

Tadeusz Waściński

tadeusz.wascinski@wat.edu.pl; nr ORCID: 0000-0002-4848-314X

Bartosz Kozicki

bartosz.kozicki@wat.edu.pl; nr ORCID:0000-0001-6089-952X

Wojskowa Akademia Techniczna, Wydział Logistyki, Instytut Logistyki

Zastosowanie metod prognozowania do przewidywania wielkości bezrobocia w Polsce

The application of prognostic methods for the forecasting of unemployment rate in Poland

W artykule poruszony został problem bezrobocia, który wchodzi w zakres ważnych rozważań makroekonomicznych. W procesie badawczym wykorzystano następujące robocze metody jak: analizy i oceny wspomagające prognozowanie wielkości bezrobocia w Polsce w 2013-2017. Badania rozpoczęto od przeprowadzania szczegółowej analizy i oceny szeregu czasowego bezrobocia w Polsce. Następnie pierwotny szereg bezrobocia w Polsce podzielono na część uczącą i testową. Kolejnym etapem była analiza przeprowadzonych prognoz na podstawie szeregu czasowego uczącego i ocena na podstawie testowego. Następnie wybrano najlepszą metodę prognozowania i na jej podstawie wykonano prognozowanie pierwotnego szeregu czasowego bezrobocia w Polsce.

Słowa kluczowe: bezrobocie, prognozowanie.

In the article the authors raise an issue related to the analysis, evaluation and forecasting of unemployment rate in Poland. The research was initiated with the precise analysis and evaluation of unemployment time series in Poland. Then, the original unemployment series in Poland was divided into the teaching and testing part. The following phase was the analysis of the conducted forecasting on the basis of the teaching time series and the evaluation on the grounds of the testing one. Next, the best prognostic method was selected and on such a basis the forecasting of the original unemployment time series in Poland was conducted.

Keywords: unemployment, forecasting.

WSTĘP

Z przeprowadzonej analizy literatury wynika, bezrobocie można rozpatrywać na wiele sposobów np., jako cykliczne wahania wielkości produkcji, które rzecz jasna pociągają za sobą zmiany zatrudnienia. Są one większe w działach przemysłu wytwarzających czynniki produkcyjne i znacznie słabsze w działach produkujących dobra konsumpcyjne. Cykliczne wahania bezrobocia są natomiast jakby odwrotną stroną wahań wielkości produkcji. Zmiany te są szczególnie widoczne w pierwszej grupie działów przemysłu, a znacznie łagodniejsze w drugiej grupie pracującej na rzecz konsumentów. Cassel spostrzegł, że dla wahań bezrobocia charakterystyczne są różnice w okresach złej koniunktury, kiedy gospodarka znajduje się w dolnej fazie cyklu, ponieważ bezrobocie zanika w obu grupach przemysłu podczas ożywienia gospodarczego. Z zestawień danych statystycznych Cassela wynika, że

obok zmian w produkcji charakterystyczną cechą wahań cyklicznych są zmiany zatrudnienia i bezrobocia [Nojszewska E., Warszawa 2005 s.289].

Można bezrobocie rozpatrywać także w dwóch ujęciach: przedmiotowym i podmiotowym. W ujęciu przedmiotowym bezrobocie jest brakiem równowagi pomiędzy podażą siły roboczej, a popytem na pracę. Natomiast w ujęciu podmiotowym bezrobocie jest kwestią społeczną. Jest to niejako stan w którym ludzie są zdolni do pracy, zgłaszają gotowość by ją podjąć, a z racji wykonywania pracy uzyskują dochód. Konkludując bezrobocie jest zasobem, którego wielkość mierzy się w określonym punkcie czasu. Jego poziom jest coraz wyższy, jeżeli dopływy (bezrobotni, którzy właśnie utracili pracę) są większe niż odpływy (ludzie, którzy znaleźli nową pracę, lub przestali zaliczać się do zasobu siły roboczej) [Begg D., Vernasca G., Fischer S., Dornbusch R., Warszawa 2014, s. 12].

Celem opracowania jest próba przeprowadzenia prognozowania wielkości bezrobocia w Polsce z wykorzystaniem statystycznych szeregów czasowych. Dynamika okresu badawczego obejmuje gospodarkę Polski w lata 2011-2018,

W artykule zastosowano **metody badawcze** w postaci analizy literatury, która dotyczy zagadnień związanych z bezrobociem i prognozowaniem, analizy dokumentów źródłowych, metody symulacji komputerowej oraz porównania. Dodatkowo użyto **techniki badawczej** w postaci programu komputerowego Statistica. Co więcej zastosowano następujące **narzędzia badawcze**: wykres kwartylowy, autokorelacja, autokorelacja cząstkowa, regresja wieloraka, histogram, test Shapiro-Wilka, Test Grubsa, wykres twarzy Chernoffa.

Struktura artykułu obejmuje: wstęp, cztery punkty merytoryczne, podsumowanie i wnioski.

1. BEZROBOCIE I PROGNOZOWANIE

Metoda prognozowania bezrobocia jest ciągle aktualnym zagadnieniem w aspekcie roli i znaczenia prognozowania w bezpieczeństwie gospodarki państwa. Istotne są więc opracowania teoretyczne i praktyczne dotyczące prognozowania bezrobocia i poszukiwanie alternatywnych rozwiązań dotyczących tej kwestii.

Tematyka bezrobocia podjęta przez autorów jest ważna, ponieważ bezrobocie wpływa na brak wykorzystania ciężko odnawialnego zasobu ludzkiego i może przyczyniać się do wzrostu społecznych kosztów zatrudnienia po stronie państwa.

Bezrobocie w gospodarkach światowych jest na różnym poziomie. Gospodarki państw różnią się od siebie, a stopa bezrobocia wynika z różnych czynników. W Kanadzie powodem bezrobocia analizują literaturę są: wysokie podatki, zbyt rozbudowana biurokracja, ograniczony wolny handel pomiędzy prowincjami, który może być drogi i ograniczać

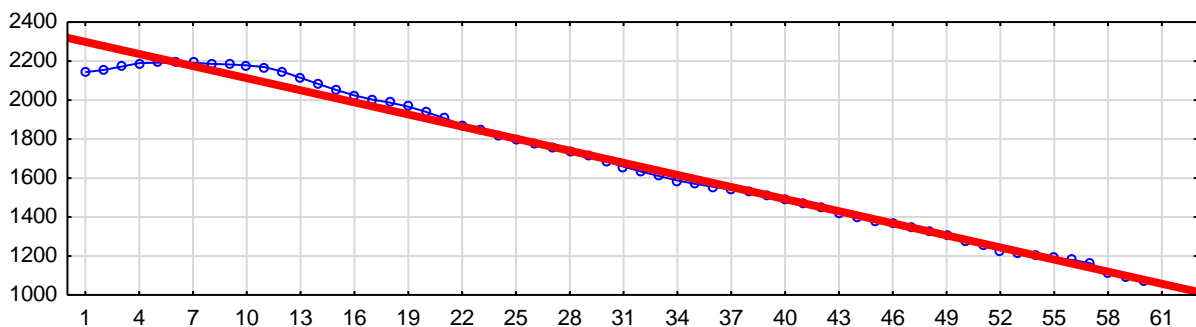
powstawanie miejsc pracy. Podkreślić należy to, że Kanada zamknięta jest na inwestycje z innych krajów (np. firmy technologiczne), i kwestie imigracyjne – mogłaby być otwarta dla wykształconych obcokrajowców, którzy mogliby wpłynąć na rozwój gospodarczy kraju. Natomiast analizując literaturę w USA istnieją solidne fundamenty kształtujące rynek pracy i stopa bezrobocia powinna stopniowo się obniżać [23].

Zdaniem P. Dittmanna prognozowanie jest racjonalnym, naukowym przewidywaniem przyszłych zdarzeń [Dittmann P., Kraków 2016, s. 13]. Natomiast celem prognozowania jest zmniejszenie ryzyka związanego z popełnieniem błędu. Ma to duże znaczenie podczas przewidywania przyszłego poziomu stanu bezrobocia w Polsce.

W literaturze istnieje wiele różnych klasyfikacji metod prognozowania, lecz jedną z najczęściej stosowanych jest podział metod na ilościowe i jakościowe. Z punktu widzenia niniejszego opracowania będą stosowane metody ilościowe. Wybór odpowiednich metod będzie poprzedzony dokładną analizą i oceną szeregu czasowego bezrobocia w Polsce ujęciu retrospektywnym.

2. ANALIZA WIELKOŚCI BEZROBOCIA W POLSCE W LATACH 2011-2017

Pierwszym etapem badania było wykonanie wykresu liniowego szeregu czasowego bezrobocia w Polsce w tys. w latach 2013-2017 w ujęciu miesięcznym (rys. 1). Kolejną czynnością było nakreślenie linii trendu, którą opisano funkcją: $Y=2319,4744-20,687 \bullet X$. Alfa (6,4909) w badanej funkcji wskazuje na trend malejący.

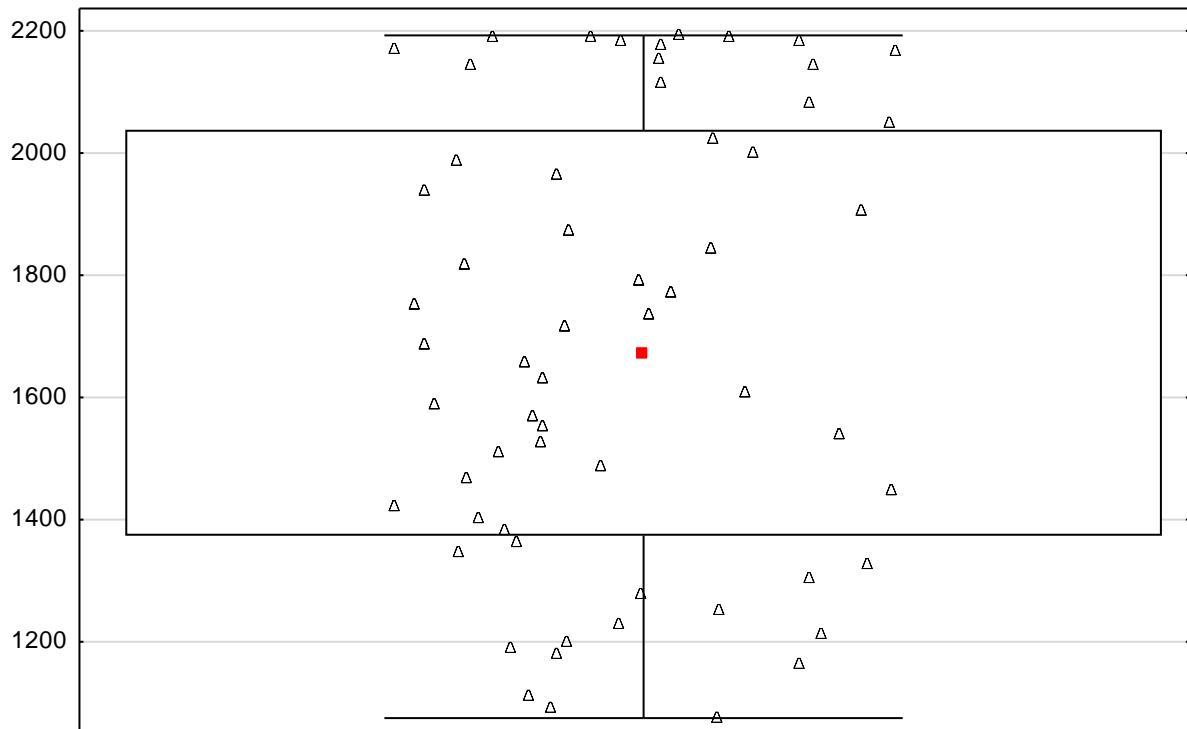


Rysunek 1. Zestawienie danych dotyczących bezrobocia w Polsce w tys. w ujęciu miesięcznym w latach 2013-2017 i nakreślenie linii trendu

Źródło: opracowanie własne na podstawie danych z Głównego Urzędu Statystycznego:
<https://stat.gov.pl/obszary-tematyczne/rynek-pracy/>

Kolejnym etapem badania była analiza i ocena szeregu czasowego bezrobocia w Polsce pod kątem istnienia wartości odstających i ekstremalnych. W tym celu na rysunku 2 wykonano wykres ramka wąsy, który wskazuje na brak wartości odstających, ekstremalnych i duży rozrzut obserwacji. Duży rozrzut obserwacji wynika z rozstępu międzykwartyłowego,

będącego różnicą kwartyła pierwszego i trzeciego. Brak istnienia wartości odstających i ekstremalnych został potwierdzony testem Grubbsa (tab. 1).



Rysunek 2. Zastosowanie wykresu ramka-wąsy

Źródło: opracowanie własne

Tabela 1. Test Grubbsa

Zmienna	Statystyki opisowe						
	N ważnych	Średnia	Grubbsa	poziom p	Minimum	Maksimum	Odch.std
Bezrobotni w tys.	60	1688,520	1,687937	1,000000	1075,100	2192,600	363,4140

Źródło: opracowanie własne

W tabeli 2 wykonano analizę danych dotyczących bezrobocia w Polsce w latach 2013-2017 w tys. w ujęciu rocznym pod kątem potwierdzenia istnienia trendu. Zmniejszająca się wariancja i odchylenia standardowe bezrobocia w Polsce w tys. w latach 2013-2017 potwierdzają istnienie trendu malejącego.

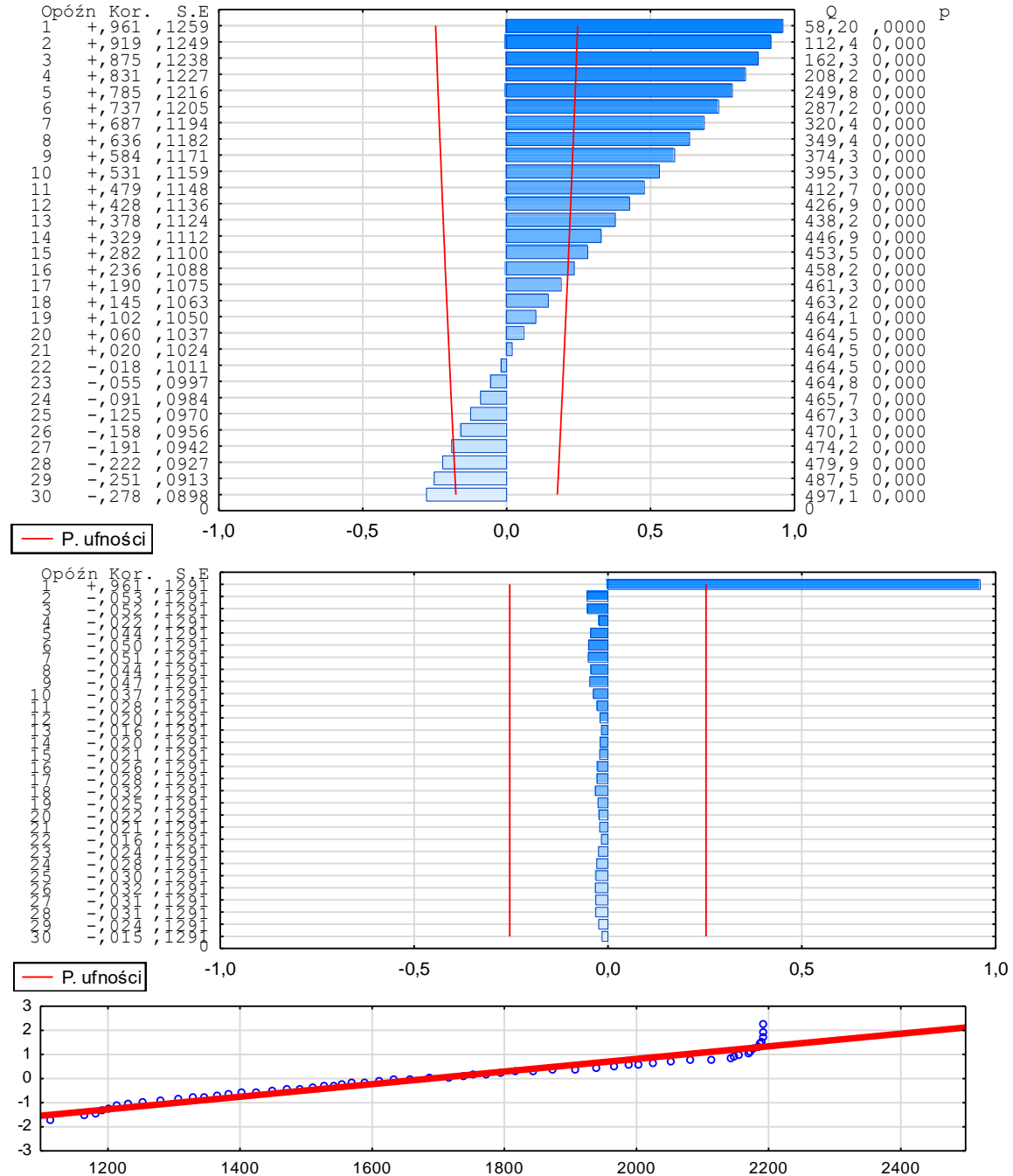
Tabela 2. Analiza danych dotyczących bezrobocia w Polsce w tys. w latach 2013- 2017 w ujęciu rocznym

Zmienna	Statystyki opisowe (Arkusz1 w Bezrobocie wariacja lata)											
	Nważnych	Średnia	Mediana	Suma	Minimum	Maksimum	Dolny	Górny	Percentyl	Percentyl	Wariancja	Odch.std
2017	12	1191,692	1195,400	14300,30	1075,100	1306,200	1138,750	1241,100	1093,100	1280,600	5184,137	72,00095
2016	12	1436,075	1435,800	17232,90	1327,500	1540,900	1373,600	1499,700	1346,300	1527,800	5283,911	72,69052
2015	12	1672,683	1672,450	20072,20	1555,000	1793,500	1598,600	1745,750	1569,700	1772,400	6803,974	82,48621
2014	12	1967,325	1976,750	23607,90	1816,800	2114,000	1889,500	2038,100	1844,300	2082,300	8913,922	94,41357
2013	12	2174,825	2180,550	26097,90	2143,500	2192,600	2161,800	2190,750	2146,500	2192,200	323,758	17,99329
2012	12	2048,800	2046,750	24585,60	1981,400	2127,300	2006,250	2087,450	1993,600	2111,600	2300,447	47,96298

2011	12	1968,133	1965,300	23617,60	1955,300	1987,100	1960,450	1974,450	1957,700	1981,600	98,921	9,94588
------	----	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	--------	---------

Źródło: <http://stat.gov.pl/obszary-tematyczne/rynek-pracy/bezrobocie-rejestrowane/bezrobotni-zarejestrowani-i-stop-a-bezrobocia-wyrownane-sezonowo-w-latach-2011-2018,5,1.html> (stan z dnia 1.08.2018)

Na rysunku 3 dokonano analizy szeregu czasowego bezrobocia w Polsce w latach 2013-2017 w tys. poprzez zastosowanie następujących narzędzi badawczych: autokorelacji, autokorelacji cząstkowej i wykresu normalności.



Rysunek 3. Zastosowanie narzędzi badawczych: autokorelacji, autokorelacji cząstkowej i wykresu normalności
Źródło: opracowanie własne

Największa autokorelacja jest dla pierwszego opóźnienia (rys. 3). Wynosi 0,961. Autokorelacje dla kolejnych opóźnień stają się coraz mniejsze. Co więcej, autokorelacja wykazuje powolny o charakterze oscylacyjnym spadek, co świadczy o istnieniu niestacjonarności i możliwości występowania trendu. Brak samego zjawiska białego szumu potwierdza wysoki wzrost statystyki Q, oraz wskaźnik p_{value} niższy od poziomu istotności dla ostatniego opóźnienia. Zastosowanie autokorelacji cząstkowej wskazuje na istotność tylko pierwszego wskaźnika autokorelacji, który jest wysoki i potwierdza silny trend. Rozkład szeregu czasowego bezrobocia w Polsce w tys. jest zbliżony do rozkładu normalnego (rys. 3).

Dla celów badawczych w celu potwierdzenia istnienia trendu w rozpatrywanym szeregu czasowym bezrobocia w Polsce zbudowano model zero-jedynkowy regresji wielorakiej złożony z trzech predyktorów. W tabeli 3 przedstawiono tylko te zmienne, które okazały się istotne.

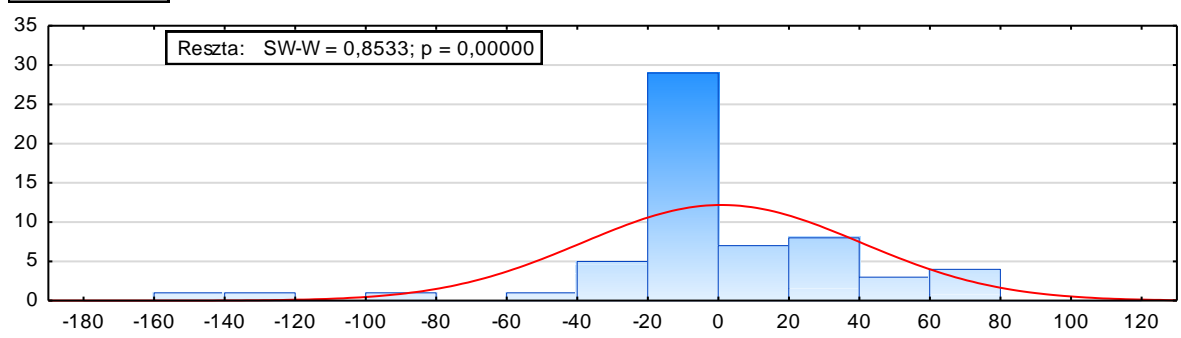
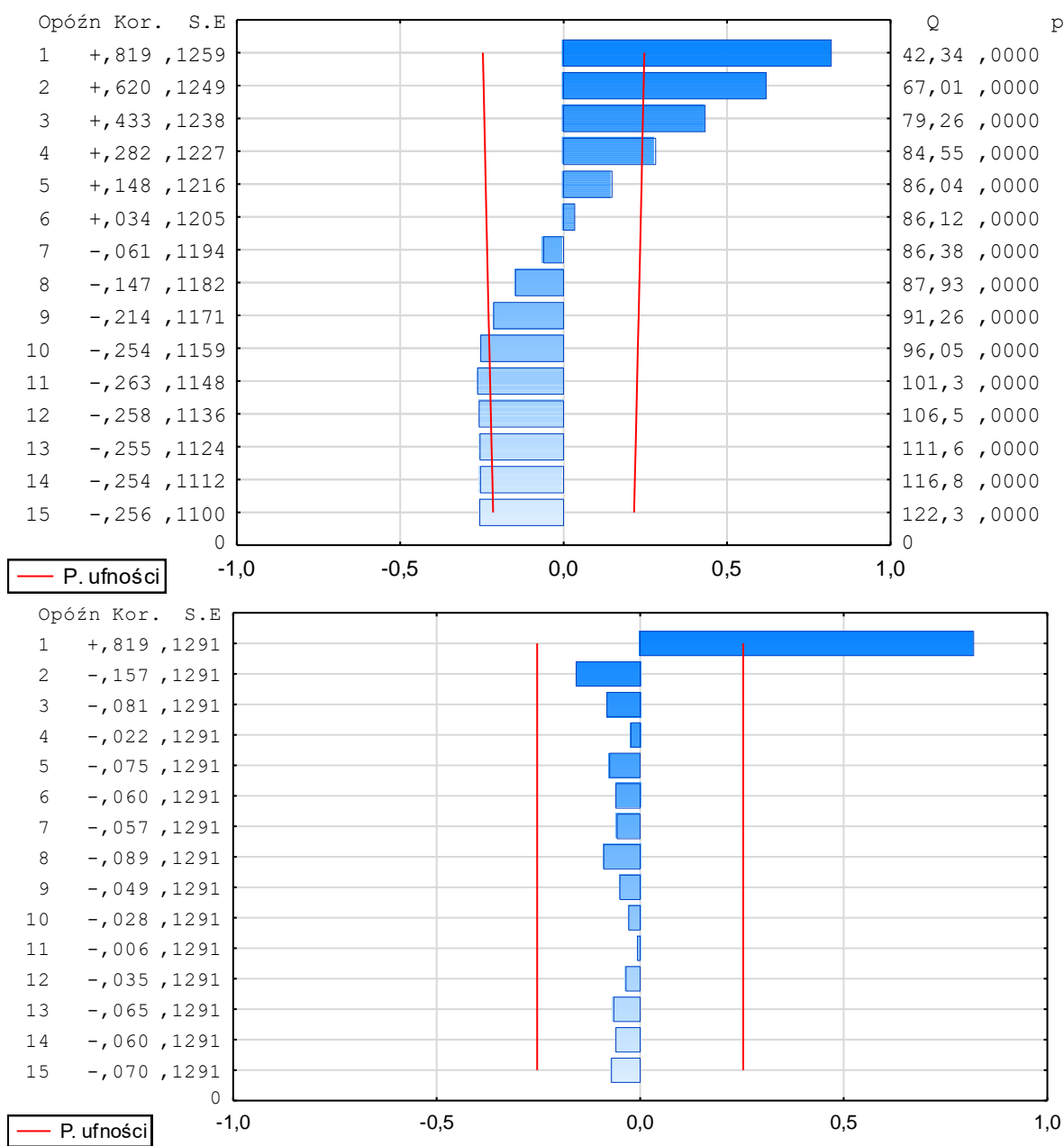
Tabela 3. Budowa i zastosowanie modelu regresji wielorakiej do oceny istnienia trendu

N=60	R= ,99413727 R^2= ,98830891 Popraw. R2= ,98810734 Błąd std. estymacji: 39,632					
	b*	Bł. std.	b	Bł. std.	t(58)	p
W. wolny			2319,474	10,36209	223,8424	0,00
t	-0,994137	0,014198	-20,687	0,29544	-70,0217	0,00

Źródło: opracowanie własne

Zgodnie z tabelą 3 istotna jest tylko zmienna t, które jednoznacznie wskazuje na istnienie trendu.

Kolejnym etapem, był zbadanie poprawności zbudowanego modelu regresji wielorakiej przedstawionym w tabeli 3. W tym celu przeprowadzono analizę i ocenę reszt zbudowanego modelu poprzez zastosowanie narzędzi autokorelacji, autokorelacji cząstkowej, histogramu i testu Shapiro-Wilka (rys. 4).



Rysunek 4. Ocena zbudowanego modelu regresji wielorakiej poprzez zastosowanie narzędzi badawczych w postaci: autokorelacji, autokorelacji cząstkowej, histogramu i testu Shapiro-Wilka

Źródło: opracowanie własne

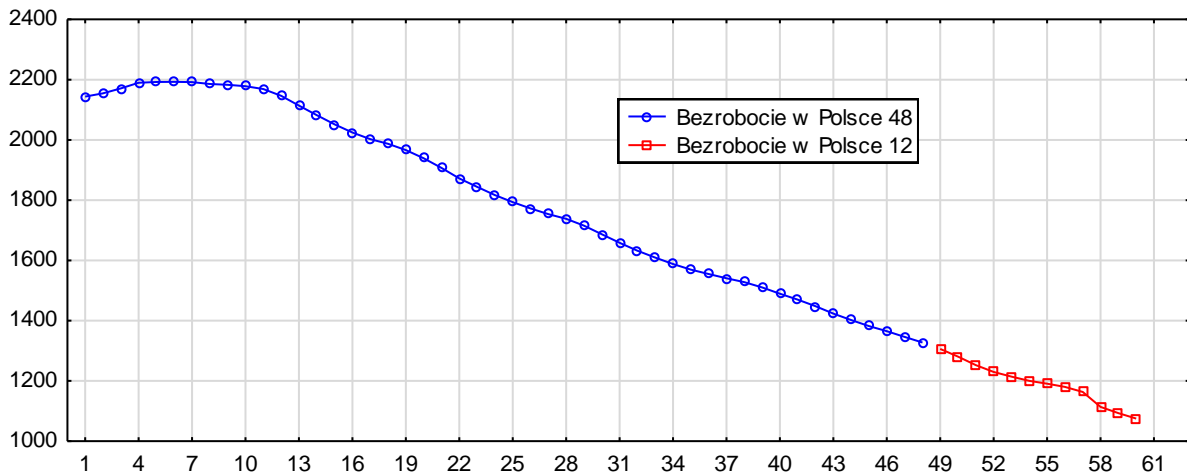
Z analizy reszt zbudowanego modelu wynika, że reszty okazały się istotne (rys. 4 – autokorelacji i autokorelacja cząstkowa). Natomiast ich rozkład jest nie jest normalny. Świadczy o tym test Shapiro-Wilka (rys. 4 - histogram).

Po przeprowadzonej analizie i ocenie szeregów czasowych bezrobocia w Polsce w tys. w latach 2013 – 2017 wybrano dwie metody prognostyczne: Holta i ARIMA.

Prognoza zostanie przeprowadzona na bazie szeregu czasowego uczącego. Dalszym etapem badań będzie analiza, ocena wykonanych prognoz z wykorzystaniem szeregu czasowego testowego. Wybrany najlepszy model prognostyczny posłuży prognozowanie szeregu czasowego pierwotnego bezrobocia na dwanaście przyszłych okresów.

3. ANALIZA I OCENA METOD PROGNOSTYCZNYCH

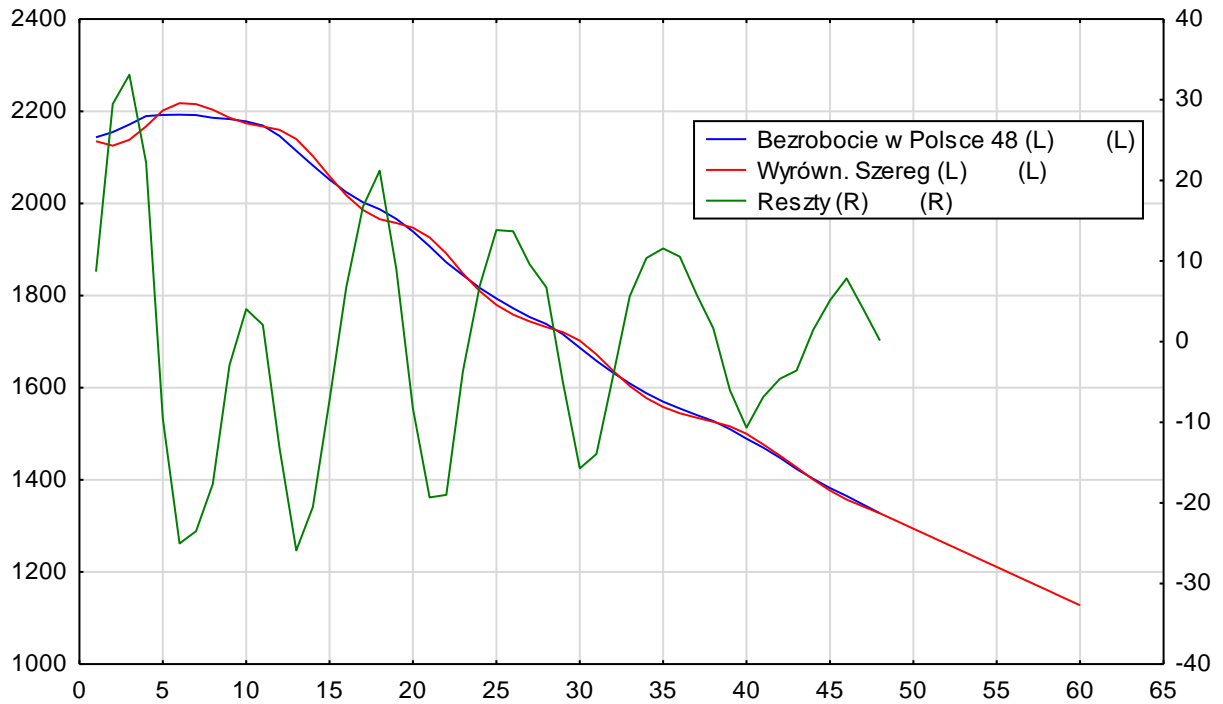
Pierwszym etapem badania był podział szeregu czasowego pierwotnego bezrobocia na szereg uczący złożony z 48 elementów i testowy z 12 (rys. 5).



Rysunek 5. Podział szeregu na część uczącą – 48 elementów i testową 12

Źródło: opracowanie własne

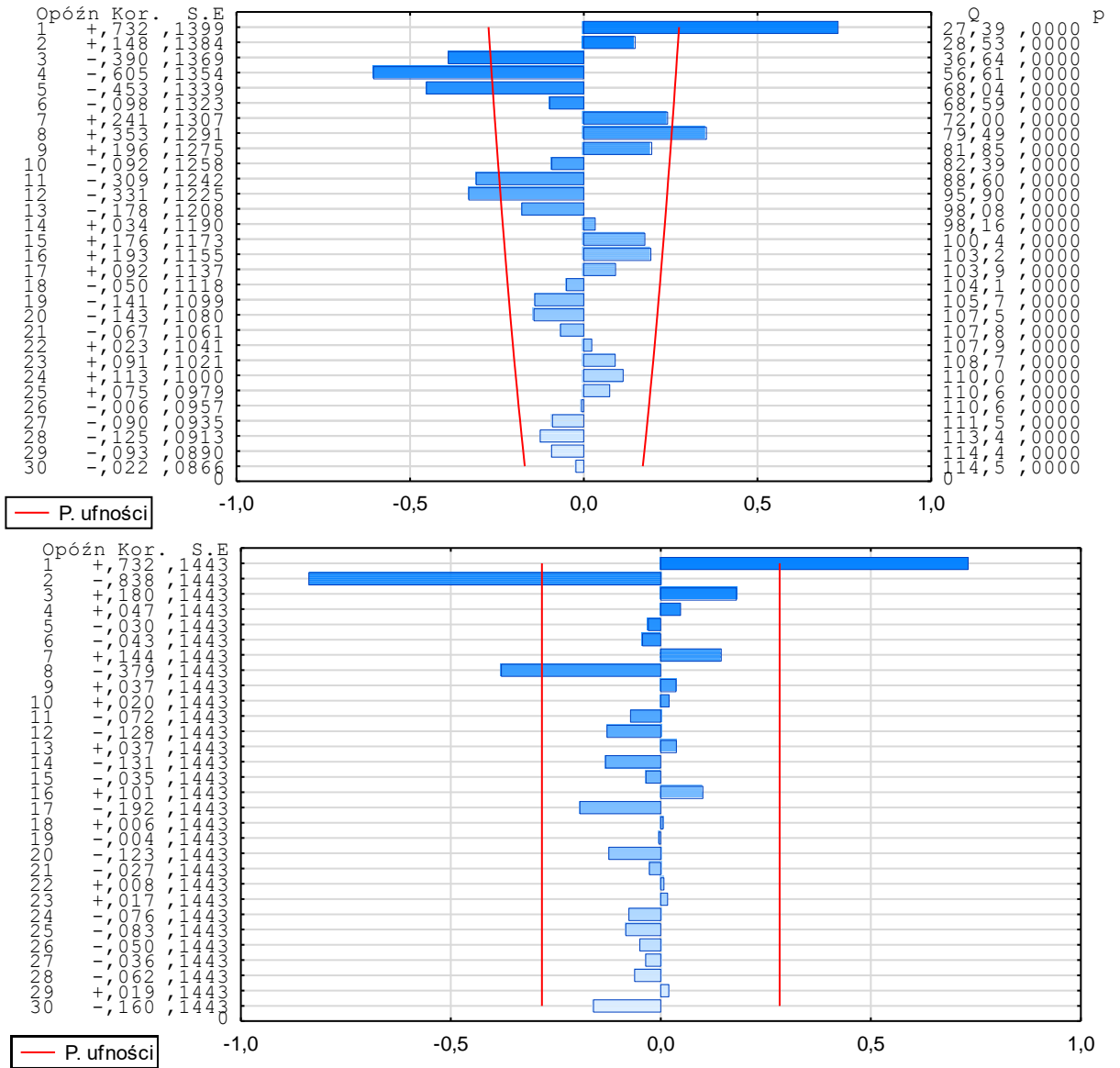
Pierwszą zastosowaną metodą prognostyczną jest metoda oparta o model wygładzania wykładniczego Holta. Wyniki prognozy wykonanej metodą Holta na bazie szeregu czasowego uczącego zostały przedstawione na rysunku 6. Prognoza została wykonana na dwanaście przyszłych okresów.



Rysunek 6. Prognoza wykonana modelem Holta na bazie danych dotyczących bezrobocia w Polsce w tys. w ujęciu miesięcznym w latach 2013-2016 (szereg uczący)

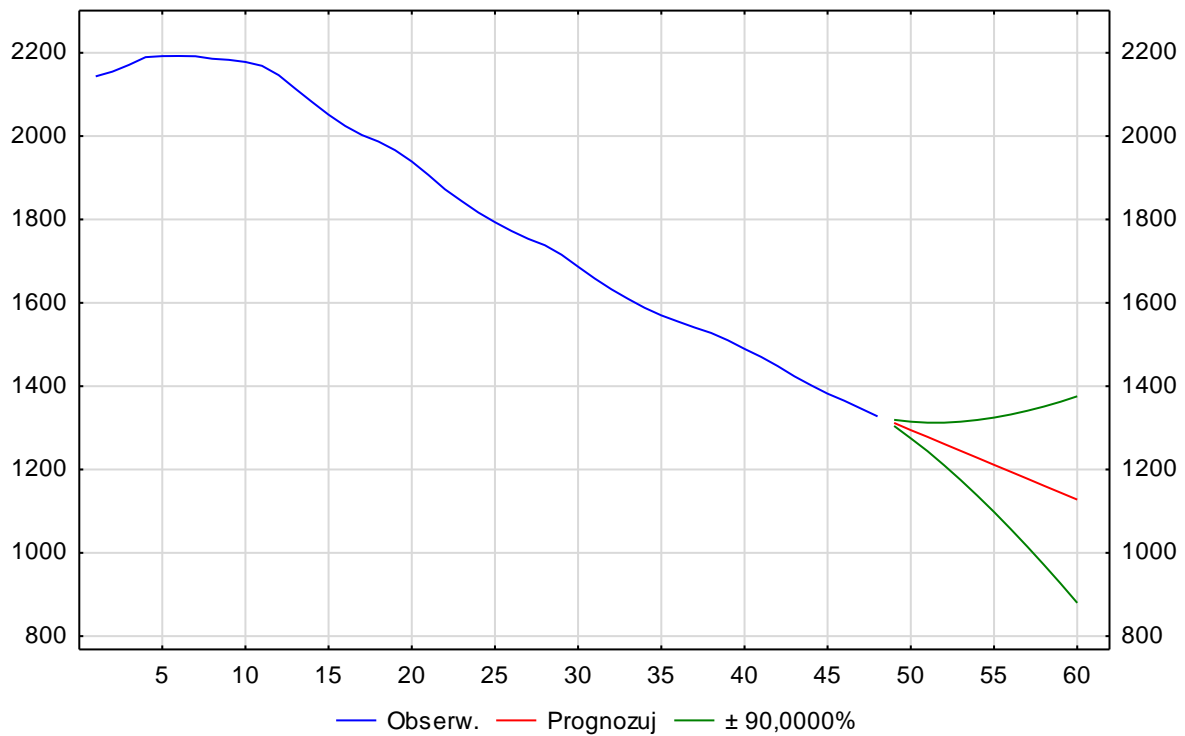
Źródło: opracowanie własne

Następnie przeprowadzono analizę i ocenę reszt zbudowanego modelu poprzez zastosowanie narzędzi badawczych: autokorelacji, autokorelacji cząstkowej i wykresu normalności. Reszty zbudowanego modelu w przypadku narzędzi autokorelacji i autokorelacji cząstkowej wykazują dużo zależności. Statystyka Q i P_{value} wskazują na brak zjawiska białego szumu. Rozkład reszt jest zbliżony do rozkładu normalnego (rys. 7 – wykres normalności).



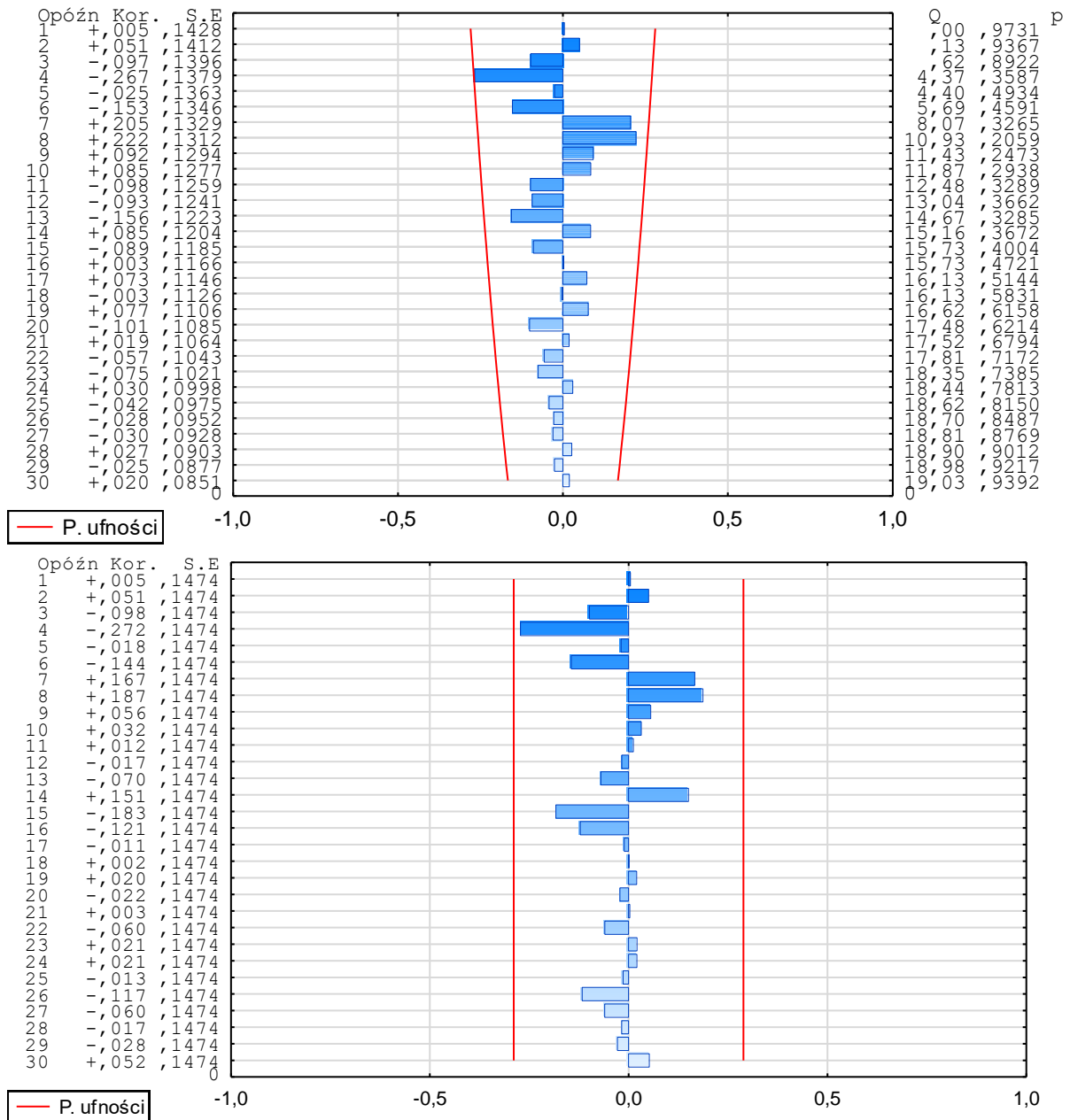
Rysunek 7. Analiza reszt zbudowanego modelu Holta poprzez zastosowanie narzędzi badawczych: autokorelacji, autokorelacji cząstkowej i wykresu normalności
 Źródło: opracowanie własne

Drugą metodą prognostyczną był zbudowany model ARIMA (1,2,1). Wyniki prognozy szeregu uczącego zostały przedstawione na rysunku 8. Prognoza została wykonana na dwanaście przyszłych okresów.



Rysunek 8. Prognoza wykonana modelem ARIMA (1,2,1) na bazie danych dotyczących bezrobocia w Polsce w tys. w ujęciu miesięcznym w latach 2013-2016 (szereg uczący)
Źródło: opracowanie własne

Na rysunku 14 przeprowadzono analizę i ocenę reszt zbudowanego modelu poprzez zastosowanie narzędzi badawczych: autokorelacji, autokorelacji cząstkowej i wykresu normalności. Reszty zbudowanego modelu wykazały zjawisko białego szumu. Rozkład reszt zbudowanego modelu jest zbliżony do rozkładu normalnego (rys. 9 – wykres normalności).



Rysunek 9. Analiza reszt zbudowanego modelu ARIMA (1,2,1) poprzez zastosowanie narzędzi badawczych: autokorelacji, autokorelacji cząstkowej i wykresu normalności
 Źródło: opracowanie własne

Kolejną etapem badania była ocena wykonanych prognoz pod kątem zastosowania średniego bezwzględnego błędu prognozy. Wyniki przedstawiono w tabeli 4.

Tabela 4. Ocena wyników zbudowanych modeli prognostycznych poprzez zastosowanie średniego bezwzględnego błędu prognozy

	MAPE Holta	MAPE ARIMA
ŚREDNIA	2,4	2,4

Źródło: opracowanie własne

Zgodnie z tabelą 4 obie metody uzyskały w zaokrągleniu te same wyniki. Jednakże biorąc pod uwagę ocenę reszty zbudowanych modeli prognostycznych zdecydowanie lepszą metodą był model ARIMA. Stało się to przesłanką do wykonania prognozy pierwotnego szeregu czasowego bezrobocia w Polsce.

4. PROGNOZOWANIE

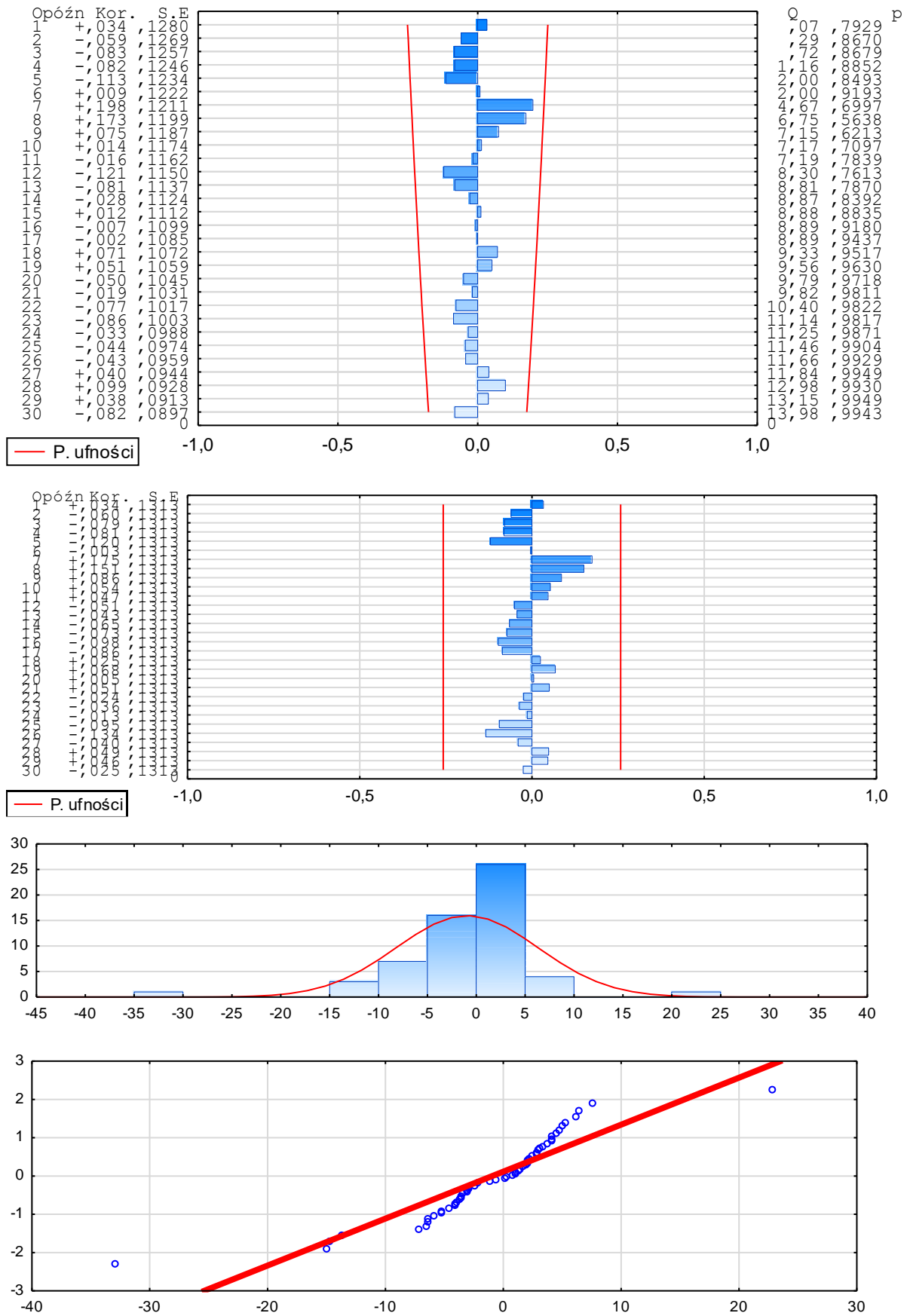
Pierwszą etapem prognozowania było zbadanie predyktorów zbudowanego modelu ARIMA. Istotność predyktorów zbudowanego modelu ARIMA (1,2,1) zestawiono w tabeli 5.

Tabela 5. Budowa modelu ARIMA dla szeregu pierwotnego bezrobocia w Polsce

Parametr	Przekształcenia: 2*D(1) Model:(1,2,1) Resztowy MS= 54,382					
	Parametr	Asympt.	Asympt.	p	Dolna gr	Górna gr
p(1)	0,591628	0,245489	2,409999	0,019263	0,099855	1,083401
q(1)	0,764656	0,184387	4,147019	0,000115	0,395285	1,134028

Źródło: opracowanie własne

Następnie przeprowadzono analizę i ocenę reszt zbudowanego modelu ARIMA (1,2,1). Wyniki zestawiono na rysunku 10.

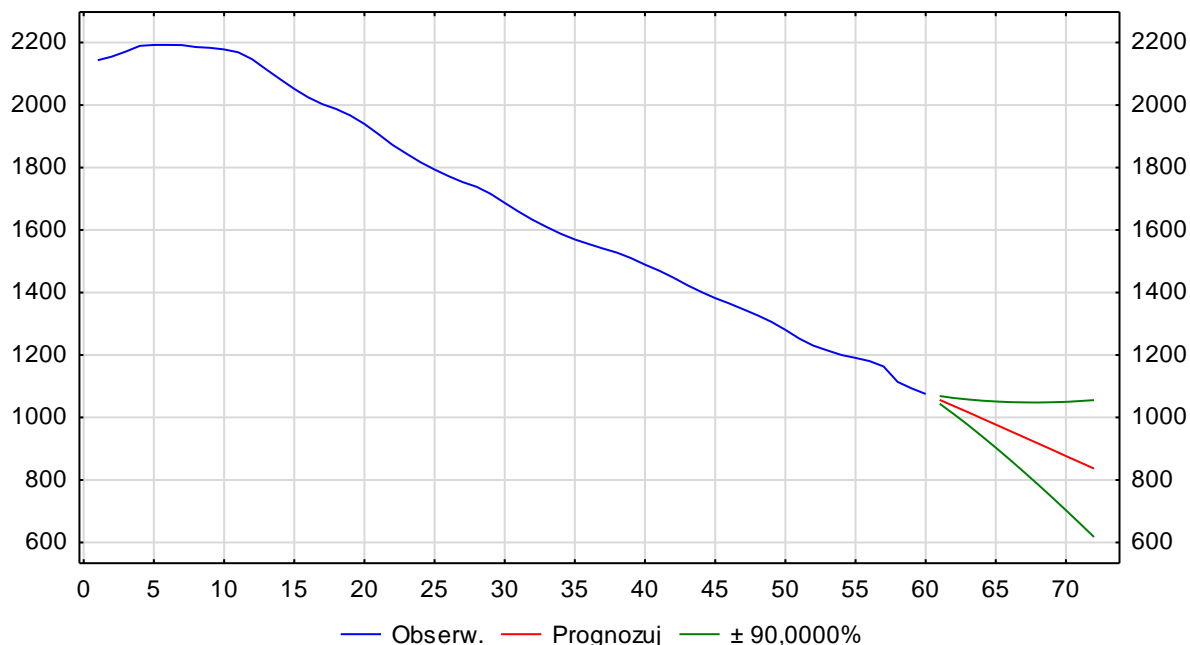


Rysunek 10. Analiza reszt prognozy modelu ARIMA dla szeregu pierwotnego

Źródło: opracowanie własne

Z przeprowadzonej na rysunku 10 analizy reszt wynika, że reszty wykazują zjawisko białego szumu. Potwierdza to Statystyka Q i P_{value} . Co więcej rozkład reszt jest zbliżony do normalnego. Tym samym uznano, że zbudowany model jest poprawny.

Następnie przeprowadzono prognozowanie modelem ARIMA (1,2,1) na dwanaście przyszłych okresów. Wyniki zestawiono na rysunku 11.



Rysunek 11. Prognoza szeregu pierwotnego bezrobocia w Polsce modelem ARIMA na dwanaście przyszłych okresów

Źródło: opracowanie własne

Z oceny wzrokowej rysunku 11 wynika, że bezrobocie w Polsce w 2018 roku będzie wykazywało trend o charakterze malejącym.

PODSUMOWANIE, WNIOSKI

Cel artykułu został osiągnięty. Przeprowadzono prognozowanie wielkości bezrobocia w Polsce z wykorzystaniem statystycznych szeregów czasowych. Dynamika okresu badawczego obejmowała gospodarkę Polski w lata 2011-2018, na dwanaście przyszłych okresów.

Do wyboru właściwego modelu prognozowania konieczna była dokładna analiza i ocena informacji historycznych szeregów czasowych bezrobocia w Polsce w badanym okresie, co stanowiło podstawę do zbudowania modeli prognostycznych. Najlepszą metodą prognostyczną okazał się model ARIMA (1,2,1), którym wykonano prognozowanie na dwanaście przyszłych okresów pierwotnego szeregu czasowego bezrobocia w Polsce.

Szczegółowe wyniki prognozy bezrobocia w Polsce w tys. modelem ARIMA (1,2,1) przedstawiono w tabeli 7.

Tabela 7. Wyniki prognozy bezrobocia w Polsce w tys. modelem ARIMA (1,2,1) na 2018 rok

Lp.	Miesiąc	Prognoza bezrobocia w Polsce na 2018 rok w tys.
1	Styczeń	1 056
2	Luty	1 037
3	Marzec	1 017
4	Kwiecień	997
5	Maj	977
6	Czerwiec	957
7	Lipiec	937
8	Sierpień	917
9	Wrzesień	897
10	Październik	877
11	Listopad	857
12	Grudzień	836

Źródło: opracowanie własne na podstawie przeprowadzonych badań, Warszawa 2013-2017

Zastosowanie zbudowanego modelu ARIMA przy utrzymanym się trendzie malejącym bezrobocia w Polsce może usprawnić prognozowanie tego zjawiska dla potrzeb instytucji państwowych w ważonych procesach decyzyjnych.

BIBLIOGRAFIA

Begg D., Vernasca G., Fischer S., Dornbusch R., 2014, *Makroekonomia*, wydanie V, Wydawnictwo Naukowe PWE, Warszawa.

Dittmann P., 2016, *Prognozowanie w przedsiębiorstwie. Metody i ich zastosowanie*, Wolters Kluwer Polska Sp. z o.o., Kraków.

Dittmann P. i in., 2016, *Prognozowanie w zarządzaniu przedsiębiorstwem*, Wydawnictwo Nieoczywiste, Imprint GAB Media.

Dittmann P. i in., 2016, *Prognozowanie w zarządzaniu sprzedażą i finansami przedsiębiorstwa*, Wydawnictwo Nieoczywiste, imprint GAB Media.

Gabrusewicz W., Kamela-Sowińska A., Poetschke H., 2000, *Rachunkowość zarządcza*, Polskie Wydawnictwo Ekonomiczne, Warszawa.

Makridakis S.G., Wheelwright S.C., Hyndman R.J., 1998, *Forecasting methods and applications*, John Wiley and Sons, New York.

Nojszewska E., *Podstawy Ekonomii*, Warszawa 2005 s.289

Nowak E., 1999, *Rachunek kosztów*, Wrocławska Drukarnia Naukowa PAN, Wrocław.

Papież M., Śmiech S., 2015, *Modelowanie i prognozowanie cen surowców energetycznych*, Wydawnictwo C.H. BECK, Warszawa.

Parlińska A., 2010, „*Finanse*” Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.

- Podstawka M., 2010, „*Finanse*”, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.
- Rabiej M., 2018, *Analizy statystyczne z programami Statistica i Exel*, Helion, Gliwice.
- Suchwałko A., Zagdański A., 2016, *Analiza i prognozowanie szeregów czasowych. Praktyczne wprowadzenie na podstawie środowiska R*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.
- Świdarska G. K., i in., 2002, *Rachunkowość Zarządcza i Rachunek Kosztów*, MAC sp. z o.o., Warszawa.
- Kozicki B., Waściński T., Brzeziński M., Tomaszewski J., 2018, *Zastosowanie prognozy do planowania przychodów przedsiębiorstwa*, GMiL 1231-2037, 5/2018, 332-34.
- Kozicki B., Waściński T., Brzeziński M., Lisowska A., 2018, *Cost forecast in a shipping company*, *Transport means 2018*, Litwa 2018ISSN 1822-296 X (print), ISSN 2351-7034 (online), 1235-1241.
- Kozicki B., 2018, *Metodyka prognozowania zysku*, Systemy logistyczne wojsk, Warszawa 2018, SLW 2018; 2 (49), DOI: 10.5604/01.3001.0012.7142, 138-157.
- Kozicki B., Waściński T., Lisowska A., 2018, *Selection of optimal forecasting method for a CPI inflation measure in Poland*, wyd. Katedra Zarządzania Jakością i Wiedzą WE UMCS Lublin 2018, ISBN 978-83-62785-31-5, 565-574.
- Ślaski P., 2018, *Model of the integrated logistics processes management in the supply chain*, artykuł, „Gospodarka Materiałowa i Logistyka” 12/2018, PWE Warszawa.
- Ślaski P., 2014, *Optimization of Goods Group Order- Process Approach*, “Advances in Economics and Business”, ISSN 2331 – 5059.
- Tomaszewski J., 2018, Prognozowanie przyjęć do pracy jako element budowy strategii personalnej. SLW 2018; 2 (49), DOI: 10.5604/01.3001.0012.714, 219-235.
- <https://stat.gov.pl/obszary-tematyczne/rynek-pracy/>, (stan na dzień 25.03.2019r.).
- <https://www.quora.com/What-are-the-three-main-causes-of-unemployment-in-Canada>, (stan na dzień 25.03.2019r.).
- <http://fortune.com/2018/05/04/unemployment-rate-century-low-percent/>, (stan na dzień 25.03.2019r.).