



### Krzysztof Piasecki

Uniwersytet Ekonomiczny w Poznaniu  
Wydział Zarządzania  
Katedra Inwestycji i Nieruchomości  
krzysztof.piasecki@ue.poznan.pl

### Michał Dominik Stasiak

Uniwersytet Ekonomiczny w Poznaniu  
Wydział Zarządzania  
Katedra Inwestycji i Nieruchomości  
michal.stasiak@ue.poznan.pl

## ANALIZA KURSU EUR/PLN Z WYKORZYSTANIEM BINARNO-CZASOWEGO MODELU STANOWEGO

**Streszczenie:** W artykule przedstawiono rezultaty analizy kursu walutowego, przeprowadzonej na podstawie modelu stanowego reprezentacji binarno-czasowej. Podstawą tej reprezentacji jest dyskretyzacja kursu, w której każdej zmianie wartości, równej zadanej jednostce dyskretyzacji, są przypisywane dwa parametry: wartość binarna, zgodna z kierunkiem zmiany kursu, oraz czas jej trwania. Do modelowania kursu wykorzystano stanowy model reprezentacji binarno-czasowej, pozwalający na estymację rozkładu prawdopodobieństwa kierunku zmian kursu walutowego w zależności od zmian historycznych. Do analizy wykorzystano 5-letnie dane tickowe kursu EUR/PLN. W rezultacie potwierdzono istnienie zależności pomiędzy kolejnością, kierunkiem oraz czasem trwania poprzedzających zmian kursu a prawdopodobieństwem kierunku przyszłej zmiany.

**Słowa kluczowe:** Forex, rynek walutowy, analiza techniczna, wspomaganie decyzji inwestycyjnych na rynku walutowym, modelowanie kursów walutowych.

**JEL Classification:** F31, G11, C49.

### Wprowadzenie

Dominującą metodą prezentacji kursów walutowych jest reprezentacja świecowa [Murphy, 1999; Schlossberg, 2006]. Jest ona wykorzystywana przez wszystkie platformy brokerskie. Ze względu na dużą zmienność kursu w czasie reprezentacja świecowa prowadzi do utraty informacji dotyczących zmian wewnątrz świecy [Stasiak, 2016ab]. O ile do analizy kierunku zmian długookresowych używanie świec jest zasadne [Łyczkowska-Hanćkowiak, Piasecki, 2018], dla analizy mniejszych zmian pod kątem krótkookresowych decyzji inwestycyjnych zasadne okazuje się zastosowanie reprezentacji binarno-czasowej.

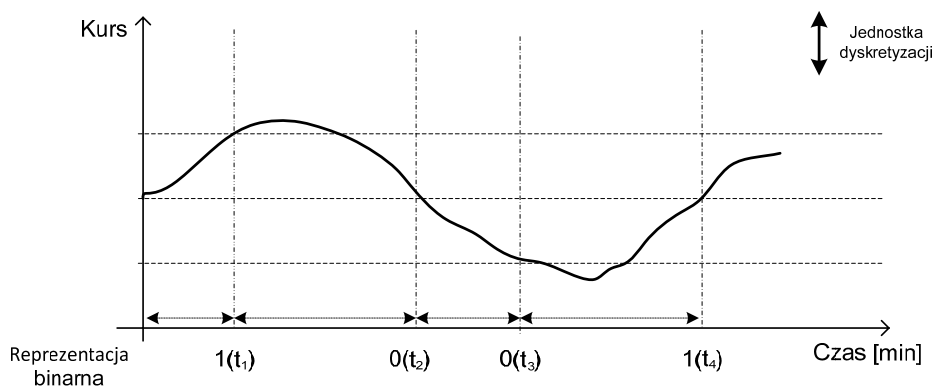
Przedstawiony w postaci binarno-czasowej kurs został w artykule zanalizowany metodami statystycznymi. Celem badań było wykazanie istnienia typowych wzorców zachowań inwestorów, na podstawie których można oszacować prawdopodobieństwo określonego kierunku zmian. W badaniach wykorzystano model MSRBC (model stanowy reprezentacji binarno-czasowej) [Stasiak, 2016b]. Pozwala on na oszacowanie prawdopodobieństwa kierunku przyszłych zmian kursu o zadanym zasięgu. Badania przeprowadzono na podstawie pięcioletnich danych tickowych kursu EUR/PLN, pochodzących od brokera Ducascopy, z okresu 1.01.2012 – 1.01.2017.

## 1. Reprezentacja binarno-czasowa kursu walutowego

Kursy walutowe charakteryzują się bardzo dużą częstotliwością oraz amplitudą zmian. Wykorzystanie danych tickowych do modelowania kursu jest nieefektywne i prowadzi do rejestracji szumu, tj. małych i częstych zmian o zasięgu kilku pipsów. Kurs walutowy jest tradycyjnie przedstawiany w formie wykresu świecowego. Taki sposób prezentacji jest wykorzystywany przez platformy brokerskie (np. MetaTrader, JForex). Większość metod analizy technicznej opiera się również na analizie wykresu świecowego [Burgess, 2010; Yazdi, Lashkari, 2013].

Właściwości kursu w reprezentacji świecowej zależą od wybranego przedziału czasowego, natomiast nie zależą od dynamiki zmian kursu. Dla przykładu w okresach nocnych można zarejestrować kilka świec o amplitudzie zmian równej np. 20 pipsów, natomiast w okresach prezentacji ważnych danych amplituda jednej świecy o tym samym przedziale może być od 10 do 20 razy większa. Stosowanie reprezentacji świecowej prowadzi zatem do utraty wielu cennych informacji dotyczących częstotliwości oraz kierunku mniejszych zmian „wewnątrz” świec i w konsekwencji prowadzi do mniej efektywnego procesu analizy kursu walutowego.

Z tych powodów zaproponowano reprezentację binarno-czasową [Stasiak, 2016b]. W tej reprezentacji każdej zmianie, równej jednostce dyskretyzacji, algorytm przypisuje wartość binarną (1 – wzrost, 0 – spadek) oraz czas trwania zmiany. Na rys. 1 przedstawiono przykład reprezentacji binarno-czasowej.



Rys. 1. Przykład tworzenia reprezentacji binarno-czasowej

W przypadku zastosowania reprezentacji binarno-czasowej oszacowanie prawdopodobieństwa kierunku przyszłej zmiany jest równoznaczne z prawdopodobieństwem zysku dla inwestora zawierającego transakcje o parametrach TP (Take Profit) i SL (Stop Loss) oddalonych od aktualnej ceny o wartość równą jednostce dyskretyzacji.

## 2. Model stanowy reprezentacji binarno-czasowej (MSRBC)

Modelowanie stanowe wymaga odpowiedniego zdefiniowania stanów oraz oszacowania prawdopodobieństw przyszłego kierunku zmian [Stasiak, 2016ab]. Model stanowy reprezentacji binarno-czasowej (MSRBC) umożliwia aproksymację prawdopodobieństwa kierunku przyszłej zmiany na podstawie analizy czasu i kolejności zmian historycznych. Model zapisany symbolicznie w notacji parametrycznej  $MSRBC(jd, l, l_t, t)$  jest określony przez cztery parametry:

- 1)  $jd$  – jednostkę dyskretyzacji, wyrażoną w pipsach,
- 2)  $l$  – liczbę analizowanych zmian historycznych,
- 3)  $l_t$  – liczbę analizowanych czasów zmian historycznych,
- 4)  $t$  – próg czasowy, wyrażony w minutach.

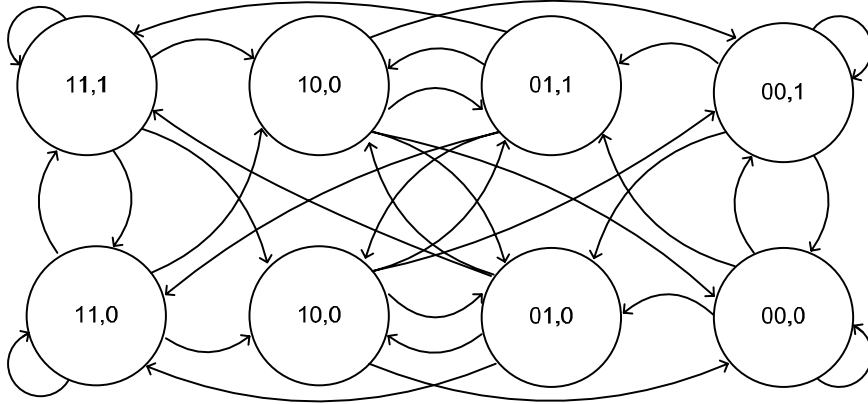
W MSRBC stan został zdefiniowany jako wzorec określony przez  $l$  ostatnich zmian oraz zmienną binarną  $w_i$ , określającą progowo czas trwania  $i$ -tej zmiany:

$$w_i = \begin{cases} 0 & \text{if } t_i > t \\ 1 & \text{if } t_i \leq t \end{cases} \quad (1)$$

gdzie parametr  $t_i$  określa czas trwania  $i$ -tej zmiany ( $i \in \{1, l_t\}$ ).

Przestrzeń stanów modelu o parametrach  $l$  i  $l_t$  można wyznaczyć ze wzoru:

$$P = 2^{(l+l_t)}. \quad (2)$$



Rys. 2. Diagram stanów modelu MSRBC(100,2,1,5)

Rozważmy model MSRBC(100,2,1,5). Diagram stanów został przedstawiony na rys. 2. Stan (11,0) oznacza dwukrotny wzrost kursu o jednostkę dyskretyzacji z informacją, że ostatni wzrost trwał dłużej niż 5 minut. Jeśli następnie kurs spadnie o jednostkę dyskretyzacji w czasie krótszym niż 5 minut, to nastąpi przejście do stanu (10,1). Prawdopodobieństwo przejścia pomiędzy stanami (11,0) i (10,1) oznaczono w przyjętej w artykule notacji symbolem  $P[(11,0) \rightarrow (10,1)]$ . Czas trwania zmiany z punktu widzenia inwestora ma drugorzędne znaczenie – najważniejszy jest kierunek zmian i dlatego w modelu kluczową kwestią jest wyznaczenie prawdopodobieństwa wzrostu oraz spadku. Prawdopodobieństwo to jest sumą odpowiednich prawdopodobieństw przejść pomiędzy danymi stanami diagramu i może zostać wyznaczone za pomocą wzoru:

$$P_{wzrost}(01,1) = P[(01,1) \rightarrow (11,0)] + P[(01,1) \rightarrow (11,1)]. \quad (3)$$

Analogicznie, prawdopodobieństwo spadku w stanie (01,1) może być określone wzorem:

$$P_{spadek}(01,1) = P[(01,1) \rightarrow (10,0)] + P[(01,1) \rightarrow (10,1)]. \quad (4)$$

Prawdopodobieństwa  $P[(01,1) \rightarrow (00,0)]$ ,  $P[(01,1) \rightarrow (00,1)]$ ,  $P[(01,1) \rightarrow (01,0)]$  i  $P[(01,1) \rightarrow (01,1)]$  we wzorach (3) i (4) określają prawdopodobieństwa wyjść ze stanu (00,0). Suma wszystkich prawdopodobieństw wyjściowych z danego stanu jest równa jedności, więc:

$$P_{wzrost}(01,1) + P_{spadek}(01,1) = 1. \quad (5)$$

Prawdopodobieństwa przejść w modelu MSRBC są wyznaczone empirycznie na podstawie danych historycznych. Od ich wartości oraz stabilności w czasie zależy możliwość praktycznej implementacji modelu do budowy algorytmów HFT (ang. *High Frequency Trading*) [Aldridge, 2009].

### 3. Analiza charakteru zmian kursu EUR/PLN

Rozważmy pięcioletnie dane historyczne pary walutowej EUR/PLN. Właściwości kursu w reprezentacji binarno-czasowej zależą od przyjętej jednostki dyskretyzacji. Im mniejsza jej wartość, tym więcej informacji będzie zawierała odpowiadająca reprezentacja binarna. Zastosowanie zbyt małej jednostki dyskretyzacji prowadzi jednak do rejestracji tzw. szumu (problem istnienia i filtracji szumu był wielokrotnie podejmowany w literaturze [Logue, Sweeney, 1977; Lo, Mamaysky, Wang, 2000; Menkhoff, Taylor, 2007; Neely, Weller, 2011]). Wybór zbyt dużej jednostki dyskretyzacji powoduje z kolei „zagubienie” części znaczących informacji o charakterze zmian kursu.

Przy wyborze jednostki dyskretyzacji należy uwzględnić charakter oraz częstotliwość zmian, a także możliwość zawierania transakcji, w których parametry TP i SL są oddalone od aktualnej ceny o jednostkę dyskretyzacji. Ze względu na oferowane przez brokerów spready oraz liczbę i charakter zmian za rozsądny minimalny poziom jednostki dyskretyzacji można przyjąć 90 pipsów. Natomiast z uwagi na liczbę rejestrowanych zmian umożliwiających analizę poziom jednostki dyskretyzacji nie powinien przekraczać 160 pipsów.

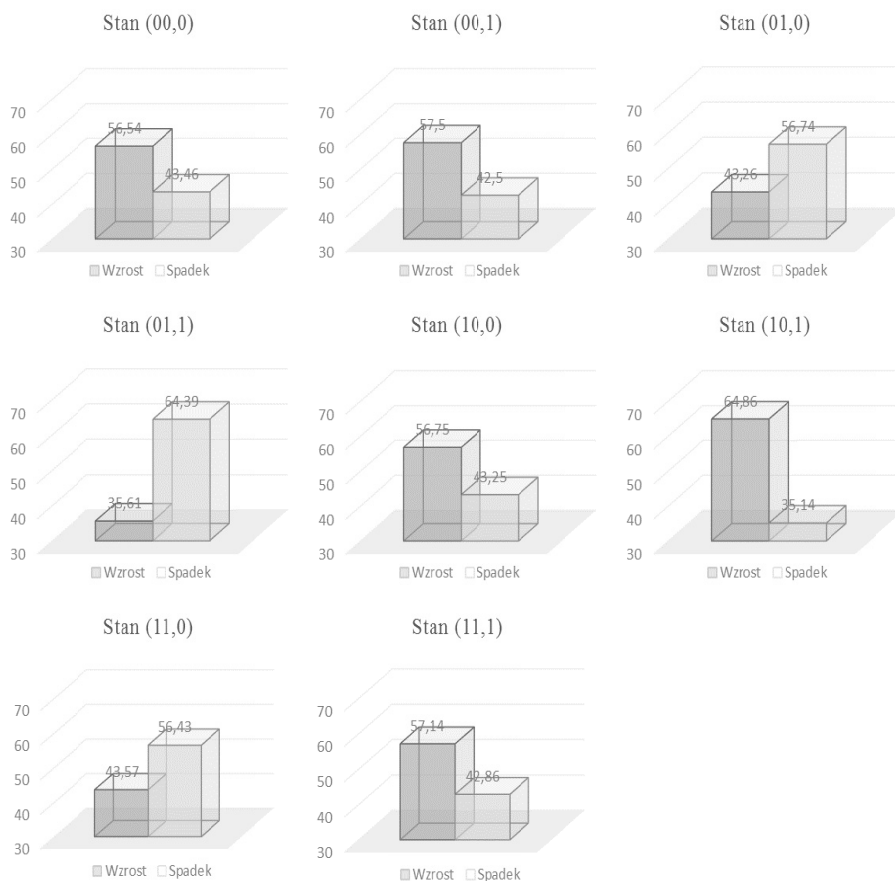
W celu weryfikacji hipotezy o istnieniu potencjalnych zależności pomiędzy kolejnymi zmianami kursu wykorzystano 4 testy statystyczne z pakietu SP800-22 zalecanego przez NIST (ang. National Institute of Standards and Technology) do testowania generatorów liczb pseudolosowych w modułach kryptograficznych. Zadaniem tych testów jest określenie, czy dane mają charakter przypadkowy, tzn. czy występowanie kolejnych zmian jest niezależne od historii przebiegu. Wybrano następujące testy: test pojedynczych bitów, test pokerowy, test serii, test długich serii w bloku. We wszystkich testach przyjęto – również zalecany przez NIST – poziom istotności o wartości 0,05 [Rukhin i in., 2010]. Badaniom poddano kurs EUR/PLN z zastosowaniem jednostki dyskretyzacji równej odpowiednio 90, 100, 100, 120, 130, 140, 150 pipsów. Tylko wyniki pierwszego testu nie pozwoliły na odrzucenie hipotezy zerowej zakładającej przypadkowy charakter reprezentacji binarnej. Wynik ten wskazuje na podobną liczbę serii jedynek w badanym ciągu [Menezes, van Oorschot, Vanstone, 1996; Rukhin

i in., 2010]. Jednocześnie trzy pozostałe testy wskazały na nielosowy charakter danych. Oznacza to różne od przypadkowego występowanie określonych wzorców oraz podciągów [Godbole, Papastavridis (eds.), 1994; Menezes, van Oorschot, Vanstone, 1996; Rukhin i in., 2010; Chung, 2012]. Podobne rezultaty uzyskano również dla innych par walutowych [Stasiak, Wójcicka, 2018]. Takie wyniki analizy statystycznej wskazują na istnienie zależności pomiędzy strukturą zmian w przeszłości a przyszłym kierunkiem kursu. Przytoczone rezultaty analizy statystycznej uzasadniają zastosowanie reprezentacji binarno-czasowej do modelowania kursu EUR/PLN.

#### **4. Modelowanie kursu walutowego EUR/PLN z wykorzystaniem MSRBC**

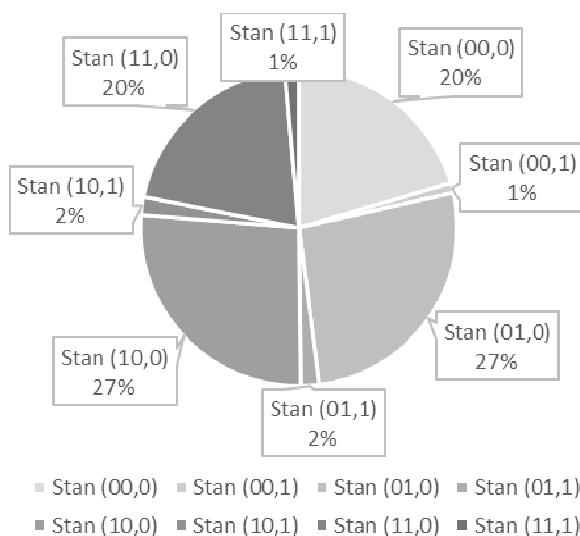
Rezultaty modelowania – wartości wyznaczonych prawdopodobieństw spadku lub wzrostu – zależą od wyboru parametrów modelu. Efektywność modelowania zależy więc od wyboru wartości jednostki dyskretyzacji  $jd$  oraz progu czasowego  $t$ . W badanym modelu przyjęto, że  $l = 2$ ,  $l_t = 1$ . W celu wyznaczenia optymalnych wartości parametrów  $jd$  oraz  $t$  powstało dedykowane oprogramowanie w języku C++, które symuluje działanie modelu dla różnych wartości jednostki dyskretyzacji  $jd$  oraz progu  $t$ . Największą dokładność szacunku prawdopodobieństwa wzrostu i spadku dla pary EUR/PLN otrzymano dla  $jd = 100$  pipsów i  $t = 5$  minut. Badania przeprowadzono dla każdego roku należącego do analizowanego okresu pięcioletniego. Dla przyjętych parametrów modelu dziennie jest rejestrowanych około 5 zmian, co oznacza, że w okresie badań zarejestrowano ponad 4 tys. zmian.

Rozpatrzmy model MSRBC(100,2,1,5). Prawdopodobieństwa wzrostu/spadku zostały wyznaczone na podstawie danych tickowych pary EUR/PLN z pięcioletniego okresu obserwacji. Na rys. 3 przedstawiono rezultaty modelowania.



**Rys. 3.** Prawdopodobieństwo dalszego kierunku zmian w modelu MSRBC(100,2,1,5)

W modelu MSRBC(100,2,1,5) liczba wystąpień poszczególnych stanów nie jest równa, co wynika z faktu wprowadzenia progu czasowego. Na rys. 4 przedstawiono procentowy udział wystąpień poszczególnych stanów. W trakcie badań zauważono też, że najwięcej zmian o wartości 100 pipsów odbywa się w czasie dłuższym niż 5 minut. Jednocześnie rzadziej występujące stany, w których zmiana trwa mniej niż 5 minut, pozwalają na pewniejszą predykcję przyszłego kierunku kursu – prawdopodobieństwa wzrostu/spadku są większe/mniejsze nawet o ponad 8%. Zatem algorytm predykcji, oparty na modelu MSRBC, może generować dużą liczbę sygnałów o prawdopodobieństwie predykcji równym około 56% lub bardzo małą liczbę sygnałów z prawdopodobieństwem predykcji równym około 64%.



**Rys. 4.** Procentowy udział wystąpień poszczególnych stanów w modelu MSRBC(100,2,1,5)

W celu potwierdzenia możliwości wykorzystania modelu stanowego w systemach HFT konieczna jest analiza stabilności modelu. W wielu metodach analizy technicznej uzyskuje się dużą liczbę prawidłowych sygnałów w okresach silnych trendów i małą w okresach konsolidacji. Taka sytuacja prowadzi do wzrostu parametru drawdown [Aldridge, 2009]. Parametr ten określa maksymalny spadek kapitału w danym okresie. Aby określić stabilność modelu MSRBC(100,2,1,5), okres obserwacji został podzielony na 10 równych serii, na podstawie których wyznaczono 95-proc. przedział ufności – rozkładu t-Studenta – dla wartości średniej prawdopodobieństwa wzrostu/spadku. Dla wszystkich stanów przedział ufności zawiera się w granicach 0,028-0,055 i jest o rząd wielkości mniejszy od odpowiadającej wartości średniej. Taka wartość przedziału ufności potwierdza dużą stabilność modelu, a także uzasadnia budowę systemu predykcyjnego dla pary EUR/PLN.

## Podsumowanie

Wyniki badań wskazują na istnienie powtarzalnych wzorców zachowań inwestorów w reprezentacji binarno-czasowej, które mogą być wykorzystane do oszacowania prawdopodobieństwa kierunku przyszłej zmiany. Przeprowadzona w artykule analiza z wykorzystaniem modelu MSRBC dla pary EUR/PLN pozwala na predykcję przyszłego kierunku zmian nawet z ponad 60-proc. prawdo-



podobieństwem. Taki rezultat pozwala na budowę algorytmów HFT o dodatniej stopie zwrotu. Analiza ta uzasadnia więc zastosowanie zaawansowanych metod analizy technicznej, takich jak modelowanie stanowe, do budowy algorytmów predykcyjnych.

## Literatura

- Aldridge I. (2009), *High-frequency Trading: A Practical Guide to Algorithmic Strategies and Trading Systems*, John Wiley and Sons, New York.
- Burgess G. (2010), *Trading and Investing in the Forex Markets Using Chart Techniques*, John Wiley and Sons, Chichester.
- Chung K.L. (2012), *Elementary Probability Theory with Stochastic Processes*, Springer, New York.
- Godbole A.P., Papastavridis S.G., eds. (1994), *Runs and Patterns in Probability: Selected Papers*, Springer Science & Business Media, New York.
- Lo A.W., Mamaysky H., Wang J. (2000), *Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation*, "The Journal of Finance", Vol. 55(4), s. 1705-1770.
- Logue D.E., Sweeney R.J. (1977), *White Noise in Imperfect Markets: The Case of the Franc/Dollar Exchange Rates*, "The Journal of Finance", Vol. 32(3), s. 761-768.
- Łyczkowska-Hanćkowiak A., Piasecki K. (2018), *On Representation of Japanese Candlesticks by Ordered Fuzzy Numbers* [w:] W. Szkutnik, A. Sączewska-Piotrowska, M. Hadaś-Dyduch, J. Acedański (eds.), 9th International Scientific Conference *Analysis of International Relations 2018. Methods and Models of Regional Development. Winter Edition*, Conference Proceedings, Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego, Katowice, s. 61-69.
- Menezes A.J., Oorschot P.C. van, Vanstone S.A. (1996), *Handbook Of Applied Cryptography*, CRC Press, Boca Raton.
- Menkhoff L., Taylor M.P. (2007), *The Obstinate Passion of Foreign Exchange Professionals: Technical Analysis*, "Journal of Economic Literature", Vol. 45, No. 4, s. 936-972.
- Murphy J.J. (1999), *Analiza techniczna rynków finansowych*, WIG-Press, Warszawa.
- Neely C.J., Weller P.A. (2011), *Technical Analysis in the Foreign Exchange Market*, Federal Reserve Bank of St. Louis Working Paper.
- Rukhin A., Soto J., Nechvatal J., Smid M., Barker E., Leigh S., Levenson M., Vangel M., Banks D., Heckert A., Dray J., Vo S. (2010), *Statistical Test Suite for Random and Pseudorandom Number Generators for Cryptographic Applications*, NIST Special Publication.
- Schlossberg B. (2006), *Technical Analysis of the Currency Market*, John Wiley & Sons, Hoboken, NJ.

- Stasiak M.D. (2016a), *Modelling of Currency Exchange Rates Using a Binary Representation* [w:] Z. Wilimowska, L. Borzemski, A. Grzech, J. Świątek (eds.), *Information Systems Architecture and Technology*, Proceedings of 37th International Conference on Information Systems Architecture and Technology – ISAT, Springer, Cham, s. 153-161.
- Stasiak M.D. (2016b), *Modelling of Currency Exchange Rates Using a Binary-Temporal Representation* [w:] T. Choudhry, J. Mizerka (eds.), *Contemporary Trends in Accounting, Finance and Financial Institutions*, Proceedings from the International Conference on Accounting, Finance and Financial Institutions (ICAFFI), Poznań, s. 97-110.
- Stasiak M.D., Wójcicka A. (2018), *Impact of a Discretization Unit on Binary Representation of Exchange Rate* [w:] W. Szkutnik, A. Sączewska-Piotrowska, M. Hadaś-Dyduch, J. Acedański J. (eds.), 9th International Scientific Conference *Analysis of International Relations 2018. Methods and Models of Regional Development. Winter Edition*, Conference Proceedings, Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego, Katowice, s. 154-162.
- Yazdi S.H.M., Lashkari Z.H. (2013), *Technical Analysis of Forex by MACD Indicator*, "International Journal of Humanities and Management Sciences", Vol. 1, No. 2, s. 159-165.

#### **ANALYSIS OF EUR/PLN EXCHANGE RATE USING BINARY-TEMPORAL STATE MODEL**

**Summary:** In the following article results of an exchange rate course analysis are presented, performed based on a state model of binary-temporal representation. Base for this kind of representation is course discretization, in which for every course change equal to a given discretization unit, two parameters are assigned, that is binary value corresponding to the direction of a change, and its duration. In order to model the trajectory, a state model of binary-temporal representation was used, allowing for approximation of the future direction of changes, depending on the change history. Tick data for EUR/PLN pair in a five-year period was used for the analysis. Preformed research confirmed existence of relations between the order, direction and duration of previous changes and the probability of future direction of a change.

**Keywords:** foreign exchange market, technical analysis, currency market investment decision support, modelling of currency exchange rates.