

Day of the Week Effect dan Volatilitas Cryptocurrency Pada Masa Pandemi Covid-19

Yahya Rechiawan Djari dan Robiyanto Robiyanto

Fakultas Ekonomika dan Bisnis, Universitas Kristen Satya Wacana
Jl. Diponegoro No. 52-60, Salatiga 50711, Indonesia

Info Artikel

Keywords:

Day of the week effect,
Cryptocurrency, and Volatility.

Kata Kunci:

Efek hari perdagangan, Mata uang kripto, dan Volatilitas

ISSN (print): 2598-7763

ISSN (online): 2598-7771

✉ Corresponding Author:

Robiyanto Robiyanto:

Tel. /Fax. +62 298 321212

E-mail: robiyanto@staff.uksw.edu



Abstract

The cryptocurrency market is a market that attracts researchers and investors because it is open every day. This can be seen by the anomalies that occur in the cryptocurrency market. This research uses cryptocurrencies with the largest market cap in 2020, namely Bitcoin, Ethereum, Tether, XRP, and Bitcoin cash as research objects. The data in this study uses daily returns for testing the day of the week effect and daily volatility on the cryptocurrencies under study. This study uses GARCH (1,1) to determine the day of the week effect and daily volatility in the cryptocurrency under study. The results of this study indicate that there is a day of the week effect and daily volatility in the cryptocurrency under study, and it does not move freely. This causes the cryptocurrency market to become an inefficient market. The patterns that occur can be exploited by investors as well as other research on the cryptocurrency under study. Investors can avoid days that have high volatility for example in Bitcoin which experiences high volatility on Fridays and Saturdays because it has a high risk as well. Investors are advised to be able to trade on Thursday for high returns and less risk.

Citation: Djari, Y.R., dan Robiyanto, R., (2021), Day of the Week Effect dan Volatilitas Cryptocurrency Pada Masa Pandemi Covid-19. AFRE Accounting and Financial Review, 4(1): 1-17

Abstraks

Pasar cryptocurrency merupakan pasar yang memiliki daya tarik bagi para peneliti maupun investor dikarenakan selalu buka setiap hari. Hal tersebut dapat dilihat dengan adanya anomali yang terjadi pada pasar cryptocurrency. Penelitian ini menggunakan cryptocurrency dengan kapitalisasi pasar terbesar pada tahun 2020 yakni Bitcoin, Ethereum, Tether, XRP, dan Bitcoin cash sebagai objek penelitian. Data pada penelitian ini menggunakan return harian untuk pengujian day of the week effect dan volatilitas harian pada cryptocurrency yang diteliti. Penelitian ini menggunakan GARCH (1,1) untuk mengetahui adanya day of the week effect dan volatilitas harian pada cryptocurrency yang diteliti. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa terdapat adanya day of the week effect dan volatilitas harian pada cryptocurrency yang diteliti, dan tidak bergerak secara bebas. Hal tersebut menyebabkan pasar cryptocurrency menjadi pasar yang tidak efisien. Pola yang terjadi dapat dimanfaatkan oleh para investor maupun penelitian lainnya pada cryptocurrency yang diteliti. Investor dapat menghindari hari-hari yang memiliki volatilitas tinggi misalnya pada Bitcoin yang mengalami volatilitas tinggi pada hari Jumat dan Sabtu karena memiliki risiko yang tinggi juga. Investor disarankan untuk dapat melakukan perdagangan pada hari Kamis untuk mendapatkan keuntungan tinggi dan memiliki risiko yang tidak terlalu tinggi.

JEL Classification: G19, G40

DOI: <https://doi.org/10.26905/afr.v4i1.5713>

1. Pendahuluan

Day of the week effect merupakan fenomena

musiman (*seasonality*) yang terjadi setiap hari, hal tersebut menyebabkan fenomena *day of the week*

effect menghasilkan *return* yang sangat berbeda setiap hari (Robiyanto *et al.* 2019). Xiao (2016) menyebutkan adanya dua jenis fenomena musiman (*seasonality*), yakni fenomena musiman dengan frekuensi tinggi dan fenomena musiman dengan frekuensi rendah. Fenomena musiman dengan frekuensi tinggi, contohnya *the day of the week effect* dan *the turn of the month effect*. Sedangkan fenomena musiman dengan frekuensi rendah, contohnya *January or February effect*. Salah satu fenomena musiman dapat dilihat pada pasar saham Amerika. Berbagai penelitian terdahulu telah menemukan bahwa terdapat adanya fenomena *day of the week effect* pada *return* saham, misalnya penelitian yang dilakukan oleh Derbali & Hallara (2016); Okey, J.O. & Okereke, N. & Edith (2016); Xiao (2016b); Zhang *et al.* (2017); Cengiz *et al.* (2017); Chowdhury *et al.* (2017); Marcu *et al.* (2017); Sudarvel & Velmurugan (2017); Hassan & Kayser (2019) menemukan bahwa terdapat adanya fenomena *day of the week effect* pada pasar saham Nigeria, Tunisia, Amerika, Turki, Bukares, India, Arab Saudi dan Dhaka yang memiliki hubungan secara signifikan pada *return* saham. Penelitian mengenai fenomena *day of the week effect* tidak hanya terjadi pada pasar saham, bahkan fenomena *day of the week effect* kini telah berkembang pada pasar *cryptocurrency*. Beberapa penelitian telah melakukan kajian tentang *day of the week effect* pada pasar *cryptocurrency*, contohnya penelitian yang dilakukan oleh Dorfleitner & Lung (2018); Baur *et al.* (2019); Donglian & Hisashi (2019); Ma & Tanizaki (2019); Mbanga (2019) menemukan bahwa terdapat fenomena *day of the week effect* pada pasar *cryptocurrency*, dengan menemukan bahwa hari Senin memiliki *return* yang lebih tinggi dibandingkan hari lainnya.

Fenomena tentang pola musiman (*seasonality*) membuat para peneliti tertarik untuk melakukan kajian mengenai *day of the week effect* pada *cryptocurrency*, contohnya Robiyanto *et al.* (2019b) meneliti fenomena *day of the week effect* pada *cryptocurrency* dengan instrumen *Bitcoin* dan *Litecoin*. Penelitian tersebut menemukan adanya pola *return* pada *cryptocurrency*. Penelitian lain yang dilakukan oleh Donglian & Hisashi (2019b) menghasilkan kesimpulan bahwa terdapat fenomena *day of the week effect* pada pasar *cryptocurrency* dengan instrumen *Bitcoin*, dan menemukan adanya *return* pada *Bitcoin* sejak Januari 2014 hingga September 2018 dan penelitian Baur *et al.* (2019b) menemukan adanya fenomena *day of the week effect* pada *return Bitcoin* yang menyebabkan investor ritel dan beberapa institusi secara aktif melakukan perdagangan *Bitcoin*. Namun berbagai penelitian tersebut yang telah

mengkaji fenomena *day of the week effect* pada pasar *cryptocurrency* hanya berfokus pada *return* saja. Hal tersebut memunculkan ide baru tentang penelitian yang menggunakan pola *return* untuk menambahkan pola lain seperti pola volatilitas terutama untuk melihat adanya *day of the week effect* pada *cryptocurrency* secara khusus, karena volatilitas berguna untuk mengukur tingkat risiko dengan acuan bahwa jika harga mengalami naik dan turun yang sangat cepat menunjukkan volatilitas tinggi dan memiliki peluang untuk mendapatkan *return* yang lebih tinggi namun memiliki risiko yang tinggi, hal tersebut membantu para investor dalam mengambil keputusan berinvestasi (Warsito & Robiyanto 2020). Sehingga penelitian ini selain membahas pola *return*, penelitian ini juga akan mengkaji fenomena *day of the week effect* pada volatilitas *cryptocurrency*.

Munculnya *Covid-19* pada Desember 2019 di Tiongkok hingga menyebar di Indonesia pada awal Maret 2020 ditetapkan sebagai pusat penularan *Covid-19* dan membawa dampak buruk terhadap sektor keuangan, hal tersebut menyebabkan volatilitas *cryptocurrency* meningkat secara signifikan (Corbet *et al.* 2020). Meningkatnya volatilitas *cryptocurrency* dapat dilihat pada pergeseran ekonomi global seperti penjualan yang menurun, perusahaan mengalami krisis keuangan, tingkat pengangguran meningkat, serta perubahan perilaku konsumen. perubahan tersebut secara signifikan berpengaruh pada *cryptocurrency*. Hal ini menunjukkan fluktuasi *cryptocurrency* mengalami ketidakstabilan dan tidak teratur dibandingkan ekuitas, sehingga pasar *cryptocurrency* lebih berisiko dan sulit untuk diprediksi pada masa pandemi *Covid-19* (Lahmiri & Bekiros 2020).

Penelitian terdahulu yang telah menguji fenomena *day of the week effect* seringkali dilakukan pada pasar saham. Fenomena tersebut masih jarang dilakukan pengujian pada pasar *cryptocurrency*. Sementara itu fenomena *day of the week effect* kebanyakan hanya membahas tentang pola *return* saja. Oleh karena itu penelitian ini akan mengkaji *day of the week* tidak hanya pada *return cryptocurrency*, namun penelitian kali ini juga akan mengkajinya dalam volatilitas *cryptocurrency* pada masa pandemi *Covid-19*, sehingga penelitian tentang *day of the week effect* dan volatilitas *cryptocurrency* pada masa pandemi *Covid-19* masih menarik untuk diteliti.

Berdasarkan kajian yang telah dipaparkan, maka dapat ditentukan rumusan masalah sebagai berikut: adanya pengaruh *day of the week effect* terhadap *return cryptocurrency* pada masa pandemi

Covid-19. Fenomena *day of the week effect* berpengaruh terhadap volatilitas *cryptocurrency* pada masa pandemi *Covid-19*. Hasil penelitian nantinya mampu memberikan kontribusi ilmiah pada *cryptocurrency* dan menambah berbagai temuan baru yang berkaitan dengan *day of the week effect*. Hasil penelitian ini juga bertujuan untuk memberi wawasan bagi pelaku *cryptocurrency* dalam mengambil keputusan berinvestasi terkait adanya *day of the week effect* dan volatilitas *cryptocurrency* pada masa pandemi *Covid-19*.

2. Pengembangan Hipotesis

Fenomena Musiman

Xiao (2016) mendefinisikan fenomena musiman (*seasonality*) sebagai suatu anomali yang memiliki dua jenis fenomena musiman, yakni fenomena musiman dengan frekuensi tinggi dan fenomena musiman dengan frekuensi rendah. Fenomena musiman dengan frekuensi tinggi, contohnya *the day of the week effect* dan *the turn of the month effect*. Sedangkan fenomena musiman dengan frekuensi rendah, contohnya *January or February effect*. Salah satu fenomena musiman dapat dilihat pada pasar saham Amerika. Fenomena musiman seringkali digunakan oleh beberapa pihak dengan tujuan utama yakni teoretis, hal tersebut dilakukan untuk menguji bahwa strategi investasi berdasarkan fenomena musiman (*seasonality*) mampu mengalahkan teori efisiensi pasar secara sistematis. Xiao (2016) melanjutkan bahwa fenomena musiman (*seasonality*) menimbulkan masalah yang berkaitan dengan validitas arsip *Capital Asset Pricing Model (CAPM)*, validitas yang disebutkan merupakan hasil sekuritas yang diharapkan memiliki ketergantungan pada tingkat risiko secara sistematis (*beta*).

Konsep tersebut diperjelas kembali oleh Xiao (2016) yang mana anomali musiman selain membahas tentang pasar, dapat dikaitkan dengan faktor risiko yang didukung dengan adanya konsep rasionalitas. Lebih lanjut pengujian terhadap fenomena musiman (*seasonality*) selain pada pasar saham, kini fenomena musiman telah berkembang pada pasar *cryptocurrency*, misalnya temuan Robiyanto *et al.* (2019) menyebutkan bahwa adanya fenomena musiman (*seasonality*) atau *day of the week effect* pada pasar *cryptocurrency*.

Fenomena Musiman di Pasar *Cryptocurrency*

Pada pasar *cryptocurrency*, fluktuasi pasar *cryptocurrency* mengalami ketidakstabilan dan sulit untuk diprediksi dibandingkan dengan ekuitas, namun beberapa temuan yang didukung secara em-

piris menunjukkan bahwa terdapat adanya fenomena musiman (*seasonality*) *day of the week effect* pada pasar *cryptocurrency*. Robiyanto *et al.* (2019) menarik kesimpulan dengan didukung secara empiris bahwa pada pasar *cryptocurrency* terdapat adanya *day of the week effect*. Penelitian Robiyanto *et al.* (2019) diperkuat dengan menunjukkan bahwa pada hari Rabu terdapat *return* yang sangat tinggi dibandingkan hari lain dengan instrumen *Bitcoin*. Berbeda dengan *Bitcoin*, *return* yang sangat tinggi terjadi pada hari Selasa dengan instrumen *Litecoin*.

Dorflleitner & Lung (2018) melakukan kajian tentang manfaat diversifikasi dan *day of the week effect* terhadap delapan *cryptocurrency* pada periode 11 Agustus 2015 hingga 7 Agustus 2018 dengan menggunakan *Mean-Variance Spanning Tests*, hasil penelitian tersebut menemukan bahwa terdapat manfaat diversifikasi yang signifikan ketika delapan *cryptocurrency* ditambahkan ke portofolio *Benchmark*. Namun manfaat diversifikasi tersebut berasal dari tingkat pengembalian portofolio bukan pengurangan risiko. Dorflleitner & Lung (2018) juga menemukan bahwa adanya perbedaan tingkat pengembalian yang disebabkan oleh *day of the week effect*, dan menghasilkan kesimpulan bahwa tingkat pengembalian atau *return* terhadap delapan *cryptocurrency* pada hari Minggu secara signifikan lebih rendah dibandingkan hari lainnya, hal tersebut disebabkan karena adanya volume perdagangan yang lebih rendah dibandingkan dengan hari lainnya.

Baur *et al.* (2019) meneliti fenomena *time of day*, *day of the week* and *month of year effect* pada *return* dan *trading volume Bitcoin*. Dengan menggunakan lebih dari 15 juta pengamatan pada tujuh bursa *Bitcoin* global, ditemukan adanya anomali waktu tertentu atau *day of the week effect* dalam *return Bitcoin*. Penelitian Baur *et al.* (2019) juga menemukan adanya aktivitas perdagangan yang lebih rendah pada jam malam dan pada akhir pekan, hal tersebut menghasilkan kesimpulan bahwa investor ritel dan institusi secara aktif memperdagangkan *Bitcoin*.

Donglian & Hisashi (2019) menguji adanya *day of the week effect* pada *Bitcoin* yang diperoleh dari *Bank of the Philippine Islands (BPI)* dan 30 *time series* harga *Bitcoin* dalam 20 mata uang fiat dari 23 bursa pada Januari 2014 hingga September 2018 dengan menggunakan metode analisis *Rolling Window* untuk *Calendar effect*. Donglian & Hisashi (2019) menghasilkan kesimpulan pertama terdapat adanya fenomena *day of the week effect* pada *Bitcoin* dengan *return* pada hari Senin yang memiliki hasil positif dengan menggunakan *Linear Regressions*.

Kesimpulan kedua yakni terdapat analisis *Rolling Window* yang berbeda pada *day of the week effect* dalam *return bitcoin*. Donglian & Hisashi (2019) menemukan rata-rata *return* yang tinggi terjadi pada hari Selasa secara signifikan ketika *Bitcoin* diperdagangkan dalam CAD sebelum Februari 2018, efek hari Jumat terdapat hubungan positif yang diperoleh saat *Bitcoin* dalam CZK, efek hari Sabtu mengalami efek yang kuat ketika *Bitcoin* diperdagangkan dalam ZAR dan BitX. Meskipun *Bitcoin* diperdagangkan secara *online* setiap hari, rata-rata *return Bitcoin* pada hari Senin sangat tinggi dibandingkan hari lainnya.

Ma & Tanizaki (2019) menguji *day of the week effect* pada *return* dan volatilitas *Bitcoin* dari Januari 2013 hingga Desember 2018 menggunakan data harian yang diperoleh dari indeks harga *Bitcoin CoinDesk*. Ma & Tanizaki (2019) menghasilkan kesimpulan bahwa terdapat adanya fenomena *day of the week effect* pada *Bitcoin*, dengan menemukan bahwa pada hari Senin terdapat *return* yang sangat tinggi sebagai respon terhadap volatilitas yang lebih tinggi dibandingkan dengan hari lainnya. Lebih lanjut fenomena *day of the week effect* pada *return* dan volatilitas *Bitcoin* tetap kuat setelah menghitung *return* pasar saham (S&P 500; Nikkei 225) dan *return* pasar valutas asing (USD/CNY; USD/JPY; EUR/USD). Namun, penelitian tersebut tidak menemukan efek asimetri pada volatilitas *Bitcoin*.

Volatilitas

Warsito & Robiyanto (2020) mendefinisikan volatilitas sebagai alat untuk mengenali tingkat risiko yang mampu membantu investor dalam mengambil keputusan untuk berinvestasi. Selain itu, volatilitas dapat digunakan dalam pembentukan portofolio, pembentukan harga, serta dapat digunakan sebagai manajemen risiko. Lebih lanjut Warsito & Robiyanto (2020) menjelaskan bahwa ketika volatilitas tinggi menunjukkan adanya perubahan harga yang mengalami naik dan turun dengan sangat cepat, volatilitas yang tinggi akan memberikan kesempatan bagi para investor untuk mendapatkan *return* yang tinggi dan risiko yang tinggi. Sebaliknya apabila volatilitas rendah maka akan memberikan *return* yang kecil serta risiko yang rendah, dalam istilah keuangan biasanya dikenal dengan "*high risk high return*".

Bakar & Rosbi (2017) mendefinisikan volatilitas adalah ukuran statistik dari dispersi *return* untuk pasar saham. Volatilitas memiliki daya tarik terhadap kalangan investor di pasar saham karena volatilitas yang tinggi dapat membawa keuntungan

namun juga dapat memberikan kerugian yang tinggi bagi para investor. Hal tersebut menimbulkan adanya risiko bagi investor, karena investor selalu mengambil keputusan berdasarkan risiko dan *return*. Lebih lanjut Bakar & Rosbi (2017) menyebutkan bahwa teknik peramalan volatilitas terbaik berasal dari pekerjaan kritis karena teknik peramalan volatilitas terbaik tidak hanya bergantung pada ketersediaan data yang ditentukan tetapi juga tergantung pada kualitas data.

Casal Bértoa *et al.* (2017) mendefinisikan volatilitas merupakan istilah yang banyak digunakan dalam ilmu politik, tetapi juga merupakan tolak ukur yang paling banyak digunakan volatilitas dan Indeks Pedersen. Casal Bértoa *et al.* (2017) menyebutkan bahwa volatilitas adalah alat yang digunakan untuk menghasilkan hasil terhadap keputusan tentang pengukuran dan klasifikasi. Contohnya, keputusan yang terkait partai kontinuitas dan ambang inklusi yang diidentifikasi di Eropa Tengah.

Gatheral *et al.* (2018) menyebutkan volatilitas sebagai fungsi kesepakatan harga dan batas waktu kedaluarsa yang menghasilkan permukaan volatilitas dan dieksplorasi secara rinci. Konsep tersebut diperjelas Gatheral *et al.* (2018) bahwa permukaan volatilitas dihasilkan dari *Stochastic Volatility Inspired (SVI)* sesuai pada pilihan penutupan harga *SPX* pada 20 Juni 2013. Sehingga Gatheral *et al.* (2018) menghasilkan kesimpulan bahwa bentuk permukaan volatilitas tidak berubah, hal tersebut menunjukkan bahwa model volatilitas sebagai proses homogen waktu yang artinya, parameter tidak bergantung pada harga dan waktu. Namun, model volatilitas homogen waktu konvensional seperti model *Hull and White*, *Heston*, dan *SABR* tidak sesuai dengan permukaan volatilitas yang dilakukan pada volatilitas *at the money*.

Volatilitas Cryptocurrency

Conrad *et al.* (2018) meneliti adanya volatilitas jangka panjang dan pendek di *cryptocurrency* dengan menggunakan model *GARCH-MIDAS*. Volatilitas pada *Bitcoin* dilakukan dengan mempertimbangkan ukuran volatilitas dan risiko di pasar saham Amerika Serikat sebagai pendorong potensial volatilitas. Conrad *et al.* (2018) menemukan bahwa adanya realisasi volatilitas S&P 500 yang negatif, sehingga muncul volatilitas jangka panjang secara signifikan. Lebih lanjut Conrad *et al.* (2018) menemukan bahwa premi risiko volatilitas S&P 500 memiliki hubungan yang positif pada volatilitas *Bitcoin* jangka panjang secara signifikan, dan menemukan adanya hubungan positif yang kuat antara Indeks Baltik dan volatilitas *Bitcoin* jangka panjang.

Temuan Conrad *et al.* (2018) menghasilkan kesimpulan bahwa volatilitas *Bitcoin* memiliki hubungan yang kuat dengan aktivitas ekonomi global.

Katsiampa *et al.* (2019) meneliti adanya dinamika volatilitas bersyarat dan pergerakan volatilitas bersyarat di *cryptocurrency* dengan menggunakan penerapan metodologi BEKK diagonal dan BEKK asimetri diagonal berupa data harian pada delapan *cryptocurrency*. Katsiampa *et al.* (2019) menemukan bahwa varian bersyarat dipengaruhi oleh volatilitas bersyarat masa lalu secara signifikan. Lebih lanjut kedua metodologi tersebut menunjukkan bahwa investor *cryptocurrency* sangat memperhatikan berita yang berkaitan dengan *Neo* dan paling sedikit memperhatikan berita yang berkaitan dengan *Dash*. Katsiampa *et al.* (2019) menekankan bahwa meskipun semua *cryptocurrency* memiliki tingkat volatilitas yang tinggi dari waktu ke waktu, semua *cryptocurrency* saling ketergantungan yang dibuktikan dengan adanya pengaruh oleh *cross-products* dan kovarian bersyarat masa lalu secara signifikan. Sehingga Katsiampa *et al.* (2019) menghasilkan kesimpulan bahwa adanya efek asimetris yang signifikan dari volatilitas bersyarat yang diperoleh melalui *return* delapan *cryptocurrency* yang diteliti.

Akyildirim *et al.* (2020) menguji adanya hubungan antara volatilitas harga dari berbagai *cryptocurrency* dan *implied volatility* dari pasar keuangan Amerika Serikat dan Eropa menggunakan *VIX* dan *VSTOXX*. Akyildirim *et al.* (2020) menemukan bahwa adanya hubungan timbal balik positif yang bervariasi antara korelasi bersyarat *cryptocurrency* dan tekanan pasar keuangan. Lebih lanjut Akyildirim *et al.* (2020) menemukan adanya peningkatan korelasi secara substansial selama periode tekanan pasar keuangan yang tinggi, hal tersebut menghasilkan kesimpulan bahwa ketakutan terhadap penularan pasar keuangan yang signifikan mempengaruhi pasar *cryptocurrency*.

Walther *et al.* (2019) meneliti volatilitas harian, mingguan, dan bulanan pada lima *cryptocurrency* dengan kapitalisasi tertinggi pada tahun 2019 (*Bitcoin*, *Ethereum*, *Litecoin*, *Ripple*, dan *Stellar*) serta indeks *cryptocurrency* *CRIX* dengan menggunakan metode *GARCH-MIDAS*. Walther *et al.* (2019) menemukan bahwa aktivitas ekonomi riil global menunggguli seluruh ekonomi dan keuangan yang diteliti. Lebih lanjut ditemukan bahwa aktivitas ekonomi riil global memberikan prediksi volatilitas yang unggul untuk pasar *Bullish* dan pasar *Bearish*. Hal tersebut diperjelas Walther *et al.* (2019) bahwa rata-rata kombinasi perkiraan menghasilkan fungsi kerugian yang rendah. Sehingga menghasilkan kesimpulan bahwa faktor pendorong tunggal mendi-

versifikasi model pendekatan rata-rata dan faktor eksogen menurut waktu.

Perumusan Hipotesis

Eyüboğlu (2018) mengemukakan bahwa fenomena musiman yang terkait adanya *day of the week effect* dalam *return* pasar *cryptocurrency* dengan menggunakan model *GARCH* (1,1) periode sampel dari 1 Mei 2013 hingga 21 Desember 2017, menemukan adanya validitas *day of the week effect* dan *month of the year effect* terhadap *return Bitcoin* dan *Litecoin*. Sehingga menghasilkan kesimpulan bahwa hari Senin, Selasa, dan Jumat memiliki *day of the week effect* yang positif terhadap *return Bitcoin* secara signifikan dan hari Sabtu memiliki *day of the week effect* yang negatif terhadap *return Litecoin*. Selain itu, penelitian Ma & Tanizaki (2019) menarik kesimpulan bahwa adanya fenomena *day of the week effect* pada *return* pasar *cryptocurrency* yang tinggi merupakan respon terhadap volatilitas yang tinggi juga. Lahmiri & Bekiros (2020) volatilitas yang meningkat pada *cryptocurrency* bisa dilihat pada masa pandemi *Covid-19* seperti penjualan sektor riil yang menurun, perusahaan mengalami krisis keuangan, tingkat pengangguran meningkat, serta perubahan perilaku konsumen. Berbagai penelitian yang telah dilakukan oleh Xiao (2016); Conrad *et al.* (2018); Dorfleitner & Lung (2018); Eyüboğlu (2018); Baur *et al.* (2019); Donglian & Hisashi (2019); Ma & Tanizaki (2019); Robiyanto *et al.* (2019); Lahmiri & Bekiros (2020); Warsito & Robiyanto (2020) menemukan bahwa terdapat *day of the week effect* pada *return* pasar *cryptocurrency* dengan rata-rata *return* tertinggi terjadi pada awal Minggu terutama pada hari Senin yang memiliki *return* lebih tinggi dan merupakan respon terhadap volatilitas *cryptocurrency* yang tinggi dibandingkan hari lain terutama pada masa pandemi *Covid-19*. Berdasarkan riset terdahulu dan argumentasi yang telah dipaparkan, maka dapat ditentukan rumusan hipotesis sebagai berikut:

H₁: Terdapat *day of the week effect* pada pasar *cryptocurrency* di masa pandemi *Covid-19*

H₂: Terdapat perbedaan volatilitas *cryptocurrency* pada hari-hari di masa pandemi *Covid-19*.

3. Data dan Metode

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang berupa data penutupan harian *cryptocurrency* yang bersumber dari *investing.com*. Penelitian ini menggunakan lima *cryptocurrency* sebagai sampel, yakni *Bitcoin* (*BTC*), *Ethereum* (*ETH*), *Tether* (*USDT*), *XRP* (*XRP*), *Bitcoin*

Cash (BCH) yang diteliti di masa pandemi Covid-19 pada periode Desember 2019 hingga September 2020. Lima variabel tersebut dipilih berdasarkan data kapitalisasi pasar *cryptocurrency* terbesar di dunia pada tahun 2020. Data yang diperoleh dapat dilihat pada Tabel 1.

Teknik Analisis

Analisis data yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH), terutama menggunakan (GARCH) (1,1). Model GARCH yang dikembangkan oleh Bollerslev (1986) merupakan penyempurnaan dari model ARCH. Model GARCH diciptakan untuk mencegah level yang terlalu tinggi pada model ARCH berdasarkan *parsimony principle* atau dengan memilih model yang sederhana untuk menjamin variansinya selalu positif.

Tabel 1. Kapitalisasi Pasar *Cryptocurrency* Tahun 2020

Nama <i>Cryptocurrency</i>	Kapitalisasi Pasar (Milyar USD)
Bitcoin	195,33
Ethereum	39,92
Tether	15,6
XRP	10,55
Bitcoin Cash	4,07

Sumber: *Investing.com* (2020).

Persamaan Yang Digunakan Untuk Menghitung Return *Cryptocurrency*

Menurut Jordà *et al.* (2019) *return* didefinisikan sebagai peran sentral yang membahas perdebatan mengenai ketidaksetaraan, stagnasi sekuler, premi risiko, dan penurunan tingkat bunga alami. Penelitian ini menggunakan *return cryptocurrency* sebagai variabel dependen. Rumus *return* yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$RC_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_t}$$

Dimana: RC_t = *return* pada pasar *cryptocurrency* dengan periode t ; P_t = harga *cryptocurrency* dengan periode t ; P_{t-1} = harga *cryptocurrency* dengan periode $t-1$.

Persamaan Yang Digunakan Untuk Menghitung Volatilitas *Cryptocurrency*

Menurut Kussy (2017) volatilitas didefinisikan sebagai alat untuk mengukur risiko pasar yang disebabkan karena adanya ketidakkonsistenan harga pasar sehingga membantu investor dalam menganalisis pasar. Penelitian ini menggunakan *conditional variance* volatilitas *cryptocurrency* sebagai variabel dependen. Rumus volatilitas yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$R_t = b'x_t + \partial h_t^{1/2} + u_t$$

$$h_t = \omega + \alpha \epsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} + \gamma'z_t$$

Dengan:

$$h_t = \omega + \sum_{j=1}^q \alpha_j \epsilon_{t-j}^2 \quad (4)$$

$$h_t = \omega + \sum_{j=1}^q \alpha_j \epsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \epsilon_{t-j}^2$$

Dimana: R_t = *return* pasar; x_t = vektor penjelas *return* pasar; ∂ = dampak volatilitas pada *return*; $h_t^{1/2}$ = standar deviasi bersyarat; u_t = *disturbance term*; h_t = *conditional variance*; $\sum_{j=1}^q \alpha_j \epsilon_{t-j}^2$ = volatilitas (komponen ARCH); $\sum_{j=1}^p \beta_j \epsilon_{t-j}^2$ = volatilitas (komponen GARCH).

Persamaan Yang Digunakan Untuk Menguji Day of the Week Effect

Day of the week effect adalah efek harian yang berdampak pada pasar keuangan, contohnya pasar *cryptocurrency*. Pasar *cryptocurrency* berlangsung selama 7 hari dalam seminggu dan 24 jam per hari, sehingga variabel yang digunakan yakni 7 hari, meliputi hari Senin, Selasa, Rabu, Kamis, Jumat, Sabtu, dan Minggu.

$$RC_t = \beta_1 \text{Senin} + \beta_2 \text{Selasa} + \beta_3 \text{Rabu} + \beta_4 \text{Kamis} + \beta_5 \text{Jumat} + \beta_6 \text{Sabtu} + \beta_7 \text{Minggu} + \epsilon_t$$

Dengan:

$$\epsilon_t = \Phi_{t\epsilon_{t-1}} + \dots + \Phi_{t\epsilon_{t-p}} + \eta_t \quad (7)$$

$$\eta_t = \sigma_t \epsilon_t \quad (8)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \eta_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \eta_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \sigma_{t-q}^2$$

Dimana: ϵ_t adalah *independent and identical distributed* N (0,1) dan tidak tergantung dari keadaan masa lalu dari η_{t-p} ; RC_t = *Return cryptocurrency* (Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Tether (USDT), XRP (XRP), Bitcoin Cash (BCH)) yang diteliti; Senin = *Dummy variable* hari perdagangan, 1 jika hari Senin dan 0 jika tidak; Selasa = *Dummy variable* hari perdagangan, 1 jika hari Selasa dan 0 jika tidak; Rabu = *Dummy variable* hari perdagangan, 1 jika hari Rabu dan 0 jika tidak; Kamis = *Dummy variable* hari perdagangan, 1 jika hari Kamis dan 0 jika tidak; Jumat = *Dummy variable* hari perdagangan, 1 jika hari Jumat dan 0 jika tidak; Sabtu = *Dummy variable* hari perdagangan, 1 jika hari Sabtu dan 0 jika tidak; Minggu = *Dummy variable* hari perdagangan, 1 jika hari Minggu dan 0 jika tidak.

Persamaan Yang Digunakan Untuk Menguji Volatilitas Harian *Cryptocurrency*

Volatilitas pasar *cryptocurrency* menandakan adanya naik dan turunnya harga *cryptocurrency*. Volatilitas *cryptocurrency* dalam penelitian ini menggunakan 5 sampel yakni Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Tether (USDT), XRP (XRP), Bitcoin Cash (BCH) dan menggunakan model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH).

$$VC_t = \beta_1 \text{Senin} + \beta_2 \text{Selasa} + \beta_3 \text{Rabu} + \beta_4 \text{Kamis} + \beta_5 \text{Jumat} +$$

$$\beta_6 \text{Sabtu} + \beta_7 \text{Minggu} + \varepsilon_t$$

Dengan:

$$\varepsilon_t = \Phi_{t-1} \varepsilon_{t-1} + \dots + \Phi_{t-p} \varepsilon_{t-p} + \eta_t$$

$$\eta_t = \sigma_t \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \eta_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \eta_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \sigma_{t-q}^2$$

Dimana: ε_t adalah *independent and identical distributed* $N(0,1)$ dan tidak tergantung dari keadaan masa lalu dari η_{t-p} ; VC_t = Volatilitas *cryptocurrency* (*Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Tether (USDT), XRP (XRP), Bitcoin Cash (BCH)*) yang diteliti; Senin = *Dummy variable* hari perdagangan, 1 jika hari Senin dan 0 jika tidak; Selasa = *Dummy variable* hari perdagangan, 1 jika hari Selasa dan 0 jika tidak; Rabu = *Dummy variable* hari perdagangan, 1 jika hari Rabu dan 0 jika tidak; Kamis = *Dummy variable* hari perdagangan, 1 jika hari Kamis dan 0 jika tidak; Jumat = *Dummy variable* hari perdagangan, 1 jika hari Jumat dan 0 jika tidak; Sabtu = *Dummy variable* hari perdagangan, 1 jika hari Sabtu dan 0 jika tidak; Minggu = *Dummy variable* hari perdagangan, 1 jika hari Minggu dan 0 jika tidak.

Sebelum dilakukan analisis *GARCH*, dilakukan uji stationeritas. Uji stationeritas data dilakukan dengan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller (ADF)* untuk melihat apakah terjadi adanya data yang datar atau tidak memiliki komponen tren (Greene 2003).

4. Pembahasan

Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif adalah statistika yang digunakan untuk menganalisa data dengan cara mendeskripsikan atau menggambarkan data yang telah dikumpulkan. Penelitian ini menggunakan statistika deskriptif untuk mengetahui nilai *mean*, *maximum*, *minimum*, dan standar deviasi dari sebuah data. Statistika deskriptif pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2 dan Tabel 3.

Tabel 2 mendeskripsikan pada masa pandemi *Covid-19* rata-rata nilai *return* harian tertinggi ditemukan pada *Ethereum* dengan nilai *return* sebesar 0,44% sedangkan rata-rata nilai *return* terendah ditemukan pada *Tether* dengan nilai *return* -0,002%, namun tingkat risiko pada lima *cryptocurrency* dengan kapitalisasi terbesar tahun 2020 yang diukur dengan nilai standar deviasi memiliki nilai standar deviasi positif. Nilai standar deviasi terendah ditemukan pada *Tether* sebesar 0,14% dan nilai standar deviasi tertinggi ditemukan pada *Bitcoin cash* sebesar 5,67% yang artinya *return* harian pada *Bitcoin cash* memiliki tingkat risiko paling besar sedangkan *return* harian pada *Tether* memiliki tingkat risiko paling kecil. Lebih lanjut berdasarkan hari perdagangan pada Tabel 2, rata-rata nilai *return* harian *Bitcoin* tertinggi ditemukan pada hari Senin sebesar 1,15% sedangkan rata-rata nilai *return* ter-

endah ditemukan pada hari Minggu sebesar -0,59%. Berbeda dengan *Bitcoin*, rata-rata nilai *return* harian *Bitcoin cash* tertinggi ditemukan pada hari Jumat sebesar 1,49% sedangkan rata-rata nilai *return* terendah ditemukan pada hari Minggu sebesar -0,96%.

Nilai *maximum* dan *minimum* pada Tabel 2 menunjukkan nilai *return* tertinggi dan nilai *return* terendah yang diperoleh per hari untuk setiap *cryptocurrency*. Misalnya, *XRP* dengan rata-rata *return* harian sebesar 0,13% memiliki nilai *return* maksimal atau mengalami keuntungan tertinggi pada hari Jumat sebesar 16,74%, sedangkan nilai *return* minimal atau mengalami kerugian tertinggi pada hari Kamis sebesar 34,63%. Berbeda dengan *XRP*, pada *Bitcoin cash* dengan rata-rata *return* harian sebesar 0,19% memiliki nilai *return* maksimal atau mengalami keuntungan tertinggi pada hari Selasa sebesar 30,85%, sedangkan nilai *return* minimal atau mengalami kerugian tertinggi pada hari Kamis sebesar 44,99%. Tabel 2 juga menunjukkan nilai *return* minimal atau mengalami kerugian tertinggi di hari Kamis untuk setiap *cryptocurrency* yang diteliti dan mendapatkan nilai *return* maksimal atau mengalami keuntungan tertinggi di hari Jumat untuk *Bitcoin*, *Ethereum*, dan *XRP*. Berbeda dengan *Bitcoin*, *Ethereum*, dan *XRP* yang mengalami keuntungan tertinggi di hari Jumat, *Tether* justru mendapatkan nilai *return* maksimal atau mengalami keuntungan tertinggi di hari Kamis, yang mana merupakan hari yang sama pada saat mengalami kerugian tertinggi.

Tabel 3 mendeskripsikan pada masa pandemi *Covid-19* rata-rata volatilitas harian tertinggi ditemukan pada *Bitcoin cash* dengan nilai volatilitas sebesar 100,9% sedangkan rata-rata nilai volatilitas terendah ditemukan pada *Bitcoin* dengan nilai volatilitas 100,4%. Nilai standar deviasi terendah untuk volatilitas harian ditemukan pada *Bitcoin cash* sebesar 36,2% dan nilai standar deviasi tertinggi ditemukan pada *Tether* sebesar 139,3% yang artinya volatilitas harian pada *Tether* memiliki tingkat risiko paling besar, sedangkan volatilitas harian pada *Bitcoin cash* memiliki tingkat risiko paling kecil. Lebih lanjut berdasarkan hari perdagangan pada Tabel 3, rata-rata nilai volatilitas harian *Bitcoin* tertinggi ditemukan pada hari Jumat sebesar 1056,6% sedangkan rata-rata nilai volatilitas terendah ditemukan pada hari Senin sebesar 63,4%. Berbeda dengan *Bitcoin*, rata-rata nilai volatilitas harian *Bitcoin cash* terendah ditemukan pada hari Kamis sebesar 66,9%. Nilai *maximum* dan *minimum* pada Tabel 3 menunjukkan nilai volatilitas tertinggi dan nilai volatilitas terendah yang di-

peroleh per hari untuk setiap *cryptocurrency*. Misalnya, XRP dengan rata-rata volatilitas harian sebesar 100,8% memiliki nilai volatilitas maksimal atau mengalami perubahan harga cepat naik atau turun pada hari Jumat sebesar 1212,7%, sedangkan nilai volatilitas minimal atau mengalami perubahan

harga lambat naik atau turun pada hari Senin sebesar 32%. Berbeda dengan XRP, pada *Bitcoin cash* dengan rata-rata volatilitas harian sebesar 100,9% memiliki nilai volatilitas minimal atau mengalami perubahan harga lambat naik atau turun pada hari Kamis sebesar 66,9%.

Tabel 2. Statistik Deskriptif Return Harian Bitcoin, Ethereum, Tether, XRP, dan Bitcoin cash

	Return Harian							
	Semua hari	Senin	Selasa	Rabu	Kamis	Jumat	Sabtu	Minggu
<i>Bitcoin</i>								
<i>Rata-rata</i>	0,21%	1,15%	0,44%	0,63%	-0,35%	0,33%	-0,11%	-0,59%
<i>Maksimum</i>	15,71%	11,1%	8,84%	13,21%	15,11%	15,71%	4,14%	3,54%
<i>Minimum</i>	-39,18%	-6,26%	-6,49%	-5,54%	-39,18%	-5,84%	-7,19%	-9,60%
<i>Std.dev</i>	4,04%	3,94%	2,93%	3,29%	7,57%	3,34%	2,04%	3,10%
<i>N</i>	301	43	43	43	43	43	43	43
<i>Ethereum</i>								
<i>Rata-rata</i>	0,44%	1,31%	0,32%	0,57%	0,26%	1,18%	0,62%	-0,76%
<i>Maksimum</i>	24,17%	19,97%	15,64%	12,17%	14,99%	24,17%	11,72%	7,53%
<i>Minimum</i>	-44,54%	-10,71%	-7,03%	-9,17%	-44,54%	-6,96%	-13,22%	-16,07%
<i>Std.dev</i>	5,37%	5,08%	4,06%	4,61%	8,97%	4,96%	4,65%	4,48%
<i>N</i>	301	43	43	43	43	43	43	43
<i>Tether</i>								
<i>Rata-rata</i>	-0,002%	-0,01%	0,00%	0,01%	-0,01%	-0,02%	0,04%	-0,02%
<i>Maksimum</i>	1,01%	0,33%	0,31%	0,72%	1,01%	0,15%	0,20%	0,21%
<i>Minimum</i>	-0,67%	-0,60%	-0,51%	-0,18%	-0,67%	-0,65%	-0,07%	-0,58%
<i>Std.dev</i>	0,14%	0,16%	0,13%	0,14%	0,21%	0,13%	0,07%	0,11%
<i>N</i>	301	43	43	43	43	43	43	43
<i>XRP</i>								
<i>Rata-rata</i>	0,13%	1,02%	0,40%	0,05%	-0,41%	0,69%	0,26%	-0,74%
<i>Maksimum</i>	16,74%	14,65%	11,15%	10,97%	11,65%	16,74%	12,15%	5,25%
<i>Minimum</i>	-34,63%	-7,94%	-6,58%	-9,28%	-34,63%	-5,37%	-8,43%	-13,73%
<i>Std.dev</i>	4,35%	4,34%	3,49%	3,82%	7,01%	3,72%	3,47%	3,65%
<i>N</i>	301	43	43	43	43	43	43	43
<i>Bitcoin cash</i>								
<i>Rata-rata</i>	0,19%	1,48%	0,67%	-0,13%	-0,90%	1,49%	-0,05%	-0,96%
<i>Maksimum</i>	30,85%	11,70%	30,85%	16,86%	18,92%	20,71%	6,78%	12,18%
<i>Minimum</i>	-44,99%	-6,14%	-6,86%	-10,30%	-44,99%	-9,16%	-11,04%	-17,59%
<i>Std.dev</i>	5,67%	4,50%	5,76%	4,65%	9,00%	5,73%	3,65%	5,38%
<i>N</i>	301	43	43	43	43	43	43	43

Sumber: Investing.com (2020)

Tabel 3 juga menunjukkan nilai volatilitas tinggi terjadi di hari Jumat untuk setiap *cryptocurrency* yang diteliti. Hal tersebut disebabkan karena adanya perubahan yang terjadi pada penjualan sektor riil yang menurun sehingga berdampak terhadap pasar *cryptocurrency* yang menyebabkan volatilitas tinggi dan mengalami perubahan harga yang tidak stabil pada pasar *cryptocurrency*.

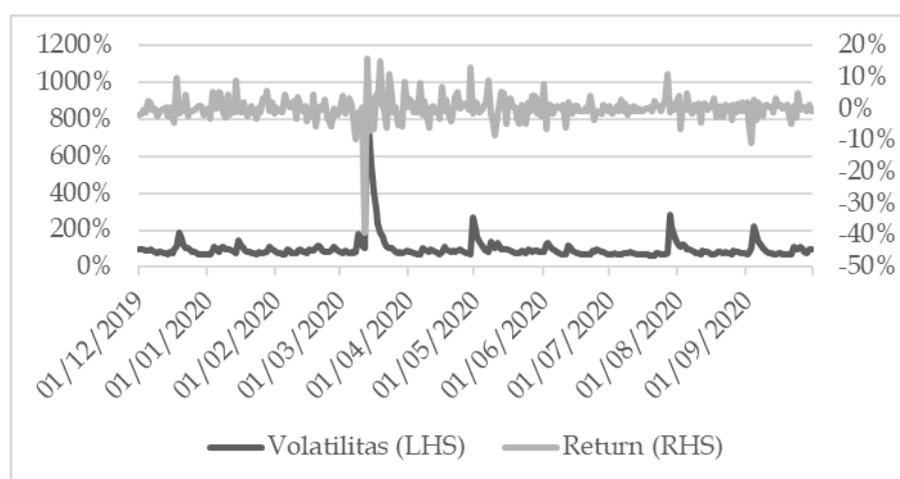
Statistik deskriptif pada penelitian ini juga menggambarkan *return* harian dan volatilitas hari-

an pada masa pandemi Covid-19 untuk setiap *cryptocurrency* yang diteliti. *Return* harian dan volatilitas harian *Bitcoin* dapat dilihat pada Gambar 1, *return* harian dan volatilitas harian *Ethereum* dapat dilihat pada Gambar 2, *return* harian dan volatilitas harian *Tether* dapat dilihat pada Gambar 3, *return* harian dan volatilitas harian XRP dapat dilihat pada Gambar 4, serta *return* harian dan volatilitas harian *Bitcoin cash* dapat dilihat pada Gambar 5.

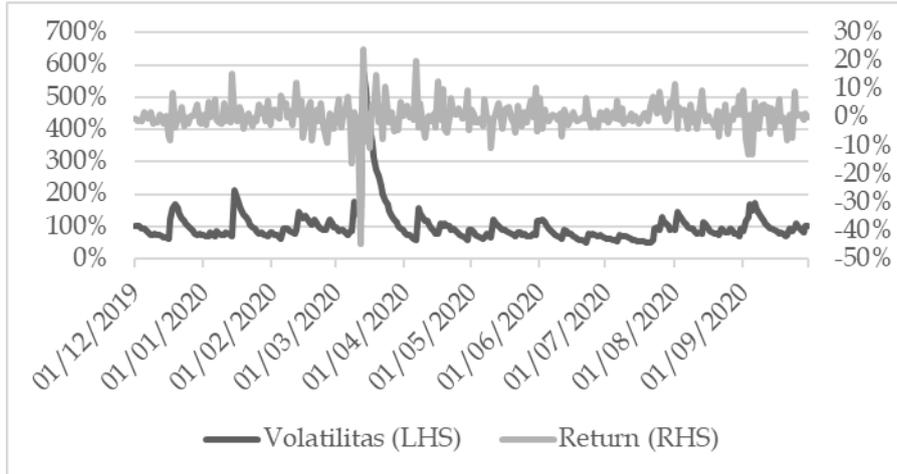
Tabel 3. Statistika Deskriptif Volatilitas Harian Bitcoin, Ethereum, Tether, XRP, dan Bitcoin cash

	Volatilitas Harian							
	Semua hari	Senin	Selasa	Rabu	Kamis	Jumat	Sabtu	Minggu
<i>Bitcoin</i>								
Rata-rata	100,4%	92,4%	97,6%	94,6%	97,2%	120,2%	106,0%	95,4%
Maksimum	1056,6%	410,4%	308,4%	235,7%	271,7%	1056,6%	767,1%	558,3%
Minimum	63,4%	63,4%	64,3%	66,5%	66,6%	67,2%	65,5%	64,3%
Std.dev	81,9%	53,5%	47,0%	33,7%	38,8%	150,1%	106,0%	73,5%
N	301	43	43	43	43	43	43	43
<i>Ethereum</i>								
Rata-rata	100,8%	98,2%	98,6%	98,3%	98,5%	108,9%	102,7%	100,1%
Maksimum	581,4%	404,7%	359,3%	315,8%	277,5%	581,4%	527,0%	462,7%
Minimum	48,8%	48,8%	49,3%	54,1%	52,5%	55,6%	53,0%	50,7%
Std.dev	60,1%	56,2%	48,5%	45,7%	40,6%	81,9%	72,8%	63,7%
N	301	43	43	43	43	43	43	43
<i>Tether</i>								
Rata-rata	100,7%	90,8%	100,6%	95,7%	85,9%	122,5%	104,6%	105,0%
Maksimum	1709,3%	647,3%	470,8%	341,4%	250,3%	1709,3%	1226,7%	876,7%
Minimum	38,7%	41,2%	38,7%	39,0%	42,3%	43,2%	38,8%	39,6%
Std.dev	139,3%	95,7%	84,1%	69,7%	48,8%	251,6%	178,3%	133,0%
N	301	43	43	43	43	43	43	43
<i>XRP</i>								
Rata-rata	100,8%	90,3%	101,3%	100,0%	97,8%	122,0%	102,3%	92,1%
Maksimum	1212,7%	471,8%	481,9%	359,4%	267,2%	1212,7%	897,7%	651,3%
Minimum	32,0%	32,0%	33,5%	35,3%	33,0%	38,2%	35,4%	33,5%
Std.dev	107,4%	80,8%	84,5%	70,0%	62,6%	178,5%	130,7%	96,7%
N	301	43	43	43	43	43	43	43
<i>Bitcoin cash</i>								
Rata-rata	100,9%	99,6%	99,8%	100,5%	99,8%	104,4%	102,6%	99,6%
Maksimum	338,5%	258,2%	234,9%	239,6%	218,4%	338,5%	313,0%	283,9%
Minimum	66,9%	67,3%	68,2%	68,4%	66,9%	72,8%	70,4%	68,3%
Std.dev	36,2%	33,3%	28,3%	33,1%	29,7%	46,2%	42,7%	36,7%
N	301	43	43	43	43	43	43	43

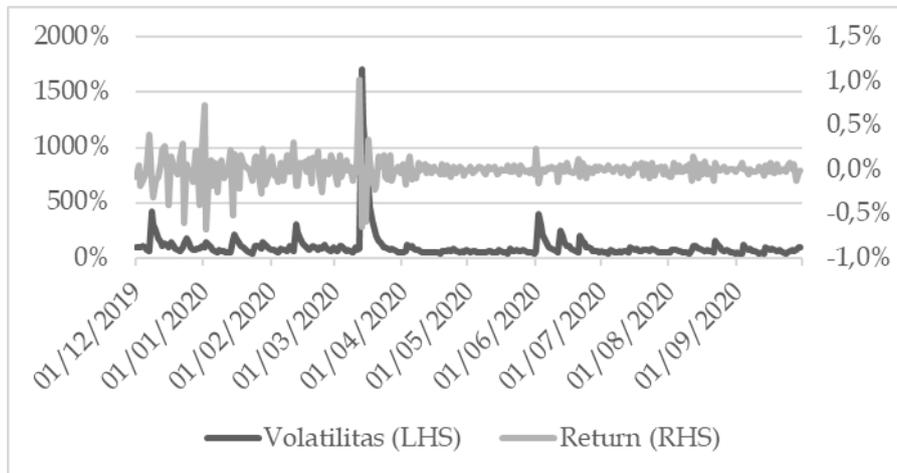
Sumber: Investing.com (2020)



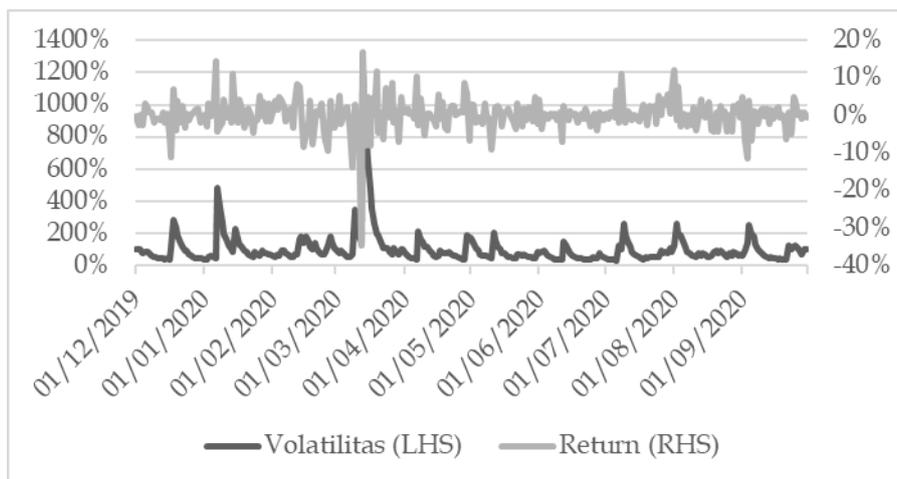
Gambar 1. Return harian dan volatilitas harian Bitcoin
Sumber: Investing.com (2020) diolah



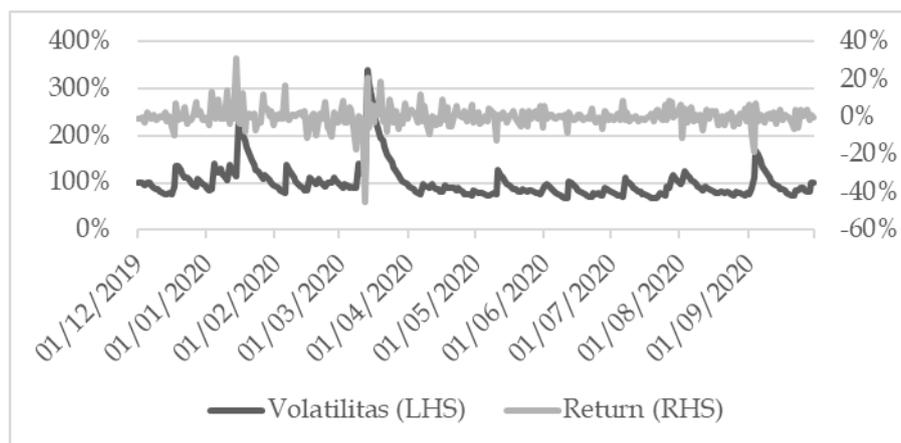
Gambar 2. Return harian dan volatilitas harian Ethereum
Sumber: *Investing.com* (2020) diolah



Gambar 3. Return harian dan volatilitas harian Tether
Sumber: *Investing.com* (2020) diolah



Gambar 4. Return harian dan volatilitas harian XRP
Sumber: *Investing.com* (2020) diolah



Gambar 5. Return harian dan volatilitas harian Bitcoin cash
Sumber: Investing.com (2020) diolah

Hasil Uji Augmented Dickey Fuller

Stasioneritas data pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* dengan tingkat signifikansi 1 persen dan hasil uji *Augmented Dickey Fuller* dapat dilihat pada Tabel 4. Hasil pengujian stasioneritas yang dilakukan menggunakan *Augmented Dickey Fuller* (ADF) dengan tingkat signifikansi 1 persen. Tabel 4 menunjukkan nilai *t-statistic* signifikan dengan tingkat signifikansi 1 persen memiliki probabilitas *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) Bitcoin, Ethereum, Tether, XRP, dan Bitcoin Cash per hari lebih kecil dari alfa 0,05. Sehingga, disimpulkan bahwa seluruh data yang digunakan pada penelitian ini stasioner.

Tabel 3. Hasil Uji Augmented Dickey Fuller

No.	Nama Cryptocurrency	t-Statistic	Probabilitas
1.	Bitcoin	-21,924	0,000*
2.	Ethereum	-21,672	0,000*
3.	Tether	-13,381	0,000*
4.	XRP	-21,405	0,000*
5.	Bitcoin Cash	-21,570	0,000*

Keterangan: * Signifikansi pada tingkat kepercayaan 1%

Hasil Uji Correlogram

Setelah melakukan uji stasioneritas dengan menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), langkah selanjutnya adalah dengan menggunakan uji *correlogram* untuk mengetahui adanya autokorelasi. Data *return* yang digunakan adalah data harian dari Bitcoin, Ethereum, Tether, XRP, dan Bitcoin Cash. Penentuan *lag* menggunakan logaritma natural dari jumlah pengamatan dan dilakukan pembulatan, yaitu $\ln(301) = 5,707 \approx 6$ yang digunakan untuk *return* harian. Hasil uji *correlogram* Bitcoin dapat dilihat pada Tabel 5. Hasil uji *correlogram* Ethereum dapat dilihat pada Tabel 6. Hasil uji *correlogram* Tether dapat dilihat pada Tabel 7. Hasil uji *correlo-*

gram XRP dapat dilihat pada Tabel 8. Hasil uji *correlogram* Bitcoin cash dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 5 menunjukkan hasil uji *correlogram* untuk *return* harian Bitcoin signifikansi pada tingkat kepercayaan 1 persen, yang mana *lag* pertama hingga keenam memiliki Q-statistik dengan nilai probabilitas kurang dari 0,01. Hal ini menunjukkan adanya autokorelasi pada *return* harian Bitcoin. Nilai Q-statistik diperkuat dengan adanya *lag* pertama hingga keempat untuk AK dan KP.

Tabel 6 menunjukkan hasil uji *correlogram* untuk *return* harian Ethereum signifikansi pada tingkat kepercayaan 1 persen, yang mana *lag* pertama hingga keenam memiliki Q-statistik dengan nilai probabilitas kurang dari 0,01. Hal ini menunjukkan adanya autokorelasi pada *return* harian Ethereum. Mirip dengan Bitcoin nilai Q-statistik diperkuat dengan adanya *lag* pertama hingga keempat untuk AK dan KP.

Tabel 7 menunjukkan hasil uji *correlogram* untuk *return* harian Tether signifikansi pada tingkat kepercayaan 1 persen, yang mana *lag* pertama hingga keenam memiliki Q-statistik dengan nilai probabilitas kurang dari 0,01. Hal ini menunjukkan adanya autokorelasi pada *return* harian Tether. Nilai Q-statistik diperkuat dengan adanya *lag* pertama dan kedua untuk AK dan terdapat *lag* pertama, kedua, ketiga, keempat, dan keenam untuk KP.

Tabel 8 menunjukkan hasil uji *correlogram* untuk *return* harian XRP signifikansi pada tingkat kepercayaan 1 persen, yang mana *lag* pertama hingga keenam memiliki Q-statistik dengan nilai probabilitas kurang dari 0,01. Hal ini menunjukkan adanya autokorelasi pada *return* harian XRP. Mirip dengan Bitcoin dan Ethereum nilai Q-statistik XRP diperkuat dengan adanya *lag* pertama hingga keempat untuk AK dan KP.

Tabel 9 menunjukkan hasil uji *correlogram* untuk *return* harian *Bitcoin Cash* signifikansi pada tingkat kepercayaan 1 persen, yang mana *lag* pertama hingga keenam memiliki Q-statistik dengan nilai probabilitas kurang dari 0,01. Hal ini menunjukkan adanya autokorelasi pada *return* harian *Bitcoin Cash*. Nilai Q-statistik diperkuat dengan

adanya *lag* pertama dan keempat untuk AK dan KP. Secara umum, hasil uji *correlogram* pada lima *cryptocurrency* dengan kapitalisasi pasar terbesar tahun 2020 menunjukkan adanya autokorelasi yang artinya *Bitcoin, Ethereum, Tether, XRP, dan Bitcoin Cash* cenderung tidak efisien.

Tabel 4. Hasil uji *correlogram* *return* harian *Bitcoin*

Autokorelasi	Korelasi parsial	lag	AK	KP	Q-Stat.	Probabilitas
Ada	Ada	1	-0,228	-0,228	15,983	0,000*
Ada	Ada	2	0,130	0,082	21,181	0,000*
Ada	Ada	3	-0,139	-0,099	27,208	0,000*
Ada	Ada	4	0,142	0,089	33,451	0,000*
Tidak ada	Tidak ada	5	-0,025	0,044	33,641	0,000*
Tidak ada	Tidak ada	6	0,020	-0,008	33,765	0,000*

Keterangan: * Signifikansi pada tingkat kepercayaan 1%

Tabel 5. Hasil uji *correlogram* *return* harian *Ethereum*

Autokorelasi	Korelasi parsial	lag	AK	KP	Q-Stat.	Probabilitas
Ada	Ada	1	-0,219	-0,219	14,786	0,000*
Ada	Ada	2	0,126	0,082	19,711	0,000*
Ada	Ada	3	-0,116	-0,076	23,587	0,000*
Ada	Ada	4	0,165	0,125	32,304	0,000*
Tidak ada	Tidak ada	5	-0,039	0,035	32,784	0,000*
Tidak ada	Tidak ada	6	0,000	-0,035	32,784	0,000*

Keterangan: * Signifikansi pada tingkat kepercayaan 1%

Tabel 6. Hasil uji *correlogram* *return* harian *Tether*

Autokorelasi	Korelasi parsial	lag	AK	KP	Q-Stat.	Probabilitas
Ada	Ada	1	-0,308	-0,308	29,263	0,000*
Ada	Ada	2	-0,123	-0,241	33,918	0,000*
Tidak ada	Ada	3	-0,017	-0,162	34,005	0,000*
Tidak ada	Ada	4	-0,011	-0,127	34,044	0,000*
Tidak ada	Tidak ada	5	0,025	-0,062	34,240	0,000*
Tidak ada	Ada	6	-0,038	-0,089	34,684	0,000*

Keterangan: * Signifikansi pada tingkat kepercayaan 1%

Tabel 7. Hasil uji *correlogram* *return* harian *XRP*

Autokorelasi	Korelasi parsial	lag	AK	KP	Q-Stat.	Probabilitas
Ada	Ada	1	-0,207	-0,207	13,254	0,000*
Ada	Ada	2	0,125	0,085	18,071	0,000*
Ada	Ada	3	-0,121	-0,084	22,620	0,000*
Ada	Ada	4	0,181	0,141	32,865	0,000*
Tidak ada	Tidak ada	5	-0,044	0,034	33,456	0,000*
Tidak ada	Tidak ada	6	0,011	-0,029	33,490	0,000*

Sumber: *Investing.com* (2020) diolah

Keterangan:

* Signifikansi pada tingkat kepercayaan 1%

Tabel 8. Hasil uji *correlogram* *return* harian *Bitcoin Cash*

Autokorelasi	Korelasi parsial	lag	AK	KP	Q-Stat.	Probabilitas
Ada	Ada	1	-0,214	-0,214	14,067	0,000*
Tidak ada	Tidak ada	2	0,067	0,023	15,467	0,000*
Tidak ada	Tidak ada	3	-0,052	-0,035	16,311	0,001*
Ada	Ada	4	0,149	0,137	23,255	0,000*
Tidak ada	Tidak ada	5	-0,052	0,009	24,109	0,000*
Tidak ada	Tidak ada	6	-0,023	-0,046	24,272	0,000*

Keterangan: * Signifikansi pada tingkat kepercayaan 1%

Hasil Uji GARCH (1,1)

Setelah melakukan uji stasioneritas dan uji *correlogram* pada *return* harian *Bitcoin*, *Ethereum*, *Tether*, *XRP*, dan *Bitcoin Cash*, selanjutnya dilakukan uji GARCH. Jenis GARCH dalam penelitian ini menggunakan GARCH (1,1) yang dilakukan pada *Bitcoin*, *Ethereum*, *Tether*, *XRP*, dan *Bitcoin Cash* baik dalam *Return* harian dan volatilitas harian.

Hasil uji GARCH (1,1) dapat dilihat pada Tabel 10 dan Tabel 11. Hasil uji (*z-statistic*) dalam GARCH (1,1) menunjukkan bahwa tingkat signifikansi 10 persen, 5 persen, bahkan 1 persen terdapat nilai *z-statistic* secara signifikan pada hari-hari perdagangan di masa pandemi *Covid-19* pada pasar *cryptocurrency*.

Tabel 9. Hasil Uji GARCH (1,1) Day of the Week Effect pada Return Cryptocurrency

Hari	Bitcoin	Ethereum	Tether	XRP	Bitcoin Cash
Senin	0,707	-0,265	2,284**	-1,285	-0,503
Prob.	(0,480)	(0,791)	(0,022)	(0,199)	(0,615)
Selasa	-0,506	-0,458	-3,9808*	-1,281	-0,943
Prob.	(0,613)	(0,647)	(0,000)	(0,200)	(0,346)
Rabu	0,030	0,330	7,204*	2,027**	0,643
Prob.	(0,977)	(0,742)	(0,000)	(0,043)	(0,520)
Kamis	0,588	0,273	3,509*	-0,115	-0,055
Prob.	(0,557)	(0,785)	(0,000)	(0,908)	(0,956)
Jumat	1,082	1,083	2,720*	2,276**	0,623
Prob.	(0,279)	(0,279)	(0,007)	(0,023)	(0,533)
Sabtu	1,052	0,975	-1,145	1,984**	1,522
Prob.	(0,293)	(0,329)	(0,252)	(0,047)	(0,128)
Minggu	1,141	1,009	3,261*	0,100	0,297
Prob.	(0,254)	(0,313)	(0,001)	(0,920)	(0,767)
RESID (-1)^2	0,000*	0,000*	0,000*	0,000*	0,000*
GARCH (-1)	0,000*	0,000*	0,000*	0,000*	0,000*

Keterangan: * Signifikansi pada tingkat kepercayaan 1%, ** Signifikansi pada tingkat kepercayaan 5%

Tabel 10 menunjukkan hasil uji GARCH (1,1) pada *cryptocurrency* dengan kapitalisasi pasar terbesar tahun 2020 terkhusus Tether dan XRP terdapat *day of the week effect*. Hal ini ditandai dengan adanya hari-hari yang memiliki pengaruh secara signifikan terhadap *return* harian Tether dan XRP. Berdasarkan Tabel 10 nilai *z-statistic* di hari Senin, Selasa, Rabu, Kamis, Jumat, dan Minggu signifikansi pada tingkat kepercayaan 1 persen dan 5 persen untuk Tether dengan hari Rabu yang memiliki *return* positif tertinggi secara signifikan pada tingkat kepercayaan 1 persen, disusul hari Kamis dan hari Minggu. Serta terdapat *return* negatif secara signifikan pada tingkat kepercayaan 1 persen di hari Selasa. Berbeda dengan Tether nilai *z-statistic* pada XRP memiliki *return* positif tertinggi di hari Jumat secara signifikan pada tingkat kepercayaan 5% disusul hari Rabu dan hari Sabtu.

Lebih lanjut berdasarkan Tabel 10 ditemukan bahwa nilai probabilitas GARCH kurang dari alfa 0,05 yang artinya penelitian ini dapat menggunakan model GARCH untuk seluruh *cryptocurrency* yang diteliti. Begitu pula terdapat hari-hari yang memiliki pengaruh secara signifikan terhadap *return* Tether dan XRP. Hal ini menunjukkan terdapat *day of the week effect* pada pasar *cryptocurrency* di masa pandemi *Covid-19* terbukti secara empiris.

Tabel 11 menunjukkan hasil uji GARCH (1,1) pada lima *cryptocurrency* dengan kapitalisasi pasar terbesar tahun 2020 terdapat perbedaan volatilitas harian. Hal ini ditandai dengan adanya perbedaan volatilitas di hari-hari pada masa pandemi *Covid-19* secara signifikan pada pasar *cryptocurrency* yang diteliti. Berdasarkan nilai *z-statistic* pada Tabel 11, pasar *cryptocurrency* yang diwakili oleh *Bitcoin* ditemukan bahwa di hari Sabtu terdapat rata-rata volatilitas positif tertinggi secara signifikan pada tingkat kepercayaan 1 persen yang disusul hari Kamis secara signifikan pada tingkat kepercayaan 5%. Variabel lainnya tidak jauh berbeda dengan *Bitcoin*, Tabel 11 menunjukkan *cryptocurrency* yang diteliti memiliki nilai *z-statistic* negatif di hari Jumat secara signifikan pada tingkat kepercayaan 1 persen dan 5 persen terhadap volatilitas *cryptocurrency* kecuali pada *Bitcoin Cash*.

Terdapat hari-hari yang memiliki pengaruh secara signifikan terhadap volatilitas *cryptocurrency* yang diteliti. Misalnya nilai *z-statistic* di hari Jumat dengan hari yang memiliki volatilitas negatif tertinggi secara signifikan pada tingkat kepercayaan 1 persen yang disusul hari Rabu secara signifikan pada tingkat kepercayaan 5 persen untuk XRP. Nilai *z-statistic* pada *Ethereum* di hari Selasa, Kamis, dan Sabtu positif secara signifikan pada tingkat ke-

percayaan 1 persen dan 5 persen, dengan volatilitas tertinggi di hari Sabtu yang disusul pada hari Selasa dan hari Kamis.

Hasil penelitian menunjukkan terdapat perbedaan volatilitas pada hari-hari yang memiliki pengaruh secara signifikan terhadap pasar *cryptocurrency* yang diteliti. Hal ini menunjukkan terdapat perbedaan volatilitas *cryptocurrency* pada hari-hari di masa pandemi *Covid-19* terbukti secara empiris. Penelitian ini juga menemukan bahwa pada pasar *cryptocurrency* terdapat anomali, temuan ini mendukung Caporale & Plastun (2019); Robiyanto *et al.* (2019) yang menemukan adanya anomali pada pasar *cryptocurrency*, begitu pula penelitian sebelumnya Robiyanto (2016); Okey, J.O. & Okereke, N. & Edith (2016); Derbali & Hallara (2016); Eyüboğlu (2018) yang mendokumentasikan tentang adanya anomali pasar keuangan lainnya.

Penelitian ini memiliki koefisien determinasi (R^2) dengan tanda negatif pada semua pasar *cryptocurrency* yang diteliti. Alexander *et al.* (2015) me-

nyebutkan kondisi ini merupakan hal yang umum karena residual kuadrat memiliki pengaruh terhadap kesalahan prediksi pasar *cryptocurrency*. Neubig *et al.* (2003); Robiyanto *et al.* (2019) menyebutkan bahwa hasil perhitungan yang digunakan tidak mengikuti garis horizontal dan model yang digunakan tidak mengikuti tren data bisa saja terjadi karena variabel bebas yang digunakan adalah *return* dan volatilitas *cryptocurrency* yang dapat dilihat pada Gambar 1., Gambar 2., Gambar 3., Gambar 4., dan Gambar 5.

Pasar *cryptocurrency* merupakan pasar yang selalu aktif dan melakukan perdagangan setiap hari tanpa berhenti. Oleh karena itu, pelaku pasar *cryptocurrency* harus mampu melihat waktu perdagangan yang selalu aktif setiap hari tanpa berhenti Seperti yang telah diteliti Mikhaylov (2020); Cocco *et al.* (2017) juga yang ditemukan di bursa dan beberapa pasar komoditas (Bhuriya *et al.* 2017; Breinlich *et al.* (2018); Vardar *et al.* 2018).

Tabel 10. Hasil Uji GARCH (1,1) Day of the Week Effect pada Volatilitas Cryptocurrency

Hari	Bitcoin	Ethereum	Tether	XRP	Bitcoin Cash
Senin	1,080	0,444	0,126	0,580	-1,042
Prob.	(0,280)	(0,657)	(0,899)	(0,562)	(0,297)
Selasa	-0,272	2,541**	-1,643	0,450	2,862*
Prob.	(0,785)	(0,011)	(0,100)	(0,653)	(0,004)
Rabu	0,223	-0,129	-0,187	-2,439**	-2,186**
Prob.	(0,823)	(0,897)	(0,852)	(0,0145)	(0,029)
Kamis	2,417**	2,355**	1,903***	0,859	3,954*
Prob.	(0,016)	(0,019)	(0,057)	(0,390)	(0,000)
Jumat	-7,668*	-3,577*	-2,455**	-2,788*	-0,465
Prob.	(0,000)	(0,000)	(0,014)	(0,005)	(0,642)
Sabtu	8,064*	3,482*	2,770*	2,967*	0,342
Prob.	(0,000)	(0,000)	(0,006)	(0,003)	(0,732)
Minggu	-1,140	-1,695***	0,071	1,672***	-1,385
Prob.	(0,254)	(0,090)	(0,944)	(0,095)	(0,166)
RESID (-1)^2	0,000*	0,000*	0,007*	0,000*	0,000*
GARCH (-1)	0,000*	0,000*	0,000*	0,000*	0,000*

Keterangan: * Signifikansi pada tingkat kepercayaan 1%; ** Signifikansi pada tingkat kepercayaan 5%; *** Signifikansi pada tingkat kepercayaan 10%

6. Simpulan dan Saran

Simpulan

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui apakah terdapat pola dan pengaruh volatilitas pada pasar *cryptocurrency* terkhusus di *Bitcoin*, *Ethereum*, *Tether*, *XRP*, dan *Bitcoin Cash* serta untuk melihat apakah pasar bergerak secara acak. Hasil GARCH (1,1) dan uji *correlogram* menunjukkan tidak adanya pergerakan yang bergerak secara acak, namun terdapat *day of the week effect* pada hari-hari di masa pandemi *Covid-19*. Sehingga pasar *cryptocurrency* bukan pasar yang efisien kare-

na memiliki pola tertentu dalam mendapatkan *return* yang membuat pasar bergerak dengan pola tertentu dan tidak sembarangan. Hal tersebut dikarenakan banyaknya permintaan dan penawaran yang terjadi pada pasar *cryptocurrency* yang diteliti.

Implikasi

Cryptocurrency memiliki pola yang dapat dimanfaatkan oleh para investor untuk meningkatkan keuntungan dengan cara membeli *cryptocurrency* terlebih dahulu dan ketika *return* meningkat bisa dijual. Misalnya, investor membeli *Tether* di hari Selasa yang cenderung negatif secara signifikan

dan para investor harus menjualnya di hari Rabu karena *return* yang didapatkan cenderung positif tertinggi secara signifikan. Selain pola *day of the week effect* terdapat juga pengaruh volatilitas terhadap pasar *cryptocurrency* yang diteliti. Volatilitas pada pasar *cryptocurrency* digunakan untuk mengetahui perubahan harga yang pada pasar sedang mengalami kuat naik atau kuat turun. Misalnya volatilitas *Bitcoin* di hari Jumat mengalami kuat turun secara signifikan dan hari Sabtu mengalami kuat naik secara signifikan, hal ini merupakan sinyal bagi para investor untuk menghindari perdagangan di hari Jumat dan Sabtu karena memiliki volatilitas yang tinggi.

Saran

Penelitian ini memiliki keterbatasan dan kekurangan sehingga diharapkan untuk penelitian di masa yang akan datang dapat memeriksa potensi *cryptocurrency* lainnya. Lebih lanjut, karena penelitian ini terbatas hanya membahas *day of the week effect* dan pengaruh volatilitas terhadap *cryptocurrency* pada masa pandemi *Covid-19*, diharapkan akan banyak penelitian di masa depan untuk membahas pasar *cryptocurrency* lebih dalam. Misalnya, ada penelitian yang membahas risiko pada pasar *cryptocurrency* sebagai alat investasi serta penelitian lain yang membahas efek politik dan ketidakstabilan ekonomi pada pasar *cryptocurrency* dan Saran

Daftar Pustaka

- Akyildirim, E., Corbet, S., Lucey, B., Sensoy, A., & Yarovaya, L. (2020). The relationship between implied volatility and cryptocurrency returns. *Finance Research Letters*, 33, 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.06.010>
- Alexander, D. L. J., Tropsha, A., & Winkler, D. A. (2015). Beware of R2: Simple, Unambiguous Assessment of the Prediction Accuracy of QSAR and QSPR Models. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 55(7), 1316-1322. <https://doi.org/10.1021/acs.jcim.5b00206>
- Bakar, N. A., & Rosbi, S. (2017). Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Model for Forecasting Cryptocurrency Exchange Rate in High Volatility Environment: A New Insight of Bitcoin Transaction. *International Journal of Advanced Engineering Research and Science*, 4(11), 130-137. <https://doi.org/10.22161/ijaers.4.11.20>
- Baur, D. G., Cahill, D., Godfrey, K., & (Frank) Liu, Z. (2019). Bitcoin time-of-day, day-of-week and month-of-year effects in returns and trading volume. *Finance Research Letters*, 31, 78-92. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.04.023>
- Bhuriya, D., Kaushal, G., Sharma, A., & Singh, U. (2017). Stock market predication using a linear regression. *2017 International Conference of Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA)*, 2, 510-513. <https://doi.org/10.1109/ICECA.2017.8212716>
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Breinlich, H., Leromain, E., Novy, D., Sampson, T., & Usman, A. (2018). The Economic Effects of Brexit: Evidence from the Stock Market. *Fiscal Studies*, 39(4), 581-623. <https://doi.org/10.1111/1475-5890.12175>
- Caporale, G. M., & Plastun, A. (2019). The day of the week effect in the cryptocurrency market. *Finance Research Letters*, 31(November), 258-269. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.11.012>
- Casal Bértoa, F., Deegan-Krause, K., & Haughton, T. (2017). The volatility of volatility: Measuring change in party vote shares. *Electoral Studies*, 50, 142-156. <https://doi.org/10.1016/j.electstud.2017.09.007>
- Cengiz, H., Bilen, Ö., Büyüklü, A. H., & Damgacı, G. (2017). Stock market anomalies: the day of the week effects, evidence from Borsa Istanbul. *Journal of Global Entrepreneurship Research*, 7(1), 4. <https://doi.org/10.1186/s40497-017-0062-6>
- Chowdhury, S. S. H., Rahman, M. A., & Sadique, M. S. (2017). Stock return autocorrelation, day of the week and volatility An empirical investigation on the Saudi Arabian stock market. *Review of Accounting and Finance*, 16(2), 218-238. <https://doi.org/10.1108/RAF-12-2014-0146>
- Cocco, L., Concas, G., & Marchesi, M. (2017). Using an artificial financial market for studying a cryptocurrency market. *Journal of Economic Interaction and Coordination*, 12(2), 345-365. <https://doi.org/10.1007/s11403-015-0168-2>
- Conrad, C., Custovic, A., & Ghysels, E. (2018). Long- and Short-Term Cryptocurrency Volatility Components: A GARCH-MIDAS Analysis. *Journal of Risk and Financial Management*, 11(2), 23. <https://doi.org/10.3390/jrfm11020023>

- Corbet, S., Larkin, C., & Lucey, B. (2020). The contagion effects of the COVID-19 pandemic: Evidence from gold and cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 35, 101554. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101554>
- Derbali, A., & Hallara, S. (2016). Day-of-the-week effect on the Tunisian stock market return and volatility. *Cogent Business and Management*, 3(1), 1147111. <https://doi.org/10.1080/23311975.2016.1147111>
- Donglian, M., & Hisashi, T. (2019). On the day-of-the-week effects of Bitcoin markets: international evidence. *China Finance Review International*, 9(4), 455–478. <https://doi.org/10.1108/CFRI-12-2018-0158>
- Dorfleitner, G., & Lung, C. (2018). Cryptocurrencies from the perspective of euro investors: a re-examination of diversification benefits and a new day-of-the-week effect. *Journal of Asset Management*, 19(7), 472–494. <https://doi.org/10.1057/s41260-018-0093-8>
- Eyüboğlu, K. (2018). Examining Day of the Week and Month of the Year Effects in Bitcoin and Litecoin Markets. *Journal of the Faculty of Economics and Administrative Sciences*, 8(1), 165–183. https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/56915106/10.18074-ckuiibfd.376055-498231.pdf?1530605292=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DExamining_Day_of_the_Week_and_Month_of_t.pdf&Expires=1602146307&Signature=G8fuUtJctqwBWwaqIUizaem~yyDRcj76wmVH
- Gatheral, J., Jaisson, T., & Rosenbaum, M. (2018). Volatility is rough. *Quantitative Finance*, 18(6), 933–949. <https://doi.org/10.1080/14697688.2017.1393551>
- Greene, W. H. (2003). *Econometric Analysis 5th edition*. New Jersey: Prentice Hall.
- Hassan, M. H., & Kayser, M. S. (2019). Day of the week effect on stock market return, volatility and trade volume: Evidence from Dhaka Stock Exchange (DSE). *Cogent Economics and Finance*, 7(1), 1–13. <https://doi.org/10.1080/23322039.2019.1605105>
- Jordà, Ò., Knoll, K., Kuvshinov, D., Schularick, M., & Taylor, A. M. (2019). The Rate of Return on Everything, 1870–2015*. *The Quarterly Journal of Economics*, 134(3), 1225–1298. <https://doi.org/10.1093/qje/qjz012>
- Katsiampa, P., Corbet, S., & Lucey, B. (2019). High frequency volatility co-movements in cryptocurrency markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 62, 35–52. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.intfin.2019.05.003>
- Kussy, M. (2017). Current volatility as a measure of market risk. *International Journal of Risk Assessment and Management*, 20(4), 333–349. <https://doi.org/10.1504/IJRAM.2017.087903>
- Lahmiri, S., & Bekiros, S. (2020). The impact of COVID-19 pandemic upon stability and sequential irregularity of equity and cryptocurrency markets. *Chaos, Solitons & Fractals*, 138, 109936. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.109936>
- Ma, D., & Tanizaki, H. (2019). the Day-of-the-Week Effect on Bitcoin Return and Volatility. *Research in International Business and Finance*, 49, 127–136. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.02.003>
- Marcu, N., Dobrota, C. elena, & Antoneac (Calin), R. (2017). An Investigation Of The Day-Of-The-Week Effect In Conditional Variance At The Bucharest Stock Exchange. *Romanian Journal of Economic Forecasting*, 31(4), 739–758. http://www.rjef.ro/rjef/rjef2_17/rjef2_2017p124-134.pdf
- Mbanga, C. L. (2019). The day-of-the-week pattern of price clustering in Bitcoin. *Applied Economics Letters*, 26(10), 807–811. <https://doi.org/10.1080/13504851.2018.1497844>
- Mikhaylov, A. (2020). Cryptocurrency Market Analysis from the Open Innovation Perspective. In *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity* (Vol. 6, Issue 4). <https://doi.org/10.3390/joitmc6040197>
- Neubig, R. R., Spedding, M., Kenakin, T., & Christophoulos, A. (2003). International Union of Pharmacology Committee on Receptor Nomenclature and Drug Classification. XXXVIII. Update on Terms and Symbols in Quantitative Pharmacology. *Pharmacological Reviews*, 55(4), 597–606. <https://doi.org/10.1124/pr.55.4.4>
- Okey, J.O. & Okereke, N. & Edith, O. (2016). Day of the Week Effect: Evidence from the Nigerian Stock Exchange. *International Journal of Banking and Finance Research*, 2(3), 76–90.

- <https://poseidon01.ssrn.com/delivery.php>
- Robiyanto, R. (2016). Month of the Year Effect Pada Beberapa Pasar Modal di Asia Tenggara dan Pasar Komoditas. *Jurnal Ekonomi Dan Bisnis*, 18(2), 53.
<https://doi.org/10.24914/jeb.v18i2.260>
- Robiyanto, R., Susanto, Y. A., & Ernayani, R. (2019). Examining the day-of-the-week-effect and the-month-of-the-year-effect in cryptocurrency market. *Jurnal Keuangan Dan Perbankan*, 23(3), 361-375.
<https://doi.org/10.26905/jkdp.v23i3.3005>
- Sudarvel, J., & Velmurugan, R. (2017). Day Of The Week Effect In Indian Stock Market With Reference To NSE Nifty Index. *International Journal of Multidisciplinary Educational Research*, 5(9(4)), 145-153.
https://www.researchgate.net/profile/Ramaswamy_Velmurugan2/publication/315891601_day_of_the_week_effect_in_indian_stock_market_with_reference_to_nse_nifty_index/links/58ec83514585153b60c98c17/day-of-the-week-effect-in-indian-stock-market-with-reference-to
- Vardar, G., Coşkun, Y., & Yelkenci, T. (2018). Shock transmission and volatility spillover in stock and commodity markets: evidence from advanced and emerging markets. *Eurasian Economic Review*, 8(2), 231-288.
<https://doi.org/10.1007/s40822-018-0095-3>
- Walther, T., Klein, T., & Bouri, E. (2019). Exogenous drivers of Bitcoin and Cryptocurrency volatility - A mixed data sampling approach to forecasting. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 63, 1-26.
<https://doi.org/10.1016/j.intfin.2019.101133>
- Warsito, O. L. D., & Robiyanto, R. (2020). Analisis Volatilitas Cryptocurrency, Emas, Dollar, Dan Indeks Harga Saham (Ihsg). *International Journal of Social Science and Business*, 4(1), 40-46. <https://doi.org/10.23887/ijssb.v4i1.23887>
- Xiao, B. (2016). The Monthly Effect and the Day of the Week Effect in the American Stock Market. *International Journal of Financial Research*, 7(2), 10-17.
<https://doi.org/10.5430/ijfr.v7n2p11>
- Zhang, J., Lai, Y., & Lin, J. (2017). The day-of-the-Week effects of stock markets in different countries. *Finance Research Letters*, 20, 47-62.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.frl.2016.09.006>