Praca Dyplomowa  
Magisterska

Maciej Pleban  
196195

Analiza rynku kryptowalut  
Cryptocurrency market analysis

Praca dyplomowa na kierunku:  
Informatyka i Ekonometria

Praca wykonana pod kierunkiem  
dr Aleksandry Matuszewskiej-Janicy  
Instytut Ekonomii i Finansów  
Katedra Ekonometrii i Statystyki

Warszawa, rok 2023

**Oświadczenie Promotora pracy**

Oświadczam, że niniejsza została przygotowana pod moim kierunkiem   
i stwierdzam, że spełnia warunki do przedstawienia tej pracy w postępowaniu   
o nadanie tytułu zawodowego.

Data .................................... Podpis promotora ...................................................

**Oświadczenie autora pracy**

Świadom odpowiedzialności prawnej, w tym odpowiedzialności karnej za złożenie fałszywego oświadczenia, oświadczam, że niniejsza praca dyplomowa zostałanapisana przeze mnie samodzielnie i nie zawiera treści uzyskanych   
w sposób niezgodny z obowiązującymi przepisami prawa, w szczególności ustawą z dnia   
4 lutego 1994 r. o prawie autorskim i prawach pokrewnych (Dz.U. 2019 poz. 1231 z późn. zm.).

Oświadczam, że przedstawiona praca nie była wcześniej podstawą żadnej procedury związanej z nadaniem dyplomu lub uzyskaniem tytułu zawodowego.

Oświadczam, że niniejsza wersja pracy jest identyczna z załączoną wersją elektroniczną.

Przyjmuję do wiadomości, że praca dyplomowa poddana zostanie procedurze antyplagiatowej.

Data ..................................... Podpis autora pracy .............................................

**Streszczenie**

**Analiza rynku kryptowalut**

Streszczenie pracy...

Słowa kluczowe - do 6

**Summary**

**Cryptocurrency market analysis**

Summary of the research

Keywords – 6 max

Spis Treści

[Wstęp 6](#_Toc133657560)

[1. Charakterystka funkcjonowania rynku kryptowalut 7](#_Toc133657561)

[1.1. Blockchain 8](#_Toc133657562)

[1.2. Podział kryptowalut 8](#_Toc133657563)

[1.3. Przegląd literatury 10](#_Toc133657564)

[2. Metody wykorzystane w analizie empirycznej 11](#_Toc133657565)

[2.1. Efekt dnia tygodnia 11](#_Toc133657566)

[2.2. Analiza zdarzeń 13](#_Toc133657567)

[2.3. Analiza wolumenu obrotów 15](#_Toc133657568)

[3. Wyniki empiryczne 17](#_Toc133657569)

[3.1. Efekt dni tygodnia 17](#_Toc133657570)

[3.2. Analiza zdarzeń 19](#_Toc133657571)

[3.3. Analiza wolumenu obrotów 20](#_Toc133657572)

[3.4. Wnioski 24](#_Toc133657573)

[Podsumowanie 24](#_Toc133657574)

[Spis rysunków 24](#_Toc133657575)

[Spis tabel 25](#_Toc133657576)

[Bibliografia 26](#_Toc133657577)

# Wstęp

Kryptowaluty, czyli waluty cyfrowe są alternatywa dla standardowych walut. Są one oparte na algorytmach szyfrujących, co pozwala wymieniać się nimi między danymi osobami bez potrzeby korzystania z usług stron trzecich, takich jak bank. Umożliwiają bezpośrednie połączenie cyfrowe, poprzez przejrzysty proces, pokazując kwotę finansową, ale nie tożsamość osób przeprowadzających transakcję. Sieć składa się z „łańcucha” komputerów, z których wszystkie są wymagane do zatwierdzenia wymiany i zapobiegania powtórzenia tej samej transakcji (Business, 2018).

Tradycyjne waluty nazywane inaczej fiduciajrnymi (Fiat money), mają z kryptowalutami pewne podobieństwa. Najprościej mówiąc, waluty fiducjarne to legalne środki płatnicze, których wartość ustalana i czerpana jest przez rząd, który go wydaje, a nie z fizycznego dobra lub towaru, jak złoto czy srebro. Z kolei kryptowaluty dużą część swojej wartości opierają na spekulacji, czyli akceptacji danej ceny, przez osoby na całym świecie. Są one również podzielne – tak jak euro można podzielić na 100 centów, 1 Bitcoin (BTC) można podzielić na 100 000 000 mniejszych jednostek zwanych satoshi. Można je między sobą przesyłać, a także używać do płacenia za towary i usługi (Binance, 2019).

Kryptowaluty zyskały na popularności właśnie przez cechy, które odróżniają je od walut fiducjarnych. W przeciwieństwie do walut tradycyjnych kryptowaluty nie są emitowane przez rząd. Zamiast tego wiele kryptowalut jest zdecentralizowanych, więc żaden pojedynczy organ nie może zdecydować o emisji większej liczby kryptowalut i tym samym osłabić ich wartość. Zdecentralizowane kryptowaluty są samowystarczalne i nie wymagają stron trzecich do zatwierdzania transakcji. Ponieważ transakcje są weryfikowane za pomocą technologii blockchain, wszystkie są trwale zapisane i nieodwracalne, dzięki czemu są one szczególnie bezpiecznym sposobem wymiany (Binance, 2021).

Kryptowaluty nie są jednak tworem perfekcyjnym, więc posiadają także wady, z czym wiąże się wiele niebezpieczeństw. Niektóre popularne kryptowaluty doświadczyły ekstremalnej zmienności cen, co może ograniczyć ich wykorzystanie i negatywnie wpłynąć na siłę nabywczą. Aktywa cyfrowe mogą być podatne na kradzież online, zapomnienie hasła lub przypadkową utratę. Przy mniejszej liczbie pośredników, a czasem wręcz ich braku, ich odzyskanie może być jeszcze trudniejsze niż w przypadku walut FIAT, a często wręcz niemożliwe. Ponieważ nie są one obecnie wspierane przez rząd, ochrona aktywów, przechowywanie lub ubezpieczenie jest zależne od platformy kryptowalutowej (TradeStation, 2020).

Jako że kryptowaluty są w pewnym stopniu podobne do walut tradycyjnych, można nimi handlować na giełdach kryptowalut w sposób niemal identyczny. Dlatego też celem niniejszej pracy jest sprawdzenie, czy na rynku kryptowalut występują podobne zjawiska, jakie zauważono na rynku walut tradycyjnych. W celu lepszego zrozumienia ich działania i rządzących nimi praw. Kryptowaluty to temat dosyć nowy i wciąż wiele osób nie rozumie, w jaki sposób one działają, dlatego aspekt ten wskazuje na innowacyjność niniejszej pracy badawczej.

Dodatkowe cele:

Efekt dnia tygodnia, jeden z elementow analizy rynku efektywnego informacyjnie

Analiza zdarzen, wpływ wybuchu wojny na ukrainie na kryptowaluty

Relacje dlugo i krotkookresowe pomiedzy kryptowlautami

W rozdziale pierwszym przybliżone zostały mechanizmy, na których opierają się kryptowaluty wraz z podziałem na różne ich rodzaje, towarzyszące im charakterystki i ich przykłady, a na końcu znalazł się przegląd literatury.

W kolejnym rozdziale przedstawione zostały metody, jakie wykorzystano w pracy tj. efekt dnia tygodnia, analiza zdarzeń i analiza wolumenu obrotów. Pierwotnie metody te zostały użyte na rynkach tradycyjnych, dlatego też musiały one zostać dopasowane do rynku kryptowalut, który działa nieco inaczej.

W ostatnim rozdziale znajduą się wyniki empiryczne z przeprowadzonych badań, a także wnioski, jakie z nich wynikają, a następnie zostało przedstawione podsumowanie pracy.

Dane dotyczące kryptowut użyte w niniejszej pracy pochodzą z Yahoo Finance, a dane na temat indeksów giełdowych ze stooq.pl i obejmują lata 2018 - 2022. Kryptowaluty zostały wybrane po jednej z każdego rodzaju, aby lepiej zobrazować wpływ danych wydarzeń na badane wskaźniki. Analiza została przeprowadzona za pomocą skryptu w języku Python, a także w programie gretl.

# Charakterystka funkcjonowania rynku kryptowalut

W tym rozdziale została przedstawiona definicja i charakterystyka Blockchainu, czyli technologii, która stoi za większością kyptowalut. Następnie przedstawiono podział kryptowalut na różne ich rodzaje, wraz z ich charakterystykami i przykładami. Na końcu rozdziału znajduje się przegląd literatury, składający się głównie z prac skupiających się na rynkach tradycyjnych, ale też literaturze związanej ściśle z kryptowalutami.

## Blockchain

Według definicji podanej przez (Oracle, 2022), technologia blockchain umożliwia grupie wybranych uczestników dzielenie się danymi, a dzięki usługom blockchain w chmurze dane transakcyjne z wielu źródeł można łatwo gromadzić, integrować i udostępniać. Dane są podzielone na współużytkowane bloki, połączone z unikatowymi identyfikatorami w formie skrótów kryptograficznych. Blockchain można zatem określić jako historyczny zapis transakcji. Każdy blok jest „powiązany” z poprzednim blokiem w sekwencji i zapisywany w niezmienny sposób w sieci peer-to-peer. Kryptograficzna technologia zaufania i pewności stosuje unikalny identyfikator — lub cyfrowy odcisk palca — do każdej transakcji.

Nieodłączną częścią tego łańcucha są zaufanie, odpowiedzialność, przejrzystość i bezpieczeństwo. Umożliwia to organizacjom i partnerom biznesowym wszelkiego rodzaju dostęp do danych i udostępnianie ich. Jest to zjawisko znane jako zaufanie oparte na konsensusie stron trzecich. Wszyscy uczestnicy prowadzą zaszyfrowany zapis każdej transakcji w ramach zdecentralizowanego, wysoce skalowalnego i odpornego mechanizmu rejestrowania. Zdecentralizowane pojedyncze źródło informacji zmniejsza koszty wdrażania zaufanych interakcji biznesowych między stronami, które mogą nie mieć do siebie pełnego zaufania. W rejestrze blockchain udostępnianym za uprzednią zgodą, który jest używany przez większość przedsiębiorstw, uczestnicy są upoważnieni do uczestnictwa w sieci, a każdy uczestnik prowadzi zaszyfrowany zapis wszystkich transakcji (Oracle, 2022). Każda firma lub grupa firm, która potrzebuje bezpiecznego, współdzielonego rejestru transakcji w czasie rzeczywistym, może skorzystać z tej unikalnej technologii. Nie ma jednego miejsca, w którym wszystko jest przechowywane, co poprawia bezpieczeństwo i dostępność oraz eliminuje główny punkt ryzyka, czyli awarię punktu centralnego (Oracle, 2023).

Kryptowaluty można kupić albo wydobywać. Wydobywanie w kopalni kryptowalut to zajęcie polegające na rejestrowaniu transakcji na łańcuchu bloków przy użyciu wyspecjalizowanego sprzętu komputerowego. Protokół danej waluty z reguły przewiduje wynagrodzenie dla osób wykonujących obsługujących transakcje i wyliczających nowe krypto. (Business, 2022)

## Podział kryptowalut

Mimo że Bitcon był pierwszą kryptowalutą, która zyskała popularność. Natomiast obecnie istnieje wiele innych rodzajów. W zależności od ich konstrukcji, zastosowania lub przypadku użycia oraz innych kryteriów, wyróżnić można co najmniej cztery różne rodzaje kryptowalut. W niniejszej pracy skupiono się na tokenach, czyli cyfrowych reprezentacjach określonego zasobu lub narzędzie w blockchain’ie. Są osadzone w samo wykonujących się programach komputerowych lub kodach i mogą działać bez platformy innej firmy. Wszystkie informacje zawarte w tym punkcie zostały opracowane na podstawie infomacji z (Software Testing Help, 2023).

**Tokeny użytkowe (utility tokens)**

Tokeny użytkowe są uważane za kupony lub bony, ale zasadniczo są to jednostki cyfrowe reprezentujące wartość w blockchainie. Innymi słowy, token zapewnia określony dostęp do produktu, lub usługi prowadzonej, lub obsługiwanej przez emitenta tokena. Możliwe jest uzyskanie dostępu poprzez zakup tokena i wymianę na określoną wartość dostępu do produktu lub usługi.

Główne cechy:

* Posiadacz zyskuje prawo do produktu lub usługi odpowiadającej wartości tokena, ale nie do jego własności. Na przykład dostęp do produktu lub usługi po obniżonych opłatach, lub za darmo, dopóki posiadane są tokeny.
* Tokeny użytkowe są lepiej rozumiane z perspektywy regulacyjnej w tym sensie, że z założenia nie podlegają regulacji. Posiadacz tokena nie posiada odpowiednika akcji czy obligacji lub innego aktywa regulowanego przez ustawy finansowe, tak więc mogą całkowicie stracić na wartości na koszt posiadacza.

Przykłady tokenów użytkowych: Basic Attention Token, Golem, Sirin Labs Token.

**Tokeny płatnicze (payment tokens)**

Są to tokeny używane do kupna i sprzedaży dóbr i usług na platformach cyfrowych bez pośrednika, w odróżnieniu od tradycyjnych finansów. Większość tokenów należy do tej kategorii, natomiast nie każdy tken użytkowy może być tokenem płatniczym.

Główne cechy:

* Zwykle hybrydy innych tokenów
* Tokeny płatnicze nie stanowią i nie mogą być inwestowane jako papiery wartościowe. Dlatego też nie podlegają regulacji finansowej jako papiery wartościowe z aktywami.
* Mogą, ale nie muszą gwarantować posiadaczom dostępu do produktu lub usługi teraz, lub w przyszłości

Przykłady tokenów płatniczych: Bitcoin, Ethereum, Monero.

**Tokeny wymiany (exchange tokens)**

Są to zwykle tokeny, które otrzymują nazwę po giełdach kryptowalut, które je emitują. Mimo że można ich używać poza ich rodzimymi środowiskami, używa się ich przede wszystkim do ułatwienia wymiany między innymi tokenami lub jako płatności za opłaty towarzyszące wymianie.

Główne cechy:

* Mogą je emitować centralizowane giełdy z lub bez zdecentralizowanych platform, lub własnych blockchainów
* Mogą one służyć do tańszego płacenia za opłaty, zwiększania płynności czy udzielania darmowych rabatów
* W celu zwiększenia płynności giełdy wykorzystują je, aby zachęcić ludzi do udziału w projektach.

Przykłady tokenów wymiany: Binance Coin, Gemini Dollar, OKB.

**Tokeny prywatności (privacy tokens)**

Są to kryptowaluty używane do zastosowań związanych z prywatnością, ponieważ ich kod sprzyja lepszej prywatności, niż byłoby to w przypadku Bitcoina i kryptowalut z głównego nurtu.

Istnieje wiele powodów, dla których ktoś potrzebowałby lepszej prywatności w transakcjach kryptowalutowych — po pierwsze jako prawo do prywatności, dochodzenia w sprawie bezpieczeństwa i wysoce wrażliwe transakcje, chociaż są one również wykorzystywane do przestępstw i oszustw.

* Te kryptowaluty zawierają różne metody zapewnienia prywatności transakcji, np. techniki anonimowości, takie jak CoinJoin, i transakcje offline. Jest to dodatek do technik stosowanych w kryptowalutach głównego nurtu jak np. brak wiązania nazwisk z realnego świata z adresami kryptowalut i szyfrowanie blockchain.

Przykłady tokenów prywatności: Monero, Zcash, Dash

## Przegląd literatury

Ponieważ temat kryptowalut jest stosunkowo nowy (pierwsze kryptowaluty powstały w 2008 roku), literatura w tej dziedzinie dopiero się rozwija i skupia głównie na technologii blockchain, skalowalności, decentralizacji i dotyczących ich regulacji. Nie weszły one jeszcze do głównego nurtu i dla niektórych wciąż są, tajemnicą a często też uważane są za niebezpieczne, co do pewnego stopnia jest prawdą.

Rynek kryptowalut funkcjonuje od 15 lat, zatem okres badawczy jest wystarczający aby zbadać własności szeregów czasowych dotyczących notowań kryptowalut. Adrian Cheung (Cheung, et al., 2015), Gerald Dwyer (Dwyer, 2015) i Jon Carrick (Carrick, 2016) wskazują, że jest on znacznie bardziej zmienny niż inne rynki. Z kolei Bartos (Bartos, 2015) stwierdza, że rynek ten natychmiast reaguje na pojawienie się nowych informacji i dlatego można go określić jako efektywny informacyjnie (hipoteza rynku efektywnego informacyjnie została opisana na przykład w (Latif, 2017), (Kang, 2022)).

Jako że kryptowaluty są podobne do tradycyjnych walut, powinny one działać na podobnych zasadach. Efekt dnia tygodnia był jedną z pierwszych anomali kalendarzowych, które zostały zauważone na rynku. Fields w swojej pracy (Fields, 1931) pokazał, że najlepszym dniem do handlu na giełdzie jest sobota. (Cross, 1973) dostarczył dowody na statystyczne różnice w piątkowo-poniedziałkowych danych na amerykańskim rynku akcji. Z kolei na GPW w Warszawie w pracy Landmesser (Landmesser, 2006) wykazała, że najczęściej wysokie stopy zwrotu osiągane są w poniedziałki i piątki. Natomiast na rynku kryptowalut Caporale i Plastun (Caporale & Plastun, 2019) pokazali, że w przypadku Bitcoina występują niestandardowe dodatnie stopy zwrotu w poniedziałki. Analiza dnia tygodnia w kryptowalutach została przedstawiona w (Caporale & Plastun, 2019), (Plastun, et al., 2019) i (Yaya & Ogbonna, 2019) dając niejednoznaczne wyniki o wsytępowaniu tego efektu na rynku kryptowalut.

Interesującym podejściem jest badanie wpływu zdarzenia lub grupy zdarzeń na wybraną zmienną. Jest to tak zwana analiza zdarzeń, często przeprowadzania przy okazji rynków finansowych, chociażby przez Kujawę i Ostrowską (Kujawa & Ostrowska, 2016), czy Zarembę i Płotnickiego (Zaremba & Płotnicki, 2015). W kontekście kryptowalut owo badanie zostało przeprowadzone na przykładzie Bitcoina przez Diaconaşu, Mehdian i Stoica (Diaconaşu, et al., 2022), sugerując że inwestorzy w przypadku zdarzeń pozytywnych wydają się działać bardziej racjonalnie niż w przypadku negatywnych.

Zwykle badanie przeprowadza się na stopach zwrotu badanego instrumentu finansowego, które ma swoje zastosowanie w prawie i ekonomii np. aby sprawdzić wpływ regulacji na ceny akcji.

Analiza wolumenu obrotów jest traktowana jako analiza uzupełniająca. Wolumeny obrotu i ceny akcji to podstawowe parametry, których kształtowanie się stanowi podstawę podejmowania decyzji przez inwestorów preferujących analizę techniczną, a także są naturalną konsekwencją działań inwestorów (Widz, 2017). Dlatego też są często brane pod uwagę w analizie rynków finansowych.

Z badań zajmujących się analizą finansowych szeregów czasowych ( (Bollerslev, 1986), (Box & Jenkins, 1986), (Tsay, 2002), (Piontek, 2002), (Piontek, 2003)), wykazano występowanie w szeregach stóp zwrotu:

* efektu leptokurtozy i grubych ogonów rozkładów stóp zwrotu, co oznacza, że prawdopodobieństwo wystąpienia dużych, nietypowych zmian kursu (duże co do wartości bezwzględnej stopy zwrotu) jest większe niż gdyby stopy zwrotu pochodziły z rozkładu normalnego,
* efektu skośności rozkładów stóp zwrotu,
* efektu autokorelacji stóp zwrotu, szczególnie w okresach o małej zmienności,
* efektu długiej pamięci w szeregach zmienności (wariancji), czyli istotnie znaczących współczynników wysokich rzędów autokorelacji kwadratów stóp zwrotu,
* efektu dźwigni — efektu ujemnego skorelowania poziomu kursów i poziomu zmienności stóp zwrotu, czyli asymetrycznego wpływu informacji pozytywnych i negatywnych na poziom przyszłej wariancji,
* efektu skupiania (gromadzenia) zmiennśoci (volatility clustering), co oznacza, że zarówno małe, jak i duże zmiany kursu następują seriami, a tym samym oznacza niestałość wariancji stóp zwrotu w czasie

Na rynku stosuje się głównie dwa podejścia: analizę techniczną i fundamentalną. Naukowcy stosujący tę pierwszą kierują się następującymi założeniami (Tarczyński, 2002):

* Wartość rynkową akcji określa ralacja popyt – podaż.
* Kurs rynkowy uzależniony jest zarówno od czynników fundamentalnych, jak i od czynników nieracjonalnych.
* Ceny akcji układają się w trendy.
* Wzorce zmian cen są powtarzalne.
* Podstawę analiz stanowi długoterminowy trend, na który nakładają się trendy niższyczh rzędów.

Z tych założeń można wywnioskować, że naukowcy uważają żę przyszłe ceny akcji da się przewidzieć na podstawie danych historycznych. Natomiast jeden z największych polskich spekulantów Rafał Zaorski, uważa rynek za żywy organizm, który ciągle się zmienia, a próby przewidzenia przyszłej ceny za pomocą analizy technicznej, jak (Trading Jam, 2018)

Założeniem analizy fundamentalnej, jest twierdzenie, że można wyznaczyć rzeczywistą wartość akcji, wolną od wpływu emocji i zniekształceń poznawczych inwestorów. Wyznaczanie wartości rzeczywistej akcji polega na oszacowaniu prognozowanych zysków spółki oraz wyznaczeniu stopy dyskontowej, po jakiej przeliczane są przyszłe zyski (Zielonka, 2006). Wiążą się z niąjednak pewne niebezpieczeństwa, ponieważ na rynkach finansowych często pojawiają się czynniki, które nie są przewidywalne i mogą wpłynąć na ceny aktywów. Takie czynniki to na przykład niestabilność geopolityczna, zmienne warunki gospodarcze, wprowadzenie nowych regulacji, a także czynniki psychologiczne, takie jak euforia lub panika inwestorska.

Dlatego też interesującym tematem jest aspekt finansów behawioralnych, zwanych także psychologią rynku finansowego. Jest to deskryptywne podejście do rynku, objaśniające procesy poznawcze i motywacyjno-emojonalne u imwestorów. W przeciwieństwie do analizy fundamentalnej, zamiast uwarunkowań ekonomicznych, skupia się na uwarunkowaniach psychologicznych, czyli odnoszących się do indywidualnych zachowań inwestorów (Zielonka, 2006).

Psychologia dowodzi, że na rynkach finansowych dochodzi do pewnych zjawisk, które przeszkadzają inwestorom w racjonalnym inwestowaniu. Jednym z najczęściej występujących znajwisk jest zaobserwowanie zochwań stadnych. Ludzie są podatni na wpływ innych, zarówno realny jak i wyimaginowany. Szczególną rolę w tym procesie odgrywa informacyjny wpływ społeczny, czyli przekonanie, że zachowanie innych stanowi wiarygodne źródło informacji. Ludzie często naśladują zachowanie innych, uważając, że jeśli wiele osób działa w ten sam sposób, to oznacza, że poprawnie interpretują dane okoliczności (Zielonka, 2006). Wynika z tego, że emocje mają ogromny wpływ na decyzjie finansowe, szczególnie w momentach niepewności i strachu. Dlatego też, być może warto rozważyć analizę sentymentu, chociażby biorąc pod uwagę wskaźnik chciwości i strachu (Fear and Greed Index), który w pewien sposób odzwierciedla nastroje panujące na rynku.

# Metody wykorzystane w analizie empirycznej

W niniejszym rozdziale przedstawione zostały metody wykorzystane w pracy tj. efekty dnia tygodnia, analiza zdarzeń i analiza wolumenu obrotów. Równania pierwotnie użyte w artykułach, na których opiera się praca, zostały zmodyfikowane w taki sposób, aby pasowały do badanego szeregu czasowego.

Do przeprowadzenia analizy występowanie efektu dnia tygodnia został użyty program gretl, z powodu złożoności obliczeń i modelowania, z kolei do pozostałych metod posłużył Python.

## Efekt dnia tygodnia

Efekt dnia tygodnia dotyczy różnic w stopach zwrotu z inwestycji w instrumenty finansowe (w tym wypadku w kryptowaluty) w kolejnych dniach tygodnia. Jest to często przeprowadzana analiza, dzięki której wykazano na przykład występowanie efektu poniedziałku na rynku amaerkańskim, gdzie przeciętne poniedziałkowe stopy zwrotu są znacznie niższe niż w pozostałe dni tygodnia ( (Cross, 1973), (French, 1980)). Ponieważ kryptowaluty funkcjonują przez 7 dni tygodnia, dodaje się zmienną które reprezentują dni weekendowe.

Anomalie sezonowe związane z występowaniem efektu dnia tygodnia, przebadano wstępnie wykorzystując prosty model regresji liniowej, zawierający pięć zmiennych zero-jedynkowych, po jednej dla każdego dnia tygodnia (1):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (1) |

gdzie:  
 — dzienna logarytmiczna stopa zwrotu z inwestycji w kryptowalutę  
 — zmienna zero-jedynkowa przybierająca wartość 1 w wypadku, gdy korespondujący z nią dzień tygodnia jest poniedziałkiem, wtorkiem, środą, czwartkiem, piątkiem, sobotą, niedzielą lub wartość 0 w przeciwnym przypadku  
 — parametry wskazujące na średnią stopę zwrotu dla każdego z dni tygodnia  
 — składnik losowy

Równanie (1) estymowano przy użyciu metody najmniejszych kwadratów.

Ze wspomnianym podejściem wiążą się dwa problemy:

1. uzyskane z modelu reszty mogą wykazywać autokorelację
2. wariancja reszt nie jest stała w czasie

Rozwiązaniem pierwszego problemu jest zastosowanie następującego modelu (2):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2) |

Drugi problem można rozwiązać uwzględniając zmienność wariancji reszt w modelach typu ARCH. Dzięki zależności wariancji od poprzednich wartości szereg ARCH dobrze modeluje efekt grupowania danych. Uogólniona wersja tego modelu – – zaproponowana została przez Bollersleva (Bollerslev, 1986) i dla analizowanego przez nas szeregu stóp zwrotu przyjmuje następującą postać (3):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | , gdzie |  |
|  |  | (3) |

Zakładamy, że składnik losowy ma warunkowy rozkład normalny ze średnią 0 i zmienną w czasie warunkową wariancją . Wymogiem specyfikacji jest

Celem uwzględnienia relacji zachodzących pomiędzy stopami zwrotu i zmiennością oraz zidentyfikowania sezonowości dziennej szacowano w niniejszej pracy następujący model   
 (porównaj: (Berument & Kiymaz, 2001))(4):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  | (4) |

Model ten następnie zmodyfikowano włączając zmienne związane z efektem dnia tygodnia również do równania wariancji warunkowej :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  | (5) |

Estymacji modeli dokonano metodą największej wiarygodności (Landmesser, 2006).

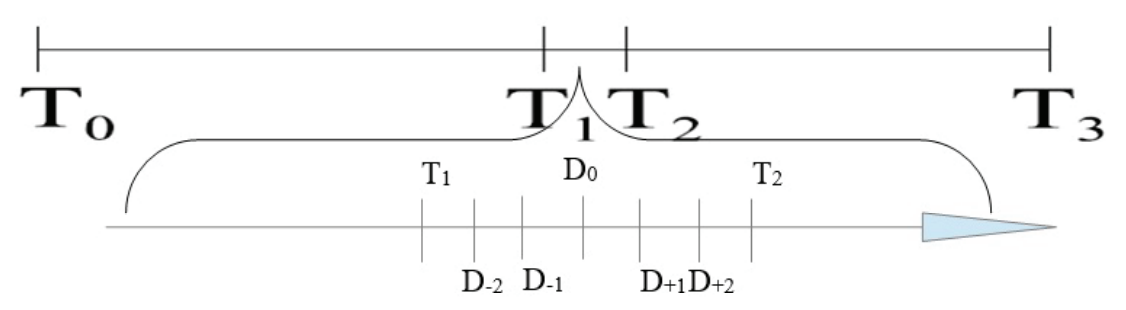
Przed przystąpieniem do modelowania wariancji stóp zwrotu przeprowadzono badanie ciągu pod kątem jego stacjonarności, występowania autokorelacji oraz obecności efektu ARCH. Stacjonarność badano za pomocą testu Dickey’a-Fullera, a występowanie autokorelacji badano za pomocą testu Boxa-Pierce’a. W wypadku jej obecności uznawano, że proces winien być opisany modelem AR, którego rząd ustalano posługując się wartościami funkcji ACF i PACF. W celu sprawdzenia, czy dany szereg charakteryzuje się heteroskedastyczną wariancją wykorzystywano test Engle’a mnożników Lagrange’a (test na występowanie efektu ARCH).

## Analiza zdarzeń

Dokonując analizy zdarzeń należy przyjąć hipotezę rynku efektywnego prowadzącą do podstawowego wniosku, że jeśli dane zdarzenie jest ważne, to powinno znaleźć niemalże natychmiastowe odzwierciedlenie w cenie waloru. Klasyczne teorie finansów zakładają racjonalność uczestników rynku, co oznacza, że inwestorzy, podejmując decyzje inwestycyjne, działają w sposób, który zmaksymalizuje ich korzyści oraz właściwie zinterpretują napływające informacje. (Howells & Bain, 1999) Racjonalny inwestor w naturalny sposób powinien racjonalnie wybierać optymalne rozwiązanie spośród różnych alternatyw W rzeczywistości, chociaż inwestorzy wiedzą, co jest dla nich najlepsze, nie zawsze dokonują najlepszych wyborów. Oddziaływanie na takie decyzje wynika z zaangażowania emocjonalnego inwestora oraz chęci podążania za tłumem (w literaturze przedmiotu opisywane jako zachowania stadne, których cechą charakterystyczną jest niska inteligencja).

Podstawowymi etapami badań analiz zdarzeń są (Gurgul, 2012):

1. definicja zdarzenia oraz określenie okna zdarzenia
2. sprecyzowanie kryteriów doboru firmy/składników do próby
3. wybór miar określających poziom oczekiwanej i nadwyżkowej stopy zwrotu
4. estymacja modelu opisującego oczekiwaną stopę zwrotu, po wcześniejszym określeniu podstawowych parametrów, takich jak długość okna zdarzenia oraz umiejscowienie okna estymacyjnego względem okna zdarzenia
5. weryfikacja hipotez początkowych
6. interpretacja wyników, oraz formułowanie wniosków.



Rysunek 1. Okna w analizie zdarzeńŹródło: (Kujawa & Ostrowska, 2016)

Objaśnienia: – okno estymacji; – okno zdarzenia; – okno po zdarzeniu; – dzień zdarzenia; – pierwszy dzień po zdarzeniu; – drugi dzień po zdarzeniu; – dzień przed zdarzeniem; – dwa dni przed zdarzeniem

Na rysunku (Rysunek 1) graficznie zaprezentowano usytuowanie okna zdarzenia względem okna estymacyjnego. Estymowanie wyników służących do generowania oczekiwanych stóp zwrotu może być realizowane na podstawie notowań z okna estymacyjnego T0–T1 lub nawet T2–T3, tj. na podstawie danych występujących po okresie zdarzenia. Miejsce okna estymacyjnego to w badaniach najczęściej okres bezpośrednio poprzedzający okno zdarzenia, ale nigdy nieprzylegający do dnia zdarzenia, co oznacza, że ostatni dzień okna estymacyjnego nie może oznaczać początku okna zdarzenia. Okno estymacyjne nie może zatem pokrywać się z oknem zdarzenia. W literaturze oczekiwane zwroty są czasami obliczane na podstawie danych z okresu przed oknem zdarzenia (najczęściej stosowanym okresem) lub okresu po oknie zdarzenia lub kombinacji danych sprzed i po zdarzeniu.Długość okna zdarzenia w porównaniu do okna estymacyjnego winna być relatywnie krótka. W literaturze mowa o tym, że szerokość okna zdarzenia powinna rozciągać się do pierwszego dnia po zdarzeniu, w którym nie zaobserwowano (Krivin, 2003):

* istotnej wartości zwyżkowej stopy zwrotu (dodatniej lub ujemnej)
* istotnej wartości zwyżkowego wolumenu (dodatniego lub ujemnego)
* istotnej wartości zwyżkowej wariancji (dodatniej lub ujemnej)

Szerokość okna zdarzenia oraz usytuowanie i długość okna estymacyjnego może być za każdym razem indywidualnie ustalana dla każdego składnika podlegającego badaniu z osobna, ale można również przyjąć założenie, że dla wszystkich składników przyjmuje się to samo okno zdarzenia, zaczynające się (dla przykładu) 2 dni przed zdarzeniem i kończące 2 dni po nim. Należy dodać, że w takich sytuacjach należy dokładnie przeanalizować, czy w oknie estymacji występują dodatkowe zdarzenia zakłócające związane z analizowanymi komponentami konwencjonalnymi lub alternatywnymi. Dla potrzeb niniejszej pracy, w każdym przypadku oznacza dzień zdarzenia, np. dzień wydarzenia gospodarczego (notowanie na zamknięcie sesji lub na koniec dnia w zależności od składnika) i dla obliczona została dzienna procentowa zmiana wartości indeksu lub ceny składnika.

W celu dokonania weryfikacji, czy zdarzenie miało oddziaływanie na notowania cen/wartości składnika inwestycyjnego, można dokonać obliczeń dodatkowej stopy zwrotu według wzoru (6):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (6) |

gdzie:  
 — dodatkowa stopa zwrotu z akcji osiągnięta w okresie   
 — rzeczywista stopa zwrotu z akcji osiągnięta w okresie   
 — oczekiwana stopa zwrotu z akcji w okresie w sytuacji, gdyby zdarzenie nie wystąpiło  
 — dzień lub miesiąc w zależności od przyjętych do obliczeń danych i jednostki okna zdarzenia

Następnie należy obliczyć rzeczywistą stopę zwrotu (7):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (7) |

gdzie:  
 — oczekiwana stopa zwrotu z akcji w okresie ,  
 — średnia stopa zwrotu z akcji w okresie niezależnym.

Kolejnym krokiem jest obliczenie skumulowanej nadwyżkowej stopy zwrotu w oknie zdarzenia (8):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (8) |

gdzie:  
 — skumulowana nadwyżkowa stopa zwrotu z akcji osiągnięta w okresie obserwacji ,  
 — okres obserwacji, przedział czasowy mierzony w dniach lub miesiącach,  
 — suma dodatkowych stóp zwrotu.

Ostatnim krokiem jest obliczenie średnich skumulowanych nadwyżkowych stóp zwrotu (9):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (9) |

gdzie:  
 — średnia skumulowana dodatkowa stopa zwrotu,  
 — liczba składników badanej populacji,  
 — suma dodatkowych stóp zwrotu.

## Analiza wolumenu obrotów

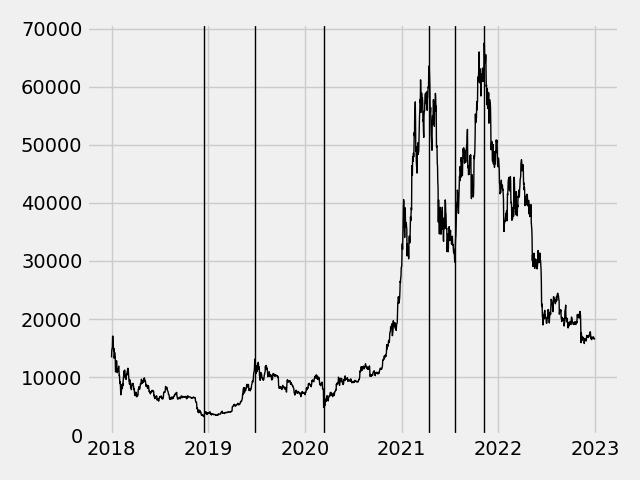
Analiza wolumenu obrotów jest ważnym narzędziem dla inwestorów, ponieważ wysoki wolumen może wskazywać na siłę trendu i potwierdzić, że zmiana cen jest trwała i nie jest spowodowana jedynie krótkotrwałym zainteresowaniem. Jest to narzędzie używane przez badaczy analizy technicznej.

W przeprowadzonej analizie brano pod uwagę następujące zmienne:

— poziom indeksu giełdowego na zamknięcie notowań sesji   
 — logarytmiczna stopa zwrotu indeksu wyznaczona jako   
 — zmienność stóp zwrotu indeksu wyznaczona jako odchylenie standardowe stóp zwrotu indeksu z ostatnich 20 sesji z włącznie  
 — wolumen obrotu akcjami – uczestnikami indeksu w czasie sesji

Okres badawczy podzielono na 7 podokresów na podstawie minimów i maksimów poziomu BTC (Rysunek 2), co pozwoliło na określenie zależności między zmiennymi w okresach zarówno wzrostów, jak i spadków na giełdzie:

* I okres: 1.01.2018–15.12.2018
* II okres: 16.12.2018–26.06.2019
* III okres: 27.06.2019–12.03.2020
* IV okres: 13.03.2020–13.04.2021
* V okres: 14.04.2021–20.07.2021
* VI okres: 21.07.2021–8.11.2021
* VII okres: 9.11.2021–31.12.2022



Rysunek 2. Poziom BTC na zamknięcie notowań w okresie od 1.01.2018 do 31.12.2022  
Źródło: opracowanie własne

Badanie zależności między zmiennymi zostało przeprowadzone dla trzech par zmiennych: i , i oraz i dla każdej z czterech kryptowalut. W pierwszej kolejności analiza dotyczyła zależności korelacyjnych na podstawie współczynników korelacji Pearsona (10) (Widz, 2017):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (10) |

gdzie:  
 — współczynnik korelacji r-Pearsona pomiędzy zmiennymi i ,  
 — kowariancja pomiędzy zmiennymi i ,  
, — odchylenie standardowe z populacji, odpowiednio i .

Następnie zostało przeprowadzone badanie przyczynowości liniowej w sensie Grangera. Definicja przyczynowości w sensie Grangera mówi, że zmienna jest przyczyną , jeżeli przyszłe wartości można lepiej prognozować na podstawie całego dostępnego zbioru informacji, niż używając informacji z wyłączeniem (Osińska, 2008). Zmienna jest więc przyczyną w sensie Grangera dla zmiennej (tzn. ), jeśli uwzględnienie w modelu objaśniającym opóźnionych wartości zmiennej poprawia jakość prognozowania zmiennej .

Przed przeprowadzeniem testu Grangera poszczególne zmienne zostały poddane badaniu na występowanie pierwiastka jednostkowego w celu stwierdzenia stacjonarności szeregów. Posłużył temu rozszerzony test Dickeya-Fullera (ADF), szerzej opisany w pracy Maddali (Maddala, 2008). Hipoteza o stacjonarności zmiennych była rozstrzygana przy poziomie istotności 0,05.

Badanie przyczynowości w sensie Grangera zostało przeprowadzone z wykorzystaniem modelu VAR ( (Charemza & Deadman, 1997), (Maddala, 2008))(11):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (11) |

gdzie:  
 — deterministyczna część równania (wyraz wolny, trend deterministyczny, zmienne sezonowe),  
, (dla ) – parametry strukturalne równania,  
 — rząd opoźnień dla zmiennych i ,  
 — składnik losowy.

Hipoteza oznacza, że zmienna nie jest przyczyną w sensie Grangera. W pracy została ona zweryfikowana za pomocą statystyki Walda o rozkładzie przy poziomie istotności . Fałszywość hipotezy świadczy o występowaniu przyczynowości. Maksymalny rząd opóźnień dla modeli VAR został wyznaczony na podstawie kryterium informacyjnego Schwarza – BIC (Kufel, 2011). Wybrany został ten rząd opóźnień, dla którego wartość kryterium była najmniejsza, ponieważ oznaczało to, że utrata informacji jest najmniejsza. W niniejszej pracy analiza przyczynowości została dokonana dla trzech par zmiennych: i , i oraz i , na podstawie następujących modeli (12):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  | (12) |

Sposób przeprowadzenia testu został przedstawiony w książce Charemzy i Deadmana. (Charemza & Deadman, 1997). Dodatkowo badanie przyczynowości zostało poprzedzone testami kointegracji Johansena, które informują o potencjalnym istnieniu długookresowego związku między zmiennymi (kointegracja implikuje przyczynowość w sensie Grangera) (Widz, 2017).

# Wyniki empiryczne

W tym rozdziale zostały przedstawione wyniki empiryczne z przeprowadzonych badań. Do wykonania analizy występowania efektu dni tygodnia został użyty program gretl, z kolei analiza zdarzeń i analiza wolumenu obrotów została przeprowadzona w Pythonie (Załącznik 1).

## Efekt dni tygodnia

Wykorzystane w badaniach empirycznych dane statystyczne pochodzą z Yahoo Finance. Baza danych o częstotliwości dziennej z okres pięciu lat, od 1.01.2018 do 31.12.2022. Liczebność próby wynosi 1826 obserwacji. Przedmiotem modelowania były logarytmiczne dzienne stopy zwrotu dla indeksów oraz kursów akcji, wyznaczone na podstawie wzoru ⋅ , gdzie oznacza poziom indeksu lub kurs zamknięcia dla akcji w chwili .

Obliczone dzienne stopy zwrotu pogrupowano w zależności od dnia tygodnia, w którym przypadły. Dla wybranych kryptowalut wyznaczono wartości przeciętne, zarówno dla całego rozpatrywanego okresu (Tabela 1), jak i dla rocznych podokresów (Tabela 2):

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  | Wszystkie dni | Poniedziałki | Wtorki | Środy | Czwartki | Piątki | Soboty | Niedziele |
| BTC | średnia arytm. | 0.01 | 0.14 | -0.12 | 0.18 | -0.34\* | 0.17 | 0.20 | -0.16 |
| odch. stand. | 3.90 | 4.43 | 3.91 | 4.07 | 5.01 | 3.68 | 2.62 | 3.12 |
| wsp. zmienn. | 371.04 | 31.99 | -31.98 | 22.82 | -14.84 | 21.11 | 13.01 | -19.60 |
| skośność | -1.07 | -0.12 | -0.55 | -0.35 | -2.97 | 0.30 | 0.16 | -0.52 |
| kurtoza | 13.25 | 2.70 | 3.59 | 2.19 | 27.73 | 2.00 | 4.62 | 2.94 |
| BNB | średnia arytm. | 0.19 | -0.11 | 0.20 | 0.22 | -0.24 | 0.96 | 0.48 | -0.22 |
| odch. stand. | 5.70 | 5.80 | 6.17 | 5.84 | 6.24 | 6.55 | 4.57 | 4.33 |
| wsp. zmienn. | 30.82 | -53.31 | 31.14 | 26.18 | -26.03 | 6.85 | 9.50 | -19.86 |
| skośność | 0.26 | -0.02 | 0.08 | -1.17 | -2.38 | 3.39 | 2.12 | -0.44 |
| kurtoza | 16.58 | 4.02 | 6.88 | 10.05 | 21.85 | 24.80 | 30.38 | 4.24 |
| XMR | średnia arytm. | -0.05 | -0.39 | -0.43 | -0.02 | -0.49\* | 0.28 | 0.34 | 0.37 |
| odch. stand. | 5.36 | 5.66 | 5.24 | 6.26 | 6.64 | 4.74 | 3.97 | 4.43 |
| wsp. zmienn. | -109.72 | -14.69 | -12.16 | -283.03 | -13.42 | 16.91 | 11.53 | 12.03 |
| skośność | -1.07 | -0.96 | -0.36 | -2.49 | -1.04 | 0.04 | 0.10 | 0.26 |
| kurtoza | 11.84 | 3.13 | 5.18 | 20.39 | 13.59 | 0.59 | 3.23 | 3.12 |
| BAT | średnia arytm. | -0.06 | -0.33 | -0.32 | -0.08 | -0.47\* | 1.15 | 0.47 | -0.82\* |
| odch. stand. | 6.40 | 6.26 | 6.55 | 7.27 | 7.15 | 6.48 | 5.52 | 5.15 |
| wsp. zmienn. | -111.05 | -18.69 | -20.69 | -89.74 | -15.14 | 5.64 | 11.76 | -6.27 |
| skośność | -0.13 | 0.13 | -0.41 | -0.23 | -1.18 | 0.55 | 1.65 | -0.59 |
| kurtoza | 5.91 | 2.71 | 4.80 | 4.23 | 10.51 | 2.23 | 9.96 | 2.36 |

Tabela 1. Charakterystki dla dziennych stóp zwrotu wybranych kryptowalut wraz z wartościami podstawowych statytsyk opisowych w okresie od 1.01.2018 do 31.12.2022

Dla wszystkich badanych kryptowalut przeciętne piątkowe oraz sobotnie stopy zwrotu były w łącznym badanym okresie dodatnie i znacznie wyższe od uzyskiwanych w inne dni tygodnia. Na uwagę zasługują zazwyczaj ujemne czwartkowe stopy. Najwyższe odchylenia standardowe dla zwrotów z kryptowalut zanotowano w czwartki, najniższe – w soboty. Jak wynika z danych, analizowane rozkłady stóp zwrotu charakteryzują się wysoką zmiennością, zwykle lewostronną skośnością oraz zawsze podwyższoną kurtozą. Należy zwrócić szczególną uwagę na BTC i BNB, dla których kurtoza jest szczególnie wysoka, co może sugerować występowanie ekstremalnych zdarzeń dla w badanych okresie. Są to cechy towarzyszące zazwyczaj finansowym szeregom czasowym. W (Tabela 1) jako \* oznaczono wartości średnie, które są istotnie mniejsze od 0, oznacza to że w analizowanym okresie dla tych walut i konkretnych dni tygodnia zdiagnozowano efekt czwartku (BTC, XMR, BAT) i w przypadku niedzieli dla waluty BAT.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  | Wszystkie dni | Poniedziałki | Wtorki | Środy | Czwartki | Piątki | Soboty | Niedziele |
| BTC | 2018 | -0.36 | -0.72 | -0.47 | -0.90 | -0.33 | -0.07 | 0.42 | -0.42 |
| 2019 | 0.18 | 0.52 | -0.31 | 0.50 | -0.88 | 1.01 | 0.43 | -0.01 |
| 2020 | 0.38 | 1.14 | 0.60 | 0.86 | -0.10 | 0.27 | 0.25 | -0.37 |
| 2021 | 0.13 | -0.17 | -0.31 | 0.75 | -0.11 | 0.36 | 0.09 | 0.29 |
| 2022 | -0.28 | -0.08 | -0.11 | -0.33 | -0.27 | -0.71 | -0.18 | -0.29 |
| BNB | 2018 | -0.09 | -1.11 | -0.33 | -0.54 | -0.21 | 2.08 | 1.05 | -1.54 |
| 2019 | 0.22 | 0.01 | -0.33 | 0.58 | -0.47 | 1.26 | 0.80 | -0.31 |
| 2020 | 0.27 | 0.88 | 0.51 | 0.01 | -0.93 | 0.71 | 0.63 | 0.13 |
| 2021 | 0.72 | 0.51 | 0.61 | 1.55 | 0.52 | 1.08 | 0.06 | 0.69 |
| 2022 | -0.20 | -0.84 | 0.54 | -0.48 | -0.10 | -0.36 | -0.12 | -0.06 |
| XMR | 2018 | -0.56 | -1.51 | -1.07 | -1.03 | -1.06 | 0.35 | 0.20 | 0.18 |
| 2019 | -0.01 | 0.09 | -1.06 | 0.91 | -1.67 | 1.09 | 0.25 | 0.35 |
| 2020 | 0.34 | 0.99 | 0.46 | 0.23 | -0.12 | 0.32 | 0.53 | 0.01 |
| 2021 | 0.10 | -1.30 | -0.23 | 0.07 | 0.42 | 0.05 | 0.65 | 1.07 |
| 2022 | -0.12 | -0.20 | -0.24 | -0.29 | -0.05 | -0.41 | 0.10 | 0.24 |
| BAT | 2018 | -0.36 | -0.95 | -1.22 | -0.72 | -0.60 | 1.00 | 0.80 | -0.82 |
| 2019 | 0.10 | -0.67 | -0.64 | 0.06 | -1.03 | 2.42 | 1.19 | -0.66 |
| 2020 | 0.03 | 0.86 | 0.54 | -0.46 | -1.13 | 1.46 | 0.13 | -1.18 |
| 2021 | 0.49 | -0.08 | -0.46 | 1.50 | 0.47 | 1.94 | 0.54 | -0.49 |
| 2022 | -0.54 | -0.83 | 0.21 | -0.78 | -0.07 | -1.09 | -0.30 | -0.96 |

Tabela 2. Przeciętne dzienne stopy zwrotu dla kryptowalut w rozbiciu na roczne podokresy

Analizując roczne podokresy (Tabela 2) można zauważyć wyraźną różnicę występującą pomiędzy rokiem 2018 a latami 2019-2022. Różnica ta dotyczy ujemych stóp zwrotu w roku 2018, wszystkie badane kryptowalut zanotowały ujemne dzienne stopy zwrotu, co oznacza spadek cen w ciągu całego roku. Z uwagi na zakres czasowy badania nie można stwierdzić, czy zaobserwowane zależności mają charakter trwały, czy też są dziełem przypadku.

Przed przystąpieniem do modelowania wariancji stóp zwrotu przeprowadzono badanie ciągu pod kątem jego stacjonarności, występowania autokorelacji oraz obecności efektu ARCH. Stacjonarność badano za pomocą testu Dickey’a-Fullera, uzyskując każdorazowo pozytywny wynik. Występowanie autokorelacji badano za pomocą testu Boxa-Pierce’a, a w wypadku jej obecności uznawano, że proces winien być opisany modelem AR, którego rząd ustalano posługując się wartościami funkcji ACF i PACF. W celu sprawdzenia, czy dany szereg charakteryzuje się heteroskedastyczną wariancją wykorzystywano test Engle’a mnożników Lagrange’a (test na występowanie efektu ARCH).

Następnie przystąpiono do estymacji poszczególnych modeli: modeli liniowych z sezonowością ((1), ewentualnie (2)), modeli GARCH z sezonowością w równaniu średniej (4) oraz zmodyfikowanych modeli GARCH z sezonowością w równaniu średniej i wariancji (5). Dokonując wyboru rzędu opóźnień w strukturze GARCH(p,q) kierowano się istotnością parametrów strukturalnych, wartościami kryteriów informacyjnych Akaike’a i Schwarza oraz wielkością ujemnego dwukrotnego logarytmu funkcji wiarygodności (-2lnL), który jest tym mniejszy, im większa jest wiarygodność wyników.

Wyniki estymacji przedstawia (Tabela 3). Oceny parametrów z oszacowanych równań (1) i (2) (w tabelach w kolumnach o nagłówkach KMNK) wskazują na średnią stopę zwrotu dla każdego z dni tygodnia. Stopy z poniedziałku i piątku okazywały się w większości badanych szeregów sposób statystycznie istotny różne od zera.

Oszacowania modeli typu (4) dały podobne wyniki. Wprowadzenie do modeli wariancji warunkowej spowodowało polepszenie ich jakości. Estymatory są teraz bardziej efektywne (uzyskano mniejsze błędy ocen odpowiednich parametrów). Zmniejszeniu uległy wartości -2lnL. Parametry w równaniach na wariancję uzyskały dodatnie oceny, ich sumy (poza stałymi) są mniejsze niż 1, aczkolwiek zbliżone do tej wartości. Ten ostatni fakt wskazuje na to, że informacje z odległej przeszłości są istotne w wyjaśnieniu bieżącej zmienności (persistence of volatility).

W zmodyfikowanych modelach GARCH typu (5) efekt dnia tygodnia jest obecny w obu równaniach: w wyraźny sposób w równaniach na średnią i w słabszy w równaniach na wariancję warunkową. W równaniach średniej statystycznie istotne okazały się najczęściej poniedziałek i piątek. Jeśli zaś chodzi o wariancję warunkową, to w kilku przypadkach statystycznie istotna jest wysoka zmienność poniedziałkowa (dla indeksów WIG, WIG20, MidWIG i spółki Prokom), a towarzysząca jej najniższa zmienność w piątki okazywała się statystycznie nieistotna. Otrzymany wynik dla stóp zwrotu z indeksów giełdowych znajduje swoje potwierdzenie w wartościach dla odchylenia standardowego umieszczonych w (Tabela 1). Można go tłumaczyć tym, że poniedziałkowe ceny zamknięcia zawierają w sobie informacje aż z trzech dni. Stąd też uważa się, iż odchylenie standardowe dla poniedziałkowych zwrotów winno być wyższe niż w inne dni.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | BTC | | | BNB | | | XMR | | | BAT | | |
|  | KMNK | GARCH  () | GARCH  () | KMNK | GARCH  () | GARCH  () | KMNK | GARCH  () | GARCH  () | KMNK | GARCH  () | GARCH  () |
| Poniedziałek (M) | 0.129  [0.564] |  |  | -0.27  [0.409] |  |  | -0.343  [0.265] |  |  | -0.284  [0.439] |  |  |
| Wtorek (M) | -0.131  [0.557] |  |  | 0.037  [0.911] |  |  | -0.389  [0.206] |  |  | -0.265  [0.469] |  |  |
| Środa (M) | 0.169  [0.450] |  |  | 0.061  [0.851] |  |  | 0.021  [0.947] |  |  | -0.03  [0.935] |  |  |
| Czwartek (M) | -0.347  [0.122] |  |  | -0.401  [0.22] |  |  | -0.452  [0.141] |  |  | -0.421  [0.25] |  |  |
| Piątek (M) | 0.165  [0.461] |  |  | 0.796  [0.015] |  |  | 0.323  [0.293] |  |  | 1.2  [1.07E-03] |  |  |
| Sobota (M) | 0.192  [0.392] |  |  | 0.139  [0.329] |  |  | 0.387  [0.208] |  |  | 0.521  [0.155] |  |  |
| Niedziela (M) | -0.168  [0.454] |  |  | -0.379  [0.247] |  |  | 0.411  [0.182] |  |  | -0.771  [0.036] |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| R2 | 0.003 |  |  | 0.005 |  |  | 0.004 |  |  | 0.009 |  |  |
| DW | 2.092 |  |  | 2.08 |  |  | 2.279 |  |  | 2.178 |  |  |
| logL | -5071.837 |  |  | -5761.476 |  |  | -5647.837 |  |  | -5968.578 |  |  |

Tabela 3. Wyniki estymacji

## Analiza zdarzeń

W niniejszej pracy do obliczeń rzeczywistej stopy zwrotu wykorzystano model oparty na średniej stopu zwrotu z okresu niezależnego. Średnie stopy zwrotu obliczono dla składników alternatywnych i klasycznych korzystając ze wzoru (7). Składniki klasyczne:

* S&P 500 – indeks giełdowy, w skład którego wchodzi 500 przedsiębiorstw o największej kapitalizacji, notowanych na New York Stock Exchange i NASDAQ
* FTSE 250 – indeks giełdowy na londyńskiej giełdzie, skupiający największe spółki pod względem kapitalizacji od 101 do 350.
* DAX – niemiecki indeks giełdowy największych pod względem udziału w obrotach i kapitalizacji spółek na giełdzie we Frankfurcie
* WIG – Warszawski Indeks Giełdowy – jest indeksem giełdowym o otwartym funduszu, co oznacza, że każdy może kupować i sprzedawać indeks jak akcje. Indeks WIG jest publikowany codziennie przez GPW i jest uważany za ważny wskaźnik kondycji gospodarki polskiej.

Jako składniki alternatywne zostały przyjęte kryptowaluty opisane w pracy.

Analizę zdarzeń przedstawiono na podstawie reakcji poszczególnych składników w konsekwencji wybuchu wojny Ukrainy z Rosją z dnia 24.02.2022 roku, w wyniku której zginęło ponad 280 tys. osób. Wydarzenie to miało charakter globalny, które wywołało chaos na rynkach, szczególnie wzrost ropy Brent i najwyższą cenę pszenicy od 2008 roku. Rzeczywiste stopy obliczono na podstawie dziennych stóp zwrotu z 30 poprzednich dni, tj. od 22.01.2022 do 21.02.2022 roku, tworząc tzw. okno estymacji. Ponieważ Rosja zbierała wojska przy granicy z Ukrainą już od wielu dni przed tym zdarzeniem, a informacje te były ogólnodostępne, gdy sytuacja stawała się co raz bardziej napięta inwestorzy także reagowali na te zmiany, dlatego też okno zdarzenia zaczyna się dwa dni przed wydarzeniem. Z kolei kończy 5 dni po wydarzeniu, ponieważ w trakcie miał miejsce weekend, kiedy giełda jest zamknięta, dlatego też, aby pokazać, jakie nastroję będą po weekendzie, okno zostało wydłużone.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Dzień | | Składniki klasyczne | | | | Składniki alternatywne | | | |
| S&P 500 | FTSE | DAX | WIG | BTC | BNB | XMR | BAT |
| AR (%) |  |  |  |  |  |  |  |
| Okno zdarzenia | -2 | -0.96 | -0.23 | 0.03 | 1.63 | 3.16 | 5.02 | 2.54 | 6.05 |
| -1 | -1.81 | -0.46 | -0.14 | -2.06 | -2.65 | -1.81 | -0.60 | -3.07 |
| 0 | 1.54 | -2.63 | -3.84 | -11.60 | 2.70 | -1.16 | -0.82 | 1.14 |
| 1 | 2.25 | 3.38 | 3.82 | 7.58 | 2.25 | 3.96 | 4.79 | 6.92 |
| 2 | - | - | - | - | -0.28 | -0.03 | 3.25 | 0.69 |
| 3 | - | - | - | - | -3.70 | -3.33 | -4.00 | -4.16 |
| 4 | -0.18 | 1.09 | -0.45 | 1.61 | 12.69 | 9.17 | 12.03 | 10.43 |
| 5 | -1.51 | -2.57 | -3.71 | -1.43 | 2.62 | 3.46 | 4.73 | 2.82 |
| CAR |  | -0.66 | -1.42 | -4.29 | -4.26 | 16.79 | 15.27 | 21.92 | 20.82 |
| ACAR |  | -2.66 |  |  |  | 18.7 |  |  |  |

Tabela 4. Wybuch wojny między Rosją a Ukrainą 2022-02-24

W (Tabela 4) zaprezentowano dzienne nadwyżkowe stopy zwrotu dla poszczególnych składników inwestycyjnych. Indeks WIG odnotował dzienną nadwyżkową stopę zwrotu dla w wysokości 1.63%, co oznacza, że dzień przed zamachem wartość indeksu na koniec dnia była o 1.63% wyższa niż w dniu poprzedzającym. W dniu wybuchu wojny wartość wyniosła -11.60%, natomiast dzień po już 7.58%. Skumulowana stopa zwrotu dla WIG wyniosła -4.26%. Oznacza to, że w wyniku wybuchu wojny na Ukrainie, indeks stracił na wartości w analizowanym okresie -4.26%. Analogiczne obliczenia wykonano dla wszystkich składników klasycznych i alternatywnych. Dodatkowo dokonano również obliczenia wartości ACAR – oddzielnie dla inwestycji klasycznych i alternatywnych. W wyniku przeprowadzonych badań można stwierdzić, że w konsekwencji wybuchu wojny na Ukrainie, wartość ACAR dla składników klasycznych wyniosła -2.66%. Z kolei składniki alternatywne odnotowały wzrost wartości o 18.7%. Oznacza to, iż w wyniku tego wydarzenia – składniki alternatywne okazały się lepszym wyborem do ulokowania swoich środków.

## Analiza wolumenu obrotów

Wybrane statystyki opisowe dla poszczególnych zmiennych w przyjętym okresie badawczym przedstawiono w (Tabela 5). Szereg stóp zwrotu dla BNB cechował się najwyższą średnią, ale największą zmienność stóp zwrotu zanotowano dla BTC. Z kolei największa zmienność wolumenu obrotu charakteryzowała BAT.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Zmienna | Średnia | Mediana | Odchylenie standardowe | Współczynnik zmienności | Skośność | Kurtoza |
| P\_BTC | 20338.67 | 10960.59 | 16986.02 | 83.52 | 1.03 | -0.29 |
| P\_BNB | 150.99 | 27.46 | 183.83 | 121.75 | 0.97 | -0.43 |
| P\_XMR | 146.42 | 129.86 | 85.24 | 58.22 | 0.97 | 0.64 |
| P\_BAT | 0.41 | 0.28 | 0.30 | 73.81 | 1.61 | 1.98 |
| R\_BTC | 1.05E-04 | 9.76E-04 | 0.04 | 37104.01 | -1.07 | 13.25 |
| R\_BNB | 1.85E-03 | 6.58E-04 | 0.06 | 3081.52 | 0.26 | 16.58 |
| R\_XMR | -4.88E-04 | 2.03E-03 | 0.05 | -10972.03 | -1.07 | 11.84 |
| R\_BAT | -5.76E-04 | -6.86E-04 | 0.06 | -11105.24 | -0.13 | 5.91 |
| V\_BTC | 2.66E+10 | 2.43E+10 | 1.98E+10 | 74.53 | 3.30 | 40.20 |
| V\_BNB | 9.93E+08 | 3.85E+08 | 1.45E+09 | 145.77 | 3.46 | 20.65 |
| V\_XMR | 2.72E+08 | 1.14E+08 | 1.08E+09 | 398.67 | 21.91 | 531.07 |
| V\_BAT | 1.30E+08 | 6.49+07 | 2.18E+08 | 167.53 | 6.53 | 69.24 |

Tabela 5. Wybrane statystyki dla całej próby

Badanie zależności korelacyjnych między zmiennymi w całym okresie badawczym wykazało umiarkowaną korelację ceny zamknięcia z wolumenem obrotu dla BTC i BAT, silną dla BNB i znikomą dla XMR, umiarkowaną lub znikomą korelację zmienności stóp zwrotu z wolumenem obrotu dla wszystkich kryptowalut, a także praktycznie brak korelacji stóp zwrotu z wolumenem obrotu.

W prawie wszystkich podokresach korelacji ceny do wolumenu była silna bądź umiarkowana dla wszystkich kryptowalut ze zwróceniem szczególnej uwagi na okresy III, IV i VI.

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Kryptowaluta | I okres | II okres | III okres | IV okres | V okres | VI okres | Cały okres |
| BTC | 0.78 | 0.86 | 0.07 | 0.55 | 0.60 | 0.00 | 0.55 |
| BNB | 0.62 | 0.93 | 0.34 | 0.82 | 0.57 | 0.57 | 0.71 |
| XMR | 0.80 | 0.67 | 0.06 | 0.1 | 0.65 | 0.67 | 0.05 |
| BAT | 0.61 | 0.85 | 0.39 | 0.67 | 0.85 | 0.61 | 0.61 |

Tabela 6. Współczynniki korelacji ceny zamknięcia z wolumenem obrotu

Dla korelacji stóp zwrotu i wolumenu tylko BNB w okresie IV przekroczyła próg 0.3 tym samym korelacja była słaba lub nie występowała

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Kryptowaluta | I okres | II okres | III okres | IV okres | V okres | VI okres | Cały okres |
| BTC | -0.01 | 0.18 | 0.04 | 0.02 | -0.19 | -0.2 | 0.00 |
| BNB | 0.30 | 0.08 | 0.22 | 0.31 | -0.09 | -0.11 | 0.08 |
| XMR | 0.08 | -0.01 | 0.03 | 0.04 | 0.05 | -0.03 | 0.03 |
| BAT | 0.18 | 0.15 | 0.10 | 0.29 | -0.11 | 0.19 | 0.16 |

Tabela 7. Współczynniki korelacji stóp zwrotu z wolumenem obrotu

Między zmiennością stóp zwrotu a wolumenem korelacja wystąpiła głównie w I okresie, gdzie w pozostałych utrzymywała się na niskim bądź umiarkowanym poziomie

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Kryptowaluta | I okres | II okres | III okres | IV okres | V okres | VI okres | Cały okres |
| BTC | 0.69 | 0.33 | -0.07 | 0.31 | -0.07 | 0.11 | 0.19 |
| BNB | 0.43 | -0.21 | 0.22 | 0.57 | 0.24 | 0.20 | 0.34 |
| XMR | 0.53 | -0.28 | -0.09 | 0.05 | -0.06 | 0.32 | 0.03 |
| BAT | 0.15 | 0.37 | -0.29 | 0.29 | -0.10 | 0.48 | 0.25 |

Tabela 8. Współczynniki korelacji zmienności stóp zwrotu z wolumenem obrotu

Wartości zmiennej p-value dla testu Dickeya-Fullera, mówiącej o możliwości przyjęcia bądź odrzucenia hipotezy zerowej o występowaniu pierwiastka jednostkowego, zostały zamieszczone w (Tabela 5) (dla całego okresu badawczego). Stacjonarne okazały się zarówno szeregi stóp zwrotów badanych kryptowalut, ich zmienności, jak i szeregi wolumenów obrotu dla BNB i XMR.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Zmienna | Statystyka | p\_value |
| P\_BTC | -1.3681 | 0.60 |
| P\_BNB | -1.5761 | 0.50 |
| P\_XMR | -2.6506 | 0.08 |
| P\_BAT | -2.0088 | 0.28 |
| R\_BTC | -29.6726 | 0.00E+00 |
| R\_BNB | -12.8216 | 6.14E-24 |
| R\_XMR | -20.5069 | 0.00E+00 |
| R\_BAT | -30.8062 | 0.00E+00 |
| D\_BTC | -4.9159 | 3.25E-05 |
| D\_BNB | -4.8356 | 4.65E-05 |
| D\_XMR | -4.815 | 5.09E-05 |
| D\_BAT | -4.7114 | 8.01E-05 |
| V\_BTC | -2.8188 | 0.06 |
| V\_BNB | -3.2637 | 0.02 |
| V\_XMR | -7.0819 | 4.64E-10 |
| V\_BAT | -2.4693 | 0.12 |

Tabela 9. Wyniki testu ADF dla całego okresu

Stopy zwrotu okazały się stacjonarne w każdym okresie, dla każdej kryptowaluty, wolumen obrotu w okresie I, a zmienność stóp zwrotu w okresie VI.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Zmienna | I okres | II okres | III okres | IV okres | V okres | VI okres |
| P\_BTC |  |  | Y |  |  |  |
| P\_BNB |  |  |  |  |  |  |
| P\_XMR |  |  |  |  |  | Y |
| P\_BAT | Y |  |  |  |  |  |
| R\_BTC | Y | Y | Y | Y | Y | Y |
| R\_BNB | Y | Y | Y | Y | Y | Y |
| R\_XMR | Y | Y | Y | Y | Y | Y |
| R\_BAT | Y | Y | Y | Y | Y | Y |
| D\_BTC |  |  |  | Y |  | Y |
| D\_BNB | Y |  | Y | Y |  | Y |
| D\_XMR |  |  |  | Y |  |  |
| D\_BAT | Y |  | Y |  |  | Y |
| V\_BTC | Y |  |  |  |  | Y |
| V\_BNB | Y |  | Y |  |  |  |
| V\_XMR | Y |  |  | Y |  |  |
| V\_BAT | Y |  |  |  |  | Y |

Tabela 10. Wyniki testu ADF dla poszczególnych podokresów

Autokorelacja między opóźnionymi wartościami tych zmiennych a ich resztami jest istotna statystycznie dla większości opóźnień. Oznacza to, że modele statystyczne oparte na tych danych mogą nie uwzględniać wystarczająco tych zależności. Może to prowadzić do niedoszacowania błędu modelu oraz do nieoptymalnego doboru parametrów, co może wpłynąć na jakość prognoz generowanych przez modele.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Opóźnienie | | |
| Zmienna | 1 | 10 | 20 |
| R\_BTC | **4.44 [0.035**] | 15.70 [0.109] | 20.58 [0.422] |
| R\_BNB | 2.98 [0.084] | **20.94 [0.022]** | 29.00 [0.088] |
| R\_XMR | **35.26 [0.000]** | **54.25 [0.000]** | **62.34 [0.000]** |
| R\_BAT | **14.78 [0.000]** | **26.61 [0.003]** | **41.93 [0.003]** |

Tabela 11. Korelogram

Analiza wyników testu śladu i testu Lmax pozwoliła stwierdzić brak występowania kointegracji tylko w dwóch przypadkach, dla ceny zamknięcia i wolumenu obrotu dla BTC i BNB o rzędzie 1 (Tabela 12).

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Zmienne | Rząd | Wartość własna | Test śladu | Test Lmax |
| P\_BTC i V\_BTC | 0 | 0.077 | 148.415 | 146.895 |
| 1 | 0.01 | 1.519 | 1.519 |
| R\_BTC i V\_BTC | 0 | 0.326 | 812.202 | 719.9 |
| 1 | 0.049 | 93.302 | 92.302 |
| D\_BTC i V\_BTC | 0 | 0.058 | 136.796 | 106.838 |
| 1 | 0.016 | 29.957 | 29.957 |
| P\_BNB i V\_ BNB | 0 | 0.063 | 120.141 | 118.249 |
| 1 | 0.001 | 1.892 | 1.892 |
| R\_BNB i V\_BNB | 0 | 0.325 | 772.201 | 716.894 |
| 1 | 0.030 | 55.306 | 55.306 |
| D\_BNB i V\_BNB | 0 | 0.044 | 113.824 | 80.780 |
| 1 | 0.018 | 33.043 | 33.043 |
| P\_XMR i V\_ XMR | 0 | 0.157 | 322.005 | 312.449 |
| 1 | 0.005 | 9.557 | 9.557 |
| R\_XMR i V\_ XMR | 0 | 0.345 | 1079.423 | 769.969 |
| 1 | 0.156 | 309.454 | 309.454 |
| D\_XMR i V\_ XMR | 0 | 0.157 | 333.344 | 307.265 |
| 1 | 0.014 | 26.0.79 | 26.079 |
| P\_BAT i V\_ BAT | 0 | 0.184 | 376.685 | 370.798 |
| 1 | 0.003 | 5.887 | 5.887 |
| R\_BAT i V\_ BAT | 0 | 0.352 | 977.151 | 790.344 |
| 1 | 0.097 | 186.807 | 186.807 |
| D\_BAT i V\_ BAT | 0 | 0.116 | 253.192 | 222.950 |
| 1 | 0.017 | 30.242 | 30.242 |

Tabela 12. Wyniki testu Johansena

Z (Tabela 13) wynika, że XMR wykazuje przyczynowość w sensie Grangera dla pozostałych kryptowalut, natomiast BNB dla wszystkich po za XMR.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Kierunek oddziaływania | Statystyka χ2 | p-value | Przyczynowość |
| R\_BTC→R\_BNB | 6.02 | 0.538 |  |
| R\_BTC→R\_XMR | 6.94 | 0.4348 |  |
| R\_BTC→R\_BAT | 13.05 | 0.0708 |  |
| R\_BNB→R\_BTC | 18.34 | 0.0105 | Y |
| R\_BNB→R\_XMR | 11.45 | 0.12 |  |
| R\_BNB→R\_BAT | 24.00 | 1.14E-03 | Y |
| R\_XMR→R\_BTC | 17.20 | 0.0161 | Y |
| R\_XMR→R\_BNB | 17.67 | 0.0135 | Y |
| R\_BAT→R\_BAT | 16.18 | 0.0235 | Y |
| R\_BAT→R\_BTC | 3.66 | 0.8175 |  |
| R\_BAT→R\_BNB | 3.68 | 0.8163 |  |
| R\_BAT→R\_XMR | 11.99 | 0.1008 |  |

Tabela 13. Test przyczynowości w sensie Grangera dla stóp zwrotu

Test nie dał natomiast podstaw do stwierdzenia istnienia przyczynowości w przeciwnym kierunku: wolumen nie jest przyczyną w sensie Grangera, dla stóp zwrotu jest on natomiast przyczyną w sensie Grangera dla zmienności stóp zwrotu.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Kierunek oddziaływania | Statystyka χ2 | p-value | Przyczynowość |
| BTC | P→V | 44.72 | 1.55E-07 | Y |
|  | V→P | 31.09 | 5.98E-05 | Y |
|  | R→V | 20.76 | 4.14E-03 | Y |
|  | V→R | 6.21 | 0.5151 |  |
|  | D→V | 32.22 | 3.70E-05 | Y |
|  | V→D | 12.25 | 0.0926 |  |
| BNB | P→V | 26.98 | 3.36E-04 | Y |
|  | V→P | 79.44 | 1.79E-04 | Y |
|  | R→V | 10.70 | 0.1521 |  |
|  | V→R | 37.48 | 3.81E-06 | Y |
|  | D→V | 13.17 | 0.068 |  |
|  | V→D | 26.43 | 4.22E-04 | Y |
| XMR | P→V | 1.85 | 0.9677 |  |
|  | V→P | 1.70 | 0.9745 |  |
|  | R→V | 3.98 | 0.7823 |  |
|  | V→R | 2.82 | 0.9015 |  |
|  | D→V | 1.72 | 0.9739 |  |
|  | V→D | 1.65 | 0.9766 |  |
| BAT | P→V | 91.24 | 6.90E-17 | Y |
|  | V→P | 48.49 | 2.86E-08 | Y |
|  | R→V | 25.41 | 6.43E-04 | Y |
|  | V→R | 8.83 | 0.2654 |  |
|  | D→V | 41.04 | 0.7.96E-07 | **Y** |
|  | V→D | 18.16 | 0.0113 | Y |

Tabela 14. Test przyczynowości w sensie Grangera dla całego okresu badawczego

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Kierunek oddziaływania | Przyczynowość | | | | | |
| I okres | II okres | III okres | IV okres | V okres | VI okres |
| BTC | P→V |  | Y |  | Y |  |  |
|  | V→P |  | Y |  | Y |  |  |
|  | R→V |  | Y |  | **Y** |  |  |
|  | V→R |  | Y |  | **Y** |  |  |
|  | D→V | Y |  | Y |  |  |  |
|  | V→D | Y |  | Y |  |  |  |
| BNB | P→V |  | **Y** |  | Y |  | Y |
|  | V→P |  | **Y** |  | Y |  | Y |
|  | R→V | **Y** |  |  | Y |  |  |
|  | V→R | **Y** |  |  | Y |  |  |
|  | D→V |  |  |  |  |  |  |
|  | V→D |  |  |  |  |  |  |
| XMR | P→V | Y | Y |  |  |  | Y |
|  | V→P | Y | Y |  |  |  | Y |
|  | R→V | Y | **Y** |  |  |  |  |
|  | V→R | Y | **Y** |  |  |  |  |
|  | D→V |  |  |  |  |  |  |
|  | V→D |  |  |  |  |  |  |
| BAT | P→V |  | Y |  | Y | Y | Y |
|  | V→P |  | Y |  | Y | Y | Y |
|  | R→V |  |  |  |  |  | Y |
|  | V→R |  |  |  |  |  | Y |
|  | D→V |  |  | Y |  |  | Y |
|  | V→D |  |  | Y |  |  | Y |

Tabela 15. Test przyczynowości w sensie Grangera dla poszczególnych podokresów badawczych

## Wnioski

**Analiza dni tygodnia**

**Analiza zdarzeń**

Reakcja inwestorów w sytuacjach nadzwyczajnych, takich jak wydarzenia polityczne, gospodarcze czy też terrorystyczne mogą być zupełnie różne. Po przeanalizowaniu opisywanego wydarzenia daje się zauważyć, że inwestorzy inwestujący w aktywa klasyczne cechują się większą podatnością do wpadania w pułapkę przynależności do tłumu, podejmują decyzje razem z tłumem, w efekcie czego ich zachowania prowadzą do wyprzedaży i paniki na rynkach akcji. Inwestorzy inwestujący w aktywa alternatywne natomiast cechują się mniejszą podatnością na dobiegające informacje z zewnątrz, w konsekwencji czego same składniki alternatywne mniej tracą na wartości, gdyż ich wyprzedaż nie jest tak liczna (pod względem wolumenu, jak i liczby transakcji) jak w przypadku składników klasycznych.

**Analiza wolumenu obrotów**

# Podsumowanie

Inwestowanie wiąże się z ryzykiem np.

# Spis rysunków

Rysunek 1. Okna w analizie zdarzeńŹródło: (Kujawa & Ostrowska, 2016) 12

Rysunek 2. Poziom BTC na zamknięcie notowań w okresie od 1.01.2018 do 31.12.2022 Źródło: opracowanie własne 15

# Spis tabel

[Tabela 1. Charakterystki dla dziennych stóp zwrotu wybranych kryptowalut wraz z wartościami podstawowych statytsyk opisowych w okresie od 1.01.2018 do 31.12.2022 18](#_Toc133657580)

[Tabela 2. Przeciętne dzienne stopy zwrotu dla kryptowalut w rozbiciu na roczne podokresy 18](#_Toc133657581)

[Tabela 3. Wyniki estymacji 19](#_Toc133657582)

[Tabela 4. Wybuch wojny między Rosją a Ukrainą 2022-02-24 20](#_Toc133657583)

[Tabela 5. Wybrane statystyki dla całej próby 21](#_Toc133657584)

[Tabela 6. Współczynniki korelacji ceny zamknięcia z wolumenem obrotu 21](#_Toc133657585)

[Tabela 7. Współczynniki korelacji stóp zwrotu z wolumenem obrotu 21](#_Toc133657586)

[Tabela 8. Współczynniki korelacji zmienności stóp zwrotu z wolumenem obrotu 21](#_Toc133657587)

[Tabela 9. Wyniki testu ADF dla całego okresu 22](#_Toc133657588)

[Tabela 10. Wyniki testu ADF dla poszczególnych podokresów 22](#_Toc133657589)

[Tabela 11. Wyniki testu Johansena 22](#_Toc133657590)

[Tabela 12. Test przyczynowości liniowej Grangera dla całego okresu badawczego 23](#_Toc133657591)

[Tabela 13. Test przyczynowości liniowej Grangera dla poszczególnych podokresów badawczych 23](#_Toc133657592)

# Bibliografia

Bartos, J., 2015. DOES BITCOIN FOLLOW THE HYPOTHESIS OF EFFICIENT. *International Journal of Economic Sciences ,* IV(2).

Berument, H. & Kiymaz, H., 2001. The Day of the Week Effect on Stock Market Volatility. *JOURNAL OF ECONOMICS AND FINANCE,* 25(2), pp. 181-193.

Binance, 2019. *Binance.* [Online]   
Available at: https://academy.binance.com/pl/articles/what-is-fiat-currency  
[Accessed 6 Kwiecień 2023].

Binance, 2021. *Binance Blog.* [Online]   
Available at: https://www.binance.com/en/blog/fiat/fiat-money-vs-cryptocurrency-can-they-coexist-421499824684902103  
[Accessed 19 lipiec 2022].

Bollerslev, T., 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Journal of Econometrics,* 31(3), pp. 307-327.

Box, G. & Jenkins, G., 1986. *Analiza szeregów czasowych : prognozowanie i sterowanie.* Warszawa: Państwowe Wydawnictwo Naukowe.

Business, 2022. *Business Insider.* [Online]   
Available at: https://businessinsider.com.pl/gielda/jak-dzialaja-kopalnie-kryptowalut/48j622b  
[Accessed 7 Kwiecień 2023].

Business, N. U. D.-M. S. o., 2018. *GUIDE TO THE RISE OF CRYPTOCURRENCY, DIGITAL CURRENCY AND BITCOIN.* [Online]   
Available at: https://onlinebusiness.northeastern.edu/masters-in-finance-msf/knowledge/guide-to-the-rise-of-cryptocurrency-digital-currency-and-bitcoin/  
[Accessed 19 lipiec 2022].

Caporale, G. M. & Plastun, A., 2019. The day of the week effect in the cryptocurrency market. *Finance Research Letters,* Volume 31.

Caporale, G. M. & Plastun, A., 2019. The day of the week effect in the cryptocurrency market. *Finance Research Letters,* Volume 31.

Carrick, J., 2016. Bitcoin as a Complement to Emerging Market Currencies. *Emerging Markets Finance and Trade,* 52(10), pp. 2321-2334.

Charemza, W. & Deadman, D., 1997. *Nowa ekonometria.* Warszawa: Polskie Wydawnictwo Ekonomiczne.

Cheung, A., Roca, E. & Su, J.-J., 2015. Crypto-currency bubbles: an application of the Phillips–Shi–Yu (2013) methodology on Mt. Gox bitcoin prices. *Applied Economics,* 47(23), pp. 2348-2358.

Cross, F., 1973. The Behavior of Stock Prices on Fridays and Mondays. *Financial Analysts Journal,* Volume 29, pp. 67-69.

Cross, F., 1973. The Behavior of Stock Prices on Fridays and Mondays. *Financial Analyst Journal,* 29(6), pp. 67-69.

Diaconaşu, D.-E., Mehdian, S. & Stoica, O., 2022. *An analysis of investors’ behavior in Bitcoin market,* Hiszpania: PLoS ONE.

Dwyer, G., 2015. The economics of Bitcoin and similar private digital currencies. *Journal of Financial Stability,* Volume 17, pp. 81-91.

Fields, 1931. Stock prices: a problem in verification. *The Journal of Business of the University of Chicago,* Volume 4, pp. 415-418.

French, K., 1980. Stock Returns and the Weekend Effect,. *Journal of Financial,* 8(1), pp. 55-69.

Gurgul, J., 2012. *Analiza zdarzeń na rynkach akcji..* Warszawa: Wolters Kluwer.

Howells & Bain, 1999. *Money, Banking and Finance.* London: Longman.

Kang, H. J., 2022. Information efficiency in the cryptocurrency market. *Journal of COmputer Information Systems,* pp. 622-632.

Krivin, 2003. Determination of the Appropriate Event Window Length in Individual Stock Event Studies. *SSRN Electronic Journal.*

Kufel, T., 2011. *Rozwiązywanie problemów z wykorzystaniem programu GRETL.* 3rd ed. Warszawa: Wydawnictwo Naukowe PWN.

Kujawa, S. & Ostrowska, E., 2016. Analiza zdarzeń i jej zastosowanie w finansach behawioralnych. *Finance, Rynki Finansowe, Ubezpieczenia,* pp. 191-200.

Landmesser, J., 2006. *EFEKT DNIA TYGODNIA NA GIEŁDZIE PAPIERÓW WARTOŚCIOWYCH W WARSZAWIE,* Warszawa: s.n.

Latif, S. R., 2017. Testing the Weak form of Efficient Market in Cryptocurrency. 12(9), pp. 2285-2288.

Maddala, G. S., 2008. *Ekonometria.* Warszawa: Wydawnictwo Naukowe PWN.

Oracle, 2022. *Oracle.* [Online]   
Available at: https://www.oracle.com/pl/blockchain/what-is-blockchain/  
[Accessed 6 Kwiecień 2023].

Oracle, 2023. *Oracle.* [Online]   
Available at: https://www.oracle.com/pl/blockchain/what-is-blockchain/  
[Accessed 13 Luty 2023].

Osińska, M., 2008. *Ekonometryczna analiza zależności przyczynowych.* 1st ed. Toruń: Wydawnictwo Naukowe Uniwersytetu Mikołaja Kopernika.

Piontek, K., 2002. *Modelowanie i prognozowanie zmiennoci instrumentów finansowych,* Wrocław: Akademia Ekonomiczna we Wrocławiu.

Piontek, K., 2003. Modelowanie "długiej pamięci" szeregów zmienności stóp zwrotu. *Prace Naukowe / Akademia Ekonomiczna w Katowicach,* pp. 491-504.

Plastun, A., Kozmenko, S., Plastun, V. & Filatova, H., 2019. Market anomalies and data persistence: The case of the day-of-the-week effect. *Journal of International,* Issue 12, pp. 122-130.

Software Testing Help, 2023. *Software Testing Help.* [Online]   
Available at: https://www.softwaretestinghelp.com/types-of-cryptocurrency/  
[Accessed 13 Luty 2023].

TradeStation, 2020. *TradeStation.* [Online]   
Available at: https://www.tradestation.com/learn/market-basics/cryptocurrencies/the-basics/how-does-crypto-compare-to-traditional-currency/  
[Accessed 19 lipiec 2022].

Tsay, R., 2002. *Analysis of Financial Time Series.* 2nd ed. Chicago: Wiley and Sons.

Widz, E., 2017. Stopy zwrotu indeksów giełdowych na GPW w Warszawie i ich zmienność a wolumen obrotu akcjami – analiza zależności. *Finanse, Rynki Finansowe, Ubezpieczenia,* pp. 401-412.

Yaya, O. & Ogbonna, A. E., 2019. *Do we Experience Day-of-the-week Effects in Returns and Volatility of Cryptocurrency?,* s.l.: University of Ibadan.

Zaremba, A. & Płotnicki, M., 2015. Krótkoterminowe i długoterminowe reakcje cenowe na ogłoszenia transakcji fuzji i przejęć na rynkach Europy Środkowo-Wschodniej. *ZESZYTY NAUKOWE UNIWERSYTETU SZCZECIŃSKIEGO,* Volume 854, pp. 593-606.

Wyrażam zgodę na udostępnienie mojej pracy w czytelniach Biblioteki SGGW   
w tym w Archiwum Prac Dyplomowych SGGW

.................................................................

*(czytelny podpis autora pracy)*