

Wahania aktywności gospodarczej w Polsce i strefie euro*

Paweł Skrzypczyński**

Sierpień, 2008

Streszczenie

Zbliżone kształtowanie się cykli koniunkturalnych w krajach tworzących unię walutową jest jednym z ważniejszych czynników wpływających na efektywność wspólnej polityki monetarnej. Tym samym pytanie o podobieństwa i różnice pomiędzy wahaniami aktywności gospodarczej w nowych gospodarkach członkowskich Unii Europejskiej oraz gospodarkach strefy euro, a więc pytanie o synchronizację krajowego cyklu koniunkturalnego z cyklem charakteryzującym unię monetarną, jest zasadne w obliczu przyszłego rozszerzenia struktur strefy euro.

W artykule podjęto próbę odpowiedzi na powyższe pytanie w przypadku gospodarki polskiej, opierając badanie na ilościowej analizie przebiegu cyklu koniunkturalnego w Polsce i strefie euro w latach 1995-2007. Głównym celem pracy jest zbadanie synchronizacji pomiędzy wahaniami koniunktury w tych gospodarkach. W tym celu wykorzystano metody analizy szeregów czasowych, operujące zarówno w dziedzinie czasu jak i częstotliwości, które umożliwiły pomiar cykli koniunkturalnych oraz określenie ich korelacji.

Uzyskane wyniki wskazują, że w analizowanym okresie gospodarka polska i strefy euro wykazują średnie i stabilne w czasie dopasowanie wahań cyklicznych. Synchronizacja cykli o długości do około 3 lat jest wyższa niż cykli o dłuższym okresie, które wykazują tendencję do wyraźnego wyprzedzania analogicznych fluktuacji w strefie euro. Zarówno cykle o długości do około 3 lat, jak również cykle dłuższe, mają w przypadku Polski wyższe amplitudy niż w strefie euro.

Słowa kluczowe: synchronizacja cykli koniunkturalnych; filtry częstotliwościowe; model SVAR; model UCARIMA; analiza spektralna.

Klasyfikacja JEL: C22, C32, E32, F15.

* Projekt badawczy zrealizowany w ramach współpracy z Biurem ds. Integracji ze Strefą Euro, stanowiący część przygotowywanego w Narodowym Banku Polskim Raportu nt. pełnego uczestnictwa Rzeczypospolitej Polskiej w trzecim etapie Unii Gospodarczej i Walutowej.

** Instytut Ekonomiczny, Narodowy Bank Polski, ul. Świętokrzyska 11/21, 00-919 Warszawa, e-mail: Pawel.Skrzypczyński@mail.nbp.pl.

Wprowadzenie

Zbliżone kształtowanie się cykli koniunkturalnych w krajach tworzących unię walutową jest jednym z ważniejszych czynników wpływających na efektywność wspólnej polityki monetarnej. Podobny przebieg wahań koniunktury danego kraju, jak i fluktuacji koniunkturalnych unii monetarnej eliminuje potrzebę zachowania autonomicznej polityki pieniężnej, ponieważ wspólna polityka pieniężna jest wówczas w stanie stabilizować fluktuacje gospodarcze we wszystkich krajach członkowskich. Tym samym pytanie o podobieństwa i różnice pomiędzy wahaniami aktywności gospodarczej w nowych gospodarkach członkowskich Unii Europejskiej oraz gospodarkach strefy euro, a więc pytanie o synchronizację krajowego cyklu koniunkturalnego z cyklem charakteryzującym unię monetarną, jest zasadne w obliczu przyszłego rozszerzenia struktur strefy euro.

W artykule podjęto próbę przedstawienia zjawiska synchronizacji wahań aktywności gospodarczej pomiędzy gospodarką Polski a strefy euro. Głównym celem badania jest odpowiedź na pytanie, jak cykle koniunkturalne gospodarki polskiej są zsynchronizowane z cyklami koniunkturalnymi gospodarek strefy euro, oraz jak zjawisko dopasowywania się cykli koniunkturalnych Polski i strefy euro ewoluuje w czasie. Należy podkreślić, że wraz ze wzrostem liczby dostępnych obserwacji szeregów czasowych dla gospodarki polskiej wnioskowanie na temat procesu synchronizacji cykli koniunkturalnych pomiędzy Polską i strefą euro nabiera znaczenia. Przykładowo dane dotyczące produktu krajowego brutto w Polsce obejmują obecnie okres 13 lat, co wydaje się być minimalną długością próby obserwacji przy badaniu cyklu koniunkturalnego¹. W celu przeprowadzenia badania wykorzystano metody analizy szeregów czasowych, operujące zarówno w dziedzinie czasu jak i częstotliwości, które umożliwiły pomiar cykli koniunkturalnych oraz określenie ich korelacji. Dzięki temu uzyskano całościowy obraz zależności pomiędzy cyklem gospodarczym Polski i strefy euro poprzez określenie dopasowania amplitud oraz punktów zwrotnych aktywności gospodarczej. Dodatkowo w przeprowadzonym badaniu przedstawiono wyniki dotyczące synchronizacji cykli gospodarczych krajów wchodzących w skład strefy euro, jak również wyniki dotyczące synchronizacji cykli gospodarczych krajów kandydujących do członkostwa w strefie euro. Tym samym umożliwiło to lepsze

¹ Burns i Mitchell (1946) określili, że fluktuacje koniunkturalne nie muszą być ściśle periodyczne, oraz że ich długość może wahać się od ponad roku do około 10-12 lat. Zgodnie z chronologią powojennych cykli koniunkturalnych w Stanach Zjednoczonych według National Bureau of Economic Research (NBER) jednym ze stylizowanych faktów na temat fluktuacji koniunkturalnych w gospodarce rynkowej jest stwierdzenie, że długość cyklu koniunkturalnego leży w zakresie od około 2 do około 10 lat.

umiejscowienie Polski pośród innych gospodarek pod względem dopasowania wahań aktywności gospodarczej do cyklu referencyjnego strefy euro.

Motywacją do napisania artykułu było wykorzystanie metod częstotliwościowych w analizie dopasowania fluktuacji koniunkturalnych w Polsce i strefie euro z uwagi na znikomą liczbę tego typu analiz w literaturze przedmiotu. Tym samym wkład, jaki wnosi do literatury prezentowane badanie, polega przede wszystkim na przedstawieniu synchronizacji cykli gospodarczych w Polsce i strefie euro widzianej przez pryzmat analizy częstotliwościowej (spektralnej). Dodatkowo badanie prezentuje zjawisko synchronizacji cykli gospodarczych pomiędzy Polską i strefą euro na tle analogicznego porównania innych gospodarek ze strefą euro.

Struktura artykułu jest następująca. W rozdziale pierwszym przedstawiono przegląd literatury dotyczącej synchronizacji wahań aktywności gospodarczej. Rozdział drugi omawia podstawy metodologiczne przeprowadzonego badania empirycznego, skupiając się przede wszystkim na definicji cyklu koniunkturalnego oraz przyjętej metodzie pomiaru wahań aktywności gospodarczej, jak również na metodach pomiaru dopasowania tych wahań pomiędzy sobą. W rozdziale trzecim opisano wyniki badania empirycznego synchronizacji cykli koniunkturalnych w Polsce i strefie euro na tle wyników analogicznego badania pomiędzy innymi gospodarkami i strefą euro. Pracę kończy rozdział czwarty, który stanowi podsumowanie i zestawienie wniosków płynących z przeprowadzonej analizy.

1. Przegląd literatury

Problematyka synchronizacji cykli koniunkturalnych wśród krajów strefy euro, jak również zależności pomiędzy wahaniami aktywności gospodarczej na świecie, jest podejmowana przez wielu autorów. W przypadku analiz dotyczących związków pomiędzy cyklami koniunkturalnymi gospodarek pozostających poza strefą euro z wahaniami koniunkturalnymi gospodarek wchodzących w jej skład liczba dostępnych badań jest nieco mniejsza, aczkolwiek można zaobserwować wyraźny przyrost badań dotyczących tej tematyki. Tym samym dokonanie całościowego przeglądu literatury jest trudnym i czasochłonnym zadaniem. W związku z powyższym w rozdziale skupiono się na najważniejszych, zdaniem autora, opracowaniach z zakresu przedmiotu. Ostatecznie należy podkreślić, że wśród metod badawczych, wykorzystywanych na łamach literatury przedmiotu, analiza spektralna pozostaje narzędziem, które nie jest najczęściej wykorzystywaną techniką.

W szczególności w literaturze istnieje wyraźny brak badań opartych na analizie spektralnej dla przypadku gospodarki polskiej.

Badania dotyczące synchronizacji cykli koniunkturalnych w ramach struktur strefy euro wskazują, że większość gospodarek osiągnęła wysoką synchronizację cykliczną. Przykładowo Valle e Azevedo (2002), badając wahania koniunktury w krajach UE, jak również w Stanach Zjednoczonych i Japonii, dowodzi, że większość krajów członkowskich strefy euro cechuje się wysoką współzależnością, jeśli chodzi o fluktuacje aktywności gospodarczej względem referencyjnego cyklu dla strefy euro jako całości. Autor wykazuje, że cykle koniunkturalne w Szwecji, Finlandii, Wielkiej Brytanii oraz Stanach Zjednoczonych mają tendencję do wyprzedzania koniunktury strefy euro o ponad rok. Natomiast w Holandii, Włoszech, Japonii oraz Hiszpanii tempo wyprzedzania jest dużo słabsze i nie przekracza roku. Z kolei Bergman (2004) twierdzi, że europejskie cykle koniunkturalne są do siebie dobrze dopasowane, aczkolwiek odkrywa, że poziom synchronizacji jest niższy w okresach niskiej zmienności kursu walutowego. Autor wskazuje na integrację ekonomiczną (zwiększenie wymiany handlowej) ostatnich dziesięciu lat jako czynnik, który przyczynił się do zwiększenia dopasowania wahań koniunkturalnych w Europie oraz na integrację monetarną jako czynnik osłabiający dopasowanie (poprzez zmniejszoną zmienność kursu walutowego). Ponadto autor dowodzi, że w strefie euro występują różnice pomiędzy amplitudami cykli koniunkturalnych i tym samym podkreśla potencjalny problem implementacji wspólnej polityki monetarnej. Podobne wnioski prezentowali wcześniej Dickerson, Gibson i Tsakalotos (1998), którzy wykazali, że istnieją istotne różnice pomiędzy amplitudami cykli koniunkturalnych krajów członkowskich UE, co może stawiać pod znakiem zapytania przyszłe efekty wspólnej polityki monetarnej. Autorzy wymieniają również powiązania handlowo-finansowe jako czynnik determinujący synchronizację cykli koniunkturalnych. Skrzypczyński (2006), analizując cykle koniunkturalne w strefie euro, wskazuje na wysokie dopasowanie cykli koniunkturalnych gospodarek Niemiec, Austrii, Francji, Belgii oraz Holandii do cyklu strefy euro jako całości. W przypadku pozostałych gospodarek strefy euro autor wskazuje, że synchronizacja jest słabsza. Podobnie jak w innych badaniach autor również wskazuje na występowanie pewnych różnic pomiędzy amplitudami i punktami zwrotnymi cykli gospodarczych w ramach strefy euro. Wynne i Koo (2000), bazując na analizie krajów „piętnastki” UE i dwunastu dystryktach Rezerwy Federalnej w Stanach Zjednoczonych, wskazują na wymianę handlową jako czynnik wpływający na synchronizację koniunktury. Ponadto, autorzy powołują się na tzw. efekt sąsiedztwa (*ang. border effect*), który polega na tym, że zwiększona synchronizacja cykli koniunkturalnych jest

obserwowana w krajach sąsiadujących. Kraje te wykazują większą skłonność do wymiany handlowej aniżeli kraje oddalone od siebie. Autorzy pokazali również, że w krajach będących członkami UE przez dłuższy czas (*ang. long-standing members*) widać większą synchronizację wahań aktywności gospodarczej niż u członków z krótkim stażem. Ponadto autorzy wnioskują, że cykle koniunkturalne dużych gospodarek UE są wyraźnie połączone z cyklami koniunkturalnymi Stanów Zjednoczonych (w szczególności cykl gospodarczy Wielkiej Brytanii). De Haan, Inklaar i Sleijpen (2002), badając regiony USA i Niemiec, wskazują na intensywność wymiany handlowej jako czynnik wpływający na synchronizację cykli koniunkturalnych. Autorzy wykazują, że wyższa intensywność wymiany handlowej przekłada się na większą synchronizację fluktuacji koniunktury pomiędzy partnerami handlowymi. Rose i Engel (2002) pokazali, że kraje członkowskie unii monetarnych wykazują wyższą synchronizację cykli koniunkturalnych aniżeli kraje posiadające krajową walutę. Autorzy tłumaczą, że odzwierciedla to zwiększone przepływy handlowe pomiędzy krajami tworzącymi unie monetarne. Wnioski prezentowane przez autorów są jednak sprzeczne ze stanowiskiem Bergmana (2004), który jak wcześniej wspomniano wskazuje na integrację monetarną jako czynnik osłabiający synchronizację cykli koniunkturalnych.

Badania dotyczące synchronizacji cykli koniunkturalnych pomiędzy nowymi członkami UE, którzy pozostają poza strefą euro, z cyklami gospodarek wchodzących w skład strefy euro wskazują, że dopasowanie jest mniejsze aniżeli w przypadku gospodarek tworzących unię monetarną. Dodatkowo można zaobserwować istotne różnice pomiędzy tymi gospodarkami pod względem synchronizacji cyklicznej ze strefą euro rozpatrywaną jako całość. Przykładowo Darvas i Szapary (2004) wskazują, że Polska, Węgry i Słowenia, która w momencie powstawania ich artykułu pozostawała poza strefą euro, charakteryzują się dużym dopasowaniem wahań aktywności gospodarczej do strefy euro. Z kolei kraje takie jak Czechy i Słowacja zostały zidentyfikowane jako mające mniejszą synchronizację, natomiast kraje bałtyckie oceniono jako gospodarki o najniższym dopasowaniu wahań aktywności gospodarczej do strefy euro. Z kolei Varpalotai (2005) przedstawia nieco odmienny obraz synchronizacji niż ten wyłaniający się z pracy Darvasa i Szapary (2004) zwracając uwagę przede wszystkim na różnice w występowaniu punktów zwrotnych. W przypadku Estonii, Węgier i Słowenii autor wskazuje, że cykle gospodarcze mają tendencję do zbliżonego w stosunku do strefy euro występowania punktów zwrotnych. W przypadku Polski autor podkreśla obecność istotnego przesunięcia faz wahań aktywności gospodarczej w porównaniu ze strefą euro. Eickmeier i Breitung (2006), badając cykle koniunkturalne w nowych gospodarkach UE, wskazują na znaczne zróżnicowanie synchronizacji cykli tych gospodarek

ze strefą euro. Autorzy wymieniają Węgry, Estonię, Słowenię i Polskę jako kraje najlepiej dopasowane pod względem wahań koniunkturalnych do strefy euro. Ciekawym opracowaniem na temat synchronizacji cykli koniunkturalnych pomiędzy nowymi członkami UE a strefą euro jest meta-analiza autorstwa Fidrmuca i Korhonena (2006). Dokonując przeglądu 35 publikacji z zakresu synchronizacji cykli koniunkturalnych gospodarek Europy Środkowo-Wschodniej z cyklem referencyjnym strefy euro autorzy wskazują, że największą korelację cykli można odnotować w przypadku Węgier, Słowenii oraz Polski. Ważnym stwierdzeniem autorów jest to, że obraz synchronizacji cykli koniunkturalnych może różnić się ze względu na wykorzystywaną metodę badawczą. Wreszcie warto również przytoczyć wyniki badania autorstwa Woźniaka i Paczyńskiego (2007). Wykorzystując techniki analizy czasowo-częstotliwościowej autorzy wskazują, że dopasowanie wahań aktywności gospodarczej pomiędzy Polską i strefą euro jest niskie w przypadku cykli o długim okresie oraz znacznie wyższe w przypadku cykli o krótkim okresie. Podobne wnioski dla Polski i Węgier przedstawili za pomocą zbliżonych metod badawczych Hughes Hallett i Richter (2007).

Wnioski prezentowane na łamach literatury przedmiotu wskazują na istnienie synchronizacji pośród krajów członkowskich strefy euro. Jednakże nie można powiedzieć, że są to wnioski spójne i jednoznaczne, co m.in. jest związane z długością wykorzystanych prób obserwacji, jak również różnorodnością wykorzystywanych metod ekonometrycznych. Podobnie w przypadku gospodarek Europy Środkowo-Wschodniej wyniki badań różnych autorów wskazują na występowanie pewnej synchronizacji tych gospodarek ze strefą euro, wskazując m.in. na Polskę jako państwo z relatywnie wysokim dopasowaniem krajowego cyklu koniunkturalnego do wahań aktywności gospodarczej w strefie euro.

2. Metodologia

W rozdziale tym przedstawiono zarys metodologiczny przeprowadzonego badania synchronizacji cykli koniunkturalnych w Polsce i strefie euro. Na początku zaprezentowano przyjętą definicję cyklu koniunkturalnego, a następnie dokonano krótkiej charakterystyki narzędzi ekonometrycznych wykorzystanych w badaniu.

2.1. Definicja cyklu koniunkturalnego

Estymacja zmiennych obrazujących kształtowanie się aktywności gospodarczej w Polsce i pozostałych gospodarkach objętych analizą została dokonana na podstawie szeregów

czasowych realnego PKB oraz przetwórstwa przemysłowego². Z uwagi na występowanie sezonowości w powyższych danych dokonano oczyszczania sezonowego przyjętych szeregów czasowych za pomocą metody TRAMO/SEATS³. W analizie uwzględniono okres od I kwartału 1995 do III kwartału 2007 r. włącznie. Z uwagi na to, że uwzględnienie w badaniu miesięcznych danych dotyczących przetwórstwa przemysłowego nie stanowi wartości dodanej w przypadku analizy spektralnej zjawisk cyklicznych i przyjętej definicji cyklu koniunkturalnego (przedstawionej poniżej), zdecydowano, że analogicznie do przypadku danych o PKB zostaną w tym celu wykorzystane kwartalne dane o przetwórstwie przemysłowym⁴. W celu uzyskania składowych cyklicznych wyżej wymienionych szeregów czasowych wykorzystano filtr band-pass autorstwa Christiano i Fitzgeralda (1999)⁵. Z uwagi na specyfikację tego narzędzia koniecznym było przyjęcie *a priori* długości fluktuacji, które mogą być postrzegane jako wahania o charakterze koniunkturalnym. W badaniu przyjęto definicję cyklu koniunkturalnego, która została zaproponowana przez Burnsa i Mitchella (1946) i stanowi tzw. stylizowany fakt w badaniach cyklu koniunkturalnego. Zgodnie z tą definicją cykle koniunkturalne to fluktuacje aktywności gospodarczej, niebędące ściśle periodycznymi wahaniami, o okresach pomiędzy 1,5 roku a około 10-12 latami. Tym samym przyjęta definicja jest spójna z podejściem Lucasa (1977), zgodnie z którym wahania koniunkturalne to proces powtarzających się, lecz nieregularnych, oscylacji produktu wokół jego długookresowej ścieżki wzrostu. Cykl koniunkturalny zgodnie z tym podejściem może zostać zobrazowany jako komponent zmiennej obrazującej kształtowanie się produktu gospodarki w czasie, powstały w wyniku usunięcia komponentu obrazującego długookresową ścieżkę wzrostową tego produktu. W przeprowadzonej analizie przyjęto, że komponent cyklu koniunkturalnego to oscylacje o długościach cyklu leżących pomiędzy 1,5 roku a 10 latami. Założenie odnośnie do pasma wahań koniunkturalnych, jak również określenie czy poddawany dekompozycji szereg czasowy jest stacjonarny, czy nie, jest warunkiem koniecznym przy wyborze odpowiedniej specyfikacji filtra band-pass. W celu określenia

² W badaniu uwzględniono oprócz Polski i strefy euro, rozpatrywanej jako agregat 13 krajów, 17 wybranych gospodarek: Czechy, Estonię, Litwę, Łotwę, Słowację, Węgry, Austrię, Belgię, Finlandię, Francję, Grecję, Hiszpanię, Holandię, Niemcy, Portugalię, Słowenię oraz Włochy. Szereg czasowy realnego PKB Polski pozyskano z bazy danych GUS. W przypadku pozostałych gospodarek wykorzystano szeregi czasowe realnego PKB pochodzące z bazy danych Eurostatu. Szeregi czasowe przetwórstwa przemysłowego dla wszystkich gospodarek zaczerpnięto z bazy danych OECD.

³ W ramach metody TRAMO/SEATS zastosowano addytywną dekompozycję. Szeregi czasowe realnego PKB i przetwórstwa przemysłowego zostały uprzednio poddane transformacji logarytmicznej. W dalszej części pracy zmienne określane jako realny PKB i przetwórstwo przemysłowe dotyczą zmiennych przetransformowanych za pomocą logarytmu naturalnego i oczyszczonych z wahań sezonowych, o ile nie zaznaczono inaczej.

⁴ Dane kwartalne zostały uzyskane poprzez agregację i uśrednianie danych miesięcznych.

⁵ Do celów estymacji komponentu obrazującego cykl koniunkturalny w gospodarce polskiej wykorzystano również inne metody, o których mowa w dalszej części opracowania.

stopnia integracji badanych zmiennych posłużono się testem pierwiastka jednostkowego ADF (por. Dickey i Fuller (1979)) oraz testem stacjonarności KPSS (por. Kwiatkowski et al. (1992)).

2.2. Metody estymacji i analizy składowych cyklicznych

W celu określenia przebiegu cyklu koniunkturalnego w gospodarce polskiej wykorzystano pięć metod estymacji składowej cyklicznej produktu krajowego brutto: filtr Hodricka-Prescotta (1997), zmodyfikowany filtr Hodricka-Prescotta (1999), filtr band-pass Christiano-Fitzgeralda (1999), model SVAR typu Blancharda-Quaha (1988) oraz model UCARIMA (*ang. unobserved components autoregressive integrated moving average*), zgodny ze specyfikacją Watsona (1986). W przypadku badania synchronizacji cyklu polskiego z cyklem strefy euro na podstawie danych o realnym PKB, jak również w przypadku analizy synchronizacji cykli pozostałych gospodarek objętych analizą z cyklem strefy euro wykorzystano miarę składowej cyklicznej wynikającą z zastosowania filtra band-pass. Podobnie w przypadku estymacji cykli gospodarczych na bazie danych o przetwórstwie przemysłowym zastosowano filtr band-pass. O wykorzystaniu filtra band-pass jako narzędzia ekstrakcji cykli koniunkturalnych zdecydowano z uwagi na łatwość aplikacji tej metody do wszystkich przyjętych w badaniu szeregów czasowych. Z uwagi na to, że filtr band-pass generuje cykle, które ilościowo i jakościowo są zbliżone do cykli uzyskanych za pomocą filtra Hodricka-Prescotta i jego zmodyfikowanej wersji uznano, że prezentacja wyników analizy na podstawie tych narzędzi nie będzie wносиła wartości dodanej do wyników badania. Ponadto wykorzystany filtr band-pass jest narzędziem uwzględniającym strukturę stochastyczną dekomponowanej zmiennej, a tym samym filtracja nie ma charakteru *ad hoc* jak np. w przypadku filtra Hodricka-Prescotta. Ostatnim argumentem przemawiającym za wykorzystaniem filtra band-pass jest to, że dzięki temu narzędziu można ograniczyć analizę tylko do fluktuacji o charakterze koniunkturalnym, pomijając przede wszystkim wahania nieregularne, które z punktu widzenia celów badania są nieistotne. Z kolei w przypadku modelu SVAR typu Blancharda-Quaha oraz przytoczonego wcześniej modelu UCARIMA należy liczyć się z możliwością uzyskania w przypadku niektórych gospodarek niezadowalających wyników. Przykładowo może to oznaczać uzyskanie nieistotnych statystycznie oszacowań parametrów. Tym samym wiąże się to z niemożnością uzyskania komponentów cyklicznych, które mogą być uznane za dobrą aproksymację cyklu koniunkturalnego. Wytlumaczeniem tego stanu rzeczy może być to, że estymacja jest oparta

na relatywnie krótkiej próbie obserwacji dla analizy cyklu koniunkturalnego, która obejmuje niecałe 13 lat danych lub nieadekwatność struktury przyjętego modelu dla danej gospodarki.

Analiza synchronizacji cykli koniunkturalnych uzyskanych za pomocą filtra band-pass została przeprowadzona w dziedzinie częstotliwości. Wnioskowanie o dopasowaniu cykli gospodarczych oparto na statystykach analizy cross-spektralnej, takich jak wzmocnienie, przesunięcie fazowe, koherencja oraz dynamiczny współczynnik korelacji. Tym samym wykorzystane metody ekonometryczne umożliwiły określenie dopasowania cykli koniunkturalnych zarówno pod względem amplitud, jak i punktów zwrotnych. Poniżej przedstawiono krótki opis wyżej wymienionych metod ekonometrycznych.

2.2.1. Filtr Hodricka-Prescotta

Filtr Hodricka-Prescotta (filtr HP) umożliwia przeprowadzenie addytywnej dekompozycji zmiennej y_t na komponent trendu g_t i komponent cykliczny c_t :

$$y_t = g_t + c_t \quad \text{dla } t = 1, 2, \dots, T. \quad (1)$$

Estymacja komponentu trendu g_t w ramach filtra HP sprowadza się do rozwiązania problemu minimalizacyjnego postaci:

$$\min_{\{g_t\}_{t=1}^T} \left[\sum_{t=1}^T (y_t - g_t)^2 + \lambda \sum_{t=3}^T (\Delta^2 g_t)^2 \right], \quad (2)$$

gdzie λ stanowi nieujemny parametr rzeczywisty zwany parametrem wygładzającym (*ang. smoothing parametr*), który określa stopień „gładkości” trendu, natomiast Δ^2 jest operatorem drugiej różnicy. W przypadku, gdy $\lambda \rightarrow 0$, dopasowanie trendu do obserwowanego szeregu czasowego staje się coraz silniejsze, a w granicznym przypadku $\lambda = 0$ otrzymuje się $g_t = y_t$. W przeciwnym przypadku, czyli gdy $\lambda \rightarrow +\infty$, trend wynikający z zastosowania filtra HP jest taki sam jak deterministyczny trend liniowy dopasowany metodą najmniejszych kwadratów do zmiennej y_t . Z warunków pierwszego rzędu dla problemu (2) uzyskuje się oznaczony układ T równań liniowych o łącznej liczbie T niewiadomych (układ Cramera). Rozwiązaniem tego układu jest zmienna \hat{g}_t dla $t = 1, 2, \dots, T$ stanowiąca estymator komponentu trendu g_t . Zmienna \hat{c}_t będąca estymatorem komponentu cyklicznego c_t jest dana jako $\hat{c}_t = y_t - \hat{g}_t$ dla $t = 1, 2, \dots, T$. Zgodnie z oryginalną specyfikacją filtra HP w

przypadku danych kwartalnych Hodrick i Prescott (1997) zaproponowali stosowanie parametru wygładzającego $\lambda = 1600$. Taki dobór parametru λ zapewnia rozgraniczenie pomiędzy trendem i cyklem na poziomie około 10 lat (por. Maravall i del Rio (2001), s. 18)⁶, co jest zgodne z definicją cyklu koniunkturalnego według Burnsa i Mitchella (1946). W przypadku danych miesięcznych dobór parametru λ zapewniający rozgraniczenie pomiędzy trendem i cyklem na poziomie około 10 lat może być dokonany zgodnie z regułą proponowaną przez Maravalla i del Rio (2001) lub metodą Ravna i Uhliga (2002). W przeprowadzonym badaniu wykorzystano jedynie parametr $\lambda = 1600$ z uwagi na wykorzystane dane kwartalne.

Filtr HP ma równoważną reprezentację jako filtr typu Wienera-Kolmogorowa (por. Kaiser i Maravall (2002)), należy również do rodziny filtrów typu Butterwortha (por. Maravall i del Rio (2001)), a ponadto może być również zapisany w formie modelu typu UCARIMA w reprezentacji przestrzeni stanów (*ang. state-space*) i oszacowany za pomocą algorytmu filtra Kalmana (por. Dueker i Nelson (2002)).

2.2.2. Zmodyfikowany filtr Hodricka-Prescotta

Kaiser i Maravall (1999, 2002) zaproponowali rozszerzenie metody oczyszczania sezonowego i ekstrakcji składowych szeregów czasowych TRAMO/SEATS o estymację składowej obrazującej wahania koniunkturalne. W tym celu wykorzystano filtr HP, który w ramach metody TRAMO/SEATS ma modelową interpretację, tzn. że uzyskana składowa cykliczna ma reprezentację stacjonarnego procesu ARMA, podczas gdy komponent trendu jest reprezentowany przez niestacjonarny proces typu ARIMA. Idea tzw. filtra MHP (*ang. modified Hodrick-Prescott filter*) polega na ekstrakcji składowej cyklicznej na podstawie szeregu czasowego komponentu trend-cykl, który na początku i końcu próby obserwacji został rozszerzony o prognozy wynikające z procesu ARIMA, dopasowanego do tej składowej w ramach dekompozycji TRAMO/SEATS. W procedurze filtra MHP wykorzystuje się to, że jest on filtrem typu Wienera-Kolmogorowa, co tym samym prowadzi do uzyskania estymatora składowej cyklicznej o minimalnym błędzie średniokwadratowym (estymator MMSE). Interpretacja parametru wygładzającego λ w ramach filtra MHP pozostaje analogiczna do przypadku standardowej specyfikacji filtra HP. W skończonych próbach

⁶ Rozgraniczenie pomiędzy trendem i cyklem na poziomie 10 lat oznacza, że obecne w dekomponowanej zmiennej fluktuacje o okresach powyżej 10 lat są identyfikowane jako trend, podczas gdy wahania o okresach krótszych niż 10 lat utożsamia się z fluktuacjami cyklicznymi (koniunkturalnymi).

obserwacji implementacja filtra MHP odbywa się zgodnie z algorytmem Burmana-Wilsons (por. Kaiser i Maravall (2001)).

2.2.3. Filtr band-pass Christiano-Fitzgeralda

Filtr band-pass Christiano-Fitzgeralda (filtr CF) jest przykładem aproksymacji „idealnego” filtra band-pass (*ang.* „*ideal*” *band-pass filter*). Filtr CF wymaga określenia, czy poddawany dekompozycji szereg czasowy jest zmienną stacjonarną czy niestacjonarną. W przypadku niestacjonarności ważnym jest również określenie jej typu, a więc rozróżnienie pomiędzy przyrosto-stacjonarnością pierwszego rzędu (jeden pierwiastek jednostkowy) a trendo-stacjonarnością. W przypadku zmiennych przyrosto-stacjonarnych pierwszego rzędu, czyli zintegrowanych w stopniu pierwszym – I(1), filtr CF wymaga uprzedniego usunięcia dryfu ze zmiennej poddawanej filtracji, o ile jest on obecny. Z kolei w przypadku zmiennych trendo-stacjonarnych filtr CF wymaga usunięcia trendu deterministycznego (zazwyczaj liniowego). W przypadku zmiennych zintegrowanych w stopniu pierwszym filtr CF nosi nazwę filtra I(1), natomiast w przypadku zmiennych stacjonarnych nazywa się go filtrem I(0). Estymator komponentu cyklicznego y_t^c wynikający z zastosowania filtra CF (w wersji I(1) lub I(0)) do zmiennej y_t jest dany jako⁷:

$$\hat{y}_t^c = \hat{B}_t(L)y_t, \text{ gdzie } \hat{B}_t(L) = \sum_{j=-(T-t)}^{t-1} \hat{B}_{j,t} L^j \text{ dla } t = 1, 2, \dots, T. \quad (3)$$

Tym samym filtr CF dany wzorem (3) stanowi filtr typu Wienera-Kolmogorowa. Zestaw wag $\hat{B}_{j,t}$ stanowi rozwiązanie problemu minimalizacyjnego postaci⁸:

$$\min_{\hat{B}_{j,t}, j=-(T-t), \dots, t-1} \int_{-\pi}^{\pi} |B(e^{-i\omega}) - \hat{B}_t(e^{-i\omega})|^2 S_y(\omega) d\omega \text{ dla } t = 1, 2, \dots, T, \quad (4)$$

⁷ Symbolem L oznaczono operator opóźnień (*ang.* *lag operator*), który jest zdefiniowany jako $L^k y_t \equiv y_{t-k}$ dla każdego k należącego do zbioru liczb całkowitych.

⁸ Problem (4) może zostać równoważnie zapisany w dziedzinie czasu jako $\min_{\hat{B}_{j,t}, j=-(T-t), \dots, t-1} E\left(\left(y_t^c - \hat{y}_t^c\right)^2 \mid \{y_t\}_{t=1}^T\right)$ dla $t = 1, 2, \dots, T$. Tym samym estymacja komponentu cyklicznego za pomocą filtra CF prowadzi do uzyskania estymatora o minimalnym błędzie średniokwadratowym (estymator MMSE) w skończonej T -elementowej próbie obserwacji szeregu czasowego $\{y_t\}_{t=1}^T$, będącego realizacją procesu stochastycznego I(1) lub I(0).

gdzie $B(e^{-i\omega})$ oznacza wzmocnienie „idealnego” filtra band-pass, $\hat{B}_t(e^{-i\omega})$ wzmocnienie filtra aproksymowanego, natomiast $S_y(\omega)$ odpowiada (pseudo-)spektrum mocy procesu poddawanego filtracji (w zależności od wersji filtra jest to pseudo-spektrum mocy procesu I(1), czyli procesu błędzenia losowego lub spektrum mocy procesu I(0), będącego białym szumem). Dodatkowo w przypadku filtra I(1) warunkiem ograniczającym dla problemu (4) jest wymóg sumowalności wag do zera, tj. $\sum_{j=-(T-t)}^{t-1} \hat{B}_{j,t} = 0$ dla $t = 1, 2, \dots, T$, który zapewnia usuwanie przez filtr trendów stochastycznych. W przypadku filtra I(0) warunek ten nie jest uwzględniany, ponieważ zmienne stacjonarne nie pozostają pod wpływem trendów stochastycznych. Funkcja $B(e^{-i\omega})$ w przypadku „idealnego” filtra band-pass jest zdefiniowana jako⁹:

$$B(e^{-i\omega}) \equiv \begin{cases} 1 & \text{dla } \omega \in [-\bar{\omega}, -\underline{\omega}] \cup [\underline{\omega}, \bar{\omega}], \\ 0 & \text{dla } \omega \in [-\pi, -\bar{\omega}) \cup (-\underline{\omega}, \underline{\omega}) \cup (\bar{\omega}, \pi], \end{cases} \quad (5)$$

gdzie $\omega = 2\pi/\tau$ stanowi częstotliwość wyrażoną w radianach o okresie równym τ . Wielkości $\underline{\omega} = 2\pi/\tau_U$ oraz $\bar{\omega} = 2\pi/\tau_L$ są określane mianem dolnej i górnej częstotliwości ucięcia (*ang. cut-off frequency*) i spełniają warunek $0 < \underline{\omega} < \bar{\omega} < \pi$. Tym samym „idealny” filtr band-pass usuwa z wejściowej zmiennej wahania o okresach większych niż τ_U oraz wahania o okresach mniejszych niż τ_L , pozostawiając wahania o okresach pomiędzy τ_L i τ_U . Odpowiednio dobrane okresy τ_L i τ_U wyznaczają pasmo wahań o charakterze koniunkturalnym. W przypadku przyjętej w badaniu definicji cyklu koniunkturalnego według Burnsa i Mitchella (1946) oznacza to, że dla danych kwartalnych wykorzystano $\tau_L = 6$ i $\tau_U = 40$.

⁹ Równoważnie wzmocnienie $B(e^{-i\omega})$ stanowi transformatę Fouriera (pomijany jest czynnik $1/2\pi$) wielomianu „idealnego” filtra band-pass, tzn. wielomianu postaci $B(L) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} B_j L^j$. Stosując odwrotną transformatę Fouriera uzyskuje się z kolei formułę umożliwiającą obliczenie wag B_j „idealnego” filtra band-pass, tzn. $B_j = 2\pi^{-1} \int_{-\pi}^{\pi} B(e^{-i\omega}) e^{i\omega j} d\omega$ dla $j = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$. Wagi „idealnego” filtra band-pass są symetryczne, tzn. $B_{-j} = B_j$ oraz sumują się do zera, tzn. $\sum_{j=-\infty}^{+\infty} B_j = 0$. Wzmocnienie filtra aproksymowanego, tzn. funkcja $\hat{B}_t(e^{-i\omega})$ jest dane jako transformata Fouriera (pomijany jest czynnik $1/2\pi$) wielomianu $\hat{B}_t(L)$.

2.2.4. Model SVAR typu Blancharda-Quaha

Metoda Blancharda-Quaha (1988) opiera się na estymacji dwuwymiarowego modelu VAR(p), bez wektora stałych, dla zmiennej obrazującej oczyszczoną ze średniej stopę wzrostu realnego PKB oraz dla stopy bezrobocia, która również została oczyszczona ze średniej¹⁰. Tempo wzrostu produktu jest dane jako $\Delta pkb_t = 100(\ln(PKB_t) - \ln(PKB_{t-1})) = pkb_t - pkb_{t-1}$, gdzie PKB_t odpowiada szeregowi czasowemu realnego PKB, wyrażonemu w jednostkach pieniężnych, po usunięciu wahań sezonowych. Stopa bezrobocia SB_t jest również oczyszczona z wahań sezonowych, ale nie jest poddawana transformacji logarytmicznej. Obydwie zmienne są oczyszczane ze średnich i tym samym modelowane zmienne są dane jako $\Delta y_t = \Delta pkb_t - E(\Delta pkb_t)$ oraz $ur_t = SB_t - E(SB_t)$ ¹¹. Należy podkreślić, że obydwie zmienne są stacjonarne¹², a więc i model VAR spełnia warunki stabilności, a w konsekwencji ma reprezentację VMA. Model VAR(p) jest dany jako:

$$\begin{bmatrix} \Delta y_t \\ ur_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{1,11} & \phi_{1,12} \\ \phi_{1,21} & \phi_{1,22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta y_{t-1} \\ ur_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{2,11} & \phi_{2,12} \\ \phi_{2,21} & \phi_{2,22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta y_{t-2} \\ ur_{t-2} \end{bmatrix} + \dots + \begin{bmatrix} \phi_{p,11} & \phi_{p,12} \\ \phi_{p,21} & \phi_{p,22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta y_{t-p} \\ ur_{t-p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t} \\ \varepsilon_{2,t} \end{bmatrix}, \quad (6)$$

gdzie $\begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t} & \varepsilon_{2,t} \end{bmatrix} \sim i.i.d.N(\mathbf{0}, \mathbf{\Omega})$ jest wektorem składników losowych, gdzie symetryczna i dodatnio określona macierz $\mathbf{\Omega}$ stanowi macierz wariancji-kowariancji składników losowych. Identyfikacja postaci strukturalnej na podstawie postaci zredukowanej (6) odbywa się poprzez nałożenie trzech restrykcji na macierz wariancji-kowariancji składników losowych oraz powiązanej z nimi jednej restrykcji długookresowej, co w sumie daje cztery restrykcje wymagane do jednoznacznej identyfikowalności modelu SVAR w przypadku systemu składającego się z dwóch zmiennych. Restrykcje dotyczące macierzy wariancji-kowariancji $\mathbf{\Omega}$ prowadzą do ortonormalizacji szoków, a tym samym macierz wariancji-kowariancji

¹⁰ W pracy Blancharda i Quaha (1988) z szeregu czasowego dynamiki realnego PKB usunięto średnie w dwóch podpróbach, natomiast z szeregu czasowego stopy bezrobocia usunięto trend liniowy.

¹¹ Tym samym prawdą jest, że $E(\Delta y_t) = E(ur_t) = 0$. Warto również zauważyć, że usunięcie średniej z szeregu czasowego przyrostu produktu jest równoważne z usunięciem dryfu z szeregu czasowego poziomu produktu. Naturalnie poziom produktu po usunięciu dryfu jest reprezentowany przez zmienną y_t .

¹² Warto zauważyć, że poziom produktu jest zmienną zintegrowaną w stopniu pierwszym, tzn. $pkb_t \sim I(1)$, a więc pierwszy przyrost tej zmiennej jest stacjonarny (wokół średniej), tzn. $\Delta pkb_t \sim I(0)$, a tym samym $\Delta y_t \sim I(0)$. Stopa bezrobocia jest natomiast zmienną stacjonarną (wokół średniej), tzn. $SB_t \sim I(0)$, co oznacza, że również $ur_t \sim I(0)$.

szoków strukturalnych jest jednostkowa, tzn. $E(\mathbf{e}_t \mathbf{e}_t') = \mathbf{I}$. Wektor szoków strukturalnych jest dany jako $\mathbf{e}_t = \begin{bmatrix} e_t^D & e_t^S \end{bmatrix}'$, gdzie e_t^D oznacza szok popytowy, a e_t^S szok podażyowy. Model (6) może zostać zapisany w formie VMA(+∞) przy wykorzystaniu szoków strukturalnych:

$$\begin{bmatrix} \Delta y_t \\ ur_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \pi_{0,11} & \pi_{0,12} \\ \pi_{0,21} & \pi_{0,22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_t^D \\ e_t^S \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \pi_{1,11} & \pi_{1,12} \\ \pi_{1,21} & \pi_{1,22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{t-1}^D \\ e_{t-1}^S \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \pi_{2,11} & \pi_{2,12} \\ \pi_{2,21} & \pi_{2,22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{t-2}^D \\ e_{t-2}^S \end{bmatrix} + \dots \quad (7)$$

Restrykcja długookresowa polega na założeniu, że w długim okresie szoki popytowe nie wpływają na poziom produktu, czyli na zmienną y_t , co tym samym oznacza, że dla $h \rightarrow +\infty$, czyli dla długiego okresu, spełniona jest równość $\sum_{h=0}^{+\infty} \pi_{h,11} = 0$. Zgodnie ze schematem identyfikacji Blancharda-Quaha w długim okresie poziom produktu jest kształtowany wyłącznie przez szoki podażyowe wywierające trwały wpływ na gospodarkę (czynniki trwałe), natomiast fluktuacje produktu wokół ścieżki długookresowej, powodowanej przez szoki podażyowe, są determinowane przez szoki popytowe (czynniki przejściowe). Metoda Blancharda-Quaha jest tym samym jednym ze sposobów modelowania luki popytowej w gospodarce, czyli odchylenia poziomu produktu od długookresowej ścieżki, zwanej poziomem produktu potencjalnego. Luka popytowa może być interpretowana jako komponent obrazujący kształtowanie się wahań koniunkturalnych produktu. Ekstrakcja składowej obrazującej wahania produktu ze względu na szoki popytowe, czyli zmiennej y_t^D będącej luką popytową, polega po pierwsze na zniwelowaniu wpływu szoków podażyowych na tempo wzrostu produktu, co sprowadza się do obliczenia tempa wzrostu produktu wynikającego tylko z szoków popytowych¹³:

$$\Delta y_t^D = \sum_{h=0}^{+\infty} \pi_{h,11} e_{t-h}^D \quad (8)$$

oraz po drugie na skumulowaniu uzyskanego tempa wzrostu (8) w celu uzyskania zmiennej obrazującej lukę popytową, tzn.:

$$y_t^D = y_{t-1}^D + \Delta y_t^D, \quad (9)$$

¹³ Warto zauważyć, że tempo wzrostu produktu y_t może zostać zapisane zgodnie z (7) jako suma wpływu szoków popytowych i podażyowych, tzn. $\Delta y_t = \sum_{h=0}^{+\infty} \pi_{h,11} e_{t-h}^D + \sum_{h=0}^{+\infty} \pi_{h,12} e_{t-h}^S$.

gdzie początkowa obserwacja odpowiadająca zmiennej y_t^D jest równa korespondującej obserwacji zmiennej Δy_t^D . Estymacja parametrów postaci zredukowanej modelu odbywa się za pomocą metody najmniejszych kwadratów, natomiast identyfikacja postaci strukturalnej jest dokonywana na podstawie metody największej wiarygodności.

2.2.5. Model UCARIMA – specyfikacja Watsona

Strukturalne modele szeregów czasowych (*ang. structural time series models*) umożliwiają modelowanie nieobserwowalnych komponentów szeregu czasowego takich jak trend, cykl, składowa sezonowa i składowa nieregularna¹⁴. Modele te określa się mianem modeli UCARIMA, ponieważ każda ze składowych szeregu czasowego jest modelowana jako odpowiedni proces stochastyczny typu ARIMA. Model Watsona (1986), oryginalnie zaproponowany dla gospodarki Stanów Zjednoczonych, służy do dekompozycji typu trend-cykl w przypadku realnego PKB. Dekompozycja zmiennej y_t (realnego PKB) na składową trendu μ_t i składową cykliczną ψ_t dla $t = 1, 2, \dots, T$ w ramach modelu Watsona jest dana jako:

$$\begin{aligned} y_t &= \mu_t + \psi_t, \\ \mu_t &= \delta + \mu_{t-1} + \varepsilon_t \quad \text{gdzie } \varepsilon_t \sim i.i.d.N(0, \sigma_\varepsilon^2), \\ \psi_t &= \phi_1 \psi_{t-1} + \phi_2 \psi_{t-2} + \xi_t \quad \text{gdzie } \xi_t \sim i.i.d.N(0, \sigma_\xi^2), \end{aligned} \quad (10)$$

gdzie składnik losowy w równaniu trendu (ε_t) jest nieskorelowany ze składnikiem losowym w równaniu cyklu (ξ_t), tzn. $\sigma_{\varepsilon\xi} = E(\varepsilon_t \xi_t) = 0$. W ramach modelu Watsona komponent trendu jest dany jako proces błędzenia losowego z dryfem, czyli niestacjonarny proces I(1), natomiast składowa cykliczna jako stacjonarny proces AR(2) o zespolonych pierwiastkach wielomianu charakterystycznego. Zapis powyższego modelu w reprezentacji przestrzeni stanów jest dany poprzez równanie pomiaru:

$$y_t = [1 \quad 1 \quad 0] \begin{bmatrix} \mu_t \\ \psi_t \\ \psi_{t-1} \end{bmatrix}, \quad (11)$$

oraz równanie stanu:

¹⁴ Opis modeli tej klasy można znaleźć m.in. w pracy Proietti (2008), jak również w artykule Orphanidesa i van Nordena (2002).

$$\begin{bmatrix} \mu_t \\ \psi_t \\ \psi_{t-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \phi_1 & \phi_2 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_{t-1} \\ \psi_{t-1} \\ \psi_{t-2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_t \\ \xi_t \end{bmatrix}. \quad (12)$$

Estymacja parametrów modelu, tj. δ , ϕ_1 , ϕ_2 , σ_ε^2 oraz σ_ξ^2 , odbywa się za pomocą metody największej wiarygodności przy wykorzystaniu algorytmu filtra Kalmana.

2.2.6. Analiza spektralna

Analiza szeregów czasowych w dziedzinie częstotliwości jest określana mianem analizy spektralnej i sprowadza się do wyznaczenia spektrum mocy (*ang. power spectrum*), czyli widma rozpatrywanego szeregu czasowego. Spektrum mocy stanowi rozkład wariancji analizowanego szeregu czasowego w dziedzinie częstotliwości i umożliwia identyfikację znaczenia cykli o określonych częstotliwościach dla przebiegu analizowanego szeregu czasowego. Innymi słowy spektrum mocy odpowiada na pytanie, które częstotliwości mają większe, a które mniejsze znaczenie w wyjaśnianiu zmienności analizowanego szeregu czasowego. Spektrum mocy procesu stochastycznego z czasem dyskretnym $\{y_t\}_{t=-\infty}^{+\infty}$ o zerowej średniej i stacjonarnej funkcji kowariancyjnej jest zdefiniowane jako transformata Fouriera ciągu autokowariancyjnego $\{\gamma_k^y\}_{k=-\infty}^{+\infty}$ tego procesu i jest dane jako (por. Hamilton (1994), s. 61):

$$S_y(\omega) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \gamma_k^y e^{-i\omega k} \quad \text{dla } \omega \in [-\pi, \pi], \quad (13)$$

gdzie $\omega = 2\pi/\tau$ jest częstotliwością odpowiadającą okresowi τ . Spektrum mocy jest funkcją ciągłą o wartościach rzeczywistych i symetryczną względem zera, a więc dla celów analizy można ograniczyć dziedzinę częstotliwości do przedziału $[0, \pi]$. Zależność pomiędzy spektrum mocy procesu $\{y_t\}$ i jego wariancją jest dana wzorem, który jest odwrotną transformatą Fouriera:

$$\gamma_0^y = \int_{-\pi}^{\pi} S_y(\omega) d\omega = 2 \int_0^{\pi} S_y(\omega) d\omega. \quad (14)$$

W przypadku skończonej próby obserwacji, „naturalnym” sposobem estymacji spektrum mocy jest zastąpienie w równaniu (13) ciągu teoretycznych autokowariancji γ_k^y przez ciąg empirycznych autokowariancji $\hat{\gamma}_k^y$, który uzyskuje się na podstawie szeregu czasowego $\{y_t\}_{t=1}^T$, stosując estymator autokowariancji:

$$\hat{\gamma}_k^y = \frac{1}{T} \sum_{t=1+k}^T (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y}) \quad \text{dla } k = 0, 1, \dots, T-1, \quad (15)$$

gdzie $\bar{y} = T^{-1} \sum_{t=1}^T y_t$. Ciąg autokowariancyjny jest symetryczny, a więc autokowariancje dla $k = -1, -2, \dots, -(T-1)$ są równe autokowariancjom dla $k = 1, 2, \dots, T-1$, tzn. $\hat{\gamma}_{-k}^y = \hat{\gamma}_k^y$. Estymator spektrum mocy uzyskany w wyniku zamiany ciągu teoretycznych autokowariancji przez ciąg empirycznych autokowariancji nosi nazwę periodogramu z próby i wyraża się wzorem:

$$I_y(\omega_j) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=-(T-1)}^{T-1} \hat{\gamma}_k^y e^{-i\omega_j k} = \frac{1}{2\pi} \left[\hat{\gamma}_0^y + 2 \sum_{k=1}^{T-1} \hat{\gamma}_k^y \cos(\omega_j k) \right], \quad (16)$$

gdzie ω_j oznacza dyskretną częstotliwość Fouriera, tzn. $\omega_j = 2\pi j/T$, gdzie $j = 0, 1, \dots, T/2$ dla T parzystego lub $j = 0, 1, \dots, (T-1)/2$ dla T nieparzystego. Okres cyklu odpowiadający j -tej dyskretnej częstotliwości Fouriera wynosi $\tau_j = T/j$. Periodogram jest asymptotycznie nieobciążonym estymatorem spektrum mocy, ale nie jest estymatorem zgodnym, tzn. że jego wariancja nie zmniejsza się wraz ze wzrostem dostępnej liczby obserwacji. W celu zredukowania wariancji periodogramu dopuszcza się jego wygładzanie, jednakże odbywa się to kosztem utraty nieobciążoności estymatora. W analizie przedstawionej w artykule wykorzystano metodę wygładzania w dziedzinie opóźnień (*ang. lag domain smoothing*) za pomocą tzw. okna Parzena (*ang. Parzen kernel*). Estymator spektrum mocy uzyskiwany dzięki tej metodzie przyjmuje postać:

$$\hat{S}_y(\omega) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=-H}^H w_k \hat{\gamma}_k^y e^{-i\omega k} = \frac{1}{2\pi} \left[w_0 \hat{\gamma}_0^y + 2 \sum_{k=1}^H w_k \hat{\gamma}_k^y \cos(\omega k) \right], \quad (17)$$

gdzie symetryczne wagi w_k reprezentują okno Parzena¹⁵, dla którego maksymalny rząd opóźnień H , noszący nazwę opóźnienia ucięcia (*ang. truncation lag*) lub równoważnie szerokości pasma przenoszenia (*ang. bandwidth*), jest dobierany zgodnie z regułą $H = \text{int}(2\sqrt{T})$ (por. Chatfield (1996), s. 115).

Podstawową wielkością w przypadku analizy zależności dwóch zmiennych w dziedzinie częstotliwości jest cross-spektrum (*ang. cross-spectrum*), które stanowi rozkład kowariancji dwóch stacjonarnych procesów stochastycznych w dziedzinie częstotliwości. Załóżmy, że proces stochastyczny z czasem dyskretnym $\{x_t\}_{t=-\infty}^{+\infty}$ o zerowej średniej i stacjonarnej funkcji kowariancyjnej jest zmienną niezależną, natomiast proces o analogicznych własnościach $\{y_t\}_{t=-\infty}^{+\infty}$ jest zmienną zależną, wówczas cross-spektrum tych zmiennych jest zdefiniowane jako transformata Fouriera ciągu cross-kowariancyjnego $\{\gamma_k^{yx}\}_{k=-\infty}^{+\infty}$ tych zmiennych i jest dane wzorem (por. Hamilton (1994), s. 270):

$$S_{yx}(\omega) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \gamma_k^{yx} e^{-i\omega k} = c_{yx}(\omega) - iq_{yx}(\omega) \quad \text{dla } \omega \in [-\pi, \pi]. \quad (18)$$

Wielkość $c_{yx}(\omega) = 2\pi^{-1} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \gamma_k^{yx} \cos(\omega k)$ nosi nazwę co-spektrum i stanowi część rzeczywistą cross-spektrum, natomiast wielkość $q_{yx}(\omega) = 2\pi^{-1} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \gamma_k^{yx} \sin(\omega k)$, zwana spektrum kwadraturowym, stanowi ujemną część urojoną cross-spektrum. W przeciwieństwie do spektrum mocy, cross-spektrum przyjmuje z reguły wartości zespolone, ponieważ ciąg cross-kowariancyjny nie jest symetryczny ($\gamma_{-k}^{yx} \neq \gamma_k^{yx}$, ale $\gamma_{-k}^{yx} = \gamma_k^{xy}$). Na podstawie cross-spektrum mocy jest możliwe zdefiniowanie trzech statystyk cross-spektralnych zwanych odpowiednio wzmocnieniem (*ang. gain*) pomiędzy procesem $\{x_t\}$ i $\{y_t\}$, przesunięciem fazowym (*ang. phase shift*) pomiędzy procesem $\{x_t\}$ i $\{y_t\}$ oraz koherencją (*ang. coherence*) pomiędzy procesem $\{x_t\}$ i $\{y_t\}$. Statystyki te są kolejno dane jako (por. Sargent (1987), s. 269):

¹⁵ Wagi okna Parzena są dane jako $w_k = \begin{cases} 1 - 6(k/H)^2 + 6(|k|/H)^3 & \text{dla } |k| \leq H/2, \\ 2(1 - |k|/H)^3 & \text{dla } H/2 \leq |k| \leq H, \\ 0 & \text{dla } |k| > H. \end{cases}$

$$G_{yx}(\omega) = \frac{(c_{yx}^2(\omega) + q_{yx}^2(\omega))^{\frac{1}{2}}}{S_x(\omega)} \quad \text{dla } \omega \in [-\pi, \pi], \quad (19)$$

$$\varphi_{yx}(\omega) = \tan^{-1}\left(\frac{-q_{yx}(\omega)}{c_{yx}(\omega)}\right) \quad \text{dla } \omega \in [-\pi, \pi], \quad (20)$$

$$K_{yx}^2(\omega) = \frac{c_{yx}^2(\omega) + q_{yx}^2(\omega)}{S_y(\omega)S_x(\omega)} \quad \text{dla } \omega \in [-\pi, \pi], \quad (21)$$

gdzie $S_x(\omega)$ oznacza spektrum mocy procesu $\{x_t\}$, natomiast $S_y(\omega)$ odpowiada spektrum mocy procesu $\{y_t\}$. Wzmocnienie pomiędzy procesem $\{x_t\}$ i $\{y_t\}$ jest interpretowane jako moduł współczynnika β w regresji zmiennej y_t względem x_t dla danej częstotliwości ω . Jeżeli $G_{yx}(\omega) > 1$, wówczas zmienna x_t charakteryzuje się niższą amplitudą niż zmienna y_t dla częstotliwości ω oraz odwrotnie w przypadku, gdy $G_{yx}(\omega) < 1$. Natomiast przesunięcie fazowe pomiędzy procesem $\{x_t\}$ i $\{y_t\}$ informuje o tym czy zmienna x_t wyprzedza zmienną y_t , czy też opóźnia się w stosunku do niej, dla danej częstotliwości ω . Ujemna (dodatnia) wartość przesunięcia fazowego $\varphi_{yx}(\omega)$ informuje o wyprzedzaniu (opóźnianiu) dla częstotliwości ω . Z kolei koherencja pomiędzy procesem $\{x_t\}$ i $\{y_t\}$ stanowi miarę dopasowania R^2 w regresji zmiennej y_t względem x_t dla częstotliwości ω i przyjmuje wartości z przedziału $[0,1]$. Croux et al. (1999) proponują dodatkową statystykę cross-spektralną, która jest określana mianem dynamicznego współczynnika korelacji (*ang. dynamic correlation coefficient*) pomiędzy procesem $\{x_t\}$ i $\{y_t\}$. Współczynnik ten jest dany jako (por. Croux et al. (1999), s. 2):

$$\rho_{yx}(\omega) = \frac{c_{yx}(\omega)}{\sqrt{S_y(\omega)S_x(\omega)}} \quad \text{dla } \omega \in [-\pi, \pi]. \quad (22)$$

Dynamiczny współczynnik korelacji pomiędzy procesem $\{x_t\}$ i $\{y_t\}$ przyjmuje wartości z przedziału $[-1,1]$ i określa stopień współzależności pomiędzy zmienną x_t i y_t dla danej częstotliwości ω . Ponadto dla dwóch częstotliwości ω_1 i ω_2 takich, że $0 \leq \omega_1 < \omega_2 \leq \pi$,

współczynnik korelacji postaci $\rho_{yx}([\omega_1, \omega_2]) = \frac{\int_{\omega_1}^{\omega_2} c_{yx}(\omega) d\omega}{\sqrt{\int_{\omega_1}^{\omega_2} S_y(\omega) d\omega \int_{\omega_1}^{\omega_2} S_x(\omega) d\omega}}$

określa stopień współzależności pomiędzy zmienną x_t i y_t w paśmie częstotliwości $[-\omega_2, -\omega_1] \cup [\omega_1, \omega_2]$. Podobnie pozostałe statystyki cross-spektralne mogą być obliczane dla zadanego z góry pasma częstotliwości. W przypadku analizy cross-spektralnej, tak samo jak w przypadku analizy spektralnej, można ograniczyć dziedzinę częstotliwości do przedziału $[0, \pi]$. W przypadku estymacji cross-spektrum dla skończonych prób obserwacji postępuje się analogicznie jak w przypadku estymacji spektrum mocy, tzn. należy zamienić ciąg teoretycznych cross-kowariancji przez ciąg empiryczny, wykorzystując w tym celu estymator cross-kowariancji pomiędzy szeregami czasowymi $\{x_t\}_{t=1}^T$ i $\{y_t\}_{t=1}^T$:

$$\hat{\gamma}_k^{yx} = \begin{cases} \frac{1}{T} \sum_{t=1+k}^T (y_t - \bar{y})(x_{t-k} - \bar{x}) & \text{dla } k = 0, 1, \dots, T-1, \\ \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T+k} (y_t - \bar{y})(x_{t-k} - \bar{x}) & \text{dla } k = -1, -2, \dots, -(T-1), \end{cases} \quad (23)$$

gdzie $\bar{y} = T^{-1} \sum_{t=1}^T y_t$ i $\bar{x} = T^{-1} \sum_{t=1}^T x_t$. Estymacja wzmocnienia, przesunięcia fazowego, koherencji i dynamicznego współczynnika korelacji wymaga zastosowania wygładzonych postaci co-spektrum, spektrum kwadraturowego oraz spektrum mocy zmiennej y_t oraz x_t . W tym celu w przeprowadzonej analizie wykorzystano wyżej wspomniane okno Parzena.

3. Wyniki

W rozdziale tym przedstawiono wyniki estymacji i analizy synchronizacji cykli koniunkturalnych w badanych gospodarkach. Na początku omówiono wyniki estymacji cyklu koniunkturalnego w Polsce na podstawie przyjętych metod ekonometrycznych, a następnie przedstawiono wyniki dotyczące kwestii synchronizacji cyklu gospodarczego w Polsce i strefie euro na tle pozostałych analizowanych gospodarek. Odpowiednie tabele i wykresy zostały zamieszczone w aneksie.

3.1. Estymacja cyklu koniunkturalnego w Polsce na podstawie PKB

Wykorzystując przyjęte narzędzia ekonometryczne, dokonano estymacji składowej cyklicznej realnego PKB w Polsce w okresie I kw. 1995 – III kw. 2007. Wyniki testu pierwiastka jednostkowego ADF oraz testu stacjonarności KPSS, zawarte kolejno w tabelach

1-4¹⁶, nakazały uznać szereg realnego PKB w Polsce za realizację procesu I(1) z dryfem¹⁷. Wykres 1 przedstawia uzyskane składowe cykliczne realnego PKB¹⁸. Składowe te okazały się być zmiennymi stacjonarnymi, na co wskazują wyniki testu ADF i KPSS zawarte w tabeli 5. Nieformalna analiza uzyskanych składowych cyklicznych wskazuje na zbliżone kształtowanie się uzyskanych szeregów czasowych. Potwierdzają to wysokie wartości współczynników korelacji bieżącej pomiędzy uzyskanymi składowymi, które zestawiono w tabeli 6. Tym samym wszystkie wykorzystane metody wskazują na zbliżony przebieg cyklu koniunkturalnego w Polsce, co stanowi zadowalający rezultat i może świadczyć o trwałości uzyskanych wyników.

Szacunki składowej cyklicznej produktu podlegają zazwyczaj stosunkowo wysokim rewizjom w czasie wraz z rozszerzaniem próby obserwacji o nowe dane (por. Orphanides i van Norden (2002)). Dzieje się tak z jednej strony z uwagi na rewizje danych o PKB (dane typu *real-time*), z drugiej natomiast z uwagi na rewizje wprowadzane przez stosowaną metodę eliminacji wahań sezonowych oraz ekstrakcji cyklu. W przypadku filtrów typu HP i CF rewizje dotyczą przede wszystkim końców próby obserwacji, gdzie filtry te stają się jednostronne¹⁹. W związku z powyższym należy mieć świadomość, że uzyskane składowe cykliczne stanowią oszacowania warunkowe względem dostępnej próby obserwacji. Efekt wpływu rewizji danych o PKB oraz rewizji wprowadzanych przez zastosowane metody ekstrakcji cyklu (jak również metodę eliminacji wahań sezonowych TRAMO/SEATS) zobrazowano na wykresie 2, który przedstawia szacunki składowej cyklicznej PKB w Polsce na podstawie czterech ostatnich zestawów danych typu *real-time*²⁰. Warto zauważyć, że w tym porównaniu filtr CF wydaje się generować stosunkowo zadowalające rezultaty z uwagi na małe rewizje składowej cyklicznej.

¹⁶ W tabelach tych zamieszczono również wyniki testów dla pozostałych szeregów czasowych realnego PKB wykorzystanych w dalszej części badania.

¹⁷ Tym samym determinowało to specyfikację przyjętego filtra CF – filtr I(1). Dodatkowo w przypadku filtra CF przed filtracją usunięto ze zmiennej dryf.

¹⁸ Estymacja za pomocą filtra HP i MHP została oparta na składowej trend-cykl realnego PKB. W przypadku filtra CF, modelu SVAR oraz modelu UCARIMA wykorzystano szereg realnego PKB oczyszczony z wahań sezonowych. W przypadku modelu SVAR wykorzystano opóźnienia do drugiego włącznie, co zostało określone na podstawie kryterium informacyjnego Schwarz’a. Składowe cykliczne uzyskane za pomocą filtra HP, MHP, CF i modelu UCARIMA pokrywają okres I kw. 1995 – III kw. 2007. Składowa cykliczna uzyskana za pomocą modelu SVAR obejmuje okres II kw. 1996 – III kw. 2007. Szczegółowe informacje i wyniki dotyczące estymacji modelu SVAR, UCARIMA, jak również filtra MHP są dostępne u autora.

¹⁹ Zarówno filtr HP, MHP jak i filtr CF w skończonych próbach obserwacji są filtrami asymetrycznymi. Oznacza to, że ich wagi w reprezentacji Wienera-Kolmogorowa zależą od indeksu czasu t . Innymi słowy, w przypadku środka próby obserwacji filtry tego typu są symetryczne, natomiast wraz ze zbliżaniem się do końców próby obserwacji filtry te stają się asymetryczne z uwagi na jednostronny charakter estymacji.

²⁰ Szacunki uzyskane na podstawie ostatniego zestawu danych o realnym PKB w Polsce, obejmującego okres I kw. 1995 – III kw. 2007, stanowią składowe cykliczne, które zobrazowano na wykresie 1.

Z uwagi na stacjonarność uzyskanych składowych cyklicznych realnego PKB w Polsce możliwym było zastosowanie metod analizy spektralnej w celu identyfikacji długości dominującego cyklu, czego dokonano na podstawie korespondujących periodogramów. Wykres 3 przedstawia periodogramy poszczególnych składowych cyklicznych uzyskanych na bazie danych z okresu I kw. 1995 – III kw. 2007. Analiza periodogramów wskazuje, że wahania aktywności gospodarczej w Polsce są kształtowane poprzez dwa dominujące cykle o okresach odpowiednio około 3 lat oraz 6-7 lat. Wskazują na to widoczne na wykresie 3 piki rozkładów przypadające dla tych długości cykli. Wyniki uzyskane na bazie modelu SVAR wskazują, że okres dłuższego cyklu wynosi około 11 lat²¹. Z uwagi na to, że analiza jest oparta na relatywnie krótkiej próbie obserwacji, należy mieć na uwadze, że oszacowanie okresu dłuższego cyklu w przypadku wszystkich estymatorów składowej cyklicznej może być obarczone pewnym błędem. Niemniej jednak zarówno nieformalna analiza przebiegu komponentów cyklicznych w czasie, jak również formalna analiza rozkładów wariancji tych zmiennych w dziedzinie częstotliwości wskazuje, że w przypadku gospodarki polskiej mamy do czynienia z dwoma rodzajami fluktuacji o naturze koniunkturalnej: cyklem 3-letnim oraz cyklem dłuższym o okresie około 6-7 lat.

3.2. Analiza synchronizacji cykli koniunkturalnych

3.2.1. Analiza na podstawie PKB

Wykorzystując komponent cykliczny realnego PKB w Polsce uzyskany za pomocą filtra CF oraz analogiczne miary wahań aktywności gospodarczej w pozostałych gospodarkach w okresie I kw. 1995 – III kw. 2007 dokonano analizy synchronizacji cykli koniunkturalnych poszczególnych gospodarek z cyklem referencyjnym strefy euro rozpatrywanej jako całość²². Wyniki testów ADF i KPSS wskazują, że w większości przypadków szeregi czasowe PKB winny być postrzegane jako realizacje procesu I(1) z dryfem (por. tabele 1-4). Tym samym we wszystkich przypadkach wykorzystano specyfikację I(1) dla filtra CF, uprzednio usuwając dryf z każdego szeregu czasowego. Wykres 4 przedstawia składowe cykliczne poszczególnych gospodarek na tle składowej cyklicznej strefy euro rozpatrywanej jako całość. Zgodnie z wynikami testów ADF i KPSS składowe te okazały się być zmiennymi stacjonarnymi (por. tabela 7 i 8), a tym samym możliwym było

²¹ Warto również zauważyć, że uzyskane pierwiastki wielomianu charakterystycznego procesu AR(2) dla składowej cyklicznej w modelu UCARIMA wskazują, że średnia długość dominującego cyklu wynosi około 8 lat.

²² W analizie nie uwzględniono Grecji z uwagi na brak szeregu czasowego PKB o odpowiedniej liczbie obserwacji.

zastosowanie metod analizy spektralnej i cross-spektralnej w celu formalnego opisu zjawiska synchronizacji cykli koniunkturalnych.

W pierwszym etapie posłużono się współczynnikami korelacji. W tabeli 9 przedstawiono współczynniki korelacji bieżącej składowych cyklicznych poszczególnych gospodarek z analogiczną składową dla strefy euro jako całości. Uzyskane wyniki wskazują, że wahania aktywności gospodarczej Polski i strefy euro są średnio skorelowane, niemniej jednak względnie wysoko pośród innych gospodarek pozostających poza strefą euro. Gospodarki wchodzące w skład strefy euro wykazują wysoką korelację krajowych cykli gospodarczych z cyklem referencyjnym strefy euro rozpatrywanej jako całość.

Na podstawie analizy spektralnej składowych cyklicznych realnego PKB w Polsce i strefie euro określono długości cykli mających największy wpływ na kształtowanie wahań aktywności gospodarczej w obydwu gospodarkach. Wykres 5 przedstawia periodogramy składowej cyklicznej realnego PKB w Polsce i strefie euro wynikające z zastosowania filtra CF. Porównanie obydwu rozkładów wariancji wskazuje, że zarówno cykl koniunkturalny w Polsce, jak i strefie euro jest kształtowany przez dwa rodzaje fluktuacji: o okresie 3-letnim oraz o okresie około 6-7 lat. Ponadto cykl 3-letni w przypadku strefy euro wyraźnie słabiej wpływa na ogólny przebieg wahań aktywności gospodarczej aniżeli ma to miejsce w przypadku Polski. Dodatkowo dzięki uzyskanym periodogramom można zaobserwować, że cykl koniunkturalny w strefie euro cechuje się mniejszymi amplitudami niż cykl Polski. Zostało to bezpośrednio wyeksponowane na podstawie statystyk cross-spektralnych, które umożliwiły zarówno porównanie zróżnicowania amplitud badanych cykli, jak również zobrazowanie ich przesunięć w czasie²³. Wykres 6 przedstawia oszacowane statystyki cross-spektralne dla Polski i strefy euro²⁴. Uzyskane wyniki wskazują na średnie dopasowanie cyklu koniunkturalnego Polski do analogicznych wahań aktywności gospodarczej obserwowanych w strefie euro w okresie I kw. 1995 – III kw. 2007. Koherencja przyjmuje wartości istotnie różne od zera przy założonym 5% poziomie istotności w zdecydowanej

²³ Komponent cyklu koniunkturalnego strefy euro jest traktowany jako zmienna zależna, natomiast komponent cyklu koniunkturalnego Polski jako zmienna niezależna. Układ ten zachowano w całej pracy i jest on jedynie umowny, co wynika z wymogu określenia takiego układu w przypadku analizy pary szeregów czasowych. Określenie zmienna zależna i niezależna nie jest podyktowane w tym przypadku przyczynowością czy też innym kryterium.

²⁴ Przy estymacji statystyk cross-spektralnych wykorzystano metodę wygładzania w dziedzinie opóźnień za pomocą okna Parzena, uwzględniając opóźnienia do 14 włącznie. W przypadku koherencji i dynamicznego współczynnika korelacji naniesiono na wykresy korespondujące wartości krytyczne dla 5% poziomu istotności, natomiast w przypadku wzmocnienia i przesunięcia fazowego zaznaczono korespondujące 95% przedziały ufności. Wykresy dotyczące statystyk cross-spektralnych obrazujących współzależności pomiędzy cyklami pozostałych gospodarek a cyklem strefy euro nie zostały zaprezentowane z uwagi na dużą ilość informacji konieczną do przedstawienia w tego typu zestawieniu. W zamian na wykresie 7 przedstawiono korespondujące wartości tych statystyk w paśmie cykli o charakterze koniunkturalnym (1,5-10 lat).

większości pasma wahań koniunkturalnych, niemniej jednak jej średni poziom w owym paśmie wynosi około 52% (por. wykres 7). Współczynnik korelacji dynamicznej wskazuje na istotną dodatnią zależność pomiędzy cyklem w Polsce i strefie euro. Siła powiązania pomiędzy obydwoma komponentami jest umiarkowana i kształtuje się na średnim poziomie około 48% (por. wykres 7). Jeżeli chodzi o miarę wzmocnienia, to wskazuje ona wyraźnie, że amplitudy cyklu koniunkturalnego w Polsce są zdecydowanie wyższe (do 2,5 razy) od amplitud korespondującego cyklu w strefie euro. Przesunięcie fazowe, które przyjmuje ujemne wartości na całym paśmie wahań koniunkturalnych pokazuje, że cykl koniunkturalny w Polsce jest wyprzedzający w stosunku do koniunktury w strefie euro. Jest to szczególnie wyraźnie widoczne w przypadku cykli o dłuższych okresach (wyprzedzenie rzędu roku, por. wykres 6). W przypadku cykli o krótszych okresach przesunięcie występowania punktów zwrotnych aktywności gospodarczej w obydwu regionach jest dużo mniejsze (rzędu 1-2 kwartałów, por. wykres 6). Tym samym dzięki analizie cross-spektralnej komponentów cyklicznych realnego PKB w Polsce i strefie euro można dojść do wniosku, że cykle gospodarcze Polski i strefy euro są umiarkowanie zsynchronizowane, ponieważ występują zarówno różnice w amplitudach, jak również różnice w czasie występowania punktów zwrotnych, zastrzegając jednak, że wahania o okresach do 3 lat w obydwu gospodarkach są lepiej dopasowane aniżeli cykle o dłuższych okresach, co w szczególności dotyczy występowania punktów zwrotnych. Wreszcie należy zauważyć, że dopasowanie cyklu gospodarki polskiej do cyklu referencyjnego strefy euro w okresie I kw. 1995 – III kw. 2007 jest relatywnie wysokie pośród gospodarek pozostających poza strefą euro oraz wyraźnie niższe pośród gospodarek wchodzących w skład strefy euro (por. wykres 7).

W celu określenia przebiegu procesu dopasowywania się cyklu koniunkturalnego w Polsce i strefie euro w czasie dokonano estymacji statystyk cross-spektralnych na dwóch próbach liczących po 26 obserwacji każda. Analogiczne obliczenia wykonano dla pozostałych gospodarek objętych analizą względem strefy euro. Wybór tej liczby obserwacji został podyktowany z jednej strony długością całej dostępnej próby obserwacji (51 obserwacji), natomiast z drugiej długością cykli zidentyfikowanych w poprzednim etapie jako te, które mają dominujący wpływ na kształtowanie wahań aktywności gospodarczej w obydwu gospodarkach (do 6-7 lat łącznie). Wykres 8 przedstawia uzyskane statystyki cross-spektralne dla Polski i innych gospodarek względem strefy euro w okresie I kw. 1995 – II kw.

2001 oraz II kw. 2001 – III kw. 2007 dla wahań o okresach pomiędzy 1,5 roku a 10 lat²⁵. Uzyskane wyniki wskazują, że zależność pomiędzy cyklem gospodarczym w Polsce i strefie euro pozostaje zbliżona w obydwu próbach, co może wskazywać na stabilność zjawiska synchronizacji cykli w czasie. W przypadku gospodarki polskiej wszystkie statystyki cross-spektralne pozostają w obydwu próbach na zbliżonym poziomie, podobnie jak ma to miejsce w przypadku zdecydowanej większości gospodarek będących członkami unii monetarnej. Warto zauważyć, że wyraźne zmiany są natomiast widoczne w przypadku Czech, Estonii, Łotwy i Słowenii, które wykazują tendencję do wyższej synchronizacji krajowych cykli gospodarczych z wahaniami koniunkturalnymi strefy euro w drugiej próbie. W przypadku tych gospodarek widoczny jest wyraźny przyrost zarówno koherencji, jak i dodatniej korelacji dynamicznej, którym towarzyszy równoczesny spadek zróżnicowania amplitud i przesunięć pomiędzy punktami zwrotnymi. Z kolei w przypadku Litwy i Węgier zaobserwowano spadek synchronizacji. W przypadku Litwy poprzez wzrost ujemnej korelacji dynamicznej, z kolei w przypadku Węgier poprzez wyraźny wzrost przesunięć występowania punktów zwrotnych. Można dojść do wniosku, że w przypadku Czech, Estonii, Łotwy i Słowenii, która 1 stycznia 2007 r. weszła do strefy euro, proces dostosowywania się cykli gospodarczych pomiędzy tymi krajami a unią monetarną postępuje szybciej niż ma to miejsce w przypadku Polski. Potwierdzenie powyższego stwierdzenia płynącego z analizy cross-spektralnej zobrazowano na wykresie 9. Wykres ten przedstawia współczynniki bieżącej korelacji ruchomej (okno 6-letnie) pomiędzy składową cykliczną realnego PKB w Czechach, Estonii, Łotwie, Słowenii i Polsce oraz strefie euro w okresie I kw. 2001 – III kw. 2007. Pomimo że zależności w przypadku Polski nie wykazują tendencji do umacniania się w czasie, pozostają w najbardziej korzystnym układzie w sensie miary koherencji, korelacji dynamicznej i dopasowania amplitud reprezentowanego przez wzmocnienie dla całej próby obserwacji (I kw. 1995 – III kw. 2007) pośród gospodarek pozostających poza strefą euro.

3.2.2. Analiza na podstawie przetwórstwa przemysłowego

W analogiczny sposób, w jaki badano synchronizację cykli koniunkturalnych na bazie danych o realnym PKB, przeprowadzono badanie na bazie danych o przetwórstwie przemysłowym w okresie I kw. 1995 – III kw. 2007²⁶. W celu ekstrakcji cykli wykorzystano

²⁵ Przy estymacji statystyk cross-spektralnych wykorzystano metodę wygładzania w dziedzinie opóźnień za pomocą okna Parzena, uwzględniając opóźnienia do 10 włącznie. W przypadku koherencji i dynamicznego współczynnika korelacji naniesiono na wykresy korespondujące wartości krytyczne dla 5% poziomu istotności.

²⁶ W analizie nie uwzględniono Estonii, Litwy, Łotwy i Słowenii z uwagi na brak szeregów czasowych przetwórstwa przemysłowego o odpowiedniej liczbie obserwacji.

filtr band-pass typu Christiano i Fitzgeralda (1999). Wyniki testów ADF i KPSS wskazują, że w większości przypadków szeregi czasowe przetwórstwa przemysłowego winny być postrzegane jako realizacje procesu $I(1)$ z dryfem (por. tabele 10-13). W związku z powyższym we wszystkich przypadkach wykorzystano specyfikację $I(1)$ dla filtra CF, uprzednio usuwając dryf z każdej zmiennej. Na wykresie 10 przedstawiono składowe cykliczne poszczególnych gospodarek na tle składowej cyklicznej strefy euro rozpatrywanej jako całość. Wyniki testów ADF i KPSS wskazują, że składowe te są zmiennymi stacjonarnymi (por. tabela 14 i 15), co tym samym umożliwiło zastosowanie metod analizy spektralnej i cross-spektralnej w celu formalnego opisu zjawiska synchronizacji cykli koniunkturalnych na bazie danych o przetwórstwie przemysłowym.

Analogicznie do przypadku analizy na podstawie realnego PKB w pierwszym etapie posłużono się współczynnikami korelacji. W tabeli 16 przedstawiono współczynniki korelacji bieżącej składowych cyklicznych przetwórstwa przemysłowego poszczególnych gospodarek z analogiczną składową dla strefy euro jako całości. Uzyskane wyniki wskazują, że wahania aktywności gospodarczej Polski i strefy euro są średnio skorelowane, podobnie jak w przypadku danych o PKB, niemniej jednak w przeciwieństwie do wyników analizy na podstawie PKB, słabiej w porównaniu z Czechami i Węgrami. Równocześnie podobne wnioski do analizy wykorzystującej PKB można wyciągnąć dla gospodarek tworzących strefę euro. Gospodarki te wykazują wysoką korelację krajowych cykli przetwórstwa przemysłowego z cyklem referencyjnym strefy euro rozpatrywanej jako całość (wyjątek stanowi w tym przypadku Portugalia, por. tabela 16).

W kolejnym etapie, na podstawie analizy spektralnej składowych cyklicznych przetwórstwa przemysłowego w Polsce i strefie euro, określono długości cykli mających największy wpływ na kształtowanie wahań aktywności gospodarczej w obydwu gospodarkach. Wykres 11 przedstawia periodogramy składowej cyklicznej przetwórstwa przemysłowego w Polsce i strefie euro wynikające z zastosowania filtra CF. Porównanie obydwu periodogramów wskazuje, że cykl koniunkturalny w Polsce i strefie euro jest kształtowany przez dwa rodzaje fluktuacji: o okresie 3-letnim oraz o okresie około 6-7 lat. Cykl 3-letni w przypadku strefy euro wyraźnie słabiej wpływa na ogólny przebieg wahań aktywności gospodarczej aniżeli ma to miejsce w przypadku Polski. Tym samym uzyskane wyniki można określić jako zbliżone do wyników analizy na podstawie danych o realnym PKB.

Formalnego porównania składowych cyklicznych przetwórstwa przemysłowego Polski i strefy euro w dziedzinie częstotliwości dokonano, posługując się statystykami cross-

spektralnymi, które umożliwiły zarówno porównanie zróżnicowania amplitud badanych cykli, jak również zobrazowanie ich przesunięć w czasie. Wykres 12 przedstawia oszacowane statystyki cross-spektralne dla Polski i strefy euro²⁷. Uzyskane wyniki, podobnie jak w przypadku analizy na podstawie danych o realnym PKB, wskazują na średnie dopasowanie cyklu koniunkturalnego Polski do analogicznych wahań aktywności gospodarczej obserwowanych w strefie euro w okresie I kw. 1995 – III kw. 2007. Koherencja przyjmuje wartości istotnie różne od zera przy założonym 5% poziomie istotności w zdecydowanej większości pasma wahań koniunkturalnych, niemniej jednak jej średni poziom w owym paśmie wynosi około 51% (por. wykres 13). Podobnie współczynnik korelacji dynamicznej wskazuje na istotną dodatnią zależność pomiędzy cyklem w Polsce i strefie euro, jednakże siła powiązania pomiędzy obydwoma komponentami jest umiarkowana i kształtuje się na średnim poziomie około 45% (por. wykres 13). Wzmocnienie pokazuje, że amplitudy cyklu koniunkturalnego w Polsce są zdecydowanie wyższe (do 2,7 razy) od amplitud korespondującego cyklu w strefie euro. Ostatecznie przesunięcie fazowe, które przyjmuje ujemne wartości na całym paśmie wahań koniunkturalnych wskazuje, że cykl koniunkturalny w Polsce jest wyprzedzający w stosunku do koniunktury w strefie euro. Jest to szczególnie wyraźnie widoczne w przypadku cykli o dłuższych okresach (wyprzedzenie rzędu 1-1,5 roku, por. wykres 12). W przypadku cykli o krótszych okresach przesunięcie występowania punktów zwrotnych cyklu koniunkturalnego w obydwu gospodarkach jest dużo mniejsze (rzędu 2-3 kwartałów, por. wykres 12). Tym samym dzięki analizie cross-spektralnej komponentów cyklicznych przetwórstwa przemysłowego w Polsce i strefie euro można dojść do wniosku, że cykle gospodarcze Polski i strefy euro są umiarkowanie zsynchronizowane. Podobnie jak w przypadku analizy na podstawie PKB, również bazując na danych o przetwórstwie przemysłowym można dojść do wniosku, że wahania o okresach do 3 lat w obydwu gospodarkach są lepiej dopasowane aniżeli cykle o dłuższych okresach. W przeciwieństwie do wyników uzyskanych na podstawie PKB dopasowanie cyklu gospodarki polskiej do cyklu referencyjnego strefy euro w okresie I kw. 1995 – III kw. 2007 na bazie przetwórstwa przemysłowego jest średnie spośród gospodarek pozostających poza strefą euro. Jest to w szczególności widoczne, gdy Polska jest porównywana z Czechami czy Węgrami

²⁷ Przy estymacji statystyk cross-spektralnych wykorzystano metodę wygładzania w dziedzinie opóźnień za pomocą okna Parzena, uwzględniając opóźnienia do 14 włącznie. W przypadku koherencji i dynamicznego współczynnika korelacji naniesiono na wykresy korespondujące wartości krytyczne dla 5% poziomu istotności, natomiast w przypadku wzmocnienia i przesunięcia fazowego zaznaczono korespondujące 95% przedziały ufności. Wykresy dotyczące statystyk cross-spektralnych obrazujących współzależności pomiędzy cyklami pozostałych gospodarek a cyklem strefy euro nie zostały zaprezentowane z uwagi na dużą ilość informacji konieczną do przedstawienia w tego typu zestawieniu. W zamian na wykresie 13 przedstawiono korespondujące wartości tych statystyk w paśmie cykli o charakterze koniunkturalnym (1,5-10 lat).

pod kątem korelacji i przesunięć fazowych cykli krajowych i cyklu strefy euro jako całości (por. wykres 13).

W ostatnim etapie analizy synchronizacji cykli koniunkturalnych pomiędzy Polską i strefą euro, analogicznie jak w przypadku badania bazującego na realnym PKB, dokonano estymacji statystyk cross-spektralnych na dwóch próbach liczących po 26 obserwacji każda. Analogiczne obliczenia wykonano dla pozostałych gospodarek objętych analizą względem strefy euro. Wykres 14 przedstawia uzyskane statystyki cross-spektralne dla Polski i innych gospodarek względem strefy euro w okresie I kw. 1995 – II kw. 2001 oraz II kw. 2001 – III kw. 2007 dla wahań o okresach pomiędzy 1,5 roku a 10 lat²⁸. W przeciwieństwie do wyników uzyskanych na podstawie PKB, w przypadku cykli przetwórstwa przemysłowego w Polsce i strefie euro widoczny jest spadek dopasowania w czasie. Zarówno średnia koherencja i korelacja dynamiczna są niższe w okresie II kw. 2001 – III kw. 2007 aniżeli w okresie I kw. 1995 – II kw. 2001. Tym samym wyniki uzyskane na podstawie danych o przetwórstwie przemysłowym mogą wskazywać na pewne osłabienie zależności pomiędzy cyklem gospodarki polskiej i strefy euro w czasie. Należy zauważyć, że podobna tendencja może być również zaobserwowana wśród niektórych gospodarek wchodzących w skład strefy euro. W przeciwieństwie do przypadku Polski, w przypadku Czech widać wyraźny przyrost zarówno koherencji, jak i dodatniej korelacji dynamicznej, tak jak miało to miejsce w przypadku analizy danych o PKB. Wykres 15 przedstawia współczynniki bieżącej korelacji ruchomej (okno 6-letnie) pomiędzy składową cykliczną przetwórstwa przemysłowego w Czechach, Węgrzech i Polsce oraz strefie euro w okresie I kw. 2001 – III kw. 2007. Podobnie jak przy analizie danych o PKB, można dojść do wniosku, że proces dopasowywania się krajowego cyklu koniunkturalnego w Polsce przebiega wolniej aniżeli ma to miejsce w Czechach czy również w tym przypadku na Węgrzech.

4. Wnioski

W artykule podjęto próbę odpowiedzi na pytanie o poziom dopasowania pomiędzy wahaniami koniunkturalnymi w Polsce i strefie euro. Wiedza na temat zjawiska synchronizacji pomiędzy wahaniami koniunkturalnymi w Polsce i strefie euro jest jednym z ważniejszych czynników przy identyfikacji korzyści i kosztów związanych z przystąpieniem Polski do struktur unii monetarnej. W celu odpowiedzi na to pytanie wykorzystano metody

²⁸ Przy estymacji statystyk cross-spektralnych wykorzystano metodę wygładzania w dziedzinie opóźnień za pomocą okna Parzena, uwzględniając opóźnienia do 10 włącznie. W przypadku koherencji i dynamicznego współczynnika korelacji naniesiono na wykresy korespondujące wartości krytyczne dla 5% poziomu istotności.

analizy spektralnej, które umożliwiły zobrazowanie współzależności pomiędzy cyklami koniunkturalnymi w Polsce i strefie euro pod względem amplitud i punktów zwrotnych wahań aktywności gospodarczej. Tym samym w badaniu pokazano cechy charakterystyczne cykli koniunkturalnych w Polsce i strefie euro, opisując ich ilościowe oraz jakościowe podobieństwa i różnice.

Badanie oparto na dwóch miernikach aktywności gospodarczej: składowej cyklicznej PKB i przetwórstwa przemysłowego, które zostały uzyskane za pomocą filtra typu band-pass autorstwa Christiano i Fitzgeralda (1999). Dodatkowo uzyskane wyniki zaprezentowano na tle analogicznego porównania wybranych gospodarek ze strefą euro. W szczególności uwzględnienie w badaniu zarówno gospodarek pozostających poza strefą euro, jak również wchodzących w jej skład, umożliwiło umiejscowienie Polski pośród obydwu grup. Główną zaletą przyjętego w badaniu podejścia do analizy cykli koniunkturalnych jest możliwość wnioskowania o synchronizacji cykli o określonych długościach. Z kolei głównym problemem związanym z prezentowanym podejściem jest to, że uzyskane składowe cykliczne przy końcu próby obserwacji będą najprawdopodobniej podlegały rewizjom w czasie wraz ze wzrostem liczby dostępnych obserwacji, co tym samym może wpływać na zaburzenie uzyskanych wyników. Niemniej jednak nie istnieją sposoby, które całkowicie zniwelowałyby ten efekt. Tym samym uzyskane wyniki powinny być traktowane jako warunkowe względem wykorzystanej próby obserwacji.

Uzyskane na podstawie PKB i przetwórstwa przemysłowego wyniki okazały się być w dużym stopniu zbieżne z wynikami prezentowanymi na łamach literatury przedmiotu. Przeprowadzona analiza wskazuje, że wahania aktywności gospodarczej w Polsce i strefie euro są kształtowane przez dwa rodzaje cykli – cykl o długości około 6-7 lat oraz cykl o długości około 3 lat. W przypadku Polski cykl o długości około 3 lat ma większy wpływ na wahania aktywności gospodarczej aniżeli ma to miejsce w przypadku strefy euro. W okresie I kw. 1995 – III kw. 2007 gospodarka polska i strefy euro wykazywały średnie i raczej stabilne w czasie dopasowanie wahań cyklicznych. W szczególności uzyskane wyniki wskazują, że synchronizacja cykli gospodarczych w Polsce i strefie euro o długości do około 3 lat jest wyższa niż cykli o dłuższym okresie, które wykazują tendencję do wyraźnego wyprzedzania analogicznych fluktuacji w strefie euro. Wyniki badania wskazują również na dużo wyższe amplitudy wahań aktywności gospodarczej w Polsce niż w strefie euro. Jak pokazano w badaniu stanowi to typową charakterystykę analizowanych gospodarek pozostających poza strefą euro. W przypadku gospodarek tworzących unię monetarną można również

zaobserwować pewne zróżnicowanie amplitud²⁹. Ponadto dzięki przeprowadzonej analizie można dojść do wniosku, że w latach 1995-2007 cykl koniunkturalny w Polsce był relatywnie wysoko dopasowany do wahań aktywności gospodarczej strefy euro pośród gospodarek Europy Środkowo-Wschodniej oraz znacznie słabiej pośród gospodarek tworzących strefę euro, co w szczególności odzwierciedlają dane o PKB. Wyniki uzyskane na podstawie przetwórstwa przemysłowego w tym zakresie okazały się nieco odmienne niż wyniki płynące z analizy danych o PKB. W przypadku Polski, na bazie danych o przetwórstwie przemysłowym, stwierdzono, że mamy do czynienia ze średnim dopasowaniem wahań aktywności gospodarczej w porównaniu z innymi gospodarkami pozostającymi poza strefą euro. Dodatkowo przeprowadzone badanie wskazuje, że gospodarki takie jak Czechy, Estonia, Łotwa i Słowenia, będąca obecnie w strefie euro, wykazują tendencję do szybszego dopasowywania się do fluktuacji koniunkturalnych strefy euro niż Polska.

Należy podkreślić, że ekonomiczna interpretacja uzyskanych wyników jest trudnym zadaniem, ponieważ w ekonomii istnieją różne koncepcje próbujące tłumaczyć fenomen cyklu koniunkturalnego. Dyskusja na temat przyczyn wahań koniunkturalnych była podejmowana przez wielu autorów reprezentujących odmienne nurty teorii ekonomii na przestrzeni ostatnich dziesięcioleci. Niewątpliwie namacalnym efektem tej dyskusji jest ujednolicenie się poglądu, że cykle koniunkturalne są wywoływane przez różnego rodzaju szoki dotyczące danego systemu gospodarczego. Niemniej jednak teoria ekonomii nie dostarcza jednoznacznego uzasadnienia przyczyn występowania cykli koniunkturalnych, jak również nie jest w stanie jednoznacznie uzasadnić, dlaczego występuje zjawisko synchronizacji wahań koniunktury pomiędzy różnymi gospodarkami, co tym samym utrudnia interpretację uzyskanych wyników. Można przypuszczać, że szeroko rozumiane procesy globalizacyjne, przejawiające się m.in. poprzez integrację handlową i finansową są czynnikami prowadzącymi do zbliżonego kształtowania się koniunktury w wielu regionach świata. Ponadto należy mieć na uwadze, że prezentowane tu podejście do analizy cykli koniunkturalnych jest koncepcją skupiającą się na badaniu własności stochastycznych ekonomicznych szeregów czasowych PKB i przetwórstwa przemysłowego. Tym samym w prezentowanym podejściu nie można kompleksowo opisać analizowanych gospodarek pod

²⁹ W przypadku porównania cykli koniunkturalnych gospodarek strefy euro z cyklem strefy euro rozpatrywanej jako całość należy mieć na uwadze, że wyniki uzyskane dla dużych gospodarek takich jak Niemcy czy Francja powinny być traktowane z pewnym dystansem. Z uwagi na to, że gospodarki te stanowią największą część łącznego agregatu strefy euro, wysoka synchronizacja pomiędzy cyklami koniunkturalnymi Niemiec, jak również Francji i strefy euro nie jest wynikiem zaskakującym.

kątem zjawiska i źródeł cykli koniunkturalnych, odmiennie niż w przypadku bogato wyspecyfikowanego modelu makroekonomicznego.

Pomimo powyższych ograniczeń na podstawie uzyskanych wyników można postawić pewne hipotezy dotyczące przyczyn zróżnicowania cykli koniunkturalnych w Polsce i strefie euro. Wydaje się, że wyższe amplitudy cykli koniunkturalnych w Polsce niż w strefie euro mogą być najprawdopodobniej utożsamiane z większą zmiennością szoków, wpływających na wahania koniunktury w Polsce niż szoków kształtujących koniunkturę w strefie euro. Przykładowo Fidrmuc i Korhonen (2003) wskazują m.in., że zmienność szoków popytowych i podażowych w Polsce jest większa niż analogicznych szoków w strefie euro. Wy tłumaczenie przyczyn wyprzedzającego charakteru wahań aktywności gospodarczej w Polsce w stosunku do cyklu koniunkturalnego strefy euro (szczególnie w przypadku wahań o okresach 6-7 lat) jest o wiele trudniejsze. Najprawdopodobniej jest to po części związane ze specyfiką indywidualnych szoków kształtujących koniunkturę w Polsce i strefie euro w latach 1995-2007, ale również z charakterystyką mechanizmu propagacji tych szoków w obydwu gospodarkach.

Warto podkreślić, że wcześniej wspomniana kwestia osłabienia w okresie II kw. 2001 – III kw. 2007 dopasowania pomiędzy cyklami gospodarki polskiej i strefy euro, uzyskanymi na podstawie przetwórstwa przemysłowego, może być związana z „trwałością” przesunięcia fazowego polskiego cyklu koniunkturalnego. W okresie II kw. 2001 – III kw. 2007 przesunięcie fazowe cykli przetwórstwa przemysłowego w Polsce pozostawało najwyższe spośród wszystkich analizowanych gospodarek. Tym samym można podejrzewać, że dużo niższe, niż w Polsce, przesunięcie punktów zwrotnych cykli przetwórstwa przemysłowego pozostałych gospodarek pozostających poza strefą euro stanowi główną przyczynę wyższego niż w Polsce dopasowania cykli tych gospodarek do referencyjnego cyklu koniunkturalnego strefy euro w latach 2001-2007.

Podsumowując, w przypadku Polski interpretacja uzyskanych wyników w kontekście ich znaczenia dla efektywności wspólnej polityki pieniężnej powinna być skupiona na kwestii synchronizacji wahań aktywności gospodarczej o okresach do około 3 lat. Taki stan rzeczy jest związany ze stosunkowo dużą niepewnością, co do właściwej identyfikacji czasu trwania cykli o dłuższych okresach, co bezpośrednio wynika z dostępnej próby obserwacji. Tym samym wydaje się, że wynik świadczący o większej synchronizacji cykli koniunkturalnych pomiędzy Polską i strefą euro w przypadku cykli krótkich jest ważniejszy niż wynik wskazujący na słabsze dopasowanie cykli dłuższych, których charakterystyka jest obciążona większą niepewnością. Niemniej jednak należy mieć na uwadze, że o ile wahania aktywności

gospodarczej w Polsce i strefie euro o krótkich okresach cechują się zbliżonym występowaniem punktów zwrotnych, to różnią się wyraźnie pod względem amplitud. Tym samym wydaje się, że można mówić o występowaniu pewnej synchronizacji krótkich cykli gospodarczych w Polsce i strefie euro, która wynika przede wszystkim z dobrego dopasowania punktów zwrotnych. Zjawisku temu towarzyszy jednak niepożądane z punktu widzenia „pełnej” synchronizacji zróżnicowanie skali fluktuacji koniunkturalnych w obydwu gospodarkach.

Bibliografia

- Baxter, M., King, R. G. (1995), „Measuring Business Cycles: Approximate Band-Pass Filters for Economic Time Series”, NBER Working Paper No. 5022, National Bureau of Economic Research, Cambridge.
- Blanchard, O. J., Quah, D. (1988), „The Dynamic Effects of Aggregate Demand and Supply Disturbances”, NBER Working Paper No. 2737, National Bureau of Economic Research, Cambridge.
- Bergman, M. (2004), „How Similar Are European Business Cycles?”, Working Paper No. 2004:9, Lund University, Department of Economics.
- Burns, A. F., Mitchell, W. C. (1946), *Measuring Business Cycles*, N.Y.: National Bureau of Economic Research, New York.
- Chatfield, C. (1996), *The Analysis of Time Series: An Introduction*, Fifth Edition, Chapman & Hall, London.
- Christiano, L. J., Fitzgerald, T. J. (1999), „The Band Pass Filter”, Working Paper No. 9906, Federal Reserve Bank of Cleveland.
- Clark, P. K. (1987), „The Cyclical Component of U.S. Economic Activity”, *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 102, No. 4, s. 797-814.
- Croux, C., Forni, M., Reichlin, L. (1999), „A Measure of Comovement for Economic Variables: Theory and Empirics”, CEPR Discussion Paper No. 2339, Centre for Economic Policy Research, London.
- Darvas, Z., Szapary, G. (2004), „Business Cycle Synchronisation in the Enlarged EU: Comovements in the New and Old Members”, MNB Working Papers 2004/1, Magyar Nemzeti Bank.
- De Haan, J., Inklaar, R., Sleijpen, O. (2002), „Have Business Cycles Become More Synchronized?”, *Journal of Common Market Studies*, Vol. 40, s. 23-42.
- Dickerson, A. P., Gibson, H. D., Tsakalotos, E. (1998), „Business Cycle Correspondence in the European Union”, *Empirica*, Vol. 25, s. 51-77.
- Dickey, D. A., Fuller, W. A. (1979), „Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root”, *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 74, s. 427-431.

- Dueker, M. J., Nelson, C. R. (2002), „Business Cycle Filtering of Macroeconomic Data Via a Latent Business Cycle Index”, Working Paper 2002-025C, Federal Reserve Bank of St. Louis.
- Eickmeier, S., Breitung, J. (2006), „How Synchronized are New EU Member States with the Euro Area? Evidence from a Structural Factor Model”, *Journal of Comparative Economics*, Vol. 34, No. 3, s. 538-563.
- Estrella, A. (2007), „Extracting Business Cycle Fluctuations: What Do Time Series Filters Really Do?”, Staff Report No. 289, Federal Reserve Bank of New York.
- Fidrmuc, J., Korhonen, I. (2003), „Similarity of supply and demand shocks between the euro area and the CEECs”, *Economic Systems*, Vol. 27, No. 3, s. 313-334.
- Fidrmuc, J., Korhonen, I. (2006), „Meta-analysis of the business cycle correlation between the euro area and the CEECs”, CESifo Working Paper No. 1693, CESifo GmbH, Munich.
- Hamilton, J. D. (1994), *Time Series Analysis*, Princeton University Press, Princeton.
- Hodrick, R. J., Prescott, E. C. (1997), „Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation”, *Journal of Money Credit and Banking*, Vol. 29, No. 1, s. 1-16.
- Hughes Hallett, A., Richter, C. R. (2007), „Time Varying Cyclical Analysis for Economies in Transition”, Studies & Analyses 334, Center for Social and Economic Research, Warsaw.
- Kaiser, R., Maravall, A. (1999), „Estimation of the business cycle: A modified Hodrick-Prescott filter”, *Spanish Economic Review*, Vol. 1, s. 175-206.
- Kaiser, R., Maravall, A. (2001), *Measuring Business Cycles in Economic Time Series*, Lecture Notes in Statistics Vol. 154, Springer-Verlag, New York.
- Kaiser, R., Maravall, A. (2002), „A Complete Model-Based Interpretation of the Hodrick-Prescott Filter: Spuriousness Reconsidered”, Servicio de Estudios, Documento de Trabajo n.º 0208, Banco de España.
- Kwiatkowski, D. P., Phillips, C. B., Schmidt, P., Shin, Y. (1992), „Testing the Null Hypothesis of Stationary against the Alternative of a Unit Root”, *Journal of Econometrics*, Vol. 54, s. 159-178.
- Lucas, R. E. (1977), „Understanding Business Cycles”, w: Kydland, F. E. (red.) (1995), *Business Cycle Theory*, Edward Elgar Publishing Limited, Aldershot, s. 85-107.
- MacKinnon, J. G. (1996), „Numerical Distribution Functions for Unit Root and Cointegration Tests”, *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 11, s. 601-618.
- Maravall, A., del Rio, A. (2001), „Time Aggregation and the Hodrick-Prescott Filter”, Servicio de Estudios, Documento de Trabajo n.º 0108, Banco de España.
- Nelson, C. R., Plosser, C. I. (1982), „Trends and Random Walks in Macroeconomic Time Series: Some Evidence and Implications”, *Journal of Monetary Economics*, Vol. 10, s. 139-162.
- Orphanides, A., van Norden, S. (2002), „The Unreliability of Output-Gap Estimates in Real Time”, *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 84, No. 4, s. 569-583.
- Proietti, T. (2008), „Structural Time Series Models for Business Cycle Analysis”, MPRA Paper No. 6854, Munich Personal RePEc Archive.

- Ravn, M. O., Uhlig, H. (2002), „On Adjusting the HP-Filter for the Frequency of Observations”, *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 84, s. 371-376.
- Rose, A. K., Engel, C. (2002), „Currency Unions and International Integration”, *Journal of Money Credit and Banking*, Vol. 34, No. 3, s. 804-826.
- Sargent, T. J. (1987), *Macroeconomic Theory*, Second Edition, Academic Press, London.
- Skrzypczyński, P. (2006), „Analiza synchronizacji cykli koniunkturalnych w strefie euro”, *Materiały i Studia*, Zeszyt nr 210, Narodowy Bank Polski.
- Valle e Azevedo, J. (2002), „Business Cycles: Cyclical Comovement Within the European Union in the Period 1960-1999. A frequency domain approach”, Working Paper WP 5-02, Banco de Portugal.
- Valle e Azevedo, J. (2008), „A Multivariate Band-Pass Filter”, MPRA Paper No. 6555, Munich Personal RePEc Archive.
- Varpalotai, V. (2005), „Are Old and New EU Member Countries' Cycles Getting More Synchronized? Proposing a Time Varying Lag Method for Analyzing Time Varying Cyclical Co-Movements among Economic Data”, *EcoMod.Net Working Paper*, URL: www.ecomod.net/conferences/ecomod2005/ecomod2005_papers/936.pdf.
- Watson, M. W. (1986), „Univariate detrending methods with stochastic trends”, *Journal of Monetary Economics*, Vol. 18, No. 1, s. 49-75.
- Woźniak, P., Paczyński, W. (2007), „A Time-Frequency Analysis of Business Cycle Coherence between the Euro-zone and the New Member States”, *CERGE-EI Working Paper*, URL: http://www.cerge-ei.cz/pdf/gdn/RRCVI_61_paper_01.pdf.
- Wynne, M. A., Koo, J. (2000), „Business Cycles under Monetary Union: A Comparison of the EU and US”, *Economica*, Vol. 67, s. 347-374.

Aneks: tabele i wykresy

Tabela 1. Test ADF z trendem liniowym dla realnego PKB

	<i>Statystyka ADF (poziom)</i>	<i>Opóźnienie</i>	<i>p-value</i>	<i>Statystyka ADF (pierwsza różnica)</i>	<i>Opóźnienie</i>	<i>p-value</i>
strefa euro	-1,486	0	0,821	-7,235	4	0,000
Czechy	-0,285	4	0,989	-6,884	4	0,000
Estonia	-2,488	2	0,333	-2,979	8	0,150
Litwa	-0,871	0	0,951	-7,996	0	0,000
Łotwa	0,142	0	0,997	-6,511	0	0,000
Polska	-2,260	1	0,447	-3,946	0	0,017
Słowacja	0,161	1	0,997	-9,989	0	0,000
Węgry	0,945	8	1,000	-2,137	7	0,511
Austria	-1,830	0	0,675	-7,835	0	0,000
Belgia	-1,843	0	0,669	-5,948	0	0,000
Finlandia	-1,727	0	0,724	-7,891	0	0,000
Francja	-1,630	4	0,765	-2,920	3	0,166
Hiszpania	-4,042	7	0,014	-2,638	2	0,266
Holandia	-2,553	8	0,303	-2,307	1	0,422
Niemcy	-2,167	0	0,497	-9,375	0	0,000
Portugalia	-1,084	0	0,922	-7,266	0	0,000
Słowenia	-2,471	0	0,341	-7,419	1	0,000
Włochy	-2,072	5	0,547	-2,929	4	0,164

Uwaga: wartość opóźnienia w regresji pomocniczej dobrano na podstawie kryterium informacyjnego Schwarza. W tabeli zawarto jednostronne wartości p-value MacKinnona (1996).

Tabela 2. Test ADF ze stałą dla realnego PKB

	<i>Statystyka ADF (poziom)</i>	<i>Opóźnienie</i>	<i>p-value</i>	<i>Statystyka ADF (pierwsza różnica)</i>	<i>Opóźnienie</i>	<i>p-value</i>
strefa euro	-0,529	0	0,876	-7,281	0	0,000
Czechy	3,892	4	1,000	-2,836	3	0,061
Estonia	1,546	4	0,999	-1,262	8	0,638
Litwa	1,467	0	0,999	-7,543	0	0,000
Łotwa	4,480	0	1,000	-2,860	1	0,058
Polska	-0,610	1	0,859	-3,995	0	0,003
Słowacja	1,587	1	0,999	-9,703	0	0,000
Węgry	-1,979	8	0,295	-1,450	7	0,549
Austria	-0,249	0	0,925	-7,920	0	0,000
Belgia	-0,192	0	0,933	-6,020	0	0,000
Finlandia	-1,058	0	0,725	-7,868	0	0,000
Francja	-1,074	4	0,718	-2,809	3	0,065
Hiszpania	0,069	0	0,960	-2,626	2	0,095
Holandia	-1,202	2	0,666	-2,286	1	0,181
Niemcy	-0,379	1	0,905	-9,477	0	0,000
Portugalia	-3,343	0	0,018	-3,287	1	0,021
Słowenia	0,745	2	0,992	-7,405	1	0,000
Włochy	-1,661	5	0,444	-2,728	4	0,077

Uwaga: wartość opóźnienia w regresji pomocniczej dobrano na podstawie kryterium informacyjnego Schwarza. W tabeli zawarto jednostronne wartości p-value MacKinnona (1996).

Tabela 3. Test KPSS z trendem liniowym dla realnego PKB

	Statystyka KPSS (poziom)	Szerokość pasma	Statystyka KPSS (pierwsza różnica)	Szerokość pasma
strefa euro	0,174**	5	0,097	3
Czechy	0,226***	5	0,095	4
Estonia	0,212**	5	0,040	3
Litwa	0,196**	5	0,070	5
Łotwa	0,234***	5	0,062	3
Polska	0,125*	5	0,142*	4
Słowacja	0,200**	5	0,184**	3
Węgry	0,107	5	0,173**	5
Austria	0,136*	5	0,127*	2
Belgia	0,124*	5	0,067	1
Finlandia	0,171**	5	0,127*	1
Francja	0,185**	5	0,094	5
Hiszpania	0,161**	5	0,110	5
Holandia	0,206**	5	0,140*	5
Niemcy	0,147**	5	0,087	1
Portugalia	0,234***	5	0,129*	2
Słowenia	0,115	5	0,087	1
Włochy	0,176**	5	0,082	4

Uwaga: szerokość pasma przy estymacji wariancji długookresowej za pomocą okna Bartletta dobrano na podstawie metody Neweya-Westa. Asymptotyczne wartości krytyczne wynoszą odpowiednio 0,119, 0,146 i 0,216 dla 10%, 5% i 1% poziomu istotności. Symbole *, ** i *** oznaczają odrzucenie hipotezy zerowej kolejno przy poziomie istotności 10%, 5% i 1%.

Tabela 4. Test KPSS ze stałą dla realnego PKB

	Statystyka KPSS (poziom)	Szerokość pasma	Statystyka KPSS (pierwsza różnica)	Szerokość pasma
strefa euro	0,940***	5	0,119	3
Czechy	0,897***	5	0,499**	5
Estonia	0,950***	5	0,252	4
Litwa	0,944***	5	0,272	5
Łotwa	0,945***	5	0,638**	5
Polska	0,943***	5	0,143	4
Słowacja	0,930***	5	0,246	0
Węgry	0,951***	5	0,173	5
Austria	0,942***	5	0,126	2
Belgia	0,945***	5	0,067	1
Finlandia	0,942***	5	0,212	2
Francja	0,937***	5	0,141	5
Hiszpania	0,952***	5	0,106	5
Holandia	0,911***	5	0,261	5
Niemcy	0,913***	5	0,085	1
Portugalia	0,865***	5	0,603**	4
Słowenia	0,957***	5	0,219	2
Włochy	0,921***	5	0,116	4

Uwaga: szerokość pasma przy estymacji wariancji długookresowej za pomocą okna Bartletta dobrano na podstawie metody Neweya-Westa. Asymptotyczne wartości krytyczne wynoszą odpowiednio 0,347, 0,463 i 0,739 dla 10%, 5% i 1% poziomu istotności. Symbole ** i *** oznaczają odrzucenie hipotezy zerowej kolejno przy poziomie istotności 5% i 1%.

Tabela 5. Testy ADF i KPSS ze stałą dla składowych cyklicznych realnego PKB w Polsce

	Statystyka ADF (poziom)	Opóźnienie	p-value	Statystyka KPSS (poziom)	Szerokość pasma
HP	-3,213	1	0,025	0,104	5
MHP	-3,531	1	0,011	0,128	5
CF	-4,884	3	0,000	0,119	5
SVAR	-1,916	3	0,322	0,313	5
UCARIMA	-3,493	1	0,012	0,183	5

Uwaga: wartość opóźnienia w regresji pomocniczej testu ADF dobrano na podstawie kryterium informacyjnego Schwarza. W tabeli zawarto jednostronne wartości p-value MacKinnona (1996). Szerokość pasma przy estymacji wariancji długookresowej za pomocą okna Bartletta w teście KPSS dobrano na podstawie metody Neweya-Westa. Asymptotyczne wartości krytyczne dla testu KPSS wynoszą odpowiednio 0,347, 0,463 i 0,739 dla 10%, 5% i 1% poziomu istotności. W przypadku modelu SVAR testy obejmują okres II kw. 1996 – III kw. 2007. W pozostałych przypadkach testy obejmują okres I kw. 1995 – III kw. 2007.

Tabela 6. Współczynniki korelacji pomiędzy składowymi cyklicznymi realnego PKB w Polsce

	HP	MHP	CF	SVAR	UCARIMA
HP	1				
MHP	0,9501	1			
CF	0,9537	0,9500	1		
SVAR	0,8623	0,7790	0,7962	1	
UCARIMA	0,8698	0,8824	0,9575	0,7970	1

Uwaga: wszystkie współczynniki korelacji są istotnie różne od zera przy 1% poziomie istotności. W przypadku modelu SVAR współczynniki korelacji obejmują okres II kw. 1996 – III kw. 2007. W pozostałych przypadkach współczynniki korelacji obejmują okres I kw. 1995 – III kw. 2007.

Tabela 7. Test ADF ze stałą dla składowej cyklicznej realnego PKB (filtr CF)

	Statystyka ADF (poziom)	Opóźnienie	p-value
strefa euro	-5,253	3	0,000
Czechy	-12,025	3	0,000
Estonia	-8,522	3	0,000
Litwa	-6,519	3	0,000
Łotwa	-7,268	3	0,000
Polska	-4,884	3	0,000
Słowacja	-6,210	3	0,000
Węgry	-9,470	3	0,000
Austria	-6,889	3	0,000
Belgia	-5,056	3	0,000
Finlandia	-5,009	3	0,000
Francja	-7,301	3	0,000
Hiszpania	-7,467	3	0,000
Holandia	-7,086	3	0,000
Niemcy	-5,135	3	0,000
Portugalia	-5,050	3	0,000
Słowenia	-3,622	3	0,001
Włochy	-5,078	3	0,000

Uwaga: wartość opóźnienia w regresji pomocniczej dobrano na podstawie kryterium informacyjnego Schwarza. W tabeli zawarto jednostronne wartości p-value MacKinnona (1996).

Tabela 8. Test KPSS ze stałą dla składowej cyklicznej realnego PKB (filtr CF)

	<i>Statystyka KPSS (poziom)</i>	<i>Szerokość pasma</i>
strefa euro	0,104	5
Czechy	0,075	5
Estonia	0,056	4
Litwa	0,063	5
Łotwa	0,067	4
Polska	0,119	5
Słowacja	0,096	5
Węgry	0,118	5
Austria	0,098	5
Belgia	0,101	5
Finlandia	0,118	5
Francja	0,099	5
Hiszpania	0,113	5
Holandia	0,126	5
Niemcy	0,099	5
Portugalia	0,140	5
Słowenia	0,137	5
Włochy	0,091	5

Uwaga: szerokość pasma przy estymacji wariancji długookresowej za pomocą okna Bartletta dobrano na podstawie metody Neweya-Westa. Asymptotyczne wartości krytyczne wynoszą odpowiednio 0,347, 0,463 i 0,739 dla 10%, 5% i 1% poziomu istotności.

Tabela 9. Współczynniki korelacji składowych cyklicznych realnego PKB poszczególnych gospodarek i strefy euro (filtr CF)

<i>Czechy</i>	<i>Estonia</i>	<i>Litwa</i>	<i>Łotwa</i>	<i>Polska</i>	<i>Słowacja</i>	<i>Węgry</i>
0,1718	0,1147	-0,5378***	0,4648***	0,4814***	-0,3226**	0,5181***
<i>Austria</i>	<i>Belgia</i>	<i>Finlandia</i>	<i>Francja</i>	<i>Hiszpania</i>	<i>Holandia</i>	<i>Niemcy</i>
0,9137***	0,8728***	0,7977***	0,9071***	0,9322***	0,9181***	0,9701***
<i>Portugalia</i>	<i>Słowenia</i>	<i>Włochy</i>				
0,7627***	0,7120***	0,8689***				

Uwaga: symbole ** i *** oznaczają odrzucenie hipotezy zerowej mówiącej o tym, że współczynnik korelacji jest równy zero kolejno przy poziomie istotności 5% i 1%.

Tabela 10. Test ADF z trendem liniowym dla przetwórstwa przemysłowego

	<i>Statystyka ADF (poziom)</i>	<i>Opóźnienie</i>	<i>p-value</i>	<i>Statystyka ADF (pierwsza różnica)</i>	<i>Opóźnienie</i>	<i>p-value</i>
strefa euro	-2,596	2	0,284	-4,364	0	0,006
Czechy	-2,402	0	0,374	-6,877	2	0,000
Polska	-1,750	0	0,714	-6,504	0	0,000
Słowacja	-2,485	1	0,334	-5,440	0	0,000
Węgry	-1,227	0	0,894	-5,251	0	0,000
Austria	-1,835	0	0,673	-6,924	0	0,000
Belgia	-2,852	1	0,187	-5,309	0	0,000
Finlandia	-1,549	0	0,799	-5,761	0	0,000
Francja	-1,106	0	0,918	-5,561	0	0,000
Grecja	-2,325	0	0,413	-7,557	0	0,000
Hiszpania	-1,992	0	0,591	-8,595	0	0,000
Holandia	-1,961	0	0,608	-7,052	0	0,000
Niemcy	-1,398	1	0,849	-4,750	0	0,002
Portugalia	-3,524	0	0,048	-6,742	1	0,000
Włochy	-2,612	1	0,277	-5,227	3	0,001

Uwaga: wartość opóźnienia w regresji pomocniczej dobrano na podstawie kryterium informacyjnego Schwarza. W tabeli zawarto jednostronne wartości p-value MacKinnona (1996).

Tabela 11. Test ADF ze stałą dla przetwórstwa przemysłowego

	<i>Statystyka ADF (poziom)</i>	<i>Opóźnienie</i>	<i>p-value</i>	<i>Statystyka ADF (pierwsza różnica)</i>	<i>Opóźnienie</i>	<i>p-value</i>
strefa euro	-0,328	1	0,913	-4,399	0	0,001
Czechy	1,908	3	1,000	-9,404	0	0,000
Polska	-0,301	0	0,917	-6,574	0	0,000
Słowacja	1,094	0	0,997	-5,156	0	0,000
Węgry	-0,386	0	0,903	-5,287	0	0,000
Austria	0,051	0	0,959	-6,962	0	0,000
Belgia	-0,301	0	0,917	-5,364	0	0,000
Finlandia	-0,682	0	0,841	-5,798	0	0,000
Francja	-1,095	0	0,711	-5,544	0	0,000
Grecja	-1,758	0	0,397	-7,779	0	0,000
Hiszpania	-0,964	0	0,759	-8,658	0	0,000
Holandia	-0,962	0	0,760	-7,068	0	0,000
Niemcy	0,880	1	0,994	-4,513	0	0,001
Portugalia	-3,349	0	0,018	-6,414	1	0,000
Włochy	-2,641	1	0,092	-5,221	3	0,000

Uwaga: wartość opóźnienia w regresji pomocniczej dobrano na podstawie kryterium informacyjnego Schwarza. W tabeli zawarto jednostronne wartości p-value MacKinnona (1996).

Tabela 12. Test KPSS z trendem liniowym dla przetwórstwa przemysłowego

	Statystyka KPSS (poziom)	Szerokość pasma	Statystyka KPSS (pierwsza różnica)	Szerokość pasma
strefa euro	0,132*	5	0,087	3
Czechy	0,220***	5	0,154**	17
Polska	0,122*	5	0,107	1
Słowacja	0,195**	5	0,072	8
Węgry	0,173**	5	0,089	3
Austria	0,113	5	0,085	0
Belgia	0,133*	5	0,053	1
Finlandia	0,179**	5	0,078	1
Francja	0,196**	5	0,080	4
Grecja	0,191**	5	0,092	9
Hiszpania	0,160**	5	0,074	3
Holandia	0,165**	5	0,065	2
Niemcy	0,098	5	0,104	3
Portugalia	0,213**	5	0,147**	2
Włochy	0,154**	5	0,052	1

Uwaga: szerokość pasma przy estymacji wariancji długookresowej za pomocą okna Bartletta dobrano na podstawie metody Neweya-Westa. Asymptotyczne wartości krytyczne wynoszą odpowiednio 0,119, 0,146 i 0,216 dla 10%, 5% i 1% poziomu istotności. Symbole *, ** i *** oznaczają odrzucenie hipotezy zerowej kolejno przy poziomie istotności 10%, 5% i 1%.

Tabela 13. Test KPSS ze stałą dla przetwórstwa przemysłowego

	Statystyka KPSS (poziom)	Szerokość pasma	Statystyka KPSS (pierwsza różnica)	Szerokość pasma
strefa euro	0,888***	5	0,086	3
Czechy	0,907***	5	0,312	24
Polska	0,936***	5	0,098	2
Słowacja	0,937***	5	0,221	3
Węgry	0,931***	5	0,097	3
Austria	0,925***	5	0,088	0
Belgia	0,913***	5	0,051	1
Finlandia	0,907***	5	0,096	1
Francja	0,805***	5	0,126	4
Grecja	0,669**	5	0,140	8
Hiszpania	0,806***	5	0,080	3
Holandia	0,889***	5	0,090	2
Niemcy	0,891***	5	0,229	3
Portugalia	0,767***	5	0,411*	3
Włochy	0,194	5	0,080	1

Uwaga: szerokość pasma przy estymacji wariancji długookresowej za pomocą okna Bartletta dobrano na podstawie metody Neweya-Westa. Asymptotyczne wartości krytyczne wynoszą odpowiednio 0,347, 0,463 i 0,739 dla 10%, 5% i 1% poziomu istotności. Symbole *, ** i *** oznaczają odrzucenie hipotezy zerowej kolejno przy poziomie istotności 10%, 5% i 1%.

Tabela 14. Test ADF ze stałą dla składowej cyklicznej przetwórstwa przemysłowego (filtr CF)

	<i>Statystyka ADF (poziom)</i>	<i>Opóźnienie</i>	<i>p-value</i>
strefa euro	-4,332	3	0,001
Czechy	-8,601	3	0,000
Polska	-5,009	3	0,000
Słowacja	-5,300	3	0,000
Węgry	-4,786	3	0,000
Austria	-4,839	3	0,000
Belgia	-5,527	3	0,000
Finlandia	-5,352	3	0,000
Francja	-4,871	3	0,000
Grecja	-4,801	3	0,000
Hiszpania	-5,075	3	0,000
Holandia	-5,029	3	0,000
Niemcy	-4,637	3	0,001
Portugalia	-5,903	3	0,000
Włochy	-5,482	3	0,000

Uwaga: wartość opóźnienia w regresji pomocniczej dobrano na podstawie kryterium informacyjnego Schwarza. W tabeli zawarto jednostronne wartości p-value MacKinnona (1996).

Tabela 15. Test KPSS ze stałą dla składowej cyklicznej przetwórstwa przemysłowego (filtr CF)

	<i>Statystyka KPSS (poziom)</i>	<i>Szerokość pasma</i>
strefa euro	0,104	5
Czechy	0,077	3
Polska	0,092	5
Słowacja	0,076	5
Węgry	0,113	5
Austria	0,104	5
Belgia	0,102	4
Finlandia	0,117	5
Francja	0,119	5
Grecja	0,123	5
Hiszpania	0,133	5
Holandia	0,085	5
Niemcy	0,098	5
Portugalia	0,111	4
Włochy	0,069	4

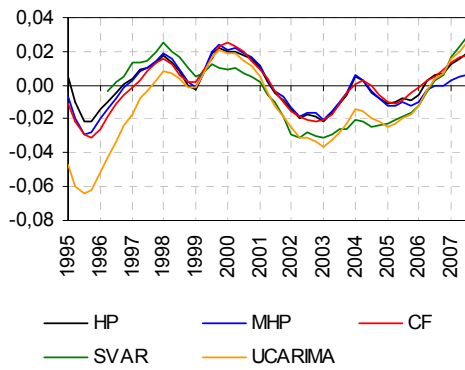
Uwaga: szerokość pasma przy estymacji wariancji długookresowej za pomocą okna Bartletta dobrano na podstawie metody Neweya-Westa. Asymptotyczne wartości krytyczne wynoszą odpowiednio 0,347, 0,463 i 0,739 dla 10%, 5% i 1% poziomu istotności.

Tabela 16. Współczynniki korelacji składowych cyklicznych przetwórstwa przemysłowego poszczególnych gospodarek i strefy euro (filtr CF)

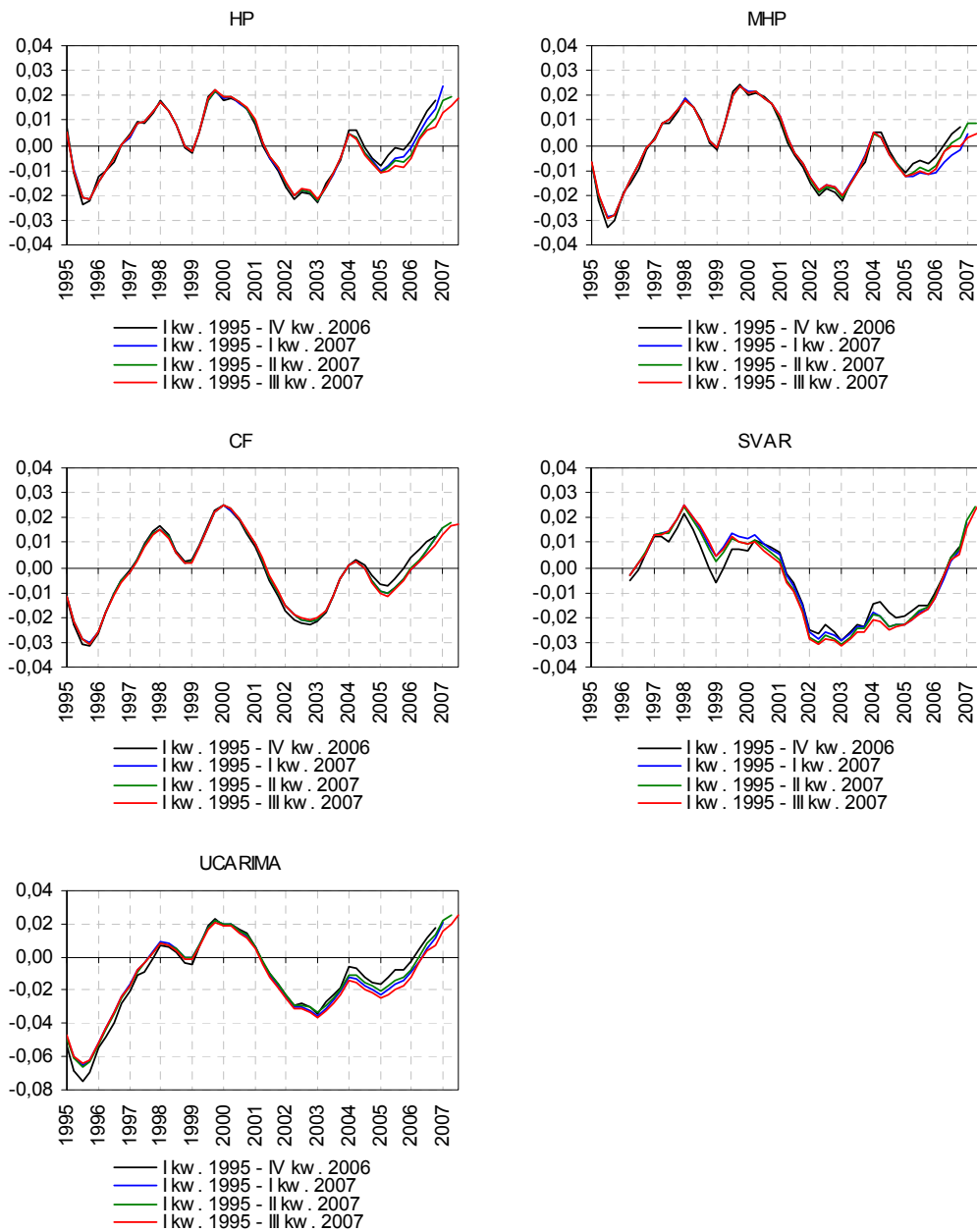
<i>Czechy</i>	<i>Polska</i>	<i>Słowacja</i>	<i>Węgry</i>	<i>Austria</i>	<i>Belgia</i>	<i>Finlandia</i>
0,5603***	0,4052***	0,1614	0,9460***	0,9467***	0,8716***	0,9445***
<i>Francja</i>	<i>Grecja</i>	<i>Hiszpania</i>	<i>Holandia</i>	<i>Niemcy</i>	<i>Portugalia</i>	<i>Włochy</i>
0,9292***	0,8201***	0,7463***	0,8402***	0,9817***	-0,0922	0,8888***

Uwaga: symbol *** oznacza odrzucenie hipotezy zerowej mówiącej o tym, że współczynnik korelacji jest równy zero przy poziomie istotności 1%.

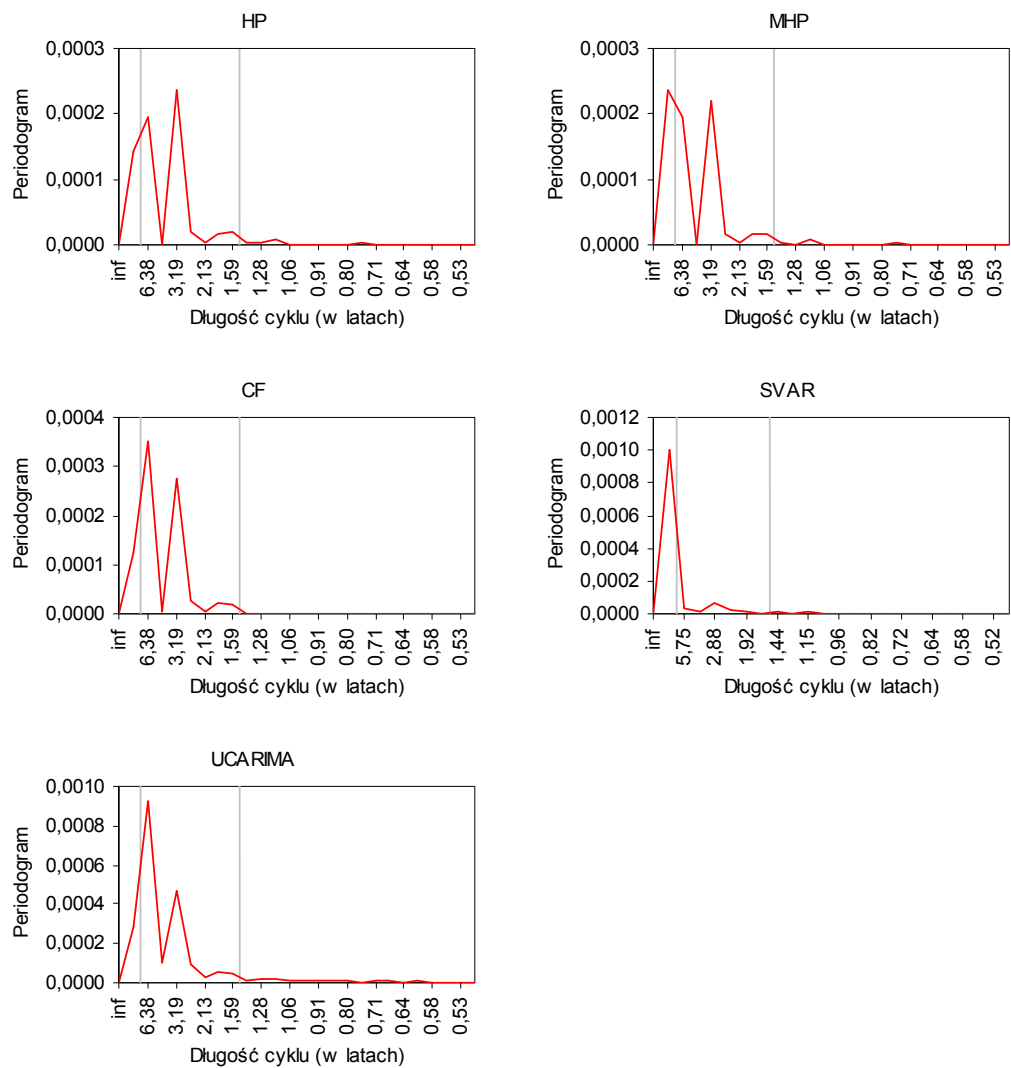
Wykres 1. Składowa cykliczna realnego PKB w Polsce



Wykres 2. Składowa cykliczna realnego PKB w Polsce na bazie danych typu *real-time*

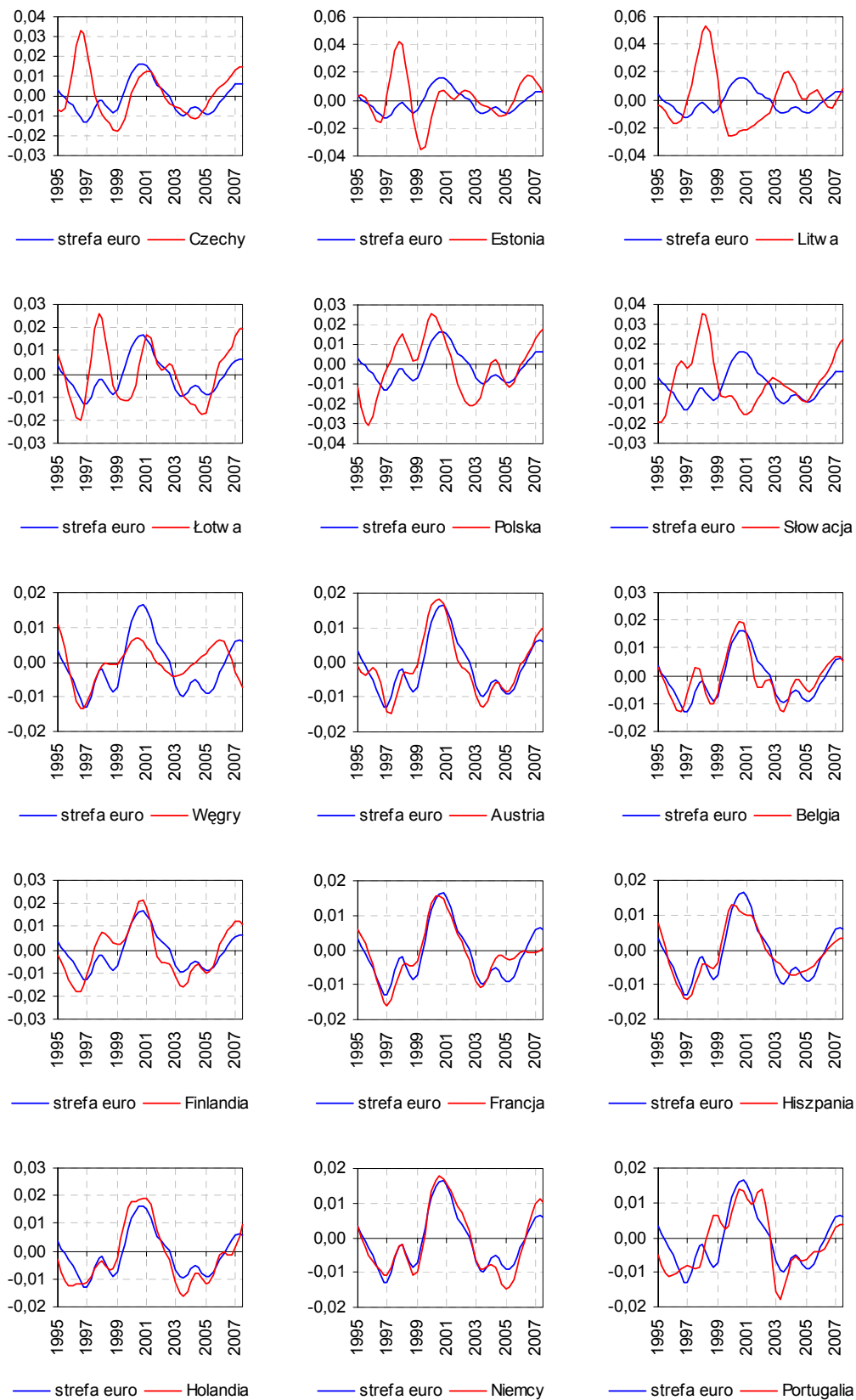


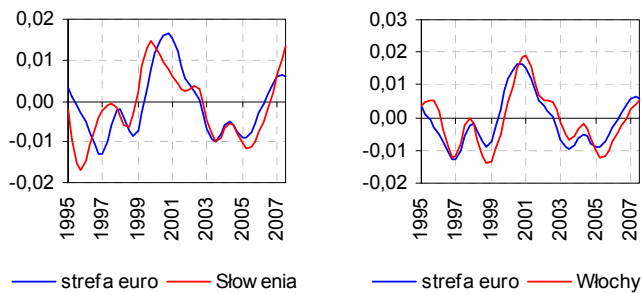
Wykres 3. Periodogramy składowej cyklicznej realnego PKB w Polsce



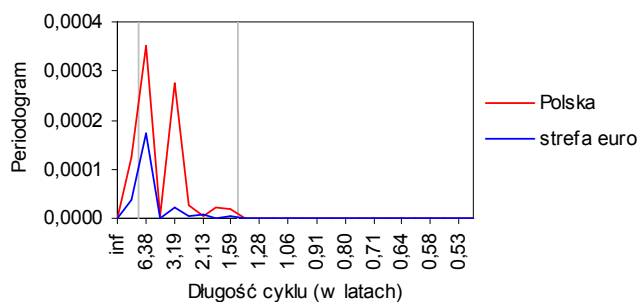
Uwaga: szare linie pionowe wyznaczają pasmo długości cykli, które mogą być uznane za wahania aktywności gospodarczej zgodnie z przyjętą definicją cyklu koniunkturalnego. Z uwagi na to, że periodogramy są wyprowadzone na podstawie dyskretnych częstotliwości Fouriera pasmo to nie pokrywa dokładnie przedziału 1,5-10 lat, a jedynie stanowi jego przybliżenie. W przypadku składowych cyklicznych HP, MHP, CF i UCARIMA, które składają się z 51 obserwacji pasmo to pokrywa zakres cykli od 1,6 do 6,4 roku. Z kolei w przypadku składowej cyklicznej SVAR, złożonej z 46 obserwacji pasmo pokrywa okresy od 1,6 do 5,8 roku.

Wykres 4. Składowe cykliczne realnego PKB (filtr CF)



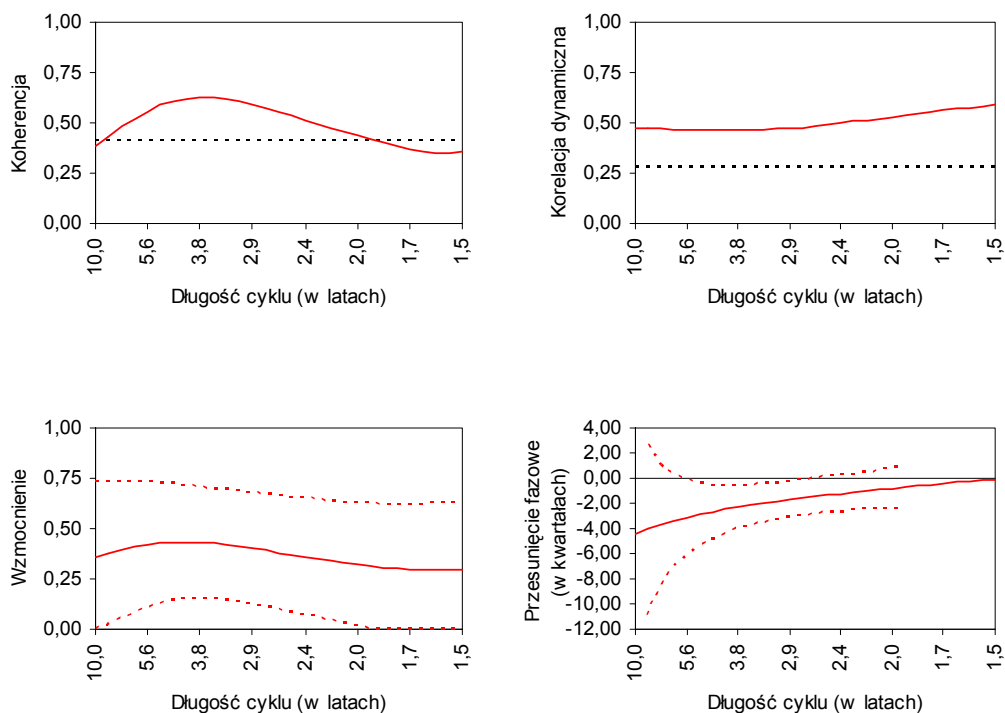


Wykres 5. Periodogramy składowej cyklicznej realnego PKB w Polsce i strefie euro (filtr CF)

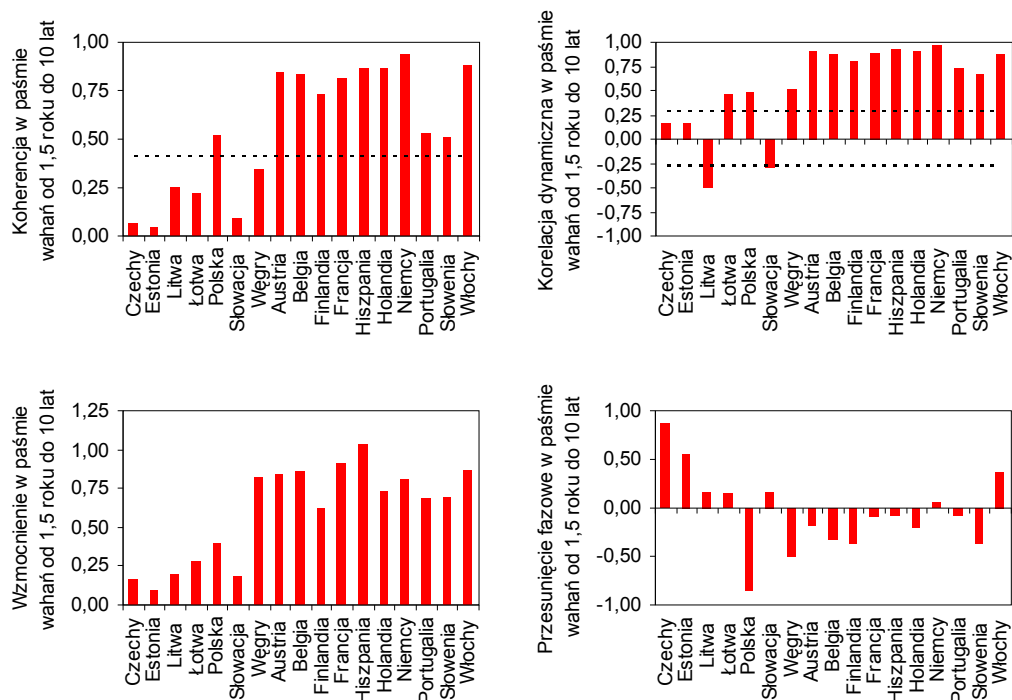


Uwaga: szare linie pionowe wyznaczają pasmo długości cykli, które mogą być uznane za wahania aktywności gospodarczej zgodnie z przyjętą definicją cyklu koniunkturalnego. Z uwagi na to, że periodogramy są wyprowadzone na podstawie dyskretnych częstotliwości Fouriera pasmo to nie pokrywa dokładnie przedziału 1,5-10 lat, a jedynie stanowi jego przybliżenie. Składowe cykliczne są złożone z 51 obserwacji, a tym samym zaznaczone pasmo pokrywa zakres cykli od 1,6 do 6,4 roku.

Wykres 6. Statystyki cross-spektralne dla składowych cyklicznych realnego PKB w Polsce i strefie euro (filtr CF)

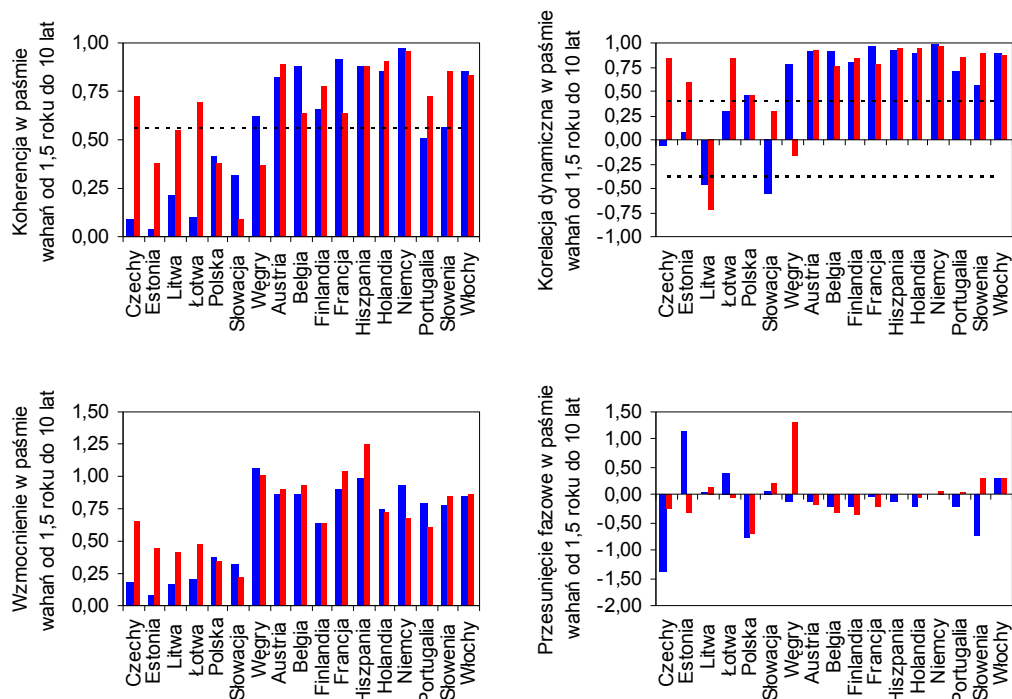


Wykres 7. Statystyki cross-spektralne dla składowych cyklicznych realnego PKB w analizowanych gospodarkach i strefie euro (filtr CF)



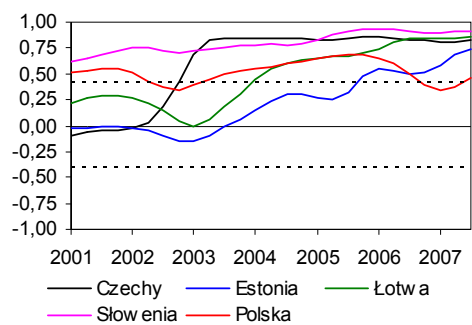
Uwaga: przesunięcie fazy wyrażone w radianach.

Wykres 8. Porównanie statystyk cross-spektralnych dla składowych cyklicznych realnego PKB w analizowanych gospodarkach i strefie euro w dwóch próbach obserwacji (filtr CF)

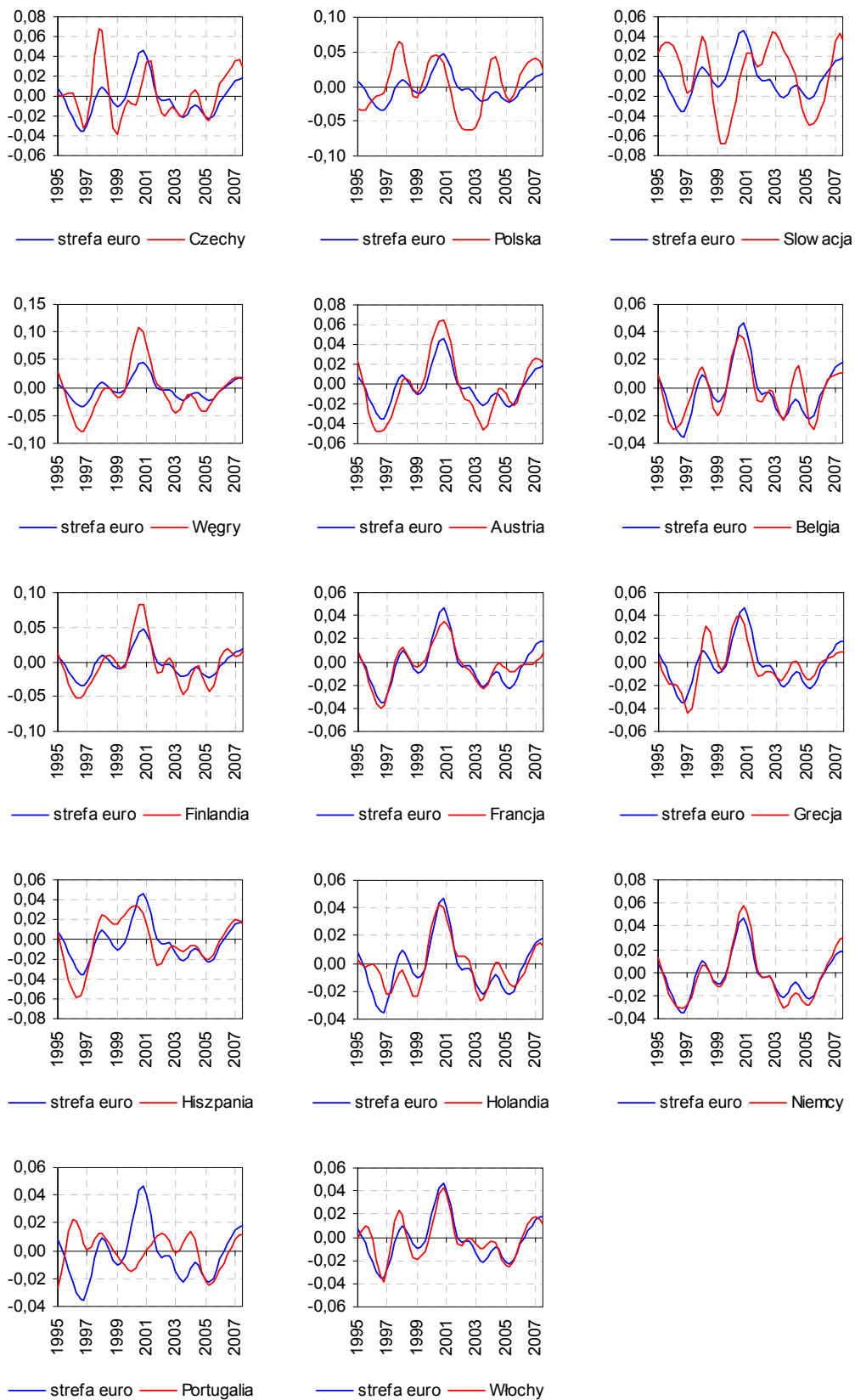


Uwaga: kolor niebieski odpowiada okresowi I kw. 1995 – II kw. 2001, natomiast kolor czerwony oznacza okres II kw. 2001 – III kw. 2007. Przesunięcie fazy wyrażone w radianach.

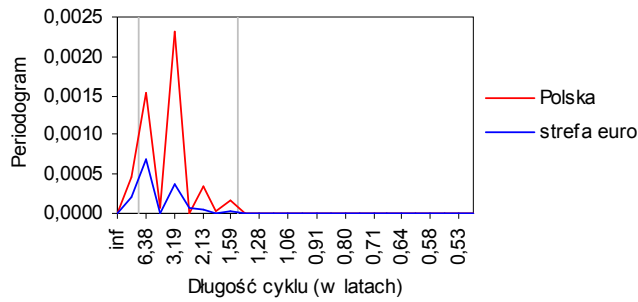
Wykres 9. Korelacje ruchome pomiędzy składowymi cyklicznymi realnego PKB w wybranych gospodarkach i strefie euro (filtr CF, okno 6-letnie)



Wykres 10. Składowe cykliczne przetwórstwa przemysłowego (filtr CF)

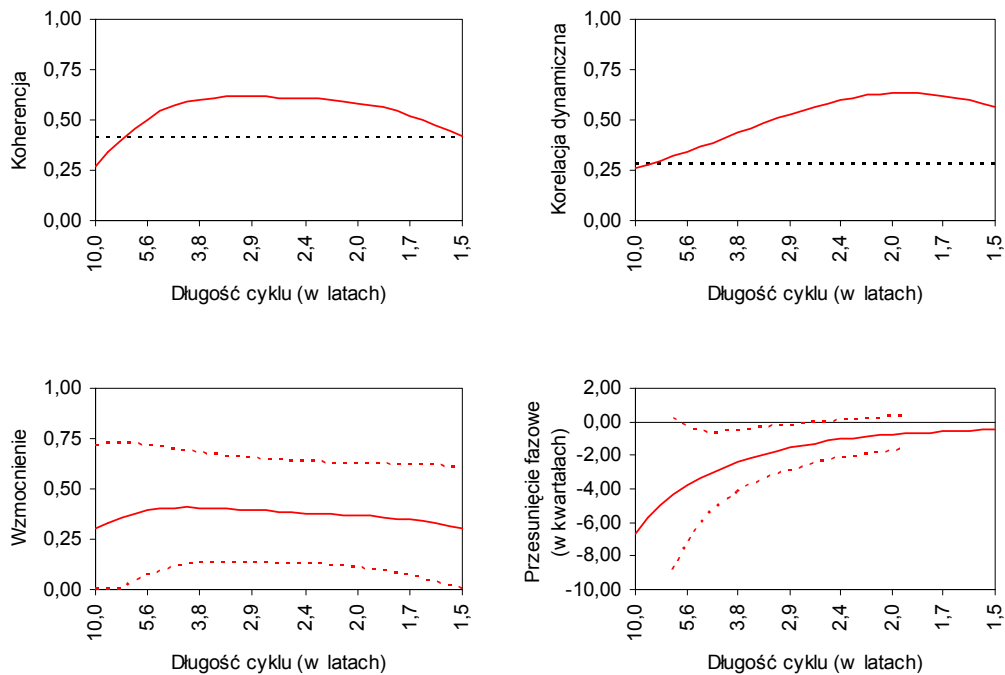


Wykres 11. Periodogramy składowej cyklicznej przetwórstwa przemysłowego w Polsce i strefie euro (filtr CF)

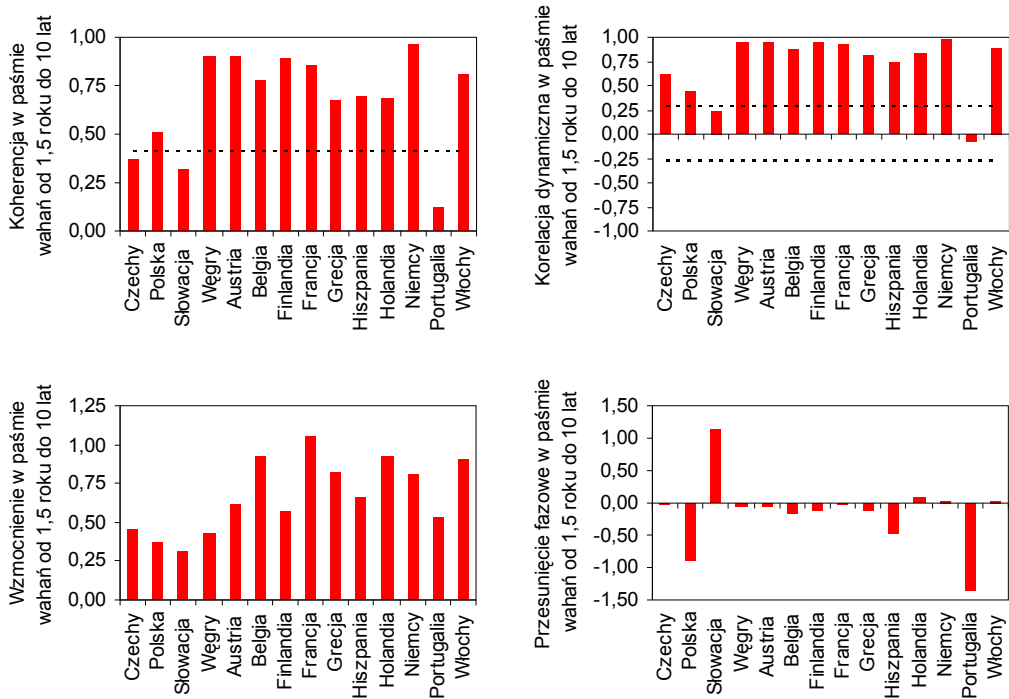


Uwaga: szare linie pionowe wyznaczają pasmo długości cykli, które mogą być uznane za wahania aktywności gospodarczej zgodnie z przyjętą definicją cyklu koniunkturalnego. Z uwagi na to, że periodogramy są wyprowadzone na podstawie dyskretnych częstotliwości Fouriera pasmo to nie pokrywa dokładnie przedziału 1,5-10 lat, a jedynie stanowi jego przybliżenie. Składowe cykliczne są złożone z 51 obserwacji, a tym samym zaznaczone pasmo pokrywa zakres cykli od 1,6 do 6,4 roku.

Wykres 12. Statystyki cross-spektralne dla składowych cyklicznych przetwórstwa przemysłowego w Polsce i strefie euro (filtr CF)

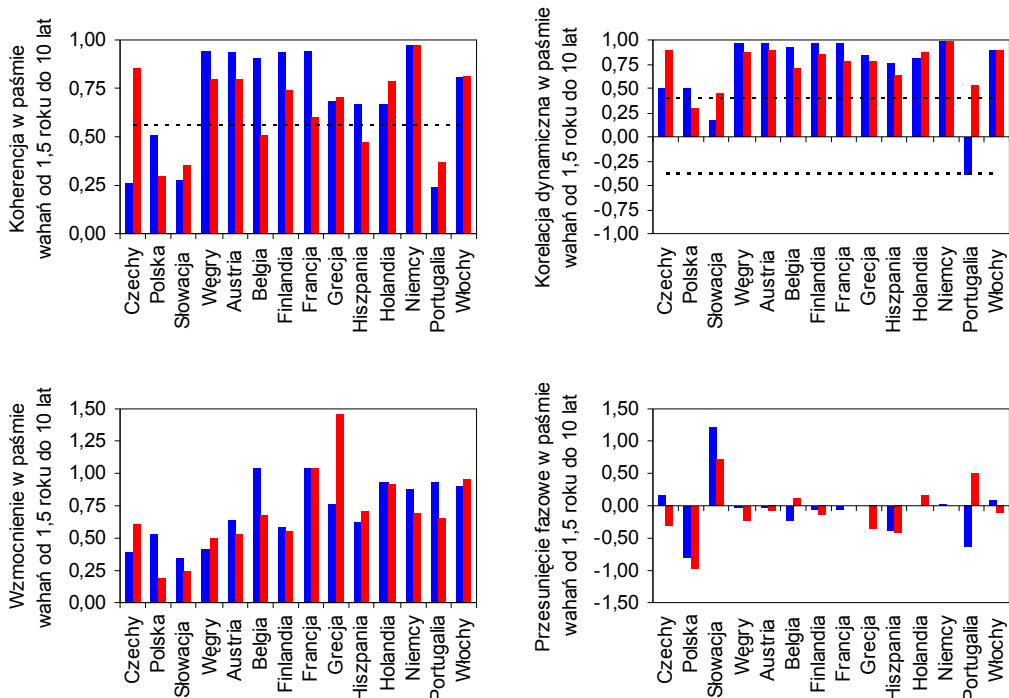


Wykres 13. Statystyki cross-spektralne dla składowych cyklicznych przetwórstwa przemysłowego w analizowanych gospodarkach i strefie euro (filtr CF)



Uwaga: przesunięcie fazy wyrażone w radianach.

Wykres 14. Porównanie statystyk cross-spektralnych dla składowych cyklicznych przetwórstwa przemysłowego w analizowanych gospodarkach i strefie euro w dwóch próbach obserwacji (filtr CF)



Uwaga: kolor niebieski odpowiada okresowi I kw. 1995 – II kw. 2001, natomiast kolor czerwony oznacza okres II kw. 2001 – III kw. 2007. Przesunięcie fazy wyrażone w radianach.

Wykres 15. Korelacje ruchome pomiędzy składowymi cyklicznymi przetwórstwa przemysłowego w wybranych gospodarkach i strefie euro (filtr CF, okno 6-letnie)

