B A D A N I A O P E R A C Y J N E I D E C Y Z J E

Nr 1 2004

Aleksandra MATUSZEWSKA*
Dorota WITKOWSKA*

PREDYKCJA KURSU EURO/DOLAR Z WYKORZYSTANIEM PROGNOZ INDEKSU GIEŁDOWEGO: WYBRANE MODELE EKONOMETRYCZNE I PERCEPTRON WIELOWARSTWOWY

Przedstawiono wyniki badań dotyczące prognozowania kursu euro/dolar. Proces prognozowania następuje w dwóch etapach. W pierwszym prognozowane są wartości stóp zwrotu indeksy Dow Jones STOXX50. W drugim etapie dokonuje się predykcji kursu euro/dolar, korzystając z wartości uzyskanych w pierwszym etapie.

Słowa kluczowe:

1. Wprowadzenie

W dobie globalizacji zarządzanie ryzykiem kursowym staje się jednym z ważniejszych elementów zarządzania ryzykiem finansowym. Ryzyko kursowe jest ściśle powiązane z rynkiem walutowym, który jest największym rynkiem na świecie, a jego dzienny obrót sięga 1400 mld dolarów[1]. Z tego też względu zarządzanie ryzykiem walutowym[2] jest wspomagane szeroką gamą narzędzi, od najprostszych miar ryzyka po skomplikowane instrumenty pochodne. Notowania kursów walut są finansowymi szeregami czasowymi, a do modelowania szeregów czasowych można wykorzystywać między innymi modele trendu, modele adaptacyjne, modele ARIMA oraz sztuczne sieci neuronowe.

* Instytut Zarządzania, Wydział Organizacji i Zarządzania, Politechnika Łódzka, ul. Piotrkowska 266, 90-361 Łódź, e-mail: armat@ck-sg.p.lodz.pl, dwit@ck-sg.p.lodz.pl

[1] Por. J. Zając [16, s. 8].

[2] Określenia ryzyko kursowe i ryzyko walutowe będą stosowane zamiennie.

Celem, prowadzonych od trzech lat, badań jest konstrukcja modeli umożliwiających prognozowanie kursu euro do dolara. We wcześniejszych pracach[3] przedstawiono wyniki uzyskane za pomocą sztucznych sieci neuronowych oraz dynamicznych modeli ekonometrycznych, takich jak: modele średniej ruchomej, wygładzania wykładniczego, ARIMA i modele opisowe. Warto zauważyć, że prognozy budowane wyłącznie na podstawie zależności autoregresyjnych „powielają" wartości z poprzednich okresów, co powoduje, że mimo relatywnie małych błędów ta metoda prognozowania generuje de facto prognozy naiwne. Z tego punktu widzenia lepsze okazały się modele opisowe, uwzględniające takie zmienne objaśniające jak: kursy innych walut, indeksy giełdowe lub stopy procentowe.

Niniejsze opracowanie zawiera omówienie badań dotyczących wykorzystania, wyznaczonych za pomocą modelu ARMA, prognoz indeksu Dow Jones STOXX50 do prognozowania kursu euro do dolara. Przyjęliśmy bowiem, że indeks ten odzwierciedla sytuację gospodarki europejskiej i może mieć istotny wpływ na kształtowanie się badanego kursu euro[4]. Przypomnijmy, że Dow Jones STOXX50 obejmuje pięćdziesiąt spółek typu blue chips – liderów sektorów rynkowych spółek uwzględnionych w indeksie Dow Jones STOXX600, który z kolei bazuje na indeksie Dow Jones STOXX TMI, obejmującym spółki z 17 krajów europejskich (15 krajów Unii Europejskiej wraz ze Szwajcarią i Norwegią).

Dane, na podstawie których budowano modele, pochodzą z okresu od 5 I 1999 r. do 13 VII 2001 r., z czego próba estymacyjna obejmuje dane do dnia 29 VI 2001 r., a prognozy wyznaczano na 10 kolejnych okresów następujących po ostatnim notowaniu w próbie estymacyjnej, to jest od dnia 2 VII 2001 r. do dnia 13 VII 2001 r.

Pracę uzupełniono dodatkiem, w którym umieszczono wzory.

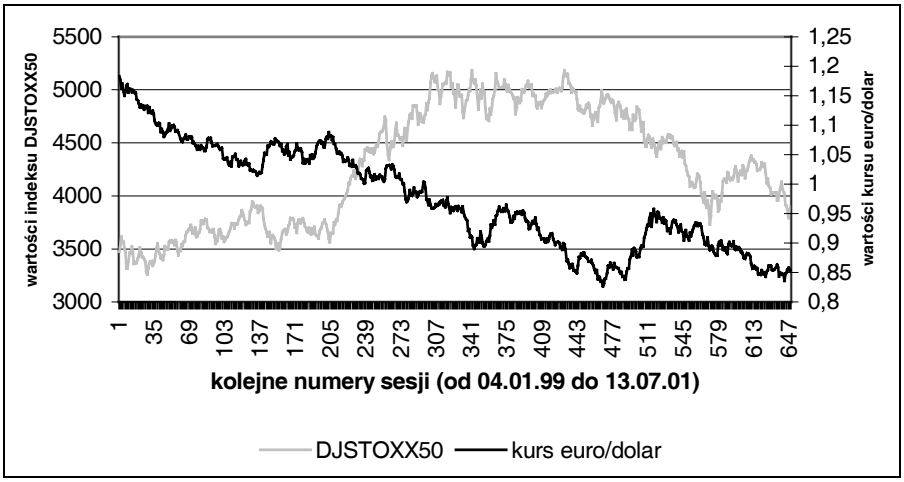
2. Badanie zależności pomiędzy kursem euro/dolar a indeksem Dow Jones STOXX 50

Obie analizowane zmienne charakteryzują się dużą zmiennością i są notowane codziennie. Analizując wykres przedstawiony na rysunku 1, można zauważyć, że trend kursu walutowego i trend indeksu Dow Jones STOXX50 zmierzają w różnych kierunkach.

---

[3] Wyniki dotyczące tych badań przedstawiono w następujących pracach: D. Witkowskiej i A. Matuszewskiej [14], A. Matuszewskiej [8], D. Witkowskiej, K. Kompy i A. Matuszewskiej [13], A. Matuszewskiej [6].

[4] Główne determinanty, które wpływają na kształtowanie się kursów wymiany walut to czynniki ekonomiczne, polityczne oraz oczekiwania inwestorów (por. [11, s. 22]). Przy danych ilościowych problem stanowi fakt, że zmienna objaśniana i zmienne objaśniające powinny być notowane z taką samą częstotliwością, co stanowi trudność w przypadku zmiennych notowanych codziennie.



Rys. 1. Dzienne notowania indeksu Dow Jones STOXX50 i kursu euro/dolar od 4 I 1999 r. do 13 VII 2001 r.
Ź r ó d ł o : Opracowanie własne.

Do analizy obu wymienionych zmiennych wykorzystano liniowy model regresji i sztuczne sieci neuronowe. Ponieważ oba szeregi są niestacjonarne, modele budowano dla serii danych w postaci stóp zwrotu, które cechują się stacjonarnością[5]. Przyrosty względne dla kursów euro do dolara (Y_t) są liczone według formuły

$$Y_t = \frac{K_t - K_{t-1}}{K_{t-1}} \tag{1}$$

gdzie:

K_t – kurs euro/dolar w okresie t,

a stopy zwrotu dla indeksu Dow Jones STOXX50 (X_t) są liczone na podstawie wzoru

$$X_t = \frac{I_t - I_{t-1}}{I_{t-1}} \tag{2}$$

gdzie:

I_t – wartość indeksu Dow Jones STOXX50 w okresie t.

W analizie zależności między wymienionymi zmiennymi wykorzystano najprostszy model regresji liniowej, w którym zmienną zależną jest stopa zwrotu kursu walutowego (Y_t) a zmienną niezależną (objaśniającą) – stopa zwrotu indeksu Dow Jones STOXX50 (X_t). Postać ogólna modelu wyrażona jest wzorem

[5] Pojęcie stacjonarności jest omówione między innymi w pracach: W. Charemza i D. Deadman [2], J. Romański, K. Strzała [10] oraz A. Matuszewska [7].

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 X_t + \xi_t \tag{3}$$

gdzie:

Y_t – stopa zwrotu kursu euro/dolar w okresie t,

X_t – stopa zwrotu indeksu Dow Jones STOXX50 w okresie t,

α_i – parametry strukturalne modelu $i = 0, 1$,

ξ_t – składnik losowy.

Po oszacowaniu parametrów strukturalnych modelu (3), na próbie obejmującej okres od 5 I 1999 r. do 29 VI 2001 r. otrzymano:

$$\hat{Y}_t = -0{,}0005 - 0{,}105\, X_t \tag{4}$$
$$(-1{,}64) \quad (-4{,}93)$$

Na podstawie statystyk t-Studenta (podanych w nawiasach pod ocenami parametrów modelu) można wywnioskować, że parametr stojący przy zmiennej objaśniającej jest istotnie różny od zera. Statystyka DW = 2,13 pozwala stwierdzić brak występowania istotnej autokorelacji pierwszego rzędu składnika losowego. Ponadto ujemna wartość parametru stojącego przy zmiennej objaśnianej świadczy o ujemnej korelacji pomiędzy badanymi zmiennymi, co jest zgodne z rysunkiem 1.

Sztuczne sieci neuronowe są modelami, których parametry są wyznaczane w tak zwanej procedurze uczenia się. Wykorzystuje się je między innymi do rozwiązywania zadań klasyfikacji i prognozowania[6]. Dynamiczny rozwój finansów spowodował zainteresowanie zastosowaniem sztucznych sieci neuronowych również w tej dziedzinie. W sztucznych sieciach neuronowych sygnały wejściowe (X_{jt}) są przetwarzane na sygnał wyjściowy (Y_t)[7]. Sygnał wyjściowy zależy od całkowitego pobudzenia neuronu, czyli od tzw. funkcji aktywacji określającej typ neuronu (element, który przetwarza informacje) i obszar jego zastosowań. Model neuronu można przedstawić w postaci

$$Y_t = f(w_j, X_{jt}) \tag{5}$$

gdzie:

w_j – dla każdej obserwacji t są to tak zwane wagi synaptyczne, czyli parametry modelu przypisane j-temu sygnałowi wejścia,

X_{jt} – j-ty sygnał wejściowy dla okresu t,

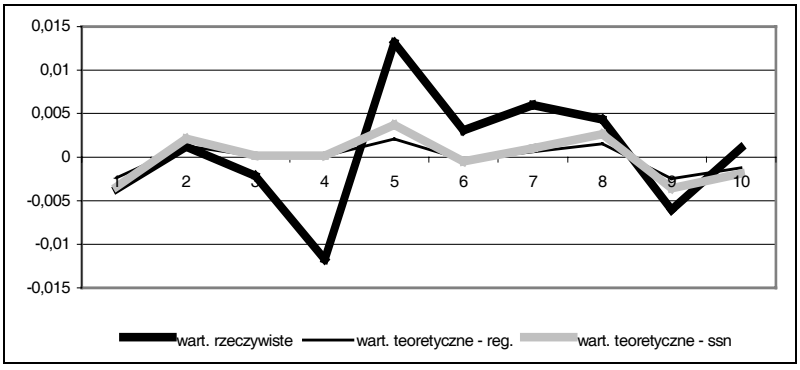
Y_t – wartość wyjścia przypisana dla okresu t.

Wyniki badań przedstawione w niniejszej pracy uzyskano po zastosowaniu jednokierunkowych sieci neuronowych trenowanych za pomocą algorytmu wstecznej

[6] Por. E. Gately [4, s. 4].

[7] Sygnały wejściowe są traktowane jako zmienne objaśniające, a sygnał wyjściowy – jako zmienna objaśniana.

propagacji błędów[8]. Zmienną wejściową były stopy zwrotu indeksu Dow Jones STOXX50, a zmienną wyjściową stopy zwrotu kursu euro do dolara. Zbiór treningowy liczył 637 elementów, a zbiór testowy, który odzwierciedlał okres prognozy – 10 elementów. Eksperyment powtarzano dla sieci z różną liczbą warstw ukrytych i różną liczbą neuronów w tych warstwach, wykorzystując dwa rodzaje funkcji aktywacji: logistyczną i tangens hiperboliczny. Najlepsze wyniki uzyskano dla sieci z logistyczną funkcją aktywacji, dwiema warstwami ukrytymi zawierającymi po dziesięć neuronów ukrytych. Trening dla tej sieci zakończył się po 10000 iteracji. W sieci generującej najlepsze wyniki[9] dla zbioru testowego błąd RMSE wynosił 0,08, a współczynnik korelacji między wartościami wzorcowymi i wygenerowanymi przez sieć 0,65.



Rys. 2. Rzeczywiste stopy zwrotu kursu dolara do euro oraz wartości oszacowane na podstawie modelu (3) i sztucznych sieci neuronowych w okresie od 2 VII 2001 r. do 13 VII 2001 r.[10]
Ź r ó d ł o: Opracowanie własne.

Wyniki przedstawione na rysunku 2 wskazują, że prognozy uzyskane na podstawie modelu (3) i prognozy generowane przez sieć pokrywają się, zwłaszcza analizowane kierunki zmian szacowanych wartości. Jednakże wartości stóp zwrotu kursu euro do dolara oszacowane przez sieć cechują się większymi odchyleniami niż wyniki uzyskane przy zastosowaniu funkcji regresji. Porównując wartości prognozowane do wartości rzeczywistych zauważa się, że prognozy są wygładzone (niedoszacowane), jednak w siedmiu przypadkach na dziewięć wartości wyznaczone przy użyciu zaprezentowanych metod prawidłowo odzwierciedlają zmiany badanego kursu walutowego. Z uwagi na to, że zmienna objaśniana w obu przypadkach pochodzi z tego samego okresu co zmienna

[8] Jest to iteracyjna metoda estymacji parametrów modelu nieliniowego, w której kryterium optymalizacji dane jest w postaci minimalizacji sumy kwadratów odchyleń wartości wygenerowanych przez sieć od wzorców zawartych w zbiorze treningowym (por. D. Witkowska [14, s. 33–42]). Jednokierunkowe sieci neuronowe można traktować jako nieliniowe funkcje regresji.

[9] Kryteriami wyboru najlepszej sieci były minimalna wartość błędu RMSE i maksymalna wartość współczynnika korelacji, uzyskane dla zbioru testowego.

[10] Symbol *reg* oznacza model regresji liniowej a symbol *ssn* – sztuczne sieci neuronowe.

objaśniająca, aby wyprognozować wartość stopy zwrotu kursu, należy znać przyszłe wartości stopy zwrotu indeksu Dow Jones STOXX50. W dalszej części pracy przedstawiono metodę wyznaczania prognoz stóp zwrotu indeksu Dow Jones STOXX50 (X_t).

3. Predykcja stóp zwrotu indeksu Dow Jones STOXX 50

Do predykcji stóp zwrotu Dow Jones STOXX50 wybrano model *ARMA*[11], który opisuje złożony proces autoregresyjny (*AR*) i średniej ruchomej (*MA*). Modele tej klasy wykorzystuje się do prognozowania stacjonarnych szeregów czasowych. Proces generowany przez stopy zwrotu indeksu jest stacjonarny (można to stwierdzić na przykład na podstawie integracyjnej statystyki Durbina–Watsona $IDW = 1{,}92$)[12]. Ogólna postać modelu *ARMA*(p, q)[13] jest opisana równaniem

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \ldots + \varphi_p X_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \theta_q \varepsilon_{t-q} \tag{6}$$

gdzie:

X_t – stopa zwrotu indeksu Dow Jones STOXX50 w okresie t,

φ_i – parametry strukturalne modelu stojące przy zmiennych autoregresyjnych dla $i = 1, \ldots, p$,

p – rząd autoregresji,

q – rząd procesu średniej ruchomej,

θ_j – parametry stojące przy zmiennych procesu średniej ruchomej $j = 1, \ldots, q$.

Najlepsze rezultaty pod względem ocen statystycznych otrzymano dla modelu *ARMA*$(1,1)(1,1)_3$, czyli dla procesu mieszanego autoregresyjnego (z parametrem jeden) oraz procesu średniej ruchomej (również z parametrem jeden) i opóźnieniem sezonowym równym trzy. Sezonowość może wynikać z opóźnionej reakcji inwestorów giełdowych. Oceny dla badanego modelu *ARMA* przedstawione są w tabeli 1.

Tabela 1

Oceny parametrów modelu *ARMA*$(1,1)(1,1)_3$

$P(1)$	$q(1)$	$Ps(1)$	$Qs(1)$
0,627587	0,682163	0,386198	0,498301

Ź r ó d ł o: Opracowanie własne.

[11] Model *ARMA* jest szczególnym przypadkiem modelu *ARIMA*, które szeroko zostały opisane między innymi przez G. Boxa i G. Jenkinsa [1].

[12] Por. W. Charemza i D. Deadman [2, s. 118], J. Romański i K. Strzała [10, s. 194].

[13] Por. G. Box i G. Jenkins [1, s. 21], D. Witkowska [15, s. 67].

Tabela 2

Wyniki prognoz stóp zwrotu indeksu Dow Jones STOXX 50
uzyskanych na podstawie modelu $ARMA(1,1)(1,1)_3$

Okres prognozy	Wartości rzeczywiste	X^*_{1t}	$\tilde{X}_{1t}$	X^*_{2t}	$\tilde{X}_{2t}$	X^*_{3t}	$\tilde{X}_{3t}$
1	0,0185	0,0054	–0,710	–0,0142	–1,767	–0,0002	–1,008
2	–0,0170	–0,0043	–0,747	–0,0063	–0,633	–0,0166	–0,026
3	–0,0057	–0,0151	1,659	–0,0113	0,990	0,0077	–2,350
4	–0,0057	–0,0135	1,377	0,0091	–2,600	0,0084	–2,480
5	–0,0252	0,0069	–1,272	0,0099	–1,394	–0,0061	–0,756
6	–0,0016	0,0087	–6,606	–0,0054	2,446	0,0096	–7,179
7	–0,0108	–0,0116	0,070	0,0135	–2,251	0,0119	–2,097
8	–0,0196	0,0036	–1,184	0,0184	–1,939	0,0188	–1,961
9	0,0198	0,0289	0,461	0,0123	–0,380	–0,0131	–1,660
10	0,0077	0,0149	0,942	–0,0148	–2,934	–0,0038	–1,496
Skorygowane błędy średnie		$\overline{MPE}$	–16,0%	$\overline{MPE}$	–12,8%	$\overline{MPE}$	–14,2%
		$\overline{MAPE}$	9,5%	$\overline{MAPE}$	14,8%	$\overline{MAPE}$	13,8%
		$\overline{RASE}$	31,6%	$\overline{RASE}$	48,0%	$\overline{RASE}$	43,9%

Ź r ó d ł o: Opracowanie własne.

Wyniki prognoz, jakie uzyskano stosując powyższy model przedstawiono w tabeli 2. Prognozy wyznaczano na jedno, dwa i trzy notowania do przodu. Postępowano tak dla dziesięciu kolejnych okresów, każdorazowo dodając jedną obserwację do próby estymacyjnej. W przypadku, gdy wartości szeregu są bliskie zeru, do oceny jakości prognoz wykorzystuje się błędy skorygowane[14], dlatego też do oceny uzyskanych prognoz wyznaczono skorygowany błąd procentowy ($\overline{MPE}$), skorygowany absolutny błąd procentowy ($\overline{MAPE}$) oraz skorygowany błąd średniokwadratowy ($\overline{RASE}$)[15]. W tabeli 2 zaprezentowano skorygowane błędy średnie oraz odchylenia wartości prognozowanych od wartości rzeczywistych liczone na podstawie wzoru

$$\tilde{X}_{it} = \frac{X^*_{it} - X_t}{X_t} \tag{7}$$

gdzie:

X_t – wartości rzeczywiste stóp zwrotu indeksu Dow Jones STOXX50 w momencie t,

X^*_{it} – wartości prognozowane stóp zwrotu indeksu Dow Jones STOXX50 w momencie t na i-tą sesję „do przodu”,

$\tilde{X}_{it}$ – odchylenia wartości prognozowanych na i-tą sesję „do przodu” od wartości rzeczywistych w momencie t.

[14] Por. A. Welfe [12, s. 191].

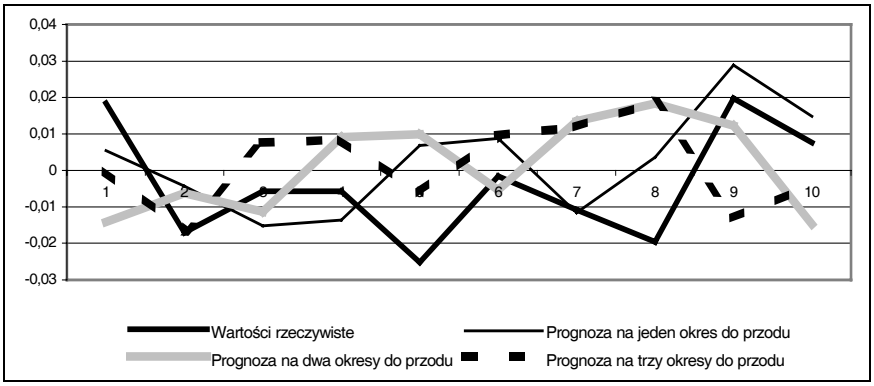
[15] Por. D. Witkowska [15, s. 76–81], A. Welfe [12, s. 189–193].

Duże różnice między błędami $\overline{MAPE}$ oraz $\overline{RASE}$ sygnalizują występowanie odchyleń o skrajnie dużych wartościach, natomiast przyczyną wysokich odchyleń pomiędzy prognozami a wartościami empirycznymi są bliskie zeru. Maksymalne odchylenia wartości prognozowanej od wartości empirycznej otrzymano dla prognozy na pierwszą (i = 1) i trzecią (i = 3) sesję w okresie szóstym.

Tak duże wartości błędów są spowodowane tym, że rzeczywista stopa zwrotu dla szóstego okresu prognozy jest bliska zeru, mimo że różnica bezwzględna między wartościami rzeczywistymi a wartościami prognozowanymi jest mniejsza niż na przykład w ósmym okresie prognozy.

Najmniejszy błąd $\overline{MPE}$ otrzymano dla prognozy na drugą sesję, natomiast najmniejsze błędy $\overline{MAPE}$ oraz $\overline{RASE}$ otrzymano dla prognoz wyznaczanych na pierwszą sesję do przodu.

Do weryfikacji jakości uzyskanych prognoz wykorzystano miernik badający zgodność kierunków zmian wartości prognozowanych w stosunku do wartości rzeczywistych. Na podstawie analizy rysunku 2 można stwierdzić, że najlepsze pod tym względem wyniki otrzymano dla prognozy na pierwszą i trzecią sesję do przodu (na dziewięć zmian kierunków stopy zwrotu dla wartości prognozowanych i rzeczywistych pokrywa się ich pięć).



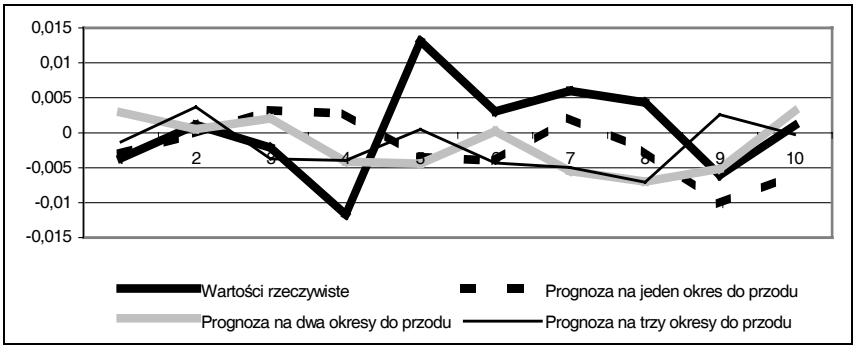
Rys. 3. Wartości rzeczywiste i wartości prognozowane stóp zwrotu indeksu Dow Jones STOXX 50 w okresie od 2 VII 2001 r. do 13 VII 2001 r.
Ź r ó d ł o: Opracowanie własne.

4. Prognozowanie kursu euro/dolar

Do wyznaczenia przyszłych stóp zwrotu kursów euro/dolar wykorzystano wyprognozowane wcześniej wartości stóp zwrotu indeksu giełdowego Dow Jones STOXX50, oszacowane za pomocą modelu $ARMA(1,1)(1,1)_3$ (zaprezentowane w tabeli 2). Wartości te

wykorzystano w dwojaki sposób: podstawiono je do modelu postaci (3) oraz w przypadku sztucznych sieci neuronowych wykorzystano je jako zbiór testowy zmiennej wejściowej. Uzyskane prognozy dla modelu regresji i sztucznych sieci neuronowych nie odbiegają od siebie, zatem zaprezentowano wyniki (tabela 3 i rysunek 4) tylko dla modelu regresji.

Analizując rysunek 4 warto zauważyć, że w przypadku prognoz wyznaczonych na pierwszy okres do przodu prognozowane kierunki zmian pokrywają się z kierunkami zmian rzeczywistych w siedmiu przypadkach na dziewięć, co można uznać za dobry wynik.



Rys. 4. Wartości rzeczywiste i prognozowane stóp zwrotu kursu euro do dolara w okresie od 2 VII 2001 r. do 13 VII 2001 r.
Ź r ó d ł o: Opracowanie własne.

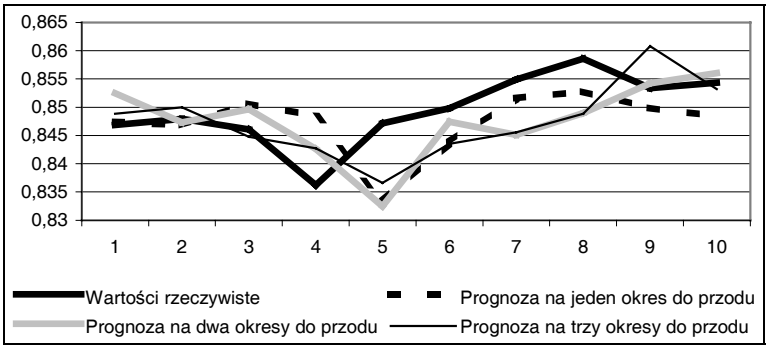
Tabela 3

Wyniki prognoz stóp zwrotu kursu euro/dolar uzyskanych na podstawie modelu (3) i oszacowanych przyszłych stóp zwrotu indeksu Dow Jones STOXX 50

Okres prognozowania	Wartości rzeczywiste	Y_{1t}^*	$\tilde{Y}_{1t}$	Y_{2t}^*	$\tilde{Y}_{2t}$	Y_{3t}^*	$\tilde{Y}_{3t}$
1	–0,0036	–0,0030	–0,175	0,0029	–1,803	–0,0013	–0,635
2	0,0012	–0,0001	–1,062	0,0005	–0,560	0,0037	2,100
3	–0,0021	0,0032	–2,514	0,0021	–1,969	–0,0037	0,749
4	–0,0117	0,0027	–1,234	–0,0041	–0,645	–0,0039	–0,663
5	0,0132	–0,0035	–1,263	–0,0044	–1,335	0,0005	–0,963
6	0,0031	–0,0040	–2,314	0,0003	–0,918	–0,0043	–2,403
7	0,0060	0,0021	–0,644	–0,0055	–1,915	–0,0050	–1,831
8	0,0043	–0,0025	–1,573	–0,0070	–2,610	–0,0071	–2,640
9	–0,0061	–0,0102	0,678	–0,0051	–0,157	0,0026	–1,427
10	0,0011	–0,0059	–6,593	0,0031	1,958	–0,0002	–1,213
Skorygowane błędy średnie		$\overline{MPE}$	–49,97%	$\overline{MPE}$	–42,77%	$\overline{MPE}$	–45,86%
		$\overline{MAPE}$	12,83%	$\overline{MAPE}$	12,45%	$\overline{MAPE}$	12,72%
		$\overline{RASE}$	40,06%	$\overline{RASE}$	40,27%	$\overline{RASE}$	37,83%

Ź r ó d ł o: Opracowanie własne.

Błędy odchyleń $(\tilde{Y}_{it})$, które są liczone analogicznie do błędów opisanych wzorem (7), dla przedstawionych prognoz są dość duże. Wynika to z faktu, że wartości stóp zwrotu nominalnie są bardzo małe i niewielkie zmiany w nich będą powodować duże odchylenia względne, a przez to i duże błędy średnie dla prognozowanego okresu.



Rys. 5. Kursy euro/dolar – wartości rzeczywiste i wartości prognozowane na podstawie modelu (3) dla okresu prognozy od 2 VII 2001 r. do 13 VII 2001 r.
Ź r ó d ł o: Opracowanie własne.

Tabela 4

Wartości rzeczywiste i prognozowane kursów euro/dolar oraz ich odchylenia[16]

Okres prognozowania	Wartości rzeczywiste	K^*_{1t}	$\tilde{K}_{1t}$	K^*_{2t}	$\tilde{K}_{2t}$	K^*_{3t}	$\tilde{K}_{3t}$
1	0,8469	0,8474	0,001	0,8525	0,007	0,8489	0,002
2	0,8479	0,8468	–0,001	0,8473	–0,001	0,8500	0,002
3	0,8461	0,8506	0,005	0,8496	0,004	0,8448	–0,002
4	0,8362	0,8484	0,015	0,8426	0,008	0,8428	0,008
5	0,8472	0,8333	–0,016	0,8325	–0,017	0,8366	–0,013
6	0,8498	0,8438	–0,007	0,8474	–0,003	0,8436	–0,007
7	0,8549	0,8516	–0,004	0,8451	–0,011	0,8456	–0,011
8	0,8586	0,8528	–0,007	0,8489	–0,011	0,8488	–0,011
9	0,8534	0,8499	–0,004	0,8542	0,001	0,8608	0,009
10	0,8543	0,8484	–0,007	0,8561	0,002	0,8532	–0,001
Błędy średnie		*MPE*	–0,26%	*MPE*	–0,22%	*MPE*	–0,24%
		MAPE	0,67%	*MAPE*	0,65%	*MAPE*	0,66%
		RASE	0,83%	*RASE*	0,83%	*RASE*	0,78%

Ź r ó d ł o: Opracowanie własne.

[16] $\tilde{K}_{it}$ – są to odchylenia względne wartości rzeczywistych kursu od wartości empirycznych liczonych analogicznie do błędów opisanych wzorem (6), K^*_{it} – wartości kursu prognozowane na *i*-tą sesję.

Oszacowane stopy zwrotu kursów euro/dolar przeliczono następnie na notowania tych kursów. Wyniki zaprezentowano w tabeli 4 i na rysunku 5. Najwięcej pokrywających się zmian zaobserwowano dla prognozy wyznaczonej na pierwszą sesję do przodu (siedem zmian w tym samym kierunku na dziewięć zaprezentowanych). Jedynie przy gwałtownym spadku kursu w sesji piątej prognozowana wartość uwzględniła ją dopiero w następnej sesji.

W omawianym przypadku odchylenia wartości empirycznych od prognozowanych nie przekraczają 1,6%, co jest dobrym wynikiem. Dla przedstawionych prognoz policzono również błędy średnie *MPE*, *MAPE* i *RMSE*. Różnice między tymi błędami dla poszczególnych prognoz są niewielkie. Największe błędy otrzymano dla prognozy na pierwszą sesję do przodu, mimo że stosując miernik zmian kierunku kursu właśnie te prognozy były najlepsze.

5. Podsumowanie

Kierunki zmian prognoz wyznaczonych dla stóp zwrotu kursu euro/dolar otrzymane przy zastosowaniu modelu regresji liniowej (3) i te, które otrzymano przy zastosowaniu sztucznych sieci neuronowych praktycznie pokrywają się. Wartości prognozowane, obliczone przy zastosowaniu obu wyżej wymienionych metod również nie odbiegają od siebie. W związku z tym oceniając uzyskane prognozy na podstawie zmian kierunku kursu można stwierdzić, że są one zadowalające (siedem zmian w tym samym kierunku na dziewięć przedstawionych – por. rysunek 5). Porównując prognozy wartości kursu z ich rzeczywistymi odpowiednikami nie uzyskano tak dobrych rezultatów jak w przypadku prognozowanych kierunków zmian.

Bibliografia

[1] BOX G.E.P., JENKINS G.M., *Analiza szeregów czasowych, Prognozowanie i sterowanie*, PWN, Warszawa 1983.

[2] CHAREMZA W., DEADMAN D., *Nowa ekonometria*, PWE, Warszawa 1997.

[3] MATUSZEWSKA A., WITKOWSKA D., *Próba szacowania wartości kursu dolara do euro*, referat przygotowany na konferencję *Integracja Gospodarcza w Europie. Aspekty metodologiczne i porównawcze*, Łódź 2001.

[4] GATELY E., *Sieci neuronowe. Prognozowanie finansowe i projektowanie systemów transakcyjnych*, Biblioteka Inwestora, WIG-Press, Warszawa 1999.

[5] LULA P., *Jednokierunkowe sieci neuronowe w modelowaniu zjawisk ekonomicznych*, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej w Krakowie, Kraków 1999.

[6] MATUSZEWSKA A., *Modelowanie i prognozowanie szeregów finansowych na przykładzie cen wybranej spółki giełdowej*, Zeszyty Naukowe Wydziału Organizacji i Zarządzania Politechniki Łódzkiej, Łódź 2001 (1), w druku.
[7] MATUSZEWSKA A., *Badanie stopnia integracji szeregów czasowych na przykładzie kursów walutowych*, [w:] *Wyzwania praktyki i teorii zarządzania w XXI wieku*, (materiały konferencyjne), Łódź 2001 (2), s. 128–134.
[8] MATUSZEWSKA A., *Prognozy kursów dolara do euro na podstawie wybranych modeli ekonometrycznych*, [w:] J. Lewandowski (red.), *Zarządzanie organizacjami gospodarczymi w warunkach globalizacji*, T. 2, Wydawnictwo Elipsa, Łódź, 2000, s. 320–329.
[9] MATUSZEWSKA A., WITKOWSKA D., *Próba szacowania wartości kursu dolara do euro*, referat wygłoszony na konferencji *Integracja Gospodarcza w Europie. Aspekty metodologiczne i porównawcze*, materiały w druku, 2001.
[10] ROMAŃSKI J., STRZAŁA K., *Testowanie kointegracji celów i instrumentów polityki gospodarczej w modelu optymalnego sterowania*, Przegląd Statystyczny, 1994, Zeszyt 2, s. 187–207.
[11] *Rynek walutowy i pieniężny*, Oficyna Ekonomiczna, Serwis Informacyjny Reuters, Kraków 2001.
[12] WELFE A., *Ekonometria*, PWE, Warszawa 1995.
[13] WITKOWSKA D., KOMPA K., MATUSZEWSKA A., *Exchange Rate Preduiction: Dynamic Econometric Models and Neural Networs*, referat przygotowany na konferencję 50th International Atlantic Economic Conference, Charleston, 2000, streszczenie znajduje się w: International Atlantic Economic Research, Vol. 7, No. 2, s. 267.
[14] WITKOWSKA D., MATUSZEWSKA A., *Exchange rate prediction: ARIMA and neural networks model*, [w:] J. Lewandowski (red.), *Zarządzanie organizacjami gospodarczymi w warunkach globalizacji*, t. 1, Wydawnictwo Elipsa, Łódź, 2000, s. 544–555.
[15] WITKOWSKA D., *Sztuczne sieci neuronowe w analizach ekonomicznych*, Menadżer, Łódź 2000.
[16] ZAJĄC J., *Polski rynek walutowy w praktyce – produkty, transakcje, strategie zarządzania ryzykiem kursowym*, K.E. Liber, Warszawa 2001.

Dodatek ze wzorami

Oznaczenia:

Y_t^* – wartość prognozowana w okresie t,

Y_t – wartość empiryczna w okresie t,

T – liczba okresów prognozy,

k – liczba szacowanych parametrów (zmiennych wejściowych).

Skorygowany błąd procentowy $(\overline{MPE})$:

$$\overline{MPE} = \frac{1}{T} \frac{\sum_{t=1}^{T} (Y_t^* - Y_t)}{\sum_{t=1}^{T} Y_t} 100\% .$$

Skorygowany absolutny błąd procentowy $(\overline{MAPE})$:

$$\overline{MAPE} = \frac{1}{T} \frac{\sum_{t=1}^{T} \left| Y_t^* - Y_t \right|}{\sum_{t=1}^{T} \left| Y_t \right|} 100\% .$$

Skorygowany błąd średniokwadratowy $(\overline{RASE})$:

$$\overline{RASE} = \sqrt{\frac{1}{T} \frac{\sum_{t=1}^{T} (Y_t^* - Y_t)^2}{\sum_{t=1}^{T} Y_t^2}} 100\% .$$

Błąd procentowy (MPE):

$$MPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} \frac{Y_t^* - Y_t}{Y_t} 100\% .$$

Absolutny błąd procentowy $(MAPE)$:

$$MPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} \left| \frac{Y_t^* - Y_t}{Y_t} \right| 100\% .$$

Błąd średniokwadratowy $(RASE)$:

$$RASE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} \left(\frac{Y_t^* - Y_t}{Y_t} \right)^2} 100\% .$$

Błąd średniokwadratowy $(RMSE)$:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T-k} \sum_{t=1}^{T} \left(\frac{Y_t^* - Y_t}{Y_t} \right)^2} 100\% .$$

Forecasting the euro/dollar changes using predicted values of stock index: selected econometric models and multilayer perceptron

In the paper, we discuss the results of euro-dollar exchange rate prediction. Forecasts are made on the basis of the dynamic econometric model and multilayer perceptron. Forecasting is provided in a two-stage

procedure. In the first step Dow Jones STOXX 50 Index is predicted applying ARMA model constructed for the rates of return of this variable. In the second stage the predicted values of Dow Jones STOXX 50 Index are introduced to the econometric and neural network models, that are constructed for the euro-dollar rate of returns. Then the forecasts obtained are transformed into euro-dollar exchange rate. Data included in the analysis covers the period from 5th January 1999 to 13th July 2001. However, the estimation is made for the period till 29th June 2001 and the forecasts are made for the next ten sessions.

Key words: