



The World's Largest Open Access Agricultural & Applied Economics Digital Library

This document is discoverable and free to researchers across the globe due to the work of AgEcon Search.

Help ensure our sustainability.

Give to AgEcon Search

AgEcon Search

<http://ageconsearch.umn.edu>

aesearch@umn.edu

*Papers downloaded from **AgEcon Search** may be used for non-commercial purposes and personal study only. No other use, including posting to another Internet site, is permitted without permission from the copyright owner (not AgEcon Search), or as allowed under the provisions of Fair Use, U.S. Copyright Act, Title 17 U.S.C.*

No endorsement of AgEcon Search or its fundraising activities by the author(s) of the following work or their employer(s) is intended or implied.

Małgorzata Just, Krzysztof Echaust

Przenoszenie zmienności cen pomiędzy rynkami towarów rolnych i energetycznych – perspektywa rynków europejskich w czasie pandemii COVID-19 i wojny rosyjsko-ukraińskiej*

Streszczenie: Celem pracy była ocena powiązań w zakresie zmienności cen pomiędzy pięcioma rynkami terminowymi z giełd Euronext i ICE: pszenicy, kukurydzy, rzepaku, ropy Brent i gazu ziemnego w okresie styczeń 2017–styczeń 2023, a w szczególności wskazanie rynków będących dominującym źródłem zmienności wśród rozpatrywanych. Do przeprowadzenia tej oceny zastosowano indeks przenoszenia zmienności Diebolda-Yilmaza bazujący na uogólnionej dekompozycji wariancji błędu prognozy oraz jego rozszerzenie w dziedzinie częstotliwości Barunika-Křehlíka. Okres od wybuchu pandemii COVID-19 do początku 2023 r. wiąże się ze wzrostem zmienności cen na rynkach żywności i energii. W czasie pandemii COVID-19 efekt przenoszenia zmienności cen pomiędzy rynkami był dwukrotnie silniejszy niż w latach 2017–2019, a podczas wojny rosyjsko-ukraińskiej trzykrotnie. Główne źródło szoków rynkowych w okresie rozprzestrzeniania się wirusa SARS-CoV-2 stanowił rynek rzepaku, podczas gdy w czasie działań wojennych w Ukrainie rolę tę przejął rynek pszenicy. Zmienność nie była przenoszona natychmiastowo, dając tym samym szansę na wdrożenie procedur zarządzania ryzykiem, które łagodziłyby wpływ szoków pochodzących z jednego rynku na pozostałe.

Słowa kluczowe: zmienność cen, przenoszenie zmienności, towary rolne, towary energetyczne.

Dr Małgorzata Just, Uniwersytet Przyrodniczy w Poznaniu, Wydział Ekonomiczny, Katedra Finansów i Rachunkowości, ul. Wojska Polskiego 28, 60-637 Poznań, e-mail: malgorzata.just@up.poznan.pl, ORCID: 0000-0001-7655-6046; **dr hab. Krzysztof Echaust**, **prof. UEP**, Uniwersytet Ekonomiczny w Poznaniu, Instytut Informatyki i Ekonomii Ilościowej, Katedra Badań Operacyjnych i Ekonomii Matematycznej, al. Niepodległości 10, 61-875 Poznań, e-mail: krzysztof.echaust@ue.poznan.pl, ORCID: 0000-0002-3855-256X.

* Niniejszy artykuł został opracowany w ramach projektu badawczego nr UMO-2022/47/B/HS4/01194 „Wpływ konfliktu w Ukrainie na ceny i zmienność cen żywności i energii oraz postrzeganie ryzyka gospodarek Unii Europejskiej” finansowanego przez Narodowe Centrum Nauki w Polsce.



Utwór dostępny jest na licencji Creative Commons Uznanie autorstwa 4.0 Międzynarodowe.
[Creative Commons CC BY 4.0.](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

1. Wprowadzenie

Wirus SARS-CoV-2 pojawił się po raz pierwszy w listopadzie 2019 r. w chińskim mieście Wuhan w prowincji Hubei. W ciągu kilku kolejnych miesięcy rozprzestrzenił się niemal we wszystkich krajach na świecie, a 11 marca 2020 r. Światowa Organizacja Zdrowia (World Health Organization – WHO) ogłosiła pandemię COVID-19. Rządy krajów wprowadziły wiele działań interwencyjnych mających na celu ograniczenie transmisji wirusa. Decyzje polityczne ograniczające działalność przedsiębiorstw bardzo szybko znalazły odzwierciedlenie w rosnącej niepewności, wpływając na turystykę, swobodę przemieszczania się, hotelarstwo, łańcuchy dostaw, konsumpcję, produkcję, wycenę towarów, bezpieczeństwo, ryzyko finansowe oraz ceny surowców i produktów, w tym paliw kopalnych i odnawialnych źródeł energii (Chang, McAleer, Wong 2020). Poziom globalnej niepewności mierzonej przez wskaźnik Economic Policy Uncertainty (EPU) osiągnął historyczne maksimum, ponad dwukrotnie przewyższając poziom z okresu globalnego kryzysu finansowego 2007–2009. Rynki finansowe zareagowały gwałtownymi spadkami, wzrostem zmienności i wzajemnej integracji (Just, Echaust 2020). Ceny ropy naftowej i gazu na światowych rynkach spadły dramatycznie we wczesnym stadium pandemii, odzyskując poziom cen sprzed epidemii już na początku 2021 r. Pandemia wywarła relatywnie niewielki negatywny wpływ na ceny surowców i produktów rolnych, choć jednocześnie liczba ludności zagrożonej brakiem bezpieczeństwa żywnościowego wzrosła w wyniku szerszych skutków globalnej recesji. W połowie 2020 r. na rynkach towarowych nastąpiło odbicie i permanentny wzrost cen, który jeszcze bardziej przyspieszył po rozpoczęciu inwazji Rosji na Ukrainę w lutym 2022 r. Szoki związane z ograniczeniami w dostępie do nośników energii, a także z problemami z eksportem zbóż z Ukrainy zwiększyły poziom globalnej niepewności (EPU) do tego z 2020 r. Rynek towarowy stał się kluczowy w generowaniu tej niepewności.

Powiązania w zakresie cen i zmienności cen nośników energii i towarów rolnych są dobrze udokumentowane w literaturze (Czech, Górską, Koziół-Kaczorek 2019; Kumar 2017; Du, Yu, Hayes 2011; Chang, Su 2010; Yang i in. 2008; Baffes 2007). Efektem wzrostu cen energii jest bezpośredni wzrost kosztów prac na polach, wzrost cen nawozów sztucznych, wzrost kosztu suszenia, schładzania, magazynowania, transportu, dystrybucji itd. (Taghizadeh-Hesary, Rasoulinezhad, Yoshino 2019). Ponadto w ostatnich latach rozwój biopaliw doprowadził jeszcze do zwiększenia zależności pomiędzy cenami ropy naftowej i towarów rolnych (Paris 2018). Brazylia jako pierwsza rozwinęła produkcję surowców rolnych z przeznaczeniem na energię (z trzciny cukrowej produkowany jest etanol). Następnie rynek biopaliw rozwinął się w USA (etanol produkowany jest przede wszystkim z kukurydzy, a biodiesel z oleju

sojowego), Unii Europejskiej (UE; biodiesel produkowany jest głównie z oleju rzepakowego, a etanol z pszenicy), a także w innych krajach wysoko rozwiniętych (Wei, Chen 2016; Hamulczuk, Klimkowski 2011). Wzrost produkcji biopaliw doprowadził do wzrostu popytu na surowce rolne oraz konkurencji w zdobywaniu ziemi pod uprawy roślin, które są wykorzystywane do produkcji tego rodzaju paliw. Wskazuje się tu też pośredni mechanizm powiązania cen ropy naftowej i towarów rolnych poprzez kurs wymiany walut (Abbott, Hurt, Tyner 2009). Oprócz wymienionych aspektów ufinansowanie towarów jest również uważane za istotny czynnik, który wpłynął na powiązania w zakresie poziomu i zmienności cen towarów energetycznych i rolnych (El Montasser, Malek Belhoula, Charfeddine 2023; Tang, Xiong 2012). Zwiększenie liczby uczestników rynków towarowych mogło także oddziaływać na wzrost integracji rynków towarowych i finansowych (Irwin, Sanders 2012). W okresach niekorzystnej koniunktury na rynkach kapitałowych inwestorzy zwracają się bowiem ku alternatywnym aktywom, chcąc ograniczyć ryzyko inwestycji. Indeksowe fundusze inwestycyjne tworzą portfele, w skład których wchodzi towary energetyczne i rolne, a zmiany cen składników takich portfeli mogą wywierać wpływ na ceny innych składników, czasami w oderwaniu od fundamentalnych czynników odnoszących się do poszczególnych towarów. Wyjaśnianie relacji pomiędzy cenami ropy naftowej i towarów rolnych popytem na biopaliwa i ufinansowaniem towarów rolnych spotykało się jednak także z krytyką. Przeciwnicy tych opinii wyjaśnienia szukali bowiem po stronie popytowej i podażowej mechanizmu rynkowego (Czech, Górská, Koziół-Kaczorek 2019).

W 2018 r. w krajach UE ropa naftowa zaspokajała ponad połowę (57%) potrzeb sektora rolnego, a na kolejnych miejscach uplasowała się energia elektryczna (16%), gaz ziemny (12%) i odnawialne źródła energii (10%) (Rokicki i in. 2021). W latach 2020–2023 sytuacja na rynku surowców rolnych i energetycznych uległa gwałtownej zmianie przez społeczno-gospodarcze skutki pandemii COVID-19 i wojny w Ukrainie. Szoki cenowe wywindowały zmienność i ceny tych towarów do rekordowych poziomów. Według danych Eurostatu w okresie od II kwartału 2021 do II kwartału 2022 r. w 12 krajach UE koszty produkcji rolniczej wzrosły o ponad 40%, równocześnie w pięciu krajach UE (kraje bałtyckie, Węgry i Polska) ceny produktów rolniczych wzrosły o ponad 40%. W niniejszej pracy weryfikacji poddano efekt powiązania zmienności cen ropy naftowej i gazu ziemnego z dwoma zbożami, tj. pszenicą, kukurydzą, oraz rzepakiem w okresie od początku 2017 do 17 stycznia 2023 r. Wykorzystując indeks Francisa X. Diebolda i Kamila Yilmaza (2012; 2009) (D-Y) oraz jego uogólnienie w dziedzinie częstotliwości Jozefa Baruníka i Tomáša Křehlíka (2018) (B-K), dokonano oceny powiązań (*spillover*, *connectedness*) zmienności poszczególnych aktywów. Miary D-Y i B-K wyznaczone w ruchomym oknie pozwoliły zaobserwować zmiany w transmisji zmienności cen towarów w czasie,

zarówno dla par towarów, jak i całej grupy towarów¹. W odróżnieniu od innych prac analizujących zmienności cen z rynków amerykańskich (Tiwari i in. 2022; Gong, Liu, Wang 2021; Barbaglia, Croux, Wilms 2020; Śmiech i in. 2019; Xiarchos, Burnett 2018) czy azjatyckich (Le, Su 2020; Liu 2009) skoncentrowaliśmy się na rynkach europejskich. Zmienności cen z tych rynków powinny bardziej odzwierciedlać bieżącą geopolitykę, a wyniki otrzymane na ich podstawie mogą być wykorzystane do zarządzania ryzykiem przez uczestników rynków.

Siła wzajemnych oddziaływań rynków towarów rolnych i ropy naftowej jest nie tylko zmienna w czasie, ale też zależna od częstotliwości, w której szoki rynkowe są przenoszone (Pal, Mitra 2020). Co więcej, istnieje asymetria między dodatnimi i ujemnymi szokami cenowymi, tzn. że spadki cen wywierają większy wpływ na inne aktywa niż ich wzrosty (Shah, Dar 2022). Podobne wyniki prezentują Qiang Ji i współautorzy (2018) dla ekstremalnych zmian cen towarów rolnych i energetycznych. Silniejsze zależności między zmianami cen ropy naftowej i towarów rolnych pojawiają się przy ekstremalnych spadkach cen w porównaniu z ekstremalnymi wzrostami. Zależności między gazem a towarami rolnymi są słabsze niż w przypadku ropy i towarów rolnych. Taki rezultat podkreśla heterogeniczność rynków energetycznych w relacji do towarowych rynków rolnych. Indeksy D-Y oraz B-K pozwalają na monitorowanie mechanizmów transmisji zmienności cen towarów, które powinny być uwzględniane w procesie zarządzania ryzykiem. W szczególności umożliwiają wskazywanie głównych transponderów oraz odbiorców szoków generowanych w wyselekcjonowanym zbiorze aktywów. Wyniki większości badań wskazują przede wszystkim na kukurydzę oraz soję i pszenicę jako te towary rolne, które są uważane za głównych transponderów netto szoków zmian cen i zmienności. Natomiast ropa naftowa okazuje się być biorcą netto szoków generowanych przez analizowane aktywa. Ngo T. Hung (2021), wykorzystując miary D-Y, wykazał znacznie mocniejsze powiązanie zmian cen ropy WTI (West Texas Intermediate) z towarami rolnymi po wybuchu pandemii w porównaniu z okresem wcześniejszym. Ropa była największym biorcą szoków w całym systemie złożonym z ropy WTI, kukurydzy, soi, pszenicy, owsa, cukru i miedzi, a największym transponderem szoków był rynek kukurydzy w okresie pandemii COVID-19. Podobne wyniki badań prezentują Saqib Farid i współautorzy (2022). Analizując szeroki zbiór 34 towarów z grupy energia, metale, zboża i rośliny oleiste, żywiec i towary miękkie (kakao, kawa, bawełna, etanol, tarcica, mleko, sok pomarańczowy, guma i cukier), badacze ci wykazali silną transmisję szoków zmian cen między energią, metalami i towarami rolnymi w okresie COVID-19,

¹ W analizie powiązań w zakresie zmienności cen pomiędzy towarami energetycznymi i rolnymi stosuje się różne narzędzia statystyczne i ekonometryczne, np. testy przyczynowości w wariancji, model wektorowej autoregresji (VAR), strukturalny model VAR, dekompozycję wariancji błędu prognozy, miary przenoszenia zmienności D-Y lub B-K.

podczas gdy towary miękkie były całkowicie niepowiązane z pozostałymi. Co więcej, zboża i towary energetyczne okazały się największymi przekąźnikami wstrząsów cenowych, natomiast metale i towary miękkie – największymi odbiorcami tych wstrząsów. Powiązania te okazały się znacznie mocniejsze w ogonach rozkładu, tj. dla ekstremów niż dla zmian cen z poziomu mediany. Taki wynik stanowi potwierdzenie faktu, iż w okresach zawirowań transmisja szoków jest większa niż w normalnych warunkach rynkowych (Ang, Bekaert 2002). Aviral K. Tiwari i współautorzy (2022) także wskazują na istotne przenoszenie zmienności cen z rynków towarów rolnych na rynki energii w ekstremalnych warunkach rynkowych. Z kolei Sławomir Śmiech i współautorzy (2019) identyfikują rynek ropy WTI jako odbiorcę zmienności cen netto w okresie badania od stycznia 2000 do kwietnia 2017 r. Udział rynku energii w zmienności rynków żywnościowych i rynków nieżywnościowych wynosi odpowiednio 2,5 i 7,7%, natomiast rynek energii otrzymuje 2,8% zmienności z rynków żywności i 9,8% z pozostałych rynków. Dla porównania rynek kukurydzy przenosi aż 34,5% zmienności na inne rynki, jednak większość tej zmienności (ok. 32,6%) przenoszona jest na inne rynki żywności (głównie rynki soi i pszenicy). Rynek kukurydzy jest również głównym odbiorcą zmienności (32%), która przede wszystkim pochodzi z rynków żywności (30,2%). Mehmet Balcilar i Festus V. Bekun (2020), analizując szeroki zbiór towarów rolnych, tj. pszenicę, soję, sorgo, ryż, kukurydzę, jęczmień, orzeszki ziemne i kakao, wykazali dominującą rolę soi i kukurydzy jako głównych transmiterów szoków netto w latach 2006–2016. Małgorzata Just i Krzysztof Echaust (2022) zidentyfikowali rekordowy poziom powiązań zmian cen towarów rolnych po rozpoczęciu inwazji Rosji na Ukrainę. Większość szoków zmian cen jest przenoszona w krótkim okresie 1–5 dni, a reakcje na szoki w okresach dłuższych mają niewielkie znaczenie. Pszenica, kukurydza w tym czasie stały się głównymi transmiterami szoków w zbiorze zawierającym również soję, jęczmień i ryż.

Niniejszy artykuł zawiera uzupełnienie wyżej omówionych badań. Po pierwsze dołączyliśmy do analizy rok 2022, w którym nastąpiły znaczące zmiany strukturalne spowodowane wojną Rosji i Ukrainy należących do najważniejszych krajów naszego globu w kontekście bezpieczeństwa żywnościowego. Dzięki temu możemy dokonać porównania trzech okresów, tj. sprzed pandemii COVID-19, w czasie pandemii i podczas działań wojennych w Ukrainie. Po drugie skoncentrowaliśmy się na analizie aktywów istotnych dla rynku europejskiego i cenach notowanych na najważniejszej europejskiej giełdzie obrotu płodów rolnych Euronext oraz cenach ropy Brent i gazu będącym benchmarkiem dla Europy, tj. Dutch TTF Natural Gas. Natomiast celem badania była ocena powiązań w zakresie zmienności cen pomiędzy rynkami terminowymi towarów rolnych i energetycznych na giełdach Euronext i Intercontinental Exchange (ICE), a w szczególności wskazanie rynków stanowiących dominujące źródło zmienności.

2. Metody

Indeks przenoszenia (*spillover index*) Diebolda i Yilmaza (2012; 2009) i związane z nim miary umożliwiają ocenę powiązań pomiędzy rynkami i ustalenie, które rynki przenoszą szoki na inne rynki, a które absorbują je z innych rynków. Miary te pozwalają na określenie powiązań zarówno pomiędzy parami zmiennych, jak i w całym układzie zmiennych, a ich zastosowanie nie wymaga od badacza podziału zmiennych na endo- oraz egzogeniczne. W 2009 r. Diebold i Yilmaz utworzyli indeks przenoszenia bazujący na dekompozycji wariancji błędu prognozy (Forecast Error Variance Decomposition – FEVD) z modelu wektorowej autoregresji (Vector Autoregression – VAR), wykorzystując macierz Cholesky’ego. Wadą tej procedury jest wrażliwość na uporządkowania zmiennych w modelu VAR. W celu przezwyciężenia tej niedogodności w 2012 r. wspomnieni badacze zastosowali uogólnioną FEVD² (Generalised FEVD – GFEVD). W tej pracy zastosowano zaś indeks przenoszenia Diebolda i Yilmaza w zakresie zmienności i związane z nim miary bazujące na GFEVD.

Niech dany będzie N -wymiarowy kowariancyjnie stacjonarny proces $x_t = (x_{1,t}, x_{2,t}, \dots, x_{N,t})'$ dla $t = 1, 2, \dots, T$ opisany przez model VAR rzędu p (VAR(p)) postaci:

$$x_t = \sum_{i=1}^p A_i x_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

gdzie: A_i to macierze parametrów o wymiarach $N \times N$, a $\varepsilon \sim (0, \Sigma)$ jest wektorem zakłóceń losowych i.i.d. Model VAR można przedstawić w reprezentacji średniej ruchomej VMA (∞) (Vector Moving Average):

$$x_t = \sum_{i=0}^{\infty} B_i \varepsilon_{t-i} = B(L)\varepsilon_t, \quad (2)$$

gdzie: B_i to macierze parametrów o wymiarach $N \times N$ spełniające warunek $B_i = A_1 B_{i-1} + A_2 B_{i-2} + \dots + A_p B_{i-p}$, B_0 jest macierzą jednostkową o wymiarach $N \times N$ i $B_i = 0$ dla $i < 0$.

Dekompozycja wariancji pozwala podzielić wariancję błędu prognozy każdej zmiennej na części przypisane różnym wstrząsom systemowym, tj. oszacować, jaki jest udział szokowej zmiany jednej zmiennej w wyjaśnieniu błędu prognozy (niepewności) drugiej zmiennej po H okresach. Wykorzystując model (2), GFEVD na H okresów ($H = 1, 2, \dots$) zmiennej x_j wynikająca z szoku pochodzącego od zmiennej x_k jest szacowana ze wzoru³:

² Zob. (Pesaran, Shin 1998).

³ A_{jk} oznacza element macierzy A znajdujący się w j -tym wierszu i k -tej kolumnie.

$$\theta_{jk}^{Hg} = \frac{\sigma_{kk}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} ((B_h \Sigma)_{jk})^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (B_h \Sigma B_h')_{jj}}, \quad (3)$$

gdzie: Σ to macierz wariancji wektora błędów ε , $\sigma_{kk} = (\Sigma)_{kk}$. Stąd można utworzyć macierz Θ_H o wymiarach $N \times N$ z elementami θ_{jk}^{Hg} . Ze względu na fakt, że elementy poszczególnych wierszy w macierzy Θ_H nie sumują się do 1 ($\sum_{k=1}^N \theta_{jk}^{Hg} \neq 1$) są one normalizowane. Miara efektu przenoszenia szoków od zmiennej x_k do zmiennej x_j po znormalizowaniu przyjmuje postać:

$$\tilde{\theta}_{jk}^{Hg} = \frac{\theta_{jk}^{Hg}}{\sum_{k=1}^N \theta_{jk}^{Hg}}. \quad (4)$$

Im większa jest wartość $\tilde{\theta}_{jk}^{Hg}$, tym większy jest efekt przenoszenia.

Całkowity indeks przenoszenia Diebolda i Yilmaza można obliczyć ze wzoru:

$$TS^{Hg} = \frac{\sum_{j,k=1, j \neq k}^N \tilde{\theta}_{jk}^{Hg}}{\sum_{j,k=1}^N \tilde{\theta}_{jk}^{Hg}} \cdot 100 = \frac{\sum_{j,k=1, j \neq k}^N \tilde{\theta}_{jk}^{Hg}}{N} \cdot 100 = \left(1 - \frac{Tr(\tilde{\Theta}_H)}{\sum_{j,k=1}^N (\tilde{\Theta}_H)_{jk}} \right) \cdot 100. \quad (5)$$

Indeks ten przedstawia średni udział wariancji błędu prognozy jednej zmiennej wyjaśnionej przez wszystkie pozostałe zmienne.

Diebold i Yilmaz skonstruowali także kierunkowe indeksy przenoszenia, które pozwalają ocenić rolę zmiennych w rozpatrywanym systemie. Pierwszy z indeksów przedstawia dekompozycję całkowitego indeksu z perspektywy odbiorcy szoków z systemu – zmiany przeniesione na j -tą zmienną ze wszystkich pozostałych zmiennych k :

$$DS_{j \leftarrow k}^{Hg} = \frac{\sum_{k=1, j \neq k}^N \tilde{\theta}_{jk}^{Hg}}{N} \cdot 100. \quad (6)$$

Drugi indeks ukazuje perspektywę transmittera szoków – zmiany przeniesione przez zmienną j do wszystkich pozostałych zmiennych k :

$$DS_{j \rightarrow k}^{Hg} = \frac{\sum_{k=1, j \neq k}^N \tilde{\theta}_{kj}^{Hg}}{N} \cdot 100. \quad (7)$$

Dodatnia różnica między $DS_{j \rightarrow k}^{Hg}$ i $DS_{j \leftarrow k}^{Hg}$ oznacza, że dana zmienna (j) jest dawcą szoków netto do systemu, z kolei ujemna, że jest biorcą netto szoków z systemu:

$$NS_j^{Hg} = DS_{j \rightarrow k}^{Hg} - DS_{j \leftarrow k}^{Hg} \quad (8)$$

Indeks przenoszenia netto dla pary zmiennych j i k oblicza się ze wzoru:

$$NPS_{jk}^{Hg} = \frac{\tilde{\theta}_{jk}^{Hg} - \tilde{\theta}_{kj}^{Hg}}{N} \cdot 100. \quad (9)$$

Bazując na indeksie D-Y, Baruník i Křehlík (2018) zaproponowali indeks przenoszenia w dziedzinie częstotliwości. Autorzy ci rozważyli widmową reprezentację dekompozycji wariancji bazującą na odpowiedziach częstotliwościowych na szoki. Funkcję odpowiedzi częstotliwościowych (*frequency response function*):

$$B(e^{-i\omega}) = \sum_{h=0}^{\infty} e^{-i\omega h} B_h, \quad (10)$$

można otrzymać jako transformatę Fouriera B_h z $i = \sqrt{-1}$, gdzie ω oznacza częstotliwość, a widmową gęstość mocy x_t dla częstotliwości ω można wyrazić wzorem:

$$S_x(\omega) = \sum_{h=-\infty}^{\infty} E(x_t x'_{t-h}) e^{-i\omega h} = B(e^{-i\omega}) \Sigma B'(e^{+i\omega}). \quad (11)$$

$S_x(\omega)$ wskazuje, jak wariancja x_t rozkłada się na składowe częstotliwości ω . GFEVD dla częstotliwości ω jest obliczana ze wzoru:

$$f_{jk}(\omega) = \frac{\sigma_{kk}^{-1} |(B(e^{-i\omega}) \Sigma)_{jk}|^2}{(B(e^{-i\omega}) \Sigma B'(e^{i\omega}))_{jj}}, \quad (12)$$

gdzie $\omega \in (-\pi, \pi)$. W celu uzyskania GFEVD w obrębie pasma częstotliwości wprowadza się funkcję wagową:

$$\Gamma_j(\omega) = \frac{(B(e^{-i\omega}) \Sigma B'(e^{i\omega}))_{jj}}{\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} (B(e^{-i\lambda}) \Sigma B'(e^{i\lambda}))_{jj} d\lambda}. \quad (13)$$

Definiując pasmo częstotliwości jako $d = (a, b)$: $a, b \in (-\pi, \pi)$, $a < b$ można zapisać GFEVD w obrębie pasma częstotliwości d za pomocą wzoru:

$$\theta_{jk}^{dg} = \frac{1}{2\pi} \int_a^b \Gamma_j(\omega) f_{jk}(\omega) d\omega. \quad (14)$$

Stąd można utworzyć macierz Θ_d o wymiarach $N \times N$ z elementami θ_{jk}^{dg} . Po znormalizowaniu każdego z elementów macierzy Θ_d powstaje macierz $\tilde{\Theta}_d$, której elementy przyjmują następującą postać:

$$\tilde{\theta}_{jk}^{dg} = \frac{\theta_{jk}^{dg}}{\sum_{k=1}^N \theta_{jk}^{dg}}, \quad (15)$$

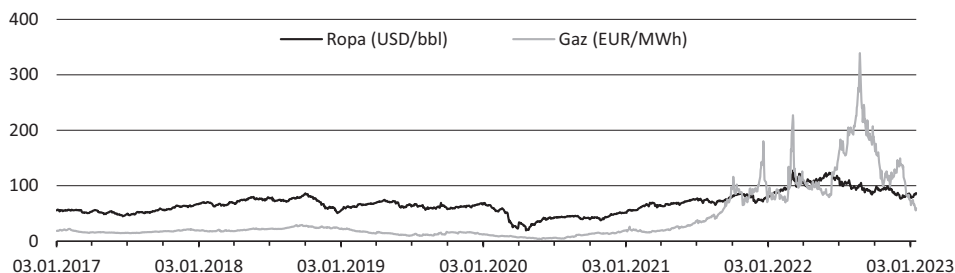
gdzie $\theta_{jk}^{dg} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \Gamma_j(\omega) f_{jk}(\omega) d\omega$.

Całkowity indeks przenoszenia B-K w obrębie pasma częstotliwości d (*within connectedness*) jest określony wzorem:

$$c_d^w = \left(1 - \frac{Tr(\tilde{\Theta}_d)}{\sum_{j,k=1}^N (\tilde{\Theta}_d)_{jk}} \right) \cdot 100. \quad (16)$$

3. Wstępna analiza danych

Analizie poddano zmienność dziennych cen kontraktów futures na pszenicę, kukurydzę i rzepak notowanych na Euronext w Paryżu oraz kontraktów futures na ropę Brent i gaz ziemny (Dutch TTF Natural Gas) notowanych na ICE. Zakres czasowy badania obejmuje okres od początku 2017 r. do 17 stycznia 2023 r. Notowania cen kontraktów terminowych uzyskano z serwisu finansowego investing.com i przedstawiono na rysunkach 1–2.

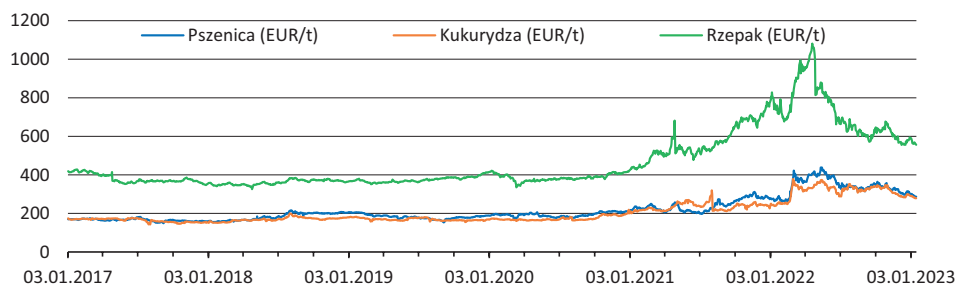


Rysunek 1. Notowania cen kontraktów futures na towary energetyczne (styczeń 2017–styczeń 2023)

Figure 1. Energy futures prices (January 2017–January 2023)

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych z serwisu finansowego investing.com (<https://pl.investing.com>, dostęp: 18.01.2023).

Source: own study based on data from the investing.com financial website (<https://pl.investing.com>, access: 18th January 2023).



Rysunek 2. Notowania cen kontraktów futures na towary rolne (styczeń 2017–styczeń 2023)

Figure 2. Agricultural futures prices (January 2017–January 2023)

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych z serwisu finansowego investing.com (<https://pl.investing.com>, dostęp: 18.01.2023).

Source: own study based on data from the investing.com financial website (<https://pl.investing.com>, access: 18th January 2023).

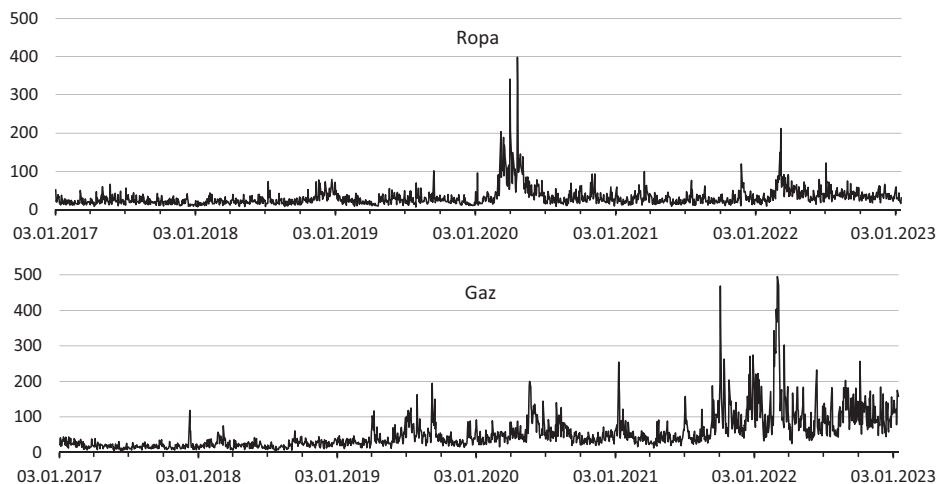
Ze względu na fakt, że zmienność cen zarówno instrumentów finansowych, jak i towarów nie jest bezpośrednio obserwowalna, do jej szacowania należy wykorzystać odpowiednie miary. W tym badaniu użyto estymatora Michaela Parkinsona⁴ (1980), opartego na rozstępie cen, do oszacowania dziennej wariancji towarowych kontraktów futures. Jest on następującej postaci:

$$\hat{\sigma}_{jt}^2 = \frac{(\ln H_{jt} - \ln L_{jt})^2}{4 \ln 2}, \quad (17)$$

gdzie H_{jt} i L_{jt} oznaczają odpowiednio największą i najmniejszą cenę j -tego kontraktu w dniu t . Przenoszenie zmienności badano dla logarytmów annualizowanych procentowych odchyłeń standardowych $\hat{\sigma}_{jt} = 100 \sqrt{256 \hat{\sigma}_{jt}^2}$, przy czym przyjęto 256 za średnią liczbę notowań towarowych kontraktów futures w roku. Odchylenia standardowe dla towarowych kontraktów terminowych przedstawiono na rysunkach 3–4. Natomiast w tabeli 1 zamieszczono statystyki opisowe zmienności w trzech podokresach: poprzedzającym pandemię COVID-19 (2017–2019), pandemii COVID-19 (2020–2021) oraz wojny rosyjsko-ukraińskiej (2022–styczeń 2023).

Bardzo wysoki poziom cen towarów energetycznych i rolnych, a także ich zmienności odnotowano w czasie wojny rosyjsko-ukraińskiej (rysunki 1–4, tabela 1). Największej zmienności doświadczył rynek gazu ziemnego – dzienna zmienność

⁴ Estymator ten jest często wykorzystywany do badania przenoszenia zmienności między rynkami finansowymi i towarowymi (zob. np. Tiwari i in. 2022; Barbaglia, Croux, Wilms 2020; Diebold, Yilmaz 2012).



Rysunek 3. Annualizowane odchylenie standardowe kontraktów futures na towary energetyczne (styczeń 2017–styczeń 2023)

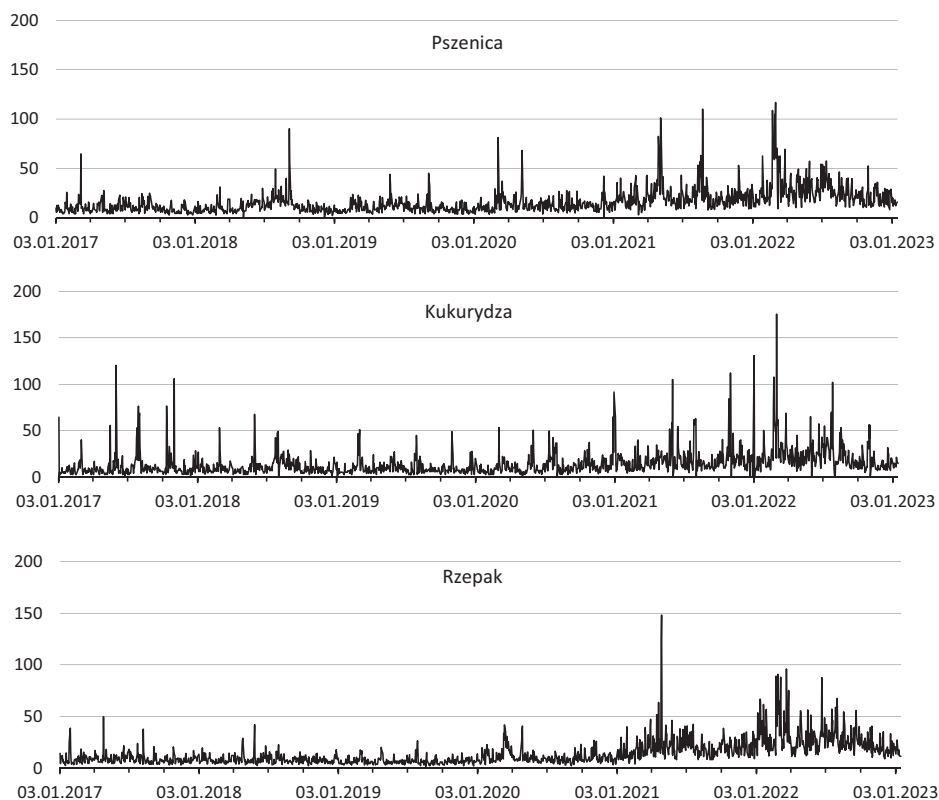
Figure 3. Annualised standard deviation of energy futures (January 2017–January 2023)

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych z serwisu finansowego investing.com (<https://pl.investing.com>, dostęp: 18.01.2023).

Source: own study based on data from the investing.com financial website (<https://pl.investing.com>, access: 18th January 2023).

była średnio dwukrotnie wyższa niż w czasie pandemii COVID-19 i czterokrotnie wyższa niż w okresie poprzedzającym pandemię. Natomiast w przypadku cen ropy Brent najwyższą zmienność zaobserwowano w pierwszej fazie pandemii (marzec–kwiecień 2020). Wybuch pandemii i blokady wprowadzone w celu powstrzymania rozprzestrzeniania się wirusa spowodowały spowolnienie gospodarcze (Bouri i in. 2020). Wiele krajów znacznie ograniczyło transport, podróże i turystykę. Doprowadziło to do spadku zużycia ropy – dzienne światowe zapotrzebowanie na ropę spadło ze 100 mln baryłek w styczniu 2020 r. do poziomu poniżej 75 mln baryłek w kwietniu 2020 r. (Nyga-Łukaszewska, Aruga 2020). Znaczny spadek zużycia ropy przy wciąż dużej produkcji, będącej efektem „wojny naftowej” pomiędzy Rosją a Arabią Saudyjską, doprowadził do gwałtownego wzrostu zapasów ropy i rekordowego spadku jej cen (Wheeler i in. 2020).

W 2022 r. wojna między Rosją i Ukrainą wpłynęła na globalne wzorce handlu, produkcji i konsumpcji towarów energetycznych i rolnych (Hassen, Bilali 2022). Wybuch tego konfliktu zakłócił rosyjski eksport ropy naftowej, powodując obawy



Rysunek 4. Annualizowane odchylenie standardowe kontraktów futures na towary rolne (styczeń 2017–styczeń 2023)

Figure 4. Annualised standard deviation of agricultural futures (January 2017–January 2023)

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych z serwisu finansowego investing.com (<https://pl.investing.com>, dostęp: 18.01.2023).

Source: own study based on data from the investing.com financial website (<https://pl.investing.com>, access: 18th January 2023).

dotyczące globalnej podaży, ponieważ Rosja odpowiadała wówczas za ok. 10% światowej produkcji ropy (World Bank Group 2022). Ponadto ważny rynek zbytu dla rosyjskiej ropy stanowiły państwa UE. Jeszcze większe znaczenie miała Rosja jako kluczowy eksporter gazu ziemnego do państw Wspólnoty. Eksportowała większość gazu do UE, zaspokajając ok. 40% jej zapotrzebowania. W 2021 r. import rosyjskiego gazu do UE wyniósł 155 mln m³ przy całkowitym zużyciu prawie 400 mln m³ (World Bank Group 2022). Przełożyło się to na wzrost zmienności cen

Tabela 1. Statystyki opisowe annualizowanych odchyleń standardowych towarowych kontraktów futures**Table 1.** Descriptive statistics of annualised standard deviation of commodity futures

2017–2019	Ropa	Gaz	Pszenica	Kukurydza	Rzepak
Średnia	24,04	28,10	11,12	10,66	8,20
Minimum	8,61	6,94	4,19	0,00	2,87
Mediana	21,49	23,21	9,40	7,83	7,18
Maksimum	51,92	48,89	64,71	64,44	38,83
Odchylenie standardowe	11,48	20,42	7,01	10,62	4,52
Skośność	1,93	2,88	3,85	4,71	3,22
Kurtoza	6,24	12,82	29,63	31,77	19,22
2020–2021	Ropa	Gaz	Pszenica	Kukurydza	Rzepak
Średnia	38,59	61,71	17,82	15,89	15,99
Minimum	8,67	12,71	0,00	0,00	2,50
Mediana	28,11	47,39	15,19	12,76	13,09
Maksimum	398,17	468,83	109,99	112,16	148,12
Odchylenie standardowe	37,42	46,00	12,28	13,23	11,88
Skośność	4,75	3,32	3,20	3,04	4,72
Kurtoza	32,86	17,41	15,98	13,91	42,44
2022–styczeń 2023	Ropa	Gaz	Pszenica	Kukurydza	Rzepak
Średnia	41,45	115,51	27,27	23,16	28,58
Minimum	9,18	25,07	8,42	0,00	9,28
Mediana	36,45	98,14	23,53	17,74	24,55
Maksimum	211,79	495,15	116,78	175,19	96,11
Odchylenie standardowe	21,16	69,55	16,01	18,98	15,15
Skośność	3,07	2,24	2,37	3,61	1,83
Kurtoza	17,83	7,36	8,24	20,59	4,25

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych z serwisu finansowego investing.com (<https://pl.investing.com>, dostęp: 18.01.2023).

Source: own study based on data from the investing.com financial website (<https://pl.investing.com>, access: 18th January 2023).

towarów energetycznych na ICE będących benchmarkami dla cen ropy naftowej i gazu ziemnego w Europie, przy czym odnotowano trzykrotnie wyższą zmienność cen gazu na ICE niż ropy Brent (tabela 1). Ceny gazu w ciągu dwóch tygodni po inwazji Rosji na Ukrainę wzrosły o ponad 200%. Konieczność szybkiego wypełnienia magazynów w Europie i zmniejszenie importu gazu z Rosji stanowiły główne przyczyny kolejnego rekordowego wzrostu cen gazu (o ok. 300%) w połowie 2022 r. (rysunek 1). Ze względu na to, że Rosja i Ukraina stanowią „globalny spichlerz” podstawowych towarów rolnych wojna między tymi państwami wpłynęła także na poziom i zmienność cen towarów rolnych na Euronext. W pierwszych dwóch miesiącach 2022 r. ceny pszenicy wzrosły o ok. 70% (rysunek 2). Według raportu International Grains Council (IGC 2022a) Rosja i Ukraina łącznie odpowiadają za 30% światowego eksportu pszenicy, a w wyniku ataku Rosji na Ukrainę w lutym 2022 r. wstrzymano wywóz pszenicy z Ukrainy z powodu zamknięcia wszystkich ukraińskich portów nad Morzem Czarnym, które odpowiadały za ok. 90% ukraińskiego eksportu pszenicy. W marcu wznowiono wywóz ograniczonej ilości pszenicy przez korytarze kolejowe i drogowe (World Bank Group 2022). W pierwszym kwartale 2022 r. nastąpił także znaczący wzrost poziomu i zmienności cen kukurydzy i rzepaku na Euronext (rysunki 2 i 4). Nie bez znaczenia jest fakt, że Ukraina należy do grona kluczowych eksporterów tych towarów i odpowiada za 15% światowego eksportu (IGC 2022a). Jednocześnie głównym kierunkiem eksportu ukraińskiego rzepaku i kukurydzy jest UE. W latach 2016/17–2020/21 aż 86% eksportowanego przez Ukrainę rzepaku i 42% kukurydzy trafiało do państw Wspólnoty (IGC 2022b).

Podsumowując, w obliczu licznych turbulencji na globalnych rynkach towarów energetycznych i rolnych wywołanych pandemią COVID-19 i wojną rosyjsko-ukraińską ceny kontraktów futures na towary energetyczne i rolne wykazywały duże wahania. Głębsza analiza zjawiska przenoszenia zmienności pozwoli na wyjaśnienie, w jaki sposób wzrost zmienności na jednym rynku może prowadzić do pojawienia się podwyższonej zmienności na innym.

4. Wyniki badania

Badaniu poddano stopień reakcji zmienności cen kontraktów futures na towary rolne i energetyczne na Euronext i ICE na szoki własne i na szoki napływające z pozostałych rynków. Na pierwszym etapie analizy dla logarytmów dziennej zmienności cen kontraktów oszacowano model VAR za pomocą regresji LASSO⁵ w trzech

⁵ Metoda ta polega na minimalizacji wyrażenia stanowiącego sumę kwadratów błędów i wartości bezwzględnych poszczególnych współczynników regresji (zob. np. Tibshirani 1996). Jej zastosowanie pozwala na ograniczenie wartości współczynników w modelu regresyjnym, co ma szczególne znaczenie w przypadku stosowania ruchomego okna obserwacji (Diebold, Yilmaz 2015).

podokresach: poprzedzającym pandemię COVID-19, pandemii COVID-19 oraz wojny rosyjsko-ukraińskiej. Maksymalny rząd opóźnienia w modelu VAR wybrano na podstawie kryterium informacyjnego Akaike'a (AIC). W kolejnym kroku badania dokonano uogólnionej dekompozycji wariancji błędu prognozy zmienności sto kroków naprzód⁶ i obliczono indeks przenoszenia zmienności D-Y i związane z nim miary (tabela 2).

Kolejne wiersze tabeli 2 pokazują udział poszczególnych zmiennych wymienionych w nagłówku w dekompozycji wariancji błędu prognozy każdej zmiennej wymienionej w pierwszej kolumnie. Kolumny przedstawiają udział zmiennej wymienionej w nagłówku w dekompozycji wariancji błędu jej prognozy i prognoz pozostałych zmiennych. Ostatnia kolumna i wiersz w panelu prezentują indeksy kierunkowe przenoszenia zmienności D-Y (wzory 6–7), a suma elementów ostatniej kolumny (wiersza) przedstawia całkowity indeks przenoszenia zmienności D-Y (wzór 5). Dla analizowanych pięciu rynków kontraktów futures wartość całkowitego indeksu przenoszenia zmienności D-Y wynosiła 5,28% w okresie poprzedzającym pandemię COVID-19. Oznacza to, że średnio niewielka część wariancji błędu prognozy zmienności kontraktu futures została przeniesiona w ramach rozpatrywanego systemu (zbioru) pięciu kontraktów futures na towary energetyczne i rolne. W pandemii COVID-19 szoki związane z innymi rynkami stanowiły średnio 10,52% wariancji błędu prognozy zmienności w analizowanym systemie, a podczas wojny rosyjsko-ukraińskiej ponad 18%. Oznacza to, że w pandemii efekt przenoszenia zmienności był dwukrotnie silniejszy niż w latach 2017–2019, a podczas wojny trzykrotnie. Najwięcej szoków do systemu podczas pandemii dostarczał rzepak, z kolei najwięcej szoków z systemu absorbowały pszenica i kukurydza. W 2021 r. odnotowano wysoki poziom cen rzepaku i ich zmienności (rysunki 2 i 4), co wynikało m.in. z niskiego poziomu zapasów początkowych w UE i zwiększonego popytu (Rosiak [red.] 2021), który wystąpił po roku spadku aktywności gospodarczej. W czasie wojny największymi dostawcami szoków do rozpatrywanego systemu, jak i odbiorcami szoków z systemu były zboża (głównie pszenica i w mniejszym stopniu kukurydza). Wynik ten nie zaskakuje, biorąc pod uwagę skalę eksportu zbóż z Rosji i Ukrainy w ostatnich latach oraz fakt, że wojna w Ukrainie generuje ogromne ryzyko dotyczące podaży zbóż na międzynarodowych rynkach (szczególnie pszenicy).

Analizując szczegółowo dane przedstawione w tabeli 2, można wyciągnąć wniosek, że najsilniej powiązana w zakresie zmienności cen była pszenica i kukurydza w czasie wojny. W przypadku zmienności cen terminowych pszenicy 69,73% wariancji błędu prognozy tej zmiennej wyjaśnić można przez szokową zmianę jej samej,

⁶ Przyjęto 100 dni za horyzont prognozy w celu zapewnienia porównywalności z wynikami analizy indeksu przenoszenia B-K.

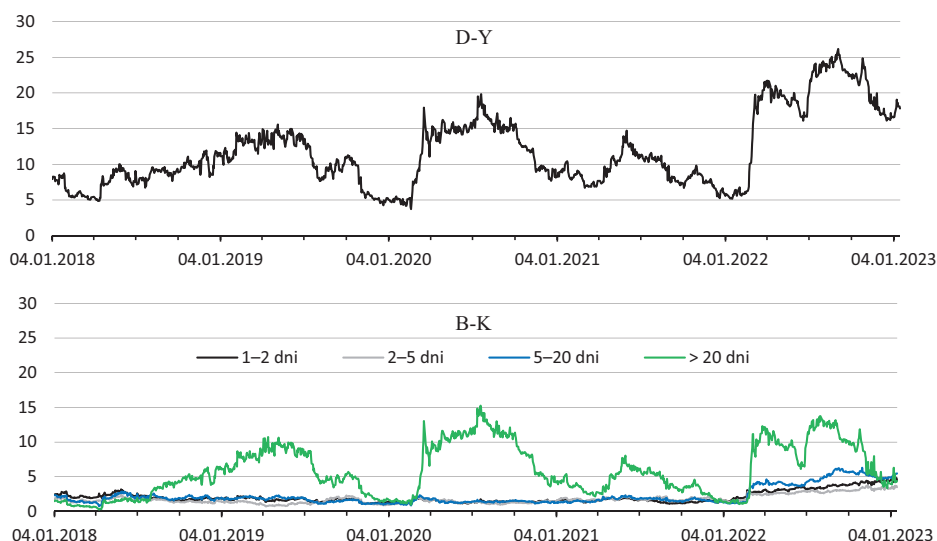
Tabela 2. Przenoszenie zmienności między rynkami towarowych kontraktów futures**Table 2.** Volatility spillovers across commodity futures markets

2017–2019	Ropa	Gaz	Pszenica	Kukurydza	Rzepak	Wpływ innych kontraktów
Ropa	97,82	1,05	0,83	0,31	0,00	0,44
Gaz	0,85	96,17	1,96	0,38	0,64	0,77
Pszenica	0,25	1,36	92,87	5,13	0,39	1,43
Kukurydza	0,70	1,02	3,80	93,14	1,34	1,37
Rzepak	0,69	4,70	0,54	0,47	93,6	1,28
Wpływ na pozostałe kontrakty	0,50	1,63	1,42	1,26	0,47	TS = 5,28
2020–2021	Ropa	Gaz	Pszenica	Kukurydza	Rzepak	Wpływ innych kontraktów
Ropa	97,06	1,41	0,07	0,45	1,02	0,59
Gaz	1,56	97,04	0,23	0,55	0,63	0,59
Pszenica	0,27	0,17	79,33	6,22	14,01	4,13
Kukurydza	3,90	0,55	5,00	83,47	7,08	3,31
Rzepak	1,39	0,28	3,16	4,67	90,5	1,90
Wpływ na pozostałe kontrakty	1,42	0,48	1,69	2,38	4,55	TS = 10,52
2022–styczeń 2023	Ropa	Gaz	Pszenica	Kukurydza	Rzepak	Wpływ innych kontraktów
Ropa	88,08	2,47	7,16	1,75	0,54	2,38
Gaz	0,28	97,01	0,98	1,09	0,64	0,60
Pszenica	2,12	0,75	69,73	20,42	6,99	6,05
Kukurydza	0,35	0,87	22,57	72,56	3,66	5,49
Rzepak	0,10	0,88	10,19	6,34	82,49	3,50
Wpływ na pozostałe kontrakty	0,57	0,99	8,18	5,92	2,36	TS = 18,03

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych z serwisu finansowego investing.com (<https://pl.investing.com>, dostęp: 18.01.2023).

Source: own study based on data from the investing.com financial website (<https://pl.investing.com>, access: 18th January 2023).

a 20,42, 6,99 i 2,12% odpowiednio szokami z rynków kukurydzy, rzepaku i ropy naftowej. Z kolei w przypadku zmienności cen terminowych kukurydzy 72,56% wariacji błędu prognozy tej zmiennej wyjaśnić można przez szokową zmianę jej samej



Rysunek 5. Oszacowania całkowitego indeksu przenoszenia zmienności dla pięciu towarowych kontraktów futures w ruchomym oknie (wzory 5 i 16)

Figure 5. Total volatility spillover index for five commodity futures in moving window (formulas 5 and 16)

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych z serwisu finansowego investing.com (<https://pl.investing.com>, dostęp: 18.01.2023).

Source: own study based on data from the investing.com financial website (<https://pl.investing.com>, access: 18th January 2023).

oraz 22,57 i 3,66% odpowiednio szokami zmienności pszenicy i rzepaku. Wpływ szoków z pozostałych rynków nie przekraczał 1%. Oznacza to, że w czasie działań zbrojnych w Ukrainie wpływ szoków z rynku pszenicy na zmienność cen kukurydzy był wyższy o ok. 2 p.p. niż szoków z rynku kukurydzy na zmienność cen pszenicy. Z kolei przed 2022 r. występowała słabsza i odwrotna relacja, tj. rynek kukurydzy był transmiterem netto szoków na rynek pszenicy. Tiwari i współautorzy (2022) także wskazali rynek terminowy kukurydzy w Chicago jako transmitera netto zmienności na rynek terminowy pszenicy przed majem 2021 r. Jeśli chodzi o transmisję zmienności pomiędzy rynkami towarów rolnych i energetycznych, najwięcej szoków przenosiła pszenica na ropę naftową (7,16%) w 2022 r. (tabela 2)⁷. Już przed majem 2021 r. Tiwari i współautorzy (2022) również udokumentowali istotne przenoszenie

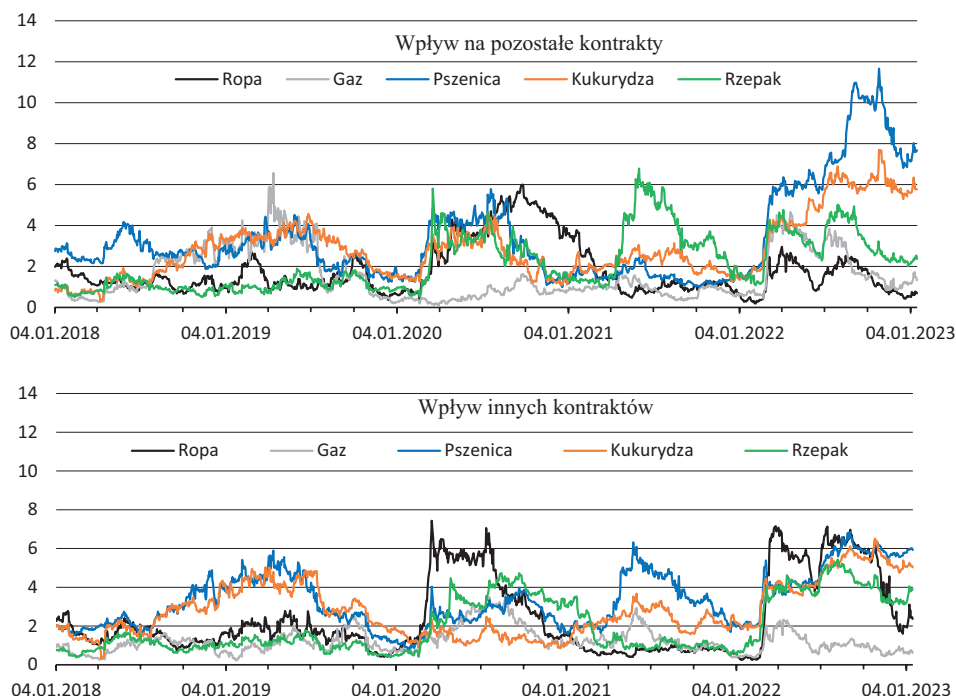
⁷ Ze względu na konstrukcję miary zmienności uwzględnienie kursu wymiany USD/EUR nie wpłynęło na otrzymane wyniki.

zmienności z rynków towarów rolnych w USA na rynek ropy naftowej, ale jedynie w ekstremalnych warunkach rynkowych. Nie są do końca jasne przyczyny transmisji zmienności cen z rynku pszenicy na rynek ropy. Prawdopodobnym uzasadnieniem może tu być wzrost zmienności cen pszenicy spowodowany obawami związanymi z ryzykiem geopolitycznym w Europie, które jest obecnie kluczowym czynnikiem wpływającym na ceny i ich zmienność na rynkach surowców.

Na kolejnym etapie analizy zbadano dynamikę przenoszenia zmienności cen pomiędzy rynkami pięciu kontraktów futures w ruchomym oknie 256 obserwacji⁸. Obliczone wartości miar przenoszenia D-Y przyporządkowano ostatniej obserwacji w oknie. W celu zachowania spójności zastosowanej procedury ze statycznymi miarami przenoszenia w każdym oknie dla zmienności cen rozpatrywanych kontraktów futures oszacowano model VAR za pomocą regresji LASSO. Za horyzont prognozy przyjęto 100 dni. Po to, by zbadać szybkość rozprzestrzeniania się szoków związanych ze zmiennością pomiędzy analizowanymi rynkami obliczono także indeks przenoszenia zmienności B-K w dziedzinie częstotliwości. Rozpatrywano różne częstotliwości: krótkookresowe (1–2 dni, 2–5 dni), średniookresowe (5–20 dni) i długookresowe (powyżej 20 dni). Rysunek 5 przedstawia zmiany w czasie wartości całkowitego indeksu przenoszenia zmienności D-Y i B-K w latach 2018–styczeń 2023. Gwałtowny wzrost wartości całkowitego indeksu przenoszenia zmienności D-Y odnotowano w dwóch okresach. Pierwszy okres to marzec 2020 r., gdy Europa stała się centrum rozprzestrzeniania się koronawirusa. W tym czasie wartość indeksu D-Y wzrosła do 18%. Do drugiego gwałtownego wzrostu wartości indeksu D-Y doszło dwa lata później, w marcu 2022 r., po ataku Rosji na Ukrainę. Podczas działań zbrojnych w Ukrainie indeks ten osiągnął największą wartość 26%. Przeglądając się całkowitemu indeksowi przenoszenia zmienności B-K, można zauważyć, że szoki związane ze zmiennością w rozpatrywanym zbiorze towarowych kontraktów futures są przenoszone głównie dla częstotliwości długookresowych (powyżej 20 dni). Uzyskany wynik jest zgodny z rezultatem badań przedstawionych w pracy pt. *Volatility spillovers in commodity futures markets* (Yang, Li, Miao 2021). Można więc przypuszczać, że powiązania pomiędzy rynkami kontraktów futures na towary rolne i energetyczne w zakresie zmienności w znacznym stopniu wynikają z czynników ekonomicznych związanych z sytuacją popytowo-podażową na rynkach towarów oraz ogólnymi warunkami gospodarczymi. Wynik ten może także sugerować, że efekt ufinansowania rynków towarów rolnych na Euronext nie jest tak duży jak w przypadku innych rynków towarowych⁹. W okresach zawirowań na rynkach kapitałowych inwestorzy zwracają się

⁸ Liczba ta odpowiada średniej liczbie notowań kontraktów futures na towary w roku.

⁹ Według raportu Euronext Commitments of Traders (Euronext 2023) najliczniejszą grupę uczestników utrzymujących pozycje w rozpatrywanych kontraktach futures na Euronext stanowią uczestnicy komercyjni (ok. 80% otwartych pozycji w kontraktach na kukurydzę, 65% w kontraktach na rzepak i 60% w kontraktach



Rysunek 6. Oszacowania kierunkowych indeksów przenoszenia zmienności dla pięciu towarowych kontraktów futures w ruchomym oknie (wzory 6–7)

Figure 6. Directional volatility spillover indices for five commodity futures in moving window (formulas 6–7)

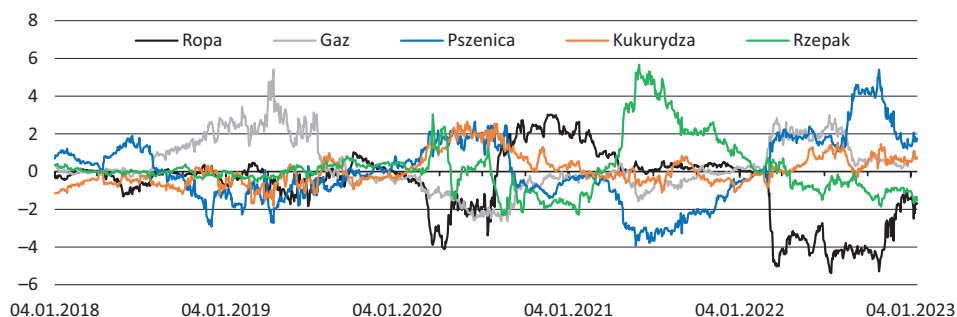
Źródło: opracowanie własne na podstawie danych z serwisu finansowego investing.com (<https://pl.investing.com>, dostęp: 18.01.2023).

Source: own study based on data from the investing.com financial website (<https://pl.investing.com>, access: 18th January 2023).

ku alternatywnym aktywom, chcąc ograniczyć ryzyko inwestycji. We wspomnianym okresie fundusze inwestycyjne tworzyły portfele, w skład których wchodziły rozpastrywane rolnicze kontrakty futures¹⁰, a zmiany cen składników takich portfeli mogą

na pszenicę), mniej jest instytucji finansowych i funduszy inwestycyjnych (od 20 do 40%). W przypadku niekomercyjnych uczestników znikomy jest udział liczby utrzymywanych przez nich pozycji w celu redukcji ryzyka w związku z działalnością handlową w ogólnej liczbie otwartych pozycji. Zaskakiwać może fakt, że uczestnicy komercyjni deklarują, iż tylko ok. 2/3 utrzymywanych przez nich pozycji jest ściśle związanych z redukcją ryzyka ich działalności.

¹⁰ Zgodnie z raportem Euronext Commitments of Traders (Euronext 2023) fundusze inwestycyjne miały ok. kilkuprocentowy udział w otwartych pozycjach w kontraktach futures na pszenicę, kukurydzę i rzepak na Euronext.



Rysunek 7. Oszacowania kierunkowych indeksów przenoszenia zmienności netto dla pięciu towarowych kontraktów futures w ruchomym oknie (wzór 8)

Figure 7. Net directional volatility spillover indices for five commodity futures in moving window (formula 8)

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych z serwisu finansowego investing.com (<https://pl.investing.com>, dostęp: 18.01.2023).

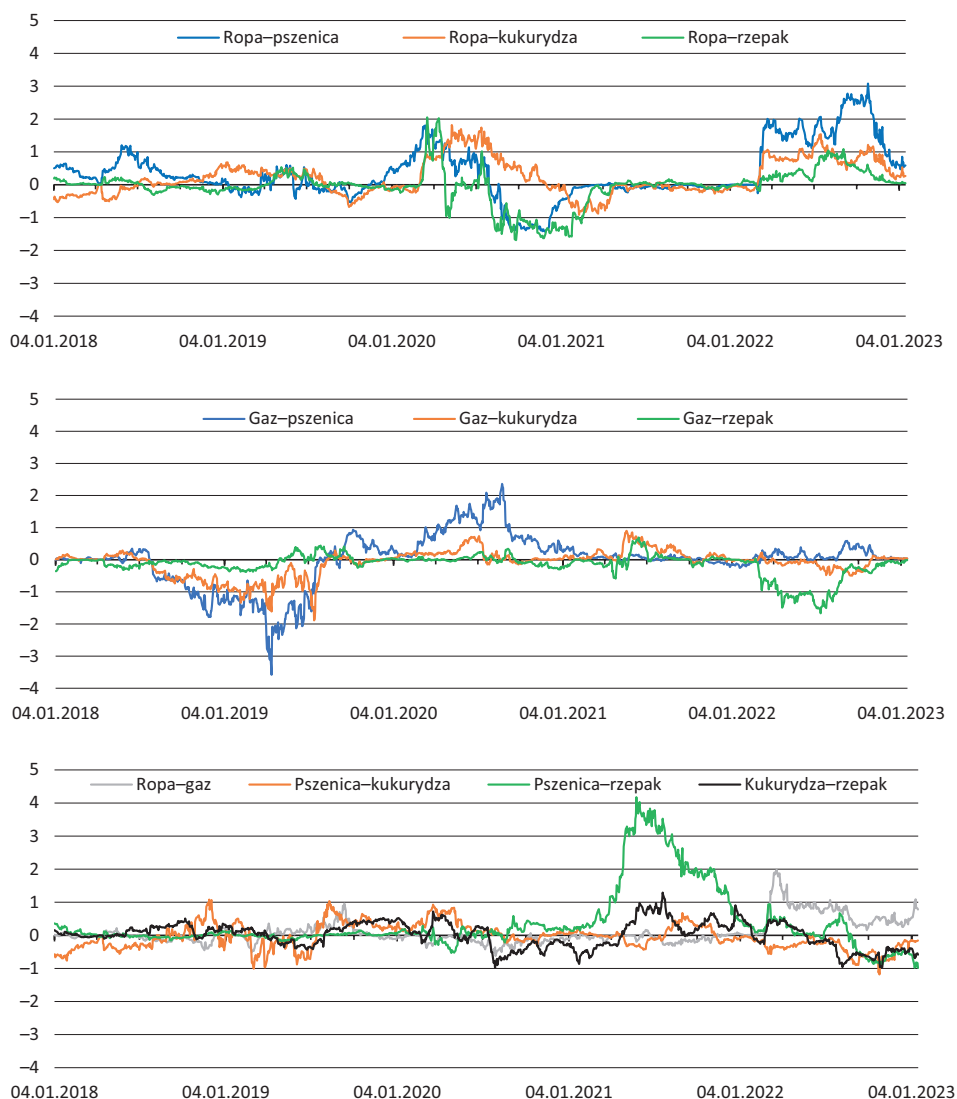
Source: own study based on data from the investing.com financial website (<https://pl.investing.com>, access: 18th January 2023).

wpływać na ceny innych składników, czasami w oderwaniu od fundamentalnych czynników odnoszących się do poszczególnych towarów¹¹. Należy zauważyć, że w 2022 r. także poziomy indeksu przenoszenia zmienności dla częstotliwości krótkookresowych (1–2 dni, 2–5 dni) i średniookresowych (5–20 dni) są wyższe niż we wcześniejszych latach (rysunek 5).

Skupiając się na kierunkowych indeksach przenoszenia zmienności na inne rynki (rysunek 6 – górny panel), należy stwierdzić, że w pierwszych miesiącach pandemii COVID-19 zbliżone wartości przyjmowały indeksy dla towarów rolnych i ropy naftowej. W drugiej połowie 2020 r. najczęściej szoków dostarczała ropa naftowa, a w kolejnym roku rzepak. Z kolei w pandemii szoki z innych rynków miały największy wpływ na zmienność ropy naftowej i pszenicy (rysunek 6 – dolny panel). Natomiast podczas wojny rosyjsko-ukraińskiej największym transmiterem zmienności na inne rynki okazał się rynek pszenicy, przy czym absorbował mniej szoków z innych rynków niż transmitował. Odwrotna sytuacja wystąpiła na rynku ropy naftowej, który był największym odbiorcą szoków netto (rysunek 7).

Ostatnim wynikiem, o którym warto wspomnieć, jest dynamika powiązań pomiędzy parami kontraktów futures na towary rolne i energetyczne (rysunek 8). Największymi wartościami indeksów przenoszenia charakteryzowały się trzy pary:

¹¹ Warto dodać, że w literaturze przedmiotu ocena wpływu inwestorów, a w szczególności inwestorów portfelowych, na rynki towarów rolnych nie jest jednoznaczna (zob. np. Tomaszewski 2015).



Rysunek 8. Oszacowania indeksów przenoszenia zmienności netto dla par towarowych kontraktów futures w ruchomym oknie (wzór 9)

Figure 8. Net pairwise volatility spillover indices for commodity futures in moving window (formula 9)

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych z serwisu finansowego investing.com (<https://pl.investing.com>, dostęp: 18.01.2023).

Source: own study based on data from the investing.com financial website (<https://pl.investing.com>, access: 18th January 2023).

gaz–pszenica w 2019 r., pszenica–rzepak w 2021 r. i ropa–pszenica w 2022 r. Oznacza to, że w tych przypadkach wystąpiła największa asymetria transmisji zmienności, przy czym więcej szoków przenoszonych było z rynków gazu i rzepaku na rynek pszenicy oraz rynku pszenicy na rynek ropy naftowej.

5. Podsumowanie

Ropa naftowa i gaz ziemny to dwa podstawowe surowce energetyczne wykorzystywane w sektorze rolniczym i mające kluczowy wpływ na koszt produkcji, a więc jej opłacalność i konkurencyjność. W niniejszej pracy podjęto próbę opisanie dynamiki powiązań zmienności cen i mechanizmu jej transmisji pomiędzy rynkami ropy naftowej, gazu ziemnego, kukurydzy, pszenicy i rzepaku w okresie od początku stycznia 2017 r. do 17 stycznia 2023 r.

Wyniki otrzymane z modelu D-Y wskazują na wzmacniające się powiązania tych rynków w zakresie zmienności cen najpierw w okresie COVID-19, a następnie po ataku militarnym Rosji na Ukrainę. Ani ropa naftowa, ani gaz ziemny nie są głównymi transponderami zmienności, a większość szoków rynkowych przenoszona jest przez towary rolne. W czasie pandemii COVID-19 zmienność przenoszona była głównie przez rzepak przenoszący średnio 4,55% zmienności na każdy z pozostałych rynków i w mniejszym stopniu kukurydzę (2,38%). Po wybuchu wojny zdecydowanie największym transponderem szoków zmienności stała się pszenica, która transmitowała na inne rynki średnio 8,18% zmienności i w mniejszym stopniu kukurydza (5,92%). Ropa naftowa jedynie w krótkim okresie pod koniec 2020 r. stanowiła główne źródło transmisji zmienności na pozostałe rynki. Na podstawie indeksu B-K można stwierdzić, że szoki związane ze zmiennością cen na rynkach były przenoszone pomiędzy tymi rynkami głównie dla częstotliwości długookresowych (powyżej 20 dni). A zatem zmienność nie była przenoszona natychmiastowo, dając tym samym szansę na wdrożenie procedur zarządzania ryzykiem łagodzących wpływ szoków pochodzących z jednego rynku na pozostałe.

Słabością zastosowania ruchomego okna do obliczania dynamicznych indeksów przenoszenia zmienności cen D-Y i B-K jest wrażliwość na liczbę obserwacji w oknie (Antonakakis, Chatziantoniou, Gabauer 2020). W badaniu nie rozróżniono także szoków pozytywnych i negatywnych, których oddziaływanie często obserwuje się w wysokich i niskich kwantylach lub ogonach rozkładów (Tiwari i in. 2022). Stąd w kolejnym badaniu zastosowane zostaną modele TVP-VAR (Time-Varying Parameter VAR) oraz QVAR (Quantile VAR) odpowiednio do pogłębienia analizy powiązań między rynkami towarów rolnych i energetycznych w zakresie zmienności cen oraz ekstremalnych zmian cen.

Bibliografia

- Abbott P.C., Hurt C., Tyner W.E. (2009). What's Driving Food Prices? Farm Foundation Issue Report. Oak Brook, IL., 58–64. https://www1.eere.energy.gov/bioenergy/pdfs/farm_foundation_whats_driving_food_prices.pdf (dostęp: 28.03.2023).
- Ang A., Bekaert G. (2002). International asset allocation with regime shifts. *Review of Financial Studies*, 15 (4), 1137–1187. DOI:10.1093/rfs/15.4.1137.
- Antonakakis N., Chatziantoniou I., Gabauer D. (2020). Refined measures of dynamic connectedness based on time-varying parameter vector autoregressions. *Journal of Risk and Financial Management*, 13 (4), 84. DOI:10.3390/jrfm13040084.
- Baffes J. (2007). Oil spills on other commodities. *Resources Policy*, 32 (3), 126–134. DOI:10.1016/j.resourpol.2007.08.004.
- Balcilar M., Bekun F.V. (2020). Do oil prices and exchange rates account for agricultural commodity market spillovers? Evidence from the Diebold and Yilmaz Index. *Agrekon*, 59 (3), 366–385. DOI:10.1080/03031853.2019.1694046.
- Barbaglia L., Croux C., Wilms I. (2020). Volatility spillovers in commodity markets: A large t-vector autoregressive approach. *Energy Economics*, 85, 104555. DOI:10.1016/j.eneco.2019.104555.
- Baruník J., Křehlík T. (2018). Measuring the frequency dynamics of financial connectedness and systemic risk. *Journal of Financial Econometrics*, 16 (2), 271–296. DOI:10.1093/jjfinec/nby001.
- Bouri E., Demirel R., Gupta R., Pierdzioch C. (2020). Infectious diseases, market uncertainty and oil market volatility. *Energies*, 13 (16), 4090. DOI:10.3390/en13164090.
- Chang C.-L., McAleer M., Wong W.-K. (2020). Risk and financial management of COVID-19 in business, economics and finance. *Journal of Risk and Financial Management*, 13 (5), 102. DOI:10.3390/jrfm13050102.
- Chang T.-H., Su H.-M. (2010). The substitutive effect of biofuels on fossil fuels in the lower and higher crude oil price periods. *Energy*, 35 (7), 2807–2813. DOI:10.1016/j.energy.2010.03.006.
- Czech K., Górská A., Kozioł-Kaczorek D. (2019). *Związki cenowe towarów w warunkach finansjeryzacji gospodarki na przykładzie cen ropy naftowej, złota i pszenicy*. Warszawa: Wydawnictwo SGGW.
- Diebold F.X., Yilmaz K. (2015). *Financial and Macroeconomic Connectedness: A Network Approach to Measurement and Monitoring*. New York: Oxford University Press.
- Diebold F.X., Yilmaz K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting*, 28 (1), 57–66. DOI:10.1016/j.ijforecast.2011.02.006.
- Diebold F.X., Yilmaz K. (2009). Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. *The Economic Journal*, 119 (534), 158–171. DOI:10.1111/j.1468-0297.2008.02208.x.
- Du X., Yu C.L., Hayes D.J. (2011). Speculation and volatility spillover in the crude oil and agricultural commodity markets: A Bayesian analysis. *Energy Economics*, 33, 497–503. DOI:10.1016/j.eneco.2010.12.015.

- El Montasser G., Malek Belhoula M., Charfeddine L. (2023). Co-explosivity versus leading effects: Evidence from crude oil and agricultural commodities. *Resources Policy*, 81, 103331. DOI:10.1016/j.resourpol.2023.103331.
- Euronext (2023). Commitments of Traders Report. https://live.euronext.com/products/commodities/commitments_of_traders (dostęp: 9.02.2023).
- Farid S., Naeem M.A., Paltrinieri A., Nepal R. (2022). Impact of COVID-19 on the quantile connectedness between energy, metals and agriculture commodities. *Energy Economics*, 109, 10596. DOI:10.1016/j.eneco.2022.105962.
- Gong X., Liu Y., Wang X. (2021). Dynamic volatility spillovers across oil and natural gas futures markets based on a time-varying spillover method. *International Review of Financial Analysis*, 76, 101790. DOI:10.1016/j.irfa.2021.101790.
- Hamulczuk M., Klimkowski C. (2011). Powiązania między cenami ropy a cenami pszenicy w Polsce. *Roczniki Nauk Rolniczych*, seria G, 98 (3), 176–190.
- Hassen T.B., Bilali H.E. (2022). Impacts of the Russia-Ukraine war on global food security: Towards more sustainable and resilient food systems? *Foods*, 11 (15), 2301. DOI:10.3390/foods11152301.
- Hung N.T. (2021). Oil prices and agricultural commodity markets: Evidence from pre and during COVID-19 outbreak. *Resources Policy*, 73, 102236. DOI:10.1016/j.resourpol.2021.102236.
- IGC [International Grains Council] (2022a). Grain Market Report: Russia-Ukraine conflict. https://www.igc.int/en/gmr_summary.aspx (dostęp: 27.01.2023).
- IGC (2022b). Databank: Ukraine production and trade (main grains & oilseeds/products). <https://www.igc.int/en/downloads/2022/gen2122misc1.pdf> (dostęp: 27.01.2023).
- Irwin S.H., Sanders D.R. (2012). Financialization and structural change in commodity futures markets. *Journal of Agricultural and Applied Economics*, 44 (3), 371–396. DOI:10.1017/S107407080000481.
- Ji Q., Bouri E., Roubaud D., Shahzad S.J.H. (2018). Risk spillover between energy and agricultural commodity markets: A dependence-switching CoVaR-copula model. *Energy Economics*, 75, 14–27. DOI:10.1016/j.eneco.2018.08.015.
- Just M., Echaust K. (2022). Dynamic spillover transmission in agricultural commodity markets: What has changed after the COVID-19 threat? *Economics Letters*, 217, 110671. DOI:10.1016/j.econlet.2022.110671.
- Just M., Echaust K. (2020). Stock market returns, volatility, correlation and liquidity during the COVID-19 crisis: Evidence from the Markov switching approach. *Finance Research Letters*, 37, 101775. DOI:10.1016/j.frl.2020.101775.
- Kumar D. (2017). On volatility transmission from crude oil to agricultural commodities. *Theoretical Economics Letters*, 7, 87–101. DOI:10.4236/tel.2017.72009.
- Le Z., Su Y. (2020). Dynamic spillovers between international crude oil market and China's commodity sectors: Evidence from time-frequency perspective of stochastic volatility. *Frontiers in Energy Research*, 8. DOI:10.3389/fenrg.2020.00045.
- Liu W. (2009). Analysis of co-integration and volatility spillover effects between Chinese and international agricultural products futures markets. 2009 International Conference

- on Management and Service Science, 10953556. <https://ieeexplore.ieee.org/document/5301807> (dostęp: 31.01.2023)
- Nyga-Łukaszewska H., Aruga K. (2020). Energy prices and COVID-immunity: The case of crude oil and natural gas prices in the US and Japan. *Energies*, 13 (23), 6300. DOI:10.3390/en13236300.
- Pal D., Mitra S.K. (2020). Time-frequency dynamics of return spillover from crude oil to agricultural commodities. *Applied Economics*, 52 (49), 5426–5445. DOI:10.1080/00036846.2020.1764482.
- Paris A. (2018). On the link between oil and agricultural commodity prices: Do biofuels matter? *International Economics*, 155, 48–60. DOI:10.1016/j.inteco.2017.12.003.
- Parkinson M. (1980). The extreme value method for estimating the variance of the rate of return. *Journal of Business*, 53 (1), 61–65.
- Pesaran H.H., Shin Y. (1998). Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics Letters*, 58 (1), 17–29. DOI:10.1016/S0165-1765(97)00214-0.
- Rokicki T., Perkowska A., Klepacki B., Bórawski P., Beldycka-Bórawska A., Michalski K., (2021). Changes in energy consumption in agriculture in the EU countries. *Energies*, 14 (6), 1570. DOI:10.3390/en14061570.
- Rosiak E. (red.) (2021). Rynek rzepaku. Stan i perspektywy. *Analizy Rynkowe*, 59.
- Shah A.A., Dar A.B. (2022). Asymmetric, time and frequency-based spillover transmission in financial and commodity markets. *Journal of Economic Asymmetries*, 25, e00241. DOI:10.1016/j.jeca.2022.e00241.
- Śmiech S., Papież M., Fijorek K., Dąbrowski M.A. (2019). What drives food price volatility? Evidence based on a generalized VAR approach applied to the food, financial and energy markets. *Economics*, 13 (1), 20190014. DOI:10.5018/economics-ejournal.ja.2019-14.
- Taghizadeh-Hesary F., Rasoulinezhad E., Yoshino N. (2019). Energy and food security: Linkages through price volatility. *Energy Policy*, 128, 796–806. DOI:10.1016/j.enpol.2018.12.043.
- Tang K., Xiong W. (2012). Index investment and financialization of commodities. *Financial Analysts Journal*, 68 (6), 54–74. DOI:10.2469/faj.v68.n6.5.
- Tibshirani R. (1996). Regression shrinkage and selection via the lasso. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 58 (1), 267–288.
- Tiwari A.K., Abakah E.J.A., Adewuyi A.O., Lee C.-C. (2022). Quantile risk spillovers between energy and agricultural commodity markets: Evidence from pre and during COVID-19 outbreak. *Energy Economics*, 113, 106235. DOI:10.1016/j.eneco.2022.106235.
- Tomaszewski J. (2015). Finansjalizacja a zmiany strukturalne na rynku towarów rolnych w pierwszych latach XXI w. *Annales Universitatis Mariae Curie-Skłodowska. Sectio H. Oeconomia*, 49 (4), 601–610. DOI:10.17951/h.2015.49.4.601.
- Wei C.C., Chen S.M. (2016). Examining the relationship of crude oil future price return and agricultural future price return in US. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 6 (1), 58–64.
- Wheeler C.M., Baffes J., Kabundi A.N., Kindberg-Hanlon G., Nagle P.S.O., Ohnsorge F.L. (2020). Adding fuel to the fire: Cheap oil during the COVID-19 pandemic. *Policy*

- Research Working Paper Series 9320, The World Bank. <https://ideas.repec.org/p/wbk/wbrwps/9320.html> (dostęp: 23.06.2021).
- World Bank Group (2022). *Commodity Markets Outlook: The Impact of the War in Ukraine on Commodity Markets, April 2022*. A World Bank Report. Washington, DC: World Bank. <https://openknowledge.worldbank.org/bitstream/handle/10986/37223/CMO-April-2022.pdf> (dostęp: 27.01.2023).
- Xiarchos I.M., Burnett J.W. (2018). Dynamic volatility spillovers between agricultural and energy commodities. *Journal of Agricultural and Applied Economics*, 50 (3), 291–318. DOI:10.1017/aae.2017.34.
- Yang J., Li Z., Miao H. (2021). Volatility spillovers in commodity futures markets: A network approach. *Journal of Futures Markets*, 41 (12), 1959–1987. DOI:10.1002/fut.22270.
- Yang J., Qiu H., Huang J., Rozelle S. (2008). Fighting global food price rises in the developing world: The response of China and its effect on domestic and world markets. *Agricultural Economics*, 39 (Suppl. 1), 453–464. DOI:10.1111/j.1574-0862.2008.00351.x.

Price Volatility Spillovers among Agricultural and Energy Commodity Markets: The Perspective of European Markets During the COVID-19 Pandemic and the Russia-Ukraine War

Abstract: The study aims to assess the price volatility connectedness across agricultural and energy futures markets, and in particular, to identify the markets that are the main sources of price volatility among the markets considered. We analysed volatility spillovers among wheat, maize, rapeseed, Brent oil and natural gas on the Euronext and ICE exchanges in the period from January 2017 to January 2023. We used the spillover index of Diebold and Yilmaz based on a generalised forecast error variance decomposition and its frequency extension of Barunik and Křehlík. The period from the outbreak of the COVID-19 pandemic to the beginning of 2023 brings an increase in price volatility in the food and energy markets. In the COVID-19 pandemic, the volatility spillover effect among markets was twice as strong as in 2017–2019, and three times stronger than during the Russia–Ukraine war. The main source of market shocks during the spread of the SARS-CoV-2 virus was the rapeseed market, while during the war in Ukraine this role was taken over by the wheat market. The volatility was not immediately transferred, thus providing an opportunity to implement risk management procedures to mitigate the impact of shocks from one market to another.

Keywords: price volatility, volatility spillovers, agricultural commodities, energy commodities.