Germania o l'*Autorité des Marchés Financiers* (AMF) in Francia, in altri casi invece, come in Italia, non sono richieste autorizzazioni. Sembra esserci tuttavia il desiderio di creare un approccio armonizzato nei confronti del fenomeno nascente, sebbene in pratica questo obiettivo sia molto difficile da raggiungere.

Il 12 febbraio 2018, le tre autorità di vigilanza europee EBA, ESMA ed EIOPA (rispettivamente l'autorità bancaria, l'autorità degli strumenti finanziari e dei mercati, e l'autorità delle assicurazioni e delle pensioni) hanno lanciato un avvertimento mettendo in guardia i consumatori sui pericoli legati alle valute virtuali, affermando che si tratta di prodotti altamente rischiosi, poco trasparenti, non regolamentati e che sono inadatti come prodotti di investimento, di risparmio o di pianificazione previdenziale. Nella dichiarazione congiunta di febbraio le tre autorità hanno dichiarato che "le valute virtuali, come il bitcoin, sono soggette ad un'estrema volatilità di prezzo, hanno mostrato chiari segnali di *'pricing bubble'* e i consumatori che acquistano criptovalute devono essere consapevoli che vi è un alto rischio di perdere grandi somme o addirittura tutto il denaro investito" (ESMA, EBA, EIOPA, 2018).

Sul fronte legislativo il 5 luglio 2016 la Commissione europea ha presentato una proposta di legge per modificare la quarta direttiva antiriciclaggio 2015/849. La proposta di legge suggeriva di assoggettare alla direttiva anche gli exchange di valute digitali e i *provider* di *e-wallet*, al fine di consentire alle autorità competenti di monitorare le transazioni sospette di criptovalute, pur preservando le innovazioni offerte dal fenomeno. Ciò a significare che in caso di approvazione della modifica alla direttiva, tali operatori sarebbero stati obbligati a soddisfare i requisiti di *due diligence* e disporre di politiche e procedure per individuare, prevenire e denunciare il riciclaggio di denaro ed il finanziamento del terrorismo.

Il 19 aprile del 2018 il Parlamento europeo votò a favore di tale regolamentazione più “severa” e si arrivò così alla direttiva 2018/843 del Parlamento europeo e del Consiglio del 30 maggio 2018⁵ con lo scopo di contrastare il riciclaggio di denaro ed in essa sono chiamate in causa anche le valute virtuali.

Il recepimento deve avvenire entro il prossimo anno, cioè entro gennaio 2020.

Questo quinto ed ultimo aggiornamento della direttiva, chiamata anche quinta direttiva antiriciclaggio (o *Anti-Money Laundering Directive*), impone, come poc’anzi anticipato, agli exchange di criptovalute di applicare i controlli di *due diligence* della clientela come fanno anche le banche, includendo così la verifica dei clienti e l’obbligo di segnalazione di operazioni sospette. La direttiva sottolinea inoltre di non confondere le valute virtuali con le moneta elettronica, dal momento che le prime possono essere usate come mezzo di pagamento ma anche per molti altri fini (ad esempio mezzo di investimento), mentre la seconda è semplicemente un valore monetario che viene memorizzato elettronicamente.

Ciò che rileva è che l’Unione europea con la direttiva UE 2018/843 riconosce ufficialmente il bitcoin, il quale ha registrato tra maggio e giugno del 2018 un incremento positivo di prezzo. Così come l’UE, di conseguenza, entro il 2020 dovranno fare tutti gli Stati dell’Unione.

Anche se questo non è un atto legislativo specifico per affrontare l’intero e complicato mondo delle criptovalute, è comunque un punto di partenza.

L’8 marzo del 2018 la Commissione europea presentò il *FinTech Action Plan* per un settore finanziario europeo più competitivo ed innovativo. Tale piano d’azione riguarda lo sfruttamento nei servizi finanziari delle opportunità offerte dall’innovazione tecnologica (*FinTech*) come la blockchain, con l’obiettivo di garantire che le imprese, gli investitori e i consumatori dell’Unione europea possano trarre vantaggio da questa innovazione tecnica in un quadro giusto, equo, corretto e trasparente al fine di rendere l’Europa un attore leader nello sviluppo di nuovi modi per finanziare rapidamente le imprese in crescita. Il *FinTech Action Plan* prevede inoltre l’*UE Blockchain Observatory and Forum*, lanciato dalla Commissione con il supporto del Parlamento europeo, il quale ha il compito di relazionare sulle sfide e le opportunità offerte dalle criptovalute, nonché

⁵ Tale direttiva modifica la precedente direttiva UE 2015/849 (o quarta direttiva antiriciclaggio) del Parlamento europeo e del Consiglio del 20 maggio 2015 sulla prevenzione dell’uso del sistema finanziario a fini di riciclaggio di denaro e finanziamento del terrorismo.

monitorare tendenze e sviluppi nell'uso della blockchain (Staff of Global Legal Research Directorate, 2018).

Nonostante al momento queste siano le uniche regole, ulteriori sviluppi vi saranno nei prossimi mesi, soprattutto per mitigare adeguatamente i rischi associati al fenomeno.

Cavicchioli (2018a) esprime un'osservazione interessante riguardo l'Italia, tuttavia il discorso vale per tutti quei Paesi dove non vi è ancora una precisa e chiara regolamentazione. Egli scrive che in Italia non sono richieste "né licenze né autorizzazioni, ma è richiesto solo il rispetto delle generiche norme vigenti per chi offre servizi *online* di scambio di asset finanziari. Ciò, in realtà, crea più problemi di quanti non ve ne siano in Paesi che abbiano già invece una specifica regolamentazione, [...] tanto che in Stati come l'Italia, privi di una specifica regolamentazione in materia, sono pochissimi gli exchange che abbiano deciso di porvi la propria sede, mentre a Malta o in Corea del Sud, dove la regolamentazione sulle *crypto* è piuttosto precisa e affidabile, ce ne sono già diversi".

2.4.3 Il Regno Unito

Il Paese non ha leggi che regolino specificatamente il fenomeno e la posizione del Regno Unito sulle criptovalute ha rispecchiato molto quella degli Stati Uniti: nessuna nuova legge, ma numerosi avvertimenti sui rischi associati alle monete digitali. Mark Carney, il governatore della *Bank of England*, si è espresso a favore della tecnologia blockchain in termini di maggiore accuratezza, efficienza e sicurezza nei pagamenti, tuttavia a marzo del 2018 ha anche sottolineato quanto la regolamentazione delle criptovalute sia necessaria, definendola una "mania speculativa" con riferimento agli enormi movimenti di prezzo ed alla volatilità di questi strumenti. Carney ha dichiarato che "un percorso migliore sarebbe regolamentare gli elementi dell'ecosistema *crypto-asset* per combattere le attività illecite, promuovere l'integrità del mercato e proteggere la sicurezza e la solidità del sistema finanziario" (Carney citato da Kharpal, 2018b).

La *Bank of England* ha infatti la responsabilità sia di proteggere sia di migliorare la stabilità del sistema finanziario del Regno Unito.

Le preoccupazioni sollevate dall'uso delle criptovalute includono dunque l'assicurarsi che i consumatori siano protetti quando utilizzano questa forma di pagamento, nonché il

tema della tassazione, il riciclaggio di denaro e l'uso di questi sistemi per finanziare il terrorismo ed altri reati.

Nel 2017 la *Financial Conduct Authority* (FCA), il regolatore finanziario del Regno Unito, illustrò i rischi dell'investimento nelle ICO, sostenendo che essi sono investimenti speculativi ad alto rischio. L'autorità infatti spiegò che molte di queste attività non sono regolamentate, non offrono protezione agli investitori, hanno una grande volatilità di prezzo e potrebbero essere fonte di frodi. Se una ICO sia di competenza regolamentare della FCA viene deciso caso per caso: molte non rientrano nel campo d'azione del regolatore, tuttavia se tali operazioni implicano investimenti regolamentati o le società coinvolte nell'ICO svolgono attività regolamentata, esse possono essere soggette alle regole dell'autorità (Kharpal, 2018b).

Anche per quanto riguarda gli exchange non sono previste disposizioni speciali, ma la FCA ha chiarito che, nonostante essa non regoli le criptovalute, tali piattaforme devono generalmente registrarsi presso l'autorità ed ottenere un'autorizzazione se svolgono attività regolamentate legate ai derivati su criptovalute (come ad esempio i contratti *future*), dal momento che tali operazioni ricadono all'interno della legislazione vigente.

In sostanza, la FCA al momento non regola le valute virtuali a condizione che non facciano parte di altri prodotti o servizi regolamentati.

In data 22 febbraio 2018 la *Treasury Committee* lanciò una nuova indagine sulle valute digitali e sulla *Distributed Ledger Technology* e Nicky Morgan, presidente della Commissione, si espresse a favore del lancio dell'indagine con l'obiettivo di esaminare rischi e benefici delle criptovalute e trovare così il giusto equilibrio nella regolamentazione del fenomeno, in modo da fornire un'adeguata protezione ai consumatori e alle imprese, non soffocando al contempo l'innovazione.

Il Regno Unito sta quindi acquisendo un vivo e forte interesse per il tema e mantiene generalmente una posizione favorevole nei confronti delle valute virtuali, con la volontà di creare un ambiente normativo che sia di supporto al loro sviluppo. A tal proposito la FCA sta ora lavorando con la *Treasury Committee* e la *Bank of England* per stabilire una politica su tali innovazioni e per affrontarne i rischi, concentrandosi in particolar modo sul riciclaggio di denaro e sulla stabilità finanziaria.

Nuovi regolamenti sono dunque all'orizzonte.

2.5 La svolta di alcuni Paesi

La sfida per un Paese al momento è diventare la destinazione di riferimento per le società che operano in ambito di valute virtuali, le quali cercano riparo dall'incertezza normativa presente soprattutto in Asia.

A tal proposito, mentre le principali nazioni stanno ancora discutendo le politiche in ambito blockchain e criptovalute, alcune piccole giurisdizioni e territori si sono mossi e si stanno muovendo rapidamente per affermarsi come Paesi *crypto-friendly*, introducendo legislazioni e nuove leggi per portare le valute virtuali, le ICO e la nuova tecnologia blockchain nell'assetto normativo e rendersi accoglienti nei confronti delle imprese che operano nel settore e dei progetti collegati.

Territori molto piccoli, come ad esempio le Isole Cayman, le Isole Vergini Britanniche, Malta, Bermuda ed altri, oltre a dimostrarsi economie all'avanguardia, sono diventati un vero e proprio "paradiso" per le imprese del settore, con regolamentazioni chiare e favorevoli. Per quanto riguarda Malta, ad esempio, il governo ha approvato recentemente tre leggi in modo che le aziende possano emettere facilmente nuove criptovalute e scambiare quelle esistenti. A Bermuda nel 2018 è passata una legge che consente alle start-up che intendono lanciare una ICO di fare richiesta e di ottenere una rapida approvazione. Le misure favorevoli adottate da Bermuda hanno attratto, ad esempio, Will McDonough, il fondatore di una nuova criptovaluta chiamata *iCash*.

Popper (2018) riporta le parole di McDonough, il quale sostiene che "il più grande problema che tali società hanno è non sapere come saranno governate o regolate. Quei mercati che hanno chiarito le regole hanno trovato il consenso di molte aziende che hanno iniziato ad operare secondo le norme vigenti".

È il caso anche, ad esempio, di *Binance*, uno dei più grande exchange al mondo di criptovalute, che dovette cambiare giurisdizione dopo che il Giappone nel 2018 lo chiuse dal momento che operava senza licenza. L'exchange annunciò a marzo del 2018 che avrebbe aperto nuovi uffici a Malta in seguito alle tre leggi favorevoli emanate dal Paese e che avrebbe investito anche diversi milioni a Bermuda.

Gibilterra sta votando regolamenti simili a quelli di Malta che consentono alle società di emettere e scambiare *token* digitali.

Il Liechtenstein rientra anch'esso tra questi Paesi leader nel settore, con il *Blockchain Act* che consente alle società di vendere *token* e fornisce certezza giuridica a coloro che

operano a contatto con la nuova tecnologia, con l'obiettivo di sviluppare un'economia basata sui *token*.

Tali Paesi accolgono dunque a braccia aperte il fenomeno, tuttavia al contempo chiariscono di non voler diventare luoghi di criminalità e di non voler lasciar posto allo sviluppo di attività illegali.

La posizione di tali territori non può che giovare positivamente al mercato del bitcoin, il quale, dopo le chiusure della Cina e di altri Paesi, trae giovamento e beneficio dall'apertura offerta da queste giurisdizioni.

2.5.1 Gibilterra

Gibilterra è un Paese leader nella regolamentazione delle criptovalute e sta cercando di diventare uno dei luoghi più importanti per le società che operano in questo mercato. Gli exchange sono legali e operano all'interno di un quadro normativo ben definito.

Il Paese in questi anni sta attivamente legiferando per regolamentare il fenomeno delle valute virtuali e della tecnologia blockchain all'interno della sua giurisdizione, infatti Gibilterra ha recentemente introdotto regole che disciplinano la tecnologia DLT e sta attualmente lavorando a progetti di legge per regolare le ICO.

Il 12 ottobre 2017, il governo comunicò l'arrivo di nuove regole a riguardo, confermando l'introduzione del *Distributed Ledger Technology (DLT) Regulatory Framework*.

Il primo gennaio 2018 entrò dunque in vigore tale legge nota come *DLT Framework* ed in essa viene chiarito che qualsiasi impresa che utilizzi la tecnologia a *ledger* distribuiti per archiviare o trasmettere valore appartenente ad altri deve essere autorizzata dal regolatore finanziario, la *Gibraltar Financial Services Commission (GFSC)*. È dunque necessario per queste società che vogliono operare utilizzando la tecnologia DLT ottenere un permesso dal regolatore, il quale lo rilascerà se il richiedente dimostrerà di soddisfare determinati principi, con una forte attenzione alla trasparenza e al riciclaggio di denaro. La legislazione è quindi progettata per fornire un quadro normativo efficiente, sicuro ed innovativo per le imprese che utilizzano la tecnologia blockchain, ad esempio, per scambiare valute virtuali. Grazie ad essa il GFSC è diventato il primo regolatore a introdurre un quadro normativo a riguardo con lo scopo di creare nuove forme di attività commerciali regolate in un ambiente sicuro e qualificando Gibilterra

come una giurisdizione che facilita l'innovazione, pur assicurando che si continuino a soddisfare gli obiettivi normativi.

Si noti che il Paese, con l'obiettivo di proteggere i consumatori e conferire al contempo sicurezza alle imprese che utilizzando la nuova tecnologia, ha ritenuto opportuno inserire *principi* e non regole. Infatti, data la dinamicità del fenomeno, si possono raggiungere gli obiettivi ed i risultati normativi solo con un approccio flessibile, dal momento che delle regole rigide potrebbero diventare rapidamente obsolete in un settore in così rapida evoluzione.

I principi a cui fa riferimento il regolatore devono essere rispettati affinché venga rilasciato il permesso nonché l'autorizzazione ad operare. A tal proposito vengono individuati nove principi, alcuni dei quali fanno riferimento, ad esempio, al fatto che una società che utilizza la tecnologia DLT deve fornire informazioni chiare ed accurate ai clienti in merito ai rischi; deve condurre la sua attività con onestà ed integrità; deve mantenere sufficienti risorse finanziarie; deve adottare tutte le ragionevoli precauzioni per proteggere gli asset dei clienti contro eventualità e minacce impreviste, nonché deve disporre di sistemi per prevenire, rilevare e segnalare rischi quali il riciclaggio di denaro ed il finanziamento del terrorismo (Staff of Global Legal Research Directorate, 2018).

Il *DLT Framework* rende dunque Gibilterra all'avanguardia da questo punto di vista, proteggendo i consumatori e creando un ambiente sicuro e regolamentato in cui la tecnologia finanziaria possa prosperare, senza soffocare l'innovazione.

Come anticipato poc'anzi, il governo sta inoltre intervenendo sulla questione ICO in seguito alle preoccupazioni generate dall'uso crescente di criptovalute per raccogliere capitali in fase di start-up (quindi una fase altamente rischiosa dove il finanziamento dovrebbe essere intrapreso solamente da investitori esperti che abbiano familiarità con queste realtà). A tal proposito il Paese, per rafforzare la sua posizione di leader, sta lavorando ad una normativa complementare al *DLT Framework* per regolare le ICO, in modo da garantire sicurezza a imprese e consumatori anche da questo punto di vista. La legislazione coprirà la vendita, la promozione, la distribuzione di criptovalute, le attività sul mercato secondario che abbiano a che fare con i *token*, le misure per individuare e prevenire reati finanziari come il riciclaggio di denaro e il finanziamento del terrorismo, la fornitura di consulenza sugli investimenti relativi alle valute virtuali, stabilendo anche regole sulla *disclosure* con l'obiettivo di fornire informazioni chiare, adeguate, accurate e bilanciate a chiunque consideri l'acquisto di *token* digitali.

2.5.2 Malta

Malta ha adottato un approccio molto progressista, posizionandosi tra i leader globali nella regolamentazione del fenomeno.

Il Paese ha iniziato a legiferare sulle criptovalute e sulla tecnologia blockchain, infatti il 4 luglio 2018 il governo approvò tre nuove leggi relative alle attività collegate alle valute virtuali e alle ICO, con l'introduzione di una regolamentazione innovativa e stabilendo il primo quadro normativo al mondo in ambito ICO, blockchain e criptovalute.

Wolfson (2018) definisce Malta "la prima isola blockchain al mondo", proprio perché il Paese grazie a questi sviluppi normativi è considerato pioniere dell'innovazione economica e questo porterà sicuramente ad un rafforzamento della sua economia con la creazione di una nuova "nicchia economica".

La prima legge è il *Malta Digital Innovation Authority Act* che istituisce la *Malta Digital Innovation Authority*. Quest'autorità è responsabile della certificazione delle piattaforme DLT e della gestione della protezione legale degli utenti che entrano in contatto con tali società, quindi garantisce credibilità e fornisce certezza giuridica a coloro i quali desiderano utilizzare una piattaforma DLT. Essa sarà inoltre responsabile della creazione di politiche sul fenomeno, della collaborazione con altre nazioni e organizzazioni, nonché del rafforzamento degli standard etici per l'uso della tecnologia blockchain. La seconda è il *Virtual Financial Assets Act* che stabilisce un regime normativo che regola le ICO lanciate a Malta, i *wallet provider* ed il *trading* negli exchange. Infine la terza, nota come *Innovative Technology Arrangement and Services Act*, sarà responsabile della registrazione degli exchange e di altre società operanti nel mercato delle criptovalute (Kharpal, 2018b).

Grazie a queste nuove leggi alle aziende verranno forniti gli strumenti necessari per operare in un ambiente regolamentato, senza soffocare l'innovazione. Gli operatori del settore guarderanno a Malta come un ambiente sicuro ed accogliente, basti pensare ai molti exchange che hanno deciso di porre la propria sede nel Paese, come ad esempio *Binance* in precedenza richiamato. L'obiettivo finale è dunque portare certezza giuridica ad un ambiente che attualmente non è regolamentato. A tal proposito Wolfson (2018) riporta le parole di Silvio Schembri, ministro maltese per i servizi finanziari, la *digital economy* e l'innovazione, il quale spiega "Quando abbiamo iniziato a esaminare ciò che era necessario fare per far fiorire l'industria blockchain, abbiamo capito fin da subito

che gli operatori seri volevano avere la certezza da un punto di vista legale. Al momento gli attori stanno operando in giurisdizioni senza alcuna certezza giuridica. Essi temono che un giorno il governo di quel particolare Paese dirà loro che non stanno operando legalmente. Ciò sta creando incertezza giuridica e volevamo cambiarlo”.

Inoltre, la forte prospettiva del Paese nei confronti del settore consentirà a Malta di avere una certa flessibilità, infatti, sebbene le leggi siano solide, il governo sta adottando un approccio *principle-based* e adatterà le leggi come meglio ritiene in base al ruolo sempre mutevole della tecnologia, in modo da prevenire che le norme diventino rapidamente obsolete e per evitare che lo sviluppo tecnologico venga soffocato (Staff of Global Legal Research Directorate, 2018).

Mentre il resto del mondo vaga un po' nel buio e non fornisce molte certezze a riguardo, Malta va esattamente nella direzione opposta e, reputando le criptovalute e la tecnologia blockchain le innovazioni del momento, sta puntando tutto su tale settore offrendo un quadro legale chiaro, trasparente e favorevole allo sviluppo di nuove realtà.

2.5.3 La Svizzera

La Svizzera è un altro Paese che ha cercato di affermarsi come un territorio favorevole nei confronti delle criptovalute, adottando un atteggiamento straordinariamente progressista nei confronti del fenomeno.

La Svizzera impone un processo di registrazione agli exchange, i quali per poter operare devono ottenere un'autorizzazione dalla *Swiss Financial Market Supervisory Authority* (FINMA), l'autorità di regolamentazione finanziaria svizzera. Il Paese ha inoltre chiarito che il *trading* di valute virtuali e l'attività degli exchange rientrano nell'ambito dell'applicazione delle leggi sul riciclaggio di denaro e pertanto ciò comporta una serie di obblighi di *due diligence*, con la verifica dell'identità della parte contraente e la determinazione del beneficiario effettivo (Staff of Global Legal Research Directorate, 2018).

Il cantone di Zugo, appena fuori Zurigo, è noto come “*Crypto Valley*” proprio perché ha istituito un gruppo di aziende in ambito blockchain e criptovalute formato da 200-300 realtà del settore. Ciò grazie anche alle politiche favorevoli dell'area, la quale ha un'aliquota fiscale molto ridotta. Le start-up di questo settore sono dunque attratte dalla Svizzera grazie al suo ambiente normativo e fiscale.

Uno sviluppo significativo arrivò a luglio del 2018, quando *SIX Swiss Exchange*, la borsa svizzera, con l'intento di diventare leader nel commercio di beni digitali, annunciò l'intenzione di introdurre una piattaforma per il *trading* di criptovalute come il bitcoin per rendere più facile il coinvolgimento degli investitori professionali in questo mondo. Essa godrà di supervisione e regolamentazione, con i primi servizi che saranno lanciati ed implementati nella prima metà del 2019, secondo quanto riportato da Stafford e Atkins (2018) in un articolo del *Financial Times*.

Per quanto riguarda le ICO, a febbraio del 2018 la FINMA pubblicò delle linee guida sul loro trattamento normativo, tuttavia al momento non c'è nessuna regolamentazione specifica su di esse. È proprio per il fatto che ogni ICO è diversa che la FINMA deciderà caso per caso se e quali regolamenti finanziari applicare (Global Legal Research Directorate Staff, 2018).

Guardando al futuro, il Paese sta dunque lavorando ad un ambiente normativo che sia sempre più favorevole alle criptovalute, con nuove regole per creare le migliori condizioni affinché il Paese sia competitivo, ma senza lasciare spazio alle truffe o ai crimini finanziari.

Per quanto riguarda il bitcoin, la possibilità di acquistare beni e servizi con la criptovaluta sta guadagnando terreno, con una ricaduta sicuramente positiva sul suo prezzo. Il 2 novembre 2017 l'ufficio del Registro delle Imprese di Zugo ha iniziato ad accettare il bitcoin come pagamento per i costi amministrativi ed accetta tale criptovaluta come contributo ai fini della costituzione di una società. Dal 2016 nella città di Zugo, i servizi municipali fino a CHF 200 (circa \$205) possono essere pagati con bitcoin. Il 1 gennaio 2018, il comune di Chiasso, nel Canton Ticino, ha iniziato ad accettare il bitcoin per il pagamento delle tasse fino ad un importo massimo di CHF 250 (Global Legal Research Directorate Staff, 2018).

2.5.4 Bermuda

Bermuda, piccola isola nell'oceano atlantico, sta anch'essa sviluppando le proprie leggi nel settore ed è un altro dei principali attori di questo mercato.

Il governo del Paese ritiene che il *FinTech* possa fornire diversificazione economica, portare nuove attività sull'isola, contribuire a stimolare il PIL nonché creare molti posti di lavoro, preparando al contempo il sistema finanziario del Paese e la sua economia

verso il futuro. In risposta alle richieste delle imprese che cercavano certezza da un punto di vista legale, il governo ha sviluppato ed approvato un quadro normativo, il *Digital Asset Business Act 2018*, per regolare le società che operano a contatto con gli asset digitali nonché per proteggere i clienti. Inoltre, per fare chiarezza e fissare delle regole sul fenomeno, il governo ha introdotto una normativa che specifica e definisce in che modo devono comportarsi le realtà che desiderano raccogliere fondi tramite ICO, consentendo allo stesso tempo di richiedere e ricevere un'approvazione molto veloce. Tale regolamentazione delinea le informazioni minime richieste che una società deve fornire durante il processo di ICO e queste includono, ad esempio, l'obbligo di fornire informazioni su tutti i soggetti coinvolti nell'attività e verificare l'identità dei partecipanti nonché fornire una descrizione del progetto, spiegare come l'ICO sarà finanziata, dichiarare gli standard tecnici dell'asset digitale che verrà emesso, fornire informazioni sul fatto che tale asset digitale possa essere scambiato o trasferito, etc.

Bermuda si sta dunque rivelando una scelta importante per coloro i quali operano a contatto con le criptovalute, con norme e regolamenti che garantiscono che le società e le loro attività siano ben regolate, all'interno di un ambiente sicuro in cui l'azienda possa crescere, assicurando al tempo stesso che questo nuovo ambiente normativo protegga i consumatori (Kharpal, 2018).

In tutto il mondo i regolatori e i governi stanno cercando di capire quale sarà il futuro del bitcoin, delle criptovalute e della blockchain. Come si è potuto vedere in questo capitolo, al momento la posizione non è chiara in gran parte dei territori: alcuni Paesi, come la Cina, hanno criticato duramente il fenomeno, mentre altri, principalmente piccole nazioni, lo hanno accolto a braccia aperte scorgendo in esso un enorme potenziale. Ognuno dunque si sta avvicinando al bitcoin ed alla tecnologia collegata in modo diverso, ma è chiaro che il tema è in continua evoluzione.

Sicuramente anche i Paesi che ancora non hanno assunto una posizione chiara prossimamente si esprimeranno in merito e ovviamente determinate decisioni influenzeranno inevitabilmente il valore del bitcoin, proprio come avvenuto fino a questo momento.

CAPITOLO 3 – MODELLO ECONOMETRICO SUL BITCOIN

Dopo aver analizzato in generale il funzionamento delle criptovalute, la tecnologia sottostante ed aver valutato come, a livello globale, i vari Paesi stiano gestendo il fenomeno e si stiano avvicinando ad esso, si passa ora all'analisi empirica.

Nei capitoli precedenti si è avuto modo di vedere come il bitcoin si sia caratterizzato per il suo straordinario sviluppo. È stata sottolineata inoltre la rivoluzione apportata da questa valuta virtuale, la quale, con il suo debutto nel 2009, ha dato il via ad un fenomeno senza precedenti, tanto da far parlare di una vera e propria "bitcoin mania".

Il bitcoin è la criptovaluta più famosa, più conosciuta e più importante anche dal punto di vista del valore: il sito [coinmarketcap.com](https://www.coinmarketcap.com), che traccia il prezzo e la capitalizzazione di più di mille criptovalute, indica infatti che la valuta virtuale è attualmente la principale per capitalizzazione di mercato. A fine gennaio 2019 infatti la capitalizzazione di bitcoin supera i \$60 mld, più che quadruplicando il distacco con Ripple, seconda valuta virtuale per capitalizzazione di mercato.

Il modello econometrico da me stimato e che viene di seguito dettagliato analizza il fenomeno e studia il prezzo del bitcoin, indicato con la sigla BTC. Seguendo la procedura a due passi proposta da *Engle-Granger* ho stimato un modello in forma ECM con l'obiettivo di spiegare l'andamento del bitcoin utilizzando una serie di variabili esplicative supposte esogene e valutando poi in previsione la bontà della specificazione. Così facendo vengono individuati dei possibili *driver* di valore che spiegano l'andamento della variabile in esame e lo prevedono in futuro. Si vedrà in seguito che le variabili utilizzate afferiscono sia al mondo del bitcoin sia al mondo regolamentato (tassi di interesse, rendimenti dei titoli di Stato, indici azionari e così via).

È importante precisare che il prezzo del bitcoin è molto volatile e proprio per questo motivo il suo andamento può essere solo in parte studiato a partire da fenomeni misurabili. Questa volatilità dei prezzi è spesso dovuta a due caratteristiche indesiderabili e non misurabili associate al bitcoin, come il disorientamento normativo e la *cybercriminalità* (Corbet et al, 2018). Gli autori infatti sottolineano che il divieto del bitcoin in alcune giurisdizioni, ma anche solamente annunci di una possibile normativa ostile, causano sostanziali flessioni di prezzo, mentre un allentamento normativo, al contrario, genera di norma un apprezzamento. Sostengono inoltre che un punto focale

siano gli attacchi *hacker*: la crescita di episodi di criminalità informatica indebolisce la fiducia e la stabilità in questo mercato con conseguenze negative sul valore (si vedano ad esempio il caso *Coincheck* o *Mt.Gox* in precedenza discussi). Esistono dunque diversi fattori irrazionali e non misurabili che influenzano l'andamento della valuta virtuale. Essi non possono essere inseriti nel modello, tuttavia devono essere tenuti in considerazione. Come poc'anzi evidenziato dagli autori, rileva l'approccio che adottano i Paesi nei confronti del fenomeno e proprio per questo motivo nel *capitolo 2* la questione è stata approfondita. I cambiamenti legislativi potrebbero infatti influire notevolmente ed avere un effetto pronunciato sul prezzo del bitcoin: un Paese che dovesse adottare regolamentazioni più severe nei suoi confronti, o che addirittura dovesse arrivare a vietarlo, causerebbe un brusco calo di prezzo nel momento in cui gli investitori diventassero meno disponibili o impossibilitati ad acquistarlo. Anche comportamenti irrazionali degli individui potrebbero causare movimenti imprevisi: impennate positive di prezzo si potrebbero verificare, ad esempio, in un momento di euforia generalizzata per l'incremento di prezzo della valuta o nel momento in cui un Paese dovesse legalizzare il bitcoin come mezzo di pagamento; al contempo, bruschi cali si potrebbero registrare in seguito ad annunci di truffe o attacchi *hacker* nel momento in cui si va a diffondere il panico tra gli investitori. Questi fattori potrebbero portare a deviazioni di prezzo sostanziali, le quali potrebbero non essere catturate appieno dal modello proprio a causa dell'imprevedibilità e non misurabilità di questi eventi.

L'analisi empirica è stata così suddivisa: il *paragrafo 3.1* definisce le variabili utilizzate nello studio, seguito da un'analisi descrittiva e di integrazione; i *paragrafi 3.5* e *3.6* riportano rispettivamente le stime della regressione statica e dinamica seguendo la procedura a due passi di *Engle-Granger*; nel *paragrafo 3.7* sono presenti le funzioni di risposta impulsiva per descrivere la dinamica di aggiustamento della variabile endogena agli impulsi provenienti dalle variabili esogene; il *paragrafo 3.8* riporta le previsioni statiche e dinamiche dell'endogena svolte sul modello econometrico, seguite da un confronto di queste ultime con un *benchmark* di riferimento riportato nel *paragrafo 3.9*. Tutte le figure e le tabelle presenti in questo capitolo sono state create personalmente per l'analisi econometrica utilizzando il software *EViews 9*.

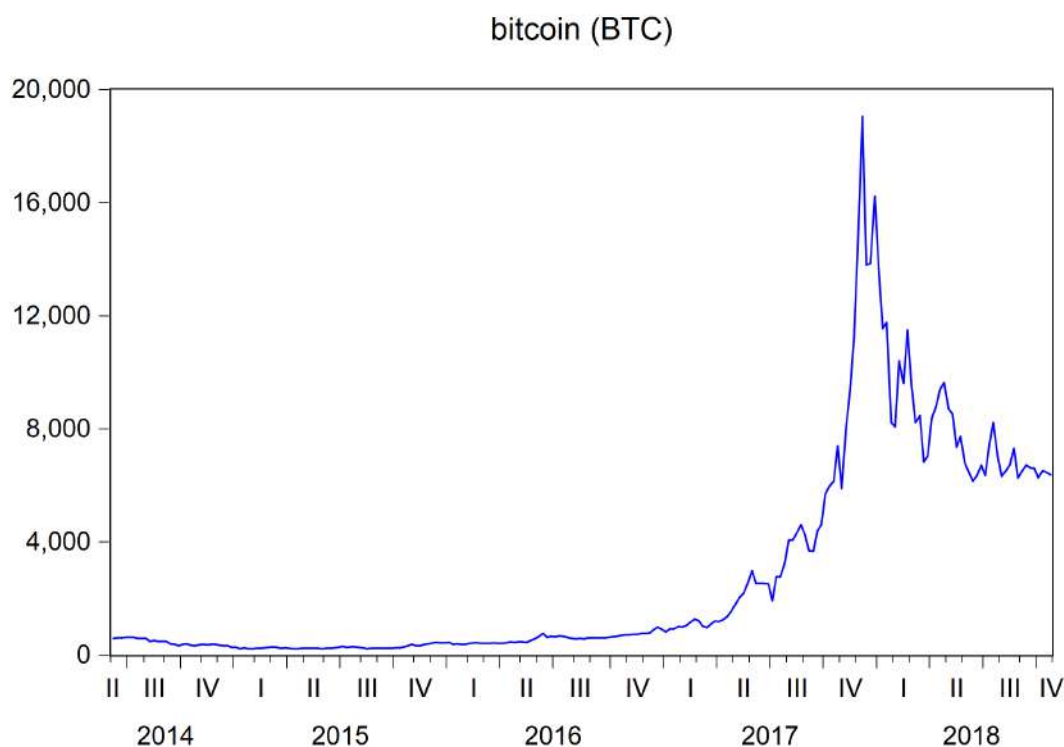
Il periodo di osservazione va dal 6 giugno 2014 (06/06/2014) al 26 ottobre 2018 (26/10/2018), con serie storiche caratterizzate da dati di frequenza settimanale rilevati il venerdì. Il numero totale di dati è pari a 230.

Definiamo ora le variabili, partendo dalla variabile endogena dipendente oggetto di studio e proseguendo poi con le variabili esplicative.

3.1 Definizione delle variabili

La variabile endogena studiata è il prezzo del bitcoin, denominato nel modello con la sigla BTC. Osservando il grafico in *figura 1* è possibile vedere l'andamento di prezzo nel periodo preso in considerazione. Il prezzo è espresso in dollari.

Figura 1 - Grafico della variabile endogena BTC

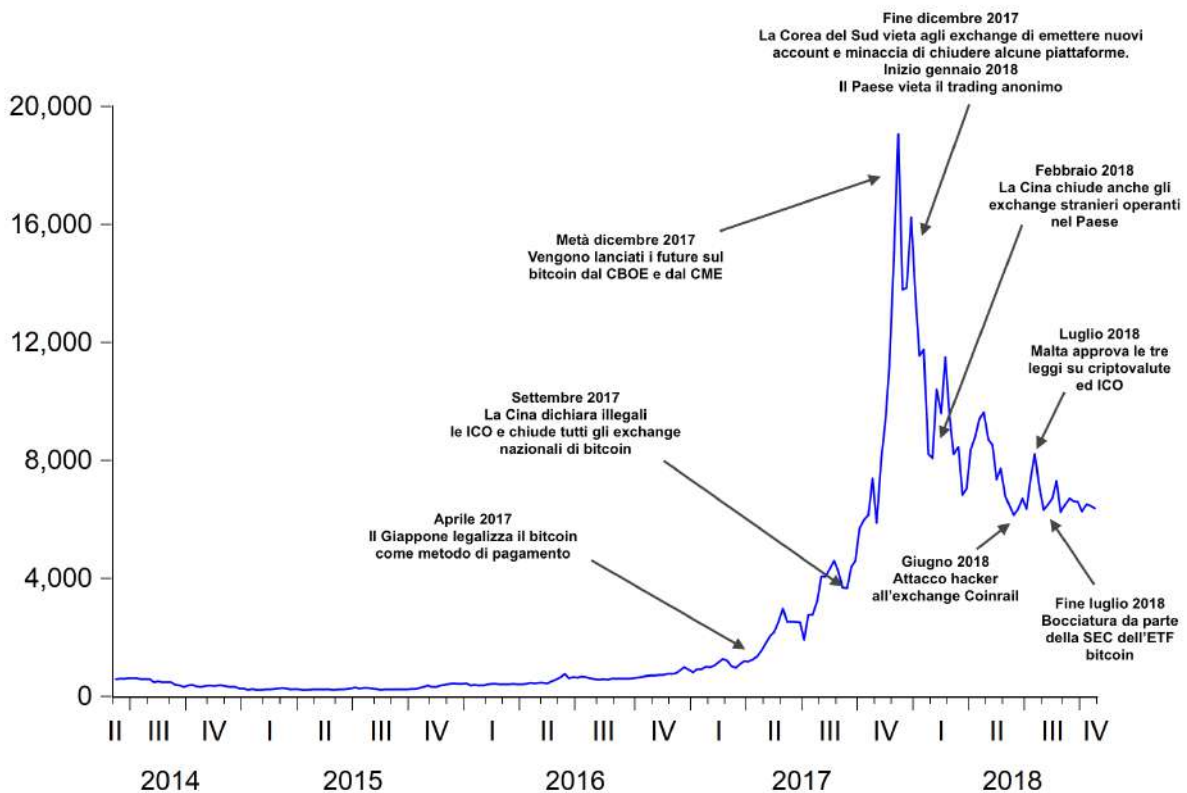


La *figura 1* fornisce un riscontro visivo di quanto ribadito finora e cioè l'incredibile sviluppo che abbia avuto il bitcoin nonché il suo andamento volatile. Fino al 2017 il prezzo è sempre oscillato sotto i \$1.000, mentre nel corso del 2017 ha registrato una crescita esponenziale arrivando a fine anno a sfiorare i \$20.000, con un aumento di circa il 1.900%. Successivamente, nel giro di un solo mese, il bitcoin ha registrato un crollo importante e il suo valore si è più che dimezzato scendendo sotto i \$9.000. Una leggera ripresa la si può notare nel mese di febbraio 2018, infatti a fine mese il prezzo superò gli \$11.000, ma subito dopo il bitcoin impiegò solamente un altro mese per subire un altro

crollo e scendere sotto i \$7.000, registrando il record di valore più basso visto fino ad allora da novembre 2017. Successivamente una nuova ripresa ha portato il prezzo a raggiungere un nuovo massimo relativo attorno ai \$10.000, seguito da un ulteriore crollo a \$6.000 verso la metà di giugno, registrando un nuovo record di valore minimo per quanto concerne il 2018. Infine nei ultimi mesi del campione il prezzo è oscillato attorno ai \$7.000. Dal massimo storico registrato a dicembre 2017 la valuta ha dunque perso più del 50% del suo valore, soprattutto a causa dei timori di regolamentazioni rigide ed ostili da parte di alcuni Paesi (v. *infra*). L'andamento caratterizzato da repentini movimenti di prezzo, con brusche impennate e crolli altrettanto pronunciati, denotano e confermano l'elevata volatilità che caratterizza tale valuta virtuale. Proprio per questo motivo la maggior parte dei Paesi del mondo, come si è visto nel *capitolo 2*, si sono impegnati (e si stanno tuttora impegnando) in un'importante campagna informativa sulle valute virtuali, con le principali autorità finanziarie dei Paesi che emettono avvertimenti soprattutto sui rischi di registrare delle ingenti perdite investendo ed utilizzando il bitcoin. Facendo un esempio pratico: un soggetto che ha 1.000 dollari sa con sufficiente certezza che tra un paio di mesi il loro valore sarà sostanzialmente uguale, mentre con il bitcoin non funziona così, dal momento che il valore potrebbe oscillare in maniera anche molto pronunciata in un brevissimo lasso temporale. Proprio per questo motivo un soggetto che avesse comprato un solo bitcoin ad aprile 2017, a dicembre (e dunque nel giro di poco più di sei mesi) avrebbe registrato un guadagno di quasi il 2.000%, ma giusto un mese dopo, ad inizio febbraio 2018, avrebbe visto gran parte del suo capitale andare distrutto.

Visto il particolare andamento di prezzo, lo studio di tale valuta virtuale risulta molto interessante. L'obiettivo è studiare il bitcoin utilizzando delle variabili esplicative misurabili, sebbene, come spiegato poc'anzi, vi siano diversi fattori non misurabili da tenere in considerazione. In precedenza si è più volte parlato della risposta normativa dei vari Paesi al fenomeno e di quanto questa possa influire e determinare una certa direzione di prezzo. Infatti il bitcoin ha perso valore nel 2018 anche a causa dell'ostilità di alcuni territori e del verificarsi di attacchi informatici. Per capire meglio questo fatto, propongo un grafico sull'andamento del bitcoin evidenziando come alcune decisioni prese dai governi nei confronti del fenomeno abbiano influito in maniera importante sulla dinamica di prezzo della valuta virtuale. Si veda a tal proposito la seguente *figura 2*.

Figura 2 - Evidenziazione di alcuni avvenimenti importanti legati al bitcoin



Quanto riportato in *figura 2* non è da intendersi come una successione esaustiva di eventi che hanno contraddistinto il bitcoin nel periodo preso a riferimento, ma semplicemente come alcuni importanti avvenimenti che hanno favorito o depresso il valore della valuta. In questo caso ho deciso di fornire alcuni esempi legati ai principali attori di questo mercato (esposti nel *capitolo 2*), i quali con le loro decisioni hanno contribuito a determinare una certa direzione di prezzo.

Rilevano a tal proposito soprattutto le scelte dei paesi asiatici e degli Stati Uniti. La decisione presa dal Giappone ad aprile del 2017 di legalizzare il bitcoin ha avuto sicuramente un impatto positivo, infatti da lì è iniziata la forte scalata di prezzo, aiutata anche dagli Stati Uniti dove a dicembre dello stesso anno vi è stato il lancio dei *future* sul bitcoin, con segnali di una “maggiore istituzionalizzazione” della valuta. Si noti che tra giugno e luglio 2017 il prezzo ha subito un leggero crollo a causa di alcuni dettagli tecnici e al fatto che Bitcoin performava più lentamente rispetto ai suoi “rivali”, infatti un mese dopo vi fu il *fork* della blockchain e la nascita di Bitcoin Cash. Non riportata nel grafico, ha un impatto positivo anche la direttiva UE 2018/843 con la quale l’Unione europea riconosce il bitcoin, infatti tra giugno e luglio 2018 si nota una ripresa di valore,

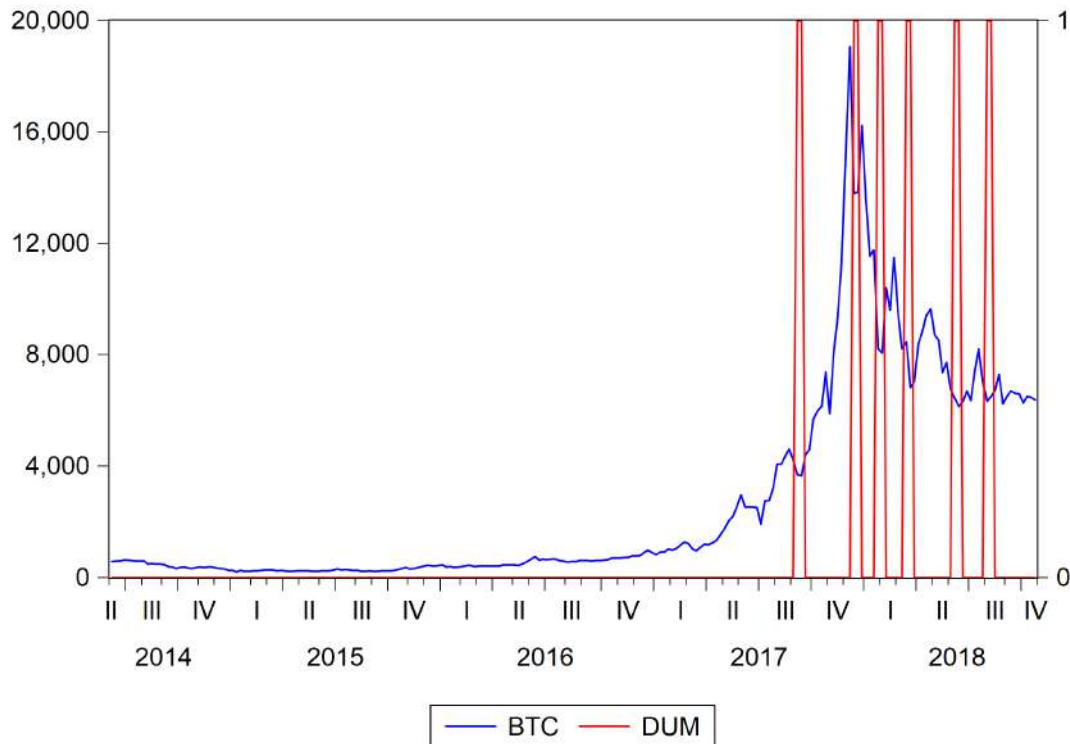
aiutata anche dall'impatto positivo dell'introduzione a Malta ad inizio luglio delle tre leggi che introducono un quadro normativo su criptovalute e ICO, un approccio innovativo che rende il Paese uno dei pionieri nell'innovazione economica. Di segno opposto è invece l'impatto delle decisioni prese dalla Cina: si può notare una prima frenata a settembre del 2017 quando il Paese dichiarò illegali le ICO e chiuse tutti gli exchange nazionali, ed una seconda frenata ancora più importante a febbraio del 2018 quando si decise di chiudere anche tutti gli exchange stranieri operanti nel Paese, con l'obiettivo di porre fine al *trading* di criptovalute. Il crollo registrato ad inizio 2018 è da imputarsi anche alla Corea del Sud, la quale a fine dicembre del 2017, per limitare le speculazioni sul bitcoin, vietò agli exchange di emettere nuovi account e minacciò di chiudere alcune piattaforme, aumentando la stretta ad inizio gennaio con il divieto del *trading* anonimo. A marzo 2018 il bitcoin toccò il suo minimo da novembre 2017, precipitando sotto i \$10.000, dopo che la SEC dichiarò che gli exchange avrebbero dovuto registrarsi presso l'agenzia. Da lì i prezzi hanno faticato a recuperare, infatti dopo aver perso più del 50% dal massimo storico registrato a dicembre 2017, i molti timori circa la regolamentazione del governo hanno afflitto la criptovaluta.

Come ribadito più volte, anche gli attacchi informatici hanno la capacità di deprimere il mercato, infatti si può notare un forte calo a giugno del 2018 quando avvenne l'attacco *hacker* in Corea del Sud al famoso exchange sudcoreano *Coinrail*, causando il crollo di prezzo del bitcoin che scese sotto quota 7.000\$, il valore più basso registrato da novembre 2017 (Kollewe, 2018).

Dopo una ripresa di valore grazie alle posizioni dell'Europa e di Malta, una nuova mossa della SEC a fine luglio ritorna a deprimere il mercato, infatti si registra un calo di prezzo in seguito alla bocciatura da parte dell'autorità dell'*ETF bitcoin* dopo mesi che circolavano voci sul fatto che l'autorità avrebbe approvato il prodotto.

Sulla base delle informazioni riportate in *figura 2*, ho anche creato un grafico inserendo la curva effettiva ed una variabile *dummy*, dove il valore 1 (sull'asse di destra) indica l'annuncio o l'uscita di una regolamentazione. Si noti che per consentire una lettura agevole ho inserito solamente le regolamentazioni "negative", cioè quelle che corrispondono a decisioni ostili dei Paesi e che hanno contribuito alla diminuzione di valore del bitcoin. Si veda a tal proposito la seguente *figura 3*.

Figura 3 - Variabile BTC e variabile dummy



Nel modello econometrico la variabile dipendente viene spiegata da 24 variabili esplicative indipendenti *supposte* esogene, le quali afferiscono a diversi ambiti: alcune riguardano le valute virtuali diverse dal bitcoin (i cosiddetti *altcoins*), altre invece fanno riferimento al mercato regolamentato, come gli indici azionari ed i rendimenti dei titoli di Stato.

Di seguito vi è l'elenco completo delle variabili impiegate, indicando anche la sigla utilizzata nel modello.

1. DASH – criptovaluta Dash;
2. LTC – criptovaluta Litecoin;
3. XMR – criptovaluta Monero;
4. XRP – criptovaluta XRP della piattaforma Ripple;
5. SP500 – indice azionario S&P 500;
6. DJ – indice azionario Dow Jones Industrial Average;
7. NASD – indice azionario Nasdaq Composite;
8. STOXX – indice azionario Euro Stoxx 50;
9. NK – indice azionario Nikkei 1000;

10. HS – indice azionario Hang Seng;
11. GOLD – prezzo dell'oro;
12. WTI – prezzo del petrolio;
13. LIBOR – tasso LIBOR a 6 mesi in dollari americani;
14. Y1 – rendimento dei titoli di Stato americani ad un anno;
15. Y5 – rendimento dei titoli di Stato americani a cinque anni;
16. Y10 – rendimento dei titoli di Stato americani a dieci anni;
17. UK10 – rendimento dei titoli di Stato del Regno Unito a dieci anni;
18. HK10 – rendimento dei titoli di Stato di Hong Kong a dieci anni;
19. GPR – rischio geopolitico;
20. SAV – stock di denaro e depositi a disposizione degli individui;
21. TED – TED spread;
22. N_TRANS – numero di transazioni bitcoin per blocco;
23. MIN_INC – ricavi dei *miners* di bitcoin;
24. HASH – *hashrate* della rete Bitcoin.

Tutti i dati sono pubblici e disponibili *online*: i prezzi delle criptovalute e degli indici azionari sono stati scaricati dal sito *yahoo finance*; le serie storiche delle *commodities*, del LIBOR, del TED spread e dello stock di denaro sono resi disponibili dal database della *Federal Reserve Economic Data (FRED)*; i rendimenti dei titoli di Stato sono stati reperiti dal sito *investing.com*; la serie storica del rischio geopolitico è resa disponibile da Caldara e Iacovello (2018) sul sito <https://www2.bc.edu/matteo-iacoviello/gpr.htm>; infine, le variabili esplicative afferenti al bitcoin sono state scaricate dal sito *quandl.com*. Di seguito è disponibile una descrizione delle serie partendo con il primo gruppo di variabili, composto da alcune cosiddette *altcoins*, cioè quelle criptovalute che si differenziano per qualche aspetto dal bitcoin. Il loro prezzo è espresso in dollari statunitensi¹.

La prima variabile esplicativa è dash (DASH), criptovaluta lanciata nel 2014 che, come bitcoin, ha una propria blockchain. Inizialmente progettata per garantire maggiore privacy ed anonimato rispetto a Bitcoin, oggi si propone come moneta digitale

¹ Si noti che alcune *altcoins* molto importanti non sono state prese in considerazione dal momento che sono nate troppo recentemente e mancavano dunque i dati relativi alla prima parte del campione. È il caso, ad esempio, di Ethereum (nato nel 2015) e Bitcoin Cash (nato nel 2017). Rispettivamente rappresentano attualmente la terza e la quarta criptovaluta per capitalizzazione di mercato, secondo i dati forniti da *coinmarketcap.com*.

decentralizzata *peer-to-peer* ed intende essere liquida tanto quanto il denaro reale. Mira dunque a diventare un mezzo per le transazioni quotidiane (pur mantenendo potenti caratteristiche crittografiche) ed è proprio questa nuova visione che ha portato tale valuta a diventare una delle *altcoins* più famose registrando anch'essa, come bitcoin, una crescita esponenziale durante il 2017. La principale differenza con Bitcoin risiede nell'algoritmo utilizzato per "minare" o generare moneta, infatti Dash utilizza un algoritmo *Proof-of-Stake*, al contrario di Bitcoin che utilizza un algoritmo *Proof-of-Work*. Questo aiuta la valuta virtuale ad acquisire maggiore velocità. Le transazioni sulla blockchain di Bitcoin devono infatti essere convalidate da tutti i nodi all'interno della rete, creando problemi di scalabilità e rendendola una criptovaluta leggermente inadatta per le transazioni giornaliere; Dash, al contrario, risolve tali problemi riducendo notevolmente il numero di nodi necessari per approvare una transazione. I punti di forza di dash si rifanno dunque al fatto di offrire transazioni private (*PrivateSend*), offuscando le transazioni (al contrario di Bitcoin dove gli indirizzi sono pubblici), ma soprattutto istantanee (*InstantSend*), con la possibilità di inviare pagamenti in maniera molto veloce (qualche secondo) in ogni parte del mondo.

Anche litecoin (LTC), come bitcoin, è una valuta digitale *peer-to-peer* che attualmente, durante la stesura di questo lavoro, si trova tra le prime dieci criptovalute con una capitalizzazione di mercato di quasi \$2 mld, secondo i dati forniti da coinmarketcap.com. Nata nel 2011 come alternativa al bitcoin per cercare di migliorare la tecnologia di quest'ultimo, essa si basa sullo stesso protocollo ma si differenzia per alcuni aspetti: innanzitutto per quanto riguarda il limite di valuta in circolazione che per bitcoin è posto pari a 21 mln, con litecoin il tetto quadruplica ed arriva a 84 mln. Sebbene nel processo di *mining* entrambi utilizzino il PoW, ai *miners* di litecoin viene richiesto di risolvere un problema meno complesso e, grazie ad alcune differenze in termini di algoritmi, Litecoin è in grado di generare blocchi in maniera più semplice e confermare le transazioni ad una velocità quattro volte superiore rispetto a Bitcoin (2,5 minuti contro i 10 di Bitcoin). Ciò aumenta la velocità di elaborazione, gli consente di gestire un volume maggiore di transazioni e permette ai commercianti di avere tempi di conferma più rapidi. Forte di questa maggior velocità, anche litecoin ha l'ambizione di diventare un mezzo per le transazioni quotidiane ed il suo prezzo registrò una forte impennata alla fine del 2017 soprattutto dopo che *Steam*, una popolare piattaforma di *gaming*, annunciò piani per sostituire bitcoin con litecoin nella sua piattaforma.

Sempre sulla tecnologia blockchain si basa la terza variabile esplicativa, monero (XMR), criptovaluta *open-source* creata come dash nel 2014 e che ha acquisito molta popolarità grazie al suo marcato livello di privacy. È chiaro che dal lancio di bitcoin, molte valute virtuali hanno tentato di migliorare tale aspetto della privacy e dell'anonimato, come si è visto poc'anzi con dash: il fatto che le transazioni di bitcoin siano anonime non significa infatti che siano veramente private. Con bitcoin, ad esempio, tutte le transazioni sono pubbliche e consultabili su una blockchain pubblica e, sebbene queste transazioni non siano legate a nessun individuo specifico (vengono infatti utilizzati degli pseudonimi), alcuni sostengono che in qualche modo sia possibile rintracciare la fonte, garantendo una privacy limitata. Così monero (e il discorso vale anche per dash) è stata progettata in modo che nessuno possa mai associare l'identità di una persona ad un particolare indirizzo o transazione, puntando così a migliorare il tema della privacy. La blockchain di Monero è infatti intenzionalmente configurata per essere opaca e rende anonimi i dettagli di un'operazione, come l'identità di mittenti e destinatari e l'ammontare di ogni transazione, mascherando gli indirizzi utilizzati dai partecipanti. Questi vantaggi in termini di privacy hanno alimentato la rapida adozione di monero e l'hanno aiutata ad acquisire molta fama ed importanza, infatti grazie a ciò anch'essa ha sperimentato una crescita esponenziale di valore durante il 2017, sebbene la non tracciabilità delle operazioni possa portare ad un utilizzo discutibile della valuta in contesi di illegalità e criminalità.

Infine, ma non per importanza, nel modello econometrico è stata inserita XRP, criptovaluta della piattaforma Ripple. Attualmente seconda valuta virtuale più importante dopo bitcoin, ha una capitalizzazione di mercato superiore a \$13 mld. Nata nel 2012, è una criptovaluta un po' diversa dalle altre, funziona in maniera differente rispetto alle valute spiegate in precedenza ed è considerata una valuta virtuale decisamente più centralizzata. Progettata per consentire transazioni più rapide ed economiche rispetto a Bitcoin, Ripple è stata originariamente fondata da una società, Ripple Labs, e continua ad essere supportata da essa piuttosto che un'ampia rete come avviene con bitcoin. L'obiettivo dell'azienda è, dato il trasferimento di denaro ritenuto inefficiente e dispendioso, il miglioramento dei trasferimenti transfrontalieri attraverso la tecnologia a *ledger* distribuiti. Una differenza con Bitcoin è che non vi è una quantità variabile di moneta: mentre Bitcoin ha un numero di valute virtuali in aumento ed un tetto massimo, Ripple è stato creato già con 100 mld di *token* XRP. Inoltre questo

ammontare viene mantenuto stabile senza attività di *mining* e la maggior parte dei *token* è di proprietà e detenuta dalla stessa Ripple Labs. Quindi, sebbene come bitcoin anche XRP si basi sulla tecnologia blockchain, un'importante differenza risiede nel fatto che per Ripple non esistono *miners* ed attività di *mining*, quindi nessun nuovo *token* XRP viene creato. Ripple conferma le transazioni attraverso un protocollo di consenso che funziona molto più velocemente del protocollo Bitcoin e ciò gli conferisce una prospettiva migliore di competere con i tradizionali metodi di pagamento. Ripple Labs sta inoltre cercando di sfruttare la tecnologia dietro XRP per consentire transazioni bancarie più veloci in tutto il mondo: mentre bitcoin e le altre criptovalute si basano sull'idea di separare le transazioni dalle organizzazioni finanziarie di valuta tradizionale, Ripple va nella direzione opposta ed è supportato da alcune delle maggiori istituzioni finanziarie del mondo come Santander, UBS, American Express, RBC, Westpac ed altre. A tal proposito, per quanto riguarda la maggior centralizzazione accennata poc'anzi, mentre bitcoin e molte altre criptovalute sono completamente decentralizzate, supportate da migliaia di *miners* globali (il che significa che nessuno ha alcun controllo reale sulla rete), XRP viene controllata da queste istituzioni finanziarie e dalla stessa Ripple Labs. Essi non operano in ambito PoW come avviene con Bitcoin, bensì i nodi convalidano semplicemente le transazioni da soli, proprio come fanno le banche tradizionali. In altre parole, piuttosto che fare affidamento sul PoW o sul PoS, le transazioni sono convalidate da un elenco di nodi "fidati" autorizzati da Ripple.

Quanto appena visto si riferisce al primo gruppo di variabili esplicative inserite nel modello, le quali afferiscono al mondo delle *altcoins*.

Il secondo gruppo di variabili comprende le serie storiche di alcuni dei maggiori indici azionari. Per quanto concerne il mercato americano sono presenti lo Standard & Poor 500, il Dow Jones Industrial Average e il Nasdaq Composite, i tre più importanti e più seguiti indici del mercato americano. Per quanto riguarda l'Europa è stato inserito l'Euro Stoxx 50, composto dalle cinquanta società europee a maggior capitalizzazione. Per il Giappone è presente il Nikkei 1000, e per la Cina l'Hang Seng, indice della borsa di Hong Kong.

Tra le variabili esplicative sono presenti i prezzi di due *commodities*: il prezzo dell'oro, espresso in dollari per oncia ed il prezzo del petrolio greggio (*West Texas Intermediate*), espresso in dollari per barile. È stato inoltre inserito anche il LIBOR (*London Interbank Offered Rate*) a 6 mesi in divisa USD, il quale è un tasso variabile di riferimento nel

mondo finanziario e rappresenta il tasso di interesse al quale le banche si prestano fondi a breve termine in una certa valuta (che può essere il dollaro, l'euro, la sterlina, etc.).

Proseguendo, un altro gruppo di variabili esplicative si riferisce al rendimento dei titoli di Stato: vi sono innanzitutto tre diverse scadenze per quanto riguarda i rendimenti dei *bond* americani (1, 5 e 10 anni). Per il mercato asiatico sono presenti i titoli di Stato di Hong Kong a dieci anni e della stessa scadenza sono i rendimenti dei *bond* del Regno Unito.

Nel modello econometrico sono stati inseriti anche due fattori che rappresentano il rischio: il *geopolitical risk index* (GPR) e il TED spread. Il TED spread è la differenza tra il tasso LIBOR a tre mesi e il rendimento dei titoli di Stato USA a tre mesi, quindi a brevissima scadenza, ed è spesso utilizzato come misura del rischio di credito nel mercato in un certo momento. Un suo aumento rappresenta un cattivo segnale, poiché significherebbe che le banche non sono ben disposte nei confronti dei prestiti interbancari a causa della poca fiducia e si prestano denaro "controvoglia" (un aumento dello spread segnala un aumento percepito del rischio di controparte). Questo avrà un effetto negativo a cascata sui privati e sulle imprese, i quali si vedranno concedere prestiti più difficilmente. Una crescita del LIBOR indica il maggior timore che alcune banche possano avere difficoltà e proprio per questo motivo tale differenziale è considerato un indicatore utile per misurare il *credit risk* e viene dunque seguito con interesse dagli operatori. È fondamentale sottolineare che questo spread si allarga quando aumenta il tasso interbancario o quando si abbassa il rendimento del *T-bill*. Il TED spread infatti aumenta quando cresce la domanda dei titoli di Stato USA, la quale fa aumentare il prezzo dei *bond* e al contempo diminuire il rendimento. Gli effetti combinati di ciò si sono visti, ad esempio, nel 2008 con il TED spread che è schizzato a quasi 500 punti base: le banche erano estremamente diffidenti e poco disposte a concedere prestiti a breve termine alle altre banche poiché si temevano diffusi fallimenti ed inadempienze (così facendo il tasso interbancario cresceva); di conseguenza investivano maggiormente in titoli di Stato, facendone diminuire i rendimenti. Questo tipo di investimento viene infatti visto soprattutto nei momenti di crisi come l'unico "porto sicuro" e così facendo il rendimento dei *T-bill* si abbassa. L'effetto combinato di questi eventi è uno spread crescente. Quindi, se il TED spread è molto elevato, spesso significa che il tasso interbancario è alto, il che denota stress finanziario ed un sistema dove le banche sono in difficoltà.

La serie storica sul rischio geopolitico (GPR) è resa disponibile da Caldara e Iacoviello (2018) al sito <https://www2.bc.edu/matteo-iacoviello/gpr.htm>, i quali calcolano e costruiscono l'indice GPR in base agli eventi e alle tensioni geopolitiche avvenute effettuando ricerche su undici quotidiani nazionali e internazionali (*Boston Globe*, *Chicago Tribune*, *Daily Telegraph*, *Financial Times*, *New York Times*, etc.).

Tra le variabili esplicative è presente anche una serie storica che indica la disponibilità da un punto di vista finanziario, misurata come stock di denaro e depositi a disposizione degli individui, espressa in miliardi di dollari.

Infine, le variabili dell'ultimo gruppo si riferiscono al network Bitcoin: i ricavi dei *miners*, il numero di transazioni bitcoin per blocco e l'*hashrate* della rete, che ricordo essere la potenza di calcolo richiesta per creare nuovi blocchi, cioè l'unità di misura di quanta potenza elaborazionale è necessaria. La rete deve infatti eseguire, per motivi di sicurezza, operazioni molto intense. Nella serie storica l'*hashrate* è misurato in TH/s e questo significa che quando, ad esempio, l'*hashrate* della rete arriva a 1 TH/s si possono realizzare un trilione di calcoli al secondo, cioè calcolare un trilione di *hash* al secondo.

Dopo aver illustrato dettagliatamente le variabili inserite nel modello econometrico è possibile iniziare ora l'analisi empirica, la quale è stata condotta utilizzando il software *EViews 9*.

3.2 Scelta del periodo campionario per la specificazione del modello

Le serie storiche sono caratterizzate da dati settimanali in un periodo campionario che va dal 06/06/2014 al 26/10/2018, tuttavia per la stima del modello non è stato utilizzato l'intero campione.

Dal momento che l'obiettivo è verificare la bontà della specificazione eseguendo delle previsioni (il cosiddetto *forecasting*) ho suddiviso il periodo campionario in due sotto-periodi. Il primo periodo viene utilizzato per la specificazione e la stima del modello, mentre il secondo (il cosiddetto *futuro virtuale*) l'ho utilizzato in fase previsionale. In questo lavoro ho deciso di utilizzare come *futuro virtuale* per il *forecasting* le ultime 10 settimane del campione, e cioè il periodo che va dal 24/08/2018 al 26/10/2018. Di conseguenza, il periodo utilizzato per la specificazione e la stima del modello diventa il

lasso temporale che va dal 06/06/2014 al 17/08/2018, con un numero di osservazioni pari a 220.

L'analisi descrittiva che segue parte proprio considerando solamente il primo sottocampione, il quale viene mantenuto per tale analisi, per l'analisi di integrazione e per la stima del modello. Vengono dunque scartati per il momento i dati facenti parte del *futuro virtuale*, i quali verranno presi in considerazione dal *paragrafo 3.8* in poi, in sede di previsioni. In fase di specificazione e stima dei modelli, pur avendo a disposizione i dati del futuro virtuale è opportuno “fingere” di non conoscerli e di non averli a disposizione proprio per rendere credibile la previsione.

3.3 Analisi descrittiva delle variabili

Ho iniziato lo studio con un'analisi descrittiva delle variabili che rientrano nel modello. Questa riguarda l'analisi dei correlogrammi, l'analisi grafica delle serie storiche e l'analisi delle distribuzioni empiriche. L'analisi descrittiva è dunque importante per studiare le caratteristiche delle variabili, verificare la presenza di stagionalità nelle serie e per decidere eventuali trasformazioni funzionali (come la *trasformazione logaritmica*). Per studiare la presenza di eventuali elementi stagionali è particolarmente utile l'analisi dei correlogrammi. Questa analisi è infatti fondamentale perché fornisce una descrizione *non parametrica* delle caratteristiche di una serie storica ed è sensibile alla presenza di componenti evolutive, cicliche e stagionali della serie in esame. Se una variabile ha una pronunciata componente evolutiva il correlogramma lo mostrerà con valori elevati ai bassi *lag* (o ritardi). Se la serie ha una componente stagionale il correlogramma sui livelli non può evidenziarla, proprio per il fatto che la variabilità attribuibile alla componente evolutiva “copre” la variabilità attribuibile alla componente stagionale. Quindi per evidenziare la presenza della componente stagionale è necessario considerare il correlogramma in differenza prima. Così facendo viene persa la variabilità attribuibile alla componente evolutiva ed il correlogramma mostrerà la presenza di correlazione per la componente stagionale.

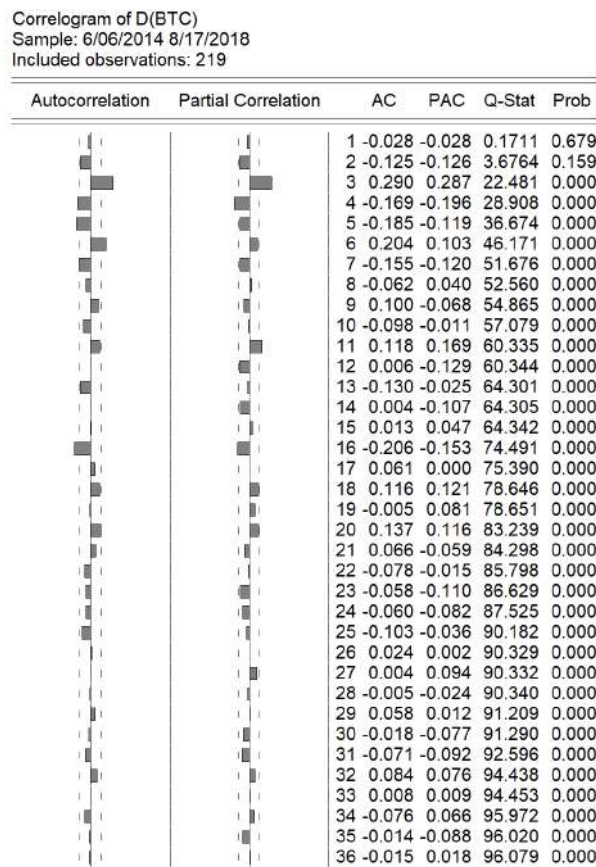
Dunque se una variabile inserita non risulta già destagionalizzata, è necessario prestare attenzione a questo fatto e capire se procedere con il processo di destagionalizzazione, rimuovendo l'eventuale elemento di stagionalità, oppure se mantenere la variabile originaria. In altre parole, l'obiettivo è ricercare se vi sia nella serie storica la presenza di

fluttuazioni di carattere stagionale, cioè variazioni che si riscontrano con intensità simile negli stessi periodi di ogni anno, che impedirebbero di cogliere in maniera corretta l'evoluzione dei fenomeni considerati. Se così fosse, questa fonte di variabilità andrebbe rimossa.

Vista la numerosità delle serie storiche utilizzate, per evitare di appesantire la lettura, non riporto di seguito i correlogrammi di tutte le serie storiche, anche perché nessuna variabile è stata destagionalizzata. Trattandosi infatti di serie storiche che hanno a che fare con tassi di interesse, indici di borsa e prezzi delle criptovalute non si riscontrano elementi di stagionalità e fluttuazioni di carattere stagionale da rimuovere, dunque non avrebbe senso procedere con la destagionalizzazione, anche perché così facendo si andrebbero solamente a "sporcare" i dati. Si tenga presente che comunque, per avere un riscontro di questo fatto, i correlogrammi in differenza prima di tutte le variabili esplicative sono riportati in *Appendice*.

A titolo di esempio si analizza solamente il correlogramma della variabile dipendente BTC. Considerando che il correlogramma nei livelli mostra un'accentuata componente evolutiva, si riporta in *figura 4* solamente il correlogramma in differenza prima.

Figura 4 - Correlogramma di D(BTC)



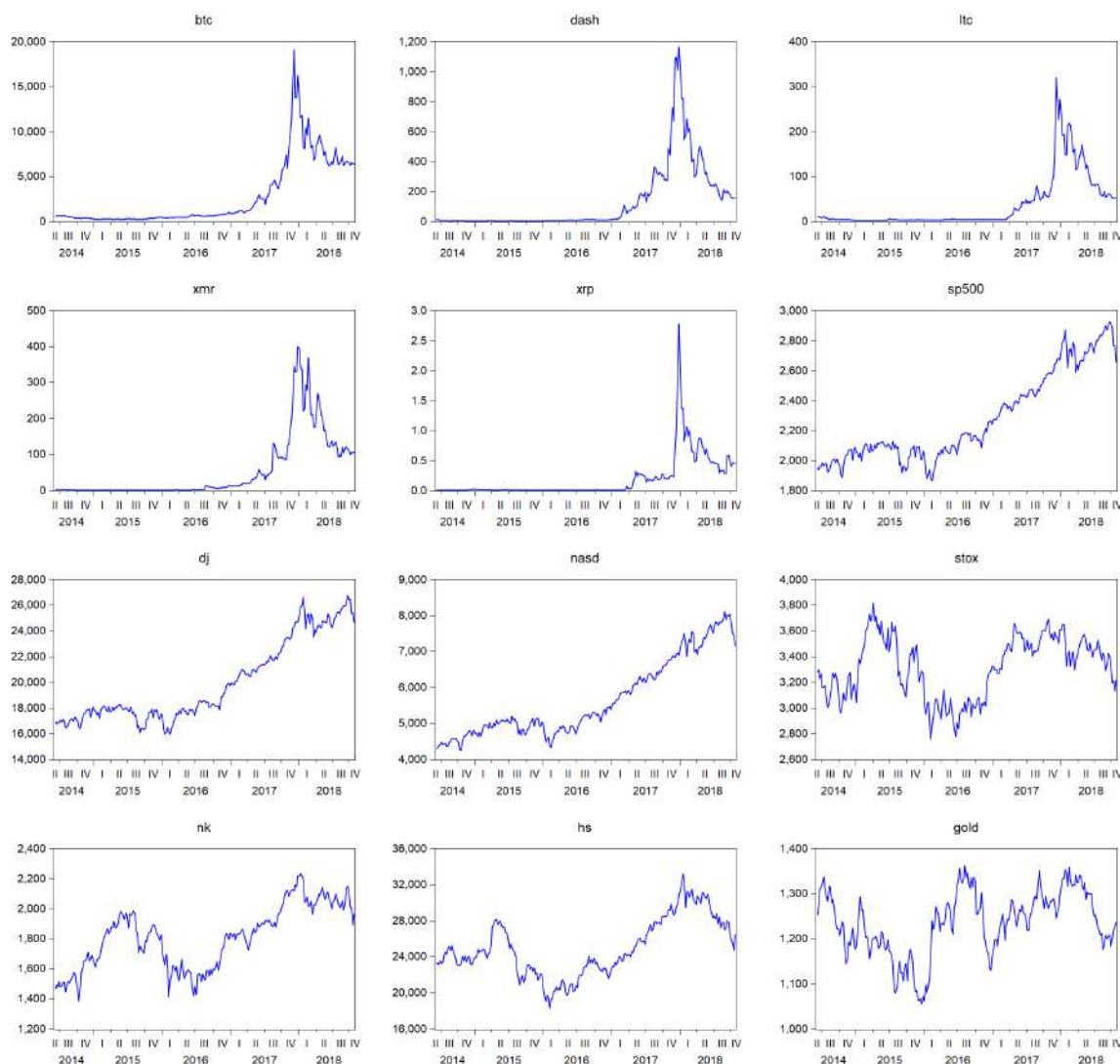
Si può notare chiaramente dal correlogramma di $D(\text{BTC})$ che non si riscontrano elementi di stagionalità. Il correlogramma delle variazioni di BTC mostra che la variabile può essere interpretata attraverso un processo $\text{AR}(4)$.

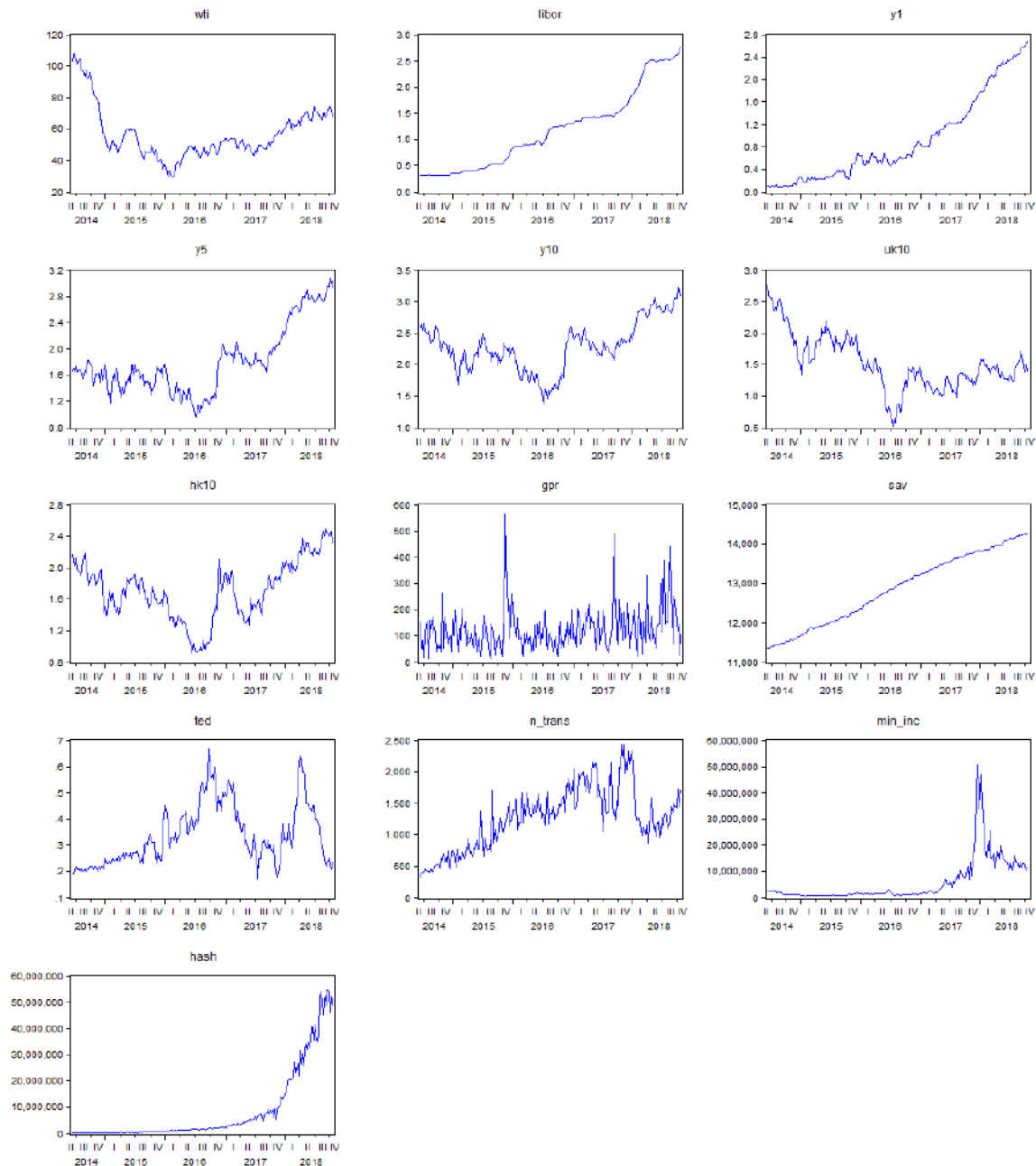
Si noti che osservando i correlogrammi in *Appendice* per nessuna variabile sono ravvisabili elementi di stagionalità e dunque si procede con le serie storiche originarie.

3.3.1 Analisi grafica

L'analisi grafica è interessante per osservare l'andamento delle serie storiche. Contrariamente alle analisi successive, *solo* per l'analisi grafica ho deciso di utilizzare l'intero campione, in modo da avere una panoramica completa dell'andamento delle variabili. Osserviamo a tal proposito i grafici di tutte le serie storiche in *figura 5*.

Figura 5 - Andamento grafico delle variabili del modello





Si noti che nel periodo di osservazione le criptovalute hanno tutte lo stesso andamento, sia la variabile dipendente bitcoin, sia le altre valute virtuali DASH, LTC, XMR e XRP: fino alla fine del 2016 i prezzi sono stabili con un andamento sostanzialmente piatto, una crescita esponenziale si registra durante il 2017 per tutte le criptovalute in esame con un picco importante nel mese di dicembre, per poi subire una perdita a partire dall'inizio del 2018, scendendo a livelli certamente più elevati rispetto a quelli che si

registrano prima del 2017, ma comunque più che dimezzati rispetto al picco di pochi mesi prima.

Anche per quanto riguarda gli indici azionari l'andamento tra loro è simile: trend sostanzialmente crescente per quanto riguarda i tre indici americani, un andamento un po' più volatile lo registrano l'indice europeo e i due indici asiatici con una flessione ad inizio 2016 seguita poi da un recupero di valore, superando così i livelli pre-2016 (soprattutto il Nikkei e l'Hang Seng).

Per quanto riguarda il prezzo dell'oro, notoriamente volatile, si trova un riscontro di questo fatto anche da un punto di vista grafico. Il prezzo del greggio, che nel 2014 ha superato i 100 dollari al barile è poi crollato, a causa principalmente del rafforzamento del dollaro e di un eccesso di offerta in un periodo di rallentamento economico soprattutto in Europa ed in Asia, fino a precipitare sotto i 30 dollari all'inizio del 2016 per poi lentamente risalire, senza comunque raggiungere i livelli di inizio 2014. Il crollo ad inizio 2016 lo si registra anche nel prezzo dell'oro, infatti la relazione inversa tra dollaro e *commodities* vale normalmente anche per il metallo prezioso.

Lo stock di moneta e depositi degli individui è caratterizzato da un trend positivo, con una crescita costante ed anche per quanto riguarda il LIBOR l'andamento è sostanzialmente sempre crescente, arrivando a sfiorare il 3% a fine periodo. Stesso discorso vale per il rendimento dei bond USA ad un anno: i tassi sono prossimi a zero ad inizio 2014, mentre sono saliti fino ad arrivare a quasi tre punti percentuali a fine 2018. Meno pronunciato è l'aumento dei tassi per i bond statunitensi a cinque e a dieci anni, sebbene i rendimenti aumentino fino ad arrivare al 3%, dopo una flessione ad inizio 2016. La stessa flessione si registra anche nei bond decennali sia del Regno Unito sia di Hong Kong, seguita da una ripresa, con la differenza che per il Regno Unito il tasso si assesta nell'intervallo 1-1.7%, mentre per Hong Kong i tassi crescono fino al 2.5%.

Per quanto riguarda il rischio geopolitico si possono notare picchi importanti, come ad esempio a novembre 2015 in corrispondenza dell'attacco terroristico a Parigi o anche nel terzo trimestre del 2017 con le tensioni tra Stati Uniti e Corea del Nord e le minacce di quest'ultima di far scoppiare una guerra nucleare. Il TED spread, come spiegato poc'anzi, è la differenza tra il tasso interbancario e i *treasury bill* a tre mesi, con il primo che di norma è superiore del secondo, dal momento che i *T-bill* sono praticamente *free-risk*. Questo spread è un indicatore chiave per capire lo "stato di salute" e la fiducia che vi è nell'interbancario, infatti è chiaro che un aumento dello spread è un segnale negativo

per i motivi in precedenza esposti. Nel periodo preso in considerazione il TED spread oscilla tra i 20 e i 50 punti base, con picchi di quasi 70 punti nel terzo trimestre 2016 e nei primi mesi del 2018, senza comunque avere aumenti preoccupanti come quelli che storicamente si sono registrati durante gli anni della crisi economico-finanziaria. Tuttavia il fatto che tale differenziale aumenti non è di certo un fatto positivo, soprattutto se si tiene in considerazione che stiamo al contempo assistendo ad un incremento dei tassi interbancari e ad un progressivo appiattimento dei tassi di interesse a medio-lungo termine, per i quali non si registrano particolari aumenti (soprattutto se si confrontano questi ultimi con i tassi ben più elevati che si registravano ante 2008). Alcuni analisti parlano a tal proposito dell'inizio di una possibile recessione. Si noti che alla fine del 2016, nel momento in cui il TED spread è elevato, i tassi di interesse a medio e a lungo termine crollano.

Infine, le variabili che afferiscono all'ultimo gruppo sono direttamente legate al bitcoin: il numero di transazioni per blocco, i ricavi dei *miners* e l'*hashrate* della rete. I ricavi dei *miners* seguono fedelmente l'andamento del bitcoin, con un'impennata a fine 2017 seguita da un crollo. Stesso discorso vale anche per il numero di transazioni, che registra un trend crescente fintantoché il valore del bitcoin non raggiunge il suo massimo, per poi crollare ad inizio 2018, sintomo che comunque le due variabili sono legate e che un calo nell'uso della criptovaluta (e dunque un numero inferiore di transazioni) impattano sul prezzo. Per quanto riguarda invece l'*hashrate* della rete l'andamento è un po' diverso: si noti che aumenta costantemente, anche nel momento in cui il bitcoin crolla ed anzi, registra un'impennata soprattutto da inizio 2018 proprio quando il valore del bitcoin scende a picco. Si può infatti osservare che da inizio 2018 l'*hashrate* è aumentato esponenzialmente, passando da circa 15 milioni di trilioni di *hash* al secondo ad un picco a fine periodo di 55 milioni di TH/s, con una crescita superiore al 250%. Ciò è certamente un segnale positivo, ad indicare che nonostante tutto e nonostante i recenti cali di prezzo, i *miners* sono ottimisti, confidano ancora nel bitcoin e continuano con l'attività di *mining*² (al contrario un *hashrate* discendente sarebbe un segnale negativo, sintomo che la fiducia nei confronti del valore della valuta è scesa). Ad ogni modo la spiegazione di tale aumento anomalo rimane un punto interrogativo (Cavicchioli, 2018b). Ci sono varie ipotesi plausibili. Potrebbero esserci, ad esempio, in qualche Paese

² Si ricordi infatti che quanti più utenti cercando di minare bitcoin, tanto più la difficoltà aumenta. Pertanto, una crescita dell'*hashrate* anche quando il prezzo del bitcoin scende è sicuramente un segnale di fiducia da parte della rete.

del mondo grandi operazioni di *mining*. Oppure c'è chi sostiene che la spiegazione potrebbe risiedere nel dimezzamento della ricompensa dei *miners* che avverrà prossimamente, si stima a maggio 2020 (infatti essa viene dimezzata ogni 210.000 blocchi estratti e scenderà da 12.5 BTC a 6.25 BTC per blocco): i *miners* potrebbero star tentando di accumulare quanti più bitcoin possibili prima che la ricompensa venga dimezzata (Compare, 2018).

Prima di procedere all'analisi delle distribuzioni empiriche è interessante osservare la seguente *figura 6*, nella quale ho calcolato il tasso di crescita del bitcoin e l'ho confrontato con il tasso di crescita dello S&P 500, uno degli indici americani più famosi (oltre ad essere una variabile inserita a spiegazione del modello).

Ho calcolato il tasso di crescita come $\ln \frac{P_t}{P_0}$.

Figura 6 - Tasso di crescita del bitcoin e dello S&P 500



La *figura 6* presenta un grafico dei tassi di crescita del bitcoin e dell'indice S&P 500 con finalità di confronto. Rispetto all'indice S&P 500, che è cresciuto di oltre il 30% nel periodo in esame, la crescita di prezzo del bitcoin sembra davvero incredibile, con il picco di crescita a dicembre del 2017. Come detto in precedenza, la criptovaluta nel solo

2017 è infatti cresciuta di circa il 1.900% e, sebbene da inizio 2018 si siano registrati dei cali di prezzo, la crescita residua resta comunque di molto superiore a quella dell'indice. Si passa ora ad analizzare le distribuzioni empiriche.

3.3.2 Analisi delle distribuzioni empiriche

L'analisi delle distribuzioni empiriche è molto importante per analizzare nello specifico le proprietà delle variabili e le caratteristiche da un punto di vista statistico. Questo per completare l'analisi descrittiva, ma anche per decidere eventuali trasformazioni funzionali delle serie.

Come già spiegato in precedenza, in tutta questa sezione si è utilizzato il *sample* ridotto, escludendo i dati del *futuro virtuale* (eccezion fatta per l'analisi grafica dove si è deciso di utilizzare tutto il periodo campionario).

È interessante osservare gli istogrammi e le statistiche delle variabili per valutare le distribuzioni empiriche, le caratteristiche delle serie storiche e soprattutto la presenza di normalità. Se così non fosse, cercare di migliorare la situazione attraverso una trasformazione funzionale della serie per tentare di normalizzare la distribuzione o comunque avvicinarsi a questa caratteristica desiderabile. Questo perché si sta utilizzando un modello di regressione lineare e la linearità trova giustificazione se le distribuzioni empiriche delle variabili sono assimilabili alla distribuzione normale³. Ho cercato di far avvicinare le distribuzioni empiriche all'ipotesi di distribuzione normale utilizzando la *trasformazione logaritmica*, la quale ha la capacità di modificare la distribuzione dei dati trasformati. Si noti che la trasformazione logaritmica va a correggere solamente l'asimmetria positiva (non quella negativa), infatti se si applica il logaritmo ai dati generati da una distribuzione normale i dati trasformati saranno caratterizzati da una distribuzione con asimmetria negativa.

³ In realtà la linearità trova giustificazione se tutte le variabili, dipendente ed indipendenti, sono assimilabili ad una variabile casuale multinormale. In questa tesi si è proceduto considerando che, data una variabile multinormale, tutte le distribuzioni marginali sono normali univariate. Quindi ho verificato che le distribuzioni univariate fossero normali, ricordando però che se due variabili hanno una distribuzione normale questo non implica che la distribuzione congiunta sia normale. Non conoscendo tuttavia la distribuzione congiunta di due variabili ma solo le loro distribuzioni univariate, se esse sono normali è possibile interpretarle come distribuzioni marginali ed ipotizzare che la congiunta sia normale. Proprio sulla base di questa ipotesi è opportuno trasformare le variabili per far avvicinare le loro distribuzioni alla normalità.

Per fare questo tipo di analisi osserviamo i valori della statistica *Jarque-Bera* e della probabilità associata (*probability*), oltre che la *Skewness* (cioè l'asimmetria) e la curtosi. Anche Gkillas e Katsiampa (2018) sottolineano l'importanza di questa analisi, in particolare per le distribuzioni empiriche dei prezzi delle criptovalute. Gli autori infatti scrivono che i rendimenti delle criptovalute sono più volatili e più rischiosi delle valute tradizionali, con variazioni di prezzo estreme che violano l'assunzione di normalità, quindi un esame delle distribuzioni empiriche è fondamentale.

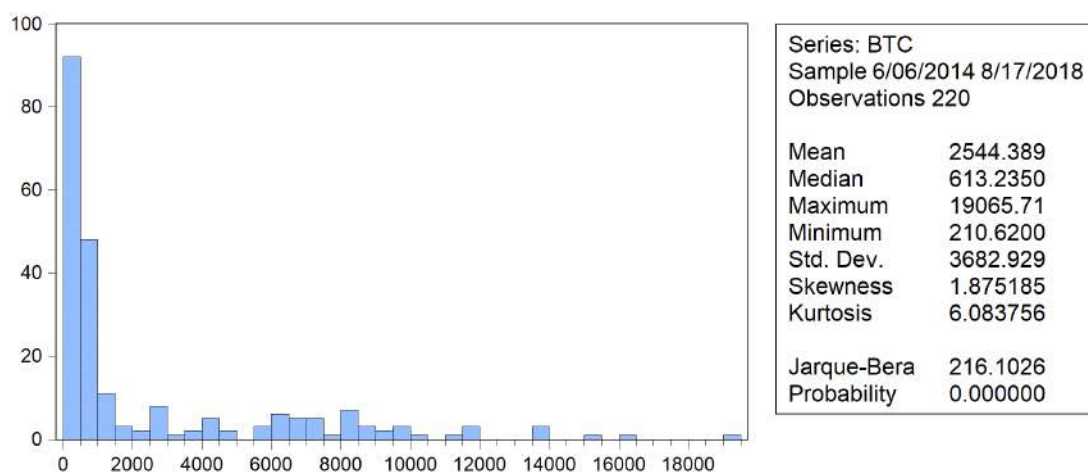
Procediamo dunque con il test di normalità per vedere se effettivamente tale condizione viene rispettata. Il test utilizzato è il test statistico di *Jarque-Bera*, il quale prevede il seguente sistema di ipotesi:

$$\begin{cases} H_0 : \text{la variabile si distribuisce in modo normale} \\ H_1 : \text{la variabile non è normale} \end{cases}$$

Più basso è il valore della statistica *Jarque-Bera* e più alto è al contempo il valore della probabilità (paragonata all'*alpha* preso a riferimento nel test), tanto più la variabile sarà normale.

Ci si sofferma innanzitutto sulla variabile endogena BTC, il cui istogramma è rappresentato in *figura 7*.

Figura 7 – Distribuzione empirica della variabile endogena BTC



La variabile endogena BTC è caratterizzata da asimmetria positiva (la distribuzione è scentrata a sinistra ed ha una lunga coda sulla destra) infatti la *Skewness* è positiva⁴ e pari a 1.875185. La curtosi, che misura lo “spessore” (o “appiattimento”) della distribuzione, è molto elevata⁵ e pari a 6.083756 a significare che si tratta di una distribuzione leptocurtica⁶. Inoltre, anche la deviazione standard risulta altrettanto elevata e pari a 3682.929, ad indicare elevata dispersione nella serie.

Se procediamo con il test statistico di *Jarque-Bera* per studiare la normalità della distribuzione, possiamo constatare che la variabile in questione non si distribuisce in modo normale, a conferma di quanto suggerito da Gkillas e Katsiampa (2018). Infatti, il valore della statistica di *Jarque-Bera* è elevatissimo e, al contempo, se osserviamo il valore della probabilità (*probability*), si può notare come la probabilità associata al test sia pari a zero, inferiore a qualsiasi livello di significatività (di norma posto pari al 5% o all'1%). Questo risultato trova giustificazione nel fatto che il test si basa sulla differenza di asimmetria e curtosi della serie in esame rispetto ai valori attribuibili ad una distribuzione normale teorica, calcolando la statistica in questo modo:

$$Jarque-Bera = \frac{N}{6} \left(S^2 + \frac{(K-3)^2}{4} \right)$$

dove N è la numerosità campionaria, S è l'asimmetria e K la curtosi.

Si è visto poc'anzi come i valori di asimmetria e curtosi nel caso della variabile BTC si discostino molto dalla distribuzione normale ed infatti il test lo conferma. Si rifiuta dunque l'ipotesi nulla H_0 e si conferma la non presenza di normalità nella distribuzione.

Si passa ora all'osservazione degli istogrammi e delle statistiche che caratterizzano le variabili esplicative.

Partendo dalle serie storiche dei prezzi delle *altcoins* inserite nel modello, esse sono caratterizzate da risultati molto simili a quelli riscontrati per la variabile BTC, proprio per questo motivo ho evitato di riportarne gli istogrammi. I valori associati a tali serie

⁴ L'asimmetria di una distribuzione simmetrica *per definizione* non esiste ed è dunque pari a zero, come nel caso di una distribuzione normale teorica.

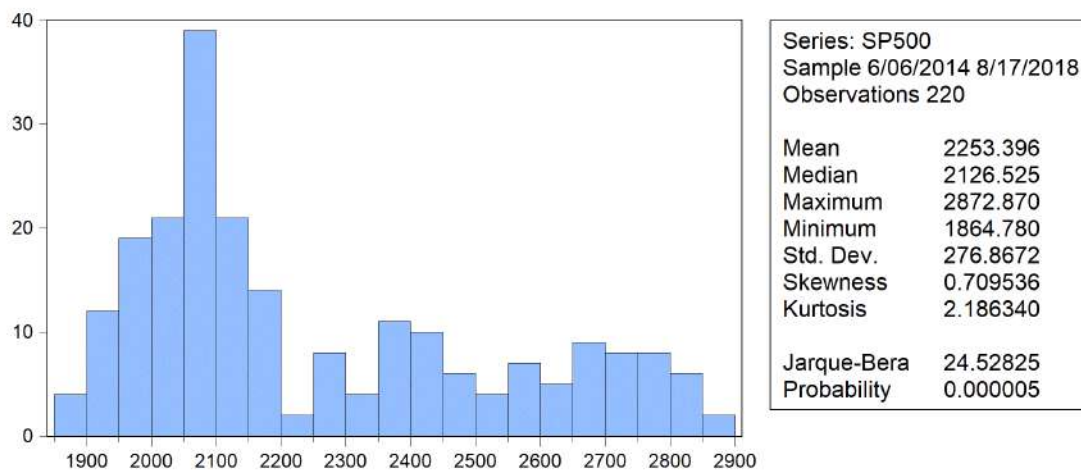
⁵ La curtosi di una distribuzione normale teorica è pari a 3.

⁶ La distribuzione leptocurtica, o ipernormale, si caratterizza per avere una distribuzione più “appuntita” rispetto alla distribuzione di una normale teorica. Il contrario, cioè una distribuzione più “piatta” rispetto alla distribuzione di una curva normale teorica, viene definita platicurtica, o iponormale.

storiche sono comunque presenti e consultabili in *tabella 1*, riportata in seguito, che riassume i risultati ottenuti. Le variabili DASH, LTC, XMR e XRP presentano infatti asimmetria positiva molto pronunciata e curtosi elevatissima (in particolare XRP, la quale presenta un'asimmetria molto forte e superiore a 3 ed un valore di curtosi superiore a 19). Questo fatto le porta a violare l'assunzione di normalità, con valori delle statistiche *Jarque-Bera* elevatissimi e probabilità associate al test pari a zero. La condizione di non normalità è dunque chiara anche per queste quattro serie storiche. L'ipotesi nulla viene decisamente rifiutata.

Si prosegue ora con le altre variabili supposte esogene.

Figura 8 – Distribuzione empirica della variabile SP500

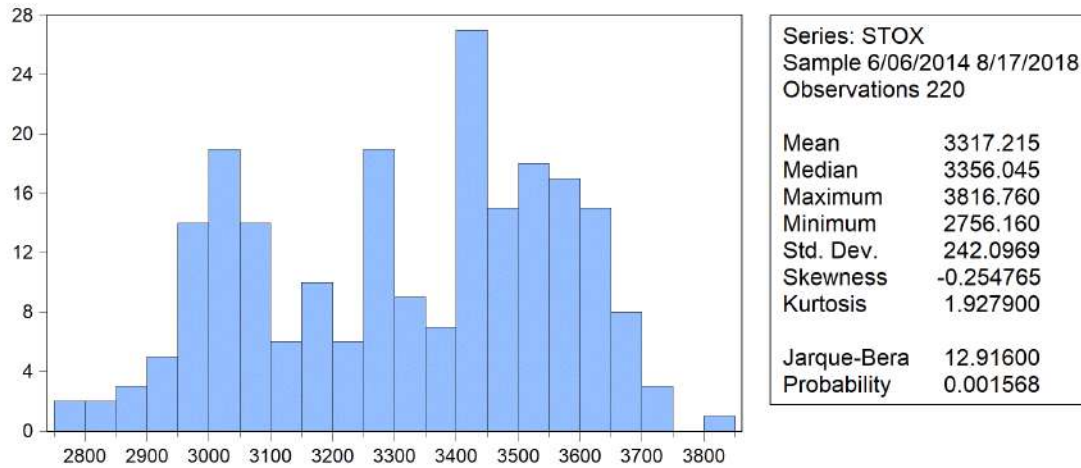


La variabile SP500 presenta asimmetria positiva, infatti si può notare una distribuzione leggermente scentrata a sinistra, anche se molto meno pronunciata rispetto alle criptovalute. La curtosi scende notevolmente ed in questo caso è inferiore a 3, denotando una distribuzione platicurtica, cioè più piatta rispetto ad una distribuzione normale teorica. La deviazione standard è elevata e pari a 276.8672. Il valore della statistica *Jarque-Bera* risente positivamente dei valori più contenuti di curtosi ed asimmetria, infatti si abbassa, ma rimane comunque elevato e l'ipotesi nulla di normalità viene rifiutata anche in questo caso. Il valore della probabilità associata al test resta infatti molto basso ed inferiore a qualsiasi livello ragionevole di significatività.

Le variabili DJ e NASD presentano caratteristiche molto simili alla variabile SP500: asimmetria positiva, curtosi inferiore a 3 e deviazione standard elevata. Il valore della probabilità associata al test rimane molto basso e il valore della statistica *Jarque-Bera*

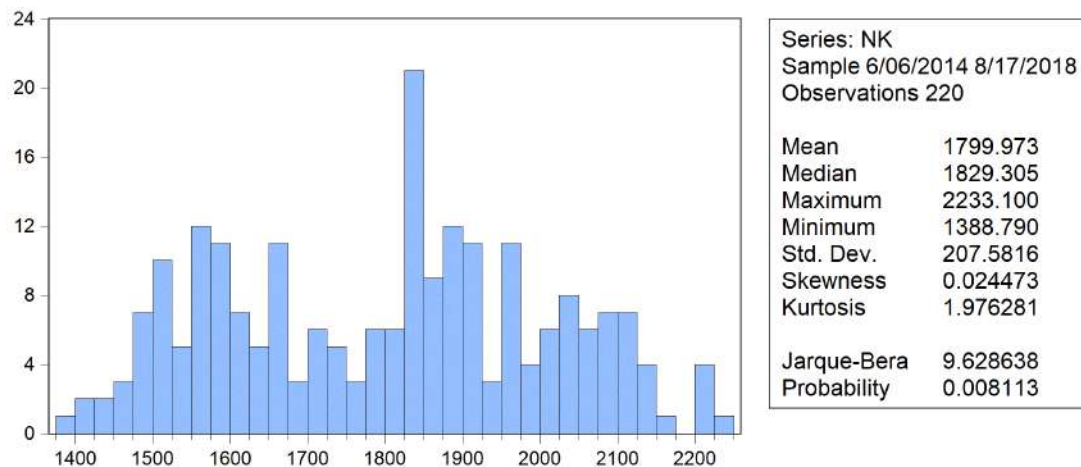
molto elevato. Viene nuovamente rifiutata l'ipotesi nulla di normalità. Data la similarità con la variabile SP500 anche in questo caso si omette la presentazione degli istogrammi.

Figura 9 – Distribuzione empirica della variabile STOX



STOX presenta asimmetria negativa con un valore di -0.254765, infatti si noti che in questo caso, diversamente da quanto visto in precedenza, la distribuzione è leggermente scontrata a destra. La curtosi è pari a 1.927900 (distribuzione platicurtica) e la deviazione standard presenta un valore di 242.0969. In questo caso la condizione di normalità migliora leggermente rispetto alle variabili precedenti, ma non è ancora possibile accettare H_0 . La probabilità associata al test, pari a 0.001568, resta infatti inferiore anche all'1%, quindi per qualsiasi livello ragionevole di significatività si rifiuta l'ipotesi nulla e si conferma la non presenza di normalità nella distribuzione.

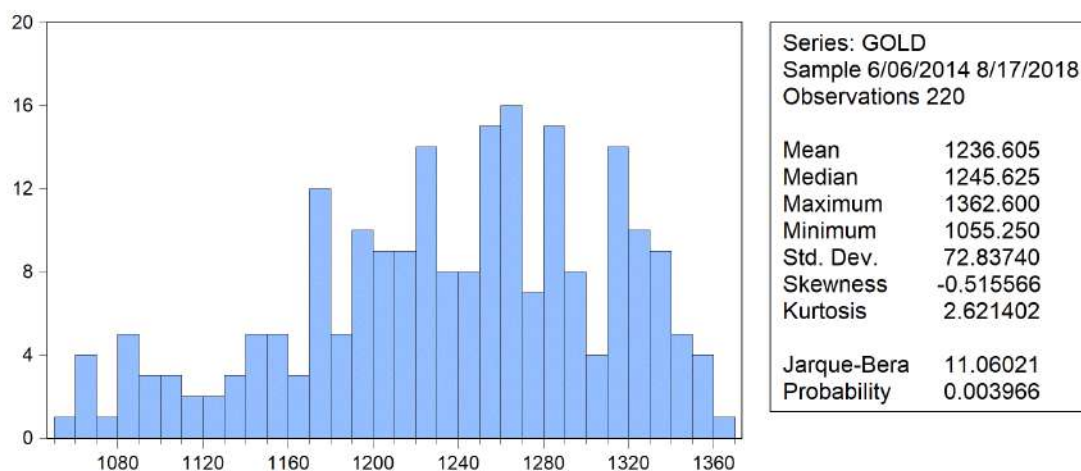
Figura 10 – Distribuzione empirica della variabile NK



Diversamente dalla variabile STOX, la variabile NK presenta asimmetria positiva e prossima a zero (si noti infatti come questa variabile risulti leggermente più centrata rispetto alla precedente), curtosi pari a 1.976281 e deviazione standard pari a 207.5816. Anche in questo caso il valore della probabilità non consente di accettare l'ipotesi nulla di normalità e il test statistico porta a rigettare H_0 .

Lo stesso discorso si può fare per la variabile HS, che con una probabilità di 0.005836 non consente di accettare l'ipotesi nulla di normalità neanche all'1%.

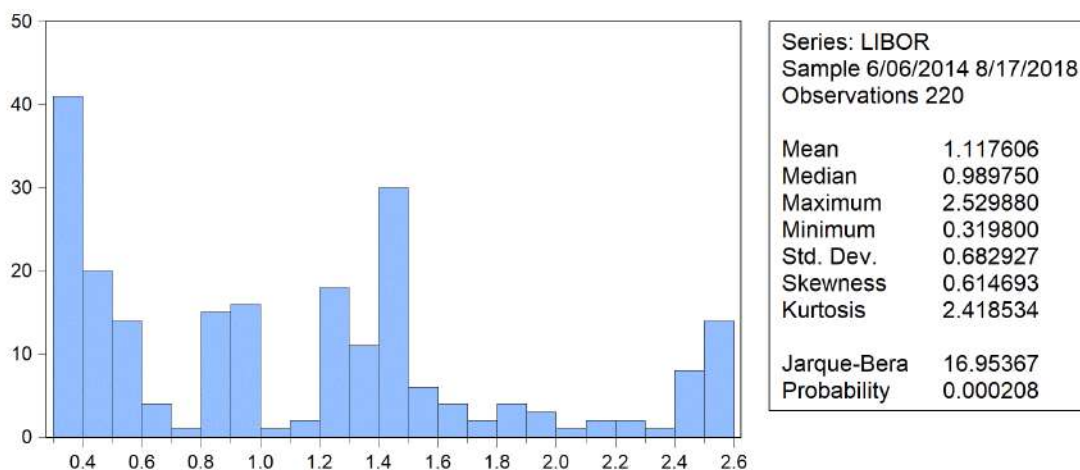
Figura 11 – Distribuzione empirica della variabile GOLD



GOLD presenta asimmetria negativa pari a -0.515566, curtosi pari a 2.621402 e deviazione standard pari a 72.83740. Il test statistico di *Jarque-Bera* porta a rifiutare l'ipotesi nulla di normalità, essendo la probabilità inferiore anche all'1%.

Con la variabile WTI la curtosi torna a salire come nei casi delle variabili analizzate inizialmente e la condizione di non normalità è chiara, con un valore della statistica *Jarque-Bera* molto elevato e la probabilità associata al test pari a zero.

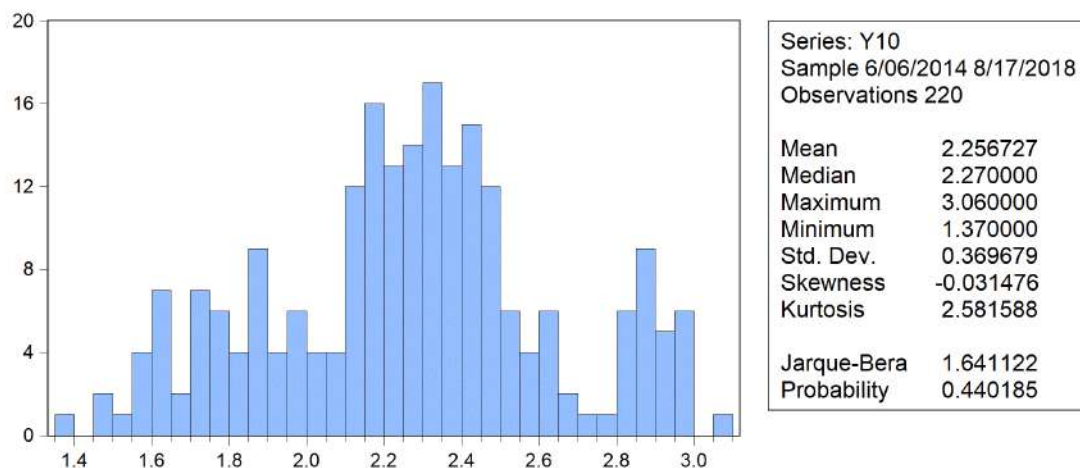
Figura 12 – Distribuzione empirica della variabile LIBOR



Anche LIBOR presenta un valore della statistica *Jarque-Bera* elevato, mentre il valore della probabilità è molto basso e pari a 0.000208. Nuovamente si rifiuta l'ipotesi nulla di normalità, anche con un *alpha* pari all'1%.

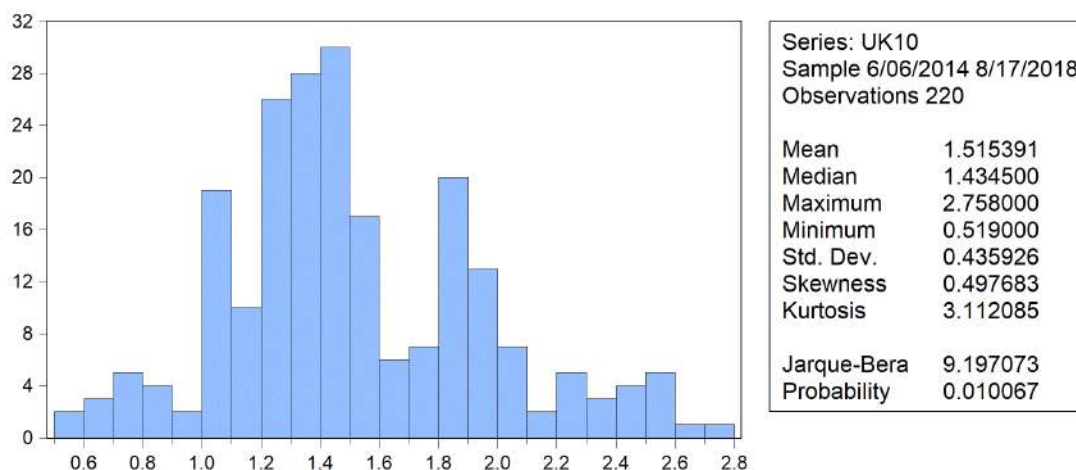
Le variabili Y1 e Y5 presentano anch'esse valori lontani da quelli che caratterizzano una distribuzione normale teorica. Il test statistico lo conferma e porta dunque a rifiutare l'ipotesi nulla di normalità per entrambe le serie storiche.

Figura 13 – Distribuzione empirica della variabile Y10



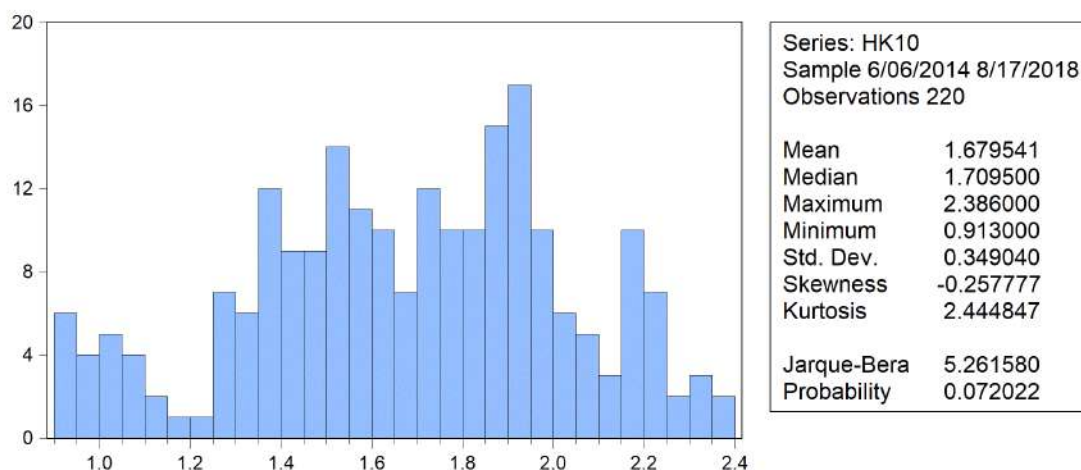
La variabile Y10 è caratterizzata da asimmetria negativa pari a -0.031476, curtosi pari a 2.581588 e deviazione standard con un valore di 0.369679. Si può subito notare che ora la situazione migliora notevolmente rispetto alle variabili analizzate in precedenza. Grazie infatti ad una distribuzione decisamente più centrata e ad un valore della curtosi che si avvicina a 3, il valore della statica *Jarque-Bera* si abbassa notevolmente, mentre la probabilità associata al test presenta un valore elevato e pari a 0.440185. In questo caso si accetta dunque l'ipotesi di normalità H_0 addirittura al 10%.

Figura 14 – Distribuzione empirica della variabile UK10



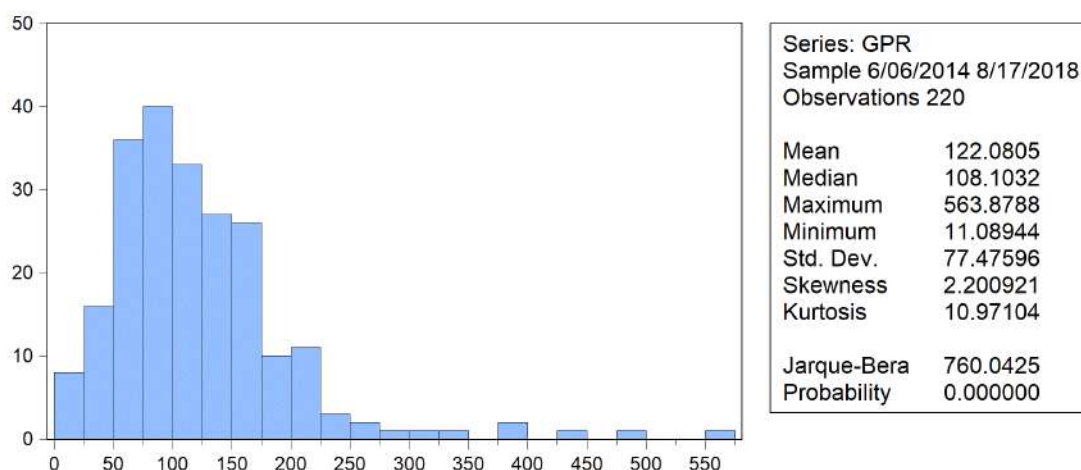
UK10 presenta asimmetria positiva pari a 0.497683, curtosi di 3.112085 e deviazione standard pari a 0.435926. Il valore della statistica *Jarque-Bera* ritorna a salire rispetto al caso precedente, tuttavia UK10 presenta una probabilità pari a 0.010067. È possibile dunque accettare nuovamente l'ipotesi nulla di normalità all'1% e considerare normale la distribuzione. Già però al 5% si è costretti a rifiutare H_0 , essendo in tal caso la probabilità inferiore al livello di significatività.

Figura 15 – Distribuzione empirica della variabile HK10



La variabile HK10 è caratterizzata da asimmetria negativa pari a -0.257777, curtosi pari a 2.444847 e deviazione standard di 0.349040. Il test statistico di *Jarque-Bera* porta ad accettare l'ipotesi nulla di normalità della distribuzione, infatti si può osservare che il valore della probabilità associata al test è pari a 0.072022, superiore al 5%. La variabile si distribuisce in modo normale.

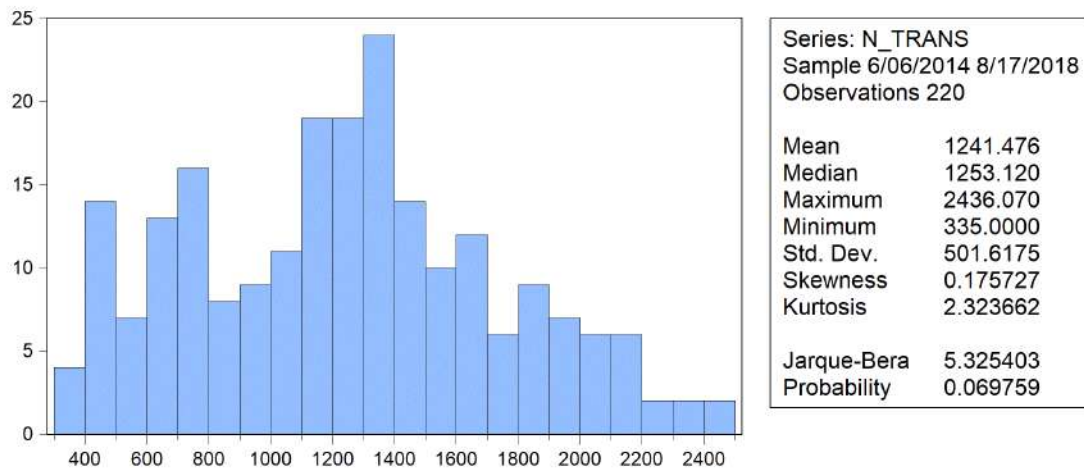
Figura 16 – Distribuzione empirica della variabile GPR



GPR, al contrario delle ultime tre variabili analizzate, presenta caratteristiche simili alle prime serie storiche. L'asimmetria è elevata e positiva, si noti infatti la lunga coda sulla destra. La curtosi è altrettanto elevata a denotare una distribuzione più "appuntita", o leptocurtica, rispetto alla distribuzione di una normale teorica. Il test porta decisamente a rifiutare l'ipotesi di normalità della distribuzione, infatti il valore della statistica *Jarque-Bera* è elevato a causa di curtosi ed asimmetria molto pronunciate.

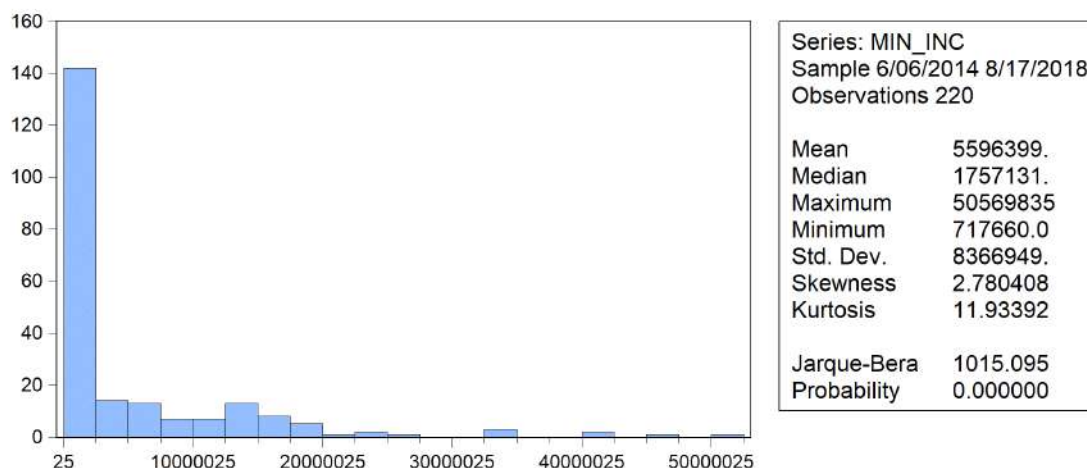
Anche per le variabili SAV e TED la condizione di assenza di normalità è chiara, sebbene i valori di asimmetria e curtosi siano decisamente migliori rispetto a GPR. Il valore della statistica *Jarque-Bera* rimane elevato in entrambi i casi e la probabilità tende a zero.

Figura 17 – Distribuzione empirica di N_TRANS



Nel caso della variabile N_TRANS il test statistico di *Jarque-Bera* porta ad accettare l'ipotesi H_0 di normalità della distribuzione: la probabilità associata al test è pari a 0.069759, superiore ad una significatività del 5%.

Figura 18 – Distribuzione empirica della variabile MIN_INC



MIN_INC presenta forti analogie con le serie storiche delle criptovalute: asimmetria positiva molto pronunciata (con una lunga coda sulla destra) ed una curtosi elevatissima, a denotare una distribuzione leptocurtica. Di questi valori ne risente negativamente la statistica *Jarque-Bera*, che si può osservare essere molto elevata e pari a 1015.095. Di conseguenza il valore della probabilità associato al test è pari a zero e porta ad un deciso rifiuto dell'ipotesi di distribuzione normale.

Infine, lo stesso discorso si può fare per la variabile HASH, la quale presenta forte asimmetria positiva e curtosi elevata che allontanano fortemente la variabile dalla condizione di normalità. Anche in questo caso, visti i valori della statistica *Jarque-Bera* e della probabilità associata al test, si rifiuta abbondantemente l'ipotesi nulla H_0 a favore dell'ipotesi alternativa.

Dai precedenti test statistici risulta che la maggior parte delle variabili non è caratterizzata da distribuzione normale, infatti in quasi tutti i casi si è rifiutata l'ipotesi nulla H_0 a causa di probabilità associate al test molto basse ed inferiori ad ogni ragionevole livello di significatività. Ciò dovuto in molti casi a distribuzioni fortemente asimmetriche e leptocurtiche.

Ho tentato dunque, per richiamare quanto già spiegato in precedenza, di migliorare tale situazione di non normalità operando una *trasformazione logaritmica* delle serie storiche, stabilizzando in questo modo anche la varianza. È importante ricordare però che questa trasformazione funzionale della serie non sempre può giovare e portare a risultati migliori: per le serie storiche caratterizzate da asimmetria negativa, infatti, la trasformazione logaritmica non avrebbe alcun senso, dal momento che così facendo non si farebbe altro che scentrare ancora di più a destra la distribuzione. In altre parole, questo tipo di trasformazione "raddrizza" solamente le distribuzioni che presentano asimmetria positiva, quindi scentrate a sinistra.

Alla luce di ciò non ha senso applicare tale operazione meccanicamente prendendo tutte le serie storiche non normali e calcolando per ognuna di esse la trasformata logaritmica, dal momento che quest'ultima può aiutare solamente in determinati casi.

Ci si aspetta, ad esempio, che il logaritmo non vada a migliorare la situazione per le variabili STOX e GOLD, dal momento che esse sono caratterizzate da asimmetria negativa. Al contrario, la variabile endogena BTC e molte altre variabili esplicative presentano una pronunciata asimmetria positiva e quindi, rifiutata l'ipotesi nulla ed

appurata la non normalità della distribuzione, è sensato operare la trasformazione logaritmica per apprezzare il miglioramento delle statistiche e tentare di avvicinarsi alla condizione di normalità.

Per agevolare il confronto riporto di seguito la *tabella 1* (composta da più sotto tabelle a causa dell'elevato numero di variabili), che mostra tutte le variabili inserite nel modello e le rispettive statistiche, affiancate dalle loro trasformazioni logaritmiche.

Si noti che ho riportato anche le variabili con asimmetria negativa e le rispettive trasformate solamente a titolo esemplificativo, per avere un riscontro di quanto detto poc'anzi e cioè che la trasformazione funzionale in questi casi porta ad avere una maggior asimmetria negativa e ad allontanarsi ancora di più dall'accettazione dell'ipotesi nulla di normalità della distribuzione.

Tabella 1 - Analisi descrittiva e di normalità delle variabili del modello

Sample: 6/06/2014 8/17/2018

	BTC	LOG(BTC)	DASH	LOG(DASH)	LTC	LOG(LTC)	XMR	LOG(XMR)	XRP	LOG(XRP)	SP500	LOG(SP500)
Mean	2544.389	6.913205	129.3525	2.955680	35.36518	2.264333	51.10265	1.744940	0.174525	-3.656813	2253.396	7.713006
Median	613.2350	6.418740	9.095000	2.207681	3.975000	1.380024	2.525000	0.926223	0.008200	-4.803621	2126.525	7.662244
Maximum	19065.71	9.855647	1161.980	7.057881	319.5700	5.766976	400.0500	5.991590	2.780000	1.022451	2872.870	7.963067
Minimum	210.6200	5.350056	1.000000	0.000000	1.320000	0.277632	0.254181	-1.369709	0.002810	-5.874571	1864.780	7.530898
Std. Dev.	3682.929	1.319238	229.2639	2.103074	60.55141	1.560920	90.47947	2.379624	0.361221	1.952053	276.8672	0.118874
Skewness	1.875165	0.694990	2.352067	0.502291	2.262102	0.799168	2.062058	0.349995	3.530196	0.830193	0.709536	0.587561
Kurtosis	6.083756	2.036363	8.700572	1.736042	7.878198	2.116696	6.539372	1.623754	19.45108	2.022011	2.186340	2.036660
Jarque-Bera	216.1026	26.22253	500.7328	23.89546	405.7647	30.56997	270.7420	21.85369	2937.799	34.03898	24.52825	21.16526
Probability	0.000000	0.000002	0.000000	0.000006	0.000000	0.000000	0.000000	0.000018	0.000000	0.000000	0.000005	0.000025
Sum	559765.5	1520.905	28457.56	650.2496	7780.340	498.1533	11242.58	383.8868	38.39556	-804.4988	495747.2	1696.861
Sum Sq. Dev.	2.97E+09	381.1451	11511067	968.6198	802957.5	533.5872	1792851.	1240.112	28.57526	834.5021	16787545	3.094694
Observations	220	220	220	220	220	220	220	220	220	220	220	220
		Si		Si		Si		Si				

Sample: 6/06/2014 8/17/2018

	DJ	LOG(DJ)	NASD	LOG(NASD)	STOX	LOG(STOX)	NK	LOG(NK)	HS	LOG(HS)	GOLD	LOG(GOLD)
Mean	19696.51	9.877709	5574.641	8.610615	3317.215	8.104183	1799.973	7.488832	24914.79	10.11468	1236.605	7.118355
Median	18143.07	9.806044	5127.900	8.542451	3356.045	8.118518	1829.305	7.511691	24190.00	10.09369	1245.625	7.127393
Maximum	26616.71	10.18929	7839.110	8.966881	3816.760	8.247157	2233.100	7.711146	33154.12	10.40892	1362.600	7.217150
Minimum	15973.84	9.678708	4258.440	8.356658	2756.160	7.921594	1388.790	7.236188	18319.58	9.815726	1055.250	6.961533
Std. Dev.	2943.696	0.143078	1012.466	0.172920	242.0969	0.073961	207.5816	0.116360	3290.308	0.130514	72.83740	0.060019
Skewness	0.782879	0.654703	0.796221	0.612199	-0.254765	-0.350898	0.024473	-0.141725	0.409932	0.176345	-0.515566	-0.639464
Kurtosis	2.209976	2.032631	2.349128	2.091576	1.927900	1.998844	1.976281	1.965282	2.329106	2.263478	2.621402	2.807115
Jarque-Bera	28.19423	24.29487	27.12881	21.30688	12.91600	13.70264	9.628638	10.55070	10.28753	6.112825	11.06021	15.33458
Probability	0.000001	0.000005	0.000001	0.000024	0.001568	0.001058	0.008113	0.005116	0.005836	0.047056	0.003966	0.000468
Sum	4333233.	2173.096	1226421.	1894.335	729787.2	1782.920	395994.1	1647.543	5481254.	2225.230	272053.2	1566.038
Sum Sq. Dev.	1.90E+09	4.483209	2.24E+08	6.548379	12835787	1.197987	9436733.	2.965205	2.37E+09	3.730425	1161858.	0.788913
Observations	220	220	220	220	220	220	220	220	220	220	220	220
										Si		

Sample: 6/06/2014 8/17/2018

	WTI	LOG(WTI)	LIBOR	LOG(LIBOR)	Y1	LOG(Y1)	Y5	LOG(Y5)	Y10	LOG(Y10)	UK10	LOG(UK10)
Mean	56.05245	3.988172	1.117606	-0.098923	0.850045	-0.541802	1.764045	0.534911	2.256727	0.800020	1.515391	0.373164
Median	50.74500	3.926810	0.989750	-0.010311	0.620000	-0.478036	1.690000	0.524729	2.270000	0.819780	1.434500	0.360816
Maximum	107.9500	4.681668	2.529880	0.928172	2.440000	0.891998	2.900000	1.064711	3.060000	1.118415	2.758000	1.014506
Minimum	29.32000	3.378270	0.319800	-1.140059	0.090000	-2.407946	0.950000	-0.051293	1.370000	0.314811	0.519000	-0.655851
Std. Dev.	16.66532	0.269187	0.682927	0.678020	0.687241	0.938778	0.466798	0.253487	0.369679	0.169200	0.435926	0.298320
Skewness	-1.380929	0.613960	0.614693	-0.190766	0.919785	-0.301014	0.834577	0.296340	-0.031476	-0.434194	0.497683	-0.454678
Kurtosis	4.684114	3.452764	2.418534	1.708889	2.700704	2.119697	3.015242	2.596143	2.581588	2.803461	3.112085	3.717931
Jarque-Bera	95.92091	15.70052	16.95367	16.61491	31.84132	10.42590	25.54114	4.715050	1.641122	7.266635	9.197073	12.30491
Probability	0.000000	0.000390	0.000208	0.000247	0.000000	0.005446	0.000003	0.094654	0.440185	0.026428	0.010067	0.002128
Sum	12331.54	877.3979	245.8733	-21.76308	187.0100	-119.1964	388.0900	117.6805	496.4800	176.0043	333.3860	82.09617
Sum Sq. Dev.	60823.48	15.86906	102.1393	100.6769	103.4337	193.0056	47.72010	14.07203	29.92904	6.269653	41.61693	19.48992
Observations	220	220	220	220	220	220	220	220	220	220	220	220
		Si						Si				

Sample: 6/06/2014 8/17/2018

	HK10	LOG(HK10)	GPR	LOG(GPR)	SAV	LOG(SAV)	TED	LOG(TED)	N_TRANS	LOG(N_TRA)	MIN_INC	LOG(MIN_INC)	HASH	LOG(HASH)
Mean	1.679541	0.494871	122.0805	4.623153	12805.96	9.455324	0.341273	-1.127513	1241.476	7.028554	5596399.	14.81452	6576870.	14.38222
Median	1.709500	0.536201	108.1032	4.683068	12853.65	9.461363	0.310000	-1.171183	1253.120	7.133381	1757131.	14.37919	1550520.	14.25410
Maximum	2.386000	0.869618	563.8788	6.334839	14198.10	9.560863	0.670000	-0.400478	2436.070	7.798141	50569835	17.73887	53994493	17.60439
Minimum	0.913000	-0.091019	11.08944	2.405994	11349.00	9.336865	0.170000	-1.771957	335.0000	5.814131	717860.0	13.46375	87663.00	11.38126
Std. Dev.	0.349040	0.224167	77.47596	0.633458	874.7972	0.068734	0.113754	0.321647	501.6175	0.462251	8366949.	1.104890	11219232	1.672839
Skewness	-0.257777	-0.738080	2.200921	-0.615362	-0.094319	-0.159730	0.741621	0.252141	0.175727	-0.648871	2.780408	0.896290	2.244097	0.354562
Kurtosis	2.444847	3.042009	10.97104	4.230542	1.643549	1.663113	2.648360	2.069874	2.323662	2.634755	11.93392	2.532139	7.362062	2.031321
Jarque-Bera	5.281580	19.99080	760.0425	27.76505	17.19247	17.31677	21.30021	10.26149	5.325403	16.66078	1015.095	31.46215	359.0718	13.21096
Probability	0.072022	0.000046	0.000000	0.000001	0.000185	0.000173	0.000024	0.005912	0.069759	0.000241	0.000000	0.000000	0.000000	0.001353
Sum	369.4990	108.8716	26857.70	1017.094	2817311.	2080.171	75.08000	-248.0530	273124.7	1546.282	1.23E+09	3259.195	1.45E+09	3164.088
Sum Sq. Dev.	26.68058	11.00493	1314553.	87.87797	1.68E+08	1.034625	2.833844	22.65698	55104807	46.79510	1.53E+16	267.3513	2.76E+16	612.8474
Observations	220	220	220	220	220	220	220	220	220	220	220	220	220	220

Si

Si

Si

In *tabella 1* sono segnate con “Si” quelle variabili per le quali ho deciso di utilizzare la trasformazione logaritmica in quanto migliorativa in termini di normalità della distribuzione.

Si osservi innanzitutto che si trova conferma di quanto spiegato poc’anzi sul fatto che vi sono dei casi nei quali la trasformazione logaritmica non è di aiuto: STOX, GOLD, Y10, HK10 e SAV sono infatti caratterizzate da asimmetria negativa e si può immediatamente notare come per tutte queste cinque variabili la trasformazione funzionale sia peggiorativa, infatti l’asimmetria a destra aumenta e la distribuzione diventa ancor più scentrata, assieme all’aumento di valore della statistica *Jarque-Bera* e all’abbassamento della probabilità associata al test, a segnalare un allontanamento dalla condizione di normalità. La questione è estremamente evidente e lampante se si osservano in particolare due di queste cinque variabili, Y10 e HK10. La prima, leggermente scentrata a destra, con la trasformazione funzionale logaritmica vede peggiorare notevolmente la sua asimmetria e questo si ripercuote negativamente sul test e sul valore della statistica *Jarque-Bera*: si noti che per Y10 l’ipotesi nulla di distribuzione normale viene ampiamente accettata anche al 10%, mentre con la trasformazione logaritmica si passa ad una situazione diametralmente opposta di normalità solamente all’1%, infatti la probabilità precipita dal 44% al 2.6%. Lo stesso discorso vale per HK10 dove la normalità viene accettata al 5%, mentre con il logaritmo non è più possibile accettare l’ipotesi nulla, dal momento che la probabilità scende drasticamente dal 7.2% allo 0.0046%, inferiore a qualsiasi ragionevole *alpha*.

Per queste cinque variabili ho dunque mantenuto i valori originari.

Diverso è il discorso per tutte le altre variabili, le quali sono caratterizzate da asimmetria positiva. In questo caso è sensato valutare caso per caso il miglioramento

delle statistiche associate al test e decidere di conseguenza se mantenere la serie originaria o procedere con la trasformata logaritmica.

Per prendere questa decisione ho tenuto in considerazione diversi fattori.

Innanzitutto vi sono variabili per le quali il miglioramento risulta molto contenuto: è il caso di SP500, DJ e NASD, per le quali ho deciso di mantenere la serie originaria. Il miglioramento apportato dalla trasformata logaritmica è infatti minimo e non porta a raggiungere la normalità.

In secondo luogo è importante osservare che vi sono variabili che con la trasformazione logaritmica vedrebbero migliorare la loro condizione, ma per le quali ho deciso di *non* utilizzare il logaritmo per una questione interpretativa: essendoci infatti serie storiche che per la maggior parte del periodo campionario hanno un *range* di variazione tra 0 e 1, la trasformazione funzionale logaritmica avrebbe portato ad avere tutti valori negativi⁷. Si veda ad esempio XRP: la trasformazione funzionale della serie fa diminuire notevolmente il valore della statistica *Jarque-Bera* da 2937 a 34, segnalando un deciso miglioramento soprattutto in termini di asimmetria e curtosi (pur non riuscendo a raggiungere la condizione di normalità), ma nonostante ciò ho deciso di procedere con la serie originaria in quanto il prezzo della criptovaluta XRP nel periodo campionario oscilla quasi sempre tra 0 e 1. Lo stesso discorso vale per le variabili LIBOR, Y1 e TED, le quali migliorerebbero utilizzando il logaritmo (soprattutto la seconda e la terza), ma anche in questo caso ho mantenuto la serie originaria per la stessa ragione esposta poc'anzi. Si tratta infatti di variabili che fanno riferimento a tassi d'interesse (LIBOR e Y1), quindi è normale trovare frequentemente valori compresi tra 0 e 1. Lo stesso vale per TED, il quale oscilla per tutto il periodo campionario in quel *range* di valori. Si noti che lo spread di norma è espresso in punti base, tuttavia in questo caso la serie storica presenta valori percentuali e dal momento che nel periodo di osservazione lo spread non ha mai superato i 100 punti base, la serie si sviluppa sempre al di sotto del valore 1. Infine, per tutte le altre variabili la trasformazione è migliorativa e dunque ho proceduto generando la nuova serie logaritmica. BTC, DASH, LTC, XMR, GPR, MIN_INC e HASH partivano da una situazione di pronunciata asimmetria positiva ed elevatissima curtosi, di conseguenza la statistica *Jarque-Bera* presentava un valore decisamente elevato. Ora con la trasformazione la situazione migliora sia in termini di asimmetria (con una

⁷ Si ricordi infatti che il logaritmo di un numero compreso tra 0 e 1 è sempre negativo, dunque nel caso di queste variabili si è preferito non procedere alla trasformazione funzionale della serie.

distribuzione che diventa più centrata), sia in termini di curtosi inferiore, portando ad un deciso miglioramento del valore della statistica *Jarque-Bera*. La trasformazione inoltre stabilizza la varianza. Nonostante il miglioramento dei valori, non è comunque ancora possibile accettare l'ipotesi nulla di normalità della distribuzione, infatti si può notare come la probabilità rimanga molto bassa e tendente a zero. Ho deciso tuttavia di mantenere comunque il logaritmo della serie visti i miglioramenti registrati.

La variabile HS partiva da una situazione di non normalità, ma ora la nuova serie logaritmica presenta una probabilità ben superiore e l'ipotesi nulla può essere accettata con una significatività dell'1%. Anche la serie storica WTI grazie alla trasformazione si avvicina alla normalità e migliora decisamente i suoi valori, sebbene H_0 non possa ancora essere accettata. Y5 che presentava una probabilità associata al test molto bassa, ora registra un notevole miglioramento: la probabilità aumenta e l'ipotesi nulla può essere accettata anche con una significatività del 5%.

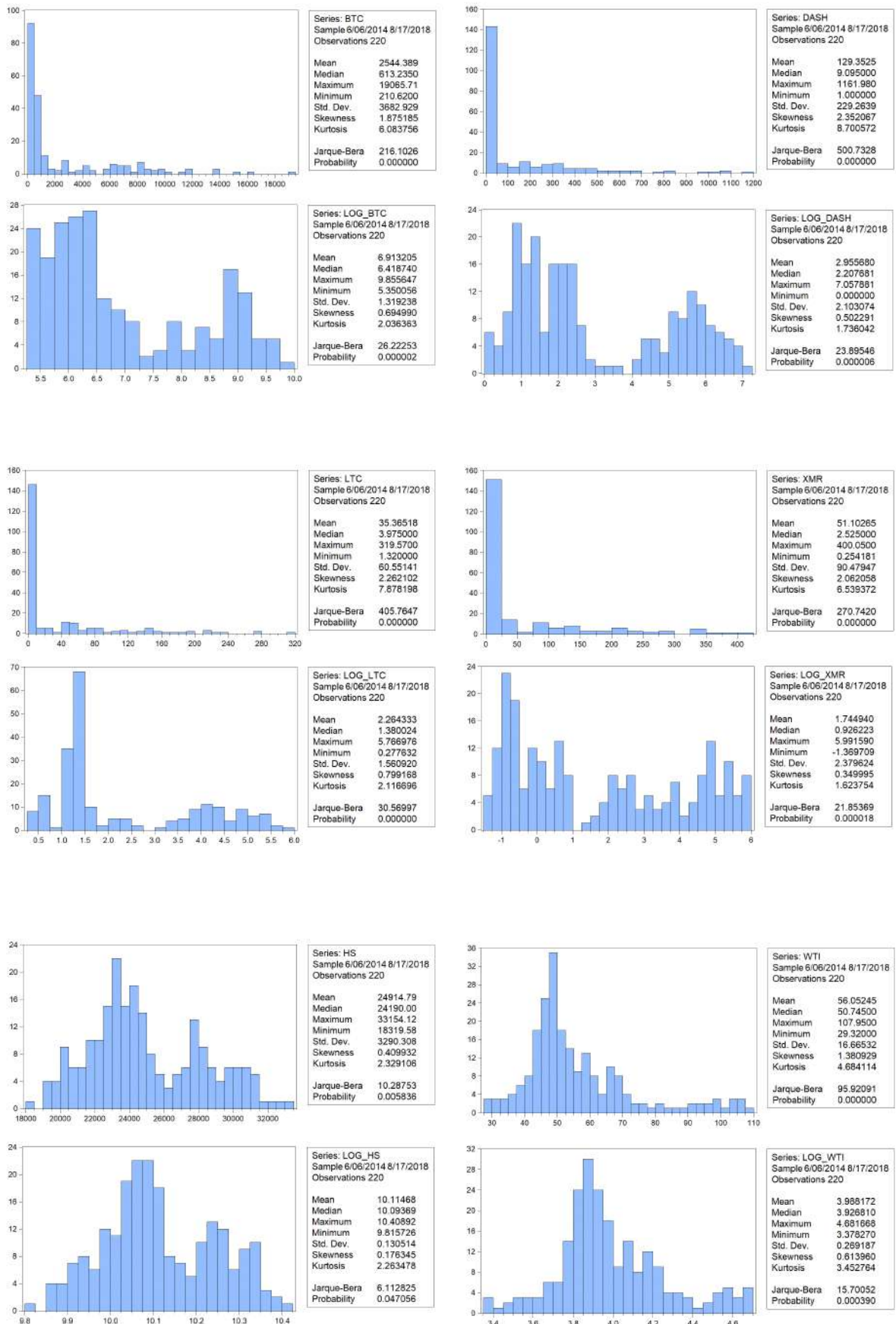
La trasformazione logaritmica non è dunque in grado di normalizzare tutte le distribuzioni: per alcune variabili si registra un miglioramento, in altri casi si va solamente a peggiorare la situazione.

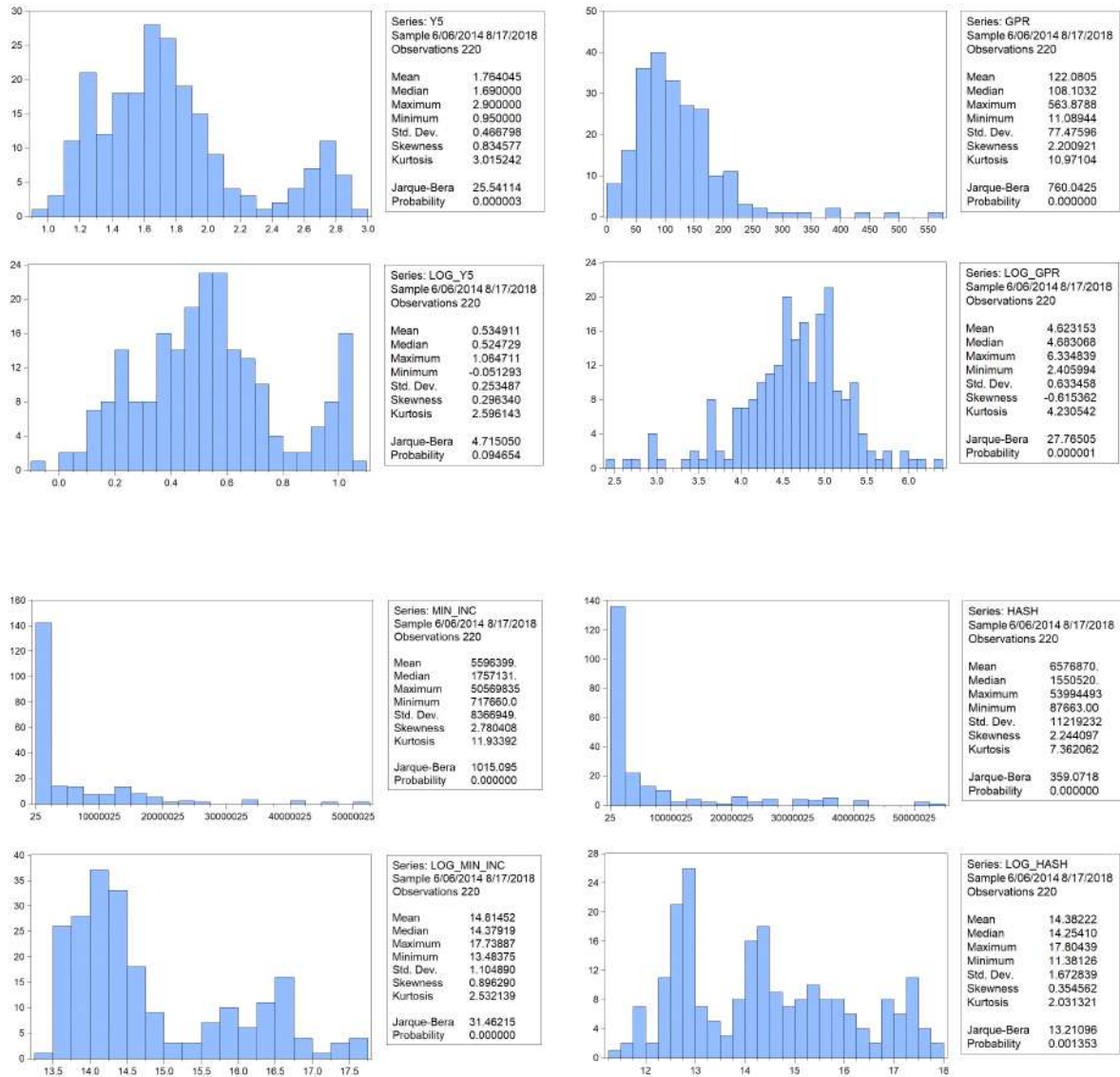
Ho provveduto alla trasformazione funzionale per le sole dieci serie storiche che traggono un effettivo beneficio: BTC, DASH, LTC, XMR, HS, WTI, Y5, GPR, MIN_INC, HASH. Ricordo che di queste dieci variabili solamente due, e cioè HS e Y5, raggiungono la normalità. Entrambe partivano da una situazione di non normalità, ma ora grazie alla trasformazione HS è normale all'1%, mentre Y5 lo è anche al 5%. Per le altre otto variabili la situazione non migliora tanto da arrivare ad accettare H_0 , tuttavia si deve tener conto del fatto che si partiva da una condizione di elevata asimmetria e curtosi, dunque con difficoltà si sarebbe raggiunta una probabilità tale da poter accettare l'ipotesi nulla. Nonostante ciò anche per queste otto variabili la situazione migliora e dunque ho reputato corretto procedere anche per esse con la trasformazione logaritmica.

Riporto di seguito in *figura 19* (composta da più figure) gli istogrammi di queste dieci variabili prima e dopo la trasformazione logaritmica, in modo da apprezzare anche da un punto di vista grafico il miglioramento ottenuto grazie a tale trasformazione.

Si tenga presente che delle restanti quindici variabili per le quali non è stata operata la trasformazione funzionale della serie, solamente Y10, UK10, HK10 ed N_TRANS sono normali, la prima al 10%, la seconda all'1% e le ultime due al 5%.

Figura 19 - Confronto tra serie originarie e trasformate logaritmiche





Da ora in avanti le variabili utilizzate per la stima del modello saranno quindi le seguenti:

LOG_BTC, LOG_DASH, LOG_LTC, LOG_XMR, XRP, SP500, DJ, NASD, STOXX, NK, LOG_HS, GOLD, LOG_WTI, LIBOR, Y1, LOG_Y5, Y10, UK10, HK10, LOG_GPR, SAV, TED, N_TRANS, LOG_MIN_INC, LOG_HASH.

3.4 Analisi di integrazione delle variabili

Per l'analisi di integrazione ho eseguito su *EViews 9* i test ADF (*Augmented Dickey-Fuller*), ricordando che il periodo campionario resta quello utilizzato per la stima e la specificazione del modello, cioè quello ridotto che va dal 06/06/2014 al 17/08/2018.

Specifichiamo innanzitutto il sistema di ipotesi sottostante al test ADF: l'ipotesi nulla H_0 indica che la variabile in questione ha radice unitaria, mentre, al contrario, l'ipotesi alternativa H_1 presuppone che la variabile non abbia radice unitaria e che quindi sia stazionaria.

Quest'analisi è rilevante per conoscere se le serie storiche contengono componenti evolutive. In particolare, il test ADF permette di tener conto se la serie contiene componenti deterministiche, cioè trend e/o intercetta. Per verificare la presenza di radice unitaria conviene utilizzare la strategia che parte dal generale e va verso il particolare, pertanto la prima specificazione della regressione per il test ADF terrà conto sia della presenza del trend sia della presenza dell'intercetta. Nello *step* successivo se il trend non risulta significativo si provvederà ad eliminarlo ripetendo la regressione mantenendo solamente la costante. Se anche l'intercetta non è significativa verrà eliminata e la regressione non conterrà né costante né trend. Se invece sui livelli si decide a favore di trend significativo, nelle differenze prime si deve mantenere l'intercetta, la quale verrà eliminata se si procede alle differenze seconde.

Ho ritenuto opportuno affiancare al test ADF lo studio dei correlogrammi, importanti per avere una lettura *non parametrica* soprattutto nei casi di indecisione quando le probabilità associate al test ADF risultano incerte.

Dal momento che il numero di variabili è elevato, per evitare di appesantire eccessivamente la lettura, riporto in questo paragrafo la procedura dettagliata solamente per alcune variabili che presentano caratteristiche particolari.

Tutti i test ADF non riportati in questo paragrafo mostrano risultati chiari e non sono caratterizzati da problematicità particolari, per tale motivo sono stati omessi da questa sezione. Anticipo che il risultato ottenuto è che tutte le variabili presentano una radice unitaria e risultano integrate di ordine 1, cioè $I\sim(1)$, mentre solo LOG_GPR è stazionaria, cioè $I\sim(0)$.

Il primo test viene svolto sulla variabile endogena LOG_BTC.

Tabella 2 - Analisi di integrazione della serie LOG_BTC - trend ed intercetta

Null Hypothesis: LOG_BTC has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.399936	0.3785
Test critical values:		
1% level	-4.000511	
5% level	-3.430477	
10% level	-3.138828	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(LOG_BTC)
 Method: Least Squares
 Date: 12/31/18 Time: 10:02
 Sample (adjusted): 6/13/2014 8/17/2018
 Included observations: 219 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LOG_BTC(-1)	-0.027796	0.011582	-2.399936	0.0172
C	0.128333	0.058406	2.197239	0.0291
@TREND("6/06/2014")	0.000680	0.000241	2.825233	0.0052

R-squared	0.035807	Mean dependent var	0.011169
Adjusted R-squared	0.026879	S.D. dependent var	0.107268
S.E. of regression	0.105817	Akaike info criterion	-1.640612
Sum squared resid	2.418590	Schwarz criterion	-1.594187
Log likelihood	182.6471	Hannan-Quinn criter.	-1.621863
F-statistic	4.010725	Durbin-Watson stat	2.031224
Prob(F-statistic)	0.019486		

Prima di commentare il risultato del test ADF, è opportuno osservare la regressione denominata *Augmented Dickey-Fuller Test Equation* nella parte inferiore della *tabella 2*. Si può notare come la componente trend sia significativa, con il *t-prob* inferiore all'1%.

La statistica *Durbin-Watson* fornisce indicazioni interessanti, quindi è opportuno esaminarla. Tale statistica è un test per l'autocorrelazione di ordine uno, quindi misura l'associazione lineare tra residui adiacenti in un modello di regressione. Il suo valore può essere compreso tra 0 e 4 e, come regola generale, non c'è autocorrelazione del primo ordine se la statistica DW si trova attorno al valore 2. Se la statistica è inferiore a 2 c'è presenza di autocorrelazione positiva di ordine uno (questo è vero quanto più la statistica è inferiore a 2 e vicino a 0), se invece il suo valore è superiore a 2 è presente autocorrelazione negativa (tanto più ci si avvicina al valore 4).

Nel caso in esame il valore della statistica DW pari a 2.031224, vicino a 2, segnala l'assenza di autocorrelazione del primo ordine, indicazione positiva a favore di residui *white noise* per l'equazione *Augmented Dickey-Fuller*.

L'*ADF-prob*, in alto a destra, è pari a 0.3785, superiore anche ad un *alpha* posto pari al 10%. Questo induce ad accettare l'ipotesi nulla di presenza di radice unitaria e, come spiegato poc'anzi, dal momento che il trend è significativo, è possibile passare direttamente alle differenze prime mantenendo la costante. La differenza prima elimina il trend ed anche la radice unitaria presente secondo il test ADF. Si veda la *tabella 3*.

Tabella 3 - Analisi di integrazione della serie D(LOG_BTC) - intercetta

Null Hypothesis: D(LOG_BTC) has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-14.80148	0.0000
Test critical values:	1% level		-3.460313	
	5% level		-2.874617	
	10% level		-2.573817	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(LOG_BTC,2)				
Method: Least Squares				
Date: 12/31/18 Time: 10:14				
Sample (adjusted): 6/20/2014 8/17/2018				
Included observations: 218 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(LOG_BTC(-1))	-1.007061	0.068038	-14.80148	0.0000
C	0.011133	0.007336	1.517532	0.1306
R-squared	0.503544	Mean dependent var		-1.35E-05
Adjusted R-squared	0.501246	S.D. dependent var		0.152568
S.E. of regression	0.107748	Akaike info criterion		-1.608917
Sum squared resid	2.507665	Schwarz criterion		-1.577867
Log likelihood	177.3720	Hannan-Quinn criter.		-1.596376
F-statistic	219.0839	Durbin-Watson stat		1.998633
Prob(F-statistic)	0.000000			

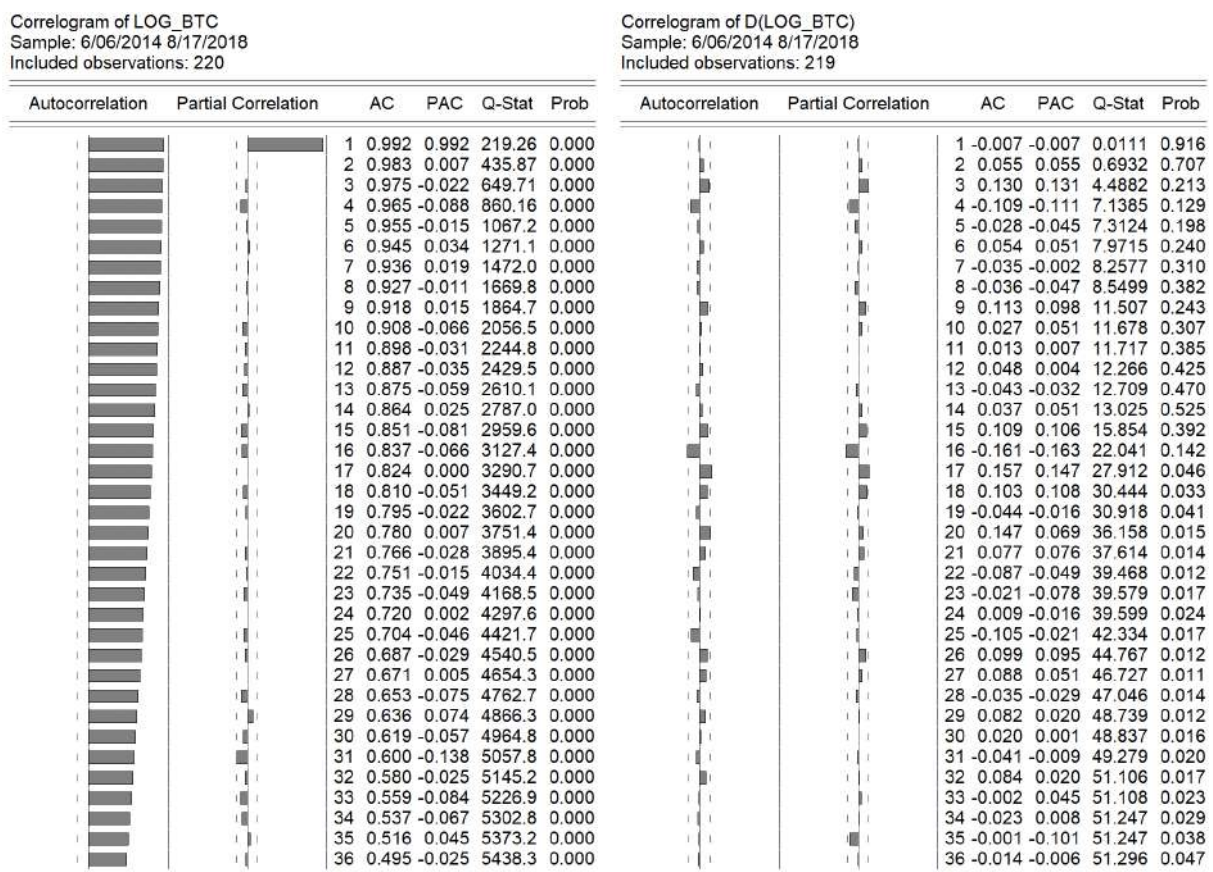
Nuovamente il valore della statistica DW prossimo a 2 indica che il residuo non è caratterizzato da autocorrelazione positiva del primo ordine.

Il valore dell'*ADF-prob* è ora pari a zero, quindi l'ipotesi nulla viene rifiutata a favore dell'ipotesi alternativa che indica presenza di stazionarietà per la variabile D(LOG_BTC). Si noti inoltre che il valore elevato della statistica *t di Student*, pari a -14.80148, indica di trovarsi abbondantemente in zona di rifiuto di H_0 , avvalorando l'accettazione dell'ipotesi di stazionarietà.

D(LOG_BTC) è dunque stazionaria e, conseguentemente, LOG_BTC ha una sola radice unitaria. La variabile endogena LOG_BTC è integrata di ordine uno.

Una conferma ulteriore viene dall'analisi dei correlogrammi, riportati in *figura 20*. Sui livelli è evidente la presenza di radice unitaria, infatti si può notare che l'autocorrelazione si azzerava molto lentamente e l'autocorrelazione parziale mostra che tutta la massa di variabilità è concentrata al *lag* 1. Il correlogramma di $D(\text{LOG_BTC})$, al contrario, non mette più in evidenza la presenza di radice unitaria. Se invece procedessimo con il correlogramma sulle differenze seconde si noterebbe immediatamente un'evidente sovra differenziazione con valori negativi e significativi delle autocorrelazioni e delle autocorrelazioni parziali (e così facendo si introdurrebbe variabilità spuria nella serie). $\text{LOG_BTC} \sim I(1)$.

Figura 20 - Correlogrammi di LOG_BTC e $D(\text{LOG_BTC})$



Si procede ora con i test ADF su alcune delle variabili esplicative che presentano caratteristiche particolari e che offrono spunti di analisi.

Si prenda in considerazione la variabile XRP.

Tabella 4 - Analisi di integrazione della serie XRP - trend ed intercetta

Null Hypothesis: XRP has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 5 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.245700	0.0785
Test critical values: 1% level	-4.001516	
5% level	-3.430963	
10% level	-3.139114	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(XRP)
 Method: Least Squares
 Date: 12/31/18 Time: 10:23
 Sample (adjusted): 7/18/2014 8/17/2018
 Included observations: 214 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
XRP(-1)	-0.098171	0.030247	-3.245700	0.0014
D(XRP(-1))	0.455824	0.069490	6.559519	0.0000
D(XRP(-2))	-0.271281	0.065513	-4.140885	0.0001
D(XRP(-3))	0.341443	0.066250	5.153841	0.0000
D(XRP(-4))	-0.471742	0.065464	-7.206175	0.0000
D(XRP(-5))	0.185572	0.068746	2.699403	0.0075
C	-0.019687	0.016928	-1.163005	0.2462
@TREND("6/06/2014")	0.000340	0.000161	2.110482	0.0360

R-squared	0.336348	Mean dependent var	0.001489
Adjusted R-squared	0.313797	S.D. dependent var	0.132322
S.E. of regression	0.109612	Akaike info criterion	-1.547074
Sum squared resid	2.475045	Schwarz criterion	-1.421243
Log likelihood	173.5369	Hannan-Quinn criter.	-1.496227
F-statistic	14.91481	Durbin-Watson stat	1.979784
Prob(F-statistic)	0.000000		

Si noti innanzitutto che la *tabella 4* mette in evidenza una componente trend che al 5% risulta significativa, mentre non è all'1%. In questo caso si può dunque accettare l'ipotesi che il trend non sia significativo ripetendo il test senza tale componente e lasciando solamente la costante, oppure accettare l'ipotesi alternativa di trend significativo e passare direttamente alle differenze prime mantenendo l'intercetta. In questo caso ho considerato il trend non significativo.

La statistica DW vicina a 2 suggerisce che la selezione dei regressori ritardati fino al ritardo -5 comporta un residuo privo di autocorrelazione positiva del primo ordine, indicazione a favore di residui *white noise* per l'equazione *Augmented Dickey-Fuller*.

Si noti inoltre che l'*ADF-prob* ha un valore pari a 0.0785, superiore all'1% e al 5%. Accetto l'ipotesi nulla di presenza di radice unitaria e procedo ripetendo il test senza trend ma mantenendo la costante, come mostrato in *tabella 5*.

Tabella 5 - Analisi di integrazione della serie XRP - intercetta

Null Hypothesis: XRP has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 5 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.445700	0.1306
Test critical values:		
1% level	-3.460884	
5% level	-2.874868	
10% level	-2.573951	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(XRP)
 Method: Least Squares
 Date: 12/31/18 Time: 10:24
 Sample (adjusted): 7/18/2014 8/17/2018
 Included observations: 214 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
XRP(-1)	-0.056238	0.022995	-2.445700	0.0153
D(XRP(-1))	0.432354	0.069165	6.251075	0.0000
D(XRP(-2))	-0.293666	0.065186	-4.505054	0.0000
D(XRP(-3))	0.321431	0.066113	4.861849	0.0000
D(XRP(-4))	-0.491782	0.065310	-7.530028	0.0000
D(XRP(-5))	0.168809	0.068853	2.451736	0.0150
C	0.011239	0.008545	1.315348	0.1898

R-squared	0.321999	Mean dependent var	0.001489
Adjusted R-squared	0.302346	S.D. dependent var	0.132322
S.E. of regression	0.110523	Akaike info criterion	-1.535028
Sum squared resid	2.528561	Schwarz criterion	-1.424926
Log likelihood	171.2480	Hannan-Quinn criter.	-1.490537
F-statistic	16.38485	Durbin-Watson stat	1.976223
Prob(F-statistic)	0.000000		

La costante, con un valore del *t-prob* pari a 0.1898, non risulta significativa. Il valore dell'*ADF-prob* aumenta, portandomi ad accettare nuovamente l'ipotesi nulla di presenza di radice unitaria. Procedo ripetendo il test ed eliminando la costante, come mostrato in *tabella 6*.

L'eliminazione dell'intercetta porta la probabilità associata al test ADF a diminuire notevolmente, tanto che ora solamente all'1% è possibile accettare l'ipotesi H_0 di presenza di radice unitaria, mentre già al 5% dovrei rifiutarla a favore dell'ipotesi alternativa. Procedo comunque ripetendo il test sulle differenze prime, ovviamente non mantenendo né il trend né la costante, eliminate in precedenza perché ritenute non significative. In differenza prima si ottiene il risultato in *tabella 7*.

Tabella 6 - Analisi di integrazione della serie XRP - none

Null Hypothesis: XRP has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 5 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.067714	0.0374
Test critical values:		
1% level	-2.575813	
5% level	-1.942317	
10% level	-1.615712	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(XRP)
 Method: Least Squares
 Date: 12/31/18 Time: 10:25
 Sample (adjusted): 7/18/2014 8/17/2018
 Included observations: 214 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
XRP(-1)	-0.042136	0.020378	-2.067714	0.0399
D(XRP(-1))	0.425724	0.069102	6.160823	0.0000
D(XRP(-2))	-0.300837	0.065071	-4.623189	0.0000
D(XRP(-3))	0.315555	0.066077	4.775531	0.0000
D(XRP(-4))	-0.498304	0.065235	-7.638579	0.0000
D(XRP(-5))	0.164344	0.068890	2.385614	0.0179
R-squared	0.316332	Mean dependent var		0.001489
Adjusted R-squared	0.299897	S.D. dependent var		0.132322
S.E. of regression	0.110717	Akaike info criterion		-1.536050
Sum squared resid	2.549695	Schwarz criterion		-1.441677
Log likelihood	170.3574	Hannan-Quinn criter.		-1.497915
Durbin-Watson stat	1.975319			

Tabella 7 - Analisi di integrazione della serie D(XRP) - none

Null Hypothesis: D(XRP) has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 3 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-11.22937	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.575762	
5% level	-1.942310	
10% level	-1.615716	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

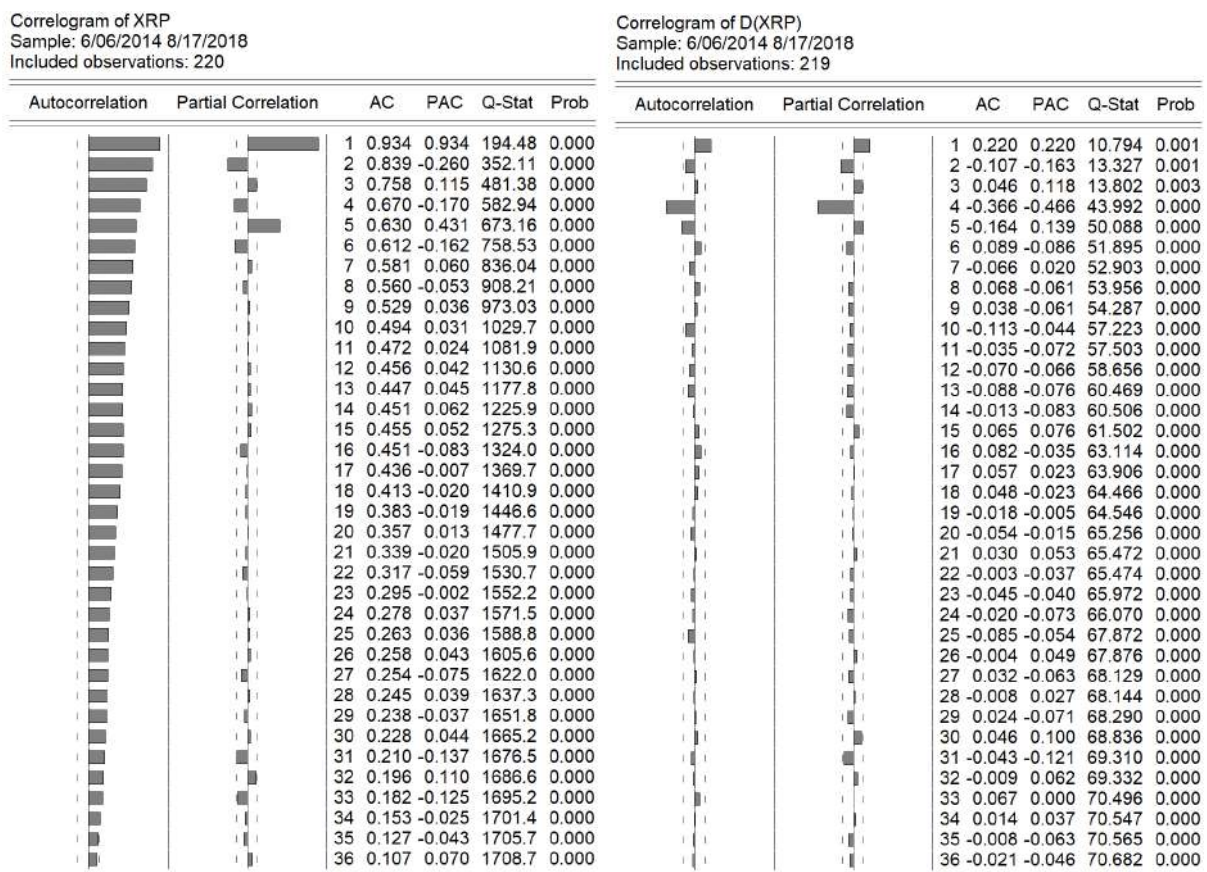
Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(XRP,2)
 Method: Least Squares
 Date: 12/31/18 Time: 10:26
 Sample (adjusted): 7/11/2014 8/17/2018
 Included observations: 215 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(XRP(-1))	-1.172898	0.104449	-11.22937	0.0000
D(XRP(-1),2)	0.505363	0.093254	5.419213	0.0000
D(XRP(-2),2)	0.219110	0.074886	2.925921	0.0038
D(XRP(-3),2)	0.470463	0.061059	7.705079	0.0000
R-squared	0.542959	Mean dependent var		-8.00E-05
Adjusted R-squared	0.536461	S.D. dependent var		0.164825
S.E. of regression	0.112219	Akaike info criterion		-1.518293
Sum squared resid	2.657161	Schwarz criterion		-1.455584
Log likelihood	167.2165	Hannan-Quinn criter.		-1.492956
Durbin-Watson stat	1.863480			

Si noti che ora l'*ADF-prob* porta a rifiutare l'ipotesi nulla di presenza di radice unitaria a favore dell'ipotesi alternativa. Al contempo, la *t di Student* presenta un valore elevato a conferma del fatto di trovarsi in zona di rifiuto di H_0 . La variabile in differenza prima è dunque stazionaria.

Potrebbero sorgere dei dubbi circa la correttezza di questo risultato, infatti si può notare come sui livelli i valori dell'*ADF-prob* siano piuttosto contenuti, nel senso che in base al livello di significatività scelto si potrebbero trarre conclusioni differenti. Proprio per questo motivo è fondamentale la lettura dei correlogrammi, una lettura *non parametrica* per un'interpretazione corretta del fenomeno. La *figura 21* chiarisce ogni dubbio, infatti dall'osservazione dell'autocorrelogramma e dell'autocorrelogramma parziale sui livelli si scarta subito l'eventualità che si tratti di una variabile stazionaria, mentre il correlogramma in differenza prima conferma che la variabile è integrata di ordine uno e quindi ha una sola radice unitaria. I valori di autocorrelazione non indicano infatti presenza di radice unitaria, anche perché se procedessimo con la differenza seconda risulterebbe evidente la sovra differenziazione. $XRP \sim I(1)$.

Figura 21 - Correlogrammi di XRP e D(XRP)



Si esegue ora il test ADF sulla variabile GOLD.

Tabella 8 - Analisi di integrazione della serie GOLD - trend ed intercetta

Null Hypothesis: GOLD has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.890015	0.1678
Test critical values:		
1% level	-4.000708	
5% level	-3.430572	
10% level	-3.138884	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(GOLD)
 Method: Least Squares
 Date: 12/31/18 Time: 15:46
 Sample (adjusted): 6/20/2014 8/17/2018
 Included observations: 218 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
GOLD(-1)	-0.067197	0.023251	-2.890015	0.0042
D(GOLD(-1))	0.171751	0.067695	2.537130	0.0119
C	79.44095	27.69435	2.868489	0.0045
@TREND("6/06/2014")	0.029496	0.026595	1.109085	0.2686

R-squared	0.055769	Mean dependent var	-0.441743
Adjusted R-squared	0.042532	S.D. dependent var	22.91325
S.E. of regression	22.42068	Akaike info criterion	9.076023
Sum squared resid	107575.0	Schwarz criterion	9.138124
Log likelihood	-985.2865	Hannan-Quinn criter.	9.101106
F-statistic	4.213133	Durbin-Watson stat	1.962720
Prob(F-statistic)	0.006397		

In questo caso la *tabella 8* mostra una componente trend che non è significativa anche al 10%. La statistica DW vicina al valore 2 indica assenza di autocorrelazione positiva di ordine uno, indicazione positiva a favore di residui *white noise* per la regressione *Augmented Dickey-Fuller Test Equation* e a conferma che la selezione dei regressori statisticamente rilevanti è corretta, con l'eliminazione dei regressori D(GOLD(-k)) con $k=2, \dots, 14$.

Il valore dell'*ADF-prob* porta ad accettare l'ipotesi nulla di presenza di radice unitaria, quindi si procede a ripetere il test sui livelli eliminando il trend e mantenendo la costante, come visibile in *tabella 9*. Tale tabella mostra che l'intercetta è significativa e che la probabilità associata al test ADF è superiore ad una significatività del 5%. Accetto l'ipotesi di presenza di radice unitaria e passo direttamente alle differenze prime, come mostrato in *tabella 10*.

Tabella 9 - Analisi di integrazione della serie GOLD - intercetta

Null Hypothesis: GOLD has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.669859	0.0810
Test critical values:		
1% level	-3.460313	
5% level	-2.874617	
10% level	-2.573817	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(GOLD)
 Method: Least Squares
 Date: 12/31/18 Time: 15:47
 Sample (adjusted): 6/20/2014 8/17/2018
 Included observations: 218 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
GOLD(-1)	-0.056354	0.021107	-2.669859	0.0082
D(GOLD(-1))	0.166081	0.067538	2.459090	0.0147
C	69.28912	26.15195	2.649482	0.0087

R-squared	0.050341	Mean dependent var	-0.441743
Adjusted R-squared	0.041507	S.D. dependent var	22.91325
S.E. of regression	22.43268	Akaike info criterion	9.072580
Sum squared resid	108193.4	Schwarz criterion	9.119156
Log likelihood	-985.9112	Hannan-Quinn criter.	9.091393
F-statistic	5.698567	Durbin-Watson stat	1.962601
Prob(F-statistic)	0.003877		

Tabella 10 - Analisi di integrazione della serie D(GOLD) - none

Null Hypothesis: D(GOLD) has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12.77163	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.575613	
5% level	-1.942289	
10% level	-1.615730	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(GOLD,2)
 Method: Least Squares
 Date: 12/31/18 Time: 15:48
 Sample (adjusted): 6/20/2014 8/17/2018
 Included observations: 218 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(GOLD(-1))	-0.862026	0.067495	-12.77163	0.0000

R-squared	0.429081	Mean dependent var	-0.247477
Adjusted R-squared	0.429081	S.D. dependent var	30.04267
S.E. of regression	22.70000	Akaike info criterion	9.087184
Sum squared resid	111818.0	Schwarz criterion	9.102709
Log likelihood	-989.5030	Hannan-Quinn criter.	9.093455
Durbin-Watson stat	1.959587		

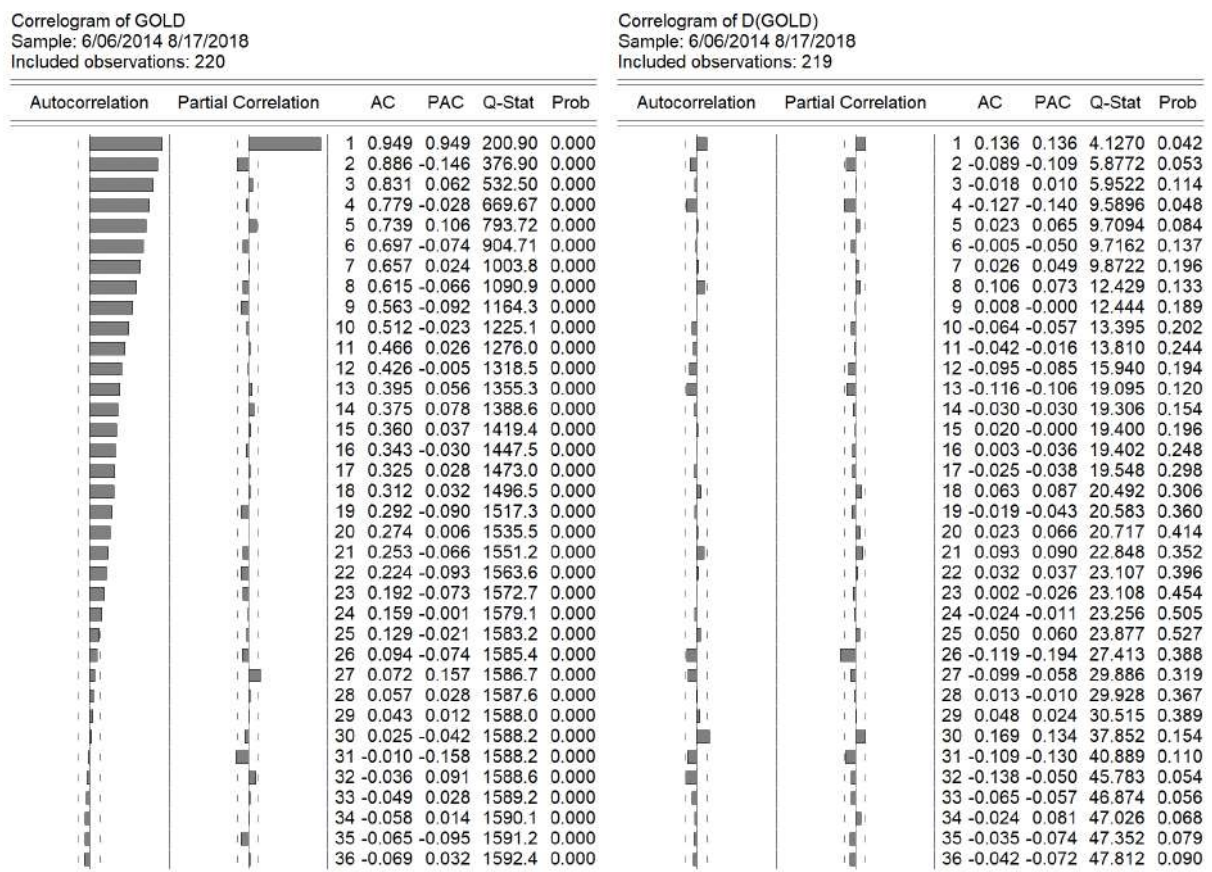
Con la differenza prima l'*ADF-prob* scende a zero. Al contempo la *t di Student* conferma di essere in zona di rifiuto dell'ipotesi nulla. Il test è dunque a favore dell'ipotesi alternativa di assenza di radice unitaria e $D(\text{GOLD})$ è stazionaria.

Nonostante anche in questo caso sui livelli possano sorgere dei dubbi circa la lettura delle probabilità associate al test, l'analisi dei correlogrammi in *figura 22* mostra un risultato chiaro. L'autocorrelogramma sui livelli suggerisce la presenza di radice unitaria, mentre l'autocorrelogramma di $D(\text{GOLD})$ non ne presenta traccia.

Il grafico mostra come le variazioni di GOLD si comportino praticamente come una variabile *white noise*, ciò significa che la variabile GOLD dovrebbe comportarsi come una variabile *random walk*. La serie storica in questione è quindi integrata di ordine 1.

GOLD ~ I(1).

Figura 22 - Correlogrammi di GOLD e D(GOLD)



Si prenda ora in considerazione la variabile LOG_GPR.

Tabella 11 - Analisi di integrazione della variabile LOG_GPR - trend ed intercetta

Null Hypothesis: LOG_GPR has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12.71841	0.0000
Test critical values:		
1% level	-4.000511	
5% level	-3.430477	
10% level	-3.138828	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(LOG_GPR)
 Method: Least Squares
 Date: 12/31/18 Time: 16:06
 Sample (adjusted): 6/13/2014 8/17/2018
 Included observations: 219 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LOG_GPR(-1)	-0.862730	0.067833	-12.71841	0.0000
C	3.749671	0.307853	12.18007	0.0000
@TREND("6/06/2014")	0.002163	0.000671	3.222650	0.0015

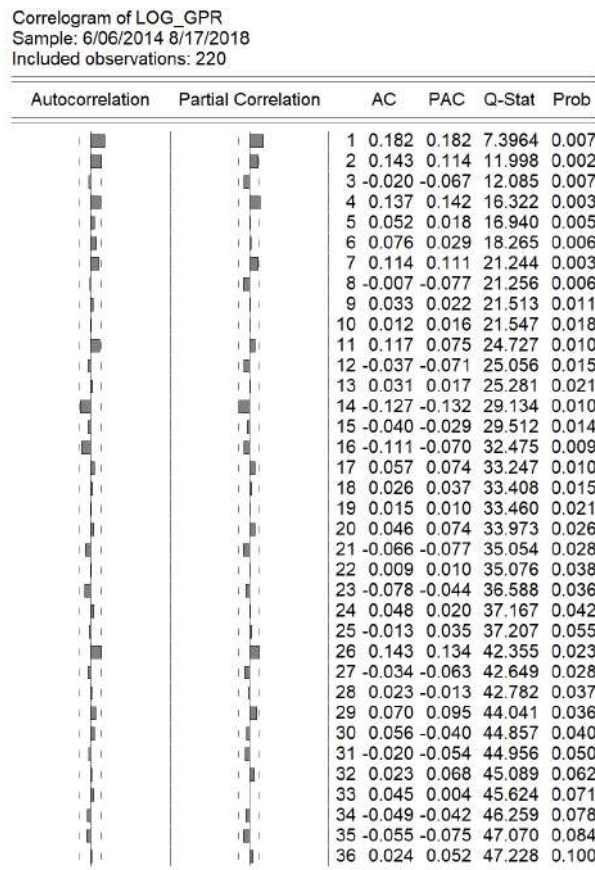
R-squared	0.428399	Mean dependent var	0.004881
Adjusted R-squared	0.423106	S.D. dependent var	0.805479
S.E. of regression	0.611789	Akaike info criterion	1.868747
Sum squared resid	80.84584	Schwarz criterion	1.915172
Log likelihood	-201.6278	Hannan-Quinn criter.	1.887497
F-statistic	80.94301	Durbin-Watson stat	2.009503
Prob(F-statistic)	0.000000		

L'Augmented Dickey-Fuller Test Equation mostra per la serie LOG_GPR una componente trend molto significativa. La statistica DW è sostanzialmente pari a 2, ad indicare assenza di autocorrelazione del primo ordine.

Data la significatività del trend si dovrebbe procedere alle differenze prime mantenendo la costante, ma in questo caso si noti che l'ADF-prob mostra un valore pari a zero, ad indicare che il test induce al rifiuto di H_0 a favore dell'ipotesi alternativa. Ad avvalorare questo risultato si noti un valore della *t di Student* abbondantemente in zona di rifiuto dell'ipotesi nulla. La serie LOG_GPR è dunque stazionaria.

Il correlogramma sui livelli in figura 23 lo conferma, non vi è infatti indicazione della presenza di radice unitaria, trattandosi di una variabile che si avvicina molto alla condizione di *white noise*. **LOG_GPR~I(0)**.

Figura 23 - Correlogramma di LOG_GPR



L'ultima variabile che richiede una riflessione particolare è SAV.

Come in precedenza, si procede con una specificazione dal generale al particolare, partendo con il mantenere sia il trend sia l'intercetta, come visibile in *tabella 12*.

L'*Augmented Dickey-Fuller Test Equation* mostra una componente trend con *t-prob* pari a 0.0982, quindi significativa al 10%, ma non all'1% e al 5%. La statistica DW vicina a 2 indica l'assenza di autocorrelazione del primo ordine, a favore di residui *white noise* per la regressione *Augmented Dickey-Fuller Equation*.

La probabilità associata al test ADF è molto elevata e pari a 0.7523, ad indicare l'accettazione dell'ipotesi nulla di presenza di radice unitaria. Si procede dunque ripetendo il test senza il trend e mantenendo la sola costante, come in *tabella 13*.

Tabella 12 - Analisi di integrazione della serie SAV - trend ed intercetta

Null Hypothesis: SAV has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.690818	0.7523
Test critical values:		
1% level	-4.000511	
5% level	-3.430477	
10% level	-3.138828	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(SAV)
 Method: Least Squares
 Date: 12/31/18 Time: 16:06
 Sample (adjusted): 6/13/2014 8/17/2018
 Included observations: 219 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
SAV(-1)	-0.029689	0.017559	-1.690818	0.0923
C	348.8116	198.2717	1.759261	0.0799
@TREND("6/06/2014")	0.401154	0.241556	1.660705	0.0982
R-squared	0.013520	Mean dependent var		12.93242
Adjusted R-squared	0.004386	S.D. dependent var		17.72200
S.E. of regression	17.68310	Akaike info criterion		8.596699
Sum squared resid	67541.44	Schwarz criterion		8.643125
Log likelihood	-938.3386	Hannan-Quinn criter.		8.615449
F-statistic	1.480180	Durbin-Watson stat		2.032078
Prob(F-statistic)	0.229896			

Tabella 13 - Analisi di integrazione della serie SAV - intercetta

Null Hypothesis: SAV has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.448097	0.8972
Test critical values:		
1% level	-3.460173	
5% level	-2.874556	
10% level	-2.573784	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(SAV)
 Method: Least Squares
 Date: 12/31/18 Time: 16:07
 Sample (adjusted): 6/13/2014 8/17/2018
 Included observations: 219 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
SAV(-1)	-0.000618	0.001379	-0.448097	0.6545
C	20.84442	17.69762	1.177809	0.2402
R-squared	0.000924	Mean dependent var		12.93242
Adjusted R-squared	-0.003680	S.D. dependent var		17.72200
S.E. of regression	17.75458	Akaike info criterion		8.600254
Sum squared resid	68403.83	Schwarz criterion		8.631205
Log likelihood	-939.7278	Hannan-Quinn criter.		8.612754
F-statistic	0.200790	Durbin-Watson stat		2.065955
Prob(F-statistic)	0.654531			

Il test fatto mantenendo la costante mostra un *t-prob* associato ad essa pari a 0.2402, quindi anche l'intercetta è da considerarsi non significativa. Si noti l'*ADF-prob* che aumenta, tendendo verso 1. Se si procede ripetendo il test ed eliminando anche la costante, la probabilità aumenta ulteriormente e diventa pari ad 1. La conclusione è quindi a favore della presenza di radici unitarie.

Si accetta dunque l'ipotesi nulla e, per verificare se la serie differenziata D(SAV) presenta un'ulteriore radice unitaria o se invece è stazionaria, si procede eseguendo il test ADF sulle differenze prime scegliendo l'opzione *none*, cioè non includendo né il trend né l'intercetta precedentemente eliminati. Si osservi a tal proposito il risultato riportato in *tabella 14*.

Tabella 14 - Analisi di integrazione della serie D(SAV) - none

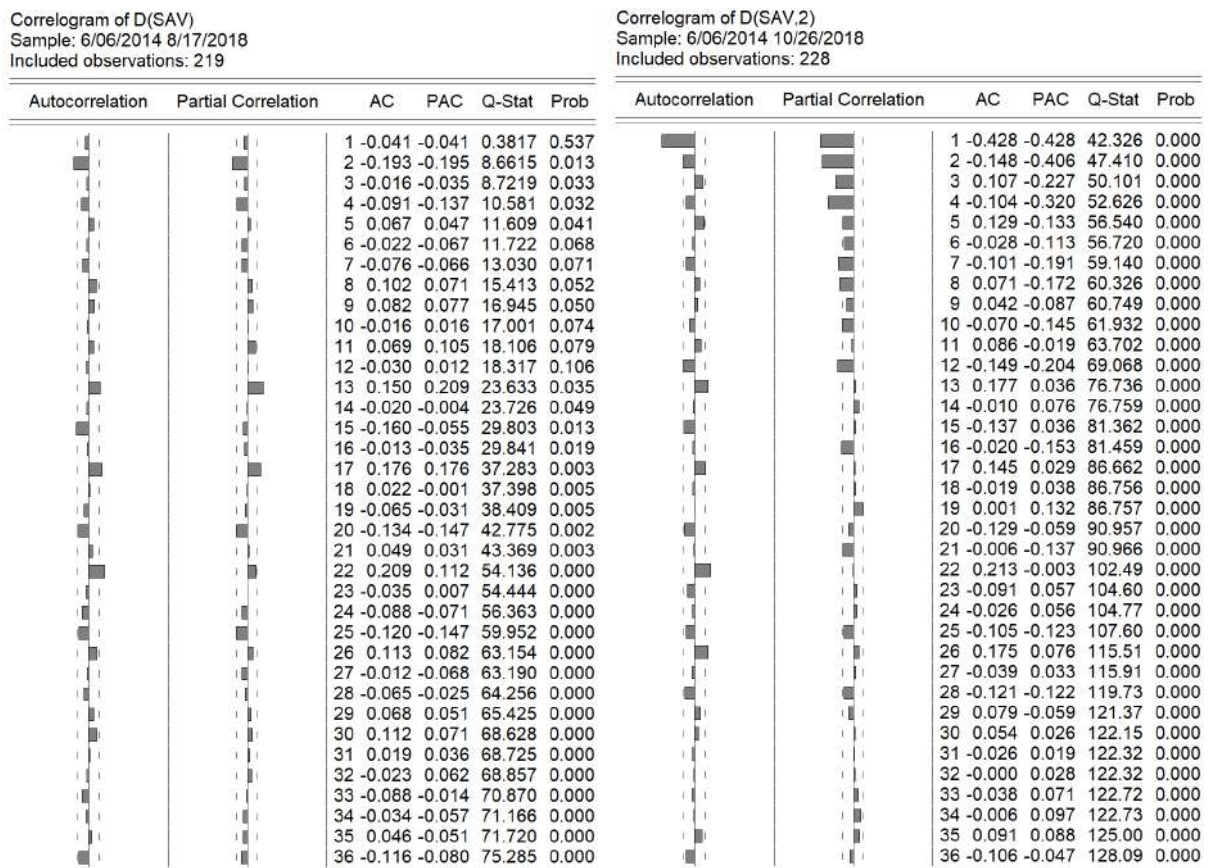
Null Hypothesis: D(SAV) has a unit root				
Exogenous: None				
Lag Length: 12 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-0.651759	0.4339
Test critical values:	1% level		-2.576236	
	5% level		-1.942376	
	10% level		-1.615674	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(SAV,2)				
Method: Least Squares				
Date: 12/31/18 Time: 16:10				
Sample (adjusted): 9/12/2014 8/17/2018				
Included observations: 206 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(SAV(-1))	-0.058237	0.089354	-0.651759	0.5153
D(SAV(-1),2)	-0.959092	0.109317	-8.773510	0.0000
D(SAV(-2),2)	-1.158505	0.125837	-9.206363	0.0000
D(SAV(-3),2)	-1.141048	0.144184	-7.913856	0.0000
D(SAV(-4),2)	-1.241391	0.157653	-7.874210	0.0000
D(SAV(-5),2)	-1.128541	0.167804	-6.725370	0.0000
D(SAV(-6),2)	-1.091963	0.169480	-6.443015	0.0000
D(SAV(-7),2)	-1.025141	0.167635	-6.115309	0.0000
D(SAV(-8),2)	-0.874207	0.161990	-5.396679	0.0000
D(SAV(-9),2)	-0.667690	0.145719	-4.582053	0.0000
D(SAV(-10),2)	-0.562170	0.125875	-4.466080	0.0000
D(SAV(-11),2)	-0.341159	0.098484	-3.464117	0.0007
D(SAV(-12),2)	-0.262023	0.069372	-3.777069	0.0002
R-squared	0.568631	Mean dependent var	0.080583	
Adjusted R-squared	0.541810	S.D. dependent var	25.77429	
S.E. of regression	17.44655	Akaike info criterion	8.617189	
Sum squared resid	58745.78	Schwarz criterion	8.827201	
Log likelihood	-874.5705	Hannan-Quinn criter.	8.702125	
Durbin-Watson stat	2.007421			

Osservando il valore dell'*ADF-prob*, pari a 0.4339, il test suggerisce di accettare nuovamente l'ipotesi nulla, passando dunque alle differenze seconde. Risultato confermato anche da un valore della *t di Student* molto contenuto, indicazione di essere in zona di accettazione di H_0 . In tal caso la serie SAV avrebbe due radici unitarie.

Tuttavia la lunga serie di variabili autoregressive fino al ritardo -12 presenti nell'*Augmented Dickey-Fuller Equation* nella parte bassa della *tabella 14* fa sorgere alcuni dubbi, anche perché il segno negativo associato a tutti questi regressori potrebbe far nascere il sospetto di una sovra differenziazione.

Conviene dunque estrarre informazioni dalla lettura dei correlogrammi, i quali sono utili per avere un'interpretazione *non parametrica* dei risultati ottenuti. Si veda a tal proposito la *figura 24*. Dopo aver appurato che sui livelli l'indicazione è di presenza di radice unitaria, il correlogramma delle variazioni di SAV è molto chiaro. I valori di autocorrelazione non indicano infatti alcuna traccia della presenza di radice unitaria. Se si procede con l'autocorrelogramma delle differenze seconde (grafico a destra) è evidente la sovra differenziazione della serie, con valori negativi e significativi delle autocorrelazioni e delle autocorrelazioni parziali.

Figura 24 - Correlogrammi di $D(SAV)$ e $D(SAV,2)$



Sorge allora il sospetto che considerare il trend non significativo non sia corretto, sebbene il *t-prob* associato sia pari a 0.0982 e quindi non significativo all'1% e al 5%. Se sui livelli si accetta l'ipotesi di trend significativo, il test di radice unitaria eseguito sulla serie D(SAV) viene fatto mantenendo la sola costante. Il risultato è riportato in *tabella 15*.

Tabella 15 - Analisi di integrazione della serie D(SAV) - intercetta

Null Hypothesis: D(SAV) has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12.92106	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.460453	
5% level	-2.874679	
10% level	-2.573850	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(SAV,2)
 Method: Least Squares
 Date: 12/31/18 Time: 16:12
 Sample (adjusted): 6/27/2014 8/17/2018
 Included observations: 217 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(SAV(-1))	-1.248539	0.096628	-12.92106	0.0000
D(SAV(-1),2)	0.195727	0.066718	2.933644	0.0037
C	16.29517	1.718746	9.480847	0.0000

R-squared	0.539737	Mean dependent var	0.105991
Adjusted R-squared	0.535435	S.D. dependent var	25.53126
S.E. of regression	17.40185	Akaike info criterion	8.564758
Sum squared resid	64804.39	Schwarz criterion	8.611485
Log likelihood	-926.2763	Hannan-Quinn criter.	8.583634
F-statistic	125.4758	Durbin-Watson stat	2.011296
Prob(F-statistic)	0.000000		

La *tabella 15* mostra l'ampia significatività della costante e del test ADF, entrambi con valore pari a zero. Si noti inoltre l'elevato valore della *t di Student*, pari a -12.92106, indicazione del fatto di essere abbondantemente in zona di rifiuto dell'ipotesi nulla H_0 . Il test è dunque favorevole all'ipotesi alternativa e si conferma che la serie D(SAV) non abbia radici unitarie. Di conseguenza la variabile SAV ha una sola radice unitaria ed è integrata di ordine 1. **SAV ~ I(1)**.

Anche l'applicazione del test di *Phillips-Perron* (non riportata in questa sede) conferma il risultato, nonostante con tale test la procedura seguita sia molto meno tortuosa rispetto al test ADF.

Il test ADF condotto sulla variabile SAV conferma quanto sia di fondamentale importanza la lettura congiunta dei correlogrammi nel momento in cui si va a studiare il grado di integrazione di una serie storica. La lettura della probabilità associata al test è infatti sensibile al livello di significatività scelto per accettare o rifiutare l'ipotesi nulla e, in alcuni casi, può risultare fuorviante. Ne è un esempio il test ADF condotto sulla variabile SAV. Proprio per questo motivo l'affiancamento di una lettura *non parametrica* è fondamentale.

L'applicazione del test ADF su tutte le serie storiche ha portato ai seguenti risultati⁸:

LOG_BTC ~ I(1), LOG_DASH ~ I(1), LOG_LTC ~ I(1), LOG_XMR ~ I(1), XRP ~ I(1), SP500 ~ I(1), DJ ~ I(1), NASD ~ I(1), STOXX ~ I(1), NK ~ I(1), LOG_HS ~ I(1), GOLD ~ I(1), LOG_WTI ~ I(1), LIBOR ~ I(1), Y1 ~ I(1), LOG_Y5 ~ I(1), Y10 ~ I(1), UK10 ~ I(1), HK10 ~ I(1), LOG_GPR ~ I(0), SAV ~ I(1), TED ~ I(1), N_TRANS ~ I(1), LOG_MIN_INC ~ I(1), LOG_HASH ~ I(1).

L'analisi di integrazione suggerisce dunque che tutte le variabili sono integrate di ordine uno, tranne la serie storica LOG_GPR che invece è stazionaria.

È possibile passare ora alla stima del modello in forma ECM seguendo il metodo di stima a due passi suggerito da *Engle-Granger*.

Partiamo dalla stima della regressione statica.

3.5 La procedura a due passi di *Engle-Granger*: primo passo

Il primo passo della procedura proposta da *Engle-Granger* per stimare un modello in forma ECM prevede la stima di un'equazione statica.

Ricordo che inizialmente il periodo campionario è stato suddiviso in due sotto-periodi: il primo per la stima e la specificazione del modello, il secondo che verrà utilizzato in fase previsionale. Per il momento dunque il campione rimane ridotto, cioè copre il periodo che va dal 06/06/2014 al 17/08/2018.

⁸ Ricordo che le serie storiche non analizzate in dettaglio in questo paragrafo non presentavano particolarità evidenti o problematicità particolari, per questo motivo le tabelle dei test sono state omesse da questa sezione.

3.5.1 Stima dell'equazione statica e analisi di cointegrazione

Nel momento in cui si va a stimare una regressione statica vi è un accorgimento importante da tenere in considerazione, infatti è fondamentale prestare attenzione al grado di integrazione delle variabili che si vogliono inserire. In particolare, nell'equazione statica vanno inserite solamente le variabili integrate e non quelle stazionarie, dal momento che su quest'ultime non si avrebbe *superconsistenza*, infatti nel caso di processi integrati si parla di *stimatori superconsistenti*. Questo è di fondamentale importanza proprio perché il criterio discriminante per l'inserimento delle variabili nella regressione statica è quello della *superconsistenza*.

Dall'analisi di integrazione del precedente *paragrafo 3.4* è emerso che tutte le variabili sono integrate di ordine uno tranne la variabile LOG_GRP che invece è stazionaria. Per le prime il problema non si pone ed è dunque possibile inserirle tutte nell'equazione statica, mentre la seconda variabile andrebbe esclusa dalla regressione per la ragione poc'anzi esposta. Un elemento però rileva, infatti come messo in luce in sede di test ADF, la serie LOG_GPR presenta una componente trend molto significativa (si veda la *tabella 11*). Questo non è banale proprio perché, sebbene LOG_GPR sia stazionaria, il fatto che sia caratterizzata da una componente trend significativa le fa acquisire la condizione desiderabile di *superconsistenza* ed è dunque corretto inserire anch'essa nella regressione, infatti il trend conferisce una *superconsistenza* ancora più marcata rispetto alla radice unitaria.

Ovviamente questa precisazione vale solamente nel primo passo, dal momento che poi nell'equazione dinamica il problema del grado di integrazione non si pone visto che in tale sede tutte le variabili devono essere stazionarie. Le variabili I(1) entreranno dunque differenziate, mentre le variabili I(0) verranno prese in considerazione semplicemente così come sono, senza alcuna differenziazione.

La regressione statica generale è riportata in *tabella 16*.

Tale tabella mostra innanzitutto la variabile dipendente endogena LOG_BTC e indica che la stima è stata effettuata con il metodo dei minimi quadrati ordinari, indicato con l'acronimo OLS (*Ordinary Least Squares*).

Si noti che ho applicato lo stimatore HAC proposto da *Newey-West*, il quale è consistente in presenza di errori eteroschedastici ed autocorrelati anche di forma ignota. Ho così applicato la correzione alla stima della matrice di varianza e covarianza degli stimatori.

Questa stima è denominata *HAC Standard Errors & Covariance estimator* e l'applicazione di tale correzione HAC nella regressione statica è importante perché in tale equazione normalmente il disturbo non è *white noise*, essendoci generalmente nei residui compresenza di eteroschedasticità ed autocorrelazione. Dal momento che di norma è così, è consigliabile utilizzare lo stimatore HAC della matrice di covarianza degli stimatori proprio perché funge da "filtro". Si tenga presente che tale correzione non ha alcun effetto sulla stima dei parametri ma solamente sugli errori standard, i quali sono rilevanti per giudicare la significatività delle stime.

Tabella 16 - Stima dell'equazione statica generale

Dependent Variable: LOG_BTC
Method: Least Squares
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 220
HAC standard errors & covariance (Bartlett kernel, Newey-West fixed bandwidth = 5.0000)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.776613	3.508940	0.506311	0.6132
LOG_DASH	0.017557	0.020258	0.866687	0.3872
LOG_LTC	0.190832	0.037493	5.089833	0.0000
LOG_XMR	0.142142	0.025210	5.638221	0.0000
XRP	-0.153334	0.060794	-2.522187	0.0125
SP500/1000	-3.749000	1.119848	-3.347775	0.0010
DJ/1000	0.354944	0.071369	4.973363	0.0000
NASD/1000	0.277058	0.178997	1.547835	0.1233
STOX/1000	-0.163516	0.113720	-1.437878	0.1521
NK/1000	-0.028938	0.238692	-0.121235	0.9036
LOG_HS	0.012417	0.311259	0.039893	0.9682
GOLD/1000	-0.483272	0.286088	-1.689239	0.0928
LOG_WTI	0.304822	0.099109	3.075622	0.0024
LIBOR	0.267476	0.219199	1.220241	0.2238
Y1	-0.032432	0.191464	-0.169388	0.8657
LOG_Y5	0.276433	0.287521	0.961434	0.3375
Y10	-0.472503	0.175859	-2.686834	0.0078
UK10	-0.229117	0.067220	-3.408483	0.0008
HK10	0.207652	0.075279	2.758409	0.0064
LOG_GPR	0.027305	0.013295	2.053810	0.0413
SAV/1000	0.106814	0.122411	0.872586	0.3840
TED	-0.211395	0.218312	-0.968316	0.3341
N_TRANS/1000	0.122804	0.043967	2.793054	0.0057
LOG_MIN_INC	0.363721	0.056049	6.489326	0.0000
LOG_HASH	-0.147595	0.060454	-2.441449	0.0155
R-squared	0.994595	Mean dependent var	6.913205	
Adjusted R-squared	0.993930	S.D. dependent var	1.319238	
S.E. of regression	0.102785	Akaike info criterion	-1.605703	
Sum squared resid	2.060142	Schwarz criterion	-1.220063	
Log likelihood	201.6273	Hannan-Quinn criter.	-1.449971	
F-statistic	1495.074	Durbin-Watson stat	1.358864	
Prob(F-statistic)	0.000000	Wald F-statistic	1741.970	
Prob(Wald F-statistic)	0.000000			

Si noti che, a conferma del fatto che i residui non siano *white noise*, in *tabella 16* è indicato il valore della statistica DW, il quale non è prossimo a 2. Ciò ad indicare un residuo con presenza di autocorrelazione positiva del primo ordine e questa condizione, se non opportunamente filtrata utilizzando lo stimatore HAC che va a correggere le stime della matrice di covarianza degli stimatori, porterà a stime OLS non corrette degli errori standard della regressione.

Come anticipato poc'anzi, nell'equazione è presente la variabile LOG_GPR.

Si può inoltre osservare che i dati delle serie storiche SP500, DJ, NASD, STOXX, NK, GOLD, SAV e N_TRANS sono stati divisi per mille per avere omogeneità in termini di ordini di grandezza e per evitare dunque di avere alcuni coefficienti elevati ed altri molto piccoli.

Stimata la regressione statica generale è opportuno procedere alla riduzione del modello eliminando le variabili irrilevanti, o non significative. Proprio a questo proposito nella *tabella 16* ho evidenziato in rosso la variabile LOG_HS, la quale con un *t-prob* tendente ad 1 è altamente non significativa e va eliminata. Ho segnato solamente a titolo di esempio la prima variabile che ho selezionato, ma ovviamente le successive stime hanno messo in evidenza la non significatività delle stime dei coefficienti di altre sette variabili che ho provveduto ad eliminare. In questa sede riporto solamente l'equazione statica iniziale e quella finale ridotta, omettendo i passaggi intermedi.

In realtà, una possibile obiezione potrebbe essere mossa circa la lettura della *t di Student* e della probabilità associata per la selezione delle variabili dal momento che non è ancora stato fatto il test sui residui per verificare la stazionarietà e in tal caso concludere che le variabili sono *cointegrate*. Infatti nel momento in cui le serie sono integrate ma non *cointegrate* e si esegue una regressione il rischio è di incorrere in *regressione spuria* e in tal caso le statistiche risulterebbero distorte. Questo è vero, ma è altrettanto vero che nella regressione spuria la distorsione del test è a favore di H_1 e non di H_0 ⁹.

Nel caso della regressione statica inoltre, a differenza della procedura seguita nell'equazione dinamica, ho ritenuto preferibile basare la riduzione della specificazione del modello solamente sulla lettura delle probabilità associate alla *t-Student* e di non

⁹ Infatti se io ho due serie integrate A e B che non hanno nulla a che fare l'una con l'altra e procedo regredendo A su B, la *t-Student* utilizzata per testare la significatività della stima del coefficiente di B dovrebbe tendere a 0 ed invece così non accade. Anzi, tende verso 1. Proprio per questo si parla di *regressione spuria*, poiché viene indicata l'esistenza di una relazione tra le due variabili quando in realtà non vi è alcuna relazione. Ma il fatto che si consideri il coefficiente significativo quando in realtà non lo è denota errore di prima specie (cioè il rifiuto di H_0 quando è vera) e quindi la distorsione è a favore dell'ipotesi alternativa. Quindi se il *t-prob* presenta un valore elevato, la variabile è sicuramente irrilevante e va eliminata, anche prima di controllare la stazionarietà dei residui.

tenere in considerazione il massimo valore dell' \bar{R}^2 ed il minimo valore di Schwarz o Akaike, utilizzati di norma per ridurre il modello. Questa scelta trova spiegazione nel fatto di aver utilizzato lo stimatore HAC. La relazione funzionale tra la *t-Student* e tali indicatori è infatti valida solo se non si applica la procedura di correzione alla stima della matrice di covarianza degli stimatori. Tale procedura infatti corregge questi valori e conseguentemente si modificheranno anche gli *standard error* e i valori delle *t-Student*. In questo caso, dunque, basarsi su questi tre indicatori per la riduzione del modello vorrebbe dire fare affidamento sugli *standard error* che si avrebbero senza applicare la procedura HAC, quindi gli errori standard non corretti¹⁰. Ho dunque ridotto la specificazione del modello sulla sola base dei valori dei *t-prob*.

Ho così eliminato sette variabili che, con un *t-prob* elevato, risultavano essere ampiamente irrilevanti: LOG_HS, NK, Y1, LOG_DASH, SAV, LOG_Y5 e TED.

Alla fine ho ottenuto la regressione statica finale, come riportato in *tabella 17*.

Si può notare come tutte le variabili risultino significative, con valori contenuti delle probabilità associate alle *t di Student*.

Questa regressione che presenta solamente variabili rilevanti indica la relazione di *lungo periodo* tra la variabile dipendente e le variabili esplicative indipendenti.

Ora, prima di procedere con ulteriori commenti, ho subito generato i residui della regressione statica, in questo studio denominata *componente ECM*, per eseguire il test ADF e verificare la stazionarietà della serie. Così facendo si conferma la *cointegrazione* delle variabili ed è così possibile escludere l'eventualità di incorrere in *regressione spuria*.

¹⁰ Se infatti si stimano due identiche regressioni, una applicando la correzione HAC ed una senza tale procedura, si noterà immediatamente che gli indicatori nella parte bassa della regressione nei due casi non cambiano, sono identici. Procedere dunque alla riduzione del modello utilizzando tali indicatori vorrebbe dire basarsi sugli errori standard della regressione dove non è presente lo stimatore HAC, dunque sugli errori standard non corretti.

Tabella 17 - Stima dell'equazione statica finale

Dependent Variable: LOG_BTC
Method: Least Squares
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 220
HAC standard errors & covariance (Bartlett kernel, Newey-West fixed bandwidth = 5.0000)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2.140940	0.927778	2.307599	0.0220
LOG_LTC	0.205175	0.034977	5.865959	0.0000
LOG_XMR	0.158996	0.018924	8.401901	0.0000
XRP	-0.178566	0.055136	-3.238633	0.0014
SP500/1000	-3.575565	0.879194	-4.066869	0.0001
DJ/1000	0.349777	0.057031	6.133118	0.0000
NASD/1000	0.275795	0.145250	1.898764	0.0590
STOX/1000	-0.146314	0.066166	-2.211307	0.0281
GOLD/1000	-0.479119	0.256884	-1.865121	0.0636
LOG_WTI	0.254534	0.075829	3.356683	0.0009
LIBOR	0.174587	0.095677	1.824761	0.0695
Y10	-0.313782	0.069875	-4.490599	0.0000
UK10	-0.243983	0.060034	-4.064052	0.0001
HK10	0.194118	0.069816	2.780422	0.0059
LOG_GPR	0.030186	0.013409	2.251232	0.0254
N_TRANS/1000	0.147824	0.039762	3.717749	0.0003
LOG_MIN_INC	0.369635	0.050183	7.365669	0.0000
LOG_HASH	-0.103454	0.051068	-2.025802	0.0441
R-squared	0.994484	Mean dependent var	6.913205	
Adjusted R-squared	0.994019	S.D. dependent var	1.319238	
S.E. of regression	0.102022	Akaike info criterion	-1.648981	
Sum squared resid	2.102513	Schwarz criterion	-1.371320	
Log likelihood	199.3879	Hannan-Quinn criter.	-1.536854	
F-statistic	2142.159	Durbin-Watson stat	1.404832	
Prob(F-statistic)	0.000000	Wald F-statistic	2164.456	
Prob(Wald F-statistic)	0.000000			

Se il test ADF indica la presenza di stazionarietà è possibile procedere con lo studio, essendo le variabili *cointegrate*. Se invece gli ECM risultassero I(1) non vi sarebbe cointegrazione e bisognerebbe fermarsi con lo studio del modello per non incorrere in relazioni spurie. Quindi nell'eventualità di ECM integrati le strade sono due: o ci si ferma, rinunciando a spiegare il fenomeno sui livelli, oppure l'alternativa potrebbe essere la spiegazione del fenomeno solo sugli incrementi e quindi utilizzare un modello alle differenze prime e studiare le relazioni tra endogena ed esogene in differenza prima¹¹. In tal caso si rinuncia alla forma ECM e si studia semplicemente la relazione che esiste tra gli incrementi delle variabili.

¹¹ Un'altra strada potrebbe essere aumentare il numero di variabili esplicative (o cambiare tali regressori) per verificare se in questo caso vi sia *cointegrazione*.

Il risultato del test ADF sulla componente ECM è riportato nella seguente *tabella 18*.

Tabella 18 - Test ADF sulla componente ECM

Null Hypothesis: ECM has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-10.86768	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.575564	
5% level	-1.942282	
10% level	-1.615734	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(ECM)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 6/13/2014 8/17/2018
 Included observations: 219 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
ECM(-1)	-0.702714	0.064661	-10.86768	0.0000
R-squared	0.351393	Mean dependent var		0.000260
Adjusted R-squared	0.351393	S.D. dependent var		0.116400
S.E. of regression	0.093744	Akaike info criterion		-1.891944
Sum squared resid	1.915767	Schwarz criterion		-1.876469
Log likelihood	208.1679	Hannan-Quinn criter.		-1.885694
Durbin-Watson stat	2.028502			

Dalla tabella è possibile notare come non vi siano indizi a favore della presenza di radice unitaria, infatti il valore dell'*ADF-prob* induce al rifiuto dell'ipotesi nulla di presenza di radice unitaria a favore dell'alternativa. In altre parole il test conferma che $ECM \sim I(0)$, cioè la serie è stazionaria. Si noti che questo risultato è confermato da un valore della *t di Student* molto elevato e pari a -10.86768, ad indicare di trovarsi abbondantemente in zona di rifiuto dell'ipotesi H_0 .

Ai fini dell'analisi di integrazione dei residui è inoltre opportuno guardare il grafico di autocorrelazione della componente ECM, riportato in *figura 25*. A conferma dei risultati ottenuti con il test ADF, il grafico di autocorrelazione non mostra alcun indizio a favore della presenza di radice unitaria, a conferma che la componente ECM è stazionaria.

Figura 25 - Correlogramma del residuo ECM

Correlogram of ECM
 Sample: 6/06/2014 8/17/2018
 Included observations: 220

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.297	0.297	19.697	0.000
		2	0.132	0.047	23.572	0.000
		3	0.099	0.052	25.764	0.000
		4	-0.056	-0.114	26.480	0.000
		5	-0.058	-0.025	27.247	0.000
		6	0.035	0.074	27.522	0.000
		7	0.009	0.002	27.543	0.000
		8	-0.048	-0.068	28.084	0.000
		9	0.081	0.104	29.592	0.001
		10	0.064	0.033	30.553	0.001
		11	-0.001	-0.030	30.553	0.001
		12	-0.003	-0.034	30.555	0.002
		13	-0.145	-0.152	35.484	0.001
		14	-0.074	0.044	36.776	0.001
		15	-0.062	-0.031	37.680	0.001
		16	-0.166	-0.154	44.297	0.000
		17	-0.052	0.036	44.943	0.000
		18	-0.054	-0.037	45.647	0.000
		19	-0.052	-0.006	46.308	0.000
		20	-0.039	-0.044	46.670	0.001
		21	0.028	0.028	46.863	0.001
		22	-0.021	0.010	46.975	0.001
		23	-0.114	-0.116	50.175	0.001
		24	-0.164	-0.164	56.850	0.000
		25	-0.249	-0.143	72.374	0.000
		26	-0.150	-0.012	78.061	0.000
		27	-0.113	-0.059	81.298	0.000
		28	-0.097	-0.083	83.690	0.000
		29	-0.007	-0.021	83.702	0.000
		30	-0.037	-0.041	84.055	0.000
		31	0.008	0.002	84.073	0.000
		32	0.088	0.041	86.066	0.000
		33	0.043	-0.009	86.548	0.000
		34	0.036	0.052	86.898	0.000
		35	-0.022	-0.069	87.029	0.000
		36	0.053	0.040	87.763	0.000

A questo punto si sottolinea come non sia rilevante eseguire ulteriori test sui residui per studiarne eteroschedasticità ed autocorrelazione, infatti i risultati sarebbero scontati. Nella maggior parte dei casi, come spiegato in precedenza, nella regressione statica vi è compresenza di autocorrelazione ed eteroschedasticità, quindi raramente si è in presenza di un residuo *white noise*. Nel caso in esame è sufficiente osservare, ad esempio, la statistica DW, la quale, con un valore non prossimo a 2, indica la presenza di autocorrelazione positiva del primo ordine nei residui della regressione stimata.

Ulteriori test parametrici e *non parametrici* avvalorano quest'ipotesi.

Questo fatto non deve spaventare perché un risultato di questo tipo viene riscontrato nella maggior parte dei casi¹² e proprio per questo motivo è sensato e corretto l'utilizzo della procedura HAC in fase di stima. Al contrario, se nella regressione statica ci si dovesse trovare nel caso molto singolare di residui *white noise* non si dovrebbe applicare la correzione alla stima della matrice di covarianza degli stimatori. In tal caso si dovrebbe cioè stimare la regressione statica senza lo stimatore HAC, non essendoci problemi di eteroschedasticità ed autocorrelazione da correggere.

Quello che nella regressione statica è dunque fondamentale verificare è solo la stazionarietà dei residui, non che i residui siano *white noise*. Dal momento che tale requisito viene rispettato, è possibile concludere che le variabili sono *cointegrate* e pertanto non si corre alcun rischio di incorrere in *regressione spuria*.

Grazie a ciò è possibile procedere alla lettura dei coefficienti di lungo periodo.

3.5.2 Stime dei coefficienti di lungo periodo: un commento

L'accettazione dell'ipotesi di *cointegrazione* delle variabili permette di considerare i coefficienti del modello statico come coefficienti di lungo periodo e valutare la validità dei loro segni.

È decisamente sbagliato osservare i coefficienti dell'equazione statica e valutarli semplicemente in modulo, guardando quanto siano più o meno lontani da zero, poiché il modulo dei coefficienti è sensibile all'unità di misura tra la variabile dipendente e la variabile esplicativa. Questa strada non è dunque corretta.

¹² La spiegazione del perché quasi sempre nella regressione statica sia presente un residuo autocorrelato e/o eteroschedastico può essere brevemente chiarita. Se io ho un modello dinamico del tipo $y_t = \alpha y_{t-1} + \beta_0 x_t + \beta_1 x_{t-1} + \varepsilon_t$ con $\varepsilon_t \sim WN(0, \sigma^2)$, dove y_t e x_t sono processi integrati di ordine 1 e *cointegrati*, nel momento in cui stimo una regressione statica utilizzo la forma $y_t = kx_t + u_t$. Ma se regredisco y_t su x_t non stimo β_0 , bensì stimo $\frac{\beta_0 + \beta_1}{1 - \alpha}$, cioè k , il coefficiente di lungo periodo. Quindi il valore numerico ottenuto nella stima come coefficiente di x_t non deve essere interpretato come β_0 , bensì come stima del coefficiente di lungo periodo. Non posso infatti stimare in questo modo β_0 proprio perché nella stima sto omettendo variabili rilevanti e cioè y_{t-1} e x_{t-1} . L'omissione di variabili rilevanti comporta distorsione nella stima e dunque così facendo sono distorto per la stima di β_0 . Sto infatti stimando k e dato che i processi sono cointegrati la stima di k , cioè \hat{k} , è *superconsistente* e converge velocemente al vero valore k . Nella regressione $y_t = kx_t + u_t$ dove y_t viene regredito su x_t le due variabili rilevanti tralasciate sono contenute nel residuo della regressione statica interpretato proprio dalla variabile u_t , dove $u_t = \alpha y_{t-1} + \beta_1 x_{t-1} + \varepsilon_t$. Si noti che considerando assieme la regressione statica ed il suo residuo u_t si ritorna esattamente al modello dinamico iniziale. Tale residuo della regressione statica dunque non potrà che essere autocorrelato, dal momento che contiene proprio quelle due variabili integrate di ordine 1, cioè y_{t-1} e x_{t-1} , ed è funzione di esse.

Al contrario, una lettura corretta dei coefficienti di lungo periodo tiene in considerazione innanzitutto la loro *significatività* osservando il valore della statistica *t di Student*, la quale non cambia in base all'unità di misura¹³. Più è significativa la variabile esogena, più essa contribuisce alla spiegazione della variabile endogena dipendente.

Una lettura corretta tiene altresì in considerazione il valore dei coefficienti di regressione standardizzati ed anche la loro elasticità alla media.

I valori delle statistiche *t-Student* sono reperibili dalla *tabella 17*. I coefficienti standardizzati e l'elasticità alla media si possono invece apprezzare nella seguente *tabella 19*.

Tabella 19 - Stima dei coefficienti standardizzati

Scaled Coefficients
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 220

Variable	Coefficient	Standardized Coefficient	Elasticity at Means
C	2.140940	NA	0.309688
LOG_LTC	0.205175	0.242762	0.067202
LOG_XMR	0.158996	0.286796	0.040132
XRP	-0.178566	-0.048893	-0.004508
SP500/1000	-3.575565	-0.750401	-1.165475
DJ/1000	0.349777	0.780479	0.996555
NASD/1000	0.275795	0.211662	0.222394
STOX/1000	-0.146314	-0.026850	-0.070207
GOLD/1000	-0.479119	-0.026453	-0.085703
LOG_WTI	0.254534	0.051937	0.146839
LIBOR	0.174587	0.090378	0.028224
Y10	-0.313782	-0.087928	-0.102430
UK10	-0.243983	-0.080621	-0.053482
HK10	0.194118	0.051359	0.047160
LOG_GPR	0.030186	0.014495	0.020187
N_TRANS/1000	0.147824	0.056207	0.026546
LOG_MIN_INC	0.369635	0.309577	0.792102
LOG_HASH	-0.103454	-0.131183	-0.215225

I coefficienti standardizzati sono presenti in *tabella 19* alla colonna *Standardized Coefficient* e possono essere letti nel seguente modo: a parità di effetto delle altre variabili dell'equazione, più il valore assoluto del coefficiente standardizzato è vicino a 1

¹³ Si noti che, come spiegato in precedenza, ho deciso di dividere per mille i dati di alcune serie storiche per rendere omogeneo l'ordine di grandezza dei coefficienti, ma anche se non lo avessi fatto la statistica *t-Student* non sarebbe cambiata proprio perché è insensibile a tali variazioni.

più importante è l'effetto della variabile esplicativa sulla variabile dipendente. Al contrario, più il coefficiente standardizzato è vicino a 0, meno importante e più debole è l'effetto della variabile indipendente sulla variabile dipendente. Innanzitutto è importante sottolineare che la lettura va fatta in termini *unitari* e non percentuali: nel momento in cui si va a perturbare uno stato di quiete si va a dare un impulso unitario alla variabile esplicativa, cioè l'input, e si ottiene un output aumentato proprio del coefficiente di lungo periodo.

Un altro fatto da evidenziare è che il coefficiente standardizzato non ha un *range* di variazione tra -1 e 1, infatti a volte può assumere valori esterni all'intervallo. Non va quindi confuso con la stima di un coefficiente di correlazione parziale tra la variabile endogena e il regressore in questione (v. infra). Quest'ultimo infatti, a differenza del coefficiente standardizzato, assume effettivamente valori tra -1 e 1.

Coefficiente standardizzato e coefficiente di correlazione parziale sono dunque due cose differenti: le correlazioni parziali, contrariamente ai coefficienti standardizzati, sono numeri puri e prescindono dall'unità di misura delle variabili considerate. Sono quindi adatte a misurare, al netto dell'influenza degli altri regressori, il legame lineare tra l'endogena e il regressore in questione. Il coefficiente standardizzato invece risente dell'unità di misura della variabile considerata, infatti esso è il risultato della moltiplicazione tra il coefficiente stimato e la sua deviazione standard divisa per la deviazione standard della variabile endogena (le deviazioni standard delle variabili sono reperibili dalla *tabella 1*). In formule, quindi, il coefficiente standardizzato di un generico regressore x è dato da:

$$\frac{\hat{\beta}_x \sigma_x}{\sigma_y}$$

dove $\hat{\beta}_x$ e σ_x sono rispettivamente il coefficiente stimato e la deviazione standard del regressore x , mentre σ_y è la deviazione standard della variabile dipendente. È chiaro dalla formula che il coefficiente standardizzato risente dell'unità di misura della variabile in questione. Ad esempio la trasformazione logaritmica può modificare di molto il valore del coefficiente standardizzato, infatti il logaritmo modifica l'unità di misura della serie, modificando conseguentemente il coefficiente stimato e la deviazione standard. Non è così invece per le correlazioni parziali che, come detto poc'anzi, non risentono dell'unità di misura, infatti esse non considerano il valore dei coefficienti

stimati o la deviazione standard, bensì il valore della *t-Student*, che come già più volte ribadito non cambia in base all'unità di misura.

Le correlazioni parziali non sono presenti in *tabella 19*, quindi ho provveduto a calcolarle con la formula proposta da *Theil* ed utilizzando i valori delle *t-Student* dell'equazione statica ma *senza* applicare la correzione HAC. Infatti questo metodo prevede l'utilizzo dei valori delle *t-Student* della regressione statica senza l'utilizzo dello stimatore HAC. Per ottenere tali valori ho dunque stimato un'altra regressione statica identica a quella in *tabella 17*, ma senza applicare la correzione alla stima della matrice di covarianza degli stimatori. La formula per calcolare la correlazione parziale tra la variabile dipendente ed un regressore x è data da:

$$\frac{t_x}{\sqrt{t_x^2 + N - K}}$$

dove t_x è il valore della statistica *t di Student* (non HAC) del regressore in questione, N è il numero di osservazioni dell'equazione statica e K è il numero totale di regressori compresa la costante. Ad esempio, la correlazione parziale tra LOG_BTC e LOG_LTC è data da $\frac{8,08938}{\sqrt{8,08938^2 + 220 - 18}} = 0.494656$.

In *tabella 20* si può apprezzare nelle ultime due colonne il confronto tra i coefficienti standardizzati e i corrispondenti coefficienti di correlazione parziale.

Si noti, ad esempio, l'importante differenza tra il coefficiente standardizzato di XRP prossimo a zero (a denotare un effetto debole di quest'ultimo regressore sulla variabile dipendente) ed il suo coefficiente di correlazione parziale ben più elevato. Lo stesso discorso tuttavia si può fare anche per altre variabili come, ad esempio Y10, HK10 o N_TRANS.

Tabella 20 - Coefficienti di correlazione parziale tra la variabile dipendente e i regressori presenti nella regressione statica

Variabili	Coefficienti	t-Student senza correzione HAC	Coefficienti standardizzati	Correlazioni parziali
C	2,14094	2,726952	NA	NA
LOG_LTC	0,205175	8,08938	0,242762	0,494656
LOG_XMR	0,158996	10,47052	0,286796	0,593127
XRP	-0,178566	-5,007509	-0,048893	-0,332305
SP500/1000	-3,575565	-5,058491	-0,750401	-0,335310
DJ/1000	0,349777	7,091875	0,780479	0,446485
NASD/1000	0,275795	2,404444	0,211662	0,166806
STOX/1000	-0,146314	-2,596963	-0,02685	-0,179746
GOLD/1000	-0,479119	-2,070867	-0,026453	-0,144183
LOG_WTI	0,254534	3,632315	0,051937	0,247610
LIBOR	0,174587	2,075142	0,090378	0,144475
Y10	-0,313782	-5,050846	-0,087928	-0,334860
UK10	-0,243983	-4,745221	-0,080621	-0,316688
HK10	0,194118	3,171811	0,051359	0,217810
LOG_GPR	0,030186	2,581734	0,014495	0,178725
N_TRANS/1000	0,147824	5,269001	0,056207	0,347607
LOG_MIN_INC	0,369635	10,82503	0,309577	0,605913
LOG_HASH	-0,103454	-2,47927	-0,131183	-0,171846

Inizialmente si è anche accennato all'importanza dell'elasticità alla media.

Infatti, mentre la lettura del coefficiente standardizzato va fatta in termini unitari, se si desidera avere una lettura in termini percentuali è possibile osservare l'ultima colonna della *tabella 19* che indica l'elasticità alla media, indicata con *Elasticity at Means*. Quest'ultima descrive in percentuale l'incremento o il decremento che subisce in media la variabile endogena nel momento in cui la variabile esplicativa viene aumentata o diminuita dell'1%, a parità di contributo delle altre variabili. In altre parole, l'elasticità alla media indica che, se la variabile esogena aumenta dell'1%, la variabile endogena aumenta o diminuisce in percentuale di quanto riportato in tale colonna. Si tenga presente che i valori riportati sono già espressi in percentuale, non devono essere convertiti e moltiplicati per cento: ad esempio, l'elasticità alla media di LOG_LTC è pari a 0.067202, il che significa che un incremento dell'1% nel valore medio della variabile LOG_LTC fa aumentare dello 0.067202% il valore medio della variabile dipendente LOG_BTC.

Passiamo ora alla lettura dei segni dei coefficienti di lungo periodo.

Si noti dalla *tabella 17* che la criptovaluta monero, indicata con LOG_XMR, è la variabile più significativa a spiegazione della variabile dipendente, con un valore della *t di Student* pari a 8.401901. Il segno del coefficiente è positivo, ad indicare che un aumento nel prezzo della criptovaluta XMR ha un effetto positivo sul prezzo del bitcoin. L'elasticità alla media suggerisce che l'incremento dell'1% nel valor medio della variabile in questione produce un incremento nel valore medio di LOG_BTC dello 0.040132%. L'importanza della variabile XMR viene anche messa in evidenza dalla correlazione parziale pari a 0.593127, una tra le più elevate.

Anche il litecoin ha un effetto positivo, ma più contenuto rispetto alla variabile precedente con una correlazione parziale di 0.494656, mentre XRP è caratterizzata da segno negativo ad indicare una relazione inversa tra regressore esogeno e variabile dipendente, tuttavia l'effetto sia in termini di elasticità alla media sia di coefficiente standardizzato è molto contenuto.

La seconda variabile che rileva per significatività è LOG_MIN_INC con un valore della *t-Student* pari a 7.365669, anch'essa con segno positivo ad indicare l'effetto favorevole che hanno sul prezzo del bitcoin le maggiori entrate dei *miners*. L'elasticità alla media è più elevata rispetto alle variabili precedenti: un incremento dell'1% nel valore medio del regressore produce un incremento dello 0.792102% nel valore medio della variabile dipendente. L'impatto diretto della variabile e la rilevanza del legame tra entrate dei minatori e prezzo del bitcoin sono messe anche in evidenza da un valore piuttosto elevato del coefficiente di correlazione parziale pari a 0.605913.

Passando al mercato regolamentato, i tre indici americani S&P 500, Dow Jones e NASDAQ hanno un effetto abbastanza importante sul bitcoin. In modo particolare i primi due presentano un coefficiente standardizzato che in valore assoluto più si avvicina ad 1 ed anche l'elasticità alla media è elevata. I segni sono differenti, infatti la *tabella 19* suggerisce che un decremento nello S&P 500 giova positivamente al bitcoin, mentre la relazione tra variabile dipendente e DJ è diretta. Si noti il valore elevato dell'elasticità alla media della variabile SP500: un decremento dell'1% nel valor medio dell'indice produce un incremento più che proporzionale nel prezzo del bitcoin pari a +1.165475% (o, specularmente, un aumento di SP500 fa diminuire LOG_BTC). Al contrario un aumento dell'1% nel valor medio del Dow Jones provoca un aumento praticamente di pari entità nel prezzo del bitcoin, si può infatti osservare che il valore dell'elasticità alla media è pari a 0.996555, quindi sostanzialmente uguale all'1%. Il NASDAQ ha un valore

della *t-Student* molto più contenuto rispetto agli altri due indici, ad indicare che tale regressore contribuisce meno alla spiegazione della variabile dipendente. Il coefficiente standardizzato e l'elasticità alla media indicano un effetto positivo seppur molto più contenuto rispetto allo S&P 500 e al Dow Jones. Il legame più debole tra il regressore e LOG_BTC trova riscontro anche nel valore del coefficiente di correlazione parziale prossimo a zero.

Caratterizzato da segno negativo è l'indice europeo STOXX 50, il quale comunque ha un'incidenza decisamente contenuta: i valori del coefficiente standardizzato e dell'elasticità alla media sono entrambi prossimi a zero, così come pure la correlazione parziale.

Passando alle variabili che si riferiscono al prezzo delle due *commodities*, oro e petrolio, si può innanzitutto notare dalla *tabella 19* che il segno di GOLD è negativo, ad indicare che l'incremento del prezzo dell'oro non favorisce il bitcoin. Il segno è conforme alle aspettative, infatti il bitcoin è considerato da diversi autori una sorta di "bene rifugio" così come lo è l'oro, cioè beni che teoricamente non dovrebbero risentire delle turbolenze nei mercati e che quindi vengono utilizzati per diversificare i propri investimenti, per proteggersi dall'inflazione e da eventuali momenti di instabilità e crisi. Molti trovano diverse somiglianze tra oro e bitcoin (sebbene il secondo non sia un bene materiale come il metallo prezioso), dal momento che entrambi hanno un'offerta limitata e la loro fornitura non può essere "gonfiata" artificialmente. Infatti, mentre uno Stato può stampare moneta modificando il livello dei prezzi (l'inflazione indica l'aumento del livello dei prezzi e causa perdita del potere di acquisto della moneta), lo stesso non può avvenire con il bitcoin, per il quale ricordo che esiste il tetto massimo di 21 mln di *token*. Ricordo inoltre che il bitcoin non è controllato da alcuna Banca Centrale e non è "inflazionabile", cioè l'inflazione non erode il suo valore. Lo stesso si può dire per l'oro: nei periodi inflattivi l'asset in questione rappresenta una difesa perché, se la moneta perde potere d'acquisto e il suo valore viene eroso, l'oro può essere considerato un modo per proteggere la propria ricchezza. Storicamente infatti si riscontra un'impennata nelle quotazioni dell'oro proprio nei periodi di inflazione elevata. Il fatto che possano considerarsi entrambi beni rifugio giustifica il segno negativo: dovendo scegliere tra i due, incrementi di prezzo dell'oro sono accolti positivamente dagli investitori, i quali preferiscono il metallo prezioso al bitcoin (e viceversa).

Uno dei tanti autori che si esprime in questi termini è Hegadekatti (2017), il quale infatti sostiene che entrambi possano essere considerati beni rifugio e proprio per questo esiste una relazione inversa tra i due. Anche Dyhrberg (2016) sostiene che il bitcoin abbia caratteristiche simili all'oro, proprio per il fatto che l'offerta non è controllata dalle istituzioni ed è inoltre limitata.

La variabile che si riferisce al prezzo del petrolio LOG_WTI ha invece correttamente segno positivo, infatti se aumenta il prezzo del petrolio il *mining*, che si è detto in precedenza consumare moltissima energia, diventerà più costoso e dunque piuttosto che “minare” bitcoin risulterà più conveniente acquistarli su un exchange, con un impatto positivo sul prezzo della criptovaluta. L'incidenza comunque di GOLD e LOG_WTI è piuttosto debole, visti i valori dei coefficienti standardizzati e dell'elasticità alla media. Anche la correlazione parziale indica un legame molto meno stretto rispetto a quello che vi è tra LOG_BTC ed altri regressori.

Pure l'incidenza di Y10, UK10 e HK10 (cioè rispettivamente il rendimento dei titoli di Stato americani, del Regno Unito e di Hong Kong a dieci anni) su LOG_BTC in termini di coefficienti standardizzati e di elasticità alla media è poco rilevante, con valori prossimi a zero. Si noti il segno positivo di LIBOR, ad indicare che normalmente l'incremento del tasso interbancario genera preoccupazione ed uno spostamento degli investitori dai mercati tradizionali verso il bitcoin. L'aumento del LIBOR causa infatti erosione di valore con, ad esempio, il valore delle obbligazioni che scende. Anche in questo caso comunque la correlazione parziale prossima a zero indica un legame piuttosto debole tra il regressore e la variabile dipendente, confermato anche da un coefficiente standardizzato e da una elasticità alla media prossime a zero.

Anche il segno positivo di LOG_GPR è di supporto all'idea del bitcoin come bene rifugio e scelta d'investimento nei momenti di maggior tensione, infatti la *tabella 19* indica che l'aumento del rischio geopolitico ha un impatto positivo sul bitcoin. A sostegno di ciò, Bouri et al (2018) scrivono che il bitcoin può agire come rifugio sicuro nei momenti di stress finanziario globale, infatti essi sostengono che il bitcoin abbia mostrato una certa resilienza durante i periodi di stress, suggerendo una potenziale capacità di protezione. Infatti è proprio l'incertezza globale, che ha accompagnato e seguito la crisi finanziaria del 2008, che ha facilitato la rapida emersione del bitcoin. Gli autori tuttavia sottolineano anche l'importanza dei periodi di stress successivi, come la crisi del debito sovrano europeo nel 2010-2013 e la crisi bancaria cipriota del 2012-2013, le quali

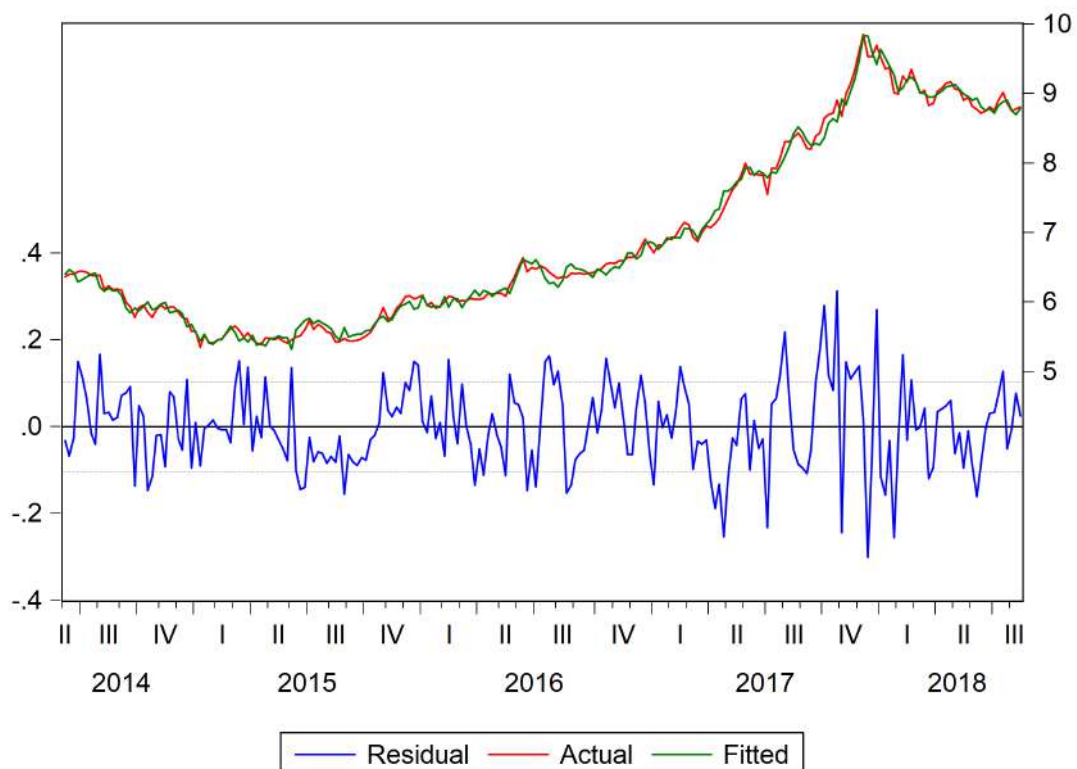
hanno ulteriormente spinto verso l'uso del bitcoin come riparo dal rischio sovrano e sistematico. In un contesto di alta incertezza e bassa fiducia gli investitori si allontanano dunque dallo Stato centrale e ricorrono spesso al bitcoin. Il segno positivo di LOG_GPR è dunque corretto e conforme alle aspettative.

Infine nella regressione statica ridotta sono presenti anche i due regressori N_TRANS e LOG_HASH, il primo caratterizzato da segno positivo e il secondo da segno negativo. Questo risultato è nuovamente conforme alle aspettative, dal momento che un incremento nel numero delle transazioni di bitcoin è un indicatore di popolarità e di maggior utilizzo della criptovaluta, con conseguente effetto positivo su quest'ultima. Un aumento dell'*hashrate* della rete Bitcoin, invece, indica l'aumento della difficoltà del *mining* e questo fatto ha un impatto negativo sulla criptovaluta. La spiegazione potrebbe risiedere, ad esempio, nel fatto che l'aumentata difficoltà computazionale potrebbe indurre i *miners* a vendere per compensare le eccessive spese e questo potrebbe creare una pressione a ribasso sul mercato del bitcoin.

Nel lungo periodo non incidono le variabili LOG_DASH, NK, LOG_HS, Y1, LOG_Y5, SAV e TED. Tali variabili verranno tuttavia prese in considerazione nel secondo passo della procedura, in fase di stima della regressione che descrive la dinamica di breve periodo.

Nella seguente *figura 26* è possibile osservare la curva di lungo periodo.

Figura 26 - Curva di Lungo Periodo



In *figura 26* si possono apprezzare gli andamenti effettivi rispetto a quelli attesi. Il grafico mostra cioè l'andamento reale (la curva rossa *actual*) e l'andamento da me stimato (la curva verde *fitted*). Quest'ultimo definisce e disegna la *curva di lungo periodo*. La curva blu (*residual*), definita *componente ECM*, è data invece dalla deviazione dei valori effettivi dalla curva di lungo periodo.

Si può osservare che la curva di lungo periodo riesce solo parzialmente a cogliere l'andamento reale, soprattutto a partire da metà 2017 quando iniziò la crescita esponenziale del bitcoin grazie anche al Giappone che lo legalizzò come metodo di pagamento. Le deviazioni maggiori si hanno tra la fine del 2017 e l'inizio del 2018, quando il bitcoin toccò il suo massimo storico per poi crollare subito dopo. In questo periodo si sommano diversi avvenimenti come, ad esempio, il lancio dei *future* sul bitcoin e le misure molto severe adottate dalla Cina nei confronti della valuta virtuale.

Nonostante queste leggere deviazioni, da un punto di vista econometrico si può notare dalla *tabella 17* i coefficienti R^2 pari a 0.994484 e $\bar{R}^2=0.994019$, quindi molto elevati. Questo a significare che la curva di lungo periodo stimata interpola in maniera soddisfacente la curva effettiva, con più del 99% della variabilità di LOG_BTC spiegata dalla struttura del modello, formato dalla costante e da 17 variabili esplicative. Di contro, meno dell'1% è la variabilità residuale non spiegata.

3.6 La procedura a due passi di Engle-Granger: secondo passo

Stimata l'equazione statica e verificata la *cointegrazione* delle variabili è possibile passare al secondo passo della procedura a due passi proposta da *Engle-Granger*, che prevede la stima di un'equazione dinamica in forma ECM.

Come nella regressione statica, anche per la regressione dinamica il periodo campionario utilizzato per la stima e la specificazione del modello rimane lo stesso utilizzato in precedenza, cioè quello che va dal 06/06/2014 al 17/08/2018. Continuo dunque a non includere le ultime dieci settimane del *futuro virtuale*, le quali verranno poi utilizzate in fase previsionale.

Per stimare l'equazione dinamica ho preso in considerazione 5 ritardi temporali per ogni variabile in modo da chiudere il ciclo settimanale, dal momento che i dati utilizzati sono dati settimanali su cinque giorni, rilevati il venerdì.

Nella regressione dinamica tutte le variabili integrate vanno differenziate, dal momento che in tale equazione tutte le serie storiche devono essere stazionarie. Proprio per questo motivo, come già specificato in precedenza, nella stima di questa regressione entrano tutte le variabili, sia le $I(0)$ sia le $I(1)$, ricordando però che le prime non vanno differenziate dal momento che sono già stazionarie. LOG_GPR viene dunque presa in considerazione così com'è, senza alcuna differenziazione. Al contrario, tutte le altre variabili verranno differenziate.

Ovviamente adesso rientrano in gioco anche le sette variabili che erano state escluse al primo passo dall'equazione statica ridotta perché non significative, infatti la non rilevanza di un regressore nel lungo periodo non esclude che nel breve esso abbia un suo peso ed una sua incidenza.

Due importanti osservazioni. Innanzitutto nell'equazione dinamica è opportuno ritardare di un periodo, affinché vi sia coerenza all'interno della regressione, anche la *componente ECM*, cioè la serie dei residui generata dalla regressione statica. Inoltre, a differenza di quest'ultima, in questa stima non va applicata l'opzione *HAC Standard Errors & Covariance estimator* proprio perché l'ipotesi di specificazione della regressione dinamica si basa sull'assunzione di disturbi *white noise*. In forza di questo requisito che deve essere rispettato non avrebbe senso e, anzi, sarebbe errato applicare la correzione alla stima della matrice di covarianza degli stimatori non essendoci problemi di eteroschedasticità e/o autocorrelazione da correggere.

Dal momento che l'obiettivo è l'utilizzo del modello stimato a fini previsionali, ho deciso di stimare la regressione dinamica generale omettendo la contemporaneità, cioè non includendo le variabili esplicative contemporanee. Tale decisione trova giustificazione soprattutto nella capacità previsiva della regressione, dal momento che la presenza di contemporaneità renderebbe l'utilizzo del modello poco credibile. Infatti, nel momento in cui si conosce il valore storico delle variabili esogene si conosce anche il valore storico dell'endogena, vanificando così l'utilità della previsione. Se le variabili effettivamente sono esogene è possibile utilizzare una loro previsione (che però incorporerà un errore di previsione, evitato con l'utilizzo del valore storico).

Proprio per questo motivo nella regressione non ho inserito alcuna variabile contemporanea, ma solamente i cinque ritardi temporali.

L'equazione dinamica generale è presente in *tabella 21*.

Tabella 21 - Stima dell'equazione dinamica generale - assenza di contemporaneità

Dependent Variable: D(LOG_BTC)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 7/18/2014 8/17/2018
 Included observations: 214 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.141934	0.120366	-1.179180	0.2415
D(LOG_BTC(-1))	0.470556	0.186417	2.524208	0.0134
D(LOG_BTC(-2))	0.178146	0.181409	0.982013	0.3288
D(LOG_BTC(-3))	0.364388	0.181016	2.013010	0.0472
D(LOG_BTC(-4))	0.006696	0.162976	0.041088	0.9673
D(LOG_BTC(-5))	0.131113	0.145851	0.898946	0.3712
D(LOG_DASH(-1))	0.041079	0.034093	1.204915	0.2315
D(LOG_DASH(-2))	-0.003512	0.033403	-0.105130	0.9165
D(LOG_DASH(-3))	0.020013	0.031246	0.640497	0.5235
D(LOG_DASH(-4))	0.068537	0.029438	2.328222	0.0222
D(LOG_DASH(-5))	-0.007845	0.033169	-0.236517	0.8136
D(LOG_LTC(-1))	-0.062923	0.080294	-0.783657	0.4354
D(LOG_LTC(-2))	-0.042576	0.081597	-0.521787	0.6031
D(LOG_LTC(-3))	-0.092626	0.079999	-1.157838	0.2501
D(LOG_LTC(-4))	0.037992	0.076775	0.494854	0.6220
D(LOG_LTC(-5))	-0.073414	0.073102	-1.004272	0.3180
D(LOG_XMR(-1))	-0.088025	0.043749	-2.012061	0.0473
D(LOG_XMR(-2))	-0.138289	0.044184	-3.129858	0.0024
D(LOG_XMR(-3))	-0.012460	0.043223	-0.288266	0.7738
D(LOG_XMR(-4))	-0.108340	0.041524	-2.609108	0.0107
D(LOG_XMR(-5))	0.033127	0.037667	0.879468	0.3816
D(XRP(-1))	0.134533	0.098823	1.361363	0.1769
D(XRP(-2))	-0.149972	0.095801	-1.565453	0.1211
D(XRP(-3))	0.043277	0.091437	0.473303	0.6372
D(XRP(-4))	-0.192116	0.084999	-2.260231	0.0263
D(XRP(-5))	-0.136050	0.096841	-1.404890	0.1636
D(SP500(-1))/1000	-2.728272	1.657594	-1.645923	0.1034
D(SP500(-2))/1000	-0.251978	1.597137	-0.157768	0.8750
D(SP500(-3))/1000	-3.162664	1.546166	-2.045488	0.0438
D(SP500(-4))/1000	3.287022	1.682082	1.954138	0.0539
D(SP500(-5))/1000	-3.717101	1.680298	-2.212168	0.0296
D(DJ(-1))/1000	0.144707	0.122294	1.183267	0.2399
D(DJ(-2))/1000	-0.119547	0.112994	-1.057991	0.2930
D(DJ(-3))/1000	0.221192	0.112497	1.966211	0.0525
D(DJ(-4))/1000	-0.094384	0.115796	-0.815088	0.4172
D(DJ(-5))/1000	0.167978	0.118607	1.416265	0.1603
D(NASD(-1))/1000	0.477018	0.280305	1.701785	0.0924
D(NASD(-2))/1000	-0.104532	0.284559	-0.367349	0.7143
D(NASD(-3))/1000	0.456196	0.269658	1.691760	0.0943
D(NASD(-4))/1000	-1.008713	0.315711	-3.195054	0.0019
D(NASD(-5))/1000	0.686972	0.310499	2.212477	0.0296
D(STOX(-1))/1000	-0.397763	0.169799	-2.342554	0.0214
D(STOX(-2))/1000	0.628095	0.204354	3.073570	0.0028
D(STOX(-3))/1000	-0.040948	0.184312	-0.222168	0.8247
D(STOX(-4))/1000	-0.294904	0.206261	-1.429758	0.1564
D(STOX(-5))/1000	-0.059365	0.191231	-0.310437	0.7570
D(NK(-1))/1000	0.682042	0.364214	1.872640	0.0645
D(NK(-2))/1000	-0.780470	0.400855	-1.947014	0.0548
D(NK(-3))/1000	0.322410	0.373070	0.864208	0.3899
D(NK(-4))/1000	0.363326	0.396347	0.916686	0.3618
D(NK(-5))/1000	0.242710	0.363150	0.668348	0.5057
D(LOG_HS(-1))	0.147179	0.613291	0.239983	0.8109
D(LOG_HS(-2))	-0.225693	0.575458	-0.392197	0.6959
D(LOG_HS(-3))	2.078089	0.605501	3.432017	0.0009
D(LOG_HS(-4))	-0.436645	0.621281	-0.702815	0.4840
D(LOG_HS(-5))	-0.438202	0.589889	-0.742855	0.4596
D(GOLD(-1))/1000	0.171530	0.553621	0.309833	0.7574
D(GOLD(-2))/1000	-0.706149	0.550078	-1.283726	0.2026
D(GOLD(-3))/1000	0.868455	0.511551	1.697691	0.0931
D(GOLD(-4))/1000	0.120254	0.552148	0.217793	0.8281
D(GOLD(-5))/1000	-0.299194	0.452028	-0.661893	0.5098

D(LOG_WTI(-1))	0.295773	0.210430	1.405567	0.1634
D(LOG_WTI(-2))	0.433808	0.217205	1.997226	0.0489
D(LOG_WTI(-3))	0.358538	0.203135	1.765023	0.0811
D(LOG_WTI(-4))	0.083154	0.206417	0.402842	0.6881
D(LOG_WTI(-5))	-0.064576	0.206135	-0.313271	0.7548
D(LIBOR(-1))	0.743142	0.651726	1.140267	0.2573
D(LIBOR(-2))	-0.845076	0.687172	-1.229789	0.2221
D(LIBOR(-3))	1.333906	0.697665	1.911958	0.0592
D(LIBOR(-4))	1.658621	0.758253	2.187425	0.0314
D(LIBOR(-5))	-1.617364	0.761707	-2.123341	0.0366
D(Y1(-1))	-0.652188	0.337877	-1.930255	0.0568
D(Y1(-2))	0.145493	0.338369	0.429983	0.6683
D(Y1(-3))	-0.311550	0.328149	-0.949418	0.3450
D(Y1(-4))	-0.342701	0.317971	-1.077774	0.2841
D(Y1(-5))	0.344533	0.327867	1.050831	0.2962
D(LOG_Y5(-1))	0.864725	0.492296	1.756512	0.0825
D(LOG_Y5(-2))	1.040046	0.498560	2.086099	0.0399
D(LOG_Y5(-3))	-0.333634	0.490323	-0.680437	0.4980
D(LOG_Y5(-4))	0.296590	0.500369	0.592742	0.5549
D(LOG_Y5(-5))	0.744351	0.473085	1.573400	0.1193
D(Y10(-1))	-0.168055	0.336262	-0.499775	0.6185
D(Y10(-2))	-0.696170	0.293605	-2.371111	0.0199
D(Y10(-3))	0.455523	0.297260	1.532409	0.1290
D(Y10(-4))	-0.161886	0.320285	-0.505443	0.6145
D(Y10(-5))	-0.608927	0.305110	-1.995762	0.0491
D(UK10(-1))	-0.031851	0.112142	-0.284022	0.7771
D(UK10(-2))	0.303416	0.122434	2.478200	0.0151
D(UK10(-3))	-0.204212	0.117553	-1.737185	0.0859
D(UK10(-4))	0.231393	0.127295	1.817764	0.0725
D(UK10(-5))	-0.437662	0.164860	-2.654743	0.0094
D(HK10(-1))	-0.075597	0.115335	-0.655456	0.5139
D(HK10(-2))	-0.041256	0.114929	-0.358971	0.7205
D(HK10(-3))	0.071597	0.121028	0.591572	0.5557
D(HK10(-4))	0.046189	0.131036	0.352488	0.7253
D(HK10(-5))	0.062058	0.129243	0.480167	0.6323
LOG_GPR(-1)	-0.007765	0.016463	-0.471664	0.6383
LOG_GPR(-2)	-0.029877	0.015670	-1.906712	0.0599
LOG_GPR(-3)	0.025530	0.015588	1.637736	0.1051
LOG_GPR(-4)	0.015331	0.015648	0.979755	0.3299
LOG_GPR(-5)	0.023119	0.015143	1.526696	0.1305
D(SAV(-1))/1000	-0.902230	0.543965	-1.658616	0.1008
D(SAV(-2))/1000	0.641390	0.539935	1.187904	0.2381
D(SAV(-3))/1000	0.298336	0.527513	0.565552	0.5732
D(SAV(-4))/1000	1.118032	0.520316	2.148754	0.0344
D(SAV(-5))/1000	0.196665	0.555826	0.353825	0.7243
D(TED(-1))	-0.435502	0.282079	-1.543901	0.1262
D(TED(-2))	-0.753385	0.285550	-2.638363	0.0099
D(TED(-3))	-0.809703	0.302064	-2.680570	0.0088
D(TED(-4))	0.148732	0.317742	0.468088	0.6409
D(TED(-5))	-0.163559	0.303992	-0.538039	0.5919
D(N_TRANS(-1))/100	0.083818	0.060615	1.382808	0.1703
D(N_TRANS(-2))/100	-0.023652	0.057904	-0.408477	0.6839
D(N_TRANS(-3))/100	-0.018917	0.057724	-0.327715	0.7439
D(N_TRANS(-4))/100	-0.012779	0.055830	-0.228898	0.8195
D(N_TRANS(-5))/100	-0.019287	0.050828	-0.379445	0.7053
D(LOG_MIN_INC(-1))	-0.033166	0.105983	-0.312940	0.7551
D(LOG_MIN_INC(-2))	-0.157763	0.097608	-1.616297	0.1097
D(LOG_MIN_INC(-3))	0.083723	0.097162	0.861681	0.3912
D(LOG_MIN_INC(-4))	-0.180565	0.087354	-2.067047	0.0417
D(LOG_MIN_INC(-5))	0.169303	0.076005	2.227525	0.0285
D(LOG_HASH(-1))	0.244259	0.113736	2.147606	0.0345
D(LOG_HASH(-2))	0.229028	0.112177	2.041664	0.0442
D(LOG_HASH(-3))	-0.141607	0.118290	-1.197119	0.2345
D(LOG_HASH(-4))	0.002952	0.102985	0.028662	0.9772
D(LOG_HASH(-5))	-0.131608	0.091655	-1.435907	0.1546
ECM(-1)	-0.577083	0.193036	-2.989508	0.0036
R-squared	0.727573	Mean dependent var	0.011129	
Adjusted R-squared	0.333022	S.D. dependent var	0.108469	
S.E. of regression	0.088585	Akaike info criterion	-1.722863	
Sum squared resid	0.682714	Schwarz criterion	0.274702	
Log likelihood	311.3463	Hannan-Quinn criter.	-0.915667	
F-statistic	1.844056	Durbin-Watson stat	1.851922	
Prob(F-statistic)	0.001320			

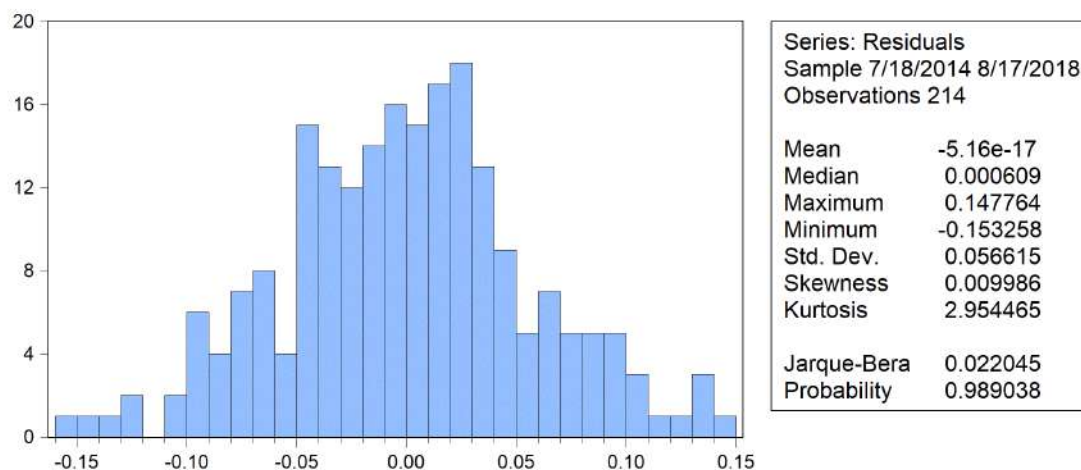
Si noti che a causa dell'elevato numero di regressori, ognuno caratterizzato da cinque ritardi, ho riportato il risultato della regressione generale su due pagine.

Subito dopo aver generato l'equazione dinamica generale, prima ancora di andare ad eliminare i regressori irrilevanti, ho verificato il rispetto dell'assunzione di base. Cioè ho eseguito subito l'analisi sui residui del modello iniziale per verificare che il loro comportamento fosse conforme ad una realizzazione di un processo *white noise*, vale a dire residui omoschedastici e non autocorrelati. Questa verifica è fondamentale, in quanto il rispetto di tale condizione consente di considerare le stime OLS non distorte, sebbene la presenza di molti regressori non significativi le renda poco efficienti. Esse guadagneranno in efficienza con la successiva riduzione del modello.

Ho inoltre verificato l'ipotesi di distribuzione normale, poiché qualora si accettasse anche questa ipotesi, l'utilizzo dei test standard per la riduzione del modello, come la *t-Student*, sarà appropriato.

Il risultato del test di *Jarque-Bera* per verificare l'ipotesi di normalità dei residui è riportato nella seguente *figura 27*.

Figura 27 - Distribuzione empirica dei residui della regressione generale



Si può notare come il risultato sia pressoché ideale. La distribuzione è decisamente centrata, con un valore dell'asimmetria prossimo a zero; la curtosi denota una distribuzione leggermente platicurtica anche se con un valore prossimo a 3, che ricordo essere il valore di curtosi di una distribuzione normale teorica. Questo non può che giovare positivamente al test statistico di *Jarque-Bera*, infatti si può notare un valore

della statistica JB molto basso mentre la probabilità associata al test è elevatissima e tendente ad 1. L'ipotesi di distribuzione normale è rispettata.

Le due *tabelle 22 e 23* presentate di seguito mostrano i risultati dei test parametrici su autocorrelazione ed eteroschedasticità. Si noti che, a causa del numero elevato di regressori, ho riportato solamente la parte superiore delle tabelle dove sono presenti le probabilità associate ai test, omettendo la parte inferiore delle stesse.

Tabella 22 - Test sull'autocorrelazione del residuo ECM

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	1.857930	Prob. F(5,82)	0.1107
Obs*R-squared	21.77667	Prob. Chi-Square(5)	0.0006

Tabella 23 - Test sull'eteroschedasticità del residuo ECM

Heteroskedasticity Test: Breusch-Pagan-Godfrey

F-statistic	0.765822	Prob. F(126,87)	0.9149
Obs*R-squared	112.5360	Prob. Chi-Square(126)	0.7990
Scaled explained SS	18.17608	Prob. Chi-Square(126)	1.0000

La *tabella 22* riporta il risultato ottenuto eseguendo il test LM *Breusch-Godfrey Serial Correlation LM test* per studiare la presenza di autocorrelazione nei residui¹⁴. Il test prevede il seguente sistema di ipotesi:

$$\begin{cases} H_0 : \text{non vi è autocorrelazione nei residui} \\ H_1 : \text{vi è presenza di autocorrelazione nei residui} \end{cases}$$

Osservando la *tabella 22*, si può notare che la probabilità associata alla statistica F è pari a 0.1107, superiore agli usuali livelli di significatività posti pari all'1% e al 5%. Si noti inoltre che ho inserito un numero di *lag* pari a 5, in modo da non testare solamente l'autocorrelazione del primo ordine, bensì fino all'ordine 5. Il test è a favore dell'ipotesi nulla e conferma che i residui non sono autocorrelati.

¹⁴ Precedentemente si è osservata la statistica DW, tuttavia nel caso di regressione dinamica questa lettura è meno rilevante. Il test *Durbin-Watson* infatti perde leggermente di significato se vi sono variabili dipendenti ritardate. Proprio per questo motivo è più corretto tenerlo in considerazione nella regressione statica, ma non in quella dinamica. Tuttavia lo studio sull'autocorrelazione può essere condotto con il test LM, il quale può essere impiegato anche nel caso di variabili dipendenti ritardate. Inoltre si tenga presente che la statistica DW permette di testare solamente l'autocorrelazione del primo ordine, mentre il test LM permette di eseguire il test anche per ordini superiori al primo.

Potrebbe far nascere qualche dubbio la probabilità non troppo elevata, ma bisogna tenere in considerazione che questa analisi è stata fatta sulla regressione dinamica generale, dove sono presenti molti regressori irrilevanti e non significativi e, come già spiegato in precedenza, le variabili irrilevanti fanno perdere le stime in efficienza. Si vedrà in seguito che con l'eliminazione dei regressori non significativi si potrà apprezzare un miglioramento evidente della probabilità. Ad ogni modo l'ipotesi di non autocorrelazione viene rispettata.

La *tabella 23* riporta invece i risultati del test svolto per studiare la presenza di eteroschedasticità nei residui. Il test utilizzato è il test di *Breusch-Pagan-Godfrey*, il quale prevede il seguente sistema di ipotesi:

$$\begin{cases} H_0 : i \text{ residui sono omoschedastici} \\ H_1 : i \text{ residui sono eteroschedastici} \end{cases}$$

La *tabella 23* mostra risultati decisamente migliori rispetto al test LM e presenta una probabilità molto elevata, tendente ad 1, ad indicare che non vi è presenza di eteroschedasticità nei residui. Il test è decisamente a favore dell'ipotesi nulla, a conferma che i residui sono omoschedastici.

Da queste analisi è possibile concludere che l'assunzione di base viene rispettata: i residui sono conformi ad una realizzazione di un processo di tipo *white noise*, caratterizzati da omoschedasticità ed assenza di autocorrelazione. Si accetta inoltre l'ipotesi di distribuzione normale. Ulteriori test *non parametrici* confermano tali risultati.

In seguito a questa conferma è possibile passare alla selezione dei regressori. Il comportamento dei residui permette infatti di considerare le stime OLS non distorte e, accettando l'ipotesi di normalità, si può procedere alla riduzione del modello utilizzando, ad esempio, la *t-Student* certi che questo test standard per selezionare i regressori sarà appropriato.

Per ottenere la regressione dinamica finale ho iniziato eliminando dall'equazione generale tutti i regressori non significativi, quelli che cioè presentavano probabilità elevate e conseguentemente valori della *t-Student* contenuti, ad indicare di trovarsi in zona di accettazione dell'ipotesi di non significatività della stima del coefficiente del regressore, il quale dunque doveva essere eliminato.

Dal momento che in questa equazione non ho applicato la correzione HAC, che va a correggere le stime della matrice di covarianza degli stimatori e che di conseguenza corregge gli errori standard e i valori della *t di Student*, è ora possibile ridurre il modello non solo prestando attenzione ai valori dei *t-prob*, bensì anche osservando il comportamento degli indicatori riportati nella parte bassa della regressione. È dunque ora possibile specificare la regressione secondo il valore massimo dell' \bar{R}^2 ed il valore minimo di AIC (criterio di *Akaike*) e BIC (criterio di *Schwarz*). Esiste infatti una relazione funzionale tra il valore della *t-Student* e i tre indicatori \bar{R}^2 , AIC e BIC, tuttavia questa vale solamente se non viene applicata la correzione HAC¹⁵.

Nella riduzione del modello ho eliminato uno per volta i regressori non significativi e ad ogni passaggio ho controllato i valori degli indicatori sopra citati, prestando attenzione che suggerissero di star procedendo correttamente nella selezione.

Esiste una gerarchia in questi criteri di selezione. Va sottolineato che, nel momento in cui i valori dei *t-prob* sono molto elevati, tutti e tre gli indicatori sono concordi nel confermare la bontà della selezione; al contrario, nel caso di regressori caratterizzati da *t-prob* più contenuti, i criteri potrebbero dare indicazioni differenti: in particolare, il criterio dell' \bar{R}^2 è quello meno "parsimonioso" in termini di numero di regressori, seguito dal criterio di *Akaike* ed infine da *Schwarz*, il quale permette di ridurre maggiormente il numero di variabili nell'equazione. Proprio per questo motivo, di norma, nell'equazione dinamica si preferisce prestare maggior attenzione al criterio BIC, in modo da ottenere un modello ridotto con il minor numero possibile di regressori, compatibilmente con l'analisi dei residui. Questo per avere un modello che sia il più semplice possibile.

La precisazione sui residui è fondamentale, infatti anche in questo caso non è possibile procedere meccanicamente nella selezione. Nella riduzione del modello non è corretto guardare *solamente* che i valori degli indicatori *Schwarz* o *Akaike* si abbassino (o che il valore dell' \bar{R}^2 aumenti) e continuare ad eliminare regressori fino a quando il criterio seguito non suggerisce di fermarsi. Per capire infatti se è necessario continuare o meno con l'eliminazione dei regressori, è fondamentale l'analisi dei residui: finché tale analisi funziona ed i residui sono omoschedastici e non autocorrelati è possibile proseguire con

¹⁵ Proprio per questo motivo è ora opportuno osservare le indicazioni fornite da questi criteri, mentre in sede di regressione statica è preferibile basarsi solamente sulla lettura dei *t-prob*, per i motivi in precedenza esposti.

la riduzione del modello. Questo per sottolineare nuovamente quanto sia importante una lettura congiunta e non un procedimento automatico.

Nella riduzione del mio modello e nella selezione dei regressori irrilevanti ho dunque tenuto in considerazione i valori delle statistiche *t-Student* e dei *t-prob* associati, ho prestato attenzione ad ogni passaggio alle indicazioni fornite dagli indicatori presenti nella parte bassa dell'equazione ed inoltre ho ripetuto *regolarmente* l'analisi dei residui, per avere conferma di star procedendo correttamente e di non star allontanandomi dall'ipotesi di residui conformi ad una realizzazione di un processo *white noise*.

Inoltre nella procedura di riduzione non si reputa corretto selezionare i regressori irrilevanti eliminando ad ogni passaggio il regressore che mostra il *t-prob* più elevato e procedere così fino alla fine. È infatti importante eliminare le variabili in modo *equilibrato* e logico, tenendo in considerazione alcuni aspetti.

Innanzitutto, come spiegato poc'anzi e come visibile in *tabella 21*, sono partito subito con l'eliminazione di tutte le variabili esplicative contemporanee, in modo da rendere più credibile l'utilizzo del modello in fase previsionale. Ho poi cercato di eliminare dapprima le variabili ritardate riferite alla variabile dipendente, per evitare di avere un modello che si auto-spiegasse. Inoltre, dal momento che verosimilmente vi è una maggiore influenza della storia recente degli accadimenti economici rispetto a quelli lontani nel tempo, ho cercato per quanto possibile di eliminare dapprima le variabili esogene con i ritardi più lontani, dal momento che esse hanno meno impatto sul valore attuale della variabile endogena.

Sulla base di questi accorgimenti ho provveduto a ridurre il modello, controllando costantemente che continuasse ad essere rispettata l'ipotesi di residui conformi ad una realizzazione di un processo *white noise*.

Si noti che nella *tabella 21* che mostra la regressione dinamica generale sono presenti 127 regressori, compresa costante e *componente ECM*. Dato l'elevato numero di variabili ho evitato di riportare in questa sede tutti i risultati intermedi ottenuti e di seguito viene riportato solamente il risultato finale, cioè la regressione dinamica finale ridotta, visibile in *tabella 24*. Si può notare che il modello risulta molto più semplice ed il numero di regressori risulta decisamente più contenuto, con 74 regressori irrilevanti che sono stati eliminati.

Tabella 24 - Stima dell'equazione dinamica finale

Dependent Variable: D(LOG_BTC)
 Method: Least Squares
 Date: 01/01/19 Time: 22:24
 Sample (adjusted): 7/18/2014 8/17/2018
 Included observations: 214 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.106011	0.048358	-2.192232	0.0298
D(LOG_BTC(-1))	0.228025	0.076459	2.982310	0.0033
D(LOG_BTC(-3))	0.162370	0.061683	2.632348	0.0093
D(LOG_DASH(-4))	0.037800	0.020169	1.874108	0.0627
D(LOG_XMR(-1))	-0.073803	0.026700	-2.764208	0.0064
D(LOG_XMR(-2))	-0.106514	0.026968	-3.949656	0.0001
D(LOG_XMR(-4))	-0.074122	0.025530	-2.903365	0.0042
D(XRP(-4))	-0.174260	0.050348	-3.461111	0.0007
D(XRP(-5))	-0.144002	0.056027	-2.570218	0.0111
D(SP500(-1))/1000	-2.656902	1.092782	-2.431319	0.0161
D(SP500(-3))/1000	-1.751679	0.594920	-2.944396	0.0037
D(SP500(-5))/1000	-4.670670	1.107396	-4.217704	0.0000
D(DJ(-1))/1000	0.153999	0.078830	1.953570	0.0525
D(DJ(-2))/1000	-0.097356	0.026497	-3.674280	0.0003
D(DJ(-3))/1000	0.165181	0.064587	2.557505	0.0115
D(DJ(-4))/1000	0.133267	0.036135	3.688051	0.0003
D(DJ(-5))/1000	0.260653	0.077454	3.365251	0.0010
D(NASD(-1))/1000	0.488096	0.191126	2.553785	0.0116
D(NASD(-4))/1000	-0.429984	0.109643	-3.921687	0.0001
D(NASD(-5))/1000	0.790145	0.202700	3.898108	0.0001
D(STOX(-1))/1000	-0.226785	0.118267	-1.917558	0.0569
D(STOX(-2))/1000	0.233623	0.133597	1.748715	0.0822
D(NK(-1))/1000	0.582163	0.213117	2.731664	0.0070
D(NK(-2))/1000	-0.514418	0.224436	-2.292049	0.0232
D(NK(-3))/1000	0.386189	0.205769	1.876814	0.0624
D(LOG_HS(-3))	1.020319	0.372680	2.737790	0.0069
D(LOG_WTI(-1))	0.293295	0.138102	2.123757	0.0352
D(LOG_WTI(-2))	0.369258	0.138802	2.660325	0.0086
D(LOG_WTI(-3))	0.344485	0.140657	2.449118	0.0154
D(LIBOR(-3))	0.738455	0.411071	1.796418	0.0743
D(LIBOR(-4))	1.037883	0.484791	2.140890	0.0338
D(LIBOR(-5))	-0.661044	0.417025	-1.585145	0.1149
D(Y1(-1))	-0.371741	0.195983	-1.896798	0.0596
D(Y1(-4))	-0.410940	0.169986	-2.417487	0.0167
D(LOG_Y5(-1))	0.456825	0.185037	2.468835	0.0146
D(LOG_Y5(-2))	0.530724	0.295006	1.799032	0.0739
D(Y10(-2))	-0.427612	0.188523	-2.268223	0.0246
D(UK10(-3))	-0.174623	0.066766	-2.615438	0.0098
D(UK10(-4))	0.125109	0.070388	1.777415	0.0774
D(UK10(-5))	-0.242118	0.098950	-2.446868	0.0155
D(HK10(-1))	-0.090978	0.064251	-1.415980	0.1587
LOG_GPR(-5)	0.021736	0.010296	2.111124	0.0363
D(SAV(-1))/1000	-0.801088	0.360460	-2.222401	0.0276
D(SAV(-4))/1000	1.191000	0.359234	3.315391	0.0011
D(TED(-2))	-0.557664	0.185340	-3.008875	0.0030
D(TED(-3))	-0.703638	0.187485	-3.753033	0.0002
D(N_TRANS(-1))/100	0.108639	0.033974	3.197709	0.0017
D(LOG_MIN_INC(-4))	-0.096564	0.041605	-2.320977	0.0215
D(LOG_MIN_INC(-5))	0.106246	0.044550	2.384894	0.0182
D(LOG_HASH(-1))	0.192474	0.058030	3.316780	0.0011
D(LOG_HASH(-2))	0.107220	0.055693	1.925192	0.0560
D(LOG_HASH(-5))	-0.117832	0.055113	-2.138021	0.0340
ECM(-1)	-0.381870	0.078968	-4.835765	0.0000
R-squared	0.568208	Mean dependent var	0.011129	
Adjusted R-squared	0.428748	S.D. dependent var	0.108469	
S.E. of regression	0.081982	Akaike info criterion	-1.953881	
Sum squared resid	1.082086	Schwarz criterion	-1.120252	
Log likelihood	262.0653	Hannan-Quinn criter.	-1.617020	
F-statistic	4.074330	Durbin-Watson stat	1.987799	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Partendo dalla parte bassa della *tabella 24*, è possibile innanzitutto dare uno sguardo ai tre indicatori citati in precedenza, utili per valutare la bontà del modello ridotto rispetto al modello generale. Nel confronto tra l'equazione dinamica generale e quella finale si noti che \bar{R}^2 è aumentato di valore passando da 0.333022 a 0.428748. Inoltre sia il criterio di *Akaike* sia il criterio di *Schwarz* mostrano valori inferiori: il primo è passato da un valore di -1.722863 a -1.953881, mentre il secondo è diminuito passando da un valore iniziale pari a 0.274702 ad uno finale di -1.120252. La specificazione del modello nell'equazione dinamica ridotta è dunque conforme a tutti e tre i criteri, i quali sono concordi nell'indicare che l'eliminazione dei regressori è corretta e che il modello ridotto è preferibile al modello generale. Questa è un chiara indicazione che sono state eliminate variabili irrilevanti per la spiegazione della variabile dipendente.

In realtà secondo il criterio di *Schwarz* avrei potuto ulteriormente ridurre il modello selezionando altri regressori, per esempio eliminando il regressore $D(HK10(-1))$. Tuttavia ho reputato corretto fermarmi, dal momento che un'ulteriore riduzione del modello avrebbe portato ad una distribuzione empirica dei residui troppo lontana dalla distribuzione normale.

La regressione dinamica mostra e descrive le relazioni di *breve periodo* tra la variabile dipendente e le variabili esplicative. A differenza di quanto fatto con la regressione statica di lungo periodo, in questo caso non ha molto significato leggere i segni dei coefficienti che descrivono gli aggiustamenti dinamici di breve periodo, anche perché su di essi la teoria economica quasi mai si esprime. Al contrario, ha decisamente molta più importanza e rilevanza valutare il comportamento delle funzioni di risposta impulsiva, dal momento che esse descrivono la dinamica di aggiustamento della variabile endogena agli impulsi provenienti dalle variabili esogene.

Prima di passare però a tale lettura è opportuno fare alcune considerazioni. Nella regressione dinamica rientrano a spiegazione della variabile dipendente LOG_BTC tutte le variabili che erano state escluse dalla regressione statica, a significare che nel breve periodo tutte hanno rilevanza. Viene invece esclusa, ad esempio, la variabile GOLD (che era presente nella statica) a significare che il prezzo dell'oro ha incidenza sul bitcoin nel lungo periodo, mentre non rileva nella dinamica di breve.

L'unico segno fondamentale da osservare all'interno della regressione è quello della componente ECM, evidenziato in rosso in *tabella 24*, il quale è molto importante per verificare la maggiore o minore stabilità del modello. La condizione infatti necessaria

affinché vi sia stabilità è che il coefficiente della componente ECM (detto *coefficiente di correzione dell'errore*) sia negativo e compreso tra -2 e 0, dove la vicinanza a zero denota instabilità del modello (dal momento che l'endogena tenderebbe ad avere una varianza che esplode all'aumentare del tempo). Si può notare dalla *tabella 24* che in questo studio la stima di tale coefficiente è pari a -0.381870, quindi negativa e sufficientemente lontana da zero, ad indicare che il modello è piuttosto stabile. Tale considerazione è avvalorata anche da un'elevata significatività della componente, con il *t-prob* che è pari a zero e il valore della *t-Student* in zona di rifiuto dell'ipotesi di nullità della stima del coefficiente¹⁶.

Questo risultato è molto importante perché un modello stabile andrà a riverberarsi positivamente sulle funzioni di risposta impulsiva, con un loro azzeramento molto rapido (v. *infra*). Nel caso di un modello instabile, invece, tali funzioni andranno a zero tanto più lentamente quanto più il coefficiente dell'ECM tende a zero, proprio perché se il modello è vicino all'instabilità l'impatto degli input sull'output si protrae per lunghi periodi di tempo.

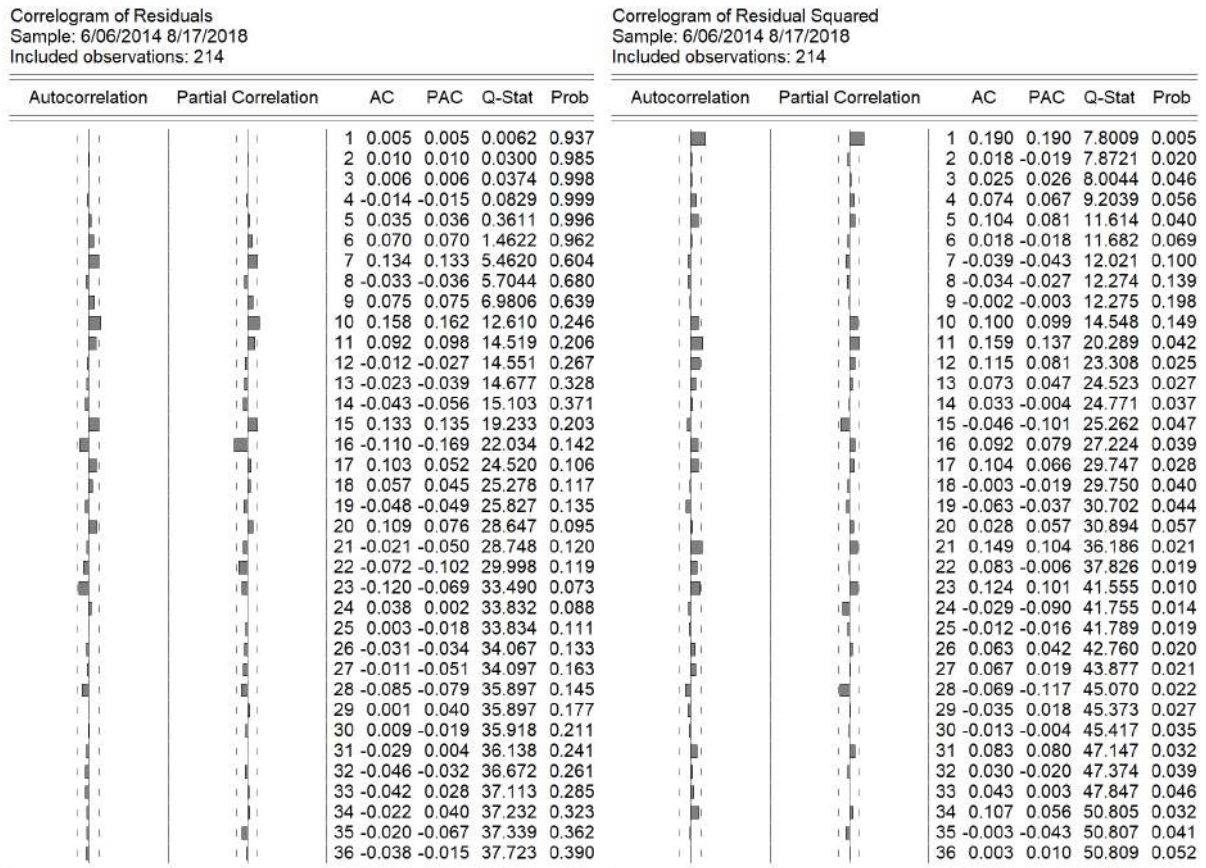
Alla fine della procedura di selezione dei regressori ho ripetuto nuovamente l'analisi sui residui per avvalorare l'ipotesi che i residui fossero ancora conformi ad una realizzazione di un processo *white noise*, quindi per controllare che tale requisito fosse ancora rispettato. Ricordo che questa analisi è stata svolta *regolarmente* in fase di selezione dei regressori, ma ho ommesso di riportare in questa sezione tutti i test intermedi. Riporto di seguito solo l'analisi finale svolta sui residui della regressione dinamica ridotta.

Si mette in evidenza innanzitutto il correlogramma dei residui in *figura 28*, la quale mostra a sinistra il correlogramma dei residui, mentre a destra è presente il correlogramma dei residui al quadrato. Entrambi costituiscono un'analisi *non parametrica* molto utile per studiare il comportamento dei residui. In particolare il correlogramma dei residui dà indicazioni sulla presenza di autocorrelazione, mentre il correlogramma dei residui al quadrato dà indicazioni sulla presenza di

¹⁶ Il risultato è fondamentale, poiché se la componente ECM non fosse significativa potrebbe di conseguenza essere eliminata, tuttavia questo comporterebbe un modello instabile sui livelli. Si dovrebbe in tal caso cambiare strada, non studiare più la variabile dipendente nei livelli, bensì riformulare il modello ed andare a studiare le relazioni tra variabile dipendente ed esplicative in differenza prima.

eteroschedasticità. Ho completato poi l'analisi con due test parametrici su entrambi questi aspetti.

Figura 28 - Correlogramma dei residui e dei residui al quadrato del modello dinamico ridotto



Dai due correlogrammi si può notare come non vi siano indicazioni di presenza di autocorrelazione né di eteroschedasticità nei residui.

In particolare, nella figura a sinistra, si nota con evidenza la non presenza di autocorrelazione soprattutto ai lag più bassi dove quasi non vi è traccia di variabilità, la quale è tutta contenuta all'interno delle bande di confidenza con valori prossimi a zero. Nella figura a destra vi è una leggera variabilità che esce dalla banda di confidenza al lag 1, ma non in maniera significativa.

La non autocorrelazione ed omoschedasticità dei residui viene confermata anche dai risultati dei due test parametrici svolti. Il primo è il test LM disponibile in tabella 25, il secondo è il test sull'eteroschedasticità di Breusch-Pagan-Godfrey in tabella 26.

Tabella 25 - Test sull'autocorrelazione del residuo ECM - modello finale

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	0.082518	Prob. F(5,156)	0.9949
Obs*R-squared	0.564499	Prob. Chi-Square(5)	0.9896

Tabella 26 - Test sull'eteroschedasticità del residuo ECM - modello finale

Heteroskedasticity Test: Breusch-Pagan-Godfrey

F-statistic	0.733619	Prob. F(52,161)	0.9022
Obs*R-squared	40.99314	Prob. Chi-Square(52)	0.8643
Scaled explained SS	29.29438	Prob. Chi-Square(52)	0.9954

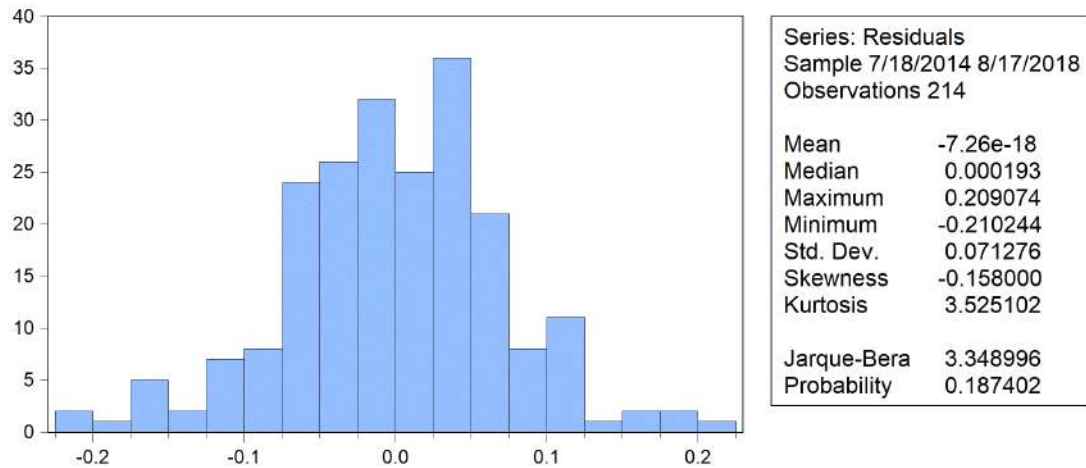
I due test parametrici confermano i risultati ai quali si perviene leggendo i correlogrammi. Le probabilità associate ai due test sono molto elevate e tendenti ad 1, ad indicare in entrambi i casi l'accettazione dell'ipotesi nulla, cioè l'ipotesi di non autocorrelazione e di omoschedasticità.

È particolarmente interessante osservare il risultato del test LM e confrontarlo con il risultato ottenuto nel test presente in *tabella 22* svolto sulla regressione dinamica generale: dopo aver eliminato molti regressori non significativi la probabilità è aumentata notevolmente ed è praticamente pari ad uno. Il test svolto sulla regressione dinamica di partenza mostrava una probabilità di 0.1107, mentre ora la probabilità è nove volte maggiore e pari a 0.9949. La selezione dei regressori ha portato dunque ad un deciso miglioramento, a conferma del fatto che molti regressori irrilevanti rendono le stime poco efficienti.

La seguente *figura 29* mostra la distribuzione empirica dei residui ed il test di normalità di *Jarque-Bera*. Si noti che il valore della statistica JB risulta leggermente aumentato, mentre il valore della probabilità diminuisce rispetto ai valori registrati nel test eseguito sui residui della regressione dinamica generale (*figura 27*). Il leggero peggioramento è da imputarsi principalmente alla curtosi. Ad ogni modo il test continua ad indicare la presenza di normalità nella distribuzione dei residui, con l'ipotesi nulla che viene accettata anche al 10%.

I residui si mantengono dunque conformi ad una realizzazione di un processo *white noise* con assenza di autocorrelazione ancora più evidente. La loro distribuzione continua inoltre ad essere normale.

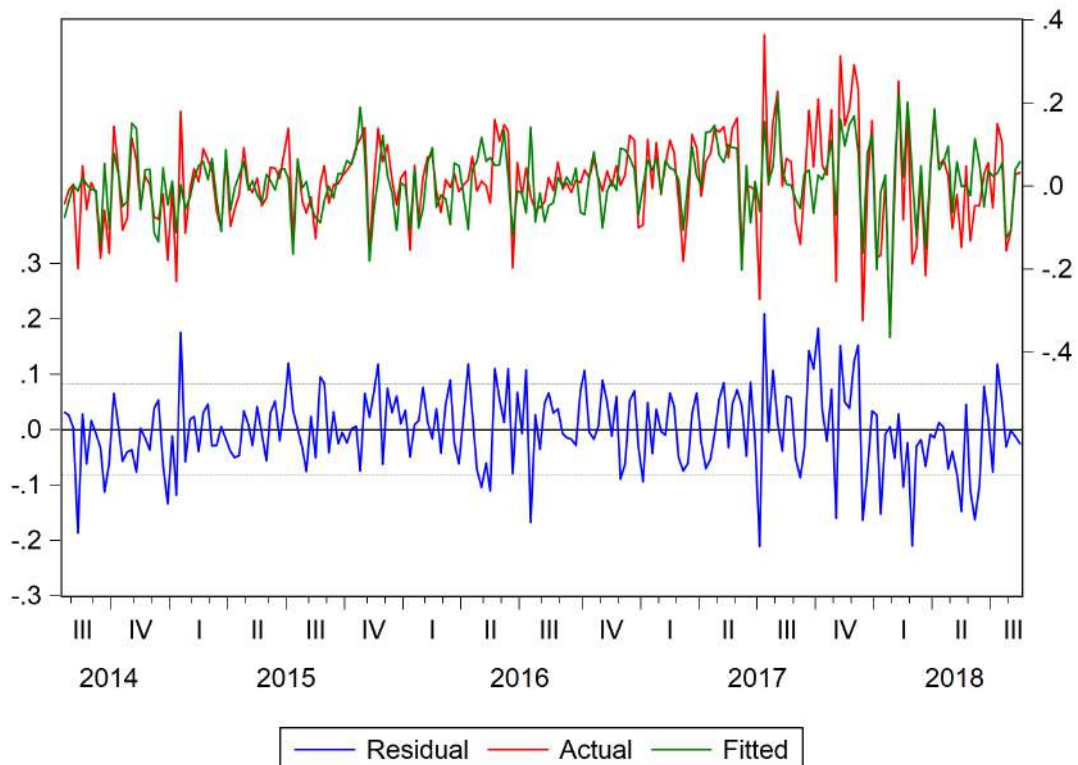
Figura 29 - Distribuzione empirica dei residui - modello finale



In figura 30 è rappresentata la curva di breve periodo.

La figura mostra gli andamenti della variabile $D(\text{LOG_BTC})$, che rappresenta il tasso di variazione del prezzo del bitcoin¹⁷.

Figura 30 - Curva di Breve Periodo



¹⁷ La differenza prima logaritmica di una variabile rappresenta infatti un'ottima approssimazione del tasso di variazione della variabile stessa. Infatti calcolare la differenza prima logaritmica o il rendimento del bitcoin come $\ln \frac{P_t}{P_{t-1}}$ fornisce gli stessi risultati.

Si può apprezzare l'andamento del tasso di variazione effettivo (l'andamento reale è rappresentato dalla curva *actual*) rispetto a quello da me stimato (rappresentato dalla curva verde *fitted*). L'andamento stimato rappresenta la *curva di breve periodo*. La curva blu (*residual*) rappresenta invece le deviazioni dei valori effettivi dalla curva di breve periodo. Anche in questo caso la curva di breve periodo riesce solo parzialmente a cogliere l'andamento reale. I picchi più rilevanti nei residui si riscontrano a cavallo tra il 2017 e il 2018, periodo in cui vi sono stati repentini ed importanti movimenti di prezzo che il modello non è in grado di cogliere appieno. In un breve arco temporale il prezzo del bitcoin ha infatti registrato una clamorosa crescita, grazie anche alle misure accomodanti messe in campo da alcuni Paesi; tuttavia non mancano, sempre in questo periodo, dei crolli di prezzo altrettanto importanti dovuti alle restrizioni imposte da altre giurisdizioni. Anche per questo motivo si può notare come la curva blu esca dalle bande di confidenza soprattutto durante questo arco temporale.

Si passa ora allo studio del comportamento delle funzioni di risposta impulsiva poiché esse mostrano la dinamica di aggiustamento della variabile endogena nel momento in cui vi sono impulsi provenienti dalle variabili esogene.

3.7 Le funzioni di risposta impulsiva

L'analisi del comportamento delle funzioni di risposta impulsiva serve per studiare come cambia l'andamento della variabile dipendente di lungo periodo nel momento in cui vi sono impulsi dati dalle variabili esplicative. Queste funzioni quindi descrivono la dinamica di aggiustamento della variabile endogena agli impulsi provenienti dalle variabili esogene. Sostanzialmente si vede cosa succede nel momento in cui si va a perturbare uno stato di quiete e quanto tempo è necessario prima che si ritorni nuovamente alla calma. Si può dunque osservare cosa accade tra uno stato di quiete ed il successivo.

Per un calcolo agevole di tali funzioni bisognerebbe far riferimento alla forma ADL (*Autoregressive Distributed Lag*) del modello. Tuttavia, dal momento che in questo studio non si è utilizzata la forma ADL bensì la forma ECM, per calcolare gli andamenti delle funzioni di risposta impulsiva ho fatto riferimento alla lettura congiunta delle stime della regressione statica e della forma ECM (quindi equazione statica e dinamica) per

risalire e calcolare i coefficienti della forma ADL, necessari per il calcolo e la rappresentazione di tali funzioni.

Per calcolare i coefficienti α e β della forma ADL ho utilizzato la scomposizione di *Beveridge-Nelson*, i quali forniscono una relazione esatta per passare dai coefficienti della forma ADL a quelli della forma ECM, e viceversa. Riporto di seguito in *tabella 27* tali relazioni. Si noti che gli α e β indicati senza asterisco sono i coefficienti della forma ADL, mentre quelli contrassegnati da asterisco (α^* e β^*) si riferiscono alle stime dei coefficienti della forma ECM. I coefficienti α fanno riferimento alla dinamica della variabile endogena, mentre i coefficienti β sono relativi alla dinamica delle esplicative.

Tabella 27 - Relazioni utilizzate per il calcolo dei coefficienti α e β della forma ADL

$$\begin{cases} \alpha_0 = 1 \\ \alpha_1 = 1 - \alpha(1) + \alpha_1^* \\ \alpha_j = \alpha_j^* - \alpha_{j-1}^*, \quad j = 2, \dots, p - 1 \\ \alpha_p = -\alpha_{p-1}^* \end{cases}$$

con $-\alpha(1) = -\text{coeff ECM}(-1)$

$$\begin{cases} \beta_0 = \beta_0^* \\ \beta_1 = \alpha(1)k + \beta_1^* - \beta_0^* \\ \beta_j = \beta_j^* - \beta_{j-1}^*, \quad j = 2, \dots, q - 1 \\ \beta_q = -\beta_{q-1}^* \end{cases}$$

Quelle riportate in *tabella 27* sono dunque le relazioni che ho utilizzato per risalire dalla forma ECM e regressione statica ai coefficienti della forma ADL.

Nelle loro formule sono presenti i coefficienti con l'asterisco della forma ECM che si riferiscono ai vari ritardi delle variabili: ad esempio, α_1^* indica il coefficiente della variabile endogena al ritardo -1, cioè $D(\text{LOG_BTC}(-1))$ e così via.

Si noti che nella formula di α_1 il termine $-\alpha(1)$ indica che il coefficiente dell'ECM va considerato con il segno negativo, mentre nella formula di β_1 il termine $\alpha(1)k$ sta ad indicare che la componente va presa, al contrario, con il segno positivo e deve essere moltiplicata per k , cioè il coefficiente di lungo periodo.

Con queste relazioni ho dunque calcolato e determinato i coefficienti α e β della forma ADL, ottenendo i risultati riportati in *tabella 28*.

Tabella 28 - Coefficienti α e β per il calcolo delle funzioni di risposta impulsiva

Equazione statica finale					
C	2,14094	$\alpha_0=$	1,000000		
LOG_LTC	0,205175	$\alpha_1=$	0,846155		
LOG_XMR	0,158996	$\alpha_2=$	-0,228025		
XRP	-0,178566	$\alpha_3=$	0,162370		
SP500/1000	-3,575565	$\alpha_4=$	-0,162370		
DJ/1000	0,349777	$\alpha_5=$	0,000000		
NASD/1000	0,275795	$\alpha_6=$	0,000000		
STOX/1000	-0,146314	ECM	-0,381870		
GOLD/1000	-0,479119	$\hat{\alpha}(1)=$	0,618130		
LOG_WTI	0,254534				
LIBOR	0,174587				
Y10	-0,313782				
UK10	-0,243983				
HK10	0,194118				
LOG_GPR	0,030186				
N_TRANS/1000	0,147824				
LOG_MIN_INC	0,369635				
LOG_HASH	-0,103454				
Equazione dinamica finale					
		LOG_LTC	LOG_XMR	XRP	SP500/1000
C	-0,106011	$\beta_0=$	0,000000	0,000000	0,000000
D(LOG_BTC(-1))	0,228025	$\beta_1=$	0,078350	-0,013087	-0,068189
D(LOG_BTC(-3))	0,162370	$\beta_2=$	0,000000	-0,032711	0,000000
D(LOG_DASH(-4))	0,037800	$\beta_3=$	0,000000	0,106514	0,000000
D(LOG_XMR(-1))	-0,073803	$\beta_4=$	0,000000	-0,074122	-0,174260
D(LOG_XMR(-2))	-0,106514	$\beta_5=$	0,000000	0,074122	0,030258
D(LOG_XMR(-4))	-0,074122	$\beta_6=$	0,000000	0,000000	0,144002
D(XRP(-4))	-0,174260	Coeff LP	0,205175	0,158996	-0,178566
D(XRP(-5))	-0,144002				-3,575565
		DJ/1000	NASD/1000	STOX/1000	GOLD/1000
D(SP500(-1))/1000	-2,656902	$\beta_0=$	0,000000	0,000000	0,000000
D(SP500(-3))/1000	-1,751679	$\beta_1=$	0,287568	0,593414	-0,282658
D(SP500(-5))/1000	-4,670670	$\beta_2=$	-0,251355	-0,488096	0,460408
D(DJ(-1))/1000	0,153999	$\beta_3=$	0,262537	0,000000	-0,233623
D(DJ(-2))/1000	-0,097356	$\beta_4=$	-0,031914	-0,429984	0,000000
D(DJ(-3))/1000	0,165181	$\beta_5=$	0,127386	1,220129	0,000000
D(DJ(-4))/1000	0,133267	$\beta_6=$	-0,260653	-0,790145	0,000000
D(DJ(-5))/1000	0,260653	Coeff LP	0,349777	0,275795	-0,146314
D(NASD(-1))/1000	0,488096				-0,479119
		LOG_WTI	LIBOR	Y10	UK10
D(NASD(-4))/1000	-0,429984	$\beta_0=$	0,000000	0,000000	0,000000
D(NASD(-5))/1000	0,790145	$\beta_1=$	0,390494	0,066670	-0,119824
D(STOX(-1))/1000	-0,226785	$\beta_2=$	0,075963	0,000000	-0,427612
D(STOX(-2))/1000	0,233623	$\beta_3=$	-0,024773	0,738455	0,427612
D(NK(-1))/1000	0,582163	$\beta_4=$	-0,344485	0,299428	0,000000
D(NK(-2))/1000	-0,514418	$\beta_5=$	0,000000	-1,698927	0,000000
D(NK(-3))/1000	0,386189	$\beta_6=$	0,000000	0,661044	0,000000
D(LOG_HS(-3))	1,020319	Coeff LP	0,254534	0,174587	-0,313782
D(LOG_WTI(-1))	0,293295				-0,243983
		HK10	LOG_GPR	N_TRANS/1000	LOG_MIN_INC
D(LOG_WTI(-2))	0,369258	$\beta_0=$	0,000000	0,000000	0,000000
D(LOG_WTI(-3))	0,344485	$\beta_1=$	-0,016850	0,011527	0,165089
D(LIBOR(-3))	0,738455	$\beta_2=$	0,090978	0,000000	-0,108639
D(LIBOR(-4))	1,037883	$\beta_3=$	0,000000	0,000000	0,000000
D(LIBOR(-5))	-0,661044	$\beta_4=$	0,000000	0,000000	0,000000
D(Y1(-1))	-0,371741	$\beta_5=$	0,000000	0,021736	0,000000
D(Y1(-4))	-0,410940	$\beta_6=$	0,000000	-0,021736	0,000000
D(LOG_Y5(-1))	0,456825	Coeff LP	0,194118	0,030186	0,147824
D(LOG_Y5(-2))	0,530724				0,369635
		LOG_HASH	LOG_DASH	NK/1000	LOG_HS
D(Y10(-2))	-0,427612	$\beta_0=$	0,000000	0,000000	0,000000
D(UK10(-3))	-0,174623	$\beta_1=$	0,152968	0,000000	0,582163
D(UK10(-4))	0,125109	$\beta_2=$	-0,085254	0,000000	-1,096581
D(UK10(-5))	-0,242118	$\beta_3=$	-0,107220	0,000000	0,900607
D(HK10(-1))	-0,090978	$\beta_4=$	0,000000	0,037800	-0,386189
LOG_GPR(-5)	0,021736	$\beta_5=$	-0,117832	-0,037800	0,000000
D(SAV(-1))/1000	-0,801088	$\beta_6=$	0,117832	0,000000	0,000000
D(SAV(-4))/1000	1,191000	Coeff LP	-0,103454	0,000000	0,000000
D(TED(-2))	-0,557664				0,000000
		Y1	LOG_Y5	SAV/1000	TED
D(TED(-3))	-0,703638	$\beta_0=$	0,000000	0,000000	0,000000
D(N_TRANS(-1))/1000	0,108639	$\beta_1=$	-0,371741	0,456825	-0,801088
D(LOG_MIN_INC(-4))	-0,096564	$\beta_2=$	0,371741	0,073899	0,801088
D(LOG_MIN_INC(-5))	0,106246	$\beta_3=$	0,000000	-0,530724	0,000000
D(LOG_HASH(-1))	0,192474	$\beta_4=$	-0,410940	0,000000	1,191000
D(LOG_HASH(-2))	0,107220	$\beta_5=$	0,410940	0,000000	-1,191000
D(LOG_HASH(-5))	-0,117832	$\beta_6=$	0,000000	0,000000	0,000000
ECM(-1)	-0,38187	Coeff LP	0,000000	0,000000	0,000000

Nella colonna di colore rosa sono riportati i parametri stimati dalla regressione statica, quindi i coefficienti delle variabili della regressione statica finale. Nella colonna verde sono invece presenti i parametri stimati dalla regressione dinamica. Con lo sfondo azzurro sono indicati i coefficienti α relativi alla dinamica della variabile endogena LOG_BTC, mentre i valori su sfondo grigio sono i coefficienti β relativi alle dinamiche delle 24 variabili esplicative.

Calcolati questi valori, si può notare agilmente come i risultati ottenuti siano corretti, infatti sotto ogni variabile esogena ho riportato una *cella di controllo*. Se in quelle celle si ritrova il valore del coefficiente di lungo periodo, significa che i coefficienti α e β calcolati sono corretti. Ricordo infatti che il coefficiente di lungo periodo per una variabile è uguale alla somma di tutti i coefficienti *beta* / $1 -$ la somma di tutti i coefficienti *alpha*. Tenuto conto del fatto che le variabili di questo studio sono caratterizzate da cinque ritardi temporali, nonché tenuto conto delle relazioni riportate in *tabella 27*, si avranno 6 coefficienti α e 6 coefficienti β , quindi il coefficiente di lungo periodo per una variabile sarà pari a $\frac{\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_5 + \beta_6}{1 - (\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4 + \alpha_5 + \alpha_6)}$. Applicando questa formula per ogni variabile si può vedere come nelle *celle di controllo* siano presenti i valori dei coefficienti di lungo periodo. I calcoli sono dunque corretti.

Si noti inoltre che quanto sta a denominatore della formula del coefficiente di lungo periodo non è altro che il calcolo per trovare il valore assoluto del coefficiente ECM (basterà poi moltiplicare per -1 per trovare effettivamente il valore -0.381870).

Si osservi che le variabili LOG_DASH, NK, LOG_HS, Y1, LOG_Y5, SAV e TED hanno ovviamente un coefficiente di lungo periodo pari a zero, dal momento che erano state escluse in precedenza dalla regressione statica finale.

Una volta calcolati gli *alpha* e i *beta* sono passato al calcolo e alla rappresentazione delle funzioni di risposta impulsiva, utilizzando il seguente algoritmo ricorsivo:

$$\begin{cases} h_0 = \beta_0 \\ h_k = \beta_k + \sum_{j=1}^m \alpha_j h_{k-j}, & k = 1, \dots, q; m = \min(k, p) \\ h_k = \sum_{j=1}^m \alpha_j h_{k-j}, & k > q \end{cases}$$

In questo modo ho calcolato le funzioni di risposta impulsiva per tutte le 24 variabili esplicative, anche per quei regressori non presenti nella statica ma presenti nella dinamica (come, ad esempio, NK) o, viceversa, presenti nella statica ma non presenti nella dinamica (come, ad esempio, GOLD).

Si ricordi quanto accennato in precedenza parlando di *coefficiente di correzione dell'errore*: è importante che il modello sia stabile (ed è tanto più stabile quanto più il coefficiente dell'ECM si allontana da zero) poiché questo fatto si va a riverberare sulle funzioni di risposta impulsiva.

Queste ultime all'aumentare dei ritardi devono tendere a zero: se il modello è instabile le funzioni si azzereranno molto lentamente; al contrario, quanto più il modello è stabile tanto più velocemente la funzione di risposta impulsiva andrà a zero. Ovviamente è desiderabile che tali funzioni si azzerino velocemente, infatti più il modello è vicino alla condizione di instabilità più l'impatto dell'*input* si protrarrà sull'*output* per periodi molto lunghi.

Accanto alle risposte impulsive ho riportato anche la funzione di risposta cumulata, la quale deve convergere il più velocemente possibile all'asintoto, valore identificabile nel coefficiente di lungo periodo. Infatti, per quanto riguarda le risposte cumulate (H), il coefficiente di lungo periodo k può essere visto come la cumulazione di tutti gli impatti (h) dell'esogena sull'endogena, pertanto è proprio tale coefficiente ad essere l'asintoto della cumulata della funzione di risposta impulsiva.

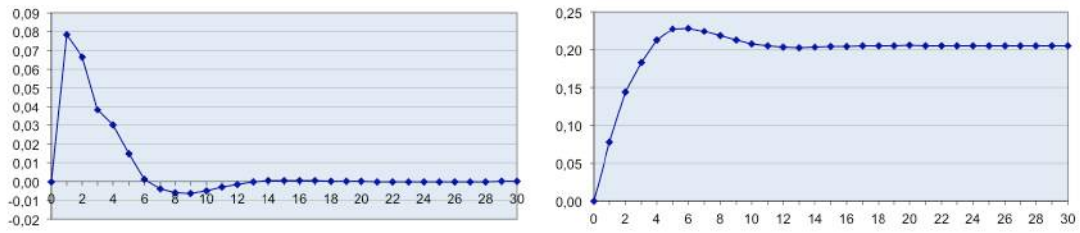
Nelle prossime quattro pagine sono presenti i grafici di tali funzioni.

Si può osservare un buon azzeramento delle funzioni di risposta impulsiva. Esse tendono a zero all'aumentare dei ritardi, mentre le cumulate tendono correttamente alla costante identificabile nel coefficiente di lungo periodo.

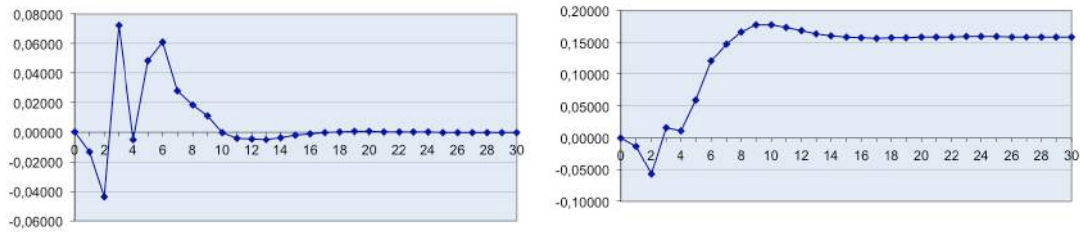
Si noti che per tutte le funzioni ci vogliono all'incirca 3 mesi (12 settimane) affinché le funzioni di risposta impulsiva e cumulata vadano, rispettivamente, a zero e a k .

Alcune funzioni si azzerano in maniera più "tranquilla", mentre altre sono caratterizzate nelle prime settimane da una fase di assestamento più pronunciata, per poi comunque trovare quiete ed andare rapidamente a zero. Si noti a tal proposito che alcune variabili producono un notevole impatto positivo (o negativo) nella prima settimana compensato da un rimbalzo di segno opposto nella settimana successiva, tuttavia, dopo un breve movimento oscillatorio, tutte le funzioni risultano rapidamente azzerate.

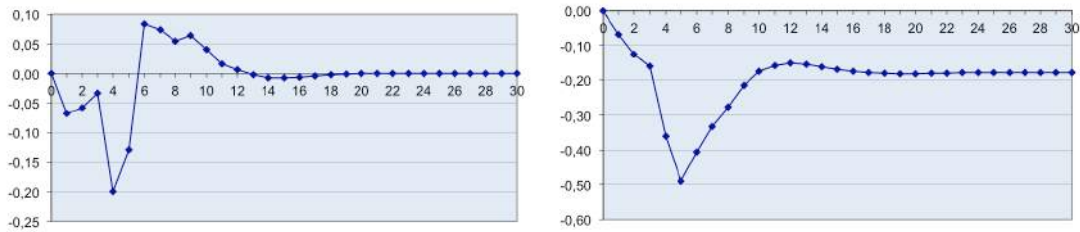
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di LOG_LTC



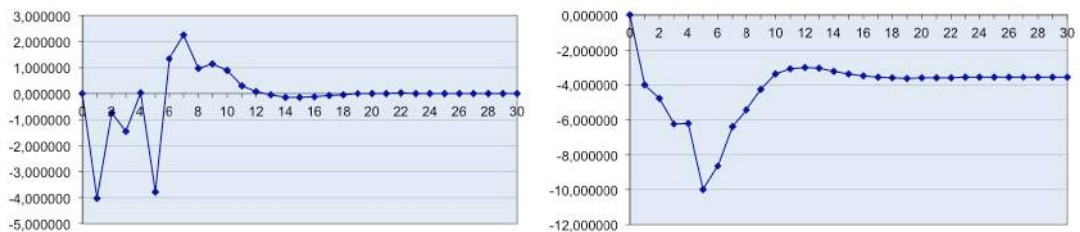
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di LOG_XMR



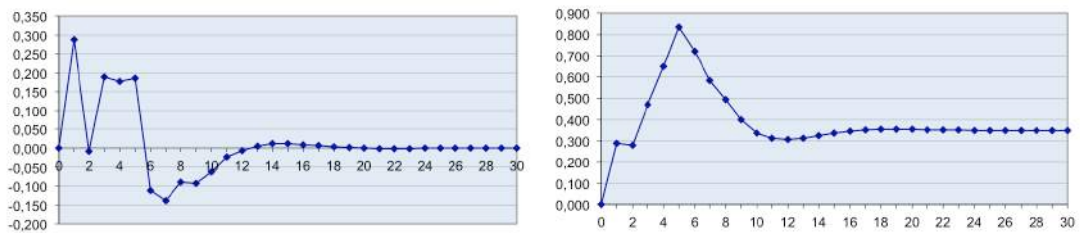
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di XRP



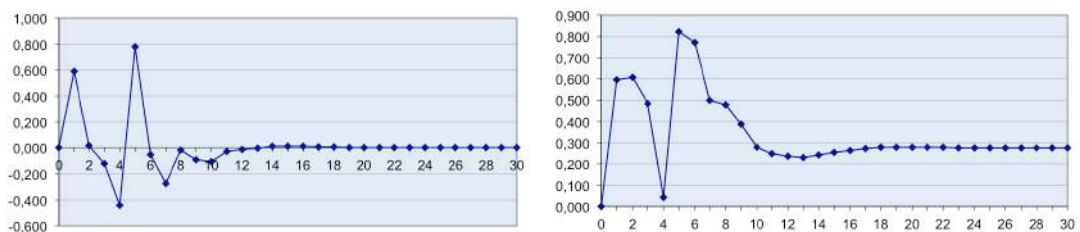
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di SP500



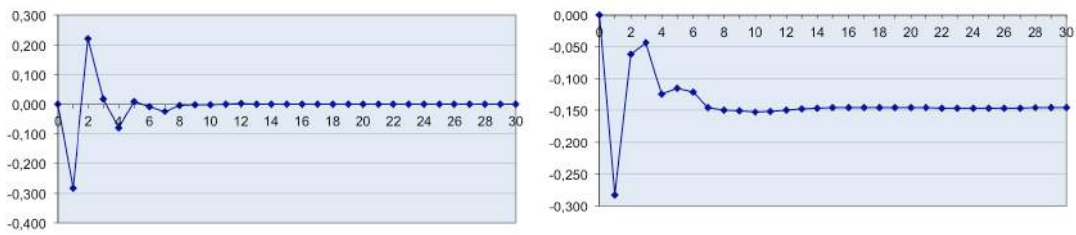
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di DJ



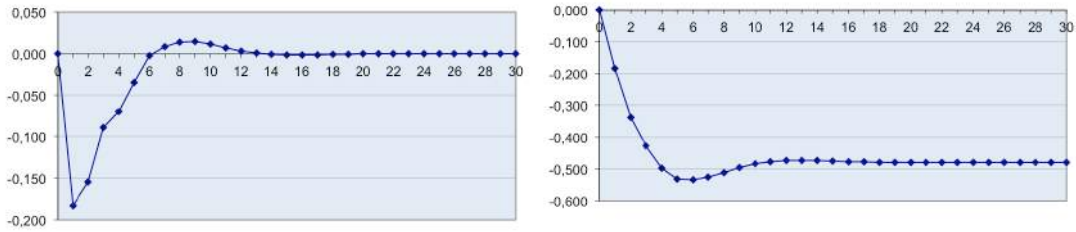
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di NASD



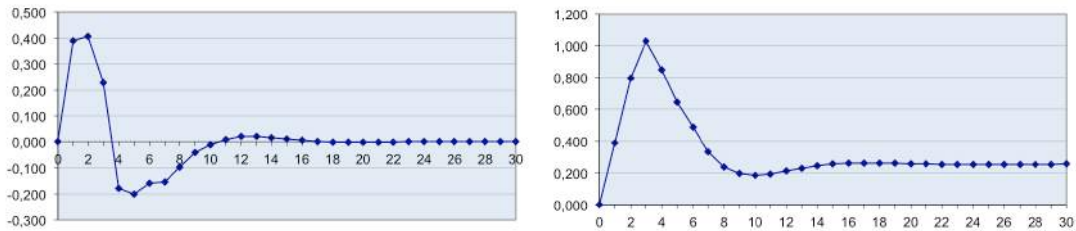
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di STOX



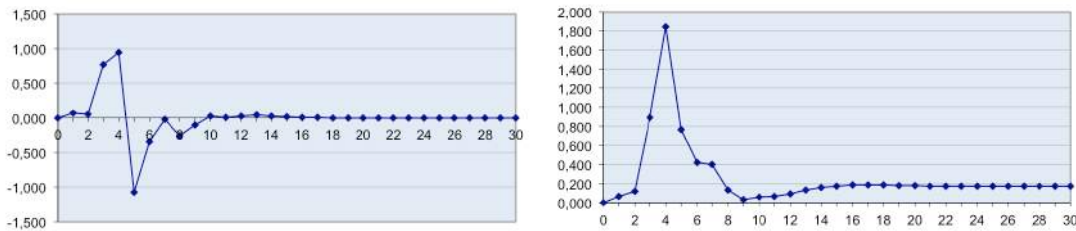
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di GOLD



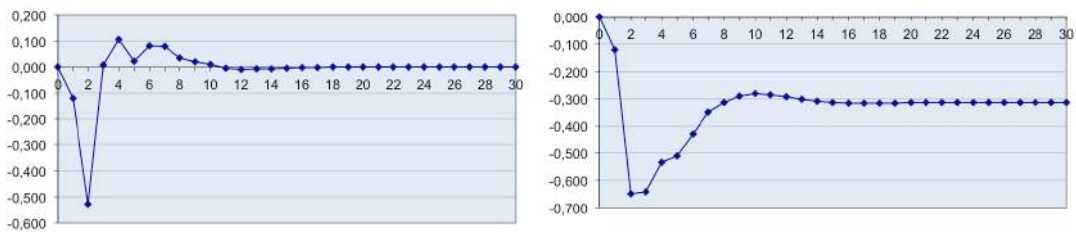
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di LOG_WTI



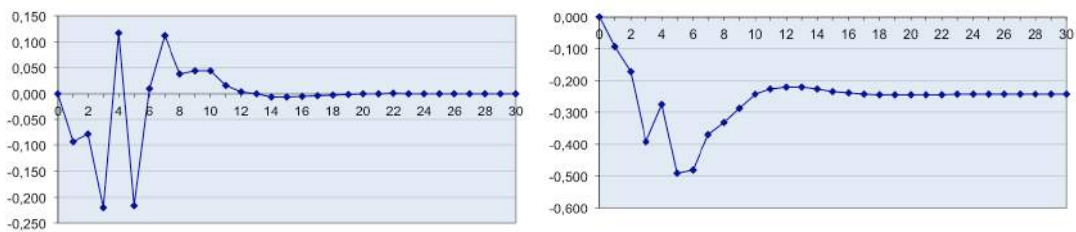
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di LIBOR



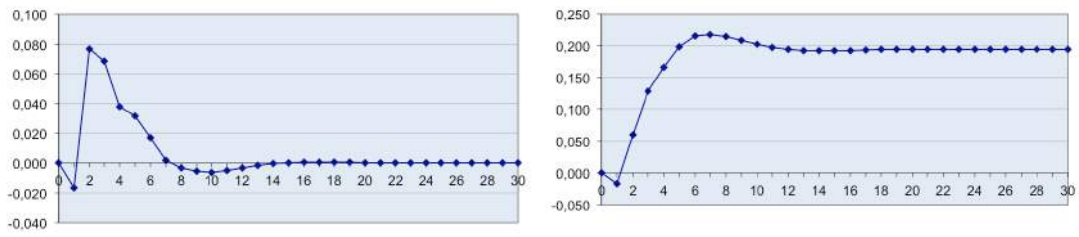
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di Y10



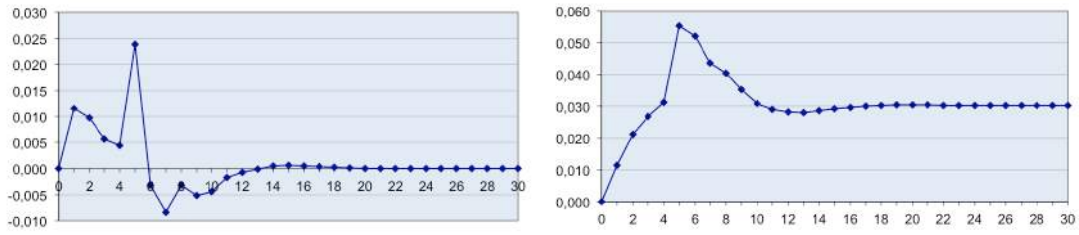
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di UK10



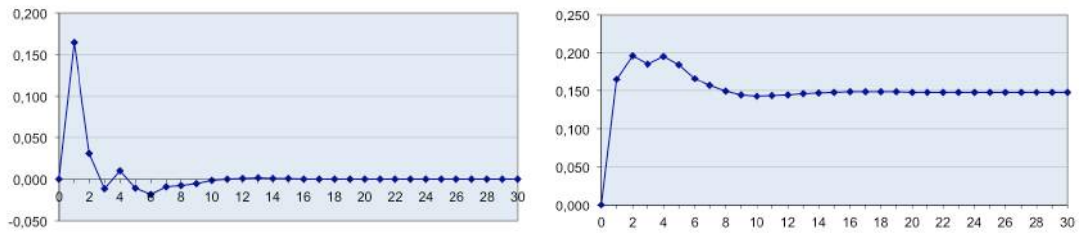
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di HK10



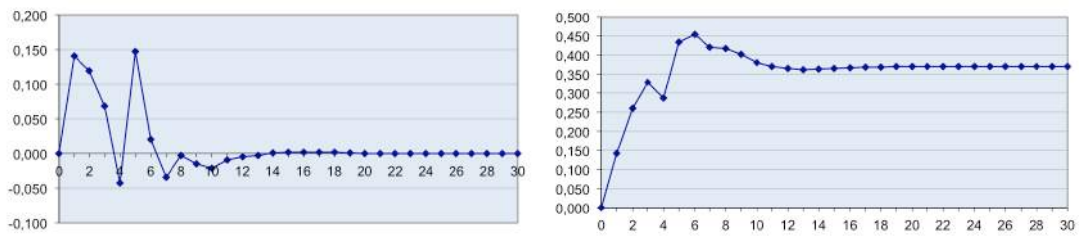
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di LOG_GPR



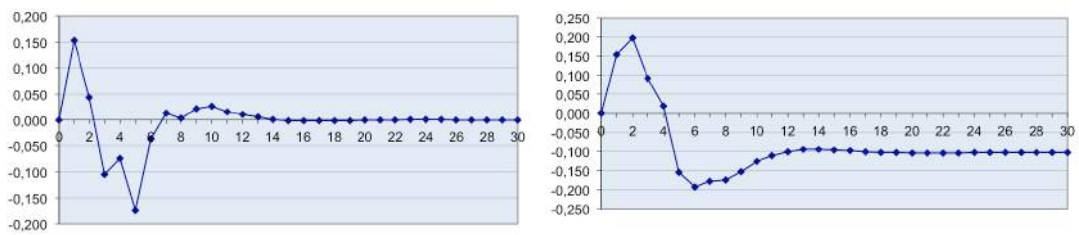
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di N_TRANS



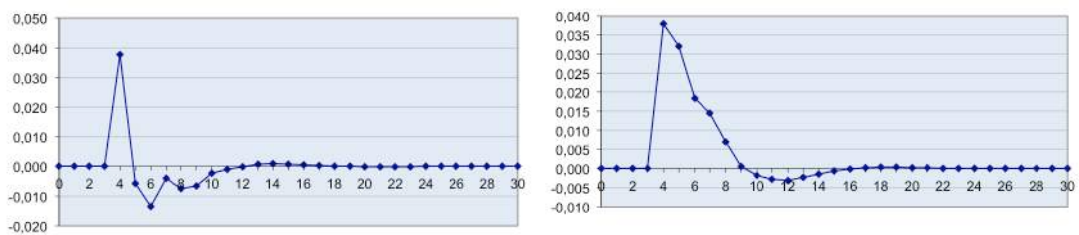
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di LOG_MIN_INC



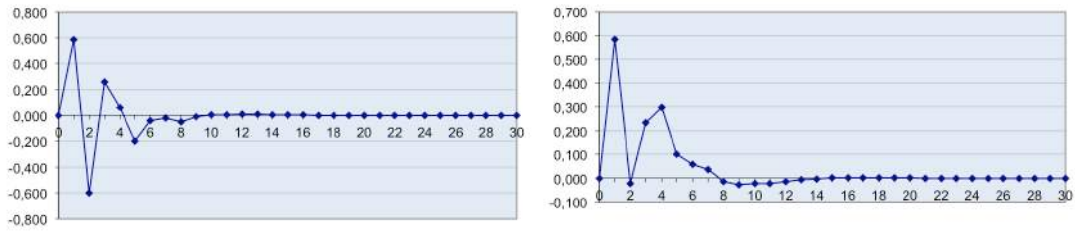
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di LOG_HASH



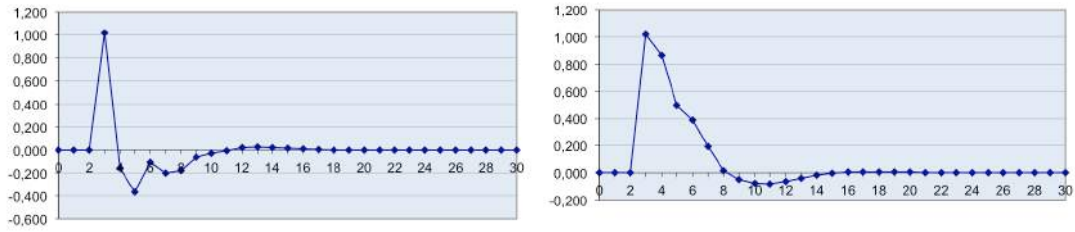
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di LOG_DASH



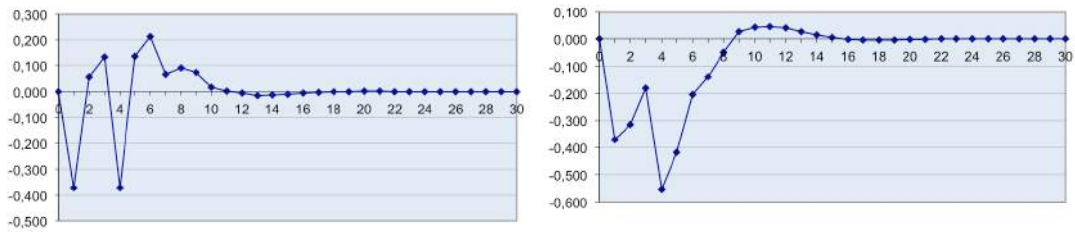
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di NK



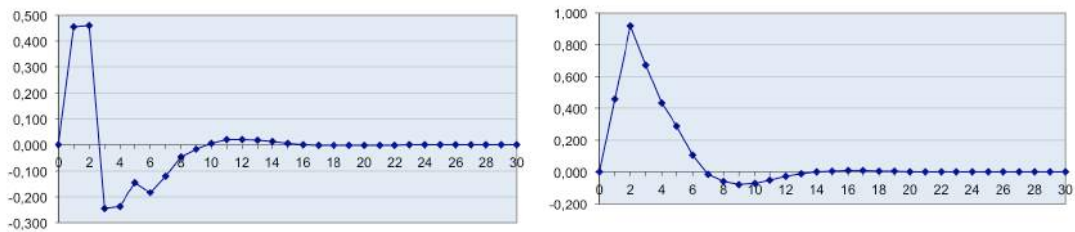
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di LOG_HS



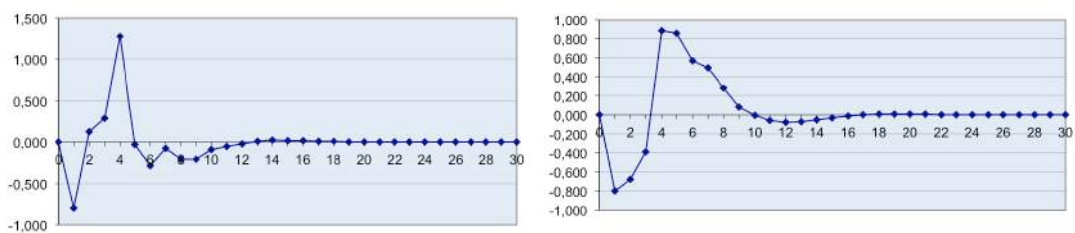
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di Y1



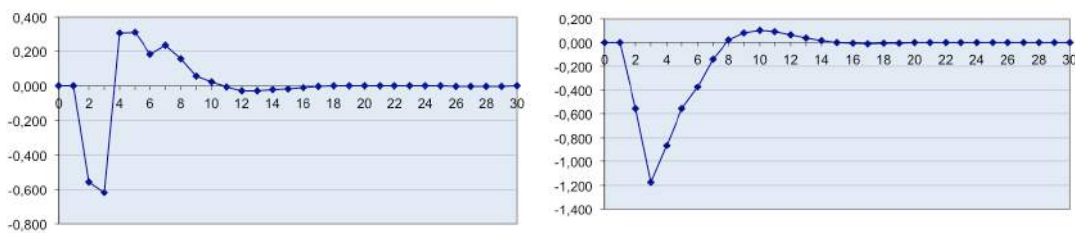
Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di LOG_Y5



Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di SAV



Funzioni di risposta impulsiva (h) e cumulata (H) di TED



La velocità di convergenza è buona, infatti si noti che tutte le funzioni si aggiustano molto rapidamente. Si osservi che esse partono da zero, dal momento che nella regressione dinamica è stata omessa la contemporaneità. Alcune variabili hanno impatti notevoli nel primo periodo che vanno a provocare un'oscillazione nei periodi successivi, determinando anche rimbalzi di segno opposto; altre sono invece caratterizzate da oscillazioni meno pronunciate e impatti più contenuti. La variabile N_TRANS, ad esempio, nella prima settimana ha un impatto significativo nella misura del 111.68% dell'impatto totale rappresentato dal coefficiente di lungo periodo; tale impatto provoca un'oscillazione con un moltiplicatore negativo ritardato di tre settimane su LOG_BTC. Nel caso di LOG_LTC e GOLD già nelle prime due settimane si ha un impatto maggiore del 70%, tuttavia in generale per la quasi totalità delle variabili si ha un impatto rilevante entro il mese (4 settimane) in misura maggiore del 50% dell'impatto totale.

Complessivamente l'aggiustamento avviene rapidamente grazie alla stabilità del modello, infatti si osservi come alla dodicesima settimana tutte le funzioni risultino già azzerate. Ciò significa che gli impulsi dati dalle variabili esplicative si scaricano rapidamente sull'endogena senza che gli impatti si protraggano per lunghi periodi.

La stabilità si può agevolmente verificare osservando, grazie alla *tabella 28*, che il valore stimato $\hat{\alpha}(1)$ è uguale a 0.618130, inferiore ad 1. Il modello è infatti stabile se tale stima è inferiore ad 1 e questo lo si può verificare sommando il valore 1 al coefficiente stimato dell'ECM. Se la stima di $\hat{\alpha}(1)$ è vicina a 1, o addirittura è pari ad 1, la condizione di stabilità viene violata e la varianza tenderà ad esplodere al passare del tempo.

Si conclude così la prima parte sulla specificazione e la stima del modello econometrico e dal momento che l'obiettivo è utilizzare quest'ultimo a fini di previsione, è ora possibile passare alla parte successiva dedicata al *forecasting*.

3.8 Le previsioni della variabile endogena

Le previsioni sono importanti perché grazie ad esse si può verificare quanto la specificazione del modello sia soddisfacente e se le variabili esplicative riescono a prevedere in futuro la variabile oggetto di studio.

Per questo tipo di analisi e per vedere se la specificazione funziona anche in futuro ho finto di non conoscere i dati che compongono gli ultimi 2 mesi e mezzo del campione, precedentemente scartati dalla stima della regressione statica e dinamica. Ho dunque

condotto le previsioni su questo arco temporale formato da dieci settimane, che viene definito *futuro virtuale*, come già spiegato nel *paragrafo 3.2*. Si parla di *virtuale* proprio perché si finge di non conoscere i dati sebbene essi siano in realtà a disposizione: si noti che sono disponibili tutte le osservazioni di tutte le variabili (sia endogena sia esogene) anche per il periodo che compone gli ultimi due mesi e mezzo. Infatti il *vero* futuro inizia proprio dal momento in cui non si hanno più dati a disposizione, ovvero sia dalla settimana successiva all'ultimo dato settimanale disponibile, cioè dal 02/09/2018.

Il periodo utilizzato in fase di stima viene ora scartato per riprendere esattamente dalla settimana successiva. Il *sample* si riferisce al periodo 24/08/2018 – 26/10/2018.

In fase di previsione, ho distinto tra previsione statica e previsione dinamica, dove quest'ultima è chiaramente possibile solo se la specificazione del modello stimato contiene la variabile dipendente ritardata.

La differenza tra i due tipi di previsione è che la previsione statica prevede il valore dell'endogena basandosi sui valori storici a disposizione delle variabili esogene e della stessa endogena ritardata. Diversamente, la previsione dinamica prevede il valore dell'endogena basandosi sui valori storici a disposizione delle variabili esogene, ma utilizzando i valori *previsti* dell'endogena nei periodi precedenti. È per questo motivo che di norma ci si attende una previsione dinamica leggermente peggiore di quella statica, proprio perché mentre in quest'ultima si è guidati dal percorso storico dell'endogena e si costringe la previsione a inseguire il dato storico, nella previsione dinamica questo legame storico non c'è, dal momento che vengono utilizzati i dati previsti della variabile dipendente. Di conseguenza l'errore di previsione si cumula.

Ho effettuato quattro tipi di previsione:

- i. *Previsione statica a partire dalla regressione statica*, cioè la previsione della curva di lungo periodo;
- ii. *Previsione statica dal modello dinamico*, riferendomi alla regressione dinamica finale;
- iii. *Previsione dinamica dal modello dinamico*, utilizzando quello che ho definito *metodo A*;
- iv. *Previsione dinamica dal modello dinamico*, seguendo un metodo alternativo definito *metodo B*, il quale si differenzia dal *metodo A* per prendere in considerazione in maniera differente la componente ECM.

Ho dunque condotto due previsioni statiche (la prima dalla regressione statica, la seconda dalla regressione dinamica) e due previsioni dinamiche (ovviamente solo dall'equazione dinamica), le quali si differenziano per la componente ECM (v. infra).

Si noti che per ogni previsione il grafico sarà affiancato da una maschera dove sono presenti delle misure di *performance*, cioè una serie di indicatori di bontà previsiva importanti da analizzare per capire quanto sia soddisfacente ed accurata la previsione.

In tale maschera sono presenti innanzitutto tre indicatori denominati *Root Mean Squared Error*, *Mean Absolute Error* e *Mean Absolute Percent Error*.

Definito $e_t = y_t - \hat{y}_t$, dove e_t indica l'errore al periodo t come differenza tra valore effettivo y_t e valore stimato \hat{y}_t , è possibile calcolare questi indicatori.

- *Root Mean Squared Error (Errore Quadratico Medio)*, calcolato come segue:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2}$$

- *Mean Absolute Error (Errore Assoluto Medio)*, calcolato come segue:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t|$$

- *Mean Absolute Percent Error (Errore Percentuale Assoluto Medio)*, definito da:

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{y_t} \right|$$

dove n rappresenta il periodo di previsione ed in questo caso è pari a 10 perché il *futuro virtuale* è composto da dieci osservazioni, dieci settimane.

I primi due indicatori *RMSE* e *MAE* dipendono dalla scala di misura della variabile dipendente quindi sono di scarsa utilità nel valutare una singola previsione. Acquisiscono utilità nel momento in cui si vanno a confrontare previsioni di modelli alternativi, nel senso che è corretto considerarli per comparare previsioni di modelli differenti per la stessa variabile dipendente (verranno dunque presi in considerazione in seguito). Più piccoli sono questi errori e migliore è la previsione, quindi tra due previsioni alternative sarà preferibile il *forecast* che presenta errori più contenuti.

Il *Mean Absolute Percent Error* invece è invariante rispetto alla scala di misura della variabile dipendente, così come ha una valenza intrinseca il *Theil Inequality Coefficient* che nella maschera accanto alla previsione è riportato sotto ai tre indicatori appena esposti. Quindi il *MAPE* e il coefficiente di *Theil* possono essere utilizzati anche per valutare la bontà della singola previsione, al di fuori del confronto tra previsioni alternative, proprio perché sono invarianti alla scala di misura dell'endogenea.

Il *Theil Inequality Coefficient* è calcolato come segue:

$$TIC = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \hat{y}_t^2 + \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n y_t^2}}$$

Il coefficiente di disuguaglianza di *Theil* è sempre compreso tra 0 e 1, dove zero indica una previsione perfetta. Migliore è la previsione più l'indice si avvicina a zero.

Theil inoltre ha proposto di scomporre il *Mean Squared Error* (*errore quadratico medio, MSE*) in tre componenti che vengono riportati subito sotto il coefficiente di *Theil*, cioè *Bias Proportion, Variance Proportion, Covariance Proportion*.

Si noti che l'*MSE* non è riportato sopra, ma per ottenerlo basta elevare al quadrato l'*RMSE* ed eliminare la radice quadrata.

I tre indicatori nei quali può essere scomposto l'errore quadratico medio hanno anch'essi valenza intrinseca e sono quindi da tenere in considerazione nel valutare una singola previsione e la sua bontà previsionale. Essi devono essere così interpretati:

- *Bias Proportion* (*proporzione di errore*): indica di quanto la previsione si allontana in media dai valori effettivi, cioè la discrepanza media tra la previsione e i valori effettivi. Mostra dunque un *errore in media*, cioè è utile per capire se si è interpretato più o meno bene in media la variabile dipendente. Normalmente la *bias proportion* aumenta quando la curva prevista si assesta costantemente sopra o sotto la curva effettiva. Più il valore tende a zero più la previsione sarà soddisfacente.
- *Variance Proportion* (*proporzione di varianza*), indica un errore in varianza, cioè la parte di errore imputabile alla varianza/alla volatilità. Il valore aumenta se, ad esempio, la curva prevista inverte i punti di svolta rispetto alla curva effettiva.

Proprio perché mostra di quanto ci si allontana in varianza, sarà tanto meglio quanto più il valore si avvicina a zero.

- *Covariance Proportion* (*proporzione di covarianza*), contrariamente alle precedenti, è desiderabile che sia elevata, ad indicare il massimo di correlazione possibile tra valori previsti e valori effettivi. Essa è il complemento ad 1 dei due indicatori precedenti, quindi se gli errori in media ed in varianza sono molto contenuti e prossimi a zero, allora la *covariance proportion* sarà molto elevata e tendente ad 1.

Più i risultati della previsione si avvicinano a questo schema di lettura, più la previsione sarà buona e soddisfacente. Al contrario, una previsione meno precisa è caratterizzata da una covarianza tra curva effettiva e curva prevista molto bassa a causa di elevati errori in media ed in varianza.

3.8.1 Previsione della curva di lungo periodo

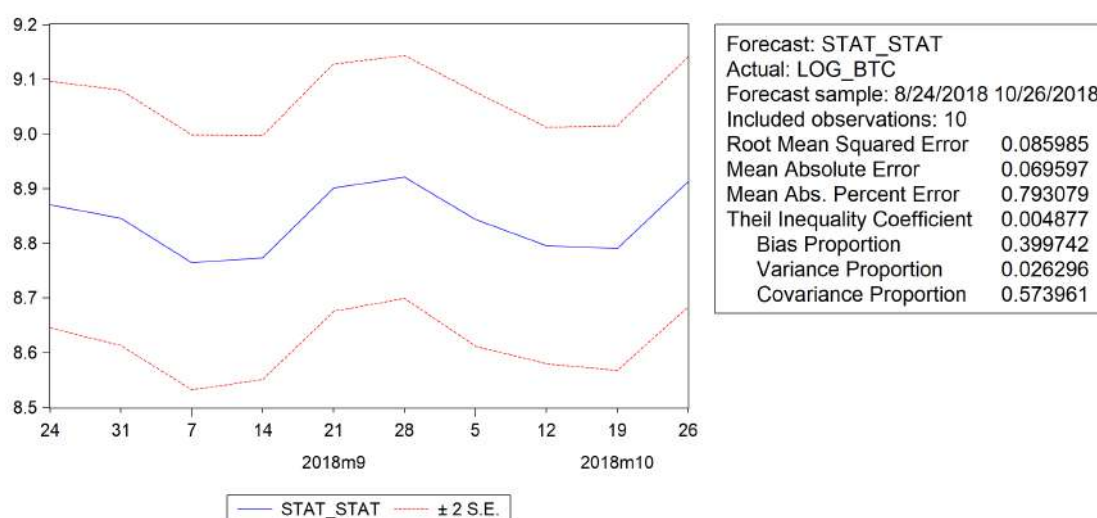
La prima previsione è la previsione statica dal modello statico, utilizzando dunque la regressione statica finale della *tabella 17* e prevedendo la curva di lungo periodo.

Nel condurre la previsione ho anche creato gli *standard error* di previsione, i quali saranno utili poi in un secondo momento per testare la bontà previsiva del modello stimato. Grazie ad essi è infatti possibile generare gli intervalli di previsione per confrontare la curva effettiva e quella stimata, utilizzando gli intervalli come test e verificando così la bontà dei valori previsti. Si noti che, partendo dalla regressione statica, l'unica previsione accessibile è il *forecast* statico, trattandosi di un modello statico sulla variabile LOG_BTC e mancando dinamicità nell'equazione.

La *figura 31* mostra la previsione della curva di lungo periodo nel *futuro virtuale*, denominata *stat_stat*.

Tale figura riporta a sinistra il grafico e a destra la maschera contenente le misure di *performance* della previsione poc'anzi descritte. Si noti innanzitutto che la serie sulla quale ho condotto la previsione è LOG_BTC, la quale è la variabile oggetto di studio nel seguente lavoro. Inoltre il *sample* indicato si riferisce al *futuro virtuale*.

Figura 31 - Previsione della componente di Lungo Periodo



Le misure di *performance* sono abbastanza buone. Il coefficiente di disuguaglianza di *Theil* è pari a 0.004877, decisamente prossimo a zero, ad indicare una previsione soddisfacente. Non è così vicino a zero invece la *Bias Proportion*, la quale presenta un valore di 0.399742, non eccessivamente buono, sintomo della presenza di un certo errore in media. L'errore in varianza al contrario è molto ridotto e pari a 0.026296. La proporzione di covarianza, complementare ad uno dei due precedenti valori, è pari a 0.573961, valore mediamente soddisfacente, ad indicare una correlazione abbastanza buona e significativa tra valori previsti e valori effettivi.

Ho integrato la previsione della componente di lungo periodo con un'altra analisi, fondamentale per valutare effettivamente la bontà previsiva del modello. Per fare ciò mi sono basato sull'osservazione e sul confronto della curva prevista e della curva effettiva: tanto più la curva prevista si discosta da quella effettiva, tanto peggiore è la previsione. Tali scostamenti devono però essere valutati *statisticamente* e a tal fine ho utilizzato gli *standard error* per generare gli intervalli di previsione, come poc'anzi anticipato. Questi intervalli assumono la funzione di "intervalli critici" di un test che verifica l'ipotesi che la previsione sia uguale ai valori effettivi: la curva effettiva dovrà cioè ricadere all'interno di tali intervalli affinché la previsione sia considerata soddisfacente e affinché si possa accettare l'ipotesi che il valore previsto sia *statisticamente* uguale al valore effettivo. Se, al contrario, la curva effettiva esce dagli intervalli di previsione accetto l'ipotesi alternativa e cioè che *statisticamente* le due curve non siano coincidenti.

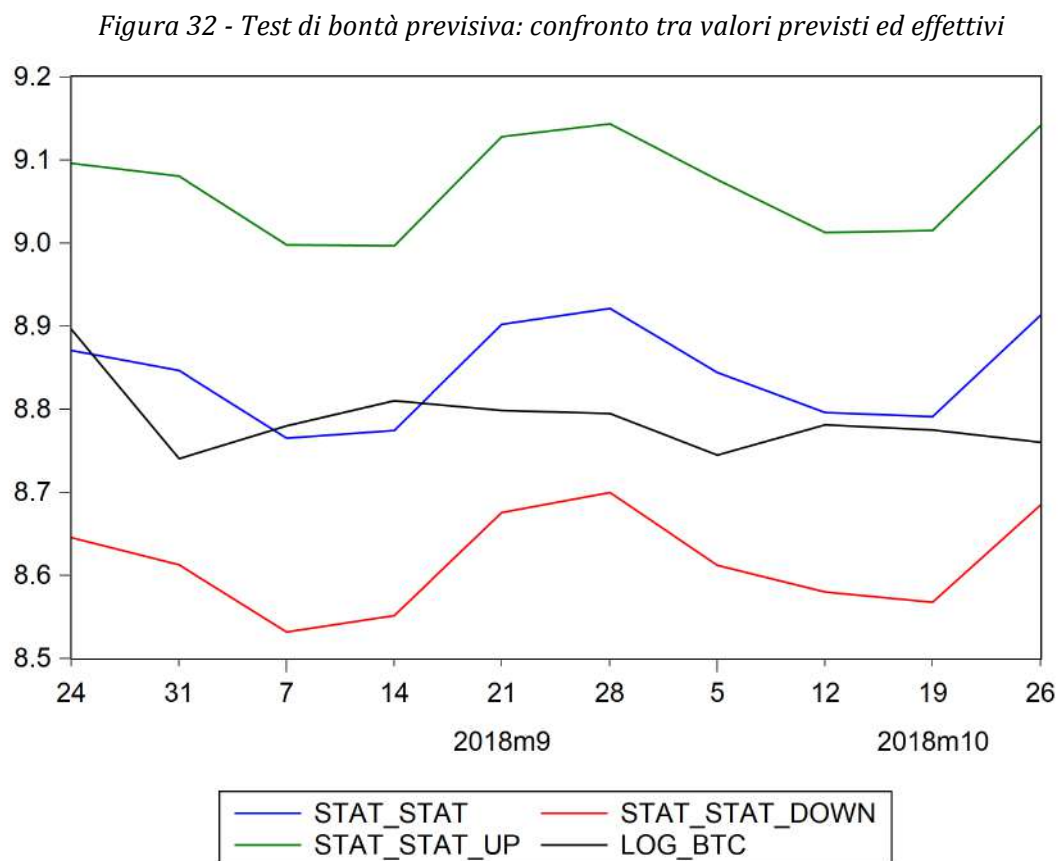
Per creare gli intervalli ho utilizzato gli *standard error* che avevo generato precedentemente con la previsione, creando un intervallo superiore (intervallo *up*) e un intervallo inferiore (intervallo *down*) rispetto alla curva stimata. Più precisamente, per generare i due intervalli ho utilizzato le due seguenti stringhe:

“ *stat_stat_up=stat_stat+2*se_stat_stat* ” per l’intervallo superiore e

“ *stat_stat_down=stat_stat-2*se_stat_stat* ” per l’intervallo inferiore.

Si noti che nella generazione degli intervalli ho utilizzato il valore ± 2 , il quale è un valore che approssima 1.96 quando si fissa $\alpha=5\%$ ¹⁸, in modo da utilizzare un intervallo di previsione che corrisponda ad una confidenza pari al 95%.

Nella *figura 32* si può apprezzare il confronto tra la curva stimata e la curva effettiva.



La *figura 32* mostra in verde ed in rosso le due curve che corrispondono ai due intervalli di previsione che ho costruito utilizzando gli *standard error*, mentre in blu ed in nero

¹⁸ Se si fissa $\alpha=5\%$ in un test bilaterale si vanno a tagliare la coda destra e la coda sinistra della distribuzione normale in corrispondenza dei valori ± 1.96 in modo da avere una probabilità del 2.5% in entrambe le code.

sono raffigurare, rispettivamente, la previsione della curva di lungo periodo ed i valori effettivi della variabile oggetto di studio LOG_BTC.

Si può notare come la curva nera ricada all'interno degli intervalli di previsione. Tutti i valori effettivi rimangono all'interno di tali intervalli, dunque è possibile accettare per ogni periodo l'ipotesi che i valori previsti non si discostino significativamente dai valori effettivi e che dunque essi siano *statisticamente* uguali con una significatività del 95%.

Le due curve si rincorrono abbastanza bene, con la curva prevista che nelle prime quattro settimane intercetta in tre punti la curva dei valori effettivi, per poi sovrastimarla leggermente nelle ultime sei settimane. Il fatto che in queste ultime settimane la curva prevista stia al di sopra della curva effettiva è evidenziato dal valore della *bias proportion*. Tuttavia la distanza non è eccessiva, basti osservare che tra il 12/10 e il 19/10 le due curve tornano ad avvicinarsi e sono quasi sovrapposte.

Il fatto che LOG_BTC non esca dagli intervalli denota una buona previsione ed una soddisfacente specificazione del modello.

Si può osservare che essendo guidati dai valori storici delle variabili esogene non è difficile fare una buona previsione per la variabile dipendente e, dal momento che non compaiono evidenti deviazioni dei valori previsti dalla curva effettiva, la specificazione del modello può essere considerata soddisfacente.

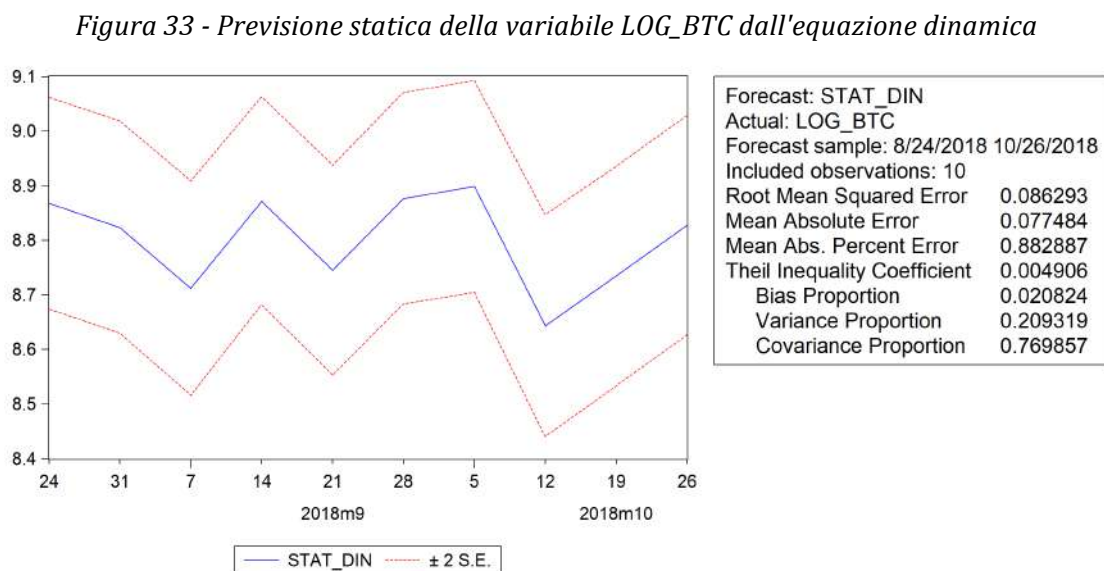
Nelle tre previsioni che seguono ho utilizzato il modello dinamico in forma ECM per la previsione della curva effettiva nel *futuro virtuale*. Questo modello riassume in sé sia la componente di lungo periodo sia la componente di breve periodo.

3.8.2 Previsione statica dal modello dinamico

Per la previsione statica dal modello dinamico ci si riferisce alla regressione dinamica. Tuttavia si ricordi che in fase di stima è stata generata la componente ECM escludendo le ultime dieci settimane, cioè il *futuro virtuale* (24/08/2018 – 26/10/2018). I residui relativi a tale periodo non sono dunque presenti proprio perché la componente ECM è stata generata tenendo in considerazione solamente il periodo di stima e specificazione del modello. Questo è fondamentale da sottolineare poiché la regressione dinamica così com'era stata stimata nel *paragrafo 3.6* non può essere utilizzata per fare la previsione, infatti è necessario disporre degli ECM relativi a *tutto* il periodo campionario. Ho

dunque provveduto a stimarli generando una nuova equazione con i dati reperiti dalla regressione statica finale¹⁹ ed imponendo come *sample l'intero* periodo campionario 06/06/2014 – 26/10/2018. Questa nuova serie contenente i residui relativi a tutto il periodo di osservazione è stata poi inserita nella regressione dinamica finale andando a sostituire la “vecchia” componente ECM relativa al solo periodo campionario utilizzato per la stima²⁰.

Sostituita la componente ECM, ho eseguito la previsione statica dal modello dinamico, denominata *stat_din*. Ho generato inoltre, come nel caso precedente, gli *standard error* di previsione utili successivamente in fase di confronto. La previsione statica e i relativi indicatori di bontà previsiva sono riportati in *figura 33*.



Si noti innanzitutto che la serie sulla quale è stata condotta la previsione è sempre LOG_BTC. Sarebbe infatti possibile condurre la previsione anche sulla serie differenziata $D(\text{LOG_BTC})$ ²¹, tuttavia in questo studio ho ritenuto opportuno condurre le previsioni in tutti i casi, anche per le successive previsioni dinamiche, sulla variabile originaria in quanto variabile oggetto di studio.

¹⁹ Si noti infatti che la componente ECM è stata generata durante il primo passo della procedura a partire dalla regressione statica ridotta, cioè quella presente in *tabella 17*.

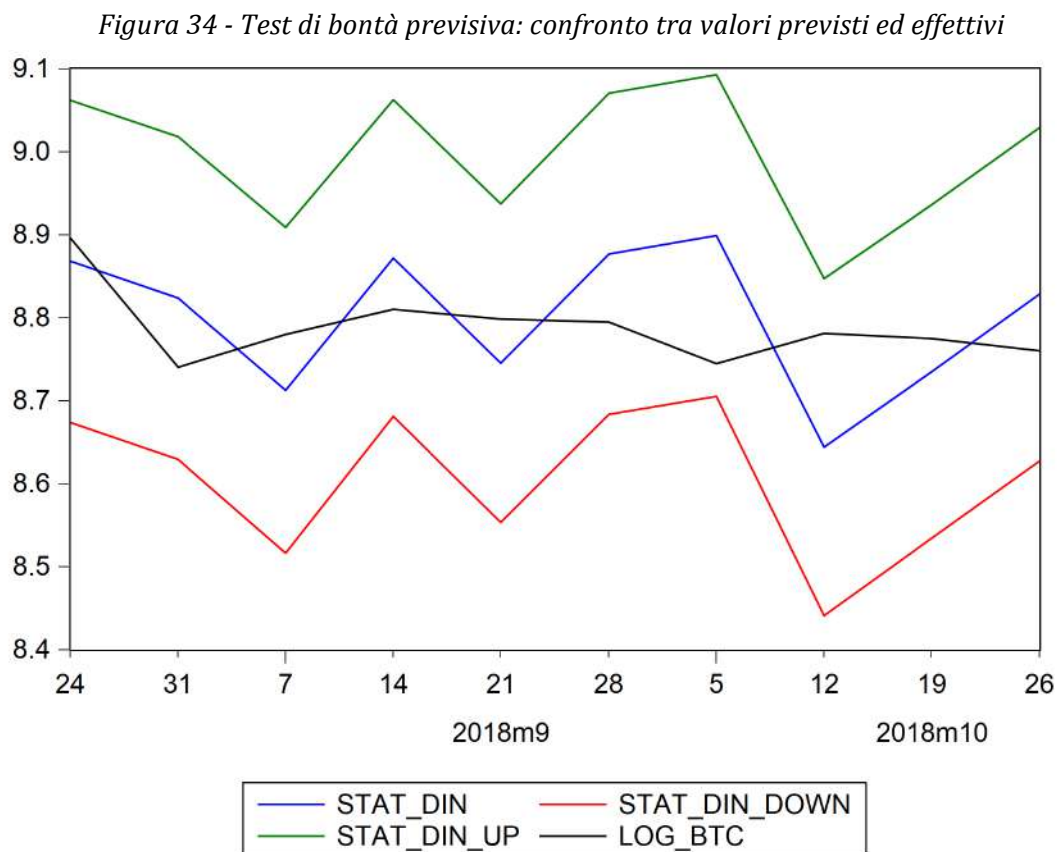
²⁰ Ovviamente anche questa nuova componente, denominata nel modello ECM2, va ritardata di un periodo esattamente come la componente ECM presente nella regressione dinamica (si veda la *tabella 21* o la *tabella 24*).

²¹ Trattandosi infatti di modello dinamico, ora non solo è possibile fare una previsione dinamica (a differenza del caso precedente dove l'unica strada percorribile era una previsione statica), bensì è anche possibile scegliere di fare la previsione della variabile originaria LOG_BTC o anche della curva di breve periodo $D(\text{LOG_BTC})$.

Si noti dagli indicatori di *performance* che anche questa previsione è soddisfacente. Il coefficiente di disuguaglianza di *Theil* continua ad essere molto piccolo e tendente a zero. La *Bias Proportion* è molto inferiore rispetto alla previsione della curva di lungo periodo, ad indicare un errore in media ben più contenuto rispetto al caso precedente e prossimo a zero, quindi un minor scostamento della curva stimata da quella effettiva. La *Variance Proportion* invece aumenta, a denotare un errore in varianza leggermente maggiore, tuttavia si noti che nel complesso la *Covariance Proportion* è pari a 0.769857, maggiore rispetto alla previsione precedente, ad evidenziare una correlazione ancor più significativa tra valori effetti e valori previsti. Essa risente positivamente soprattutto dell'errore in media molto contenuto.

La lettura degli indicatori di *performance* mostra una previsione soddisfacente. Tuttavia, per valutare la bontà della previsione in termini di confronto tra previsione statica e valori effettivi, ho provveduto a fare un test di bontà previsiva utilizzando gli intervalli di previsione.

Come nel caso precedente ho generato altri due intervalli, uno superiore ed uno inferiore, ma questa volta partendo dalla curva *stat_din*, cioè la previsione statica dal modello dinamico. Il confronto tra la curva effettiva e la curva prevista è visibile in *figura 34*.

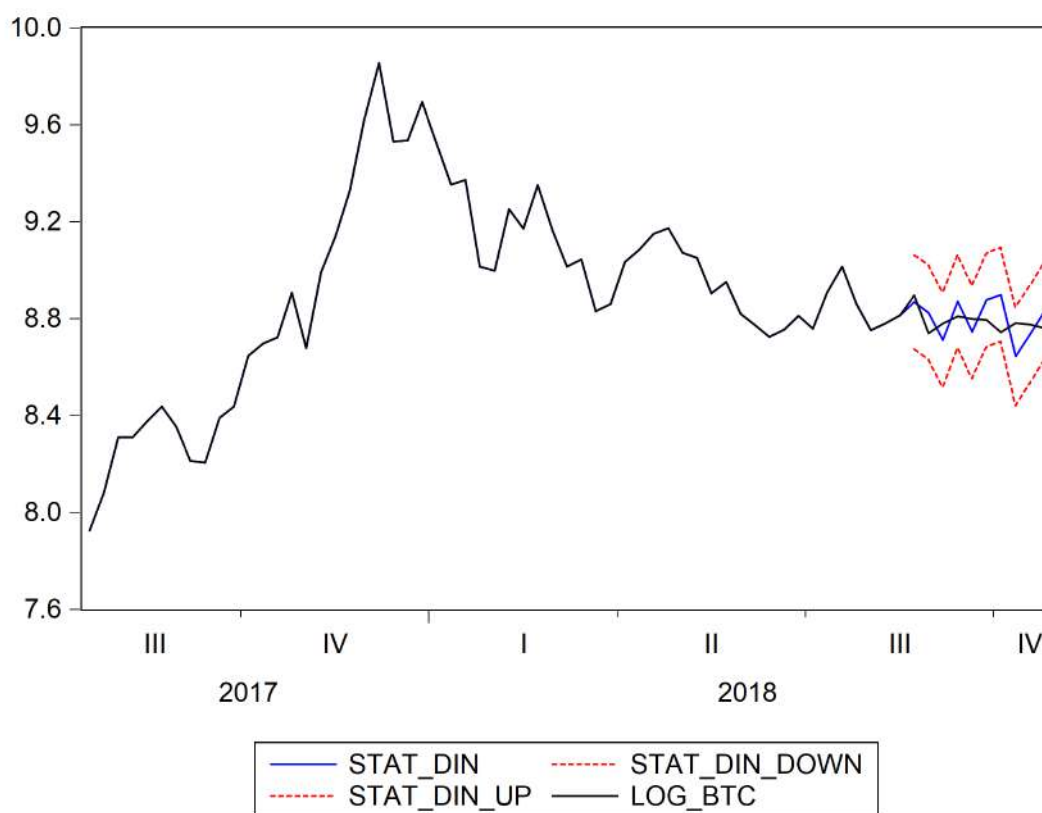


Il test di bontà previsiva avvalorata le indicazioni fornite dagli indicatori di *performance*. Dalla *figura 34* si può notare come la curva effettiva riportata in nero rimanga sempre all'interno degli intervalli di previsione. La valutazione degli scostamenti tra valori previsti ed effettivi, che ricordo deve essere fatta in termini statistici, porta ad accettare l'ipotesi che *statisticamente* la previsione sia uguale al valore effettivo in tutti i periodi del *futuro virtuale* con una confidenza del 95%.

Questo conferma ed avvalorata la bontà della previsione, la quale rincorre meglio la curva nera rispetto alla previsione precedente. La curva blu intercetta infatti i valori effettivi più volte e si può notare come le due curve siano più vicine rispetto al caso precedente, grazie soprattutto ad un errore in media molto contenuto e ad una proporzione di covarianza elevata e significativa.

Nella seguente *figura 35* ho allargato la finestra temporale per poter apprezzare l'andamento della variabile LOG_BTC dal terzo trimestre del 2017 fino al termine del *futuro virtuale*.

Figura 35 - Andamento della previsione statica della variabile LOG_BTC



Si noti che fino al periodo di previsione la curva effettiva è caratterizzata da un andamento piuttosto altalenante, mentre i valori effettivi nel *futuro virtuale* registrano un appiattimento. La previsione mostra un andamento conforme al recente passato, infatti si può notare come la curva prevista continui ad essere caratterizzata da un andamento oscillatorio. Questo significa che il modello non risente dell'impennata avvenuta a fine 2017 seguita dal crollo ad inizio 2018, bensì segue l'andamento più recente. Si può notare come i valori previsti oscillino attorno ai valori più piatti di LOG_BTC, interpretando comunque in maniera soddisfacente la curva effettiva, con una correlazione decisamente significativa tra previsione statica e LOG_BTC.

Per quanto riguarda la previsione dinamica dal modello dinamico ho utilizzato l'equazione dinamica finale con la componente ECM relativa a tutto il periodo campionario.

Esistono tuttavia due modi alternativi di scrivere l'equazione dinamica della forma ECM ed è proprio il modo differente con cui viene presa in considerazione tale componente che differenzia i due metodi utilizzati per condurre le previsioni dinamiche. Si è infatti accennato in apertura del *paragrafo 3.8* che sono state utilizzate due strade alternative per fare la previsione dinamica con il modello in forma ECM: il primo metodo è quello definito *metodo A*, il quale si differenzia da un secondo metodo chiamato *metodo B*.

Nei successivi *paragrafi 3.8.3* e *3.8.4* è possibile capire nel dettaglio in cosa consistano queste due metodologie e per cosa differiscano.

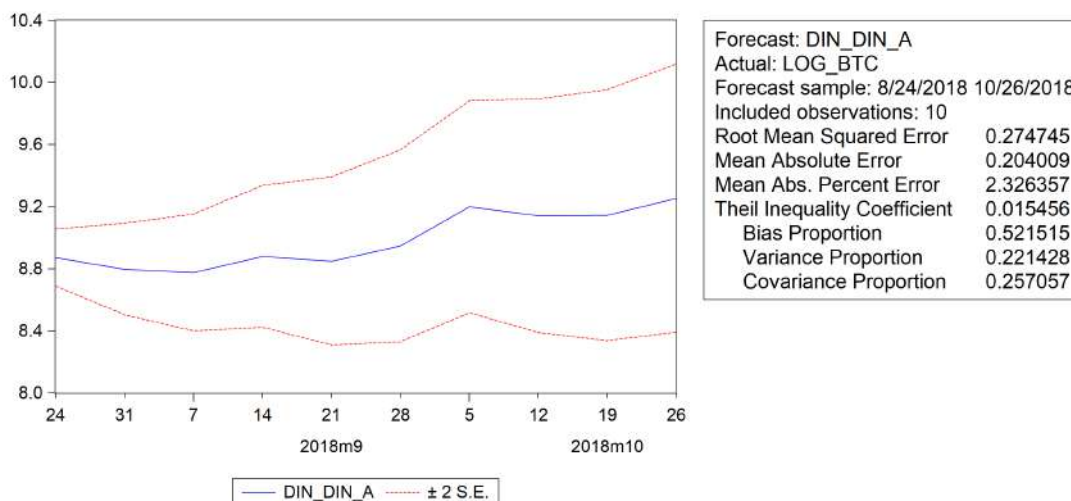
3.8.3 Previsione dinamica dal modello dinamico: *metodo A*

Per questo primo metodo ho utilizzato l'equazione dinamica finale con la componente ECM ricostruita, cioè facente riferimento a tutto il periodo campionario. Questo perché altrimenti (come nel caso della previsione precedente) sarebbe impossibile condurre la previsione, dal momento che mancherebbero i valori di un regressore.

Il primo modo di prendere in considerazione la componente ECM prevede dunque la ricostruzione dei residui del *futuro virtuale* utilizzando la regressione statica.

La previsione dinamica denominata *din_din_a* è presente in *figura 36*.

Figura 36 - Previsione dinamica della variabile LOG_BTC (metodo A)



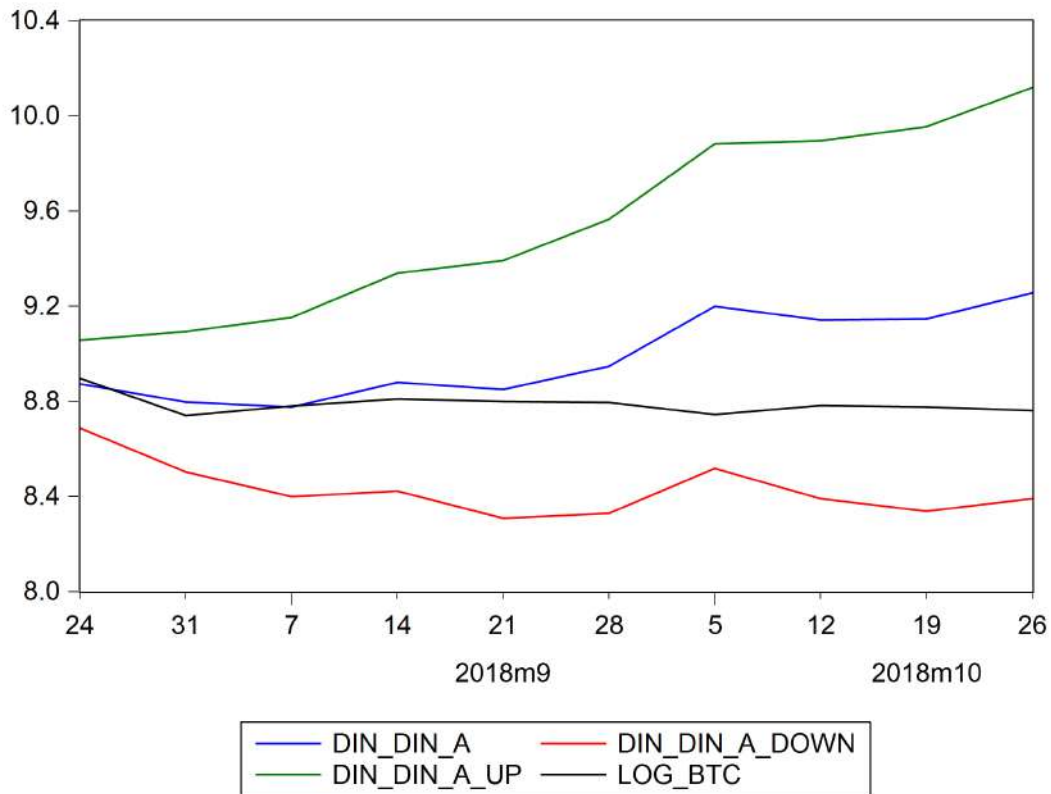
Si noti come la previsione veda peggiorare i suoi indicatori di *performance*, risultato generalmente atteso per effetto della presenza di radice unitaria nel processo di previsione stesso. Il coefficiente di disuguaglianza di *Theil* resta comunque prossimo a zero, ad indicare una buona previsione. La *Bias Proportion* aumenta notevolmente e, con un valore pari a 0.521515, è la più elevata vista finora, ad indicare un errore in media abbastanza pronunciato. Ciò significa che vi è una certa discrepanza tra la previsione e i valori effettivi. La *Variance Proportion* rispetto alla *bias* è più contenuta, ad indicare un errore in varianza più contenuto dell'errore in media. Del fatto che soprattutto la *Bias Proportion* si allontani da zero ne risente negativamente la *Covariance Proportion*, la quale, con un valore pari a 0.257057, è inferiore rispetto alle previsioni precedenti, a denotare una minor correlazione tra valori previsti e valori effettivi.

La previsione presenta valori meno soddisfacenti rispetto alle due previsioni statiche, tuttavia si tratta di una previsione dinamica e dunque manca il legame con il dato storico dell'endogena. Come spiegato in precedenza, nella previsione dinamica vengono infatti utilizzati i valori previsti della variabile dipendente, pertanto non si è più guidati dal percorso storico dell'endogena. Proprio per questo motivo la previsione è caratterizzata da *standard error* che tendono ad esplodere. Tale fatto è riscontrabile anche visivamente dalla *figura 36*, infatti si noti che la previsione è caratterizzata da braccia ampie, che mano a mano che passa il tempo si allargano sempre di più. Mancando il legame con il dato storico l'errore di previsione si cumula.

È questo il motivo del leggero peggioramento della previsione, per la quale difficilmente si ottengono le buone *performance* del *forecast* statico.

Per osservare gli scostamenti tra i valori previsti e i valori effettivi ho generato nuovamente gli intervalli di previsione a partire dalla curva *din_din_a* utilizzando gli *standard error* generati in fase di previsione. Il test di bontà previsiva è riportato nella seguente *figura 37*.

Figura 37 - Test di bontà previsiva: confronto tra valori previsti ed effettivi



Si noti che la presenza di radice unitaria provoca un'espansione degli intervalli di previsione, dovuta ad una maggiore incertezza sull'andamento futuro della variabile.

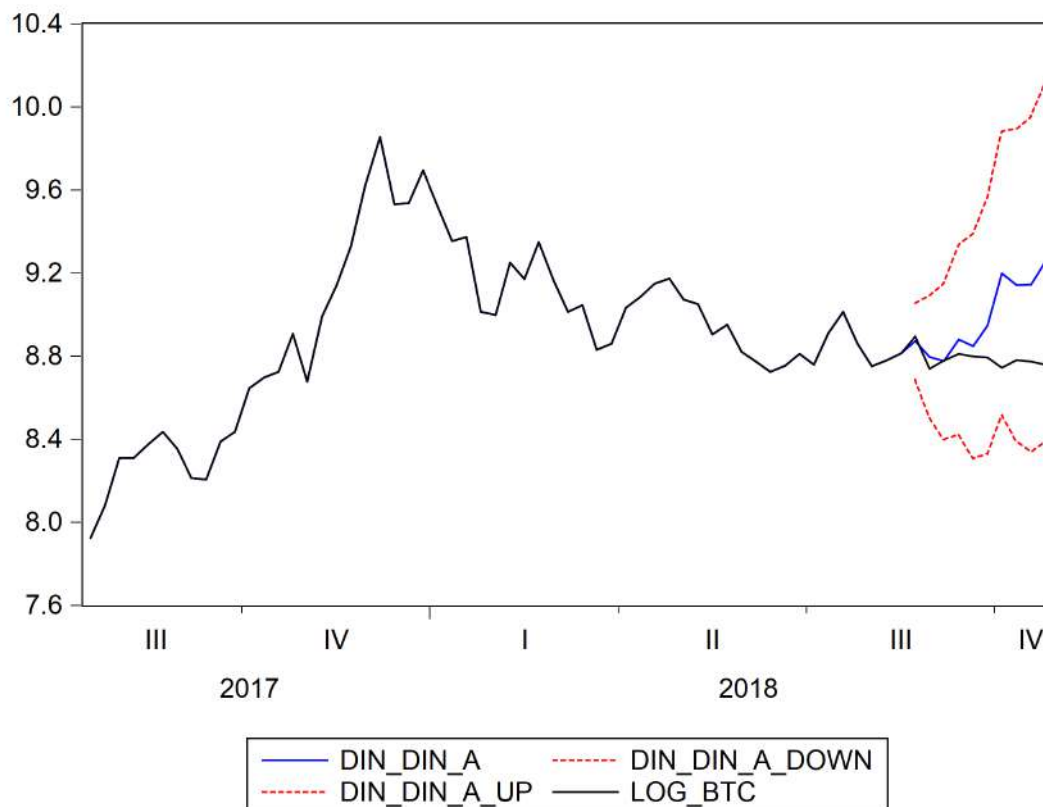
Il test di bontà *previsiva* mostra che, nonostante gli indicatori di *performance* siano leggermente peggiorati, la curva effettiva rimane all'interno degli intervalli²² ed è nuovamente possibile accettare l'ipotesi che il valore previsto sia *statisticamente* uguale al valore effettivo in tutti i periodi del *futuro virtuale* con una confidenza del 95%.

Si osservi che la previsione, rappresentata dalla curva blu, parte intercettando subito la curva effettiva e le rimane molto vicina per un paio di settimane quando, in corrispondenza della prima settimana di settembre, le due curve combaciano

²² È tuttavia da tenere in considerazione che l'allargamento dell'intervallo di previsione gioca sicuramente a favore del test di bontà previsiva, il quale deve dunque essere valutato con attenzione.

perfettamente. Poi però la curva prevista intraprende una direzione più ottimistica di quanto non si registri in termini di valori effettivi, infatti si può notare come dalla terza settimana del *futuro virtuale* in poi i valori previsti si trovino sempre al di sopra della curva LOG_BTC, sebbene verso la fine del periodo vi siano dei timidi tentativi di riavvicinamento. Il fatto che la curva prevista si trovi al di sopra dei valori effettivi (sebbene lo scostamento sia molto contenuto nelle prime cinque settimane) è evidenziato dal valore della *Bias Proportion*, la quale tende ad aumentare proprio quando la curva prevista sovrastima o sottostima costantemente la curva effettiva. L'eccessivo "ottimismo" della previsione, soprattutto nelle ultime cinque settimane, è ben evidente osservando la *figura 38*.

Figura 38 - Andamento della previsione dinamica della variabile LOG_BTC



3.8.4 Previsione dinamica dal modello dinamico: *metodo B*

Questo secondo metodo si differenzia dal precedente *metodo A* grazie alla diversa modalità di inserimento della componente ECM. In questo caso infatti non ho provveduto a ricostruire i valori mancanti dei residui relativi alle ultime dieci settimane

del *futuro virtuale* partendo dalla regressione statica finale, bensì ho direttamente sostituito la componente ECM all'interno della regressione dinamica finale con *l'equazione stessa che ha generato i residui*.

Ho cioè inserito la regressione statica finale con il periodo campionario utilizzato in fase di stima, poiché è su questo periodo temporale che sono stati generati i residui. In seguito a questa sostituzione ho ottenuto una nuova regressione dinamica finale, che ho denominato *estesa* per differenziarla dalla regressione presente in *tabella 24*. La *regressione dinamica estesa* è visibile in *tabella 29*.

Tabella 29 - Equazione dinamica finale con la componente ECM estesa

Dependent Variable: D(LOG_BTC)
Method: Least Squares
Sample (adjusted): 7/18/2014 8/17/2018
Included observations: 214 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.106011	0.048358	-2.192232	0.0298
D(LOG_BTC(-1))	0.228025	0.076459	2.982310	0.0033
D(LOG_BTC(-3))	0.162370	0.061683	2.632348	0.0093
D(LOG_DASH(-4))	0.037800	0.020169	1.874108	0.0627
D(LOG_XMR(-1))	-0.073803	0.026700	-2.764208	0.0064
D(LOG_XMR(-2))	-0.106514	0.026968	-3.949656	0.0001
D(LOG_XMR(-4))	-0.074122	0.025530	-2.903365	0.0042
D(XRP(-4))	-0.174260	0.050348	-3.461111	0.0007
D(XRP(-5))	-0.144002	0.056027	-2.570218	0.0111
D(SP500(-1))/1000	-2.656902	1.092782	-2.431319	0.0161
⋮				
D(LOG_HASH(-2))	0.107220	0.055693	1.925192	0.0560
D(LOG_HASH(-5))	-0.117832	0.055113	-2.138021	0.0340
LOG(BTC(-1))-2.1409397458+ 0.205174746411*LOG(LTC(-1))+ 0.158996315827*LOG(XMR(-1))- 0.178565772592*XRP(-1)+0.0301863684907* LOG(GPR(-1))+0.174587414411*LIBOR(-1)+ 0.25453437285*LOG(WTI(-1))- 0.000479119153561*GOLD(-1)- 0.00357556530964*SP500(-1)+0.000349776905857* DJ(-1)-0.000146313889228*STOX(-1)+ 0.000275794893444*NASD(-1)-0.313782138189*Y10(-1)- 0.243983232464*UK10(-1)+0.194118474273*HK10(-1)+ 0.369634568793*LOG(MIN_INC(-1))+0.00014782372767* N_TRANS(-1)-0.103453997272*LOG(HASH(-1)))	-0.381870	0.078968	-4.835765	0.0000
R-squared	0.568208	Mean dependent var		0.011129
Adjusted R-squared	0.428748	S.D. dependent var		0.108469
S.E. of regression	0.081982	Akaike info criterion		-1.953881
Sum squared resid	1.082086	Schwarz criterion		-1.120252
Log likelihood	262.0653	Hannan-Quinn criter.		-1.617020
F-statistic	4.074330	Durbin-Watson stat		1.987799
Prob(F-statistic)	0.000000			

Si noti che per motivi di spazio non ho riportato l'intera tabella, ma solamente la parte iniziale e la parte finale, dal momento che tutti i valori presenti sono uguali alle stime presenti in *tabella 24*. Anche le stime legate alla componente ECM si può notare non essere cambiate. L'unico elemento ad essere diverso è la scrittura di tale componente, evidenziata in rosso. A tal proposito si osservi che nell'ultimo regressore della *tabella 29* si è sostituita la componente ECM(-1) con la sua definizione data da:

$$\begin{aligned}
 ECM(-1) = & (LOG(BTC(-1)) - (2.1409397458 + 0.205174746411 \\
 & * LOG(LTC(-1)) + 0.158996315827 * LOG(XMR(-1)) \\
 & - 0.178565772592 * XRP(-1) + 0.0301863684907 * LOG(GPR(-1)) \\
 & + 0.174587414411 * LIBOR(-1) + 0.25453437285 * LOG(WTI(-1)) \\
 & - 0.000479119153561 * GOLD(-1) - 0.00357556530964 \\
 & * SP500(-1) + 0.000349776905857 * DJ(-1) - 0.000146313889228 \\
 & * STOX(-1) + 0.000275794893444 * NASD(-1) - 0.313782138189 \\
 & * Y10(-1) - 0.243983232464 * UK10(-1) + 0.194118474273 \\
 & * HK10(-1) + 0.369634568793 * LOG(MIN_INC(-1)) \\
 & + 0.00014782372767 * N_TRANS(-1) - 0.103453997272 \\
 & * LOG(HASH(-1))))
 \end{aligned}$$

A ben vedere quella riportata sopra è l'equazione statica con i vari coefficienti stimati presenti in *tabella 17* e la componente ECM(-1) è definita come differenza tra i livelli della variabile dipendente e i valori della curva di lungo periodo. Ovviamente le variabili nella regressione statica non presentavano alcun ritardo temporale, quindi è stato opportuno ritardare di un periodo ogni regressore presente affinché vi fosse coerenza all'interno della regressione. Si ricordi infatti che la stessa componente ECM in *tabella 21* è stata inserita ritardata. Quindi, per ottenere la componente ECM(-1) basta ritardare di un periodo tutte le variabili della regressione statica e convertire l'espressione da uguaglianza a differenza. Nella formula si può infatti notare come la variabile endogena sia stata ritardata di (-1) e così pure tutti gli altri regressori presenti.

Ovviamente le stime di questa *tabella 29* e della *tabella 24* per forza di cose sono identiche, infatti si avrebbe avuto lo stesso risultato inserendo direttamente il regressore ECM(-1) al posto della sua definizione come differenza tra i livelli della variabile dipendente e i valori della curva di lungo periodo.

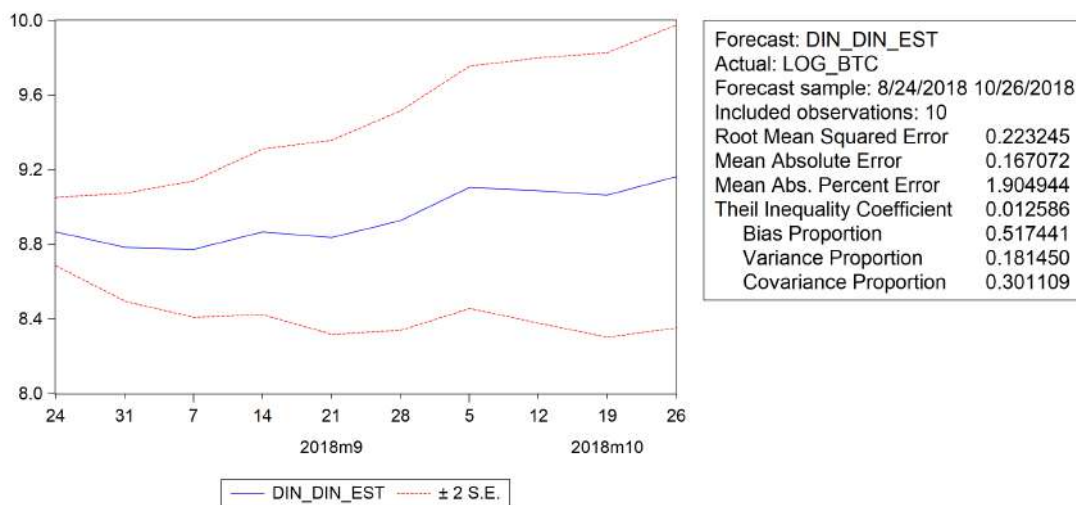
È proprio su questa regressione dinamica *estesa* che ho eseguito la seconda previsione dinamica. Ci si potrebbe chiedere perché sostituire il regressore ECM(-1) con la sua definizione, dal momento che i risultati sono identici. La spiegazione risiede in quanto già spiegato in precedenza, cioè bisogna utilizzare il regressore come differenza perché

la componente ECM è disponibile per il periodo di stima, ma non per il *futuro virtuale*. I valori dell'intero periodo campionario (stima più previsione) sono infatti presenti per tutte le variabili, tranne per l'ECM. Trattandosi però anch'esso di un regressore è necessario conoscerne i valori del *futuro virtuale*, altrimenti la previsione della variabile dipendente non potrebbe essere fatta proprio a causa della mancanza dei valori di un regressore. Nel momento in cui si va a sostituire ECM(-1) con la sua definizione allora il software è in grado di calcolare i valori mancanti anche per il *futuro virtuale*.

Si può così notare che la differenza tra il *metodo A* e questo secondo *metodo B* risiede tutta nella componente ECM: o si ricostruiscono i valori mancanti stimandoli dalla regressione statica, oppure si procede inserendo la definizione dell'ECM. Questa seconda strada è generalmente preferibile in quanto risulta più accurata e perché evita l'estensione della componente ECM come regressore nel *futuro virtuale*.

Il *forecast* dinamico, denominato *din_din_est*, è visibile in *figura 39*.

Figura 39 - Previsione dinamica della variabile LOG_BTC (metodo B)



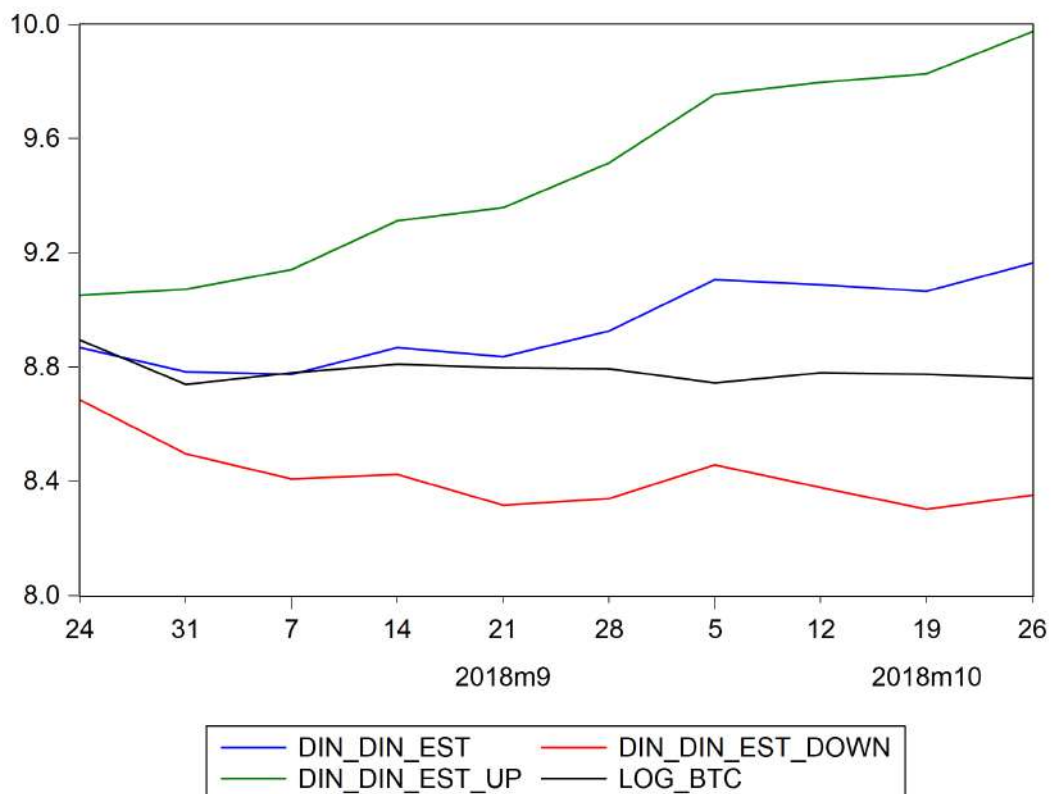
Se si confronta questa figura con la *figura 36* si può notare come i risultati in questo caso siano migliori e, sebbene il miglioramento risulti abbastanza contenuto, esso è comunque presente e gli indici di *performance* lo confermano. Il coefficiente di *Theil* è leggermente inferiore e sempre prossimo a zero. L'errore in media segnalato dalla *Bias Proportion* diminuisce quasi impercettibilmente e continua a presentare sempre un valore attorno a 0.5, a denotare che, come nel caso precedente, la previsione in media un po' si allontana dai valori effettivi. Anche la proporzione di varianza risulta un po' più contenuta, segno di un minor errore imputabile alla varianza/volatilità. Del leggero

miglioramento di questi indicatori ne risente positivamente la *Covariance Proportion*, la quale aumenta e passa da 0.257057 del *metodo A* a 0.301109 di questo *metodo B*, ad indicare una più significativa correlazione tra valori previsti e valori effettivi.

Si noti dalla *figura 39* come gli errori standard tendano ad esplodere, tuttavia, a conferma di un *forecast* migliore rispetto al precedente, si osservi che le “braccia” della previsione sono leggermente più strette. Nonostante ciò permane comunque l’andamento “allargato”, tipico delle previsioni dinamiche dove vi è incertezza sull’andamento futuro della variabile.

Per valutare gli scostamenti tra la curva effettiva e quella stimata, ho effettuato nuovamente un test di bontà previsiva, creando, grazie agli *standard error*, gli intervalli previsionali partendo dalla curva *din_din_est*. Il confronto è visibile in *figura 40*.

Figura 40 - Test di bontà previsiva: confronto tra valori previsti ed effettivi



Dall’osservazione della *figura 40* si trova innanzitutto ulteriore conferma di quanto appena detto, infatti si può notare come rimanga l’ampiezza degli intervalli di previsione dovuta alla presenza di radice unitaria in LOG_BTC, anche se tale apertura risulta leggermente meno pronunciata rispetto alla previsione fatta seguendo il *metodo A*.

Come accade in *figura 37*, anche in questo caso la curva prevista rimane molto vicina ai valori effettivi per le prime cinque settimane, mentre dal 21 settembre tra le due curve interviene una distanza maggiore. Nonostante inizialmente vi sia un quasi perfetto combaciamento, i valori previsti tendono sempre ad essere ottimisti rispetto a quelli effettivi, fatto evidenziato da un valore piuttosto significativo della *Bias Proportion*.

Si noti che comunque la curva effettiva rimane all'interno degli intervalli previsionali e quindi è nuovamente possibile accettare l'ipotesi che la curva prevista sia *statisticamente* uguale alla curva effettiva con una significatività del 95%.

3.8.5 Confronti tra le previsioni del modello econometrico

Dopo aver analizzato nel dettaglio le quattro previsioni è opportuno riassumerne i risultati in modo da poter effettuare alcuni confronti. A tal fine si può osservare la *tabella 30*, nella quale ho inserito gli indicatori di *performance* con valenza intrinseca che sono stati osservati per commentare i *forecast*, cioè il *Theil Inequality Coefficient (Theil I.C.)*, la *Bias Proportion (Bias P.)*, la *Variance Proportion (Variance P.)* e la *Covariance Proportion (Covariance P.)*. Ho dunque tralasciato per il momento i primi tre indicatori che si riferiscono agli errori, i quali verranno presi in considerazione in seguito. Per il confronto si osservi la *tabella 30*.

Tabella 30 - confronto tra le previsioni del modello econometrico

	<i>Theil I.C.</i>	<i>Bias P.</i>	<i>Variance P.</i>	<i>Covariance P.</i>
<i>stat_stat</i>	0.004877	0.399742	0.026296	0.573961
<i>stat_din</i>	0.004906	0.020824	0.209319	0.769857
<i>din_din_a</i>	0.015456	0.521515	0.221428	0.257057
<i>din_din_est</i>	0.012586	0.517441	0.181450	0.301109

Ricordo che una previsione è tanto migliore e soddisfacente quanto più il coefficiente di *Theil* tende a zero, ad indicare una buona previsione. Un buon *forecast* dovrebbe altresì caratterizzarsi per una *Bias Proportion* e *Variance Proportion* entrambe tendenti a zero, ad evidenziare, rispettivamente, una contenuta discrepanza media tra valori previsti e valori effettivi ed un contenuto errore imputabile alla varianza/volatilità. La *Covariance*

Proportion, al contrario, è desiderabile che sia elevata e tendente ad 1, ad indicare un'importante e significativa correlazione tra valori previsti ed effettivi.

Nella *tabella 30* è possibile individuare i valori migliori e quelli peggiori.

Si può notare come le due previsioni statiche, *stat_stat* e *stat_din*, siano le più accurate e soddisfacenti, con il coefficiente di *Theil* prossimo a zero. L'errore in media è quasi azzerato nella previsione statica dal modello dinamico, mentre è più significativo nella previsione della curva di lungo periodo. Al contrario la varianza è tendente a zero nella previsione *stat_stat*, mentre torna a crescere nella seconda previsione statica. La *Covariance Proportion* di entrambe è abbastanza elevata, sebbene nella previsione *stat_din* sia più significativa. Entrambe le previsioni presentano dunque valori buoni, tuttavia la preferenza potrebbe andare alla previsione statica dal modello dinamico. In questa previsione infatti i valori previsti rincorrono meglio la curva effettiva LOG_BTC (si veda la *figura 34* e la si confronti con la *figura 32*), con una discrepanza media tra i valori veramente residuale ed una correlazione tra le due curve significativa e tendente ad uno, la più elevata di tutti e quattro i *forecast*.

La previsione meno precisa è la *din_din_a*, la previsione dinamica dal modello dinamico condotta seguendo il cosiddetto *metodo A*. Il suo valore del coefficiente di *Theil* è il più elevato tra le quattro previsioni, sebbene rimanga sempre vicino a zero. Ad aumentare marcatamente sono invece gli errori in media ed in varianza, i più elevati registrati. Di conseguenza la proporzione di covarianza è decisamente contenuta, basti osservare che il suo valore è tre volte inferiore alla covarianza registrata per la previsione *stat_din*. Tutti i valori peggiori appartengono dunque a questa previsione che si conferma essere il *forecast* meno soddisfacente.

Risulta evidente la miglior *performance* della previsione statica ottenuta dal modello dinamico rispetto alle previsioni dinamiche. Questo risultato è dovuto al fatto che in tale *forecast* statico i valori futuri delle variabili dipendenti ritardate sono gli stessi valori storici e quindi vi è il legame con il dato storico dell'endogena, il quale viene invece a mancare nel caso di previsione dinamica. Stante ciò, è chiaramente più semplice avere una buona previsione nell'opzione statica.

In generale, il fatto di avere comunque un coefficiente di *Theil* molto basso e prossimo a zero per tutte le previsioni sta ad indicare che tutti i *forecast*, alcuni più di altri, sono soddisfacenti. Ad avvalorare tale conclusione vi sono anche i risultati dei test di bontà

previsiva svolti confrontando gli scostamenti tra le curve, i quali hanno sempre mostrato una curva effettiva all'interno degli intervalli previsionali.

Questo permette di considerare la specificazione del modello soddisfacente.

Il seguente paragrafo conclude l'analisi empirica ed in esso ho provveduto a confrontare le previsioni del modello econometrico con un *benchmark* di riferimento.

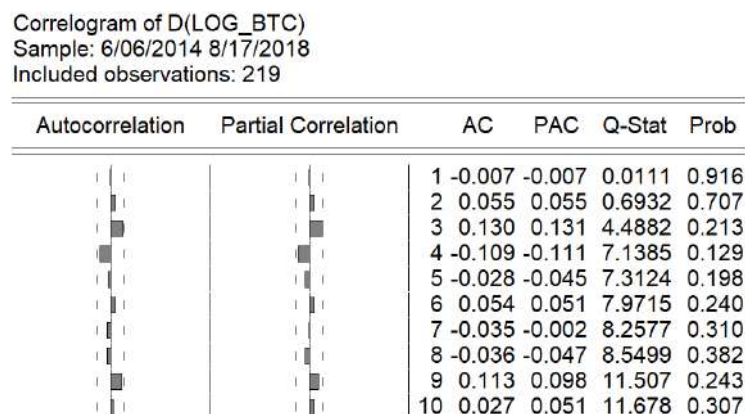
3.9 Il modello *benchmark*

Il confronto tra il modello econometrico stimato e il *benchmark* è importante per confermare la bontà del modello stesso e comprendere quanto effettivamente la specificazione risulti soddisfacente.

La previsione nel *futuro virtuale* si può anche ottenere utilizzando la sola variabile dipendente e trascurando tutte le variabili esogene indipendenti, quindi stimando un modello statistico autoregressivo sulla variabile oggetto di studio LOG_BTC. Si ricordi però che la variabile dipendente è caratterizzata da radice unitaria e dunque, per evitare di incorrere in relazioni spurie in fase di stima, è preferibile non utilizzare la serie nei livelli, poiché la radice unitaria porterebbe ad avere stime distorte dei coefficienti autoregressivi. Ho dunque differenziato una volta la serie per eliminare la radice unitaria ed ottenere la stazionarietà, procedendo poi con la stima.

Prima però di specificare il modello è opportuno estrarre informazioni dall'autocorrelogramma della variabile stazionaria D(LOG_BTC). Quest'ultimo infatti permette di identificare l'ordine del processo. Si veda a tal proposito la seguente *figura 41*.

Figura 41 - Correlogramma di D(LOG_BTC)



Quello riportato in *figura 41* è una sezione fino al *lag* 10 dello stesso correlogramma già presentato in precedenza, disponibile in *figura 20*. Analizzando il grafico delle variazioni di LOG_BTC, la leggera significatività al *lag* 3 dell'autocorrelogramma parziale permette di interpretarlo come un processo autoregressivo di ordine 3. Suggerisce cioè che il processo stocastico che può ben specificare la serie storica è un AR(3).

Il *benchmark* è dunque un modello statistico, un processo autoregressivo sulla variabile endogena dipendente, dove i regressori sono lo stesso processo ritardato nel tempo. In questo modo viene spiegato un processo in base alla sua storia passata.

Tenuto conto dell'analisi del grafico in *figura 41* ho proceduto con la stima del modello inserendo sempre cinque ritardi temporali, sebbene dalla lettura del correlogramma ci si aspetti di trovare un unico regressore significativo, cioè D(LOG_BTC(-3)).

Il risultato della regressione generale è riportato in *tabella 31*.

Si noti che il *sample* è tornato ad essere uguale a quello utilizzato in fase di specificazione e stima del modello econometrico scartando i dati del *futuro virtuale*, cioè le ultime dieci settimane, poiché quel periodo verrà poi utilizzato in fase previsionale.

Tabella 31 - Stima del benchmark iniziale (regressione generale)

Dependent Variable: D(LOG_BTC)
Method: Least Squares
Sample (adjusted): 7/18/2014 8/17/2018
Included observations: 214 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.010833	0.007558	1.433348	0.1533
D(LOG_BTC(-1))	-0.004075	0.069311	-0.058788	0.9532
D(LOG_BTC(-2))	0.068668	0.068863	0.997162	0.3198
D(LOG_BTC(-3))	0.132913	0.068608	1.937268	0.0541
D(LOG_BTC(-4))	-0.112103	0.069441	-1.614366	0.1080
D(LOG_BTC(-5))	-0.047263	0.070016	-0.675028	0.5004
R-squared	0.034591	Mean dependent var	0.011129	
Adjusted R-squared	0.011385	S.D. dependent var	0.108469	
S.E. of regression	0.107849	Akaike info criterion	-1.588525	
Sum squared resid	2.419350	Schwarz criterion	-1.494152	
Log likelihood	175.9722	Hannan-Quinn criter.	-1.550390	
F-statistic	1.490567	Durbin-Watson stat	1.992650	
Prob(F-statistic)	0.194216			

Dal risultato riportato in *tabella 31* si trova conferma di quanto visto con la lettura del correlogramma, infatti solamente il ritardo -3 risulta significativo, sebbene lo sia solamente al 10%.

Procedendo alla riduzione del modello ho eliminato i regressori non significativi partendo con il ritardo -1, caratterizzato da un *t-prob* tendente ad 1 ed un valore della *t di Student* prossimo a zero, ad indicare accettazione dell'ipotesi di stima del coefficiente pari a zero. Anche in questo caso ho eliminato un regressore per volta, controllando che gli indicatori presenti nella parte bassa dell'*output* mi indicassero una corretta selezione. La stima del modello AR(3) è riportata nella seguente *tabella 32*.

Tabella 32 - Stima del modello AR(3)

Dependent Variable: D(LOG_BTC)
Method: Least Squares
Sample (adjusted): 7/04/2014 8/17/2018
Included observations: 216 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.009473	0.007343	1.290102	0.1984
D(LOG_BTC(-3))	0.130926	0.067952	1.926747	0.0553
R-squared	0.017052	Mean dependent var		0.010984
Adjusted R-squared	0.012458	S.D. dependent var		0.107975
S.E. of regression	0.107301	Akaike info criterion		-1.617148
Sum squared resid	2.463874	Schwarz criterion		-1.585895
Log likelihood	176.6520	Hannan-Quinn criter.		-1.604522
F-statistic	3.712355	Durbin-Watson stat		1.999148
Prob(F-statistic)	0.055336			

Si noti che tutti gli indicatori sono concordi nell'affermare che il modello ridotto è preferibile al modello generale, infatti i valori di *Schwarz* e *Akaike* sono entrambi diminuiti, mentre il valore dell' \bar{R}^2 è aumentato, sebbene quest'ultimo rimanga prossimo a zero ad indicare un 99% di variabilità non spiegata dalla struttura del modello. Il ritardo -3 continua a restare significativo al 10%, mentre non lo sarebbe all'1% o al 5%. Ho comunque reputato corretto considerarlo significativo, confermando che il *benchmark* è un processo autoregressivo di ordine 3.

Si noti inoltre il valore della statistica *Durbin-Watson* praticamente pari a 2, ad indicare residui caratterizzati da assenza di autocorrelazione positiva del primo ordine.

Una successiva analisi non parametrica svolta sui residui del modello ridotto indica assenza di autocorrelazione anche ai *lag* superiori, ma presenza di eteroschedasticità con valori significativi soprattutto ai bassi *lag*. Si vedano a tal proposito i correlogrammi in *figura 42*. Ulteriori test parametrici confermano questi risultati.

L'ipotesi di normalità (figura 43) viene inoltre rifiutata soprattutto perché la curva di *fitting* si adatta poco alla curva effettiva, come dimostrato dai valori di R^2 ed \bar{R}^2 , entrambi prossimi a zero. La principale causa risiede nell'incapacità del modello statistico di cogliere l'aumento di prezzo che ha caratterizzato il bitcoin in seguito all'apertura del Giappone (si veda il valore del residuo a metà 2017), ma anche l'incapacità di cogliere l'impennata di prezzo a fine dicembre 2017 e il successivo crollo ad inizio 2018, causato dagli annunci della Corea del Sud e delle strette imposte dalla Cina a questo mercato (si vedano i valori dei residui durante queste settimane). Per osservare il comportamento dei residui si veda la figura 44.

Figura 42 - Correlogramma dei residui e dei residui al quadrato del benchmark

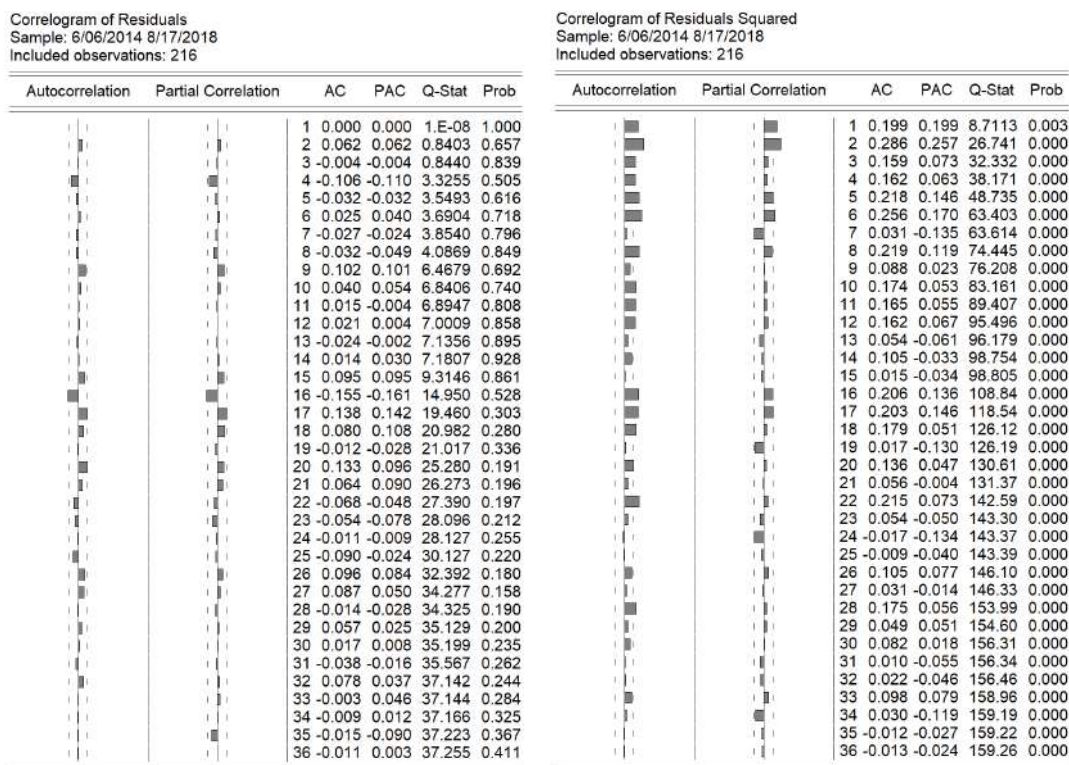


Figura 43 - Distribuzione empirica dei residui del modello benchmark

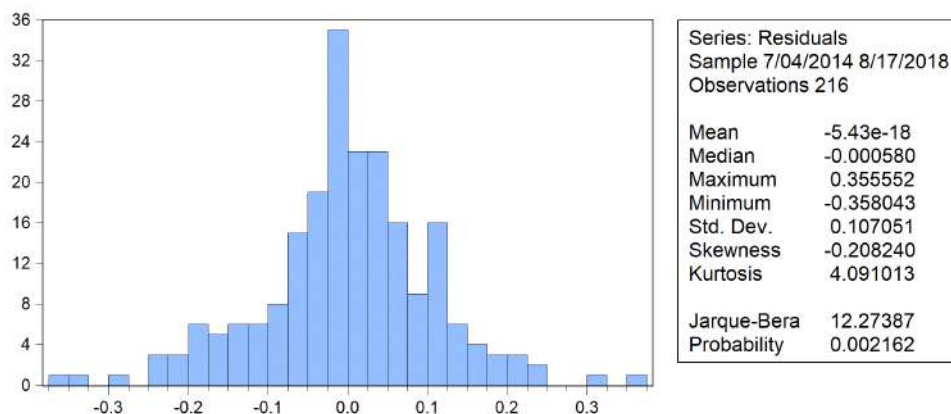
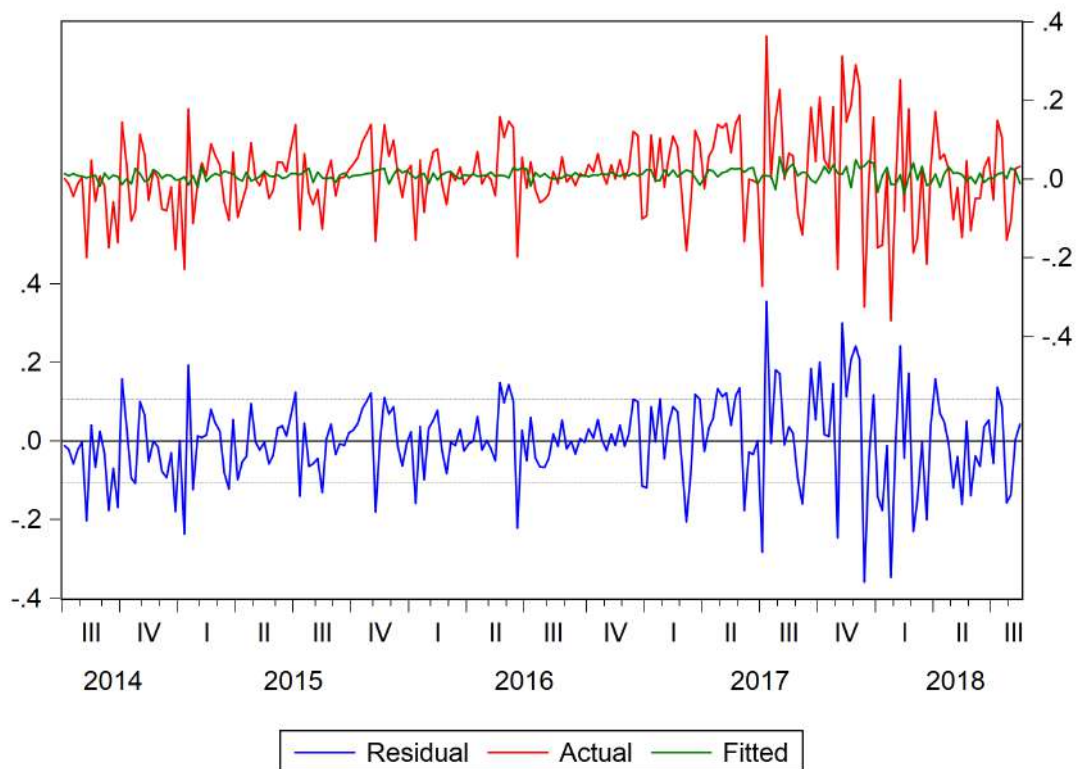


Figura 44 - Grafico del modello benchmark e andamento dei residui



Confrontando le stime con il modello econometrico, il favore è sicuramente nei confronti di quest'ultimo, soprattutto in termini di comportamento dei residui. Tuttavia anche se la *performance* di stima è migliore, questo non implica automaticamente che anche la *performance* previsiva del modello econometrico sia migliore.

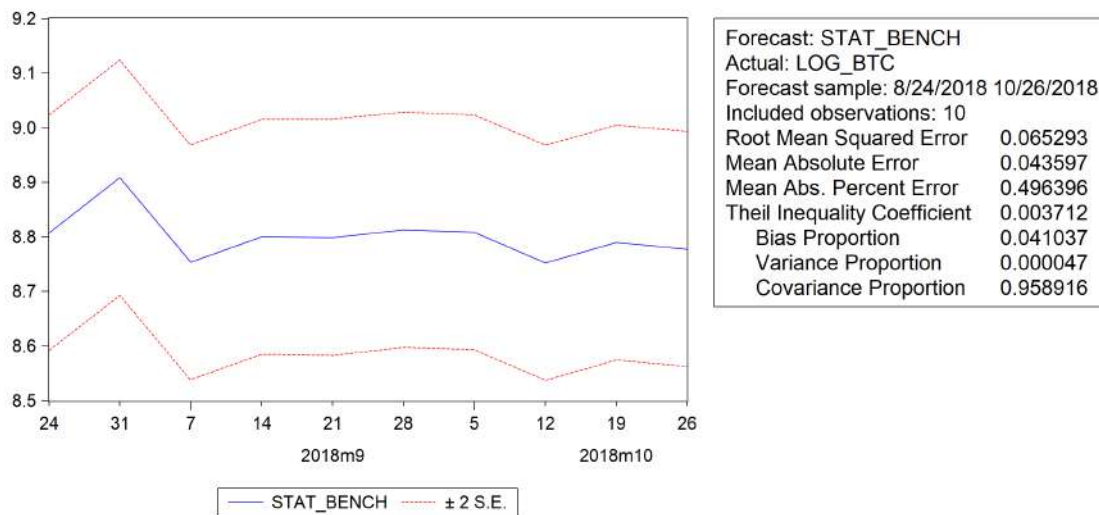
Per verificarlo è opportuno fare delle previsioni anche sul *benchmark* e confrontarle poi con quelle eseguite sul modello econometrico, per vedere quale dei due modelli abbia la *performance* previsiva migliore. A tal proposito ho condotto una previsione statica ed una previsione dinamica sul modello *benchmark*, modificando il *sample* e ponendolo nuovamente pari alle ultime dieci settimane (24/08/2018 – 26/10/2018), cioè il *futuro virtuale*.

3.9.1 La previsione statica del *benchmark*

Per il *forecast* statico, come nelle previsioni del modello econometrico, ho creato gli *standard error* di previsione, utilizzati in seguito per creare gli intervalli critici in modo da testare la bontà previsiva del modello stimato.

La previsione statica, denominata *stat_bench*, è disponibile in *figura 45*.

Figura 45 - Previsione statica del benchmark

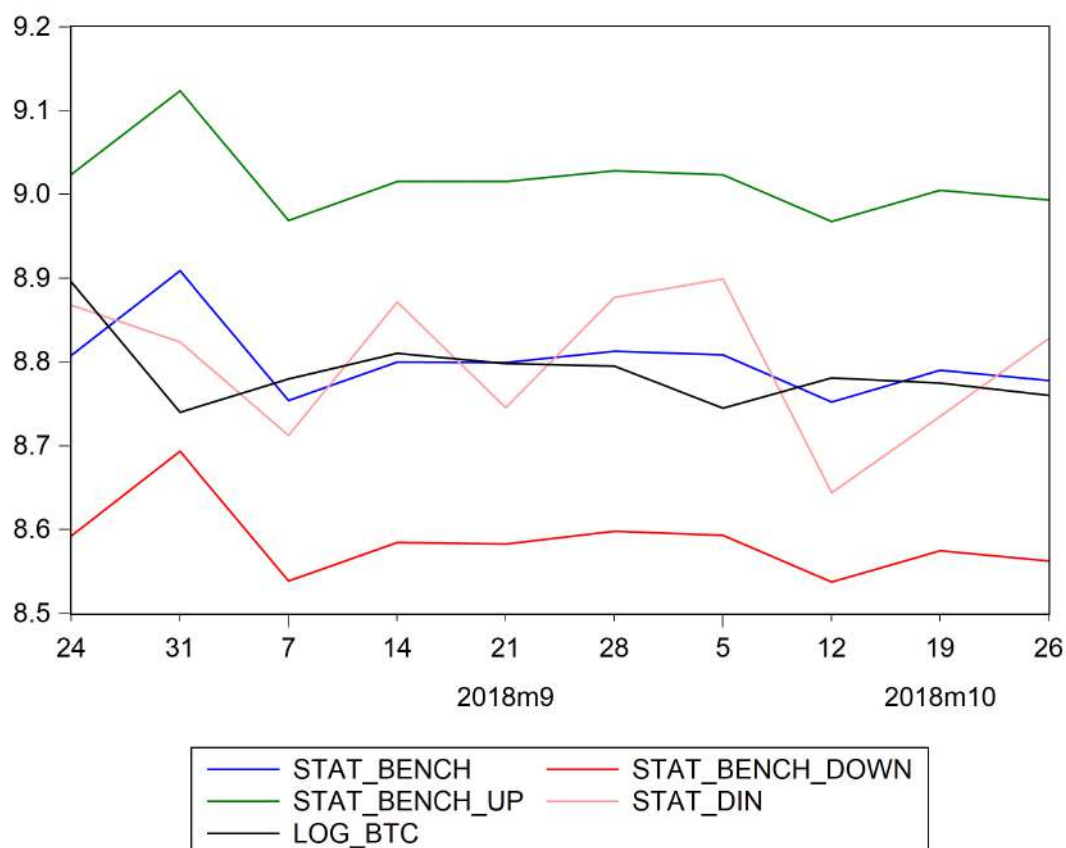


Si noti che gli indicatori di performance sono ottimi. Il coefficiente di disuguaglianza di *Theil* è prossimo a zero, ad indicare una buona previsione. La discrepanza media tra la previsione ed i valori effettivi è decisamente contenuta, così come la proporzione di varianza, la quale è pressoché nulla. Ne risente positivamente la covarianza, tendente a uno, ad indicare un'elevatissima e significativa correlazione tra valori previsti e valori effettivi.

Per il test di bontà previsiva ho poi creato gli intervalli di previsione utilizzando gli *standard error* creati in precedenza e partendo dalla curva *stat_bench*, in modo da verificare gli scostamenti tra le curve da un punto di vista *statistico*. In questo caso però non ho inserito solamente le due curve (*LOG_BTC* e *stat_bench*) in modo da avere un confronto tra valori previsti ed effettivi, bensì ho aggiunto anche la previsione statica dal modello dinamico econometrico, cioè il *forecast* denominato *stat_din*. Il motivo di tale scelta è che quest'ultimo è il più idoneo con cui poter fare un confronto. La previsione *stat_din* fa infatti riferimento ad una previsione statica ottenuta dal modello dinamico econometrico, ed ora con la previsione *stat_bench* si sta facendo la stessa cosa. Il modello *benchmark* è infatti un modello dinamico ed un confronto in questi termini è corretto.

Il grafico che confronta le tre curve è disponibile in *figura 46*.

Figura 46 - Test di bontà previsiva della previsione statica: confronto tra benchmark, modello econometrico e curva effettiva



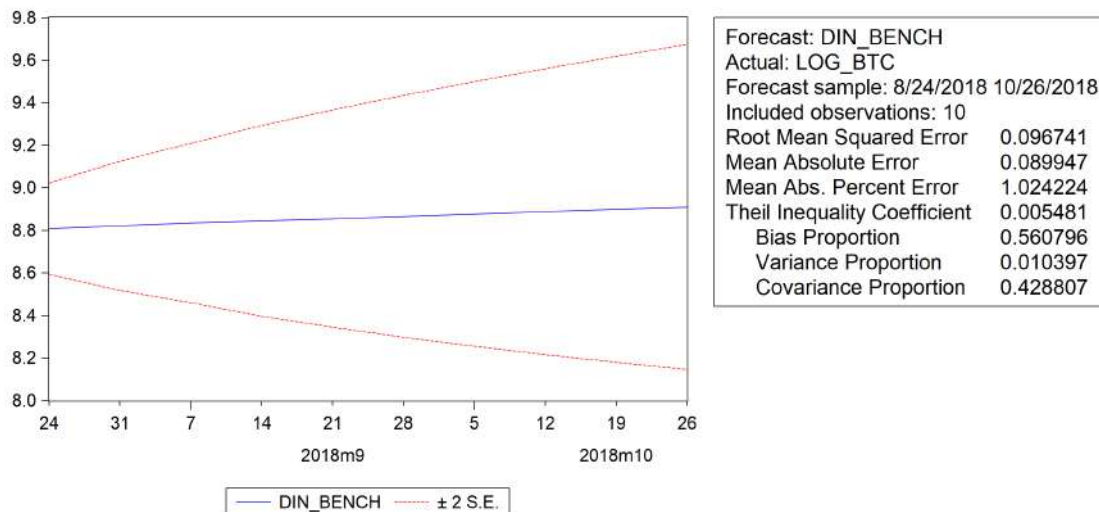
Si noti che la curva effettiva LOG_BTC (in nero) ricade all'interno degli intervalli di previsione ad indicare che *statisticamente* è possibile accettare l'ipotesi di uguaglianza di valori con una confidenza del 95%. Tutte le curve sono piuttosto vicine, a denotare scostamenti non troppo significativi. Si è visto in precedenza nella *figura 34* e qui ora si può notare nuovamente, che i valori previsti del modello econometrico (in rosa) rincorrono abbastanza bene i valori effettivi, sebbene la curva rosa abbia un andamento più oscillatorio rispetto alla curva effettiva, la quale è più piatta. Per quanto riguarda la previsione statica del *benchmark* si può notare come le due curve (la blu e la nera) siano ancora più vicine, grazie ad una previsione caratterizzata da errori in media ed in varianza praticamente inesistenti ed una correlazione tra le due curve prossima ad 1. Il fatto che la curva *stat_bench* catturi meglio i valori effettivi è visibile soprattutto nelle ultime cinque settimane, dove la previsione del *benchmark* si appiattisce leggermente seguendo molto bene l'andamento della curva nera, mentre la curva rosa continua ad essere caratterizzata da un andamento oscillatorio. Ciononostante anche quest'ultima può essere considerata una buona previsione dal momento che incrocia innumerevoli

volte la curva effettiva senza mai sottostimare o sovrastimare costantemente i valori effettivi. Essendo entrambe le previsioni *stat_din* e *stat_bench* caratterizzate da valori della *Bias Proportion* pressoché nulli, il fatto che *stat_din* abbia oscillazioni leggermente più pronunciate è da imputarsi alla varianza. Ad ogni modo anche quest'ultima previsione si muove nella giusta direzione ed è da considerarsi soddisfacente.

3.9.2 La previsione dinamica del *benchmark*

L'ultima previsione partendo sempre dal modello *benchmark* ridotto è una previsione dinamica, denominata *din_bench* e disponibile in *figura 47*.

Figura 47 - Previsione dinamica del benchmark



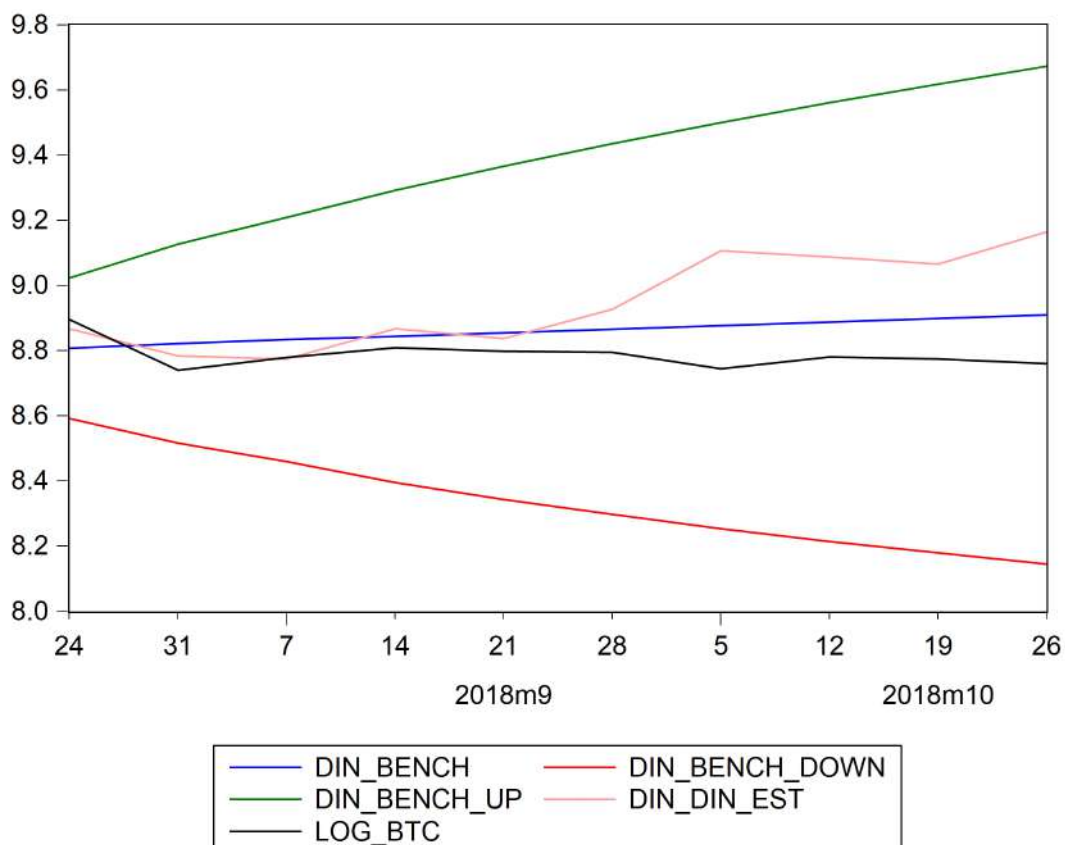
Si noti innanzitutto dal grafico che nuovamente, come accade nelle previsioni dinamiche del modello econometrico, la previsione è caratterizzata da braccia molto ampie, con gli errori standard che tendono ad esplodere a denotare incertezza sull'andamento futuro della variabile. Rispetto alla precedente previsione statica questo *forecast* è caratterizzato da indici di performance peggiori. Il coefficiente di *Theil* aumenta leggermente, sebbene rimanga comunque prossimo a zero. Il peggioramento è da imputarsi principalmente alla *Bias Proportion*, che passa dall'essere praticamente nulla ad un valore di 0.560796, ad indicare che ora l'errore in media è notevolmente maggiore con una discrepanza media tra valori previsti ed effettivi più significativa. Anche l'errore imputabile alla varianza/volatilità aumenta rispetto alla previsione statica, sebbene si

mantenga comunque su un valore prossimo a zero. Risente soprattutto dell'elevato errore in media la *Covariance Proportion* la quale presenta un valore di 0.428807, più che dimezzato rispetto al caso precedente, ad evidenziare un'inferiore correlazione tra valori previsti ed effettivi.

Procedendo al test di bontà previsiva per valutare gli scostamenti tra le curve, ho creato nuovamente i due intervalli critici e come nel confronto precedente ho inserito tre curve: la previsione dinamica del *benchmark*, la curva effettiva e la previsione dinamica dal modello dinamico econometrico. Nuovamente la spiegazione della scelta di inserire quest'ultimo *forecast* risiede in quanto spiegato poc'anzi.

Per quanto riguarda la scelta della previsione dinamica, in questo confronto ho deciso di inserire la previsione fatta seguendo il *metodo B* dove vi è la sostituzione della componente ECM con la sua definizione. Ho reputato corretto utilizzare il *metodo B* poiché la previsione *din_din_est* è caratterizzata da una *performance* previsiva migliore rispetto al *forecast* che prevede la ricostruzione dei residui mancanti, cioè la previsione denominata *din_din_a*. Il confronto è presente nella seguente *figura 48*.

Figura 48 - Test di bontà previsiva della previsione dinamica: confronto tra benchmark, modello econometrico e curva effettiva



La figura mostra, anche in quest'ultimo caso, che la curva effettiva LOG_BTC ricade all'interno degli intervalli previsionali. In questo caso gli scostamenti sono più evidenti rispetto al caso precedente, infatti le tre curve si rincorrono in maniera molto meno marcata. In particolare la previsione dinamica del *benchmark* rappresentata in blu è caratterizzata da un andamento completamente piatto ed incrocia solamente una volta la curva effettiva per poi assestarsi costantemente sopra ad essa. Ciò denota una previsione costantemente ottimistica, messa in evidenza anche da un valore della *Bias Proportion* piuttosto significativo. Essendo completamente piatta non coglie l'andamento della curva effettiva, la quale comunque non è caratterizzata da particolari oscillazioni. Un maggior movimento caratterizza, al contrario, la previsione *din_din_est* rappresentata in rosa, la quale anch'essa si posiziona al di sopra della curva nera, ma che tuttavia nelle prime cinque settimane è più fedele ai valori effettivi e riesce a cogliere decisamente meglio del *benchmark* l'andamento di LOG_BTC, aiutata anche da una *Bias Proportion* leggermente inferiore rispetto alla curva *din_bench*.

3.10 Confronto tra modelli attraverso i test di Diebold-Mariano e HLN

Nei precedenti paragrafi si è potuto osservare come i test di bontà previsiva mostrino valori effettivi all'interno degli intervalli previsionali, a denotare che tutte le previsioni sono soddisfacenti. Per concludere l'analisi empirica è però opportuno confrontare le previsioni statiche e dinamiche del modello statistico e del modello econometrico non solo graficamente, bensì anche confrontano gli indicatori di *performance*, per capire quale modello sia caratterizzato da bontà previsionale migliore.

Per confrontare previsioni alternative vengono ora presi in considerazione anche gli indicatori che dipendono dalla scala di misura della variabile endogena e che non hanno dunque valenza intrinseca. Per questi confronti acquisiscono infatti utilità gli indicatori relativi agli errori che in precedenza non sono stati osservati. Si prediligerà la previsione che presenta errori più contenuti.

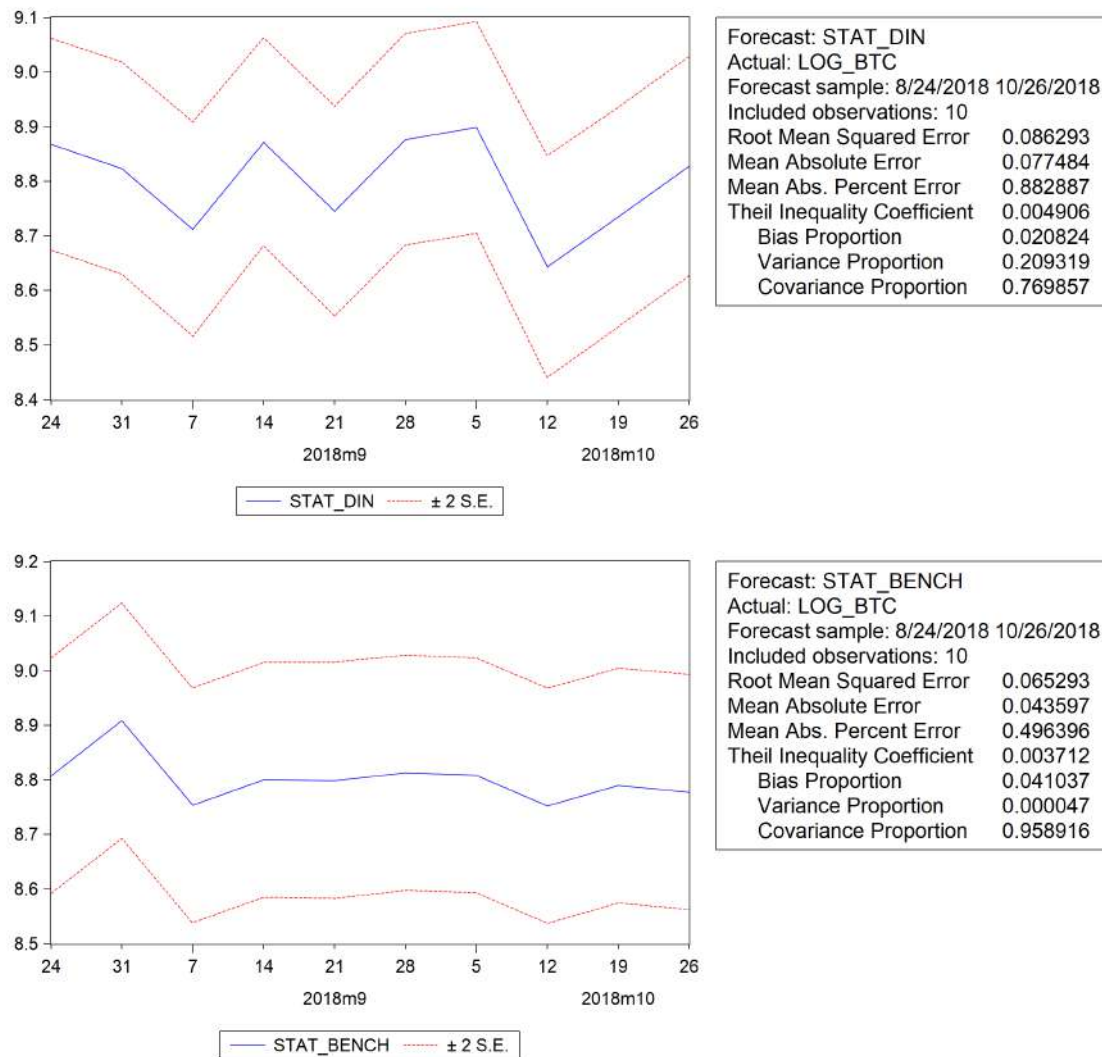
Primo confronto

Il primo confronto è tra la previsione statica dal modello dinamico econometrico denominata *stat_din* e la previsione statica effettuata sul modello statistico *benchmark*

denominata *stat_bench*, proprio perché sono entrambe previsioni statiche da un modello dinamico.

In *figura 49* sono rappresentate le due previsioni affiancate, in modo da poterle confrontare in maniera agevole.

Figura 49 - Previsione statica: confronto tra modello econometrico e benchmark



Dal confronto delle due previsioni si può notare come, anche se di poco, gli indicatori di *performance* previsiva che caratterizzano il *benchmark* siano migliori, a denotare che la seconda previsione è leggermente più accurata rispetto alla previsione dinamica effettuata sul modello econometrico. Il *Root Mean Squared Error*, il *Mean Absolute Error* e il *Mean Absolute Percent Error* sono tutti e tre inferiori per la previsione *stat_bench*, tuttavia le differenze con la previsione *stat_din* non sono marcate. Si noti che la *Bias Proportion* è invece a favore del modello econometrico, a denotare una minor

discrepanza media tra valori previsti e valori effettivi. Questo è confermato dal fatto che la curva prevista del modello econometrico si muove intercettando in più punti la curva effettiva, come è visibile in *figura 34*. Il fatto che la previsione *stat_din* non sia marcatamente peggiore del *benchmark* è inoltre confermato dalla *figura 46*, dove si è visto che entrambe le curve rincorrono bene i valori effettivi.

La bontà di entrambe le previsioni è confermata dal fatto che da un punto di vista statistico la curva effettiva rimane all'interno sia degli intervalli di previsione costruiti sulla previsione del *benchmark* sia di quelli costruiti sulla previsione del modello econometrico.

Potrebbe dunque nascere il dubbio che le due curve di previsione siano uguali da un punto di vista statistico. Per capire se queste siano o meno *statisticamente* distinguibili ho applicato il *test DM* proposto da *Diebold e Mariano* e il *test HLN* proposto da *Harvey, Leybourne e Newbold*, il quale va a correggere il precedente²³.

L'approccio normale sarebbe scegliere la miglior previsione preferendo il *forecast* che presenta errori di previsione più contenuti, tuttavia in questo caso ho voluto determinare se la differenza in termini di errore tra le due previsioni fosse significativa oppure no. Grazie a questi due test è infatti possibile stabilire se due previsioni alternative abbiano la stessa accuratezza predittiva.

L'applicazione dei due test per le due previsioni statiche ha condotto ai seguenti risultati, riportati in *tabella 33*.

Tabella 33 – Previsione statica: risultati del test di Diebold-Mariano e del test HLN

Diebold-Mariano Test	
Statistica DM	-0,666168411
<i>p-value</i>	0,505303461
HLN Test	
Statistica HLN	-0,815886345
<i>p-value</i>	0,435625872

²³ Il test proposto da Harvey, Leybourne e Newbold risulta infatti più preciso soprattutto nel caso di campioni piccoli, formati da pochi dati. Si è dunque ritenuto opportuno e corretto applicarlo in questo caso essendo il *sample del futuro virtuale* composto da dieci osservazioni. Per applicare i due test ho seguito la procedura proposta e spiegata da Charles Zaintoz, disponibile al seguente indirizzo <http://www.real-statistics.com/time-series-analysis/forecasting-accuracy/diebold-mariano-test/>

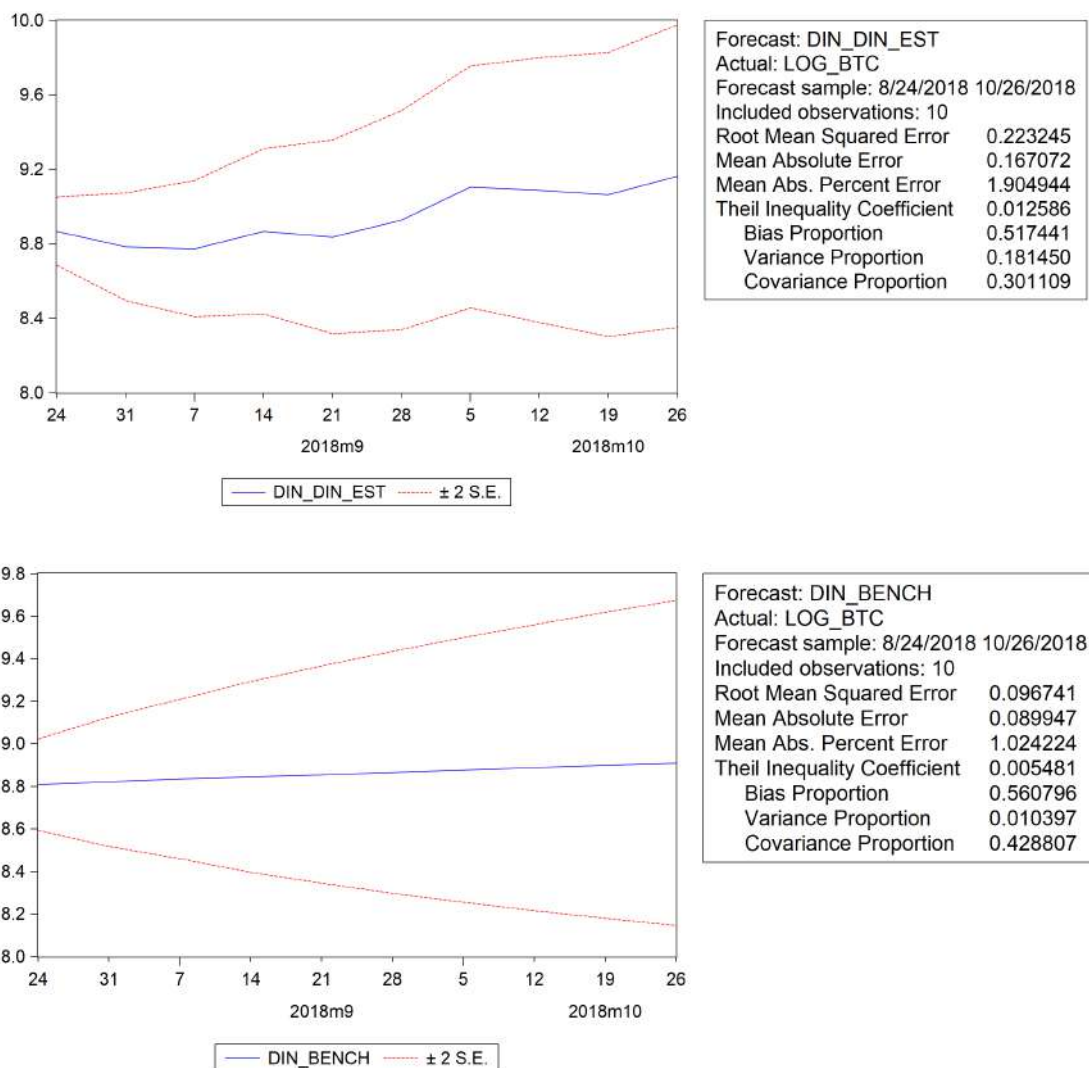
Si può notare come entrambi i test presentino elevate probabilità (*p-value*), i quali portano dunque alla conclusione che le due curve di previsione non siano *statisticamente* distinguibili, anche utilizzando un livello di significatività del 10%.

Secondo confronto

Il secondo confronto eseguito è tra la previsione dinamica dal modello dinamico econometrico e la previsione dinamica effettuata sul *benchmark*, trattandosi entrambe di previsioni dinamiche da un modello dinamico. Ricordo che il confronto è stato fatto utilizzando la *din_din_est*, come in precedenza spiegato.

Si veda la *figura 50* per osservare le due previsioni affiancate.

Figura 50 - Previsione dinamica: confronto tra modello econometrico e benchmark



Anche in questo caso si può notare come la previsione dinamica sul *benchmark* sia caratterizzata da indicatori di *performance* previsiva migliori rispetto al modello econometrico. Si noti tuttavia che il valore della *Bias Proportion* è nuovamente a favore del secondo. Essa è infatti inferiore per la previsione *din_din_est*, a denotare una minore discrepanza media tra valori previsti ed effettivi.

Si è visto dal confronto in *figura 48* come entrambe le previsioni in un certo senso sovrastimino i valori effettivi, tuttavia la previsione *din_din_est* è più fedele agli andamenti di LOG_BTC rispetto al *benchmark* almeno nelle prime cinque settimane, aiutata anche da un errore in media leggermente più contenuto.

Nuovamente la bontà di entrambe le previsioni è confermata dal fatto che la curva effettiva rimane all'interno sia degli intervalli previsionali costruiti sulla previsione del *benchmark* sia di quelli costruiti sulla previsione del modello econometrico.

Anche in questo potrebbe allora nascere il dubbio che le due curve di previsione siano uguali da un punto di vista statistico. Ho dunque applicato il *test DM* e il *test HLN* per determinare se le due previsioni fossero o meno *statisticamente* distinguibili. I risultati dei test sono riportati nella seguente *tabella 34*.

Tabella 34 - Previsione dinamica: risultati del test di Diebold-Mariano e del test HLN

Diebold-Mariano Test	
Statistica DM	-1,37294847
p-value	0,169768367
HLN Test	
Statistica HLN	-1,681511597
p-value	0,126960474

Si noti come entrambi i test presentino probabilità leggermente più contenute rispetto al caso precedente, benché significative. A tal proposito si deve tenere in considerazione che la discrepanza in termini di errore, soprattutto *RMSE* e *MAE*, è più marcata tra le due previsioni dinamiche rispetto alle previsioni statiche. Questo porta ad una leggera diminuzione delle probabilità associate ai due test in *tabella 34*, ma nonostante ciò entrambi i test suggeriscono nuovamente che le due curve di previsione non siano *statisticamente* distinguibili, anche fissando un livello di significatività del 10%.

Tali risultati confermano la bontà del modello econometrico, il quale prevede in maniera soddisfacente i valori effettivi della variabile endogena.

CONCLUSIONI

Le criptovalute sono un fenomeno diffuso a livello globale grazie ai bassi costi di transazione, al sistema decentrato e all'anonimato offerto da questi strumenti.

Il mercato del bitcoin ha registrato una crescita enorme, con un aumento di prezzo di quasi il 2.000% nel solo 2017. Tale criptovaluta, per come era stata progettata da Nakamoto nel 2008, fu inizialmente introdotta per consentire agli utenti di inviare e ricevere pagamenti globali senza controlli, istantaneamente, in forma anonima e su base *peer-to-peer* senza la necessità di avere una terza parte in qualità di supervisore. Tuttavia, vista la sua volatilità, la popolarità del bitcoin anche come attività di investimento è aumentata considerevolmente.

Visto il crescente interesse nei confronti del fenomeno diventa interessante cercare di comprendere quali siano i fattori che influenzano il suo prezzo.

In questo lavoro ho utilizzato variabili afferenti al mondo delle criptovalute ed altre facenti parte del mercato regolamentato per verificare la loro capacità di spiegare l'andamento della valuta virtuale e di prevederlo in futuro.

Si è inoltre posta grande attenzione all'aspetto legale di questo mercato, il quale deve essere necessariamente tenuto in considerazione. Il bitcoin si è infatti rivelato molto sensibile anche solo agli annunci di un possibile irrigidimento normativo. Pertanto, appurata la difficoltà nel misurare la risposta legale dei Paesi, significative deviazioni di prezzo dovute alla questione normativa potrebbero non essere catturate appieno dal modello nel momento in cui dovessero verificarsi in maniera pronunciata. Questo proprio a causa dell'imprevedibilità di tali avvenimenti, i quali sono inaspettati e dunque difficilmente misurabili. Tale eventualità potrebbe rendere in futuro il modello meno preciso, dal momento che basta anche una sola presa di posizione ostile per far perdere la fiducia degli utenti e far crollare il mercato (o per farlo crescere esponenzialmente nel caso di aperture favorevoli di alcune giurisdizioni).

Quindi, per una criptovaluta priva di valore intrinseco, un importante *driver* di valore è il *sentiment* degli individui, la loro fiducia. Proprio perché il bitcoin ha valore solo perché le persone sono concordi nel dargli un valore. Se la fiducia viene persa, anche il suo valore ne risentirà.

Con questo lavoro mi sono posto l'obiettivo di studiare il prezzo del bitcoin nel periodo 2014 – 2018 attraverso la stima di un modello in forma ECM seguendo la procedura a due passi proposta da *Engle-Granger*. In questo modo ho individuato alcune variabili esplicative dell'andamento del bitcoin, le quali, testandone la capacità previsionale, si sono anche dimostrate in grado di prevederlo in futuro.

L'analisi empirica è iniziata con un'analisi descrittiva delle serie storiche per studiare innanzitutto la presenza di stagionalità in esse, eventualità che ho scartato per tutte le variabili. Lo studio delle distribuzioni empiriche e l'applicazione del test di *Jarque-Bera* hanno mostrato la non normalità di molte serie storiche, alcune fortemente asimmetriche e leptocurtiche. Tale studio ha inoltre confermato la particolare distribuzione della variabile endogena BTC, nella quale l'ipotesi di distribuzione normale viene violata in maniera molto evidente. Su queste serie ho dunque operato una trasformazione funzionale logaritmica per cercare di migliorare la condizione di non normalità, stabilizzando così anche la varianza.

I test ADF svolti sulle serie storiche hanno mostrato come tutte le variabili siano integrate di ordine uno. Al contrario, solo la variabile LOG_GPR si è rivelata essere stazionaria, tuttavia caratterizzata da una componente *trend* molto significativa.

Successivamente si è stimata l'equazione statica, primo passo della procedura. Il test ADF svolto sul residuo della regressione, denominato componente ECM, ha confermato la cointegrazione delle variabili con un valore molto elevato della statistica *t-Student* pari a -10.86768, a conferma di trovarsi abbondantemente in zona di rifiuto dell'ipotesi nulla di presenza di radice unitaria nella serie. Questo ha permesso di valutare i segni dei coefficienti di lungo periodo, i quali si sono mostrati conformi alle aspettative. Accanto alla lettura dei coefficienti standardizzati e dell'elasticità alla media, ho valutato attraverso la statistica *t-Student* la significatività delle variabili in termini di spiegazione dell'endogena; essa infatti, al contrario dei precedenti indicatori, non risente dell'unità di misura delle variabili. Ho affiancato a tale studio il calcolo delle correlazioni parziali, le quali, essendo numeri puri, sono adatte a misurare il legame lineare tra l'endogena e il regressore esogeno. Alcune variabili si sono rivelate essere fortemente legate al bitcoin con un valore del coefficiente di correlazione parziale tendente ad 1. Ad esempio, la variabile dei ricavi dei *miners* (indicata nel modello con la sigla LOG_MIN_INC) presenta un valore della *t-Student* elevato e pari a 7.365669, ad indicare il suo contributo significativo alla spiegazione della variabile endogena. L'impatto diretto del regressore e

la rilevanza del legame tra entrate dei minatori e prezzo del bitcoin sono anche avvalorate da un coefficiente di correlazione parziale pari a 0.605913.

L'equazione statica formata dalle sole variabili rilevanti ha mostrato e descritto la relazione di lungo periodo tra l'endogena e le esogene: si è potuto osservare come la curva di lungo periodo interpoli in maniera soddisfacente la curva effettiva, con più del 99% della variabilità di LOG_BTC spiegata dalla struttura del modello.

La stima della regressione dinamica, secondo passo della procedura, ha messo in evidenza come la componente ECM sia molto significativa, risultato avvalorato da un valore della *t-Student* pari a -4.835765, ad indicazione di trovarsi in zona di rifiuto dell'ipotesi di nullità della stima del coefficiente. Inoltre la stima di quest'ultimo, con un valore pari a -0.381870, ha allontanato il modello dalla condizione di instabilità.

Questo fatto si è andato a riverberare positivamente sulle funzioni di risposta impulsiva. Si è infatti potuto osservare che grazie alla stabilità del modello tutte le funzioni si aggiustano molto rapidamente. Alcune variabili hanno impatti notevoli nel primo periodo che vanno a provocare un'oscillazione nei periodi successivi, determinando anche rimbalzi di segno opposto; altre sono invece caratterizzate da oscillazioni meno pronunciate e impatti più contenuti. La variabile N_TRANS, ad esempio, nella prima settimana ha un impatto significativo nella misura del 111.68% dell'impatto totale rappresentato dal coefficiente di lungo periodo; tale impatto provoca un'oscillazione con un moltiplicatore negativo ritardato di tre settimane su LOG_BTC. Ad ogni modo, per la quasi totalità delle variabili si ha un impatto rilevante entro il mese (4 settimane) in misura maggiore del 50% dell'impatto totale. In generale l'aggiustamento è rapido grazie al valore di $\hat{\alpha}(1)$ pari a 0.618130, infatti si è potuto osservare come alla dodicesima settimana tutte le funzioni risultassero già azzerate. Ciò a significare che gli impulsi dati dalle variabili esplicative si scaricano rapidamente sull'endogena senza che gli impatti si protraggano per lunghi periodi di tempo.

I risultati empirici hanno mostrato come il modello e le variabili esplicative spieghino in maniera soddisfacente l'andamento del bitcoin, con una percentuale significativa di variabilità dell'endogena spiegata dalla struttura del modello. Tuttavia si sono potuti notare valori significativi dei residui proprio nel periodo a cavallo tra il 2017 ed il 2018, nel momento in cui il prezzo del bitcoin registrò il suo massimo storico per poi crollare pesantemente. Questo anche a causa delle restrizioni imposte da alcuni Paesi che il modello non riesce pienamente a catturare.

Oltre alla stima del modello, l'obiettivo di questa tesi è anche ravvisabile in un suo utilizzo in fase previsionale, eseguendo *forecast* statici e dinamici sulla variabile endogena oggetto di studio. Proprio questa finalità ha giustificato l'eliminazione di tutte le variabili contemporanee dalla stima della regressione dinamica, in modo da rendere più credibile l'utilizzo del modello in fase previsionale.

La bontà previsionale è stata valutata confrontando le previsioni del modello econometrico con i *forecast* condotti su un *benchmark* di riferimento, ravvisabile in un modello autoregressivo sulla variabile endogena stessa, cioè un processo auto-esplicativo.

Per verificare quanto le previsioni fossero soddisfacenti ho infine applicato il test di *Diebold-Mariano* ed il test *HLN*, i quali hanno confermato che *statisticamente* non vi sia differenza tra le previsioni anche fissando una significatività del 10%.

L'accuratezza predittiva e la capacità previsionale del modello econometrico si sono dunque rivelate soddisfacenti.

Molte sono le domande che il mondo si pone sul futuro del bitcoin e sulla sua capacità di prendere il posto delle valute legali. Al momento è difficile sbilanciarsi ed asserire che tale criptovaluta sia in grado di sovvertire l'ordine delle cose e prendere il posto delle valute *fiat*, anche se in realtà nessuno si attendeva una popolarità ed una diffusione così importanti. Alcuni autori, come ad esempio Corelli (2018), sostengono che il mondo non sia ancora tecnologicamente pronto per una grande diffusione delle criptovalute. Questioni legate alla scalabilità e alla volatilità di prezzo dimostrano come il sistema non sia ancora sufficientemente maturo per garantire una certa stabilità di valore e per affermarsi come riserva di valore o mezzo di scambio. Dorofeyev et al (2018) sostengono che la riforma radicale del sistema finanziario mondiale ed il ritiro totale delle valute *fiat* potrebbero verificarsi solo dopo che tali valute virtuali diventeranno più efficienti. Ciò consentirà di sviluppare un concetto radicalmente nuovo di funzionamento della finanza globale.

Il bitcoin è dunque ancora un mercato giovane, ma la portata innovativa della tecnologia è molto elevata. Tutto è ancora possibile e il futuro potrebbe nascondere grandi novità.

APPENDICE

Con riferimento al *paragrafo 3.3 Analisi descrittiva delle variabili* vengono riportati di seguito i correlogrammi in differenza prima di tutte le variabili esogene inserite a spiegazione del modello.

Vengono mostrati solamente i correlogrammi in differenza prima e non sui livelli perché tutte le variabili sono caratterizzate da una pronunciata componente evolutiva, dunque il correlogramma sui livelli non potrebbe evidenziare la componente stagionale.

Si noti l'assenza di elementi di stagionalità per tutte le serie storiche.

Correlogrammi di $D(DASH)$, $D(LTC)$ e $D(XMR)$

Correlogram of D(DASH)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.083	0.083	1.5290	0.216	
2	0.132	0.126	5.3901	0.068	
3	0.418	0.448	44.5441	0.000	
4	-0.413	-0.439	82.988	0.000	
5	0.112	-0.068	85.838	0.000	
6	0.084	0.105	87.429	0.000	
7	-0.358	-0.064	116.81	0.000	
8	0.213	-0.015	127.03	0.000	
9	-0.031	0.040	127.25	0.000	
10	-0.204	-0.053	136.91	0.000	
11	0.134	-0.176	141.10	0.000	
12	-0.174	-0.060	148.20	0.000	
13	-0.071	0.108	149.39	0.000	
14	0.089	-0.003	151.26	0.000	
15	-0.131	-0.058	155.33	0.000	
16	0.118	0.113	158.64	0.000	
17	0.036	-0.020	158.96	0.000	
18	0.053	0.110	159.63	0.000	
19	0.085	-0.066	161.38	0.000	
20	-0.022	0.015	161.90	0.000	
21	0.065	0.014	162.53	0.000	
22	-0.044	-0.056	163.02	0.000	
23	-0.028	-0.005	163.23	0.000	
24	-0.002	-0.064	163.23	0.000	
25	-0.077	0.031	164.73	0.000	
26	-0.016	-0.062	164.80	0.000	
27	0.031	0.074	165.04	0.000	
28	-0.040	0.056	165.44	0.000	
29	0.036	-0.016	165.77	0.000	
30	-0.022	-0.105	165.89	0.000	
31	-0.026	0.049	166.07	0.000	
32	-0.050	-0.115	166.73	0.000	
33	-0.020	0.045	166.83	0.000	
34	-0.030	-0.038	167.06	0.000	
35	0.007	0.082	167.08	0.000	
36	0.005	-0.112	167.08	0.000	

Correlogram of D(LTC)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.037	0.037	0.3085	0.579	
2	-0.155	-0.157	5.6887	0.058	
3	0.195	0.213	14.167	0.003	
4	-0.142	-0.204	18.676	0.001	
5	-0.184	-0.096	26.348	0.000	
6	0.032	-0.048	36.574	0.000	
7	-0.185	-0.159	35.290	0.000	
8	-0.007	0.065	35.300	0.000	
9	0.224	0.120	46.884	0.000	
10	0.100	0.157	49.191	0.000	
11	0.107	0.104	51.875	0.000	
12	-0.105	-0.239	54.474	0.000	
13	-0.157	-0.122	60.258	0.000	
14	0.023	-0.024	60.382	0.000	
15	-0.065	0.037	61.394	0.000	
16	-0.044	0.130	61.866	0.000	
17	-0.004	-0.072	61.871	0.000	
18	0.055	0.055	62.807	0.000	
19	0.076	-0.102	64.001	0.000	
20	0.086	0.000	65.792	0.000	
21	0.003	0.051	65.794	0.000	
22	-0.053	0.019	66.495	0.000	
23	-0.049	0.064	67.083	0.000	
24	0.006	-0.012	67.094	0.000	
25	-0.038	-0.084	67.445	0.000	
26	0.010	0.042	67.471	0.000	
27	-0.039	-0.120	67.525	0.000	
28	-0.023	0.058	67.568	0.000	
29	0.025	-0.058	68.117	0.000	
30	-0.048	-0.078	68.704	0.000	
31	-0.020	0.047	68.809	0.000	
32	0.062	0.013	69.801	0.000	
33	-0.019	0.064	69.892	0.000	
34	-0.054	-0.106	70.649	0.000	
35	0.032	-0.059	70.914	0.000	
36	-0.015	0.000	70.976	0.000	

Correlogram of D(XMR)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.066	0.066	0.9641	0.326	
2	0.016	0.012	1.0218	0.600	
3	0.082	0.081	2.5386	0.469	
4	-0.315	-0.329	24.830	0.000	
5	0.035	0.094	25.105	0.000	
6	0.037	0.027	25.417	0.000	
7	-0.044	0.008	25.883	0.001	
8	0.123	0.011	26.335	0.000	
9	0.039	0.067	26.893	0.000	
10	-0.135	-0.145	33.903	0.000	
11	0.125	0.148	37.576	0.000	
12	-0.169	-0.195	44.223	0.000	
13	-0.051	0.058	44.845	0.000	
14	0.059	-0.082	45.666	0.000	
15	-0.013	0.166	45.706	0.000	
16	0.070	-0.118	46.883	0.000	
17	-0.078	-0.044	48.327	0.000	
18	0.140	0.191	53.043	0.000	
19	0.109	0.127	55.913	0.000	
20	0.046	-0.005	56.416	0.000	
21	-0.009	-0.066	56.435	0.000	
22	-0.079	-0.044	57.961	0.000	
23	-0.171	-0.113	65.192	0.000	
24	-0.054	-0.037	66.221	0.000	
25	-0.023	-0.032	66.353	0.000	
26	-0.039	-0.058	66.735	0.000	
27	0.129	0.047	70.940	0.000	
28	-0.088	-0.049	72.798	0.000	
29	-0.008	-0.056	72.816	0.000	
30	-0.014	-0.004	72.870	0.000	
31	-0.083	0.055	74.825	0.000	
32	0.025	0.020	74.782	0.000	
33	-0.008	-0.089	74.799	0.000	
34	0.017	0.012	74.877	0.000	
35	-0.015	-0.061	74.933	0.000	
36	-0.017	-0.027	75.007	0.000	

Correlogrammi di $D(XPR)$, $D(SP500)$ e $D(DJ)$

Correlogram of D(XPR)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.220	0.220	10.794	0.001	
2	-0.107	-0.163	13.327	0.001	
3	0.046	0.118	13.802	0.003	
4	-0.366	-0.466	43.992	0.000	
5	-0.164	0.139	50.088	0.000	
6	0.089	-0.086	51.895	0.000	
7	-0.086	0.020	52.903	0.000	
8	0.068	-0.061	53.956	0.000	
9	0.038	-0.061	54.287	0.000	
10	-0.113	-0.044	57.223	0.000	
11	-0.035	-0.072	57.503	0.000	
12	-0.070	-0.066	59.656	0.000	
13	-0.088	-0.076	60.469	0.000	
14	-0.013	-0.083	60.506	0.000	
15	0.065	0.076	61.502	0.000	
16	0.082	-0.035	63.114	0.000	
17	0.057	0.023	63.906	0.000	
18	0.048	-0.023	64.466	0.000	
19	-0.018	-0.005	64.546	0.000	
20	-0.054	-0.015	65.256	0.000	
21	0.030	0.053	65.472	0.000	
22	-0.003	-0.037	65.474	0.000	
23	-0.045	-0.040	65.972	0.000	
24	-0.020	-0.073	66.070	0.000	
25	-0.085	-0.054	67.872	0.000	
26	-0.004	0.049	67.876	0.000	
27	0.032	-0.063	68.129	0.000	
28	-0.008	0.027	68.144	0.001	
29	0.024	-0.071	68.290	0.000	
30	0.046	0.100	68.836	0.000	
31	-0.043	-0.121	69.310	0.000	
32	-0.009	0.062	69.532	0.000	
33	0.067	0.000	70.496	0.000	
34	0.014	0.037	70.547	0.000	
35	-0.008	-0.063	70.565	0.000	
36	-0.021	-0.046	70.682	0.000	

Correlogram of D(SP500)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.110	-0.110	2.6982	0.100	
2	-0.132	-0.145	6.5557	0.038	
3	0.002	0.031	6.5569	0.087	
4	0.024	0.002	6.6899	0.153	
5	-0.085	-0.088	8.3154	0.140	
6	0.101	0.086	10.626	0.101	
7	-0.120	-0.126	13.896	0.053	
8	0.058	0.056	14.662	0.066	
9	-0.018	-0.038	14.734	0.099	
10	-0.142	-0.155	19.403	0.035	
11	-0.064	0.090	20.351	0.041	
12	0.135	0.046	24.608	0.017	
13	-0.054	-0.034	25.290	0.021	
14	0.003	-0.008	25.292	0.032	
15	-0.031	-0.051	25.519	0.043	
16	0.010	-0.003	25.543	0.081	
17	-0.046	-0.067	26.061	0.073	
18	0.008	-0.038	26.076	0.098	
19	0.035	0.043	26.381	0.120	
20	0.019	0.079	29.830	0.073	
21	0.013	0.048	29.868	0.095	
22	-0.040	-0.003	30.260	0.112	
23	0.019	0.043	30.352	0.140	
24	0.039	0.022	30.716	0.162	
25	-0.005	0.018	30.723	0.186	
26	0.000	0.005	30.723	0.239	
27	-0.033	-0.026	30.990	0.272	
28	-0.035	-0.051	31.377	0.301	
29	-0.041	-0.043	31.808	0.328	
30	-0.097	-0.096	34.200	0.273	
31	0.098	0.088	36.665	0.223	
32	0.056	0.031	37.491	0.232	
33	0.011	0.058	37.522	0.269	
34	0.037	0.088	37.883	0.297	
35	-0.021	-0.008	37.995	0.335	
36	-0.012	0.034	38.030	0.377	

Correlogram of D(DJ)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.099	-0.099	2.1935	0.139	
2	-0.091	-0.102	4.0490	0.132	
3	0.030	0.010	4.2480	0.236	
4	0.016	0.011	4.3066	0.366	
5	-0.056	-0.050	5.0083	0.415	
6	0.139	0.133	9.4115	0.152	
7	-0.104	-0.089	11.863	0.105	
8	0.008	0.017	11.876	0.157	
9	-0.062	-0.086	12.758	0.174	
10	-0.122	-0.143	16.186	0.094	
11	-0.045	-0.074	16.852		

Correlogrammi di D(NASD), D(STOX) e D(NK)

Correlogram of D(NASD)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.089	-0.089	1.7714	0.183	
2	-0.169	-0.179	8.1778	0.017	
3	0.007	-0.028	8.1886	0.042	
4	0.012	-0.021	8.2229	0.084	
5	-0.091	-0.098	10.0868	0.073	
6	0.083	0.064	11.6557	0.070	
7	-0.109	-0.134	14.392	0.045	
8	0.105	0.112	16.909	0.031	
9	0.016	-0.008	18.966	0.049	
10	-0.139	-0.120	21.470	0.018	
11	-0.127	-0.141	25.204	0.009	
12	0.158	0.065	31.006	0.002	
13	0.079	-0.004	32.490	0.002	
14	0.023	0.016	32.610	0.003	
15	-0.034	-0.067	32.878	0.005	
16	0.063	0.050	33.624	0.006	
17	-0.056	-0.063	34.578	0.007	
18	0.056	0.039	35.329	0.009	
19	0.025	0.080	35.480	0.012	
20	0.090	0.057	37.456	0.010	
21	0.058	0.107	38.267	0.012	
22	-0.054	-0.036	38.994	0.014	
23	-0.002	0.083	38.995	0.020	
24	0.087	0.048	40.881	0.017	
25	0.063	0.065	40.890	0.024	
26	-0.010	0.023	40.914	0.032	
27	-0.010	0.025	40.940	0.042	
28	-0.001	0.001	40.940	0.054	
29	0.124	-0.097	44.892	0.011	
30	-0.066	-0.076	45.944	0.031	
31	0.109	0.117	48.976	0.021	
32	0.022	-0.004	49.100	0.027	
33	0.073	0.033	49.103	0.035	
34	0.051	0.088	49.774	0.040	
35	-0.017	0.017	49.847	0.050	
36	-0.027	0.018	50.037	0.060	

Correlogram of D(STOX)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.035	0.035	0.2740	0.601	
2	-0.116	-0.117	3.2775	0.194	
3	-0.011	-0.020	3.3051	0.347	
4	0.098	0.063	5.3986	0.249	
5	-0.052	-0.048	6.0021	0.306	
6	-0.004	0.012	6.0060	0.423	
7	-0.092	-0.103	7.9535	0.337	
8	-0.094	-0.114	9.9983	0.265	
9	0.031	0.011	10.219	0.333	
10	-0.067	-0.099	11.256	0.338	
11	0.017	0.031	11.321	0.417	
12	0.077	0.073	12.700	0.391	
13	0.018	0.010	12.778	0.465	
14	-0.051	-0.025	13.385	0.496	
15	-0.091	-0.090	14.008	0.525	
16	0.035	0.001	14.301	0.576	
17	-0.019	-0.042	15.148	0.585	
18	-0.048	-0.049	15.714	0.612	
19	0.037	0.085	16.042	0.654	
20	0.093	0.096	16.136	0.578	
21	-0.031	-0.059	22.232	0.622	
22	0.077	0.117	19.847	0.593	
23	-0.068	-0.088	20.937	0.585	
24	-0.063	-0.062	21.998	0.579	
25	-0.059	-0.059	22.232	0.622	
26	0.059	0.034	23.096	0.627	
27	-0.046	-0.036	23.622	0.651	
28	-0.068	-0.043	24.803	0.639	
29	-0.018	0.007	25.124	0.622	
30	-0.135	-0.167	29.797	0.476	
31	0.082	0.026	31.538	0.439	
32	0.086	0.031	32.674	0.434	
33	-0.021	-0.051	32.929	0.471	
34	0.030	0.089	33.154	0.509	
35	-0.050	-0.088	33.816	0.525	
36	-0.037	0.049	34.169	0.556	

Correlogram of D(NK)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.037	-0.037	0.2964	0.586	
2	-0.052	-0.053	0.8899	0.641	
3	0.005	0.001	0.8948	0.827	
4	0.010	0.007	0.9159	0.822	
5	-0.053	-0.053	1.5625	0.066	
6	0.020	0.017	1.6573	0.948	
7	-0.022	-0.027	1.7724	0.971	
8	0.008	0.008	1.7853	0.987	
9	-0.086	-0.088	3.4782	0.042	
10	-0.037	-0.046	3.7873	0.956	
11	-0.043	-0.054	4.2101	0.983	
12	0.155	0.147	9.8545	0.629	
13	-0.039	-0.031	10.268	0.677	
14	-0.043	-0.040	10.646	0.714	
15	-0.003	-0.007	10.648	0.777	
16	0.041	0.030	11.058	0.806	
17	-0.064	-0.046	12.029	0.786	
18	0.010	-0.008	12.052	0.845	
19	0.072	0.066	13.307	0.822	
20	0.041	0.037	13.718	0.845	
21	-0.094	-0.134	16.962	0.777	
22	-0.032	-0.027	16.112	0.810	
23	0.035	0.055	16.421	0.837	
24	-0.019	-0.050	16.515	0.869	
25	0.050	0.047	17.440	0.833	
26	-0.031	-0.020	17.384	0.897	
27	-0.020	-0.020	17.482	0.919	
28	0.056	0.061	18.281	0.819	
29	-0.054	-0.054	19.386	0.816	
30	-0.039	0.001	22.094	0.851	
31	0.130	0.095	26.474	0.696	
32	-0.074	-0.063	27.874	0.676	
33	-0.021	-0.041	28.506	0.846	
34	0.002	0.013	27.984	0.757	
35	0.006	-0.009	27.993	0.794	
36	-0.007	0.018	28.005	0.827	

Correlogrammi di D(HS), D(GOLD) e D(WTI)

Correlogram of D(HS)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.008	-0.008	0.0135	0.908	
2	0.005	0.005	0.0187	0.990	
3	0.001	0.001	0.0199	0.999	
4	0.059	0.059	0.8108	0.837	
5	-0.062	-0.061	1.6528	0.891	
6	0.076	0.075	2.9858	0.811	
7	0.051	-0.051	3.5815	0.827	
8	0.008	0.005	3.5963	0.892	
9	-0.017	-0.010	3.6640	0.932	
10	0.058	0.056	4.0840	0.843	
11	0.023	0.039	4.2087	0.983	
12	0.094	0.083	6.2828	0.901	
13	-0.096	-0.088	8.4373	0.814	
14	-0.093	-0.095	10.493	0.725	
15	0.069	0.063	11.534	0.714	
16	0.007	0.008	11.545	0.775	
17	-0.004	0.007	11.549	0.827	
18	-0.109	-0.125	14.417	0.702	
19	0.060	0.067	15.277	0.705	
20	-0.003	0.011	15.278	0.760	
21	0.053	0.043	15.977	0.771	
22	0.033	0.057	16.251	0.803	
23	0.074	0.036	17.599	0.779	
24	-0.043	-0.032	18.065	0.800	
25	0.128	0.141	22.147	0.627	
26	-0.004	0.015	22.151	0.680	
27	0.035	-0.009	22.467	0.713	
28	-0.024	-0.026	22.609	0.752	
29	-0.067	-0.070	23.760	0.741	
30	0.162	-0.150	32.261	0.355	
31	0.061	0.014	33.220	0.360	
32	-0.084	-0.085	35.046	0.326	
33	0.026	0.053	35.228	0.363	
34	0.009	0.004	35.228	0.410	
35	-0.078	-0.080	36.811	0.385	
36	0.000	0.041	36.811	0.431	

Correlogram of D(GOLD)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.138	0.138	4.1270	0.042	
2	-0.159	-0.169	8.6772	0.053	
3	-0.018	0.010	8.9522	0.114	
4	-0.127	-0.140	9.5896	0.048	
5	0.023	0.065	9.7094	0.084	
6	-0.005	-0.050	9.782	0.137	
7	0.028	0.049	9.8722	0.196	
8	0.106	0.073	12.429	0.133	
9	0.008	-0.000	12.444	0.189	
10	-0.093	-0.107	13.395	0.242	
11	-0.042	-0.016	13.818	0.244	
12	-0.095	-0.085	15.940	0.194	
13	-0.116	-0.106	19.095	0.120	
14	-0.030	-0.030	19.306	0.154	
15	0.020	0.000	19.400	0.196	
16	0.003	-0.036	19.402	0.248	
17	-0.025	-0.038	19.548	0.298	
18	-0.063	-0.067	20.493	0.366	
19	-0.014	-0.043	20.583	0.360	
20	0.023	0.066	20.717	0.414	
21	0.093	0.090	22.848	0.352	
22	0.032	0.037	23.107	0.396	
23	0.002	0.008	23.108	0.454	
24	-0.024	-0.011	23.256	0.505	
25	0.050	0.060	23.877	0.527	
26	-0.110	-0.194	27.413	0.368	
27	-0.059	-0.058	29.886	0.319	
28	0.013	-0.010	29.928	0.367	
29	0.048	0.024	30.515	0.389	
30	0.028	0.134	32.503	0.344	
31	-0.109	-0.130	40.889	0.110	
32	-0.138	-0.050	45.783	0.054	
33	-0.065	-0.057	49.874	0.056	
34	-0.024	0.051	47.026	0.068	
35	-0.055	-0.074	47.352	0.079	
36	-0.042	-0.072	47.812	0.090	

Correlogram of D(WTI)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.063	0.063	0.8710	0.351	
2	0.032	0.049	1.4829	0.476	
3	0.034	0.028	1.7415	0.628	
4	0.037	0.031	2.0492	0.729	
5	0.036	0.030	2.3494	0.797	
6	0.123	0.116	5.7946	0.447	
7	0.028	0.011	5.8792	0.542	
8	0.142	0.129	10.573	0.227	
9	0.037	0.014	10.885	0.284	
10	0.022	-0.022	11.260	0.683	
11	0.005	-0.023	11.000	0.443	
12	0.016	-0.006	11.064	0.523	
13	0.005	-0.007	11.070	0.605	
14	-0.031	-0.066	11.290	0.683	
15	0.038	0.058	11.483	0.707	
16	-0.034	-0.058	11.907	0.750	

Correlogrammi di $D(Y10)$, $D(UK10)$ e $D(HK10)$

Correlogram of D(Y10)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000
0.1231	0.1231	0.1231	0.1231	3.2392	0.072
0.0033	0.0018	0.0033	0.0018	3.4790	0.176
0.0010	-0.0004	0.0010	-0.0004	3.5005	0.321
0.0133	0.0111	0.0133	0.0111	3.5395	0.472
0.0031	-0.0029	0.0031	-0.0029	3.7607	0.584
0.0070	-0.0079	0.0070	-0.0079	4.8790	0.559
0.0144	-0.0311	0.0144	-0.0311	4.9234	0.869
0.0442	0.0441	0.0442	0.0441	5.3356	0.721
0.0801	0.0895	0.0801	0.0895	6.8643	0.651
0.0506	-0.0338	0.0506	-0.0338	7.5987	0.668
0.0004	-0.0017	0.0004	-0.0017	7.6029	0.748
0.0200	0.0103	0.0200	0.0103	7.6952	0.806
0.0950	0.0896	0.0950	0.0896	8.1995	0.759
0.0609	-0.0338	0.0609	-0.0338	10.328	0.738
0.0001	-0.0006	0.0001	-0.0006	10.328	0.799
0.0712	0.0710	0.0712	0.0710	11.557	0.774
0.0070	0.0114	0.0070	0.0114	11.561	0.826
0.0101	0.0116	0.0101	0.0116	11.598	0.867
0.0097	-0.082	0.0097	-0.082	13.888	0.790
0.0005	-0.038	0.0005	-0.038	13.894	0.836
0.0000	-0.013	0.0000	-0.013	13.900	0.874
0.0002	0.003	0.0002	0.003	13.902	0.905
0.0147	-0.131	0.0147	-0.131	19.216	0.689
0.0033	-0.018	0.0033	-0.018	19.491	0.725
0.0443	0.0206	0.0443	0.0206	19.595	0.750
0.025	0.029	0.025	0.029	20.090	0.787
0.0094	-0.083	0.0094	-0.083	22.321	0.721
0.022	-0.003	0.022	-0.003	22.445	0.780
0.054	0.035	0.054	0.035	23.191	0.768
0.0005	0.014	0.0005	0.014	23.197	0.807
0.0053	-0.038	0.0053	-0.038	23.925	0.814
0.0097	-0.088	0.0097	-0.088	26.339	0.748
0.0379	0.034	0.0379	0.034	27.955	0.717
0.0072	-0.059	0.0072	-0.059	29.303	0.697
0.0006	0.018	0.0006	0.018	29.313	0.739
0.0033	0.005	0.0033	0.005	29.595	0.766

Correlogram of D(UK10)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000
0.0069	-0.069	0.0069	-0.069	1.0636	0.302
0.015	0.010	0.015	0.010	1.1120	0.573
0.023	0.025	0.023	0.025	1.2313	0.746
0.031	0.034	0.031	0.034	1.4431	0.837
0.0095	-0.092	0.0095	-0.092	3.4888	0.825
0.012	-0.002	0.012	-0.002	3.5203	0.741
0.047	0.050	0.047	0.050	4.0246	0.777
0.063	0.074	0.063	0.074	4.9335	0.765
0.020	-0.007	0.020	-0.007	5.0231	0.832
0.028	0.012	0.028	0.012	5.2095	0.877
0.0075	-0.080	0.0075	-0.080	6.5339	0.835
0.011	0.006	0.011	0.006	6.5609	0.885
0.009	0.011	0.009	0.011	6.8676	0.923
0.0095	-0.099	0.0095	-0.099	8.7000	0.850
0.014	-0.029	0.014	-0.029	8.7491	0.890
0.024	-0.043	0.024	-0.043	8.8870	0.918
0.032	0.002	0.032	0.002	8.9888	0.944
0.003	0.017	0.003	0.017	8.8908	0.962
0.0062	-0.069	0.0062	-0.069	9.8118	0.957
0.065	0.052	0.065	0.052	10.825	0.951
0.008	0.027	0.008	0.027	10.840	0.966
0.0099	0.090	0.0099	0.090	13.268	0.925
0.014	-0.022	0.014	-0.022	13.320	0.945
0.046	-0.058	0.046	-0.058	13.848	0.950
0.063	0.063	0.063	0.063	14.985	0.942
0.062	0.094	0.062	0.094	15.954	0.937
0.034	-0.048	0.034	-0.048	16.238	0.948
0.021	-0.058	0.021	-0.058	16.345	0.960
0.067	0.066	0.067	0.066	17.480	0.946
0.064	0.048	0.064	0.048	18.543	0.949
0.011	0.014	0.011	0.014	18.573	0.962
0.022	-0.033	0.022	-0.033	18.702	0.970
0.034	-0.017	0.034	-0.017	19.089	0.966
0.045	-0.009	0.045	-0.009	20.824	0.966
0.062	0.052	0.062	0.052	21.850	0.962
0.019	-0.026	0.019	-0.026	21.742	0.971

Correlogram of D(HK10)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000
0.042	0.042	0.042	0.042	0.3954	0.529
0.079	-0.081	0.079	-0.081	1.7923	0.408
0.046	-0.053	0.046	-0.053	2.2574	0.521
0.022	-0.034	0.022	-0.034	2.3685	0.666
0.021	0.010	0.021	0.010	2.4696	0.781
0.053	0.049	0.053	0.049	3.1181	0.794
0.034	0.039	0.034	0.039	3.3782	0.848
0.042	-0.030	0.042	-0.030	3.7672	0.876
0.013	0.022	0.013	0.022	3.8276	0.822
0.025	0.027	0.025	0.027	3.9684	0.949
0.048	0.051	0.048	0.051	4.5075	0.953
0.049	-0.045	0.049	-0.045	5.0789	0.955
0.085	0.071	0.085	0.071	6.0895	0.943
0.048	-0.043	0.048	-0.043	6.6287	0.948
0.010	0.016	0.010	0.016	6.8510	0.987
0.028	0.019	0.028	0.019	6.8366	0.976
0.022	-0.023	0.022	-0.023	6.9552	0.984
0.142	-0.146	0.142	-0.146	11.780	0.858
0.030	0.017	0.030	0.017	11.992	0.896
0.045	-0.078	0.045	-0.078	12.480	0.889
0.055	-0.089	0.055	-0.089	13.217	0.901
0.077	0.049	0.077	0.049	14.658	0.876
0.068	-0.070	0.068	-0.070	15.789	0.864
0.104	-0.108	0.104	-0.108	18.467	0.780
0.031	0.012	0.031	0.012	18.702	0.811
0.035	-0.072	0.035	-0.072	19.002	0.836
0.059	-0.059	0.059	-0.059	19.887	0.835
0.089	0.080	0.089	0.080	21.901	0.798
0.034	0.046	0.034	0.046	26.136	0.796
0.024	-0.007	0.024	-0.007	22.386	0.840
0.001	0.058	0.001	0.058	22.386	0.871
0.097	-0.116	0.097	-0.116	24.831	0.813
0.071	0.089	0.071	0.089	26.179	0.829
0.013	0.003	0.013	0.003	26.179	0.829
0.089	0.065	0.089	0.065	28.242	0.784
0.015	0.018	0.015	0.018	28.299	0.816

Correlogrammi di $D(GPR)$, $D(SAV)$ e $D(TED)$

Correlogram of D(GPR)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000
0.450	0.450	0.450	0.450	44.905	0.000
0.084	-0.149	0.084	-0.149	46.462	0.000
0.106	-0.166	0.106	-0.166	48.979	0.000
0.082	-0.287	0.082	-0.287	50.503	0.000
0.089	-0.113	0.089	-0.113	52.295	0.000
0.037	-0.093	0.037	-0.093	52.532	0.000
0.077	-0.009	0.077	-0.009	53.983	0.000
0.106	-0.115	0.106	-0.115	56.448	0.000
0.070	-0.033	0.070	-0.033	57.561	0.000
0.081	-0.095	0.081	-0.095	59.085	0.000
0.135	0.067	0.135	0.067	63.353	0.000
0.087	-0.017	0.087	-0.017	65.110	0.000
0.117	0.127	0.117	0.127	68.351	0.000
0.163	-0.059	0.163	-0.059	74.635	0.000
0.114	0.081	0.114	0.081	77.731	0.000
0.154	-0.134	0.154	-0.134	83.790	0.000
0.134	0.029	0.134	0.029	88.015	0.000
0.024	-0.026	0.024	-0.026	88.150	0.000
0.043	-0.041	0.043	-0.041	88.590	0.000
0.122	0.047	0.122	0.047	92.224	0.000
0.181	-0.063	0.181	-0.063	100.23	0.000
0.173	0.029	0.173	0.029	107.57	0.000
0.146	-0.046	0.146	-0.046	112.88	0.000
0.154	0.057	0.154	0.057	118.87	0.000
0.169	-0.093	0.169	-0.093	125.99	0.000
0.134	0.039	0.134	0.039	130.50	0.000
0.040	0.058	0.040	0.058	130.91	0.000
0.045	-0.043	0.045	-0.043	131.41	0.000
0.079	0.039	0.079	0.039	133.00	0.000
0.032	0.055	0.032	0.055	133.26	0.000
0.055	-0.095	0.055	-0.095	134.04	0.000
0.061	0.031	0.061	0.031	135.01	0.000
0.026	0.049	0.026	0.049	135.18	0.000
0.050	0.043	0.050	0.043	135.83	0.000
0.003	-0.098	0.003	-0.098	135.83	0.000
0.068	-0.027	0.068	-0.027	137.07	0.000

Correlogram of D(SAV)
Sample: 6/06/2014 8/17/2018
Included observations: 219

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000
0.041	-0.041	0.041	-0.041	0.3817	0.537
0.193	-0.195	0.193	-0.195	8.6615	0.013
0.016	-0.035	0.016	-0.035	8.7219	0.033
0.021	-0.137	0.021	-0.137	10.581	0.032
0.067	0.047	0.067	0.047	11.609	0.041
0.022	-0.067	0.022	-0.067	11.722	0.068
0.076	-0.066	0.076	-0.066	13.030	0.071
0.102	0.071	0.102	0.071	15.413	0.052
0.082	0.077	0.082	0.077	16.945	0.050
0.016	0.016	0.016	0.016	17.001	0.074
0.069	0.105	0.069	0.105	18.106	0.079
0.030	0.012	0.030	0.012	18.217	0.106
0.150	0.209	0.150	0.209	23.633	0.035
0.020	-0.004	0.020	-0.004	23.726	0.049
0.160	-0.055	0.160	-0.055	29.803	0.013
0.013	-0.035	0.013	-0.035	29.941	0.019
0.176	0.176	0.176	0.176	37.283	0.003
0.022	-0.001	0.022	-0.001	37.398	0.005
0.065	-0.031	0.065	-0.031	38.409	0.005
0.134	-0.147	0.134	-0.147	42.775	0.002

RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

Bação, Pedro, Portugal Duarte António, Sebastião Helder and Redzepagic Srdjan (2018), *Information Transmission Between Cryptocurrencies: Does Bitcoin Rule the Cryptocurrency World?*, Scientific Annals of Economics and Business, vol. 65, no. 2, pp. 97-117.

Bariviera, Aruelio F., Basgall María José, Hasperué Waldo and Naiouf Marcelo (2017), *Some stylized facts of the Bitcoin market*, Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, vol. 484, pp. 82-90.

Berentsen, Aleksander and Schär Fabian (2018), *A Short Introduction to the World of Cryptocurrencies*, Federal Reserve Bank of St. Louis Review, vol. 100, no. 1, pp. 1-16.

Berryhill, J., Bourgerly T. and Hanson A. (2018), *Blockchains Unchained: Blockchain Technology and its Use in the Public Sector*, OECD Working Papers on Public Governance, no. 28, OECD Publishing, Paris, pp. 1-53.

Böhme, Rainer, Christin Nicolas, Edelman Benjamin and Moore Tyler (2015), *Bitcoin: Economics, Technology, and Governance*, Journal of Economic Perspectives, vol. 29, no.2, pp. 213-238.

Bouri, Elie, Gupta Rangan, Lau Chi Keung Marco, Roubaud David and Wang Shixuan (2018), *Bitcoin and global financial stress: A copula-based approach to dependence and causality in the quantiles*, The Quarterly Review of Economics and Finance, vol. 69, pp. 297-307.

Caldara, Dario and Iacovello Matteo (2018), *Measuring Geopolitical Risk*, Working Paper, Board of Governors of the Federal Reserve Board.

Cantarella, Michele (2014), *Il Bitcoin e la dottrina della deflazione*, Rethinking Economics Italia, 13 Maggio 2014, <https://www.rethinkecon.it/il-bitcoin-e-la-dottrina-della-deflazione/>.

Catania, Leopoldo and Grassi Stefano (2017), *Modelling Crypto-Currencies Financial Time-Series*, CEIS Tor Vergata Research Paper Series, vol. 15, issue 8, no. 417, pp. 1-36.

Cavicchioli, Marco (2018a), *Chi regola gli exchange di criptovalute?*, The Cryptonomist, 9 Dicembre 2018, <https://cryptonomist.ch/it/2018/12/09/chi-regola-gli-exchange-di-criptovalute/>.

Cavicchioli, Marco (2018b), *Hashpower al picco storico: inarrestabile l'ascesa e misteriose le cause*, The Cryptonomist, 29 Agosto 2018, <https://cryptonomist.ch/it/2018/08/29/bitcoin-hashrate/>.

Clayton, Jay (2017), *Statement on Cryptocurrencies and Initial Coin Offerings*, Public Statement, U.S. Securities and Exchange Commission, 11 December 2017, <https://www.sec.gov/news/public-statement/statement-clayton-2017-12-11>.

Clinch, Matt (2014), *Bitcoin stumbles on fears of China clampdown*, CNBC, 27 March 2014, <https://www.cnbc.com/2014/03/27/bitcoin-stumbles-on-fears-of-china-clampdown.html>.

Compare, Peter (2018), *Bitcoin Hash Rate Has Seen a 140% Increase In 2018 So Far*, CoinCodex, 16 July 2018, <https://coincodex.com/article/2025/bitcoin-hash-rate-has-seen-a-140-increase-in-2018-so-far/>.

Cong, Lin William and He, Zhiguo (2018), *Blockchain disruption and smart contracts*, National Bureau of Economic Research, NBER Working Paper no. 24399.

Corbet, Shaen, Lucey Brian, Urquhart Andrew and Yarovaya Larisa (2018), *Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis*, International Review of Financial Analysis, article in press, pp. 1-18.

Corelli, Angelo (2018), *Cryptocurrencies and Exchange Rates: A Relationship and Causality Analysis*, Risks, vol. 6, no.4, pp. 1-11.

Cheng, Evelyn (2018), *Japanese cryptocurrency exchange loses more than \$500 million to hackers*, CNBC 26 January 2018, <https://www.cnbc.com/2018/01/26/japanese-cryptocurrency-exchange-loses-more-than-500-million-to-hackers.html>.

Cheng, Evelyn and Ming Cheang (2017), *Bitcoin briefly falls 11% after South Korea moves to ban new cryptocurrency trading accounts*, CNBC, 28 December 2017, <https://www.cnbc.com/2017/12/28/bitcoin-drops-11-percent-as-south-korea-moves-to-regulate-cryptocurrency-trading.html>.

Chiu, Jonathan and Koepl Thorsten V. (2017), *The Economics of Cryptocurrencies – Bitcoin and Beyond*, Queen's Economics Department Working Paper no. 1389, pp- 1-55.

De Ponte, Fabio (2017), *Bitcoin, al di là della bolla: come è nato e perché*, La Stampa, 12 Dicembre 2017, <https://www.lastampa.it/2017/12/12/economia/bitcoin-al-di-l-della-bolla-come-nato-e-perch-HomG8XDY7jIKWOPxLyHvBI/pagina.html>.

DeRose, Chris (2015), *Behind the ingenious security feature that powers the blockchain*, American Banker, 21 May 2015, <https://www.americanbanker.com/opinion/behind-the-ingenious-security-feature-that-powers-the-blockchain>.

Dorofeyev M., Kosov M., Ponkratov V., Masterov A., Karaev A. and Vasyunina M. (2018), *Trends and Prospects for the Development of Blockchain and Cryptocurrencies in the Digital Economy*, European Research Studies Journal, vol. 21, no. 3, pp. 429-445.

Dunlop, Stewart (2018), *Cryptocurrency History & Origin – Timeline Infographic*, TotalCrypto, 20 June 2018, <https://totalcrypto.io/cryptocurrency-history/>.

Dyhrberg, Anne Haubo (2016), *Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold?*, Finance Research Letters, vol. 16, pp. 139-144.

EBA (2014), *EBA Opinion on 'virtual currencies'*, EBA/Op/2014/08, 4 July 2014, <https://eba.europa.eu/documents/10180/657547/EBA-Op-2014-08+Opinion+on+Virtual+Currencies.pdf>.

ESMA, EBA and EIOPA (2018), *ESMA, EBA and EIOPA warn consumers on the risks of Virtual Currencies*, Warning, 12 February 2018, <https://eba.europa.eu/documents/10180/2139750/Joint+ESAs+Warning+on+Virtual+Currencies.pdf>.

Gandal, Neil and Halaburda Hanna (2016), *Can We Predict the Winner in a Market with Network Effects? Competition in Cryptocurrency Market*, *Games*, vol. 7, no. 3, pp. 1-21.

Gkillas, Konstantinos and Katsiampa Paraskevi (2018), *An application of extreme value theory to cryptocurrencies*, *Economic Letters*, vol. 164, pp. 109-111.

Hagiwara, Yuki and Nakamura Yuji (2018), *Japan Unveils Guidelines for Allowing Initial Coin Offerings*, *Bloomberg*, 5 April 2018, <https://www.bloomberg.com/news/articles/2018-04-05/japan-plans-first-step-toward-legalizing-initial-coin-offerings>.

Hegadekatti, Kartik (2017), *Blockchain Technology - An Instrument of Economic Evolution?*, *Information Systems & Economics eJournal*, vol. 09, no. 40, pp. 1-7.

Kharpal, Arjun (2018a), *Tokenization: The world of ICOs*, *CNBC*, 16 July 2018, <https://www.cnbc.com/2018/07/13/initial-coin-offering-ico-what-are-they-how-do-they-work.html>.

Kharpal, Arjun (2018b), *Cryptocurrencies: Regulating the new economy*, *CNBC*, 9 August 2018, <https://www.cnbc.com/2018/08/09/cryptocurrencies--regulating-the-new--economy.html>.

Kjærland, Frode, Khazal Aras, Krogstad Erlend A., Nordstrøm Frans B. G. and Oust Are (2018), *An Analysis of Bitcoin's Price Dynamics*, Journal of Risk and Financial Management, vol. 11, no. 4, pp. 1-18.

Kollewe, Julia (2018), *Bitcoin price plunges after cryptocurrency exchange is hacked*, The Guardian, 11 June 2018,
<https://www.theguardian.com/technology/2018/jun/11/bitcoin-price-cryptocurrency-hacked-south-korea-coincheck>.

Krawiec, RJ, Barr Dan, Killmeyer Jason, Filipova Mariya, Nesbitt Allen, Israel Adam, Quarre Florian, Fedesova Kate and Tsai Lindsay (2016), *Blockchain: Opportunities for Healthcare*, Deloitte, 3 August 2016,
<https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/public-sector/us-blockchain-opportunities-for-health-care.pdf>.

Leng, Sidney and Yu Xie (2018), *China is open to idea of a digital currency, as long as it's 'efficient and safe'*, South China Morning Post, 9 March 2018,
<https://www.scmp.com/news/china/economy/article/2136551/china-open-idea-digital-currency-long-its-efficient-and-safe>.

Lewis, Rebecca, McPartland John and Ranjan Rajeev (2017), *Blockchain and financial market innovation*, Federal Reserve Bank of Chicago, Economic Perspectives, vol. 41, no.7, pp. 1-13.

Luther, William J. (2016), *Cryptocurrencies, network effects and switching costs*, Contemporary Economic Policy, vol. 34, no. 3, pp. 553-571.

Mione, Marco (2017), *Storia del Bitcoin, della blockchain e delle altre cryptocurrencies*, Funds People, 15 Dicembre 2017, <https://it.fundspeople.com/news/storia-del-bitcoin-della-blockchain-e-delle-altre-cryptocurrencies>.

Nakamoto, Satoshi (2008), *Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system*, <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>.

Nizza, Corrado (2018), *Quanto tempo richiedono le transazioni dei bitcoin?*, ihodl, 26 luglio 2018, <https://it.ihodl.com/infographics/2018-07-26/grafico-transazioni-bitcoin/>.

Pilkington, Marc (2016), *Blockchain Technology: Principles and Applications*, Research Handbook on Digital Transformations, edited by F. Xavier Olleros and Majlinda Zhegu, Elgar, chapter 11, pp. 225-253.

Popper, Nathaniel (2018), *Have a Cryptocurrency Company? Bermuda, Malta or Gibraltar Wants You*, the New York Times, 29 July 2018, <https://www.nytimes.com/2018/07/29/technology/cryptocurrency-bermuda-malta-gibraltar.html>.

Roberts, Jeff John (2018), *Bitcoin Spinoff Hacked in Rare '51% Attack'*, Fortune, 29 May 2018, <http://fortune.com/2018/05/29/bitcoin-gold-hack/>

Rooney, Kate and Pisani Bob (2018), *Winklevoss twins bitcoin ETF rejected by SEC*, CNBC, 26 July 2018, <https://www.cnbc.com/2018/07/26/winklevoss-twins-bitcoin-etf-rejected-by-sec.html>.

Sovbetov, Yhlas (2018), *Factors Influencing Cryptocurrency Prices: Evidence from Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, and Monero*, Journal of Economics and Financial Analysis, vol. 2, no. 2, pp. 1-27.

Staff of Global Legal Research Directorate (2018), *Regulation of Cryptocurrency Around the World*, The Law Library of Congress, Global Legal Research Center, <https://www.loc.gov/law/help/cryptocurrency/world-survey.php>.

Stafford, Phillip and Atkins Ralph (2018), *Swiss bourse launches cryptocurrency platform*, Financial Times, 6 July 2018, <https://www.ft.com/content/37476874-806c-11e8-bc55-50daf11b720d>.

Stroukal, Dominik and Nedvěďová Barbora (2016), *Bitcoin and other cryptocurrency as an instrument of crime in cyberspace*, Proceedings of the 4th Business and Management Conference, Istanbul, pp. 219-226.

The Economist (2015), *The trust machine*, 31 October 2015,
<https://www.economist.com/leaders/2015/10/31/the-trust-machine>.

Waelbroeck, Patrick (2018), *An Economic Analysis of Blockchains*, CESifo Working Paper no. 6893, pp. 1-26.

Wolfson, Rachel (2018), *Maltese Parliament Passes Laws That Set Regulatory Framework For Blockchain, Cryptocurrency And DLT*, Forbes, 5 July 2018,
<https://www.forbes.com/sites/rachelwolfson/2018/07/05/maltese-parliament-passes-laws-that-set-regulatory-framework-for-blockchain-cryptocurrency-and-dlt/#5536e1f549ed>.

Wood, Julia (2013), *Buyer beware: Bitcoin's fate could rest with China*, CNBC, 29 November 2013, <https://www.cnbc.com/2013/11/28/buyer-beware-bitcoins-fate-could-rest-with-china.html>.

Yaga, Dylan Mell Peter, Roby Nik and Scarfone Karen (2018), *Blockchain Technology Overview*, United States National Institute of Standards and Technology (NIST), <https://doi.org/10.6028/NIST.IR.8202>.

Yi, Shuyue, Xu Zishuang and Wang Gang-Jin (2018), *Volatility connectedness in the cryptocurrency market: Is Bitcoin a dominant cryptocurrency?*, International Review of Financial Analysis, vol. 60, pp. 98-114.

Yu, Xie (2018), *China to stamp out cryptocurrency trading completely with ban on foreign platforms*, South China Morning Post, 7 February 2018,
<https://www.scmp.com/business/banking-finance/article/2132009/china-stamp-out-cryptocurrency-trading-completely-ban>.

SITOGRAFIA

<https://coinmarketcap.com/it/>

<https://www.blockchain.com/it/charts/total-bitcoins>

<https://www.blockchain.com/it/charts/n-transactions-per-block>

<https://digiconomist.net/bitcoin-energy-consumption>

<https://bitinfocharts.com>

<https://www.coinschedule.com>

<http://www.sha1-online.com>

<https://www.coindesk.com>

<https://www.coinbase.com>

<https://it.finance.yahoo.com/criptoalute>

<https://fred.stlouisfed.org>

<https://www.investing.com/rates-bonds/world-government-bonds>

<https://www2.bc.edu/matteo-iacoviello/gpr.htm>

<https://www.quandl.com/data/BCHAIN-Blockchain>

<http://www.real-statistics.com/time-series-analysis/forecasting-accuracy/diebold-mariano-test/>

RINGRAZIAMENTI

Al termine di questo percorso desidero innanzitutto ringraziare i miei relatori. Grazie al Prof. Roberto Casarin per la disponibilità dimostratami durante questi mesi e grazie al Prof. Domenico Sartore per avermi dedicato tempo, pazienza e per aver sempre risolto prontamente ogni mio dubbio.

Ringrazio l'Università Ca' Foscari per questi cinque meravigliosi anni, per avermi fatto conoscere amici straordinari, fantastici compagni di viaggio e soprattutto per avermi permesso di prendere parte all'Erasmus, l'esperienza più bella della mia vita.

Non posso non ringraziare i miei genitori, ai quali dedico questo lavoro e questo traguardo. Grazie per essere sempre pronti ad emozionarvi per ogni mio vittoria. Grazie per i sacrifici, il sostegno e per aver sempre creduto in me. Grazie a mio fratello Thomas, per avermi permesso di portare a termine una parte di questo lavoro prestandomi pazientemente il computer. Grazie allo zio Fausto, sempre pronto a sostenermi. Grazie alla nonna Imelda, per avere sempre la parola giusta al momento giusto. Grazie in generate a tutta la mia famiglia, agli zii e ai cugini. Il vostro sostegno è stato prezioso.

Un grazie particolare va ai miei amici. Sono stati mesi di duro lavoro e voi lo sapete più di chiunque altro, ma se sono arrivato fino a qui lo devo anche a voi. È impossibile elencarvi tutti in così poco spazio, ma sappiate che la forza e la grinta che ognuno di voi mi ha dato è impagabile. Grazie a Damiano, a tutti i miei amici d'infanzia e della mia città. Grazie a Luca, Silvia, Anna e a tutti gli amici dell'università per aver sempre avuto il consiglio giusto. Grazie agli amici dell'Erasmus, siete stati per un semestre la famiglia migliore che potessi avere. Grazie agli amici lontani che in realtà non mi hanno mai fatto mancare la loro vicinanza. Grazie a Melissa e alla sua meravigliosa isola. Un ringraziamento particolare va a Valentina, sempre pronta a sostenermi e a starmi accanto, soprattutto nei momenti di maggior difficoltà. Grazie a Giorgia per il legame speciale che esiste tra di noi e per trasmettermi sempre tanta forza. Ringrazio Venezia per essere stata la casa migliore che potessi avere durante questi anni e soprattutto per avermi fatto conoscere il coinquilino migliore del mondo. Un grazie speciale va ad Enrico, la persona che sempre vorresti incontrare sul tuo cammino. Sei come un fratello per me e a te devo davvero tanto. Un ultimo grazie, il più grande, va alla nonna Maddalena, questa vittoria è anche per te. Se sono diventato l'uomo che sono in gran parte è anche merito tuo e degli insegnamenti che mi hai lasciato. Sono sicuro che sarai fiera di me. Grazie a tutti voi, siete la mia forza.