



Model peramalan indeks kripto setelah masa pandemi COVID-19 dengan *Markov Switching Autoregressive*

Isnaini Dyah Nugrahani, Tastaftiyan Risfandy*

Universitas Sebelas Maret, Surakarta, Indonesia

*Email korespondensi: tastaftiyan.risfandy@staff.uns.ac.id

Abstract

This study applies the Markov Switching Model Autoregressive Models (MSAR) with two regimes to predict movements in the Bitwise Crypto Index. An autoregressive model with one lag (AR1) is used to capture the crypto market's complex dynamics, focusing on bullish and bearish phases. The model accounts for the probability of transitioning between regimes, allowing it to identify when the market shifts between positive and negative conditions. The estimation results show that the model fits the data well, with key variables such as historical prices and other indicators providing accurate predictions in both regimes. The model exhibits near-perfect fit in both phases, indicating it explains almost all variability in the data. However, despite the strong fit, some parameters do not show high statistical significance, which may pose challenges in the estimation process. The transition probabilities reveal that the bearish condition is more dominant and tends to persist longer, while transitions to the bullish phase occur with lower probability. Thus, using the Markov Switching Model offers more profound insights into crypto market movement patterns, especially in identifying sudden shifts between different market phases. These findings are relevant for investors and analysts, providing a better understanding of volatility and aiding investment decision-making strategies in the crypto market.

Keywords: Bitwise Crypto Index; crypto index; forecasting; market volatility; Markov switching autoregressive.

<https://doi.org/10.26740/jim.v13n1.p1-12>

Received: November 4th 2024; Revised: December 19th 2024; Accepted: February 14th 2025; Available online: February 22th 2025

Copyright © 2025, The Authors. Published by Universitas Negeri Surabaya. This is an open access article under the CC-BY International License (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Pendahuluan

Cryptocurrency telah menjadi pusat perhatian para investor sejak diperkenalkan oleh Nakamoto (2008). Dengan menggunakan teknologi *blockchain*, mata uang digital ini memberikan keamanan data yang sangat tinggi, menjadikannya sulit untuk diretas atau dimodifikasi (Rathore *et al.*, 2022). Teknologi *blockchain* yang digunakan oleh *cryptocurrency* beroperasi dalam jaringan desentralisasi, di mana transaksi dilakukan melalui *peer-to-peer* tanpa memerlukan otoritas pusat seperti bank atau lembaga keuangan lainnya. Hal ini memberikan kemerdekaan yang lebih besar bagi pengguna dalam melakukan transaksi finansial, sekaligus menciptakan sistem yang transparan dan aman.

Mata uang kripto seperti *Bitcoin*, *Ethereum*, dan *Solana* kini menjadi mata uang utama dalam pasar kripto, dengan *Bitcoin* memegang pangsa pasar terbesar. Kapitalisasi pasar *cryptocurrency* terus meningkat secara eksponensial, mencapai lebih dari tiga triliun dolar AS pada November 2021, naik dari kurang dari dua puluh miliar dolar pada Januari 2017 (Iyer, 2022). Meski begitu, pasar *cryptocurrency* yang sangat dinamis dan fluktuatif membuat prediksi harga menjadi tantangan besar. *Cryptocurrency* bergerak dengan cepat dan tidak dapat diprediksi secara mudah, menyebabkan risiko besar bagi para investor.

Di Indonesia, meskipun *cryptocurrency* belum diakui sebagai alat pembayaran yang sah, penggunaannya sebagai aset investasi telah dilegalkan. Pada September 2022, tercatat 16,3 juta investor di Indonesia, dan angka ini terus bertambah sekitar 692 ribu setiap bulan (Tempo, 2022). Ini menunjukkan bahwa meskipun masih terdapat batasan hukum terkait penggunaannya, minat terhadap *cryptocurrency* sebagai aset

investasi sangatlah tinggi. Untuk membantu investor mengambil keputusan, berbagai indeks *cryptocurrency* telah dikembangkan untuk memantau pergerakan harga aset digital ini. Salah satu indeks utama adalah *Bitwise*, yang mengelola dana indeks kripto terbesar di Amerika Serikat. *Bitwise* memberikan gambaran pasar yang komprehensif dan mendalam dengan mengukur harga berbagai mata uang kripto, seperti *Bitcoin*, *Ethereum*, dan *Solana*. Indeks seperti *Bitwise* membantu investor memahami tren pasar dan merumuskan strategi investasi yang lebih baik (Malkan *et al.*, 2021).

Namun, karena tingginya volatilitas pasar, memprediksi pergerakan harga *cryptocurrency* membutuhkan teknik yang lebih canggih daripada metode statistik tradisional seperti ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). ARIMA merupakan metode yang digunakan secara luas untuk menganalisis data deret waktu yang linier dan stasioner. Model ini mengandalkan data historis untuk membuat prediksi, yang sayangnya tidak selalu sesuai untuk pasar yang dinamis dan sering mengalami perubahan mendadak seperti *cryptocurrency*. Salah satu kelemahan utama ARIMA adalah ketidakmampuannya untuk menangani perubahan struktur pasar atau adanya nonlinieritas dalam data. Oleh karena itu, model yang lebih fleksibel dibutuhkan untuk menangani volatilitas pasar kripto yang tinggi.

Beberapa penelitian terdahulu memilih menggunakan ARIMA sebagai metode yang digunakan dalam meramalkan harga *cryptocurrency* (Melantika *et al.*, 2024; Prasetyo *et al.*, 2024; Gunawan & Febrianti., 2023). Pada penelitian Prasetyo *et al.* (2024) diketahui bahwa ARIMA lebih baik digunakan jika dibandingkan dengan *Triple Exponential Smoothing*. Akan tetapi ARIMA memiliki kelemahan di mana model ARIMA mengasumsikan bahwa hubungan antara variabel adalah linier dan tidak dapat menangkap perubahan perilaku yang tidak linier dalam data. Sementara itu, model *Markov Switching* dapat menangkap perubahan regime yang berbeda, yang memungkinkan untuk menangani perilaku non-linier dalam data ekonomi (Sarbijan, 2014).

Dalam konteks ini, *Markov Switching Autoregressive Models* (MSAR) muncul sebagai solusi yang lebih cocok untuk memprediksi pergerakan harga dalam pasar *cryptocurrency*. MSAR memungkinkan model untuk beralih antara berbagai regime ekonomi, seperti pasar *bullish* dan *bearish*, yang sangat penting dalam memahami pergerakan pasar kripto yang tidak menentu. MSAR dapat menangkap dinamika yang tidak bisa dilakukan oleh ARIMA, yang cenderung mengasumsikan bahwa pasar selalu berada dalam satu regime atau kondisi. MSAR pertama kali diperkenalkan oleh Hamilton (1989), di mana ia menunjukkan bahwa model ini mampu menangkap perubahan siklus bisnis dengan lebih baik. MSAR sangat cocok untuk meramalkan pergerakan harga yang mengalami lonjakan dan penurunan secara tiba-tiba, di mana volatilitas pasar sering berubah-ubah.

Kelebihan lain dari MSAR adalah kemampuannya untuk memodelkan peralihan regime secara nonlinier, yang tidak dapat dilakukan oleh ARIMA. Dalam *cryptocurrency*, volatilitas pasar yang tinggi dapat menyebabkan adanya perubahan mendadak dari fase stabil ke fase volatil, atau sebaliknya. MSAR memungkinkan model untuk menyesuaikan transisi antar-fase ini, memberikan hasil yang lebih akurat dalam jangka waktu pendek dibandingkan ARIMA, yang mengandalkan pola historis yang linier dan kurang fleksibel. Model ini juga dapat menangkap musiman dan anomali data, yang sering terjadi dalam pasar *cryptocurrency*, di mana harga bisa bergerak sangat cepat dalam waktu singkat, terutama pada saat krisis atau perubahan regulasi. MSAR dapat menangkap perubahan dalam dinamika waktu yang berbeda, yang sering terjadi dalam data multivariat, seperti dalam ekonomi dan meteorologi. Model ini memungkinkan untuk mengidentifikasi dan memodelkan keadaan yang berbeda (*regimes*) dalam data, seperti periode pertumbuhan dan resesi dalam ekonomi (Monbet & Alliot, 2017).

Selain itu, MSAR terbukti lebih efektif dalam menangani volatilitas tinggi yang sering terjadi dalam pasar *cryptocurrency*. Menurut Choi dan Foerster (2016), perubahan kebijakan moneter dan kondisi ekonomi makro lainnya lebih baik dimodelkan menggunakan MSAR karena model ini dapat beradaptasi dengan perubahan yang tidak terduga. Dalam kasus *cryptocurrency*, di mana pasar dapat bereaksi secara cepat terhadap berita dan peristiwa global, kemampuan MSAR untuk menangani perubahan regime yang dinamis sangat penting untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Sementara ARIMA tetap menjadi pilihan untuk data yang stabil dan linier, dalam kondisi pasar *cryptocurrency* yang fluktuatif dan sering berubah, MSAR jelas menawarkan solusi yang lebih baik. Responsivitas MSAR terhadap perubahan

jangka pendek serta kemampuannya untuk menangani anomali data dan volatilitas yang tidak teratur memberikan keunggulan signifikan dalam memprediksi pergerakan harga aset digital.

Pada akhirnya, MSAR memberikan solusi yang lebih baik untuk pasar *cryptocurrency* dibandingkan metode tradisional seperti ARIMA. Dengan kemampuan untuk menangani volatilitas yang tinggi, perubahan regime, serta nonlinieritas dalam data, MSAR memberikan fleksibilitas yang diperlukan dalam memahami pasar *cryptocurrency* yang dinamis. Model ini tidak hanya mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat tetapi juga membantu investor dalam merespons perubahan pasar dengan lebih cepat dan tepat. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan menganalisis pergerakan indeks *crypto* menggunakan MSAR.

Kajian Pustaka

Supply and Demand

Teori *supply and demand* merupakan salah satu pilar utama dalam ekonomi mikro yang menjelaskan bagaimana harga suatu barang atau jasa ditentukan oleh interaksi antara kekuatan penawaran (*supply*) dan permintaan (*demand*). Konsep dasar teori ini pertama kali dikemukakan oleh Smith (1776). Teori *supply and demand* menunjukkan bahwa harga suatu barang ditentukan oleh keseimbangan antara jumlah barang yang tersedia (penawaran) dan jumlah barang yang diinginkan oleh konsumen (permintaan). Teori ini meletakkan dasar pemikiran mengenai bagaimana mekanisme pasar berfungsi.

Namun demikian, teori *supply and demand* saat ini telah berkembang dengan analisis yang lebih sistematis dan berbasis grafik. Konsep kurva permintaan dan penawaran menggambarkan hubungan antara harga dan jumlah barang yang diminta atau ditawarkan. Kurva ini menunjukkan bagaimana harga berfungsi sebagai sinyal bagi produsen dan konsumen untuk menyesuaikan perilaku mereka di pasar. Jika harga barang naik, produsen cenderung menawarkan lebih banyak barang, sementara konsumen mungkin mengurangi permintaan mereka. Sebaliknya, jika harga turun, permintaan dapat meningkat, sementara penawaran mungkin berkurang (Marshall, 1890).

Dalam konteks *cryptocurrency*, *supply* merujuk pada jumlah koin atau token yang tersedia untuk diperdagangkan di pasar. Pasokan ini dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk algoritma penambangan (*mining*) yang mengatur jumlah koin baru yang dihasilkan, serta kebijakan pengendalian pasokan yang diterapkan oleh pengembang. Sebagai contoh, pada *Bitcoin*, terdapat batasan yang disebut *hard cap*, yang menetapkan bahwa jumlah total koin yang dapat beredar tidak boleh melebihi 21 juta unit (Nakamoto, 2008). Kebijakan pengaturan pasokan semacam ini memiliki dampak signifikan dalam pasar *cryptocurrency*, karena pasokan yang terbatas dapat menciptakan kelangkaan yang mendorong peningkatan harga, terutama jika permintaan tetap tinggi. Dengan kata lain, keterbatasan pasokan dapat berfungsi sebagai pendorong utama terhadap fluktuasi harga di pasar *cryptocurrency*.

Di sisi lain, *demand* atau permintaan berkaitan dengan seberapa banyak individu atau institusi yang ingin membeli atau memiliki *cryptocurrency* tertentu. Permintaan ini dipengaruhi oleh berbagai faktor, antara lain persepsi terhadap nilai jangka panjang *cryptocurrency* tersebut, minat investor institusional, serta tingkat adopsi oleh pengguna akhir. Selain itu, permintaan juga dapat dipengaruhi oleh faktor eksternal, seperti regulasi pemerintah, kemajuan dalam pengembangan teknologi *blockchain*, dan penerimaan *cryptocurrency* sebagai alat pembayaran atau instrumen investasi. Beberapa penelitian telah menunjukkan bahwa prinsip *supply and demand* dapat diterapkan untuk menganalisis harga *cryptocurrency*. Sebagai contoh, Baur *et al.* (2018) menemukan bahwa harga *Bitcoin* dipengaruhi oleh faktor-faktor fundamental terkait dengan *supply dan demand*. Peningkatan permintaan terhadap *Bitcoin*, baik dari investor individu maupun institusional, terbukti dapat menyebabkan lonjakan harga. Penelitian tersebut juga menyoroti pentingnya faktor eksternal, seperti kebijakan pemerintah dan perkembangan teknologi *blockchain*, dalam memengaruhi permintaan terhadap *cryptocurrency*. Secara keseluruhan, dinamika *supply dan demand* di pasar *cryptocurrency* menunjukkan interaksi kompleks antara faktor internal, seperti pengaturan pasokan dan adopsi oleh pengguna, serta faktor eksternal yang berkaitan dengan regulasi dan inovasi teknologi. Dengan memahami hubungan ini, para pelaku pasar dapat memperoleh wawasan yang lebih mendalam mengenai pergerakan harga *cryptocurrency*.

Hard Cap and Halving

Hard cap adalah batas maksimum yang ditentukan secara algoritmik terhadap pasokan suatu *cryptocurrency*. Sebagai contoh, pada *Bitcoin*, jumlah pasokan total yang dapat beredar dibatasi hingga 21 juta unit, yang secara eksplisit diatur dalam kode protokolnya. Konsep *hard cap* ini dapat dipahami dalam kerangka teori *supply and demand*, di mana pembatasan pasokan akan menciptakan kelangkaan yang, dalam kondisi permintaan yang tinggi, dapat mendorong peningkatan nilai suatu aset. Secara teori, apabila jumlah suatu barang atau aset terbatas dan permintaan terhadapnya tetap tinggi atau bahkan meningkat, harga dari aset tersebut cenderung mengalami kenaikan. Dengan demikian, *hard cap* berfungsi sebagai mekanisme untuk mencegah inflasi dan menjaga kelangkaan aset, yang dalam konteks *Bitcoin*, dapat memperkuat daya tariknya sebagai instrumen investasi (Nakamoto, 2008).

Selain itu, *hard cap* juga berfungsi dalam konteks pengumpulan dana melalui *Initial Coin Offering* (ICO). ICO adalah metode pengumpulan dana yang digunakan oleh proyek *cryptocurrency*, di mana investor membeli token yang dikeluarkan oleh proyek tersebut. Dalam ICO, *hard cap* menetapkan batas maksimum jumlah dana atau token yang dapat dikumpulkan, yang akan menghentikan ICO secara otomatis ketika jumlah yang ditetapkan telah tercapai. Dengan kata lain, setelah jumlah dana atau token yang diinginkan tercapai, penjualan token dihentikan dan ICO dianggap selesai. Pembatasan ini memberikan struktur dan transparansi dalam pengumpulan dana, serta menjaga nilai token yang dijual agar tidak tereduksi oleh penawaran yang berlebihan di pasar (Thies *et al.*, 2021).

Halving dalam konteks *cryptocurrency*, khususnya *Bitcoin*, adalah proses di mana imbalan yang diterima oleh penambang untuk menambahkan blok baru ke *blockchain* dikurangi setengahnya. Proses ini terjadi setiap 210.000 blok, atau kira-kira setiap empat tahun. Tujuan dari *halving* adalah untuk mengontrol laju penerbitan *Bitcoin* baru dan menjaga kelangkaan aset tersebut (Fabus *et al.*, 2024). *Halving crypto* adalah sebuah peristiwa yang terjadi pada jaringan *blockchain* tertentu, seperti *Bitcoin*, di mana jumlah imbalan yang diberikan kepada penambang (*miner*) untuk memvalidasi transaksi dan menambahkan blok baru ke dalam *blockchain* akan dipotong setengahnya. Proses ini terjadi secara otomatis setelah sejumlah blok tertentu ditambang. Meskipun *halving* biasanya mengarah pada apresiasi harga *Bitcoin* dalam jangka panjang, peristiwa ini juga dapat meningkatkan volatilitas pasar. *Halving* sering kali menciptakan ketegangan antara penambang, investor, dan pengguna *Bitcoin*, dengan spekulasi mengenai dampaknya terhadap harga dan kelangkaan yang memengaruhi pasar secara keseluruhan. Dalam jangka pendek, pasar mungkin mengalami fluktuasi harga yang signifikan karena ketidakpastian terkait dampak *halving* terhadap ekonomi *Bitcoin* secara keseluruhan. Namun, dalam jangka panjang, *Bitcoin* yang semakin langka dan terus mendapatkan adopsi sebagai aset investasi atau *store of value* berpotensi meningkatkan nilai *Bitcoin*, meskipun harga dapat sangat *volatile* dalam periode peralihan tersebut (Ramadhani *et al.*, 2022).

Penerapan teori *supply and demand* dalam pasar *cryptocurrency*, khususnya terkait dengan konsep *hard cap* dan *halving*, menggambarkan bagaimana perubahan dalam pasokan suatu *cryptocurrency* dapat memengaruhi harga, terutama jika permintaan tetap tinggi atau meningkat. *Hard cap*, sebagai batas maksimum yang ditetapkan terhadap jumlah total pasokan suatu *cryptocurrency*, menciptakan kelangkaan yang dapat berfungsi sebagai pendorong utama terhadap peningkatan harga. Sementara itu, *halving*, proses pengurangan setengah imbal hasil penambangan *cryptocurrency* seperti *Bitcoin* secara teratur mengurangi laju penambahan pasokan baru ke pasar. Kedua faktor ini, baik secara individu maupun bersamaan, menciptakan dinamika pasar yang lebih kompleks namun tetap dapat diprediksi dalam kerangka ekonomi klasik (Pogudin, 2021). Dalam perspektif ekonomi klasik, ketika suatu aset atau barang terbatas dalam jumlahnya (kelangkaan) dan permintaan terhadapnya tetap stabil atau meningkat, harga aset tersebut cenderung mengalami kenaikan. Dengan demikian, penerapan *hard cap* dan *halving* dapat dilihat sebagai mekanisme yang sengaja dirancang untuk mengurangi pasokan dan menciptakan kelangkaan, yang, dalam kondisi permintaan yang tinggi, dapat mendorong kenaikan harga. Oleh karena itu, kedua faktor ini menambah kompleksitas dalam analisis pasar *cryptocurrency*, namun juga memberikan fondasi yang lebih dapat diprediksi berdasarkan prinsip dasar *supply and demand* (Merwe, 2000).

Cryptocurrency

Cryptocurrency adalah aset virtual yang berfungsi sebagai bentuk mata uang digital untuk mentransfer aset dan instrumen keuangan lainnya (Harwick, 2016). *Cryptocurrency* menarik perhatian karena tidak adanya kontrol dari pemerintah atau institusi keuangan (Park & Park, 2020). Transaksi *cryptocurrency* menggunakan sistem *blockchain*, yang merupakan buku besar transaksi terdesentralisasi yang menghindari masalah kepercayaan dalam transfer nilai (Crosby *et al.*, 2016; Kuperberg, 2019). Munculnya *cryptocurrency* dipicu oleh kelemahan pembayaran tradisional yang memakan waktu, sehingga alternatif tanpa perantara menjadi diperlukan. Sebelum *cryptocurrency*, mata uang digital yang diciptakan lembaga bersifat terpusat dan tidak dapat digunakan sebagai alat pembayaran sah (Lee *et al.*, 2018). Dengan penerapan teknologi desentralisasi, *cryptocurrency* memengaruhi berbagai sektor, termasuk bisnis dan pendidikan (Shovkhalov & Idrisov, 2021). *Bitcoin*, sebagai *cryptocurrency* paling dikenal, dapat memengaruhi kebijakan makroekonomi (Yue *et al.*, 2021), mendorong lembaga keuangan untuk mengembangkan sistem *blockchain* yang lebih cepat, meskipun ini juga menimbulkan tantangan ekonomi (Yaseen & Kabir, 2018). Meskipun masih ada skeptisisme terhadap keberlangsungan *cryptocurrency* sebagai instrumen investasi, banyak investor tertarik karena potensi keuntungan yang ditawarkan oleh teknologi ini. Keuntungan dari jaringan P2P yang terdesentralisasi memberikan stabilitas, tetapi juga rentan terhadap serangan. Meskipun teknologi *blockchain* menawarkan keamanan melalui fungsi *hash*, masalah energi dan perlambatan transaksi tetap menjadi tantangan bagi penggunaannya (Valfells & Egilsson, 2016).

Indeks Kripto

Indeks berfungsi sebagai tolok ukur dan merupakan titik acuan untuk investasi (Shah *et al.*, 2021). Indeks yang mencakup semua mata uang kripto secara teoretis dapat memberikan representasi sempurna dari dinamika pasar kripto, karena mencerminkan pergerakan harga seluruh aset dalam sektor tersebut (Häusler & Xia, 2022). Namun, dalam praktiknya, hal ini sulit dilakukan karena tantangan operasional seperti penyeimbangan kembali yang konstan, biaya perdagangan yang tinggi, dan likuiditas rendah pada beberapa aset. Mata uang dengan volume rendah cenderung memiliki *spread* yang lebar dan biaya transaksi yang mahal, serta batas minimum perdagangan yang menyulitkan keseimbangan indeks. Penyedia indeks biasanya menentukan jumlah konstituen yang tetap untuk mewakili segmen pasar tertentu, guna menyederhanakan proses dan menciptakan representasi yang lebih praktis. Oleh karena itu, penyedia indeks umumnya memilih hanya mencakup mata uang kripto dengan kapitalisasi pasar besar atau likuiditas tinggi, seperti *Bitcoin* dan *Ethereum*, guna menjaga representasi yang lebih praktis dan terukur. Dengan cara ini, penyedia indeks tetap dapat mencerminkan dinamika utama pasar kripto tanpa menghadapi kendala teknis dan biaya tinggi dari aset yang lebih kecil (Timborn & Härdle, 2018).

Analisis Runtun Waktu

Time series atau runtun waktu adalah proses pengamatan yang bersifat teratur terhadap variabel yang diambil berdasarkan runtun waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu terjadinya dengan interval waktu yang tetap. Analisis runtun waktu digunakan untuk mengetahui bagaimana pola data yang dimiliki dengan menggunakan data masa lalu dan akhirnya dapat digunakan dalam peramalan menggunakan metode tertentu. Tujuan dari analisis runtun waktu adalah untuk memahami mekanisme bagaimana pengamatan dihasilkan, menemukan pola dan memprediksi perkembangan lebih lanjut dari variabel yang diamati. Ada empat unsur yang terdapat dalam analisis runtun waktu, yaitu: T_t : *trend*, naik atau turunnya nilai; S_t : *seasonality*, pengulangan siklus pada waktu yang berdekatan dan frekuensi yang telah diketahui; C_t : *cycles*, pengulangan siklus dimana frekuensinya tidak tentu dan terjadi pada waktu lebih dari dua tahun; R_t : bentuk pola data yang tidak dapat dijelaskan (Wei, 2006).

Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif. Populasi penelitian ini adalah seluruh indeks harian *cryptocurrency*. Dalam penelitian ini, sampel yang digunakan adalah data harian dari indeks kripto *Bitwise* mulai 5 Mei 2023, setelah pandemi COVID-19 dinyatakan berakhir oleh WHO (Sarkler *et al.*,

2023). Data tersebut diambil melalui *website* resmi dari *Bitwise* (bitwiseinvestments.com, 2023)

Penelitian ini menggunakan *Markov Switching Autoregressive* (MS-AR) untuk mengetahui bagaimana pergerakan dari indeks *crypto* setelah pandemi COVID-19. *Markov Switching Autoregressive* (MS-AR) adalah model yang digunakan untuk menggambarkan deret waktu dengan menggabungkan beberapa proses *autoregressive* (AR) yang berbeda. Dalam konteks penelitian ini, MS-AR digunakan untuk memodelkan kesalahan perkiraan, yang menunjukkan periode dengan kesalahan rendah dan periode dengan kesalahan yang sangat bervariasi. Model ini memperkenalkan variabel laten yang disebut sebagai "*hidden state*" atau "regime tersembunyi," yang menangkap transisi dari satu kondisi fisik ke kondisi lainnya (Latimier *et al.*, 2020).

Dinamika dari variabel laten ini dikendalikan oleh rantai Markov dengan M kemungkinan keadaan. Probabilitas transisi antara keadaan didefinisikan oleh matriks $M \times M$, yang menunjukkan kemungkinan berpindah dari satu keadaan ke keadaan lainnya. Pada setiap waktu, kesalahan perkiraan diasumsikan mengikuti model AR(p) yang koefisiennya bergantung pada keadaan tersembunyi saat itu. Dengan menggunakan algoritma *forward-backward*, probabilitas untuk berada di setiap keadaan tersembunyi dapat dihitung, meskipun dalam konteks waktu nyata, diperlukan penggunaan probabilitas maju untuk memprediksi keadaan. Model MSAR dapat dijelaskan secara matematis dalam formula (1) di mana: y_t adalah nilai variabel yang diamati pada waktu t; $\phi_1(s_t), \phi_2(s_t), \dots, \phi_p(s_t)$ adalah koefisien AR yang berbeda di setiap regime s_t ; s_t adalah regime yang diatur oleh rantai Markov pada waktu t; $e_t(s_t)$ adalah noise atau error pada waktu t dalam regime s_t . Lebih lanjut, rantai Markov yang mengatur peralihan regime memiliki matriks probabilitas transisi yang dapat dilihat di formula (2) di mana P_{ij} menunjukkan probabilitas transisi dari regime i ke regime j. Probabilitas transisi P_{ij} harus memenuhi syarat $\sum_j P_{ij} = 1$.

$$y_t = \phi_1(s_t)y_{t-1} + \phi_2(s_t)y_{t-2} + \dots + \phi_p(s_t)y_{t-p} + e_t(s_t) \dots \dots \dots (1)$$

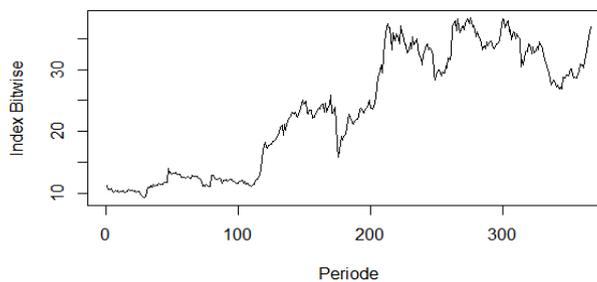
$$P = \begin{pmatrix} P_{11} & P_{12} \\ P_{21} & P_{22} \end{pmatrix} \dots \dots \dots (2)$$

Data *time series* harus diuji stasioneritasnya sebelum diolah menggunakan MSAR. Uji ini dilakukan untuk memastikan bahwa rata-rata, variansi, dan autokorelasi data tidak berubah seiring waktu. Uji stasioneritas yang umum digunakan adalah *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) test dan *Phillips-Perron* (PP) test (Enders, 2020). Estimasi parameter dalam MSAR biasanya dilakukan dengan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), yang mengoptimalkan kemungkinan bahwa model yang diestimasi sesuai dengan data yang diamati. Dalam hal ini, parameter yang diestimasi mencakup koefisien AR di setiap regime serta probabilitas transisi antar-regime (Hamilton, 2021). Penentuan jumlah regime yang tepat sangat penting dalam model MSAR. Biasanya, jumlah regime yang digunakan berdasarkan perilaku data atau dicoba dengan menggunakan kriteria informasi seperti *Akaike Information Criterion* (AIC) atau *Bayesian Information Criterion* (BIC) (Krolzig, 2021). Penelitian ini menggunakan dua regime yang digunakan sebagai penanda periode *berish* dan *bullish*. Setelah model diestimasi, penting untuk mengevaluasi performanya. Kinerja model dapat diukur dengan membandingkan nilai yang diprediksi dengan nilai aktual, menggunakan metrik seperti *Mean Squared Error* (MSE) atau *Log-likelihood*. Selain itu, perlu dilakukan analisis apakah model dapat menangkap transisi antar-regime dengan baik. Penelitian ini menggunakan dua regime utama untuk menganalisis model MSAR: regime peningkatan dan regime penurunan, dengan transisi yang diatur oleh matriks probabilitas transisi Markov (Khoerunnisa, 2022).

Gambar 1 merupakan *time series plot* yang menunjukkan pergerakan indeks kripto *Bitwise* setelah masa pandemi COVID-19. Gambar 1 menunjukkan bahwa indeks cenderung mengalami kenaikan, meskipun terdapat beberapa fluktuasi yang signifikan. Nilai tertinggi indeks *Bitwise* selama masa setelah pandemi tercatat pada 10 Juni 2024, di mana indeks mencapai angka 38,34. Sebaliknya, nilai terendahnya terjadi pada 15 Juni 2023, dengan indeks sebesar 9,25. Pergerakan indeks yang naik dan turun ini mengindikasikan adanya dinamika yang kuat dalam pergerakan kripto *Bitwise*, di mana tren umum yang bisa diamati adalah kenaikan secara bertahap meskipun terdapat beberapa penurunan sementara dalam rentang waktu tersebut. Sebelum membangun model MSAR diperlukan uji stasioneritas untuk

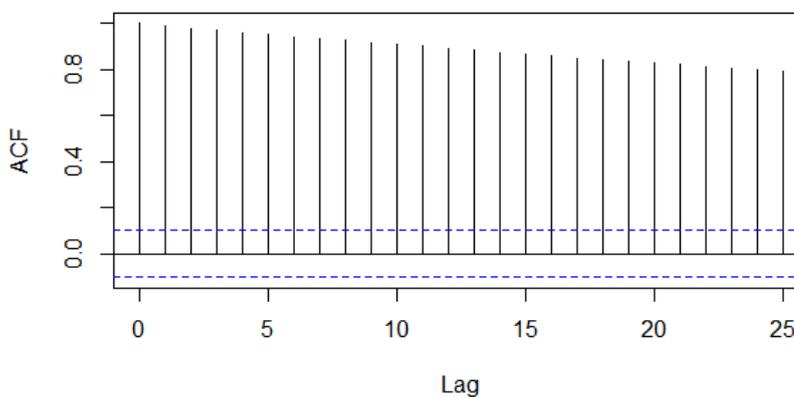
mengetahui apakah data yang digunakan stasioner.

Hasil Penelitian



Sumber: Data diolah (2024)

Gambar 1. Plot Runtun Waktu Indeks *Bitwise*



Sumber: Data diolah (2024)

Gambar 2. Grafik *Autocorrelation Function*

Autocorrelation Function (ACF) pada indeks *Bitwise* setelah pandemi COVID-19 menunjukkan korelasi nilai indeks kripto *Bitwise* terhadap lag-lag sebelumnya setelah pandemi COVID-19, seperti yang terlihat pada Gambar 2. Autokorelasi pada *lag* awal cukup tinggi, menunjukkan bahwa nilai indeks *Bitwise* sangat dipengaruhi oleh nilai-nilai di periode sebelumnya. Artinya, terdapat keterkaitan yang kuat antara pergerakan nilai masa lalu dan masa kini, yang mencerminkan tren pergerakan kripto pasca-pandemi. Setelah pandemi COVID-19, pasar kripto, termasuk *Bitwise*, mengalami peningkatan aktivitas dan popularitas yang signifikan, dan pola autokorelasi yang kuat ini bisa menjadi indikasi bahwa pasar masih dipengaruhi oleh faktor-faktor yang sama, seperti pemulihan ekonomi global dan adopsi teknologi. Gambar 2 juga menunjukkan bahwa data indeks *Bitwise* mungkin belum stasioner, karena nilai autokorelasi tetap tinggi untuk banyak *lag*, yang berarti tren atau pola yang berulang masih terlihat dalam jangka panjang. Secara keseluruhan, mencerminkan bahwa indeks *Bitwise* setelah pandemi masih berada dalam fase dinamis dan fluktuatif, dengan pengaruh kuat dari tren masa lalu.

Pengujian stasioneritas data menggunakan uji *unit root* dengan uji ADF yang dilakukan dengan *software R*. Dari uji tersebut didapatkan hasil sebagai berikut: uji ADF $H_0: \delta = 0$ (data tidak stasioner) dan $H_1: \delta \neq 0$ (data stasioner); daerah kritis: H_0 ditolak jika $p\text{-value} < \alpha = 0,05$; statistik uji: $p\text{-value} = 0,184$. Berdasarkan hasil pengujian, diketahui bahwa $p\text{-value}$ (*DickeyFuller Test*) = 0,4184 yang menunjukkan bahwa H_0 gagal ditolak yang berarti data tidak stasioner.

Dikarenakan data tidak stasioner, penelitian ini menggunakan *differencing* dalam pengolahan data selanjutnya: uji ADF $H_0: \delta = 0$ (data tidak stasioner) dan $H_1: \delta \neq 0$ (data stasioner); daerah kritis: H_0 ditolak jika $p\text{-value} < \alpha = 0,05$; statistik uji: $p\text{-value} < 0,0$. Berdasarkan hasil pengujian, diketahui bahwa $p\text{-value}$ (*DickeyFuller Test*) yang menunjukkan bahwa H_0 ditolak yang berarti data stasioner. Hasil

pengujian menunjukkan bahwa analisis selanjutnya menggunakan data *differencing*.

Dari data *differencing*, dapat dibangun model *autoregressive* yang tersaji di formula (3). Koefisien AR1 sebesar -0,0319 menunjukkan adanya hubungan negatif yang sangat lemah antara nilai saat ini dan nilai pada lag 1, artinya nilai sebelumnya memiliki pengaruh kecil namun berlawanan arah terhadap nilai saat ini. Nilai *intercept* sebesar 0,0702 mencerminkan rata-rata dari data setelah dilakukan *differencing*, dengan kontribusi yang kecil pada prediksi model. Standar error untuk AR1 dan *intercept* masing-masing sebesar 0,0522 dan 0,0485, menunjukkan ketidakpastian yang cukup besar dalam estimasi koefisien, yang berarti koefisien AR1 mungkin tidak signifikan secara statistik.

$$X_t = 0,0702 - 0,0319X_{t-1} + e_t \dots\dots\dots(3)$$

Estimasi variansi dari eror model sebesar 0,915, mengindikasikan bahwa model mampu menangkap sebagian besar variasi dalam data, namun masih ada beberapa penyebaran eror yang tersisa. Nilai *log likelihood* sebesar -503,07 memberikan ukuran kebaikan dari model, sementara AIC sebesar 1012,14 digunakan untuk membandingkan model dengan model lainnya. Secara keseluruhan, meskipun model ini menangkap hubungan *autoregressive*, koefisien yang rendah dan ketidakpastian yang tinggi menunjukkan bahwa model ini mungkin tidak secara signifikan memperbaiki prediksi pada data yang dianalisis.

Tabel 1. Probabilitas Transisi

Regime	Regime 1	Regime 2
Regime 1	0,2298046	0,004216769
Regime 2	0,7701954	0,995783231

Sumber: Data diolah (2024)

Model MSAR ini menggambarkan dua Regime yang berbeda dengan probabilitas transisi yang menarik di antara keduanya. Dari hasil model, terlihat bahwa perpindahan dari Regime 1 ke Regime 2 jarang terjadi, dengan probabilitas hanya 0,0042, sedangkan kemungkinan sistem tetap berada di Regime 1 adalah 0,2298. Sebaliknya, Regime 2 sangat stabil, dengan probabilitas transisi untuk tetap berada di dalamnya mencapai 0,9958, seperti yang terlihat di Tabel 1. Hal ini menunjukkan bahwa ketika data masuk ke Regime 2, ia akan cenderung bertahan dalam Regime tersebut, menjadikannya lebih dominan atau bertahan lebih lama dibanding Regime 1.

Regime 1 dan Regime 2 menunjukkan pola residu standar yang sangat kecil, dengan nilai residu *standard error* yang hampir mendekati nol (Regime 1: 6,26e-17; Regime 2: 6,69e-17). Namun, perbedaan utama terlihat pada distribusi residu. Regime 1 memiliki distribusi residu yang lebih terkonsentrasi, dengan nilai minimum residu sangat kecil (-4,36e-18), sedangkan Regime 2 menunjukkan distribusi yang sedikit lebih lebar, dengan nilai residu maksimum yang lebih besar (8,88e-16). Ini menunjukkan bahwa Regime 2 cenderung menangani variasi atau volatilitas data yang lebih besar dibandingkan Regime 1, yang lebih stabil dan kurang bervariasi. Perbedaan dalam distribusi residu mengindikasikan bahwa Regime 2 berfungsi untuk menangani fluktuasi atau anomali yang lebih signifikan dalam data, sementara Regime 1 lebih merespon situasi yang lebih tenang atau stabil. Perbedaan dalam pola transisi dan sifat data antara kedua Regime ini menjadi kunci dalam memahami dinamika perubahan dan stabilitas dalam model.

Regime 1 menunjukkan probabilitas yang relatif rendah untuk bertahan (0,2298), dan transisi ke Regime 2 terjadi dengan probabilitas kecil (0,0042). Hal ini menunjukkan bahwa Regime 1 jarang muncul dan sistem tidak sering berada di kondisi ini. Selain itu, nilai residu *standard error* di Regime 1 sangat kecil, yaitu 6,26e-17, yang menunjukkan bahwa prediksi model di Regime 1 sangat akurat, hampir tidak ada kesalahan. Regime 1 menggambarkan kondisi yang stabil atau terprediksi dengan baik. Kecilnya residu ini menunjukkan bahwa di Regime 1, data cenderung memiliki pola yang lebih konsisten dan lebih dekat dengan prediksi model, dengan penyimpangan yang sangat kecil. Dengan kata lain, Regime 1 berhubungan dengan fase di mana nilai data lebih stabil atau rendah, karena model ini lebih mudah memprediksi data dengan kesalahan yang sangat kecil. Sebaliknya, Regime 2 tampak lebih dominan dengan probabilitas transisi sebesar 0,9958 untuk tetap berada dalam Regime tersebut. Ini menunjukkan

bahwa sebagian besar waktu, sistem berada dalam Regime 2. Meskipun nilai residual *standard error* di Regime 2 juga sangat kecil ($6,69e-17$), distribusi residual di Regime 2 sedikit lebih luas dibandingkan dengan Regime 1. Misalnya, nilai minimum residual di Regime 2 adalah $-8,88e-16$ dan maksimum $8,88e-16$, yang berarti ada fluktuasi data yang lebih besar di Regime 2 dibandingkan dengan Regime 1.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa fluktuasi di Regime 2 lebih besar dibanding dengan Regime 1. Hal ini sesuai dengan penerapan teori *supply and demand* dalam pasar *cryptocurrency*, khususnya yang berkaitan dengan *hard cap* dan *halving*, yang mengimplementasikan tentang bagaimana perubahan pasokan *cryptocurrency* dapat memengaruhi harga, terutama dalam konteks ketidakpastian pasar yang sering muncul, seperti yang terjadi selama pandemi COVID-19. Menurut Washington *et al.* (2023), pasar *cryptocurrency* mengalami dua fase utama: Regime 1 menunjukkan kondisi pasar stabil, dan Regime 2 menunjukkan fase volatilitas tinggi. Penelitian ini menggunakan model MSAR untuk menunjukkan bahwa pasar *cryptocurrency* cenderung berada dalam fase volatilitas tinggi selama pandemi, dengan transisi yang lebih sering menuju fase ini.

Ketidakpastian ekonomi yang disebabkan oleh pandemi menyebabkan peningkatan likuiditas dan perdagangan spekulatif di pasar *cryptocurrency* selama periode kedua yang dikenal sebagai periode volatilitas tinggi (Hikouatcha *et al.*, 2024). Hasil penelitian ini sejalan dengan Asthana (2024) yang menemukan bahwa ketidakefisienan pasar terkait erat dengan ketidakpastian ekonomi yang mengubah perilaku investor, yang sering disebabkan oleh rumor dan kepanikan. Dalam situasi ini, teori *supply and demand* memberikan gambaran yang jelas tentang bagaimana pasokan yang terbatas dan permintaan yang berubah-ubah dapat menyebabkan volatilitas harga yang tinggi. Meskipun pasar penuh ketidakpastian, harga *cryptocurrency* seperti *Bitcoin* cenderung naik ketika ada pasokan terbatas dan permintaan meningkat. Kelangkaan aset dan daya tariknya sebagai tempat penyimpanan nilai di tengah krisis ditingkatkan oleh keterbatasan pasokan yang diatur melalui mekanisme *hard cap* dan *halving*.

Hasil penelitian ini juga mendukung Asthana (2024) yang melaporkan bahwa pasar *cryptocurrency*, khususnya *Bitcoin* mengalami periode ketidakefisienan yang lebih lama dan lebih sering selama pandemi COVID-19. Ini terjadi terutama di bagian tengah pandemi, yaitu dari Mei hingga Agustus 2021 dan November 2021. Kekacauan informasi, ketidakpastian ekonomi, dan perubahan perilaku investor yang disebabkan oleh kepanikan pasar adalah penyebab ketidakefisienan ini. Teori penawaran dan permintaan dapat digunakan untuk memahami fluktuasi harga yang terjadi selama periode tersebut. Dalam teori ini, ketidakseimbangan antara penawaran dan permintaan yang tinggi menyebabkan harga bergerak tajam. Dalam hal ini, *hard cap* dan *halving* meningkatkan ketidakseimbangan ini karena keduanya membatasi pasokan dan menciptakan kelangkaan yang mendorong peningkatan harga.

Dalam konteks volatilitas yang meningkat selama pandemi, fenomena *flight-to-safety*, yang tercermin dalam perilaku investor yang cenderung beralih ke aset yang dianggap lebih stabil dan terbatas, seperti *Bitcoin*, sangat penting. Banyak investor melihat *cryptocurrency*, khususnya *Bitcoin*, sebagai aset yang dapat mempertahankan nilai selama krisis di tengah ketidakpastian global. Dengan membatasi pasokan dan meningkatkan kelangkaan, *hard cap* dan *halving* mendukung gagasan bahwa *Bitcoin* adalah tempat penyimpanan nilai yang bagus.

Sebaliknya, Regime 1 model MSAR menunjukkan periode pasar yang lebih stabil, meskipun ada kemungkinan yang sangat rendah untuk transisi ke fase stabil. *Hard cap* dan *halving* tetap memengaruhi pasar *cryptocurrency* dengan menciptakan kelangkaan yang mendukung harga jangka panjang, meskipun pasar cenderung lebih efisien selama periode yang lebih lama (Washington *et al.*, 2023). Seperti yang ditunjukkan oleh Asthana (2024), efisiensi pasar dapat bervariasi seiring waktu, tergantung pada faktor eksternal yang memengaruhi sentimen pasar *cryptocurrency*. Secara keseluruhan, meskipun pasar *cryptocurrency* sering mengalami ketidakefisienan, terutama selama krisis seperti pandemi COVID-19, *hard cap* dan *halving* tetap berfungsi sebagai mekanisme penting untuk menggambarkan bagaimana kelangkaan dan pembatasan pasokan dapat memengaruhi harga, terutama dalam konteks ketidakpastian ekonomi global.

Dari temuan ini, ada beberapa saran praktis yang dapat diberikan kepada investor dan pelaku pasar *cryptocurrency*. Pertama, investor perlu mempertimbangkan untuk menggunakan model prediksi yang lebih canggih, seperti MSAR, guna menangani volatilitas yang tinggi dan perubahan mendadak dalam pasar *cryptocurrency*. Penggunaan model ini dapat membantu mereka merespons perubahan pasar dengan lebih cepat dan akurat. Kedua, penyedia layanan keuangan dan regulator perlu mengembangkan kerangka kerja yang lebih adaptif dan fleksibel untuk menghadapi dinamika pasar yang cepat berubah, terutama dalam situasi krisis global seperti pandemi.

Kesimpulan, Keterbatasan Penelitian, dan Saran untuk Penelitian Selanjutnya

Penelitian mengenai *cryptocurrency* telah menunjukkan bahwa pasar ini sangat dinamis dan dipengaruhi oleh volatilitas yang tinggi. Namun, volatilitas pasar tetap menjadi tantangan besar bagi prediksi harga, terutama selama krisis global seperti pandemi COVID-19. Penelitian tentang perilaku pasar *cryptocurrency* selama pandemi COVID-19 menunjukkan bagaimana ketidakpastian ekonomi memperburuk volatilitas pasar. Dalam hal ini, MSAR terbukti lebih cocok dibandingkan model ARIMA yang digunakan dalam analisis data linier, karena MSAR mampu menangkap transisi antar-regime yang sering terjadi di pasar *cryptocurrency* yang tidak menentu. Selain itu, MSAR juga lebih baik dalam memprediksi volatilitas pasar yang tinggi. Hal ini sangat relevan dalam konteks *cryptocurrency*, di mana berita global atau perubahan regulasi dapat memicu perubahan besar dalam harga aset digital dalam waktu singkat.

Secara keseluruhan, baik dari segi teknologi *blockchain* yang mendukung *cryptocurrency* maupun dari segi analisis pergerakan pasar, *cryptocurrency* menawarkan peluang investasi yang besar meski penuh risiko. Model MSAR memberikan pendekatan yang lebih fleksibel dan responsif dalam memahami pergerakan harga kripto, terutama dalam situasi volatilitas yang tinggi seperti selama pandemi COVID-19. Penggunaan MSAR dalam analisis pasar *cryptocurrency* memberikan prediksi yang lebih akurat dan dapat membantu investor dalam merumuskan strategi yang lebih baik dalam menghadapi ketidakpastian pasar.

Namun, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, penggunaan MSAR mungkin tidak menangkap semua dinamika kompleks di pasar *cryptocurrency*, terutama karena volatilitas pasar ini dapat dipengaruhi oleh faktor-faktor eksternal yang lebih sulit diukur, seperti berita global atau sentimen sosial. Kedua, penelitian ini hanya berfokus pada pasar *cryptocurrency* setelah pandemi COVID-19, sehingga hasilnya mungkin tidak sepenuhnya berlaku dalam kondisi pasar yang lebih stabil. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi model yang lebih kompleks atau *hybrid*, yang menggabungkan MSAR dengan teknik prediksi lainnya, seperti *machine learning* atau *deep learning*, untuk mendapatkan MSAR yang lebih akurat. Selain itu, penelitian di masa mendatang dapat memperluas cakupannya dengan mempertimbangkan dampak dari perkembangan teknologi baru di sektor kripto, seperti *decentralised finance* (DeFi), serta analisis terhadap perubahan regulasi yang mungkin memengaruhi volatilitas pasar *cryptocurrency*.

Pernyataan Konflik Kepentingan

Penulis menyatakan bahwa tidak terdapat konflik kepentingan dalam penelitian ini. Seluruh proses penelitian dan penulisan artikel ini dilakukan secara independen, tanpa adanya kepentingan pribadi, komersial, atau institusional yang dapat memengaruhi hasil atau interpretasi dari penelitian ini.

Daftar Pustaka

- Asthana, V. (2024). The Inefficiency of Bitcoin and the COVID-19 Pandemic. *Review of Applied Socio-Economic Research*, 27(1), 50–60. <https://doi.org/10.54609/reaser.v27i1.409>
- Baur, D. G., Hong, K., & Lee, K. (2018). Bitcoin: Medium of Exchange or Speculative Assets?. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 54(5), 177–189. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.12.004>
- Bitwise. (2024). *Bitwise 10 Crypto Index Fund*. Bitwise. <https://bitwiseinvestments.com/crypto->

[funds/bitw](#)

- Crosby, M., Nachiappan, Pattanayak, P., Verma, S., & Kalyanaraman, V. (2016). Blockchain technology: Beyond bitcoin. *Applied Innovation Review*, 1(2), 1–20.
- Dia, Z. S. & Agbailu, A. O. (2023). The Regime Examination of Nigeria Exchange Rate Volatility: Evidence from Markov Regime Switching Autoregressive Approach. *African Journal of Accounting and Financial Research*, 6(1), 61–91. <https://doi.org/10.52589/AJAFR-7MHOEGGM>
- Enders, W. (2020). *Applied Econometric Time Series* (4th ed.). Wiley.
- Fabus, J., Kremenova, I., Stalmasekova, N., & Kvasnicova-Galovicova, T. (2024). An Empirical Examination of Bitcoin's Halving Effects: Assessing Cryptocurrency Sustainability within the Landscape of Financial Technologies. *Journal of Risk and Financial Management*, 17(6), 1–23. <https://doi.org/10.3390/jrfm17060229>
- Foerster, A., & Choi, J. (2016). Consumption Growth Regimes and the Post-Financial Crisis Recovery. *Economic Review*, 101(2), 25–48.
- Gunawan, D., & Febrianti, I. (2023). Ethereum Value Forecasting Model using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *International Journal of Advances in Social Sciences and Humanities*, 2(1), 29–35. <https://doi.org/10.56225/ijassh.v2i1.151>
- Hamilton, J. D. (2021). *Time Series Analysis*. Princeton University Press.
- Harwick, C. (2016). Cryptocurrency and the Problem of Intermediation. *The Independent Review*, 20(4), 569–588.
- Häusler, K., & Xia, H. (2022). Indices on cryptocurrencies: An evaluation. *Digital Finance*, 4(2), 149–167. <https://doi.org/10.1007/s42521-022-00048-8>
- Hikouatcha, P., Tchoffo, G., Kemezang, V. C., & Feudjo, J. R. (2024). An insight on non-standard asset pricing: does COVID-19 matter in the crypto-asset market?. *SN Business & Economics*, 4(30), 1–18. <https://doi.org/10.1007/s43546-023-00616-z>
- Iyer, T. (2022). *Cryptic Connections: Spillovers between Crypto and Equity Markets*. Global Financial Stability Notes.
- Khoerunnisa, A., Nur, I. M., & Arum, P. R. (2022). Metode markov switching autoregressive (msar) untuk peramalan indeks saham syariah indonesia (ISSI). *Prosiding Seminar Nasional UNIMUS*, 5(1), 608–623.
- Krolzig, H. M. (2021). *Markov-Switching Vector Autoregressions: Modelling, Statistical Inference, and Application to Business Cycle Analysis*. Springer.
- Latimier, R. L. G., Le Bouedec, E., & Monbet, V. (2020). Markov switching autoregressive modeling of wind power forecast errors. *Electric Power Systems Research*, 189(3), 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2020.106641>
- Marshall, A. (1890). *Principles of Economics* (8th ed.). Macmillan.
- Melantika, B. T. E., Siregar, B., & Wiyanti, W. (2024). The Comparative Analysis of Integrated Moving Average and Autoregressive Integrated Moving Average Methods for Predicting Bitcoin Returns. *Journal of Mathematics, Computations and Statistics*, 7(2), 185–200. <https://doi.org/10.35580/jmathcos.v7i2.3788>
- Merwe, A. (2021). Cryptocurrencies and other digital asset investments. *The Palgrave Handbook of FinTech and Blockchain*, 445–471.
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*. HN Publishing.
- Pogudin, A., Chakrabati, A. S., & Di Matteo, T. (2021). Universalities in the dynamics of cryptocurrencies: stability, scaling and size. *Journal of Network Theory in Finance*, 5(4):63–95. <https://doi.org/10.21314/JNTF.2019.057>
- Park, S., & Park, H. W. (2020). Diffusion of cryptocurrencies: web traffic and social network attributes as indicators of cryptocurrency performance. *Quality & Quantity: International Journal of Methodology*, 54(1), 297–314.
- Prasetyo, A., Nurdin, N., & Aidilof, H. A. K. (2024). Comparison of Triple Exponential Smoothing and ARIMA in Predicting Cryptocurrency Prices. *International Journal of Engineering, Science and Information Technology*, 4(4), 63–71. <https://doi.org/10.52088/ijesty.v4i4.577>
- Rathore, R. K., Mishra, D., Mehra, S. P., Pal, O., Hashim, A. S., Shapi'i, A., Shutaywi, M. (2022). Real-world model for bitcoin price prediction. *Information Processing and Management*, 59(4), 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2022.102968>
- Sarker, R., Roknuzzaman, A. S. M., Nazmunahar, Shahriar, M., Hossain, M. J., & Islam, M. R. (2023). The WHO has declared the end of pandemic phase of COVID-19: Way to come back in the normal

- life. *Health science reports*, 6(9), 1–5. <https://doi.org/10.1002/hsr2.1544>
- Sekaran, U., & Bougie, R. (2013). *Research Methods for Business: A Skill-Building Approach* (5th ed.). Wiley New York
- Shah, A., Chauhan, Y., & Chaudhury, B. (2021). Principal component analysis based construction and evaluation of cryptocurrency index. *Expert systems with applications*, 163(1), 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113796>
- Shovkhalov, S., & Idrisov, H. (2021). Economic and Legal Analysis of Cryptocurrency: Scientific Views from Russia and the Muslim World. *Laws*, 10(2), 1–17. <https://doi.org/10.3390/laws10020032>
- Smith, A. (1776). *An Inquiry into the Nature and Causes of the Wealth of Nations* (1st ed.). J.J. Tourneisen; and J.J. Legrand.
- Tempo. (2022, Oktober 2022). *Asosiasi Kripto Ungkap Jumlah Investor di RI Tetap Tumbuh Meski Transaksi Lesu*. Tempo. <https://bisnis.tempo.co/read/1648267/asosiasi-kripto-ungkap-jumlah-investor-di-ri-tetap-tumbuh-meski-transaksi-lesu>.
- Thies, F., Wallbach, S., Wessel, M., Besler, M., & Benlian, A. (2022). Initial coin offerings and the cryptocurrency hype—the moderating role of exogenous and endogenous signals. *Electronic Markets*, 32(3), 1691–1705. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00460-9>
- Trimborn, S., & Härdle, W. K. (2018). CRIX an Index for cryptocurrencies. *Journal of Empirical Finance*, 49(1), 107–122. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2018.08.004>
- Valfells, S., & Egilsson, J. H. (2016). Minting Money With Megawatts. *IEEE*, 104(9), 1674–1678. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2016.2594558>
- Washington, P. B., Gali, P., Rustam, F., & Ashraf, I. (2023). Analyzing influence of COVID-19 on crypto & financial markets and sentiment analysis using deep ensemble model. *Plos one*, 18(9), 1–21. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0286541>
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Pearson Education, Inc.
- Yaseen, I., & Kabir, S. M. (2018). Cryptocurrency vs Fiat Currency: Architecture, Algorithm, Cashflow & Ledger Technology on Emerging Economy. *International Conference on Information and Communication Technology for the Muslim World*, 4(1), 69–73. <https://doi.org/10.1109/ICT4M.2018.00022>
- Yue, Y., Li, X., Zhang, D., & Wang, S. (2021). How cryptocurrency affects economy? A network analysis using bibliometric methods. *International Review of Financial Analysis*, 77(5), 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2021.101869>
- Zidni Khatib Ramadhani, Muhammad. (2022). The Impact of Bitcoin Halving Day on Stock Market in Indonesia. *Journal of International Conference Proceedings*, 5(3), 127–137. <https://doi.org/10.32535/jicp.v5i3.1800>