

Tomasz Jasiński, Anna Marszał, Anna Bochenek

*Wybrane zastosowania
sztucznych sieci neuronowych
na rynku walutowym,
rynku terminowym
i w gospodarce przestrzennej*

Politechnika Łódzka
Monografie 2016

Tomasz Jasiński
Anna Marszał
Anna Bochenek

*Wybrane zastosowania
sztucznych sieci neuronowych
na rynku walutowym,
rynku terminowym
i w gospodarce przestrzennej*

Politechnika Łódzka
Monografie 2016

Recenzenci:
dr hab. inż. Janusz Zawila-Niedźwiecki, prof. PW
dr hab. inż. Grzegorz Szymański

Redaktor Naukowy Wydziału Organizacji i Zarządzania:
prof. dr hab. inż. Jerzy Lewandowski

Tomasz Jasiński: wprowadzenie; rozdziały 1-3, 6-7; zakończenie; załączniki 1-5
Anna Marszał: rozdziały 1, 4-5
Anna Bochenek: rozdziały 1, 6-7

Projekt okładki:
Tomasz Jasiński
Anna Bochenek

© Copyright by Politechnika Łódzka 2016

WYDAWNICTWO POLITECHNIKI ŁÓDZKIEJ
90-924 Łódź, ul. Wólczańska 223
tel. 42 631-29-52, 42 631-20-87
fax 42 631-25-38
e-mail: zamowienia@info.p.lodz.pl
www.wydawnictwa.p.lodz.pl

ISBN 978-83-7283-816-2

Nakład 70 egz. Ark. druk. 10,0. Papier offset. 80g, 70 x 100
Druk ukończono w grudniu 2016 r.
Wykonano w Drukarni „Quick-Druk” s.c., 90-562 Łódź, ul. Łąkowa 11
Nr 2211

SPIS TREŚCI

Wprowadzenie.....	5
1. Ramy konceptualne sztucznej inteligencji	7
1.1. Zasada działania sztucznych sieci neuronowych.....	7
1.2. Rodzaje sieci neuronowych.....	8
1.3. Uczenie sieci neuronowych.....	13
1.3.1. Metoda wstecznej propagacji błędu	13
1.3.2. Momentowa metoda wstecznej propagacji błędu.....	16
1.4. Mierzenie jakości prognoz.....	16
CZĘŚĆ I. Wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych w modelowaniu rynku walutowego	19
2. Zmienne objaśniające modelu rynku walutowego oraz jego budowa przy użyciu ANN	21
2.1. Determinanty kursów walutowych.....	21
2.2. Analiza techniczna.....	23
2.3. Średnie ruchome.....	25
2.3.1. Proste średnie ruchome.....	26
2.3.2. Wykładnicze średnie ruchome.....	26
2.3.3. Ważone średnie ruchome.....	27
2.3.4. Zmienna średnia ruchoma typu VIDYA	27
2.3.5. Dobór długości średnich ruchomych.....	28
2.4. Oscylator MACD oraz histogram MACD.....	28
2.5. Oscylator RSI	30
2.6. Model prognozujący kurs walutowy	31
2.7. Podsumowanie.....	34
3. Dyskretna transformata falkowa oraz jej zastosowanie w procesie optymalizacji modelu prognostycznego na rynku walutowym.....	35
3.1. Analiza wieloczęstotliwościowa.....	36
3.2. Budowa modelu ANN	38
3.3. Podsumowanie.....	43
CZĘŚĆ II. Wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych w modelowaniu giełdowego rynku terminowego.....	45
4. Wprowadzenie do giełdowego rynku terminowego.....	47
4.1. Rynek terminowy w strukturze systemu finansowego	47
4.2. Uczestnicy rynku terminowego	50
4.3. Właściwości kontraktów futures	52
4.4. Konwergencja cen terminowych i natychmiastowych	56
4.5. Strategie inwestycyjne z wykorzystaniem kontraktów futures	57
4.5.1. Strategie spekulacyjne z wykorzystaniem kontraktów futures....	58
4.5.2. Strategie arbitrażowe z wykorzystaniem kontraktów futures.....	64
4.5.3. Strategie zabezpieczające z wykorzystaniem kontraktów futures	66
4.6. Podsumowanie.....	67
5. Modelowanie niemieckiego giełdowego rynku terminowego	69

5.1. Dobór zmiennych wejściowych i wstępne przetwarzanie danych.....	69
5.2. Wybór architektury i struktury sieci neuronowej	72
5.3. Prognozowanie za pomocą ANN	75
5.4. Przyjęte strategie inwestycyjne z wykorzystaniem indeksowych kontraktów futures.....	78
5.5. Inwestowanie w kontrakty terminowe futures.....	79
5.6. Podsumowanie.....	84
CZĘŚĆ III. Wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych w gospodarce przestrzennej	89
6. Przygotowanie danych w procesie modelowania zmian zagospodarowania przestrzennego na podstawie zdjęć satelitarnych przy użyciu wskaźnika NDVI.....	91
6.1. Obliczanie znormalizowanego różnicowego wskaźnika wegetacji.....	91
6.2. Określanie typu użytkowania terenu	95
6.3. Alternatywne wskaźniki wykorzystywane do określania typu użytkowania terenu.....	98
6.4. Analiza zagospodarowania terenu za pomocą metody najbliższego sąsiada	100
6.5. Wykorzystanie danych z podprogramu Wspólnoty Europejskiej CORINE Land Cover	100
6.5.1. Przygotowanie danych dla ANN w programie QuantumGIS, opierając się na danych z projektu CORINE Land Cover	103
6.6. Podsumowanie.....	103
7. Prognozowanie kierunków urbanizacji przy użyciu sztucznych sieci neuronowych, opierając się na danych rastrowych.....	106
7.1. Klasyfikacja terenu przy użyciu ANN.....	108
7.2. Badania empiryczne dla wybranego fragmentu miasta Łodzi.....	109
7.3. Podsumowanie.....	114
Zakończenie	116
Bibliografia.....	117
Spis rysunków	125
Spis tabel	128
Załącznik 1. Przykład obliczeń wykorzystywanych w metodzie wstecznej propagacji błędów oraz w momentowej metodzie wstecznej propagacji błędów	129
Załącznik 2. Pasma częstotliwościowe wyodrębnione przez DWT opartą o falkę biortogonalną 4/4.....	131
Załącznik 3. Pasma częstotliwościowe wyodrębnione przez DWT opartą o falkę biortogonalną 6/8.....	137
Załącznik 4. Pasma częstotliwościowe wyodrębnione przez DWT opartą o falkę Haara (Daubechies 1).....	143
Załącznik 5. Pasma częstotliwościowe wyodrębnione przez DWT opartą o falkę Daubechies 4	149
Charakterystyka zawodowa autorów.....	155

Wprowadzenie

Monografia została poświęcona praktycznym aspektom wykorzystania sztucznych sieci neuronowych w obszarze szeroko rozumianej ekonomii oraz gospodarki przestrzennej. Obecnie nowoczesne metody analizy danych stają się narzędziami niezbędnymi w dobie rosnącej konkurencji. Narzędzia z obszaru sztucznej inteligencji mogą stanowić zarówno alternatywę dla obecnie popularnych metod analizy, jak i element wspierający je. Oczekiwać należy, że w przyszłości sztuczna inteligencja stanie się elementem stale towarzyszącym działaniom ludzi nie tylko w zakresie działalności gospodarczej, ale i w pozostałych obszarach życia, a zatem będzie łączyć optymalizację ekonomiczną z poprawą bezpieczeństwa i jakości funkcjonowania ludzi. Już dzisiaj powszechne są zapowiedzi użycia sztucznych sieci neuronowych w obszarach, gdzie życie człowieka jest szczególnie zagrożone (na przykład w kopalniach), czy też upowszechnienia analiz wspomagających ludzkie zdrowie (takich jak diagnostyka medyczna).

Niniejsza monografia składa się z siedmiu rozdziałów. Pierwszy został poświęcony wprowadzeniu w tematykę sztucznych sieci neuronowych. Została omówiona w nim zasada funkcjonowania zarówno pojedynczego neuronu, jak i wybranych, popularnych modeli sieci. Zaprezentowany został także sposób uczenia sieci neuronowych za pomocą najpopularniejszej metody – wstecznej propagacji błędu.

Kolejne rozdziały pogrupowane zostały w trzy tematyczne części. Pierwsza z nich poświęcona została wykorzystaniu sztucznych sieci neuronowych w modelowaniu rynku walutowego.

W rozdziale drugim zostały opisane rodzaje zmiennych wejściowych wykorzystywanych podczas badań empirycznych w obszarze prognozowania kursu walutowego. Zdefiniowano w nim podstawowe determinanty kursu walutowego, a następnie wyszczególniono najistotniejsze wskaźniki analizy technicznej, które zostały użyte zarówno podczas badań empirycznych opisanych w rozdziale drugim, jak i w rozdziałach trzecim oraz piątym. Rozdział został zakończony prezentacją wyników badań empirycznych nad możliwością prognozy zmian kursu walutowego USD/PLN.

Kolejny, trzeci rozdział stanowi rozwinięcie badań nad prognozą kursu walutowego poprzez użycie dyskretnej transformaty falkowej. Za jej pomocą została przeprowadzona analiza wieloczęstotliwościowa skutkująca dekompozycją przewidywanego szeregu na składowe podczęstotliwościowe. W rozdziale zaprezentowano wyniki badań empirycznych nad możliwością prognozy kursu walutowego w rozbiciu na opisane składowe szeregi czasowe.

Część druga monografii opisuje wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych w modelowaniu giełdowego rynku terminowego.

Rozdział czwarty stanowi wprowadzenie do tematyki giełdowego rynku terminowego. Oprócz ogólnej jego charakterystyki, zostały opisane zarówno kontrakty futures, jak i przeprowadzane z ich udziałem wybrane, popularne strategie spekulacyjne, arbitrażowe i zabezpieczające. Rozdział ten stanowi wprowadzenie do kolejnego – piątego rozdziału.

Przedstawia on wyniki badań empirycznych nad możliwością modelowania niemieckiego rynku giełdowego instrumentów pochodnych na przykładzie kontraktów futures. Licznym testom zostały poddane wybrane sieci typu jednokierunkowego, wielowarstwowego oraz realizujące regresję uogólnioną.

W trzeciej części monografii autorzy skupili się na wykorzystaniu sztucznych sieci neuronowych w gospodarce przestrzennej.

Rozdział szósty przedstawia sposoby pozyskania oraz transformacji danych opisujących typ zagospodarowania przestrzennego, by możliwe było ich późniejsze użycie w procesie prognozowania przyszłych zmian zagospodarowania za pomocą sztucznych sieci neuronowych. Szczególny nacisk został położony na analizę procesu transformacji danych pozyskanych z satelity Landsat.

W ostatnim, siódmym rozdziale przedstawiono wyniki badań empirycznych przeprowadzonych z użyciem danych opisanych w rozdziale szóstym. Analizą został objęty wybrany obszar miasta Łodzi. W badaniach zostały wykorzystane sztuczne sieci neuronowe typu jednokierunkowego, wielowarstwowego.

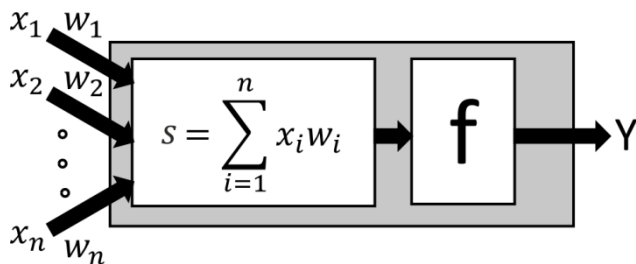
Niniejsza monografia nie tylko dostarcza wyników badań empirycznych przeprowadzonych przez autorów na wybranych rynkach, lecz stanowi również zbiór informacji zarówno o problemach, jakie mogą wystąpić w analizach przeprowadzanych przy użyciu sztucznych sieci neuronowych, jak i metodach ich rozwiązywania. Wiele z opisanych przykładów może zostać niemal bezpośrednio przeniesionych na inne rynki, a także stanowić punkt wyjścia do dalszych badań na rynkach opisanych w niniejszej publikacji.

1. Ramy konceptualne sztucznej inteligencji

Pojęcie sztucznej inteligencji (AI – ang. *Artificial Intelligence*) obejmuje różne modele, których celem jest wykazanie się wspomnianą w jego nazwie „inteligencją”. Wśród najpopularniejszych metod zaliczanych do tego obszaru nauki zalicza się sztuczne sieci neuronowe (ANN – ang. *Artificial Neural Networks*), a także całą rodzinę narzędzi wywodzących się z zasady ewolucji Darwina, w tym np. algorytmy genetyczne i strategie ewolucyjne. Wszystkie z wymienionych narzędzi są obecnie w powszechnym użyciu, a fakt ich zastosowania często potrafi umknąć uwadze obserwatora. Szczególną uwagę należy zwrócić na ANN, które to stanowią niejako pewną próbę naśladowania procesów zachodzących w biologicznych mózgach.

1.1. Zasada działania sztucznych sieci neuronowych

ANN stanowią próbę stworzenia tzw. sztucznych mózgow. Ich zasada działania bezpośrednio wywodzi się ze sposobu funkcjonowania systemów nerwowych żywych organizmów, w tym także człowieka. ANN są to połączone ze sobą neurony. Wspomniana siatka połączeń pozwala na przepływ sygnałów z jednej komórki do drugiej. Zarówno sama budowa neuronu, jak i struktura wspomnianych połączeń definiują sposób ich funkcjonowania.



Rys. 1.1. Schemat budowy pojedynczego neuronu

Źródło: opracowanie własne na podstawie Tadeusiewicz R., *Wstęp do sieci neuronowych* [w:] Nałęcz M. (red.), *Biocybernetyka i inżynieria biomedyczna 2000, tom 6, Sieci neuronowe*, Duch W., Korbicz J., Rutkowski L., Tadeusiewicz R. (red. tomu), Akademia Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa, 2000, s. 16.

Schemat funkcjonowania pojedynczego neuronu zaprezentowany został na rysunku 1.1. Każda komórka wyposażona jest w określoną liczbę wejść, oznaczonych na rysunku jako $x_1 \dots x_n$ (odpowiedniki dendrytów komórki biologicznej). Z każdym wejściem (x_i) związana jest pewna liczba rzeczywista (w_i). Wewnątrz komórki następuje operacja mnożenia każdego sygnału przez sprzężoną z nim wagę. Tak powstałe iloczyny są sumowane, a powstały sygnał stanowi

tw. całkowite pobudzenie neuronu (s). Ulega ono następnie przekształceniu przez tzw. funkcję aktywacji (f). W wyniku tej operacji powstaje sygnał wprowadzany z komórki za pomocą wyjścia (Y), stanowiącego odpowiednik aksonu w komórce biologicznej.

1.2. Rodzaje sieci neuronowych

Siecią neuronową nazywana jest struktura składająca się z łączących się między sobą neuronów. Sieci składają się zazwyczaj z kilku warstw: wejściowej, ukrytej (może być ich kilka) i wyjściowej¹. W zależności od połączenia neuronów między warstwami wyróżniane są sieci o strukturze jednokierunkowej (na przykład sieć perceptronu wielowarstwowego, MLP – ang. *Multilayer Perceptron*) i sieci posiadające sprzężenie zwrotne (sieci rekurencyjne, na przykład sieć Kohonena czy Hopfielda). Ponadto, od rodzaju funkcji aktywacji można wyodrębnić rodziny sieci neuronowych, m.in.: sieci wykorzystujące sigmoidalną funkcję aktywacji ($f(s) = \frac{1}{1+e^{-s}}$) oraz sieci wykorzystujące radialną funkcję aktywacji (na przykład funkcja Gaussa $f(s) = \exp\left(-\frac{(s-c)^2}{\sigma}\right)$, gdzie c jest centrem). Sigmoidalny neuron jest przedstawiony w wielowymiarowej przestrzeni wejściowych wektorów jako hiperpłaszczyzna, która dzieli tę przestrzeń na dwie części, w zależności od wykonania jednego z warunków: $\sum_{j=1}^{N_{k-1}} w_{ij} \cdot x_j \geq \theta$ lub $\sum_{j=1}^{N_{k-1}} w_{ij} \cdot x_j < \theta$. Sigmoidalny sposób podziału dwumiarowej przestrzeni jest przedstawiony na rysunku 1.2a. Z kolei radialny sposób realizuje podział wektorów w przestrzeni za pomocą hipersfery wokół punktu centralnego, co pozwala stosować radialne sieci neuronowe jako lokalny aproksymator. Radialny sposób podziału przestrzeni jest przedstawiony na rysunku 1.2b.

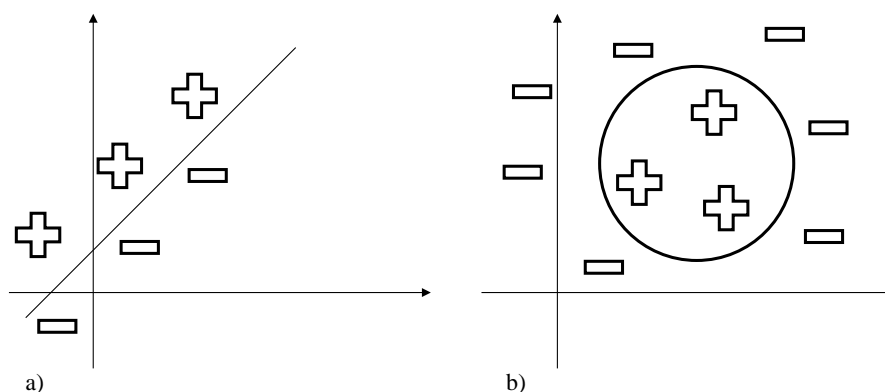
Radialne sieci są bardziej dostosowane do lokalnych aproksymacji, podczas gdy sigmoidalne sieci – do globalnych, wskutek czego zdolność do generalizacji swojej wiedzy radialnej sieci na nowe przypadki może być gorsza². Z kolei zagadnienia klasyfikacji (patrz niżej) sieci radialne rozwiązują lepiej³.

Do sigmoidalnych sieci można zaliczyć sieć MLP, a rodzinę radialnych sieci neuronowych reprezentują sieć o radialnych funkcjach bazowych (RBF – ang. *Radial Basis Function*), sieć probabilistyczna (PNN – ang. *Probabilistic Neural Network*) oraz sieć realizująca regresję uogólnioną (GRNN – ang. *Generalized Regression Neural Network*).

¹ Istnieją także sieci w pełni połączone, gdzie każdy neuron jest połączony ze wszystkimi neuronami tej sieci, włącznie z samym sobą.

² Slepovičev I.I., *Osnovy nejroinformatiki. Učebnoe posobie dla studentov VUZov*, Saratov. Saratovskij Gosudarstvennij Universitet im. N.G. Černyševskogo, 2006, <http://www.sgu.ru/node/41601/slepovičev-i-i-kurs-lekcij-vvedenie-v>, dostęp z dnia 15.07.2015 r.

³ *Ibidem*.



Rys. 1.2. Schematyczna ilustracja podziału dwuwymiarowej przestrzeni
 a) progowy sposób podziału (neuron sigmoidalny),
 b) radialny sposób podziału (neuron radialny)

Źródło: opracowano na podstawie Slepovičev I.I., *Osnovy nejroinformatiki. Učebnoe posobie dlâ studentov VUZov, Saratov, Saratovskij Gosudarstvennij Universitet im. N.G. Černyševskogo*, 2006.

ANN są potencjalnie skutecznym narzędziem do rozwiązywania różnych zagadnień – rozpoznawania, klasteryzacji, czy też prognozowania. W pracy Szoplika (2013) stwierdzono, że prognozy ANN mogą być ważnym uzupełnieniem innych metod matematycznego modelowania⁶. Dla każdego typu zagadnień istnieją różne architektury sieci neuronowych (struktury sieci, zależności między neuronami), metody uczenia sieci, kryterium oceny jakości modelu. W literaturze wyróżniane jest zastosowanie ANN przede wszystkim w celu: (i) analizy struktury danych oraz (ii) analizy zależności między zmiennymi. Realizacja pierwszego celu implikuje wykorzystanie metod klasyfikacji, z kolei drugiego – metod regresyjnych. Prognozowanie należy do zagadnień zależności między zmiennymi.

W celu ustalenia zależności między zmiennymi najczęściej stosowana jest architektura wielowarstwowego perceptronu (MLP – ang. *Multilayer Perceptron*). Sieci MLP znalazły szerokie zastosowanie w różnych dziedzinach, w tym w ekonomii i finansach (na przykład do prognozowania trendów na giełdzie w pracy Ebrahimpoura i innych⁷, wyceny instrumentów pochodnych w pracy Morelli i innych⁸, oszacowania wpływu otoczenia makroekonomiczne-

⁶ Szoplík J., Zastosowanie metody sztucznych sieci neuronowych do prognozowania obciążenia sieci rurociągów do transportu gazu ziemnego. *Inż. Ap. Chem.*, 52, 6, ss. 572-574, 2013, http://inzynieria-aparatura-chemiczna.pl/pdf/2013-6/InzApChem_2013_6_572-574.pdf, dostęp z dnia 20.07.2015 r..

⁷ Ebrahimpoura R., Nikooc H., Masoudniad S., Yousefie M., Ghaemif M., *Mixture of MLP-experts for trend forecasting of time series: A case study of the Tehran stock exchange. International Journal of Forecasting*, nr 27 (3), ss. 804-816, 2011, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207010000920>, dostęp z dnia 07.09.2015 r.

⁸ Morelli M.J., Montagna G., Nicrosini O., Treccani M., Farina M., Amato P., *Pricing financial derivatives with neural networks. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*,

go na marketing w pracy Kitapcia i innych⁹ itd.). Główne zalety modelu sieci MLP, w porównaniu do innych modeli statystycznych, polegają na tym, że sieci mogą „nauczyć się” niemal dowolnej zależności między zmiennymi wejściowymi a wyjściowymi bez interwencji człowieka oraz mogą być używane dla przewidywania i kontroli złożonych układów nieliniowych¹⁰.

Alternatywę dla sieci MLP stanowią sieci realizujące regresję uogólnioną (GRNN)¹¹, opierające się na radialnej funkcji bazowej. Sieci te odniosły sukces w zastosowaniu do zagadnień technicznych, natomiast stosunkowo rzadko były stosowane w badaniach finansowo-ekonomicznych. Można do nich odnieść pracę Leung i innych¹², w której sieć typu GRNN została wykorzystana w celu prognozowania kursów walutowych, oraz prace Wittkemper i Steiner^{13,14} poświęcone ocenie systematycznego ryzyka inwestowania w akcje i optymalizacji portfela akcji. Z kolei według E. Gately sieci wykorzystujące finansowe szeregi czasowe najlepiej funkcjonują przy architekturze GRNN¹⁵.

Sieć MLP składa się z warstwy wejściowej, ukrytej i wyjściowej. Z matematycznego punktu widzenia sieć jest automatem skończonym, realizującym przetwarzanie zbioru wejściowych zmiennych (objaśniających) $x \in R^N$ (R^N jest przestrzenią liczb rzeczywistych) w zbiór zmiennych wyjściowych (objaśnianych) $y \in R^N$ za pomocą superpozycji nieliniowych funkcji jednej zmiennej oraz ich liniowej kombinacji¹⁶. Przedstawiona definicja związana jest z twierdzeniem Kołmogorowa, które udowadnia, że każdą ciągłą funkcję wielu

nr 338(1), ss. 160-165, 2004, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037843710400233X>, dostęp z dnia 17.01.2016 r.

⁹ Kitapcia O., Özekicioğlu H., Kaynarb O., Taştan S., *The Effect of Economic Policies Applied in Turkey to the Sale of Automobiles: Multiple Regression and Neural Network Analysis. Procedia – Social and Behavioral Sciences*, nr 148, ps. 653-661, 2014, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877042814039986>, dostęp z dnia 20.05.2015 r.

¹⁰ Aitkin M., Foxall R., *Statistical modelling of artificial neural networks using the multi-layer perceptron. Statistics and Computing*, nr 13, ss. 227-239, 2003, <http://link.springer.com/article/10.1023/A:1024218716736#page-1>, dostęp z dnia 20.05.2015 r.

¹¹ Specht D., *A generalized Regression Neural Network. IEEE Transactions on Neural Networks*, nr 2(6), ss. 568-576, 1991, <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=97934&isnumber=3109>, dostęp z dnia 02.05.2015 r.

¹² Leung M., Chen A., Daouk H., *Forecasting exchange rates using general regression neural networks. Computers & Operations Research*, nr 27, ss. 1093-1110, 2000, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054899001446>, dostęp z dnia 20.05.2015 r.

¹³ Wittkemper H., Steiner M., *Portfolio optimization with a neural network implementation of the coherent market hypothesis. European Journal of Operational Research*, nr 100, ss. 27-40, 1997, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221795003398>, dostęp z dnia 10.06.2015 r.

¹⁴ Wittkemper H., Steiner M., *Using neural networks to forecast the systematic risk of stocks. European Journal of Operational Research*, nr 90, ss. 577-589, 1996, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221795000992>, dostęp z dnia 10.06.2015 r.

¹⁵ Gately E., *Sieci neuronowe. Prognozowanie finansowe i projektowanie systemów transakcyjnych*, WIG-Press, Warszawa 1999.

¹⁶ Lapygin Y., Krylov V., Černāvskij A., *Ekonomičeskoe prognozirovanie*, EKSMO, Moskwa 2009, s. 216.

zmiennych można wyrazić za pomocą operacji superpozycji z wykorzystaniem jedynie funkcji dwóch zmiennych¹⁷, czyli:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{q=1}^{2n+1} h_q \left[\sum_{p=1}^n \varphi_q^p(x_p) \right] \quad (1.1)$$

gdzie funkcje $h_q(u)$ i $\varphi_q^p(x_p)$ – ciągłe, przy tym $\varphi_q^p(x_p)$ nie zależy od wyboru funkcji f ¹⁸. Twierdzenie Kołmogorowa określiło możliwość realizacji zależności o dowolnej złożoności przy użyciu stosunkowo prostej sieci neuronowej typu MLP.

Proces działania sieci MLP można opisać następująco. Każda zmienna x_j z warstwy wejściowej łączy się z każdym neuronem z warstwy ukrytej poprzez połączenia z wagami w_{ij} . Wartości te są następnie sumowane, na skutek czego powstaje sygnał s_i :

$$s_i = \sum_{j=1}^{N_{k-1}} w_{ij} \cdot x_j \quad (1.2)$$

Wewnątrz warstwy ukrytej różniczkowalna funkcja aktywacji, często jest to funkcja sigmoidalna ($f(s) = \frac{1}{1+e^{-s}}$), przekształca sygnał i wysyła wynik y_i ($y_i = f(s_i)$) do warstwy wyjściowej. Liczba neuronów w warstwie ukrytej jest wyznaczana przez założony z góry błąd aproksymacji, przy tym zależność między liczbą neuronów w warstwie ukrytej a dokładnością aproksymacji jest wprost proporcjonalna¹⁹.

Modyfikacja wag modelu odbywa się przy pomocy algorytmu optymalizacji i nazywa się uczeniem sieci. Ze względu na stosowanie w algorytmie wstecznej propagacji błędów metody najszybszego spadku, algorytm ten wymaga dużej liczby iteracji, co może wpłynąć na szybkość obliczeń. Przy tym niska wartość współczynnika uczenia γ może spowolnić zbieżność algorytmu, a jego zbyt wysoka wartość może przyczynić się do „przeskoczenia” minimum funkcji i wystąpienia oscylacji²⁰. Ponadto, algorytm może zatrzymać się w lokalnym niesatysfakcjonującym minimum. Algorytm wstecznej propagacji błędów omówiony został szczegółowo w podrozdziale 1.3.1.

Sieci GRNN, podobnie jak sieci oparte na algorytmie wstecznej propagacji błędów, potrafią aproksymować dowolną funkcjonalną zależność między zbiorem

¹⁷ Gorban' A.N., *Obobšennââ approksimacionnââ teorema i točnoe predstavlenie mnogočlenov ot neskol'kih peremennyh superpoziciâmi mnogočlenov ot odnogo peremennogo. Izvestiâ vysših učebnih zavedenij*, „Matematika”, nr 5 (432), 1998.

¹⁸ Gorban' A.N., *Funkcii mnogih peremennyh i nejronnye seti*, „Sorosovskij obrazovatelnyj žurnal”, nr 12, 1988, ss.105-112.

¹⁹ Obuchowicz A., *Optymalizacja architektury sieci neuronowych*, [w:] Nałęcz M. (red.), *Biocybernetyka i inżynieria biomedyczna 2000*, tom 6, Sieci neuronowe, Duch W., Korbicz J., Rutkowski L., Tadeusiewicz R. (red. tomu), Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa, 2000, ss. 323-367.

²⁰ Tadeusiewicz R., *op. cit.*, ss. 3-28.

zmiennych niezależnych i zależnych²¹. Niemniej jednak, sieci GRNN bardzo się różnią od MLP, bowiem reprezentują metody aproksymacji jądrowej. Sieć GRNN posiada dwie warstwy ukryte. Pierwsza warstwa składa się z neuronów radialnych, których liczba równa się liczbie obserwacji w zbiorze uczącym, innymi słowy, sieć *de facto* zapamiętuje zbiór wewnątrz siebie. Każdemu przypadkowi ze zbioru uczącego odpowiada funkcja jądrowa (dzwonowa) $K(x_j, x)$, która wyznacza pewne prawdopodobieństwo w każdym punkcie x przestrzeni. Najczęściej opisywaną w literaturze funkcją dzwonową jest funkcja Gaussa, rzadziej udokumentowane jest zastosowanie funkcji sklepanych (*spline functions*). Uważane jest, że zwiększenie liczby obserwacji zbioru uczącego poprawia aproksymację funkcji gęstości prawdopodobieństwa²². W drugiej warstwie ukrytej znajdują się neurony sumujące ważone wartości sygnałów z wyjść poprzedniej warstwy (podobnie jak w ukrytej warstwie MLP). Z kolei wagi zależą od odległości $d_j(x_j, x)$ między neuronem x_j a punktem x , w którym realizuje się estymację gęstości. Dlatego oszacowanie funkcji gęstości przyjmuje wygląd: $\hat{f}(x) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N K[d_j(x_j, x)]$. Im mniejsza jest ta odległość, tym większa waga przypisywana jest odpowiedniemu neuronowi. Tym samym sieci GRNN są wrażliwe na wybór metryki danych początkowych.

W warstwie wyjściowej dokonuje się operacji dzielenia, na skutek czego na wyjściu otrzymuje się średnią ważoną względem wszystkich par uczących. Druga warstwa ukryta ma zawsze o jeden neuron więcej niż warstwa wyjściowa. Biorąc pod uwagę, że w zagadnieniach regresji szacowana jest jedna zmienna wyjściowa, druga warstwa ukryta będzie zawierała dwa neurony.

Podsumowując powyższe, można zapisać wzór na estymator funkcji gęstości prawdopodobieństwa :

$$\hat{f}(x, y) = \frac{1}{2\pi^{(p+1)/2} \cdot \sigma^{(p+1)}} \cdot \frac{1}{N} \times \sum_{j=1}^N \exp\left[-\frac{d_j^2(x_j, x)}{2\sigma^2}\right] \cdot \exp\left[-\frac{(y_i - y)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (1.3)$$

gdzie:

$$d_j^2(x_j, x) = (x_j - x)^T \cdot (x_j - x),$$

T – operację transponowania,

p – kierunek wektora \bar{x} .

²¹ Rzempoluck E.J., *Neural Network Data Analysis Using Simulnet*, Springer Science & Business Media, 2012.

²² Borovikov V., *Nejronnye seti. Statistika Neural Networks. Metodologîa i tehnologii sovremenogo analiza dannyh*, Goryachyaya Liniya – Telekom, Moskva 2008.

Przeprowadzając przekształcenia opisane w pracy Specht²³ ostatecznie otrzymuje się:

$$\hat{f}_j(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N y_i \cdot \exp\left(-\frac{d_j^2(x_j, x)}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{j=1}^N \exp\left(-\frac{d_j^2(x_j, x)}{2\sigma^2}\right)} \quad (1.4)$$

Równanie (1.4) może być bezpośrednio zastosowane w obliczeniach numerycznych²⁴.

Sieć GRNN, w porównaniu do MLP, posiada zarówno zalety, jak i wady. Jej zaletą jest to, że proces uczenia się jest zazwyczaj szybszy niż w przypadku MLP. Z tym wiąże się jednak ich słabość, bowiem wymagają one dużo pamięci do przechowywania zbioru danych uczących. Jak widać, każda architektura ma swoje plusy i minusy, więc wybór między modelami powinien być oparty na porównaniu ilościowych kryteriów jakości prognoz.

1.3. Uczenie sieci neuronowych

„Odkrywany” wielokrotnie algorytm wstecznej propagacji błędów (BP – ang. *Back Propagation*) jest jedną z najbardziej znanych metod uczenia sieci neuronowych w trybie nadzorowanym. Po dziś dzień uważa się go za jeden z bardziej skutecznych algorytmów uczenia. Dobór wag w neuronach odbywa się przy użyciu gradientowych metod optymalizacji²⁵.

1.3.1. Metoda wstecznej propagacji błędu

Poniżej zostanie szczegółowo zaprezentowana zasada działania metody wstecznej propagacji błędów²⁶.

W procesie uczenia następuje minimalizacja funkcji błędu, która jest zdefiniowana jako suma kwadratów błędów na wyjściach sieci:

$$Q(n) = \sum_{i=1}^{N_L} \varepsilon_i^{(L)^2}(n) = \sum_{i=1}^{N_L} (d_i^{(L)}(n) - y_i^{(L)}(n))^2 \quad (1.5)$$

²³ Specht D., *op. cit.*

²⁴ *Ibidem.*

²⁵ Osowski S., *Sieci neuronowe do przetwarzania informacji*, Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, 2000, s. 43.

²⁶ Opis i wzory metody wstecznej propagacji błędów na podstawie Świąć A., Bilski J., praca pod redakcją Nałęcza M., *Biocybernetyka i inżynieria biomedyczna 2000*, Tom 6 sieci neuronowe, redaktorzy tomu: Duch W., Korbicz J., Rutkowski L., Tadeusiewicz R., Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, 2000, ss. 80-81.

W załączniku nr 1 zaprezentowano przykładowy fragment obliczeń wykonywanych w metodzie wstecznej propagacji błędów.

gdzie:

$Q(n)$ – funkcja błędu,

n – nr iteracji,

k – numer warstwy ($1 \dots L - 1$ – to warstwy ukryte, L – warstwa wyjściowa),

N_k – liczba neuronów w warstwie k ,

$\varepsilon_i^{(L)}(n)$ – różnica między wzorcową a faktyczną wartością wyjściową i -tego neuronu warstwy L (czyli wyjściowej), w n -tej iteracji,

$d_i^{(L)}(n)$ – wzorcowa wartość wyjściowa i -tego neuronu warstwy L (wyjściowej), w n -tej iteracji,

$y_i^{(L)}(n)$ – faktyczna wartość wyjściowa i -tego neuronu warstwy L (wyjściowej), w n -tej iteracji.

Modyfikacja wektorów wag odbywa się wg wzoru:

$$w_{ij}^{(k)}(n+1) = w_{ij}^{(k)}(n) + \mu \left(-\nabla_{ij}^{(k)}(n) \right) \quad (1.6)$$

gdzie:

$w_{ij}^{(k)}(n)$ – to waga j -tego wejścia w i -tym neuronie warstwy k -tej, w n -tej iteracji,

μ – jest współczynnikiem uczenia (najczęściej ustalonym z góry),

zaś $\nabla_{ij}^{(k)}(n)$, to odpowiadająca wadze $w_{ij}^{(k)}(n)$ składowa gradientu funkcji błędu postaci:

$$\begin{aligned} \nabla_{ij}^{(k)}(n) &= \frac{\partial Q(n)}{\partial w_{ij}^{(k)}(n)} = \frac{\partial Q(n)}{\partial e_i^{(k)}(n)} \frac{\partial e_i^{(k)}(n)}{\partial w_{ij}^{(k)}(n)} \\ &= \frac{\partial Q(n)}{\partial e_i^{(k)}(n)} x_j^{(k)} \end{aligned} \quad (1.7)$$

gdzie:

$e_i^{(k)}(n)$ – to całkowite pobudzenie i -tego neuronu k -tej warstwy w n -tej iteracji,

$x_j^{(k)}$ – to j -ty sygnał wejściowy neuronów k -tej warstwy.

Ponieważ połączenia w sieci zbudowane są na zasadzie „każdy z każdym”, we wszystkich neuronach danej warstwy sygnały wejściowe o tych samych numerach są identyczne (pochodzą z wyjścia tego samego neuronu poprzedniej warstwy).

Po wprowadzeniu oznaczenia:

$$\delta_i^{(k)}(n) = -0,5 \frac{\partial Q(n)}{\partial e_i^{(k)}(n)} \quad (1.8)$$

otrzymuje się:

$$\frac{\vartheta Q(n)}{\vartheta w_{ij}^{(k)}(n)} = -2 \delta_i^{(k)}(n) x_j^{(k)} \quad (1.9)$$

Po podstawieniu wzoru 1.9 do 1.7, a uzyskaną formułę do wzoru 1.6, przybiera on postać:

$$w_{ij}^{(k)}(n+1) = w_{ij}^{(k)}(n) + 2 \mu \delta_i^{(k)}(n) x_j^{(k)} \quad (1.10)$$

$\delta_i^{(k)}(n)$ oblicza się za pomocą dwóch wzorów. Dla neuronów warstwy wyjściowej czyni się to w następujący sposób:

$$\begin{aligned} \delta_i^{(L)}(n) &= -0,5 \frac{\vartheta Q(n)}{\vartheta e_i^{(L)}(n)} \\ &= (\text{po podstawieniu równania 1.5}) \\ &= -0,5 \frac{\vartheta (d_i^{(L)}(n) - y_i^{(L)}(n))^2}{\vartheta e_i^{(L)}(n)} \\ &= \varepsilon_i^{(L)}(n) \frac{\vartheta y_i^{(L)}(n)}{\vartheta e_i^{(L)}(n)} = e_i^{(L)}(n) f'(e_i^{(L)}(n)) \end{aligned} \quad (1.11)$$

W przypadku neuronów dowolnej warstwy ukrytej, $\delta_i^{(k)}(n)$ obliczany jest w poniższy sposób:

$$\begin{aligned} \delta_i^{(k)}(n) &= -0,5 \frac{\vartheta Q(n)}{\vartheta e_i^{(k)}(n)} \\ &= -0,5 \sum_{m=1}^{N_{k+1}} \frac{\vartheta Q(n)}{\vartheta e_m^{(k+1)}(n)} \frac{\vartheta e_m^{(k+1)}(n)}{\vartheta e_i^{(k)}(n)} \\ &= \sum_{m=1}^{N_{k+1}} \delta_m^{(k+1)}(n) w_{mi}^{(k+1)}(n) f'(e_i^{(k)}(n)) \\ &= f'(e_i^{(k)}(n)) \sum_{m=1}^{N_{k+1}} \delta_m^{(k+1)}(n) w_{mi}^{(k+1)}(n) \end{aligned} \quad (1.12)$$

W metodzie wstecznej propagacji błędów $\delta_i^{(k)}(n)$ oblicza się najpierw dla neuronów warstwy wyjściowej, a następnie dla neuronów kolejnych warstw ukrytych, rozpoczynając od ostatniej, a kończąc na pierwszej warstwie ukrytej. Taka kolejność obliczeń wynika bezpośrednio ze wzorów 1.11 i 1.12. Jak widać

wartość $\delta_i^{(k)}(n)$ obliczana jest na podstawie wartości $\delta_i^{(k+1)}(n)$, czyli w warstwie „wyższej”²⁷.

1.3.2. Momentowa metoda wstecznej propagacji błędów

Momentowa metoda wstecznej propagacji błędów (ang. *Momentum Back Propagation*), zwana w skrócie również metodą momentum²⁸, stanowi modyfikację klasycznej metody BP. W procesie zmiany wag występuje proporcjonalna do korekty danej wagi w poprzedniej iteracji bezwładność, czyli wspomniane momentum. Ma to na celu przyspieszenie procesu uczenia oraz zmniejszenie tendencji sieci do „utykania” w ekstremach lokalnych²⁹.

Wzór 1.10 w momentowej metodzie wstecznej propagacji błędów przyjmuje postać³⁰:

$$w_{ij}^{(k)}(n+1) = w_{ij}^{(k)}(n) + 2\mu\delta_i^{(k)}(n)x_j^{(k)} + \alpha[w_{ij}^{(k)}(n) - w_{ij}^{(k)}(n-1)] \quad (1.13)$$

gdzie:

α – to wspomniany współczynnik momentum.

1.4. Mierzenie jakości prognoz

Poniżej przedstawiono wybrane klasyczne miary jakości prognoz, które mogą być zastosowane dla oceny otrzymanych przyszłych wartości przy pomocy dowolnej metody dowolnego szeregu czasowego³¹.

Pierwszym z nich jest błąd średni (*Mean error, ME*):

$$ME = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - p_i)}{n} \quad (1.14)$$

gdzie:

y_i – oryginalna wartość szeregu czasowego,

p_i – wartość przewidziana,

n – liczba obserwacji w szeregu czasowym.

²⁷ Świąć A., Bilski J., *op. cit.*, s. 81.

²⁸ Gately E., *op. cit.*, s. 76.

²⁹ Świąć A., Bilski J., *op. cit.*, ss. 83-85.

W załączniku nr 1 zaprezentowano przykładowy fragment obliczeń wykonywanych w momentowej metodzie wstecznej propagacji błędów.

³⁰ Świąć A., Bilski J., *op. cit.*, s. 84.

³¹ Caldwell R., *Performance metrics for neural network-based trading system development*, „NeuroVest Journal”, 3(2), 22-26, March/April 1995, [cyt. za:] Tadeuszewicz R., Lula P. *Neuronowe metody analizy szeregów czasowych i możliwości ich zastosowań w zagadnieniach biomedycznych*, [w:] Nałęcz M. (red.), *Biocybernetyka i inżynieria biomedyczna 2000*, tom 6, Sieci neuronowe, Duch W., Korbicz J., Rutkowski L., Tadeuszewicz R. (red. tomu), Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa 2000, ss. 521-568.

Drugą miarą jest błąd średniokwadratowy (*Mean squared error, MSE*):

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - p_i)^2}{n} \quad (1.15)$$

Trzecią z nich jest średni bezwzględny błąd procentowy (*Mean absolute percent error, MAPE*).

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - p_i}{y_i} \right|}{n} \cdot 100, y_i \neq 0 \quad (1.16)$$

MAPE nie jest dobrą miarą oceny prognozy, jeśli analizowane wartości są mniejsze od 1. W takiej sytuacji niewielkie odchylenie prognozy od wartości oryginalnej szeregu czasowego przełożyłoby się na istotne zwiększenie wartości *MAPE* (znacznie ponad 100%). Biorąc te fakty pod uwagę, w badaniu uwzględniono średni błąd bezwzględny, który jest pozbawiony powyższych wad.

Następną miarą jest średni błąd bezwzględny (*Mean absolute error, MAE*):

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - p_i|}{n} \quad (1.17)$$

Kolejną miarę stanowi współczynnik korelacji, który służy do wyznaczenia siły oraz kierunku zależności między zmiennymi:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}) \cdot (p_i - \bar{p})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p})^2}}, \quad r \in [-1; 1] \quad (1.18)$$

gdzie:

\bar{y} – średnia z szeregu wartości oryginalnych,

\bar{p} – średnia z szeregu wartości przewidzianych.

Wreszcie współczynnik determinacji (*R*-kwadrat) określa, jaka część zmienności zmiennej objaśnianej została wyjaśniona przez model:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - p_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \quad R^2 \in [0,1] \quad (1.19)$$

CZEŚĆ I

**Wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych
w modelowaniu rynku walutowego**

2. Zmienne objaśniające modelu rynku walutowego oraz jego budowa przy użyciu ANN

Rynek walutowy uważany jest za stosunkowo trudny do modelowania. Spowodowane jest to w głównej mierze wysokim stopniem jego wrażliwości na niemalże nieprzewidywalne sytuacje, takie jak np. publiczne wystąpienia liderów politycznych, ale także i polityczne skandale. Mimo iż zazwyczaj zakłada się pozytywny wpływ tych pierwszych na wartość krajowej waluty³², w rzeczywistości obserwuje się liczne przypadki osłabienia kursu walutowego na skutek wypowiedzi prominentnych uczestników życia politycznego. Mogą one mieć przy tym zarówno celowy charakter, jak i być przejawem pomyłki. Jako przykład tej ostatniej posłużyć może wypowiedź George W. Busha z 2002 roku. Pełniący wówczas obowiązki prezydenta Stanów Zjednoczonych polityk, podczas konferencji prasowej w Tokio zamiast użyć słowa „deflacja”, powiedział „dewaluacja”. Wywołało to natychmiastowy ruch kursów walutowych na tokijskiej giełdzie. Inwestorzy zaczęli nagle i masowo sprzedawać jena co doprowadziło do osłabienia notowań waluty Kraju Kwitnącej Wiśni. Rynki wróciły do stanu wyjściowego dopiero po oficjalnym dementi ze strony rzecznika prezydenta USA oraz po interwencji rządu japońskiego.

2.1. Determinanty kursów walutowych

Opisane wystąpienia liderów politycznych stanowią jedynie niewielką część czynników wpływających na wartości kursów walut. Jednymi z podstawowych determinantów są z pewnością dane gospodarcze, szczególnie o charakterze makroekonomicznym. Do najczęściej rozważanych należą:

1. Agregaty makroekonomiczne, takie jak produkt krajowy brutto (PKB) oraz produkt narodowy brutto (PNB)³³;
2. Stopy procentowe³⁴;

³² Przyjęte zostało tu pewne uproszczenie, należy bowiem zauważyć że omawiany „pozytywny wpływ na wartość krajowej waluty” oznacza *de facto* jedynie jej umocnienie i nie powinien być utożsamiany z pozytywną sytuacją gospodarczą. W licznych przypadkach ekonomicznie uzasadnione jest celowe obniżanie notowań kursu walutowego, np. celem wzmocnienia eksportu oraz zahamowania importu. Wspomniane sytuacje są przedmiotem licznych badań oraz rozważań naukowych i nie będą one głębiej analizowane w dalszej części monografii.

³³ Uważa się, że wzrost wartości takich agregatów, jak PKB i PNB świadczy o dobrym stanie gospodarki kraju. Inwestycje zagraniczne oznaczają zazwyczaj zapotrzebowanie na narodową walutę. Podobne tendencje niesie ze sobą zwiększenie eksportu. Zazwyczaj wywołuje to wzrost notowań danej waluty. Więcej na ten temat odnaleźć można m.in. w Zając J., *Polski rynek walutowy w praktyce*, K.E. LIBER, 2001, ss. 183-184.

³⁴ Przy rozważaniu wpływu stopy procentowej na kurs walutowy wykorzystuje się zazwyczaj stopę realną (uwzględniającą wskaźnik inflacji) lub też różnicę między realnymi stopami procentowymi w kraju i za granicą. Często zwiększenie stóp procentowych wywołuje napływy

3. Inflacja – jej wzrost uważa się za czynnik stymulujący osłabienie waluty narodowej, gdyż konkurencyjność międzynarodowa kraju maleje. W konsekwencji może to doprowadzić do zmian w strukturze bilansu handlowego na niekorzyść eksportu³⁵;
4. Spekulacja jest jednym z czynników, który ma znaczący wpływ na zachowanie się kursów walut. Przeciwdziałać jej można między innymi poprzez prowadzenie przez rząd właściwej polityki podatkowej w obszarze inwestycji krótkoterminowych, jak również ustalenie przez bank centralny odpowiedniej polityki stóp procentowych (w stosunku do stóp zagranicznych)³⁶.

Należy w tym miejscu zwrócić uwagę na aspekt psychologiczny, powodujący zmianę kursu walutowego związaną z oczekiwaniami graczy rynkowych. Jeżeli znaczna ilość uczestników rynku walutowego nabeździe przekonanie co do przyszłego wzrostu wartości danej waluty, wówczas należy oczekiwać, iż wygenerują oni popyt, chcąc ją nabyć, póki kurs jest jeszcze atrakcyjny. Jednocześnie – z tym samych powodów – przewidywać można spadek podaży analizowanej waluty. Wzrost popytu połączony ze spadkiem podaży w oczywisty sposób stanie się powodem wzrostu kursu walutowego. Odwrotna sytuacja miałaby miejsce, gdyby uczestnicy rynku nabyli przekonania o przyszłym obniżeniu jego kursu. Zatem jednym z podstawowych mechanizmów spekulacji giełdowych jest przekonanie licznej grupy uczestników danego rynku co do przyszłych jego zmian. Zjawisko to często określane jest mianem „samospelniającej się przepowiedni”.

Badania autorstwa M. Duarte oraz A.C. Stockman potwierdziły istnienie zależności między pierwszym obserwowalnym ruchem na rynku walutowym (wzrostem albo spadkiem kursu) a zachowaniem uczestników tego rynku. Wykazano również, że wspomniane zachowanie rynku nie musiało być ściśle skorelowane ze zmianami wartości wskaźników makroekonomicznych. Zatem wystarczy jedynie zainicjować zmianę kur-

kapitału z zagranicy, co oczywiście prowadzi do wzmocnienia waluty krajowej. Zdarza się również, że obniżka stóp procentowych powoduje nie deprecjację, lecz również wzmocnienie kursu danej waluty. Jedną z przyczyn takiej sytuacji może być przewidywanie przez inwestorów dalszych obniżek stóp procentowych i zakup papierów dłużnych (a w konsekwencji napływ waluty obcej). Więcej odnaleźć można m.in. [w:] Zajac J., *op. cit.*, ss. 184-185, Bennett D., *Ryzyko walutowe*, Dom Wydawniczy ABC, 2000, ss. 24-25, Z. Grabowski, *Polityka pieniężna*, Wydawnictwo Wyższej Szkoły Przedsiębiorczości i Zarządzania im. Leona Koźmińskiego, 1999, ss. 73-74, Szpunar P., *Polityka pieniężna. Cele i warunki skuteczności*, Polskie Wydawnictwo Ekonomiczne, 2000, s. 234, Taylor F., *Rynki i opcje walutowe*, Oficyna Ekonomiczna, Dom Wydawniczy ABC, 2000, ss. 72-74, Wojciechowski I., *Opcje na wybrane instrumenty finansowe jako narzędzia ograniczające ryzyko*, Kantor Wydawniczy ZAKAMYCZE Oddział Domu Wydawniczego ABC Sp. Z o.o., 1999, ss. 29-31, REUTERS, *Rynek walutowy i pieniężny. Wprowadzenie*, Oficyna Ekonomiczna, Dom Wydawniczy ABC, 2001, s. 23.

³⁵ Bennett D., *Ryzyko walutowe*, Dom Wydawniczy ABC, 2000, s. 24.

³⁶ Rossi P., *Currency speculation and exchange rates*, 14th Conference of the Research Network Macroeconomics and Macroeconomic Policies (FMM), 2010.

sową, by rynek uwierzył, w którym kierunku zmiana ta będzie kontynuowana, a następnie sam tą ją sprokurował³⁷.

5. Polityka banku centralnego; jednym z jej instrumentów są interwencje na rynku walutowo-dewizowym. Zazwyczaj są one realizowane poprzez bezpośrednie transakcje z bankami komercyjnymi (zdarza się, że samo pytanie o kwotowanie powoduje zmianę kursu bez potrzeby bezpośredniej interwencji), transakcje realizowane przez brokera oraz poprzez inny, wybrany w tym celu bank³⁸.

Do innych instrumentów, pozostających pod kontrolą banku centralnego, zalicza się wprowadzanie lub wycofywanie z obrotu gospodarczego pieniądza banku centralnego, zmianę warunków tego procesu oraz wpływanie na warunki kredytowania³⁹.

2.2. Analiza techniczna

Opisane determinanty kursów walutowych w wielu przypadkach nie sprawdzają się w funkcji zmiennych objaśniających modelu zbudowanego przy użyciu ANN. Przyczyn takiego stanu rzeczy jest co najmniej kilka. Pierwszą z nich jest interwał między kolejnymi elementami takiego szeregu. Jeżeli prognoza rynkowa dokonywana jest przykładowo z jednodniowym horyzontem czasowym, to do jej przeprowadzenia w niewielkim stopniu mogą zostać użyte dane, które dostępne są z miesięcznym lub kwartalnym interwałem. Kolejnym zagadnieniem jest wyeliminowanie lub chociażby daleko idąca minimalizacja czynników subiektywnych w procesie projektowania i budowy zbioru zmiennych wejściowych. Takie elementy, jak przykładowo, sytuacja polityczna nie mogą być jednoznacznie ocenione. Ich ewaluacja ma zatem charakter subiektywny i nie tylko zależy od tego, kto taką ocenę przeprowadza, lecz również – a może i przede wszystkim – bywa ona różna w zależności od czasu jej dokonania. Ponieważ tworząc model należy bazować na danych archiwalnym, zatem koniecznym staje się dokonanie wspomnianej oceny *ex-post*, a ta może różnić się od tej wykonywanej *ex-ante* (co ma miejsce w przypadku wykorzystania zbudowanego modelu w praktyce biznesowej). Przykładowo ocena sytuacji politycznej, która miała miejsce rok temu jest zazwyczaj powiązana z wiedzą oceniającego, co do wpływu analizowanej sytuacji na późniejsze zachowanie rynku. Prawdopodobnie, gdyby ocena była dokonywana na bieżąco – to jest w omawianym przykładzie rok temu, jej wynik byłby inny.

Opisane powyżej problemy skutkują ograniczeniem możliwości szerokiego zastosowania opisanych determinantów kursu walutowego w charakterze zmiennych objaśniających modelu prognostycznego. Powoduje to konieczność

³⁷ Duarte M., Stockman A.C., *Rational Speculation and Exchange Rates*, NBER Working Papers, nr 8362, 2001, ss. 27-28.

³⁸ Zając J., *op. cit.*, ss. 192-195; Fedorowicz Z., *Polityka pieniężna*, Szkoła Główna Handlowa, Studia Finansowo-Bankowe, POLTEXT, 1999, s. 26.

³⁹ Dębski W., *Rynek finansowy i jego mechanizmy. Podstawy teorii i praktyki*, PWN, 2003, s. 63.

stworzenia zbioru wejściowego, opierając się na innym typie zmiennych objaśniających. Posłużyć można się w tym przypadku wskaźnikami analizy technicznej. Wskaźnik jest to rodzaj formuły matematycznej, której zastosowanie daje w wyniku wartość, która może zostać wykorzystana w celu prognozowania przyszłych zmian cen⁴⁰.

Sama analiza techniczna została w sposób dogłębny opisana w wielu pozycjach literatury przedmiotu. Obszar zainteresowania w niniejszej pracy będą stanowić szczególnie te jej wskaźniki, które mogą zostać wykorzystane w zagadnieniach prognozowania zarówno kursów walutowych, jak i opisanego w dalszej części opracowania rynku terminowego.

Często analizę techniczną określa się mianem samospełniającej się przepowiedni. W przypadku metod popularnie stosowanych przez inwestorów, często określanych mianem „prostych”, takie stwierdzenie wydaje się być wysoce uzasadnione. Oczywiście jest, że popularna technika prognostyczna, dostarczająca informacji o kierunku zmian rynku będzie powodowała, przy założeniu przekonania inwestorów do jej skuteczności, zajęcie przez nich odpowiednich pozycji rynkowych i tym samym wykreowaniu przez nich „przewidzianej” zmiany. Stosowanie metod o większym stopniu komplikacji – jakimi w chwili obecnej są np. modele ANN bazujące na wskaźnikach analizy technicznej, umożliwia natomiast dokonywanie prawdziwych prognoz, a zatem pozyskanie informacji wykraczających poza stan wiedzy większości pozostałych uczestników rynku.

Wskaźniki są często dzielone na trzy grupy⁴¹:

1. Śledzące trend – m.in.:

- średnie ruchome,
- MACD, histogram MACD,
- Directional System (system kierunkowy)⁴²,
- OBV – On-Balance Volume (równowaga wolumenu),⁴³
- A/D – Accumulation/Distribution (wskaźnik akumulacji/dystrybucji),

⁴⁰ Achelis S.B., *Analiza Techniczna od A do Z*, LT&P, 1998, s. 29.

⁴¹ Elder A., *Zawód inwestor giełdowy*, Oficyna Ekonomiczna, Dom Wydawniczy ABC, 2001, s. 147; Borowski K., *Wyznaczanie punktów zwrotnych indeksu WIG przy pomocy wybranych metod analizy czasowej*, Praca doktorska SGH 2002, s. 108.

⁴² System kierunkowy bazuje na wskaźnikach: +DI, -DI, ADX i ADXR. Ich twórcą jest W. Wilder. Opis wskaźników znajduje się m.in. w Elder A., *op. cit.*, ss. 164-170; Hartle T., *The Average Directional Movement Index (ADX)*, *Technical Analysis of Stocks & Commodities*, V.9:3, ss. 101-102.

Zmodyfikowany system kierunkowy (m.in. obliczany dla dowolnego przedziału czasowego oraz wykorzystujący częściej związki między wskaźnikami +DI, -DI oraz ADX, niż między +DI, -DI, a ADXR) przedstawiony został w artykule Drinka T.P., Kille S.L., *A modification of Wilder's directional movement system*, *Technical Analysis of Stocks & Commodities*, V.3:6, ss. 218-221.

⁴³ Opis wskaźnika OBV, porównanie dwóch metod jego użycia oraz formuła do obliczania wskaźnika w arkuszu kalkulacyjnym Excel firmy Microsoft przedstawione zostały [w:] Evens S., *On-Balance Volume*, *Technical Analysis of Stocks & Commodities*, V.17:5, ss. 234-240.

Matematyczny zapis wskaźnika OBV wraz z jego opisem znajduje się m.in. w artykule Sweeney J., *On-Balance Volume*, *Technical Analysis of Stocks & Commodities*, V.15:10, ss. 468-471.

- Ultimate Oscillator,⁴⁴
 - TRIX⁴⁵.
2. Pomagające rozpoznać punkty zwrotne – m.in.:
- oscylator stochastyczny,
 - RSI (wskaźnik siły względnej),
 - ROC (wskaźnik zmian),
 - Momentum,
 - Stochastic (oscylator stochastyczny),
 - Force Index (wskaźnik siły),
 - CCI – Commodity Channel Index (indeks kanału towaru)⁴⁶.
3. Oceniające nastrój na rynku – m.in.:
- New High-New Low Index (wskaźnik nowe maksimum – nowe minimum),
 - Put-Call Ratio,
 - Bullish Consensus (wskaźnik optymizmu),
 - Commitments of Traders (wskaźnik zaangażowania inwestorów),
 - Trader’s Index (wskaźnik inwestorów).

Powyższy zbiór wskaźników nie jest oczywiście kompletnym zestawieniem. Uwzględniona została w nim jedynie część bardziej popularnych wskaźników. Wiele innych nie przetrwało próby czasu i obecnie nie są już używane albo też wykorzystywane są stosunkowo rzadko⁴⁷.

2.3. Średnie ruchome

Jednymi z podstawowych, a zarazem najbardziej popularnych metod analizy technicznej są zmienne ruchome. Stanowią one „zwykłe” średnie, obliczone na

⁴⁴ Konstrukcja oscylatora została opisana w Williams L., *The Ultimate Oscillator*, Technical Analysis of Stocks & Commodities, V.3:4, ss. 140-141, Achelis S.B., *op. cit.*, ss. 161-163.

⁴⁵ Definicja i opis wskaźnika TRIX (ang. *Triple Exponential Smoothing*) wraz z wydrukiem programu do jego obliczania (w języku BASIC) znajduje się w artykule Hutson J.K., *Good Trix*, Technical Analysis of Stocks & Commodities, V.1:5, ss. 105-108.

Zmodyfikowany algorytm TRIX używający tzw. częstotliwość odcięcia eliminującą cykle krótsze od pewnej ustalonej wartości granicznej opisano w artykule Huston J.K., *TRIX: Triple Exponential Smoothing Oscillator*, Technical Analysis of Stocks & Commodities, V.2:3, ss. 91-93.

⁴⁶ Opis wskaźnika CCI znajduje się [w:] Star B., *The Commodity Channel Index*, Technical Analysis of Stocks & Commodities, V.10:2, ss. 67-74; Etzkorn M., *Oscylatory*, WIG-Press, 1999, ss. 106-107; Achelis S.B., *op.cit.*, ss. 88-89; Bott M., *Trend Alert! With The CCI*, The Commodity Channel Index, Technical Analysis of Stocks & Commodities, V.21:7, ss. 21-27.

⁴⁷ Gately E., *Cena i czas. Zarys metod analizy technicznej*, WIG-Press, 1999, s. 55.

Przykładem stosunkowo rzadko stosowanego obecnie wskaźnika jest wskaźnik kierunku rynku – M.D.I. (ang. *Market Direction Indicator*), którego opis wraz z wydrukiem programu do jego obliczania (w języku BASIC) znajduje się [w:] Lambert D.R., *The Market Direction Indicator Anticipating Moving Average Crossovers*, Technical Analysis of Stocks & Commodities, V.1:7, ss. 166-167.

przyjętym przedziale czasowym, które zostały przypisane do określonego punktu w czasie. Przykładowo, do obliczenia średniej pięcioelementowej przypisanej do dnia dzisiejszego użyć można bieżącej wartości kursu oraz notowań z czterech poprzednich dni. Cechą charakterystyczną średniej ruchomej jest jej przesuwanie się w czasie, w przytoczonym uprzednio przykładzie celem obliczenia średniej w dniu jutrzejszym należałoby użyć również pięciu danych, lecz z innych chwil czasowych, czyli notowania jutrzejszego, dzisiejszego oraz trzech kolejnych dni.

Istnieje wiele różnych typów średnich ruchomych. Ich nazwy w dużej mierze powiązane są ze wzorem użytym do ich obliczenia. Wśród najczęściej stosowanych wymienia się: (i) proste średnie ruchome, (ii) wykładnicze średnie ruchome, (iii) ważone średnie ruchome, (iv) zmienne średnie ruchome. W dalszej części rozdziału zaprezentowane zostaną w sposób skrótowy wzory służące ich obliczeniu⁴⁸.

2.3.1. Proste średnie ruchome

Do obliczenia prostych średnich ruchomych (SMA – ang. *Simple Moving Averages*) stosuje się formułę bazującą na średniej arytmetycznej (wzór 2.1). Każdy z elementów wchodzących w jej skład oddziałuje na wartość SMA z taką samą siłą. Może to stanowić pewien problem w przypadku analizy szeregów czasowych. Często z punktu widzenia analizy przyszłej wartości szeregu bardziej istotne wydają się być dane bliższe momentowi prognozy, a zatem nowsze dane. W takim przypadku należy rozważyć użycie innego typu średnich ruchomych.

$$SMA^n = \frac{\sum_{i=1}^n A_i}{n} \quad (2.1)$$

gdzie:

A_i – i-ty element prostej średniej,

n – długość prostej średniej ruchomej.

2.3.2. Wykładnicze średnie ruchome

Zaletą wykładniczych średnich ruchomych (EMA – ang. *Exponential Moving Averages*) jest zmniejszanie się w sposób wykładniczy udziału w wartości średniej wraz z oddalaniem się danych, na których średnia jest obliczana, od bieżącej chwili czasowej. Inaczej ujmując, czym dana jest starsza, tym w sposób wykładniczy w mniejszym stopniu oddziałuje na wartość EMA. Stanowi to pewne rozwiązanie problemu zasygnalizowanego podczas omawiania SMA. Definicję EMA prezentują wzory 2.2 i 2.3.

⁴⁸ Implementacja zaprezentowanych wzorów w arkuszu kalkulacyjnym Excel znajduje się m.in. w: Leszczyński Z., Jasiński T., *Inżynieria kosztów*, ODDK, 2015.

$$EMA_j^n = SMA^n \quad \text{dla } j = 1 \quad (2.2)$$

$$EMA_j^n = A_j k + EMA_{j-1}^n (1 - k) \quad \text{dla } j > 1 \quad (2.3)$$

gdzie:

EMA_j^n – to wartość średniej ruchomej w j-tej jednostce czasu obliczona na podstawie n jednostek czasu,

$$k = \frac{2}{n+1},$$

A_j – element, na podstawie którego obliczona została wykładnicza średnia ruchoma w j-tej jednostce czasu.

Należy jednak zauważyć, że nie zawsze i taka zależność opisuje w sposób optymalny zależności rynkowe. Należy zwrócić uwagę przykładowo na zależności o charakterze cyklicznym. Ich występowanie implikuje fakt, że korelacja między wartością prognozowaną, a wartością przeszłą może być najsilniejsza w przypadku danych o ustalonym opóźnieniu. Przykładowo, na wartość szeregu czasowego w piątek może mieć duży wpływ jego wartość z poprzedniego piątku.

2.3.3. Ważone średnie ruchome

Ważone średnie ruchome (WMA – ang. *Weighted Moving Averages*) umożliwiają, poprzez nadanie niemal dowolnych wag poszczególnym składowym, zbudowanie takiej zmiennej wejściowej, w której zaakcentowane zostaną dokładnie te elementy, których związek z prognozowaną chwilą czasową jest największy. Dowolność w doborze wag stanowi z jednej strony jedną z największych zalet WMA, z drugiej strony jest w pewnym sensie ich wadą. Nakłada to bowiem na osobę tworzącą model obowiązek samodzielnego odnalezienia charakteru tych zależności, a następnie odzwierciedlenia ich w wagach średniej kroczącej.

Sposób obliczenia WMA zaprezentowany został w formule 2.4.

$$WMA^n = \frac{\sum_{i=1}^n A_i w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (2.4)$$

gdzie:

n – długość przedziału, na którym obliczono ważoną średnią ruchomą,

A_i – element, na podstawie którego obliczona została średnia krocząca w i-tej jednostce czasu,

w_i – waga przyporządkowana elementowi o numerze i (A_i).

2.3.4. Zmienna średnia ruchoma typu VIDYA

Zaprezentowana w roku 1992 przez Chanda na łamach magazynu „Technical Analysis of Stock and Commodities” zmienna średnia ruchoma (VIDYA – ang. *Variable Index Dynamic Moving Averages*). Autor – oprócz zaprezentowania ogólnego wzoru swojej średniej – zaproponował też dwie jej odmiany –

krótszą i dłuższą. Formuły 2.5 oraz 2.6 ilustrują sposób obliczenia średnich typu VIDYA.

$$VIDYA_i^L = 0,078 \frac{\sigma_{13}}{6} A_i + (1 - 0,078 \frac{\sigma_{13}}{6}) VIDYA_{i-1}^L \quad (2.5)$$

$$VIDYA_i^S = 0,15 \frac{\sigma_{10}}{4} A_i + (1 - 0,15 \frac{\sigma_{10}}{4}) VIDYA_{i-1}^S \quad (2.6)$$

gdzie:

σ_n – odchylenie standardowe elementu A obliczone na podstawie n elementów,
 A_i – element, na podstawie którego obliczona została średnia krocząca w i -tej jednostce czasu.

2.3.5. Dobór długości średnich ruchomych

Długość przedziału, na którym zostaje obliczona średnia ruchoma jest złożonym zagadnieniem. Ponieważ *de facto* średnie służą jako pewnego rodzaju filtr, zmniejszający wpływ danych przypadkowych na wartość średniej, a zatem dostarczają one informacji na temat trendu panującego na rynku. W przypadku chęci wykrycia trendu konieczne jest zbudowanie średniej ruchomej obliczonej na właściwym, odpowiednio liczonym zbiorze danych bazowych. Takie podejście jest szczególnie dobrze widoczne w literaturze przedmiotu, która powszechnie postuluje używanie średnich ruchomych obliczonych na podstawie minimum ośmiu elementów (przy krótszych okresach może nastąpić utrata możliwości śledzenia trendu)⁴⁹.

2.4. Oscylator MACD oraz histogram MACD

MACD (ang. *Moving Average Convergence Divergence Oscillator*) jest wskaźnikiem autorstwa analityka, dyrektora finansowego oraz wydawcy magazynu „Systems and Forecasts” – Geralda Appela z Nowego Jorku. MACD to dwie linie: ciągła – zwana linią MACD oraz przerywana – zwana linią sygnału. Przecięcie tych linii wyznacza sygnały kupna i sprzedaży (kiedy linia MACD przecina od dołu linię sygnału – kupna, w przeciwnym wypadku – sygnał sprzedaży). Wartość MACD wyznacza się obliczając różnicę między 12- a 26-dniową EMA (ekwipotencjalną średnią ruchomą). Linia sygnału to wykres 9-dniowej EMA wyliczonej z MACD⁵⁰. Za pomocą wzorów linie MACD oraz sygnału definiuje się w sposób następujący⁵¹:

$$MACD = EMA^{n_1} - EMA^{n_2} \quad (2.7)$$

⁴⁹ Elder A., *op. cit.*, s. 152.

⁵⁰ *Ibidem*, ss. 155-157; Achelis S.B., *op. cit.*, s. 304.

⁵¹ Etzkorn M., *op. cit.*, s. 34; Elder A., *op. cit.*, s. 157.

$$\text{Linia sygnału} = \text{EMA}^{n_3} \text{ z MACD} \quad (2.8)$$

gdzie:

EMA^{n_1} – to np. 12-dniowa EMA,

EMA^{n_2} – jest np. 26-dniową EMA,

EMA^{n_3} – to np. wspomniana 9-dniowa EMA.

Wielu inwestorów, w celu optymalizacji wskaźnika MACD, dokonuje zmiany standardowej długości średnich ruchomych z wartości 12-26-9 na inne. Powszechnie stosowane są np. wielkości 5-34-7⁵².

Ograniczenie ilości fałszywych sygnałów kupna/sprzedaży generowanych przez wskaźnik MACD możliwe jest poprzez sprawdzenie, czy w okresie ostatnich n jednostek czasu, które poprzedzają przecięcie się linii MACD z linią sygnału nastąpiło przecięcie się ciągłej i przerywanej linii (czy wystąpił już sygnał zmiany pozycji). Jeżeli we wspomnianym okresie linie się nie przecięły, wówczas należy przypuszczać, że sygnał jest prawdziwy, w przeciwnym razie niebezpieczeństwo, że sygnał jest fałszywy wzrasta. Sugerowana długość wspomnianego przedziału to 14 dni⁵³.

Histogram MACD definiowany jest jako różnica między linią MACD, a linią sygnału. Wzrost wartości histogramu MACD oznacza większe szanse na wzrosty rynkowe (przewaga byków). Należy wówczas dokonać zakupu papieru wartościowego, szczególnie jeżeli histogram znajduje się poniżej swojej linii centralnej. Sytuacja przeciwna sugeruje spadki rynkowe (przewaga niedźwiedzi) i uznawana jest za sygnał do sprzedaży, szczególnie dobry, gdy histogram jest powyżej swojej linii centralnej⁵⁴.

Jeżeli histogram MACD i ceny poruszają się w kierunkach przeciwnych⁵⁵ może to oznaczać obniżenie entuzjazmu na rynku, a co za tym idzie osłabienie trendu. Jedną z zalecanych w takich sytuacjach strategii jest⁵⁶:

- kupowanie, gdy histogram zmienia charakter ze spadkowego na wzrostowy oraz umieszczenie zabezpieczającego zlecenia stop poniżej ostatniego dołka niższego rzędu,
- w sytuacji przeciwnej sprzedawanie oraz umieszczenie zabezpieczającego zlecenia stop powyżej ostatniego szczytu niższego rzędu.

Pojawiające się rzadko dywergencje między histogramem a ceną umożliwiają identyfikację głównych punktów zwrotnych⁵⁷.

⁵² *Ibidem*, s. 157.

⁵³ Star B., *The MACD Profit Alert*, Technical Analysis of Stocks & Commodities, V.16:12, ss. 589-592.

⁵⁴ Elder A., *op. cit.*, ss. 158-160.

⁵⁵ Sytuacje, w których ceny poruszają się w kierunku przeciwnym niż oscylatory opisane zostały m.in. [w:] McWhorter W.L., *Price/Oscillator Divergences*, Technical Analysis of Stocks & Commodities, V.12:1, ss. 45-48; Star B., *Hidden Divergence*, Technical Analysis of Stocks & Commodities, V.14:7, ss. 285-289.

⁵⁶ Elder A., *op. cit.*, s. 160.

⁵⁷ *Ibidem*, s. 161.

Histogram MACD jest również używany w celu redukcji liczby fałszywych sygnałów zmiany trendu, generowanych przez MACD. Szansa wystąpienia prawdziwego sygnału wzrasta, jeśli wartość histogramu w pewnej okolicy punktu zwrotnego jest odpowiednio mała. Jako wielkości optymalne literatura przedmiotu podaje przedziały $[+0,01, +0,15]$ i analogicznie $[-0,15, -0,01]$ ⁵⁸.

2.5. Oscylator RSI

RSI (ang. *Relative Strength Index* – wskaźnik siły względnej) jest to oscylator autorstwa J. W. Wildera Jr. Zaprezentowany został w roku 1978 (w czerwcowym magazynie „Commodities”), a następnie dokładnie opisany w wydanej w grudniu 1978 roku książce *New Concepts in Technical Trading Systems*. Ze względu na to, że w rzeczywistości wskaźnik ten nie dokonuje porównania siły względnej co najmniej dwóch papierów wartościowych, lecz pomiaru siły wewnętrznej jednego papieru, nazywany jest również indeksem siły wewnętrznej (ang. *Internal Strength Index*). Wartość indeksu oblicza się korzystając z formuły⁵⁹:

$$RSI^n = 100 - \frac{100}{1 + RS^n} \quad (2.9)$$

gdzie RS to wskaźnik siły względnej obliczony na przedziale n-elementowym przy użyciu wzoru:

$$RS^n = \frac{\text{średnia wartość wzrostów z } n \text{ elementów}}{\text{średnia wartość spadków z } n \text{ elementów}} \quad (2.10)$$

Odmianą wskaźnika RSI jest tzw. wygładzony RSI (w skrócie SRSI – ang. *Smoothed Relative Strength Index*). Wygładzeniu przy pomocy średnich ruchomych (najczęściej wykorzystuje się proste lub wykładnicze średnie ruchome) poddane są różnice w cenach zamknięcia przed obliczeniem klasycznego wskaźnika RSI⁶⁰.

Kolejną modyfikacją RSI stanowi wskaźnik RMI (ang. *Relative Momentum Index*). Jest to wskaźnik RSI obliczony nie dla impetu jednodniowego, lecz dla

⁵⁸ Star B., *The MACD Profit...* op. cit., s. 592; Leszczyński Z., Jasiński T., op. cit., s. 245.

⁵⁹ Elder A., op. cit., ss. 193-194; Gately E., op. cit., s. 58; Nowakowski J., Borowski K., *Normalizacja wskaźników analizy technicznej*, Studia i Prace Kolegium Zarządzania i Finansów, SGH 2003, zeszyt naukowy 29, s. 58; Achelis S.B., op. cit., ss. 100-102; REUTERS, *Analiza techniczna. Wprowadzenie*, Oficyna Ekonomiczna, Dom Wydawniczy ABC, 2001, s. 102; Tarczyński W., *Rynki kapitałowe. Metody ilościowe*, Vol. I, Agencja Wydawniczo-Poligraficzna „PLACET”, 2001, ss. 105-107.

⁶⁰ Opis wygładzonego wskaźnika RSI znajduje się [w:] Ehlers J.F., *The RSI Smoothed*, Technical Analysis of Stocks & Commodities, V.20:10, ss. 58-61.

impetu w okresie n jednostek czasu, czyli różnicy między bieżącą ceną zamknięcia, a ceną zamknięcia sprzed n jednostek czasu⁶¹.

Oprócz wymienionych powyżej, istnieje wiele innych odmian wskaźnika RSI, często bazujących na wszelkiego rodzaju średnich⁶². Wskaźnik ten stosowany jest często przez inwestorów w połączeniu ze średnimi ruchomymi oraz innymi wskaźnikami⁶³.

2.6. Model prognozujący kurs walutowy

Doświadczalnie wybrano próbę o trzynastu elementach. Okazała się ona być kompromisem między zyskami generowanymi przez strategię idealną (czym krótszy przedział, tym większe zyski), a jakością prognoz generowanych przez sieci neuronowe (czym większe n , tym mniejszy błąd predykcji). Dla mniejszych prób, w tym już dla próby o jedenastu elementach nie udało się wypracować zysków przy wykorzystaniu omówionego na początku rozdziału systemu transakcyjnego. Obliczona wartość umieszczona była w środku przedziału (w elemencie nr 7). Uniemożliwiło to wykorzystanie zmiennej wyjściowej opóźnionej o jedną jednostkę czasu, jako zmienną wejściową. Minimalne opóźnienie musiałoby wynosić siedem jednostek. Zmienna wejściowa o tak dużym opóźnieniu okazała się nie prowadzić do poprawy uzyskiwanych przez sieć wyników. Z tego powodu zrezygnowano z wprowadzania na wejście sieci neuronowych opóźnionego, przewidywanego szeregu czasowego. Umieszczenie obliczonej regresji nie pośrodku, lecz na końcu przedziału powodowało brak możliwości wypracowania zadowalających zysków przez system transakcyjny, nawet przy znajomości wartości prognozowanego szeregu czasowego.

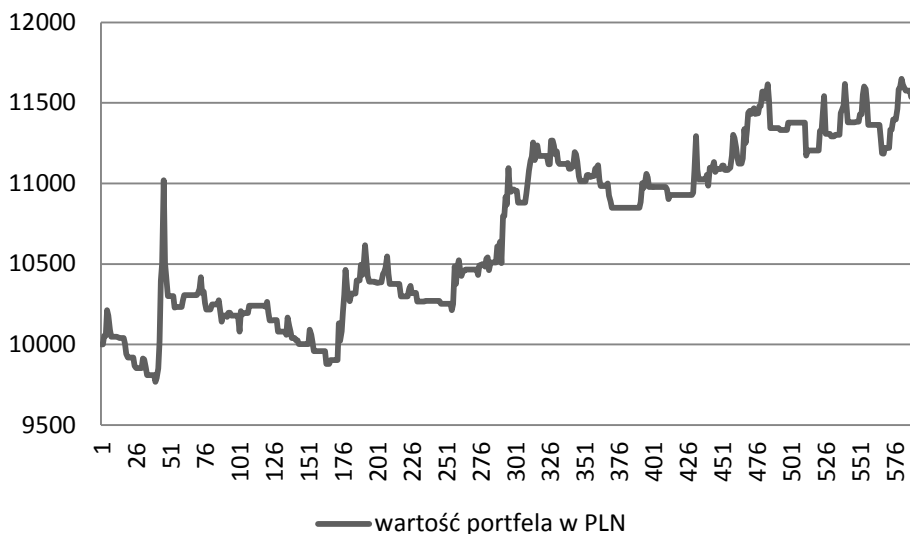
W wyniku badań uzyskano trzy sieci neuronowe, charakteryzujące się wynikami lepszymi niż w pozostałych wypadkach.

Pierwsza sieć bazowała na danych wejściowych w postaci $\ln((\text{kurs USD/PLN w dniu } t)/(\text{kurs USD/PLN w dniu } t-1))$ opóźnionego od 1 do 20 jednostek czasu. Użyta sieć posiadała architekturę trójwarstwową o odpowiednio 20, 17, 9 i 1 neuronach w kolejnych warstwach. Czerwona linia jest to regresja liniowa oszacowana na podstawie całego zbioru testowego (590 jednostek czasu).

⁶¹ Szczegółowy opis wskaźnika RMI oraz metody jego obliczania wraz z formułami dla arkusza kalkulacyjnego Excel opublikowany został przez twórcę RMI w artykule Altman R., *Relative Momentum Index: Modifying RSI*, Technical Analysis of Stocks & Commodities, V.11:2, ss. 57-60, skrótowy opis znajduje się również [w:] Etkorn M., *op. cit.*, ss. 113-114.

⁶² Opisy odmian wskaźnika RSI wraz z formułami do ich obliczania przeznaczonymi dla arkusza kalkulacyjnego Excel oraz programu Metastock przedstawione zostały [w:] Star B., *RSI Variations*, Technical Analysis of Stocks & Commodities, V.11:7, ss. 292-297.

⁶³ Gately E., *Cena i czas. Zarys metod analizy technicznej*, WIG-Press, 1999, ss. 60-61, Likhovidov V., *The Four Lines Trading System*, Technical Analysis of Stocks & Commodities, V.20:1, ss. 34-42.

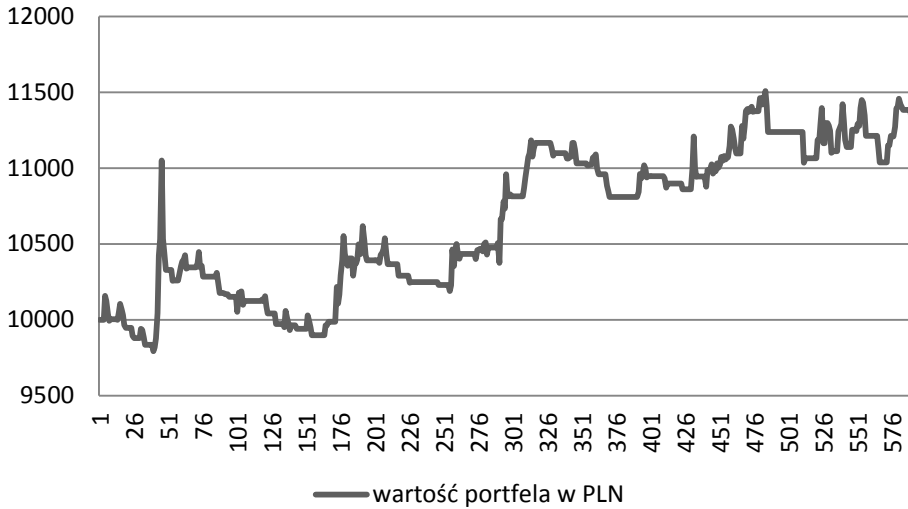


Rys. 2.1. Stan portfela inwestycji w kolejnych dniach dla strategii bazującej na ANN

Źródło: opracowanie własne.

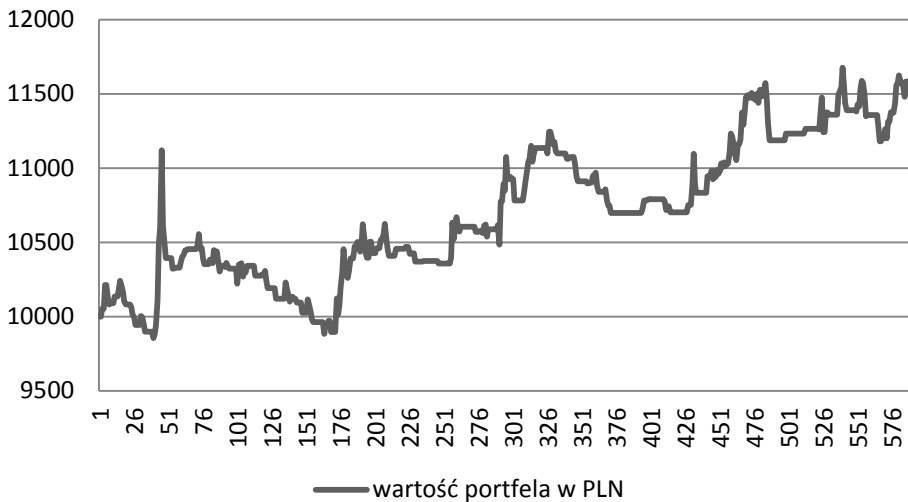
Pod koniec okresu testowego dysponowano kapitałem 11 474,58 PLN. Następnie celem określenia skuteczności stworzonego modelu wykorzystano roczne okno danych. Przesuwając je wzdłuż całego zbioru testowego, obliczono średni zysk przy założeniu rocznego horyzontu inwestycji. Jeżeli kapitał początkowy inwestycji wynosił 10 000 PLN, osiągnięto zysk w wysokości 747,83 PLN, przy odchyleniu standardowym równym 331,68. System transakcyjny oparty o tę sieć charakteryzował się najwyższym średnim zyskiem w okresie rocznym, w stosunku do innych sieci bazujących na zmiennej wyjściowej w postaci tangensa kąta nachylenia krzywej regresji liniowej. 99,1% okien czasowych generowało zyski.

W drugiej z wymienionych sieci dane wejściowe zostały wzbogacone o różnice między linią MACD, a linią histogramu opóźnione od 1 do 10 jednostek czasu. Nowa sieć posiadała architekturę 30-18-10-1. Końcowy zysk wyniósł 1 322,79 PLN, w 97,4% rocznych oknach czasowych osiągnięto wynik dodatni. Średni zysk wyniósł 689,55 PLN przy odchyleniu standardowym 295,41.



Rys. 2.2. Stan portfela inwestycji w kolejnych dniach dla strategii bazującej na ANN
Źródło: opracowanie własne.

Kolejna sieć neuronowa jako dane wejściowe zamiast wskaźnika MACD używała RSI. Liczba neuronów w kolejnych warstwach sieci wynosiła odpowiednio 30, 25, 12, 1. Stan portfela w ostatnim dniu okresu testowego wyniósł 11 520,56 PLN, średni zysk przy użyciu omówionego okna czasowego wyniósł 621,28 PLN, przy odchyleniu standardowym 208,56. Sieć ta okazała się być najlepsza pod względem procentowego udziału okien czasowych osiągających wartości dodatnie. W tym przypadku wyniósł on aż o 99,7%.



Rys. 2.3. Stan portfela inwestycji w kolejnych dniach dla strategii bazującej na ANN
Źródło: opracowanie własne.

2.7. Podsumowanie

Z badań opisanych w niniejszym rozdziale wynikają następujące wnioski:

- wartość kursu walutowego zależy od wielu czynników, zarówno ekonomicznych, jak i psychologicznych,
- kursy walutowe są podatne na spekulacje, które z kolei nie są łatwe do przewidzenia,
- właściwy dobór zmiennych wejściowych stanowi kluczowy element budowy poprawnie funkcjonującego modelu prognostycznego,
- dane fundamentalne często charakteryzują się zbyt małą zmiennością, by móc stanowić jedyny zbiór zmiennych objaśniających modelu,
- stworzenie precyzyjnego modelu opartego o ANN wymaga zbudowania właściwego zbioru zmiennych wejściowych, wykorzystując narzędzia analizy technicznej,
- ANN są narzędziem, które z powodzeniem może być (i jak pokazuje praktyka już jest) stosowane w zagadnieniach z dziedziny ekonomii. W szczególności pełni ono rolę metody pomocniczej i uzupełniającej przy podejmowaniu decyzji finansowych.

3. Dyskretna transformata falkowa oraz jej zastosowanie w procesie optymalizacji modelu prognostycznego na rynku walutowym

Dyskretna transformata falkowa (w skrócie DWT – ang. *Discrete Wavelet Transform*) uważana jest za narzędzie umożliwiające znaczne zwiększenie jakości prognoz uzyskiwanych przy wykorzystaniu sieci neuronowych⁶⁴. DWT można uznać za szereg filtrów pasmowych. Z szeregu bazowego dokonuje się ekstrakcji składowych o różnych częstotliwościach⁶⁵.

Warto podkreślić podstawową różnicę między dyskretną transformatą falkową a dyskretną transformatą Fouriera (w skrócie DFT – ang. *Discrete Fourier Transform*). W pierwszej z wymienionych sygnały są umiejscowione w czasie i częstotliwości, podczas gdy w drugiej jedynie w częstotliwości. Dlatego też DWT uważana jest za „krok naprzód” oraz narzędzie wnoszące nową jakość w stosunku do DFT⁶⁶.

DWT w zagadnieniach ekonomicznych wykorzystywana jest zarówno wraz z sieciami neuronowymi, innymi metodami predykcji szeregów czasowych oraz jako samodzielne narzędzie⁶⁷.

⁶⁴ Lula P., *Jednokierunkowe sieci neuronowe w modelowaniu zjawisk ekonomicznych*, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej w Krakowie, 1999, ss. 159-164.

⁶⁵ Tadeusiewicz R., Lula P., praca pod redakcją Nałęcz M., *Biocybernetyka i inżynieria biomedyczna 2000*, Tom 6 sieci neuronowe, redaktorzy tomu: Duch W., Korbicz J., Rutkowski L., Tadeusiewicz R., Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, 2000, s. 537.

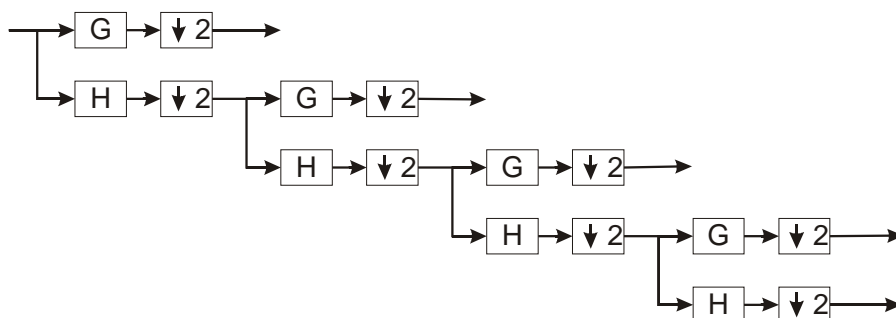
⁶⁶ Chan K.P., Fu A.W., *Efficient Time Series Matching by Wavelets. In Proceedings of International Conference on Data Engineering (ICDE '99)*, Sydney, March 1999, Ciocoiu I.B., *Chaotic Time Series Prediction Using Wavelet Decomposition*, Technical University Iasi, EUFIT'97 – 5th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing, September 08-11, 1997, Li X., Dong S., Yuan Z., *Discrete wavelet transform for tool breakage monitoring*, „International Journal Machine Tools & Manufacture” 39, 1999, s. 1935.

⁶⁷ Opis użycia DWT wraz ze sztucznymi sieciami neuronowymi znajduje się m.in. [w:] Lula P., *op. cit.*, Nałęcz M. (red.), *Biocybernetyka i inżynieria biomedyczna 2000*, tom 6, Sieci neuronowe, Duch W., Korbicz J., Rutkowski L., Tadeusiewicz R. (red. tomu), Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa, 2000; Zhang B.-L., Coggins R., Jabri M.A., Dersch D., Flower B., *Multiresolution Forecasting for Futures Trading Using Wavelet Decompositions*, IEEE Transactions On Neural Networks, Vol. 12, nr 4, lipiec 2001.

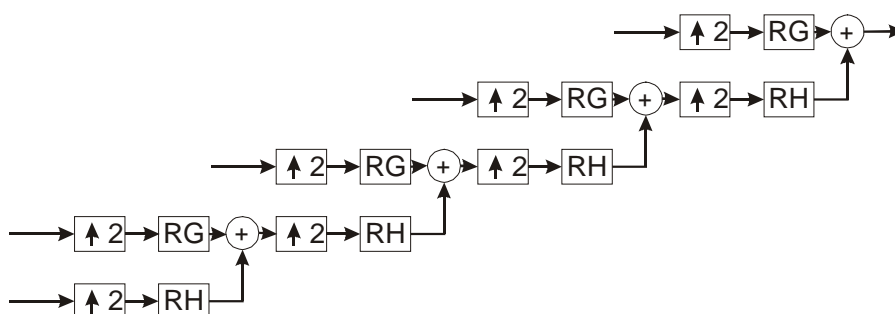
Zastosowania DWT niezwiązane ze sztucznymi sieciami neuronowymi opisane zostały m.in. [w:] Yogo M., *Measuring Business Cycles: Wavelet Analysis of Economic Time Series*, Working Papers, August 23, 2003, <http://www.people.fas.harvard.edu/~yogo/papers/Wavelet082303.pdf> (dostęp z dnia 16.01.2004 r.); Renaud O., Starck J.-L., Murtagh F., *Wavelet-based Forecasting of Short and Long Memory Time Series*, Department of Econometrics, Universite de Geneve, Working Papers, May 2002, http://www.unige.ch/ses/metri/cahiers/2002_04.pdf (dostęp z dnia 16.01.2004 r.); Lee H.S., *Price and Volatility Spillovers in Stock Markets: A Wavelet Analysis*, Department of Economics, Sogang University, 2001 Econometric Society Australasian Meeting, 2001, http://www.econometricsociety.org/meetings/am01/content/presented/papers/lee_hs.pdf (dostęp z dnia 16.01.2004 r.); Lee H.S., *International Transmission of Stock Market Movements: A Wavelet Analysis on MENA Stock Markets*, Department of Economics, Sogang University, October

3.1. Analiza wieloczęstotliwościowa

W zagadnieniach związanych w predykcją rynkową często stosuje się analizę wieloczęstotliwościową (w skrócie MA – ang. *Multiresolution Analysis*).



Rys. 3.1. Zespół filtrów dokonujący analizy szeregu czasowego
Źródło: Białasiewicz J.T., *op. cit.*, s. 105.



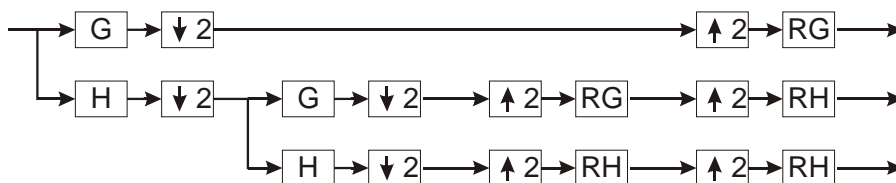
Rys. 3.2. Zespół filtrów dokonujący syntezy szeregu czasowego
Źródło: Białasiewicz J.T., *op. cit.*, s. 105.

DWT realizującą wspomnianą analizę to w rzeczywistości kaskadowa struktura filtrów dolnoprzepustowych i górnoprzepustowych. W zależności od częstotliwości, jakie należy wydzielić z szeregu bazowego, struktura ta ma różną budowę. Zazwyczaj dokonuje się podziału na pasma o częstotliwościach: $N/2 - N$, $N/4 - N/2$, $N/8 - N/4$ itd., gdzie N to długość analizowanego szeregu (częstotliwość N zwana jest również częstotliwością Nyquista). Rysunek 3.1 pokazuje zespół filtrów realizujący wspomnianą dekompozycję, a rysunek 3.2 rekonstrukcję szeregu czasowego. W każdym kolejnym etapie po dokonaniu filtracji następuje zmniejszenie (w procesie analizy) częstotliwości próbkowania o połowę⁶⁹.

2001, ERF's Eighth Annual Conference, Cairo, Egypt, January 2002, http://www.erf.org.eg/html/Finance_8th/InternationalTransmission-HahnShikLee.pdf (dostęp z dnia 16.01.2004).

⁶⁹ Tadeusiewicz R., Lula P., *Neuronowe metody analizy szeregów czasowych i możliwości ich zastosowań w zagadnieniach biomedycznych* [w:] Nałęcz M. (red.), *Biocybernetyka i inżynieria*

W celu pozyskania z szeregu pierwotnego składowych przydatnych w procesie budowania modelu bazującego na sztucznych sieciach neuronowych, po użyciu transformaty falkowej dokonuje się osobnej rekonstrukcji każdego z pasm. Dzięki temu, w celu uzyskania sygnału pierwotnego wystarczy następnie dokonać jedynie zsumowania wszystkich pasm. Proces analizy oraz syntezy każdego z pasm osobno pokazany został na rysunku 3.3⁷⁰.



Rys. 3.3. Zespół filtrów dokonujący analizy sygnału i rekonstrukcji każdego pasma osobno

Źródło: Sanchez S.G., Prelcic N.G., Galan S.J.G., *op. cit.*, s. 119.

Każdy z uzyskanych nowych szeregów czasowych jest następnie wykorzystywany jako zmienna wyjściowa w sieci neuronowej. Ze względu na wspomnianą już wcześniej możliwość osiągnięcia przez sieci zadowalających wyników przy prognozowaniu zazwyczaj tylko jednej zmiennej wyjściowej, oznacza to konieczność budowy osobnego modelu sieci dla każdego z wydzielonych z szeregu bazowego pasm⁷¹.

Istotnym zagadnieniem, jest wybór falek użytych w procesie filtrowania sygnału. Do bardziej popularnych rodzin falek należą^{72,73}:

- Haara,
- Daubechiesia,
- Biorotogonalne,
- Gabora,
- Meyera,
- Morleta,
- meksykański kapelusz.

biomedyczna 2000, tom 6, Sieci neuronowe, Duch W., Korbicz J., Rutkowski L., Tadeusiewicz R. (red. tomu), Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa, 2000, s. 537; Białasiewicz J.T., *Falki i Aproksymacje*, Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, 2000, ss. 104-105, 117; Hawwar Y.M., Reza A.M., Turney R.D., *Filtering (Denoising) in the Wavelet Transform Domain*, Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of Wisconsin, Core Solutions Group, Xilinx, s. 3; Pateropoulos C., *A Low Complexity Compression Scheme for Neural Data*, EECS 651 Final Report: Source Coding Theory, Winter, 2003, s. 3.

⁷⁰ Sanchez S.G., Prelcic N.G., Galan S.J.G., *Uvi_Wave (v 3.0) Wavelet Toolbox*, Grupo de Teoria de la Senal, Universidad de Vigo, s. 119.

⁷¹ Lula P., *op. cit.*, s. 69.

⁷² Jasiński T., *Zastosowanie dyskretnej transformaty falkowej do poprawy wyników uzyskiwanych przez sztuczne sieci neuronowe*, Studia i Prace Kolegium Zarządzania i Finansów, SGH, 2004, zeszyt naukowy 48, s. 26.

⁷³ Szczegółowe omówienie falek znajduje się [w:] Białasiewicz J.T., *op. cit.*

Oprócz wskazania rodziny falek, należy dokonać wyboru konkretnej falki. Nie istnieją obecnie uniwersalne metody wyboru optymalnej dla danego problemu falki. Najczęściej poszukuje się tej najlepszej eksperymentalnie⁷⁴. W literaturze odnaleźć można przykłady ekonomicznych zastosowań wielu różnych falek⁷⁵. Wybór tej optymalnej to zajęcie dość pracochłonne (uwzględniając czas potrzebny na budowę modeli sieci neuronowych), lecz zazwyczaj konieczne do otrzymania zadowalających wyników⁷⁶.

3.2. Budowa modelu ANN

Testom poddano sieci bazujące na szeregach uzyskanych przy wykorzystaniu dyskretnej transformaty falkowej, bazującej na falkach:

- Haara,
- Daubechiesa,
- Biorotogonalnych⁷⁷.

Dla każdej z badanych falek dokonano rozkładu czwartego, szóstego i ósmego stopnia. Po uzyskaniu prognoz każdego z wydzielonych pasm, dokonano ich zsumowania, uzyskując w ten sposób prognozę szeregu pierwotnego.

Początkowo podjęto próby prognozy zmiennej wyjściowej w postaci tangensa kąta nachylenia krzywej regresji liniowej, obliczonej na podstawie próby o trzynastu elementach. We wszystkich przypadkach nie udało się osiągnąć zysków w systemie transakcyjnym.

W kolejnym etapie testom poddano sieci prognozujące bezwzględną wartość kursu USD/PLN. Podczas badań nie udało się osiągnąć zadowalających rezultatów w przypadku sieci neuronowych bazujących na szeregach uzyskanych w wyniku DWT, bazujących na falkach Haara.

W przypadku falek Daubechiesa zadowalające zyski udało się wypracować przy rozkładzie szóstego stopnia bazującym na falce Daubechies 8. Dla zbioru testowego (o liczebności 590 próbek) osiągnięty został zysk w wysokości 16,7%. W celu określenia skuteczności stworzonego modelu wykorzystano roczne okno danych. Przesuwając je wzdłuż całego zbioru testowego, obliczono średni zysk przy założeniu rocznego (równego wielkości okna) horyzontu inwestycji. Jeżeli by przyjąć, że kapitał początkowy inwestycji wynosił 10 000 PLN, wypracowany został zysk w wysokości 122,34 PLN przy odchyleniu standardowym równym 472,51. Sugeruje to, że roczny horyzont inwestycji jest zbyt krótki. Analogiczne symulacje zostały przeprowadzone dla dwuletniego okna czasowego. Pozwoliło to na uzyskanie zauważalnie lepszych wyników. Średni

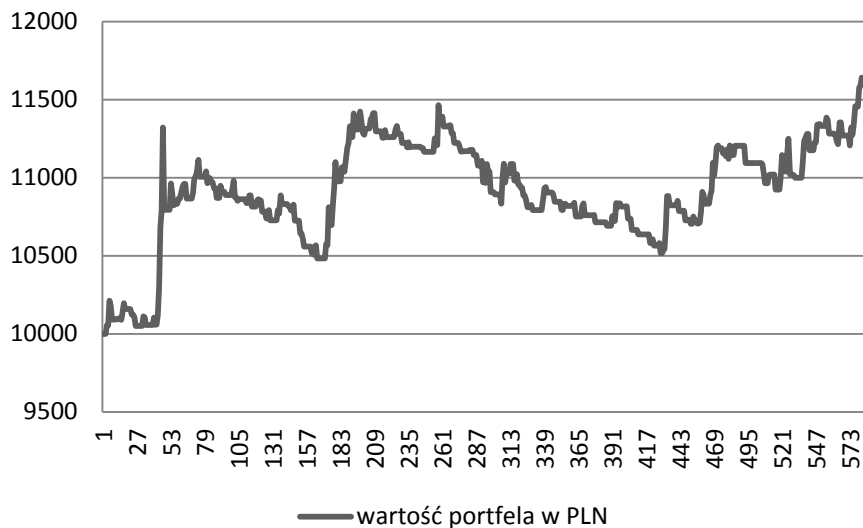
⁷⁴ Yogo M., *op. cit.*, s. 4.

⁷⁵ Toulson D.L., Toulson S.P., *A Trading System for FTSE-100 Futures Using Neural Networks and Wavelets*, BNP Working Paper in Financial Economics Series (3) September 1997.

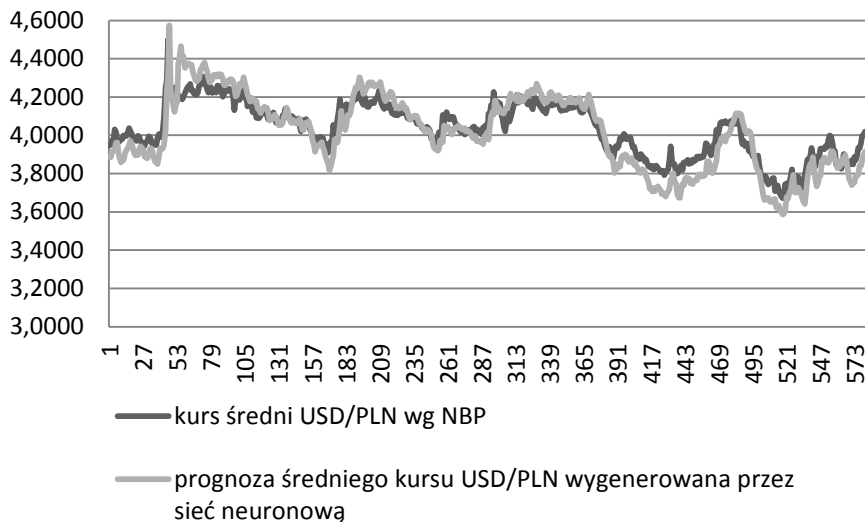
⁷⁶ Jasiński T., *Zastosowanie dyskretnej transformaty...*, *op. cit.*, s. 26.

⁷⁷ W załącznikach 2-5 zaprezentowano przykładowe rozkłady podczęstotliwościowe kursu walutowego dokonane przy użyciu testowanych falek.

zysk wyniósł 724,96 PLN, a odchylenie standardowe 285,52. W 89,6% okien czasowych odnotowano dodatni wynik (zysk)⁷⁸.



Rys. 3.4. Stan portfela inwestycji w kolejnych dniach dla strategii bazującej na ANN opartych o falkę Daubechies 8
Źródło: opracowanie własne.



Rys. 3.5. Średni kurs USD/PLN wg NBP oraz jego prognoza uzyskana przy zastosowaniu sieci neuronowej opartej o falkę Daubechies 8
Źródło: opracowanie własne.

⁷⁸ Jasiński T., *Zastosowanie dyskretnej transformaty...*, op. cit., s. 30.

Rysunek 3.4 prezentuje wartość portfela inwestycji w przeliczeniu na PLN. Jeżeli w danym dniu inwestor posiadał USD, zostały one przeliczone wg średniego kursu NBP na PLN.

Na rysunku 3.5 przedstawiono średni kurs USD/PLN wg NBP oraz jego prognozę uzyskaną przy zastosowaniu omawianej sieci neuronowej.

Jako zmienne wejściowe sieci neuronowych zastosowanych do prognozy poszczególnych składowych częstotliwościowych kursu USD/PLN użyto:

Składowa d1:

- $\ln((\text{kurs USD/PLN w dniu } t)/(\text{kurs USD/PLN w dniu } t-1))$ opóźniony od 1 do 8 jednostek czasu,
- różnice między linią MACD, bazującą na EMA o długościach (5-34) a linią histogramu (EMA o długości 7) opóźnione o 1 i 2 jednostki czasu.

Składowa d2:

- $\ln((\text{kurs USD/PLN w dniu } t)/(\text{kurs USD/PLN w dniu } t-1))$ opóźniony od 1 do 8 jednostek czasu,
- różnice między linią MACD, bazującą na EMA o długościach (5-34) a linią histogramu (EMA o długości 7) opóźnione o 1 i 2 jednostki czasu.

Składowa d3:

- różnice kursu USD/PLN w dniu t i $t-1$ opóźnione od 1 do 5 jednostek czasu,
- RSI opóźniony o 1 jednostkę czasu,
- WIBOR T/N opóźniony o 3 i 4 jednostki czasu.

Składowa d4:

- różnice kursu USD/PLN w dniu t i $t-1$ opóźnione od 1 do 6 jednostek czasu,
- różnice między linią MACD, bazującą na EMA o długościach (5-34) a linią histogramu (EMA o długości 7) opóźnione o 1,2 i 3 jednostki czasu.

Składowa d5:

- różnice kursu USD/PLN w dniu t i $t-1$ opóźnione od 1 do 7 jednostek czasu,
- SMA 8-dniową opóźnioną o 1 jednostkę czasu,
- SMA 16-dniową opóźnioną od 1 do 4 jednostek czasu.

Składowa d6:

- różnice kursu USD/PLN w dniu t i $t-1$ opóźnione od 1 do 6 jednostek czasu,
- różnice między linią MACD, bazującą na EMA o długościach (5-34) a linią histogramu (EMA o długości 7) opóźnione o 1, 2 i 3 jednostki czasu.

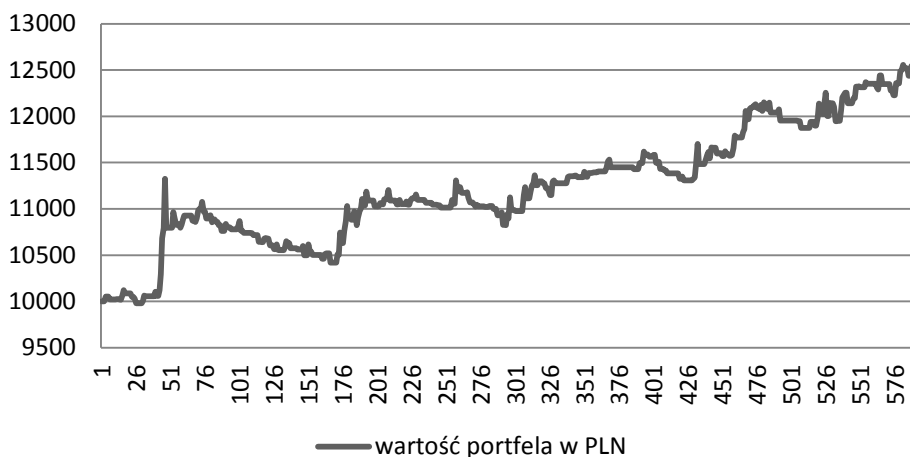
Składowa a6:

- EMA 5-dniowe opóźnione od 1 do 10 jednostek czasu,
- SMA 16-dniową opóźnioną o 1 jednostkę czasu.

Dla falek o mniejszym stopniu regularności, jak i dla rozkładów mniejszych niż szóstego stopnia, wyniki nie były zadowalające. Co prawda udawało się wypracować niewielkie zyski, jednak ze względu na to, że nie przekraczały one 2% w okresie dwuletnim, uznano je za niewystarczające.

Najlepsze wyniki osiągnięto dla DWT bazującej na falkach biortogonalnych, w szczególności na falce biortogonalnej 6/8. Udało się osiągnąć 25,1% zysku dla wspomnianego zbioru testowego (590 próbek). Średni zysk dla rocznego okna i kapitału początkowego inwestycji równego 10 000 PLN wyniósł 826,03 PLN przy odchyleniu standardowym równym 302,52. Na uwagę zasługuje fakt, że dla 99,7% okien czasowych zanotowano zyski⁷⁹.

Rysunek 3.6 prezentuje wartość portfela inwestycji w przeliczeniu na PLN. Jeżeli w danym dniu inwestor posiadał USD, zostały one przeliczone wg średniego kursu NBP na PLN.

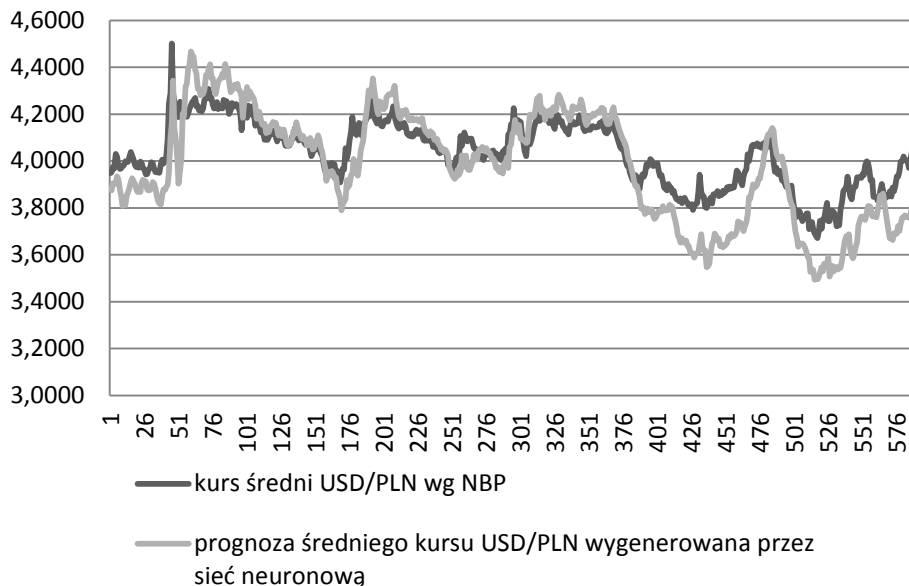


Rys. 3.6. Stan portfela inwestycji w kolejnych dniach dla strategii bazującej na ANN opartych o falę biortogonalną 6/8

Źródło: opracowanie własne na podstawie: Jasiński T., *Sztuczna inteligencja w MSP, Nierówności społeczne a wzrost gospodarczy. Spójność społeczno-ekonomiczna a modernizacja gospodarki*, zeszyt 17, 2010, s. 169.

Rysunek 3.7 pokazuje średni kurs USD/PLN wg NBP oraz jego prognozę, uzyskaną przy zastosowaniu omawianej sieci neuronowej.

⁷⁹ Jasiński T., *The choice of a proper output variable in a forecasting model based on ANN*, [w:] Szablewski T.A., Jasiński T. (red.) *Different Dimensions of Microeconomic Competitiveness*, Wydawnictwo Politechniki Łódzkiej, Łódź, 2008, s. 98.



Rys. 3.7. Średni kurs USD/PLN wg NBP oraz jego prognoza, uzyskana przy zastosowaniu sieci neuronowej opartej o falkę biortogonalną 6/8

Źródło: opracowanie własne.

Jako zmienne wejściowe sieci neuronowych zastosowanych do prognozy poszczególnych składowych częstotliwościowych kursu USD/PLN użyto:

Składowa d1:

- różnice kursu USD/PLN w dniu t i $t-1$ opóźnione od 1 do 8 jednostek czasu.

Składowa d2:

- różnice kursu USD/PLN w dniu t i $t-1$ opóźnione od 1 do 8 jednostek czasu.

Składowa d3:

- różnice kursu USD/PLN w dniu t i $t-1$ opóźnione od 1 do 5 jednostek czasu,
- RSI opóźniony o 1 jednostkę czasu,
- WIBOR T/N opóźniony o 3 i 4 jednostki czasu.

Składowa d4:

- różnice kursu USD/PLN w dniu t i $t-1$ opóźnione od 1 do 6 jednostek czasu,
- różnice między linią MACD, bazującą na EMA o długościach (5-34) a linią histogramu (EMA o długości 7) opóźnione o 1, 2 i 3 jednostki czasu.

Składowa d5:

- różnice kursu USD/PLN w dniu t i $t-1$ opóźnione od 1 do 7 jednostek czasu,
- SMA 8-dniową opóźnioną o 1 jednostkę czasu,
- SMA 16-dniową opóźnioną od 1 do 4 jednostek czasu.

Składowa d6:

- różnice kursu USD/PLN w dniu t i $t-1$ opóźnione od 1 do 6 jednostek czasu,
- różnice między linią MACD, bazującą na EMA o długościach (5-34) a linią histogramu (EMA o długości 7) opóźnione o 1, 2 i 3 jednostki czasu.

Składowa a6:

- EMA 5-dniową opóźnioną od 1 do 10 jednostek czasu,
- SMA 16-dniową opóźnioną o 1 jednostkę czasu.

Należy zwrócić uwagę, że prognoza bezwzględnych wartości kursu w obydwu przypadkach obarczona jest dużym błędem.

Najlepszą siecią neuronową okazała się być ostatnia z zaprezentowanych. Uzyskała ona największy zysk w systemie transakcyjnym na końcu zbioru testowego. Również mierzona rocznym oknem czasowym skuteczność sieci okazała się być największa (taką samą skuteczność, przy niższym zysku, uzyskała jedna z sieci omówionych w rozdziale 2).

3.3. Podsumowanie

Badania opisane w rozdziale 3 stanowiły rozwinięcie prognoz z rozdziału 2. Zastosowanie DWT przyczyniło się do polepszenia jakości uzyskiwanych prognoz. Z przeprowadzonych w rozdziale 3 badań empirycznych wynikają następujące wnioski:

- najlepsze wyniki zostały uzyskane przez model bazujący nie na pojedynczej sieci neuronowej, lecz na wynikach otrzymanych przy użyciu aż siedmiu sieci. Każda z nich była odpowiedzialna za predykcję odrębnych szeregów czasowych, wyodrębnionych z szeregu pierwotnego przy wykorzystaniu dyskretnej transformaty falkowej,
- transformata bazująca na falkach biortogonalnych uzyskała lepsze wyniki, niż dyskretne transformaty falkowe wykorzystujące inne falki, w szczególności Haara i Daubechies,
- wyodrębnienie mniejszej liczby składowych niż opisane siedem (rozkład szóstego stopnia) okazało się być niewystarczające w przypadku analizowanego szeregu czasowego w postaci kursu USD/PLN. Modele te nie uzyskiwały zadowalających wyników.

CZĘŚĆ II

**Wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych
w modelowaniu giełdowego rynku terminowego**

4. Wprowadzenie do giełdowego rynku terminowego

Zanim sztuczne sieci neuronowe zostaną zastosowane w modelowaniu giełdowego rynku terminowego, należy przybliżyć specyfikę tego rynku i instrumentów na nim notowanych. Niniejszy rozdział traktuje rynek terminowy jako element struktury systemu finansowego oraz przybliża koncepcję terminowych kontraktów futures. Punktem wyjścia jest charakterystyka poszczególnych rodzajów rynków finansowych, wraz z pokazaniem powiązań między segmentami rynku i podmiotami gospodarczymi. Zaznaczyć należy, że rozwój technologiczny w ostatnich dziesięcioleciach w znacznym stopniu przekształcił publiczny rynek terminowy. Zmiany te dotyczyły kierunku dematerializacji instrumentów i ich obrotu, a także wprowadzenia nadzoru nad rynkiem. W rozdziale tym zaprezentowano różne typy inwestorów, zwracając szczególną uwagę na spekulantów (czyli inwestorów krótkoterminowych, których celem jest osiągnięcie zysków większych od zysków otrzymanych z alternatywnej inwestycji). Stanowią oni bowiem ważną grupę uczestników rynku terminowego. W ramach tej tematyki wspomniano o przypadkach występowania manipulacji cenowej, którą czasami trudno jest odróżnić od zmian cen wywołanych niską płynnością rynku.

W rozdziale tym poddano analizie właściwości terminowego kontraktu futures, który występuje tylko na rynku zorganizowanym i jest standaryzowanym odpowiednikiem kontraktu forward. Wskazano tu także na zalety inwestowania w standaryzowane kontrakty, w stosunku do kontraktów forward, a także w stosunku do instrumentów bazowych. Zawarte w tym rozdziale rozważania dotyczą przede wszystkim indeksowych kontraktów futures.

Prezentacja strategii inwestycyjnych, wykorzystujących kontrakty futures stanowi końcową część tego rozdziału. Przyjęcie każdego typu strategii związane jest z podejściem inwestora do ryzyka. Celem strategii spekulacyjnych na rynku kontraktów futures jest osiągnięcie zysków, dzięki wykorzystaniu dźwigni finansowej oraz niższym, w porównaniu do rynku instrumentów bazowych, kosztom transakcji. Strategie zabezpieczające wykorzystują kontrakty futures w celu zabezpieczenia przed wahaniami cen, przewidując wzrost zmienności na rynku. Chociaż strategie arbitrażowe na rynku kontraktów futures w tradycyjnym znaczeniu nie występują, ich zastosowanie także zostało przedstawione w pracy.

4.1. Rynek terminowy w strukturze systemu finansowego

W systemie finansowym wzajemne relacje łączą rynki finansowe, ich uczestników, pośredników oraz inne instytucje „wykorzystywane przy podejmowaniu decyzji finansowych przez osoby fizyczne, firmy i rządy państw”⁸⁰. W literaturze

⁸⁰ Bodie Z., Merton R., *Finanse*, Warszawa, PWE, 2003.

przedmiotu można znaleźć różne klasyfikacje struktury rynków finansowych. Donajczęściej wymienionych należy zaliczyć cztery rodzaje rynków.

Rynek pieniężny, który stanowi rynek instrumentów krótkoterminowych. Instrumenty te służą pozyskiwaniu kapitału na cele związane przede wszystkim z finansowaniem bieżących potrzeb. Transakcje są zwykle zawierane na terminy od jednego dnia do trzech miesięcy. Formą zaciągania pożyczek na okres od trzech miesięcy do roku jest emisja krótkoterminowych papierów dłużnych (weksli skarbowych i komercyjnych, certyfikatów depozytowych)⁸¹. Największą rolę na tym rynku odgrywają banki. Pozostałymi jego uczestnikami są inne instytucje finansowe, organy państwowe, osoby fizyczne itd. Za pośrednictwem rynku pieniężnego prowadzona jest polityka pieniężna banków centralnych.

Rynek kapitałowy (kasowy), czyli rynek instrumentów średnio- i długoterminowych, w odróżnieniu od rynku pieniężnego, służy pozyskiwaniu środków w celu finansowania inwestycji. Rozliczenie lub realizacja faktycznej dostawy przedmiotu transakcji odbywa się natychmiast po jej zawarciu.

Rynek walutowy służy do przeprowadzania transakcji walutowych oraz kształtowania kursów walutowych. Nie służy on natomiast pozyskiwaniu kapitału. Ponad 90% transakcji zawieranych na tym rynku stanowią transakcje spekulacyjne⁸².

Rynek terminowy jest rynkiem instrumentów pochodnych (derywatów) i także nie służy pozyskiwaniu kapitału. W odróżnieniu od rynku kasowego, rozliczenie pieniężne lub realizacja faktycznej dostawy instrumentu bazowego jest przesunięta w czasie. Podstawowymi instrumentami pochodnymi są opcje, kontrakty forward i futures, warranty oraz kontrakty swap. W potocznym użyciu, rynek terminowy jest czasami postrzegany jako część rynku kapitałowego, ze względu na zbliżony charakter funkcjonowania obydwu rynków (na przykład elementów rynkowej infrastruktury). Niemniej jednak, biorąc pod uwagę specyficzny charakter instrumentów pochodnych i transakcji zawieranych z ich użyciem, rynek terminowy jest uznawany jako samodzielny segment rynku finansowego⁸³. Rynki derywatów są uważane za najbardziej dynamicznie rozwijający się segment rynków finansowych.

W strukturze rynków finansowych czasami dodatkowo wyróżniany jest rynek pożyczkowy. Przedmiotem obrotu na tym rynku jest kapitał zgromadzony w postaci depozytów w instytucjach kredytowych, który jest przekształcany w kredyty⁸⁴.

Główna rola rynków finansowych polega na przepływie kapitału: inwestorzy instytucjonalni wykorzystują ulokowane przez gospodarstwa domowe oszczędności jako źródło finansowania inwestycji⁸⁵. Państwo występuje na rynkach finansowych jako podmiot, który reguluje i kontroluje transakcje na tych rynkach,

⁸¹ Sławiński A., *Rynki finansowe*, Warszawa, PWE, 2006.

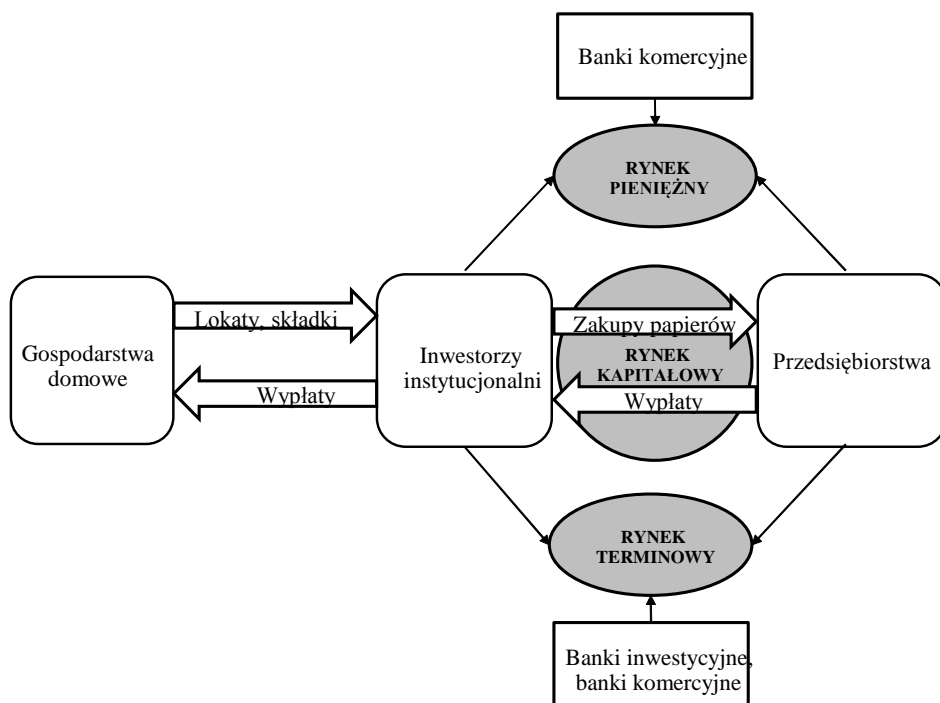
⁸² *Ibidem*.

⁸³ Thiel S., *Rynek kapitałowy i terminowy. Skrypt dla nauczycieli do przedmiotu Podstawy przedsiębiorczości*, KNF, CEDUR, Warszawa 2006, s. 27.

⁸⁴ *Ibidem*.

⁸⁵ Sławiński A., *op. cit.*

udziela zezwoleń na prowadzenie działalności, wpływa na koniunkturę gospodarczą za pomocą narzędzi polityki makroekonomicznej (polityki pieniężnej i fiskalnej)⁸⁶. Powiązania pomiędzy segmentami rynku finansowego, w tym rynkiem terminowym, i podmiotami gospodarczymi są przedstawione na rysunku 4.1.



Rys. 4.1. Powiązania w strukturze rynku finansowego
Źródło: opracowano na podstawie: Sławiński A., *op. cit.*

Rozwój nowych technologii komputerowych i teleinformacyjnych w ostatnich dekadach doprowadził do transformacji publicznego rynku i oparcia go na takich fundamentach, jak⁸⁷:

- dematerializacja instrumentów finansowych i ich obrotu. Fizyczne papiery wartościowe zostały zastąpione przez rejestrację zapisu w systemie informatycznym;
- koncentracja obrotu na rynkach zorganizowanych;
- nadzór nad rynkiem przez odpowiednie organy nadzorcze (na przykład Komisja Nadzoru Finansowego – KNF – w Polsce albo Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht – BaFin – w Niemczech);
- równy dostęp do standaryzowanej informacji od emitentów (o nowej emisji albo informacji z okresowych raportów) poprzez wymogi informacyjne rynku.

⁸⁶ Czekał J., *Rynki, instrumenty i instytucje finansowe*, PWN, Warszawa 2008.

⁸⁷ Thiel S., *op. cit.*

4.2. Uczestnicy rynku terminowego

Ogólnie rzecz biorąc, wszystkich uczestników rynku terminowego można zaliczyć do jednej z trzech kategorii: (i) emitentów, (ii) brokerów i domów maklerskich oraz (iii) inwestorów. Z punktu widzenia niniejszej pracy, istotne znaczenie mają inwestorzy, a także brokerzy i domy maklerskie, z racji tego, że pełnią one funkcję pośredników w transakcjach kupna/sprzedazy instrumentów finansowych na rynku wtórnym⁸⁸.

Wśród uczestników rynku terminowego można wyróżnić⁸⁹:

- różnego rodzaju fundusze (na przykład inwestycyjne, *venture capital*), które gromadzą środki klientów w jedną pulę, a następnie je inwestują. W zależności od rodzaju funduszu, dobierana jest odpowiednia strategia inwestycyjna, obciążona w większym lub mniejszym stopniu ryzykiem;
- firmy zarządzające aktywami inwestycyjnymi na zlecenie. Firmy te świadczą różnorakie usługi z zakresu doradztwa finansowego. Każdemu klientowi odpowiada wyodrębniony portfel inwestycyjny. Zazwyczaj klient ma możliwość wyboru strategii inwestycyjnej z uwzględnieniem dodatkowych aspektów inwestycji. Indywidualne zarządzanie kapitałem charakteryzuje się stosunkowo wysokim minimalnym poziomem kwoty powierzanej firmie;
- innych inwestorów instytucjonalnych, dla których rynek terminowy jest miejscem zabezpieczania się przed ryzykiem (na przykład banki, zakłady ubezpieczeniowe);
- inwestorów indywidualnych, czyli osoby fizyczne. Charakteryzują ich inwestycje na stosunkowo małe kwoty. Stanowią jednak ważną grupę inwestorów ze względu na swoją wielkość.

Ponadto, uczestników obrotu na rynku terminowym można zaklasyfikować według celu i charakteru inwestycji do następujących grup: (i) duże instytucje finansowe, (ii) wielkie korporacje międzynarodowe i organizacje, które wykorzystują rynki dla kupna pewnych dóbr i neutralizacji ryzyka, oraz (iii) spekulanci (inwestorzy krótkoterminowi). Duże instytucje finansowe zazwyczaj inwestują własne środki pieniężne na konkretnych rynkach finansowych, posiadają wysokokwalifikowanych specjalistów, stosują jakościowe metody analizy rynku (m.in. modelują prawdopodobne scenariusze rozwoju sytuacji i opracowują sposoby na wyjście z negatywnych wariantów rozwoju), zazwyczaj dobrze wiedzą, w jakim stopniu są poddani ryzyku. Drugą grupę uczestników rynku stanowią najczęściej wielcy producenci żywności lub linie lotnicze, które muszą kompensować potencjalne ryzyko wzrostu cen. Potrzebują oni fizycznej dostawy towarów albo surowców i wykorzystują instrumenty finansowe w celu zabezpieczenia się przed ryzykiem (*hedging*). Do tej grupy należą również podmioty, które produkują albo posiadają surowce i chcą mieć pewność przyszłej ceny (na przykład rolnicy, firmy górnicze).

⁸⁸ W przypadku rynku terminowego obrót instrumentami finansowymi odbywa się od razu na rynku wtórnym, za wyjątkiem warrantów.

⁸⁹ Thiel S., *op. cit.*

Celem spekulantów, albo inwestorów krótkoterminowych, jest osiągnięcie zysków ponadprzeciętnych, w związku z czym są oni gotowi do akceptacji większego ryzyka. Charakteryzuje ich brak pewności odnośnie przyszłych zysków. W zależności od charakteru zawieranych przez inwestora krótkoterminowego transakcji, można wyróżnić inwestorów zajmujących otwartą pozycję inwestycyjną: (i) w trakcie kilku minut, (ii) w trakcie dnia (lecz nie całej doby), (iii) ponad jeden dzień. Inwestorzy grający na rynku przez kilka minut starają się wykorzystać drobne zmiany cen kontraktów i nazywani są „skubaczami” (*scalpers*). Gracze dzienni (*day traders*) zamykają pozycję w trakcie jednej sesji giełdowej w celu uniknięcia ryzyka związanego z możliwością pojawienia się niekorzystnych wiadomości przed otwarciem następnej sesji. Gracze pozycyjni (*position traders*) utrzymują otwarte pozycje w nadziei na osiągnięcie większych zysków dzięki trendom rynkowym⁹⁰. Wszystkich inwestorów spekulacyjnych charakteryzuje jednak gra w stosunkowo krótkim przedziale czasu, czego główną przyczyną jest podejmowane przez nich ryzyko, związane z otwarciem niezabezpieczonych (*unhedged*) pozycji na giełdzie.

Omawiając temat spekulacji, warto wspomnieć o dużych inwestorach, posiadających większą siłę rynkową. Mogą oni działać w celu manipulacji ceną instrumentów finansowych⁹¹. W. Wąsowski sformułował manipulację jako „szereg działań nakierowanych na podaż lub popyt, mających na celu obniżenie lub podwyższenie kursu-ceny, by spowodować transakcje kupna lub sprzedaży przez innych uczestników rynku po kursie korzystnym dla inicjatora tych działań”⁹². Duże instytucje inwestycyjne (na przykład duże banki komercyjne, fundusze o wysokiej dźwigni finansowej, takie jak fundusze hedgingowe) mogą zwiększać wrażliwość gospodarki kraju na kryzys finansowy, z uwagi na realizację przez nich krótkoterminowych strategii inwestycyjnych, co stanowi centralny punkt w spekulacyjnym zachowaniu, oraz mogą wpływać na indywidualnych (małych) inwestorów w kierunku bardziej agresywnego zachowania na rynku⁹³. Skutki mogą być dość groźne, zwłaszcza w przypadku działania dużych graczy na niewielkich rynkach finansowych (tzw. angielskojęzyczne określenie „big elephants in small ponds”). Istotna rola dużych uczestników rynku została odnotowana w ciągu kilku kryzysów walutowych (na przykład tzw. „kryzys tequila” – kryzys na rynku walutowym w Meksyku w latach 1994-1995, atak na tajskiego bata w 1997 r. lub malezyjskiego ringgita w latach 1997-1998)⁹⁴.

⁹⁰ Hull J., Dąbrowski P., Sobkowiak J., *Kontrakty terminowe i opcje wprowadzenie*, Wig-Press, Warszawa 1998.

⁹¹ Naruszenia stanowiące manipulację w tym kontekście przedstawiono w Ustawie z dnia 29 lipca 2005 r. o obrocie instrumentami finansowymi, Dz.U. 2005 Nr 183 poz. 1538, Kancelaria Sejmu.

⁹² Wąsowski W., *Manipulacje giełdowe: od fałszywych informacji do nadużyć i przestępstw. Przegląd Corporate Governance*, nr 2(26), 2011, https://www.gpw.pl/biblioteka-gpw-pobierz?gpwl_id=79&gpwlf_id=88, dostęp z dnia 15.01.2016 r.

⁹³ Corsetti G., Pesenti P., Roubini N., *The Role of Large Players in Currency Crises. Preventing Currency Crises in Emerging Markets*, ss. 197-268, 2002, <http://www.nber.org/chapters/c10637.pdf>, dostępu z dnia 15 stycznia 2016.

⁹⁴ Bannier C., *Big elephants in small ponds: Do large traders make financial markets more aggressive?* *Journal of Monetary Economics*, nr 52.8, ss. 1517-1531, 2005, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304393205001169>, dostęp z dnia 15.01.2016 r.

Rozróżnienie manipulacji ceną instrumentów finansowych od dużych zmian w cenie wywołanych niską płynnością na rynku nie jest jednak łatwym zadaniem. Jako przykład może posłużyć sytuacja na GPW w Warszawie z dnia 12 listopada 2008 r., kiedy indeks WIG20 silnie zniżkujący przez większość dnia (maksymalnie o ponad 9% względem zamknięcia z dnia poprzedniego) zanotował gwałtowne zwwyżki pod koniec sesji. Było to wynikiem dużego zlecenia kupna na wszystkie akcje spółek wchodzących w skład indeksu w fazie „przed zamknięciem” złożonego przez biuro maklerskie, działającego w imieniu J.P. Morgan Securities Limited^{95, 96}. Giełda postanowiła, że przypadek ten był „pochodną niskiej płynności, a nie manipulacji. Zlecenia kupna przekazane na fixing zamykający z 12 listopada 2008 r., nie napotkawszy odpowiedzi w postaci analogicznych zleceń sprzedaży, wyzwoliły efekt niedostatecznej płynności, która spowodowała z kolei skokową zmianę wartości indeksu”⁹⁷. Natomiast w komunikacie KNF zaznaczono, że działania te mogą być uznane za manipulację instrumentem finansowym⁹⁸.

4.3. Właściwości kontraktów futures

Kontrakt terminowy futures należy do instrumentów pochodnych, co oznacza, że jest on instrumentem finansowym, którego wartość zależy od wartości podstawowego (bazowego) instrumentu finansowego. Giełdowy kontrakt terminowy (inaczej kontrakt futures) jest umową między dwoma kontrahentami, która ustala warunki kupna lub sprzedaży aktywa (instrumentu finansowego lub towaru) na określoną datę dostawy w przyszłości lub na dzień zapadalności (wygaśnięcia) kontraktu. W rzeczywistości jednak, większość transakcji z kontraktami futures nie prowadzi do faktycznego przekazania walorów, co wynika z faktu, że wielu inwestorów decyduje się na zamknięcie pozycji inwestycyjnej przed określoną w umowie datą dostawy⁹⁹. Może być tak, że dostarczenie towaru jest niewygodne lub kosztowne, albo wręcz niemożliwe. Zdarza się tak najczęściej w przypadku kontraktów futures, których bazowy instrument finansowy ma charakter abstrakcyjny (na przykład indeks giełdowy). Takie kontrakty futures

⁹⁵ Komisja Nadzoru Finansowego. Komunikat KNF z dnia 21 listopada 2008 r. w sprawie podejrzenia manipulacji na fixingu na sesji giełdowej w dniu 12 listopada 2008 r., Warszawa 2008, https://www.knf.gov.pl/Images/KNF%20fixing%2021.11.2008_tcm75-9403.pdf, dostęp z dnia 15.01.2016 r.

⁹⁶ Wzrost cen akcji w tym dniu dla wybranych spółek wyniósł: PKN Orlen +13,7%, PBG +11,0%, Getin 10,2%. Teoretyczna zmiana cen akcji spółek, dla których wyznaczenie transakcyjnego kursu nie było możliwe ze względu na ograniczający przez giełdę przedział dopuszczalnych wahań, wyniosła w tym dniu m.in.: Asseco Poland +19,1%, TVN +17,5%, CEZ +16,7%. Kursy zamknięcia dla tych spółek wyznaczono jako równe górnej granicy przedziału dopuszczalnych wahań (tzw. kurs nietransakcyjny). Więcej w *Ibidem*.

⁹⁷ Wąsowski W., *op. cit.*

⁹⁸ Komisja Nadzoru Finansowego, *op. cit.*

⁹⁹ Hull J., Dąbrowski P., Sobkowiak J., *op. cit.*

podlegają tylko rozliczeniu pieniężnemu. Do faktycznego dostarczenia walorów może dochodzić w przypadku strategii zabezpieczających.

Kontrakty futures występują w seriach notowanych przez okres dziewięciu miesięcy. Każda seria zawiera kontrakty na ten sam instrument bazowy oraz kontrakty, mające wspólny termin zapadalności¹⁰⁰. Kontrakty futures mają terminy zapadalności w marcu, czerwcu, wrześniu i grudniu. Po zawarciu umowy, warunki kontraktu futures już nie mogą być negocjowane. Standaryzacja kontraktu terminowego futures dokonuje się przez określenie niepodlegających zmianie warunków umowy. Ponadto, parametry kontraktów futures są w szczególności wyspecyfikowane¹⁰¹, a obrót tymi instrumentami nadzorowany jest przez giełdę. Jest to jedna z wielu różnic między kontraktem terminowym futures a forward.

Kontrakt futures stworzono w celu uniknięcia wad kontraktu forward, który określany jest jako porozumienie dwóch stron, dotyczące wymiany dóbr w przyszłości po uzgodnionej wcześniej cenie¹⁰². Z kolei kontrakt futures jest formalizowanym i standaryzowanym odpowiednikiem kontraktu forward, występującym tylko na rynku zorganizowanym. Mimo, że standaryzacja doprowadziła jednocześnie do eliminacji elastyczności tych kontraktów, dużą zaletą posiadania standaryzowanego kontraktu terminowego jest jego wymienialność między stronami kontraktu, które mogą czekać aż do terminu jego wygaśnięcia lub zamknąć pozycję przed terminem realizacji¹⁰³. Ważne jest, że kontrakt futures może być sprzedany nawet przez stronę nieposiadającą wcześniej tego kontraktu. W takim przypadku pozycja uczestnika umowy będzie na przykład „minus jeden instrument”, a tego rodzaju operacja nazywana jest krótką sprzedażą.

W odróżnieniu od kontraktów forward, kontrakty futures pozbawione są problemów dotyczących braku płynności oraz ryzyka kredytowego ze względu na wprowadzenie do rozliczenia transakcji tzw. izby rozliczeniowej. Izba rozliczeniowa gwarantuje przestrzeganie warunków umowy i staje się formalnym kontrahentem/stroną transakcji. Do obowiązków izby w odniesieniu do danego rynku należy ewidencjonowanie transakcji oraz kompensacja zebranych zobowiązań i należności każdej ze stron transakcji poszczególnych instrumentów, czyli wypłata i pobranie kwot rozliczeniowych od odpowiedniej strony transakcji¹⁰⁴.

Stosowanym przez izby rozliczeniowe, jako strony transakcji, sposobem na przeciwdziałanie ryzyku kredytowemu jest system codziennego rozliczania kontraktów – tzw. *marking to market*. W wyniku dziennej zmiany ceny kontraktów terminowych pod koniec każdego dnia, przysługujące zyski powinny być przekazane odpowiednim stronom kontraktu. Innymi słowy, jeśli dzienna cena kontraktu jest wyższa od ceny, po której transakcja została zawarta, wystawca (sprzedający, zajmujący pozycję krótką) kontraktu przekazuje płatność na rzecz

¹⁰⁰ Thiel S., *op. cit.*

¹⁰¹ Dotyczy to ustalenia instrumentu bazowego, wielkości najmniejszej zmiany w cenie kontraktu, wielkości kontraktu, daty wygaśnięcia itp.

¹⁰² Bodie Z., Merton R., *op. cit.*

¹⁰³ Jajuga K., *Instrumenty pochodne*, KNF, CEDUR, Warszawa 2009.

¹⁰⁴ Blake D., *Financial market analysis: second edition*, McGraw-Hill, London 1999.

nabywcy (kupującego kontrakt, zajmującego pozycję długą), w przypadku niższej ceny od ceny zawarcia transakcji nabywca dokonuje płatności na rzecz wystawcy. Stąd też rozliczenie kontraktów futures można określić jako grę o sumie zerowej. Niemożliwość spłacenia dziennej straty przez jedną ze stron umowy oznacza zdarzenie kredytowe i zamknięcie kontraktu wobec tego kontrahenta. Brak zakumulowanych strat ogranicza ryzyko kredytowe ponoszone przez izbę rozliczeniową¹⁰⁵. Codzienne rozliczanie kontraktów futures stanowi największą różnicę w stosunku do kontraktów forward. Kontrakt forward bowiem jest utrzymywany do końca zapadalności bez żadnych przepływów pieniężnych w okresie do tej daty.

Wykonanie zobowiązań z pojedynczej dziennej straty gwarantowane jest przez tzw. depozyt zabezpieczający (*initial margin*), który jest wnoszony przez obie strony umowy w celu spłacenia potencjalnych dziennych strat inwestora. Depozyt zabezpieczający jest szacowaną wartością możliwej maksymalnej dziennej straty na kontrakcie terminowym i jest faktyczną inwestycją inwestora na rynku instrumentów terminowych. Depozyt zabezpieczający zazwyczaj ustalany jest w granicach między 5% a 10% całkowitej wartości kontraktu¹⁰⁶. W przypadku, gdy straty inwestora przekroczą pewien poziom (*the maintenance margin level*), depozyt musi być uzupełniony przez dodatkowe wpłaty równe wartości zmiany w cenie instrumentu (*variation margin*) niezwłocznie po wezwaniu z izby rozliczeniowej albo wezwaniu przez brokera. W języku traderów (inwestorów krótkoterminowych, spekulantów) określane jest to jako *margin call*. Jeśli inwestor nie dokonuje wpłaty depozytu uzupełniającego w wyznaczonym terminie, jego pozycja jest zamykana. Rolę depozytu zabezpieczającego mogą pełnić również papiery wartościowe o krótkim terminie zapadalności (takie jak bony skarbowe), które deponuje się u brokera. Papiery te nie mogą być jednak zastosowane w przypadku wezwania do uzupełnienia depozytu zabezpieczającego¹⁰⁷. Ze względu na obligatoryjność wnoszenia depozytu zabezpieczającego istotnie zredukowane jest ryzyko niewywiązania się kontrahenta z umowy.

Istotną właściwością instrumentów pochodnych, związaną z depozytem zabezpieczającym, jest mechanizm dźwigni finansowej. Dźwignia finansowa powstaje w przypadku, gdy wartość zarządzanej pozycji inwestycyjnej przekracza wartość zainwestowanych środków własnych. Depozyt zabezpieczający jest niewielką częścią wartości kontraktu, dlatego procentowe zyski i straty dla stron umowy są większe w porównaniu do wielkości zmiany w cenie kontraktu futures. W wyniku wykorzystania dźwigni finansowej pozycja inwestycyjna będzie zawierała także element dłużny, a procentowy zysk lub strata mogą być znacznie większe w stosunku do zainwestowanych środków (depozytu)¹⁰⁸.

¹⁰⁵ *Ibidem*.

¹⁰⁶ Bodie Z., Kane A., Marcus J.A., Jain R., *Investments*, McGraw-Hill Education, Asia Global Edition, 2014.

¹⁰⁷ Hull J., Dąbrowski P., Sobkowiak J., *op. cit.*

¹⁰⁸ Thiel S., *op. cit.*

Inwestowanie z dźwignią finansową skutkuje nie tylko zwielokrotnieniem zysków, lecz także naraża inwestora na większe potencjalne straty w porównaniu z inwestorem niestosującym dźwigni. Oznacza to, że inwestowanie z dźwignią finansową cechuje ryzyko szybszej straty całkowitego kapitału początkowego. Opisane wyżej wymogi, eliminujące ryzyko kredytowe, pozwalają uniknąć poniesienia strat przekraczających zainwestowany kapitał początkowy. Ponadto, większy stosunek pozycji inwestycyjnej do zainwestowanego kapitału może przekładać się na podejmowanie mniej racjonalnych decyzji, m.in. skłonić inwestorów do stadnego typu zachowań (tzw. efekt owczego pędu).

W celu uniknięcia ryzyka kredytowego, giełdy – niezależnie od opisanych wyżej sposobów – określają również dzienne ograniczenia wahań cen. W trakcie dnia cena kontraktu może się wahać w granicach przedziału, którego środkowym poziomem jest cena rozliczeniowa z zamknięcia sesji giełdowej z dnia poprzedniego. Przekroczenie przez cenę kontraktu futures górnej granicy przedziału powoduje ustalenie najwyższego poziomu ceny rynkowej w danym dniu albo limitu górnego (*limit-up*), dolnej granicy – najniższego poziomu ceny albo limitu dolnego (*limit-down*). W takim przypadku sesja giełdowa dla danego kontraktu może zostać zawieszona zarówno do końca dnia, jak i na znacznie krótszy okres, na przykład pół godziny. Giełda może również dokonać zmiany limitów i wznowić sesję¹⁰⁹. Jest to potrzebne w celu uniknięcia potencjalnego zwiększenia wahań ceny kontraktu w związku na przykład z nasileniem transakcji spekulacyjnych albo panicznym nastrojem inwestorów, spowodowanym globalnymi lub lokalnymi wydarzeniami.

Na koniec warto powiedzieć, że kontrakt futures może sprzyjać zmniejszeniu różnego rodzaju ryzyka zarówno dla sprzedawcy kontraktu, jak i jego nabywcy¹¹⁰, a do głównych zalet kontraktu terminowego futures należą¹¹¹:

- niskie ryzyko kredytowe (ze względu na izbę rozliczeniową i zasadę *marking-to-market*);
- wysoka płynność (wymienialność kontraktów, możliwość krótkiej sprzedaży);
- niskie koszty transakcyjne (co sprawia, że zakup kontraktu terminowego jest bardziej atrakcyjny niż zakup instrumentu bazowego);
- wysoka dźwignia finansowa (lewarowanie);
- liniowy profil wypłaty (codzienne rozliczenie kontraktów);
- gra zarówno na wzrost, jak i spadek (możliwość uzyskania dochodu bez względu na fazę, w której znajduje się rynek).

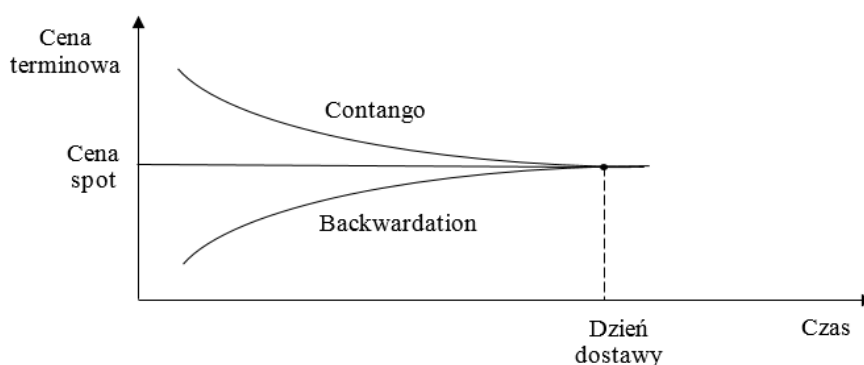
¹⁰⁹ Hull J., Dąbrowski P., Sobkowiak J., *op. cit.*

¹¹⁰ Bodie Z., Merton R., *op. cit.*

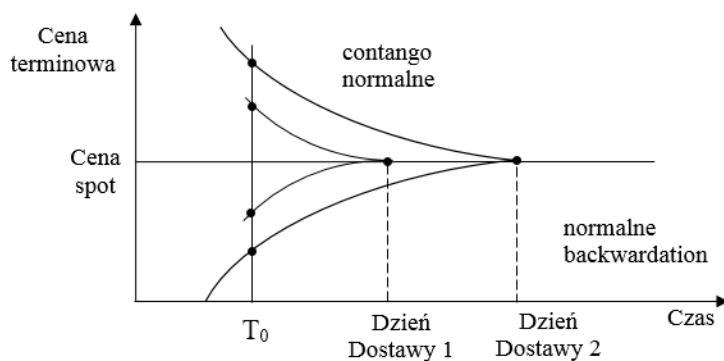
¹¹¹ *Serwis Instrumentów Pochodnych. GPW. Czym jest kontrakt terminowy*, Warszawa, GPWW, 2012, http://www.pochodne.gpw.pl/pub/prezentacje/Kontrakty_indeksowe.pdf, dostęp z dnia 01.03.2015 r.

4.4. Konwergencja cen terminowych i natychmiastowych

Wahania ceny kontraktów futures związane są ze zmianami wartości instrumentu podstawowego (na przykład instrumentu z rynku kasowego, spot). Między ceną futures a spot (ceną natychmiastową) istnieje ścisłe powiązanie: w dzień dostawy cena rozliczeniowa jest określana przez cenę spot. Przed datą dostawy cena kontraktu futures może być poniżej albo powyżej ceny spot, a różnica tych cen jest nazywana bazą. Dodatnia wartość tej różnicy (cena terminowa większa od ceny natychmiastowej) nazywa się *contango*. W tej sytuacji cena terminowa obniża się do ceny spot w miarę zbliżania się do daty dostawy.



Rys. 4.2. Konwergencja ceny terminowej i spot: sytuacja *contango* i *backwardation*
 Źródło: opracowane na podstawie: Blake D., op. cit.



Rys. 4.3. Konwergencja ceny terminowej i spot: sytuacja normalnego *contango* i *backwardation*
 Źródło: opracowane na podstawie: Blake D., op. cit.

Przy ujemnej wartości bazy – gdy cena natychmiastowa jest wyżej od ceny terminowej – występuje sytuacja *backwardation*. Oznacza to, że cena terminowa rośnie

i dąży w czasie do poziomu ceny spot¹¹³. W obydwu przypadkach cena terminowa i natychmiastowa teoretycznie powinny się zrównać najpóźniej w dniu dostawy, co jest określane jako zdolność do konwergencji (patrz rysunek 4.2).

Podobna zależność jest zachowana dla serii kontraktów terminowych z różnymi terminami zapadalności. W przypadku dodatniej różnicy między ceną futures a spot, cena kontraktu terminowego z bliższą datą wygaśnięcia jest niższa niż dla kontraktów zapadających później. Sytuacja taka nazywana jest normalnym *contango*. Z kolei, gdy występuje ujemna różnica cen, cena kontraktu mającego bliższy termin wygaśnięcia jest większa od ceny kontraktu z późniejszą datą zapadalności – sytuacja ta nazywana jest normalnym *backwardation*. Rysunek 4.3 demonstruje tę zależność.

Wiele transakcji z kontraktami futures zawiera się dla towarów i surowców, takich jak ropa, gaz, miedź, nikiel, złoto, srebro, elektryczność, a także dla tzw. surowców miękkich, które są uprawiane, a nie wydobywane (na przykład kukurydza, owies, soja, pszenica, kawa, sok pomarańczowy, tusze wołowe i wieprzowe). Istnieje jednak wiele kontraktów terminowych związanych z instrumentami finansowymi. Takie kontrakty są określane mianem finansowych kontraktów terminowych. Po raz pierwszy finansowe kontrakty futures powstały na amerykańskiej giełdzie towarowej w Chicago (*Chicago Mercantile Exchange*). Wśród finansowych kontraktów futures można wymienić m.in. kontrakty futures na stopę procentową, kurs walutowy, na indeks giełdowy, czy też na pojedynczą akcję.

4.5. Strategie inwestycyjne z wykorzystaniem kontraktów futures

Pierwotnie pojęcie „strategia” było stosowane w sztuce wojennej jako „przygotowanie i prowadzenie wojny jako całości oraz jej poszczególnych kampanii i bitew”¹¹⁴. Następnie termin ten wyszedł poza sferę wojskową i znalazł zastosowanie w teorii gier, gdzie jest traktowany jako plan działań gracza w każdej możliwej sytuacji. Inwestowanie na giełdzie jest też często określane mianem gry, a wyrazy „strategia inwestycyjna” czy „strategia giełdowa” są obecnie często spotykane w literaturze. Niezależnie od obszaru zastosowania, strategia ma charakter kompleksowy. W każdej strategii powinny być określone cele, środki potrzebne do osiągnięcia celów oraz instrumenty uruchamiające dysponowane środki¹¹⁵.

W niniejszym podrozdziale zostały przedstawione podstawowe strategie inwestycyjne z wykorzystaniem kontraktów futures. Ze względu na to, że jest to kontrakt giełdowy, strategie inwestycyjne wykorzystujące te instrumenty można też określić jako strategie giełdowe. Przez strategię giełdową rozumie się doko-

¹¹³ Blake D., *op. cit.*

¹¹⁴ *Słownik języka polskiego PWN*, Tom III, Warszawa 1989, s. 346.

¹¹⁵ Widz E., *Strategie giełdowe na rynku finansowych kontraktów futures w Polsce*, UMCS, 2008.

nywanie wyboru lub ciągu wyborów odpowiednich transakcji na giełdzie z instrumentami finansowymi (na podstawie oceny bieżącego lub prognozowanego stanu rynku), kierując się dążeniem do realizacji postawionych przez uczestnika rynku celów¹¹⁶. W zależności od motywu działania uczestników rynku terminowego (opisanych w podrozdziale 4.2) wyróżnia się trzy typy strategii inwestycyjnych:

- strategie spekulacyjne,
- strategie arbitrażowe, oraz
- strategie zabezpieczające przed ryzykiem.

Każdy typ strategii różni się podejściem inwestora do ryzyka. Celem inwestora w strategii może być zarówno maksymalizacja zysków, jak i minimalizacja ryzyka. Speculanci na przykład inwestują w kontrakty futures w celu osiągnięcia zysków, wykorzystując dźwignię finansową i mniejsze koszty transakcji w porównaniu do rynku instrumentów bazowych. Z kolei hedgerzy za pomocą kontraktów futures zabezpieczają się przed wahaniami cen, przewidując wzrost zmienności na rynku.

Można zatem stwierdzić, że strategie inwestycyjne mogą różnić się horyzontem czasowym (krótko-, średnio- i długoterminowe), doбором instrumentów finansowych (obligacje, akcje, instrumenty pochodne, kombinacja różnych instrumentów), czy też sposobem zarządzania portfelem inwestycyjnym¹¹⁷. Ze względu na różnorodność uczestników rynku, ich cele i możliwości kapitałowe, wiedzę i doświadczenie oraz przyjęte metody i narzędzia analizy rynku – nie istnieje jedna, powszechnie akceptowana, optymalna strategia inwestycyjna. Niemniej jednak, zalecane jest, aby strategia cechowała się prostotą, zapewniała równowagę między ryzykiem a zyskiem oraz była dostosowana do potrzeb konkretnego inwestora¹¹⁸.

4.5.1. Strategie spekulacyjne z wykorzystaniem kontraktów futures

Strategie spekulacyjne różnią się od arbitrażowych stosunkiem inwestora krótkoterminowego (*trader, speculator*) do ryzyka. Celem inwestora krótkoterminowego jest otrzymanie szybkiego (krótkoterminowego) zysku. Można zatem sformułować definicję spekulacji jako podjęcie ryzykownej inwestycji w celu osiągnięcia zysków większych od zysków otrzymanych z alternatywnej inwestycji pozbawionej ryzyka¹¹⁹.

Zgodnie z teorią odnoszącą się do spekulacji na rynku finansowym przyjmuje się, że inwestor krótkoterminowy uważa, że posiada więcej niż inni uczestnicy rynku informacji na temat tego, czy dany instrument finansowy jest wyceniony właściwie, jest przewartościowany albo niedowartościowany w porównaniu do

¹¹⁶ Sopoćko A., *Giełda papierów wartościowych*, A.W. i M. Mediabank, Warszawa 1993, [cyt. za:] *Ibidem*.

¹¹⁷ Widz E., *op. cit.*

¹¹⁸ Widz E., *op. cit.*

¹¹⁹ Serwis Instrumentów Pochodnych. GPW, *op. cit.*

jego wartości godziwej¹²⁰. W przypadku niedowartościowania instrumentu, inwestor zajmuje pozycję długą (spekulacja nawyżkę), w przypadku przewartościowania – krótką (spekulacja na niżkę). Możliwy jest również przypadek, że instrument jest wyceniony właściwie, jednak inwestor spodziewa się, że cena instrumentu (godziwa i rynkowa), będzie rosła albo spadała. W tym bowiem przypadku zajmuje on odpowiednią pozycję na rynku. Z kolei może powstać taka sytuacja, w której gracz na giełdzie wycenia, że jednocześnie cena jednego instrumentu finansowego jest niedowartościowana, a drugiego – przewartościowana. W takim przypadku zajmuje on dwie różne pozycje i gra na zawężenie lub rozszerzenie różnicy między cenami kontraktów, czyli tzw. spreadu. Opisana strategia określana jest jako spreadowa (*spread trading*). Spekulacja kontraktami futures na indeks giełdowy jest w istocie „handlem koniunkturą giełdową” – inwestorzy oczekujący na wyżkę koniunktury nabywają kontrakty futures, a inwestorzy spodziewający się jej spadku – zbywają¹²¹.

Strategie spekulacyjne są możliwe do zrealizowania zarówno na rynku kasowym, jak i terminowym, niemniej rynek terminowy ma swoje zalety. Po pierwsze, jest on zwykle bardziej płynny (jeśli chodzi o rynki gospodarek rozwiniętych), co umożliwia na przykład szybkie zamknięcie pozycji. Ponadto uważa się, że sama spekulacja jest czynnikiem sprzyjającym płynności rynków finansowych¹²². Po drugie, na rynku terminowym możliwe jest inwestowanie z dźwignią finansową, czyli inwestowanie ze stosunkowo małą kwotą, aby móc zarządzać znacznie większym kapitałem. Często jest tak, że zysk spekulacyjny jest główną przyczyną zaangażowania się inwestorów w transakcję z kontraktami futures¹²³. Po trzecie, koszty transakcyjne¹²⁴ standardowo są mniejsze, niż w przypadku rynku kasowego. Spekulacja kontraktami futures na indeks giełdowy ma dodatkową zaletę w porównaniu ze spekulacją na rynku akcji. Implikuje ona bowiem przewidywanie ogólnej tendencji na rynku akcji, natomiast nie wymaga wyboru poszczególnych akcji, co w znacznym stopniu ułatwia jej realizację.

Handel kontraktami futures rozpoczął się w latach 70. w związku z dużą zmiennością na rynkach finansowych, zwłaszcza w zakresie kursów walutowych

¹²⁰ Blake D., *op. cit.*

¹²¹ Widz E., *op. cit.*

¹²² Dzięki podtrzymaniu płynności rynków finansowych, spekulacja także sprzyja pośrednio wzrostowi gospodarczemu. Im bardziej płynny rynek, tym lżejsze jest nabywanie i zbywanie walorów, co z kolei zwiększa podaż kapitału w nowe branże produkcyjne, których rozwój wpływa korzystnie na gospodarke (Patrz Sławiński A., *op. cit.*).

¹²³ Widz E., *op. cit.*

¹²⁴ Przez koszty transakcyjne rozumie się koszty poniesione bezpośrednio w związku z przeniesieniem, nabyciem lub zbyciem aktywów oraz zobowiązań finansowych. Zaliczane do nich prowizje maklerskie (brokerskie), opłaty giełdowe i inne, nałożone przez instytucje wskutek zawarcia transakcji, prowizje za doradztwo, podatki i opłaty wynikające z obowiązujących przepisów (więcej [w:] Komisja Europejska. Dz.U.01.149.1674. Rozporządzenie ministra finansów z dnia 12 grudnia 2001 r. w sprawie szczegółowych zasad uznawania, metod wyceny, zakresu ujawniania i sposobu, http://ec.europa.eu/internal_market/finances/docs/actionplan/transposition/poland/d8.4-pl.pdf, dostęp z dnia 02.05.2015 r.

i stóp procentowych. Zmienność ta była wywołana załamaniem się systemu walutowego z Bretton Woods i przejściem wielu gospodarek do płynnych reżimów kursów walutowych oraz ciśnieniem inflacyjnym, spowodowanym światowymi kryzysami naftowymi w 1973 r. i 1979 r.¹²⁵ Kontrakty futures wykorzystywano wtedy w transakcjach zabezpieczających przed fluktuacją i zmiennością cen na rynku. Kontrakty futures na indeksy giełdowe pojawiły się później. Dalej przedstawione zostaną proste przykłady strategii spekulacyjnych z kontraktami futures na indeks giełdowy.

Otwarcie pozycji długiej lub krótkiej

Strategia otwarcia pozycji długiej bądź krótkiej na giełdzie oznacza, że gracz szacuje zmiany instrumentu bazowego na rynku kapitałowym, czyli jakiegoś indeksu giełdowego, a następnie zajmuje odpowiednią pozycję (krótką lub długą) na rynku terminowym. W celu zrozumienia strategii oraz zasady codziennego rozliczania kontraktów futures można rozważyć następujący przykład. Inwestor krótkoterminowy, oczekując wzrostu niemieckiego indeksu MDAX, dokonuje w związku z tym operacji kupna jednego¹²⁶ kontraktu futures na indeks MDAX i wpłaca depozyt zabezpieczający równy 6351 EUR¹²⁷.

Tabela 4.1. Przykład codziennego rozliczenia kontraktu futures na indeks MDAX

Dzień	Cena kontraktu futures, punkty	Wartość kontraktu futures, EUR	Δ ceny kontraktu, tik	Δ ceny kontraktu, EUR	Zysk skumulowany, EUR
1	16 520	82 600	0	0	0
2	17 522	87 610	1002	5010	5010
3	17 992	89 960	470	2350	7360
4	17 870	89 350	-122	-610	6750
5	18 180	90 900	310	1550	8300

Uwaga: obliczenia w tabeli nie uwzględniają kosztów z tytułu zawierania transakcji.

Źródło: obliczenia własne.

W pierwszym dniu cena kontraktu w punktach indeksowych wyniosła 16 520, czyli 84 600 EUR ($16\,520 \cdot 5\text{€tik}$ ¹²⁹). W drugim dniu inwestycji cena zamknięcia kontraktu futures wzrosła o 1002 punkty indeksowe, co oznacza, że pozycja inwestora wykazuje zysk równy 5010 EUR ($1002 \cdot 5\text{€}/\text{tik}$). W trzecim dniu cena kontraktu ponownie wzrosła i inwestor zarobił 2350 EUR. W wyniku

¹²⁵ Blake D., *op. cit.*

¹²⁶ Tu i dalej w celu uproszczenia zakłada się, że przedmiotem każdej transakcji jest jeden kontrakt terminowy.

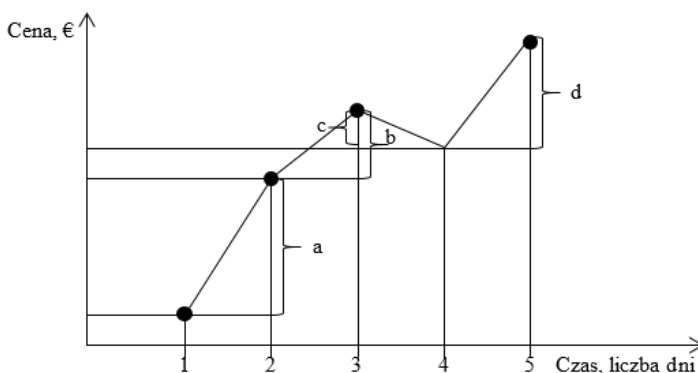
¹²⁷ Wielkość ta jest ustalana przez giełdę Eurex dla poszczególnych kontraktów futures.

¹²⁹ Tik (*tick*) jest minimalną zmianą ceny instrumentu finansowego. W przypadku kontraktu futures na indeks MDAX 1 punkt indeksowy = 1 tik.

tego, zysk skumulowany zwiększył się do 7360 EUR. W czwartym dniu cena kontraktu spadła o 122 punkty i skutkowała odpowiednio stratą 610 EUR dla wystawcy kontraktu. W piątym dniu cena kontraktu znów wzrosła i inwestor zdecydował się na zamknięcie pozycji (patrz tabela 4.1).

Przebieg opisanej strategii można przedstawić na rysunku 4.4.

Mimo swojej prostoty, przedstawiony przykład jest bardzo ważny, gdyż wyjaśnia mechanizm codziennego rozliczenia kontraktów futures. Analogicznie przebiega transakcja sprzedaży kontraktu terminowego: przy spadku ceny na rynku wystawiający kontrakt zyskuje, a przy wzroście odpowiednio traci. Wynika z tego, że inwestorzy na rynku terminowym mogą osiągać zyski zarówno w trakcie wzrostowej tendencji cen, jak i spadkowej.



Rys. 4.4. Przebieg inwestycji dla kupującego kontrakt futures w okresie pięciu dni

Uwaga: oznaczenia na wykresie określają rozmiar zysku albo stratę inwestora:

a – zysk w drugim dniu, b – zysk w trzecim dniu,

c – strata w czwartym dniu, d – zysk w piątym dniu inwestycji.

Źródło: obliczenia własne.

Strategia na rozszerzenie/zawężenie różnicy między cenami kontraktów

W literaturze można zauważyć istnienie pewnego dylematu dotyczącego zaklasyfikowania strategii spreadowych, które są w istocie „...działaniem z pogranicza spekulacji i arbitrażu”^{130, 131}. Jak już wspomniano, strategię spreadową polegają na ocenie przyszłej różnicy cen dwóch pokrewnych kontraktów i jednoczesnym dokonaniu dwóch różnych operacji: sprzedaży i kupna kontraktu terminowego. W porównaniu do poprzedniej strategii, strategię spreadową charakteryzują dwie zalety. Po pierwsze, cechuje ją ograniczone ryzyko, gdyż zawierane są dwie przeciwstawne transakcje, a wynik inwestycji jest różnicą tych

¹³⁰ W niniejszej rozprawie strategię spreadową zostały zaliczone do spekulacyjnych, jak na przykład w pracy Blake D., *op. cit.*, ze względu na brak możliwości wystąpienia arbitrażu w znaczeniu tradycyjnym z wykorzystaniem kontraktów futures (więcej w paragrafie 3.6.2).

¹³¹ Widz E., *op. cit.*

transakcji (odpowiednio mniejsza jest potencjalna strata). Po drugie, w wyniku mniejszego ryzyka rozmiar depozytu zabezpieczającego jest też mniejszy.

Wyróżniane są dwa główne typy strategii na rozszerzenie/zawężenie różnicy cen: (i) typ na osiągnięcie tzw. spreadu kalendarzowego (*intra-contract spread trade*) oraz (ii) typ na osiągnięcie spreadu międzytowarowego/ międzyrynkowego (*inter-contract spread trade*). Zgodnie z pierwszym typem strategii spreadowej, inwestor zajmuje dwie przeciwstawne pozycje na ten sam kontrakt futures, jednak z różnym terminem zapadalności (na przykład kupno kontraktu futures na indeks TecDAX zapadającego w marcu i sprzedaż kontraktu na ten sam instrument wygasającego we wrześniu). Drugi rodzaj strategii implikuje jednoczesny zakup i sprzedaż kontraktu futures na dwa różne instrumenty bazowe (na przykład kupno kontraktu futures na indeks DAX i sprzedaż kontraktu futures na indeks Euro STOXX 50).

W strategiach spreadowych celem inwestora nie jest zdefiniowanie przyszłego poziomu cen instrumentów, natomiast ważne jest oszacowanie, czy różnica między cenami będzie się rozszerzała (umocnienie spreadu), czy malała (osłabienie spreadu) w czasie¹³². Inwestor skorzysta z pierwszego typu strategii i „kupi spread” (*put on a bull spread*) w przypadku jego oczekiwań na umocnienie spreadu, i odwrotnie, „sprzeda spread” (*put on a bear spread*) w przypadku oczekiwań na osłabienie spreadu.

Poniżej przedstawiono przykład, w którym inwestor szacuje zawężenie spreadu kalendarzowego między kontraktami futures na indeks DAX, a więc zamierza sprzedać kontrakt wygasający w czerwcu po cenie 10032 pkt. i jednocześnie kupić kontrakt z wygaśnięciem w marcu po cenie 9754 pkt. Aktualnie spread między kontraktami terminowymi będzie wynosił 278 pkt. (10032-9754). Zgodnie ze specyfikacją kontraktów futures na indeks DAX, jeden punkt indeksowy kontraktu jest równy 0,5 tika, stąd otrzymana różnica cen wynosi $\frac{278}{0,5} = 556$ tików. Zakładając, że w piątym dniu cena kontraktu wygasającego w czerwcu wyniosła 9984 pkt., a cena kontraktu z datą wygasania w marcu wyniosła 9710 pkt., inwestor zdecyduje się na kupno kontraktu czerwcowego i sprzedaż marcowego. Nowy spread jest równy 274 pkt. (9984-9710) albo 548 tików. Oznacza to, że w trakcie pięciu dni odbyło się zawężenie spreadu zgodnie z oczekiwaniami inwestora. Wartość 1 tika dla kontraktów futures na indeks DAX jest równa 12,5 EUR. Stąd zysk inwestora będzie wynosił 100 EUR $([556 - 548] \cdot 12,5\text{€})$, co stanowi 27% zaangażowanego kapitału z racji tego, że depozyt zabezpieczający w przypadku tego typu kontraktu terminowego i strategii na rozszerzenie/zawężenie spreadu jest ustalony przez giełdę Eurex na poziomie 370 EUR.

W celu uzyskania spreadu kalendarzowego stosowane są również bardziej skomplikowane krótkoterminowe strategie inwestycyjne. Jedną z nich jest

¹³² *Idem*. Strategie spreadu intercontract na rynku indeksowych kontraktów futures na GPW w Warszawie, Folia Oeconomica, Vol. 2, nr 301, Łódź 2014, ss. 215-226, <https://czasopisma.uni.lodz.pl/index.php/foe/article/view/104>, dostęp z dnia 10.03.2015 r.

strategia motyla (*butterfly spread trade*), polegająca na zaangażowaniu trzech kontraktów futures na instrumenty bazowe z tej samej grupy z różnymi miesiącami wygaśnięcia¹³³. Kontrakty razem tworzą dwa spready z jednym wspólnym kontraktem, którego termin wygaśnięcia znajduje się pomiędzy terminami wygaśnięcia pozostałych dwóch kontraktów. Strategia ta jest stosowana w przypadku, gdy kontrakt „środkowy” (względem terminu wygaśnięcia) jest niewłaściwie wyceniony w stosunku do kontraktów wygasających w pierwszej i ostatniej kolejności. Brak jednak informacji, cena którego kontraktu (kontraktów) ulegnie z czasem na rynku korekcje¹³⁴. Innymi słowy nie wiadomo, czy cena „skrajnych” kontraktów (względem terminu wygaśnięcia) dostosuje się do ceny środkowego kontraktu, czy też cena środkowego kontraktu dostosuje się do ceny dwóch pozostałych kontraktów.

W celu ilustracji sposobu działania strategii motyla można rozważyć poniższy przykład. Przyjmując, że cena kontraktu futures na indeks TecDAX wygasającego w czerwcu, wrześniu oraz grudniu ukształtowała się na rynku w następujący sposób: (i) kontrakt czerwcowy – 1273,59 pkt., (ii) kontrakt wrześniowy – 1284 pkt., (iii) kontrakt grudniowy – 1380,08 pkt., wrześniowy kontrakt wydaje się niedowartościowany. Inwestor dokonuje zatem następujących operacji z kontraktami futures: kupno kontraktu zapadającego we wrześniu i jednocześnie sprzedaż kontraktów zapadających w czerwcu i grudniu. Spready między kontraktami wynoszą (1 pkt. indeksowy = 0,5 tika dla kontraktu futures na indeks TecDAX):

$$S^{Wrz-Cz} = \frac{1284 - 1273,59}{0,5} = \frac{10,4}{0,5} = 20,82 \text{ tików} \quad (4.1)$$

$$S^{Gr-Cz} = \frac{1380,08 - 1273,59}{0,5} = \frac{96,08}{0,5} = 192,16 \text{ tików} \quad (4.2)$$

Spread motyla stanowi różnicę otrzymanych spreadów i wynosi 171,34 tików.

Zakładając, że w piątym dniu inwestycji ceny kontraktów ukształtowały się na poziomie: 1280 pkt. dla kontraktu czerwcowego, 1320 pkt. dla kontraktu wrześniowego oraz 1398 pkt. dla kontraktu grudniowego, inwestor decyduje się na kupno kontraktów z terminem wygaśnięcia w czerwcu i w grudniu oraz sprzedaż kontraktu wrześniowego. Nowe spready wynoszą:

$$S^{Wrz-Cz} = \frac{1320 - 1280}{0,5} = 80 \text{ tików} \quad (4.3)$$

$$S^{Gr-Cz} = \frac{1398 - 1320}{0,5} = 156 \text{ tików} \quad (4.4)$$

¹³³ Blake D., *op. cit.*

¹³⁴ *Ibidem.*

Widać, że nowy spread motyla zawężił się i wynosi 76 tików. Zysk inwestora ze sprzedaży spreadu motyla wynosi: $Zysk = -(76 - 171,34) \cdot 5\text{€} = 476,7\text{€}$.

Istnieją też inne strategie na spread kalendarzowy, które są rozwinięciem przedstawionych przykładów, na przykład strategia kondora. Jest ona złożona z jednoczesnej inwestycji w cztery kontrakty terminowe na instrumenty z tej samej grupy, których terminy zapadalności są rozłożone na cztery kwartały. Kupno spreadu kalendarzowego w strategii typu kondor oznacza jednoczesny zakup kontraktu o najwcześniejszym terminie wygaśnięcia, sprzedaż kontraktów o dwóch późniejszych terminach wygaśnięcia oraz zakup kontraktu z najbardziej odległym terminem wygaśnięcia¹³⁵. Przykład dla strategii kondora nie został przedstawiony ze względu na jej podobieństwo do poprzednich strategii inwestycyjnych, które były już wcześniej szczegółowo rozważone. Realizacja strategii na spread międzytowarowy (międzyrynkowy) jest podobna do strategii na spread kalendarzowy, wymagane jest jednak, aby wartość jednego tika w przypadku obydwu kontraktów futures była taka sama¹³⁶.

Niewątpliwie, istnieje jeszcze wiele innych strategii spekulacyjnych, bardziej skomplikowanych, albo stworzonych dla kontraktów futures na inne instrumenty bazowe. Celem niniejszego podrozdziału było przedstawienie podstawowych strategii spekulacyjnych dla handlu kontraktami futures na indeksy giełdowe, wyjaśnienie ich zasad oraz zaprezentowanie przykładów, wprowadzających czytelnika do niemieckich rynków finansowych. Wybór strategii zależy od inwestora, który – posiadając wiedzę o podstawowych strategiach inwestycyjnych – może tworzyć również własne strategie inwestycyjne o różnej złożoności.

4.5.2. Strategie arbitrażowe z wykorzystaniem kontraktów futures

W finansach i ekonomii arbitraż określany jest jako operacja polegająca na zawieraniu transakcji przeciwstawnych (równoczesne kupno i sprzedaż aktywów) na różnych rynkach (geograficznych lub czasowym), albo na tym samym rynku po to, aby – wykorzystując różnice cenowe tych aktywów – osiągnąć zysk¹³⁷. W pracy Z. Bodie i innych (2014) strategią arbitrażową nazywana jest bezryzykowna strategia inwestycyjna, która wciąż generuje zyski¹³⁸.

Zgodnie z teorią finansów arbitraż na rynkach finansowych pełni dwie ważne role: (i) towarzyszy wyznaczeniu ceny godziwej instrumentów finansowych, (ii) zapewnia, że rynki te są efektywne¹³⁹. Wypełnienie pierwszej roli arbitrażu jest związane z tym, że zasada wyznaczenia ceny godziwej, albo wycena instrumentów finansowych, opiera się na założeniu o braku bezryzykownych zysków

¹³⁵ Arendarski P., *Wykorzystanie potencjalnych kontraktów futures do spekulacji na krzywej dochodowości*, Zeszyty Studiów Doktoranckich, Nr 52, ss. 5-26, 2010, http://old.ue.poznan.pl/att/p.arendarski_z52.pdf, dostęp z dnia 16.03.2015 r.

¹³⁶ *Ibidem*.

¹³⁷ Głuchowski J., *Leksykon finansów*, PWE, 2001, ss. 22-23.

¹³⁸ Bodie Z., Kane A., Marcus J.A., Jain R., *op. cit.*

¹³⁹ Blake D., *op. cit.*

arbitrażowych. Natomiast w celu zapewnienia efektywności rynków finansowych arbitraż służy skorygowaniu anomalii cenowych: w przypadku rynków efektywnych nie jest możliwe kupno instrumentu na jednym rynku i natychmiastowa odsprzedaż tego instrumentu po cenie wyższej na innym rynku. Działa tutaj tzw. prawo jednej ceny (*law of one price*), według którego jedno dobro nie może mieć dwóch różnych cen w tym samym momencie¹⁴⁰.

Z definicji arbitrażu wynika, że przedstawione w poprzednim podrozdziale strategie spreadowe (na przykład strategia spreadu motyla) posiadają cechy handlu arbitrażowego. Strategie te służą bowiem również do korygowania anomalii cenowych między podobnymi kontraktami. Różnica między strategią spekulacyjną typu spread a strategią arbitrażową polega na wystąpieniu ryzyka w przypadku pierwszej i teoretycznym braku ryzyka w przypadku drugiej. Innymi słowy, inwestor spekulacyjny bierze na siebie ryzyko w celu osiągnięcia zysku, a inwestor arbitrażowy dąży do osiągnięcia zysku przy minimalnym ryzyku¹⁴¹. Niemniej jednak, zarówno w strategiach spekulacyjnych, jak i arbitrażowych, istnieją koszty transakcyjne. Podane w poprzednim podrozdziale przykłady strategii spekulacyjnych miały charakter uproszczony, bowiem nie uwzględniały one kosztów transakcyjnych, które przecież w dużym stopniu mogą oddziaływać na wynik inwestycji w kierunku redukcji zysków.

Należy również zauważyć, że arbitraż z kontraktami futures w tradycyjnym znaczeniu nie występuje. Oznacza to, że strategię arbitrażowe z kontraktami futures nigdy nie mogą być całkowicie pozbawione ryzyka, ze względu na możliwość wystąpienia tzw. *margin call* podczas codziennego rozliczania kontraktów pochodnych¹⁴². Właśnie z tej przyczyny strategie spreadowe z kontraktami futures są zaliczane do strategii spekulacyjnych¹⁴³.

Wyróżnia się przede wszystkim dwie strategie arbitrażowe: (i) kombinację transakcji na rynku kasowym i terminowym (*conversion arbitrages*), (ii) kombinację transakcji tylko z instrumentami pochodnymi (*box arbitrages*). Najbardziej rozpowszechnionym typem strategii z kombinacją transakcji na rynku kasowym i terminowym jest długi (*cash-and-carry arbitrage*) i krótki arbitraż (*reverse cash-and-carry arbitrage*). Angielskojęzyczna nazwa tego typu strategii wynika z roli arbitrażu w ustaleniu ceny godziwej kontraktów futures. Chodzi tu o wartość bazy (różnicy między ceną futures a spot), która nie może przekraczać kosztów przechowywania (*cost-of-carry*) w stanie równowagi, w innym przypadku powstaje możliwość otrzymania zysku arbitrażowego¹⁴⁴.

Długi arbitraż oznacza zawarcie pozycji długiej na rynku kasowym (na przykład kupno koszyka akcji wchodzących do pewnego indeksu albo kontraktu ETF), a następnie sprzedaż kontraktu futures na ten indeks na rynku terminowym. Krótki arbitraż oznacza odwrotne zachowanie inwestora. Oczywiście jest,

¹⁴⁰ *Ibidem*.

¹⁴¹ *Ibidem*.

¹⁴² Blake D., *op. cit.*

¹⁴³ Little J.R.N., *The Handbook of Financial Futures*, McGraw-Hill Company, New York 1984.

¹⁴⁴ Blake D., *op. cit.*

że osiągnięcie wolnego od ryzyka zysku jest możliwe w przypadku, kiedy cena godziwa instrumentów jest niewłaściwie wyceniona.

Wadą arbitrażu jest potrzeba zaangażowania dużej kwoty pieniężnej w celu jego przeprowadzenia. Ogranicza to liczbę potencjalnych inwestorów głównie do instytucji finansowych, które dysponują dużym kapitałem, lub są w stanie łatwo go pozyskać¹⁴⁵.

4.5.3. Strategie zabezpieczające z wykorzystaniem kontraktów futures

Zabezpieczenie się przed ryzykiem, znane również jako *hedging*, z wykorzystaniem kontraktów futures polega na zajęciu przez inwestora pozycji neutralizującej ryzyko w najbardziej osiągalnym stopniu¹⁴⁶. Osoba zajmująca się zabezpieczeniem przed ryzykiem, inaczej *hedger*, koncentruje się przede wszystkim na niekorzystnych wahaniami cen instrumentów finansowych oraz podwyższonej zmienności cen instrumentów finansowych zwiększającej ogólną ryzykowność pozycji handlowej¹⁴⁷. Wielu inwestorów wykorzystuje kontrakty terminowe futures w celu zabezpieczenia się przed tym rodzajem ryzyka.

Analogicznie do strategii spekulacyjnych i arbitrażowych, *hedger* w strategiach zabezpieczających może zajmować zarówno krótkie (*short hedge*), jak i długie (*long hedge*) pozycje zabezpieczające, polegające na zajęciu odpowiednio pozycji krótkiej albo długiej na rynku terminowym. Krótką pozycję powinien zajmować inwestor posiadający walory, który zamierza je w przyszłości zbyć. Zabezpiecza się on w ten sposób przed ryzykiem przyszłego spadku cen na rynku. Długą pozycję powinien zajmować inwestor, który zamierza nabyć pewne walory w przyszłości, zabezpieczając się przed ryzykiem przyszłego wzrostu cen na rynku. Warto tutaj wspomnieć o dwóch typach strategii inwestycyjnych – strategii kierunkowe i niekierunkowe. W ramach kierunkowych strategii inwestor zakłada, że jeden sektor rynku będzie rozwijał się lepiej niż inny. Z kolei strategii niekierunkowe polegają na wykorzystaniu tymczasowych nieprawidłowości wyceny instrumentów finansowych¹⁴⁸.

Hedging implikuje dobór do portfela aktywów o przeciwnie skorelowanych tendencjach cenowych. Innymi słowy, *hedging* z wykorzystaniem kontraktów futures polega na wybraniu takiego instrumentu pochodnego, którego ruch cen jest odwrotny do ruchu cen instrumentu bazowego z rynku kasowego, co oznacza że ceny tych instrumentów powinny być skorelowane negatywnie. W rzeczywistości prawdopodobieństwo znalezienia instrumentu, którego ceny będą absolutnie negatywnie skorelowane jest małe, a więc całkowita eliminacja ryzyka (tzw. *hedging* doskonały) jest rzadko spotykana. Brak możliwości osiągnięcia *hedgingu* doskonałego oznacza, że uzyskana stopa zwrotu z zabezpieczonej pozycji nie będzie równa stopie z inwestycji bezryzykownej, co implikuje

¹⁴⁵ Łaganowski A., *Instrumenty pochodne*, GPWW, Warszawa 2005.

¹⁴⁶ Hull J., Dąbrowski P., Sobkowiak J., *op. cit.*

¹⁴⁷ Blake D., *op. cit.*

¹⁴⁸ Bodie Z., Kane A., Marcus J.A., Jain R., *op. cit.*

możliwość arbitrażu¹⁴⁹. W takich przypadkach należy znaleźć instrument pochodny, którego cena jest również skorelowana negatywnie, a stopień tej korelacji z instrumentem bazowym jest możliwie najwyższy. Ponadto, przy wyborze kontraktu terminowego do realizacji strategii zabezpieczającej należy wybrać taki, którego termin wygaśnięcia będzie najbliższy do planowanego terminu zakończenia tej strategii. Niemniej jednak, w związku z tym, że ceny terminowe mogą być bardziej niestabilne w okresie dostawy, wybierany jest kontrakt o późniejszym terminie wygaśnięcia¹⁵⁰. Wiąże się z tym również ryzyko bazy, które oznacza, że ceny terminowe mogą poruszać się niezgodnie z ceną spot¹⁵¹. Z uwagi na powyższe można wyprowadzić następującą praktyczną regułę zalecającą wybór takiego kontraktu, którego termin wygaśnięcia będzie najbliższy, ale późniejszy niż termin zakończenia strategii zabezpieczającej. Należy dodać, że inwestor, którego zyski istotnie zależą od cen bardzo zmiennych instrumentów bazowych (na przykład kursów walut, cen surowców), świadomie bądź nieświadomie staje się spekulantem, jeśli nie zabezpieczy swoich pozycji inwestycyjnych na rynku instrumentu bazowego.

Kontrakty futures mogą być stosowane dla zabezpieczenia przed ryzykiem stóp procentowych (krótko- i długoterminowych), ryzykiem rynkowym i ryzykiem walutowym. Ponadto, pozwalają one na elastyczne zabezpieczenie w związku z płynnością rynku terminowego. Prosty *hedging* za pomocą kontraktów futures na indeks giełdowy służy zmniejszeniu ryzyka systematycznego dla portfela akcji^{152, 153}.

4.6. Podsumowanie

Rynek terminowy jest ważnym elementem struktury systemu finansowego. Rozwój technologii komputerowych doprowadził do jego transformacji, m.in. w kierunku dematerializacji instrumentów finansowych i ich obrotu. Powstały również instytucje nadzorujące rynek. Rynek instrumentów pochodnych przyciąga różnego rodzaju inwestorów w zależności po pierwsze od wielkości zarządzanego kapitału (na przykład inwestorzy instytucjonalni – obracający dużymi

¹⁴⁹ *Ibidem*.

¹⁵⁰ Hull J., Dąbrowski P., Sobkowiak J., *op. cit.*

¹⁵¹ Ryzyko bazy powstaje z powodu zmian stóp zwrotu z dywidend, stóp procentowych, informacji publikowanych przez rząd albo korporacje (Patrz Blake D., *op. cit.*). W praktyce inwestorzy wolą mieć do czynienia z ryzykiem bazy niż z innym rodzajem ryzyka, gdyż mogą mieć na nie wpływ.

¹⁵² Ryzyko systematyczne, w odróżnieniu od niesystematycznego, nie może być wyeliminowane poprzez konstrukcje dobrze zdywersyfikowanego portfela akcji, a co za tym idzie, wpływa ono na decyzje inwestora. Jest ono związane z zależnością między stopą zwrotu z inwestycji a stopą zwrotu z całego rynku akcji: w przypadku, gdy wartość ryzyka systemowego jest dodatnia, inwestor zaakceptuje tylko stopę zwrotu wyższą niż stopa procentowa pozbawiona ryzyka (Patrz Hull J., Dąbrowski P., Sobkowiak J., *op. cit.*).

¹⁵³ Jones T.L., *An Overview of Investment Hedging with Stock Index Futures*, Laureola Asset Management Co, 2008, <http://box505.bluehost.com/suspended.page/disabled.cgi/laureola.net>, dostęp z dnia 26.02.2015 r.

środkami lub inwestorzy indywidualni – handlującymi instrumentami finansowymi na stosunkowo niewielkie kwoty), oraz po drugie od typu strategii inwestycyjnej (spekulacyjna, arbitrażowa, zabezpieczająca przed ryzykiem).

Kontrakt futures jest giełdowym instrumentem pochodnym, którego warunki są wystandardyzowane, a dodatkowe wymogi związane z rozliczeniem tych instrumentów i utrzymaniem wyznaczonego poziomu depozytu zabezpieczającego chronią uczestników kontraktu przed ryzykiem kredytowym, w tym przed ryzykiem poniesienia strat przekraczających zainwestowany kapitał związanym z wykorzystaniem dźwigni finansowej.

W rozdziale przedstawiono specyfikę finansowych kontraktów futures i kształtowanie się ceny terminowej. Przedstawiono także typy strategii inwestycyjnych na giełdzie z wykorzystaniem kontraktów futures.

5. Modelowanie niemieckiego giełdowego rynku terminowego

Przedstawione w tej pracy modelowanie giełdowego rynku terminowego obejmuje dwa etapy. Pierwszy etap polega na prognozowaniu za pomocą sztucznych sieci neuronowych tendencji rynkowej indeksów rodziny DAX, notowanych na giełdzie papierów wartościowych we Frankfurcie. W tym celu omówiono wybór zmiennych, użytych do prognozowania, podział całkowitego zbioru danych na podzbiory oraz przetworzenie danych. Prognozowanie poprzedza dobór architektury sieci neuronowych i kombinacji zmiennych wejściowych dla każdego indeksu oraz zbioru danych (nieprzetworzonych i przetworzonych). W celu oceny otrzymanych wyników posłużono się uniwersalnymi miarami oceny jakości prognozy.

Drugi etap dotyczy opracowania narzędzia wspierającego podejmowanie decyzji inwestycyjnej na rynku terminowym. W związku z tym zaproponowano trzy możliwe strategie inwestycyjne różniące się momentem zawarcia transakcji dotyczących kupna lub sprzedaży kontraktów futures, których instrumentem bazowym jest indeks giełdowy rodziny DAX. Opracowany system transakcyjny wykorzystuje prognozy dotyczące tendencji na rynku akcji otrzymywane z sieci neuronowych i w zależności od wybranej strategii inwestycyjnej generuje odpowiedni sygnał na rynku terminowym. Mimo że wszystkie zaproponowane strategie inwestycyjne należą do strategii spekulacyjnych, czyli obarczonych wysokim ryzykiem, każda strategia osobno charakteryzuje się różnym stopniem ryzyka i może być określona jako strategia ryzykowna, bardziej ryzykowna i mniej ryzykowna.

5.1. Dobór zmiennych wejściowych i wstępne przetwarzanie danych

W celu przeprowadzenia badania empirycznego zgromadzono dzienne notowania danych rynkowych z zakresu czasowego od 22 marca 2005 r. do 30 października 2015 r., który wynikał z dostępności spójnego zbioru danych dotyczących notowań indeksów giełdowych i kontraktów futures na te indeksy. Wszystkie dane zostały uzyskane za pośrednictwem systemu informacyjnego Bloomberg.

Pierwsze osiem lat analizowanego okresu posłużyło do dokonania oceny zaprojektowanych sztucznych sieci neuronowych i wyboru tych sieci, których funkcjonowanie charakteryzowało się najmniejszymi błędami. Dane z lat 2013-2015 wykorzystano w celu (i) dokonywania prognoz o jednodniowym horyzoncie czasowym za pomocą ANN, (ii) analizy otrzymanych wyników oraz (iii) realizacji strategii inwestycyjnych. Zmienną wyjściową (prognozowaną) w każdej

symulacji był tangens kąta nachylenia linii regresji z dziesięciodniowego okresu notowań jednego z trzech analizowanych indeksów grupy DAX (DAX, MDAX i TecDAX). Innymi słowy, był to współczynnik kierunkowy równania regresji liniowej.

W celu uproszczenia, dalej w tekście stosowane jest pojęcie „prognozy indeksu”, który odnosi się do prognozy kierunku trendu notowań indeksu. Okres dziesięciu dni został wybrany ze względu na przyjęty w niniejszym badaniu krótki horyzont prognozy, równy jednej sesji giełdowej (jednemu dniu handlowemu). Okres ten stanowi w istocie dwa tygodnie robocze, co pozwala także dostrzec pewne tendencje krótkoterminowe zachodzące na rynku. Krótkookresowa analiza trendu zwiększa czułość prognozy na mniejsze zmiany kierunku trendu, a jednodniowy horyzont prognozy zabezpiecza większą dokładność prognozy i możliwość szybszego podjęcia decyzji odnośnie zachowania inwestora na giełdzie.

Celem prognozowania każdego z wybranych indeksów wyznaczono zmienne wejściowe¹⁵⁴. Były to przede wszystkim opóźnione ceny zamknięcia każdego indeksu, gdzie okres opóźnienia (n) stanowił od 1 do 10 obserwacji. Wskaźniki analizy technicznej obliczone dla cen umownego zamknięcia prognozowanego indeksu także posłużyły jako zmienne objaśniające. Niżej wymieniono wykorzystane wskaźniki analizy technicznej wraz z parametrami:

- proste średnie ruchome: $SMA(n)$, gdzie $n = 3, n = 9$,
- wykładnicze średnie ruchome: $EMA(n)$, gdzie $n = 5, n = 10$,
- oscylator momentum i wskaźnik zmian ROC dla $n = 14$ ¹⁵⁶,
- wskaźnik $MACD(n_1, n_2, n_3)$, gdzie $n_1 = 12, n_2 = 26, n_3 = 9$,
- wskaźnik $RSI(n)$ dla $n = 14$,
- oscylator $DPO(n)$ dla $n = 20$,
- filtr $VHF(n)$ dla $n = 28$.

Jako zmienne wejściowe dla każdego prognozowanego indeksu użyto również danych finansowych i makroekonomicznych (w nawiasach kursywą są podane oznaczenia zmiennych używane dalej w tekście rozdziału i w wynikach badań). Były nimi¹⁵⁷:

¹⁵⁴ W pracy nie zostały omówione zmienne wejściowe, które były wykorzystywane podczas wcześniejszych etapów badań autorki. Nie uwzględniono na przykład wielu zmiennych makroekonomicznych, m.in. danych o bilansie handlowym Niemiec, dynamice PKB, stopie inflacji HICP, czy też PMI dla Niemiec i strefy euro. Miesięczna lub kwartalna częstotliwość publikacji tych danych sprawiała, że nie wносиły one istotnego wkładu w proces modelowania ANN. Z tej samej przyczyny w ostatecznej wersji badania pominięto również zmienne z analizy technicznej, obliczane na podstawie dłuższych okresów. Generowały one bowiem zbyt mało sygnałów rynkowych potrzebnych w przypadku jednodniowego horyzontu prognozy.

¹⁵⁶ W przypadku ANN lepsze działanie modelu uzyskuje się przy użyciu zmiennej ROC . W badaniach empirycznych uzasadnione okazało się dołączenie do zbioru zmiennych wejściowych wskaźnika momentum.

¹⁵⁷ W celu wyznaczenia możliwego wpływu poszczególnych zmiennych wejściowych na zmienną prognozowaną przeprowadzono analizę współzależności między nimi. W tym celu oszacowano modele regresji wektorowej VAR (*Vector Autoregression*) i przeanalizowano funkcje odpowiedzi na impuls. Liczbę opóźnień w modelu ustalono na podstawie kryterium informacyjnego Schwartz-

- notowania kontraktów futures na odpowiedni analizowany indeks: F_{DAX} , F_{MDAX} , F_{TecDAX} ,
- notowania indeksu DAX (DAX),
- dzienne dane kursu EUR/USD (EUR/USD),
- miesięczna i roczna zmienność implikowana kursu EUR/USD (EUR/USD_{IVIM} , EUR/USD_{IVIY})¹⁵⁸,
- rentowność dziesięcioletnich niemieckich obligacji rządowych ($10YDE$), rentowności dziesięcioletnich ($10YUS$) i dwuletnich ($2YUS$) amerykańskich obligacji rządowych,
- indeks zmienności implikowanej VIX (*Volatility Index*, VIX), obliczany na podstawie kontraktów opcyjnych na indeks rynku akcji S&P 500 oraz indeks zmienności implikowanej VDAX-NEW ($VDAX$), obliczany na podstawie instrumentów pochodnych na indeks DAX.

W każdej symulacji wykorzystano także dane historyczne zmiennej prognozowanej. Wszystkie zmienne opóźniono o jeden dzień ze względu na jednodniowy horyzont prognozy. Uwzględnienie w badaniu obligacji amerykańskich wynikało z kluczowej roli polityki pieniężnej w Stanach Zjednoczonych w funkcjonowaniu globalnych rynków finansowych, szczególnie w okresach normalizacji polityki pieniężnej¹⁵⁹.

Wszystkie dane zostały zebrane w zbiory odpowiadające poszczególnemu indeksowi. Z racji tego, że techniczne zmienne wejściowe mają różne opóźnienie, wszystkie dane były wzięte do analizy, zaczynając od daty najbardziej opóźnionej zmiennej wykorzystanej w symulacji (VHF z 28 obserwacji), czyli od dnia 28 kwietnia 2005 r. Cały zbiór danych po wyłączeniu danych z lat 2013-2015 r. wyniósł 2003 obserwacji. W celu dokonania symulacji za pomocą ANN zgromadzone dane poddano dodatkowemu podziałowi na podzbiory. Zgodnie z zaleceniami G. Hanrahana (2011)¹⁶⁰ zostały wyodrębnione następujące podzbiory: (i) uczący – 1401 najstarszych obserwacji, (ii) walidacyjny – 201 losowych przypadków oraz (iii) testowy – 401 ostatnich (najnowszych) obserwacji. Jak już wspomniano, dane z okresu 2013-2015 r., które stanowiły łącznie 740 obserwacji, zostały wykorzystane w celu oceny prognoz. Ze względu na to, że podzbiór testowy nie jest wykorzystywany podczas szacowania wag sieci

za. Zgodnie z wynikami przeprowadzonej analizy współzależności między zmiennymi, wszystkie zmienne wejściowe mogą być wykorzystane w dalszej części badania dotyczącej zaprojektowania sieci neuronowych.

¹⁵⁸ Zmienność implikowana wyznaczana jest z kwotowań opcji na kurs EUR/USD.

¹⁵⁹ Wśród kanałów transmisji polityki monetarnej Rezerwy Federalnej w literaturze wyróżniane są, m.in.: zmiany poziomu stóp procentowych, zmiany rentowności papierów dłużnych, kurs walutowy, przepływy kapitałowe (więcej [w:] Takáts E., Vela A., *International monetary policy transmission*, BIS Paper, nr 78, ss. 51-70, 2014, http://www.bis.org/publ/bppdf/bispap78b_rh.pdf, dostęp z dnia 10.12.2015 r. lub Mohanty M., *The transmission of unconventional monetary policy to the emerging markets – an overview*, BIS Paper, nr 78, ss. 1-24, August 2014. http://www.bis.org/publ/bppdf/bispap78a_rh.pdf, dostęp z dnia 10.12.2015 r.

¹⁶⁰ Hanrahan G., *Artificial Neural Networks in Biological and Environmental Analysis*, CRC Press, 2011, s. 45.

neuronowych, wyniki uzyskane dla tego podzbioru są w istocie prognozami *ex post* poza próbą (*out-of-sample*)¹⁶¹. Jednocześnie wyniki działania sieci uzyskane dla podzbioru uczącego są interpretowane jako prognozy w próbie (*in-sample*).

Ze względu na różnorodność zmiennych wejściowych, a także klasteryzację zmienności notowań indeksów w całym okresie badań, analizie poddano dwa zbiory danych – zbiór zawierający dane nieprzetworzone oraz zbiór danych znormalizowanych¹⁶². W wyniku normalizacji uzyskuje się średnie wartości równe zero, a odchylenia standardowe równe jeden.

5.2. Wybór architektury i struktury sieci neuronowej

W ramach badań rozważono dwie architektury sieci neuronowych – MLP i GRNN. Sieć MLP wydaje się najczęściej opisywana w literaturze. Ten typ architektury charakteryzuje się wysoką wydajnością oraz szybkością działania. Architektura typu GRNN została wykorzystana w badaniach ze względu na jej predyspozycje do rozwiązywania zagadnień regresji (a nie klasyfikacji)^{163, 164}. Ponadto, w wynikach wykazanych przez E. Gately sieci wykorzystujące dane finansowe najlepiej funkcjonują przy tym typie architektury¹⁶⁵.

W trakcie przeprowadzania symulacji SNN dla każdego zbioru danych odpowiadającemu poszczególnemu indeksowi grupy DAX zostały rozważone różne kombinacje zmiennych wejściowych, a mianowicie:

- 1) zastosowanie wszystkich zmiennych wejściowych,
- 2) zastosowanie wszystkich technicznych zmiennych wejściowych,
- 3) zastosowanie wszystkich finansowych zmiennych wejściowych,
- 4) zastosowanie kombinacji technicznych zmiennych wejściowych,
- 5) zastosowanie kombinacji finansowych zmiennych wejściowych,
- 6) zastosowanie kombinacji technicznych i finansowych zmiennych wejściowych.

Przy zastosowaniu kombinacji zmiennych starano się dobrać takie, których zastosowanie skutkowało powstaniem wyników o możliwie najwyższym stopniu precyzji. Ponadto, wybrane kombinacje zmiennych nie uwzględniały przypadku zastosowania kombinacji składającej się ze wszystkich zmiennych wejściowych (czyli wariantów 1, 2 oraz 3 z listy).

¹⁶¹ Gonzalez S., Neural networks for macroeconomic forecasting: a complementary approach to linear regression models, Economic and Fiscal Policy Branch, Working Paper, 2000-07, http://publications.gc.ca/collections/collection_2008/fin/F21-8-2000-7E.pdf, dostęp z dnia 13.06.2016 r.

¹⁶² Normalizacji dokonano poprzez zastosowanie tzw. standaryzacji Z, czyli normalizacji względem odchylenia standardowego.

¹⁶³ Specht D., *A generalized Regression Neural Network*. *IEEE Transactions on Neural Networks*, nr 2(6), ss. 568-576, 1991, <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=97934&isnumber=3109>, dostęp z dnia 02.05.2015 r.

¹⁶⁴ Bishop C., *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford University Press, 1995.

¹⁶⁵ Gately E., *Sieci neuronowe. Prognozowanie finansowe i projektowanie systemów transakcyjnych*, WIG-Press, Warszawa 1999.

Przy wyborze typu architektury i struktury sieci kierowano się wybranymi uniwersalnymi miarami jakości prognoz szeregów czasowych, a mianowicie¹⁶⁶: błędem średnim (*ME*), błędem standardowym (*SE*), średnim błędem bezwzględnym (*MAE*), średnim bezwzględnym błędem procentowym (*MAPE*), współczynnikiem korelacji (*r*) oraz współczynnikiem determinacji (R^2) dla każdego podzbioru¹⁶⁷. Decyzje o wyborze sieci podejmowano opierając się na wynikach tych miar obliczonych dla podzbioru testowego.

Tabela 5.1 podsumowuje wybrane w trakcie analizy ANN dla każdej zmiennej wyjściowej w celu przeprowadzenia dalszych badań.

Tabela 5.1. Wybrane architektury sieci neuronowych

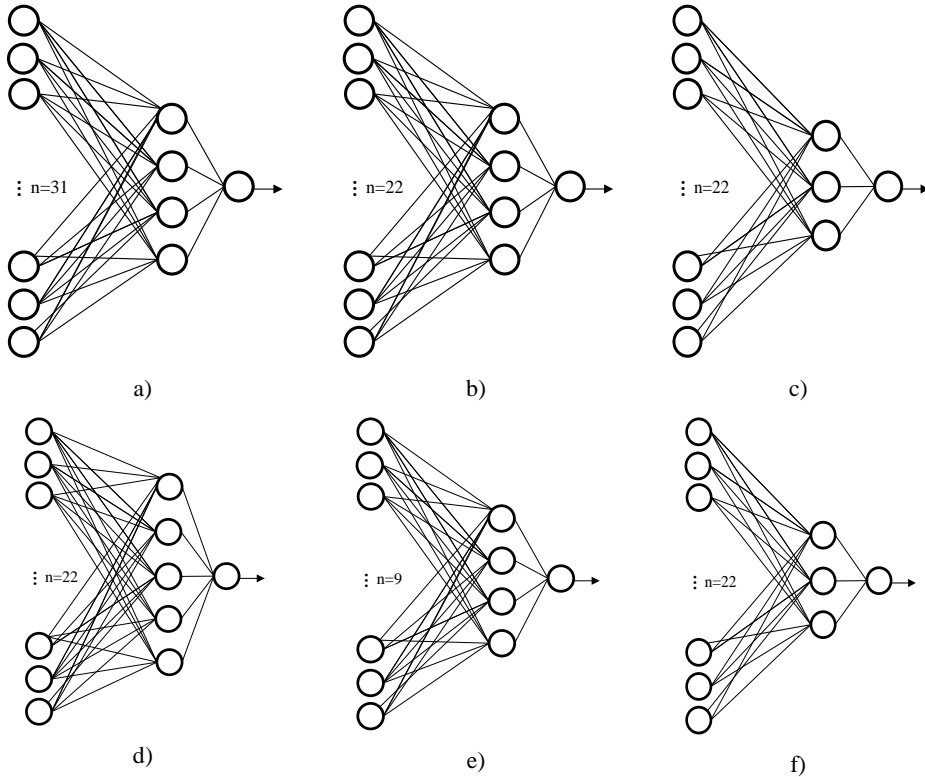
Zbiór danych	Współczynnik kierunkowy regresji liniowej dla indeksu	Architektura sieci			Zmienne wejściowe
		Typ	Liczba neuronów		
			W warstwie wejściowej	W warstwie ukrytej	
Dane nieprzetworzone	DAX	MLP	31	4	Wszystkie zmienne
	MDAX	MLP	22	4	Wszystkie zmienne techniczne
	TecDAX	MLP	22	3	Wszystkie zmienne techniczne
Dane znormalizowane	DAX	MLP	22	5	Wszystkie zmienne techniczne
	MDAX	MLP	9	4	Opóźniony o jedną sesję giełdową współczynnik regresji dla indeksu MDAX, notowania indeksu MDAX opóźnione o 2, 4, 5 dni, SMA (3), SMA (9), EMA (5), MACD (12,26,9), DPO (20).
	TecDAX	MLP	22	3	Wszystkie zmienne techniczne

Źródło: obliczenia własne.

Na rysunku 5.1 (a-f) zilustrowano struktury wybranych sieci.

¹⁶⁶ Należy podkreślić, że słowo „prognoza” na tym etapie odnosi się do określenia otrzymanych wartości działania sieci neuronowych. Nie jest to jednak jeszcze docelowe prognozowanie. Przedstawione miary mogą być stosowane dla oceny działania sieci, zarówno na etapie uczenia i testowania sieci, jak i na etapie prognozowania.

¹⁶⁷ Wskaźniki *MAPE*, *r* i *R* podane są w jednostkach bezwymiarowych.



Rys. 5.1. Struktura sieci neuronowej dla prognozy współczynnika regresji liniowej dla poszczególnego indeksu
 a) dla indeksu DAX, b) dla indeksu MDAX, c) dla indeksu TecDAX, d) dla znormalizowanego indeksu DAX, e) dla znormalizowanego indeksu MDAX, f) dla znormalizowanego indeksu TecDAX
 Źródło: opracowanie własne.

Analiza wyników pozwoliła zauważyć, że sieci działające na danych znormalizowanych charakteryzowały się znacznie większą dokładnością, co odzwierciedlało się w mniejszych wartościach błędów absolutnych. Jest to zgodne z założeniami teoretycznymi, według których dane o różnych jednostkach i zróżnicowanych zakresach zmienności mogą mieć istotny wpływ na funkcjonowanie stosowanych w SNN procedur numerycznych¹⁶⁸.

Ponadto, zastosowanie architektury sieci GRNN skutkowało otrzymaniem mniej precyzyjnych wartości, niż MLP. Było to szczególnie zauważalne dla podzbioru danych testowych. Różnica między wartościami miar dla podzbiorów uczących (w próbie) a testowych (poza próbą) dla sieci GRNN świadczyła o niskiej zdolności sieci do generalizacji i jej przeuczeniu. Wynika z tego wniosku, że zastosowanie takiej sieci w prognozowaniu może skutkować uzyskaniem

¹⁶⁸ Marciniak A., Korbicz J., Kuś J., *Wstępne przetwarzanie danych. Biocybernetyka i inżynieria biomedyczna 2000, Sieci neuronowe*, Tom VI, red.: Nałęcz M., Akademicka oficyna wydawnicza EXIT, Warszawa 2000, s. 63.

mało wiarygodnych prognoz. Sieć GRNN najlepiej funkcjonowała przy zastosowaniu mniejszej liczby zmiennych. Co więcej, sieci GRNN miały bardzo skomplikowaną strukturę, co odpowiada teorii.

Sieć MLP we wszystkich symulacjach cechowała się wysoką dokładnością prognozy, niezależnie od podzbioru danych. Zauważono przy tym, że mniejsze błędy i wyższe współczynniki determinacji i korelacji uzyskiwano przy zastosowaniu większej liczby danych.

5.3. Prognozowanie za pomocą ANN

Zaprojektowane sieci neuronowe zostały następnie zastosowane w celu dobrego prognozowania w latach 2013-2015. Przekształceniu uległy podzbiory danych wykorzystywane w modelowaniu sieci neuronowych za sprawą rozszerzenia całego zbioru danych o obserwacje z okresu 2013-2015. Utworzone podzbiory wyglądały następująco: (i) uczący – 1866 obserwacji (prognozowanie w próbie), (ii) walidacyjny – 137 losowych przypadków oraz (iii) testowy – 740 najnowszych obserwacji, czyli dane z lat 2013-2015 (prognozowanie poza próbą). Można zauważyć, że podzbiór walidacyjny został zredukowany dwukrotnie, co było potrzebne ze względu na zwiększenie podzbioru testowego do 27% przy braku możliwości zwiększenia całego zbioru danych.

Należy przypomnieć, że prognozowane były nie wartości indeksów giełdowych, a zmiany nachylenia trendu liniowego w okresie dziesięciu dni. Ważne zatem są nie tyle same wartości prognozy, co ich znak. Pozwala to dostrzec możliwe odwrócenie trendu i odpowiednio zareagować na zmiany zachodzące na rynku. W tabeli 5.2 przedstawiono miary oceny jakości prognoz.

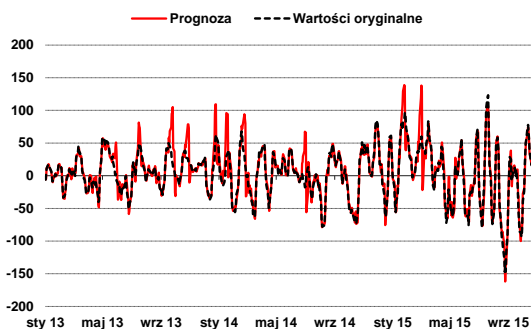
Tabela 5.2. Miary jakości prognoz poza próbą sporządzonych dla lat 2013-2015 dla poszczególnych zmiennych wyjściowych

Zbiór danych	Współczynnik kierunkowy regresji liniowej dla indeksu	Miary jakości prognozy					
		ME	SE	MAE	MAPE	r	R ²
Dane nieznormalizowane	DAX	-1,5821	17,2263	5,3815	1,1735	0,9129	0,8335
	MDAX	1,1901	12,1846	6,6737	0,8106	0,9766	0,9538
	TecDAX	-0,0288	1,1248	0,5522	0,7489	0,9724	0,9456
Dane znormalizowane	DAX	-0,0002	0,0156	0,0079	0,9541	0,9883	0,9768
	MDAX	-0,0004	0,0156	0,0086	0,9878	0,9883	0,9768
	TecDAX	-0,0004	0,0156	0,0087	0,9677	0,9883	0,9768

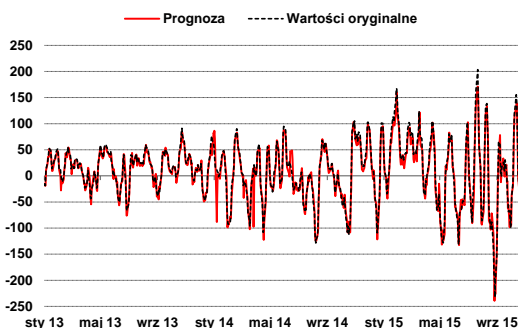
Źródło: obliczenia własne.

Wyniki zawarte w tabeli 5.2 wskazują na wysoką dokładność otrzymanych prognoz. Najmniejszą wartość wskaźnika MAPE odnotowano w przypadku

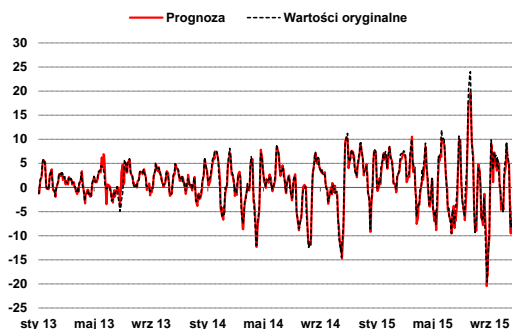
wykorzystaniu danych nieznormalizowanych dla indeksu TecDAX. Najwyższa wartość błędu MAPE wystąpiła w przypadku prognoz dla nieznormalizowanych wartości współczynnika regresji dla indeksu DAX. Ciekawe jest, że wartość MAPE dla znormalizowanych danych okazała się najmniejsza w przypadku indeksu DAX. Wysokie wartości współczynnika korelacji i determinacji odnotowane w przypadku prognoz dla pięciu indeksów wskazują na bardzo dobre dopasowanie zaprojektowanych sieci neuronowych do danych historycznych. Wyjątek stanowiły prognozy dla nieznormalizowanego indeksu DAX, dla których obydwie współczynniki okazały się nieznacznie mniejsze. Jest to również wynik świadczący o dobrym dopasowaniu sieci do danych. Mniejsza dokładność wartości przewidzianych dla nieznormalizowanego indeksu DAX w porównaniu do innych indeksów i zbiorów danych jest także zauważalna w trakcie analizy rysunków 5.2-5.7, przedstawiających prognozy i wartości oryginalne.



Rys. 5.2. Prognoza i oryginalne wartości współczynnika regresji dla indeksu DAX przy wykorzystaniu danych nieznormalizowanych w okresie 2013-2015 r.
Źródło: obliczenia własne.

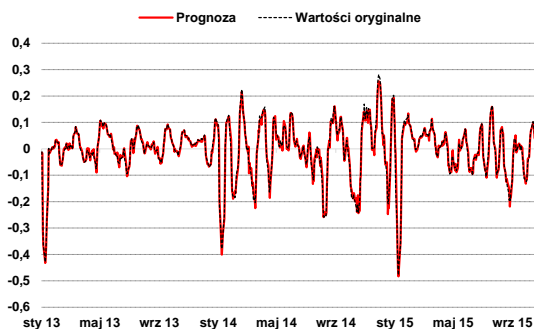


Rys. 5.3. Prognoza i oryginalne wartości współczynnika regresji dla indeksu MDAX przy wykorzystaniu danych nieznormalizowanych w okresie 2013-2015 r.
Źródło: obliczenia własne.



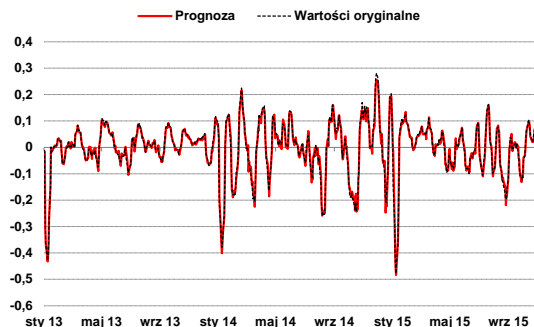
Rys. 5.4. Prognoza i oryginalne wartości współczynnika regresji dla indeksu TecDAX przy wykorzystaniu danych nieznormalizowanych w okresie 2013-2015 r.

Źródło: obliczenia własne.



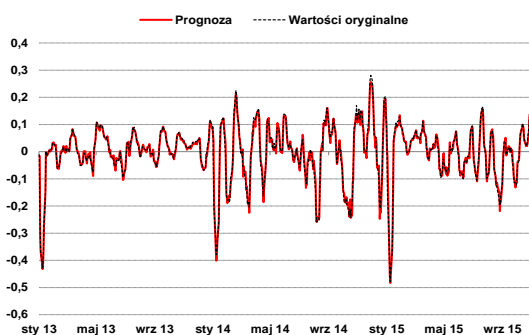
Rys. 5.5. Prognoza i oryginalne wartości współczynnika regresji dla indeksu DAX przy wykorzystaniu danych znormalizowanych w okresie 2013-2015 r.

Źródło: obliczenia własne.



Rys. 5.6. Prognoza i oryginalne wartości współczynnika regresji dla indeksu MDAX przy wykorzystaniu danych znormalizowanych w okresie 2013-2015 r.

Źródło: obliczenia własne.



Rys. 5.7. Prognoza i oryginalne wartości współczynnika regresji dla indeksu TecDAX przy wykorzystaniu danych znormalizowanych w okresie 2013-2015 r.

Źródło: obliczenia własne.

5.4. Przyjęte strategie inwestycyjne z wykorzystaniem indeksowych kontraktów futures

W modelowaniu inwestowania na terminowym rynku giełdowym przyjęto trzy strategie inwestycyjne. Wszystkie te strategie są w istocie odmianami strategii krótkoterminowej na otwarcie pozycji. Różnią się one określeniem momentu wejścia na rynek i wyjścia z rynku. W strategiach założono sygnały kupna „buy” i sprzedaży „sell” kontraktu futures. W jednej ze strategii przyjęto sygnały, które powinny poprzedzać możliwą zmianę trendu, określając je jako sygnały ostrzeżenia „warning”. Sygnały „keep” oznaczają brak zmiany pozycji na instrumencie pochodnym. We wszystkich tych strategiach założono, że pojawienie się następnego sygnału („buy” lub „sell”) oznacza jednoczesne zamknięcie poprzedniej pozycji giełdowej i otwarcie nowej odpowiadającej otrzymanemu sygnałowi (czyli tzw. „cover and go long” i „close and go short”).

Strategia inwestycyjna nr 1 jest najprostsza. Uwzględnia ona sygnały „buy”, „sell” oraz „keep”. Transakcję należy zawrzeć natychmiast po otrzymaniu przez system sygnału „buy” albo „sell”.

W ramach strategii inwestycyjnej nr 2 stosuje się sygnały „buy”, „sell”, „keep” oraz „warning”. Ważne jest, że po wystąpieniu sygnału ostrzeżenia „warning” zawierana jest transakcja odwrotna do poprzedniej (czyli zakup kontraktu przy poprzedniej transakcji sprzedaży oraz sprzedaż kontraktu przy poprzedniej transakcji kupna). Zakłada się, że ta strategia, w odróżnieniu od poprzedniej, powinna skutkować osiągnięciem większych zysków, gdyż pozwala na wcześniejszą reakcję inwestora dzięki sygnałom „warning”. Niemniej jednak, w ramach tej strategii należy się również liczyć z sytuacją, że mimo wystąpienia sygnału ostrzeżenia, w rzeczywistości może nie dojść do zmiany trendu na rynku. Wskutek tego sygnały ostrzeżenia mogą być źródłem mylnych informacji, których uwzględnienie może narazić inwestora na straty.

Strategia inwestycyjna nr 3 – podobnie jak pierwsza strategia – także uwzględnia w systemie transakcyjnym sygnały „buy”, „sell” i „keep”. Przy jej stosowaniu zalecane jest jednak, aby nie dokonywać transakcji od razu po pojawieniu się sygnału „buy” lub „sell”, jak to zakłada pierwsza strategia. Rekomendowane jest bowiem oczekiwanie na potwierdzenie sygnału przez następną sesję giełdową. Jeśli podczas następnego dnia handlu wygenerowany zostanie sygnał potwierdzenia „keep”, system zareaguje odpowiednim sygnałem rynkowym, a inwestor może zająć właściwą pozycję na giełdzie. Dlatego w tym systemie sygnały są przesunięte o jeden dzień – w stosunku do pierwszej strategii – lub w ogóle pominięte. Ten typ strategii został przyjęty, ponieważ kilkakrotnie miało miejsce wystąpienie sygnałów kupna i sprzedaży naprzemiennie w dwóch, bezpośrednio sąsiadujących ze sobą, sesjach, wskutek czego sygnały te mogą być zaklasyfikowane jako mylne. Uniknięcie mylnych sygnałów może skutkować zmniejszeniem straty inwestora, w tym również zredukowane są wydatki inwestora związane z kosztami transakcyjnymi.

Można zauważyć, że choć zaproponowane strategie należą do działalności spekulacyjnej, czyli obciążonej wysokim ryzykiem, to jednak różnią się one jego stopniem. Pierwsza strategia jest punktem odniesienia dla innych strategii i może być scharakteryzowana jako ryzykowna. W drugiej strategii dodano sygnały ostrzeżenia, które, jak już wspomniano, mogą zarówno prowadzić do dodatkowych zysków za sprawą wcześniejszej reakcji inwestora, jak i przyczynić się do dodatkowych strat, gdyby sygnały te okazały się błędne. W związku z tym w drugiej strategii inwestycyjnej pojawia się dodatkowe źródło ryzyka, a zatem może ona być określona jako strategia bardziej ryzykowna. Z kolei trzecia strategia jest mniej ryzykowna, bowiem zaleca się tu unikanie zawierania transakcji zaraz po powstaniu sygnału i proponuje się odłożenie decyzji do następnej sesji giełdowej w celu potwierdzenia zapoczątkowania tendencji rynkowej.

Wszystkie obliczenia związane z przedstawionymi strategiami dokonano za pomocą napisanych przez autorkę tej części pracy aplikacji w języku VBA programu Microsoft Excel.

5.5. Inwestowanie w kontrakty terminowe futures

Przeprowadzone w badaniach empirycznych symulacje opierają się na zasadach codziennego rozliczenia kontraktów futures na giełdzie Eurex. W celu obliczenia wartości codziennych fluktuacji cen wyznaczających w ten sposób zyski lub straty na pozycji na giełdowych kontraktach terminowych, zastosowano poniższe wzory wykorzystywane przez giełdę Eurex¹⁶⁹.

W dniu otwarcia długiej pozycji na kontrakcie futures wartość zmiany stanu konta inwestycyjnego jest obliczana następująco:

¹⁶⁹ Eurex Exchange. Equity and Equity Index Derivatives. Trading Strategies, <http://www.eurexchange.com/blob/116000/8fbfe86970e91e3ced0596d72d3fdbbc/data/brochure-equity-equity-index-trading-strategies-en-en-pdf.pdf>, dostęp z dnia 27 lipca 2015.

$$VM_i^{long} = (SP_i - BP_i) \cdot IM_j \cdot N, \quad (5.1)$$

gdzie:

SP_i – dzienna cena rozliczeniowa kontraktu futures w dniu otwarcia pozycji,

BP_i – cena, po której kupiono kontrakt futures,

IM – wartość jednego punktu indeksowego w jednostkach pieniężnych dla poszczególnego indeksu j ,

N – liczba kupionych kontraktów.

W każdym kolejnym dniu po zakupie kontraktu futures zyski lub straty na pozycji wskutek dziennej zmiany cen na rynku są obliczane następująco:

$$VM_i^{long} = (SP_i - SP_{i-1}) \cdot IM_j \cdot N, \quad (5.2)$$

gdzie SP_{i-1} jest ceną rozliczeniową z dnia poprzedniego.

W dniu zamknięcia pozycji na kontrakcie futures wartość zmiany stanu konta jest obliczana następująco:

$$VM_i^{short} = (RP_i - SP_{i-1}) \cdot IM_j \cdot N, \quad (5.3)$$

gdzie RP_i – cena, po której zamknięto pozycję, czyli sprzedano kontrakt futures.

W dniu otwarcia krótkiej pozycji na kontrakcie futures wartość zmiany konta jest obliczana następująco:

$$VM_i^{short} = (RP_i - SP_i) \cdot IM_j \cdot N, \quad (5.4)$$

gdzie RP_i – cena, po której sprzedano kontrakt futures.

Interpretacja pozostałych zmiennych nie zmieniła się (dotyczy to również poniższych wzorów).

W każdym kolejnym dniu po sprzedaży kontraktu futures zyski lub straty na pozycji wskutek dziennej zmiany cen na rynku są obliczane następująco:

$$VM_i^{short} = (SP_{i-1} - SP_i) \cdot IM_j \cdot N, \quad (5.5)$$

W dniu zamknięcia pozycji na kontrakcie futures wartość zmiany konta jest obliczana następująco:

$$VM_i^{long} = (SP_{i-1} - BP_i) \cdot IM_j \cdot N, \quad (5.6)$$

gdzie BP_i – cena, po której zamknięto pozycję, czyli kupiono kontrakt futures.

W symulacjach przyjęto następujące założenia i parametry:

- przedmiotem każdej transakcji zawsze jest jeden kontrakt futures;
- wartość jednego punktu indeksowego IM_j wyrażona w euro, gdzie j może być indeksem DAX, MDAX oraz TecDAX, jest stała i równa się: 25 € dla indeksu DAX, 5 €– dla indeksu MDAX, 10 €– dla indeksu TecDAX;

- za sprawą tego, że prognozy na dzień następny miałyby się pojawiać po zamknięciu handlu we Frankfurcie, a decyzję o otwarciu pozycji inwestor miałby podjąć w ciągu następnej sesji giełdowej jako cenę, po której otwierano i zamykano pozycję (zarówno długą BP_i , jak i krótką RP_i), w symulacjach przyjęto cenę otwarcia handlu na rynku,
- jako dzienną cenę rozliczeniową SP_i przyjęto dzienną cenę zamknięcia handlu na rynku,
- początkowy kapitał inwestycji ustalono na poziomie 100 000,00 EUR,
- ze względu na to, że zaprojektowany system transakcyjny reaguje na zmianę krótkoterminowej tendencji na rynku, w symulacjach zakłada się, że w dniu zamknięcia pozycji („wyzerowania” pozycji) jednocześnie otwiera się nowa pozycja odwrotna do zamkniętej, na przykład po zamknięciu pozycji krótkiej przez zakup kontraktu jednocześnie otwiera się pozycja długa (czyli tzw. „cover and go long” i „close and go short”).

Wszystkie działania inwestora są odpowiednio i oddzielnie obliczane według przedstawionych wcześniej wzorów.

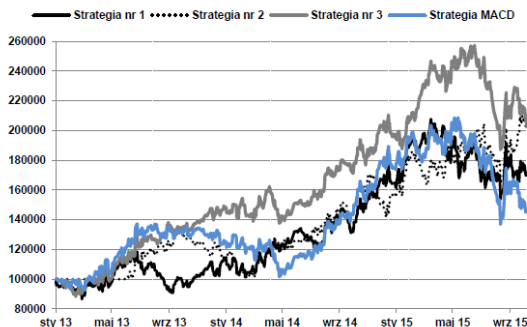
- w drugiej strategii inwestycyjnej system uniemożliwia sytuację występowania z rzędu jednakowych sygnałów „sell”, „buy”, czy też „warning”. Jeśli po sygnale „warning” została otwarta pozycja długa (krótka), następny sygnał „buy” („sell”) jest ignorowany przez system. Zaleca się natomiast czekać na pojawienie się sygnału odwrotnego, czyli „sell” („buy”). W przypadku wystąpienia z rzędu kilku sygnałów „warning”, kolejne sygnały są pomijane, ponieważ zakłada się, że system już odpowiednio zareagował przy pierwszym ostrzeżeniu,
- w symulacjach nie uwzględniono kosztów transakcyjnych¹⁷⁰.

Proces działania zaprogramowanego systemu transakcyjnego wygląda następująco. Na początku system generuje sygnały o wejściu na rynek i wyjściu z rynku na podstawie prognoz zmian tendencji krótkookresowej na indeksach giełdowych otrzymanych za pomocą sztucznych sieci neuronowych w okresie 02.01.2013-30.10.2015 r., który obejmuje 740 sesji giełdowych. Wygenerowane sygnały rynkowe służą następnie do zawarcia transakcji na kontraktach futures.

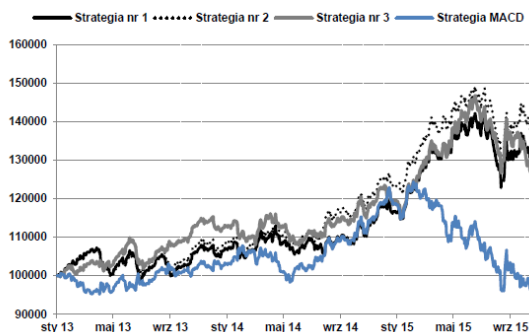
Na rysunkach 5.2-5.7 przedstawiono stan konta inwestycyjnego w badanym okresie w analizowane kontrakty futures, uwzględniając wykorzystanie odpowiedniego zbioru danych (nieprzetworzonych czy znormalizowanych) oraz porównano z wynikami inwestowania według strategii wskaźnika analizy technicznej MACD (zbudowanego na podstawie średnich kroczących o standardowej długości, tj. 12, 26, 9)¹⁷¹.

¹⁷⁰ Większość sprzedawanych systemów transakcyjnych nie uwzględnia prowizji i poślizgu cenowego (patrz Davey K. J., *Top 3 mistakes of trading system development. Futures: News, Analysis & Strategies for Futures, Options & Derivatives Traders*, nr 43, ss. 26-31, 2014, <http://search.ebscohost.com.ebsco.han.p.lodz.pl/login.aspx?direct=true&db=f5h&AN=95741300&site=ehost-live>, dostęp z dnia 10.02.2016 r.

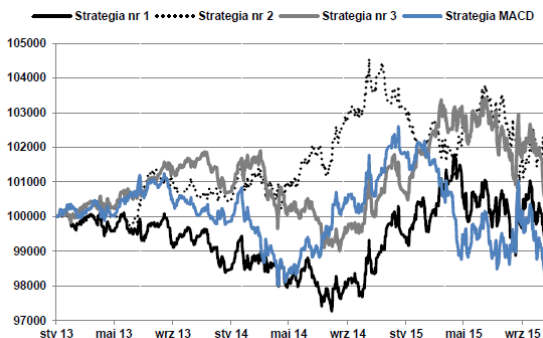
¹⁷¹ W ramach tej strategii przyjęto założenia podobne do zasad działania opisanego w tej pracy systemu transakcyjnego, czyli: (i) początkowy kapitał ustalono na poziomie 100 000,00 EUR, (ii)



Rys. 5.8. Porównanie wyników działania strategii systemu (dane nieprzetworzone) z wynikami inwestowania według strategii MACD w kontrakty futures na indeks DAX
Źródło: obliczenia własne.

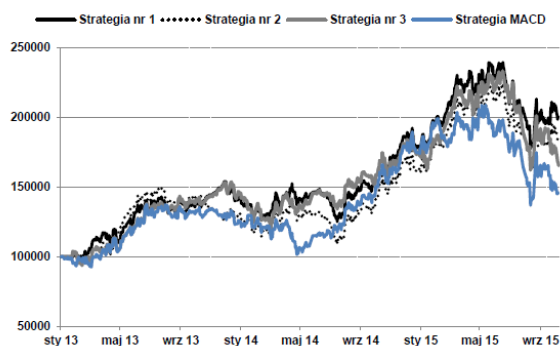


Rys. 5.9. Porównanie wyników działania strategii systemu (dane nieprzetworzone) z wynikami inwestowania według strategii MACD w kontrakty futures na indeks MDAX
Źródło: obliczenia własne.

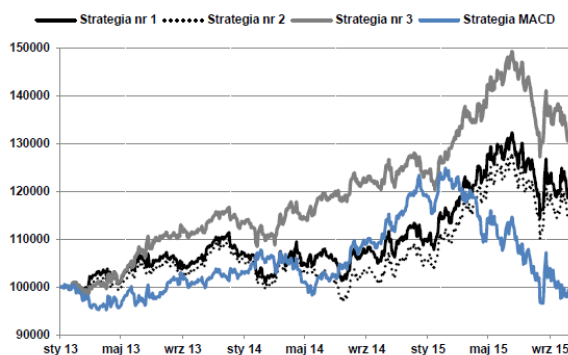


Rys. 5.10. Porównanie wyników działania strategii systemu (dane nieprzetworzone) z wynikami inwestowania według strategii MACD w kontrakty futures na indeks TecDAX
Źródło: obliczenia własne.

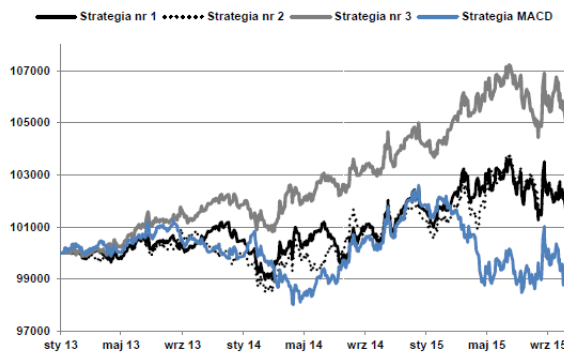
zawarcie transakcji następuję następnego dnia po otrzymaniu sygnału wykorzystując ceny otwarcia rynku, (iii) transakcje zawierane są na zasadzie tzw. „cover and go long” oraz „close and go short”



Rys. 5.11. Porównanie wyników działania strategii systemu (dane znormalizowane) z wynikami inwestowania według strategii MACD w kontrakty futures na indeks DAX
Źródło: obliczenia własne.



Rys. 5.12. Porównanie wyników działania strategii systemu (dane znormalizowane) z wynikami inwestowania według strategii MACD w kontrakty futures na indeks MDAX
Źródło: obliczenia własne.



Rys. 5.13. Porównanie wyników działania strategii systemu (dane znormalizowane) z wynikami inwestowania według strategii MACD w kontrakty futures na indeks TecDAX
Źródło: obliczenia własne.

Z przedstawionych rysunków można wywnioskować, że otrzymane wyniki inwestowania w indeksowe kontrakty futures okazały się lepsze niż wyniki strategii MACD. Wskaźnik MACD generował więcej mylnych sygnałów. Tym samym zaproponowane strategie pozwoliły na osiągnięcie większych zysków w porównaniu do strategii MACD. Wyjątek stanowiły wyniki dla kontraktów na indeks TecDAX przy wykorzystaniu prognoz nieprzetworzonych, gdzie wszystkie strategie (w tym i strategia MACD) przynosiły straty w okresie inwestowania.

Porównanie stanu konta inwestycyjnego na koniec okresu analizy dla wszystkich strategii w zależności od indeksu i zbioru danych przedstawiono w tabeli 5.3.

Tabela 5.3. Porównanie stanu konta inwestycyjnego na koniec okresu analizy dla każdej strategii w zależności od indeksu i zbioru danych

Indeks	Dane	Strategia nr 1	Strategia nr 2	Strategia nr 3
DAX	nieznormalizowane	187 012,8	200 422,2	202 132,2
	znormalizowane	200 657,3	183 803,4	165 240,3
MDAX	nieznormalizowane	125 462,3	133 118,5	120 880,2
	znormalizowane	118 543,8	114 189,7	130 806,9
TecDAX	nieznormalizowane	99 169,4	101 602,0	100 087,1
	znormalizowane	101 600,3	101 672,5	105 311,3

Uwaga: wyróżnienie kolorem w każdym wierszu oznacza: zielony – wartość maksymalna, czerwony – wartość minimalna, żółty – wartość mniejsza niż wartość maksymalna i większa niż wartość minimalna w wierszu.

Źródło: obliczenia własne.

Na podstawie wyników przeprowadzonego badania można wybrać najbardziej skuteczne strategie dla każdego z analizowanych instrumentów. W przypadku inwestowania w kontrakty futures na indeks DAX pozytywnie wyróżniały się dwie strategie – nr 3 (dane nieznormalizowane) oraz nr 1 (dane znormalizowane). Dla kontraktów terminowych na indeks MDAX największe zyski przyniosły strategia nr 2 (dane nieznormalizowane) oraz strategia nr 3 (dane znormalizowane). Wreszcie dla kontraktów futures na indeks TecDAX, można wybrać tylko jedną strategię – nr 3 (dane znormalizowane).

5.6 Podsumowanie

Wnioski dotyczące rozdziału piątego można sprowadzić do kilku stwierdzeń.

1. **Wybór struktur sieci neuronowych do prognozowania.** Wyniki uzyskane za pomocą sieci MLP były dokładniejsze niż wyniki sieci GRNN (zarówno w próbie, jak i poza próbą), co zostało odzwierciedlone w wartościach zastosowanych miar oceny jakości funkcjonowania sieci neuronowych. W przypadku wyników uzyskanych dla sieci GRNN często obserwowano zjawisko przeuczenia sieci, które polegało na dobrym dopasowaniu sieci do danych w próbie (czyli w podzbiorze uczącym) oraz niskiej dokładności wyników uzyskiwanych poza próbą (czyli w podzbiorze testowym).

2. Wykorzystanie technicznych zmiennych wejściowych w przypadku sieci MLP prowadziło do zmniejszenia błędów prognozy. W trakcie badań zauważono również, że sieć MLP działała lepiej przy większej liczbie zmiennych wejściowych, zaś sieć GRNN dawała bardziej precyzyjne wyniki przy uwzględnieniu mniejszej liczby zmiennych wejściowych.
3. Wykorzystanie danych znormalizowanych sprzyjało zmniejszeniu zmienności wartości niektórych miar. Średni błąd bezwzględny *MAPE* dla danych nieznormalizowanych kształtował się w przedziale [0,2665; 3,8863], a dla danych znormalizowanych – [0,6506; 3,2080], w wyniku czego odchylenie standardowe wskaźnika *MAPE* wyniosło 0,89 i 0,98 odpowiednio dla danych znormalizowanych i nieznormalizowanych. Analogiczną sytuację zaobserwowano w przypadku wskaźnika *MAE*: średnia wartość *MAE* dla danych nieznormalizowanych wyniosła 5,5040 (przy odchyleniu standardowym 4,4622), natomiast dla danych znormalizowanych średnia ukształtowała się na poziomie 0,0033 (przy odchyleniu standardowym 0,0012). Z kolei nie odnotowano większej różnicy między wartościami współczynników korelacji i determinacji: dla danych nieznormalizowanych współczynnik korelacji utrzymywał się średnio na poziomie 0,96, dla danych znormalizowanych – 0,97, przy odchyleniu standardowym dla danych nieznormalizowanych 0,023, znormalizowanych 0,022. Analogiczną sytuację odnotowano w przypadku współczynnika determinacji – odchylenie standardowe wyniosło 0,04 i 0,043 odpowiednio dla danych nieznormalizowanych i znormalizowanych.
4. **Prognozowanie tendencji rynkowej indeksów giełdowych w latach 2013-2015.** W analizowanym okresie uzyskano prognozy o wysokiej dokładności. Podczas analizy dziennych prognoz (poza próbą) zauważono, że wskaźnik *MAPE* w przypadku dwóch indeksów (MDAX i TecDAX) był mniejszy dla danych nieznormalizowanych, niż dla danych znormalizowanych. Z kolei wartość *MAPE* dla nieznormalizowanego indeksu DAX negatywnie wyróżniała się wśród pozostałych wyników. Warto odnotować, że w przypadku danych znormalizowanych wartość wskaźnika *MAPE* dla indeksu DAX okazała się najmniejsza. Ostatecznie średnia wartość *MAPE* dla danych nieznormalizowanych była nieznacznie mniejsza, niż dla danych znormalizowanych (0,91 wobec 0,97), przy tym odchylenie standardowe dla wartości wskaźnika dla danych nieznormalizowanych było istotnie większe, niż dla danych znormalizowanych (0,19 wobec 0,01). W przypadku innych miar oceny odnotowano znacznie większe różnice pod względem średniej wartości i odchylenia standardowego. Dla wskaźnika *MAE* średnia wartość ukształtowała się na poziomie 4,20 i 0,008 (przy odchyleniu standardowym 2,63 i 0,0004) odpowiednio dla danych nieznormalizowanych i znormalizowanych. Wartości współczynnika korelacji dla danych nieznormalizowanych wahały się w przedziale [0,9129; 0,9766],

a współczynnika determinacji – w przedziale [0,8335; 0,9538]. Dla danych znormalizowanych były one stałe dla każdego indeksu i wyniosły 0,9883 (współczynnik korelacji) i 0,9768 (współczynnik determinacji). W związku z tym wartości współczynników korelacji i determinacji dla danych znormalizowanych miały zerowe odchylenia standardowe, podczas gdy dla danych nieznormalizowanych odchylenie wyniosło 0,03 dla współczynnika korelacji i 0,06 dla współczynnika determinacji.

5. **Inwestowanie w kontrakty futures w okresie 2013-2015.** Uwzględnienie w badaniu trzech strategii inwestycyjnych umożliwiło osiągnięcie zysków dla kontraktów futures na każdy analizowany indeks. Największe zyski odnotowano dla instrumentów na indeks DAX – dla każdej strategii stan konta inwestycyjnego w wyniku inwestowania uległ zwiększeniu ponad dwukrotnie. Najmniejsze zyski uzyskano w przypadku inwestowania w kontrakty futures na indeks TecDAX.
6. Wykorzystanie danych znormalizowanych miało niejednoznaczny wpływ na wyniki inwestowania. W przypadku inwestowania w kontrakty futures na indeks DAX poprawie uległy tylko wyniki strategii pierwszej – zyski na koniec analizowanego okresu były o 7,3% większe niż dla danych nieznormalizowanych. Z kolei dla pozostałych strategii odnotowano pogorszenie wyników: o 8,3% dla strategii nr 2 oraz aż o 18,3% dla strategii nr 3. Podobne wnioski można wyciągnąć dla wyników inwestowania w kontrakty futures na indeks MDAX. W wyniku normalizacji większe zyski odnotowała tylko strategia trzecia (o 8,2%). Jednocześnie przetworzenie danych doprowadziło do zmniejszenia zysków o 5,5% i o 14,2% odpowiednio dla strategii nr 1 i nr 2. Warto zwrócić uwagę na wyniki inwestowania w kontrakty futures na indeks TecDAX. Wyniki te po normalizacji uległy poprawie dla wszystkich strategii, przy czym najbardziej widoczne było to w przypadku strategii nr 3. Zyski na koniec okresu w wyniku normalizacji danych zwiększyły się o 2,45% dla strategii pierwszej, o 0,07% dla strategii drugiej i o 5,22% dla strategii trzeciej. Ponadto, inwestowanie w kontrakty na indeks TecDAX według strategii nr 3, wykorzystując dane znormalizowane, skutkowało stabilnym zwiększeniem stanu konta inwestycyjnego w całym analizowanym okresie, podczas gdy stan konta bez normalizacji danych spadał poniżej poziomu zainwestowanego kapitału nawet w środku okresu.
7. Zaproponowane strategie pozwoliły na osiągnięcie większych zysków w porównaniu do standardowej strategii, takiej jak wykorzystanie wskaźnika analizy technicznej MACD.
8. Założenie o skuteczności strategii inwestycyjnej, uwzględniającej sygnały systemu ostrzegające przed możliwą zmianą krótkoterminowej tendencji rynkowej na rynku akcji zostało potwierdzone w przypadku stosowania zbioru danych nieznormalizowanych. Inwestowanie w kontrakty futures na indeks MDAX i TecDAX według strategii drugiej,

uwzględniającej sygnały ostrzeżenia, skutkowało osiągnięciem największych zysków. W przypadku inwestowania w kontrakty futures na indeks DAX, mimo że strategia druga nie odnotowała największych zysków, miała istotnie lepszy wynik (o 7,2%) niż strategia pierwsza, która nie uwzględniała tych sygnałów. Z kolei w porównaniu do strategii nr 3 (która osiągnęła najlepszy wynik), strategia druga miała nieznacznie mniejsze zyski – tylko o 0,8%. W przypadku wykorzystania danych znormalizowanych założenie o skuteczności sygnałów ostrzeżenia nie zostało potwierdzone. Strategia druga miała albo neutralny wynik (nie najgorszy i nie najlepszy), albo najgorszy wynik (w przypadku inwestowania w kontrakty futures na indeks MDAX).

9. Na podstawie powyższych ustaleń można sformułować rekomendację o charakterze aplikacyjnym, która adresowana jest do osoby inwestującej w kontrakty terminowe futures na główne indeksy giełdy we Frankfurcie. Rekomendacja ta dotyczy zarówno sposobu przetwarzania danych, jak i wyboru strategii inwestycyjnej i odnosi się do trzech przypadków:
 - a) W przypadku inwestowania w kontrakty futures na indeks DAX zalecane jest wykorzystanie zbioru prognoz nieznormalizowanych, kierując się sygnałami generowanymi przez trzecią strategię systemu transakcyjnego, lub wykorzystanie zbioru danych znormalizowanych wraz z pierwszą strategią inwestycyjną.
 - b) W przypadku inwestowania w kontrakty futures na indeks MDAX, decydentowi również proponowane są do wyboru dwie kombinacje działań: wykorzystanie danych nieznormalizowanych wraz z drugą strategią inwestycyjną lub wykorzystanie zbioru prognoz znormalizowanych wraz z trzecią strategią inwestycyjną.
 - c) W przypadku inwestowania w kontrakty futures na indeks TecDAX jednoznacznie zalecane jest wykorzystanie zbioru danych znormalizowanych wraz z trzecią strategią inwestycyjną.
10. Zaliczenie strategii trzeciej do każdej z zaproponowanych rekomendacji może wskazywać na zasadność jej stosowania w kontraktach futures na indeksy giełdy we Frankfurcie. Można też przypuszczać, że uwzględnienie kosztów transakcyjnych w symulacjach wpłynęłoby na jeszcze bardziej korzystne postrzeganie strategii trzeciej względem pozostałych strategii, biorąc pod uwagę mniejszą liczbę sygnałów generowanych w ramach jej założeń.
11. Na podstawie prognozy krótkookresowej tendencji notowań niemieckich indeksów giełdowych zrealizowane za pomocą ANN, zaprezentowane w tej pracy modelowanie terminowego rynku giełdowego pozwoliło na podjęcie korzystnych decyzji inwestycyjnych przy użyciu kontraktów futures, których wycena jest powiązana z tymi indeksami. Ponadto, umożliwiło ono także znalezienie odpowiedniej strategii dla inwestora na rynku kontraktów futures dla każdego z przedstawionych

indeksów. Uwzględnienie w pracy kilku strategii może także pomóc inwestorowi w przechodzeniu – wraz ze zmianą sytuacji na rynku – od jednej do drugiej strategii i w ten sposób uniknąć strat wynikających z ryzyka modelu w przypadku mechanicznego zawarcia transakcji.

CZEŚĆ III

**Wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych
w gospodarce przestrzennej**

6. Przygotowanie danych w procesie modelowania zmian zagospodarowania przestrzennego na podstawie zdjęć satelitarnych przy użyciu wskaźnika NDVI

Prognozowanie zmian zagospodarowania przestrzennego za pomocą ANN wymaga stworzenia specyficznego typu zmiennych objaśniających oraz zmiennej objaśnianej. Oba rodzaje danych mogą zostać pozyskane ze zdjęć satelitarnych. Ich dobór powinien umożliwiać wyodrębnienie informacji pozwalających na określenie sposobu użytkowania gruntu. Proces ten może być przeprowadzony przy użyciu znormalizowanego różnicowego wskaźnika wegetacji (NDVI – ang. *Normalized Difference Vegetation Index*)¹⁷², który jest wykorzystywany jako indyktor kondycji oraz intensywności występowania roślinności na badanym obszarze.

6.1. Obliczanie znormalizowanego różnicowego wskaźnika wegetacji

Wskaźnik NDVI jest definiowany jako stosunek różnicy wielkości promieniowania podczerwonego oraz czerwonego do sumy wartości promieniowania zarejestrowanego w obu tych kanałach¹⁷³:

$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED}} \quad (6.1)$$

gdzie:

NIR – wartość promieniowania zarejestrowanego w kanale podczerwonym,
RED – wartość promieniowania zarejestrowanego w kanale czerwonym.

Obliczając wartość NDVI dla danego obszaru można z wysokim prawdopodobieństwem określić typ jego zagospodarowania. Najwyższe wartości parametru są przypisywane obszarom pokrytym wysoką zielenią (~1) ze względu na odbicie znacznej części promieniowania podczerwonego oraz stosunkowo mało widzialnego. Wielkości od 0 do 0,3 najczęściej charakteryzują obszary pustyń,

¹⁷² W literaturze przedmiotu parametr NDVI jest nazywany wskaźnikiem wegetacji, zieleni, aktywności fotosyntetycznej. Govaerts B., Verhulst N., *The normalized difference vegetation index (NDVI) Greenseeker™ handheld sensor: Toward the integrated evaluation of crop management, Part A: concepts and case study*, International Maize and Wheat Improvement Center, Mexico, 2010.

¹⁷³ Ciołkosz A., Białousz S., *Zastosowanie teledetekcji satelitarnej w badaniach środowiska w Polsce*, „Nauka”, nr 3, 2008, ss. 87-88.

podłoże skalne oraz tereny biologicznie czynne. Ujemne wartości parametru są przypisywane terenom silnie zurbanizowanym.

W praktyce, rola wskaźnika wegetacji jest dużo większa, jest on przykładowo wykorzystywany do monitorowania zasięgu susz, oceny oraz przewidywania produkcji rolnej, wyznaczania stref zagrożenia pożarowego oraz występowania terenów pustynnych w skali globalnej oraz lokalnej¹⁷⁵.

Obliczane NDVI implikuje konieczność pozyskania obrazów wielospektralnych o kanałach w paśmie podczerwieni oraz czerwieni. Takie dane są dostępne m.in. z satelitów: NOAA, Landsat 1-8, SPOT, IRS, ASTER, EO-1, IKONOS, QuickBird¹⁷⁶.

Tabela 6.1. Zestawienie kanałów spektralnych pochodzących z satelitów Landsat

Sensor	Rodzaj satelity	Kanały spektralne	Rozdzielczość [m]
Skaner multi-spektralny (MSS – ang. <i>Multispectral Scanner</i>)	Landsat 1-3	Kanał 4 – zielony (GREEN)	60
		Kanał 5 – czerwony (RED)	60
		Kanał 6 – bliski podczerwony (NIR)	60
		Kanał 7 – bliski podczerwony (NIR) ¹⁷⁷	60
	Landsat 4-5	Kanał 1 – zielony (GREEN)	60
		Kanał 2 – czerwony (RED)	60
		Kanał 3 – bliski podczerwony (NIR)	60
		Kanał 4 – bliski podczerwony (NIR)	60
Landsat 4-5 (TM – ang. <i>Thematic Mapper</i>)	Landsat 4-5	Kanał 1 – niebieski (BLUE)	30
		Kanał 2 – zielony (GREEN)	30
		Kanał 3 – czerwony (RED)	30
		Kanał 4 – bliski podczerwony (NIR)	30
		Kanał 5 – podczerwony krótkofalowy (SWIR) 1	30
		Kanał 6 – termalny	30 ¹⁷⁸

¹⁷⁵ Lillesand T.M., et al., *Remote Sensing and Image Interpretation*, fifth edition. John Wiley & Sons, Inc., New York, New York 2004.

¹⁷⁶ Mularz S., Drzewiecki T., Pirowski T., *Teledetekcyjne metody rejestracji krajobrazu*, Roczniki Geomatyki, tom V, z. 8, 2007, ss. 69-73.

¹⁷⁷ Kanały 6 i 7 różnią się długością fal. Dla pierwszego z nich wynosiła ona 0,7-0,8 μm , dla drugiego 0,8-1,1 μm .

¹⁷⁸ Sensor odczytuje dane w rozdzielczości 120 m, a następnie są one konwertowane do rozdzielczości 30 m.

		Kanał 7 – podczerwony krótkofalowy (SWIR) 2	30
Landsat 7 (ETM+ – ang. <i>Enhanced Thematic Mapper Plus</i>)	Landsat 7	Kanał 1 – niebieski (BLUE)	30
		Kanał 2 – zielony (GREEN)	30
		Kanał 3 – czerwony (RED)	30
		Kanał 4 – bliski podczerwony (NIR)	30
		Kanał 5 – podczerwony krótkofalowy (SWIR) 1	30
		Kanał 6 – termalny	30
		Kanał 7 – podczerwony krótkofalowy (SWIR) 2	30
		Kanał 8 – panchromatyczny (PAN)	15
Landsat 8 (OLI – ang. <i>Operational Land Imager</i> oraz TIRS – ang. <i>Thermal Infrared Sensor</i>)	Landsat 8	Kanał 1 – ultra blue (coastal aerosol)	30
		Kanał 2 – niebieski (BLUE)	30
		Kanał 3 – zielony (GREEN)	30
		Kanał 4 – czerwony (RED)	30
		Kanał 5 – bliski podczerwony (NIR)	30
		Kanał 6 – podczerwony krótkofalowy (SWIR) 1	30
		Kanał 7 – podczerwone krótkofalowe (SWIR) 2	30
		Kanał 8 – panchromatyczny (PAN)	15
		Kanał 9 – cirrus	30
		Kanał 10 – podczerwony termalny (TIRS) 1	30
		Kanał 11 – podczerwony termalny (TIRS) 2	30

Źródło: opracowanie własne na podstawie: <https://landsat.usgs.gov/what-are-band-designations-landsat-satellites>.

W dalszej części rozdziału zostanie przedstawiony proces tworzenia danych wejściowych oraz wyjściowych ANN bazujący na obrazach wielospektralnych pochodzących z satelitów Landsat. Tabela 6.1 zawiera zestawienie parametrów obrazów pochodzących z satelitów Landsat.

Aktualnie obrazy wielospektralne pozyskane za pomocą satelitów Landsat są dostępne na portalu amerykańskiej agencji naukowo-badawczej USGS (ang. – *United States Geological Survey*) pod adresem: <https://www.usgs.gov>. Zakresy czasowe dostępnych obrazów zostały przedstawione w tabeli 6.2.

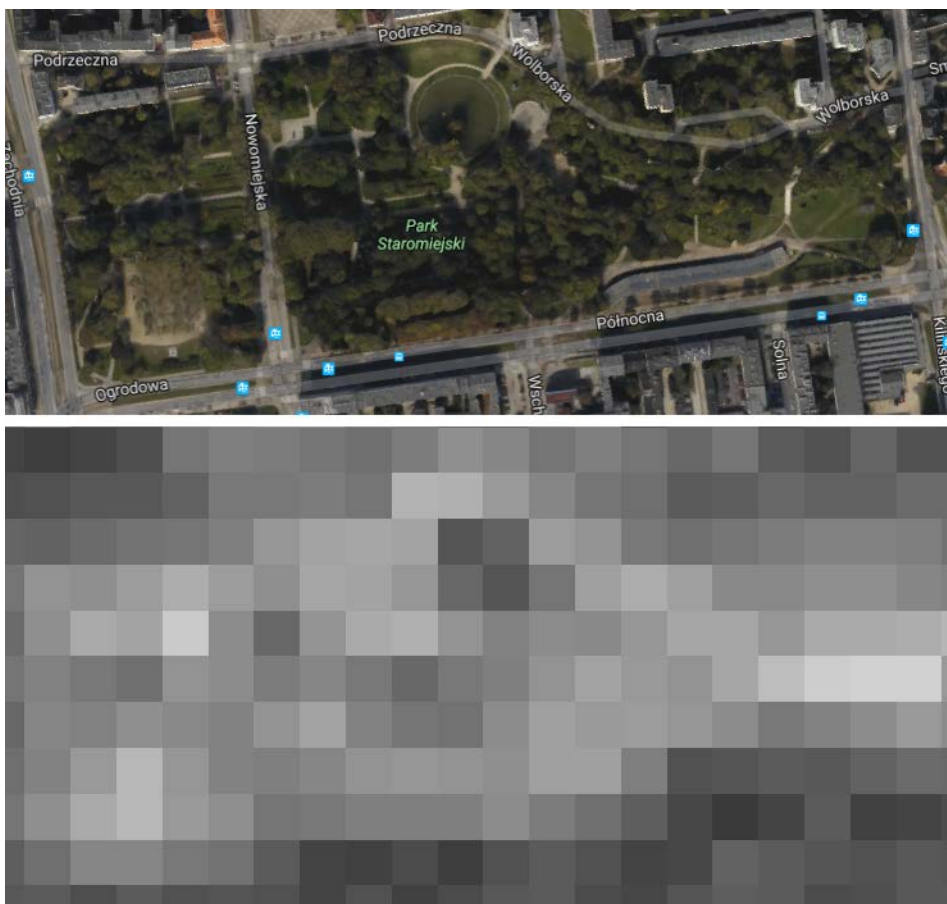
Tabela 6.2. Zakres czasowy danych dostępnych z satelitów Landsat

Rodzaj satelity	Pochodzenie obrazów [lata]
Landsat 1	lipiec 1972 – styczeń 1978
Landsat 2	styczeń 1975 – lipiec 1983
Landsat 3	marzec 1978 – wrzesień 1983
Landsat 4	lipiec 1982 – grudzień 1993
Landsat 5	marzec 1984 – styczeń 2013
Landsat 6	październik 1993
Landsat 7	od kwietnia 1999
Landsat 8	od lutego 2013
Landsat 9	planowane od 2020

Źródło: opracowanie własne na podstawie: <https://landsat.usgs.gov/landsat-missions-timeline>.

Celem uzyskania możliwie wysokiej rozdzielczości obrazów, autorzy sugerują wykorzystanie danych o rozdzielczości 30 m. Ogranicza to wybór do sensorów Landsat o numerach 4-5 (TM), 7, 8. Wspomniana rozdzielczość 30 m oznacza, iż w obrazie będącym danymi rastrowymi jeden piksel odpowiada terenowi o wymiarach 30 m x 30 m. Niezwykle istotnym jest pozyskanie obrazów wykonywanych podczas bezchmurnej pogody, co jest możliwe poprzez ustawienie parametrów wyszukiwania obrazów. Poprzez eliminację występowania chmur na obrazach zostanie zmniejszone ryzyko błędnego rozpoznania oraz sklasyfikowania poszczególnych typów użytkowania terenu.

W celu obliczenia NDVI dane w postaci obrazów wielospektralnych są przetwarzane w oprogramowaniu typu GIS (np. QuantumGIS). Początkowo informacje w postaci rastrowej o kanałach w warstwie podczerwieni (kanał 4 – Landsat 4-5) oraz czerwieni (kanał 3 – Landsat 4-5) zostają wczytane do programu komputerowego. Aby obliczyć współczynnik wegetacji niezbędne jest wykorzystanie funkcji *kalkulatora rastra* zaimplementowanej w programie QuantumGIS oraz wzoru 6.1. Finalnie przetworzony obraz w postaci rastrowej umożliwia sklasyfikowanie typów użytkowania gruntów.



Rys. 6.1. Dane rastrowe przedstawiające obszar parku Staromiejskiego w Łodzi pobrane z satelity Landsat 4-5 (1 piksel = 30 metrów)
Źródło: opracowanie własne.

6.2. Określanie typu użytkowania terenu

Klasyfikacja w programie QuantumGIS również oparta jest o funkcję *kalkulatora rastra*, który w tym przypadku służy do wyodrębnienia z obrazu NDVI tych wartości współczynnika które mieszczą się w danym zakresie, a tym samym reprezentują określony rodzaj zagospodarowania przestrzennego terenu.

W procesie tworzenia zmiennych wejściowych oraz zmiennej wyjściowej ANN konieczne jest uzyskanie danych w formie tabelarycznej, tak by możliwe było ich wprowadzenie do symulatora ANN. Ze względu na konieczność stosowania preprocessingu zmiennych objaśniających, a także stworzenia nowych zmiennych wejściowych na podstawie danych o sposobie zagospodarowania terenu wygodne jest ich umieszczenie w arkuszu kalkulacyjnym. W przypadku programu QuantumGIS można to osiągnąć poprzez eksport obrazów reprezentujących każdy

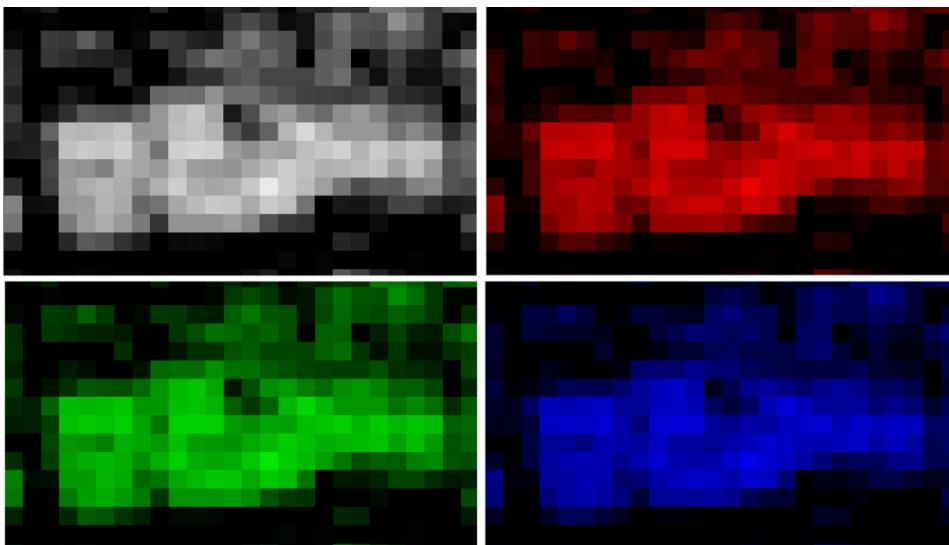
z typów zagospodarowania przestrzennego przykładowo do formatu TIFF, a następnie dokonanie jego konwersji na postać CSV¹⁷⁹. Ponieważ obraz TIFF wygenerowany w środowisku QuantumGIS był obrazem 24-bitowym w odcieniach szarości (co oznacza, że wszystkie składowe RGB w każdym punkcie obrazu mają dokładnie takie same wartości), zatem celem uproszczenia dalszych analiz dokonano dekompozycji pierwotnego obrazu, a konwersji na format CSV poddano jedną (dowolną) składową koloru.

Dla każdego z uzyskanych pikseli (reprezentujących obszar 30 m x 30 m) dokonano w arkuszu kalkulacyjnym obliczenia liczby sąsiednich pikseli o tym samym typie zagospodarowania przestrzennego. W omawianym przykładzie zostało użytych kilka definicji sąsiedztwa (rysunek 6.3) rozumianych jako: (i) cztery piksele przylegające bokami do analizowanego piksela (ii) osiem pikseli – cztery przylegające bokami oraz cztery stykające się jedynie wierzchołkami, (iii) dwadzieścia cztery piksele (kwadrat o wymiarach pięć na pięć pikseli z wyłączeniem analizowanego, środkowego piksela) oraz analogicznie (iv) czterdziestu ośmiu pikseli (kwadrat o wymiarach dziewięć na dziewięć)¹⁸⁰.

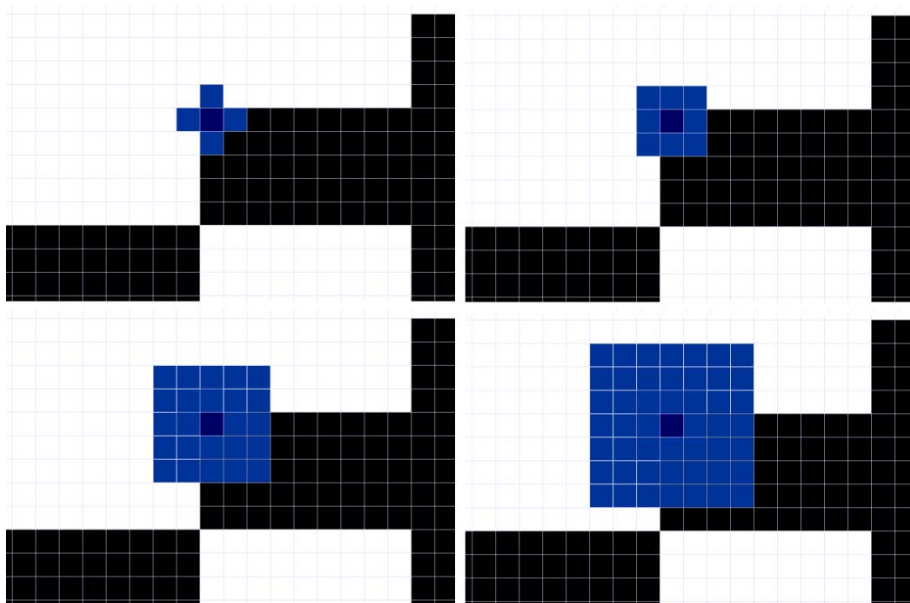
Powyższe czynności zostały powtórzone dla wszystkich typów zagospodarowania terenu, a uzyskane wyniki zespolone w jeden arkusz kalkulacyjny zawierające pełne informacje wejściowe o wyjściowe niezbędne w procesie analizy przy użyciu symulatora ANN. Następnie proces omówiony w niniejszym rozdziale został powtórzony dla obrazów satelitarnych z późniejszego okresu, co umożliwiło pozyskanie informacji o faktycznych zmianach w zagospodarowaniu terenu. Wiedza ta jest niezbędna w procesie nauki ANN.

¹⁷⁹ Skrót CSV pochodzi od angielskiego *comma-separated values*, oznaczającego dane oddzielone przecinkiem (choć dopuszcza się odstępstwa od tej reguły). Plik CSV jest zatem w analizowanym przypadku plikiem tekstowym, w którym kolejne wartości numeryczne oddzielone od siebie przecinkami odpowiadają wartością kolejnych pikseli obrazu TIFF.

¹⁸⁰ Kwestia doboru sąsiedztwa została omówiona szerzej m.in. [w:] Li T., Li W., *Multiple land use change simulation with Monte Carlo approach and CA-ANN model, a case study in Shenzhen*, Environmental Systems Research, China 2015, 4:1, DOI 10.1186/s40068-014-0026-6; o możliwych problemach w przypadku użycia zbyt małego i zbyt dużego sąsiedztwa wspomniano także [w:] Rajesh S., Arivazhagan S., Pratheep K., Abisekaraj R., *Genetic Algorithm Based Feature Subset Selection for Land Cover/ Land Use Mapping Using Wavelet Packet Transform*, Journal of the Indian Society of Remote Sensing, czerwiec 2013, 41(2), ss. 237-248.



Rys. 6.2. Dekompozycja obrazu wielospektralnego na składowe RGB – obszar parku Staromiejskiego w Łodzi
Źródło: opracowanie własne.



Rys. 6.3. Przykłady sąsiedztwa użytego w analizie zagospodarowania sąsiednich terenów
Źródło: opracowanie własne.

6.3. Alternatywne wskaźniki wykorzystywane do określania typu użytkowania terenu

Ponieważ wskaźnik NDVI nie jest narzędziem umożliwiającym dokonanie bezbłędnej identyfikacji terenu, dlatego też są stosowane wskaźniki alternatywne. Część z nich wywodzi się wprost z opisanego wskaźnika NDVI. Takim przykładem są wskaźniki SAVI (ang. *Soil Adjusted Vegetation Index*), VARI (ang. *Visible Atmospheric Resistant Index*), MSAVI (ang. *Modified Soil Adjusted Vegetation Index*), EVI (ang. *Enhanced Vegetation Index*), NDBI (ang. *Normalized Difference Barren Index*), NDWI (ang. *Normalized Difference Water Index*) oraz GEMI (ang. *Global Environmental Monitoring Index*). Pierwszy z wymienionych zmniejsza ryzyko błędnego odczytu spowodowanego odbiciem promieniowania od gleby, drugi natomiast redukuje negatywny wpływ atmosfery na wartość wskaźnika¹⁸¹. Wskaźnik EVI jest bardziej wrażliwy niż NDVI na zmiany w obszarach o wysokim współczynniku biomasy. NDBI jest uważany w literaturze przedmiotu za wskaźnik, który umożliwia rozpoznanie terenów o wysokiej wartości wskaźnika zabudowy¹⁸², a NDWI obszarów wodnych¹⁸³.

$$SAVI = \frac{(1 + L)(NIR - RED)}{NIR + RED + L} \quad (6.2)$$

$$VARI = \frac{(GREEN - RED)}{GREEN + RED - BLUE} \quad (6.3)$$

$$EVI = 2,5 \frac{NIR - RED}{(L + NIR) + C_1 RED - C_2 BLUE} \quad (6.4)$$

$$MSAVI = \frac{2 NIR + 1 - \sqrt{(2 + NIR + 1)^2 - 8 (NIR - RED)}}{2} \quad (6.5)$$

$$NDBI = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR} \quad (6.6)$$

¹⁸¹ Banaszekiewicz M., Lewiński S., Aleksandrowicz S., Woźniak E., Kotarba A., Krupiński M., *Zastosowanie technik satelitarnych w rolnictwie zrównoważonym – wybrane przykłady zastosowań*, Problemy Inżynierii Rolniczej, 2012 (VII–IX), z. 3 (77), ss. 109-122.

Siłuch M., Bartoszek K., *Możliwości wykorzystania danych satelitarnych do wyznaczania początku i końca okresu wegetacyjnego*, Woda-Środowisko-Obszary Wiejskie, 2012 (IV–VI), t. 12, z. 2 (38), ss. 245-255.

Wójtowicz A., Wójtowicz M., Piekarczyk J., *Zastosowanie teledetekcji do monitorowania i oceny produktywności plantacji rzepaku*, Rośliny Oleiste, tom XXVI, 2005, ss. 269-276.

¹⁸² Jiang J., Zhou J., Wu H., Ai L., Zhang H., Zhang L., Xu J., *Land cover changes in the rural-urban interaction of Xi'an region using Landsat TM/ETM data*, Journal of Geographical Sciences 15, 4, 2005, ss. 423-430.

¹⁸³ Gautama V.K., Gaurava P.K., Murugana P., Annaduraia M., *Assessment of Surface Water Dynamics in Bangalore using WRI, NDWI, MNDWI, Supervised Classification and K-T Transformation*, Aquatic Procedia 4, 2015, ss. 739-746.

$$NDWI = \frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR} \quad (6.7)$$

gdzie:

L – współczynnik odbicia gleby (zwany również współczynnikiem wpływu podłoża na odbiciowość),

C_1 – współczynnik osłabienia promieniowania czerwonego przez aerozol,

C_2 – współczynnik osłabienia promieniowania niebieskiego przez aerozol.

Pozostałe zmienne są zgodne z wcześniej przyjętymi oznaczeniami.

Obliczenie wskaźnika GEMI wymaga użycia formuł o większym stopniu złożoności. Został on zdefiniowany w następujący sposób¹⁸⁴:

$$GEMI = \eta (1 - 0,25 \eta) - \frac{RED - 0,125}{1 - RED} \quad (6.8)$$

gdzie:

$$\eta = \frac{2 (NIR^2 - RED^2) + 1,5 NIR + 0,5 RED}{NIR + RED + 0,5} \quad (6.9)$$

Ponieważ znaczna część z opisanych wskaźników jest predysponowana do wykrywania jedynie wybranych form zagospodarowania terenu, zatem istnieje możliwość wykorzystania kilku wskaźników celem zwiększenia precyzji klasyfikacji. Jako przykład mogą posłużyć badania Hazini S. i Hashim M., w których autorzy posłużyli się czterema wskaźnikami. Tabela 6.3 zawiera zestawienie wskaźników, ich wartości oraz form zagospodarowania terenu¹⁸⁵.

Tabela 6.3. Zestawienie wartości wybranych indeksów z formami zagospodarowania terenu

Indeks	Wartość progowa / zakres	Forma zagospodarowania terenu
NDWI	> 0,27	woda
NDBI	0,11 – 0,27	teren zabudowany
NDVI	0,27 – 0,51	rośliny cytrusowe
NDVI	> 0,51	łasy
EVI	(-0,19) – 0,01	ryż
EVI	0,01 – 0,21	inna roślinność

Źródło: Hazini S., Hashim M., *op. cit.*

¹⁸⁴ Pinty B., Verstraete M.M., *GEMI: a non-linear index to monitor global vegetation from satellites*, *Vegetatio* 101, 1992, ss. 15-20.

¹⁸⁵ Hazini S., Hashim M., *Comparative analysis of product-level fusion, support vector machine, and artificial neural network approaches for land cover mapping*, *Arabian Journal of Geosciences*, Vol. 8, 2015, ss. 9763-9773.

6.4. Analiza zagospodarowania terenu za pomocą metody najbliższego sąsiada

Metoda najbliższego sąsiada (*Standard Nearest Neighbor*) została zaimplementowana m.in. w oprogramowaniu eCognition. Umożliwia ona dokonanie klasyfikacji terenu, opierając się na danych z wybranych kanałów spektralnych. Jak wykazano w pracy autorstwa S. Lewińskiego¹⁸⁶ najbardziej istotne dla analizowanego przypadku były średnie wartości spektralne kanałów 4, 5 i 7, funkcja ratio kanału 3 i 7 oraz entropia GLCM kanału 2¹⁸⁷. Autor dodatkowo wykorzystał kryteria parametryczne w postaci: (i) wielkości obiektów, (ii) odległości, (iii) kształtu, (iv) graniczenia, (v) długości granicy, (vi) przynależności do innej klasy, (vii) średnie wartości wybranych kanałów oraz (viii) odchylenia standardowe związane z wybranymi kanałami. Proces klasyfikacji rodzaju zabudowy został wzbogacony o dodatkowe kryterium, nazwane przez S. Lewińskiego ZABUD1 i zdefiniowane zgodnie z formułą 6.10.

$$ZABUD1 = ((k2 - k3)^2 + (k3 - k4)^2 + (k4 - k5)^2 + (k5 - k7)^2 + (k7 - PAN)^2)^{0,5} \quad (6.10)$$

gdzie:

kx – średnia wartość obiektu w kanale spektralnym x satelity Landsat 7 ETM+,

PAN – średnia wartość obiektu w kanale panchromatycznym.

6.5. Wykorzystanie danych z podprogramu Wspólnoty Europejskiej CORINE Land Cover

Program CORINE (ang. *CO-ordination of INFORMATION on Environment*, fr. *COordination de l'Information sur l'Environnement*) został powołany do życia w 1985 roku z inicjatywy Dyrektoriatu Generalnego XI Środowiska Wspólnoty Europejskiej¹⁸⁸. W jego skład weszły trzy podprogramy: (i) CORINE Land Cover (CLC), (ii) CORINE Biotopes, (iii) CORINAIR. Pierwszy z wymienionych podprogramów (CLC) zawiera informacje dotyczące aktualnego pokrycia/użytkowania terenu na obszarze całego kontynentu europejskiego. Polska przystąpiła do programu w 1993 roku¹⁸⁹. Obecnie na stronach internetowych

¹⁸⁶ Lewiński S., Rozpoznanie form pokrycia i użytkowania ziemi na zdjęciu satelitarnym Landsat ETM+ metodą klasyfikacji obiektowej, *Roczniki Geomatyki*, 2006, tom IV, z. 3, ss. 139-150.

¹⁸⁷ Podane numery kanałów odnoszą się do satelity Landsat 7 ETM+.

¹⁸⁸ Decyzja Komisji Wspólnot Europejskich o eksperymentalnym projekcie dotyczącym gromadzenia, koordynacji i zapewnienia spójności informacji o stanie środowiska i zasobów naturalnych Wspólnoty (*Journal Officiel Loi* nr 176 z 6 lipca 1985).

¹⁸⁹ Początkowo program CORINE zakładał objęcie zasięgiem analiz jedynie krajów członkowskich Wspólnoty Europejskiej. Dopiero na początku lat 90-tych ubiegłego stulecia założono jego rozszerzenie (przy wykorzystaniu środków PHARE) o kraje Europy Środkowej. W 1993 roku

projektu CLC są dostępne dla Polski bazy pokrycia terenu z czterech momentów czasowych, są to lata: 1990, 2000, 2006 i 2012^{190, 191}. Dla roku referencyjnego 1990 zostały użyte dane z satelitów Landsat 4-5 i skanera TM pozyskane w latach 1986-1995. W opracowaniu kolejnej bazy – z roku referencyjnego 2000 – posłużono się obrazami z satelity Landsat 7 z lat 1999-2002. Analizy zagospodarowania terenu dla roku referencyjnego 2006 nie mogły zostać dokonane na podstawie zdjęć z satelity Landsat 7 ze względu na awarię sensora. W zamian posłużono się obrazami z satelitów IRS oraz SPOT-4. Wyniki ostatniej dostępnej analizy programu CLC oznaczone rokiem referencyjnym 2012 bazowały na informacjach z lat 2011-2012 uzyskanych z satelitów RapidEye oraz IRS^{192, 193}. Tabela 6.4 przedstawia hierarchiczną – trójpoziomą¹⁹⁴ – strukturę wyróżnionych w CLC czterdziestu czterech klas pokrycia terenu.

Tabela 6.4. Struktura klas pokrycia terenu w CLC

Poziom 1	Poziom 2	Poziom 3	
1 – Tereny antropogeniczne	1.1 – Zabudowa miejska	1.1.1	Zabudowa miejska zwarta
		1.1.2	Zabudowa miejska luźna
	1.2 – Tereny przemysłowe, handlowe i komunikacyjne	1.2.1	Tereny przemysłowe lub handlowe
		1.2.2	Tereny komunikacyjne i związane z komunikacją drogową i kolejową
		1.2.3	Porty
		1.2.4	Lotniska
	1.3 – Kopalnie, wyrobiska i budowy	1.3.1	Miejsca eksploatacji odkrywkowej
		1.3.2	Zwałowiska i hałdy
		1.3.3	Budowy

oprócz Polski do programu przystąpiły takie kraje jak: Republika Czeska, Słowacja, Węgry, Rumunia oraz Bułgaria.

¹⁹⁰ W 2005 roku Europejska Agencja Środowiska (EEA – ang. *European Environment Agency*), wraz z krajami członkowskimi, ze względu na wysoką dynamikę zmian w zagospodarowaniu przestrzennym, podjęły decyzję o skróceniu okresu aktualizacji danych w programie CLC z zakładanych początkowo 10 do 6 lat.

¹⁹¹ <http://clc.gios.gov.pl>, dostęp z dnia 10.12.2016 r.

¹⁹² W ramach projektu CLC 2012 dokonano również korekty danych dla projektu CLC 2006.

¹⁹³ <http://clc.gios.gov.pl>, dostęp z dnia 10.12.2016 r.; Bielecka E., Ciołkosz A., *Wykorzystanie informacji o pokryciu terenu zawartych w bazach CORINE Land Cover w gospodarce przestrzennej*, Polskie Towarzystwo Informatyki Przestrzennej, Roczniki Geomatyki 2007, tom V, zeszyt 7, ss. 27-38.

¹⁹⁴ Regionalny, czwarty poziom podziału został opracowany przez Polskę, Republikę Czeską, Słowację oraz Węgry. W Polsce kartowanie zostało dokonane jedynie dla niewielkiej części obszaru kraju.

Tabela 6.4 (cd.)

	1.4 – Miejskie tereny zielone i wypoczynkowe	1.4.1	Tereny zielone
		1.4.2	Tereny sportowe i wypoczynkowe
2 – Tereny rolne	2.1 – Grunty orne	2.1.1	Grunty orne poza zasięgiem urządzeń nawadniających
		2.1.2	Grunty orne stale nawadniane
		2.1.3	Pola ryżowe
	2.2 – Uprawy trwałe	2.2.1	Winnice
		2.2.2	Sady i plantacje
		2.2.3	Gaje oliwne
	2.3 – Łąki i pastwiska	2.3.1	Łąki, pastwiska
	2.4 – Obszary upraw mieszanych	2.4.1	Uprawy jednoroczne i trwałe
		2.4.2	Złożone systemy upraw i działek
		2.4.3	Tereny zajęte głównie przez rolnictwo z dużym udziałem roślinności naturalnej
2.4.4		Tereny rolno-leśne	
3 – Lasy i ekosystemy seminaturalne	3.1 – Lasy	3.1.1	Lasy liściaste
		3.1.2	Lasy iglaste
		3.1.3	Lasy mieszane
	3.2 – Zespoły roślinności drzewiastej i krzewiastej	3.2.1	Murawy i pastwiska naturalne
		3.2.2	Wrzosowiska i zakrzaczenia
		3.2.3	Roślinność sucholubna (śródziemnomorska)
		3.2.4	Lasy i roślinność krzewiasta w stanie zmian
	3.3 – Tereny otwarte, pozbawione roślinności lub z rzadkim pokryciem roślinnym	3.3.1	Plaże, wydmy, piaski
		3.3.2	Odsłonięte skały
		3.3.3	Roślinność rozproszona
		3.3.4	Pogorzeliska
		3.3.5	Lodowce i wieczne śniegi
	4 – Obszary podmokłe	4.1 – Śródlądowe obszary podmokłe	4.1.1
4.1.2			Torfowiska
4.2 – Przybrzeżne obszary podmokłe		4.2.1	Bagna słone (solniska)
		4.2.2	Saliny
		4.2.3	Osuchy

5 – Obszary wodne	5.1 – Wody śródlądowe	5.1.1	Cieki
		5.1.2	Zbiorniki wodne
	5.2 – Wody morskie	5.2.1	Laguny przybrzeżne
		5.2.2	Estuaria
		5.2.3	Morza i oceany

Źródło: <http://clc.gios.gov.pl>, dostęp z dnia 10.12.2016.

Aktualnie dane są dostępne zarówno w formie wektorowej¹⁹⁵, jak i rastrowej¹⁹⁶ z bazy danych projektu CLC¹⁹⁷.

6.5.1. Przygotowanie danych dla ANN w programie QuantumGIS, opierając się na danych z projektu CORINE Land Cover

Proces tworzenia danych dla ANN może zostać podzielony na następujące etapy:

1. Pozyskanie danych wektorowych (Shapefile) z projektu CLC.
2. Wyodrębnienie za pomocą oprogramowania GIS danych dla analizowanego obszaru (rysunek 6.4).
3. Stworzenie siatki kwadratów o wybranej gęstości.
4. Zbudowanie nowej warstwy wektorowej powstałej jako przecięcie warstwy z projektu CLC ze stworzoną w poprzednim kroku siatką kwadratów (rysunek 6.5)¹⁹⁸.
5. Pozyskanie informacji o dominującym w danym poligonie o kształcie kwadratu typie zagospodarowania¹⁹⁹.
6. Kolejne czynności (np. wyznaczenie liczby sąsiednich komórek o tym samym, bądź innym typie zagospodarowania terenu) są zbieżne z działaniami opisanymi w podrozdziale 6.2.

Tak przygotowane dane mogą stanowić podstawę prognozowania zmian w typie zagospodarowania terenu za pomocą ANN, co zostało opisane w dalszej części monografii, w rozdziale 7.

6.6. Podsumowanie

Istnieje co najmniej kilka źródeł danych, które mogą posłużyć do budowy modelu prognostycznego w oparciu o ANN. Należy przy tym zauważyć, że nie zawsze są one dostępne dla analizowanego obszaru. Pobrane dane przed zastosowaniem w procesie modelowania za pomocą ANN wymagają przetworzenia za pomocą takich narzędzi informatycznych, jak programy typu GIS oraz arkusze kalkulacyjne.

¹⁹⁵ W formacie Shapefile (shp).

¹⁹⁶ W formacie GeoTIFF.

¹⁹⁷ <http://clc.gios.gov.pl>

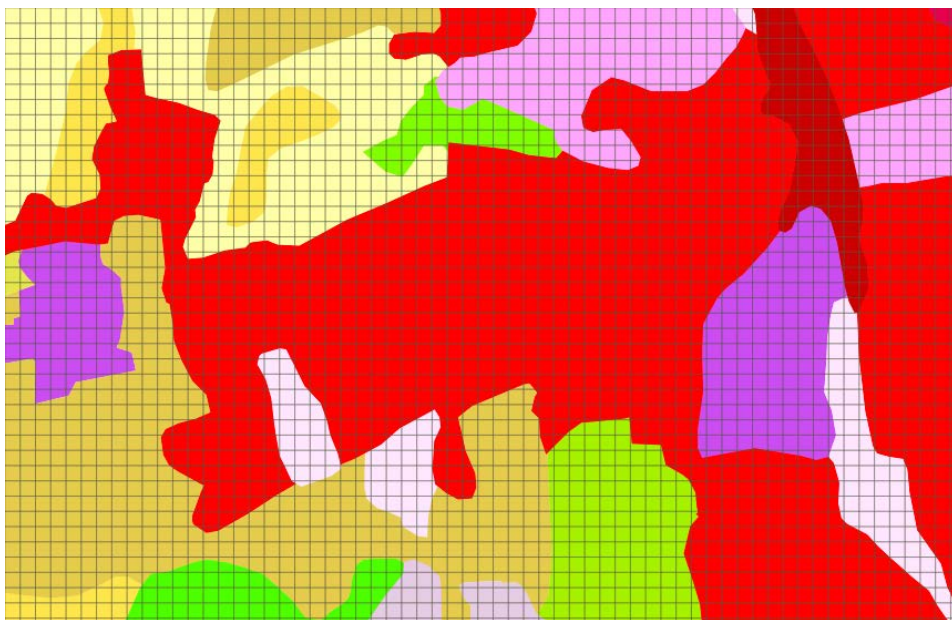
¹⁹⁸ Funkcją *iloczyn* (ang. *intersect*) programu QuantumGIS.

¹⁹⁹ Obliczenia można przeprowadzić także w arkuszu kalkulacyjnym.



Rys. 6.4. Wyodrębniony obszar miasta Łódź z zaznaczonym typem zagospodarowania (dane z CLC)

Źródło: opracowanie własne.



Rys. 6.5. Nowa warstwa wektorowa powstała po przecięciu warstwy z danymi o typie zagospodarowania z siatką kwadratów

Źródło: opracowanie własne.

W przypadku rozpoznawania typu zagospodarowania terenu przy użyciu opisanych wskaźników, należy rozważyć wybór optymalnego z nich. Możliwe jest również jednoczesne wykorzystanie kilku wskaźników.

7. Prognozowanie kierunków urbanizacji przy użyciu sztucznych sieci neuronowych, opierając się na danych rastrowych

Prognozowanie zmian w zagospodarowaniu przestrzennym za pomocą ANN może bazować zarówno na danych rastrowych, jak i wektorowych. W poprzednim rozdziale zostały opisane sposoby pozyskania ogólnodostępnych obrazów ze szczególnym uwzględnieniem dostępności danych dla terenu Polski. W niniejszym rozdziale zostanie opisana metodologia oraz wyniki badań empirycznych, opierających się na wspomnianych danych rastrowych.

Możliwości prognozowania zmian w typie użytkowania terenu zostały już potwierdzone w literaturze przedmiotu²⁰⁰. Jako przykład może posłużyć opracowanie autorstwa Yeh i Li²⁰¹, w którym zostały opisane wyniki badań nad prognozowaniem rozwoju miasta Dongguan w Chinach. W symulacjach zostały użyte dane archiwalne z lat 1988-1993, obejmujące siedem następujących zmiennych objaśniających dla każdej z analizowanych komórek: (i) odległość komórki od obszaru uznawanego za centrum jednostki osadniczej (miasta), (ii) odległość komórki od terenów podmiejskich, (iii) dystans do najbliższej drogi, (iv) odległość do najbliższej autostrady, (v) dystans do najbliższej linii kolejowej, (vi) poziom rozwoju sąsiedztwa zdefiniowanego jako kwadrat o wymiarach 7 na 7 komórek, (vii) możliwość wykorzystania gruntów pod produkcję rolną.

Yeh i Li mimo pozyskania zdjęć satelitarnych, których pojedynczy piksel odpowiadał powierzchni o wymiarach 30 m x 30 m zdecydowali się dokonać transformacji analizowanych komórek do rozmiaru 50 m x 50 m. Celem takiego zabiegu było zmniejszenie ilości analizowanych obiektów, a tym samym zwiększenie szybkości działania całego modelu.

W przytoczonej pracy autorzy zaproponowali modyfikację pierwotnego zbioru uczącego, mającą na celu uwzględnienie różnych typów polityki przestrzennej miasta Dongguan. W przypadku dążenia do uzyskania monocentrycznego układu urbanistycznego dla komórek, których odległość od punktu centralnego miasta przekraczała 200 km wartość zmiennej wyjściowej została ustalona na 0. Dla układu policentrycznego autorzy założyli, iż zmiany w zagospodarowaniu przestrzennym mogą zachodzić na obszarze w odległości nie większej niż 30 km od każdego punktu centralnego. Ostatni z zaproponowa-

²⁰⁰ Istnieją również inne narzędzia z obszaru sztucznej inteligencji, które mogą zostać wykorzystane zamiast lub razem z ANN. Przykład użycia obok ANN także algorytmów genetycznych zaprezentowany został [w:] Rajesh S., Arivazhagan S., Pratheep K., Abisekaraj R., *op. cit.*

²⁰¹ Yeh A.G.O., Li X., *Urban Simulation Using Neural Networks and Cellular Automata for Land Use Planning* [w:] Richardson D.E., van Oosterom P. (red.), *Advances in Spatial Data Handling*, Springer, 2002, ss. 451-464.

nych scenariuszy rozwoju zakłada zachowanie istniejących terenów rolnych oraz brak możliwości urbanizacji tych terenów, dla których wartość wskaźnika przydatności do produkcji rolnej przekracza 0,8^{202, 203}.

Analogiczne podejście w swojej pracy zastosowali Moghaddam i Samadzadegan. Oni również wykorzystali dane wejściowe ANN, powstałe na podstawie obrazów satelitarnych. Prognozie został poddany fragment miasta Isfahan w Iranie. Autorzy posłużyli się zdjęciami o różnych rozdzielczościach, mniejszej – jeden piksel obrazu odpowiadał powierzchni 60 m x 60 m – dla danych z roku 1975 oraz większej – jeden piksel odpowiadał obszarowi 30 m x 30 m – dla zdjęć z lat 1990 i 2001.

Pozyskane obrazy posłużyły do wyodrębnienia sześciu typów zagospodarowania terenu: (i) wody, (ii) dróg, (iii) terenów usługowych, (iv) obszarów zieleni, (v) terenów zabudowy mieszkaniowej, (vi) obszarów niezurbanizowanych²⁰⁴. Każdy z powstałych pikseli, reprezentujący teren zurbanizowany lub niezurbanizowany, został scharakteryzowany przez siedem parametrów tożsamy z użytymi przez Yeh i Li. Dane z lat 1975 oraz 1990 posłużyły do nauki ANN²⁰⁵. Prognozy zostały dokonane przy użyciu danych z lat 1990 oraz 2001. Zadaniem ANN było wskazanie tych terenów, które zmieniły swój charakter, czyli w praktyce przeszły z grupy obszarów niezurbanizowanych (w roku 1990) do zurbanizowanych (w roku 2001)²⁰⁶.

Zbliżone podejście do doboru zmiennych objaśniających zastosowali Li T. i Li W. Zbiór danych wejściowych zawierał takie informacje, jak: (i) obecny status komórki²⁰⁷, ilość komórek w sąsiedztwie zawierających: (ii) tereny zalesione, (iii) pola uprawne, (iv) tereny podmokłe, (v) zbiorniki wodne, (vi) tereny zabudowane, wskaźniki bliskości: (vii) kolei, (viii) autostrad, (ix) dróg, (x) ulic, (xi) rzek, (xii) jezior lub innych zbiorników wodnych, (xiii) centrum miasta, (xiv) miast, (xv) gęstość zaludnienia. Badania wykazały, że największy wpływ, wśród wymienionych wskaźników bliskości, na wyniki modelu miała zmienna o numerze (vi), na drugim miejscu uplasowała się dana wejściowa o numerze (xiii)²⁰⁸. O ile drugi z wymienionych czynników, tj. odległość od centrum miasta wydaje się być oczywisty, o tyle związek pierwszej z wymienionych zmiennych, czyli bliskości kolei z funkcjonowaniem modelu wymaga pewnego zastanowienia. Wydaje się, że może być to element specyficzny dla danego spo-

²⁰² Wskaźnik o wartościach z przedziału [0,1].

²⁰³ *Ibidem*.

²⁰⁴ Na dalszym etapie tereny usługowe i mieszkaniowe zostały połączone, tworząc obszar zurbanizowany.

²⁰⁵ Obrazy z 1975 roku posłużyły do stworzenia zbioru zmiennych objaśniających, natomiast obrazy z 1990 roku umożliwiły pozyskanie informacji o wartości zmiennej objaśnianej dla danych ze zbioru uczącego.

²⁰⁶ Moghaddam H.K., Samadzadegan F., *Urban simulation Using Neural Networks and Cellular Automata for Land Use Planning*, REAL CORP 2009 – CITIES 3.0: Smart, Sustainable, Integrative, Hiszpania 2009.

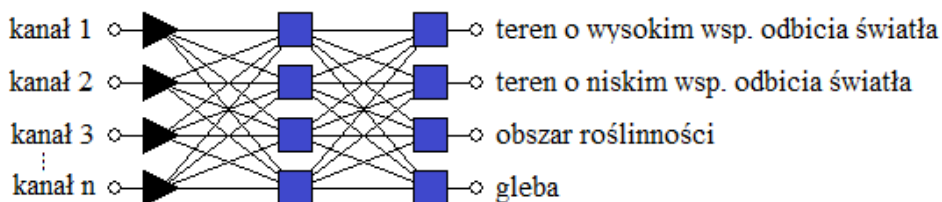
²⁰⁷ Pod pojęciem obecnego statusu komórki rozumie się numeryczną wartość reprezentującą rodzaj jej zagospodarowania dla okresu, którego dotyczą dane wejściowe ANN.

²⁰⁸ Li T., Li W., *op. cit.*

leczeństwa i preferowanej przez niego formy przemieszczania się. Na podkreślenie zasługuje fakt, że czynnik ten występuje w wielu badaniach empirycznych, cechujących się wysoką jakością prognoz.

7.1. Klasyfikacja terenu przy użyciu ANN

Rozwinięciem metody rozpoznawania typu zagospodarowania terenu opierając się na wskaźniku NDVI²⁰⁹ oraz jego pochodnych jest użycie ANN. Model taki może również bazować na danych satelitarnych z wielu kanałów opracowanych zgodnie z metodologią zaprezentowaną w rozdziale 6. Jako przykład mogą posłużyć badania autorstwa Weng Q. i Hu X.²¹⁰, w których autorzy posłużyli się siecią typu MLP o jednej warstwie ukrytej. Zmienne wejściowe modelu stanowiły wartości kanałów pozyskane ze zdjęć satelitarnych, pochodzących z satelitów Landsat (ETM+) oraz ASTER. Jako zmienne wyjściowe posłużyły wskaźniki określające rodzaj powierzchni. Sieć posiadała cztery neurony wyjściowe. Każda z komórek reprezentowała inny rodzaj terenu, tj. o (i) wysokim i (ii) niskim współczynniku odbicia światła, (iii) obszar roślinności, (iv) glebę. Rysunek 7.1 przedstawia schemat ANN wykorzystanej przez Weng Q. i Hu X.



Rys. 7.1. Schemat ANN użytej do modelowania rodzaju powierzchni
Źródło: opracowanie na podstawie Weng Q., Hu X., *op. cit.*

Analogiczne podejście do zagadnienia rozpoznawania typu zagospodarowania terenu zaprezentowali Pradhan R., Pradhan M.P., Bhusan A., Pradhan R.K. i Ghose M.K. W swojej pracy dokonali oni zaklasyfikowania obrazu terenu do jednego z siedmiu podzbiorów. Podział ten obejmował: (i) tło²¹¹, (ii) gęste lasy, (iii) lasy, (iv) tereny o ubogiej roślinności, (v) jałowe ziemie, (vi) lodowce, (vii) chmury²¹². Poprawność klasyfikacji była różna w każdej z grup. Najlepsze wy-

²⁰⁹ Dotyczy to także użycia wskaźników pokrewnych do NDVI, przykład użycia wskaźnika NDBI wraz z ANN został zaprezentowany m.in. [w:] Jiang J., Zhou J., Wu H., Ai L., Zhang H., Zhang L., Xu J., *op. cit.*

²¹⁰ Weng Q., Hu X., *Medium Spatial Resolution Satellite Imagery for Estimating and Mapping Urban Impervious Surfaces Using LSMA and ANN*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 46, Nr 8, sierpień 2008.

²¹¹ Fragment obrazu niereprezentujący mapy.

²¹² Chmury pojawiają się bardzo często na zdjęciach satelitarnych. W systemie Landsat istnieje możliwość wyszukiwania obrazów o zadanym ich maksymalnym udziale w powierzchni zdjęcia. Nie umożliwia to jednak ich pełnej eliminacji z każdego obrazu. Użycie zdjęć z widocznymi

niki zostały osiągnięte dla tła oraz chmur (100% poprawności). W pozostałych grupach stopień poprawności był niższy. Całkowita poprawność klasyfikacji osiągnęła poziom 90,7%²¹³. Także Guo Y., De Jong K., Liu F., Wang X. i Li C. otrzymali wysoką jakość klasyfikacji przekraczającą średnio 97% poprawnych odpowiedzi^{214, 215}.

Yamaguchi T., Mackin K.J., Nunohiro E., Park J.G., Hara K., Matsushita K., Ohshiro M. oraz Yamasaki K. wykazali wysoką jakość prognoz zarówno dla modeli dokonujących klasyfikacji terenu do jednej z wielu grup (autorzy wyodrębnili ich dziesięć), jak i dla modeli sprawdzających przynależność terenu do tylko jednej kategorii²¹⁶. Mimo, iż oba podejścia cechowały się dobrymi wynikami badań, to jednak druga z opisanych metod pozwalała osiągnąć wyższą precyzję klasyfikacji²¹⁷.

7.2. Badania empiryczne dla wybranego fragmentu miasta Łodzi

Badaniom poddano obszar miasta Łódź w obrębie ulic: Konstytucyjna – Włókniarzy – Maratońska – Kościelna. Dane zostały pozyskane z systemu Landsat 4-5, co implikowało obejmowanie przez pojedynczy piksel obszaru o wielkości 30 m x 30 m. Rysunek 7.2 przedstawia graficzną reprezentację wartości wskaźnika NDVI (wzór – 6.1.), obliczonego dla każdej z powstałych komórek analizowanego obszaru miasta Łodzi dla lat 1993, 2003 oraz 2011.

W kolejnym etapie, w zależności od wartości wskaźnika NDVI, dokonano zaklasyfikowania typu zagospodarowania terenu do czterech rozłącznych podzbiorów: (i) terenów zurbanizowanych, (ii) gleb, (iii) niskiej zieleni, (iv) wysokiej zieleni. Rysunek 7.3 przedstawia graficzną reprezentację uzyskanego podziału terenu dla obrazów z 1993 roku²¹⁸.

chmurami może skutkować błędami w rozpoznawaniu typu zagospodarowania terenu, a zatem rozpoznawanie położenia chmur w siatce obrazu jest jak najbardziej zasadne.

²¹³ Pradhan R., Pradhan M.P., Bhusan A., Pradhan R.K., Ghose M.K., *Land-cover Classification and Mapping for Eastern Himalayan State Sikkim*, Journal of Computing, Vol. 2, Issue 3, marzec 2010, ss. 166-170.

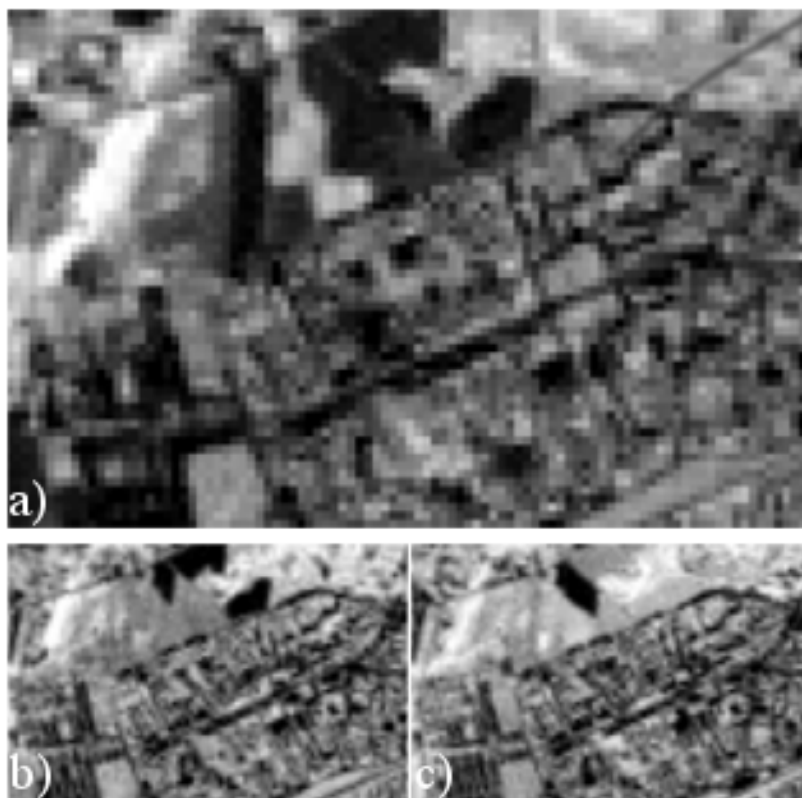
²¹⁴ Wartość ta była różna w zależności od rodzaju terenu (podział obejmował pięć grup) i wahała się w przedziale od 95% (dla dróg) do 100% (dla roślinności).

²¹⁵ Guo Y., De Jong K., Liu F., Wang X., Li C., *A Comparison of Artificial Neural Networks and Support Vector Machines on Land Cover Classification*, [w:] Li Z. i inni (red.) ISICA 2012, CCIS 316, 2012, ss. 531-539.

²¹⁶ Co implikuje konieczność stworzenia takiej liczby modeli ANN, która odpowiada ilości rodzajów zagospodarowania terenu.

²¹⁷ Yamaguchi T., Mackin K.J., Nunohiro E., Park J.G., Hara K., Matsushita K., Ohshiro M., Yamasaki K., *Artificial neural network ensemble-based land-cover classifiers using MODIS data*, Artificial Life and Robotics, 13, 2009, ss.570-574, DOI 10.1007/s10015-008-0615-4.

²¹⁸ Podział terenu przy użyciu wartości wskaźnika NDVI praktycznie zawsze jest obciążony pewnym błędem. W badaniach empirycznych autorstwa H.M. Moghaddam i F. Samadzadegan poprawność klasyfikacji osiągnęła poziom powyżej 75%. Jeszcze lepsze wyniki określenia typu zagospodarowania osiągnęli Frohlich B., Bach E., Walde I., Hese S., Schmillius Ch. i Denzler J.



Rys. 7.2. Graficzna reprezentacja wartości wskaźnika NDVI obliczonego dla każdej z komórek analizowanego obszaru miasta Łodzi dla roku: a) 1993, b) 2003, c) 2011

Źródło: opracowanie własne.

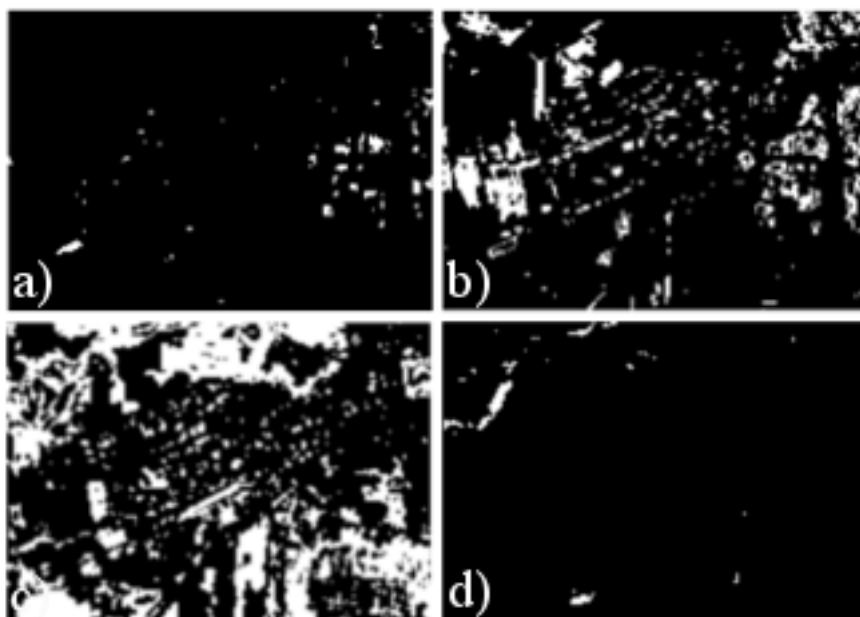
Powstałe obrazy zostały przekształcone w dane o strukturze zgodnej z arkuszem kalkulacyjnym. Kolumny stanowiły zmienne (objaśniające oraz objaśnianą), zaś wiersze odpowiadały pojedynczym pikselom obrazu rastrowego. Następnie, dla każdego z nich obliczono zgodnie z procedurą opisaną w rozdziale 6 ilość sąsiednich komórek o danym typie zagospodarowania przestrzennego²¹⁹. W wyniku tego powstał zbiór o strukturze zaprezentowanej w tabeli 7.1²²⁰.

Poprawność klasyfikacji opierającej się na danych z kanałów: czerwonego, zielonego, niebieskiego, podczerwonego oraz panchromatycznego kształtowała się na poziomie 82,5%. Możliwa jest dalsza minimalizacja wartości błędu poprzez dokonanie ręcznej korekty bądź też poprzez użycie innych technik określania typu zagospodarowania przestrzennego, w szczególności opisanych w rozdziale 6.

Frohlich B., Bach E., Walde I., Hese S., Schullius Ch., Denzler J., *Land Cover Classification of Satellite Images Using Contextual Information*, ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. II-3/W1, 2013.

²¹⁹ Dla obu rodzajów sąsiedztw opisanych w rozdziale 6 (rysunek 6.3).

²²⁰ Zbiór danych zawiera dodatkowe dwie kolumny z informacjami o położeniu każdego piksela w strukturze obrazu. Dane te nie brały udziału w procesie uczenia ANN i pełniły jedynie funkcję pomocniczą przy późniejszym ustalaniu pozycji danej komórki w siatce obrazu.



Rys. 7.3. Graficzna reprezentacja podziału terenu na podstawie wartości wskaźnika NDVI dla 1993 roku: a) teren zurbanizowany, b) gleba, c) niska zieleń, d) wysoka zieleń
Źródło: opracowanie własne.

Tabela 7.1. Struktura zbioru danych ANN

INPUT	urban																				
x		y	urban_4	urban_8	urban_24	urban_48	soil_4	soil_8	soil_24	soil_48	low_green_4	low_green_8	low_green_24	low_green_48	high_green_4	high_green_8	high_green_24	high_green_48	OUTPUT	urban	
0	1	1	0	0	1	2	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	2	1	2	3	4	4	1	2	4	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	3	1	1	1	3	4	0	0	5	5	2	3	1	1	0	0	0	0	1	0	0
0	4	1	0	0	0	0	0	0	5	5	0	0	1	2	0	0	1	2	0	0	0

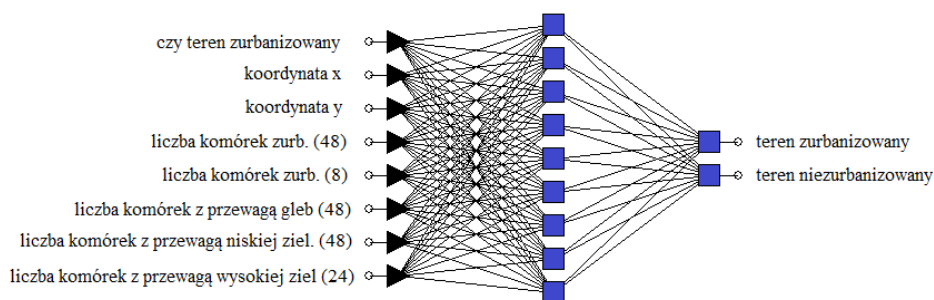
Źródło: opracowanie własne.

Dane pozyskane ze zdjęć satelitarnych terenu z 1993 roku posłużyły jako źródło informacji do dokonania prognozy sposobu zagospodarowania tego terenu w 2003 roku. Analogicznie obrazy z 2003 roku stanowiły podstawę prognozy na 2011 rok. Jako elementy zbioru uczącego oraz walidacyjnego ANN zostały użyte dane o zmianie zagospodarowania terenu między 1993 a 2003 rokiem.

Zbiór testowy został zbudowany przy wykorzystaniu analogicznych danych z lat 2003-2011²²¹.

W modelowaniu zostały wykorzystane ANN o architekturze jednokierunkowej, wielowarstwowej. Były to zarówno ANN typu MLP o jednej i dwóch warstwach ukrytych, jak i sieci RBF.

Końcowej ocenie zostały poddane wyniki wielu ANN uzyskane dla zbioru testowego. Najlepszą z testowanych sieci okazała się być ANN o strukturze 8-9-2 uzyskując ponad 97,57% poprawnych odpowiedzi (procent komórek w zbiorze testowym, które zostały poprawnie zaklasyfikowane do jednego z dwóch rodzajów zagospodarowania terenu). Struktura tej sieci została przedstawiona na rysunku 7.4. Ilość neuronów w warstwie ukrytej została dobrana doświadczalnie²²². Komórki w warstwie ukrytej wykorzystywały funkcję tangensa hiperbolicznego, a neurony warstwy wyjściowej funkcję softmax. ANN była uczona algorytmem BFGS (ang. *Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno*).



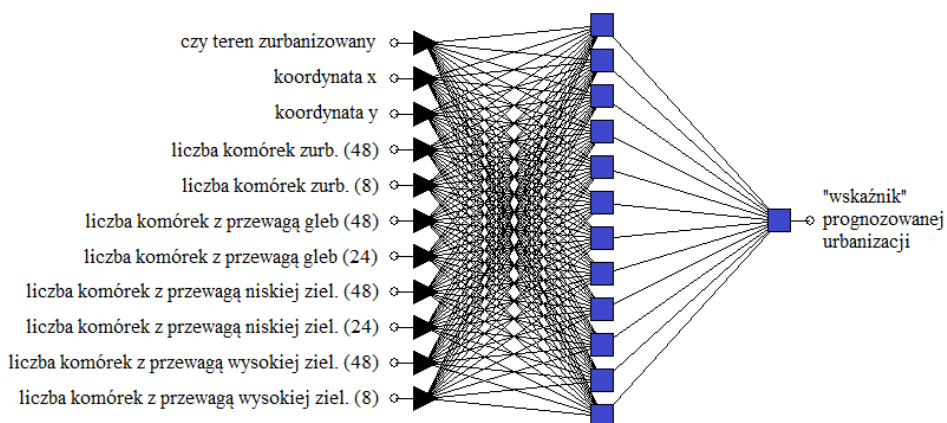
Rys. 7.4. Struktura najlepszej ze zbudowanych ANN

Źródło: opracowanie własne.

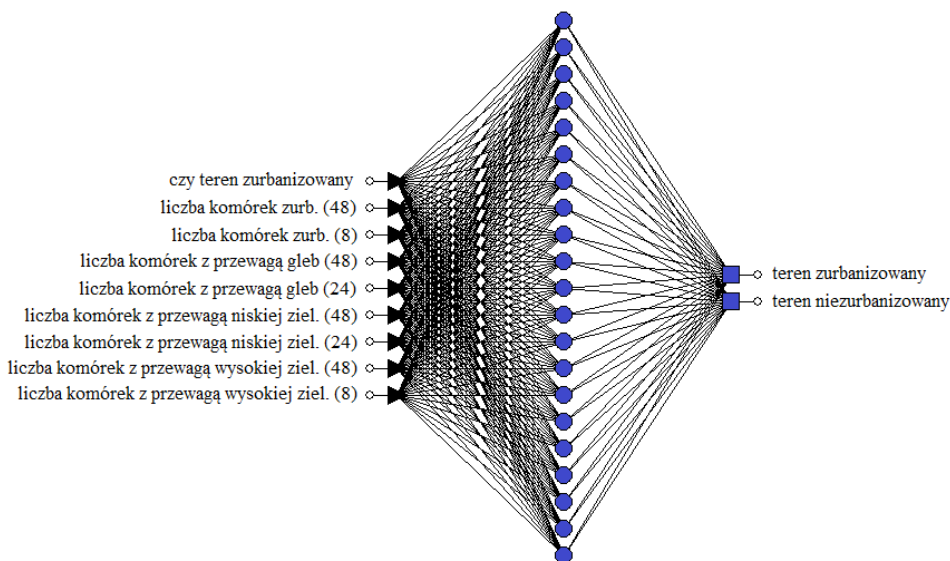
Wśród innych modeli ANN, których stopień precyzji działania jest warty uwagi, odnotować należy sieć MLP o pojedynczym wyjściu i strukturze 11-12-1 oraz sieć RBF o strukturze 9-21-2. Ich schematy zaprezentowano na rysunkach 7.5 i 7.6. Tabela 7.2 zawiera zestawienie procentowej poprawności prognoz wybranych modeli ANN wraz z ich skrótową charakterystyką.

²²¹ Łącznie otrzymano 872 920 wierszy z danymi. Połowa z nich (zmiany w latach 2003-2011) stanowiła zbiór testowy, a połowa (zmiany między 1992 rokiem, a 2003) posłużyła do wyodrębnienia zbiorów: uczącego i walidacyjnego. Tak duża ilość danych z jednej strony skutkowałą znacznym spowolnieniem obliczeń oraz koniecznością wykorzystania komputerów o stosunkowo dużej mocy obliczeniowej, z drugiej jednak strony miała znaczący wpływ na wiarygodność badań, obniżając ryzyko wypracowania przez ANN poprawnych prognoz jedynie w wyniku koincydencji.

²²² W literaturze przedmiotu można odnaleźć sugestie dotyczące kierunku poszukiwań optymalnej liczby neuronów w warstwie ukrytej. Przykładowo Satir O. i Erdogan M.A. sugerują zastosowanie od dwóch do trzech razy większej liczby neuronów niż liczba zmiennych wejściowych (liczba neuronów warstwy wejściowej). Więcej na ten temat można odnaleźć w: Satir O., Erdogan M.A., *Monitoring the land use/cover changes and habitat quality using Landsat dataset and landscape metrics under the immigration effect in subalpine eastern Turkey*, Environmental Earth Sciences, 75:1118, 2016, DOI 10.1007/s12665-016-5927-4.



Rys. 7.5. Struktura najlepszej sieci typu MLP z pojedynczym neuronem wyjściowym
Źródło: opracowanie własne.



Rys. 7.6. Struktura najlepszej sieci typu RBF
Źródło: opracowanie własne.

Jak prezentuje to tabela 7.2, w zastosowanych sieciach wykorzystano dwójakie podejście do zagadnień klasyfikacji danych. W pierwszym z nich ANN są wyposażone w dwa neurony wyjściowe i dokonują klasyfikacji o charakterze dychotomicznym. Każde z dwóch wyjść modelu zostało powiązane z jedną z dwóch odpowiedzi, a końcowy wynik otrzymany z ANN zależał od tego, które ze wspomnianych wyjść zostało wysterowane najmocniej²²³.

²²³ Opisane podejście dominuje w literaturze przedmiotu, wielu autorów prowadzi badania jedynie przy użyciu ANN, zawierających liczbę neuronów w warstwie wyjściowej równą ilości

Tabela 7.2. Poprawność prognoz dla wybranych modeli ANN

Rodzaj sieci	Struktura	Ilość poprawnych odpowiedzi dla zbioru testowego [%]
MLP	8-9-2	97,57
RBF	9-21-2	97,53
MLP	11-12-1	90,31

Źródło: opracowanie własne.

Drugie z podejść jest powiązane z pojawieniem się na wyjściu modelu jednego sygnału²²⁴ i w zależności od jego wartości sklasyfikowanie go do jednego z dwóch podzbiorów odpowiedzi. Istotny jest w tym podejściu odpowiedni dobór progu, powyżej którego sygnał wyjściowy jest klasyfikowany do innego zbioru odpowiedzi.

Mimo uzyskania stosunkowo dobrych wyników prognoz należy odnotować, że istnieje możliwość dalszej optymalizacji modelu. Przede wszystkim rozszerzeniu powinien zostać poddany zbiór zmiennych objaśniających, tak by zawierał więcej czynników związanych z modelowanym zjawiskiem. Zasadne byłoby również użycie innych niż NDVI wskaźników służących określeniu rodzaju zagospodarowania terenu, w szczególności NDBI. Autorzy widzą także możliwość daleko idącej modyfikacji modelu w kierunku prognoz występowania takich lokalnych zjawisk, jak susze²²⁵ czy powodzie²²⁶.

7.3. Podsumowanie

Opisane w rozdziale siódmym badania empiryczne wykazały możliwość i zasadność stosowania ANN zarówno do rozpoznawania typu zagospodarowania przestrzennego, jak i w celu prognozowania jego przyszłej zmiany. Zarówno

prognozowanych rodzajów zagospodarowania przestrzennego, jako przykład mogą posłużyć prace: Bhushan M., Patel N., Sahoo G., *Artificial Neural Network: A Tool for Classification of Land Use and Land Covers Using Satellite Images*, International Journal of Computer Science and Information Technology, Vol. 4, nr 2, grudzień 2011, ss. 55-59; Jiang J., Zhou J., Wu H., Ai L., Zhang H., Zhang L., Xu J., *op. cit.*

²²⁴ Podobne podejście w przypadku nieprzewidywania zmian, a rozpoznawania rodzaju zagospodarowania terenu zaprezentowano [w:] Mackin K.J., Nunohiro E., Ohshiro M., Yamasaki K., *Land Cover Classification from MODIS Satellite Data Using Probabilistically Optimal Ensemble of Artificial Neural Networks* [w:] Gabrys B., Howlett R.J., Jain L.C. (red.): KES 2006, Part III, LNAI 4253, ss. 820-826, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006.

²²⁵ Więcej na ten temat znajduje się m.in. w Wambua R.M., Mutua B.M., Raude J.M., *Drought Forecasting Using Indices and Artificial Neural Networks for Upper Tana River Basin, Kenya-A Review Concept*, Journal of Civil & Environmental Engineering, 4:152, 2014, DOI 10.4172/2165-784X.1000152.

²²⁶ Opis zbliżonych badań znajduje się m.in. w Akhtar M.K., Corzo G.A., van Andel S.J., Jonoski A., *River flow forecasting with artificial neural networks using satellite observed precipitation pre-processed with flow length and travel time information: case study of the Ganges river basin*, Hydrology and Earth System Sciences, nr 13, ss. 1607-1618, 2009.

sieci typu MLP, jak i RBF umożliwiły wypracowanie prognoz o wysokim stopniu precyzji. Możliwe są dwa podejścia do budowy warstwy wyjściowej sieci, tj. wyposażenie jej w pojedynczy neuron, bądź w liczbę komórek nerwowych zgodną z ilością rozpoznawanych form zagospodarowania terenu. Podstawą budowy poprawnie funkcjonującego modelu ANN jest właściwy dobór zmiennych objaśniających. W badaniach empirycznych zostały one ograniczone do rodzaju zagospodarowania terenu w różnie definiowanym sąsiedztwie analizowanej komórki. Zaleca się jednak rozszerzenie zbioru zmiennych objaśniających o odległości komórki od wybranych form infrastruktury (na przykład drogi i kolej).

Zakończenie

W monografii zaprezentowano liczne przykłady wykorzystania ANN, zarówno w obszarze szeroko pojętej ekonomii, jak i ściśle z nią związanej gospodarki przestrzennej. Przedstawione modele można podzielić na dwie główne grupy: prognozujące szeregi czasowe, klasyfikujące dane.

Reprezentantami pierwszej z nich są ANN opisane w rozdziałach: drugim, trzecim oraz piątym. Wykazano w nich wysoką jakość prognoz uzyskiwanych przez sieci zarówno na rynku walutowym, jak i terminowym. Z przeprowadzonych badań empirycznych wynika, że czynnikiem, który w istotny sposób wpływa na jakość funkcjonowania modelu jest dobór zmiennych wejściowych ANN. W przypadku wielu rodzajów szeregów czasowych, szczególnie tych związanych z rynkami giełdowymi, wręcz nieodzowne wydaje się być przeprowadzenie preprocessingu danych wejściowych za pomocą narzędzi analizy technicznej. W monografii przedstawiono konkretne przykłady wskaźników analizy technicznej mające pozytywny wpływ na jakość prognoz na analizowanych rynkach giełdowych.

Jak wykazały badania empiryczne opisane w rozdziale trzecim, kolejnej możliwości poprawy jakości prognoz należy szukać w zastosowaniu analizy wieloczęstotliwościowej opartej o dyskretną transformatę falkową. Jej użycie powoduje co prawda znaczny wzrost poziomu złożoności modelu oraz pracochłonności jego budowy, jednakże jest również powiązane z obniżeniem ryzyka poniesienia straty podczas inwestycji giełdowych.

W rozdziałach szóstym i siódmym zweryfikowano możliwość wykorzystania ANN w gospodarce przestrzennej, a dokładnie w klasyfikacji terenu do określonej grupy zagospodarowania na podstawie zdjęć satelitarnych oraz do przewidywania zmian rodzaju użytkowania terenu. Zagadnienia te należy zaliczyć do drugiej grupy zastosowań ANN opisanych w niniejszej monografii – klasyfikacji. Zarówno badania literaturowe, jak i przeprowadzone przez autorów badania empiryczne pozwalają jednoznacznie potwierdzić skuteczność, a tym samym i zasadność stosowania ANN w zagadnieniach związanych z analizą obrazów satelitarnych terenu oraz przewidywaniem za ich pomocą zmian w zagospodarowaniu przestrzennym. Informacje te mogą być wysoce przydatne nie tylko dla inwestorów (szczególnie długoterminowych), lecz również dla osób odpowiedzialnych za planowanie rozwoju terenów zurbanizowanych.

Praca z oczywistych względów nie wyczerpuje opisu możliwości użycia ANN zarówno w ekonomii, jak i w gospodarce przestrzennej. Istnieje wiele innych rynków i analiz, które nie zostały uwzględnione w niniejszym opracowaniu. Autorzy sami podają możliwy kierunek dalszej optymalizacji zaproponowanych modeli. Niemniej opisanie w monografii zarówno możliwości użycia ANN w celu prognozowania szeregów czasowych, jak i w zagadnieniach klasyfikacji, umożliwia traktowanie tej pozycji literaturowej jako punktu wyjścia do wielu innych rodzajów badań opartych o ANN.

Bibliografia

1. Achelis S.B., *Analiza Techniczna od A do Z*, LT&P, 1998.
2. Aitkin M., Foxall R., *Statistical modelling of artificial neural networks using the multi-layer perceptron*, Statistics and Computing, nr 13, 2003, ss. 227-239, <http://link.springer.com/article/10.1023/A:1024218716736#page-1>, dostęp z dnia 20.05.2015.
3. Akhtar M.K., Corzo G.A., van Andel S.J., Jonoski A., *River flow forecasting with artificial neural networks using satellite observed precipitation pre-processed with flow length and travel time information: case study of the Ganges river basin*, Hydrology and Earth System Sciences, nr 13, ss. 1607-1618, 2009.
4. Altman R., *Relative Momentum Index: Modifying RSI*, Technical Analysis of Stocks & Commodities V.11:2, 1993, ss. 57-60.
5. Arendarski P., *Wykorzystanie potencjalnych kontraktów futures do spekulacji na krzywej dochodowości*, Zeszyty Studiów Doktoranckich, Nr 52, 2010, ss. 5-26, http://old.ue.poznan.pl/att/p.arendarski_z52.pdf, dostęp z dnia 16.03.2015.
6. Banaszekiewicz M., Lewiński S., Aleksandrowicz S., Woźniak E., Kotarba A., Krupiński M., *Zastosowanie technik satelitarnych w rolnictwie zrównoważonym – wybrane przykłady zastosowań*, Problemy Inżynierii Rolniczej, 2012 (VII–IX), z. 3 (77), ss. 109-122.
7. Bannier C., *Big elephants in small ponds: Do large traders make financial markets more aggressive?*, Journal of Monetary Economics, nr 52.8, 2005, ss. 1517-1531, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304393205001169>, dostęp z dnia 15 stycznia 2016.
8. Bennett D., *Ryzyko walutowe*, Dom Wydawniczy ABC, 2000.
9. Białasiewicz J.T., *Falki i Aproksymacje*, Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, 2000.
10. Bielecka E., Ciołkosz A., *Wykorzystanie informacji o pokryciu terenów zawartych w bazach CORINE Land Cover w gospodarce przestrzennej*, Polskie Towarzystwo Informatyki Przestrzennej, Roczniki Geomatyki 2007, tom V, zeszyt 7, ss. 27-38.
11. Bishop C., *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford University Press, 1995.
12. Blake D., *Financial market analysis: second edition*, McGraw-Hill, London 1999.
13. Bodie Z., Kane A., Marcus J.A., Jain R., *Investments*, Asia Global Edition, McGraw-Hill Education, 2014.
14. Bodie Z., Merton R., *Finanse*, PWE, Warszawa 2003.
15. Borovikov V., *Nejronnye seti. Statistika Neural Networks. Metodologiâ i tehnologii sovremennogo analiza dannyh*, Goryachyaya Liniya – Telekom, Moskva 2008.
16. Borowski K., *Wyznaczanie punktów zwrotnych indeksu WIG przy pomocy wybranych metod analizy czasowej*, Praca doktorska SGH, 2002.
17. Bott M., *Trend Alert! With The CCI*, The Commodity Channel Index, Technical Analysis of Stocks & Commodities V.21:7, 2003, ss. 21-27.
18. Bhushan M., Patel N., Sahoo G., *Artificial Neural Network: A Tool for Classification of Land Use and Land Covers Using Satellite Images*, International Journal of Computer Science and Information Technology, Vol. 4, nr 2, grudzień 2011, ss. 55-59.

19. Chan K.P., Fu A.W., *Efficient Time Series Matching by Wavelets*. In *Proceedings of International Conference on Data Engineering (ICDE '99)*, Sydney, March 1999.
20. Ciocoiu I.B., *Chaotic Time Series Prediction Using Wavelet Decomposition*, Technical University Iasi, EUFIT'97 – 5th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing, 08-11 September 1997.
21. Ciołkosz A., Białousz S., *Zastosowanie teledetekcji satelitarnej w badaniach środowiska w Polsce*, Nauka, nr 3, 2008, ss. 79-96.
22. Corsetti G., Pesenti P., Roubini N., *The Role of Large Players in Currency Crises. Preventing Currency Crises in Emerging Markets*, ss. 197-268, 2002, <http://www.nber.org/chapters/c10637.pdf>, dostęp z dnia 15.01.2016.
23. Czekaj J., *Rynki, instrumenty i instytucje finansowe*, PWN, Warszawa 2008.
24. Davey K.J., *Top 3 mistakes of trading system development*. *Futures: News, Analysis & Strategies for Futures, Options & Derivatives Traders*, nr 43, 2014, <http://search.ebscohost.com.ebsco.han.p.lodz.pl/login.aspx?direct=true&db=f5h&AN=95741300&site=ehost-live>, dostęp z dnia 10.02.2016.
25. Dębski W., *Rynek finansowy i jego mechanizmy. Podstawy teorii i praktyki*, PWN, 2003.
26. Drinka T.P., Kille S.L., *A modification of Wilder's directional movement system*, *Technical Analysis of Stocks & Commodities V.3:6*, 1985, ss. 218-221.
27. Duarte M., Stockman A.C., *Rational Speculation and Exchange Rates*, NBER Working Papers, nr 8362, 2001.
28. Ebrahimpoura R., Nikooc H., Masoudniad S., Yousefie M., Ghaemif M., *Mixture of MLP-experts for trend forecasting of time series: A case study of the Tehran stock exchange*. *International Journal of Forecasting*, nr 27 (3), 2011, ss. 804-816, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207010000920>, dostęp z dnia 07.09.2015.
29. Ehlers J.F., *The RSI Smoothed*, *Technical Analysis of Stocks & Commodities V.20:10*, 2002, ss. 58-61.
30. Elder A., *Zawód inwestor giełdowy*, Oficyna Ekonomiczna, Dom Wydawniczy ABC, 2001.
31. Etkorn M., *Oscylatory*, WIG-Press, 1999.
32. *Eurex Exchange. Equity and Equity Index Derivatives. Trading Strategies*, <http://www.eurexchange.com/blob/116000/8fbfe86970e91e3ced0596d72d3fdbc/data/brochure-equity-equity-index-trading-strategies-en-en-pdf.pdf>, dostęp z dnia 27.07.2015.
33. Evens S., *On-Balance Volume*, *Technical Analysis of Stocks & Commodities V.17:5*, 1999, ss. 234-240.
34. Fedorowicz Z., *Polityka pieniężna*, Szkoła Główna Handlowa, Studia Finansowo-Bankowe, POLTEXT, 1999.
35. Fröhlich B., Bach E., Walde I., Hese S., Schullius Ch., Denzler J., *Land Cover Classification of Satellite Images Using Contextual Information*, *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. II-3/W1, 2013.
36. Gately E., *Cena i czas. Zarys metod analizy technicznej*, WIG-Press, 1999.
37. Gately E., *Sieci neuronowe. Prognozowanie finansowe i projektowanie systemów transakcyjnych*, WIG-Press, 1999.

38. Gautama V.K., Gaurava P.K., Murugana P., Annadurai M., *Assessment of Surface Water Dynamics in Bangalore using WRI, NDWI, MNDWI, Supervised Classification and K-T Transformation*, Aquatic Procedia 4, 2015, ss. 739-746.
39. Główny Inspektorat Ochrony Środowiska, <http://clc.gios.gov.pl>, dostęp z dnia 10.12.2016.
40. Głuchowski J., *Leksykon finansów*, PWE, 2001, ss. 22-23.
41. Gonzalez S., *Neural networks for macroeconomic forecasting: a complementary approach to linear regression models*, Economic and Fiscal Policy Branch, Working Paper, 2000-2007, http://publications.gc.ca/collections/collection_2008/fin/F21-8-2000-7E.pdf, dostęp z dnia 13.06.2016.
42. Gorban' A.N., *Funkcii mnogih peremennih i nejronnye seti*, Sorosovskij obrazovatelnyj žurnal, nr 12, 1988.
43. Gorban' A.N., *Obobšennaâ approksimacionnaâ teorema i točnoe predstavlenie mnogočlenov ot neskol'kih peremennyh superpoziciâmi mnogočlenov ot odnogo peremennogo*, Izvestiâ vysshih učebnih zavedenij, Matematika, nr 5 (432), 1998.
44. Govaerts B., Verhulst N., *The normalized difference vegetation index (NDVI) Greenseeker™ handheld sensor: Toward the integrated evaluation of crop management, Part A: concepts and case study*, International Maize and Wheat Improvement Center, Mexico 2010.
45. Grabowski Z., *Polityka pieniężna*, Wydawnictwo Wyższej Szkoły Przedsiębiorczości i Zarządzania im. Leona Koźmińskiego, 1999.
46. Guo Y., De Jong K., Liu F., Wang X., Li C., *A Comparison of Artificial Neural Networks and Support Vector Machines on Land Cover Classification* [w:] Li Z. i inni (red.) ISICA 2012, CCIS 316, 2012, ss. 531-539.
47. Hanrahan G., *Artificial Neural Networks in Biological and Environmental Analysis*, CRC Press, 2011.
48. Hartle T., *The Average Directional Movement Index (ADX)*, Technical Analysis of Stocks & Commodities V.9:3, 1991, ss. 101-102.
49. Hawwar Y.M., Reza A.M., Turney R.D., *Filtering (Denoising) in the Wavelet Transform Domain*, Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of Wisconsin, Core Solutions Group, Xilinx, 2002.
50. Hazini S., Hashim M., *Comparative analysis of product-level fusion, support vector machine, and artificial neural network approaches for land cover mapping*, Arabian Journal of Geosciences, vol. 8, 2015, ss. 9763-9773.
51. Hull J., Dąbrowski P., Sobkowiak J., *Kontrakty terminowe i opcje wprowadzenie*, Wig-Press, Warszawa 1998.
52. Hutson J.K., Good Trix, *Technical Analysis of Stocks & Commodities V.1:5*, 1982-1983, ss. 105-108.
53. Huston J.K., *TRIX: Triple Exponential Smoothing Oscillator*, Technical Analysis of Stocks & Commodities V.2:3, 1984, ss. 91-93.
54. Jajuga K., *Instrumenty pochodne*, Warszawa, KNF, CEDUR, 2009.
55. Jasiński T., *Sztuczna inteligencja w MSP, Nierówności społeczne a wzrost gospodarczy. Spójność społeczno-ekonomiczna a modernizacja gospodarki*, zeszyt 17, 2010, ss. 164-171.
56. Jasiński T., *The choice of a proper output variable in a forecasting model based on ANN* [w:] Szablewski T.A., Jasiński T. (red.) *Different Dimensions of Microeconomic Competitiveness*, Wydawnictwo Politechniki Łódzkiej, Łódź 2008, ss. 93-102.

57. Jasiński T., *Zastosowanie dyskretnej transformaty falkowej do poprawy wyników uzyskiwanych przez sztuczne sieci neuronowe*, Studia i Prace Kolegium Zarządzania i Finansów, SGH 2004, zeszyt naukowy 48.
58. Jiang J., Zhou J., Wu H., Ai L., Zhang H., Zhang L., Xu J., *Land cover changes in the rural-urban interaction of Xi'an region using Landsat TM/ETM data*, Journal of Geographical Sciences 15, 4, 2005, ss. 423-430.
59. Jones T.L., *An Overview of Investment Hedging with Stock Index Futures*, Laureola Asset Management Co, 2008. <http://box505.bluehost.com/suspended.page/disabled.cgi/laureola.net>, dostęp z dnia 26.02.2015.
60. Kitapcia O., Özekicioğlu H., Kaynarb O., Taştan S., *The Effect of Economic Policies Applied in Turkey to the Sale of Automobiles: Multiple Regression and Neural Network Analysis. Procedia – Social and Behavioral Sciences*, nr 148, ss. 653-661, 2014, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877042814039986>, dostęp z dnia 20.05.2015.
61. Komisja Europejska. Dz.U.01.149.1674. Rozporządzenie ministra finansów z dnia 12 grudnia 2001 r. w sprawie szczegółowych zasad uznawania, metod wyceny, zakresu ujawniania i sposobu, http://ec.europa.eu/internal_market/finances/docs/actionplan/transposition/poland/d8.4-pl.pdf, dostęp z dnia 02.05.2015.
62. Komisja Nadzoru Finansowego. Komunikat KNF z dnia 21 listopada 2008 r. w sprawie podejrzenia manipulacji na fixingu na sesji giełdowej w dniu 12 listopada 2008 r., Warszawa 2008, https://www.knf.gov.pl/Images/KNF%20fixing%2021.11.2008_tcm75-9403.pdf, dostęp z dnia 15.01.2016.
63. Lambert D.R., *The Market Direction Indicator Anticipating Moving Average Crossovers*, Technical Analysis of Stocks & Commodities V.1:7, 1982-1983, ss. 166-167.
64. Lapygin Y., Krylov V., Černâvskij A., *Ěkonomiĉeskoe prognozirovanie*, EKSMO, Moskva 2009.
65. Lee H.S., *International Transmission of Stock Market Movements: A Wavelet Analysis on MENA Stock Markets*, Department of Economics, Sogang University, October 2001, ERF's Eighth Annual Conference, Cairo, Egypt, January 2002, http://www.erf.org.eg/html/Finance_8th/InternationalTransmission-HahnShikLee.pdf, dostęp z dnia 16.01.2004.
66. Lee H.S., *Price and Volatility Spillovers in Stock Markets: A Wavelet Analysis*, Department of Economics, Sogang University, 2001 Econometric Society Australasian Meeting, 2001, http://www.econometricsociety.org/meetings/am01/content/presented/papers/lee_hs.pdf, dostęp z dnia 16.01.2004.
67. Leszczyński Z., Jasiński T., *Inżynieria kosztów*, ODDK, Gdańsk 2015.
68. Leung M., Chen A., Daouk H., *Forecasting exchange rates using general regression neural networks. Computers & Operations Research*, nr 27, ss. 1093-1110, 2000, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054899001446>, dostęp z dnia 20.05.2015.
69. Lewiński S., *Rozpoznanie form pokrycia i użytkowania ziemi na zdjęciu satelitar-nym Landsat ETM+ metodą klasyfikacji obiektowej*, Roczniki Geomatyki, 2006, tom IV, z. 3, ss. 139-150.
70. Li T., Li W., *Multiple land use change simulation with Monte Carlo approach and CA-ANN model, a case study in Shenzhen*, China, Environmental Systems Research, 2015, 4:1, DOI 10.1186/s40068-014-0026-6.
71. Li X., Dong S., Yuan Z., *Discrete wavelet transform for tool breakage monitoring*, International Journal Machine Tools & Manufacture 39, 1999.

72. Likhovidov V., *The Four Lines Trading System*, Technical Analysis of Stocks & Commodities V.20:1, 2002, ss. 34-42.
73. Lillesand T.M., Kiefer R.W., Chipman J., *Remote Sensing and Image Interpretation*, fifth edition. John Wiley & Sons, Inc., New York, New York 2004.
74. Little J.R.N., *The Handbook of Financial Futures*, McGraw-Hill Company, New York 1984.
75. Lula P., *Jednokierunkowe sieci neuronowe w modelowaniu zjawisk ekonomicznych*, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej w Krakowie, 1999.
76. Łaganowski A., *Instrumenty pochodne*, GPWW, Warszawa 2005.
77. Mackin K.J., Nunohiro E., Ohshiro M., Yamasaki K., *Land Cover Classification from MODIS Satellite Data Using Probabilistically Optimal Ensemble of Artificial Neural Networks* [w:] Gabrys B., Howlett R.J., Jain L.C. (red.): KES 2006, Part III, LNAI 4253, ss. 820-826, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006.
78. Marciniak A., Korbicz J., Kuś J., *Wstępne przetwarzanie danych* [w:] Nałęcz M. (red.), *Biocybernetyka i inżynieria biomedyczna 2000*, tom 6, Sieci neuronowe, Duch W., Korbicz J., Rutkowski L., Tadeusiewicz R. (red. tomu), Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa 2000, ss. 29-72.
79. McWhorter W.L., *Price/Oscillator Divergences*, Technical Analysis of Stocks & Commodities V.12:1, 1994, ss. 45-48.
80. Mohanty M., *The transmission of unconventional monetary policy to the emerging markets – an overview*. *BIS Paper*, nr 78, ss. 1-24, August 2014, http://www.bis.org/publ/bppdf/bispap78a_rh.pdf, dostęp z dnia 10.12.2015.
81. Morelli M.J., Montagna G., Nicrosini O., Treccani M., Farina M., Amato P., *Pricing financial derivatives with neural networks*. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, nr 338(1), ss. 160-165, 2004, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037843710400233X>, dostęp z dnia 17.01.2016.
82. Mularz S., Drzewiecki T., Pirowski T., *Teledetekcyjne metody rejestracji krajobrazu*, *Roczniki Geomatyki*, tom V, z. 8, 2007, ss. 69-78.
83. Nowakowski J., Borowski K., *Normalizacja wskaźników analizy technicznej*, *Studia i Prace Kolegium Zarządzania i Finansów*, SGH, 2003, zeszyt naukowy 29.
84. Obuchowicz A., *Optymalizacja architektury sieci neuronowych* [w:] Nałęcz M. (red.), *Biocybernetyka i inżynieria biomedyczna 2000*, tom 6, Sieci neuronowe, Duch W., Korbicz J., Rutkowski L., Tadeusiewicz R. (red. tomu), Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa 2000, ss. 323-367.
85. Osowski S., *Sieci neuronowe do przetwarzania informacji*, Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, 2000.
86. Pateropoulos C., *A Low Complexity Compression Scheme for Neural Data*, EECS 651 Final Report: Source Coding Theory, Winter, 2003.
87. Pinty B., Verstraete M.M., *GEMI: a non-linear index to monitor global vegetation from satellites*, *Vegetatio* 101, 1992, ss. 15-20.
88. Pradhan R., Pradhan M.P., Bhusan A., Pradhan R.K., Ghose M.K., *Land-cover Classification and Mapping for Eastern Himalayan State Sikkim*, *Journal of Computing*, Vol. 2, Issue 3, marzec 2010, ss. 166-170.
89. PWN. Słownik języka polskiego. Tom III. Warszawa 1989.
90. Rajesh S., Arivazhagan S., Pratheep K., Abisekaraj R., *Genetic Algorithm Based Feature Subset Selection for Land Cover/ Land Use Mapping Using Wavelet Packet Transform*, *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, czerwiec 2013, 41(2), ss. 237-248.

91. Renaud O., Starck J.-L., Murtagh F., *Wavelet-based Forecasting of Short and Long Memory Time Series*, Department of Econometrics, Universite de Geneve, Working Papers, May 2002, strona internetowa: http://www.unige.ch/ses/metri/cahiers/2002_04.pdf, dostęp z dnia 16.01.2004.
92. REUTERS, *Rynek walutowy i pieniężny. Wprowadzenie*, Oficyna Ekonomiczna, Dom Wydawniczy ABC, 2001.
93. Rossi P., *Currency speculation and exchange rates*, 14th Conference of the Research Network Macroeconomics and Macroeconomic Policies (FMM), 2010.
94. Rzepoluck E.J., *Neural Network Data Analysis Using Simulnet*, Springer Science & Business Media, 2012.
95. Sanchez S.G., Prelcic N.G., Galan S.J.G., *Uvi_Wave (v 3.0) Wavelet Toolbox*, Grupo de Teoria de la Senal, Universidad de Vigo.
96. Satir O., Erdogan M.A., *Monitoring the land use/cover changes and habitat quality using Landsat dataset and landscape metrics under the immigration effect in subalpine eastern Turkey*, Environmental Earth Sciences, 75:1118, 2016, DOI 10.1007/s12665-016-5927-4.
97. Serwis Instrumentów Pochodnych. GPW. Czym jest kontrakt terminowy, Warszawa, GPWW, 2012, http://www.pochodne.gpw.pl/pub/prezentacje/Kontrakty_indeksowe.pdf, dostęp z dnia 01.03.2015.
98. Schwager J.D., *Analiza techniczna rynków terminowych*, WIG-Press, 2002.
99. Siłuch M., Bartoszek K., *Możliwości wykorzystania danych satelitarnych do wyznaczania początku i końca okresu wegetacyjnego*, Woda-Środowisko-Obszary Wiejskie, 2012 (IV-VI), t. 12, z. 2 (38), ss. 245-255.
100. Slepovičev I.I., *Osnovy nejroinformatiki. Učebnoe posobie dlâ studentov VUZov*, Saratov, Saratovskij Gosudarstvennij Universitet im. N.G. Černyševskogo, 2006, <http://www.sgu.ru/node/41601/slepovichev-i-i-kurs-lekcij-vvedenie-v>, dostęp z dnia 15.07.2015.
101. Sławiński A., *Rynki finansowe*, PWE, Warszawa 2006.
102. Sopoćko A., *Gielda papierów wartościowych*, Warszawa, A.W. i M. Mediabank, 1993.
103. Specht D., *A generalized Regression Neural Network*. *IEEE Transactions on Neural Networks*, nr 2(6), ss. 568-576, 1991, <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=97934&isnumber=3109>, dostęp z dnia 02.05.2015.
104. Star B., *Hidden Divergence*, *Technical Analysis of Stocks & Commodities V.14:7*, 1996, ss. 285-289.
105. Star B., *RSI Variations*, *Technical Analysis of Stocks & Commodities V.11:7*, 1993, ss. 292-297.
106. Star B., *The Commodity Channel Index*, *Technical Analysis of Stocks & Commodities V.10:2*, 1992, ss. 67-74.
107. Star B., *The MACD Profit Alert*, *Technical Analysis of Stocks & Commodities V.16:12*, 1998, ss. 589-592.
108. <https://landsat.usgs.gov/landsat-missions-timeline>, dostęp z dnia 10.12.2016.
109. <http://clc.gios.gov.pl>, dostęp z dnia 10.12.2016.
110. Sweeney J., *On-Balance Volume*, *Technical Analysis of Stocks & Commodities V.15:10*, 1997, ss. 468-471.
111. Szoplik J., *Zastosowanie metody sztucznych sieci neuronowych do prognozowania obciążenia sieci rurociągów do transportu gazu ziemnego*, Inż. Ap. Chem., 52, 6, ss. 572-574, 2013, http://inzynieria-aparatura-chemiczna.pl/pdf/2013/2013-6/InzApChem_2013_6_572-574.pdf, dostęp z dnia 20.07.2015.

112. Szpunar P., *Polityka pieniężna. Cele i warunki skuteczności*, Polskie Wydawnictwo Ekonomiczne, 2000.
113. Tadeusiewicz R., *Wstęp do sieci neuronowych* [w:] Nałęcz M. (red.), *Biocybernetyka i inżynieria biomedyczna 2000*, tom 6, Sieci neuronowe, Duch W., Korbicz J., Rutkowski L., Tadeusiewicz R. (red. tomu), Akademska Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa, 2000, ss. 3-28.
114. Tadeusiewicz R., Lula P., *Neuronowe metody analizy szeregów czasowych i możliwości ich zastosowań w zagadnieniach biomedycznych* [w:] Nałęcz M. (red.), *Biocybernetyka i inżynieria biomedyczna 2000*, tom 6, Sieci neuronowe, Duch W., Korbicz J., Rutkowski L., Tadeusiewicz R. (red. tomu), Akademska Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa, 2000, ss. 521-568.
115. Takáts E., Vela A., *International monetary policy transmission. BIS Paper*, nr 78, ss. 51-70, 2014, http://www.bis.org/publ/bppdf/bispap78b_rh.pdf, dostęp z dnia 10.12.2015.
116. Tarczyński W., *Rynki kapitałowe. Metody ilościowe. Vol. I*, Agencja Wydawniczo-Poligraficzna „PLACET”, 2001.
117. Taylor F., *Rynki i opcje walutowe*, Oficyna Ekonomiczna, Dom Wydawniczy ABC, 2000.
118. Thiel S., *Rynek kapitałowy i terminowy. Skrypt dla nauczycieli do przedmiotu Podstawy przedsiębiorczości*, Warszawa, KNF, CEDUR, 2006, s. 27.
119. Toulson D.L., Toulson S.P., *A Trading System for FTSE-100 Futures Using Neural Networks and Wavelets*, BNP Working Paper in Financial Economics Series (3) September 1997.
120. Ustawa z dnia 29 lipca 2005 r. o obrocie instrumentami finansowymi, Dz.U. 2005 Nr 183 poz. 1538, Kancelaria Sejmu.
121. Wambua R.M., Mutua B.M., Raude J.M., *Drought Forecasting Using Indices and Artificial Neural Networks for Upper Tana River Basin, Kenya-A Review Concept*, Journal of Civil & Environmental Engineering, 4:152, 2014, DOI 10.4172/2165-784X.1000152.
122. Wąsowski W., *Manipulacje giełdowe: od fałszywych informacji do nadużyć i przestępstw. Przegląd Corporate Governance*, nr 2(26), 2011, https://www.gpw.pl/biblioteka-gpw-pobierz?gpwl_id=79&gpwlf_id=88, dostęp z dnia 15.01.2016.
123. Weng Q., Hu X., *Medium Spatial Resolution Satellite Imagery for Estimating and Mapping Urban Impervious Surfaces Using LSMA and ANN*, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 46, Nr 8, sierpień 2008.
124. Widz E., *Strategie giełdowe na rynku finansowych kontraktów futures w Polsce*, UMCS, 2008.
125. Widz E., *Strategie spreadu intercontract na rynku indeksowych kontraktów futures na GPW w Warszawie*, *Folia Oeconomica*, Vol. 2, nr. 301, Łódź. 2014, ss. 215-226, <https://czasopisma.uni.lodz.pl/index.php/foe/article/view/104>, dostęp z dnia 10.03.2015.
126. Williams L., *The Ultimate Oscillator*, Technical Analysis of Stocks & Commodities V.3:4, 1985, ss. 140-141.
127. Wittkemper H., Steiner M., *Portfolio optimization with a neural network implementation of the coherent market hypothesis*, *European Journal of Operational Research*, nr 100, ss. 27-40, 1997, <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221795003398>, dostęp z dnia 10.06.2015.
128. Wittkemper H., Steiner M., *Using neural networks to forecast the systematic risk of stocks*, *European Journal of Operational Research*, nr 90, ss. 577-589, 1996,

- <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221795000992>, dostęp z dnia 10.06.2015.
129. Wojciechowski I., *Opcje na wybrane instrumenty finansowe jako narzędzia ograniczające ryzyko*, Kantor Wydawniczy ZAKAMYCZE, Oddział Domu Wydawniczego ABC Sp. z o.o., 1999.
130. Wójtowicz A., Wójtowicz M., Piekarczyk J., *Zastosowanie teledetekcji do monitorowania i oceny produktywności plantacji rzepaku*, Rośliny Oleiste, tom XXVI, 2005, ss. 269-276.
131. Yamaguchi T., Mackin K.J., Nunohiro E., Park J.G., Hara K., Matsushita K., Ohshiro M., Yamasaki K., *Artificial neural network ensemble-based land-cover classification using MODIS data*, *Artificial Life and Robotics*, 13, 2009, ss. 570-574, DOI 10.1007/s10015-008-0615-4.
132. Yogo M., *Measuring Business Cycles: Wavelet Analysis of Economic Time Series*, *Working Papers*, August 23, 2003, <http://www.people.fas.harvard.edu/~yogo/papers/Wavelet082303.pdf>, dostęp z dnia 16.01.2004.
133. Zając J., *Polski rynek walutowy w praktyce*, K.E. LIBER, 2001.
134. Zhang B.-L., Coggins R., Jabri M.A., Dersch D., Flower B., *Multiresolution Forecasting for Futures Trading Using Wavelet Decompositions*, *IEEE Transactions On Neural Networks*, Vol. 12, nr 4, lipiec 2001.

Spis rysunków

Rys. 1.1. Schemat budowy pojedynczego neuronu	7
Rys. 1.2. Schematyczna ilustracja podziału dwuwymiarowej przestrzeni	9
Rys. 2.1. Stan portfela inwestycji w kolejnych dniach dla strategii bazującej na ANN	32
Rys. 2.2. Stan portfela inwestycji w kolejnych dniach dla strategii bazującej na ANN	33
Rys. 2.3. Stan portfela inwestycji w kolejnych dniach dla strategii bazującej na ANN	33
Rys. 3.1. Zespół filtrów dokonujący analizy szeregu czasowego	36
Rys. 3.2. Zespół filtrów dokonujący syntezy szeregu czasowego.....	36
Rys. 3.3. Zespół filtrów dokonujący analizy sygnału i rekonstrukcji każdego pasma osobno	37
Rys. 3.4. Stan portfela inwestycji w kolejnych dniach dla strategii bazującej na ANN opartych o falkę Daubechies 8	39
Rys. 3.5. Średni kurs USD/PLN wg NBP oraz jego prognoza uzyskana przy zastosowaniu sieci neuronowej opartej o falkę Daubechies 8.....	39
Rys. 3.6. Stan portfela inwestycji w kolejnych dniach dla strategii bazującej na ANN opartych o falkę biortogonalną 6/8	41
Rys. 3.7. Średni kurs USD/PLN wg NBP oraz jego prognoza uzyskana przy zastosowaniu sieci neuronowej opartej o falkę biortogonalną 6/8	42
Rys. 4.1. Powiązania w strukturze rynku finansowego.....	49
Rys. 4.2. Konwergencja ceny terminowej i spot: sytuacja contango i backwardation.	56
Rys. 4.3. Konwergencja ceny terminowej i spot: sytuacja normalnego contango i backwardation.....	56
Rys. 4.4. Przebieg inwestycji dla kupującego kontrakt futures w okresie 5 dni.....	61
Rys. 5.1. Struktura sieci neuronowej dla prognozy współczynnika regresji liniowej dla poszczególnego indeksu	74
Rys. 5.2. Prognoza i oryginalne wartości współczynnika regresji dla indeksu DAX przy wykorzystaniu danych nieznormalizowanych w okresie 2013-2015 r.	76
Rys. 5.3. Prognoza i oryginalne wartości współczynnika regresji dla indeksu MDAX przy wykorzystaniu danych nieznormalizowanych w okresie 2013-2015 r.....	76
Rys. 5.4. Prognoza i oryginalne wartości współczynnika regresji dla indeksu TecDAX przy wykorzystaniu danych nieznormalizowanych w okresie 2013-2015 r.	77
Rys. 5.5. Prognoza i oryginalne wartości współczynnika regresji dla indeksu DAX przy wykorzystaniu danych znormalizowanych w okresie 2013-2015 r.	77

Rys. 5.6. Prognoza i oryginalne wartości współczynnika regresji dla indeksu MDAX przy wykorzystaniu danych znormalizowanych w okresie 2013-2015 r.	77
Rys. 5.7. Prognoza i oryginalne wartości współczynnika regresji dla indeksu TecDAX przy wykorzystaniu danych znormalizowanych w okresie 2013-2015 r.	78
Rys. 5.8. Porównanie wyników działania strategii systemu (dane nieprzetworzone) z wynikami inwestowania według strategii MACD w kontrakty futures na indeks DAX.....	82
Rys. 5.9. Porównanie wyników działania strategii systemu (dane nieprzetworzone) z wynikami inwestowania według strategii MACD w kontrakty futures na indeks MDAX.....	82
Rys. 5.10. Porównanie wyników działania strategii systemu (dane nieprzetworzone) z wynikami inwestowania według strategii MACD w kontrakty futures na indeks TecDAX.....	82
Rys. 5.11. Porównanie wyników działania strategii systemu (dane znormalizowane) z wynikami inwestowania według strategii MACD w kontrakty futures na indeks DAX.....	83
Rys. 5.12. Porównanie wyników działania strategii systemu (dane znormalizowane) z wynikami inwestowania według strategii MACD w kontrakty futures na indeks MDAX.....	83
Rys. 5.13. Porównanie wyników działania strategii systemu (dane znormalizowane) z wynikami inwestowania według strategii MACD w kontrakty futures na indeks TecDAX.....	83
Rys. 6.1. Dane rastrowe przedstawiające obszar parku Staromiejskiego w Łodzi pobrane z satelity Landsat 4-5 (1 piksel = 30 metrów).....	95
Rys. 6.2. Dekompozycja obrazu wielospektralnego na składowe RGB – obszar parku Staromiejskiego w Łodzi.....	97
Rys. 6.3. Przykłady sąsiedztwa użytego w analizie zagospodarowania sąsiednich terenów.....	97
Rys. 6.4. Wyodrębniony obszar miasta Łódź z zaznaczonym typem zagospodarowania (dane z CLC).....	104
Rys. 6.5. Nowa warstwa wektorowa powstała po przecięciu warstwy z danymi o typie zagospodarowania z siatką kwadratów.....	104
Rys. 7.1. Schemat ANN użytej do modelowania rodzaju powierzchni.....	108
Rys. 7.2. Graficzna reprezentacja wartości wskaźnika NDVI obliczonego dla każdej z komórek analizowanego obszaru miasta Łodzi dla roku: a) 1993, b) 2003, c) 2011.....	110
Rys. 7.3. Graficzna reprezentacja podziału terenu na podstawie wartości wskaźnika NDVI dla 1993 roku: a) teren zurbanizowany, b) gleba, c) niska zieleń, d) wysoka zieleń.....	111
Rys. 7.4. Struktura najlepszej ze zbudowanych ANN.....	112
Rys. 7.5. Struktura najlepszej sieci typu MLP z pojedynczym neuronem wyjściowym.....	113
Rys. 7.6. Struktura najlepszej sieci typu RBF.....	113

Rys. 8.1. Pasma d1 (dla falki biortogonalnej 4/4).....	131
Rys. 8.1. Pasma d2 (dla falki biortogonalnej 4/4).....	131
Rys. 8.3. Pasma d3 (dla falki biortogonalnej 4/4).....	132
Rys. 8.4. Pasma d4 (dla falki biortogonalnej 4/4).....	132
Rys. 8.5. Pasma d5 (dla falki biortogonalnej 4/4).....	133
Rys. 8.6. Pasma d6 (dla falki biortogonalnej 4/4).....	133
Rys. 8.7. Pasma d7 (dla falki biortogonalnej 4/4).....	134
Rys. 8.8. Pasma d8 (dla falki biortogonalnej 4/4).....	134
Rys. 8.9. Pasma a4 (dla falki biortogonalnej 4/4).....	135
Rys. 8.10. Pasma a6 (dla falki biortogonalnej 4/4).....	135
Rys. 8.11. Pasma a8 (dla falki biortogonalnej 4/4).....	136
Rys. 8.12. Pasma d1 (dla falki biortogonalnej 6/8).....	137
Rys. 8.13. Pasma d2 (dla falki biortogonalnej 6/8).....	137
Rys. 8.14. Pasma d3 (dla falki biortogonalnej 6/8).....	138
Rys. 8.15. Pasma d4 (dla falki biortogonalnej 6/8).....	138
Rys. 8.16. Pasma d5 (dla falki biortogonalnej 6/8).....	139
Rys. 8.17. Pasma d6 (dla falki biortogonalnej 6/8).....	139
Rys. 8.18. Pasma d7 (dla falki biortogonalnej 6/8).....	140
Rys. 8.19. Pasma d8 (dla falki biortogonalnej 6/8).....	140
Rys. 8.20. Pasma a4 (dla falki biortogonalnej 6/8).....	141
Rys. 8.21. Pasma a6 (dla falki biortogonalnej 6/8).....	141
Rys. 8.22. Pasma a8 (dla falki biortogonalnej 6/8).....	142
Rys. 8.23. Pasma d1 (dla falki Haara).....	143
Rys. 8.24. Pasma d2 (dla falki Haara).....	143
Rys. 8.25. Pasma d3 (dla falki Haara).....	144
Rys. 8.26. Pasma d4 (dla falki Haara).....	144
Rys. 8.27. Pasma d5 (dla falki Haara).....	145
Rys. 8.28. Pasma d6 (dla falki Haara).....	145
Rys. 8.29. Pasma d7 (dla falki Haara).....	146
Rys. 8.30. Pasma d8 (dla falki Haara).....	146
Rys. 8.31. Pasma a4 (dla falki Haara).....	147
Rys. 8.32. Pasma a6 (dla falki Haara).....	147
Rys. 8.33. Pasma a8 (dla falki Haara).....	148
Rys. 8.34. Pasma d1 (dla falki Daubechies 4).....	149
Rys. 8.35. Pasma d2 (dla falki Daubechies 4).....	149
Rys. 8.36. Pasma d3 (dla falki Daubechies 4).....	150
Rys. 8.37. Pasma d4 (dla falki Daubechies 4).....	150
Rys. 8.38. Pasma d5 (dla falki Daubechies 4).....	151
Rys. 8.39. Pasma d6 (dla falki Daubechies 4).....	151
Rys. 8.40. Pasma d7 (dla falki Daubechies 4).....	152
Rys. 8.41. Pasma d8 (dla falki Daubechies 4).....	152
Rys. 8.42. Pasma a4 (dla falki Daubechies 4).....	153
Rys. 8.43. Pasma a6 (dla falki Daubechies 4).....	153
Rys. 8.44. Pasma a8 (dla falki Daubechies 4).....	154

Spis tabel

Tabela 4.1. Przykład codziennego rozliczenia kontraktu futuresna indeks MDAX	60
Tabela 5.1. Wybrane architektury sieci neuronowych	73
Tabela 5.2. Miary jakości prognoz poza próbą sporządzonych dla lat 2013-2015 dla poszczególnych zmiennych wyjściowych.....	75
Tabela 5.3. Porównanie stanu konta inwestycyjnego na koniec okresu analizy dla każdej strategii w zależności od indeksu i zbioru danych.....	84
Tabela 6.1. Zestawienie kanałów spektralnych pochodzących z satelitów Landsat	92
Tabela 6.2. Zakres czasowy danych dostępnych z satelitów Landsat	94
Tabela 6.3. Zestawienie wartości wybranych indeksów z formami zagospodarowania terenu	99
Tabela 6.4. Struktura klas pokrycia terenu w CLC	101
Tabela 7.1. Struktura zbioru danych ANN.....	111
Tabela 7.2. Poprawność prognoz dla wybranych modeli ANN.....	114
Tabela 8.1. Wartości zmiennych wejściowych oraz zmiennej wyjściowej sieci.....	129

Załącznik 1. Przykład obliczeń wykorzystywanych w metodzie wstecznej propagacji błędów oraz w momentowej metodzie wstecznej propagacji błędów

Dla uproszczenia użyto sieci jednokierunkowej jednowarstwowej o dwóch neuronach w warstwie wejściowej i jednym neuronie wyjściowym. Dodatkowo przyjęto tożsamościową funkcję aktywacji neuronów ($f(s) = s$). Wagi neuronu wyjściowego oznaczono przez w_1 oraz w_2 i przyjęto jako ich wartości początkowe odpowiednio liczby 0,1 i 0,8. Wagi neuronów wejściowych wynosiły 1. Współczynnik uczenia $\mu = 0,5$. Dla momentowej metody wstecznej propagacji błędów przyjęto współczynnik momentum $\alpha = 0,2$. Pozostałe oznaczenia są takie same jak w rozdziale 1.

Poniżej przeprowadzono obliczenia dla trzech początkowych elementów szeregów czasowych (wartości wejściowe oraz faktyczne wielkości prognozowanej zmiennej zawarte zostały w tabeli).

Tabela 8.1. Wartości zmiennych wejściowych oraz zmiennej wyjściowej sieci

Zmienna wejściowa nr 1 (we_1)	Zmienna wejściowa nr 2 (we_2)	Wartość faktyczna zmiennej wyjściowej (d)
0,4	0,3	0,2
0,6	0,7	0,7
0,5	0,4	0,4

Źródło: opracowanie własne.

Metoda wstecznej propagacji błędów

Krok 1.

$$\begin{aligned}
 y_1 &= we_1 \times w_1 + we_2 \times w_2 \\
 y_1 &= 0,4 \times 0,1 + 0,3 \times 0,8 = 0,28 \\
 d_1 &= 0,2 \\
 \varepsilon_1 &= -0,08 \\
 w_1(1) &= 0,1 - 0,08 \times 0,4 = 0,068 \\
 w_2(1) &= 0,8 - 0,08 \times 0,3 = 0,776
 \end{aligned}$$

Krok 2.

$$\begin{aligned}
 y_2 &= 0,6 \times 0,068 + 0,7 \times 0,776 = 0,584 \\
 d_2 &= 0,7 \\
 \varepsilon_2 &= 0,116 \\
 w_1(2) &= 0,068 + 0,116 \times 0,6 = 0,1376 \\
 w_2(2) &= 0,776 + 0,116 \times 0,7 = 0,8572
 \end{aligned}$$

Krok 3.

$$y_3 = 0,5 \times 0,1376 + 0,4 \times 0,8572 = 0,41168$$

$$d_3 = 0,4$$

$$\varepsilon_3 = -0,01168$$

$$w_1(3) = 0,1376 - 0,01168 \times 0,5 = 0,13176$$

$$w_2(3) = 0,8572 - 0,01168 \times 0,4 = 0,852528$$

Momentowa metoda wstecznej propagacji błędów

Krok 1.

$$y_1 = we_1 \times w_1 + we_2 \times w_2$$

$$y_1 = 0,4 \times 0,1 + 0,3 \times 0,8 = 0,28$$

$$d_1 = 0,2$$

$$\varepsilon_1 = -0,08$$

$$w_1(1) = 0,1 - 0,08 \times 0,4 = 0,068$$

$$w_2(1) = 0,8 - 0,08 \times 0,3 = 0,776$$

Krok 2.

$$y_2 = 0,6 \times 0,068 + 0,7 \times 0,776 = 0,584$$

$$d_2 = 0,7$$

$$\varepsilon_2 = 0,116$$

$$w_1(2) = 0,068 + 0,116 \times 0,6 + 0,2 \times (0,068 - 0,1) = 0,1312$$

$$w_2(2) = 0,776 + 0,116 \times 0,7 + 0,2 \times (0,776 - 0,8) = 0,8524$$

Krok 3.

$$y_3 = 0,5 \times (0,1312) + 0,4 \times 0,8524 = 0,40656$$

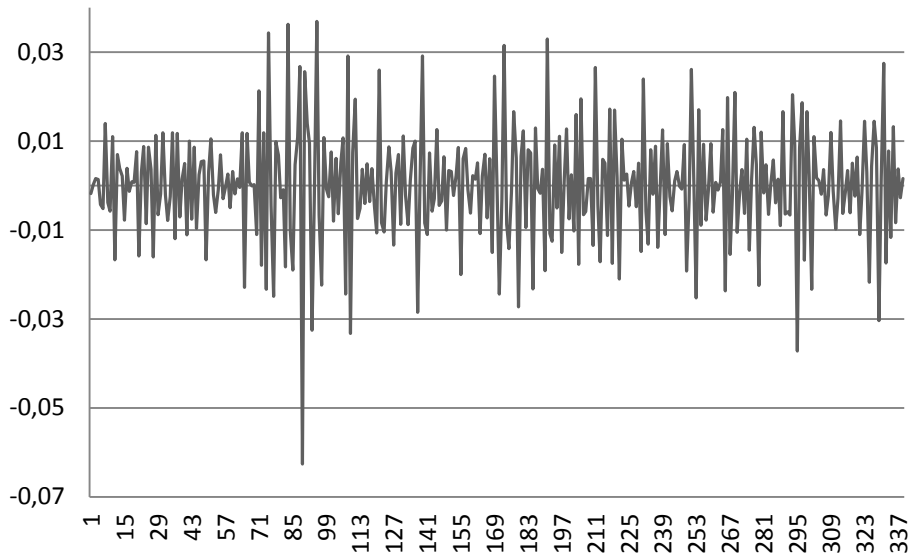
$$d_3 = 0,4$$

$$\varepsilon_3 = -0,00656$$

$$w_1(3) = 0,1312 - 0,00656 \times 0,5 + 0,2 \times (0,1312 - 0,068) \\ = 0,14056$$

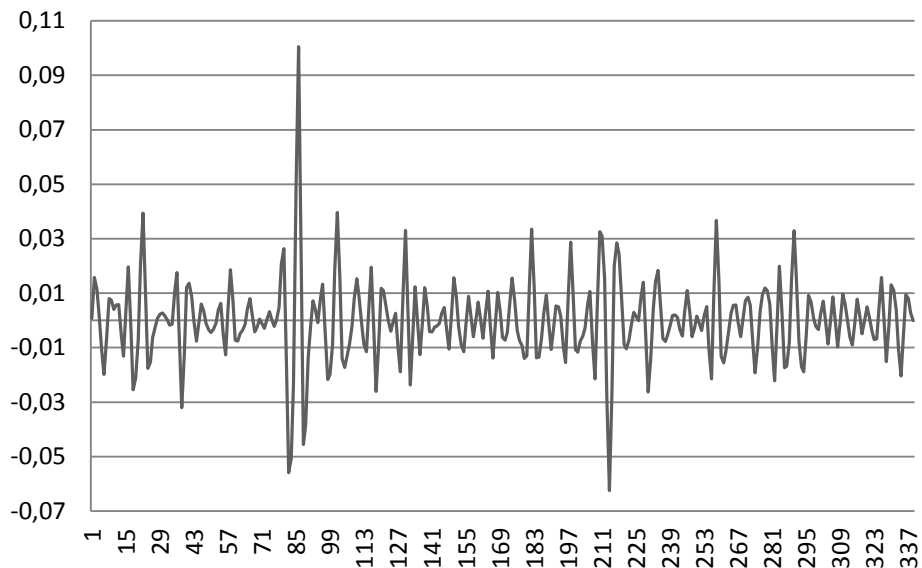
$$w_2(3) = 0,8524 - 0,00656 \times 0,4 + 0,2 \times (0,8524 - 0,776) \\ = 0,87204$$

Załącznik 2. Pasma częstotliwościowe wyodrębnione przez DWT opartą o falke biortogonalną 4/4



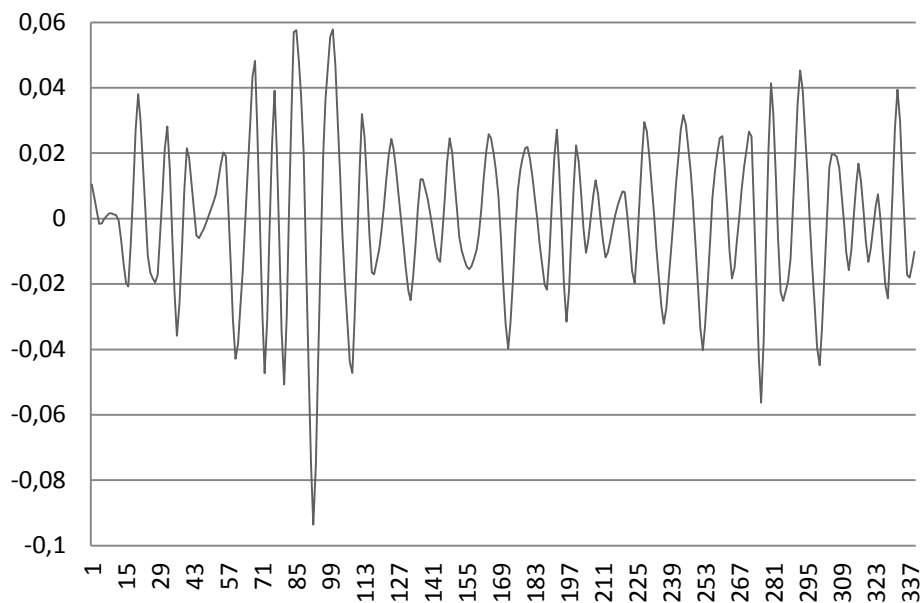
Rys. 8.1. Pasmo d1 (dla falki biortogonalnej 4/4)

Źródło: opracowanie własne.



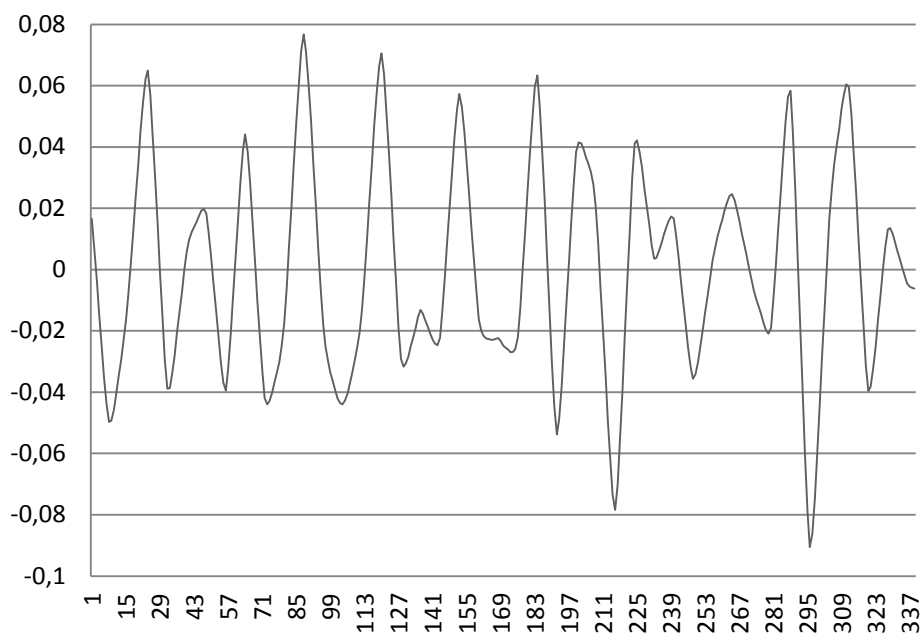
Rys. 8.2. Pasmo d2 (dla falki biortogonalnej 4/4)

Źródło: opracowanie własne.



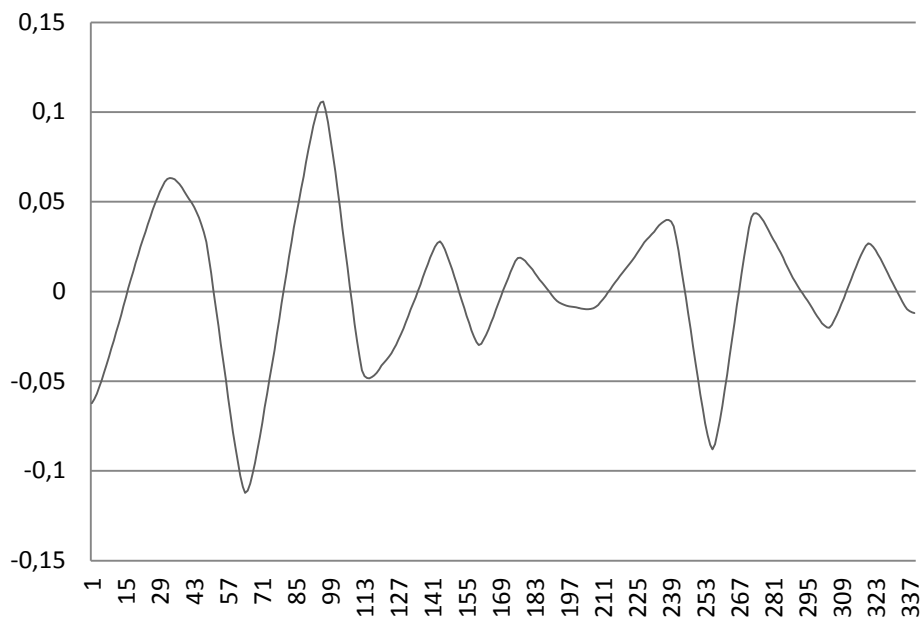
Rys. 8.3. Pasmo d3 (dla falki biortogonalnej 4/4)

Źródło: opracowanie własne.

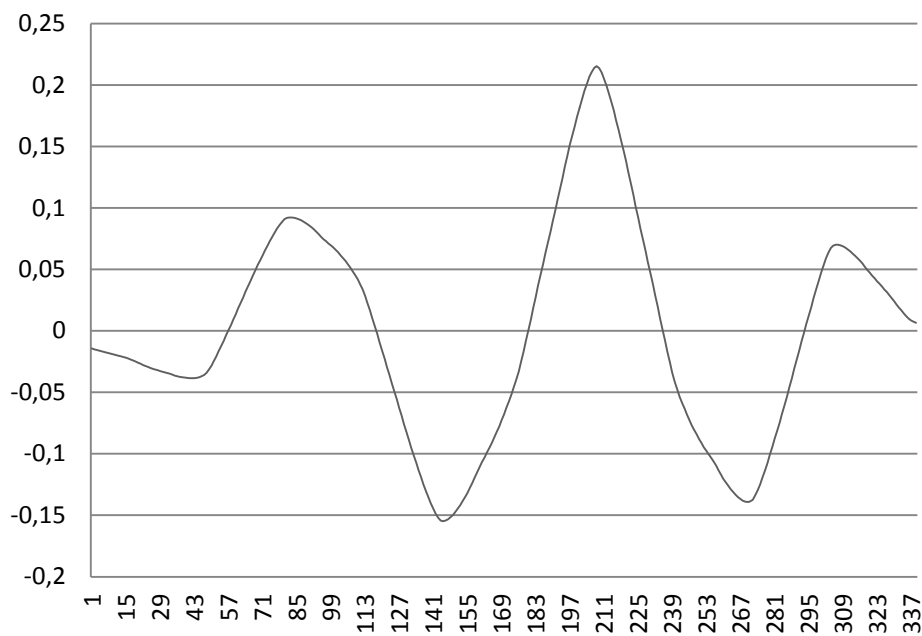


Rys. 8.4. Pasmo d4 (dla falki biortogonalnej 4/4)

Źródło: opracowanie własne.

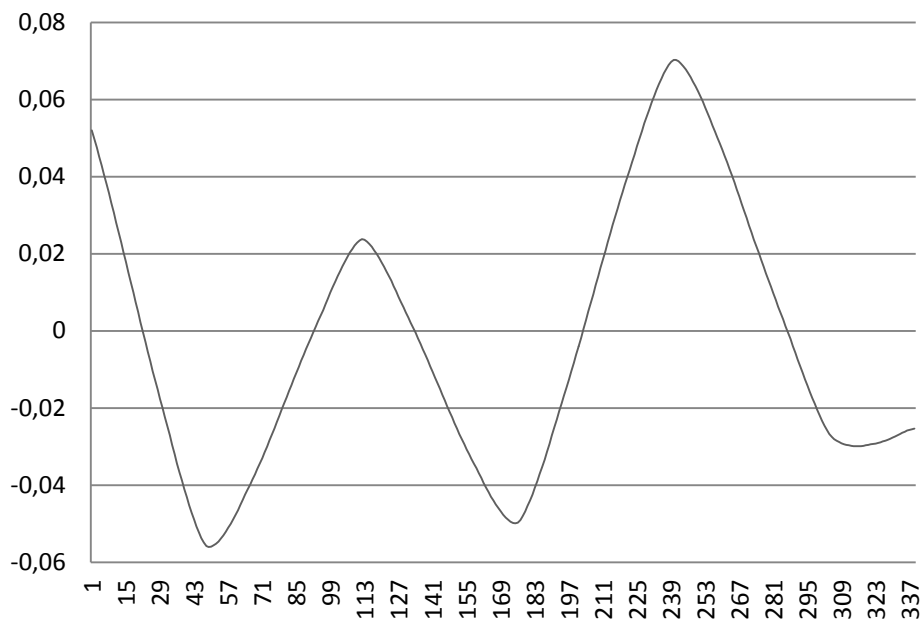


Rys. 8.5. Pasmo d5 (dla falki biortogonalnej 4/4)

Źródło: opracowanie własne.

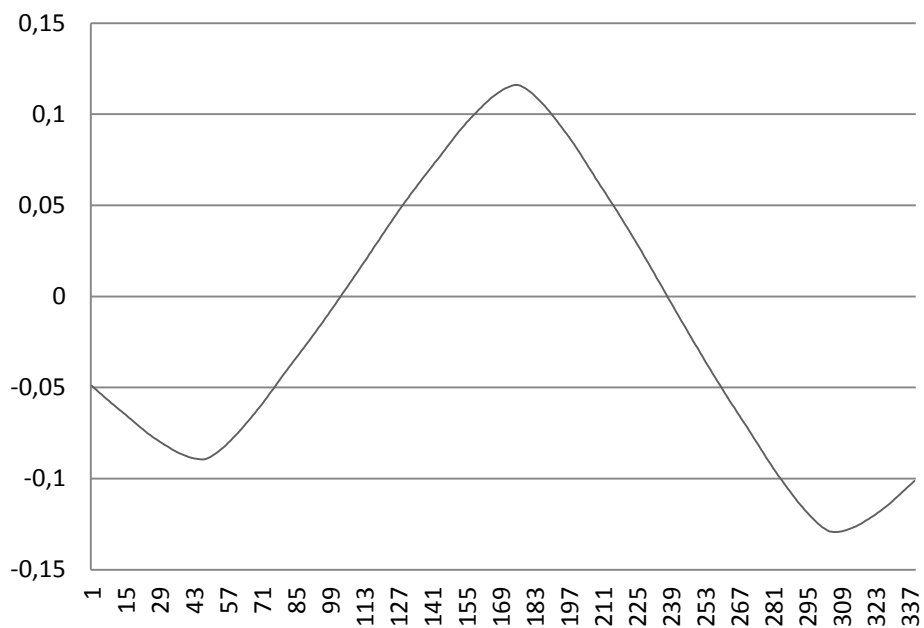
Rys. 8.6. Pasmo d6 (dla falki biortogonalnej 4/4)

Źródło: opracowanie własne.



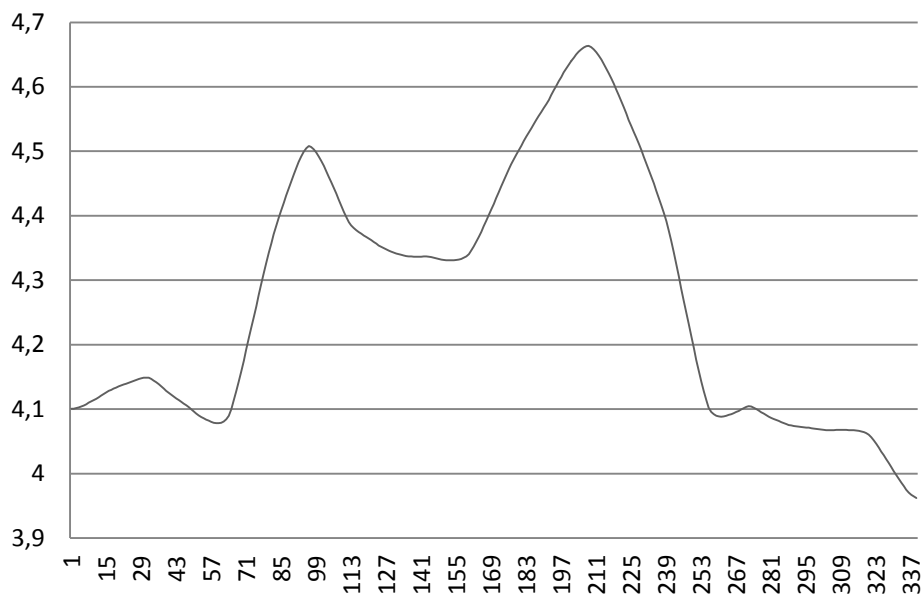
Rys. 8.7. Pasma d7 (dla falki biortogonalnej 4/4)

Źródło: opracowanie własne.

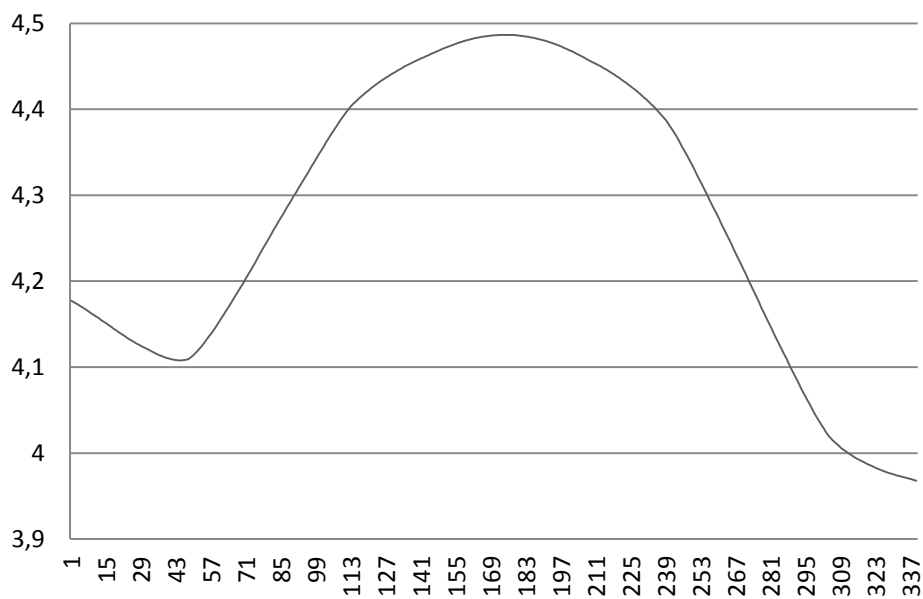


Rys. 8.8. Pasma d8 (dla falki biortogonalnej 4/4)

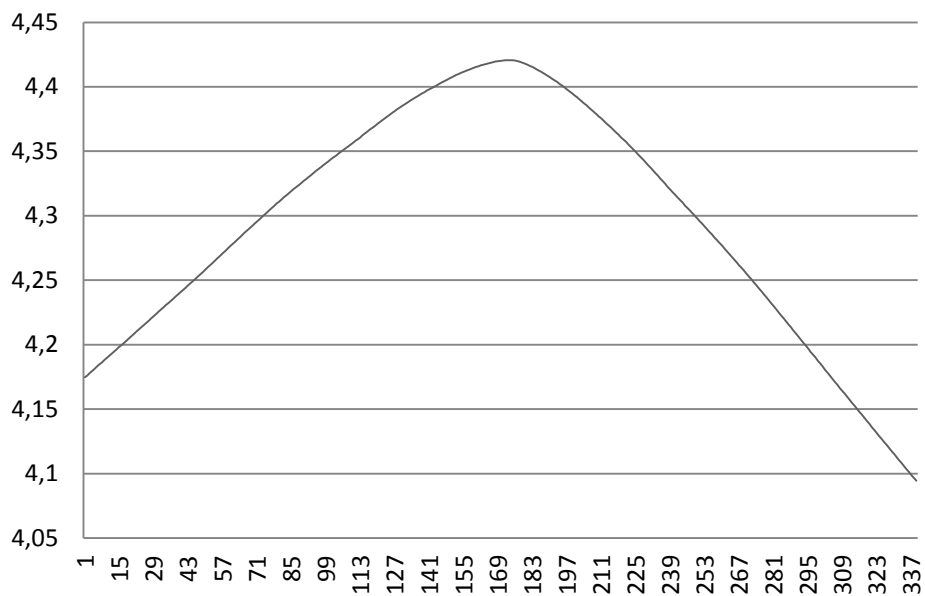
Źródło: opracowanie własne.



Rys. 8.9. Pasma a4 (dla falki biortogonalnej 4/4)
Źródło: opracowanie własne.



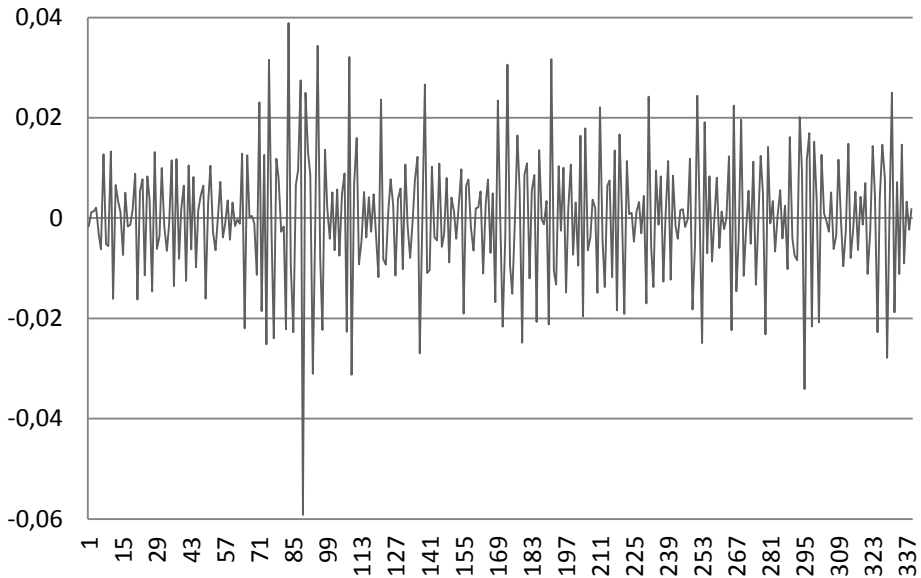
Rys. 8.10. Pasma a6 (dla falki biortogonalnej 4/4)
Źródło: opracowanie własne.



Rys. 8.11. Pasma a8 (dla falki biortogonalnej 4/4)

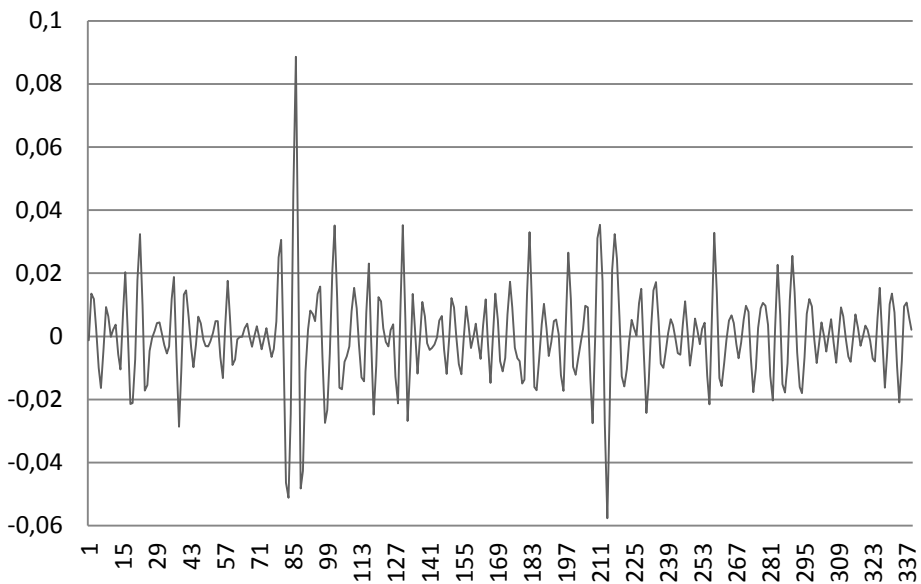
Źródło: opracowanie własne.

Załącznik 3. Pasma częstotliwościowe wydrebnione przez DWT opartą o falke biortogonalną 6/8



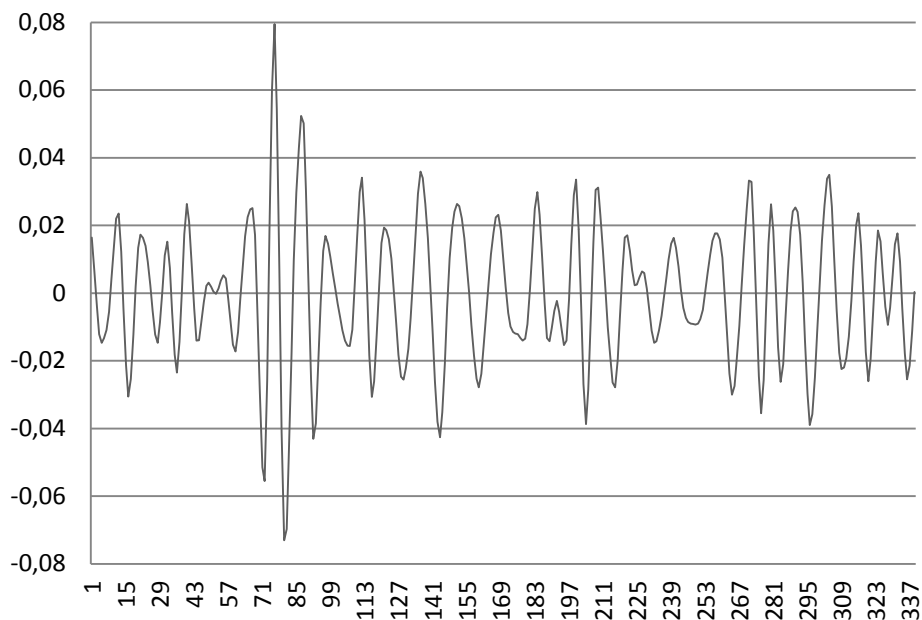
Rys. 8.12. Pasma d1 (dla falki biortogonalnej 6/8)

Źródło: opracowanie własne.



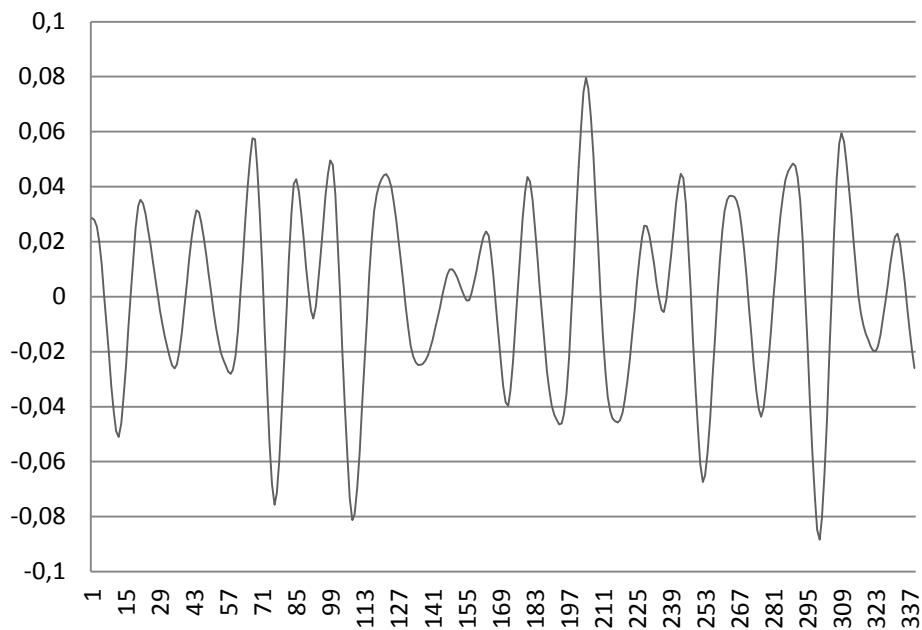
Rys. 8.13. Pasma d2 (dla falki biortogonalnej 6/8)

Źródło: opracowanie własne.



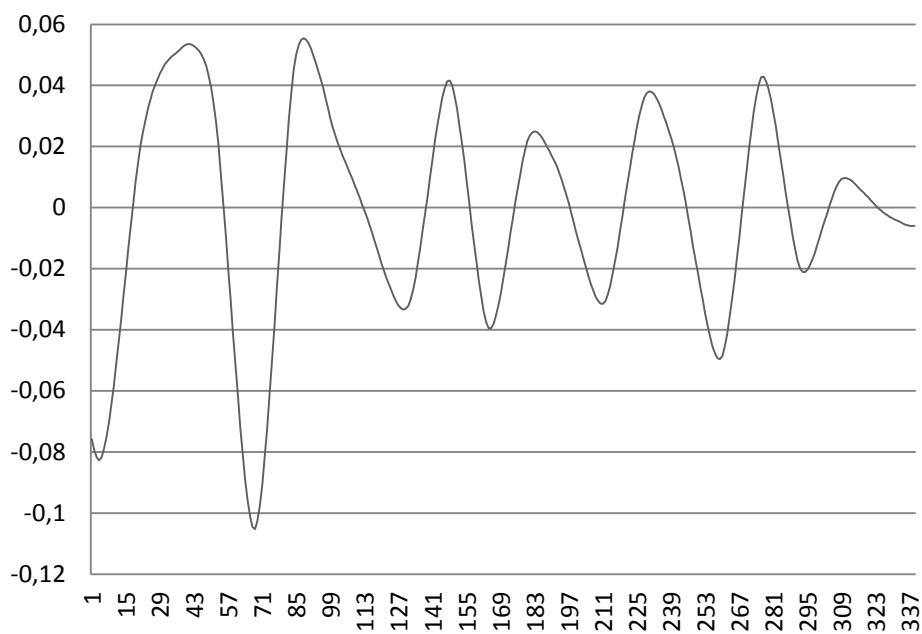
Rys. 8.14. Pasmo d3 (dla falki biortogonalnej 6/8)

Źródło: opracowanie własne.

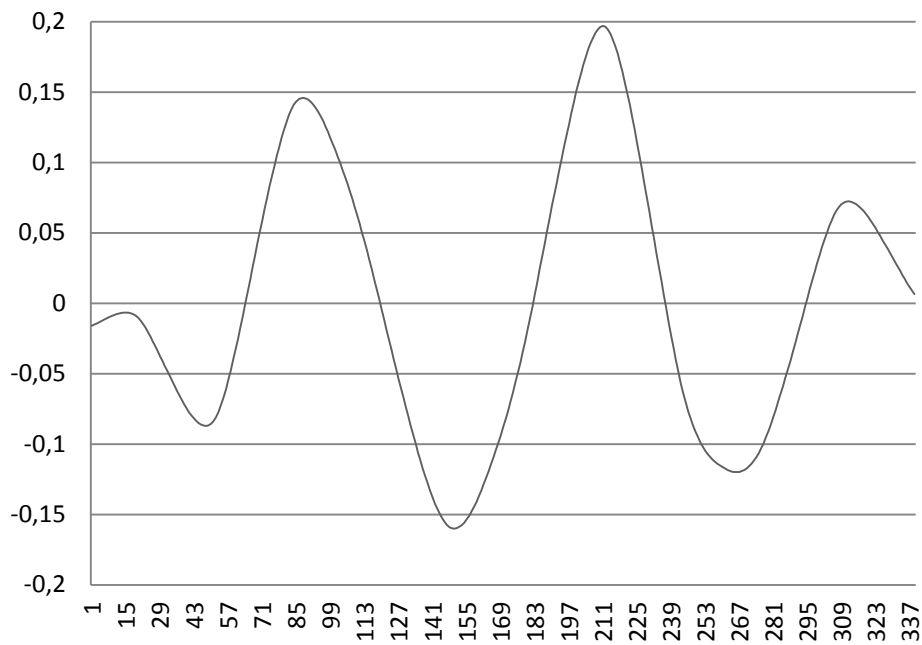


Rys. 8.15. Pasmo d4 (dla falki biortogonalnej 6/8)

Źródło: opracowanie własne.

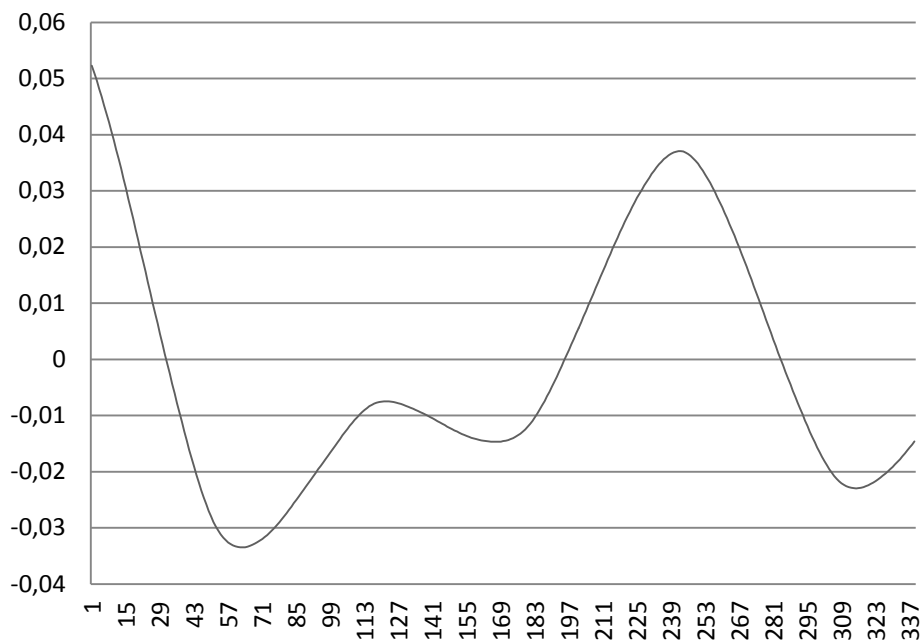


Rys. 8.16. Pasmo d5 (dla falki biortogonalnej 6/8)

Źródło: opracowanie własne.

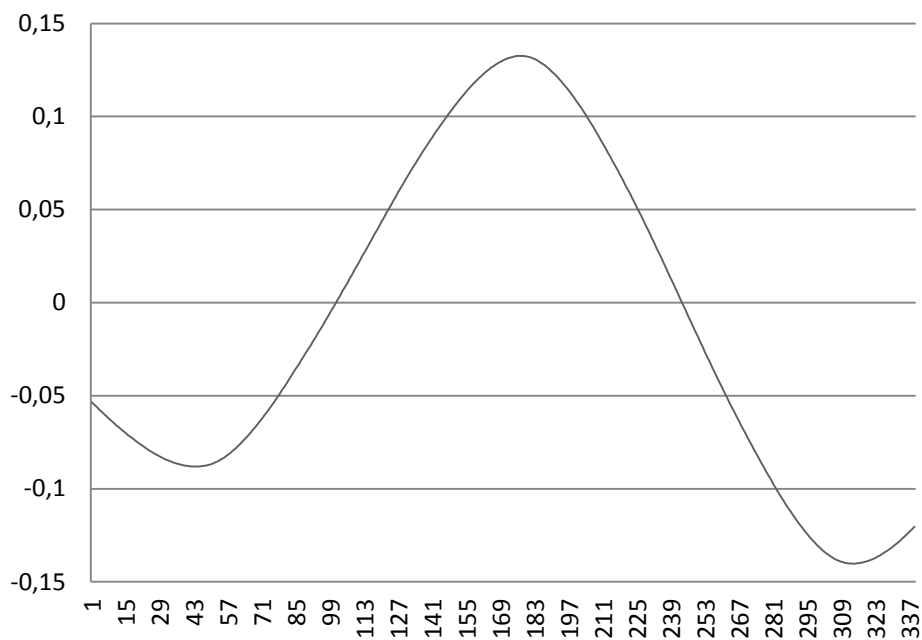
Rys. 8.17. Pasmo d6 (dla falki biortogonalnej 6/8)

Źródło: opracowanie własne.



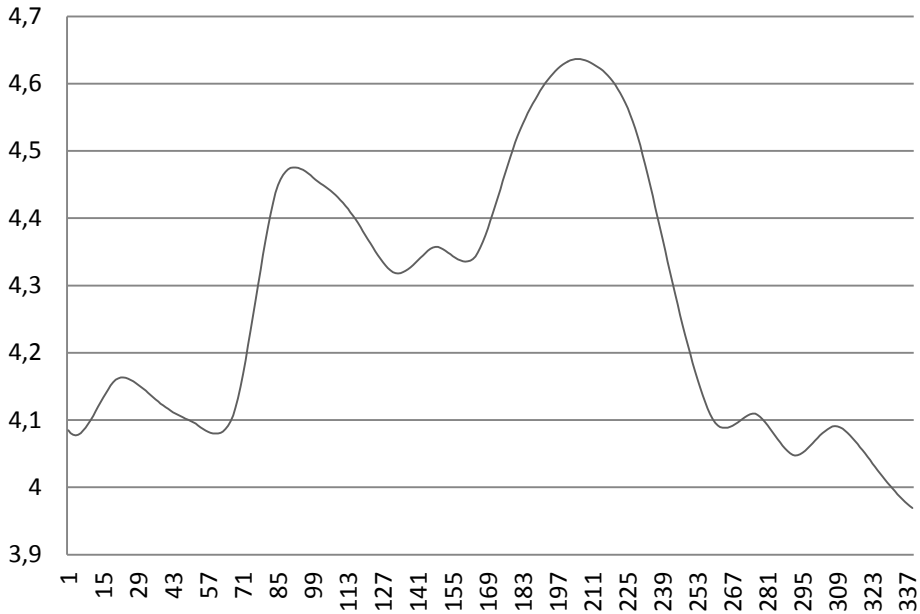
Rys. 8.18. Pasmo d7 (dla falki biortogonalnej 6/8)

Źródło: opracowanie własne.

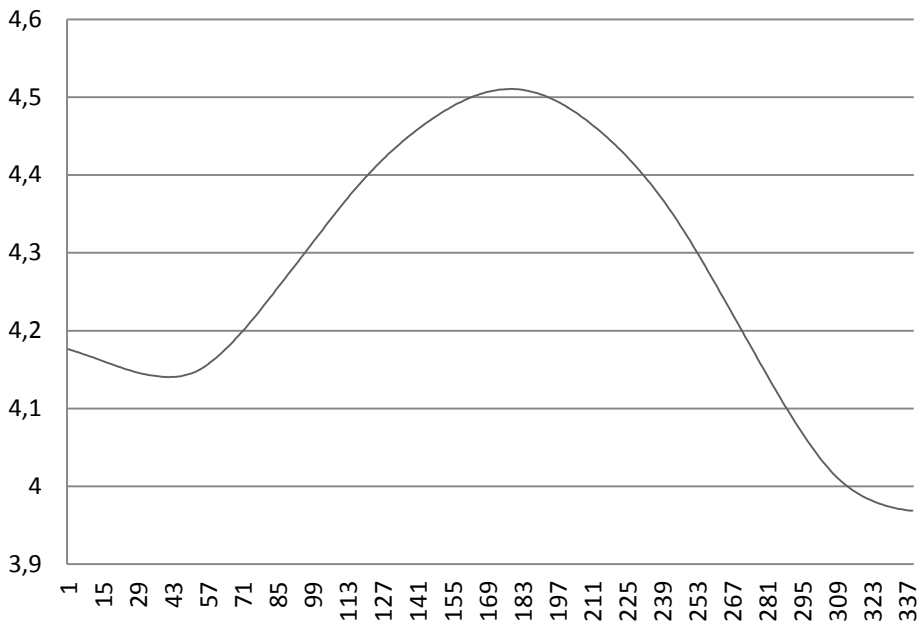


Rys. 8.19. Pasmo d8 (dla falki biortogonalnej 6/8)

Źródło: opracowanie własne.

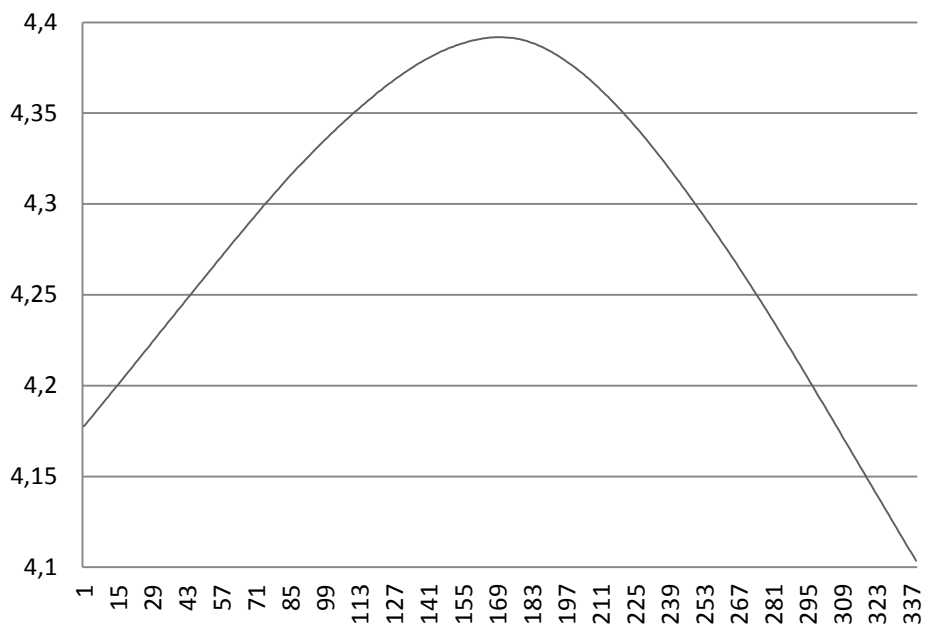


Rys. 8.20. Pasma a4 (dla falki biortogonalnej 6/8)

Źródło: opracowanie własne.

Rys. 8.21. Pasma a6 (dla falki biortogonalnej 6/8)

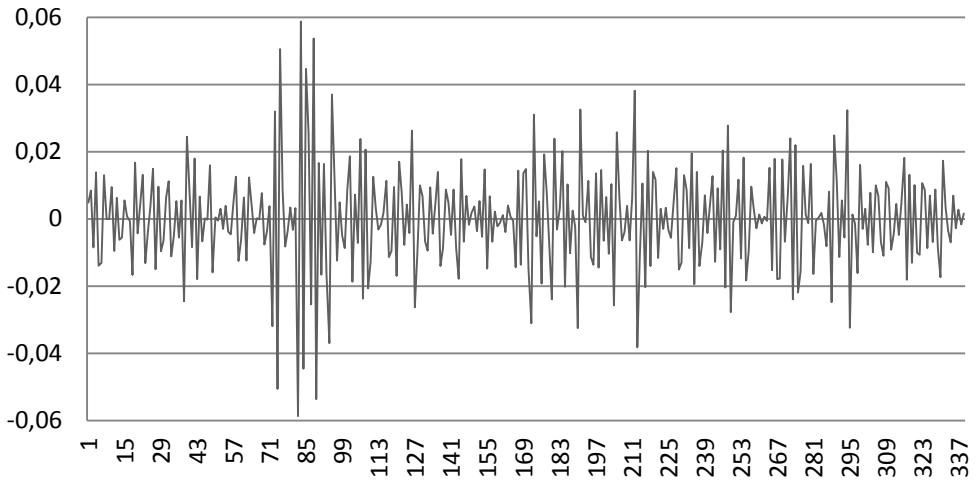
Źródło: opracowanie własne.



Rys. 8.22. Pasma a8 (dla falki biortogonalnej 6/8)

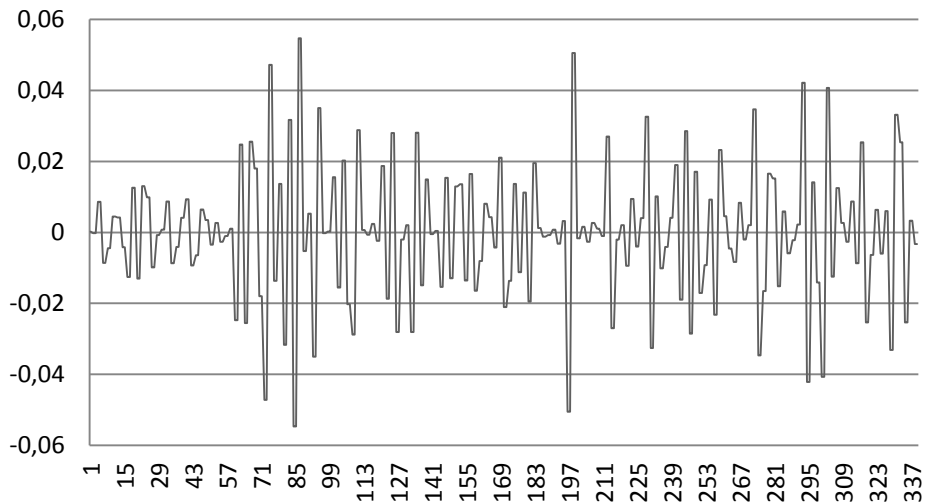
Źródło: opracowanie własne.

Załącznik 4. Pasma częstotliwościowe wydodrębnione przez DWT opartą o falke Haara (Daubechies 1)



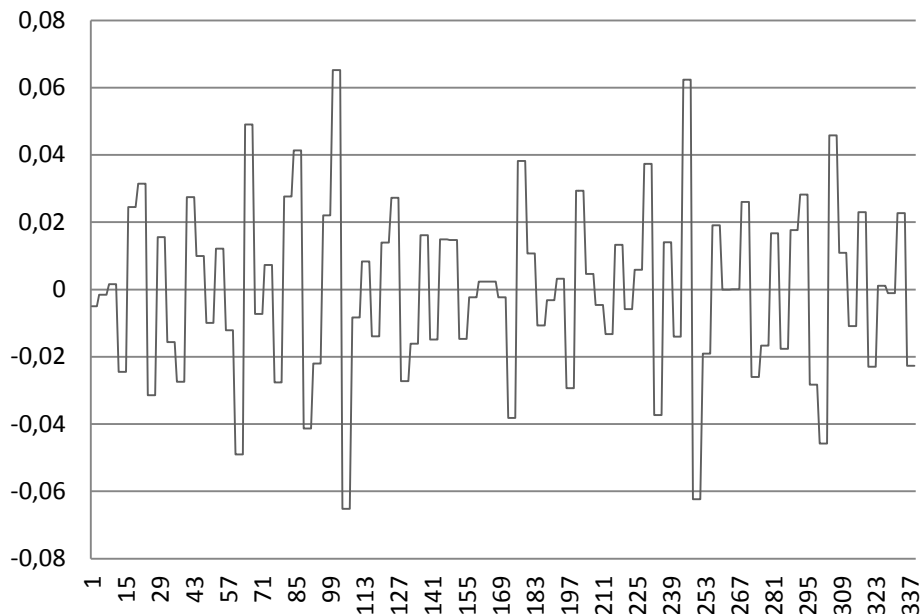
Rys. 8.23. Pasma d1 (dla falki Haara)

Źródło: opracowanie własne.



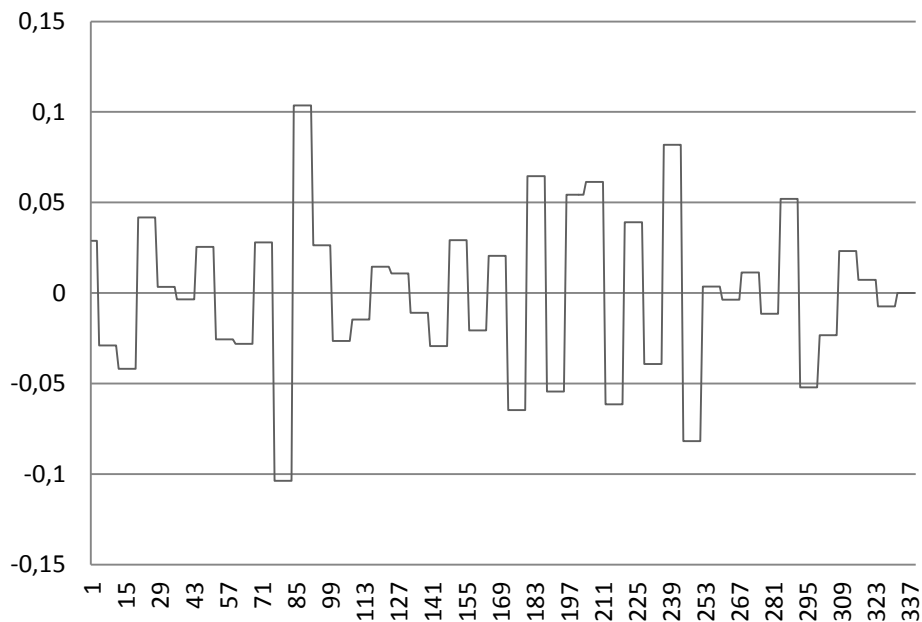
Rys. 8.24. Pasma d2 (dla falki Haara)

Źródło: opracowanie własne.



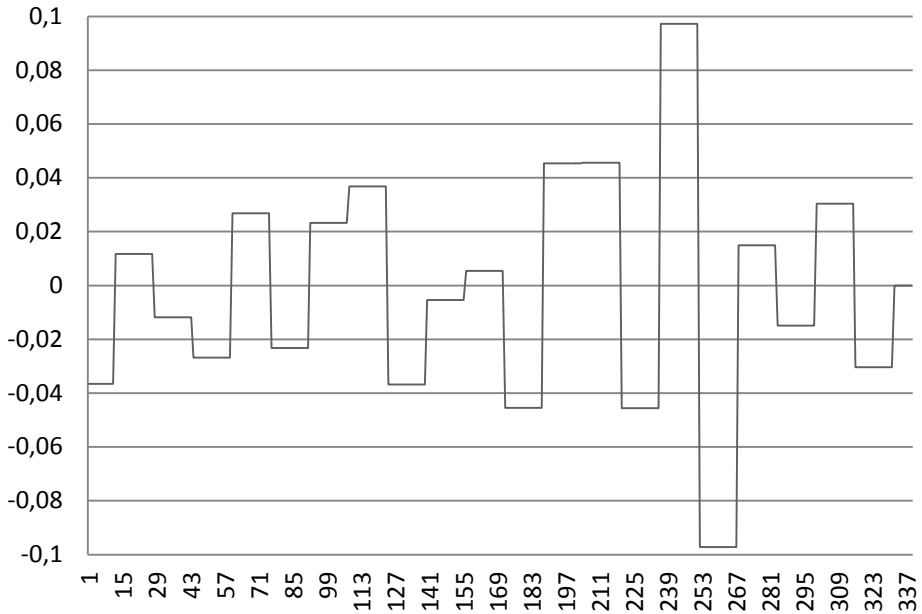
Rys. 8.25. Pasmo d3 (dla falki Haara)

Źródło: opracowanie własne.



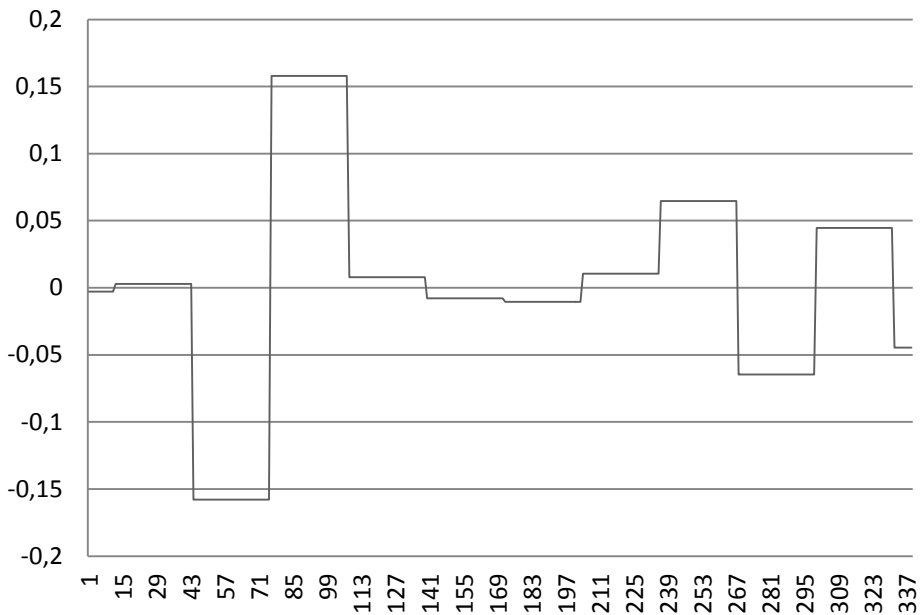
Rys. 8.26. Pasmo d4 (dla falki Haara)

Źródło: opracowanie własne.



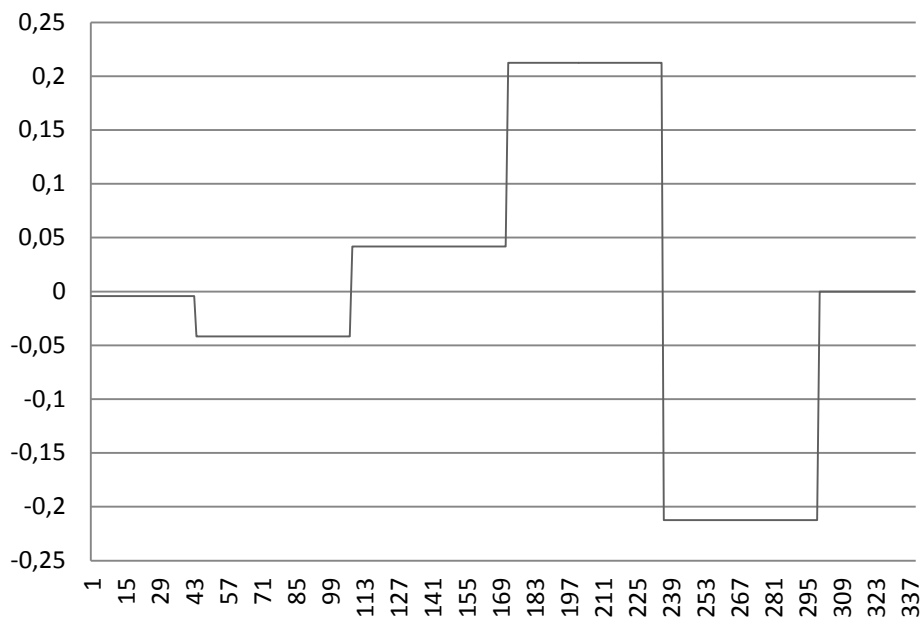
Rys. 8.27. Pasma d5 (dla falki Haara)

Źródło: opracowanie własne.



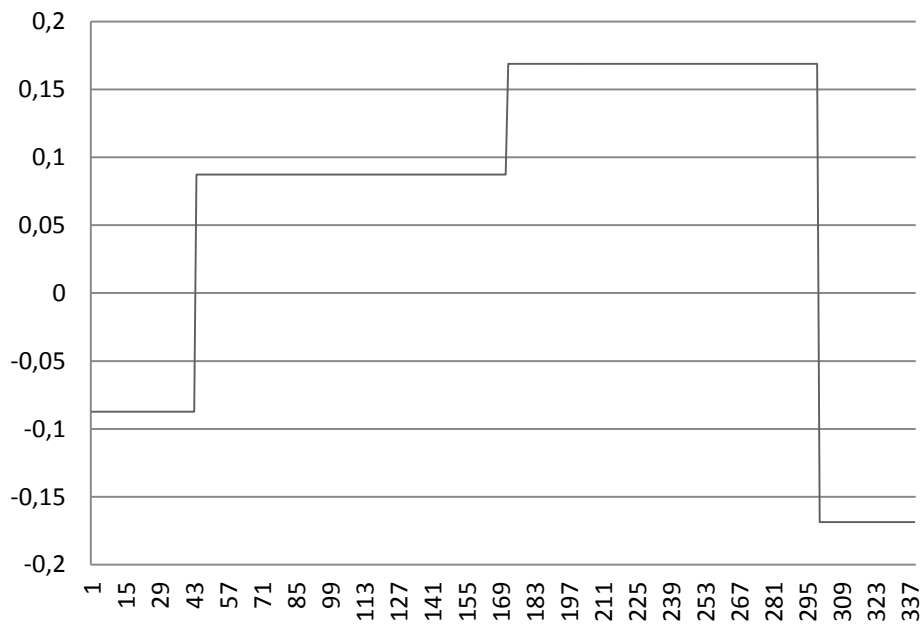
Rys. 8.28. Pasma d6 (dla falki Haara)

Źródło: opracowanie własne.



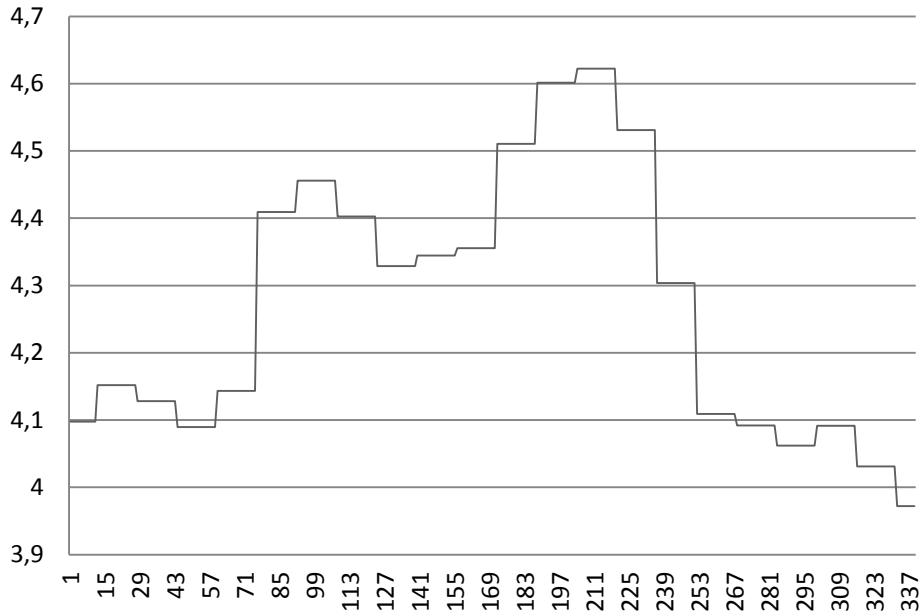
Rys. 8.29. Pasma d7 (dla falki Haara)

Źródło: opracowanie własne.



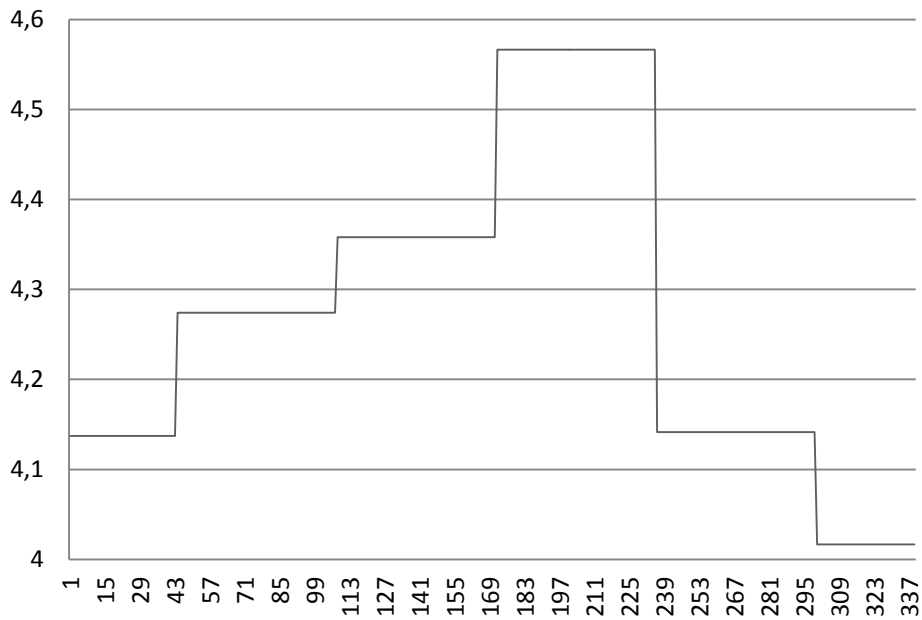
Rys. 8.30. Pasma d8 (dla falki Haara)

Źródło: opracowanie własne.



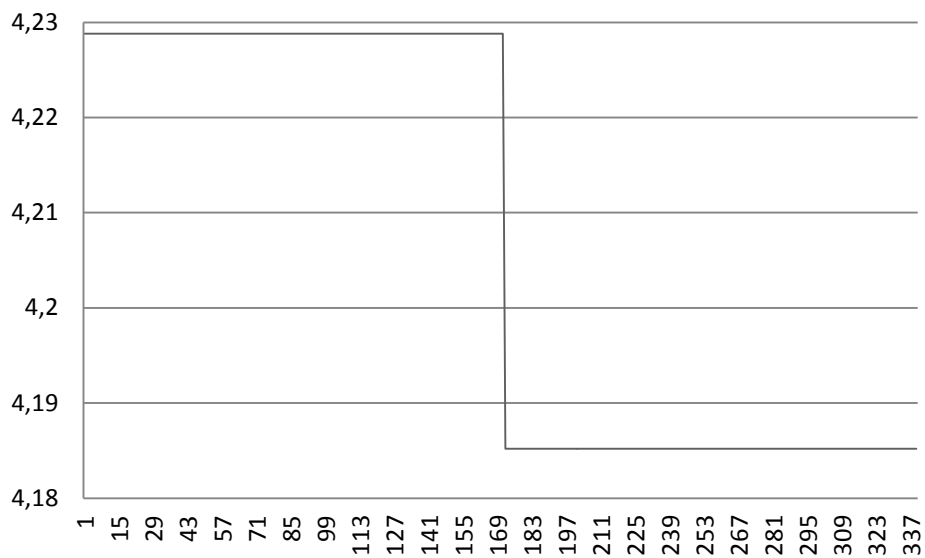
Rys. 8.31. Pasma a4 (dla falki Haara)

Źródło: opracowanie własne.



Rys. 8.32. Pasma a6 (dla falki Haara)

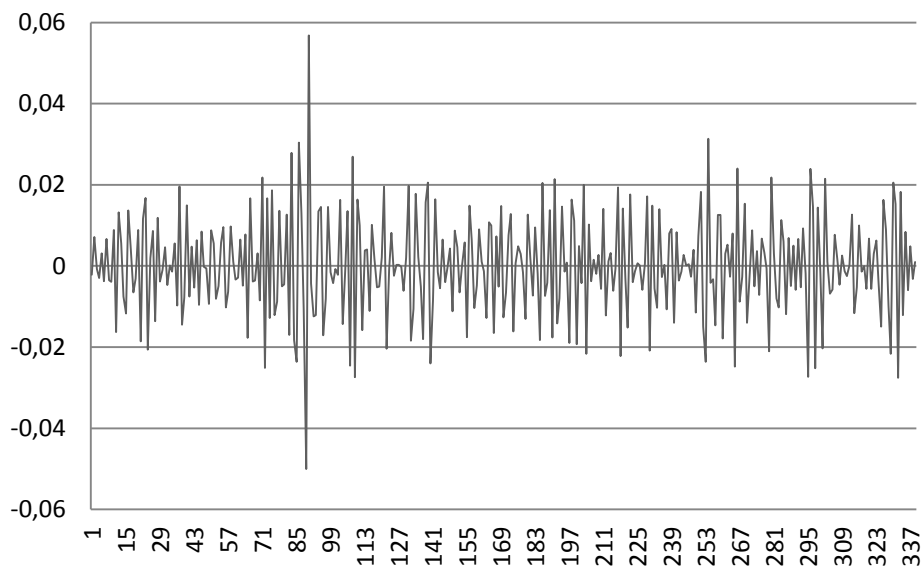
Źródło: opracowanie własne.



Rys. 8.33. Pasma a_8 (dla falki Haara)

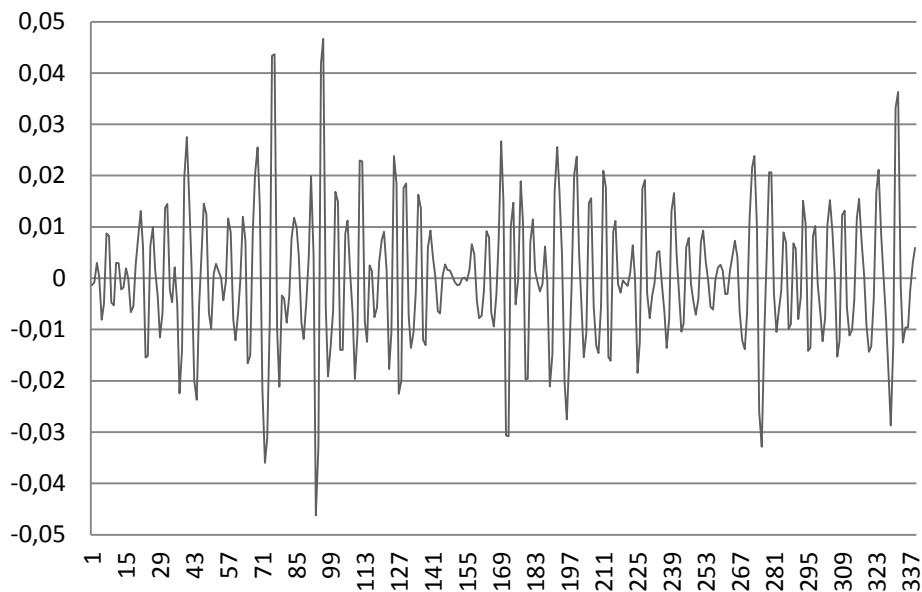
Źródło: opracowanie własne.

Załącznik 5. Pasma częstotliwościowe wyodrębnione przez DWT opartą o falkę Daubechies 4



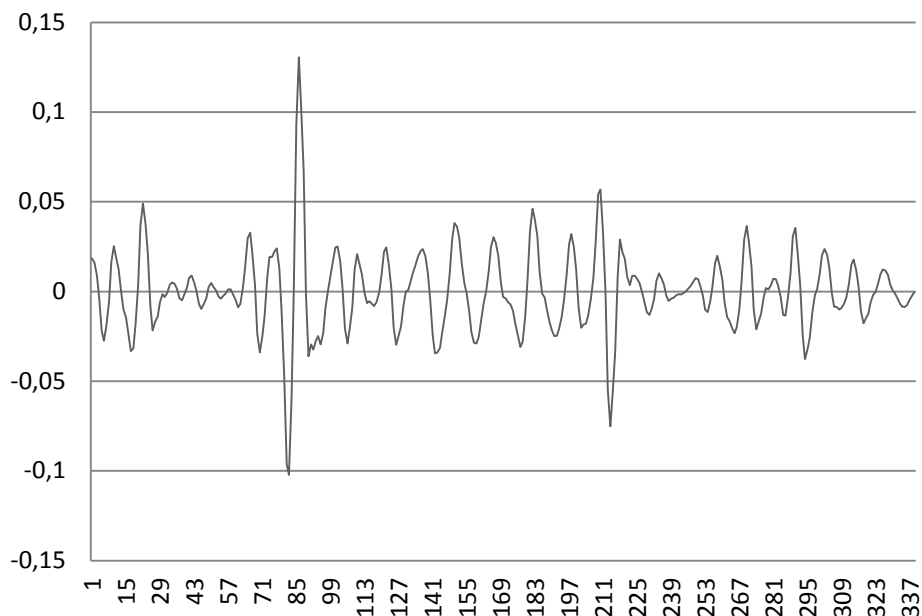
Rys. 8.34. Pasma d1 (dla falki Daubechies 4)

Źródło: opracowanie własne.



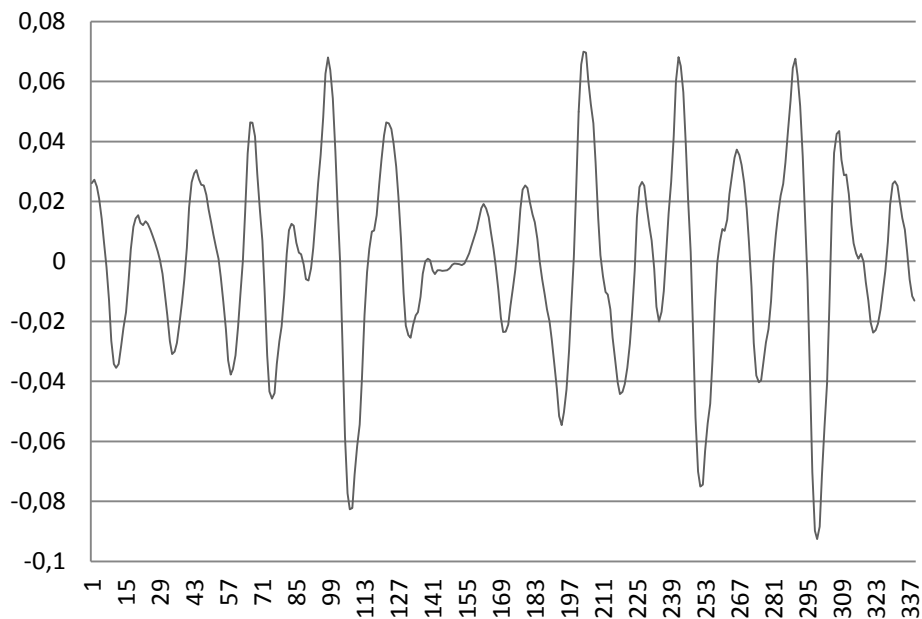
Rys. 8.35. Pasma d2 (dla falki Daubechies 4)

Źródło: opracowanie własne.



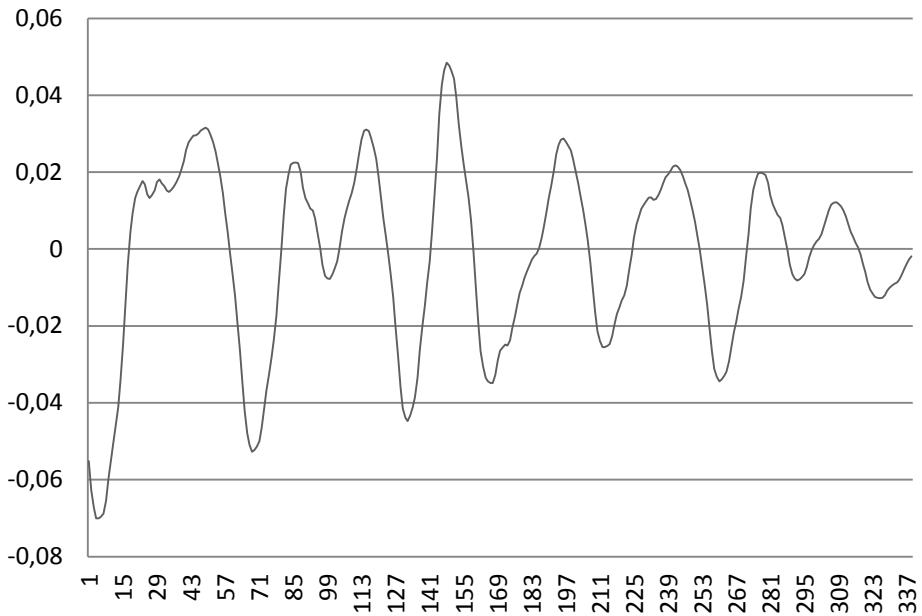
Rys. 8.36. Pasma d3 (dla falki Daubechies 4)

Źródło: opracowanie własne.

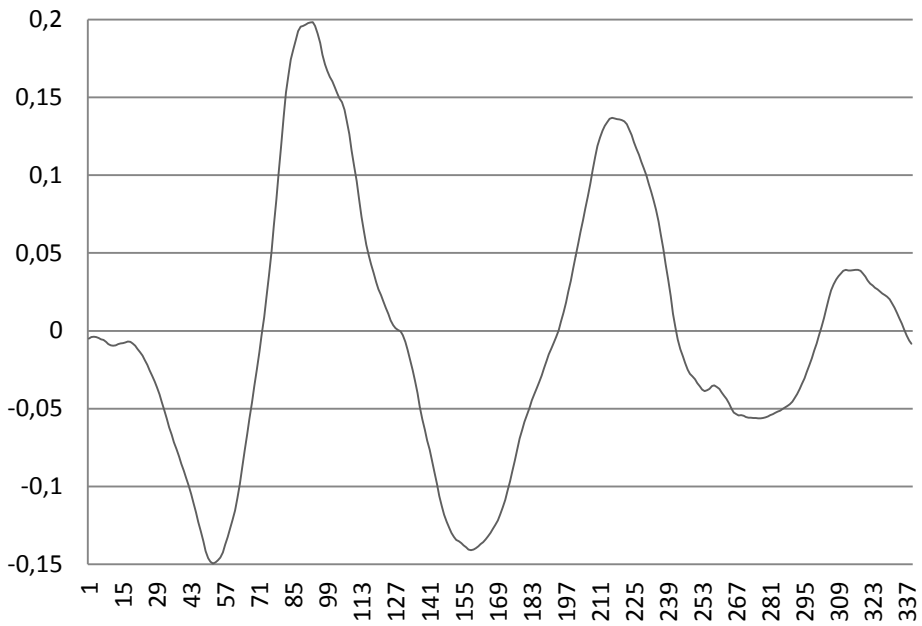


Rys. 8.37. Pasma d4 (dla falki Daubechies 4)

Źródło: opracowanie własne.

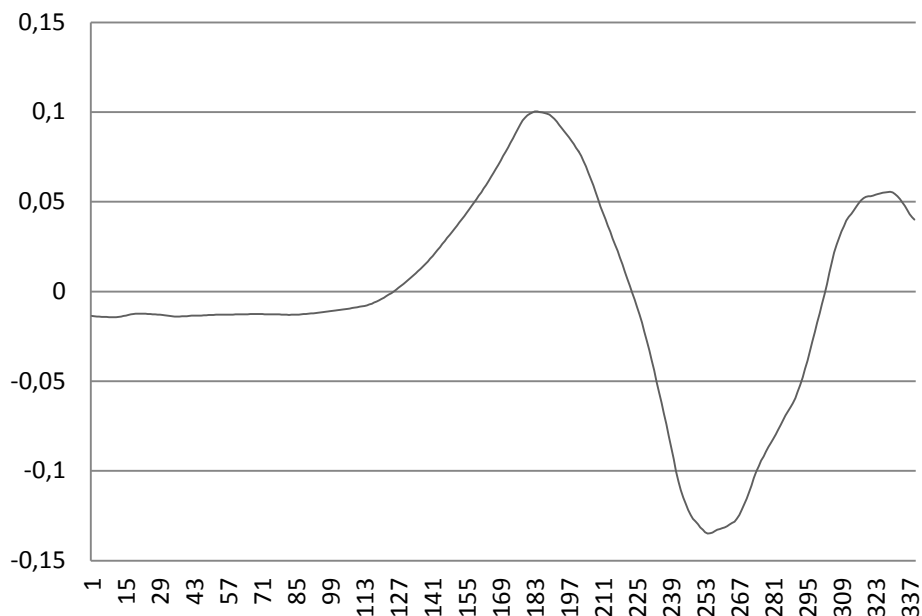


Rys. 8.38. Pasmo d5 (dla falki Daubechies 4)

Źródło: opracowanie własne.

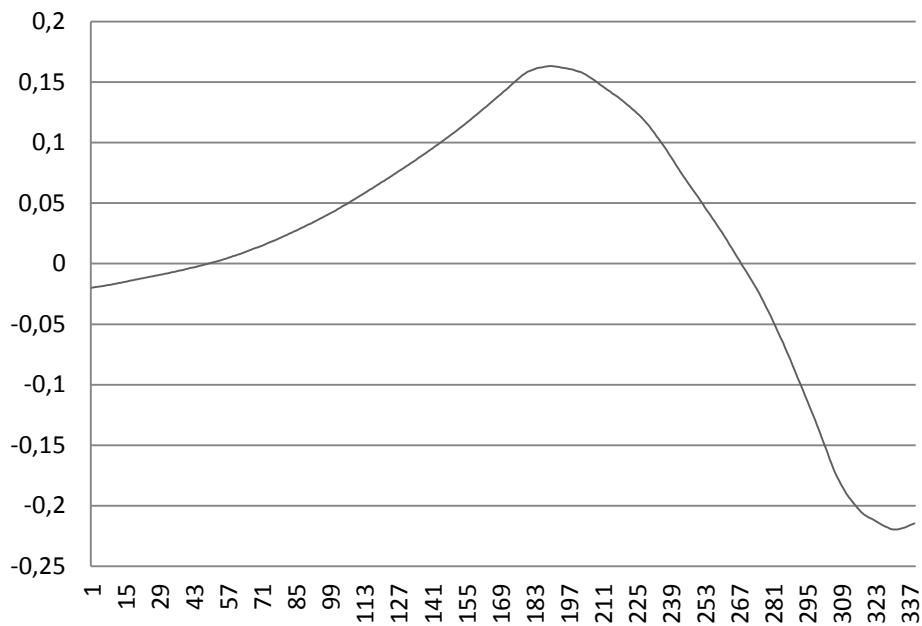
Rys. 8.39. Pasmo d6 (dla falki Daubechies 4)

Źródło: opracowanie własne.



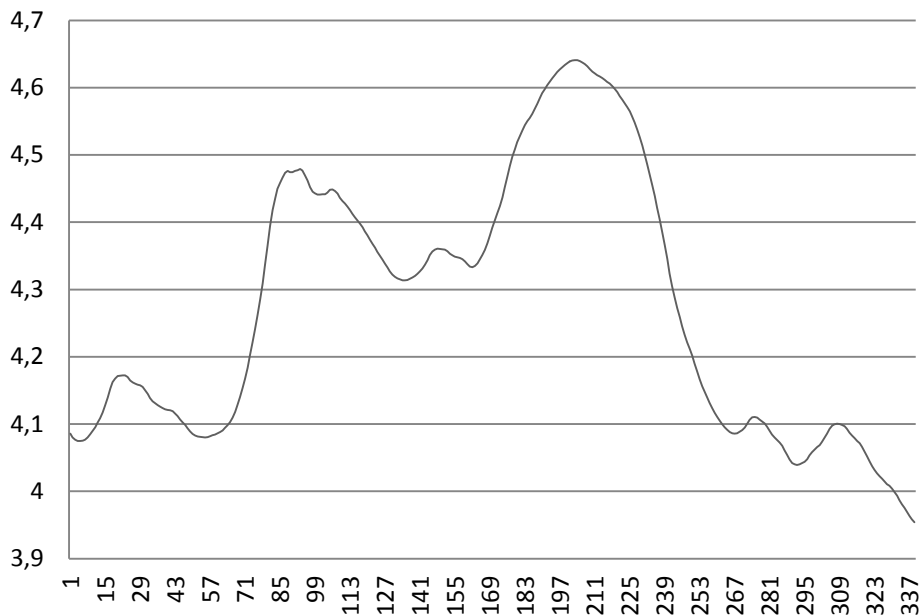
Rys. 8.40. Pasma d7 (dla falki Daubechies 4)

Źródło: opracowanie własne.

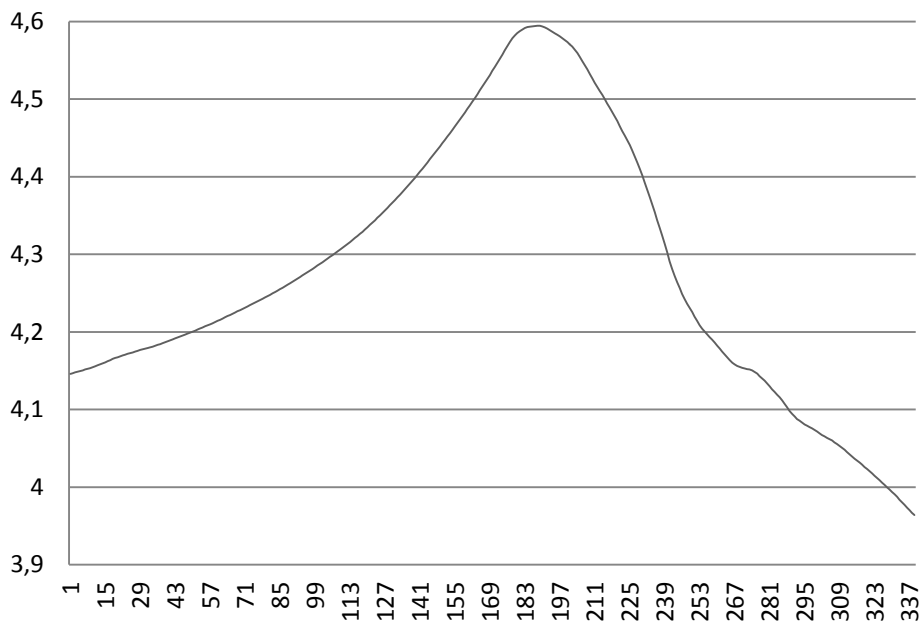


Rys. 8.41. Pasma d8 (dla falki Daubechies 4)

Źródło: opracowanie własne.

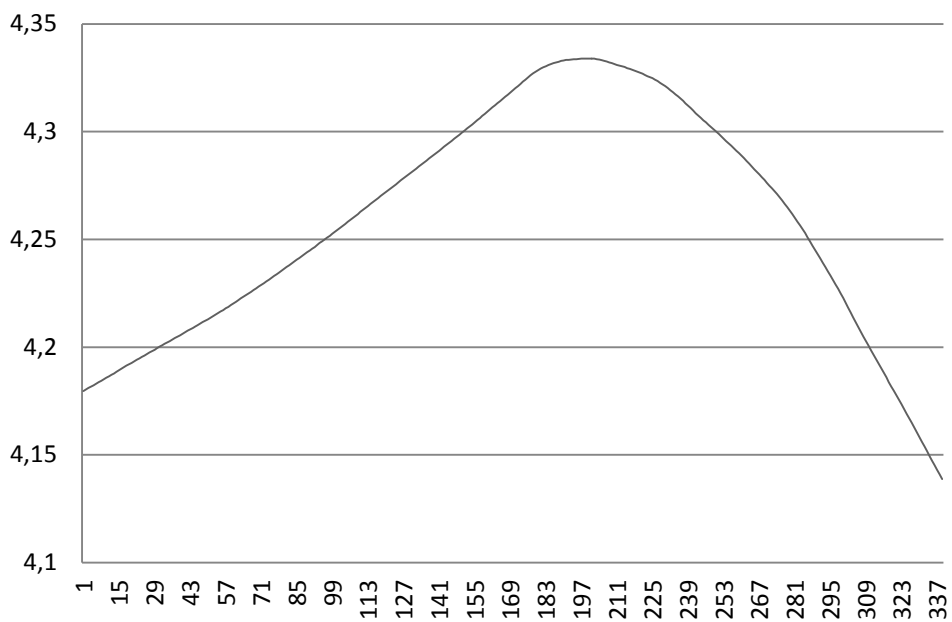


Rys. 8.42. Pasma a4 (dla falki Daubechies 4)

Źródło: opracowanie własne.

Rys. 8.43. Pasma a6 (dla falki Daubechies 4)

Źródło: opracowanie własne.



Rys. 8.44. Pasma a8 (dla falki Daubechies 4)

Źródło: opracowanie własne.

Charakterystyka zawodowa autorów

Tomasz Jasiński – adiunkt na Wydziale Organizacji i Zarządzania Politechniki Łódzkiej, ekonomista oraz informatyk, od lat specjalizuje się w modelowaniu rynków za pomocą narzędzi z obszaru sztucznej inteligencji, autor licznych publikacji oraz książek z zakresu prognozowania rynków energii elektrycznej, rynków nieruchomości, rynków walutowych, stosowania analizy technicznej oraz innych metod matematycznych, wieloletni dyrektor w firmie produkcyjno-handlowej.

Anna Marszał – doktor nauk ekonomicznych, analityk rynków finansowych w Narodowym Banku Polskim, jest autorem publikacji dotyczących problematyki prognozowania na rynku kapitałowym, modelowania ryzyka kredytowego, modelowania premii terminowej, specjalizuje się w rynkach finansowych krajów wschodzących oraz w rynkach surowcowych.

Anna Bochenek – doktorantka w dziedzinie nauk technicznych (budownictwa) na Wydziale Budownictwa, Architektury i Inżynierii Środowiska Politechniki Łódzkiej oraz absolwentka gospodarki przestrzennej, autorka publikacji naukowych poruszających problematykę projektowania struktur miejskich oraz zjawisk społeczno-gospodarczych za pomocą metod matematycznych.

ISBN 978-83-7283-816-2