

POLITECNICO DI TORINO

Laurea Magistrale in Ingegneria Informatica

Tesi di Laurea Magistrale

**Tecniche di Machine Learning
applicate al Trading Quantitativo
di Criptovalute**



Relatore

prof. Paolo Garza

Correlatore:

rsr. Luca Cagliero

Laureando

Francesca PETROCCHI

matricola: S242242

ANNO ACCADEMICO 2018 – 2019

*Ai miei genitori, per
avermi insegnato che
studiare mi avrebbe
reso una persona libera*

Indice

Elenco delle tabelle	8
Elenco delle figure	10
1 Introduzione	13
2 Fondamenti sul mercato delle criptovalute	17
3 Fondamenti sul Trading	23
3.1 Candlestick	24
3.2 Indicatori Tecnici	25
3.2.1 Indicatori di Trend	25
3.2.2 Indicatori di Momentum	27
3.2.3 Indicatori di Volatilità	28
3.2.4 Indicatori di Volume	28
4 Modelli predittivi	31
4.1 Modelli per Analisi delle Serie Storiche	31
4.1.1 Modello Autoregressivo Integrato a Media Mobile	31
4.1.2 Modelli di Regressione Lineare	32
4.1.3 Tecniche di Smoothing	32
4.2 Machine Learning e Data Mining	32
4.2.1 Reti Neurali	33
4.2.2 Naive Bays	33
4.2.3 Albero di Decisione	34
4.2.4 Support Vector Machine	34
5 Stato dell'Arte	35
6 Metodi	39
6.1 Feature Selection	40
6.2 Raccolta Dati	40
6.2.1 Dati aggregati	41

6.3	Pre-processing	41
6.4	Generazione dei Modelli	44
6.4.1	Classificatori	44
6.4.2	Settori di Riferimento	45
6.5	Sessione di Trading	46
7	Esperimenti	47
7.1	Validazione	47
7.1.1	Hold-out	47
7.1.2	Expanding window	48
7.2	Strategia di Trading	48
8	Risultati	49
8.1	Formato delle Tabelle	49
8.2	Formato dei Grafici	51
8.2.1	Grafici del prezzo.	52
8.2.2	Istogrammi dei risultati.	53
8.3	Training con dataset giornaliero	54
8.3.1	Anno 2011	55
8.3.2	Anno 2012	57
8.3.3	Anno 2013	60
8.3.4	Anno 2014	62
8.3.5	Anno 2015	65
8.3.6	Anno 2016	70
8.3.7	Anno 2017	73
8.3.8	Anno 2018	77
8.4	Analisi Multivariata con più settori	81
8.4.1	Anno 2015	81
8.4.2	Anno 2016	83
8.4.3	Anno 2017	85
8.4.4	Anno 2018	87
8.5	Training con dataset aggregato	89
8.5.1	Anno 2012	90
8.5.2	Anno 2013	91
8.5.3	Anno 2014	92
8.5.4	Anno 2015	93
8.5.5	Anno 2016	96
8.5.6	Anno 2017	98
8.5.7	Anno 2018	103
9	Conclusioni e lavori futuri	109
A	Tabelle dei risultati di trading dei modelli con dataset aggregato	111

Elenco delle tabelle

6.1	Indicatori Tecnici e ampiezza dei relativi periodi di riferimento . . .	43
8.1	Risultati anno 2011, validazione expanding window	57
8.2	Risultati anno 2011, validazione hold-out	57
8.3	Risultati anno 2012, validazione expanding window	59
8.4	Risultati anno 2012, validazione hold-out	59
8.5	Risultati anno 2013, validazione expanding window	61
8.6	Risultati anno 2013, validazione hold-out	62
8.7	Risultati anno 2014, validazione exp-uni	63
8.8	Risultati anno 2014, validazione hold-uni	64
8.9	Risultati anno 2014, validazione exp-multi	65
8.10	Risultati anno 2014, validazione hold-multi	65
8.11	Risultati anno 2015, validazione exp-uni	67
8.12	Risultati anno 2015, validazione hold-uni	68
8.13	Risultati anno 2015, validazione exp-multi	69
8.14	Risultati anno 2015, validazione hold-multi	70
8.15	Risultati anno 2016, validazione exp-uni	71
8.16	Risultati anno 2016, validazione hold-uni	72
8.17	Risultati anno 2016, validazione exp-multi	73
8.18	Risultati anno 2016, validazione hold-multi	73
8.19	Risultati anno 2017, validazione exp-uni	75
8.20	Risultati anno 2017, validazione hold-uni	75
8.21	Risultati anno 2017, validazione exp-multi	76
8.22	Risultati anno 2017, validazione hold-multi	76
8.23	Risultati anno 2018, validazione exp-uni	78
8.24	Risultati anno 2018, validazione hold-uni	79
8.25	Risultati anno 2018, validazione exp-multi	80
8.26	Risultati anno 2018, validazione hold-multi	81
8.27	Risultati anno 2012, dataset aggregato su 3 periodi	91
8.28	Risultati anno 2013, dataset aggregato su 3 periodi	91
8.29	Risultati anno 2014, dataset aggregato su 3 periodi	92
8.31	Risultati anno 2015, aggregazione a livello 3, validazione hold-uni . .	94
8.30	Risultati anno 2015, aggregazione a livello 3, validazione exp-uni . .	95

8.32	Risultati anno 2015, aggregazione a livello 5	95
8.33	Risultati anno 2015, aggregazione a livello 7	95
8.34	Risultati anno 2015, aggregazione a livello 3, analisi multivariata . . .	95
A.1	Risultati anno 2016, aggregazione a livello 3, analisi univariata . . .	111
A.2	Risultati anno 2016, aggregazione a livello 5, analisi univariata . . .	111
A.3	Risultati anno 2016, aggregazione a livello 7, analisi univariata . . .	112
A.4	Risultati anno 2016, aggregazione a livello 3, analisi multivariata . . .	112
A.5	Risultati anno 2016, aggregazione a livello 5, analisi multivariata . . .	112
A.6	Risultati anno 2016, aggregazione a livello 7, analisi multivariata . . .	112
A.7	Risultati anno 2017, aggregazione a livello 3, analisi univariata . . .	113
A.8	Risultati anno 2017, aggregazione a livello 5, analisi univariata . . .	113
A.9	Risultati anno 2017, aggregazione a livello 7, analisi univariata . . .	114
A.10	Risultati anno 2017, aggregazione a livello 3, analisi multivariata . . .	114
A.11	Risultati anno 2017, aggregazione a livello 5, analisi multivariata . . .	115
A.12	Risultati anno 2017, aggregazione a livello 7, analisi multivariata . . .	115
A.13	Risultati anno 2018, aggregazione a livello 3, analisi univariata . . .	115
A.14	Risultati anno 2018, aggregazione a livello 5, analisi univariata . . .	116
A.15	Risultati anno 2018, aggregazione a livello 7, analisi univariata . . .	116
A.16	Risultati anno 2018, aggregazione a livello 3, analisi multivariata . . .	116
A.17	Risultati anno 2018, aggregazione a livello 5, analisi multivariata . . .	117
A.18	Risultati anno 2018, aggregazione a livello 7, analisi multivariata . . .	117

Elenco delle figure

3.1	Candlestick BTC-USD	24
8.1	Prezzo di Chiusura, anno 2011	55
8.2	Istogramma risultati Trading, anno 2011	56
8.3	Prezzo di Chiusura, anno 2012	57
8.4	Istogramma Risultati Trading, anno 2012	59
8.5	Prezzo di Chiusura, anno 2013	60
8.6	Istogramma Risultati Trading, anno 2013	61
8.7	Prezzo di Chiusura, anno 2014	62
8.8	Istogramma Risultati Trading Univariata, anno 2014	63
8.9	Istogramma Risultati Trading Multivariata, anno 2014	64
8.10	Prezzo di Chiusura, anno 2015	65
8.11	Istogramma Risultati Trading Univariata, anno 2015	67
8.12	Istogramma Risultati Trading Multivariata, anno 2015	69
8.13	Prezzo di Chiusura, anno 2016	70
8.14	Istogramma Risultati Trading Univariata, anno 2016	71
8.15	Istogramma Risultati Trading Multivariata, anno 2016	72
8.16	Prezzo di Chiusura, anno 2017	74
8.17	Istogramma Risultati Trading Univariata, anno 2017	74
8.18	Istogramma Risultati Trading Multivariata, anno 2017	76
8.19	Prezzo di Chiusura, anno 2018	77
8.20	Istogramma Risultati Trading Univariata, anno 2018	78
8.21	Istogramma Risultati Trading Multivariata, anno 2018	80
8.22	Confronto tra analisi multivariate, expanding window, anno 2015	82
8.23	Confronto tra analisi multivariate, hold-out, anno 2015	83
8.24	Confronto tra analisi multivariate, expanding window, anno 2016	84
8.25	Confronto tra analisi multivariate, hold-out, anno 2016	85
8.26	Confronto tra analisi multivariate, expanding window, anno 2017	86
8.27	Confronto tra analisi multivariate, hold-out, anno 2017	87
8.28	Confronto tra analisi multivariate, expanding window, anno 2018	88
8.29	Confronto tra analisi multivariate, hold-out, anno 2018	89
8.30	Prezzo di Chiusura del Bitcoin, anno 2012	90
8.31	Prezzo di Chiusura del Bitcoin, anno 2013	91

8.32	Prezzo di Chiusura del Bitcoin, anno 2014	92
8.33	Prezzo di Chiusura del Bitcoin, anno 2015	93
8.34	Istogramma risultati con dataset aggregato, exp-uni, anno 2015	94
8.35	Prezzo di Chiusura del Bitcoin, anno 2016	96
8.36	Istogramma risultati con dataset aggregato, exp-uni, anno 2016	97
8.37	Istogramma risultati con dataset aggregato, exp-multi, anno 2016	98
8.38	Prezzo di Chiusura del Bitcoin, anno 2017	99
8.39	Istogramma risultati con dataset aggregato, exp-uni, anno 2017	100
8.40	Istogramma risultati con dataset aggregato, hold-uni, anno 2017	101
8.41	Istogramma risultati con dataset aggregato, exp-multi, anno 2017	102
8.42	Istogramma risultati con dataset aggregato, hold-multi, anno 2017	102
8.43	Prezzo di Chiusura del Bitcoin, anno 2018	103
8.44	Istogramma risultati con dataset aggregato, exp-uni, anno 2018	104
8.45	Istogramma risultati con dataset aggregato, hold-uni, anno 2018	105
8.46	Istogramma risultati con dataset aggregato, exp-multi, anno 2018	106
8.47	Istogramma risultati con dataset aggregato, hold-multi, anno 2018	107

Capitolo 1

Introduzione

Il seguente lavoro di tesi è incentrato sul trading quantitativo di criptovalute e in particolare si pone come obiettivo la ricerca della migliore strategia di investimento mettendo a confronto tecniche di analisi statistica delle serie storiche e metodi di machine learning che usano come dati di input gli indicatori comunemente calcolati per l'analisi tecnica a supporto degli investimenti sul mercato azionario.

L'avvento del mercato delle criptovalute risale a gennaio 2009 quando Satoshi Nakamoto presenta il Bitcoin, la moneta virtuale per operare transazioni sicure su una rete peer-to-peer decentralizzata che garantisce anonimato e trasparenza grazie all'utilizzo di algoritmi crittografici. Il prezzo di mercato della prima criptovaluta ha avuto andamento stabile fino al 2013, rimanendo sempre inferiore ai \$30, per poi continuare a salire a tal punto da culminare in una chiara bolla speculativa nel 2017 quando il prezzo di acquisto di un Bitcoin è salito da \$1000 a \$20000 in un intervallo di pochi mesi. Negli ultimi anni infatti l'interesse circa la nuova tecnologia è stato in continua crescita e diverse nuove criptovalute sono state lanciate sul mercato nell'intento di cavalcare l'onda del trend del momento.

Le analogie del trading online in criptovalute con il mercato finanziario non mancano: proprio come avviene per gli investimenti in azioni, il trader spera di ottenere un guadagno rivendendo o riacquistando gli asset in suo possesso a un prezzo più vantaggioso rispetto a quello dell'operazione precedente. La scommessa dell'investitore sta nell'azzeccare la previsione del trend futuro e guadagnare sia dalla salita del prezzo, usando la strategia *long-selling* (LONG), così come dalla discesa, grazie agli investimenti *short-selling* (SHORT). Nel primo caso si ottiene un profitto positivo acquistando un titolo a ribasso e rivendendolo una volta che il prezzo è salito, il guadagno è la differenza tra il prezzo di vendita e quello di acquisto, al netto delle tasse. La tecnica SHORT invece è puramente speculativa e consiste nella vendita allo scoperto: il trader vende dei titoli avuti in prestito e scommette sulla diminuzione del prezzo in modo da poter avere comunque un margine di ritorno al momento del reso al prestatore di azioni e relativi interessi.

Così come chiave della compravendita di strumenti finanziari in borsa è saper

studiare e sfruttare l'andamento dei mercati al fine di realizzare profitti, anche la scelta di investire in criptovalute a scopo di guadagno è essenzialmente una scommessa sul prezzo futuro della moneta. La ricerca di strategie per massimizzare i guadagni nel mercato azionario vengono sondate da decenni, ma non è immediato comprendere se tali soluzioni siano valide anche per il mercato delle criptovalute in cui la variabilità dei tassi di rendimento sembra non avere alcun limite apparente e l'opportunità di un alto guadagno è tangibile, ma potrebbe attestarsi al pari livello di un'ingente perdita.

L'analisi tecnica del mercato è un comune metodo pensato per aiutare gli azionisti ad aprire posizioni profittevoli; si fonda sulla convinzione che lo studio dell'andamento storico di prezzo e volume possa racchiudere tutte le informazioni utili per prevederne gli sviluppi futuri. L'andamento del prezzo sul mercato azionario infatti segue sempre dei chiari trend, per questa ragione il passato può essere visto come preludio di ciò che avverrà in futuro, tutto sta nell'identificare correttamente la ciclicità dei movimenti.

Uno degli obiettivi di questo lavoro è capire se un metodo di analisi efficiente per il trading quantitativo sul mercato azionario possa essere applicato con buoni risultati anche sul mercato delle criptovalute. La maggior parte delle strategie di trading ha come input il calcolo degli indicatori tecnici sui dati delle serie storiche, lo stesso tipo di studio è applicato al settore delle monete digitali. Il sistema di trading automatico realizzato simula la vendita e l'acquisto sulle piattaforme di scambio in base alle opportunità di guadagno stimate.

La previsione del trend futuro è fondata sullo studio della serie storica del prezzo di chiusura della valuta nel caso dei modelli statistici autoregressivi o delle tecniche di smoothing che cercano di filtrare l'eventuale componente di rumore per migliorare le performance. Parallelamente sono stati calcolati, a partire dagli stessi dati storici, indicatori tecnici di trend, momentum, volatilità e volume poi forniti come base di allenamento per il test di modelli autoapprendenti costruiti con tecniche di machine learning; si tratta di algoritmi capaci di migliorare le loro performance raffinando la conoscenza e aumentando le nozioni apprese grazie all'esperienza. Nello specifico è stata sondata la capacità predittiva delle Reti Neurali, degli Alberi Decisionali, delle Support Vector Machines e del classificatore Naive Bayes.

La capacità di previsione delle diverse tecniche è stata valutata avviando simulazioni di trading automatico e mettendo a confronto i risultati ottenuti. Tutti i test si accomunano per la disponibilità di un portafoglio multivaluta ovvero sono ammesse operazioni su ognuna delle criptovalute disponibili nel periodo di riferimento, il modello sceglie di effettuare una vendita o un acquisto su una valuta piuttosto che un'altra in base convenienza del profitto relativo della specifica operazione.

Non si è tralasciata la valutazione di possibili correlazioni tra monete diverse e quindi i modelli sono stati allenati e testati sia considerando separatamente le singole criptovalute (analisi univariata) sia includendo nel training set anche i dati relativi ad altre valute oltre a quella in oggetto (analisi multivariata) in modo da

comprendere se i movimenti degli altri prodotti sul mercato incrementino o meno la qualità della previsione. Per completezza è stata pensata anche una possibile suddivisione in categorie con caratteristiche comuni.

Sono stati collezionati dati giornalieri di prezzo e volume delle principali criptovalute sul mercato a partire dall'anno 2011 e fino alla fine dell'anno 2018, il potere informativo di questi dati è stato messo alla prova per l'allenamento e il test dei modelli con l'obiettivo di predire il segno e l'entità del cambiamento del prezzo di chiusura della valuta al giorno successivo e pilotare l'ingresso e l'uscita sul mercato generando segnali di acquisto e vendita. Le performance delle simulazioni di trading con tecniche diverse sono confrontate in termini di profitto percentuale per operazione ai fini di misurarne la capacità operativa nell'ambito di analisi.

Sono messi paragone i due metodi di investimento LONG e SHORT, permettendo al sistema di effettuare unicamente operazioni di tipo LONG oppure sia LONG che SHORT insieme, e sono state valutate diverse strategie di validazione. Inoltre sono state comparate le performance con dataset a time-frame giornaliero o più ampio al fine di testare un sistema in cui il trader non valuti le condizioni del mercato quotidianamente, ma ad intervalli di tempo più ampi, verosimilmente a quanto può accadere in una situazione reale.

I risultati ottenuti sono stati complessivamente positivi e si può affermare che un sistema di trading automatico pensato per gli investimenti in borsa possa essere sfruttato con profitto anche per il mercato delle criptovalute. L'analisi tecnica è uno strumento efficace anche per gli investimenti nelle monete digitali e lo studio dei dati storici contiene informazioni utili per predire il trend futuro, nonostante l'altissima volatilità insita nel prodotto. L'esito proficuo dei risultati raggiunti è rafforzato dall'ampio periodo di tempo preso in considerazione: anche in situazioni di mercato diametralmente opposte il sistema è riuscito quasi sempre ad ottenere un guadagno dal trading.

Capitolo 2

Fondamenti sul mercato delle criptovalute

L'avvento del mercato delle criptovalute risale a gennaio 2009 quando Satoshi Nakamoto presenta il Bitcoin, la moneta virtuale per operare scambi su una rete peer-to-peer decentralizzata e alienata dalla supervisione di banche e governo. Si tratta di un sistema di pagamento che garantisce anonimato e trasparenza grazie all'utilizzo di algoritmi crittografici che rendono sicure le transazioni e i portafogli degli utenti. La tecnologia Blockchain è il mezzo che rende possibile la realizzazione di un simile ecosistema; è una catena di blocchi cifrati che costituisce il registro distribuito delle transazioni emesse e validate fino a quel momento. Una volta verificata la validità, tramite un sistema di consenso distribuito sull'intera rete, le operazioni eseguite non possono essere più modificate.

Negli ultimi anni l'interesse circa la nuova tecnologia è stato in continua crescita e diverse nuove criptovalute sono state lanciate sul mercato nell'intento di cavalcare l'onda del trend del momento. Alcune copie della prima valuta hanno avuto origine da un vero e proprio distacco dalla Blockchain Bitcoin, detto *hard fork*. Dal momento che non sono ammesse modifiche del codice nativo, il conio di una nuova moneta è l'unico modo per operare degli aggiornamenti consistenti. Il nuovo ramo è esattamente uguale alla Blockchain padre fino al punto di fork, ma le nuove transazioni non saranno più retrocompatibili. Altre nuove criptovalute, che non sono nate tramite hard fork, possono ugualmente essere considerate per molti aspetti affini a quelle già ben consolidate sulle piattaforme di scambio. Infine sono state sviluppate anche criptovalute che presentano nuove peculiarità distintive tali da renderle un prodotto innovativo sul mercato.

Ether, (ETH). Ethereum è una rete per la creazione e pubblicazione di contratti intelligenti, Ether è la moneta con cui pagare l'utilizzo del network peer-to-peer su cui sono diffusi. Gli *smart contract* sono una soluzione sicura utilizzabile in

diversi ambiti, finanziario, assicurativo e molti altri, e per diverse operazioni quali ad esempio finanziamenti collettivi, elezioni, registrazione di domini. E' la seconda criptovaluta sul mercato per capitalizzazione e fama, ma si distingue nettamente dal Bitcoin proprio perché il suo unico scopo non è lo scambio della moneta elettronica.

Cardano, (ADA). E' la criptovaluta sviluppata a fine 2017 da un cofondatore di Ethereum e Bitshare ed è gestita da un team di professori e ricercatori. Il cuore pulsante del progetto è la ricerca scientifica, per questa ragione è completamente opensource e fa uso di un innovativo protocollo Proof-of-stake. Come Ethereum è una piattaforma per la creazione di contratti digitali, inizialmente rivolta soprattutto al mercato giapponese.

Bitcoin Cash, (BCH) Uno dei punti critici più ampiamente discussi circa la Blockchain Bitcoin, è il limite della dimensione dei blocchi, fissato a 1 MB. Al fine di aumentare il numero di transazioni, a metà 2017 è stata annunciata un hardfork che ha dato vita a una nuova Blockchain indipendente la cui principale differenza rispetto al Bitcoin era la grandezza massima del blocco, aumentata a 8 MB. Bitcoin Cash è uno dei prodotti derivati dal Bitcoin con maggior successo.

Binance Coin, (BNB). E' la moneta digitale lanciata a metà 2017 da Binance, una delle maggiori piattaforme di exchange. La criptovaluta è distribuita dalla blockchain Ethereum e può essere usata su Binance per il pagamento delle commissioni sulle transazioni, godendo di uno sconto.

Bitcoin Gold, (BTG). Ha origine da un hard fork dalla Blockchain del Bitcoin avvenuto a fine 2017 e motivato dall'obiettivo di rendere il *mining* (processo tramite cui è possibile emettere nuove monete) di nuovo decentralizzato, ricreando una rete fondata sulla linea di pensiero di Satoshi Nakamoto secondo la quale chiunque possa diventare minatore anche con un'apparecchiatura hardware di base.

Digital Cash, (DASH). E' una criptovaluta opensource nata nel 2014, inizialmente con il nome XCoin, poi cambiato in DarkCoin e infine dal 2015 in poi rimasto Digital Cash, letteralmente denaro digitale. Le note distintive delle transazioni in DASH sono il totale anonimato, garantito dalla funzionalità PrivateSend, e la velocità di conferma, grazie ad InstantSend. E' tra le criptovalute a più alta capitalizzazione sul mercato.

Dogecoin, (DOGE). Nasce per scherzo a fine 2013, deve il suo nome al *meme* del cane Doge diffuso su internet, per poi diventare una delle criptovalute con capitalizzazione più alta sul mercato.

Ethereum Classic, (ETC). A seguito di un attacco hacker a un anno dalla sua nascita (2015), Ethereum operò alcune modifiche al codice al fine di ripagare gli utenti dei danni subiti. Alcuni sviluppatori però non accettarono il cambiamento e decisero di portare avanti la versione originaria della piattaforma che continua la sua vita parallelamente con il nome Ethereum Classic.

EOS, (EOS). E' stato generato con uno smart contract sulla rete Ethereum a metà 2017, ma si propone con idee innovative come azzerare i costi di commissione sulle transazioni e l'obiettivo ultimo di sviluppare un sistema decentralizzato e scalabile su cui possano poggiarsi software applicativi.

IOTA, (IOT). Ha alla base una tecnologia innovativa, il protocollo Tangle, che supera certi limiti della blockchain. Tangle non è una catena di blocchi ma un registro aperto di tutte le transazioni del sistema che possono quindi essere processate in parallelo. Queste caratteristiche permettono di essere estremamente scalabile e di poter offrire transazioni molto veloci senza costi di commissione; proprio per queste sue caratteristiche ne è valutato il possibile utilizzo futuro in ambito *Internet of Things*. Il numero di coin IOTA esistenti è fisso e questo rende la moneta estremamente appetibile come investimento a lungo termine.

Chainlink, (LINK). Nasce a fine 2017 dalla blockchain di Ethereum con l'obiettivo di superare l'inadeguata comunicazione tra la piattaforma creatrice dei contratti intelligenti e le fonti esterne da cui sono reperite la maggior parte delle informazioni alla base degli stessi. Gli scambi di dati e servizi tra i fornitori e gli utenti dello smart contract sono regolati con il token LINK.

Litecoin, (LTC). Nasce nel 2011 a seguito di un fork dalla blockchain del Bitcoin da cui si differenzia per avere tempi di creazione di un blocco molto inferiori in modo da velocizzare la conferma delle transazioni, per contro è più difficile e più costoso il mining. E' una delle criptovalute a più alta capitalizzazione.

NEO, (NEO). E' la prima blockchain decentralizzata e opensource cinese. Spesso accostata ad Ethereum, anche NEO (inizialmente Antshares) si propone per la creazione di contratti intelligenti, ma è stata lanciata come strumento indipendente a fine 2017. Rispetto alla prima piattaforma per gli smart contract, NEO usa un protocollo differente e supporta più linguaggi di sviluppo.

QTUM, (QTUM). E' una soluzione ibrida, elaborata a Singapore a marzo 2016, che cerca di ereditare il meglio dalle due tecnologie di punta del momento per costruire una rete per gli smart contract plasmata sulla stabilità del modello blockchain del Bitcoin. Forte della sua flessibilità si propone come scelta di business per le grandi aziende, soprattutto cinesi.

Tronix, (TRX). TRON è una blockchain open source nata a Singapore a fine 2017 senza scopo di guadagno, ma come piattaforma di sharing con focus sull'intrattenimento digitale. Il Tronix è la moneta di scambio sulla rete peer-to-peer che offre agli utenti uno storage distribuito per poter accedere ai contenuti condivisi.

Tether, (USDT). E' la stablecoin più conosciuta e diffusa, si tratta di una criptovaluta con valore tangibile in quanto associato a un bene materiale o ad una moneta legale.

VeChain, (VEN). VeChain è una piattaforma blockchain fondata a Singapore, la criptovaluta VEN è nata dalla rete Ethereum da cui si è poi resa indipendente, fornisce servizi per diversi settori aziendali. A febbraio 2018 ha cambiato nome in VeChain Thor e utilizza due diverse monete: VeChain Token (VET) e VeThor Token (VTHO).

WAVES, (WAVES). E' la blockchain per gestire gli scambi di altre criptovalute o monete legali, il portafoglio WAVES non è dedicato esclusivamente all'omonima moneta, ma è pensato per essere multivaluta.

XEM, (XEM). E' la moneta di scambio usata su NEM (New Economy Movement), la piattaforma per contratti intelligenti, come Ethereum, ma sviluppata in Java. Caratteristica distintiva è l'algoritmo Proof of Importance che pesa l'importanza dei nodi della rete basandosi anche sulla loro attività e non solo sul loro portafoglio.

Monero, (XMR). E' una criptovaluta derivata dal Bitcoin, ma completamente decentralizzata, che ha come primo interesse la privacy dei clienti permettendo anche transazioni anonime con indirizzi "usa e getta". E' molto scalabile dal momento che non pone limiti fissi sulla dimensione dei blocchi.

Nano, (XRB). Questa moneta, adesso conosciuta come Nano ma nata con il nome RaiBlocks, propone una nuova tecnologia per aumentare la scalabilità del network e abbattere le commissioni sulle transazioni. L'architettura innovativa di Nano associa ad ogni utente una propria blockchain privata che registra le transazioni da e per quello specifico conto, ciascuna di queste blockchain appartiene a una

blockchain distribuita che conserva però informazioni sul solo bilancio; con questo sistema si ottiene una sensibile riduzione dello spazio di memoria necessario.

Ripple, (XRP). Non è una blockchain, ma un protocollo open source di scambio basato sul consenso. Tutte le relative monete attualmente in circolazione sono state generate alla nascita della piattaforma, nel 2013, e non è prevista alcuna possibilità di mining di nuova valuta. È un sistema fortemente centralizzato e supportato da alcune banche.

Zcash, (ZEC). Costruita sul codice della blockchain Bitcoin, è però un sistema che si distingue per la sua estrema attenzione a trasparenza e sicurezza. La piattaforma ha come obiettivo primario la garanzia della privacy: fa uso della strategia Zero-Knowledge Proofs per garantire la validità delle transazioni senza che sia rivelato alcun dettaglio sull'importo o sul mittente. Il suo ingresso sul mercato risale a fine 2016.

0x, (ZRX). È un protocollo usato sulla rete Ethereum per lo scambio di token in tempi brevi, ma senza alte commissioni.

Capitolo 3

Fondamenti sul Trading

Per poter comprare o vendere criptovalute è sufficiente aprire un portafoglio su una delle diverse piattaforme online di scambio e acquistare, con valuta tangibile, la moneta digitale che potrà a sua volta essere scambiata con altre criptovalute a scelta. A differenza di altri sistemi di pagamento tradizionali, le transazioni in criptovalute sono irreversibili e avvengono direttamente tra il portafoglio del venditore e dell'acquirente senza che sia necessario l'intervento o la supervisione di terze parti.

La scelta di investire in criptovalute a scopo di guadagno è essenzialmente una scommessa sul prezzo futuro della moneta. Proprio come avviene per gli investimenti in azioni, il trader spera di ottenere un guadagno nel breve o lungo termine rivendendo gli asset in suo possesso a un prezzo più vantaggioso rispetto a quello al momento dell'acquisto, traendo così profitto dalla compravenduta.

I fattori che possono influenzare il valore di mercato di una criptovaluta sono molteplici, alcuni di questi sono elementi da non sottovalutare anche per il trading di azioni, come ad esempio il rapporto tra domanda e offerta e il sentimento di mercato, altri sono invece prettamente legati a questo specifico prodotto, come la difficoltà di mining o le possibilità di utilizzo tangibile della moneta. L'obiettivo di molte analisi sugli investimenti, in primis in borsa, è proprio capire come poter delineare una buona linea di azione sul mercato, eventualmente misurando anche l'andamento degli elementi sopraccitati. Di norma l'investitore segue una strategia di trading che pilota l'ingresso e l'uscita sul mercato generando segnali di acquisto e vendita.

L'analisi tecnica del mercato è un comune metodo pensato per aiutare gli azionisti a prendere la decisione corretta; si fonda sulla convinzione che lo studio dell'andamento storico di prezzo e volume possa racchiudere tutte le informazioni utili per prevederne gli sviluppi futuri. L'andamento del prezzo sul mercato segue sempre dei chiari trend, per questa ragione il passato può essere visto come preludio di ciò che avverrà in futuro, tutto sta nell'identificare correttamente la ciclicità dei movimenti.

3.1 Candlestick



Figura 3.1. Candlestick del Bitcoin (BTC-USD) per i mesi di novembre e dicembre 2018 [14]

Per identificare e interpretare il trend del prezzo di mercato analizzando i dati storici, è possibile visualizzare l'andamento in un determinato intervallo di tempo usando le Candele Giapponesi (*candlestick*). Si tratta di una rappresentazione grafica del prezzo di apertura, prezzo massimo, prezzo minimo e prezzo di chiusura di un bene nel periodo considerato. In aggiunta a questi valori viene generalmente considerato anche il volume delle transazioni al fine di dare un peso all'entità dei movimenti nel periodo.

Come visibile in figura 3.1 che visualizza l'andamento del prezzo in Dollari del Bitcoin nei mesi di novembre e dicembre 2018, ciascun elemento rappresenta l'oscillazione del prezzo nel periodo di tempo considerato, in questo caso il giorno. Il corpo della candela è una misura dell'oscillazione tra prezzo di apertura e chiusura, la figura è verde se l'escursione è positiva mentre è rossa se la chiusura è in perdita. La barra sottile che taglia in verticale ogni candela, tocca il massimo e il minimo del periodo.

Si noti che, a differenza di quanto accade per il mercato azionario, le piattaforme di trading online in criptovalute sono sempre accessibili 24 ore su 24 e 7 giorni su 7, pertanto non esiste una concezione intrinseca di orario di apertura o di chiusura, come invece è per la giornata di borsa. Al fine di applicare gli stessi strumenti usati per i mercati finanziari tradizionali si assume che la giornata di mercato siano le 24 ore di un giorno di calendario.

3.2 Indicatori Tecnici

All'analisi tecnica può essere associato il calcolo di indicatori statistici a partire dai dati passati in modo da offrire un supporto quantitativo nella ricerca di pattern ricorrenti. I dati storici di prezzo (*open, high, low, close*) e volume sono osservati a prescindere dal periodo storico di riferimento e possono essere la chiave rappresentativa dell'evoluzione del mercato nel breve termine.

Gli indicatori statistici sono calcolati su intervalli di tempo che includono un numero di periodi più o meno ampio e permettono uno sguardo ad alto livello consentendo la deduzione di diverse informazioni. Gli indicatori *leading*, o primari, suggeriscono una prossima inversione di trend, gli indicatori *lagging* invece si muovono in ritardo e fanno luce sulla situazione del mercato dopo l'arresto del trend per analizzare l'effetto del movimento su un titolo o un bene.

Esistono molti tipi di indicatori le cui funzioni possono essere riassunte in cinque macro-categorie. Confrontare i segnali forniti da indicatori di categorie diverse consente una valutazione ad ampio spettro, una tendenza confermata da indicatori di tipo diverso gode infatti di una maggiore affidabilità.

3.2.1 Indicatori di Trend

L'obiettivo di questo tipo di indicatori è mettere in luce la tendenza del mercato misurando la direzione e la forza di un trend.

Gli indicatori di trend più importanti sono le medie mobili che misurano la media del prezzo nel periodo sotto osservazione. Il valor medio è il riferimento rispetto al quale osservare l'andamento del mercato e cogliere il cambiamento del trend rispetto all'intervallo temporale considerato. Qualora i prezzi si muovano sopra la media, si parla di movimento rialzista e il segnale da intendere è un avviso di acquisto. Se invece i prezzi scendono al di sotto della media, il segnale è di vendita perché ci si trova in un momento di trend ribassista. Infine il mercato è detto laterale se le oscillazioni di prezzo non sono predominanti né in un verso né nell'altro. Le medie mobili sono indicatori di tipo "trend following" proprio perché seguono l'andamento del prezzo, questa loro caratteristica implica che i segnali generati abbiano sempre un leggero ritardo. Inoltre è lasciata all'analista la scelta dell'ampiezza del periodo di osservazione e per questa ragione i segnali desumibili da questo indicatore non sono mai esenti da una interpretazione soggettiva.

Media Mobile Semplice (SMA). E' la media aritmetica dei prezzi di chiusura degli ultimi N periodi; nel calcolo l'ampiezza dell'intervallo di riferimento rimane sempre fissa, ma la finestra temporale avanza di volta in volta. SMA è l'indicatore tecnico più semplice e più usato, ma proprio per la sua semplicità non può essere esaustivo. Il suo primo difetto è dare ugual peso a tutti gli addendi, ovvero il prezzo

all'inizio della finestra temporale è considerato con la stessa importanza del valore di mercato più recente di tutti.

Media Mobile Esponenziale (EMA). E' una media ponderata dei prezzi degli ultimi periodi, il peso assegnato ad ogni elemento viene attribuito secondo un valore progressivo esponenziale. EMA supera i limiti della Media Mobile Semplice attribuendo un coefficiente di ponderazione molto più alto ai valori più recenti, così da essere la media mobile più sensibile a variazioni immediate del trend. La Media Mobile Esponenziale può infatti essere rappresentativa anche di un intervallo di tempo molto lungo, senza per questo perdere la sua reattività.

Convergenza e Divergenza di Medie Mobili (MACD). E' un oscillatore costruito a partire dalla differenza tra due medie mobili esponenziali calcolate su periodi diversi. Poiché considera i valori assoluti delle medie mobili, il suo livello è sempre relativo al prezzo del titolo: MACD tende ad avere valori più piccoli quando il prezzo è più basso rispetto a quando invece è più alto, anche a parità di volatilità. L'oscillatore offre ottimi spunti di azione su mercati con chiaro trend rialzista o ribassista, mentre può generare falsi segnali in caso di movimento laterale.

Oscillatore Aroon (AO). Misura le spinte di acquisto e vendita indicando il trend in atto nel periodo di osservazione, è pensato per scovare le nuove tendenze di mercato. L'oscillatore è costruito come differenza percentuale tra gli indicatori Aroon Up e Aroon Down calcolati sull'intervallo di tempo di riferimento. L'Aroon Up ha valore 100 se il prezzo massimo è raggiunto in corrispondenza dell'ultima osservazione, mentre assume valore 0 nel caso in cui questo massimo sia registrato N sessioni precedenti; analogamente si comporta l'Aroon Down riferendosi però al prezzo minimo. L'Aroon Line può assumere quindi valori compresi tra -100 e 100 e più si allontana dalla linea dello zero maggiore è la forza del trend. Un forte trend in corso si evince da valori sopra i 70 punti, mentre segnali di cambio di trend si ravvisano quando uno dei due indicatori si muove sotto i 50, a indicare che il trend corrente è in fase di spegnimento. Come punti a suo sfavore, AO ha una dipendenza lineare dai massimi e minimi e non fa riferimento all'oscillazione dei prezzi.

Average Directional Index (ADX). Quantifica la forza di un trend e indica le possibili inversioni dello stesso. Il Plus Directional Movement (+DM) ed il Minus Directional Movement (-DM) sono calcolati attraverso la comparazione della differenza tra due massimi relativi e due minimi relativi. Quando il +DM si trova al di sopra del -DM, si prospetta un trend positivo, viceversa nel caso opposto. ADX è calcolato tramite la media mobile dei range di prezzo registrati su un determinato periodo di tempo e può assumere valori fra 0 e 100, sebbene valori superiori ai 60-70 siano in realtà molto rari. Un trend è forte se il livello dell'indicatore è superiore

a 25, debole se inferiore a 20. Tanto più il periodo di osservazione è breve e tanto più la curva si muove con andamento simile al reale movimento dei prezzi, dunque i segnali generati sono meno attendibili. Poiché ADX può generare falsi segnali, è utile accostare la sua valutazione a quella di un indicatore di volume.

3.2.2 Indicatori di Momentum

Sono gli indicatori che permettono di svelare l'inizio di una nuova tendenza o un'imminente inversione del trend attuale, indicando così il momento più opportuno per una vendita o un acquisto. Gli oscillatori misurano la velocità di movimento di prezzo o volume e sono utili per mettere in luce situazioni di *ipercomprato* o *ipervenduto* ovvero situazioni di forte crescita o diminuzione del prezzo. Tendenzialmente a seguito di un movimento anomalo in salita o in discesa il mercato tende a ristabilizzarsi e quindi individuare una fase di ipercomprato genera un segnale di azione al ribasso mentre l'ipervenduto indica un buon momento per un ingresso sul mercato investendo al rialzo.

Percentage Price Oscillator (PPO). E' un valore percentuale che riflette la convergenza e la divergenza tra due medie mobili esponenziali di breve periodo calcolate su un intervallo di tempo di ampiezza differente. Se la media mobile di breve periodo diverge da quella di lungo periodo, l'indice è espressione di una configurazione rialzista, viceversa se PPO è negativo la situazione muove a ribasso. Data la sua natura percentuale supera i limiti di MACD, ma non è l'indicatore migliore per cogliere i momenti di ipervenduto ed ipercomprato poiché il suo intervallo è illimitato.

Relative Strength Index (RSI). Misura la velocità e il peso della direzione dell'andamento del prezzo, anticipando la possibile inversione di un trend. E' uno degli indicatori più usati e permette di cogliere le fasi di ipercomprato e ipervenduto. Segnali di ipercomprato si evincono da un RSI superiore a 70, mentre l'ipervenduto è ravvisabile da un RSI inferiore a 30; soglie più rigide si possono scegliere per azzerare i falsi segnali.

Money Flow Index (MFI). E' usato per capire quando entrare o uscire dal mercato ed è calcolando pesando il prezzo tipico di periodo per il volume delle transazioni. Quando il prezzo avanza di sessione in sessione, si parla di Money Flow positivo (MF+), se invece il prezzo è in declino il Money Flow si dice negativo (MF-). E' possibile identificare segnali di entrata o di uscita grazie alle aree di ipercomprato ($MFI > 80$) e ipervenduto ($MFI < 20$) e alle divergenze tra l'indicatore e i prezzi. Una situazione di possibile inversione di tendenza si delinea in quei casi in cui i prezzi salgono segnando nuovi massimi, ma MFI cresce senza superare il valore raggiunto nel massimo di prezzo antecedente, e viceversa in caso di discesa.

Oscillatore Stocastico (SO). Si tratta di un oscillatore che mette in relazione, in un determinato periodo di tempo, il valore attuale di una valuta e l'intervallo entro cui i prezzi della stessa oscillano. Se il prezzo si avvicina al massimo storico si è in fase rialzista, invece la situazione del mercato è ribassista nel caso opposto. I segnali generati sono da valutare con molta attenzione in caso di un'evidente situazione di trend perché possono essere generati in tempi troppo prematuri spingendo l'investitore a muoversi in senso opposto alla tendenza. SO %K suggerisce possibili momenti propizi di entrata e uscita dal mercato, mentre SO %D genera il segnale vero e proprio nel momento in cui incrocia la linea più lenta.

True Strength Index (TSI). Usa il confronto tra due medie mobili per valutare la variazione del prezzo tra due periodi e cercare di anticipare il trend futuro. Questo indicatore individua le situazioni di ipervenduto o ipercomprato quando supera le soglie -25 o +25, rispettivamente.

Williams Percent Range (%R). Individua le fasi di ipervenduto o ipercomprato ed è molto apprezzato per la sua abilità nel segnalare un'inversione del trend anche con largo anticipo. Assume valori compresi tra 0 e -100, le soglie di guardia sono -20 (ipercomprato) e -80 (ipervenduto).

3.2.3 Indicatori di Volatilità

L'obiettivo di questa categoria di indici è misurare l'oscillazione del prezzo. Più è alta la variazione percentuale del prezzo nel tempo, maggiore è la volatilità della moneta. Questo tipo di indicatori è anche detto "di range" in quanto definisce i limiti superiore e inferiore del movimento di prezzo, questi sono la chiave per poter giocare d'anticipo e entrare o uscire dal mercato nel momento più opportuno.

Average True Range (ATR). E' una misura assoluta rispetto al prezzo di chiusura ed è particolarmente utile su prodotti molto volatili. E' calcolato come il più alto valore tra le differenze assolute di massimo e minimo del periodo corrente oppure massimo del periodo corrente e chiusura del periodo precedente o ancora minimo del periodo corrente e chiusura del periodo precedente. ATR non genera segnali di acquisto o vendita, ma mostra l'oscillazione dei prezzi nel periodo. Si attesta su valori crescenti nelle fasi di chiare tendenze, mentre decresce nei momenti di mercato laterale.

3.2.4 Indicatori di Volume

Questi indicatori tecnici sono atti ad analizzare l'andamento del prezzo soppesandolo con l'entità del volume scambiato in modo da permettere una valutazione più oculata della forza di un segnale. Un numero considerevole di transazioni in una

particolare fase di mercato attribuisce valore all'identificazione di un trend, mentre bassi volumi rendono meno significativo un segnale di attenzione.

On Balance Volume (OBV). E' un indicatore di volume cumulativo che misura la pressione di acquisto o vendita; è efficace se una variazione nei volumi precede un movimento del prezzo. Per una corretta analisi, è opportuno tralasciarne il valore e concentrarsi sull'andamento che, rapportato al prezzo, può essere convergente, a indicare un rafforzamento del trend in atto e del momentum corrente, o divergente, a sottintendere un indebolimento della tendenza e quindi un possibile segnale di inversione del momentum.

Accumulation Distribution Line (ADL). E' un indicatore di volume cumulativo che misura il flusso di denaro relativo ad un'azione, la sua affidabilità indicatrice sottintende la convinzione che il flusso dei volumi sia un preludio del movimento dei prezzi. Un momento di accumulazione è da intendersi come un segnale di pressione in acquisto che anticipa un movimento rialzista dei prezzi, mentre una fase di distribuzione equivale a una pressione in vendita e dunque precede un movimento in direzione opposta. Se l'andamento dell'oscillatore non segue l'andamento dei prezzi, il segnale di divergenza è da interpretarsi come una chiara previsione di inversione del trend.

Oscillatore di Volume Percentuale (PVO). Il PVO misura la differenza tra due diverse medie mobili, può essere un segnale di supporto del trend corrente o un campanello d'allarme per una possibile inversione. E' però da tenere conto che la media mobile esponenziale, su cui si basa, è un indicatore di ritardo e in quanto tale non è ottimale per riconoscere i cambiamenti di volume nell'immediato futuro.

Capitolo 4

Modelli predittivi

4.1 Modelli per Analisi delle Serie Storiche

Per serie storica si intende la variazione di una data variabile in funzione del tempo. Nei casi reali l'andamento di un fenomeno nel tempo è di tipo probabilistico, ovvero non se ne può prevedere il movimento futuro senza errori, a differenza di quanto accade per gli andamenti temporali deterministici. Lo studio delle serie storiche può evidenziare alcuni comportamenti ricorrenti di modo che il processo possa essere scomposto in parti casuali e parti deterministiche sulla base delle quali elaborare una previsione futura. Le componenti elementari di una serie storica sono le seguenti:

- *Trend*, è l'andamento della serie nel lungo periodo ed è stimato da una funzione della variabile indipendente rispetto al tempo o attraverso le medie mobili; nei modelli lineari il trend è rappresentato dalla retta di regressione.
- *Ciclo*, è l'alternanza di fase fra due periodi.
- *Stagione*, è una porzione di serie ripetuta in intervalli di tempo inferiori all'anno.
- *Residuo*, è la componente casuale.

4.1.1 Modello Autoregressivo Integrato a Media Mobile

I modelli ARIMA sono tra i metodi statistici più usati per lo studio delle serie storiche a scopi predittivi e si fondano sul concetto che, per cogliere correttamente un segnale, sia necessario scinderlo dalla componente di rumore. ARIMA si comporta come una sorta di filtro che cerca di rimuovere il disturbo dalla serie di valori, per poter visualizzare un nitido segnale. Si tratta di modelli autoregressivi, ovvero modelli di regressione lineare in cui la variabile di risposta del processo stocastico è

spiegata dalla sua serie storica, applicati alle differenze dei valori ottenute tramite Media Mobile.

ARIMA è un'estensione del modello ARMA atta a superare il limite della condizione di stazionarietà della serie, ARIMA può infatti essere applicato a processi lineari anche non stazionari, in questo caso la serie può essere resa stazionaria tramite integrazione. L'iter di applicazione del modello si apre con uno studio della serie finalizzato all'analisi critica circa l'ipotesi di stazionarietà, qualora sia confutata si procede all'applicazione delle trasformazioni per rendere la serie quanto più possibile stazionaria.

I tre parametri di input (p, d, q) sono legati alle tre componenti appena elencate: p è l'ordine di Autoregressione (AR), d è l'ordine di Integrazione (I) e q è l'ordine della Media Mobile (MA). Quando d è nullo ARIMA($p, 0, q$) coincide con il modello ARMA(p, q).

4.1.2 Modelli di Regressione Lineare

La Regressione Lineare è una tecnica che stima il valore atteso del fenomeno in esame in funzione delle variabili esplicative, a meno di una componente di errore casuale. L'analisi di regressione trova la retta interpolante che minimizza gli scarti tra i valori campionari e i valori predetti. Condizione necessaria per la buona riuscita è che il fenomeno in oggetto sia rappresentabile con un modello di tipo lineare.

4.1.3 Tecniche di Smoothing

Le tecniche di smorzamento, o livellamento, consistono nell'applicazione di un filtro ai valori dei dati in modo da isolare il pattern della serie dalla componente di rumore.

Il Livellamento Esponenziale è uno dei modelli di *smoothing* più semplici che riduce la serie a una coppia di valori: un livello medio e l'errore accidentale, senza considerare eventuali trend o stagionalità. Per lo smorzamento della serie storica viene usata una finestra temporale che attribuisce un peso molto maggiore ai valori più recenti, mentre ai dati passati viene data un'importanza via via sempre più marginale che decresce esponenzialmente. Il valore predetto è la media così ponderata di tutte le osservazioni comprese nell'intervallo di tempo, a meno di un fattore di correzione per tenere conto della componente di errore.

4.2 Machine Learning e Data Mining

Il Machine Learning è una branca dell'Intelligenza Artificiale che studia algoritmi capaci di migliorare le loro performance raffinando la conoscenza e aumentando le nozioni apprese grazie all'esperienza. Alla base della tecnica risiede la convinzione

che anche una macchina possa imparare costantemente e migliorare le sue prestazioni in corso d'opera traendo conoscenza dai dati sperimentali e dall'osservazione analitica dei fatti.

L'apprendimento automatico stravolge il paradigma tradizionale che desume un output a partire dai dati di input e un algoritmo che spieghi come farne uso. Nei nuovi sistemi invece la conoscenza è un processo induttivo: l'input sono i dati e, eventualmente, un primo esempio dell'output atteso, sarà quindi la macchina a imparare l'algoritmo da seguire per ottenere il medesimo risultato. L'informazione alla base della conoscenza è letteralmente estratta dai dati stessi che sono esplorati e analizzati con tecniche dette di Data Mining alla ricerca di pattern ricorrenti o per scoprire associazioni o relazioni causali nascoste.

Tecniche di Machine Learning possono essere usate per la classificazione tramite apprendimento supervisionato: il computer elabora una regola di assegnazione alle classi dei dati di input, previa l'allenamento del modello con un training set già etichettato. In questo lavoro alcuni algoritmi di Data Mining sono vagliati per sondare la capacità predittiva dei dati storici ed elaborare una strategia di trading efficace.

4.2.1 Reti Neurali

Le reti neurali sono uno dei modelli di previsione più largamente usati data la loro capacità di adattarsi a problemi complessi in diversi ambiti. Come si evince dal nome, si ispirano al sistema nervoso del corpo umano composto da nodi di apprendimento (neuroni) e collegamenti tra di essi (sinapsi).

Si tratta di un modello non lineare e proprio questa peculiarità lo rende particolarmente adatto anche alle serie caratterizzate da alta volatilità.

4.2.2 Naive Bays

Il classificatore Bayesiano si basa sul calcolo della probabilità secondo la regola di Bayes per il calcolo della probabilità condizionata. La probabilità che un record appartenga a una determinata classe si può trarre dalle informazioni sulla distribuzione delle classi nel training set e dalle probabilità delle osservazioni, note a priori. L'etichetta di classe scelta corrisponde alla classificazione più probabile dato l'insieme di addestramento. Alla base del modello risiede l'assunzione di indipendenza statistica delle prove, qualora l'ipotesi non sia vera la tecnica non può considerarsi valida. Un punto a sfavore di questo modello è il suo essere scarsamente interpretabile, sebbene sia immediato il metodo di assegnazione. Un punto di merito è che l'aggiunta di nuove prove non comporta la necessità di una nuova fase di training, si tratta infatti di un modello incrementale.

4.2.3 Albero di Decisione

Un albero decisionale è un grafo percorribile dal nodo radice ai nodi foglia, espressione di una possibile soluzione al problema. Ogni nodo è il punto di valutazione di una variabile, ciascuno dei rami esplorabili a partire da esso rappresenta una delle proprietà ad essa associate. La decisione di quale cammino percorrere è mossa da una valutazione di purezza del nodo calcolata in modi differenti in base dal metro di giudizio scelto.

Il classificatore Random Forest è costituito da un insieme di alberi decisionali a cui è aggiunta una componente randomica per aumentare la diversità e ottenere predizioni più accurate. Le features da valutare sono assegnate in modo casuale agli alberi della foresta di modo che ogni split sottoponga a valutazione l'attributo ritenuto migliore rispetto al sottoinsieme assegnato a quello specifico albero di decisione. Ciò implica che l'attributo di split sia sicuramente un ottimo locale, ma potrebbe non esserlo in senso assoluto. All'aumentare del numero di alberi cresce il tempo computazionale ma migliorano le performance e si previene l'overfitting al modello: la varianza diminuisce ma la distorsione non cambia con il risultato di una maggior stabilità delle previsioni.

4.2.4 Support Vector Machine

L'obiettivo di questo classificatore è trovare la superficie di separazione che meglio divide le classi di interesse. Se il problema è lineare si cerca l'iperpiano separatore, altrimenti bisogna prima di tutto applicare una trasformazione dello spazio di ricerca in uno spazio a più dimensioni che renda possibile trasformare i dati in un insieme di punti dello spazio euclideo e trovare una superficie di separazione.

Capitolo 5

Stato dell'Arte

Sebbene le criptovalute siano un prodotto alquanto recente, strategie di previsione del prezzo o del suo trend vengono vagliate già da diversi anni dato l'alto interesse speculativo suscitato da un panorama così fortemente volatile. In particolare, diversi studi sono stati condotti nel tentativo di trovare un metodo per garantire un guadagno dal trading del Bitcoin in primis. Il focus di ogni progetto di ricerca è trovare il miglior algoritmo e le features più significative per affinare la capacità di previsione.

Nel 2015, [1] Joao Almeida *et al.* provano a predire il trend del Bitcoin al giorno successivo usando i dati storici di prezzo e volume e confrontano le performance di reti neurali con configurazioni diverse. Il risultato viene valutato rapportando i profitti ottenuti nelle simulazioni di test a quelli ricavabili con il sistema di baseline che sceglie se investire o meno imitando il trend del giorno precedente: il guadagno di fine periodo ricavato da quest'ultima strategia è sempre inferiore rispetto a quello accumulato usando le tecniche di Machine Learning. I risultati raggiunti confermano che i dati storici delle transazioni in Bitcoin nascondono informazioni utili per prevedere i movimenti di prezzo futuri e la scelta di includere il volume di transazioni come feature aggiuntiva porta ad un miglioramento delle performance.

Nello stesso anno, sistemi di trading automatico sono messi a punto anche da [2] Isaac Madan *et al.* che usano algoritmi quali Regressione, Random Forest e Support Vector Machine per prevedere il prezzo o il trend del Bitcoin. Per la previsione del trend non viene considerato solo il prezzo della valuta, ma anche altri attributi legati al volume di transazioni e alla Blockchain. L'accuratezza nella predizione del segno ottenuta con algoritmi di Regressione o Foresta Casuale è molto alta, mentre il classificatore costruito con le Macchine a Vettori di Supporto non dà prestazioni soddisfacenti. Inoltre il tentativo di prevedere il prezzo usando dati a granularità più fine si traduce in un calo a picco delle prestazioni con una misura di accuratezza che supera di poco il 50%. Aumentare la frequenza di pull dei dati delle transazioni non aumenta la precisione e il recupero del test; anzi, anche se alcune piccole variazioni di prezzo possono essere perse, la simulazione di

trading trae giovamento da un sguardo più ad alto livello. Una piccola finestra di campionamento permette di prevedere anche piccoli cambiamenti di prezzo ma non è adatta per simulare un reale sistema di trading che tenga conto anche dei tempi tecnici necessari per la vendita o l'acquisto.

Con l'aumentare dell'interesse mediatico sulla Blockchain, l'analisi dei movimenti del Bitcoin si estende ad un'analisi di tutta la rete alla ricerca di una chiave informativa che motivi la crescente volatilità del prezzo della valuta.

[4]Alex Greaves *et al.* raccolgono tutte le features possibili a diversi livelli di granularità temporale e ne misurano l'attinenza con i dati relativi al prezzo. Inoltre, a partire dallo storico delle attività della rete, costruiscono un grafo orientato dove ogni nodo rappresenta un utente e ogni arco una transazione, l'attività di mining è descritta da un arco che inizia e termina sullo stesso nodo. Grazie al modello realizzato, identificano i maggiori investitori e provano a valutare quanto le scelte di questi influenzino il mercato. Tuttavia l'accuratezza della previsione supera di poco la soglia del 50% e si conferma ancora una volta la poca efficacia in quest'ambito del classificatore SVM rispetto alle Reti Neurali.

L'interesse nell'analisi del comportamento degli utenti della Blockchain resta però alto e continua il filone di pensiero che vede in esso insita la causa della bolla speculativa. [3]Martina Matta *et al.* misurano una possibile correlazione del prezzo del Bitcoin con i volumi di tweet scambiati su Twitter e i trend delle ricerche Google nel periodo di riferimento. Grazie alla *Sentiment Analysis* si etichettano le opinioni degli utenti come comunicazione di sentimenti positivi o negativi e se ne soppesa la forza espressiva per poi misurarne la relazione con l'andamento della moneta digitale.

Sullo stesso filone di pensiero, [5]Young Bin Kim *et al.* provano a misurare l'entità delle transazioni basandosi su commenti e risposte degli utenti nelle community online dedicate alle criptovalute. Non è studiato il comportamento del solo Bitcoin, ma sono inclusi nell'analisi anche i dati dei forum dedicati a Ethereum e Ripple. I dati raccolti sono etichettati come espressione di un sentimento più o meno positivo/negativo e l'intero lavoro si incentra su un'analisi associativa tra questi risultati e le fluttuazioni di prezzo sui mercati delle criptovalute.

Nel 2016 [6]Sean McNally *et al.* mettono alla prova la capacità di previsione delle tecniche di Machine Learning usando come termine di paragone i risultati ottenuti con l'analisi delle serie storiche tramite i modelli ARIMA. L'accuratezza ottenuta nella predizione della direzione del prezzo del Bitcoin è nettamente migliore con l'impiego delle reti neurali rispetto ai modelli lineari stocastici che non riescono a riconoscere con efficacia i trend data la mancanza di stagionalità nei movimenti e l'altissima volatilità. Dal dataset di input è stata tagliata la porzione di dati antecedente ad agosto 2013 perché non considerata sufficientemente rappresentativa.

Le performance delle reti neurali come motore di un sistema automatico di trading sono vagliate anche da [7]Edwin Sin *et al.* che provano a predire le variazioni del segno del Bitcoin al giorno successivo con un insieme di Multi Layer Perceptron selettivamente scelto con l'uso di algoritmi genetici. Anche in questo caso, lo spunto per i lavori successivi è una migliore selezione delle proprietà in esame per ridurre il rumore e affinare l'accuratezza.

Se la disponibilità dei dati su transazioni, attività di mining e blockchain è stata via via sempre maggiore, è aumentata di pari passo l'importanza di raffinare il processo di feature selection per estrarre informazione di valore da un insieme sempre più ampio ed eterogeneo di variabili di input.

[8]Lukas Pichl *et al.* focalizzano il loro studio su un'analisi approfondita della volatilità del prezzo del Bitcoin facendo uso anch'essi di reti neurali con dati di input di prezzo e volume aggregati a granularità diverse ma sempre relativamente piccole, mai superiori alla giornata. La finestra temporale del dataset di input copre cinque anni, così da includere interamente la crescita esponenziale del prezzo del Bitcoin dalle origini fino alla bolla speculativa del 2017.

[9]Arief Radityo *et al.* comparano modelli di previsione del valore di chiusura del prezzo al giorno successivo costruiti con diversi tipi di reti neurali alimentate con i dati storici giornalieri di prezzo e volume del Bitcoin dal 2014 al 2017. I dati di input sono stati pre-processati e usati per il calcolo di alcuni indicatori tecnici utilizzati per le previsioni dei trend nel mercato azionario, in particolare sono stati considerati la Media Mobile Esponenziale su 12 e 26 periodi e l'indicatore Williams %R su 5 e 14 giorni. Dopo un primo filtraggio, di questi ultimi solo l'indicatore EMA 26 è stato ritenuto valido ai fini dell'analisi. I risultati ottenuti con le tecniche di Machine Learning sono sempre migliori rispetto a quelli dei modelli ARIMA.

[10]Huisu Jang *et al.* collezionano dati sia sulla Blockchain che sulla macroeconomia, come ad esempio il tasso di cambio delle maggiori monete legali sul dollaro e il valore dei principali titoli sul mercato azionario. Tuttavia risulta subito evidente la differenza tra la crescita esponenziale del Bitcoin nell'anno di riferimento (2017) e il trend dei mercati finanziari tradizionali: due andamenti così distinti non sembrano essere comparabili. I risultati degli esperimenti di previsione intraday del prezzo del Bitcoin sono buoni quando viene usata una Rete Neurale Bayesiana che sembra coglierne la volatilità meglio rispetto ad altri modelli di riferimento. Al contrario le performance non sono soddisfacenti con l'impiego della Regressione Lineare, a evidenziare ancora una volta che i modelli lineari non sono adatti allo scopo; anche le performance di Support Vector Machines non sono degne di nota.

Nel 2018, [11]Seckin Karasu *et al.* costruiscono modelli di SVM e Regressione Lineare per stimare il prezzo di chiusura del Bitcoin al giorno successivo usando i dati giornalieri degli anni dal 2012 al 2018. L'oscillatore Accumulazione/Distribuzione è usato come indicatore tecnico per osservare gli effetti ciclici delle serie temporali.

La maggior parte degli studi condotti sono tutti incentrati sul solo Bitcoin, ma il mercato delle criptovalute è stato in costante espansione e molti nuovi titoli sono stati lanciati sul mercato nella speranza di poter ripercorrere la scia a rialzo della prima valuta. La domanda implicita a fronte dell'evoluzione del mercato è proprio se esista una correlazione tra le diverse criptovalute a ragion della quale lo studio congiunto dei loro trend possa sottintendere l'acquisizione di informazioni chiave sulla loro evoluzione.

[12]Muhammad Saad *et al.* usano metodi di machine learning per predire il prezzo del Bitcoin ottenendo un ottimo risultato con un modello di regressione. Il dataset di input contiene diverse proprietà raccolte dalla Blockchain pubblica del Bitcoin e filtrate per concentrare l'attenzione sui soli attribuiti con maggior influenza sui cambiamenti del prezzo. La correlazione tra le cinque maggiori criptovalute è stata studiata calcolando il coefficiente di Pearson a partire dai dati storici sul prezzo di mercato. Il riflettersi delle attività degli utenti della Blockchain sul prezzo è stato soppesato contando il numero di portafogli e indirizzi, difficoltà di mining, tasso di hashing, numero di possibili venditori e compratori. Un'analisi così approfondita delle features di input ha portato per la prima volta al raggiungimento di un'elevata accuratezza con un modello di Regressione Lineare.

[13]Taiguara Melo Tupibnambàs fonda il suo studio esclusivamente sulla correlazione tra le maggiori criptovalute sul mercato, ad eccezione però del Bitcoin. Il suo classificatore associativo pondera un'eventuale scelta di vendita o acquisto al giorno successivo, basandosi su regole decisionali costruite ad hoc per lo scopo. Al fine di filtrare l'insieme di regole ogni volta ammissibili e evitare un'esplosione combinatoria, sono stati usati algoritmi genetici. L'input sono i dati storici del prezzo raccolti su una finestra temporale di 4 mesi con un time-frame di 15 minuti.

Capitolo 6

Metodi

Come già precisato, uno degli obiettivi di questo lavoro è capire se un metodo di analisi efficiente per il trading quantitativo sul mercato azionario possa essere applicato con buoni risultati anche sul mercato delle criptovalute. La maggior parte delle strategie di trading ha come input il calcolo degli indicatori tecnici sui dati delle serie storiche, lo stesso tipo di studio è applicato al settore delle monete digitali.

Dati storici reali circa volume e prezzo delle maggiori criptovalute sono forniti come input a un sistema di trading automatico che simula la vendita e l'acquisto sulle piattaforme di scambio in base alle opportunità di guadagno stimate dal modello. Le azioni del trader sono guidate dalla previsione del trend futuro elaborata da un classificatore associativo che valuta il possibile cambiamento nella direzione del prezzo di chiusura della moneta nel prossimo periodo.

La classificazione è una tecnica di apprendimento supervisionato che, previa l'allenamento su un set di dati già classificati, si propone di suddividere correttamente in classi dati non ancora etichettati. Qualora non si disponga di un insieme di dati in formato chiave-valore, è necessaria una fase di generazione del modello che assegni le label al training set, la scelta è mossa da regole associative che accomunano gli elementi con caratteristiche simili.

In estrema sintesi, gli step da percorrere sono tre: il pre-processamento dei dati, la generazione del modello e la simulazione di trading. La fase di preprocessing permette di ottenere un nuovo dataset costituito dai valori degli indicatori tecnici in ogni periodo, a una parte di questi dati saranno anche assegnate le etichette di classe e servirà per la fase di allenamento. Il training set è l'input fornito al classificatore per generare il modello, apprendendo così le regole di associazione atte a classificare i dati non etichettati nella fase di simulazione di trading.

6.1 Feature Selection

A monte dell'elaborazione del modello appena descritto, fondato essenzialmente sull'analisi tecnica, sono state passate in rassegna le strategie di previsione del prezzo delle criptovalute già testate in passato. Lo scopo di questa lunga fase di studio della letteratura, è stata la scelta selettiva delle features realmente influenti sui movimenti di mercato e di cui dover quindi tenere conto per l'elaborazione di sistema di trading efficace.

Tuttavia l'analisi dello stato dell'arte ha evidenziato un panorama di ricerca del tutto eterogeneo. Oltre ai dati sul prezzo del mercato e sul volume delle transazioni, la maggior parte degli studi ha preso in considerazione anche molti altri dettagli sulla Blockchain del Bitcoin quali gli aspetti legati alla dimensione dei blocchi, il numero di portafogli, l'attività di mining e i movimenti della rete. Anche dati apparentemente estranei al mondo della moneta digitale sono stati deputati come non trascurabili: la macroeconomia, le communities e l'attività degli utenti dei social network potrebbero avere un'attinenza con l'esplosione del prezzo del Bitcoin. In sintesi, ogni lavoro di ricerca prende in considerazione dati diversi sia per gli attributi scelti che per l'intervallo di tempo a cui si riferiscono. Quest'ultimo aspetto non può assolutamente essere trascurato nella valutazione critica dei risultati data l'altissima volatilità della moneta.

Dato il proliferare delle tematiche trasversali senza convergenza verso un univoco punto di vista, questo lavoro si propone di fare un passo indietro e tornare a focalizzare l'attenzione solo sul prezzo del Bitcoin che nell'ultimo anno ha visto un cambio netto di direzione rispetto al trend rialzista perdurato per tutto il 2017, sebbene la potenza mediatica del fenomeno Blockchain non sia scemata. Al contrario, il mercato delle criptovalute continua ad espandersi e nuove monete sono approdate sulle piattaforme di scambio aprendo le porte a un mercato sempre più vasto in cui il trader può avere un portafoglio multivaluta del tutto affine a un deposito titoli usato per l'acquisto e la vendita in borsa di azioni diverse. Questo panorama più ampio permette un affinamento dello studio valutando possibili correlazioni tra gli andamenti del prezzo delle diverse valute, punto di analisi ancora non esplorato a fondo allo stato attuale.

6.2 Raccolta Dati

I dataset di input sono stati ottenuti tramite download di file in formato csv dal portale di Yahoo Finance [15]. In questa primissima fase sono state selezionate tutte le criptovalute il cui storico dati fosse fruibile, scaricando tutti dati disponibili relativi a prezzo e volume, per l'intervallo di tempo più ampio possibile. I dati messi a disposizione da Yahoo Finance sono ottenuti da CryptoCompare [16] che permette il download di dati aggregati estratti dalle maggiori piattaforme di scambio.

Nello specifico, ogni elemento del set si riferisce a uno specifico giorno dell'anno e una precisa valuta ed è definito per i seguenti attributi:

- *Prezzo di apertura*, in Dollari americani
- *Prezzo massimo*, in Dollari americani
- *Prezzo minimo*, in Dollari americani
- *Prezzo di chiusura*, in Dollari americani
- *Volume*, riferito alle transazioni in uscita

6.2.1 Dati aggregati

In aggiunta a questa base di dati, è stata elaborata, in una fase successiva dell'analisi, una versione aggregata degli stessi dati al fine di testare un sistema in cui il trader valuti la situazione del mercato non quotidianamente, ma ad intervalli di tempo più ampi, verosimilmente a quanto può accadere in una situazione reale.

Sono stati costruite tre versioni di dataset aggregati ai seguenti livelli di granularità:

- Periodi di *tre* giorni
- Periodi di *cinque* giorni
- Periodi di *sette* giorni, ovvero una settimana di calendario

Gli attributi di ogni elemento di ogni serie sono gli stessi del dataset giornaliero ma ricalcolati su periodi più ampi:

- Il massimo e il minimo sono scelti rispettivamente come il più alto e il più basso valore tra i medesimi attributi a granularità giornaliera nell'intero intervallo di tempo considerato;
- Il prezzo di apertura e chiusura si riferisce ai giorni ai limiti del periodo, con la conseguente perdita di tutti i valori ivi compresi;
- Il volume è calcolato come somma di tutte le transazioni in uscita nel range di tempo.

I modelli presentati di seguito sono stati costruiti e testati sia con dati a granularità giornaliera che con i dataset ai vari livelli di aggregazione.

6.3 Pre-processing

La fase di preprocessamento dei dati si è rivelata necessaria non solo per il calcolo degli indicatori tecnici e per eliminare la componente temporale dalle serie, ma, in primis, per effettuare una pulizia dei dati grezzi eliminando errori e valori nulli.

Suddivisione dei dataset. La prima decisione operativa strettamente legata al dataset di input è stata quella di separare l'analisi per anno solare, i dataset originali sono quindi stati separati in più sottoinsieme, ognuno riferito a una precisa valuta e uno specifico anno. Questa decisione è motivata da due osservazioni: la prima è mossa dalla disponibilità dei dati, la seconda è legata a una prima analisi dei trend dei valori. Dal momento che la moneta digitale è un prodotto molto giovane, per molte valute il primo dato disponibile risale a metà 2017, mentre per il Bitcoin sono stati reperiti dati a partire dal 2010. Suddividendo lo studio per anni si può considerare questo aspetto in fase di analisi dei risultati delle simulazioni di trading, valutando diversamente i test su un mercato più o meno ampio. Inoltre, data l'alta volatilità insita nel prodotto, l'andamento del mercato negli anni di riferimento è spesso diametralmente opposto; in un simile panorama è interessante valutare separatamente le performance per mettere in luce punti di forza e di debolezza nelle diverse situazioni di mercato.

Viste le origini recenti del mondo delle criptovalute e quindi la quantità limitata di dati storici disponibili, si è scelto di accettare per l'analisi anche serie storiche in cui il primo dato disponibile non risalga al primo gennaio, ma a un giorno qualsiasi dell'anno. In questi casi tuttavia la serie viene usata, nell'anno non completo, solo per l'analisi univariata; per l'analisi multivariata invece tutte le serie messe a confronto hanno dati disponibili per tutto l'anno di riferimento in modo che il risultato dell'analisi non sia inficiato da questa possibile differenza tra una valuta e un'altra.

Valori nulli. Per quanto riguarda la scrematura dei dati grezzi, un primo filtro è stato necessario per eliminare eventuali valori nulli in testa alle serie. Alcune mancanze sono state colmate e possibili anomalie verificate grazie a un controllo incrociato dei valori tramite pull selettivi direttamente dalla fonte CryptoCompare. In altri casi sono stati eliminati i primi giorni della serie in quanto la presenza di dati a zero nei primi timeframe spesso non è un errore, ma un dato compatibile con la criticità delle prime fasi di lancio della moneta sulle piattaforme. A seguito di questo primo filtro è stata esclusa totalmente una valuta, Nano (XRB), perché i dati disponibili non sono stati ritenuti esaustivi per l'analisi.

Calcolo degli indicatori tecnici. I dati grezzi così filtrati sono usati per il calcolo degli indicatori tecnici che costituiranno l'input dei modelli. Per ogni giorno dell'anno viene calcolato un indicatore considerando il giorno corrente e un numero variabile di giorni antecedenti.

Come già anticipato in sezione 3.2, alcuni indicatori assumono valori relativi limitati in un intervallo ben preciso, altri invece sono una misura assoluta, questo è il caso, ad esempio, delle medie mobili. In quest'ultima circostanza, il confronto tra indicatori calcolati sul prezzo di valute diverse o riferiti a periodi di tempo differenti può risultare privo di significato. Per ovviare a questo problema, si costruiscono

misure relative come variazione percentuale tra due versioni dello stesso indicatore, calcolate su due periodi differenti.

Come si può notare in tabella 6.1, dove sono elencati gli indicatori tecnici presi in considerazione e i relativi periodi di riferimento, l'intervallo di tempo più lungo necessario al calcolo degli indici è di 50 periodi. Per questa ragione, prendendo come riferimento le serie di dati a granularità giornaliera, si è scelto di usare dataset comprensivi dei 365 giorni dell'anno di riferimento più 50 giorni dell'anno antecedente impiegati per il calcolo di tutti gli indicatori tecnici relativi al primo gennaio, prima data utile per i dati di training. In questo modo i dati dell'intero anno sono usati per allenamento e test del modello. La stessa tecnica è stata ripetuta sui dataset a granularità meno fine, tuttavia ha portato all'esigenza di restringere l'analisi dei dati aggregati solo a quelle valute per cui si disponga di dataset completi per almeno due anni. Nel caso del dataset con timespan settimanale son infatti necessarie 50 settimane (all'incirca un anno) per il calcolo degli indici del primo dato del training set.

Indicatore Tecnico	Descrizione
SMA(5, 20)	Variazione percentuale tra SMA(5) e SMA(20)
SMA(8, 15)	Variazione percentuale tra SMA(8) e SMA(15)
SMA(20, 50)	Variazione percentuale tra SMA(20) e SMA(50)
EMA(5, 20)	Variazione percentuale tra EMA(5) e EMA(20)
EMA(8, 15)	Variazione percentuale tra EMA(8) e SMA(15)
EMA(20, 50)	Variazione percentuale tra EMA(20) e SMA(50)
MACD	Convergenza e Divergenza di Medie Mobili
AO(14)	Oscillatore Aroon
ADX(14)	Average Directional Index
WD(14)	Differenza tra l'Indice Direzionale Positivo (+DI) e Negativo (-DI)
PPO(12, 26)	Percentage Price Oscillator
RSI(14)	Relative Strength Index
MFI(14)	Money Flow Index
TSI	True Strength Index
SO(14)	Oscillatore Stocastico
CMO(14)	Chande Momentum Oscillator
ATRP(14)	Average True Range, valore percentuale
PVO	Percentage Volume Oscillator
FI(13)	Force Index
FI(50)	Force Index
ADL	Accumulation Distribution Line
OBVP	On Balance Volume, valore percentuale

Tabella 6.1. Indicatori Tecnici e ampiezza dei relativi periodi di riferimento

Serie incomplete. La trasformazione dei dati grezzi nel nuovo dataset di indicatori tecnici, ha messo in luce ulteriori problematiche. Il prezzo e il volume delle transazioni di molte criptovalute infatti, soprattutto agli inizi, ha avuto un andamento anomalo caratterizzato da periodi di stop con volume nullo e prezzo costante. A fronte di una tale situazione, non è stato possibile il calcolo di alcuni indici come, ad esempio, quelli che richiedono una divisione per il volume, operazione impossibile qualora questo sia nullo per l'intero periodo. Un'ultima fase di filtraggio dei dati, ha selezionato anno per anno le sole serie adatte all'analisi. A seguito di questa ultima restrizione, a causa della dimensione troppo esigua del dataset, sono state escluse dall'analisi anche le valute Cardano (ADA) e VeChain (VET).

Discretizzazione Perché gli indicatori tecnici generino un segnale di vendita o acquisto è necessario discretizzarne il valore, ovvero definire per ognuno di essi dei range numerici entro cui assumano un ben preciso significato. L'intervallo di valori assumibili è suddiviso in sottoinsiemi e ad ognuno di essi è associato un significato corrispondente, come descritto nel capitolo 3.2. Su questa base il classificatore genererà poi, nella fase successiva, l'etichetta associata al periodo: BUY, HOLD o SELL. L'etichetta di classe del training set è invece calcolata come variazione percentuale tra il prezzo di chiusura del periodo corrente e quello immediatamente successivo, tenendo conto delle commissioni applicate dalle piattaforme di scambio. Dal momento che il dataset usato deriva da dati estratti da più piattaforme con sistemi di tassazione diversi, si è scelto di considerare un valor medio.

6.4 Generazione dei Modelli

Per l'elaborazione dei modelli di trading automatico si è usato un framework già implementato per la previsione degli investimenti in borsa. In questo modo è possibile comparare direttamente le performance dello stesso sistema nei due diversi campi di applicazione: criptovalute e azioni.

6.4.1 Classificatori

Alcuni dei classificatori implementati fondano la loro previsione sull'analisi statistica, altri invece sfruttano sistemi di Machine Learning. I primi ricevono come in input la serie storia del prezzo delle criptovalute nell'anno considerato, gli altri invece hanno come dataset di input gli indicatori tecnici calcolati per l'anno oggetto di analisi.

I modelli di studio delle serie storiche usati per l'analisi univariata sono:

- *ARIMA*, valutato con diversi tipi di configurazione facendo variare l'ordine di autoregressione p come numero intero compreso tra 1 e 5, l'ordine di integrazione d (0, 1) e l'ordine della media mobile q (0, 1)
- *Exponential Smoothing*, il modello è stato con più valori dei parametro $alpha$ (0.1, 0.3, 0.5, 0.7 e 0.9) e $beta$ (nessuno, 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9)
- *Regressione Lineare*

Per l'analisi statistica multivariata, è testato il modello VAR, Vector AutoRegressive, con parametro 1, 2, 3, 4 e 5.

In aggiunta ai metodi appena elencati, sono state testate le capacità di previsione delle tecniche di Machine Learning, sia per l'analisi univariata che multivariata, per mezzo dei seguenti classificatori:

- *Reti Neurali*, il modello *MultiLayer Perceptron* è stato testato con due diversi ottimizzatori (*adam* e *stochastic gradient descent*) e modificando il numero di nodi nel livello interno (100, 500, 1000)
- *Naive Bayes*, il parametro $alpha$ varia tra 0, 0.2, 0.3, 0.6, 0.8 e 1
- *Random Forest*, testato modificando il numero di stimatori (10, 50, 100) e il criterio di valutazione della purezza di un nodo (*GINI Index* o entropia)
- *Support Vector Machine*, i kernel valutati sono lineare, polinomiale e radiale

6.4.2 Settori di Riferimento

Per l'analisi multivariata, il sistema valuta per la previsione non solo i dati riferiti a una singola criptovaluta ma tiene conto di eventuali influenze reciproche tra i movimenti delle valute dello stesso settore di appartenenza.

Il concetto di settore deriva dal mondo della borsa, infatti i titoli sono suddivisi in diversi mercati a seconda del tipo di impresa a cui sono riferiti. I trend delle azioni dello stesso settore sono tra di loro correlati in quanto le aziende titolari delle quotazioni hanno caratteristiche affini.

Il mercato delle criptovalute è una piattaforma completamente open source ben distaccato dai sistemi macroeconomici tradizionali, per questa ragione si è inizialmente scelto di includere tutte le monete in un unico settore CRYPTO e quindi di mettere a confronto l'andamento di ognuna con quello di tutte le altre.

Per avvalorare questa scelta, una seconda analisi è stata condotta provando a suddividere le valute in due settori a seconda dell'affinità delle altre monete con uno dei due prodotti di punta, Bitcoin e Ethereum. Il settore BTC_LIKE include tutte le valute derivate dalla Blockchain del Bitcoin, ad esempio a seguito di un

hard-fork, o direttamente riconducibili ad esso. Nel settore `ETH_LIKE` confluiscono le criptovalute nate sulla piattaforma Ethereum o direttamente associabili ad esso. Tutte le monete che non soddisfano questi requisiti sono etichettate come `UNKNOWN_SECTOR` e sono sottoposte ad analisi univariata. I due settori sono così composti:

- `BTC_LIKE` include Bitcoin, Bitcoin Cash, Litecoin, Monero e Zcash
- `ETH_LIKE` include Ethereum, Binance, Cardano, Ethereum Classic, EOS, Chainlink, NEO e 0x

Per il dettaglio delle motivazioni che hanno mosso la scelta di far confluire una valuta in un settore piuttosto che in un altro, si rimanda al capitolo 2.

6.5 Sessione di Trading

Dopo aver generato i modelli, sono state avviate le sessioni di trading automatico testando due classiche modalità di investimento, in analogia con i metodi di trading in borsa.

Il trader può investire con la strategia `LONG`, ottenendo un profitto positivo se il prezzo di vendita è maggiore di quello di acquisto, o con la tecnica `SHORT`, realizzando un guadagno se il prezzo al momento della chiusura della posizione è più basso rispetto a quello in fase di ingresso sul mercato. Sulle piattaforme di scambio delle criptovalute non sempre è possibile la vendita allo scoperto, motivo per cui i modelli proposti in questo lavoro saranno poi sottoposti a test sia con tecnica `LONG-SHORT` sia esclusivamente con tecnica `LONG`.

Si assume che l'investitore possa mantenere aperta la sua posizione e che le operazioni possano durare per più giorni fino a un'inversione di rotta del movimento del prezzo di un margine utile a giustificarne l'investimento. Può essere eseguita una sola operazione nel medesimo momento.

Sulla base di queste premesse, il sistema si interroga sulla decisione da prendere in ogni timeframe. Nel caso in cui l'etichetta di classe associata al periodo sia `BUY`, la scelta è di apertura di una posizione `LONG` o eventuale chiusura di una posizione `SHORT` già aperta. Se la label invece è `SELL`, il comportamento suggerito è diametralmente opposto: si chiude una posizione `LONG` aperta o si apre in `SHORT`. Infinite se l'elemento è marcato come `HOLD`, un'eventuale posizione aperta continua ad essere mantenuta attiva.

Sempre seguendo le tecniche degli investimenti in borsa, la strategia di *Stop Loss* prova a tamponare le perdite forzando la chiusura di una posizione se la valuta si muove in direzione opposta a quanto ci si aspetta. La soglia di allarme scelta è dell'1%, ciò significa che se il prezzo subisce una variazione del 99% nel verso contrario a quanto predetto la posizione viene forzatamente chiusa seppur non in ottemperanza a quanto previsto dall'etichetta di classe.

Capitolo 7

Esperimenti

Così come i modelli sono stati allenati separatamente con i dati storici di ogni anno dal 2011 al 2018, anche le simulazioni di trading sono state avviate considerando i dati di test del rispettivo anno così da poter valutare in modo a sé stante condizioni di mercato anche diametralmente opposte evidenziando i punti di merito e demerito di ogni modello nelle diverse situazioni con l'obiettivo di capire se sia possibile trovare il miglior compromesso.

Tutti i test si accomunano per la disponibilità di un portafoglio multivaluta, ovvero sono ammesse operazioni su ognuna delle criptovalute disponibili nel periodo di riferimento, il modello sceglie di effettuare una vendita o un acquisto su una valuta piuttosto che un'altra in base alla relativa convenienza in quello specifico time-frame. Per convenienza si intende il profitto stimato dell'operazione, a prescindere dal valore di mercato del titolo; in questo modo le operazioni non sono erroneamente considerate più proficue se il prezzo di mercato di un prodotto è più alto di quello di un altro. L'investimento iniziale non viene considerato così che i guadagni a fine periodo ottenuti con operazioni su prodotti diversi tramite diverse strategie abbiano peso uguale e possano essere comparati.

7.1 Validazione

Sono usati due tipi di validazione differenti per suddividere i dataset annuali tra training set e test set.

7.1.1 Hold-out

Secondo questa strategia il dataset di input è suddiviso tra dati di allenamento del modello e dati di test scegliendo a priori le percentuali necessarie per i due scopi. In questo lavoro si è scelto di dedicare due terzi dei dati al training del modello e il restante testo al testing. La suddivisione segue l'andamento storico dei dati ovvero

la prima parte dell'anno contiene i dati di allenamento e i mesi di coda sono usati per testare il modello.

7.1.2 Expanding window

Questo tipo di validazione sopperisce la staticità della scelta precedente, infatti i dati di training e test sono selezionati di volta da una finestra mobile che si espande sul dataset di input a partire dall'inizio dell'anno fino a raggiungere l'ultimo periodo. Il modello è allenato più volte con un numero variabile di dati: inizialmente il 33% del dataset è incluso nella finestra che via via si espande includendo sempre più valori nel training set che continua ad aumentare di dimensione. Il test set è costituito di volta in volta da un unico valore e cioè il dato del primo periodo immediatamente dopo l'*expanding window*.

7.2 Strategia di Trading

I test sono stati eseguiti mettendo alla prova separatamente due diverse strategie di investimento: in un caso sono possibili operazioni sia di tipo LONG che di tipo SHORT, mentre in un secondo caso non è ammessa la vendita allo scoperto. Questa decisione risiede nel fatto che non tutte le piattaforme di exchange e non tutte le valute permettano l'investimento con tecnica SHORT. Un'operazione può sempre essere mantenuta aperta per più giorni fino a che non si presenti un segnale di vendita o non si raggiunga la chiusura del periodo che nei casi di test è sempre il 31 dicembre. Un'operazione di tipo LONG viene mantenuta attiva anche per più periodi fino a quando l'etichetta del periodo corrente non è SELL, per la chiusura di operazioni di tipo SHORT invece si attende un segnale di acquisto dato dall'etichetta di classe BUY.

Capitolo 8

Risultati

In questo capitolo sono discussi e interpretati i risultati delle simulazioni di test dei modelli al fine di cogliere i punti chiave e valutare se sia possibile identificare una buona strategia di supporto agli investimenti in criptovalute.

Le due strategie di validazione *expanding window* e *hold-out* sono state considerate separatamente in quanto nettamente diverse e per questo non direttamente comparabili. In base al periodo di riferimento infatti le differenze nel risultato ottenuto possono acuirsi a tal punto che la messa a confronto delle due strategie perde completamente di significato.

Oltre al paragone di metodi di investimento e validazione diversi, sono state comparate anche le performance con time-frame giornaliero o più ampio (3, 5 e 7 giorni) in modo da capire quanta informazione si perda qualora i modelli siano allenati con dati a granularità meno fine e il trader non valuti le condizioni del mercato giorno per giorno.

Sono stati confrontati anche i due tipi di analisi con cui sono stati allenati i modelli (univariata e multivariata) in modo da comprendere se i movimenti degli altri prodotti sul mercato incrementino o meno la qualità della previsione.

Infine uno sguardo a più ampio spettro vorrebbe poter comparare tra loro tutti i classificatori usati e le diverse configurazioni di ognuno di essi per misurarne le capacità di previsione.

I risultati sono presentati e discussi separatamente per ogni anno.

8.1 Formato delle Tabelle

I risultati delle simulazioni di trading sono riportati in tabelle in cui ogni riga fa riferimento al test di un modello: per ogni classificatore e tipo di simulazione è stata selezionata la performance migliore in termini di profitto per operazione. Le performance dei diversi tipi di analisi, univariata e multivariata, e dei due metodi di valutazione, a finestra fissa e a finestra mobile, sono presentate in tabelle diverse.

In ogni tabella sono elencati i valori relativi alle tecniche di investimento LONG e LONG-SHORT, separando l'una dall'altra con una linea orizzontale in evidenza.

I risultati così suddivisi sono ordinati in base al profitto medio per operazione che è considerato il miglior termine di giudizio della performance in quanto è una misura relativa del guadagno ricavato grazie all'uso del sistema automatico. Non interessa infatti la valutazione del guadagno assoluto, valore strettamente legato al prezzo di mercato della moneta altamente volatile, ma è la percentuale di variazione del valore della moneta nei momenti ritenuti ottimali per l'acquisto e la vendita a determinare l'efficacia della scelta presa. Per avere una misura assoluta del guadagno bisogna considerare il prezzo di mercato delle varie criptovalute per ogni singola operazione in cui sono coinvolte.

Per avere uno sguardo complessivo della situazione del mercato nell'anno di riferimento, in coda a ogni riga della tabella sono presentati i valori del prezzo della criptovaluta con maggior capitalizzazione che risulta essere sempre il Bitcoin. Oltre al valor medio e alla variabilità della chiusura del titolo, è calcolato anche il profitto che si otterrebbe con una strategia Buy and Hold ovvero comprando un coin il primo giorno di test e rivendendolo il 31 dicembre, ultima giornata di mercato nell'intervallo di tempo considerato. Questo valore è da considerarsi la baseline per una valutazione a più alto livello della proficuità del mercato e permette di capire se nel complesso il trend dell'anno sia stato in crescita o decrescita, ma non bisogna dimenticare la variabilità del prezzo che può rappresentare una forte criticità per gli investimenti anche in un momento di chiaro trend. Inoltre, la strategia di baseline valuta solo l'acquisto della prima criptovaluta e tralascia tutte le altre mentre il trader virtuale ha un portafoglio multivaluta. Si noti che, a parità di validazione, il profitto Buy and Hold è diverso per i metodi di analisi statistica e quelli di machine learning in quanto questi ultimi usano i primi 50 periodi del dataset per il calcolo degli indicatori tecnici e il training set inizia al primo gennaio, mentre l'analisi delle serie storiche usa come primo dato di addestramento il primo elemento della serie e il test set inizia quindi prima rispetto agli altri metodi.

Le tabelle originali sono state filtrate per numero di operazioni in modo da escludere dall'analisi tutti i casi in cui questo valore sia inferiore a 50. Questa scelta è giustificata dal fatto che, riducendo fortemente il numero di azioni, la valutazione delle performance perde di significato: il profitto di fine periodo è fortemente legato all'andamento della moneta nell'anno di riferimento e non tanto al modello di trading automatico che limita le sue capacità predittive a ben poche previsioni.

Ogni elemento di ogni tabella tabella è descritto nei seguenti termini:

- *Classificatore*, modello di previsione sulla cui base si fonda il sistema di trading testato;

- *Configurazione*, parametri scelti in fase di elaborazione del modello qualora il classificatore in questione permetta un'impostazione personalizzata, sono direttamente legati al tipo di classificatore;
- *Validazione*, il tipo di validazione può essere finestra fissa (*exp*) o mobile (*hold*) per analisi univariata (*uni*) o multivariata (*multi*);
- *Tipo di Operazione*, la strategia di investimento ammessa nella simulazione può essere esclusivamente di tipo LONG oppure sia LONG che SHORT a seconda della convenienza del momento;
- *Profitto Totale*, il guadagno totale percentuale ottenuto nell'intero periodo, è dato dalla moltiplicazione del numero di operazioni per il profitto medio percentuale;
- *Totale Operazioni*, numero totale di operazioni di acquisto o vendita effettuate nell'intero periodo;
- *APPO*, Average Profit Per Operation, indica il profitto medio relativo a ogni singola operazione, è una misura relativa del guadagno ricavato grazie all'uso del sistema automatico ed è considerato il miglior termine di giudizio delle performance;
- *Deviazione Standard*, misura la variabilità del profitto per ogni operazione;
- *Valuta Migliore*, è la criptovaluta con prezzo di mercato più alto nel periodo;
- *Prezzo Medio*, è il valor medio del prezzo di mercato in dollari della valuta di punta calcolato sul solo periodo di test, nel caso in cui la valutazione sia a finestra mobile si considerano per i calcoli i valori del prezzo di tutti i dati che hanno singolarmente costituito il test set;
- *DEV.ST. Prezzo*, è la deviazione standard del prezzo di mercato della moneta principale nel periodo di test;
- *Profitto Buy&Hold*, è il profitto totale, espresso in dollari, della strategia di baseline, calcolato come differenza del prezzo di mercato tra il giorno di chiusura e quello di apertura del dataset di test;

8.2 Formato dei Grafici

Nelle seguenti sezioni di commento dei risultati sono aggiunti alcuni grafici a dispersione che mettono in luce il trend del prezzo di mercato nel periodo in analisi e alcuni istogrammi per una miglior comparazione dei risultati ottenuti con tecniche diverse usando lo stesso dataset di input.

8.2.1 Grafici del prezzo.

Confronto tra i prezzi di più valute. Per ogni anno in esame, un grafico a dispersione visualizza l'andamento del prezzo di chiusura in dollari delle criptovalute, valore sull'asse y, nel tempo (asse x). L'intervallo di tempo preso in considerazione in ogni grafico è l'anno di riferimento della sezione comprensivo dei 50 periodi antecedenti i cui dati sono usati per il calcolo degli indicatori tecnici. Negli anni dal 2011 al 2013 è visibile solo il trend del Bitcoin, mentre a partire dagli anni successivi sono incluse anche le serie dei prezzi di chiusura delle altre monete. Data la diversa scala di valori di prezzo della moneta a più alta capitalizzazione rispetto a tutte le altre, differenza di almeno un ordine di grandezza, si è scelto di usare due assi delle ordinate diversi di modo da rendere più facile la comparazione dei trend. I valori di prezzo del Bitcoin sono rappresentati sull'asse delle ordinate principale, ovvero quella sulla sinistra, mentre le serie di tutte le altre valute seguono l'asse verticale secondaria, sulla destra (si veda ad esempio il grafico 8.16).

Confronto tra dataset a granularità diversa. Nella sezione 8.5, in cui sono commentati i risultati di training con i dataset aggregati, è inserito per ogni anno un grafico del trend Bitcoin nel solo anno di riferimento (valori sull'asse delle ascisse) costruito con i dataset ai tre diversi livelli di aggregazione: uno, tre, cinque e sette giorni. L'obiettivo di questa rappresentazione è il confronto delle serie per visualizzare la perdita di informazioni utilizzando un dataset a granularità meno fine, per questa ragione i valori dell'asse delle ordinate non sono significativi e le curve sono disposte una sopra l'altra solamente ai fini di una migliore visualizzazione. Dal momento che gli aggregati sono stati calcolati a partire dagli stessi dati, le curve sarebbero sovrapposte e quindi non sarebbero apprezzabili le differenze. In ogni grafico (si veda ad esempio la figura 8.43) sono visualizzate tre curve:

- serie di colore *blu*, è quella più in basso di tutte e descrive il trend del Bitcoin usando il dataset a granularità giornaliera. E' la stessa serie presente nei grafici a dispersione inclusi nell'analisi dei risultati nella sezione 8.3 di training con dataset giornaliero ed è visualizzata anche in questa sezione solo a scopo comparativo.
- serie di colore *arancione*, descrive il trend del Bitcoin usando il dataset a livello di aggregazione tre, ovvero c'è un punto dati ogni tre giorni.
- serie di colore *grigio*, descrive il trend del Bitcoin usando il dataset a livello di aggregazione cinque, ovvero c'è un punto dati ogni cinque giorni.
- serie di colore *giallo*, è quella più in basso di tutte e descrive il trend del Bitcoin usando il dataset a granularità settimanale, ovvero c'è un punto dati ogni sette giorni.

Con l'aumentare del livello di aggregazione si perdono alcune oscillazioni di prezzo e i picchi in salita o in discesa sembrano più ripidi.

8.2.2 Istogrammi dei risultati.

Per un miglior confronto tra i risultati ottenuti con lo stesso tipo di analisi ma con metodi differenti sono stati inclusi alcuni istogrammi che permettono di visualizzare a colpo d'occhio quale sia stato il classificatore più performante, quale validazione abbia dato risultati migliori e quale tecnica di investimento sia più proficua.

Risultati di trading con dati a granularità giornaliera. Nelle analisi dei risultati di training con dataset giornaliero (sezione 8.3), è presente un istogramma per ogni tipo di analisi, univariata e multivariata, e per ogni anno. Si consideri ad esempio il grafico in figura 8.17: le etichette sull'asse delle ascisse indicano i diversi classificatori usati per costruire i modelli, mentre sull'asse delle ordinate ci sono i valori del profitto medio percentuale per operazione. Per ogni modello sono presenti al più quattro colonne, le prime due sono relative ai risultati della validazione con tecnica *expanding window*, mentre le ultime due rappresentano i risultati della tecnica *hold-out*. Si noti che potrebbero non essere presenti tutti i modelli e tutte le barre in quanto solo i risultati che superano il vincolo di 50 transazioni nel periodo di test sono ritenuti interessanti per l'analisi e quindi commentati. Il codice di colore si riferisce alla strategia di investimento, i colori freddi (blu e grigio) sono associati alla tecnica LONG-SHORT, invece i colori caldi (arancione e giallo) sono i risultati degli investimenti di tipo LONG:

- barra di colore *blu*, validazione *expanding window* e investimenti LONG-SHORT, è la prima barra a sinistra per ogni classificatore
- barra di colore *arancione*, validazione *expanding window* e investimenti LONG, è la seconda barra per ogni classificatore
- barra di colore *grigio*, validazione *hold-out* e investimenti LONG-SHORT, è la terza barra per ogni classificatore
- barra di colore *giallo*, validazione *hold-out* e investimenti LONG, è l'ultima barra a destra per ogni classificatore

Risultati di trading con dati aggregati. Lo stesso codice rappresentativo è usato per il commento dei risultati dell'analisi con dataset aggregati 8.5. Per ogni anno, per ogni tipo di analisi (univariata e multivariata) e per ogni tipo di validazione (*hold-out* e *expanding window*) è presente un istogramma che compara i risultati delle due diverse strategie di investimento (LONG-SHORT e LONG) testate con i dataset ai tre diversi livelli di aggregazione: tre (indicato come AGG3),

cinque (AGG5) e sette (AGG7) giorni. Al fine di incentrare il confronto sulle diverse granularità delle basi di dati, le due validazioni sono trattate su due istogrammi diversi. Nel caso della finestra mobile il i colori usati sono le tonalità del blu per gli investimenti LONG-SHORT e dell’arancione per il trading di tipo LONG (si veda ad esempio l’istogramma 8.39), per quanto riguarda la finestra fissa invece i colori scelti sono le tonalità di grigio per la modalità LONG-SHORT e giallo per LONG (figura 8.40); in questo modo si rispecchia esattamente il codice di colore dei grafici per i risultati del trading con dataset giornaliero. Al fine di differenziare i dataset di input, si usano tonalità più chiare per la granularità più fine (tre giorni) e via via più intense all’aumentare del livello di aggregazione.

Confronto tra analisi multivariate con settori diversi. Altri istogrammi ancora sono stati pensati per il confronto tra strategie diversi di analisi multivariata che considerano due diverse suddivisioni in settori, per i dettagli si rimanda alla sezione 8.4.1. Per ogni anno e per ogni tipo di validazione è inserito un istogramma che presenta i risultati delle simulazioni di trading con analisi multivariata seguendo le due diverse ripartizioni (ad esempio 8.26). Come sempre sull’asse delle ordinate è presente il profitto medio percentuale per operazione e sull’asse delle ascisse le etichette dei diversi classificatori usati; cambia però il codice di colori. Se si considera un unico settore le barre sono nelle tonalità del rosa, mentre sono verdi per i risultati dell’analisi con due diversi settori di appartenenza. Le tonalità sono più chiare per la tecnica LONG-SHORT e più scure per gli investimenti LONG.

8.3 Training con dataset giornaliero

In questa sezione sono presentati i risultati delle simulazioni di trading automatico con dataset di input a granularità giornaliera.

8.3.1 Anno 2011

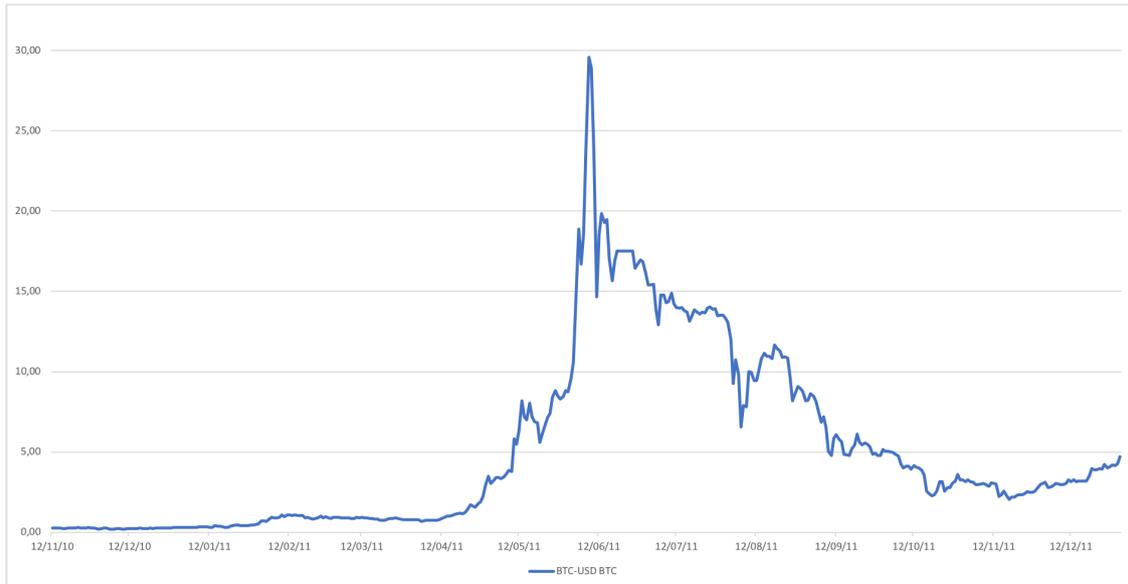


Figura 8.1. Prezzo di chiusura del Bitcoin nell'anno 2011

In questo anno sono disponibili solo dati relativi a transazioni in Bitcoin. Sebbene negli anni seguenti il panorama si ampli e sia possibile mettere a confronto le performance di diverse criptovalute, il Bitcoin sarà sempre al centro mercato come prima valuta per capitalizzazione nell'intero periodo di tempo preso in esame. Come visibile dal grafico 8.1, nel 2011 il prezzo del Bitcoin ha avuto un valor medio intorno ai 7\$, a metà anno ha raggiunto un massimo di meno di 30\$ per poi stabilizzarsi entro dicembre su un prezzo più basso, analogamente a prima.

L'istogramma 8.2 mette a confronto i risultati delle simulazioni con tecniche diverse. Il classificatore che permette il maggior guadagno è l'Exponential Smoothing, in particolare con la modalità LONG-SHORT. Dato che nel periodo non è distinguibile un chiaro trend, LONG-SHORT è quasi sempre la strategia migliore in quanto permette di sfruttare come opportunità di investimento anche le situazioni di ribasso.

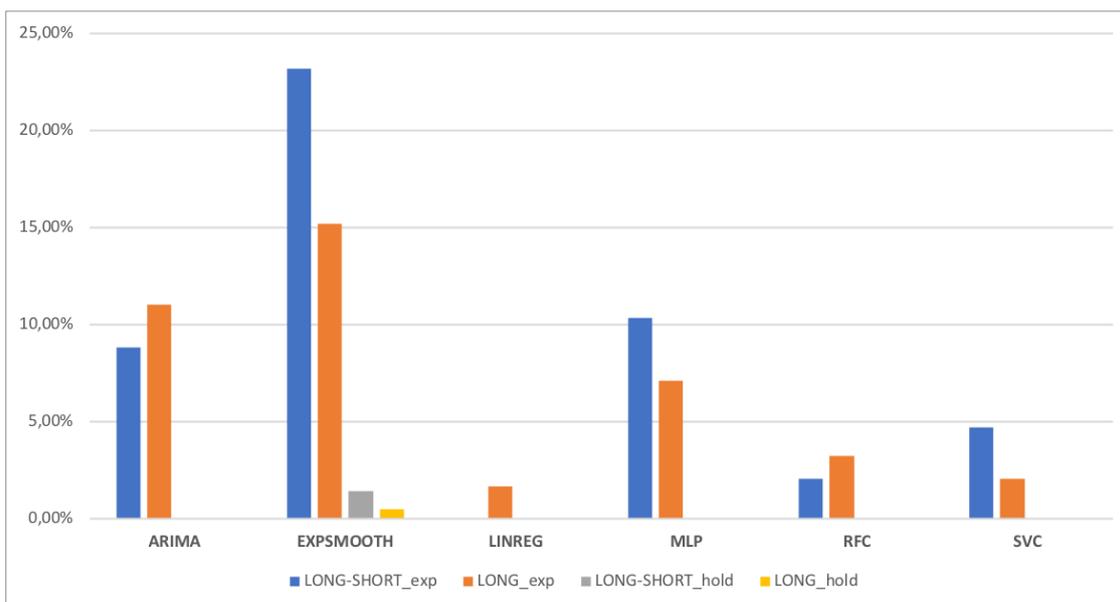


Figura 8.2. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading con strategie diverse, anno 2011

Nella maggior parte dei casi i risultati della validazione *hold-out* non sono considerati in quanto il numero di operazioni effettuate è inferiore alla soglia di 50. Gli unici valori inclusi nella relativa tabella 8.2 sono quelli ottenuti con il modello Exponential Smoothing. Questo risultato è conforme alle aspettative poiché le tecniche di analisi statistica studiano la serie storica e non usano i 50 periodi dell'anno antecedente, inclusi nella base dati dell'anno di riferimento, per il calcolo degli indicatori tecnici. Ciò che ne risulta è un dataset più ampio, ma suddiviso secondo le proporzioni standard in set di allenamento e set di test: ovviamente più è esteso l'intervallo di test considerato e più è facile raggiungere la soglia delle 50 transazioni. Al di là di questa considerazione, le simulazioni con validazione a finestra fissa non hanno mai dato risultati soddisfacenti in quanto il modello si allena su un training set con andamento nettamente diverso rispetto a quello del test set che include i dati a partire dal mese di agosto. E' ugualmente da evidenziare come il profitto medio per operazione sia sempre stato al di sopra della soglia dello zero, seppur la baseline si attesti in perdita.

8.3 – Training con dataset giornaliero

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [€]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [€] Buy&Hold
EXPSMOOTH	(0,9;0,1)	exp-uni	LONG-SHORT	1692,35%	73	23,18%	1,919716	BTC	7,141657	5,616007	3,9
MLP	((500);sgd)	exp-uni	LONG-SHORT	547,72%	53	10,33%	0,583286	BTC	7,992857	5,494206	1,69
ARIMA	[4; 1; 1]	exp-uni	LONG-SHORT	670,69%	76	8,82%	0,698469	BTC	7,141657	5,616007	3,9
SVC	(poly)	exp-uni	LONG-SHORT	238,93%	51	4,68%	0,212118	BTC	7,992857	5,494206	1,69
RFC	(10:gini)	exp-uni	LONG-SHORT	183,36%	89	2,06%	0,143379	BTC	7,992857	5,494206	1,69
EXPSMOOTH	(0,7;0,7)	exp-uni	LONG	758,52%	50	15,17%	0,99075	BTC	7,141657	5,616007	3,9
ARIMA	[3; 1; 1]	exp-uni	LONG	683,19%	62	11,02%	0,79216	BTC	7,141657	5,616007	3,9
MLP	((100);sgd)	exp-uni	LONG	403,28%	57	7,08%	0,381776	BTC	7,992857	5,494206	1,69
RFC	(10:gini)	exp-uni	LONG	196,93%	61	3,23%	0,1747	BTC	7,992857	5,494206	1,69
SVC	(linear)	exp-uni	LONG	111,63%	54	2,07%	0,172359	BTC	7,992857	5,494206	1,69
LINREG	(None)	exp-uni	LONG	83,44%	50	1,67%	0,154699	BTC	7,141657	5,616007	3,9

Tabella 8.1. Risultati della simulazione di trading con validazione expanding window, anno 2011

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [€]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [€] Buy&Hold
EXPSMOOTH	(0,3;0,3)	hold-uni	LONG-SHORT	73,68%	53	1,39%	0,063684	BTC	4,834336	2,607364	-4,74
EXPSMOOTH	(0,1;0,1)	hold-uni	LONG	26,12%	53	0,49%	0,043603	BTC	4,834336	2,607364	-4,74

Tabella 8.2. Risultati della simulazione di trading con validazione hold-out, anno 2011

8.3.2 Anno 2012

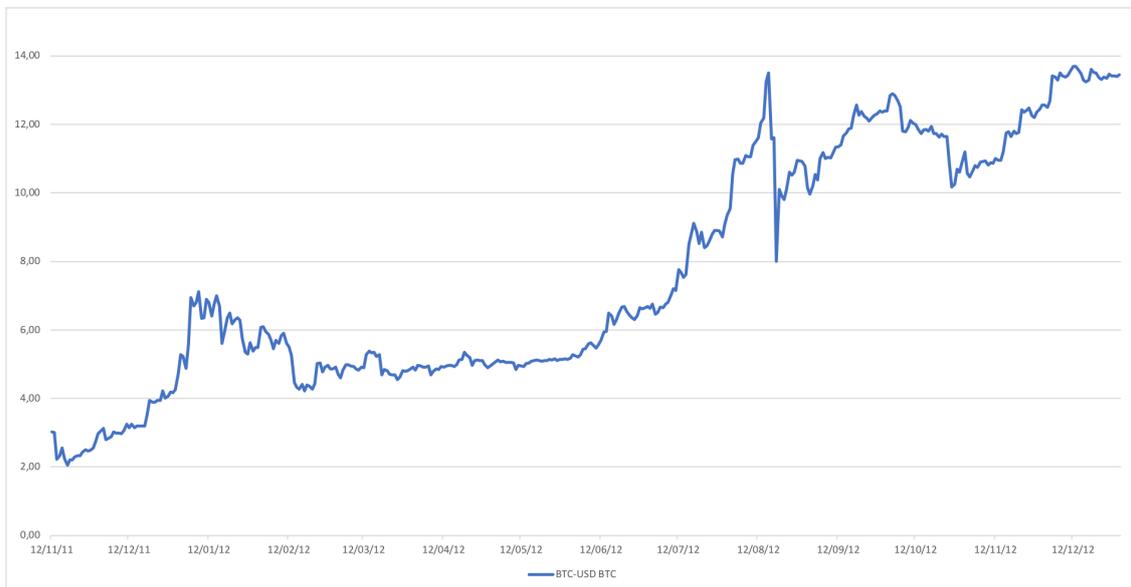


Figura 8.3. Prezzo di chiusura del Bitcoin nell'anno 2012

Anche per il 2012 l'unica valuta considerata è il Bitcoin, ma i risultati sono leggermente diversi rispetto all'anno precedente perché, seppur il trend valutato sull'intero anno sia in rialzo e investire a inizio del periodo di test per poi mantenere la posizione aperta fino al 31 dicembre avrebbe portato a un leggero guadagno, il movimento è abbastanza oscillatorio, come si evince dal grafico 8.3 del prezzo di mercato. Il momento di rialzo raggiunge il culmine nel mese di agosto, a cui segue una discesa a picco del prezzo come spesso avviene dopo i momenti di ipercomprato; questa fase del mercato è sempre inclusa nel test set ad eccezione del caso di validazione a finestra fissa per le tecniche di machine learning. Tuttavia le simulazioni con tecnica *hold-out* non hanno quasi mai raggiunto la soglia delle 50 transazioni e quindi la tabella 8.4 include solo il risultato di Exponential Smoothing, in perdita. La validazione a finestra fissa penalizza i risultati dell'analisi delle serie storiche poiché, andando avanti nel periodo di test, il classificatore non dispone di dati di training dell'immediato passato e deve fondare la previsione su informazioni più indietro nel tempo.

Anche i risultati della tecnica LONG non riescono quasi mai a superare il limite di transazioni. L'istogramma in figura 8.4 perfette di confrontare a colpo d'occhio i risultati dei modelli a finestra mobile con tecnica di investimento LONG-SHORT, elencati nella tabella 8.3. Le prestazioni di tutti i classificatori sono simili con un profitto medio per operazione che di poco supera la soglia positiva, eccezion fatta per l'analisi di regressione che è mal performante in quanto l'andamento del prezzo non è lineare. Il classificatore Naive Bayes non raggiunge mai il numero minimo di operazioni.

8.3 – Training con dataset giornaliero

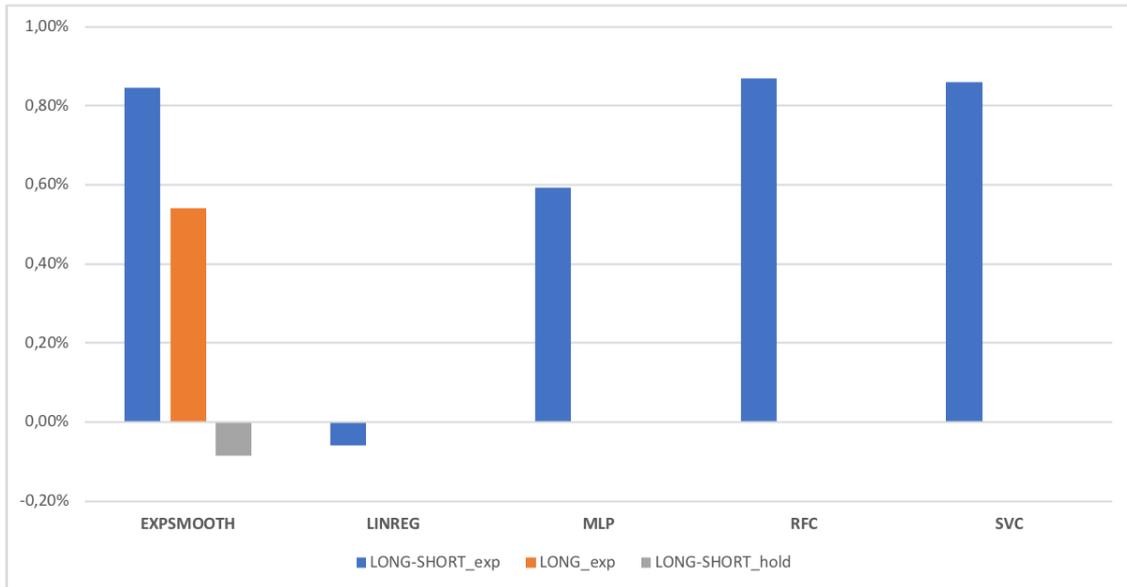


Figura 8.4. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading con strategie diverse, anno 2012

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [€]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [€] Buy&Hold
RFC	(100:gini)	exp-uni	LONG-SHORT	47,82%	55	0,87%	0,052084	BTC	9,754268	2,926703	8,56
SVC	(poly)	exp-uni	LONG-SHORT	43,80%	51	0,86%	0,054339	BTC	9,754268	2,926703	8,56
EXPSMOOTH	(0,7;0,7)	exp-uni	LONG-SHORT	44,76%	53	0,84%	0,060163	BTC	9,172964	3,15878	8,7
MLP	((500);adam)	exp-uni	LONG-SHORT	30,77%	52	0,59%	0,054249	BTC	9,754268	2,926703	8,56
LINREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	-4,28%	73	-0,06%	0,048339	BTC	9,172964	3,15878	8,7
EXPSMOOTH	(0,1;0,3)	exp-uni	LONG	31,35%	58	0,54%	0,026624	BTC	9,172964	3,15878	8,7

Tabella 8.3. Risultati della simulazione di trading con validazione expanding window, anno 2012

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [€]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [€] Buy&Hold
EXPSMOOTH	(0,1;0,3)	hold-uni	LONG-SHORT	-4,52%	53	-0,09%	0,021187	BTC	11,901119	1,091973	2

Tabella 8.4. Risultati della simulazione di trading con validazione hold-out, anno 2012

8.3.3 Anno 2013

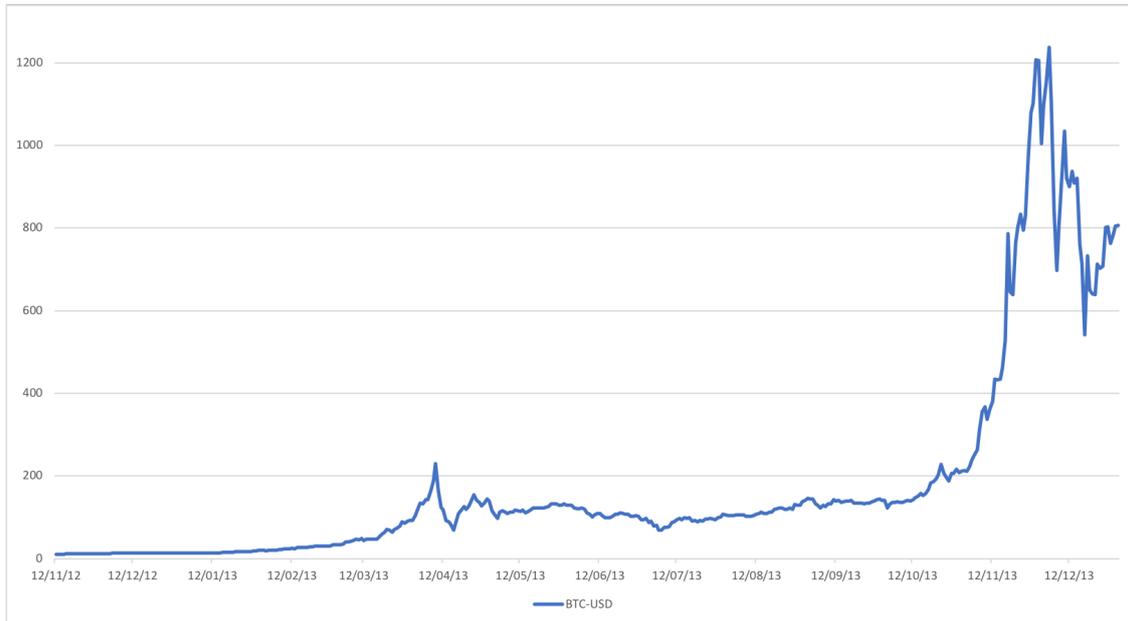


Figura 8.5. Prezzo di chiusura del Bitcoin nell'anno 2013

Come si vede dal grafico 8.5, il prezzo del Bitcoin durante l'anno 2013 cresce in picchiata fino a metà novembre per poi decrescere oscillando nell'ultimo mese in esame, il profitto della strategia Buy and Hold è intorno ai 700 dollari. In un panorama simile la strategia di trading preferita dai modelli non è sempre la stessa, l'investimento LONG è ottimo per la fase di rialzo ma non permette di ottenere sempre profitto dai movimenti oscillatori dell'ultimo mese dell'anno.

La maggior parte dei modelli permettono di ottenere un profitto maggiore guadagnando solo dai momenti di crescita del prezzo, si vedano le barre di colore arancione nell'istogramma 8.6. Per alcuni modelli però è solo grazie alla tecnica LONG-SHORT che si riescono a effettuare almeno 50 operazioni nell'arco del test. L'analisi delle serie storiche è efficace dal momento che è presente un chiaro trend. In generale con la validazione *expanding window* si ottengono buoni risultati con ogni classificatore, eccezion fatta per la tecnica di Regressione Lineare conformemente ai risultati ottenuti dagli altri studi antecedenti descritti nel capitolo 5.

A partire dalla fine dell'anno sono disponibili anche i dati sulle transazioni di un'altra valuta, il Litecoin, che entra in gioco come possibile investimento solo nella fase di test: dato che il primo dato disponibile risale a fine ottobre, il classificatore non può allenarsi sulla moneta LTC se si usa la validazione *hold-out*. L'unico

modello che supera le 50 transazioni con validazione a finestra fissa è sempre Exponential Smoothing, si veda la tabella 8.6. Il guadagno totale è il 16% rispetto all'investimento di inizio periodo, risultato molto inferiore se paragonato a quelli della validazione *expanding window*.

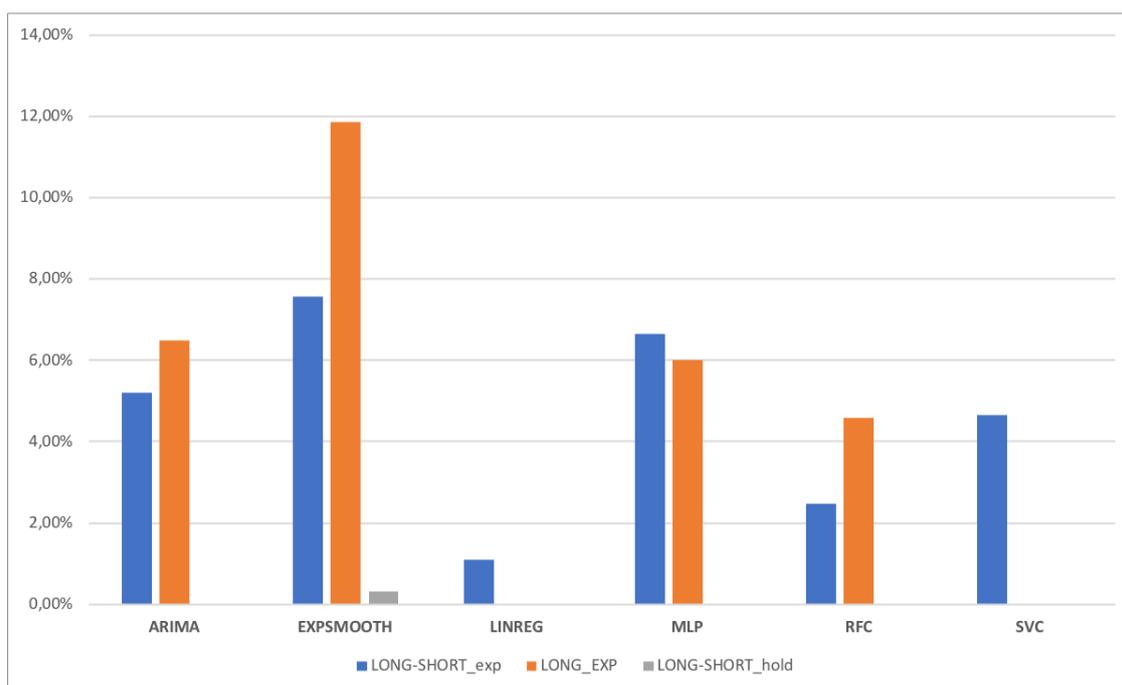


Figura 8.6. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading con strategie diverse per l'anno 2013

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
EXPSMOOTH	(0,5;0,7)	exp-uni	LONG-SHORT	703,11%	93	7,56%	0,353974	BTC	251,818358	277,722393	717,020004
MLP	((500);sgd)	exp-uni	LONG-SHORT	338,88%	51	6,64%	0,48347	BTC	269,992164	292,218701	689,560005
ARIMA	[4; 1; 0]	exp-uni	LONG-SHORT	405,36%	78	5,20%	0,273329	BTC	251,818358	277,722393	717,020004
SVC	(poly)	exp-uni	LONG-SHORT	237,61%	51	4,66%	0,325478	BTC	269,992164	292,218701	689,560005
RFC	(100;gini)	exp-uni	LONG-SHORT	190,19%	77	2,47%	0,214618	BTC	269,992164	292,218701	689,560005
LINREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	121,12%	110	1,10%	0,097455	BTC	251,818358	277,722393	717,020004
EXPSMOOTH	(0,9;0,1)	exp-uni	LONG	675,97%	57	11,86%	0,57748	BTC	251,818358	277,722393	717,020004
ARIMA	[4; 1; 0]	exp-uni	LONG	428,74%	66	6,50%	0,298274	BTC	251,818358	277,722393	717,020004
MLP	((100);sgd)	exp-uni	LONG	343,01%	57	6,02%	0,484084	BTC	269,992164	292,218701	689,560005
RFC	(10;gini)	exp-uni	LONG	242,69%	53	4,58%	0,281414	BTC	269,992164	292,218701	689,560005

Tabella 8.5. Risultati della simulazione di trading con validazione *expanding window*, anno 2013

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
EXPSMOOTH	(0,9;0,3)	hold-umi	LONG-SHORT	16,61%	51	0,33%	0,06301	BTC	386,97154	336,871336	700,940002

Tabella 8.6. Risultati della simulazione di trading con validazione hold-out, anno 2013

8.3.4 Anno 2014



Figura 8.7. Confronto dei trend dei prezzi di chiusura delle criptovalute in analisi per l'anno 2014

Nel 2014 il mercato delle criptovalute è ormai espanso ed è il primo anno per il quale sono stati reperiti dati sufficienti per un'analisi multivariata: sono disponibili i dati di Bitcoin e Litecoin per l'intero anno. L'andamento del prezzo delle due valute è descritto nel grafico 8.7, la curva blu descrive l'andamento del Bitcoin mentre quella gialla è relativa al prezzo in dollari del Litecoin. La volatilità del prezzo è per entrambe molto alta seppur su scale ben diverse. La baseline Buy and Hold riferita alla criptovaluta di punta si attesta in perdita, dovendo affrontare un mercato il cui prezzo ha una deviazione standard altissima, anche superiore a 100 nel caso della validazione *expanding window* per analisi univariata (tabella 8.7).

Analisi Univariata. Il confronto delle performance di ogni classificatore con tecniche di test diverse, si veda il relativo istogramma 8.8, rende subito chiaro che

la tecnica di investimento LONG-SHORT sia la migliore e l'*expanding window* sia la validazione che più riesce a seguire i movimenti di prezzo oscillatori. La strategia LONG risulta in perdita in molti casi e la tecnica *hold-out* (tabella 8.8) restituisce un profitto molto inferiore rispetto a quello ottenuto con il test a finestra mobile (tabella 8.7), come di consueto.

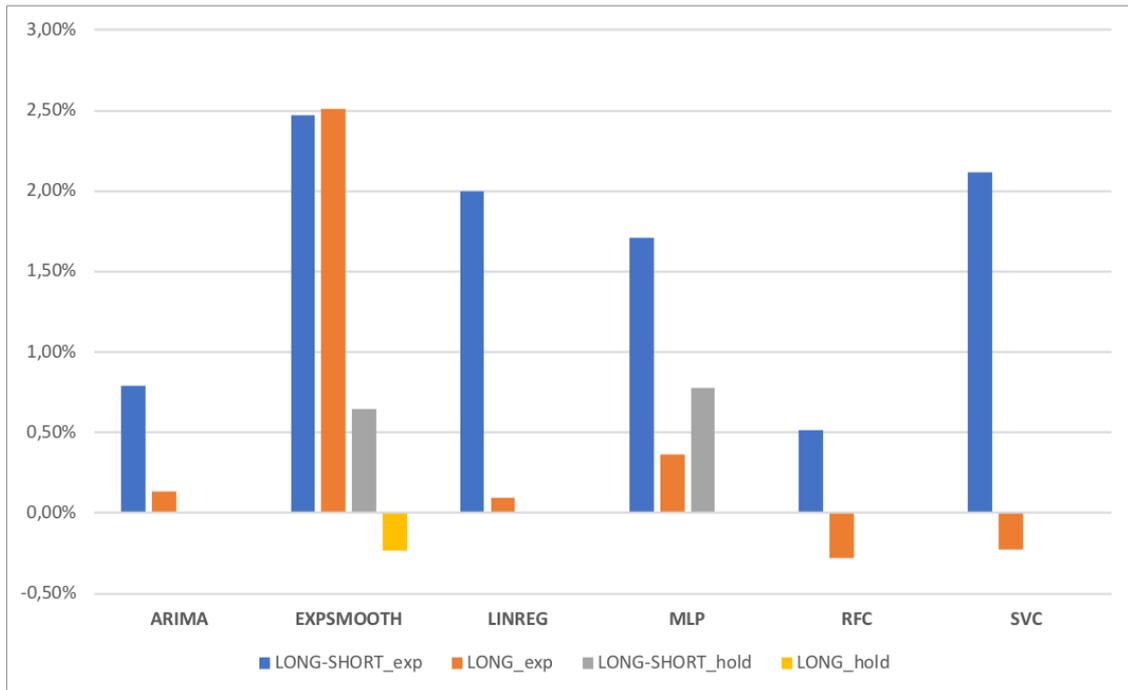


Figura 8.8. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading con strategie diverse per l'anno 2014

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
EXPSMOOTH	(0,7;None)	exp-uni	LONG-SHORT	249,37%	101	2,47%	0,149571	BTC	470,714321	103,847217	-142,210022
SVC	(rbf)	exp-uni	LONG-SHORT	135,53%	64	2,12%	0,084503	BTC	471,561102	110,417682	-141,890015
LINREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	177,73%	89	2,00%	0,097918	BTC	470,714321	103,847217	-142,210022
MLP	((100);sgd)	exp-uni	LONG-SHORT	168,89%	99	1,71%	0,064148	BTC	471,561102	110,417682	-141,890015
ARIMA	[4; 1; 0]	exp-uni	LONG-SHORT	46,73%	59	0,79%	0,078184	BTC	470,714321	103,847217	-142,210022
RFC	(50;gini)	exp-uni	LONG-SHORT	62,57%	121	0,52%	0,046663	BTC	471,561102	110,417682	-141,890015
EXPSMOOTH	(0,7;None)	exp-uni	LONG	183,21%	73	2,51%	0,17252	BTC	470,714321	103,847217	-142,210022
MLP	((100);adam)	exp-uni	LONG	21,91%	60	0,37%	0,045613	BTC	471,561102	110,417682	-141,890015
ARIMA	[5; 1; 0]	exp-uni	LONG	6,63%	50	0,13%	0,054495	BTC	470,714321	103,847217	-142,210022
LINREG	(None)	exp-uni	LONG	5,00%	55	0,09%	0,046893	BTC	470,714321	103,847217	-142,210022
SVC	(poly)	exp-uni	LONG	-12,68%	56	-0,23%	0,028943	BTC	471,561102	110,417682	-141,890015
RFC	(10;entropy)	exp-uni	LONG	-22,72%	82	-0,28%	0,021253	BTC	471,561102	110,417682	-141,890015

Tabella 8.7. Risultati della simulazione di trading con validazione *expanding window*, anno 2014

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
RFC	(10;gini)	hold-umi	LONG-SHORT	42,65%	55	0,78%	0,050214	BTC	381,491599	51,728464	-194,320008
EXPSMOOTH	(0,3;0,1)	hold-umi	LONG-SHORT	45,26%	70	0,65%	0,0564	BTC	398,096782	65,989295	-257,650025
EXPSMOOTH	(0,3;0,1)	hold-umi	LONG	-13,55%	58	-0,23%	0,023657	BTC	398,096782	65,989295	-257,650025

Tabella 8.8. Risultati della simulazione di trading con validazione hold-out, anno 2014

Analisi Multivariata. Sebbene l'andamento del Litecoin sia molto simile a quello del Bitcoin, si ricordi che è una moneta derivata tramite hard-fork dalla Blockchain della criptovaluta più antica, il confronto tra le due valute non aggiunge informazione utile all'indagine, al contrario i guadagni sono sempre leggermente inferiori rispetto a quelli ottenuti dagli stessi modelli nell'analisi univariata. L'istogramma 8.9 riassume i risultati dell'analisi multivariata: le considerazioni fatte per l'analisi univariata continuano a essere valide, ma il profitto medio per operazione è generalmente più basso. Si confrontino i risultati delle due tipologie di analisi per test dello stesso tipo e con lo stesso classificatore: tendenzialmente è l'analisi univariata a permettere il profitto maggiore, addirittura la modalità *expanding window* per investimenti LONG è sempre in perdita per la multivariata. L'unica eccezione è la tecnica *hold-out* con investimento LONG-SHORT che raffina l'analisi confrontando l'andamento di Bitcoin e Litecoin (tabella 8.10).

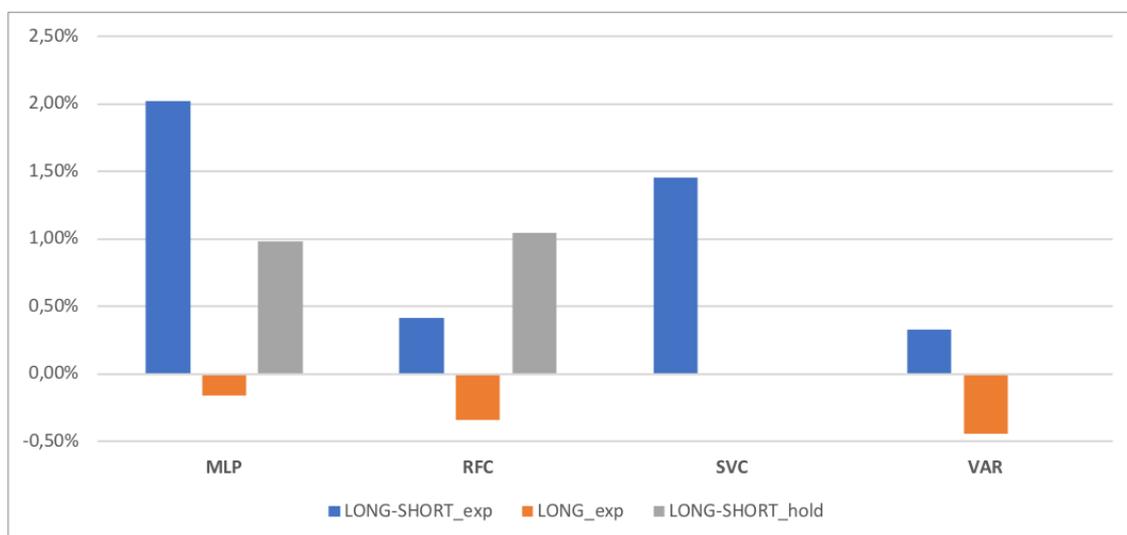


Figura 8.9. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading con strategie diverse per l'anno 2014

8.3 – Training con dataset giornaliero

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio	DEV.ST. Prezzo	Profitto Buy&Hold
MLP	((1000);sgd)	exp-multi	LONG-SHORT	135,22%	67	2,02%	0,080284	BTC	471,561102	110,417682	-141,890015
SVC	(linear)	exp-multi	LONG-SHORT	100,09%	69	1,45%	0,088964	BTC	471,561102	110,417682	-141,890015
RFC	(100;gini)	exp-multi	LONG-SHORT	56,63%	136	0,42%	0,041411	BTC	471,561102	110,417682	-141,890015
VAR	-5	exp-multi	LONG-SHORT	45,40%	137	0,33%	0,045911	BTC	470,751111	104,031997	-164,369995
MLP	((100);adam)	exp-multi	LONG	-10,28%	64	-0,16%	0,018363	BTC	471,561102	110,417682	-141,890015
RFC	(50;gini)	exp-multi	LONG	-26,81%	78	-0,34%	0,023503	BTC	471,561102	110,417682	-141,890015
VAR	-3	exp-multi	LONG	-34,62%	78	-0,44%	0,026829	BTC	470,751111	104,031997	-164,369995

Tabella 8.9. Risultati della simulazione di trading con validazione expanding window, anno 2014

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
RFC	(50;gini)	hold-multi	LONG-SHORT	68,95%	66	1,04%	0,048653	BTC	381,491599	51,728464	-194,320008
MLP	((500);sgd)	hold-multi	LONG-SHORT	71,83%	73	0,98%	0,049471	BTC	381,491599	51,728464	-194,320008

Tabella 8.10. Risultati della simulazione di trading con validazione hold-out, anno 2014

8.3.5 Anno 2015



Figura 8.10. Confronto dei trend dei prezzi di chiusura delle criptovalute in analisi per l'anno 2015

Nel 2015 il trend del Bitcoin è più profittevole, sebbene sempre fortemente oscillatorio, e la baseline si attesta in positivo garantendo un guadagno di quasi 200\$. Il mercato delle criptovalute continua ad essere in ampliamento e sono disponibili

anche i dati del Dogecoin il cui andamento non è però valorizzato dal grafico 8.10 in quanto il prezzo di mercato di DOGE è sempre di poco superiore allo zero (si veda la curva di colore arancione). Il trend di BTC e LTC è invece abbastanza simile con picchi in salita e in discesa che occorrono in simultanea.

Analisi Univariata. I risultati del trading automatico sono quasi sempre molto buoni, soprattutto per la validazione a finestra mobile (tabella 8.11). I metodi di analisi statistica sono quelli che permettono di ottenere un profitto medio per operazione più alto, inoltre anche l'analisi di regressione ha un buon risultato contrariamente agli anni precedenti. Come si nota dall'istogramma 8.11 di confronto dei risultati, l'investimento di tipo LONG è il migliore in termine di profitto. Nel periodo di test si attraversano ampie fasi di mercato laterale e l'anno termina con due fasi di rialzo a cui segue ogni volta, come consuetudine, un picco in discesa che però si attesta su valori sempre ben superiori all'inizio della precedente fase di crescita e quindi l'investimento non si traduce mai in perdita. Per la prima volta è possibile visualizzare anche i risultati della validazione *hold-out* (tabella 8.12) che, per la tecnica LONG-SHORT, superano quasi sempre il limite minimo di 50 operazioni, fatta eccezione per la Regressione Lineare. Il 2015 è il primo anno in cui anche il classificatore Naive Bayes riesce a superare la soglia delle 50 operazioni nel periodo di test, ma si attesta in perdita nel caso di validazione *hold-out* con tecnica LONG-SHORT.

8.3 – Training con dataset giornaliero

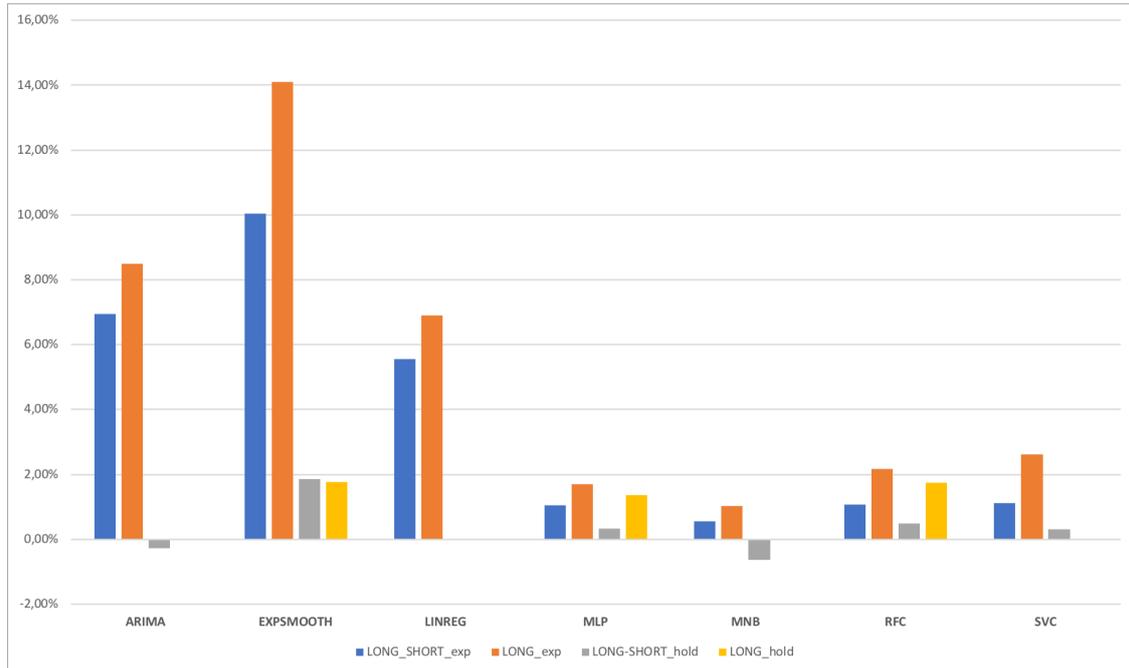


Figura 8.11. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading con strategie diverse per l'anno 2015

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$ Buy&Hold]
EXPSMOOTH	(0,9;None)	exp-uni	LONG-SHORT	1245,52%	124	10,04%	0,319779	BTC	278,361929	64,122338	182,740005
ARIMA	[1; '1'; '1']	exp-uni	LONG-SHORT	2021,79%	291	6,95%	0,304771	BTC	278,361929	64,122338	182,740005
LINREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	1827,83%	329	5,56%	0,568265	BTC	278,361929	64,122338	182,740005
SVC	(rbf)	exp-uni	LONG-SHORT	230,20%	208	1,11%	0,121163	BTC	284,325796	66,297182	196,740005
RFC	(10;gini)	exp-uni	LONG-SHORT	384,31%	359	1,07%	0,074947	BTC	284,325796	66,297182	196,740005
MLP	((1000);sgd)	exp-uni	LONG-SHORT	277,70%	266	1,04%	0,073421	BTC	284,325796	66,297182	196,740005
MNB	{0; 0,2; 0,4; 0,6; 0,8; 1}	exp-uni	LONG-SHORT	115,01%	208	0,55%	0,061313	BTC	284,325796	66,297182	196,740005
EXPSMOOTH	(0,9;None)	exp-uni	LONG	1240,08%	88	14,09%	0,376432	BTC	278,361929	64,122338	182,740005
ARIMA	[1; '1'; '1']	exp-uni	LONG	1298,19%	153	8,48%	0,195537	BTC	278,361929	64,122338	182,740005
LINREG	(None)	exp-uni	LONG	889,03%	129	6,89%	0,224545	BTC	278,361929	64,122338	182,740005
SVC	(rbf)	exp-uni	LONG	264,03%	101	2,61%	0,165766	BTC	284,325796	66,297182	196,740005
RFC	(10;gini)	exp-uni	LONG	496,50%	229	2,17%	0,119005	BTC	284,325796	66,297182	196,740005
MLP	((500);adam)	exp-uni	LONG	337,78%	199	1,70%	0,097426	BTC	284,325796	66,297182	196,740005
MNB	{0; 0,2; 0,4; 0,6; 0,8; 1}	exp-uni	LONG	101,96%	100	1,02%	0,069164	BTC	284,325796	66,297182	196,740005

Tabella 8.11. Risultati della simulazione di trading con validazione expanding window, anno 2015

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
EXPSMOOTH	(0,3;0,3),(0,7;0,5)	hold-uni	LONG-SHORT	221,52%	119	1,86%	0,074551	BTC	306,161259	77,77289	160,920013
RFC	(10;gini)	hold-uni	LONG-SHORT	90,68%	188	0,48%	0,052352	BTC	315,47024	78,632283	201,450012
MLP	((1000);adam)	hold-uni	LONG-SHORT	40,89%	124	0,33%	0,063531	BTC	315,47024	78,632283	201,450012
SVC	(linear)	hold-uni	LONG-SHORT	35,77%	119	0,30%	0,053209	BTC	315,47024	78,632283	201,450012
ARIMA	[5; '1'; '0']	hold-uni	LONG-SHORT	-15,36%	55	-0,28%	0,035541	BTC	306,161259	77,77289	160,920013
MNB	{0; 0,2; 0,4; 0,6}	hold-uni	LONG-SHORT	-77,30%	122	-0,63%	0,02646	BTC	315,47024	78,632283	201,450012
EXPSMOOTH	(0,5;0,3)	hold-uni	LONG	123,63%	70	1,77%	0,081532	BTC	306,161259	77,77289	160,920013
RFC	(100;gini)	hold-uni	LONG	134,05%	77	1,74%	0,08224	BTC	315,47024	78,632283	201,450012
MLP	((1000);adam)	hold-uni	LONG	73,21%	54	1,36%	0,085471	BTC	315,47024	78,632283	201,450012

Tabella 8.12. Risultati della simulazione di trading con validazione hold-out, anno 2015

Analisi Multivariata. Le performance delle tecniche di Machine Learning sono addirittura migliori se i modelli sono allenati considerando le influenze reciproche di tutte le valute, la correlazione tra Bitcoin e Litecoin infatti è ben visibile dal grafico. Quanto detto per l'analisi univariata si conferma valido come si può vedere dall'istogramma 8.12: l'investimento di tipo LONG con validazione a finestra mobile è il migliore. La validazione a finestra fissa oltre ad avere profitto più basso, raggiunge il limite minimo di transazioni solo per Reti Neurali, Naive Bayes e Random Forest.

8.3 – Training con dataset giornaliero

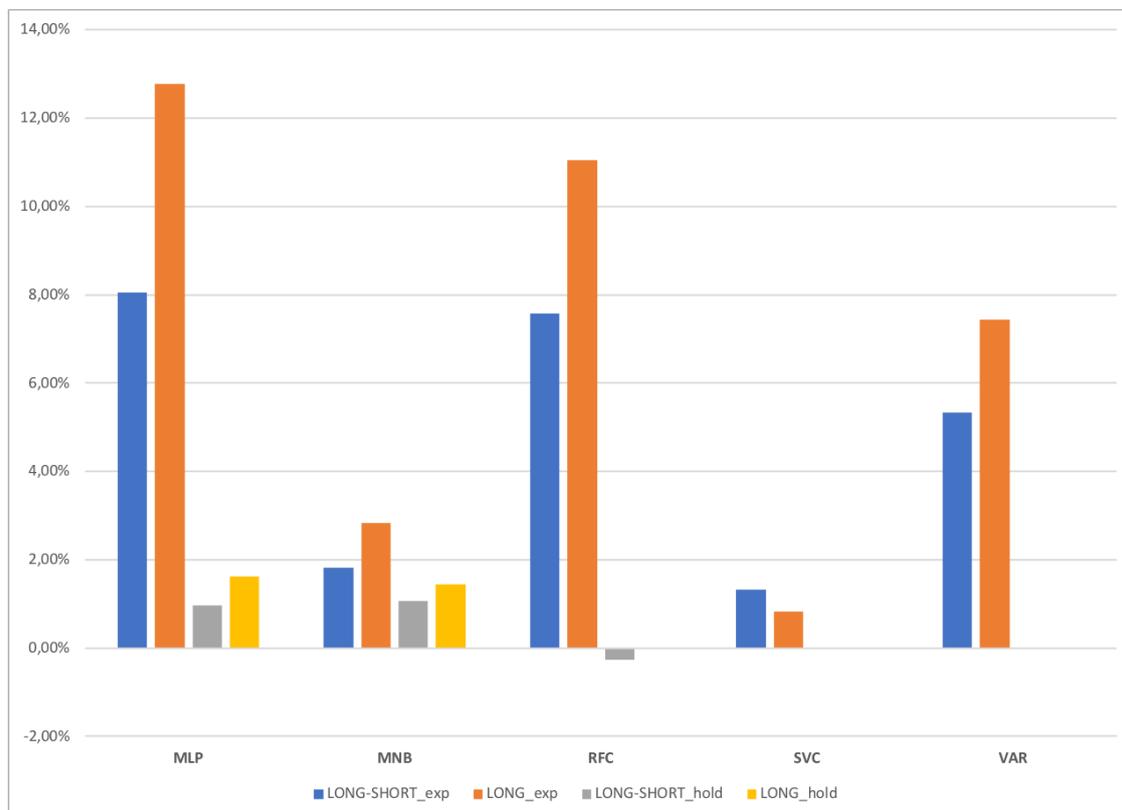


Figura 8.12. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading con strategie diverse per l'anno 2015

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$ Buy&Hold]
MLP	((100):sgd)	exp-multi	LONG-SHORT	1311.67%	163	8,05%	0,980919	BTC	284,325796	66,297182	196,740005
RFC	(10:gini)	exp-multi	LONG-SHORT	1552,35%	205	7,57%	0,997867	BTC	284,325796	66,297182	196,740005
VAR	-3	exp-multi	LONG-SHORT	1094,51%	205	5,34%	0,666729	BTC	278,473584	64,210289	177,930008
MNB	{0; 0,2; 0,4}	exp-multi	LONG-SHORT	231,74%	128	1,81%	0,163544	BTC	284,325796	66,297182	196,740005
SVC	(linear)	exp-multi	LONG-SHORT	118,29%	89	1,33%	0,094118	BTC	284,325796	66,297182	196,740005
MLP	((100):sgd)	exp-multi	LONG	1353,76%	106	12,77%	1,281104	BTC	284,325796	66,297182	196,740005
RFC	(50:gini)	exp-multi	LONG	1503,11%	136	11,05%	1,133737	BTC	284,325796	66,297182	196,740005
VAR	-3	exp-multi	LONG	1034,06%	139	7,44%	0,809464	BTC	278,473584	64,210289	177,930008
MNB	{0; 0,2; 0,4; 0,6; 0,8; 1}	exp-multi	LONG	215,04%	76	2,83%	0,208768	BTC	284,325796	66,297182	196,740005
SVC	(poly)	exp-multi	LONG	68,24%	83	0,82%	0,080047	BTC	284,325796	66,297182	196,740005

Tabella 8.13. Risultati della simulazione di trading con validazione expanding-window, anno 2015

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
RFC	(10;gini)	hold-multi	LONG-SHORT	100,15%	94	1,07%	0,065232	BTC	315,47024	78,632283	201,450012
MLP	((500);adam)	hold-multi	LONG-SHORT	85,62%	89	0,96%	0,070028	BTC	315,47024	78,632283	201,450012
MNB	{0; 0,2; 0,4; 0,6; 0,8; 1}	hold-multi	LONG-SHORT	-18,71%	73	-0,26%	0,044261	BTC	315,47024	78,632283	201,450012
MLP	((1000);adam)	hold-multi	LONG	83,19%	51	1,63%	0,074672	BTC	315,47024	78,632283	201,450012
RFC	(100;entropy)	hold-multi	LONG	79,43%	55	1,44%	0,072658	BTC	315,47024	78,632283	201,450012

Tabella 8.14. Risultati della simulazione di trading con validazione hold-out, anno 2015

8.3.6 Anno 2016

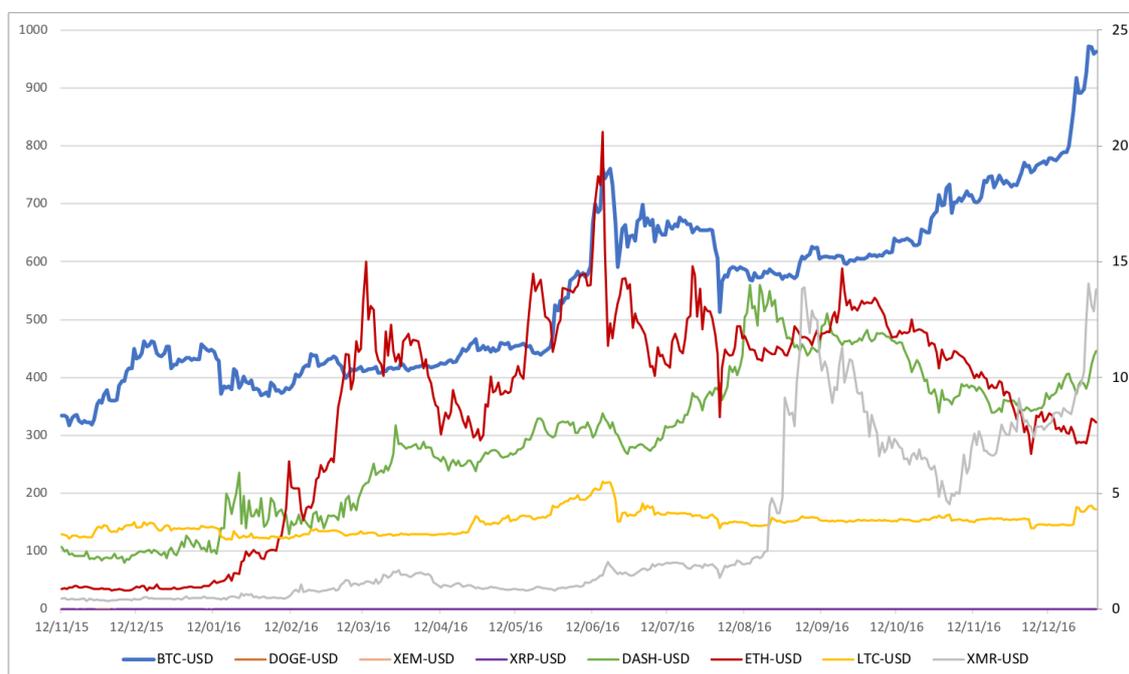


Figura 8.13. Confronto dei trend dei prezzi di chiusura delle criptovalute in analisi per l'anno 2016

A partire dal 2016 inizia il trend di forte crescita nel Bitcoin che ha il suo culmine a fine 2017. Il panorama si allarga ed è possibile investire in più valute che seguono andamenti anche piuttosto diversi tra loro. La seconda criptovaluta più famosa, Ether, aumenta la sua capitalizzazione e il suo potere di acquisto sul mercato. Tuttavia dal grafico 8.13 si può vedere come l'andamento di Bitcoin e Ethereum sia sostanzialmente diverso, se per il Bitcoin l'andamento è in crescita (si veda la curva di colore blu), Ethereum ha una tendenza parabolica e chiude l'anno in ribasso nonostante l'inizio in forte crescita (si veda la curva di colore rosso).

Analisi Univariata. I risultati migliori per i modelli univariati si ottengono con le tecniche analisi statistica, usando la validazione a finestra mobile e investendo LONG; la distinzione con gli altri modelli è netta come si evince in figura 8.11. La validazione *expanding window* si riconferma sempre come migliore (tabella 8.15), l'investimento LONG anche per quest'anno è il più profittevole come sempre accade nelle fasi di crescita del prezzo. La validazione con tecnica *hold-out* (tabella 8.16) non ha mai buone performance, addirittura nel 40% dei modelli non permette di ottenere un guadagno. Il limite di 50 transazioni nella finestra fissa di test non è mai superato per ARIMA e Regressione Lineare.

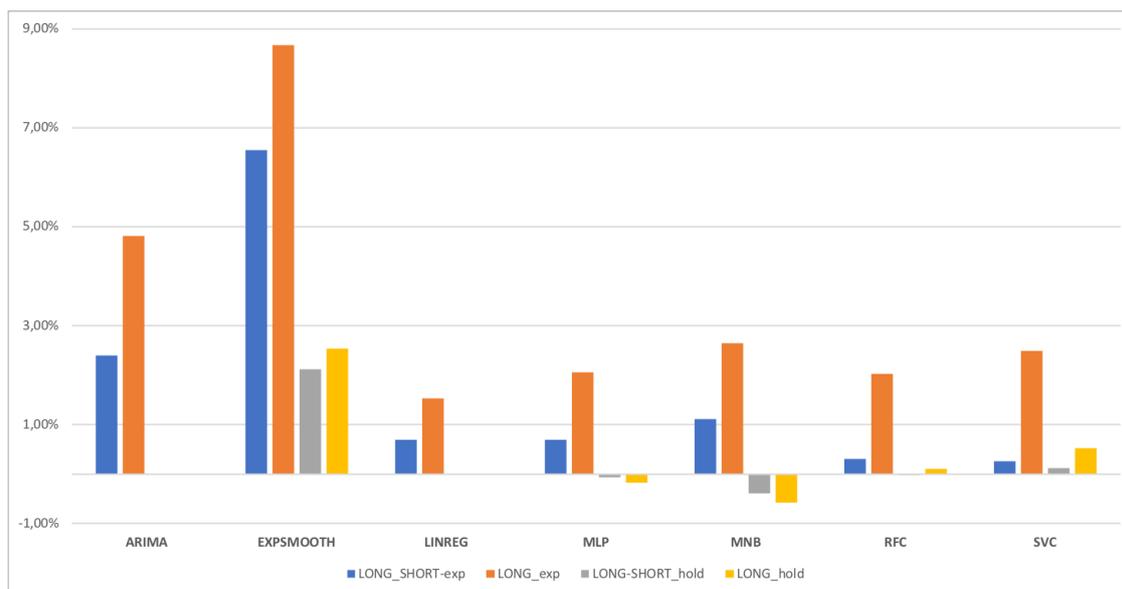


Figura 8.14. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading con strategie diverse per l'anno 2016

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [€]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [€] Buy&Hold
EXPSMOOTH	(0,9;None)	exp-uni	LONG-SHORT	740,27%	113	6,55%	0,190709	BTC	615,348428	122,049682	538,809998
ARIMA	[1; ' 1; ' 0]	exp-uni	LONG-SHORT	789,49%	329	2,40%	0,142554	BTC	615,348428	122,049682	538,809998
MNB	{0; 0,2; 0,4; 0,6; 0,8; 1}	exp-uni	LONG-SHORT	383,28%	346	1,11%	0,210476	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
MLP	((1000);sgd)	exp-uni	LONG-SHORT	363,15%	518	0,70%	0,088265	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
LINREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	453,74%	655	0,69%	0,105692	BTC	615,348428	122,049682	538,809998
RFC	(10;gini)	exp-uni	LONG-SHORT	203,63%	656	0,31%	0,087406	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
SVC	(poly)	exp-uni	LONG-SHORT	143,68%	551	0,26%	0,09234	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
EXPSMOOTH	(0,9;None)	exp-uni	LONG	564,02%	65	8,68%	0,214958	BTC	615,348428	122,049682	538,809998
ARIMA	[1; ' 0; ' 0]	exp-uni	LONG	303,58%	63	4,82%	0,206276	BTC	615,348428	122,049682	538,809998
MNB	{0; 0,2; 0,4; 0,6; 0,8; 1}	exp-uni	LONG	439,11%	166	2,65%	0,306894	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
SVC	(rbf)	exp-uni	LONG	456,64%	183	2,50%	0,27164	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
MLP	((1000);sgd)	exp-uni	LONG	518,04%	252	2,06%	0,139458	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
RFC	(100;gini)	exp-uni	LONG	741,06%	367	2,02%	0,197631	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
LINREG	(None)	exp-uni	LONG	521,23%	340	1,53%	0,138864	BTC	615,348428	122,049682	538,809998

Tabella 8.15. Risultati della simulazione di trading con validazione *expanding window*, anno 2016

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
EXPSMOOTH	(0,3;0,3)	hold-uni	LONG-SHORT	374,78%	177	2,12%	0,338918	BTC	681,592447	97,156043	375,539978
SVC	(linear)	hold-uni	LONG-SHORT	27,04%	222	0,12%	0,058945	BTC	696,44032	95,069543	389,150025
RFC	(50;gini)	hold-uni	LONG-SHORT	-3,88%	300	-0,01%	0,044935	BTC	696,44032	95,069543	389,150025
MLP	((500);sgd)	hold-uni	LONG-SHORT	-18,08%	269	-0,07%	0,049819	BTC	696,44032	95,069543	389,150025
MNB	{0; 0,2; 0,4; 0,6; 0,8; 1}	hold-uni	LONG-SHORT	-90,67%	230	-0,39%	0,038845	BTC	696,44032	95,069543	389,150025
EXPSMOOTH	(0,3;0,3)	hold-uni	LONG	407,93%	161	2,53%	0,357111	BTC	681,592447	97,156043	375,539978
SVC	(rbf)	hold-uni	LONG	78,66%	152	0,52%	0,123463	BTC	696,44032	95,069543	389,150025
RFC	(100;entropy)	hold-uni	LONG	19,66%	198	0,10%	0,0527	BTC	696,44032	95,069543	389,150025
MLP	((500);sgd)	hold-uni	LONG	-31,30%	179	-0,17%	0,053812	BTC	696,44032	95,069543	389,150025
MNB	{0; 0,2; 0,4; 0,6; 0,8; 1}	hold-uni	LONG	-93,08%	162	-0,57%	0,037894	BTC	696,44032	95,069543	389,150025

Tabella 8.16. Risultati della simulazione di trading con validazione hold-out, anno 2016

Analisi Multivariata. Anche per l'anno 2016, l'analisi multivariata non aggiunge informazioni utili all'indagine. Come si evince dall'istogramma in figura 8.15, i risultati della validazione *expanding window* sono comparabili a quelli ottenuti con i medesimi modelli per la strategia univariata. L'unica differenza degna di nota riguarda la strategia di validazione *hold-out* (tabella 8.18) che, grazie al confronto dei trend delle diverse valute, riesce a ottenere un profitto totale sempre positivo.

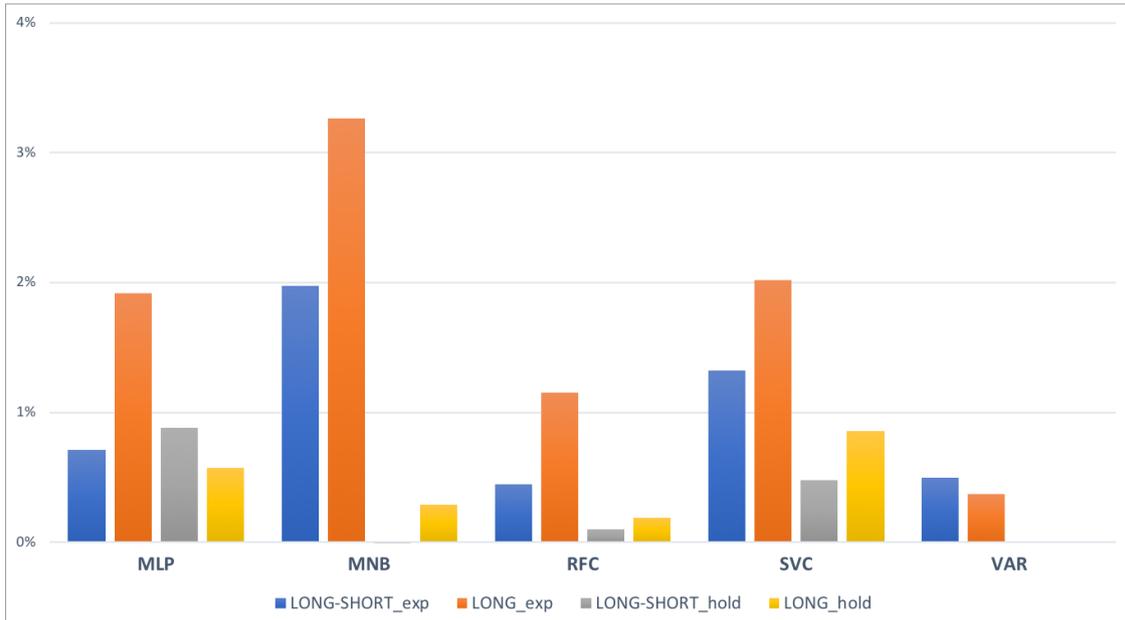


Figura 8.15. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading con strategie diverse per l'anno 2016

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
MNB	{0; 0.2; 0.4; 0.6; 0.8; -1}	exp-multi	LONG-SHORT	590,36%	299	1,97%	0,229297	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
SVC	(rbf)	exp-multi	LONG-SHORT	475,41%	359	1,32%	0,158932	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
MLP	((1000);sgd)	exp-multi	LONG-SHORT	384,38%	539	0,71%	0,153665	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
VAR	-2	exp-multi	LONG-SHORT	279,49%	558	0,50%	0,064312	BTC	616,032222	121,730508	541,170014
RFC	(100;entropy)	exp-multi	LONG-SHORT	263,96%	587	0,45%	0,094852	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
MNB	{0; 0.2; 0.4; 0.6; 0.8; 1}	exp-multi	LONG	761,39%	233	3,27%	0,328495	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
SVC	(rbf)	exp-multi	LONG	530,64%	263	2,02%	0,183862	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
MLP	((1000);sgd)	exp-multi	LONG	689,48%	359	1,92%	0,236246	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
RFC	(100;entropy)	exp-multi	LONG	439,36%	381	1,15%	0,129811	BTC	640,865081	107,462033	514,850006
VAR	-3	exp-multi	LONG	181,33%	490	0,37%	0,065966	BTC	616,032222	121,730508	541,170014

Tabella 8.17. Risultati della simulazione di trading con validazione expanding window, anno 2016

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
MLP	((100);adam)	hold-multi	LONG-SHORT	158,72%	180	0,88%	0,102302	BTC	696,44032	95,069543	389,150025
SVC	(linear)	hold-multi	LONG-SHORT	117,66%	244	0,48%	0,054919	BTC	696,44032	95,069543	389,150025
RFC	(100;entropy)	hold-multi	LONG-SHORT	26,49%	263	0,10%	0,037068	BTC	696,44032	95,069543	389,150025
MNB	{0; 0.2; 0.4; 0.6; 0.8; 1}	hold-multi	LONG-SHORT	-7,85%	201	-0,04%	0,062053	BTC	696,44032	95,069543	389,150025
SVC	(poly)	hold-multi	LONG	86,10%	100	0,86%	0,056522	BTC	696,44032	95,069543	389,150025
MLP	((1000);sgd)	hold-multi	LONG	95,76%	166	0,58%	0,05622	BTC	696,44032	95,069543	389,150025
MNB	{0; 0.2; 0.4; 0.6; 0.8; 1}	hold-multi	LONG	56,21%	194	0,29%	0,110769	BTC	696,44032	95,069543	389,150025
RFC	(100;entropy)	hold-multi	LONG	31,88%	169	0,19%	0,042092	BTC	696,44032	95,069543	389,150025

Tabella 8.18. Risultati della simulazione di trading con validazione hold-out, anno 2016

8.3.7 Anno 2017

L'anno 2017 vede una crescita esponenziale del prezzo del Bitcoin che culmina in una bolla speculativa: il delta tra il valore di inizio e fine anno è di circa 10000 dollari. Come si può notare dal grafico 8.16, tutte le criptovalute sul mercato hanno un trend in crescita simile all'andamento della valuta più famosa. Dato il panorama più ampio, è possibile aggiungere qualche considerazione sull'andamento delle altre monete: in particolare il trend di Ethereum (ETH) e Zcash (ZEC) sembra del tutto affine. Altre due monete con andamento molto simile sono Litecoin (LTC) e Monero (XMR).

Analisi Univariata. Una situazione di mercato così anomala ribalta i risultati degli anni precedenti e la scelta migliore diventa quasi sempre la validazione *hold-out*: in questo modo il test set rispecchia esattamente il dataset di allenamento e le performance sono sempre molto alte (tabella 8.20). Quanto appena detto fa eccezione per la Regressione Lineare che ha profitto medio per operazione negativo raggiungendo quasi -2%. Come si vede dall'istogramma in figura 8.17, l'unico modello per il quale la validazione *expanding window* supera i risultati della finestra fissa è Naive Bayes. L'analisi delle serie storiche permette di ottenere un guadagno molto alto, risultato non inaspettato data la presenza di un trend evidente.

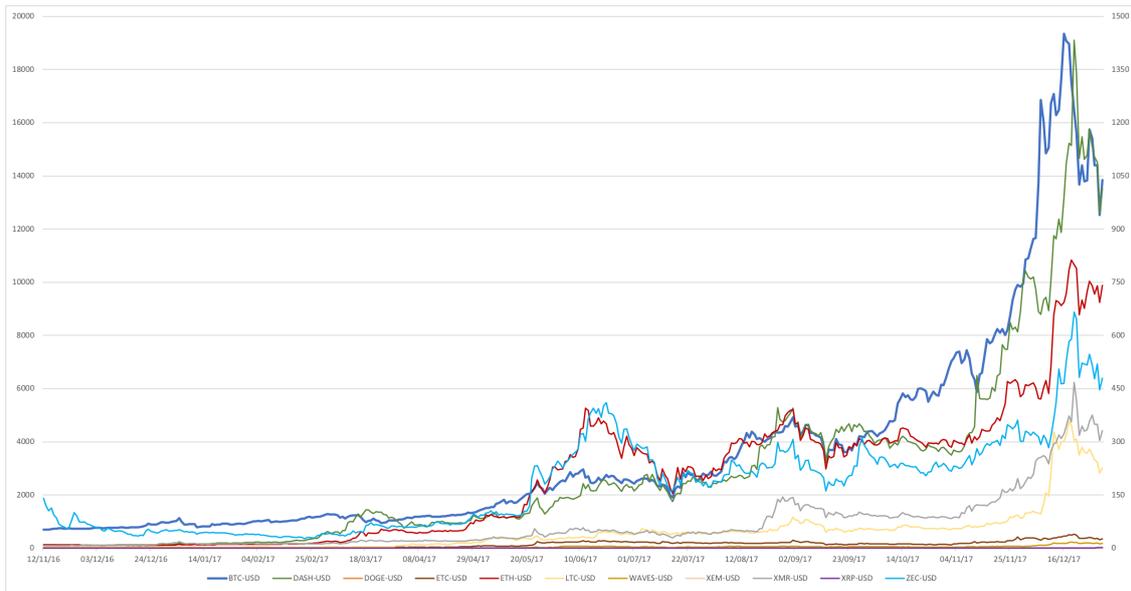


Figura 8.16. Confronto dei trend dei prezzi di chiusura delle criptovalute in analisi per l'anno 2017

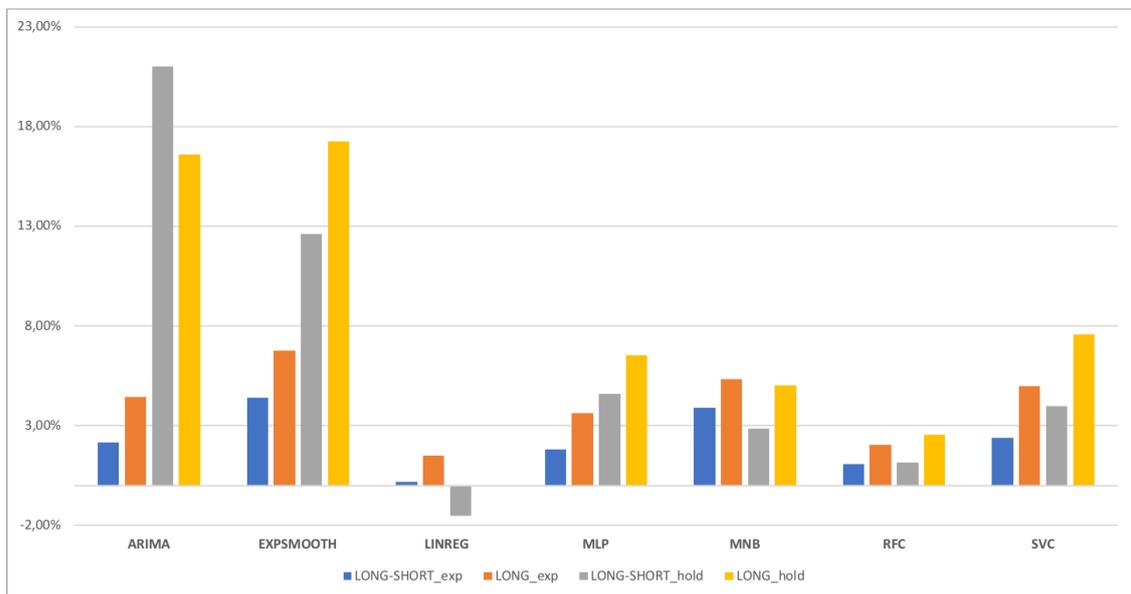


Figura 8.17. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading con strategie diverse per l'anno 2017

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [€]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [€] Buy&Hold
EXPSMOOTH	(0,9;0,1)	exp-uni	LONG-SHORT	4610,43%	1044	4,42%	0,456006	BTC	4876,481952	4156,996134	12805,26038
MNB	{0; 0,2; 0,4; 0,6; 0,8; 1}	exp-uni	LONG-SHORT	3758,68%	964	3,90%	0,481557	BTC	5402,894843	4187,171833	12434,59033
SVC	(rbf)	exp-uni	LONG-SHORT	2371,39%	994	2,39%	0,339457	BTC	5402,894843	4187,171833	12434,59033
ARIMA	[1; '1'; '1']	exp-uni	LONG-SHORT	1376,53%	642	2,14%	0,183454	BTC	4876,481952	4156,996134	12805,26038
MLP	((100);sgd)	exp-uni	LONG-SHORT	2307,24%	1267	1,82%	0,213765	BTC	5402,894843	4187,171833	12434,59033
RFC	(50;gini)	exp-uni	LONG-SHORT	1474,86%	1376	1,07%	0,152934	BTC	5402,894843	4187,171833	12434,59033
LINREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	288,05%	1593	0,18%	0,083727	BTC	4876,481952	4156,996134	12805,26038
EXPSMOOTH	(0,9;0,1)	exp-uni	LONG	4742,49%	701	6,77%	0,555151	BTC	4876,481952	4156,996134	12805,26038
MNB	-1	exp-uni	LONG	3468,67%	652	5,32%	0,517942	BTC	5402,894843	4187,171833	12434,59033
SVC	(rbf)	exp-uni	LONG	3099,57%	622	4,98%	0,47271	BTC	5402,894843	4187,171833	12434,59033
ARIMA	[1; '1'; '1']	exp-uni	LONG	2070,85%	468	4,42%	0,336052	BTC	4876,481952	4156,996134	12805,26038
MLP	((100);sgd)	exp-uni	LONG	2890,96%	798	3,62%	0,39007	BTC	5402,894843	4187,171833	12434,59033
RFC	(50;gini)	exp-uni	LONG	1808,01%	893	2,02%	0,158612	BTC	5402,894843	4187,171833	12434,59033
LINREG	(None)	exp-uni	LONG	841,32%	562	1,50%	0,126834	BTC	4876,481952	4156,996134	12805,26038

Tabella 8.19. Risultati della simulazione di trading con validazione expansion window, anno 2017

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [€]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [€] Buy&Hold
ARIMA	[3; '1'; '1']	hold-uni	LONG-SHORT	1556,09%	74	21,03%	1,590612	BTC	7531,339688	4360,60115	10196,03027
EXPSMOOTH	(0,9;0,7)	hold-uni	LONG-SHORT	5075,40%	403	12,59%	1,00063	BTC	7531,339688	4360,60115	10196,03027
MLP	((500);sgd)	hold-uni	LONG-SHORT	2564,36%	559	4,59%	0,485512	BTC	8015,261078	4460,291832	9253,090331
SVC	(rbf)	hold-uni	LONG-SHORT	2132,34%	537	3,97%	0,450229	BTC	8015,261078	4460,291832	9253,090331
MNB	{0; 0,2; 0,4; 0,6; 0,8; -1}	hold-uni	LONG-SHORT	1588,54%	554	2,87%	0,342762	BTC	8015,261078	4460,291832	9253,090331
RFC	(100;entropy)	hold-uni	LONG-SHORT	730,75%	629	1,16%	0,161013	BTC	8015,261078	4460,291832	9253,090331
LINREG	(None)	hold-uni	LONG-SHORT	-134,78%	88	-1,53%	0,035793	BTC	7531,339688	4360,60115	10196,03027
EXPSMOOTH	(0,9;0,7)	hold-uni	LONG	5053,77%	293	17,25%	1,134315	BTC	7531,339688	4360,60115	10196,03027
ARIMA	[4; '1'; '1']	hold-uni	LONG	863,26%	52	16,60%	0,859357	BTC	7531,339688	4360,60115	10196,03027
SVC	(rbf)	hold-uni	LONG	2347,70%	310	7,57%	0,615355	BTC	8015,261078	4460,291832	9253,090331
MLP	((500);sgd)	hold-uni	LONG	2468,15%	378	6,53%	0,564013	BTC	8015,261078	4460,291832	9253,090331
MNB	-1	hold-uni	LONG	1749,08%	349	5,01%	0,429914	BTC	8015,261078	4460,291832	9253,090331
RFC	(50;entropy)	hold-uni	LONG	998,13%	394	2,53%	0,221161	BTC	8015,261078	4460,291832	9253,090331

Tabella 8.20. Risultati della simulazione di trading con validazione hold-out, anno 2017

Analisi Multivariata L'analisi non sembra necessitare di informazioni aggiuntive date dalla valutazione di eventuali correlazioni con gli altri prodotti sul mercato, in quanto le performance sono piuttosto simili all'analisi univariata. Tuttavia, come si può notare dal confronto dei risultati (istogramma 8.18), la sostanziale differenza rispetto all'univariata è il modello Naive Bayes per il quale conviene usare la validazione a finestra mobile il cui profitto per operazione è raddoppiato rispetto a quello ottenuto a finestra fissa, inoltre i risultati con strategia di investimento LONG o LONG-SHORT sono pressoché identici. In ogni caso, è utile evidenziare come il classificatore MNB abbia risultati migliori con l'analisi multivariata rispetto all'univariata, qualunque sia la strategia usata. Un altro risultato da sottolineare è quello del modello VAR che ha performance nettamente peggiori se confrontato con il modello ARIMA che analizza le serie storiche nel caso univariato. Per maggiori dettagli si vedano le tabelle 8.21 e 8.22.

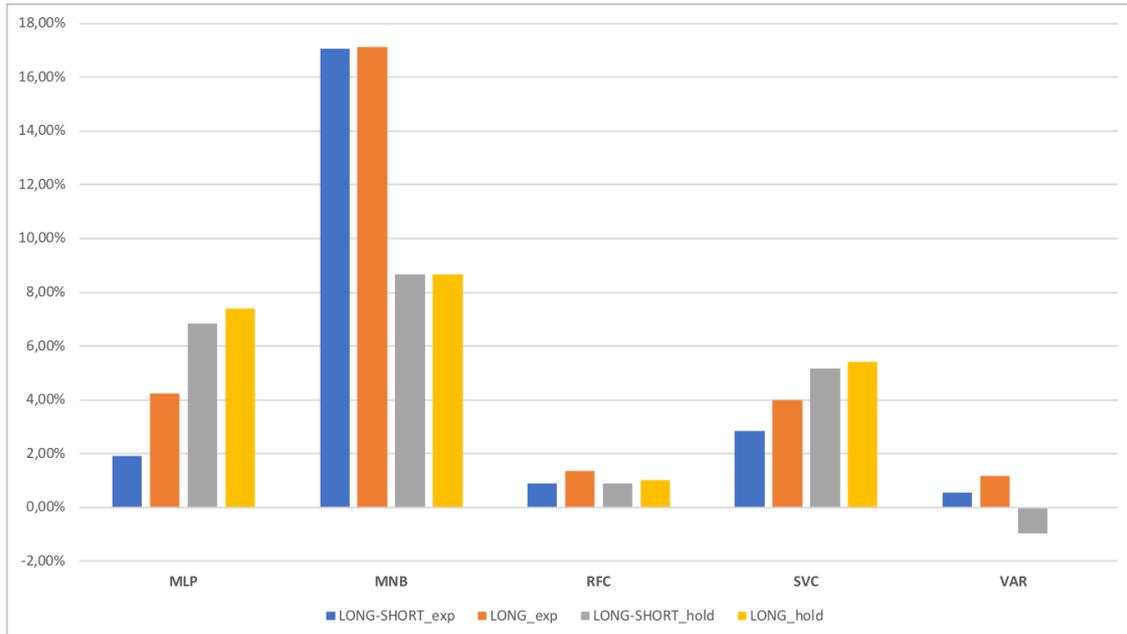


Figura 8.18. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading con strategie diverse per l'anno 2017

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
MNB	{0; 0.2; 0.4; 0.6; 0.8; 1}	exp-multi	LONG-SHORT	6603.76%	387	17.06%	1.35865	BTC	5402.894843	4187.171833	12434.59033
SVC	(linear)	exp-multi	LONG-SHORT	1884.67%	666	2.83%	0.273903	BTC	5402.894843	4187.171833	12434.59033
MLP	((100);sgd)	exp-multi	LONG-SHORT	1658.93%	871	1.90%	0.20351	BTC	5402.894843	4187.171833	12434.59033
RFC	(50;entropy)	exp-multi	LONG-SHORT	940.18%	1037	0.91%	0.132792	BTC	5402.894843	4187.171833	12434.59033
VAR	-3	exp-multi	LONG-SHORT	716.86%	1314	0.55%	0.097933	BTC	4890.214361	4158.098758	12805.98035
MNB	{0; 0.2; 0.4; 0.6; 0.8; 1}	exp-multi	LONG	6604.91%	386	17.11%	1.360382	BTC	5402.894843	4187.171833	12434.59033
MLP	((100);sgd)	exp-multi	LONG	2639.35%	624	4.23%	0.395847	BTC	5402.894843	4187.171833	12434.59033
SVC	(linear)	exp-multi	LONG	1852.16%	463	4.00%	0.313162	BTC	5402.894843	4187.171833	12434.59033
RFC	(10;entropy)	exp-multi	LONG	1031.69%	752	1.37%	0.15444	BTC	5402.894843	4187.171833	12434.59033
VAR	-1	exp-multi	LONG	906.69%	774	1.17%	0.122355	BTC	4890.214361	4158.098758	12805.98035

Tabella 8.21. Risultati della simulazione di trading con validazione expanding window, anno 2017

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
MNB	{0; 0.2; 0.4; 0.6; 0.8; 1}	hold-multi	LONG-SHORT	2718.84%	314	8.66%	0.726961	BTC	8015.261078	4460.291832	9253.090331
MLP	((1000);adam)	hold-multi	LONG-SHORT	2452.23%	359	6.83%	0.650796	BTC	8015.261078	4460.291832	9253.090331
SVC	(rbf)	hold-multi	LONG-SHORT	2024.48%	392	5.16%	0.498144	BTC	8015.261078	4460.291832	9253.090331
RFC	(100;gini)	hold-multi	LONG-SHORT	470.74%	522	0.90%	0.095339	BTC	8015.261078	4460.291832	9253.090331
VAR	-5	hold-multi	LONG-SHORT	-49.33%	51	-0.97%	0.009163	BTC	7531.339688	4360.60115	10196.03027
MNB	{0; 0.2; 0.4; 0.6; 0.8; 1}	hold-multi	LONG	2718.84%	314	8.66%	0.726961	BTC	8015.261078	4460.291832	9253.090331
MLP	((1000);adam)	hold-multi	LONG	2444.70%	331	7.39%	0.677483	BTC	8015.261078	4460.291832	9253.090331
SVC	(rbf)	hold-multi	LONG	1768.58%	327	5.41%	0.533327	BTC	8015.261078	4460.291832	9253.090331
RFC	(10;gini)	hold-multi	LONG	377.37%	373	1.01%	0.118729	BTC	8015.261078	4460.291832	9253.090331

Tabella 8.22. Risultati della simulazione di trading con validazione hold-out, anno 2017

8.3.8 Anno 2018

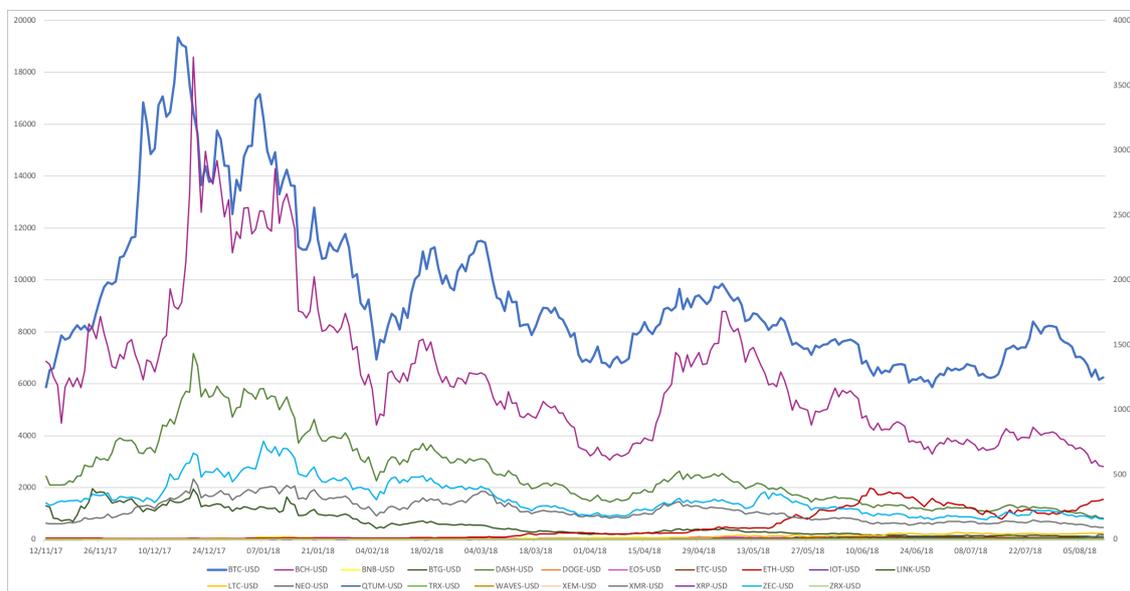


Figura 8.19. Confronto dei trend dei prezzi di chiusura delle criptovalute in analisi per l'anno 2018

L'anno 2018 è stato protagonista di un trend ribassista per tutte le criptovalute, si veda il grafico 8.19, l'andamento di tutte le monete digitali è simile e non sono evidenziabili particolari eccezioni al contrario di quanto accadeva negli anni precedenti. Tuttavia, sebbene la baseline di riferimento si attesti in un'ingente perdita, il trading automatico è riuscito comunque ad ottenere un profitto per operazione in media intorno all'1% e oltre.

Analisi Univariata Nell'istogramma 8.20 si possono individuare due insiemi di modelli che producono risultati ben distinti: le tecniche di Machine Learning sono quelle che generano un profitto maggiore rispetto ai modelli di analisi statistica, in particolare ARIMA è l'unico caso di profitto medio percentuale negativo per l'investimento LONG con validazione *hold-out*. Inoltre, le tecniche di analisi delle serie storiche e regressione premiano la strategia *expanding window* (tabella 8.23), mentre il Machine Learning la validazione *hold-out* (tabella 8.24), risultato compatibile con la situazione di chiaro trend ribassista.

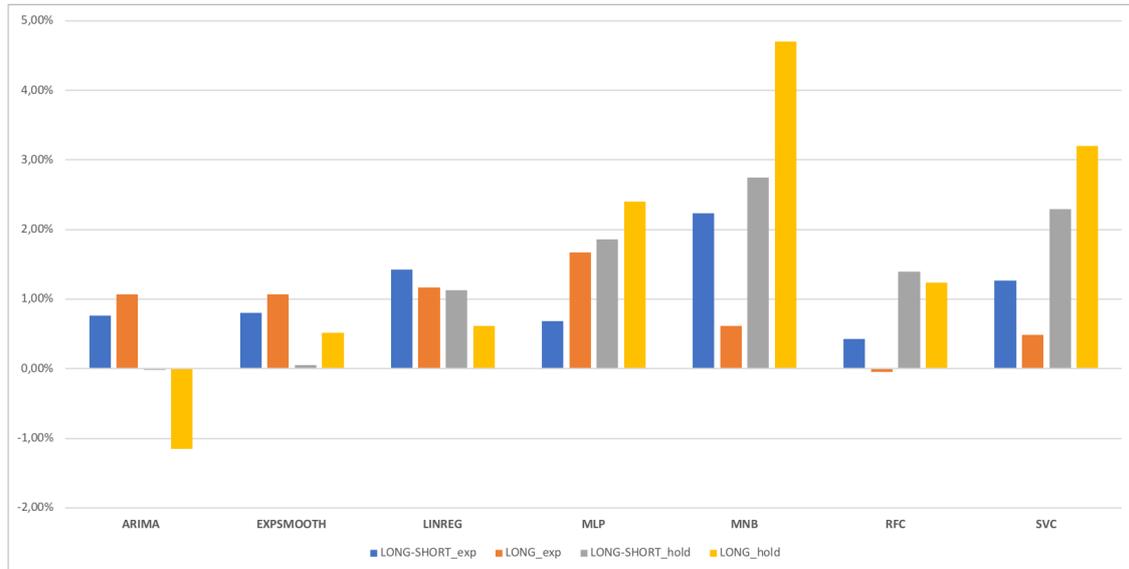


Figura 8.20. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading con strategie diverse per l'anno 2018

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
MNB	-1	exp-uni	LONG-SHORT	1647,54%	738	2,23%	0,242555	BTC	6404,967358	1426,659525	-5329,89038
LINREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	2262,74%	1593	1,42%	0,183801	BTC	6597,001506	1466,624894	-4061,090087
SVC	(rbf)	exp-uni	LONG-SHORT	1100,39%	869	1,27%	0,102728	BTC	6404,967358	1426,659525	-5329,89038
EXPSMOOTH	(0,9;None)	exp-uni	LONG-SHORT	396,71%	496	0,80%	0,267031	BTC	6597,001506	1466,624894	-4061,090087
ARIMA	['3'; ' 1'; ' 1'	exp-uni	LONG-SHORT	778,59%	1026	0,76%	0,194111	BTC	6597,001506	1466,624894	-4061,090087
MLP	((500);adam)	exp-uni	LONG-SHORT	1294,54%	1894	0,68%	0,143663	BTC	6404,967358	1426,659525	-5329,89038
RFC	(100;gini)	exp-uni	LONG-SHORT	805,67%	1883	0,43%	0,053666	BTC	6404,967358	1426,659525	-5329,89038
MNB	-1	exp-uni	LONG	442,97%	266	1,67%	0,359423	BTC	6404,967358	1426,659525	-5329,89038
LINREG	(None)	exp-uni	LONG	1319,88%	1129	1,17%	0,208264	BTC	6597,001506	1466,624894	-4061,090087
EXPSMOOTH	(0,9;None)	exp-uni	LONG	356,27%	333	1,07%	0,323969	BTC	6597,001506	1466,624894	-4061,090087
ARIMA	['4'; ' 1'; ' 0'	exp-uni	LONG	747,46%	700	1,07%	0,231389	BTC	6597,001506	1466,624894	-4061,090087
MLP	((1000);sgd)	exp-uni	LONG	400,60%	648	0,62%	0,230993	BTC	6404,967358	1426,659525	-5329,89038
SVC	(poly)	exp-uni	LONG	394,05%	814	0,48%	0,208971	BTC	6404,967358	1426,659525	-5329,89038
RFC	(10;gini)	exp-uni	LONG	-50,58%	1152	-0,04%	0,046182	BTC	6404,967358	1426,659525	-5329,89038

Tabella 8.23. Risultati della simulazione di trading con validazione expanding window, anno 2018

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
MNB	0	hold-uni	LONG-SHORT	1160,45%	423	2,74%	0,30343	BTC	5576,713596	1297,952355	-3304,610107
SVC	(rbf)	hold-uni	LONG-SHORT	1127,04%	491	2,30%	0,280483	BTC	5576,713596	1297,952355	-3304,610107
MLP	((500);adam)	hold-uni	LONG-SHORT	1084,25%	584	1,86%	0,267394	BTC	5576,713596	1297,952355	-3304,610107
RFC	(50;gini)	hold-uni	LONG-SHORT	1176,66%	846	1,39%	0,21181	BTC	5576,713596	1297,952355	-3304,610107
LINREG	(None)	hold-uni	LONG-SHORT	273,92%	242	1,13%	0,136033	BTC	5692,775245	1254,203946	-2495,150146
EXPSMOOTH	(0,1;0,1)	hold-uni	LONG-SHORT	61,39%	1327	0,05%	0,0452	BTC	5692,775245	1254,203946	-2495,150146
ARIMA	[2; '1'; '1']	hold-uni	LONG-SHORT	-0,77%	55	-0,01%	0,078929	BTC	5692,775245	1254,203946	-2495,150146
MNB	0	hold-uni	LONG	554,89%	118	4,70%	0,540092	BTC	5576,713596	1297,952355	-3304,610107
SVC	(rbf)	hold-uni	LONG	560,22%	175	3,20%	0,443605	BTC	5576,713596	1297,952355	-3304,610107
MLP	((500);adam)	hold-uni	LONG	559,64%	233	2,40%	0,404161	BTC	5576,713596	1297,952355	-3304,610107
RFC	(50;entropy)	hold-uni	LONG	600,61%	487	1,23%	0,269169	BTC	5576,713596	1297,952355	-3304,610107
LINREG	(None)	hold-uni	LONG	80,89%	132	0,61%	0,148928	BTC	5692,775245	1254,203946	-2495,150146
EXPSMOOTH	(0,1;0,1)	hold-uni	LONG	544,39%	1061	0,51%	0,183901	BTC	5692,775245	1254,203946	-2495,150146
ARIMA	[1; '0'; '0']	hold-uni	LONG	-181,70%	158	-1,15%	0	BTC	5692,775245	1254,203946	-2495,150146

Tabella 8.24. Risultati della simulazione di trading con validazione hold-out, anno 2018

Analisi Multivariata. Confrontando i trend di tutte le monete, le differenze tra la validazione *hold-out* (tabella 8.26) e *expanding window* (tabella 8.25) sono ancora più nette. La finestra fissa garantisce quasi il doppio dei guadagni rispetto a quella mobile per MultiLayer Perceptron e Random Forest, la situazione è invece ribaltata per i classificatori Naive Bayes e Support Vector Machine. VAR ha quasi sempre performance tra di loro comparabili e non degne di nota. Le Reti Neurali ottengono il risultato meglio con ampio scarto rispetto agli altri modelli, come ben visibile dall'istogramma comparativo 8.21.

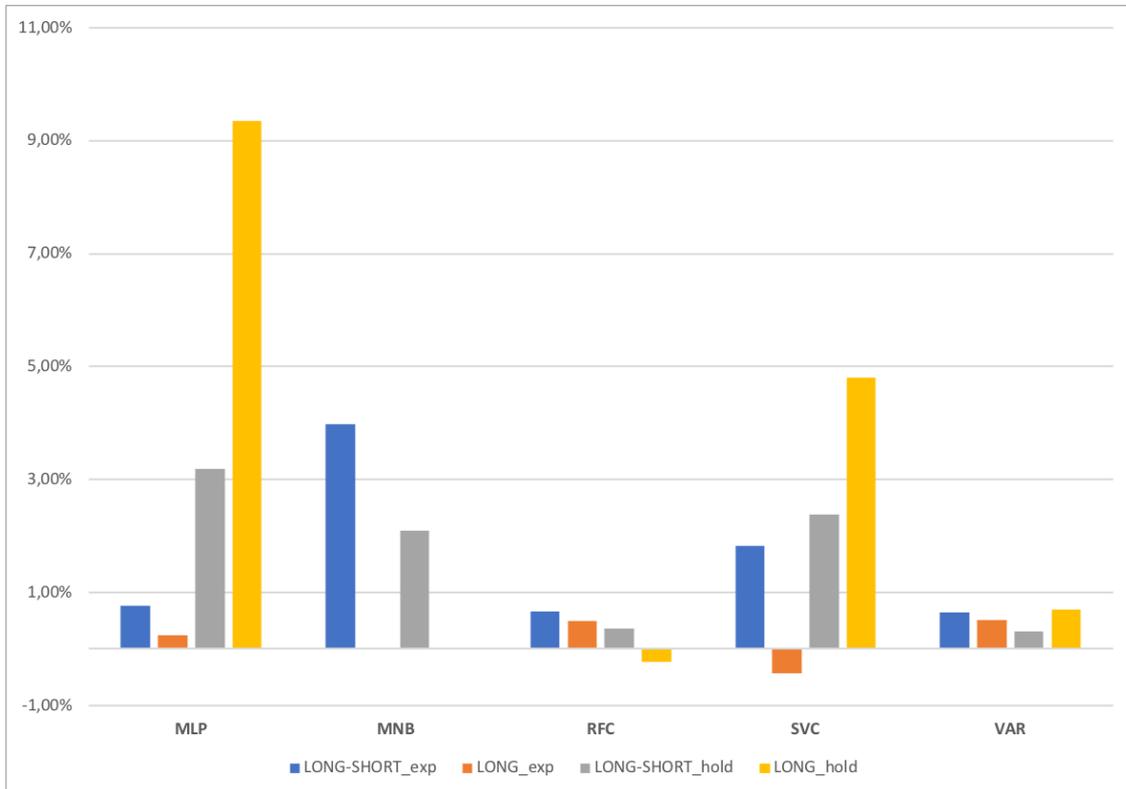


Figura 8.21. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading multivariata con strategie diverse per l'anno 2018

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
MNB	{0; 0.2; 0.4; 0.6; 0.8; 1}	exp-multi	LONG-SHORT	1179.73%	296	3.99%	0.190243	BTC	6404.967358	1426.659525	-5329.89038
SVC	(linear)	exp-multi	LONG-SHORT	991.98%	541	1.83%	0.13358	BTC	6404.967358	1426.659525	-5329.89038
MLP	((1000):adam)	exp-multi	LONG-SHORT	1353.17%	1781	0.76%	0.154956	BTC	6404.967358	1426.659525	-5329.89038
RFC	(50:gini)	exp-multi	LONG-SHORT	1256.65%	1876	0.67%	0.146419	BTC	6404.967358	1426.659525	-5329.89038
VAR	-4	exp-multi	LONG-SHORT	1598.06%	2457	0.65%	0.128347	BTC	6592.659289	1467.456166	-4212.389892
VAR	-3	exp-multi	LONG	812.05%	1585	0.51%	0.154483	BTC	6592.659289	1467.456166	-4212.389892
RFC	(10:entropy)	exp-multi	LONG	457.21%	911	0.50%	0.197995	BTC	6404.967358	1426.659525	-5329.89038
MLP	((1000):adam)	exp-multi	LONG	190.88%	757	0.25%	0.215899	BTC	6404.967358	1426.659525	-5329.89038
SVC	(poly)	exp-multi	LONG	-158.07%	366	-0.43%	0.034248	BTC	6404.967358	1426.659525	-5329.89038

Tabella 8.25. Risultati della simulazione di trading con validazione expanding window, anno 2018

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
MLP	((500);adam)	hold-multi	LONG-SHORT	1566,05%	490	3,20%	0,293537	BTC	5576,713596	1297,952355	-3304,610107
SVC	(poly)	hold-multi	LONG-SHORT	1370,04%	576	2,38%	0,264062	BTC	5576,713596	1297,952355	-3304,610107
MNB	{0; 0,2; 0,4; 0,6; 0,8; 1}	hold-multi	LONG-SHORT	678,89%	323	2,10%	0,131802	BTC	5576,713596	1297,952355	-3304,610107
RFC	(50;entropy)	hold-multi	LONG-SHORT	340,34%	925	0,37%	0,051236	BTC	5576,713596	1297,952355	-3304,610107
VAR	-1	hold-multi	LONG-SHORT	30,46%	96	0,32%	0,09002	BTC	5692,775245	1254,203946	-2495,150146
MLP	((1000);sgd)	hold-multi	LONG	570,35%	61	9,35%	0,75227	BTC	5576,713596	1297,952355	-3304,610107
SVC	(poly)	hold-multi	LONG	567,86%	118	4,81%	0,541269	BTC	5576,713596	1297,952355	-3304,610107
VAR	-5	hold-multi	LONG	129,72%	186	0,70%	0,048012	BTC	5692,775245	1254,203946	-2495,150146
RFC	(100;gini)	hold-multi	LONG	-94,89%	424	-0,22%	0,036674	BTC	5576,713596	1297,952355	-3304,610107

Tabella 8.26. Risultati della simulazione di trading con validazione hold-out, anno 2018

8.4 Analisi Multivariata con più settori

Come già precisato nel capitolo , è stata testata anche un’analisi multivariata con una suddivisione più sottile dei settori di appartenenza delle criptovalute. Alcune monete sono state accomunate al Bitcoin, mentre altre sembrano più legate a Ethereum. A conferma di questa ripartizione si veda il trend del prezzo di mercato, ad esempio certe somiglianze sono state già messe in evidenza commentando l’andamento dell’anno 2017 (grafico 8.16).

Sebbene in alcuni anni i risultati dell’analisi abbiano tratto giovamento da questa scissione in più settori, con l’ampliarsi del mercato le performance sono diminuite nettamente. La motivazione di un simile calo di prestazioni rende decisamente preferibile la scelta di un unico settore, l’ulteriore ripartizione non fa altro che apportare rumore e non fornisce nessuna informazione aggiuntiva utile al sistema di trading automatico.

8.4.1 Anno 2015

Nell’anno 2015 è presente un unico settore che unisce le criptovalute Bitcoin e Litecoin, mentre il Dogecoin non è considerato affine a nessuna delle due ed è analizzato in modo a sé stante. Le performance ottenute peggiorano notevolmente ed è quasi sempre molto meglio confrontare tutte e tre le valute. L’unica eccezione è il modello Support Vector Machine che preferisce la nuova distinzione, ma il profitto medio ottenuto non è comunque molto alto se rapportato agli altri classificatori. Nel caso di validazione a finestra mobile (istogramma 8.22), la differenza tra le due strategie è netta per i modelli MultiLayer Perceptron e Naive Bayes, mentre è più sottile per il classificatore Random Forest. Nel caso di validazione *hold-out* la situazione è opposta per il modello MNB che offre sempre pessime prestazioni, ma il profitto medio per operazione è leggermente meno negativo nel caso dei nuovi settori come visibile in figura 8.22.

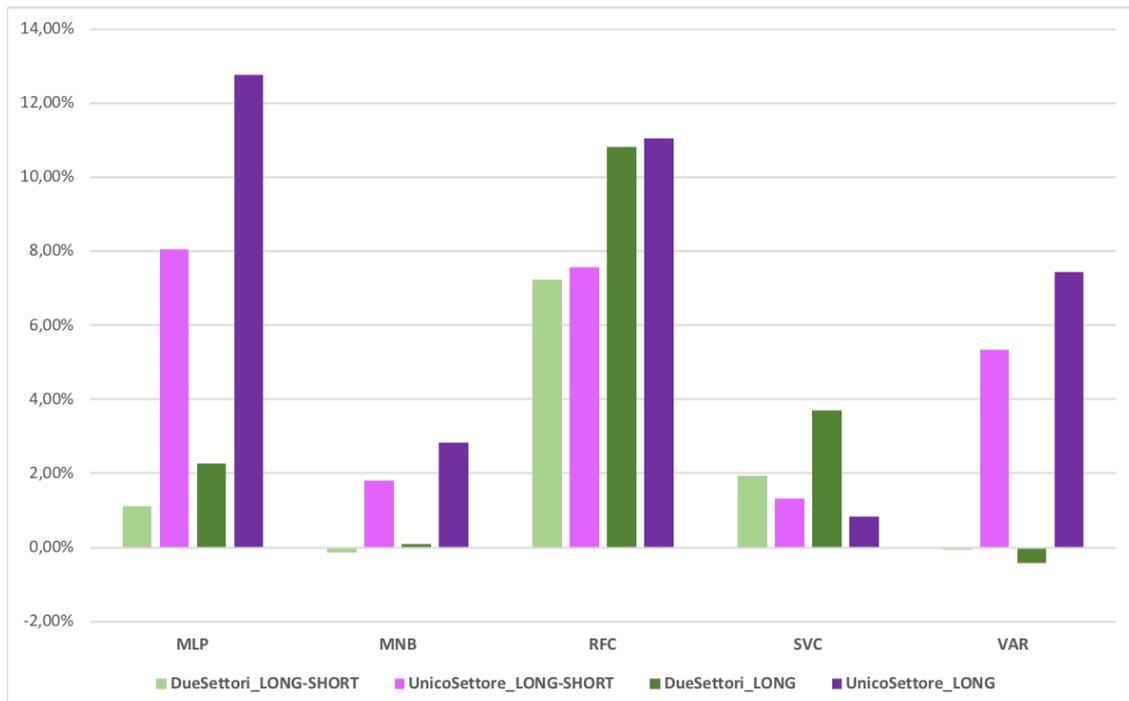


Figura 8.22. Confronto tra i risultati dell'analisi multivariata con un unico settore e con più settori, validazione expanding window, anno 2015

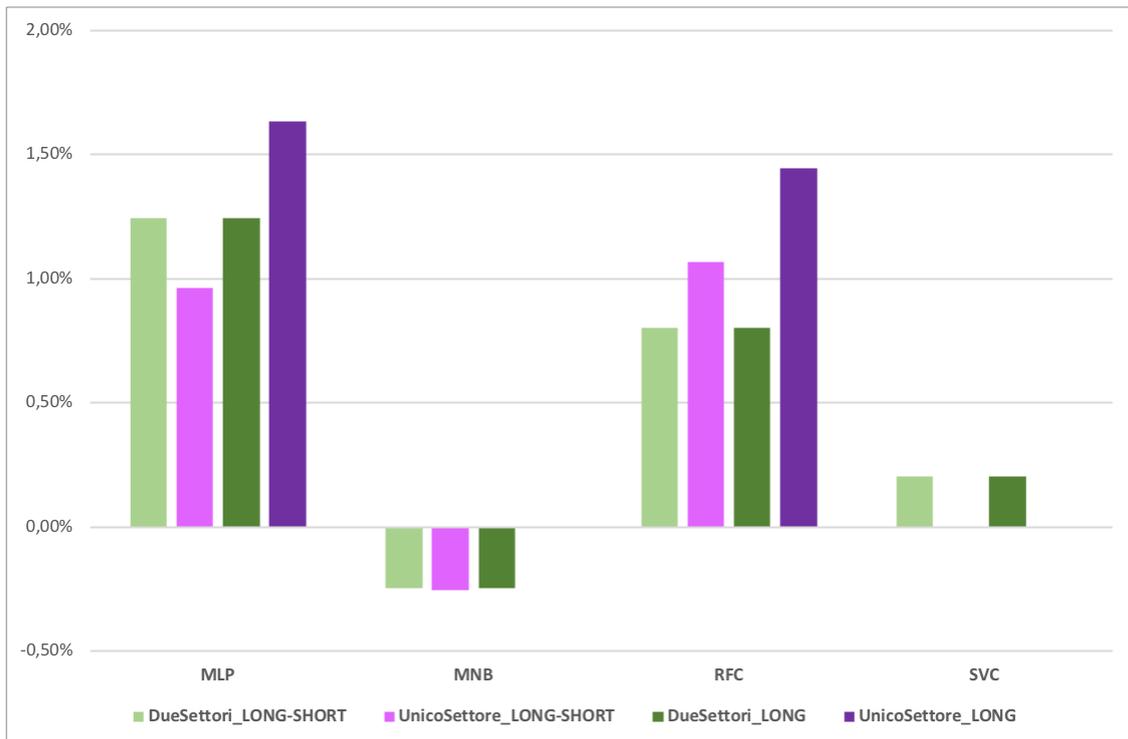


Figura 8.23. Confronto tra i risultati dell'analisi multivariata con un unico settore e con più settori, validazione hold-out, anno 2015

8.4.2 Anno 2016

Nel 2016, il settore di criptovalute derivate dal Bitcoin si amplia, così come il numero di valute che sono analizzate secondo strategia univariata perché non considerate affini alle altre. Anche la valuta Ethereum è inserita in questo insieme in quanto è ancora l'unico prodotto appartenente al suo stesso settore. Nel complesso la distinzione in settori si traduce in un miglioramento dei risultati per ogni tipo di validazione e strategia di trading, l'unica eccezione è il modello Naive Bayes con finestra mobile e investimento di tipo LONG come si vede dall'istogramma 8.24.

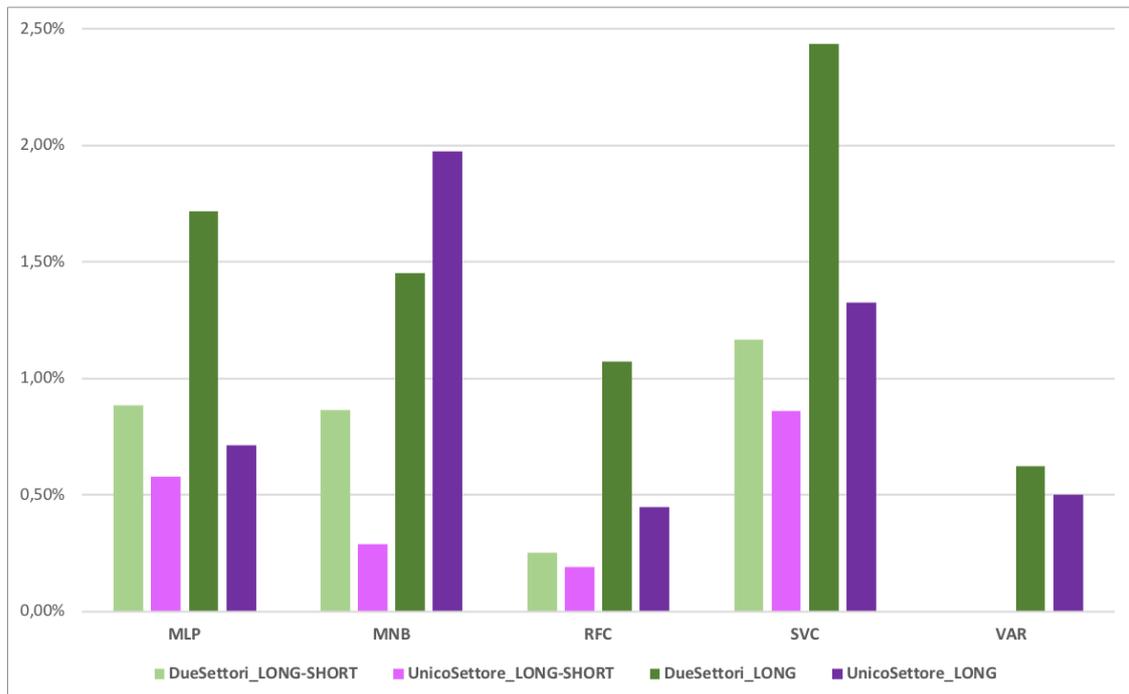


Figura 8.24. Confronto tra i risultati dell'analisi multivariata con un unico settore e con più settori, validazione expanding window, anno 2016

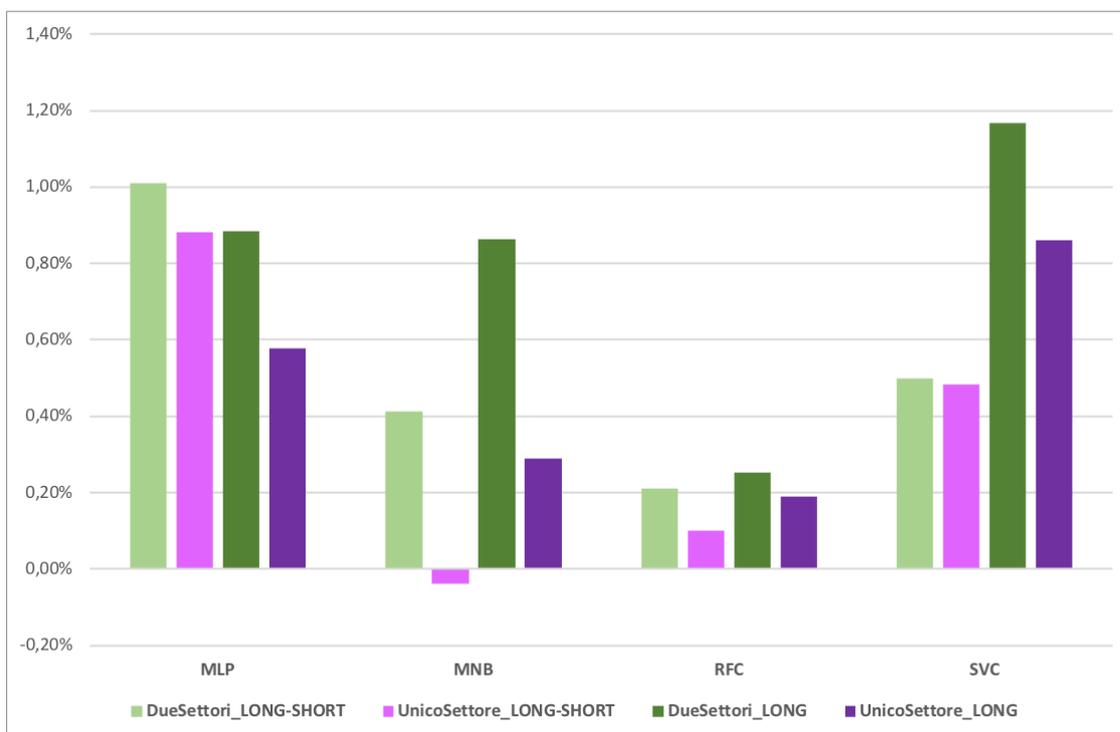


Figura 8.25. Confronto tra i risultati dell'analisi multivariata con un unico settore e con più settori, validazione hold-out, anno 2016

8.4.3 Anno 2017

Nel 2017 l'analisi considera per la prima volta i due settori: LTC, XEM, XMR e ZEC sono considerate affini al Bitcoin, mentre il settore Ethereum include l'omonima valuta e Ethereum Classic. Tutte le altre criptovalute sono considerate non associabili a nessuna delle altre. L'analisi si affina ulteriormente ma le performance ottenute fanno un passo indietro rispetto all'anno precedente e tornano ad essere sempre inferiori rispetto all'analisi multivariata con settore unico ad eccezione di pochissimi casi quali il classificatore Foresta Casuale per ogni validazione e il modello VAR per la strategia *hold-out* (figura 8.27).

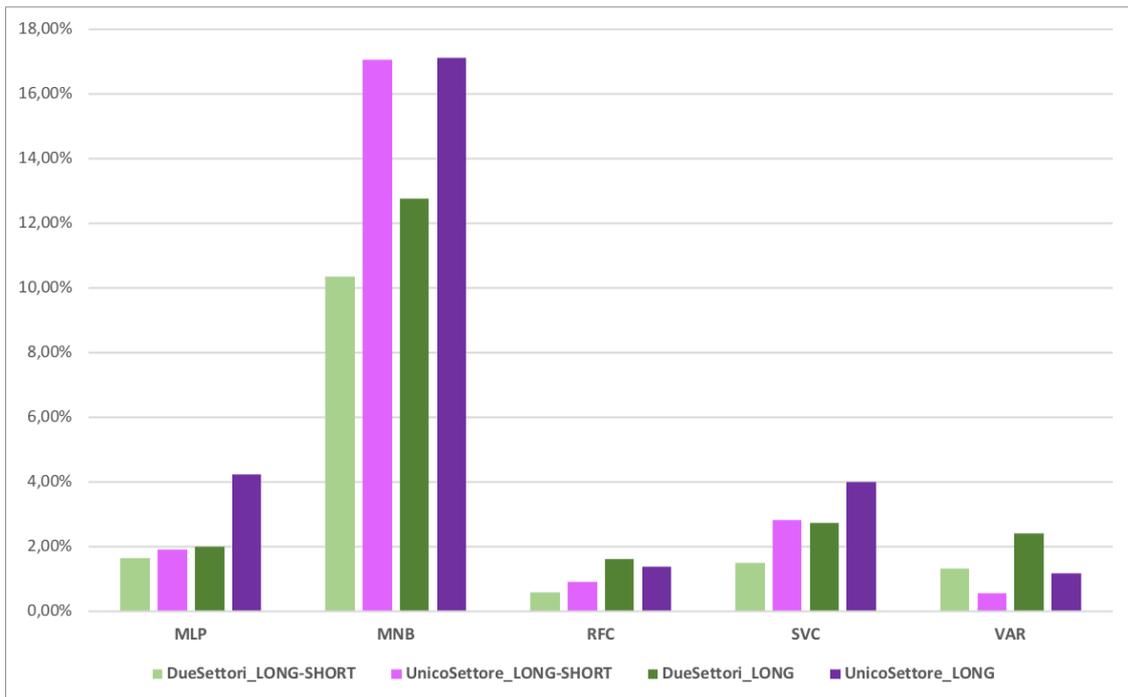


Figura 8.26. Confronto tra i risultati dell'analisi multivariata con un unico settore e con più settori, validazione expanding window, anno 2017

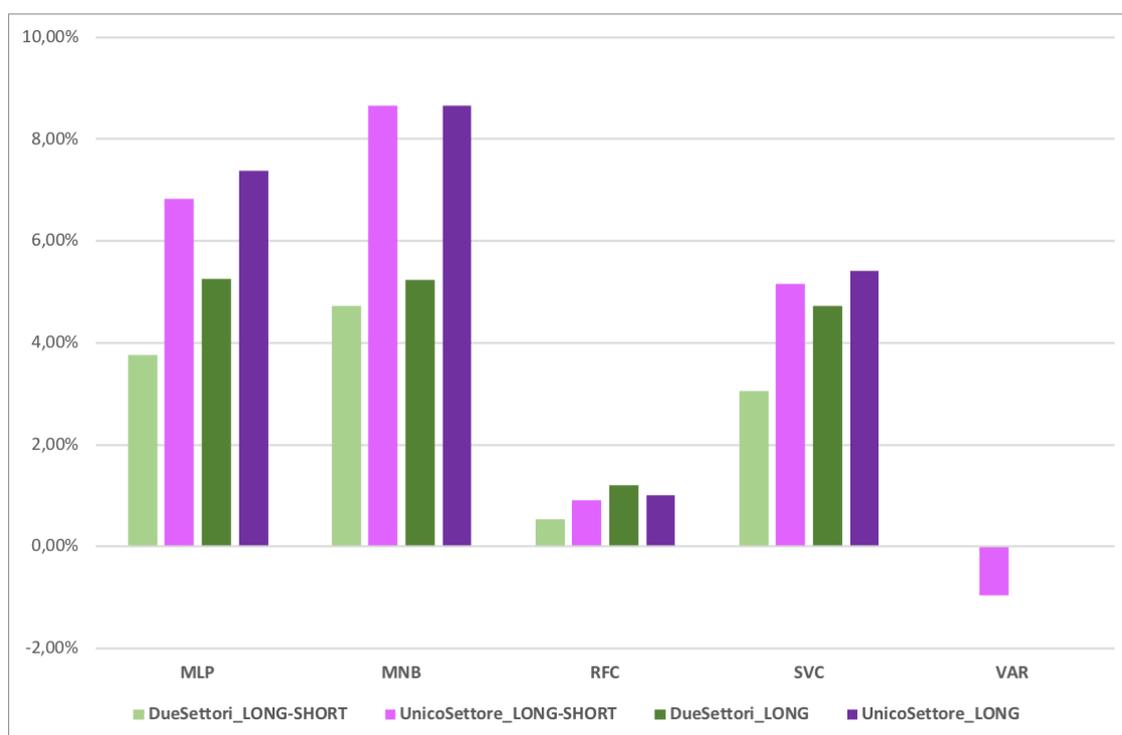


Figura 8.27. Confronto tra i risultati dell’analisi multivariata con un unico settore e con più settori, validazione hold-out, anno 2017

8.4.4 Anno 2018

L’anno 2018 è quello in cui il maggior numero di criptovalute sono coinvolte nell’analisi: in entrambi i settori sono presenti 7 valute, mentre 8 valute sono considerate come soluzioni indipendenti. Osservando i risultati ottenuti non è immediato indicare la soluzione migliore tra l’analisi a settore unico e quella a più settori, si veda l’istogramma 8.28 che confronta i risultati delle validazioni a finestra mobile e la figura 8.29 che visualizza le performance dei modelli con validazione *hold-out*. A parità di modello e strategia, con i nuovi settori si ottengono risultati peggiori in tre modelli su cinque in entrambe le validazioni. Nello specifico, le Reti Neurali, Support Vector Machine e il classificatore Bayesiano preferiscono sempre un unico settore per tutte le valute, mentre per quanto riguarda VAR e Random Forest le performance cambiano in base al tipo di validazione o tecnica di investimento. Una simile anomalia suggerisce che la nuova considerazione dei settori non apporti di fatto informazione utile ma semplicemente si traduca in rumore.

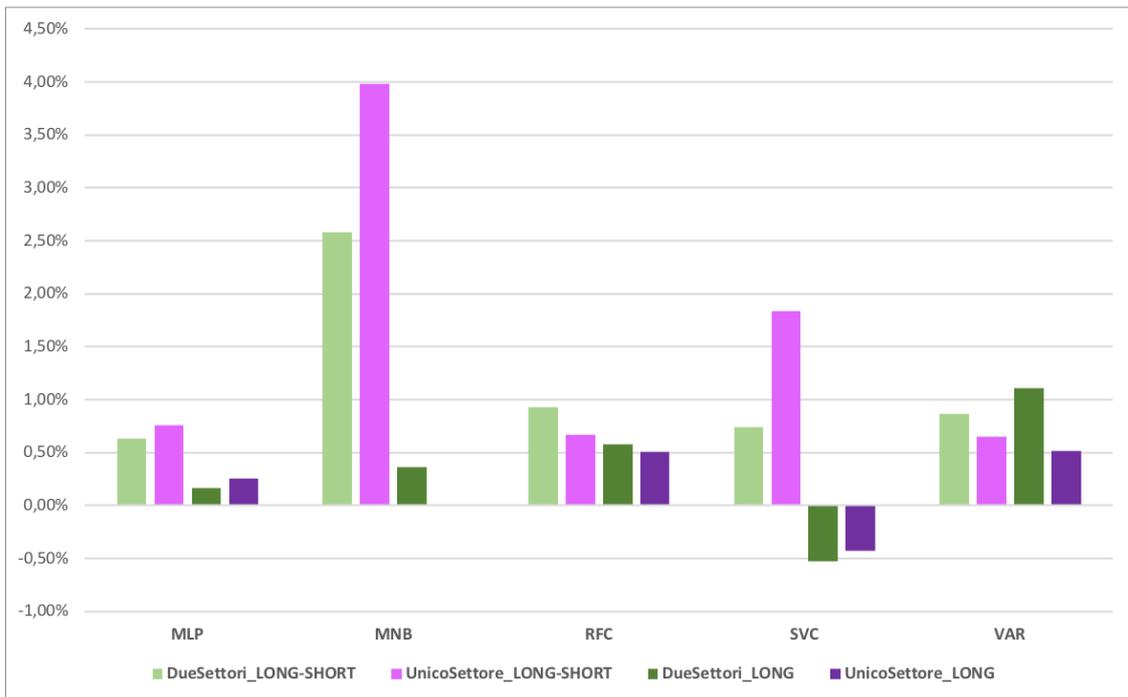


Figura 8.28. Confronto tra i risultati dell'analisi multivariata con un unico settore e con più settori, validazione expanding window, anno 2018

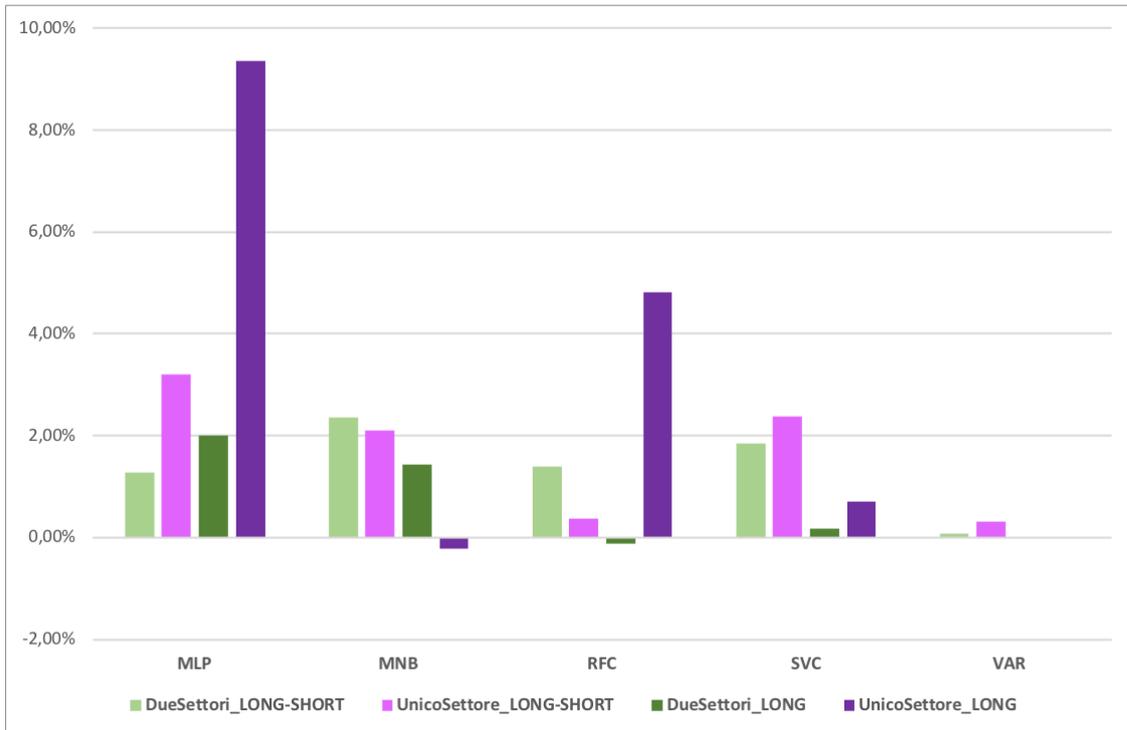


Figura 8.29. Confronto tra i risultati dell’analisi multivariata con un unico settore e con più settori, validazione hold-out, anno 2018

8.5 Training con dataset aggregato

Questa ultima analisi si pone come obiettivo la valutazione di un sistema di trading che controlli il mercato a intervalli di tempo più ampi di un giorno, nello specifico è stato usato il dataset aggregato descritto nella sezione 6.2.1. Modelli di trading automatico con tre dataset a diverso livello di aggregazione (3, 5 e 7 giorni) sono stati messi a confronto per ogni anno. Una granularità meno fine comporta una perdita di informazione ingente per un dato così volatile, tuttavia in alcune situazioni aumentare l’aggregazione dei dati non si è tradotto in una perdita di prestazioni. Questo è il caso dell’analisi statistica delle serie storiche, la motivazione è dovuta a un’espansione dell’intervallo temporale della serie storica analizzata. Si ricordi la necessità di avere a disposizione 50 periodi dell’anno antecedente per il calcolo degli indicatori tecnici, nel caso di granularità settimanale 50 periodi corrispondono a quasi un intero anno; seppur si perdano molti dettagli, un dataset così ampio è molto utile per l’analisi delle serie temporali. Per quanto riguarda i modelli di Machine Learning le performance sono sempre più in calo più aumenta il livello di aggregazione, compatibilmente a quanto ci si sarebbe aspettato.

Per i primi anni in analisi, i risultati non sono interessanti in quanto il numero di transazioni effettuate nel test supera la soglia di 50 solo per il modello Exponential Smoothing. Questo risultato è dovuto al fatto che il numero di dati per ogni anno sia notevolmente ridotto rispetto ai sistemi a granularità giornaliera. Ad esempio nel caso di granularità settimanale per ogni anno sono disponibili solo 52 dati relativi unicamente al Bitcoin e quindi non è possibile effettuare un numero maggiore di operazioni. Nelle sezioni seguenti è comunque presentato il grafico dell'andamento del prezzo di chiusura della moneta descritto tramite i dataset ai tre livelli di aggregazione e presentato il risultato migliore per ogni anno.

A partire dall'anno 2015 il mercato si amplia e quindi, grazie alla presenza di più valute su cui investire, il limite di 50 operazioni è superato più spesso, soprattutto usando la validazione a finestra mobile. Per questi anni sono quindi presenti anche degli istogrammi di confronto dei risultati e, per gli anni dal 2016 al 2018, le relative tabelle in appendice [A](#).

8.5.1 Anno 2012

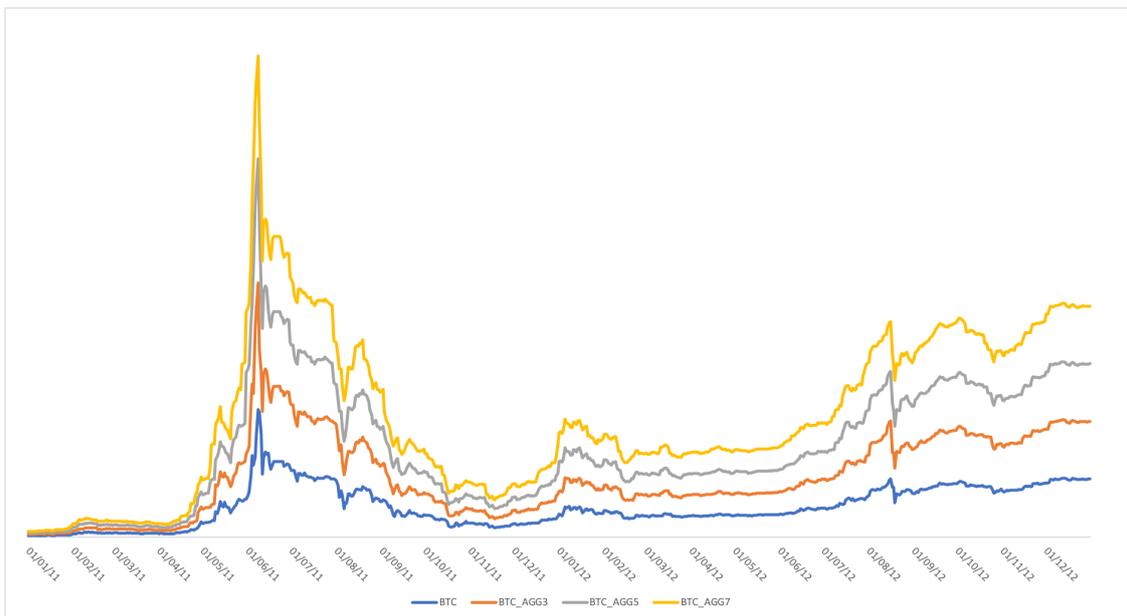


Figura 8.30. Confronto dei trend dei prezzi di chiusura del Bitcoin con dataset a granularità diversa: giornaliera, a intervalli di 3 giorni, 5 giorni, settimanale

8.5 – Training con dataset aggregato

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
EXPSMOOTH	(0,1;0,3)	exp-uni	LONG-SHORT	3,91%	50	0,08%	0,028726	BTC	8,413419	3,282799	7,59

Tabella 8.27. Risultati della simulazione di trading con validazione con dataset aggregato su 3 periodi, anno 2012

8.5.2 Anno 2013

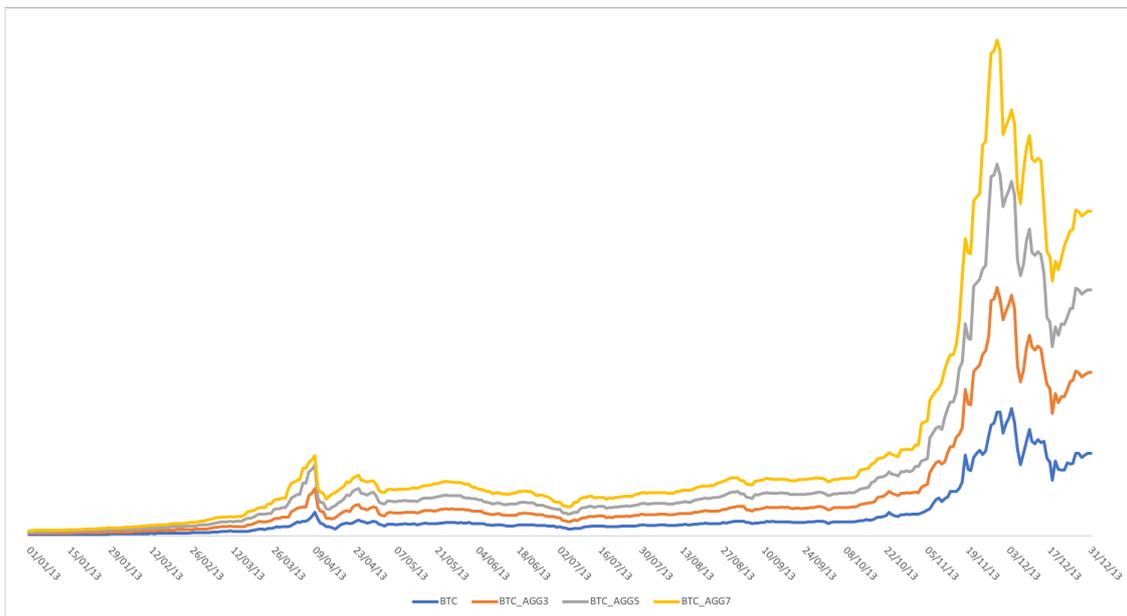


Figura 8.31. Confronto dei trend dei prezzi di chiusura del Bitcoin con dataset a granularità diversa: giornaliera, a intervalli di 3 giorni, 5 giorni, settimanale

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
EXPSMOOTH	(0,3;0,7)	exp-uni	LONG-SHORT	267,20%	50	5,34%	0,183737	BTC	207,761984	263,564431	769,260022

Tabella 8.28. Risultati della simulazione di trading con validazione con dataset aggregato su 3 periodi, anno 2013

8.5.3 Anno 2014

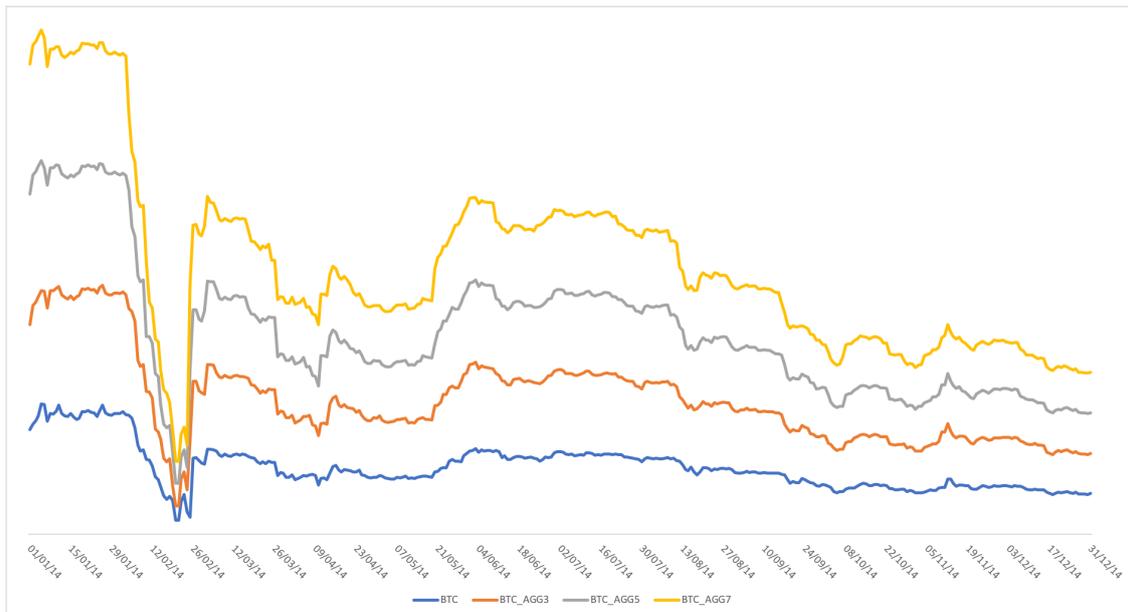


Figura 8.32. Confronto dei trend dei prezzi di chiusura del Bitcoin con dataset a granularità diversa: giornaliera, a intervalli di 3 giorni, 5 giorni, settimanale

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
EXPSMOOTH	(0,9;0,1)	exp-uni	LONG-SHORT	19.40%	55	0,35%	0,035241	BTC	506,641811	154,717675	-591,599976

Tabella 8.29. Risultati della simulazione di trading con validazione con dataset aggregato su 3 periodi, anno 2014

8.5.4 Anno 2015

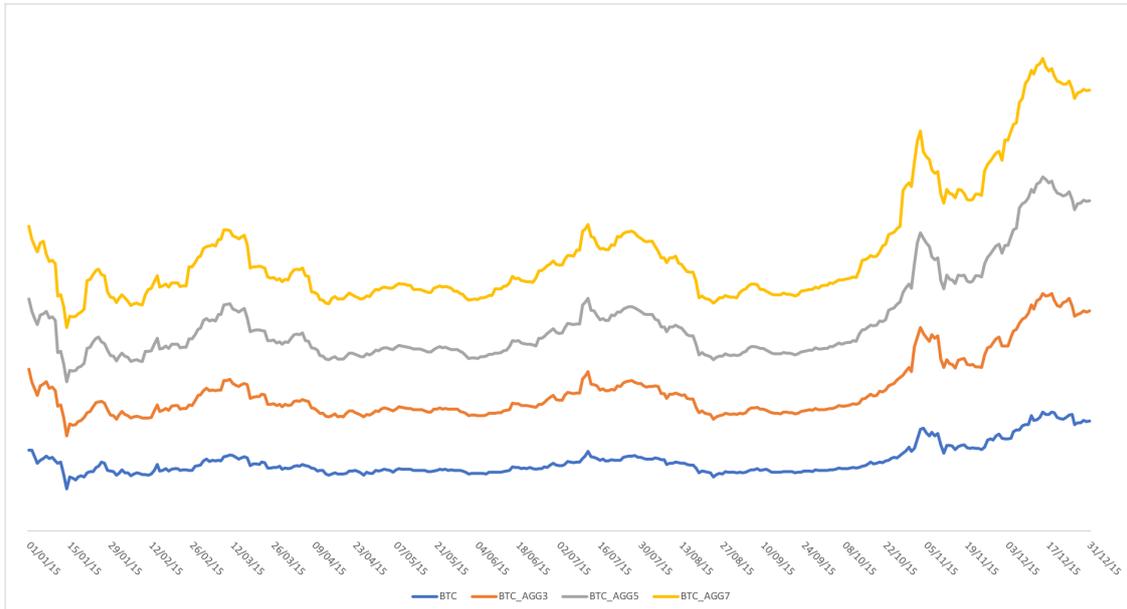


Figura 8.33. Confronto dei trend dei prezzi di chiusura del Bitcoin con dataset a granularità diversa: giornaliera, a intervalli di 3 giorni, 5 giorni, settimanale

Il prezzo del Bitcoin nel 2015 è caratterizzato da continue piccole oscillazioni di prezzo; molte di queste si perdono aggregando il dataset su time-frame più ampi, come si può notare dal grafico 8.33. Si vedano ad esempio i picchi di prezzo di fine anno: nella curva più in basso, disegnata dal dataset a granularità giornaliera, sembra che l'andamento sia molto più dolce, mentre nel caso della curva più in alto, descritta dal dataset a granularità settimanale, il prezzo di mercato sembra schizzare in salita o in discesa.

Analisi Univariata Il 2015 è il primo anno in cui sono disponibili risultati dei test di training più consistenti: spesso è stato superato il limite di almeno 50 transazioni, in particolare per l'analisi univariata con validazione *expanding window*. Il commento dei risultati si incentra su quest'ultima analisi dal momento che è l'unico in cui è possibile confrontare le performance ottenute con i dataset ai tre diversi livelli di granularità, almeno per quanto riguarda i modelli di analisi statistica (si veda l'istogramma 8.34). I risultati di ARIMA e Exponential Smoothing sono molto buoni: non solo il profitto medio per operazione è superiore a quello ottenuto con dataset a granularità giornaliera, ma anzi i risultati in molti casi migliorano all'aumentare dell'ampiezza del time-frame. Questa tendenza è spiegata dall'aumento

dell'intervallo temporale della serie storica oggetto di studio. Per ciò che concerne i metodi di Machine Learning invece, solo i test con la base dati su periodi di tre giorni superano la soglia minima di operazioni. Le performance dei modelli sono più basse rispetto a quelle delle analisi con in input i dati giornalieri, fatta eccezione per la strategia LONG con il classificatore MultiLayer Perceptron.

Per completezza seguono anche le tabelle dei risultati ottenuti con gli altri metodi di analisi e validazione.

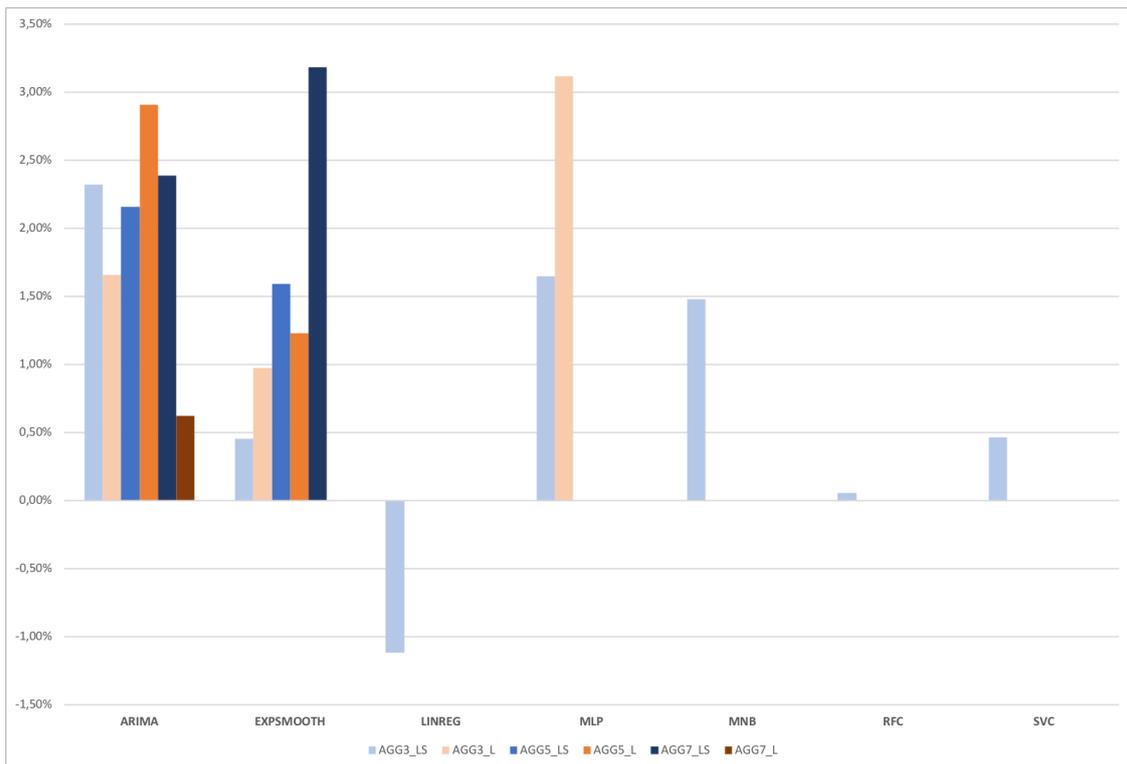


Figura 8.34. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading per l'analisi univariata con validazione expanding window, anno 2015

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
EXPSMOOTH	(0,1:0,9)	hold-uni	LONG-SHORT	-1,78%	51	-0,03%	0,037748	BTC	299,554999	69,778457	161,779998

Tabella 8.31. Risultati della simulazione di trading con dataset aggregato su 3 periodi e validazione old-out, anno 2015

8.5 – Training con dataset aggregato

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
ARIMA	[5; * 0; * 0]	exp-uni	LONG-SHORT	143,95%	62	2,32%	0,110748	BTC	272,319827	58,718547	221,300018
MLP	((100);adam)	exp-uni	LONG-SHORT	118,48%	72	1,65%	0,166913	BTC	283,084512	65,680577	196,150009
MNB	{0; 0,2; 0,4; 0,6; 0,8; -1}	exp-uni	LONG-SHORT	84,11%	57	1,48%	0,139096	BTC	283,084512	65,680577	196,150009
SVC	(linear)	exp-uni	LONG-SHORT	26,50%	57	0,46%	0,066609	BTC	283,084512	65,680577	196,150009
EXPSMOOTH	(0,1;None)	exp-uni	LONG-SHORT	38,12%	84	0,45%	0,066996	BTC	272,319827	58,718547	221,300018
RFC	(50;gini)	exp-uni	LONG-SHORT	3,37%	61	0,06%	0,046545	BTC	283,084512	65,680577	196,150009
LINREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	-87,34%	78	-1,12%	0,00537	BTC	272,319827	58,718547	221,300018
MLP	((100);adam)	exp-uni	LONG	165,23%	53	3,12%	0,230603	BTC	283,084512	65,680577	196,150009
ARIMA	[4; * 0; * 0]	exp-uni	LONG	87,92%	53	1,66%	0,088684	BTC	272,319827	58,718547	221,300018
EXPSMOOTH	(0,5;None)	exp-uni	LONG	48,61%	50	0,97%	0,049139	BTC	272,319827	58,718547	221,300018

Tabella 8.30. Risultati della simulazione di trading con dataset aggregato su 3 periodi e validazione expanding window, anno 2015

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
ARIMA	[4; * 0; * 0]	exp-uni	LONG-SHORT	112,03%	52	2,15%	0,115141	BTC	282,324881	61,680175	64,529999
EXPSMOOTH	(0,1;0,9)	exp-uni	LONG-SHORT	119,06%	75	1,59%	0,104885	BTC	282,324881	61,680175	64,529999
ARIMA	[4; * 0; * 0]	exp-uni	LONG	148,33%	51	2,91%	0,131128	BTC	282,324881	61,680175	64,529999
EXPSMOOTH	(0,5;0,9)	exp-uni	LONG	68,79%	56	1,23%	0,072579	BTC	282,324881	61,680175	64,529999

Tabella 8.32. Risultati della simulazione di trading con dataset aggregato su 5 periodi e validazione expanding window, anno 2015

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
EXPSMOOTH	(0,1;0,1)	exp-uni	LONG-SHORT	168,73%	53	3,18%	0,158419	BTC	303,978732	78,828637	-80,639985
ARIMA	[2; * 0; * 0]	exp-uni	LONG-SHORT	124,09%	52	2,39%	0,174804	BTC	303,978732	78,828637	-80,639985
ARIMA	[4; * 0; * 0]	exp-uni	LONG	32,86%	53	0,62%	0,086243	BTC	303,978732	78,828637	-80,639985

Tabella 8.33. Risultati della simulazione di trading con dataset aggregato su 7 periodi e validazione expanding window, anno 2015

Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
MNB	{0; -0,2; -0,4; -0,6; -0,8; -1}	exp-multi	LONG-SHORT	150,39%	50	3,01%	0,204732	BTC	283,084512	65,680577	196,150009
SVC	(rbf)	exp-multi	LONG-SHORT	84,21%	58	1,45%	0,137882	BTC	283,084512	65,680577	196,150009
MLP	((100);sgd)	exp-multi	LONG	71,55%	51	1,40%	0,078935	BTC	283,084512	65,680577	196,150009
VAR	-3	exp-multi	LONG-SHORT	43,19%	57	0,76%	0,083965	BTC	281,323735	61,36465	44,340027
RFC	(100;gini)	exp-multi	LONG-SHORT	8,54%	63	0,14%	0,03939	BTC	283,084512	65,680577	196,150009
VAR	-2	exp-multi	LONG-SHORT	2,84%	56	0,05%	0,057061	BTC	272,856348	58,689252	203,750015

Tabella 8.34. Risultati della simulazione di trading con dataset aggregato su 7 periodi e validazione expanding-window, analisi multivariata, anno 2015

8.5.5 Anno 2016

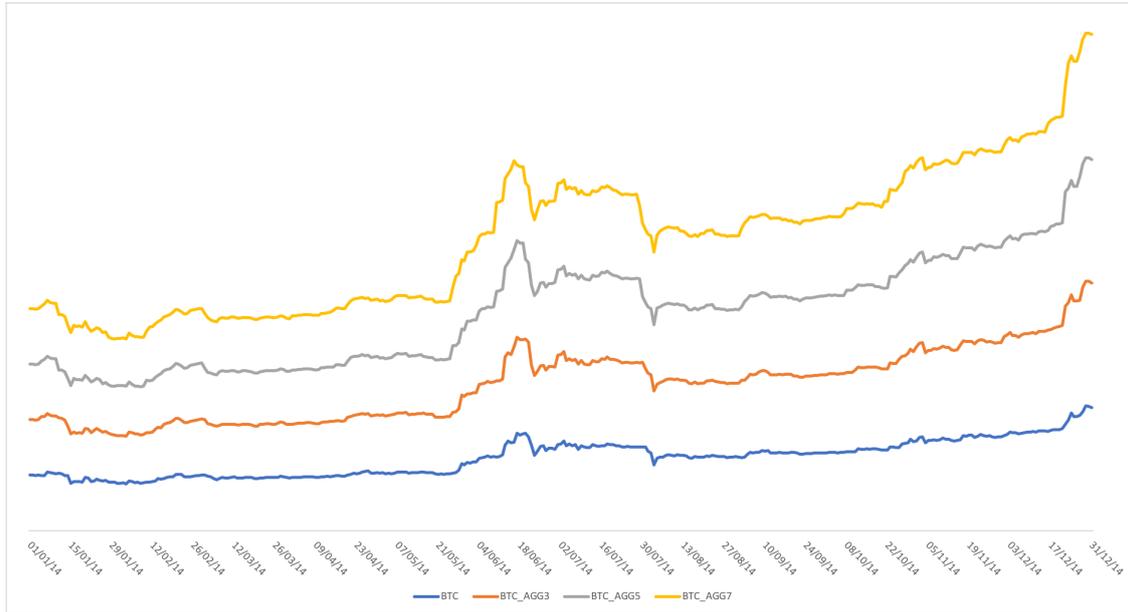


Figura 8.35. Confronto dei trend dei prezzi di chiusura del Bitcoin con dataset a granularità diversa: giornaliera, a intervalli di 3 giorni, 5 giorni, settimanale

Anche per quest'anno è visibile dal grafico 8.35 come l'aggregazione dei dati comporti una perdita di informazioni e gli andamenti del prezzo paiano più dolci sulla curva disegnata dal dataset a granularità giornaliera in cui sono visibili tutte le piccole oscillazioni di prezzo tra un picco e il successivo. Nonostante l'aumento delle criptovalute sul mercato, anche per il 2016 non ci sono molti dati disponibili per quanto riguarda le analisi con validazione *hold-out*, sempre a causa della soglia di 50 operazioni nel periodo di test. Pertanto il commento dei risultati si concentra solo sulla validazione *expanding window*.

Analisi Univariata Conformemente alle aspettative, i risultati migliori sono ottenuti con il dataset aggregato su tre periodi, soprattutto per le analisi statistiche nelle quali la differenza di guadagno si attesta a partire da 5 punti percentuali in più rispetto alle altre tecniche. Un'altra nota evidente nell'istogramma 8.36 è come il dataset a granularità più fine sia l'unico che permette quasi sempre di superare il limite di 50 transazioni nell'intervallo di tempo di test, l'unica eccezione è il risultato degli investimenti LONG per il classificatore Support Vector Machine. Come già evidenziato, i metodi di analisi statistica hanno ottime performance che, con il dataset aggregato su tre periodi, superano anche il risultato dell'analisi a time-frame

giornaliero; discorso opposto vale per i metodi di Machine Learning il cui profitto medio per operazione è sempre inferiore rispetto a quello raggiunto con le analisi precedenti.

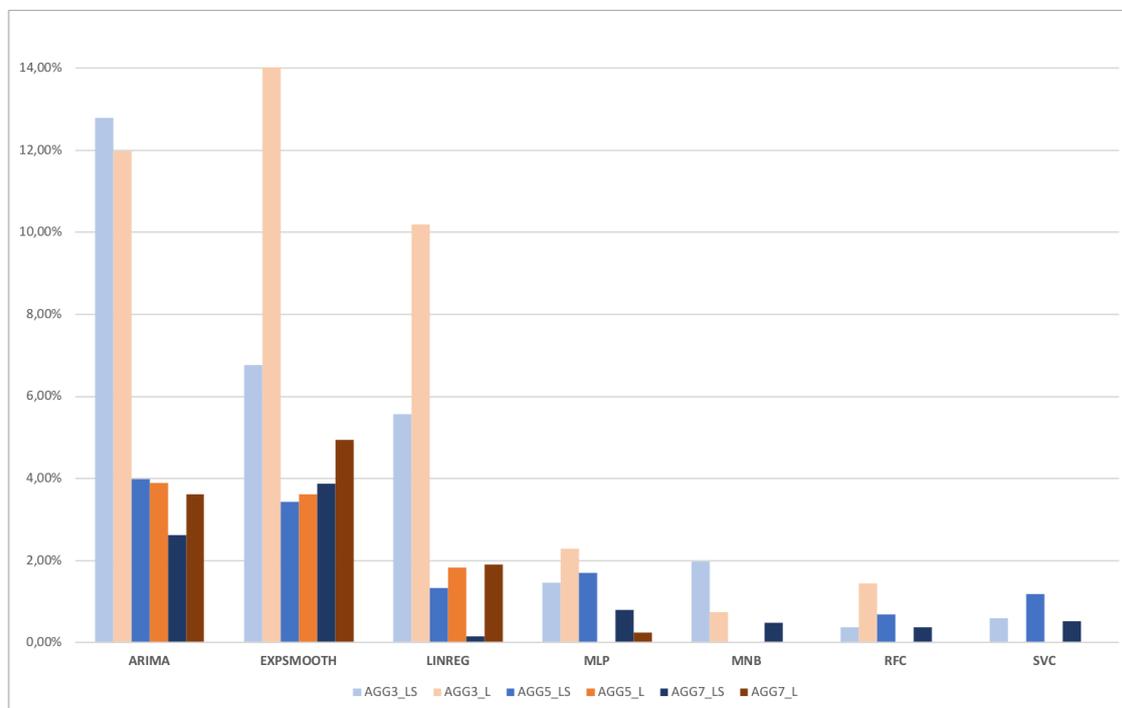


Figura 8.36. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading per l'analisi univariata con validazione expanding-window, anno 2016

Analisi Multivariata I risultati ottenuti sono buoni soprattutto nel caso di aggregazione su 5 periodi con investimento LONG-SHORT, si vedano le colonne di colore azzurro intenso nel grafico in figura 8.37. Il picco più alto è raggiunto da VAR con base di dati a granularità settimanale; in generale il modello Vector Auto-Regressive ottiene un profitto medio per operazioni quasi doppio rispetto a quello raggiunto nelle analisi con dataset a granularità giornaliera, la motivazione risiede sempre nella serie storica studiata la cui ampiezza è sempre maggiore con l'aumentare del livello di aggregazione. Degno di nota è anche il risultato della rete neurale, sempre per lo stesso livello di aggregazione, che supera quello ottenuto con la base dati a granularità giornaliera; in tutti gli altri casi i risultati sono peggiori. Un'ultima considerazione riguarda le analisi con tipo di investimento LONG i cui risultati non sono sempre presenti a causa della soglia del numero minimo di transazioni infatti, non potendo guadagnare dal ribasso, il sistema automatico aprirà meno spesso una posizione sul mercato.

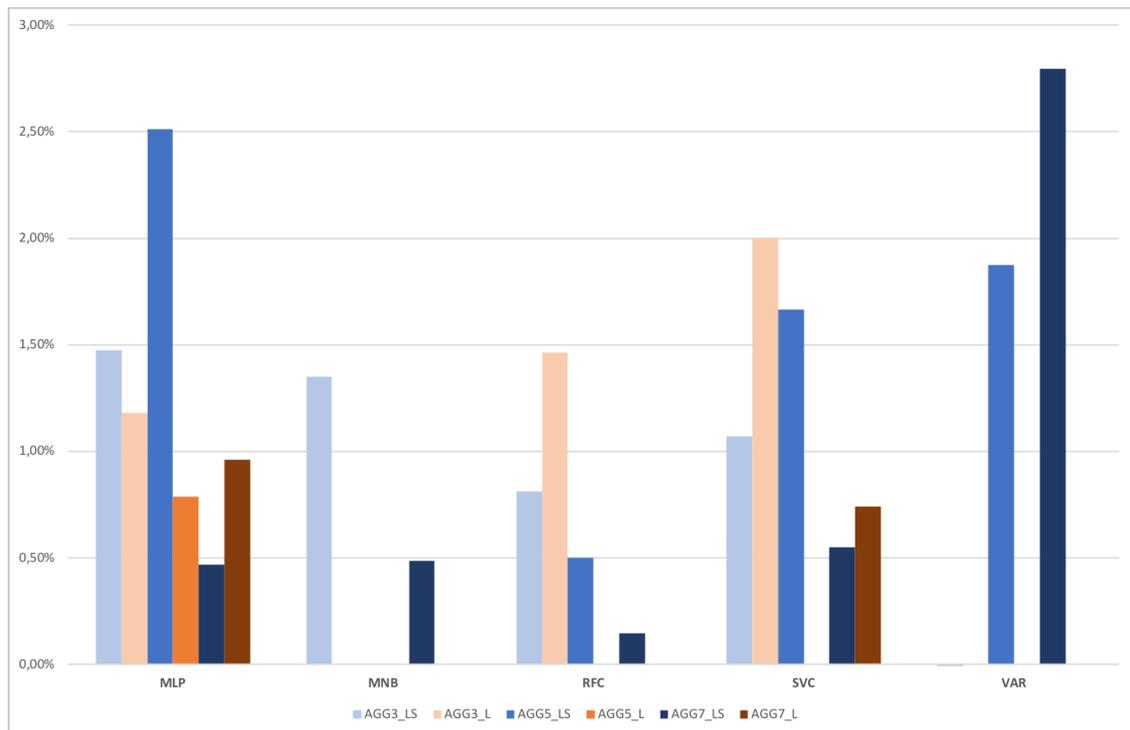


Figura 8.37. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading per l'analisi multivariata con validazione expanding-window, anno 2016

8.5.6 Anno 2017

Nell'anno 2017 la crescita del prezzo del Bitcoin è esponenziale ed è difficile notare le differenze tra le quattro curve del grafico 8.38. Nel periodo di novembre, la salita sembra più ripida nel caso del dataset a base settimanale in quanto ci sono punti dati e quindi certe smussature sono percepibili solo sulle linee più in basso.

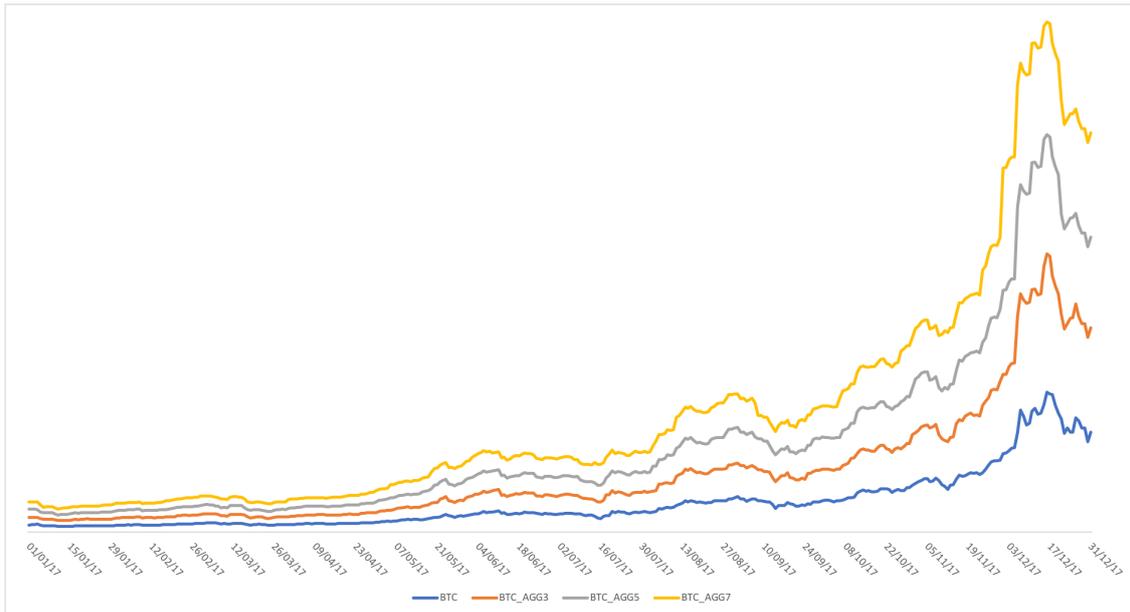


Figura 8.38. Confronto dei trend dei prezzi di chiusura del Bitcoin con dataset a granularità diversa: giornaliera, a intervalli di 3 giorni, 5 giorni, settimanale

Analisi Univariata La presenza di un chiaro trend a rialzo permette di ottenere grandi vantaggi dall'ampliamento dell'intervallo di tempo della serie storica sotto osservazione, l'andamento del prezzo del Bitcoin è entrato in fase di crescita già a partire dal 2016 e quindi anche i dati meno recenti fanno la differenza nei risultati ottenuti, siano essi usati anche solo per il calcolo degli indicatori tecnici. Le performance dei modelli di analisi statistica sono le migliori sia per la validazione *hold-out* (figura 8.39) che quelle per *expanding-window* (istogramma 8.39). In generale la finestra mobile è la validazione con cui si registrano percentuali di guadagno più alte, addirittura ARIMA permette un guadagno per operazione che raggiunge in media il 50% dell'ammontare investito. L'unico modello che genera profitto negativo è la Regressione Lineare, peraltro è evidente che l'andamento del prezzo non sia lineare. Risultati così eccellenti sembrano piuttosto anomali e fanno pensare in un sovra adattamento del modello al training set e quindi c'è da supporre che le performance su un set di dati con trend oscillatorio o a ribasso sarebbe decisamente diverse.

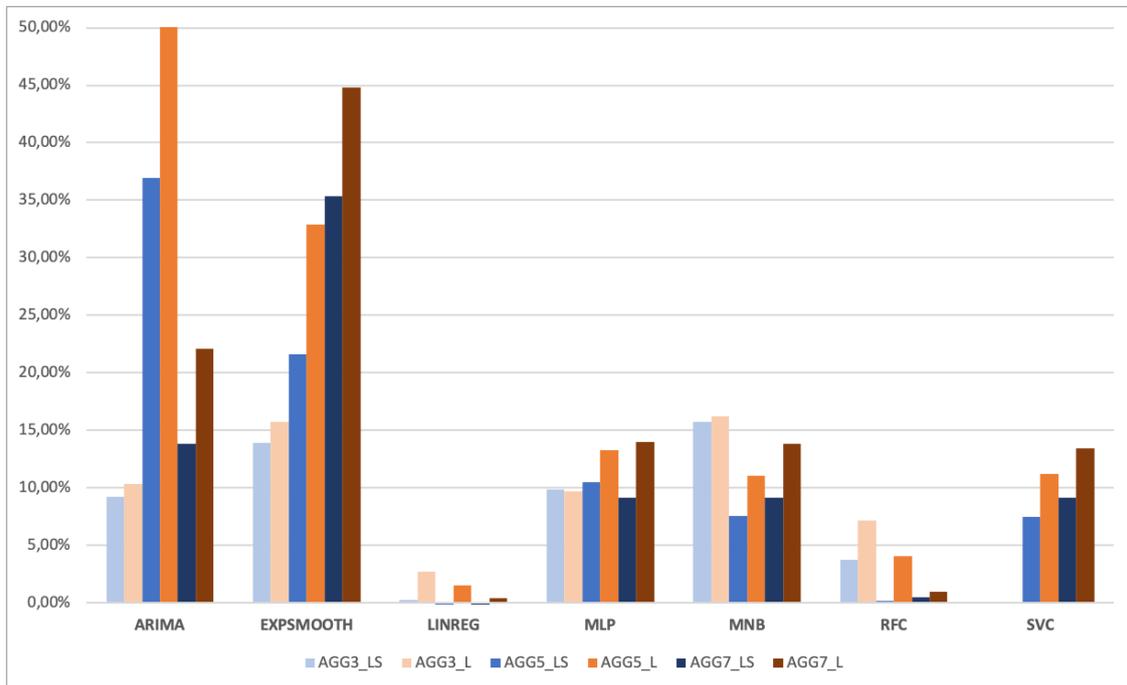


Figura 8.39. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading per l'analisi univariata con validazione expanding-window, anno 2017

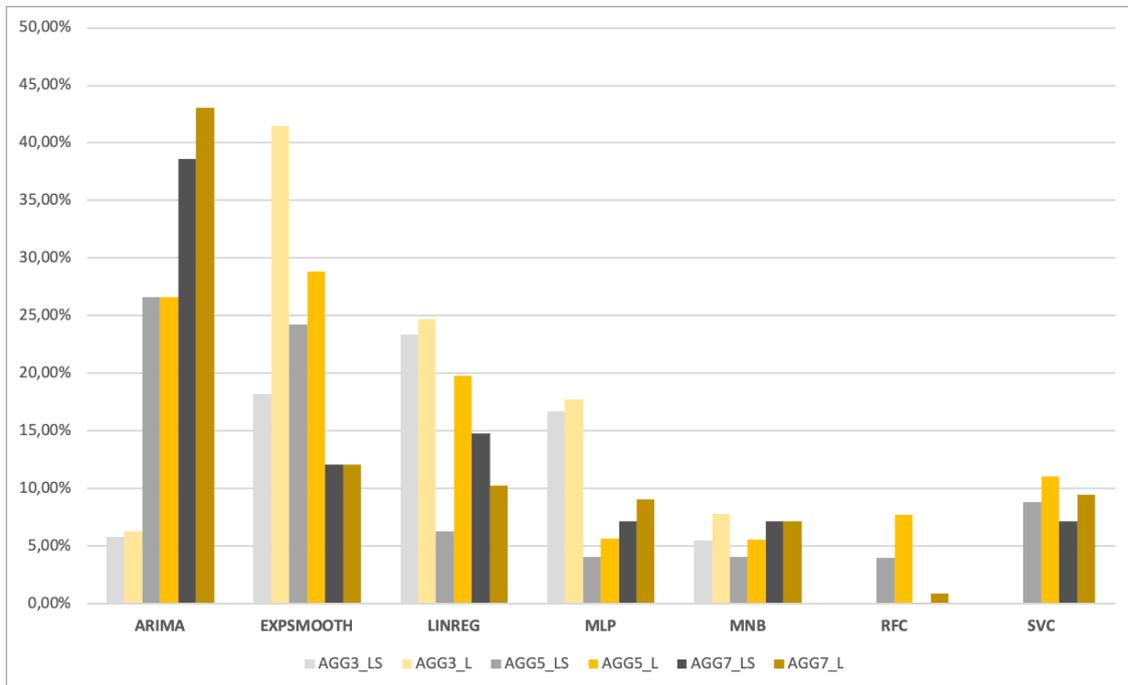


Figura 8.40. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading per l'analisi univariata con validazione hold-out, anno 2017

Analisi Multivariata L'analisi multivariata è molto simile all'univariata per la validazione a finestra mobile (grafico 8.41), mentre ne supera i risultati nel vaso dell'*hold-out*. Nella multivariata l'aggregazione a livello tre è quasi sempre la migliore, tranne per il classificatore VAR per cui l'aggregazione su base settimanale non lascia spazio alle concorrenti, ancor meglio se il test è dataset è suddiviso in porzioni fisse tra set di allenamento e di test. Questa apparente anomalia è da ricondursi all'andamento della moneta nel periodo di tempo in analisi: andando più indietro nel tempo si ottengono due set di dati con trend molto simile ed è logico aspettarsi che il test dia risultati ottimali. Per le tecniche di Machine Learning, l'aggregazione a livello tre è la migliore come da aspettative.

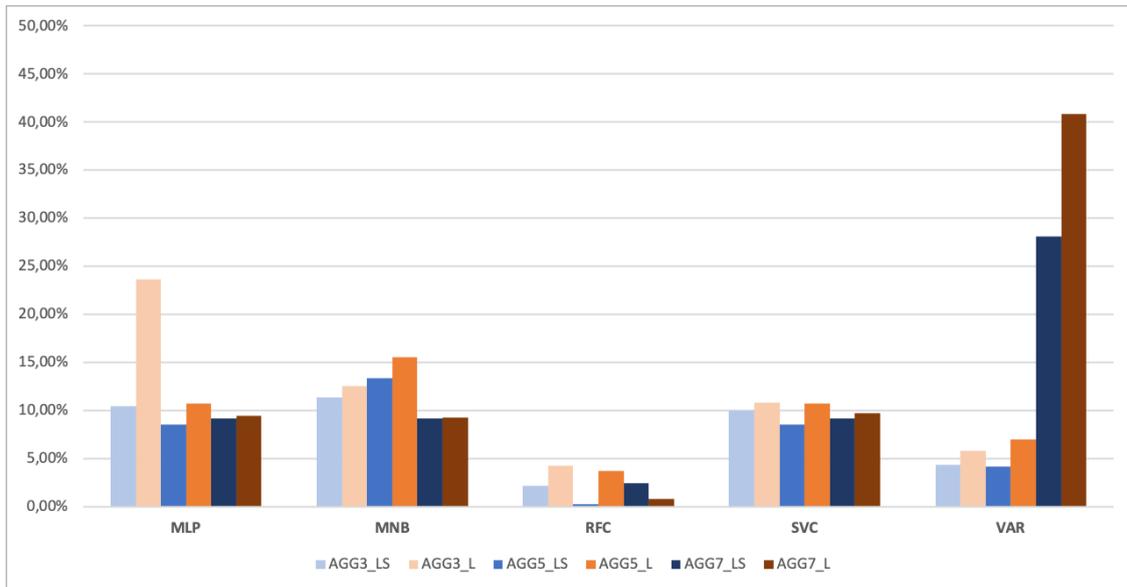


Figura 8.41. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading per l'analisi multivariata con validazione expanding-window, anno 2017

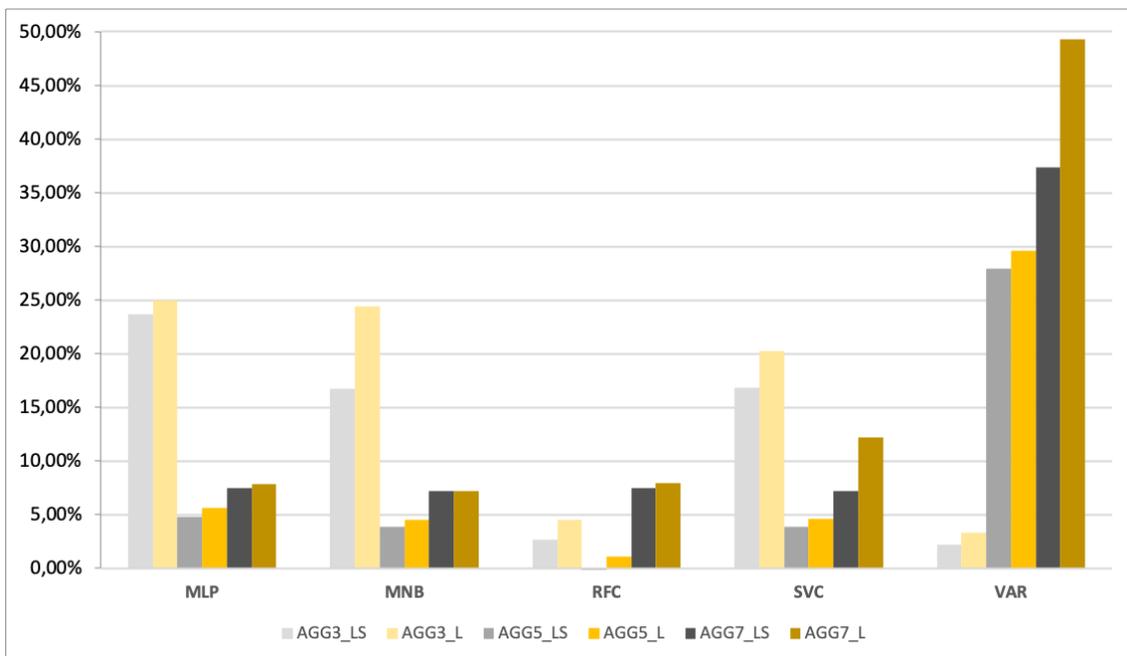


Figura 8.42. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading per l'analisi multivariata con validazione hold-out, anno 2017

8.5.7 Anno 2018

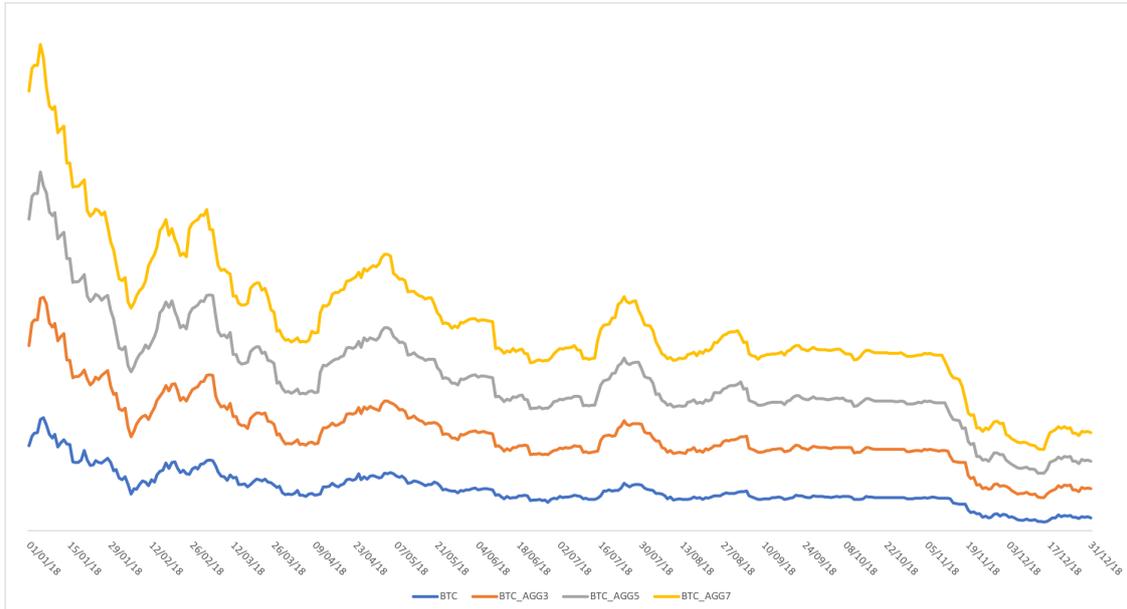


Figura 8.43. Confronto dei trend dei prezzi di chiusura del Bitcoin con dataset a granularità diversa: giornaliera, a intervalli di 3 giorni, 5 giorni, settimanale

Nell'anno 2018 sono più apprezzabili le differenze tra i trend disegnati con set di dati a diversa granularità; si veda ad esempio l'andamento del mese di febbraio in figura 8.43. Nel caso del primo rialzo il prezzo sale a picco nella curva più in alto, mentre una salita più dolce, "a gradini", è apprezzabile dalle curve più in basso. A fine mese, si evince un altro picco in salita con un unico punto di massimo per il data set a granularità meno fino, mentre diminuendo il livello di aggregazione si possono visualizzare più punti dati che si traducono in una curva più smussata.

Analisi Univariata A differenza dell'anno precedente, quest'anno ci sono diversi profitti negativi a qualunque livello di aggregazione, ma soprattutto a cinque e sette periodi, come ci si sarebbe potuti aspettare, e in particolare per il trading di tipo LONG, anche questo è un dato che non stupisce in quanto il trend dell'anno è in discesa. Nell'univariata la validazione expanding-window porta profitti più alti nel caso di analisi statistica e le aggregazioni a livello cinque sono in media migliori. In assoluto il profitto maggiore lo ottiene il modello Naive Bayes con analisi a time-frame di tre periodi, come si vede chiaramente dal grafico in figura 8.44. Considerando invece l'univariata con strategia *hold-out* (istogramma 8.45), si hanno guadagni nettamente minori, per ARIMA l'unico profitto positivo è quello

ottenuto con la base dati settimanale. ARIMA basa la previsione sull'analisi delle serie stocastiche, ma in questo caso si trova di fronte a un panorama diametralmente opposto rispetto a quello su cui il modello è stato allenato, l'anno 2017 infatti ha visto una crescita esponenziale del prezzo.

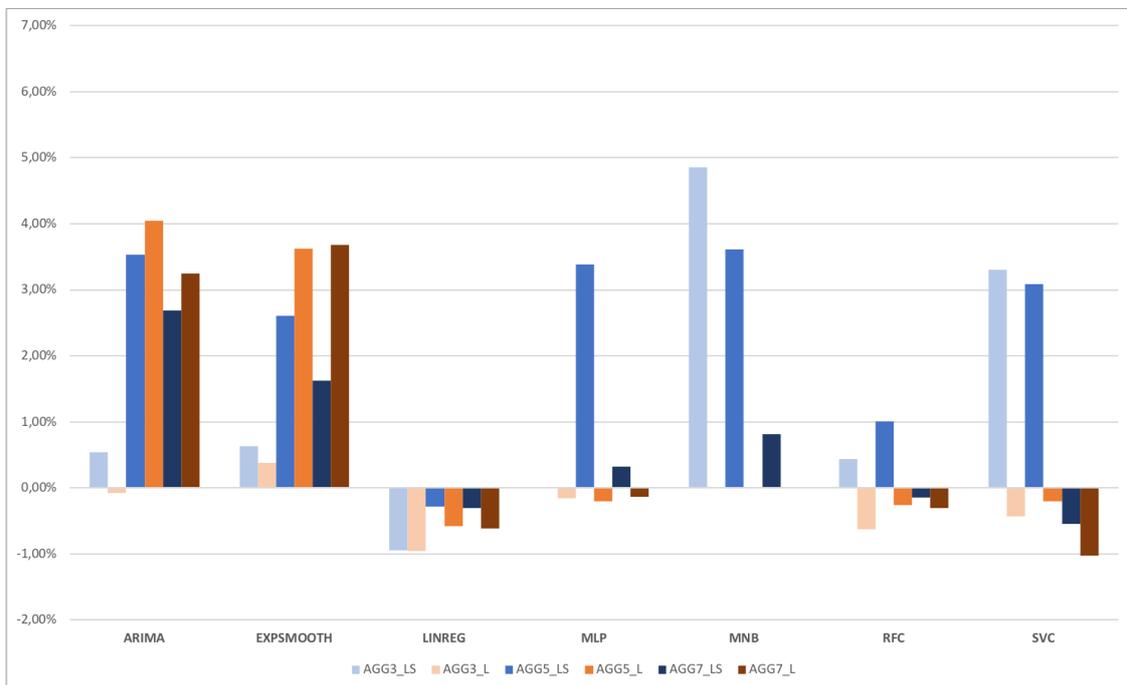


Figura 8.44. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading per l'analisi univariata con validazione expanding-window, anno 2018

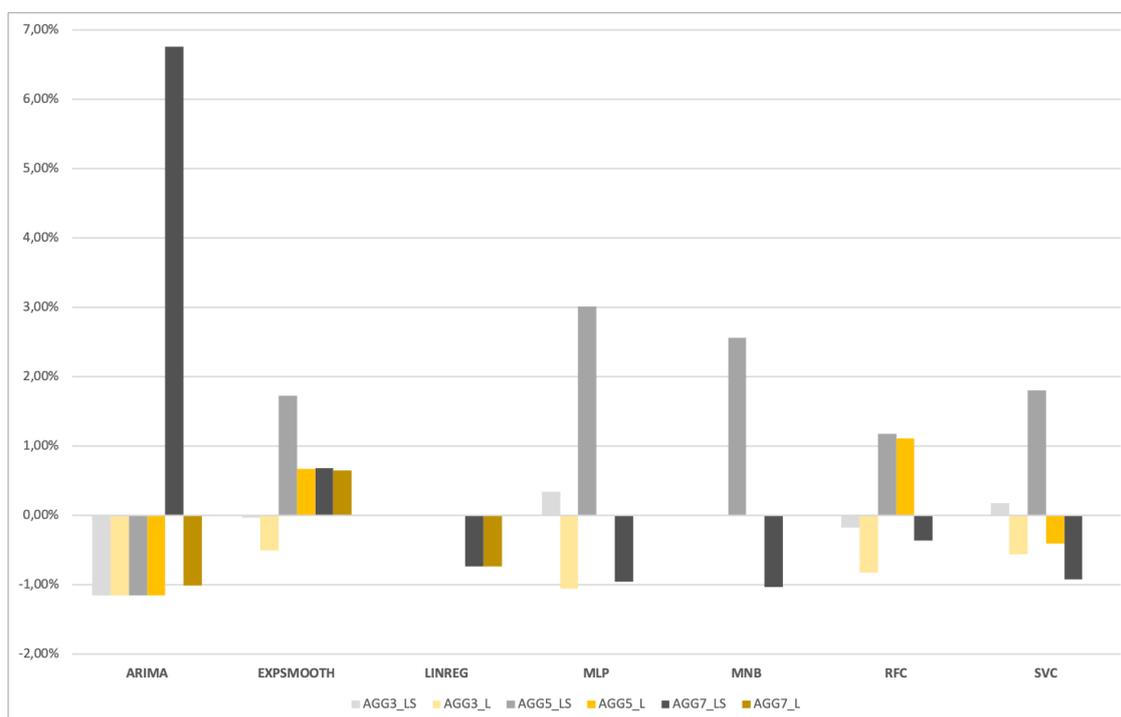


Figura 8.45. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading per l'analisi univariata con validazione hold-out, anno 2018

Analisi Multivariata I profitti medi percentuali (a volta positivi e altre volte negativi) sono sempre maggiori rispetto a quelli dell'analisi univariata di circa un punto percentuale. Se si confrontano le prestazioni con quelle degli stessi modelli costruiti e testati con dataset giornaliero, si può vedere un guadagno comparabile o più alto per gli investimenti LONG-SHORT, ma nettamente inferiore per la strategia LONG. Con un dataset a granularità più fine si riescono ad apprezzare meglio i sottili cambi di direzione del prezzo e quindi si riesce comunque ad avere un margine di guadagno anche se l'unica possibilità di guadagno è la vendita a prezzo più alto rispetto all'acquisto; questa sensibilità si perde sempre di più con un dataset via via più aggregato. Per quanto riguarda la validazione *expanding window* (figura 8.46), il profitto maggiore è raggiunto dal modello Naive Bayes con dati su tre periodi. La strategia *hold-out* non spicca in termini di profitto medio percentuale, si faccia riferimento all'istogramma 8.47; in ogni caso fra i risultati positivi i migliori sono ottenuti con dati a granularità tre e cinque.

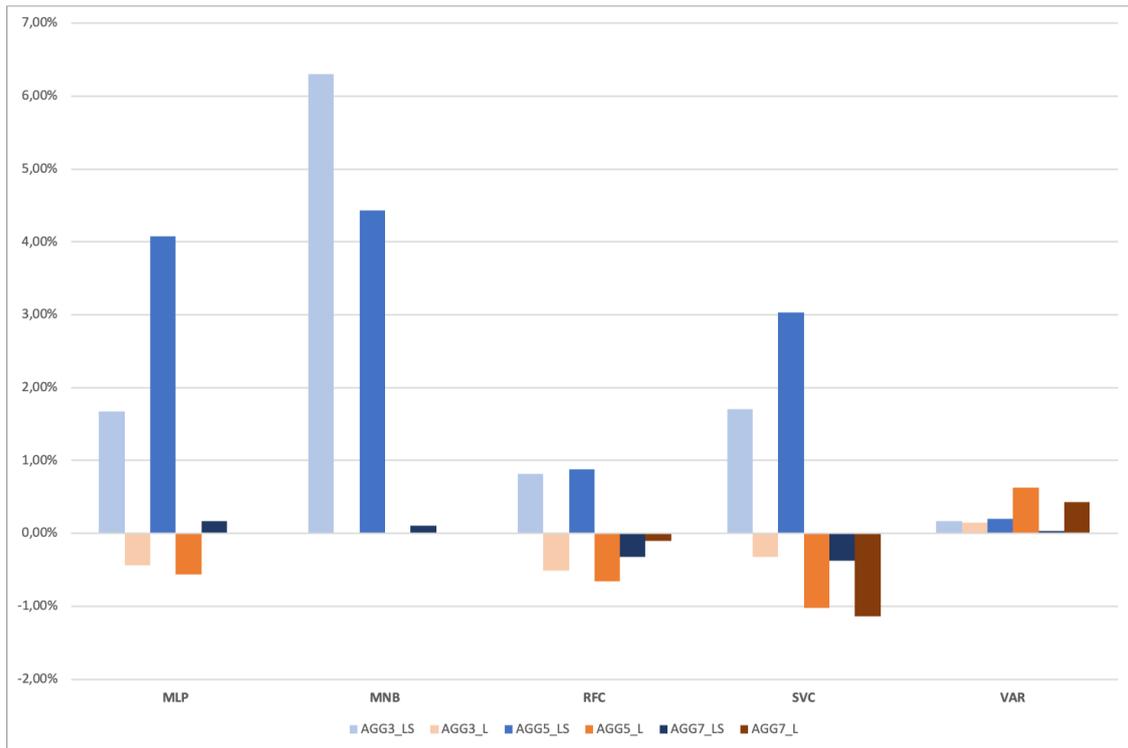


Figura 8.46. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading per l'analisi multivariata con validazione expanding-window, anno 2018

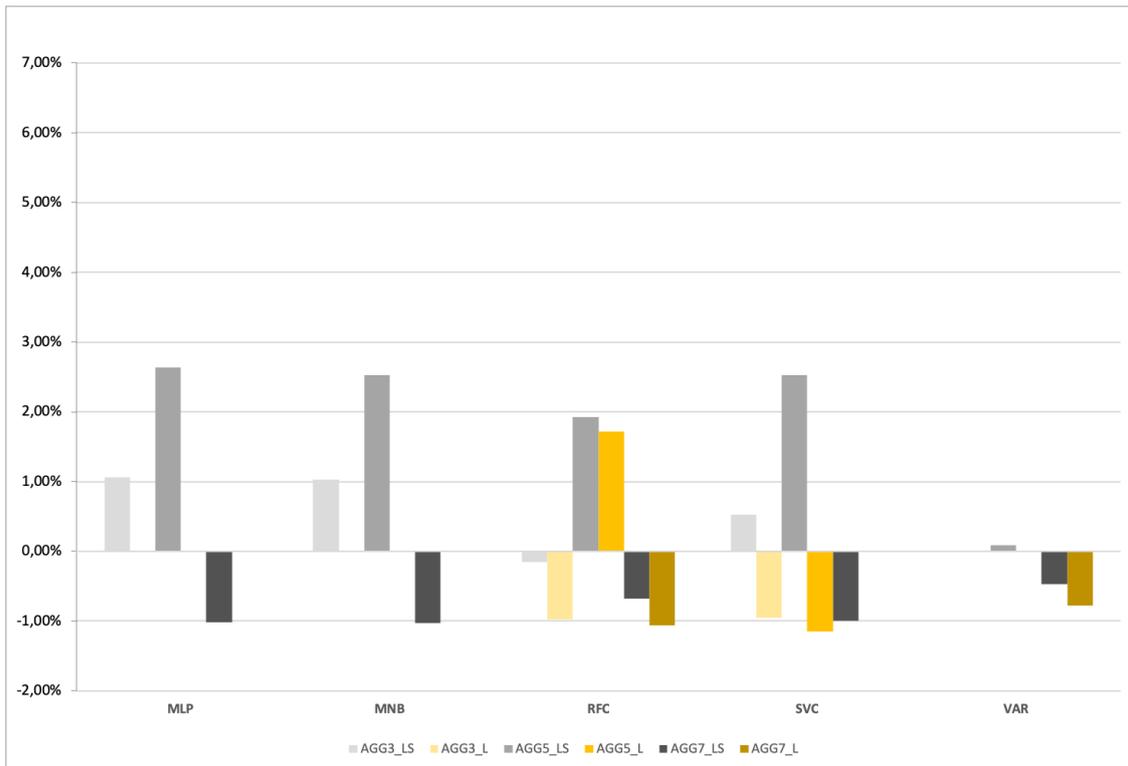


Figura 8.47. Confronto tra i risultati delle simulazioni di trading per l'analisi multivariata con validazione hold-out, anno 2018

Capitolo 9

Conclusioni e lavori futuri

In questo testo è presentato un sistema di trading automatico sul mercato delle criptovalute che si avvale dell'analisi tecnica dei dati storici comunemente usata per le strategie di investimento sul mercato finanziario tradizionale. Sono state testate tecniche di Machine Learning e di analisi statistica delle serie storiche e messi a confronto i risultati dei modelli tramite sessioni di test con più strategie di investimento e metodi di validazione. I risultati dell'analisi sono soggetti a una grande variabilità in base al periodo storico di riferimento dovuta all'altissima volatilità del mercato delle criptovalute, tuttavia è possibile evidenziare alcuni punti comuni.

Data la grande variabilità dei prezzi delle criptomonete, la validazione *expanding window* è quasi sempre meglio dell'*hold-out*. Suddividendo i dati in due porzioni fisse si rischiano performance non buone nel caso in cui l'andamento del prezzo nella finestra temporale dei dati di test sia diverso rispetto alla prima parte dell'anno, cosa che non accade usando la finestra mobile. I casi di profitto negativo sono spesso da ricondursi alla scelta della validazione a finestra fissa, soluzione non adatta per un mercato così poco costante.

La strategia di investimento di tipo LONG offre performance migliori in quegli anni in cui c'è stato un chiaro trend rialzista, mentre in caso di ribasso o movimento oscillatorio si può trarre profitto solo grazie alla vendita allo scoperto. Per queste ragioni, in un panorama in cui non si ha alcuna conoscenza a priori sugli andamenti futuri del mercato, è da preferirsi il test con strategia LONG-SHORT che permette un guadagno anche nel caso di aumento costante dei prezzi, ma evita situazioni di staticità operativa, o peggio ancora perdita, nei casi diametralmente opposti.

Data l'alta volatilità del prodotto, scegliere un time-frame di azione più ampio rispetto alla singola giornata non è indicato per il mercato delle criptovalute. Le oscillazioni del prezzo nell'intervallo di tempo sono collassate in un valore aggregato che non è sufficientemente rappresentativo dell'alta variabilità che lo contraddistingue, da questa perdita di informazioni ne conseguono performance peggiori. E' ragionevole pensare che riducendo ulteriormente la granularità temporale dei dati

si otterrebbero risultati ancor più soddisfacenti. Potrebbe essere interessante ripetere l'analisi usando un dataset che contenga i dati *inter-day* in modo da capire se effettivamente ridurre il livello di aggregazione permetta di seguire meglio l'andamento del prezzo o se invece ne risulterebbe un sovra adattamento al training set. Si tenga inoltre presente che i tempi tecnici per il trading online sono maggiori e che per il mercato delle monete digitali va considerato anche il tempo di validazione delle transazioni, variabile in base alla criptovaluta su cui si sta operando. Quest'ulteriore dettaglio potrebbe rivelare inutile, oltre che dispendioso, lavorare con dati riferiti a un timespan troppo fine che potrebbero non apportare nuova informazione all'analisi ma solo del rumore.

L'analisi multivariata non offre un miglioramento delle performance tale da giustificare il lavoro aggiuntivo che richiede. L'andamento dei prezzi di tutte le criptovalute è simile, fatta eccezione per rari casi, e quindi lo studio congiunto dei loro comportamenti non aggiunge informazione realmente utile. Tuttavia il mercato delle criptovalute è in costante crescita e il panorama continua ad ampliarsi: si può immaginare un futuro in cui saranno diverse le valute a raggiungere alti livelli di capitalizzazione con ordini di grandezza comparabili. E' quindi ragionevole pensare che negli anni futuri possano effettivamente delinearsi dei gruppi di valute con caratteristiche sempre più affini, tali da giustificare un'analisi multivariata che tenga conto dei diversi settori di appartenenza, analogamente a quanto avviene per i sistemi di trading in borsa.

In conclusione, i risultati ottenuti sono stati molto positivi e si può affermare che un sistema di trading automatico pensato per gli investimenti in borsa possa essere sfruttato con profitto anche per il mercato delle criptovalute. L'analisi tecnica è uno strumento efficace anche per gli investimenti nelle monete digitali e lo studio delle serie storiche contiene informazioni utili per predire il trend futuro, nonostante l'altissima volatilità insita nel prodotto. L'esito proficuo dei risultati raggiunti è rafforzato dall'ampio periodo di tempo preso in considerazione: anche in situazioni di mercato diametralmente opposte il sistema è riuscito quasi sempre ad ottenere un guadagno dal trading.

Appendice A

Tabelle dei risultati di trading dei modelli con dataset aggregato

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
AGG3	ARIMA	[1; ' 1; ' 1]	exp-uni	LONG-SHORT	741.85%	58	12.79%	0.6018	BTC	574.987266	140.744473	578.980011
AGG3	EXPSMOOTH	(0.7;None)	exp-uni	LONG-SHORT	737.32%	109	6.76%	0.417283	BTC	574.987266	140.744473	578.980011
AGG3	LINREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	733.88%	132	5.56%	0.475164	BTC	574.987266	140.744473	578.980011
AGG3	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	exp-uni	LONG-SHORT	104.73%	53	1.98%	0.170034	BTC	643.51683	110.776715	519.200012
AGG3	MLP	((1000);sgd)	exp-uni	LONG-SHORT	93.12%	64	1.46%	0.146709	BTC	643.51683	110.776715	519.200012
AGG3	SVC	(linear)	exp-uni	LONG-SHORT	61.73%	103	0.60%	0.072867	BTC	643.51683	110.776715	519.200012
AGG3	RFC	(10;entropy)	exp-uni	LONG-SHORT	38.59%	105	0.37%	0.059207	BTC	643.51683	110.776715	519.200012
AGG3	EXPSMOOTH	(0.7;None)	exp-uni	LONG	870.06%	62	14.03%	0.574222	BTC	574.987266	140.744473	578.980011
AGG3	ARIMA	[1; ' 1; ' 1]	exp-uni	LONG	610.88%	51	11.98%	0.604179	BTC	574.987266	140.744473	578.980011
AGG3	LINREG	(None)	exp-uni	LONG	754.25%	74	10.19%	0.643033	BTC	574.987266	140.744473	578.980011
AGG3	MLP	((1000);adam)	exp-uni	LONG	184.91%	81	2.28%	0.099317	BTC	643.51683	110.776715	519.200012
AGG3	SVC	(linear)	exp-uni	LONG	97.87%	68	1.44%	0.088982	BTC	643.51683	110.776715	519.200012
AGG3	RFC	(10;gini)	exp-uni	LONG	52.98%	71	0.75%	0.061265	BTC	643.51683	110.776715	519.200012
AGG3	EXPSMOOTH	(0.9;0.9)	hold-uni	LONG-SHORT	88.45%	54	1.64%	0.107619	BTC	674.451168	94.081424	328.130005
AGG3	MLP	((100);adam)	hold-uni	LONG-SHORT	19.34%	54	0.36%	0.050054	BTC	700.342146	99.006134	386.059998
AGG3	SVC	(linear)	hold-uni	LONG-SHORT	11.30%	51	0.22%	0.045441	BTC	700.342146	99.006134	386.059998
AGG3	RFC	(100;gini)	hold-uni	LONG-SHORT	6.23%	59	0.11%	0.044726	BTC	700.342146	99.006134	386.059998
AGG3	EXPSMOOTH	(0.7;0.1)	hold-uni	LONG	110.59%	55	2.01%	0.098793	BTC	674.451168	94.081424	328.130005

Tabella A.1. Risultati delle simulazione di trading con dataset aggregato su 3 giorni, analisi univariata, anno 2016

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
AGG5	ARIMA	[5; ' 1; ' 1]	exp-uni	LONG-SHORT	417.51%	105	3.98%	0.188884	BTC	543.339404	144.439088	654.329987
AGG5	EXPSMOOTH	(0.9;0.3)	exp-uni	LONG-SHORT	233.40%	68	3.43%	0.150252	BTC	543.339404	144.439088	654.329987
AGG5	MLP	((100);sgd)	exp-uni	LONG-SHORT	106.48%	63	1.69%	0.151243	BTC	641.25755	107.701471	513.23999
AGG5	LINREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	164.89%	124	1.33%	0.11545	BTC	543.339404	144.439088	654.329987
AGG5	SVC	(poly)	exp-uni	LONG-SHORT	84.87%	72	1.18%	0.094621	BTC	641.25755	107.701471	513.23999
AGG5	RFC	(10;entropy)	exp-uni	LONG-SHORT	49.20%	72	0.68%	0.085128	BTC	641.25755	107.701471	513.23999
AGG5	ARIMA	[5; ' 1; ' 1]	exp-uni	LONG	331.54%	85	3.90%	0.195853	BTC	543.339404	144.439088	654.329987
AGG5	EXPSMOOTH	(0.9;0.5)	exp-uni	LONG	184.63%	51	3.62%	0.176031	BTC	543.339404	144.439088	654.329987
AGG5	LINREG	(None)	exp-uni	LONG	118.44%	65	1.82%	0.1341	BTC	543.339404	144.439088	654.329987

Tabella A.2. Risultati delle simulazione di trading con dataset aggregato su 5 giorni, analisi univariata, anno 2016

A – Tabelle dei risultati di trading dei modelli con dataset aggregato

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
AGG7	EXPSMOOTH	(0,9,0,1)	exp-uni	LONG-SHORT	382,99%	99	3,87%	0,187475	BTC	498,185071	169,827823	747,199982
AGG7	ARIMA	[?2; '1'; '0']	exp-uni	LONG-SHORT	243,91%	93	2,62%	0,13721	BTC	498,185071	169,827823	747,199982
AGG7	MLP	((500);adam)	exp-uni	LONG-SHORT	40,53%	51	0,79%	0,103019	BTC	628,665677	116,782463	531,009979
AGG7	SVC	(rbf)	exp-uni	LONG-SHORT	26,86%	52	0,52%	0,099467	BTC	628,665677	116,782463	531,009979
AGG7	MNB	{0; -0,2; -0,4; -0,6; -0,8; 1}	exp-uni	LONG-SHORT	25,71%	53	0,49%	0,098533	BTC	628,665677	116,782463	531,009979
AGG7	RFC	(10;entropy)	exp-uni	LONG-SHORT	21,96%	58	0,38%	0,081445	BTC	628,665677	116,782463	531,009979
AGG7	LINREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	16,32%	113	0,14%	0,063686	BTC	498,185071	169,827823	747,199982
AGG7	EXPSMOOTH	(0,3,0,7)	exp-uni	LONG	410,84%	83	4,95%	0,207481	BTC	498,185071	169,827823	747,199982
AGG7	ARIMA	[?2; '1'; '0']	exp-uni	LONG	238,90%	66	3,62%	0,160639	BTC	498,185071	169,827823	747,199982
AGG7	LINREG	(None)	exp-uni	LONG	108,67%	57	1,91%	0,108221	BTC	498,185071	169,827823	747,199982
AGG7	MLP	((500);sgd)	exp-uni	LONG	12,24%	50	0,24%	0,055549	BTC	628,665677	116,782463	531,009979
AGG7	EXPSMOOTH	(0,1,0,3)	hold-uni	LONG-SHORT	34,98%	52	0,67%	0,04382	BTC	628,665677	116,782463	531,009979

Tabella A.3. Risultati delle simulazione di trading con dataset a granularità settimanale, analisi univariata, anno 2016

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
AGG3	MLP	((100);sgd)	exp-multi	LONG-SHORT	172,66%	117	1,48%	0,088063	BTC	643,51683	110,776715	519,200012
AGG3	MNB	{-0,2; -0,4; -0,6; -0,8; 1}	exp-multi	LONG-SHORT	87,72%	65	1,35%	0,15387	BTC	643,51683	110,776715	519,200012
AGG3	SVC	(poly)	exp-multi	LONG-SHORT	109,37%	102	1,07%	0,080919	BTC	643,51683	110,776715	519,200012
AGG3	RFC	(100;entropy)	exp-multi	LONG-SHORT	82,87%	102	0,81%	0,072299	BTC	643,51683	110,776715	519,200012
AGG3	VAR	-4	exp-multi	LONG-SHORT	-1,34%	63	-0,02%	0,032726	BTC	576,63026	140,223676	553,140015
AGG3	SVC	(linear)	exp-multi	LONG	128,16%	64	2,00%	0,115712	BTC	643,51683	110,776715	519,200012
AGG3	RFC	(100;entropy)	exp-multi	LONG	96,62%	66	1,46%	0,086944	BTC	643,51683	110,776715	519,200012
AGG3	MLP	((500);adam)	exp-multi	LONG	92,09%	78	1,18%	0,089329	BTC	643,51683	110,776715	519,200012
AGG3	MLP	((100);adam)	hold-multi	LONG-SHORT	17,57%	53	0,33%	0,084117	BTC	700,342146	99,006134	386,059998
AGG3	MNB	{0; -0,2; -0,4; -0,6; -0,8; -1}	hold-multi	LONG-SHORT	9,20%	55	0,17%	0,082537	BTC	700,342146	99,006134	386,059998
AGG3	RFC	(100;gini)	hold-multi	LONG-SHORT	8,29%	51	0,16%	0,047629	BTC	700,342146	99,006134	386,059998

Tabella A.4. Risultati delle simulazione di trading con dataset aggregato su 3 giorni, analisi multivariata, anno 2016

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
AGG5	MLP	((500);adam)	exp-multi	LONG-SHORT	128,09%	51	2,51%	0,117842	BTC	641,25755	107,701471	513,23999
AGG5	VAR	-5	exp-multi	LONG-SHORT	103,14%	55	1,88%	0,127077	BTC	546,214457	142,8298504	628,829987
AGG5	SVC	(poly)	exp-multi	LONG-SHORT	104,87%	63	1,66%	0,093317	BTC	641,25755	107,701471	513,23999
AGG5	RFC	(50;gini)	exp-multi	LONG-SHORT	34,59%	69	0,50%	0,075396	BTC	641,25755	107,701471	513,23999
AGG5	MLP	((100);adam)	exp-multi	LONG	44,11%	56	0,79%	0,08107	BTC	641,25755	107,701471	513,23999

Tabella A.5. Risultati delle simulazione di trading con dataset aggregato su 5 giorni, analisi multivariata, anno 2016

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
AGG7	VAR	-1	exp-multi	LONG-SHORT	139,70%	50	2,79%	0,149467	BTC	502,088144	167,815953	743,539978
AGG7	SVC	(rbf)	exp-multi	LONG-SHORT	28,01%	51	0,55%	0,100429	BTC	628,665677	116,782463	531,009979
AGG7	MNB	{0; -0,2; -0,4; -0,6; -0,8; 1}	exp-multi	LONG-SHORT	25,71%	53	0,49%	0,098533	BTC	628,665677	116,782463	531,009979
AGG7	MLP	((100);sgd)	exp-multi	LONG-SHORT	29,80%	63	0,47%	0,057463	BTC	628,665677	116,782463	531,009979
AGG7	RFC	(10;entropy)	exp-multi	LONG-SHORT	8,57%	59	0,15%	0,063162	BTC	628,665677	116,782463	531,009979
AGG7	MLP	((1000);adam)	exp-multi	LONG	49,10%	51	0,96%	0,074547	BTC	628,665677	116,782463	531,009979
AGG7	SVC	(linear)	exp-multi	LONG	38,51%	52	0,74%	0,068442	BTC	628,665677	116,782463	531,009979

Tabella A.6. Risultati delle simulazione di trading con dataset a granularità settimanale, analisi multivariata, anno 2016

A – Tabelle dei risultati di trading dei modelli con dataset aggregato

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [€]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [€] Buy&Hold
AGG3	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	exp-uni	LONG-SHORT	3104.66%	197	15.76%	1.037346	BTC	5359.743106	4202.121992	13040.66028
AGG3	EXPSMOOTH	(0.9;0.3)	exp-uni	LONG-SHORT	4336.42%	311	13.94%	1.447002	BTC	4111.665558	4028.785159	13520.54028
AGG3	MLP	((500);adam)	exp-uni	LONG-SHORT	2301.28%	233	9.88%	0.877206	BTC	5359.743106	4202.121992	13040.66028
AGG3	ARIMA	[1; '1; '0]	exp-uni	LONG-SHORT	1068.94%	227	9.24%	0.554835	BTC	4111.665558	4028.785159	13520.54028
AGG3	RFC	(10entropy)	exp-uni	LONG-SHORT	1068.94%	284	3.76%	0.446088	BTC	5359.743106	4202.121992	13040.66028
AGG3	LNREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	100.00%	409	0.24%	0.132194	BTC	4111.665558	4028.785159	13520.54028
AGG3	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	exp-uni	LONG	3012.09%	186	16.19%	1.065726	BTC	5359.743106	4202.121992	13040.66028
AGG3	EXPSMOOTH	(0.9;0.5)	exp-uni	LONG	3531.37%	224	15.77%	1.104756	BTC	4111.665558	4028.785159	13520.54028
AGG3	ARIMA	[4; '1; '1]	exp-uni	LONG	2380.44%	231	10.30%	0.571448	BTC	4111.665558	4028.785159	13520.54028
AGG3	MLP	((1000);sgd)	exp-uni	LONG	2229.73%	229	9.74%	0.832837	BTC	5359.743106	4202.121992	13040.66028
AGG3	RFC	(100gini)	exp-uni	LONG	1454.08%	203	7.16%	0.570725	BTC	5359.743106	4202.121992	13040.66028
AGG3	LNREG	(None)	exp-uni	LONG	253.69%	94	2.70%	0.260294	BTC	4111.665558	4028.785159	13520.54028
AGG3	MLP	((500);adam)	hold-uni	LONG-SHORT	2431.58%	104	23.38%	1.081395	BTC	7950.062238	4498.57478	10002.26025
AGG3	EXPSMOOTH	(0.5;0.7)	hold-uni	LONG-SHORT	1855.84%	102	18.19%	0.930228	BTC	6505.169071	4379.907234	11764.7102
AGG3	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	hold-uni	LONG-SHORT	1799.41%	108	16.66%	0.845593	BTC	7950.062238	4498.57478	10002.26025
AGG3	ARIMA	[3; '1; '1]	hold-uni	LONG-SHORT	439.00%	76	5.78%	0.531337	BTC	6505.169071	4379.907234	11764.7102
AGG3	RFC	(100gini)	hold-uni	LONG-SHORT	778.19%	141	5.52%	0.348361	BTC	7950.062238	4498.57478	10002.26025
AGG3	EXPSMOOTH	(0.3;0.7)	hold-uni	LONG	2652.68%	64	41.45%	1.629949	BTC	6505.169071	4379.907234	11764.7102
AGG3	MLP	((500);sgd)	hold-uni	LONG	2417.97%	98	24.67%	1.112863	BTC	7950.062238	4498.57478	10002.26025
AGG3	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	hold-uni	LONG	1828.44%	103	17.75%	0.864815	BTC	7950.062238	4498.57478	10002.26025
AGG3	RFC	(10entropy)	hold-uni	LONG	769.81%	99	7.78%	0.415135	BTC	7950.062238	4498.57478	10002.26025
AGG3	ARIMA	[3; '1; '1]	hold-uni	LONG	462.92%	74	6.26%	0.539438	BTC	6505.169071	4379.907234	11764.7102

Tabella A.7. Risultati delle simulazione di trading con dataset aggregato su 3 giorni, analisi univariata, anno 2017

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [€]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [€] Buy&Hold
AGG5	ARIMA	[1; '1; '0]	exp-uni	LONG-SHORT	7611.62%	206	36.95%	4.725235	BTC	3662.097042	4058.158211	13135.43042
AGG5	EXPSMOOTH	(0.7;0.5)	exp-uni	LONG-SHORT	5470.66%	253	21.62%	2.674851	BTC	3662.097042	4058.158211	13135.43042
AGG5	MLP	((500);sgd)	exp-uni	LONG-SHORT	1662.90%	159	10.46%	0.863781	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	exp-uni	LONG-SHORT	1112.65%	148	7.52%	0.706968	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	SVC	(rbf)	exp-uni	LONG-SHORT	1108.89%	149	7.44%	0.704668	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	RFC	(50entropy)	exp-uni	LONG-SHORT	36.76%	177	0.21%	0.092397	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	LNREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	-203.98%	305	-0.67%	0.066039	BTC	3662.097042	4058.158211	13135.43042
AGG5	ARIMA	[1; '1; '0]	exp-uni	LONG	8254.54%	161	51.27%	5.364473	BTC	3662.097042	4058.158211	13135.43042
AGG5	EXPSMOOTH	(0.7;0.5)	exp-uni	LONG	5760.73%	175	32.92%	3.217063	BTC	3662.097042	4058.158211	13135.43042
AGG5	MLP	((1000);adam)	exp-uni	LONG	1379.94%	104	13.27%	0.974103	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	SVC	(rbf)	exp-uni	LONG	1218.54%	109	11.18%	0.848924	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	exp-uni	LONG	1213.57%	110	11.03%	0.845161	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	RFC	(50gini)	exp-uni	LONG	489.25%	121	4.04%	0.289861	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	LNREG	(None)	exp-uni	LONG	96.44%	65	1.48%	0.087075	BTC	3662.097042	4058.158211	13135.43042
AGG5	ARIMA	[1; '1; '0]	hold-uni	LONG-SHORT	1329.37%	50	26.59%	1.373581	BTC	6078.439334	4489.260443	11326.34033
AGG5	EXPSMOOTH	(0.7;0.1)	hold-uni	LONG-SHORT	2712.19%	112	24.22%	1.201687	BTC	6078.439334	4489.260443	11326.34033
AGG5	SVC	(poly)	hold-uni	LONG-SHORT	786.82%	89	8.84%	0.759689	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585
AGG5	LNREG	(None)	hold-uni	LONG-SHORT	656.03%	104	6.31%	0.662804	BTC	6078.439334	4489.260443	11326.34033
AGG5	MLP	((1000);adam)	hold-uni	LONG-SHORT	350.25%	86	4.07%	0.290482	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585
AGG5	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	hold-uni	LONG-SHORT	350.25%	86	4.07%	0.290482	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585
AGG5	RFC	(50gini)	hold-uni	LONG-SHORT	344.84%	87	3.96%	0.341448	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585
AGG5	EXPSMOOTH	(0.1;0.5)	hold-uni	LONG	2741.76%	95	28.86%	1.308163	BTC	6078.439334	4489.260443	11326.34033
AGG5	ARIMA	[1; '1; '0]	hold-uni	LONG	1329.37%	50	26.59%	1.373581	BTC	6078.439334	4489.260443	11326.34033
AGG5	LNREG	(None)	hold-uni	LONG	1584.39%	80	19.80%	1.240797	BTC	6078.439334	4489.260443	11326.34033
AGG5	SVC	(poly)	hold-uni	LONG	770.92%	70	11.01%	0.856021	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585
AGG5	RFC	(100gini)	hold-uni	LONG	494.10%	64	7.72%	0.420464	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585
AGG5	MLP	((500);adam)	hold-uni	LONG	355.26%	63	5.64%	0.337699	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585
AGG5	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	hold-uni	LONG	354.11%	64	5.53%	0.335116	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585

Tabella A.8. Risultati delle simulazione di trading con dataset aggregato su 5 giorni, analisi univariata, anno 2017

A – Tabelle dei risultati di trading dei modelli con dataset aggregato

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
AGG7	EXPSMOOTH	(0,9;0,1)	exp-uni	LONG-SHORT	7630,37%	216	35,33%	5,023751	BTC	3133,489024	3774,423501	13820,74018
AGG7	ARIMA	[3; 1; 0]	exp-uni	LONG-SHORT	3186,22%	230	13,85%	1,586352	BTC	3133,489024	3774,423501	13820,74018
AGG7	MLP	((100);sgd)	exp-uni	LONG-SHORT	1055,98%	115	9,18%	0,705372	BTC	5229,248397	4269,800934	13160,61023
AGG7	MNB	{0; -0,2; -0,4; -0,6; -0,8; 1}	exp-uni	LONG-SHORT	1055,98%	115	9,18%	0,705372	BTC	5229,248397	4269,800934	13160,61023
AGG7	SVC	(rbf)	exp-uni	LONG-SHORT	1055,98%	115	9,18%	0,705372	BTC	5229,248397	4269,800934	13160,61023
AGG7	RFC	(10;entropy)	exp-uni	LONG-SHORT	65,85%	136	0,48%	0,121564	BTC	5229,248397	4269,800934	13160,61023
AGG7	LINREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	474,20%	256	-0,29%	0,068536	BTC	3133,489024	3774,423501	13820,74018
AGG7	EXPSMOOTH	(0,9;0,1)	exp-uni	LONG	7619,37%	170	44,82%	5,662469	BTC	3133,489024	3774,423501	13820,74018
AGG7	ARIMA	[3; 1; 0]	exp-uni	LONG	4043,92%	183	22,10%	1,946336	BTC	3133,489024	3774,423501	13820,74018
AGG7	MLP	((1000);sgd)	exp-uni	LONG	1426,72%	102	13,99%	0,957631	BTC	5229,248397	4269,800934	13160,61023
AGG7	MNB	{0; -0,2; -0,4; -0,6; -0,8; 1}	exp-uni	LONG	1467,93%	106	13,85%	0,954463	BTC	5229,248397	4269,800934	13160,61023
AGG7	SVC	(rbf)	exp-uni	LONG	1452,13%	108	13,45%	0,945825	BTC	5229,248397	4269,800934	13160,61023
AGG7	RFC	(100;entropy)	exp-uni	LONG	107,81%	113	0,95%	0,216358	BTC	5229,248397	4269,800934	13160,61023
AGG7	LINREG	(None)	exp-uni	LONG	34,46%	80	0,43%	0,102061	BTC	3133,489024	3774,423501	13820,74018
AGG7	ARIMA	[1; 1; 0]	hold-uni	LONG-SHORT	2318,70%	60	38,65%	2,032453	BTC	5229,248397	4269,800934	13160,61023
AGG7	LINREG	(None)	hold-uni	LONG-SHORT	885,04%	60	14,75%	0,92925	BTC	5229,248397	4269,800934	13160,61023
AGG7	EXPSMOOTH	(0,9;0,1)	hold-uni	LONG-SHORT	1112,60%	92	12,09%	0,78674	BTC	5229,248397	4269,800934	13160,61023
AGG7	SVC	(rbf)	hold-uni	LONG-SHORT	457,94%	64	7,16%	0,49538	BTC	7863,298469	4571,139607	10080,3501
AGG7	MLP	((100);adam)	hold-uni	LONG-SHORT	457,94%	64	7,16%	0,49538	BTC	7863,298469	4571,139607	10080,3501
AGG7	MNB	{0; -0,2; -0,4; -0,6; -0,8; 1}	hold-uni	LONG-SHORT	457,94%	64	7,16%	0,49538	BTC	7863,298469	4571,139607	10080,3501
AGG7	RFC	(10;gini)	hold-uni	LONG-SHORT	8,29%	68	0,12%	0,1055	BTC	7863,298469	4571,139607	10080,3501
AGG7	ARIMA	[3; 1; 0]	hold-uni	LONG	2325,60%	54	43,07%	2,139764	BTC	5229,248397	4269,800934	13160,61023
AGG7	EXPSMOOTH	(0,9;0,1)	hold-uni	LONG	1112,60%	92	12,09%	0,78674	BTC	5229,248397	4269,800934	13160,61023
AGG7	LINREG	(None)	hold-uni	LONG	616,38%	60	10,27%	0,917875	BTC	5229,248397	4269,800934	13160,61023
AGG7	SVC	(linear)	hold-uni	LONG	472,04%	50	9,44%	0,51834	BTC	7863,298469	4571,139607	10080,3501
AGG7	MLP	((100);adam)	hold-uni	LONG	481,14%	53	9,08%	0,544015	BTC	7863,298469	4571,139607	10080,3501
AGG7	MNB	{0; -0,2; -0,4; -0,6; -0,8; 1}	hold-uni	LONG	457,94%	64	7,16%	0,49538	BTC	7863,298469	4571,139607	10080,3501
AGG7	RFC	(50;gini)	hold-uni	LONG	49,80%	57	0,87%	0,117076	BTC	7863,298469	4571,139607	10080,3501

Tabella A.9. Risultati delle simulazione di trading con dataset a granularità settimanale, analisi univariata, anno 2017

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
AGG3	MNB	{0; -0,2; -0,4; -0,6; -0,8; 1}	exp-multi	LONG-SHORT	2400,42%	210	11,43%	0,890433	BTC	5359,743106	4202,121992	13040,66028
AGG3	MLP	((500);adam)	exp-multi	LONG-SHORT	2353,36%	225	10,46%	0,731236	BTC	5359,743106	4202,121992	13040,66028
AGG3	SVC	(rbf)	exp-multi	LONG-SHORT	2100,01%	209	10,05%	0,785084	BTC	5359,743106	4202,121992	13040,66028
AGG3	VAR	-1	exp-multi	LONG-SHORT	729,75%	166	4,40%	0,303315	BTC	4139,836302	4034,925522	13472,73028
AGG3	RFC	(50;gini)	exp-multi	LONG-SHORT	623,09%	282	2,21%	0,233828	BTC	5359,743106	4202,121992	13040,66028
AGG3	MLP	((1000);sgd)	exp-multi	LONG	4163,91%	176	23,66%	1,387626	BTC	5359,743106	4202,121992	13040,66028
AGG3	MNB	{0; -0,2; -0,4; -0,6; -0,8; 1}	exp-multi	LONG	2405,85%	191	12,60%	0,932953	BTC	5359,743106	4202,121992	13040,66028
AGG3	SVC	(rbf)	exp-multi	LONG	2094,27%	194	10,80%	0,814385	BTC	5359,743106	4202,121992	13040,66028
AGG3	VAR	-1	exp-multi	LONG	702,80%	121	5,81%	0,35314	BTC	4139,836302	4034,925522	13472,73028
AGG3	RFC	(50;entropy)	exp-multi	LONG	846,20%	198	4,27%	0,286955	BTC	5359,743106	4202,121992	13040,66028
AGG3	MLP	((1000);sgd)	hold-multi	LONG-SHORT	2413,37%	102	23,66%	1,091766	BTC	7950,062238	4498,57478	10002,26025
AGG3	SVC	(rbf)	hold-multi	LONG-SHORT	1800,56%	107	16,83%	0,849394	BTC	7950,062238	4498,57478	10002,26025
AGG3	MNB	{0; -0,2; -0,4; -0,6; -0,8; 1}	hold-multi	LONG-SHORT	1805,17%	108	16,71%	0,845497	BTC	7950,062238	4498,57478	10002,26025
AGG3	RFC	(50;entropy)	hold-multi	LONG-SHORT	343,63%	132	2,60%	0,19639	BTC	7950,062238	4498,57478	10002,26025
AGG3	VAR	-5	hold-multi	LONG-SHORT	225,70%	102	2,21%	0,234748	BTC	6505,169071	4379,907234	11764,7102
AGG3	MLP	((100);adam)	hold-multi	LONG	2419,12%	97	24,94%	1,11833	BTC	7950,062238	4498,57478	10002,26025
AGG3	MNB	{0; -0,2; -0,4; -0,6; -0,8; 1}	hold-multi	LONG	2436,14%	100	24,36%	1,101879	BTC	7950,062238	4498,57478	10002,26025
AGG3	SVC	(rbf)	hold-multi	LONG	1820,11%	90	20,22%	0,923006	BTC	7950,062238	4498,57478	10002,26025
AGG3	RFC	(10;entropy)	hold-multi	LONG	523,69%	116	4,51%	0,299665	BTC	7950,062238	4498,57478	10002,26025
AGG3	VAR	-5	hold-multi	LONG	246,03%	75	3,28%	0,274805	BTC	6505,169071	4379,907234	11764,7102

Tabella A.10. Risultati delle simulazione di trading con dataset aggregato su 3 giorni, analisi multivariata, anno 2017

A – Tabelle dei risultati di trading dei modelli con dataset aggregato

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [€]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [€] Buy&Hold
AGG5	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	exp-multi	LONG-SHORT	1797.17%	134	13.41%	0.935593	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	SVC	(rbf)	exp-multi	LONG-SHORT	1210.48%	141	8.58%	0.728152	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	MLP	((1000);sgd)	exp-multi	LONG-SHORT	1247.50%	146	8.54%	0.716012	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	VAR	-2	exp-multi	LONG-SHORT	627.07%	149	4.21%	0.459612	BTC	3697.604597	4069.679058	13110.12036
AGG5	RFC	(50gini)	exp-multi	LONG-SHORT	44.39%	174	0.26%	0.106178	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	exp-multi	LONG	1790.75%	115	15.57%	1.008677	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	SVC	(rbf)	exp-multi	LONG	1305.20%	121	10.77%	0.810045	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	MLP	((1000);sgd)	exp-multi	LONG	1280.58%	119	10.76%	0.8136	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	VAR	-2	exp-multi	LONG	775.80%	110	7.05%	0.532556	BTC	3697.604597	4069.679058	13110.12036
AGG5	RFC	(50gini)	exp-multi	LONG	444.89%	119	3.74%	0.28551	BTC	5569.017175	4420.732726	12342.63037
AGG5	VAR	-2	hold-multi	LONG-SHORT	1507.07%	54	27.91%	1.501132	BTC	6078.439334	4489.260443	11326.34033
AGG5	MLP	((100);adam)	hold-multi	LONG-SHORT	414.86%	86	4.82%	0.302818	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585
AGG5	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	hold-multi	LONG-SHORT	329.96%	85	3.88%	0.291663	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585
AGG5	SVC	(rbf)	hold-multi	LONG-SHORT	329.96%	85	3.88%	0.291663	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585
AGG5	RFC	(50entropy)	hold-multi	LONG-SHORT	-21.67%	90	-0.24%	0.067523	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585
AGG5	VAR	-2	hold-multi	LONG	1510.52%	51	29.62%	1.543774	BTC	6078.439334	4489.260443	11326.34033
AGG5	MLP	((500);sgd)	hold-multi	LONG	426.36%	76	5.61%	0.321538	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585
AGG5	SVC	(rbf)	hold-multi	LONG	342.61%	74	4.63%	0.312166	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585
AGG5	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	hold-multi	LONG	537.64%	75	4.50%	0.310248	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585
AGG5	RFC	(50entropy)	hold-multi	LONG	78.79%	73	1.08%	0.122081	BTC	8308.949248	4747.139699	9276.600585

Tabella A.11. Risultati delle simulazione di trading con dataset aggregato su 5 giorni, analisi multivariata, anno 2017

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [€]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [€] Buy&Hold
AGG7	VAR	-5	exp-multi	LONG-SHORT	4582.62%	163	28.11%	3.219602	BTC	3169.996581	3789.028916	13826.71021
AGG7	MLP	((1000);adam)	exp-multi	LONG-SHORT	1055.98%	115	9.18%	0.705372	BTC	5229.248397	4269.800934	13160.61023
AGG7	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	exp-multi	LONG-SHORT	1055.98%	115	9.18%	0.705372	BTC	5229.248397	4269.800934	13160.61023
AGG7	SVC	(rbf)	exp-multi	LONG-SHORT	1055.98%	115	9.18%	0.705372	BTC	5229.248397	4269.800934	13160.61023
AGG7	RFC	(10gini)	exp-multi	LONG-SHORT	326.98%	132	2.48%	0.252762	BTC	5229.248397	4269.800934	13160.61023
AGG7	VAR	-5	exp-multi	LONG	4287.40%	105	40.83%	4.004168	BTC	3169.996581	3789.028916	13826.71021
AGG7	SVC	(linear)	exp-multi	LONG	1100.19%	113	9.74%	0.60652	BTC	5229.248397	4269.800934	13160.61023
AGG7	MLP	((500);sgd)	exp-multi	LONG	1081.59%	114	9.49%	0.708286	BTC	5229.248397	4269.800934	13160.61023
AGG7	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	exp-multi	LONG	1069.48%	115	9.30%	0.705311	BTC	5229.248397	4269.800934	13160.61023
AGG7	RFC	(50entropy)	exp-multi	LONG	103.20%	120	0.86%	0.224997	BTC	5229.248397	4269.800934	13160.61023
AGG7	VAR	-1	hold-multi	LONG-SHORT	476.36%	64	7.44%	0.49494	BTC	7863.298469	4571.139607	10080.3501
AGG7	MLP	((100);sgd)	hold-multi	LONG-SHORT	476.36%	64	7.44%	0.49494	BTC	7863.298469	4571.139607	10080.3501
AGG7	RFC	(10entropy)	hold-multi	LONG-SHORT	476.36%	64	7.44%	0.49494	BTC	7863.298469	4571.139607	10080.3501
AGG7	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	hold-multi	LONG-SHORT	457.94%	64	7.16%	0.49538	BTC	7863.298469	4571.139607	10080.3501
AGG7	SVC	(linear)	hold-multi	LONG-SHORT	457.94%	64	7.16%	0.49538	BTC	7863.298469	4571.139607	10080.3501
AGG7	VAR	-1	hold-multi	LONG	2712.55%	55	49.32%	2.274197	BTC	5229.248397	4269.800934	13160.61023
AGG7	SVC	(poly)	hold-multi	LONG	718.20%	59	12.17%	0.598827	BTC	7863.298469	4571.139607	10080.3501
AGG7	RFC	(10entropy)	hold-multi	LONG	492.91%	62	7.95%	0.502645	BTC	7863.298469	4571.139607	10080.3501
AGG7	MLP	((1000);adam)	hold-multi	LONG	470.75%	60	7.85%	0.511055	BTC	7863.298469	4571.139607	10080.3501
AGG7	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	hold-multi	LONG	457.94%	64	7.16%	0.49538	BTC	7863.298469	4571.139607	10080.3501

Tabella A.12. Risultati delle simulazione di trading con dataset a granularità settimanale, analisi multivariata, anno 2017

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [€]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [€] Buy&Hold
AGG3	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6}	exp-uni	LONG-SHORT	597.35%	123	4.86%	0.189591	BTC	6449.018918	1444.837115	-5451.390136
AGG3	SVC	(rbf)	exp-uni	LONG-SHORT	527.83%	160	3.30%	0.161901	BTC	6449.018918	1444.837115	-5451.390136
AGG3	EXPSMOOTH	(0.9,0.7)	exp-uni	LONG-SHORT	328.49%	518	0.63%	0.069712	BTC	7252.12093	1920.280579	-7378.459471
AGG3	ARIMA	['3'; ' 1'; ' 1'	exp-uni	LONG-SHORT	256.67%	475	0.54%	0.070277	BTC	7252.12093	1920.280579	-7378.459471
AGG3	RFC	(100entropy)	exp-uni	LONG-SHORT	162.47%	370	0.44%	0.054015	BTC	6449.018918	1444.837115	-5451.390136
AGG3	LINREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	-496.79%	525	-0.95%	0.034609	BTC	7252.12093	1920.280579	-7378.459471
AGG3	EXPSMOOTH	(0.7,0.7)	exp-uni	LONG	101.31%	270	0.38%	0.097753	BTC	7252.12093	1920.280579	-7378.459471
AGG3	ARIMA	['3'; ' 0'; ' 0'	exp-uni	LONG	-28.87%	353	-0.08%	0.088451	BTC	7252.12093	1920.280579	-7378.459471
AGG3	MLP	((1000);sgd)	exp-uni	LONG	-9.58%	62	-0.15%	0.036725	BTC	6449.018918	1444.837115	-5451.390136
AGG3	SVC	(poly)	exp-uni	LONG	-75.84%	175	-0.43%	0.033259	BTC	6449.018918	1444.837115	-5451.390136
AGG3	RFC	(50gini)	exp-uni	LONG	-131.61%	211	-0.62%	0.027041	BTC	6449.018918	1444.837115	-5451.390136
AGG3	LINREG	(None)	exp-uni	LONG	-479.18%	504	-0.95%	0.03524	BTC	7252.12093	1920.280579	-7378.459471
AGG3	MLP	((1000);sgd)	hold-uni	LONG-SHORT	55.00%	160	0.34%	0.082857	BTC	5619.359514	1298.904881	-3294.319824
AGG3	SVC	(poly)	hold-uni	LONG-SHORT	33.67%	188	0.18%	0.069073	BTC	5619.359514	1298.904881	-3294.319824
AGG3	EXPSMOOTH	(0.5,0.1)	hold-uni	LONG-SHORT	-9.62%	286	-0.03%	0.042207	BTC	6002.689176	1280.427899	-2737.75
AGG3	RFC	(10entropy)	hold-uni	LONG-SHORT	-32.04%	188	-0.17%	0.058149	BTC	5619.359514	1298.904881	-3294.319824
AGG3	ARIMA	['2'; ' 0'; ' 0'	hold-uni	LONG-SHORT	-57.50%	50	-1.15%	0	BTC	6002.689176	1280.427899	-2737.75
AGG3	EXPSMOOTH	(0.7,0.1)	hold-uni	LONG	-88.24%	175	-0.50%	0.027066	BTC	6002.689176	1280.427899	-2737.75
AGG3	SVC	(poly)	hold-uni	LONG	-47.18%	85	-0.56%	0.044728	BTC	5619.359514	1298.904881	-3294.319824
AGG3	RFC	(50gini)	hold-uni	LONG	-91.03%	111	-0.82%	0.037686	BTC	5619.359514	1298.904881	-3294.319824
AGG3	MLP	((100);adam)	hold-uni	LONG	-79.70%	76	-1.05%	0.012619	BTC	5619.359514	1298.904881	-3294.319824
AGG3	ARIMA	['2'; ' 0'; ' 0'	hold-uni	LONG	-57.50%	50	-1.15%	0	BTC	6002.689176	1280.427899	-2737.75

Tabella A.13. Risultati delle simulazione di trading con dataset aggregato su 3 giorni, analisi univariata, anno 2018

A – Tabelle dei risultati di trading dei modelli con dataset aggregato

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
AGG5	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	exp-uni	LONG-SHORT	415.51%	115	3.61%	0.172019	BTC	6384.268166	1490.380772	-6098.510498
AGG5	ARIMA	[1; '1'; '0']	exp-uni	LONG-SHORT	1172.05%	332	3.53%	0.421547	BTC	8211.531111	3244.298514	-2592.46997
AGG5	MLP	((100);sgd)	exp-uni	LONG-SHORT	472.73%	140	3.38%	0.145758	BTC	6384.268166	1490.380772	-6098.510498
AGG5	SVC	(rbf)	exp-uni	LONG-SHORT	388.86%	126	3.09%	0.163769	BTC	6384.268166	1490.380772	-6098.510498
AGG5	EXPSMOOTH	(0.9;0.5)	exp-uni	LONG-SHORT	930.28%	357	2.61%	0.197071	BTC	8211.531111	3244.298514	-2592.46997
AGG5	RFC	(50gini)	exp-uni	LONG-SHORT	237.55%	236	1.01%	0.083914	BTC	6384.268166	1490.380772	-6098.510498
AGG5	LINREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	-111.88%	400	-0.28%	0.057666	BTC	8211.531111	3244.298514	-2592.46997
AGG5	ARIMA	[1; '1'; '0']	exp-uni	LONG	939.26%	232	4.05%	0.500519	BTC	8211.531111	3244.298514	-2592.46997
AGG5	EXPSMOOTH	(0.9;0.7)	exp-uni	LONG	752.01%	208	3.62%	0.238022	BTC	8211.531111	3244.298514	-2592.46997
AGG5	MLP	((100);adam)	exp-uni	LONG	-12.45%	62	-0.20%	0.04399	BTC	6384.268166	1490.380772	-6098.510498
AGG5	SVC	(poly)	exp-uni	LONG	-18.10%	90	-0.20%	0.04549	BTC	6384.268166	1490.380772	-6098.510498
AGG5	RFC	(50gini)	exp-uni	LONG	-31.46%	124	-0.25%	0.045495	BTC	6384.268166	1490.380772	-6098.510498
AGG5	LINREG	(None)	exp-uni	LONG	-194.80%	335	-0.58%	0.046991	BTC	8211.531111	3244.298514	-2592.46997
AGG5	MLP	((100);adam)	hold-uni	LONG-SHORT	268.23%	89	3.01%	0.138049	BTC	5507.474395	1354.448215	-3553.809873
AGG5	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	hold-uni	LONG-SHORT	223.03%	87	2.56%	0.13335	BTC	5507.474395	1354.448215	-3553.809873
AGG5	SVC	(rbf)	hold-uni	LONG-SHORT	171.11%	95	1.80%	0.116279	BTC	5507.474395	1354.448215	-3553.809873
AGG5	EXPSMOOTH	(0.5;0.1)	hold-uni	LONG-SHORT	328.19%	190	1.73%	0.085539	BTC	6094.639069	1316.559358	-3755.810302
AGG5	RFC	(100;gini)	hold-uni	LONG-SHORT	126.82%	108	1.17%	0.088329	BTC	5507.474395	1354.448215	-3553.809873
AGG5	ARIMA	[4; '1'; '1']	hold-uni	LONG-SHORT	-85.10%	74	-1.15%	0	BTC	6094.639069	1316.559358	-3755.810302
AGG5	RFC	(10entropy)	hold-uni	LONG	87.63%	79	1.11%	0.083868	BTC	5507.474395	1354.448215	-3553.809873
AGG5	EXPSMOOTH	(0.1;0.1)	hold-uni	LONG	60.81%	91	0.67%	0.068543	BTC	6094.639069	1316.559358	-3755.810302
AGG5	SVC	(linear)	hold-uni	LONG	-30.69%	77	-0.40%	0.033127	BTC	5507.474395	1354.448215	-3553.809873
AGG5	ARIMA	{ [4; '1'; '1']; [5; '1'; '1'] }	hold-uni	LONG	-81.65%	71	-1.15%	0	BTC	6094.639069	1316.559358	-3755.810302

Tabella A.14. Risultati delle simulazione di trading con dataset aggregato su 5 giorni, analisi univariata, anno 2018

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
AGG7	ARIMA	[1; '1'; '1']	exp-uni	LONG-SHORT	438.24%	163	2.69%	0.182671	BTC	7658.303394	3185.419502	-555.239746
AGG7	EXPSMOOTH	(0.9;0.7)	exp-uni	LONG-SHORT	575.69%	353	1.63%	0.296601	BTC	7658.303394	3185.419502	-555.239746
AGG7	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	exp-uni	LONG-SHORT	122.93%	152	0.81%	0.110964	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	MLP	((500);sgd)	exp-uni	LONG-SHORT	51.28%	160	0.32%	0.091003	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	RFC	(10gini)	exp-uni	LONG-SHORT	-26.22%	187	-0.14%	0.063495	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	LINREG	(None)	exp-uni	LONG-SHORT	-116.48%	384	-0.30%	0.062522	BTC	7658.303394	3185.419502	-555.239746
AGG7	SVC	(poly)	exp-uni	LONG-SHORT	-98.14%	182	-0.54%	0.052335	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	EXPSMOOTH	(0.7;0.9)	exp-uni	LONG	618.52%	168	3.68%	0.426693	BTC	7658.303394	3185.419502	-555.239746
AGG7	ARIMA	[1; '1'; '1']	exp-uni	LONG	425.29%	131	3.25%	0.192714	BTC	7658.303394	3185.419502	-555.239746
AGG7	MLP	((100);adam)	exp-uni	LONG	-8.74%	67	-0.13%	0.061807	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	RFC	(10gini)	exp-uni	LONG	-31.50%	102	-0.31%	0.059377	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	LINREG	(None)	exp-uni	LONG	-189.85%	310	-0.61%	0.052224	BTC	7658.303394	3185.419502	-555.239746
AGG7	SVC	(poly)	exp-uni	LONG	-86.62%	85	-1.02%	0.010897	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	ARIMA	[5; '0'; '0']	hold-uni	LONG-SHORT	371.77%	55	6.76%	0.230438	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	EXPSMOOTH	(0.5;0.3)	hold-uni	LONG-SHORT	118.92%	175	0.68%	0.081097	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	RFC	(50entropy)	hold-uni	LONG-SHORT	-1.32%	88	-0.36%	0.054044	BTC	5618.033177	1342.213022	-2952.5
AGG7	LINREG	(None)	hold-uni	LONG-SHORT	-132.35%	181	-0.73%	0.034438	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	SVC	(linear)	hold-uni	LONG-SHORT	-88.78%	97	-0.92%	0.015987	BTC	5618.033177	1342.213022	-2952.5
AGG7	MLP	((1000);sgd)	hold-uni	LONG-SHORT	-92.20%	97	-0.95%	0.012392	BTC	5618.033177	1342.213022	-2952.5
AGG7	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	hold-uni	LONG-SHORT	-99.33%	97	-1.02%	0.010146	BTC	5618.033177	1342.213022	-2952.5
AGG7	EXPSMOOTH	(0.5;0.3)	hold-uni	LONG	62.93%	96	0.66%	0.091028	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	LINREG	(None)	hold-uni	LONG	-132.35%	181	-0.73%	0.034438	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	ARIMA	[3; '1'; '1']	hold-uni	LONG	-158.81%	158	-1.01%	0.018214	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668

Tabella A.15. Risultati delle simulazione di trading con dataset a granularità settimanale, analisi univariata, anno 2018

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
AGG3	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	exp-multi	LONG-SHORT	604.69%	96	6.30%	0.222152	BTC	6449.018918	1444.837115	-5451.390136
AGG3	SVC	(rbf)	exp-multi	LONG-SHORT	411.49%	241	1.71%	0.112023	BTC	6449.018918	1444.837115	-5451.390136
AGG3	MLP	((100);sgd)	exp-multi	LONG-SHORT	502.47%	301	1.67%	0.099737	BTC	6449.018918	1444.837115	-5451.390136
AGG3	RFC	(50gini)	exp-multi	LONG-SHORT	290.80%	356	0.82%	0.067232	BTC	6449.018918	1444.837115	-5451.390136
AGG3	VAR	-5	exp-multi	LONG-SHORT	64.23%	376	0.17%	0.045507	BTC	7218.00442	1893.045915	-7752.809631
AGG3	VAR	-5	exp-multi	LONG	34.14%	229	0.15%	0.054343	BTC	7218.00442	1893.045915	-7752.809631
AGG3	SVC	(rbf)	exp-multi	LONG	-18.74%	58	-0.32%	0.048779	BTC	6449.018918	1444.837115	-5451.390136
AGG3	MLP	((100);sgd)	exp-multi	LONG	-38.17%	88	-0.43%	0.030971	BTC	6449.018918	1444.837115	-5451.390136
AGG3	RFC	(50gini)	exp-multi	LONG	-98.66%	193	-0.51%	0.029514	BTC	6449.018918	1444.837115	-5451.390136
AGG3	MLP	((500);adam)	hold-multi	LONG-SHORT	163.45%	154	1.06%	0.100842	BTC	5619.359514	1298.904881	-3294.319824
AGG3	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	hold-multi	LONG-SHORT	158.82%	154	1.03%	0.100838	BTC	5619.359514	1298.904881	-3294.319824
AGG3	SVC	(rbf)	hold-multi	LONG-SHORT	83.98%	160	0.52%	0.084944	BTC	5619.359514	1298.904881	-3294.319824
AGG3	RFC	(100entropy)	hold-multi	LONG-SHORT	-30.79%	197	-0.16%	0.051346	BTC	5619.359514	1298.904881	-3294.319824
AGG3	SVC	(linear)	hold-multi	LONG	-58.96%	62	-0.95%	0.018543	BTC	5619.359514	1298.904881	-3294.319824
AGG3	RFC	(10gini)	hold-multi	LONG	-85.04%	87	-0.98%	0.011097	BTC	5619.359514	1298.904881	-3294.319824

Tabella A.16. Risultati delle simulazione di trading con dataset aggregato su 3 giorni, analisi multivariata, anno 2018

A – Tabelle dei risultati di trading dei modelli con dataset aggregato

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
AGG5	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	exp-multi	LONG-SHORT	460.62%	104	4.43%	0.187815	BTC	6384.268166	1490.380772	-6098.510498
AGG5	MLP	((500);sgd)	exp-multi	LONG-SHORT	452.43%	111	4.08%	0.174173	BTC	6384.268166	1490.380772	-6098.510498
AGG5	SVC	(rbf)	exp-multi	LONG-SHORT	390.99%	129	3.03%	0.157674	BTC	6384.268166	1490.380772	-6098.510498
AGG5	RFC	(10entropy)	exp-multi	LONG-SHORT	201.34%	230	0.88%	0.07924	BTC	6384.268166	1490.380772	-6098.510498
AGG5	VAR	-5	exp-multi	LONG-SHORT	53.89%	276	0.20%	0.063335	BTC	8234.081367	3257.391008	-4106.290283
AGG5	VAR	-3	exp-multi	LONG	103.99%	166	0.63%	0.087844	BTC	8234.081367	3257.391008	-4106.290283
AGG5	MLP	((100);adam)	exp-multi	LONG	-31.88%	57	-0.56%	0.027038	BTC	6384.268166	1490.380772	-6098.510498
AGG5	RFC	(10entropy)	exp-multi	LONG	-70.62%	108	-0.65%	0.028597	BTC	6384.268166	1490.380772	-6098.510498
AGG5	SVC	(poly)	exp-multi	LONG	-62.20%	61	-1.02%	0.010267	BTC	6384.268166	1490.380772	-6098.510498
AGG5	MLP	((100);sgd)	hold-multi	LONG-SHORT	237.50%	90	2.64%	0.130016	BTC	5507.474395	1354.448215	-3553.869873
AGG5	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	hold-multi	LONG-SHORT	224.36%	89	2.52%	0.131885	BTC	5507.474395	1354.448215	-3553.869873
AGG5	SVC	(rbf)	hold-multi	LONG-SHORT	224.36%	89	2.52%	0.131885	BTC	5507.474395	1354.448215	-3553.869873
AGG5	RFC	(5gini)	hold-multi	LONG-SHORT	206.03%	107	1.93%	0.098936	BTC	5507.474395	1354.448215	-3553.869873
AGG5	VAR	-5	hold-multi	LONG-SHORT	7.72%	85	0.09%	0.072057	BTC	6094.639069	1316.559358	-3755.810302
AGG5	RFC	(5gini)	hold-multi	LONG	111.23%	65	1.71%	0.094239	BTC	5507.474395	1354.448215	-3553.869873
AGG5	VAR	-5	hold-multi	LONG	-74.75%	65	-1.15%	0	BTC	6094.639069	1316.559358	-3755.810302

Tabella A.17. Risultati delle simulazione di trading con dataset aggregato su 5 giorni, analisi multivariata, anno 2018

Livello di Aggregazione	Classificatore	Configurazione	Validazione	Tipo di Operazione	Profitto Totale	Totale Operazioni	APPO	Deviazione Standard	Valuta Migliore	Prezzo Medio [\$]	DEV.ST. Prezzo	Profitto [\$] Buy&Hold
AGG7	MLP	((1000);sgd)	exp-multi	LONG-SHORT	26.94%	165	0.16%	0.084872	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	exp-multi	LONG-SHORT	17.78%	164	0.11%	0.087786	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	VAR	-1	exp-multi	LONG-SHORT	7.91%	210	0.04%	0.06475	BTC	7705.532017	3183.28292	-776.739746
AGG7	RFC	(100gini)	exp-multi	LONG-SHORT	-62.06%	191	-0.32%	0.047339	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	SVC	(rbf)	exp-multi	LONG-SHORT	-65.41%	174	-0.38%	0.066177	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	VAR	-4	exp-multi	LONG	77.24%	182	0.42%	0.080402	BTC	7705.532017	3183.28292	-776.739746
AGG7	RFC	(10entropy)	exp-multi	LONG	-10.27%	98	-0.10%	0.056359	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	SVC	(linear)	exp-multi	LONG	-78.21%	69	-1.13%	0.001368	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	VAR	-4	hold-multi	LONG-SHORT	-67.95%	144	-0.47%	0.03694	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	RFC	(10gini)	hold-multi	LONG-SHORT	-64.74%	95	-0.68%	0.038092	BTC	5618.033177	1342.213022	-2952.5
AGG7	SVC	(linear)	hold-multi	LONG-SHORT	-96.16%	97	-0.99%	0.010974	BTC	5618.033177	1342.213022	-2952.5
AGG7	MLP	((1000);adam)	hold-multi	LONG-SHORT	-97.32%	96	-1.01%	0.010225	BTC	5618.033177	1342.213022	-2952.5
AGG7	MNB	{0; -0.2; -0.4; -0.6; -0.8; 1}	hold-multi	LONG-SHORT	-99.33%	97	-1.02%	0.010146	BTC	5618.033177	1342.213022	-2952.5
AGG7	VAR	-5	hold-multi	LONG	-104.37%	134	-0.78%	0.029794	BTC	6527.240551	1553.79643	-5138.659668
AGG7	RFC	(10entropy)	hold-multi	LONG	-57.49%	54	-1.06%	0.030348	BTC	5618.033177	1342.213022	-2952.5

Tabella A.18. Risultati delle simulazione di trading con dataset a granularità settimanale, analisi multivariata, anno 2018

Bibliografia

- [1] J. Almeida, S. Tata, A. Moser, and V. Smit, *Bitcoin prediction using ANN manuscript*, 2015.
- [2] I. Madan, S. Saluja and A. Zhao, *Automated Bitcoin trading via Machine Learning Algorithms*, Dept. Comput. Sci., Stanford Univ., Stanford, CA, USA, Tech. Rep., 2015.
- [3] M. Matta, I. Lunesu and M. Marchesi, *Bitcoin spread prediction using social and web search media*, UWAP Workshops, June 2015.
- [4] A. Greaves and B. Au, *Using the bitcoin transaction graph to predict the price of Bitcoin*, 2015.
- [5] Y.B. Kim, J.G. Kim, W. Kim, J.H. Im, T.H. Kim, S.J. Kang et al., *Predicting Fluctuations in Cryptocurrency Transactions Based on User Comments and Replies*, PLoS ONE 11(8): e0161197, 2016.
- [6] S. McNally, *Predicting the price of Bitcoin using machine learning*, Ph.D. dissertation, School Comput., Nat. College Ireland, Dublin, Ireland, 2016.
- [7] E. Sin and L. Wang, *Bitcoin Price Prediction Using Ensembles of Neural Networks*, 13th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD 2017), 2017.
- [8] L. Pichl and T. Kaizoji, *Volatility analysis of Bitcoin price time series*, International Christian University, Osawa 3-10-2, Mitaka, Tokyo 181-8585, Japan, November 2017.
- [9] A. Radityo, Q. Munajat, I. Budi, *Prediction of Bitcoin Exchange Rate to American Dollar Using Artificial Neural Network Methods*, Faculty of Computer Science, Universitas Indonesia Depok, West Java, Indonesia, 2017.
- [10] H. Jang and J. Lee, *An Empirical Study on Modeling and Prediction of Bitcoin Prices With Bayesian Neural Networks Based on Blockchain Information*, Department of Industrial Engineering, Seoul National University, Seoul 151742, South Korea
- [11] S. Karasu, A. Altan, Z. Sarac, R. Hacioglu, *Prediction of Bitcoin Prices with Machine Learning Methods using Time Series Data*, Elektrik Elektronik Muhendisligi Bolumu Bulent Ecevit Universitesi, Zonguldak, Turkiye, 2018.
- [12] M. Saad, A. Mohaisen, *Towards Characterizing Blockchain-based Cryptocurrencies for Highly-Accurate Predictions*, University of Central, Florida,

2018

- [13] T.M. Tupinambas, R.A. Leao, A.P. Lemos, *Cryptocurrencies Transactions Advisor Using a Genetic Mamdani-type Fuzzy Rules Based System*, Graduate Program in Electrical Engineering, Federal University of Minas Gerais, Belo Horizonte, Minas Gerais, 2018.
- [14] Yahoo (2018). Yahoo Finance, [online]. <https://yhoo.it/2TjTofB>
- [15] Yahoo. Yahoo Finance, [online]. <https://it.finance.yahoo.com>
- [16] CryptoCompare, [online]. <https://www.cryptocompare.com>
- [17] Murphy, John J, *Technical analysis of the financial markets: A comprehensive guide to trading methods and applications*, Penguin, 1999.