

EFEKT ZARAŻANIA NA RYNKU KRYPTOWALUT

Anna Siwek-Skrzypek (ORCID: 0000-0002-6656-3215)

Wydział Zarządzania

Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie

e-mail: anna.siwek91@gmail.com

Streszczenie: W artykule podjęto próbę odpowiedzenia na pytania: czy po wstrząsie, 5-go stycznia 2018 roku, na rynku kryptowalut wystąpił efekt zarażania oraz czy wahania kursu Bitcoina mają wpływ na kształtowanie się cen innych kryptowalut. Dodatkowo sprawdzono czy czynnik zewnętrzny ma wpływ na notowania kryptowalut. Badania przeprowadzono na danych z przełomu 2017 i 2018 roku. Do celów badawczych użyto modelu VAR-DCC-GARCH. Przeprowadzone analizy wykazały, że wystąpił efekt zarażania na badanym rynku oraz spadki zanotowane dla kryptowaluty Bitcoin, spowodowały spadki cen innych badanych kryptowalut.

Słowa kluczowe: kryptowaluta, rynek kryptowalut, model VAR-DCC-GARCH, efekt zarażania, czynnik globalny

JEL classification: C58, G10, F44, E44

WSTĘP

Celem badań jest analizowanie powiązań i zależności pomiędzy kryptowalutami pod kątem możliwości wystąpienia efektu zarażania (ang. Contagion effect). Została również podjęta próba odpowiedzenia na pytanie, czy spadki zanotowane przez kryptowalutę Bitcoin, w styczniu 2018 roku spowodowały spadki cen innych badanych kryptowalut. Badaniu poddano kryptowaluty występujące na giełdzie Bitbay.net to są: Bitcoin, Bitcoin Cash, Litecoin, Dash, Ethereum oraz Lisk.

Efekt zarażania

Dzięki rozwojowi Internetu oraz technologii komputerowej powstało pojęcie efektu zarażania, które cechuje się szybkim, nagłym i niespodziewanym rozprzestrzenianiem się wydarzeń niepożądanych. Według jednej z definicji zapro-

ponowanej przez [Forbes, Rigobon 2002], zarażanie obserwujemy, gdy następuje znaczący wzrost powiązań między rynkami (bądź grupą rynków) po wstrząsie. Drugą z definicji, która będzie pomocna w postawieniu wniosków na postawione powyżej cele jest definicja empiryczna, która mówi, że efekt zarażania występuje, gdy po zdarzeniu niepożądanym na danym rynku, następuje wzrost zależności między rynkiem zarażającym, a pozostałymi rynkami (zwanymi rynkami zarażanymi).

Kryptowaluta

Kryptowaluta jest to wirtualny pieniądz powstały w sieci za pomocą koparek kryptowalut, który do zabezpieczeń transakcji stosuje kryptografię. Szyfrowanie zapobiega dokonywaniu nieautoryzowanych zmian w zapisach znajdujących się w systemie. Pierwsza kryptowaluta, Bitcoin, powstała w 2009 roku. Twórcami była osoba (lub grupa osób) ukrywająca się pod pseudonimem Satoshi Nakamoto. Obecnie na rynku znajduje się około 1600 kryptowalut. Kryptowaluta, jako środek płatniczy, różni się od tych „tradycyjnych”: brakiem centralnego emitenta, anonimowością transakcji oraz brakiem centralnej administracji. Wirtualne waluty można gromadzić w portfelach, gdzie dostęp mają tylko właściciele kluczy prywatnych. Zaletą tej formy walut jest anonimowość oraz szybkość transakcji, która trwa około 6 do 30 minut. Kryptowaluta jest cyfrowym wytworem działającym w sieci, stąd główną wadą kryptowalut jest możliwość włamań hakerów. Poniżej przedstawiono specyfikację wybranych do badań kryptowalut.

Tabela 1. Specyfikacja kryptowalut

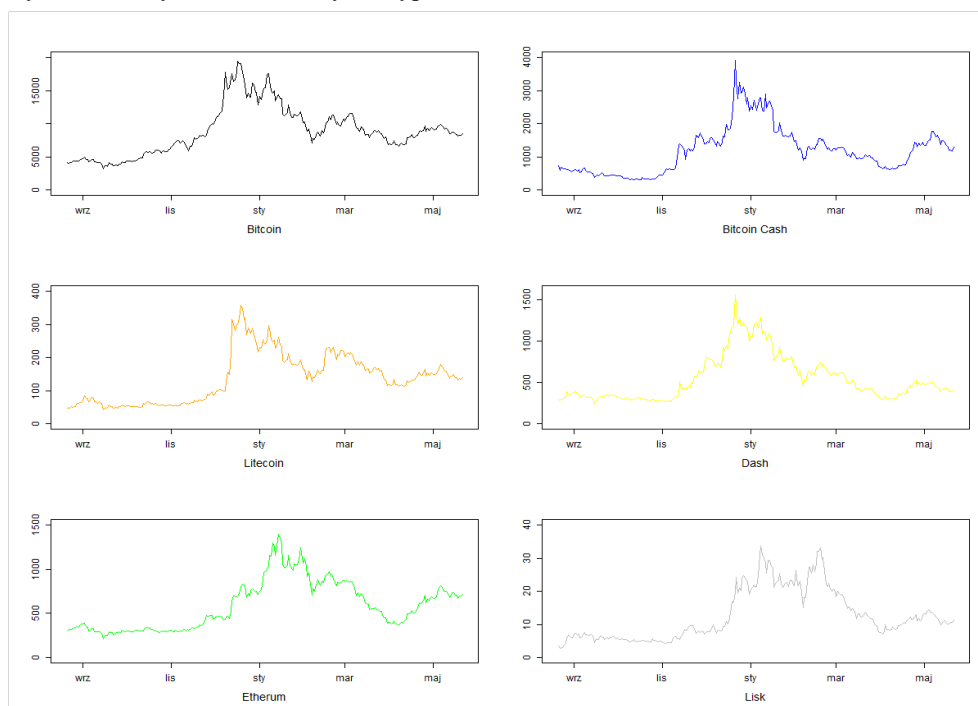
Nazwa	Symbol	Rok wyprodukowania	Twórca/ Twórcy	Wydobytych monet	Maksymalna ilość monet
Bitcoin	BTC	sty 2009	Satoshi Nakamoto (osoba lub grupa osób)	16,2 mln	21 mln
Bitcoin Cash	BCH	sie 2017	Zespoły	17,0 mln	21 mln
Etherum	ETH	lip 2015	Vitalika Buterina	92,2 mln	brak
Dash	DASH	sty 2014	Satoshi Nakamoto (osoba lub grupa osób)	7,2 mln	ok. 18 mln
Lisk	LSK	mar 2016	Max Kordek, Oliver Beddows	114,6 mln	brak
Litecoin	LTC	paź 2011	Charles Lee	50,6 mln	84 mln

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych ze strony BitHub.pl

DANE I METODY BADAWCZE

Do badań wybrano sześć kryptowalut: Bitcoin (BTC), Bitcoin Cash (BCH), Litecoin (LTC), Dash (DASH), Ethereum (ETH) oraz Lisk (LSK), występujących na giełdzie Bitbay.net. Dane pobrano ze strony stooq.pl. Dodatkowo pobrano dane U.S. Dolar Index wykorzystany jako czynnik globalny. Dane pochodzą z okresu od 21 sierpnia 2017 roku do 21 maja 2018 roku (co stanowi 274 obserwacji). Poniżej przedstawiono wykres kształtowania się cen kryptowalut dla badanego okresu.

Rysunek 1. Wykres cen badanych kryptowalut



Źródło: opracowanie własne, na podstawie danych ze strony stooq.pl

Na wykresie cen badanych kryptowalut (rysunek 1) widzimy, że Bitcoin osiągnął najwyższą cenę pod koniec 2017 roku. Od dnia 5-go stycznia 2018 roku obserwujemy spadki cen. Do badań, jako datę graniczną wybrano właśnie datę 5-go stycznia 2018 roku i podzielono dane na dwie części: pierwszy okres od 21/08/2017 do 04/01/2018, drugi okres od 05/01/2018 do 21/05/2018. Powodów jakie mogły spowodować styczniowe spadki jest kilka:

1. Złe wiadomości z Korei Południowej – Korea Południowa jest jednym z największych aktywnych rynków kryptowalut na świecie. W styczniu Ministerstwo Sprawiedliwości ogłosiło, że chce wprowadzić zaraz handlu kryptowalutami. Decyzja ta jednak nie doszła do skutku. Następnie ogłoszono,

iż zostanie wprowadzona weryfikacja użytkowników inwestujących na giełdach kryptowalut. Obie te wiadomości spowodowały panikę wśród inwestorów.

2. Widmo zakazu „kopania” kryptowalut w Chinach – 65% transakcji realizowanych na giełdach kryptowalut jest potwierdzanych w chińskich kopalniach z uwagi na fakt iż to właśnie w Chinach jest tani prąd. W styczniu pojawiła się informacja, że rząd chiński wprowadzi zakaz kopania kryptowalut w Chinach.
3. Panika wśród nowicjuszy – duże zainteresowanie kryptowalutami spowodowało, że coraz więcej osób zaczęło inwestować w wirtualne pieniądze bez wiedzy i umiejętności. Gdy ceny zaczęły spadać, nowi inwestorzy wyprzedawali swoje waluty, gdyż bali się, że stracą wszystko.
4. Wyplata świąteczna w krajach azjatyckich – w styczniu przypadł chiński nowy rok. Azjaci wypłacają swoje oszczędności zainwestowane w kryptowaluty aby zrobić zakupy świąteczne.
5. Teoria spiskowa Wall Street – na początku roku zostały wypłacone dywidendy w największych bankach światowych. Teoria spiskowa mówi, iż bankierzy zmanipulowali rynkiem kryptowalut, aby mogli oni tanio kupić wirtualny pieniądz.
6. Efekt stycznia – obserwując rynek kryptowalut, od 3 lat można zaobserwować te same zachowania na przełomie końca i początku roku. Według analiz minima roczne osiągnęte są właśnie w styczniu.

Na początku badań zastanowiono się, czy ceny badanych kryptowalut kształtowały się podobnie jak ceny kryptowaluty Bitcoin. Wykresy na (rysunek 1) pokazują, że dzienne notowania badanych kryptowalut mają podobny charakter. Największe wartości osiągnięte zostały pod koniec roku, natomiast najniższą cenę osiągnięto w styczniu 2018 roku.

Przeprowadzona została analiza korelacji dziennych notowań cen pomiędzy kryptowalutą Bitcoin i pozostałymi badanymi kryptowalutami. Obliczono korelacje próbkowe dla logarytmicznych stóp zwrotu badanych kryptowalut. Z punktu widzenia badań, najbardziej interesują nas korelacje pomiędzy Bitcoinem, a pozostałymi kryptowalutami. Zaobserwowano wysoki współczynnik korelacji pomiędzy logarytmicznymi stopami zwrotu interesujących nas kryptowalut (tabela 2). Biorąc pod uwagę korelację pomiędzy kryptowalutą Bitcoin a pozostałymi kryptowalutami największe skorelowanie obserwujemy dla par Bitcoin-Litecoin oraz Bitcoin-Etherum na poziomie 0,65, a najniższe wystąpiło dla pary Bitcoin-Bitcoin Cash równe 0,33.

Tabela 2. Współczynniki korelacji próbkowych dla badanych kryptowalut dla okresu 21/08/2017 – 21/05/2018

	BTC	BCH	LTC	DASH	ETH	LSK
BTC	1	0,3348	0,6420	0,5934	0,6556	0,4162
BCH	0,3348	1	0,4477	0,6151	0,5458	0,3135
LTC	0,6420	0,4477	1	0,6716	0,7524	0,4508
DASH	0,5934	0,6151	0,6716	1	0,7532	0,5805
ETH	0,6556	0,5458	0,7524	0,7532	1	0,5258
LSK	0,4162	0,3135	0,4508	0,5805	0,5258	1

Źródło: opracowanie własne

Aby oszacować warunkowe korelacje oraz odpowiedzieć na postawione w artykule pytania, wykorzystano model VAR-DCC-GARCH. Model DCC-GARCH (ang. Dynamic Conditional Correlation Model) który został sformułowany w pracy [Engel 2002]. Główną ideą tej klasy modeli jest dekompozycja macierzy kowariancji H_t na macierz warunkowych odchyłeń standardowych $D_t = \text{diag}(h_{11t}^{1/2}, \dots, h_{nnt}^{1/2})$ oraz macierz warunkowych korelacji R_t . Na podstawie prac [Fiszeder 2009] i [Orskaug 2009], przyjęto następujący model:

$$r_{it} = a_{it} + \sum_{j=1}^n \left(\sum_{l=1}^k a_{il}^j r_{jt-l} \right) + \varepsilon_{it}, \quad (1)$$

gdzie: r_t to wektor $n \times 1$ logarytmicznych stóp zwrotu w chwili t ,

$$\varepsilon_t | \Psi_{t-1} \sim N(0, H_t), \quad (2)$$

$$H_t = D_t R_t D_t, \quad (3)$$

gdzie: H_t to macierz kwadratowa wymiaru $n \times n$, warunkowych kowariancji w chwili t ,

$$D_t = \begin{bmatrix} \sqrt{h_{11,t}} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{22,t}} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sqrt{h_{nn,t}} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

gdzie: D_t to macierz diagonalna wymiaru $n \times n$ warunkowych odchyłeń standardowych dla składowych wektora ε_t ,

$$h_{ii,t} = \alpha_{ii,0} + \sum_{q=1}^Q \alpha_{ii,q} \varepsilon_{i,t-q}^2 + \sum_{p=1}^P \beta_{ii,p} h_{ii,t-p}, \quad (5)$$

gdzie: $h_{ii,t}$ to warunkowe wariancje opisane za pomocą jednorównaniowych modeli GARCH,

$$R_t = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12,t} & \rho_{13,t} & \cdots & \rho_{1n,t} \\ \rho_{12,t} & 1 & \rho_{23,t} & \cdots & \rho_{2n,t} \\ \rho_{13,t} & \rho_{23,t} & 1 & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \rho_{n-1,n,t} \\ \rho_{1n,t} & \rho_{2n,t} & \cdots & \rho_{n-1,n-t} & 1 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

gdzie: R_t to macierz kwadratowa wymiaru $n \times n$ warunkowych korelacji dla ε_t , $\alpha_{ii,q}$, $\beta_{ii,p}$ ($i = 1, \dots, n$, $q = 1, \dots, Q$, $p = 1, \dots, P$) współczynniki, których suma $\sum_{q=1}^Q \alpha_{ii,q} + \sum_{p=1}^P \beta_{ii,p} \in (0,1)$.

$$R_t = Q_t^{*-1} Q_t Q_t^{*-1}, \quad (7)$$

$$Q_t = (1-a-b)\bar{Q} + a\delta_{t-1}\delta_{t-1}^T + bQ_{t-1}, \quad (8)$$

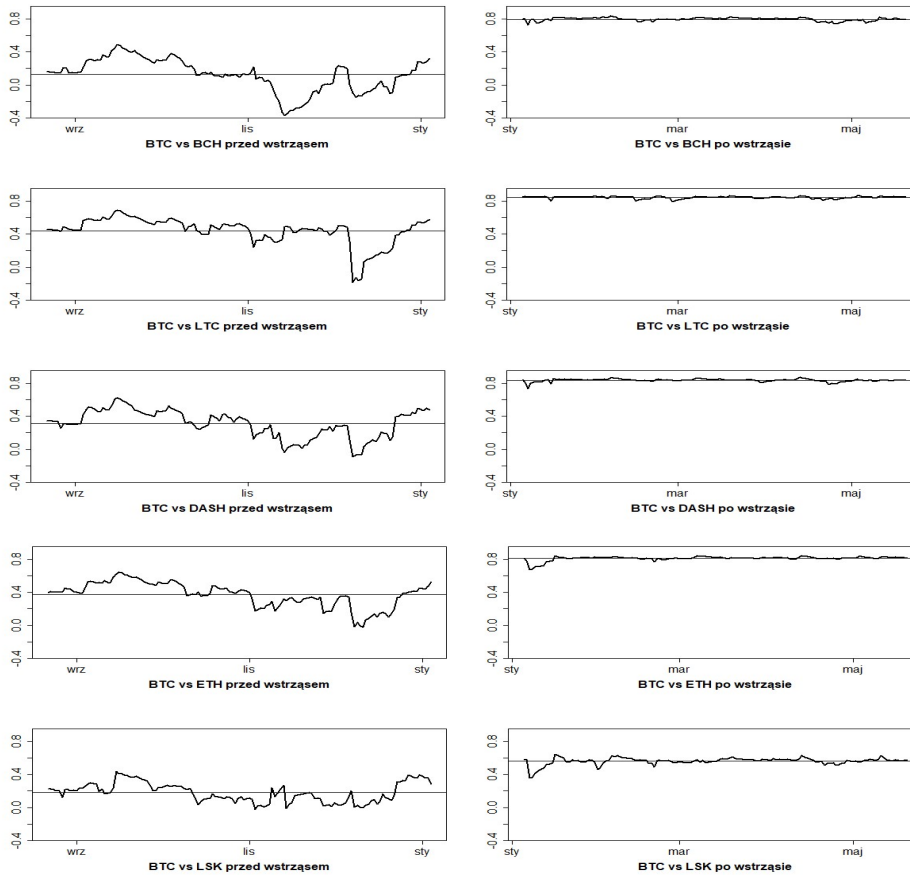
$$\delta_{t-1} = \varepsilon_t D_t^{-1}, \quad (9)$$

$$Q_t^* = \begin{bmatrix} \sqrt{q_{11,t}} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sqrt{q_{22,t}} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \sqrt{q_{nn,t}} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

Do estymacji modelu zastosowano metodę największej wiarygodności. Obliczenia przeprowadzono w programie „R”.

W modelu zostały wykorzystane logarytmiczne stopy zwrotu z dziennych notowań sześciu wybranych kryptowalut. Dane podzielono na dwie części, pierwsza zawierała dane od 21 sierpnia 2017 roku do 5 stycznia 2018 roku, natomiast druga część zawierała dane od 6 stycznia 2018 roku do 21 maja 2018 roku. Każdy okres to 137 obserwacji. Podział ten został zastosowany w celu zbadania zachowań oszacowanych z modelu warunkowych korelacji pomiędzy logarytmicznymi stopami zwrotu cen kryptowalut przed wstrząsem (przed 5-tym stycznia 2018 roku) oraz po wstrząsie (po 5-tym stycznia 2018 roku). Na podstawie kształtowania się warunkowych korelacji wyciągnięto wnioski dotyczące efektu zarażania.

Rysunek 2. Wykresy ocen warunkowych korelacji dla stóp zwrotu dziennych notowań kryptowalut dla okresu przed i po wstrząsie otrzymanych z modelu



Źródło: opracowanie własne

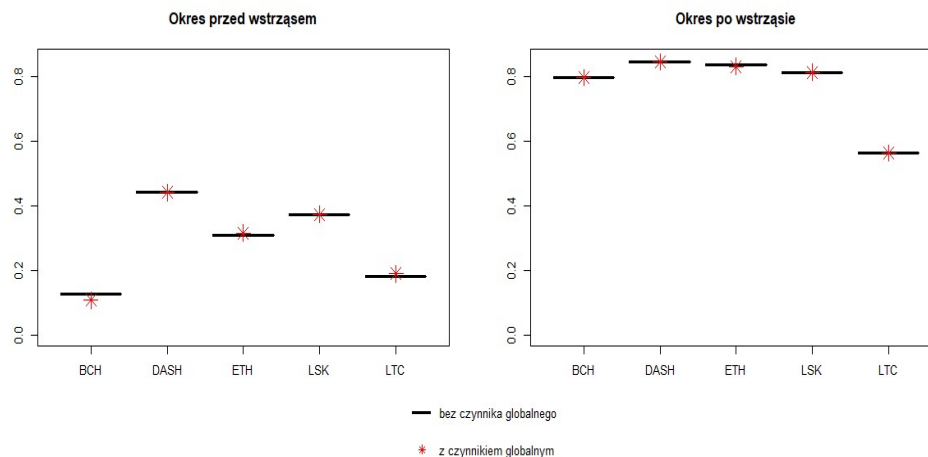
Oceny warunkowych korelacji dla okresu przed wstrząsem oscylowały w granicach od -0,2 do 0,7, natomiast dla okresu po wstrząsie oceny te utrzymywały się na poziomie około 0,8. Widoczny jest znaczny wzrost średniej wartości ocen warunkowych korelacji stóp zwrotu dziennych notowań kryptowalut (rysunek 2).

CZYNNIK GLOBALNY

W badaniu postawiono również pytanie o wpływ czynnika zewnętrznego (inaczej czynnika globalnego) na kształtowanie się cen na rynku kryptowalut. W tym celu do rozważanego modelu VAR-DCC-GARCH w równaniu (1) wprowadzono, jako zmienną egzogeniczną, czynnik globalny oznaczony jako r_{Gt} .

Jako czynnik zewnętrzny wybrano notowania indeksu U.S. Dollar. Indeks ten odzwierciedla zachowanie się dolara amerykańskiego na podstawie kursów walut składowych USD/CHF, USD/EUR, USD/GBP i USD/JPY. Wartość indeksu obliczana jest z sumy liczby 100 (wartość bazowa indeksu) oraz średniej arytmetycznej procentowych zmian kursów składowych wobec ich kursów z 4 stycznia 1971 roku. Dla każdego okresu z osobna (okres przed 5-tym stycznia 2018 roku oraz okres po 5-tym stycznia 2018 roku), obliczono średnie z otrzymanych z modelu ocen warunkowych korelacji. Średnie policzono dla danych pochodzących z modelu bez czynnika globalnego oraz dla danych pochodzących z modelu uwzględniającego czynnik globalny.

Rysunek 3. Wykresy średnich ocen warunkowych korelacji dla stóp zwrotu dziennych notowań kryptowalut dla okresu przed i po wstrząsie otrzymanych z modelu VAR-DCC-GARCH



Źródło: opracowanie własne

Na podstawie wyliczeń, zaobserwowano, iż czynnik globalny, w postaci indeksu USD, nie miał istotnego wpływu na wyniki otrzymane z modelu. Średnie z ocen warunkowych korelacji dziennych logarytmicznych stóp zmian cen kryptowalut otrzymane z modelu bez oraz z czynnikiem globalnym, pokrywają się zarówno dla okresu przed, jak i po wstrząsie (rysunek 3). Dodatkowo przeprowadzono analizę parametrów modelu, która wykazała, że współczynniki stojące przy czynniku globalnym są statystycznie nieistotne, co dodatkowo potwierdza brak istotnego wpływu czynnika globalnego na kształtowanie się cen kryptowalut.

PODSUMOWANIE

Przeprowadzona analiza wykazała, że istnieją silne zależności pomiędzy kryptowalutą Bitcoin, a kryptowalutami: Bitcoin Cash, Litecoin, Dash, Ethereum oraz Lisk. Bitcoin jest jedną z głównych kryptowalut, której kapitał to około 40% całego rynku kryptowalut. Jest to jeden z powodów dlaczego kształtowanie się cen tej kryptowaluty ma ogromny wpływ na zachowanie się cen innych kryptowalut. Zaobserwowano znaczny wzrost ocen współczynnika warunkowych korelacji pomiędzy Bitcoinem a pozostałymi kryptowalutami. Na rynek kryptowalut nie ma wpływu czynnik zewnętrzny w postaci indeksu USD. Można zatem wnioskować, że rynki te są niezależne i zmiany zachodzące na innych, realnych rynkach, nie mają wpływu na kształtowanie się cen kryptowalut.

BIBLIOGRAFIA

- Engle R. F. (2002) Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models. *Journal of Business and Economic Statistics*, 20(3), 339-350.
- Fiszeder P. (2009) Modele klasy GARCH w empirycznych badaniach finansowych. Wyd. Naukowe Uniwersytetu Mikołaja Kopernika, Toruń.
- Forbes K., Rigobon R. (2002) No Contagion, only Interdependence: Measuring Stock Market Comovements. *Journal of Finance*, 57(5), 2223-2261.
- Orskaug E. (2009) Multivariate DCC-GARCH Model – With Various Distributions. NTNU Norwegian University of Science and Technology.
- BitHub.pl [dostęp: 18.06.2018].
- Stooq.pl [dostęp: 18.06.2018].

CONTAGION EFFECT ON THE CRYPTOCURRENCY MARKET

Abstract: The aim of this paper was to answer two questions: whether the contagion effect occurred in the cryptocurrency market after the shock of the 5th of January 2018 and whether the price changes observed for Bitcoin had an impact on other examined cryptocurrencies. This paper examined whether adding external factors affected the cryptocurrency market. Data used in this article were from the turn of 2017 and 2018. In addition, the VAR-DCC-GARCH model was employed for research purposes. Above all, this paper argued that contagion effect did occur in the market analysed. Secondly, the decreases recorded for Bitcoin cryptocurrency indeed caused price drops for other cryptocurrencies examined.

Keywords: cryptocurrency, cryptocurrency market, VAR-DCC-GARCH model, contagion effect, global factor