

Krzysztof PIASECKI¹
Michał Dominik STASIAK²

Wpływ jednostki dyskretyzacji na efektywność modelowania kursu walutowego w reprezentacji binarnej

1. WPROWADZENIE

Kursy par walutowych wykazują dużą zmienność w czasie (kurs zmienia się średnio co kilka sekund), dlatego wartości kursów są tradycyjnie przedstawiane przez wszystkie platformy brokerskie w formie wykresu świecowego. Prezentacja kursu w formie świecowej zależy od przyjętego przedziału czasu na podstawie którego jest konstruowana pojedyncza świeca. Tradycyjnie przyjmuje się, że zadana długość przedziału czasowego jest równa: 1 lub 5 lub 30 minut; 1 lub 4 godzin; 1 lub 7 dni. Taką reprezentację danych stosuje się także przy wyznaczaniu wartości odpowiednich wskaźników oraz w wizualnych metodach analizy technicznej kursu danej pary walutowej (Burgess, 2010; Murphy, 1999; Schlosberg, 2006). Stosowanie prezentacji świecowej, w której parametry świecy są zależne od narzuconego interwału czasowego może prowadzić do istotnych trudności interpretacyjnych. Reprezentacja świecowa powoduje utratę informacji o kolejności oraz liczbie zmian „wewnątrz” świecy. Z tego powodu do modelowania kursu (zwłaszcza w kontekście budowy systemów HFT (ang. *High Frequency Trading*) zaproponowano reprezentację binarną (Stasiak, 2017). W takiej reprezentacji każdej zmianie kursu, o wartość równą przyjętej jednostce dyskretyzacji, przypisuje się odpowiednio wartość binarną w zależności od kierunku zmiany. Takie podejście eliminuje z analizy przedziały braku zmienności np. noce, a jednocześnie zachowuje kluczowe dla inwestora informacje o kierunku i poziomie zmian kursu. Dokładność oceny rozkładu prawdopodobieństwa nadchodzącej zmiany kursu zależy od przyjętej jednostki dyskretyzacji. Na podstawie reprezentacji binarnej, z wykorzystaniem dedykowanych modeli np. modelu stanowego reprezentacji binarnej MSRB (Stasiak, 2017) lub modelu stanowego reprezentacji binarno-czasowej MSRBC (Stasiak, 2018), można oszacować

¹ Uniwersytet Ekonomiczny w Poznaniu, Wydział Zarządzania, Katedra Inwestycji i Nieruchomości, al. Niepodległości 10, 61–875 Poznań, Polska, autor prowadzący korespondencję – e-mail: krzysztof.piasecki@ue.poznan.pl.

² Uniwersytet Ekonomiczny w Poznaniu, Wydział Zarządzania, Katedra Inwestycji i Nieruchomości, al. Niepodległości 10, 61–875 Poznań, Polska.

rozkład prawdopodobieństwa nadchodzącej zmiany kursu walutowego. W artykule przedstawiono badania wpływu wielkości zastosowanej jednostki dyskretyzacji na dokładność oszacowania tego rozkładu prawdopodobieństwa. Badania te przeprowadzono dla modeli opartych na reprezentacji binarnej kursu walutowego AUD/NZD. Ta para walutowa reprezentuje stosunek walut dwóch skorelowanych ze sobą gospodarek Australii i Nowej Zelandii. Dodatkowo państwa te leżą w tym samym regionie geograficznym i mają identyczną orientację polityczną. Z tych powodów obie gospodarki będą w podobny sposób reagować na czynniki geopolityczne co minimalizując wpływ szokowych czynników zewnętrznych na zmianę kursu walutowego.

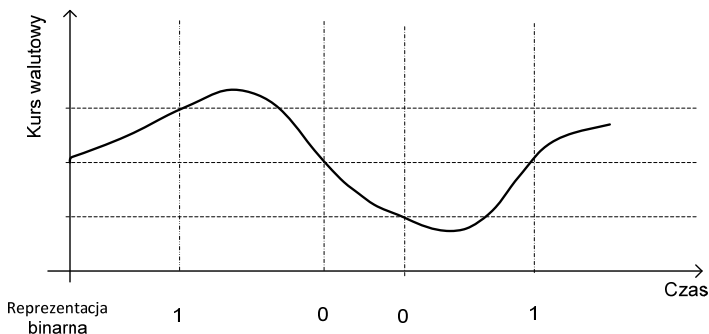
Artykuł składa się z pięciu rozdziałów. W rozdziale drugim omówiono założenia oraz zalety binarnej reprezentacji kursu par walutowych. W rozdziale trzecim opisano model MSRB. Rozdział czwarty jest poświęcony badaniom wpływu wartości jednostki dyskretyzacji na działanie modelu MSRB w kontekście budowy systemów HFT. W ostatnim rozdziale omówiono najważniejsze rezultaty badań.

2. REPREZENTACJE BINARNE KURSU

Kursy walutowe charakteryzują się bardzo dużą częstotliwością zmian. Kurs zmienia się średnio co kilka sekund. Przy takiej zmienności analiza wykresu tikowego (w którym rejestrowane są wszystkie zmiany) jest praktycznie niewykonalna. Także zastosowanie danych tikowych do analiz statystycznych jest nieefektywne ze względu na ilość danych i ich zaszumienie (wiele małych zmian o losowym charakterze i zasięgu kilku pipsów, patrz Lo i inni, 2000; Logue, Sweeney, 1977; Neely, Weller, 2012). Z tych powodów kurs walutowy tradycyjnie jest przedstawiany w formie wykresu świecowego. Każda świeca jest opisana przez cztery parametry: kurs otwarcia, kurs zamknięcia oraz maksymalny i minimalny kurs zarejestrowany w trakcie trwania świecy. Wykres świecowy zależy przedziału czasu, który reprezentuje pojedynczą świecę. Tradycyjnie wartość ta waha się pomiędzy jedną minutą a jednym dniem. Reprezentacja świecowa jest standardowo implementowana we wszystkich platformach brokerskich (np. MetaTrader lub JForex). Większość wizualnych metod analizy technicznej wykorzystuje reprezentację świecową (np. analiza fal, formacji itd.). Parametry wskaźników np. RSI (ang. *Relative Strength Index*), MACD (ang. *Moving Average Convergence/Divergence*) są również wyznaczane na podstawie jednego lub kombinacji kilku parametrów świecy (Murphy, 1999; Neely, Weller, 2012; Schlossberg, 2006; Valcu, 2004; Yazdi, Lashkari, 2013). W przypadku prac dotyczących zastosowania sieci neuronowych do predykcji kursu, wykorzystuje się także reprezentację świecową (Jasemi, 2011).

W celu wyeliminowania strat istotnych informacji o kursie reprezentowanym świecowo, w Stasiak (2017) zaproponowano reprezentację binarną kursu walutowego. Podejście zakładające binaryzację kursu było wykorzystywane już w latach trzydziestych XX wieku do budowy i analizy wykresów w tzw. metodzie punktowo-symbolicznej (De Villiers, 1933). Niestety ten sposób reprezentacji kursu został wyparty przez reprezentację świecową. Podstawą reprezentacji binarnej jest dyskretyzacja kursu walutowego względem zadanej jednostki dyskretyzacji. Na rysunku 2 przedstawiono przykład działania algorytmu binaryzacji kursu. Algorytm ten przypisuje konstruowanemu ciągowi binarnemu wartość „0” gdy kurs spada o jednostkę dyskretyzacji, lub wartość „1” w przypadku wzrostu kursu o jednostkę dyskretyzacji. W przypadku wystąpienia luk cenowych algorytm sprawdza jaka wartość zostałaby osiągnięta, oraz dalej analizuje kurs względem pierwszej ceny po luce cenowej. W efekcie działania algorytmu kurs walutowy można przedstawić w postaci ciągu binarnego. Zastosowanie reprezentacji binarnej eliminuje przedziały braku zmienności kursu (np. noce), a rejestruje wszystkie zmiany o określonym zakresie w przedziałach zmniejszonej aktywności inwestorów.

Rysunek 1. Reprezentacja binarna kursu walutowego



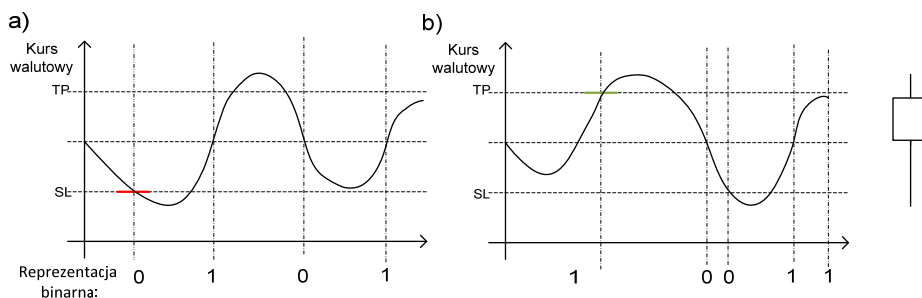
Źródło: opracowanie własne.

Kurs walutowy charakteryzuje się różną zmiennością w czasie. Przykładowo, w trakcie godziny nocej kurs może zmienić się o kilkanaście pipsów, natomiast w momencie publikacji ważnych dla danej gospodarki danych makroekonomicznych kurs może w przeciągu kilkunastu sekund zmieniać się o parędziesiąt pipsów. Taki charakter zmian powoduje utratę wielu cennych informacji o liczbie i kierunku mniejszych zmian, zwłaszcza w trakcie trwania wysokich świec. Fakt ten ma istotne znaczenie w kontekście systemów HFT. Nawet zastosowa-

nie świec minutowych (najdokładniejszej z oferowanych przez platformy brokerskie reprezentacji świecowej) prowadzi do utraty wielu informacji o poszczególnych zmianach trwających w okresach wzmożonej aktywności inwestorów poniżej minuty. Strata tych informacji prowadzi do pogorszenia jakości modelowania, a w konsekwencji do niewiarygodnych wyników analizy danych historycznych.

Rozważmy system HFT zawierający transakcję w których parametry TP (ang. *Take Profit*) i SL (ang. *Stop Loss*) są oddalone od ceny otwarcia o 15 pipsów. Stosując reprezentacje świecową, w wielu przypadkach na podstawie danych świecowych nie można stwierdzić czy pojedyncza transakcja zakończyła się zyskiem czy stratą (który z parametrów SL czy TP został pierwszy osiągnięty). Na rysunku 1 przedstawiono dwa możliwe przebiegi zmian kursu reprezentowane przez tą samą świecę. W pierwszym przypadku inwestor osiągnie zysk, a w drugim stratę.

Rysunek 2. Różne przebiegi kursu reprezentowane przez identyczną świecę



Źródło: opracowanie własne.

Reprezentacja binarna może być wykorzystana do budowy systemów HFT (a konkretnie jego odmiany dedykowanej reprezentacji binarnej (Piasecki, Stasiak, 2018). W systemach HFT zawierane są setki (a nawet tysiące) transakcji o małym module stopy zwrotu trwających minuty lub nawet sekundy. Zysk inwestora powstaje w wyniku statystycznej przewagi transakcji zyskowych nad liczbą transakcji stratnych. Rozważmy pewną reprezentację binarną. Załóżmy, że zawierane są transakcję kupna w których parametr TP jest równy aktualnej cenie powiększonej o jednostkę dyskretyzacji, natomiast parametr SL jest równy aktualnej cenie pomniejszonej o jednostkę dyskretyzacji. Prawdopodobieństwo osiągnięcia zysku jest zatem równe prawdopodobieństwu wystąpienia „1” w reprezentacji binarnej. Analogicznie w przypadku transakcji sprzedaży, prawdopodobieństwo osiągnięcia zysku jest równe prawdopodobieństwu wystąpienia „0”. Na podstawie modeli pozwalających na aproksymację rozkładu prawdopodobień-

stwa nadchodzącej zmiany kursu możliwa jest konstrukcja systemów HFT charakteryzujących się dodatnią stopą zwrotu.

Stosunkowo niedawno dostęp do rynku walutowego był ograniczony do profesjonalnych inwestorów. Na skutek rozwoju telekomunikacji i informatyki w ostatnich latach gwałtownie wzrosła liczba uczestników rynku (rozwój platform brokerskich, zmniejszenie wymaganych depozytów). Zmiany technologiczne umożliwiły także o wiele szybsze zawieranie transakcji. Wprowadzone platformy brokerskie, takie jak MetaTrader 4 czy JForex, pozwalają na składanie i realizację zleceń praktycznie w czasie rzeczywistym (czas liczony w milisekundach). Wsparcie informatyczne (dedykowane języki programowania jak np. MQL4) oraz możliwość zawierania setek transakcji o małym module stopy zwrotu spopularyzowały systemy HFT, w których algorytmy opracowane na podstawie analizy heurystycznej danych historycznych – podejmują decyzje inwestycyjne.

Opisane zmiany mają wpływ na charakter notowań i dlatego szukanie korelacji pomiędzy wzorcami zachowań inwestorów sprzed 15 lat a zachowaniami dzisiejszymi jest bezzasadne. Z tego powodu w artykule posłużono się pięcioletnimi danymi tygodniami z okresu 2012–2017 od brokera Ducascopy. Konstruowane ciągi binarne z tego okresu zawierają, w zależności od wyboru jednostki dyskretyzacji, od kilku do kilkunastu tysięcy wartości binarnych – taka liczba pozwala na wiarygodną analizę statystyczną aktualnego przebiegu rynku walutowego.

3. MODELOWANIE STANOWE KURSU WALUTOWEGO W REPREZENTACJACH BINARNYCH

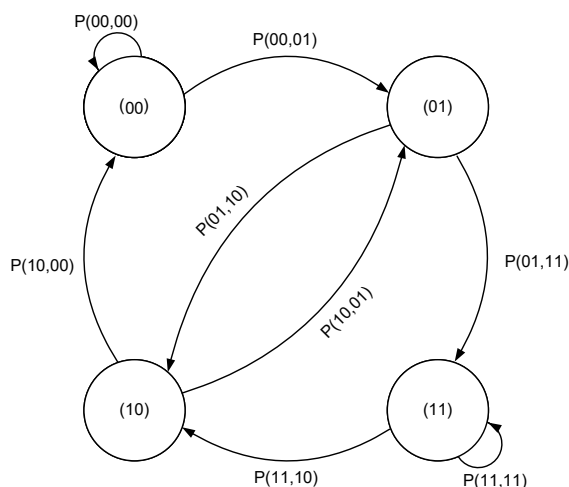
Modelem pozwalającym na aproksymację prawdopodobieństwa kierunku przyszłej zmiany w reprezentacji binarnej jest Model Stanowy Reprezentacji Binarnej (MSRB) (Stasiak, 2017). Koncepcja modelu polega na zdefiniowaniu takich stanów rynku, które odpowiadają określonym wzorcom spadków/wzrostów o zadanej kolejności. Model MSRB opisany jest jednym parametrem m zdefiniowanym jako liczba analizowanych zmian historycznych. Przestrzeń stanów modelu może być zatem określona na podstawie wzoru:

$$P = 2^m. \quad (1)$$

Rozważmy model MSRB ($m = 2$). W takim modelu można zdefiniować następujące stany: (00), (01), (10), (11). Stan (01) oznacza, że kurs spadł w trakcie przedostatniej zmiany o jednostkę dyskretyzacji i następnie wzrósł o jednostkę dyskretyzacji w trakcie ostatniej zmiany. Na podstawie zdefiniowanych stanów można określić diagram procesu zmian kursu, który obrazuje wszystkie możliwe przejścia pomiędzy stanami. Rysunek 3 przedstawia diagram stanów rozpatrywanego modelu MSRB ($m = 2$). Rozważmy działanie badanego modelu. Załóż-

my, że zmienność kurs walutowy w reprezentacji binarnej wynosi ...101011, czyli ostatnia i przedostatnia zmiana to wzrost kursu o jednostkę dyskretyzacji i w konsekwencji znajduje się w stanie (11). Następnie następuje spadek kursu o jednostkę dyskretyzacji, czyli algorytm binaryzacji rejestruje „0” (kurs w zapisie binarnym wynosi teraz ...010110). Zatem dwie ostatnie zmiany to wzrost oraz spadek, co oznacza, że model przechodzi ze stanu (11) do stanu (10).

Rysunek 3. Diagram stanów modelu MSRB ($m = 2$)



Źródło: opracowanie własne.

Najważniejszymi parametrami charakteryzującymi model stanowy dla zadanej pary walutowej są odpowiednie wartości prawdopodobieństw przejść P (stan I, stan II) pomiędzy stanami. Wartości tych prawdopodobieństw są jednocześnie prawdopodobieństwami dalszego kierunku zmian kursu względem danego stanu. Ponieważ rozkład notowań kursu walutowego jest nieznan, to prawdopodobieństwa te są wyznaczone empirycznie na podstawie analizy statystycznej danych historycznych rozważanej pary walutowej. Jak potwierdziły rezultaty badań w pracy Stasiak (2017), model ten charakteryzują się dużą dokładnością (tam też znajduje się jego wyczerpujący opis).

4. WYBÓR OPTYMALNEJ JEDNOSTKI DYSKRETYZACJI

Odpowiedni wybór jednostki dyskretyzacji ma wpływ na rezultaty modelowania kursu walutowego zapisanego w reprezentacji binarnej. Zatem, w celu wykorzystania modelu MSRB do predykcji kursu (budowy systemu HFT), wybrana

wartość jednostki dyskretyzacji powinna uwzględnić takie parametry, jak: wartości otrzymanych prawdopodobieństw przejść, dokładność szacowania tych prawdopodobieństw w czasie, liczby wystąpień stanów oraz pewne parametrów oferowanych przez brokera, np. wartość spreadu.

Podstawą modelowania predykcyjnego jest przyjęcie hipotezy o istnieniu wpływu poprzedzających zmian kursu walutowego na rozkład prawdopodobieństwa nadchodzącej zmiany kursu od kierunku przyszłej zmiany kursu a zmianami poprzedzającymi. W celu weryfikacji hipotezy o istnieniu wyżej wskazanych zależności posłużono się czterema testami statystycznymi stosowanymi m. in. do testowania generatorów liczb pseudolosowych (Stasiak, 2017). W badaniach wykorzystano następujące testy: test częstotliwości test pokerowy, test serii oraz test długich serii w bloku (Chung, 2012; Godbole, Papastavridis 1994; Menezes i inni, 1996; Rukhin i inni, 2010). W tabeli 1 przedstawiono wyniki testowania statystycznego dla wybranych jednostek dyskretyzacji (w zestawieniu nie zamieszczono rezultatu testu pokerowego gdyż p_value jest wyznaczany dla każdego wzorca (jeśli dla jakiegokolwiek wzorca wynik wskazuje brak przypadkowości test zwraca wynik negatywny).

Tabela 1. WARTOŚCI p VALUE DLA TESTOWANIA REPREZENTACJI BINARNEJ W ZALEŻNOŚCI OD ZASTOSOWANEJ JEDNOSTKI DYSKRETYZACJI

JD	Test częstotliwości	Test serii	Test długich serii w bloku	Test pokerowy
10	0,31	0,00	0,00	NIELOSOWY
15	0,26	0,00	0,00	NIELOSOWY
20	0,26	0,00	0,00	NIELOSOWY
25	0,26	0,00	0,00	NIELOSOWY
30	0,23	0,00	0,00	NIELOSOWY
35	0,18	0,00	0,02	NIELOSOWY

Źródło: opracowanie własne.

W przypadku wszystkich wybranych jednostek dyskretyzacji otrzymano analogiczne rezultaty. Pierwszy test potwierdził losowy charakter zmian – rezultat ten oznacza podobną liczbę spadków i wzrostów w notowaniach kursu. Natomiast pozostałe trzy testy wskazują na istnienie odpowiednich zależności, tzn. częstsze występowanie pewnych sekwencji oraz serii o danych długościach. W badaniach założono 0,05 poziom istotności. Otrzymane rezultaty uzasadniają wykorzystanie reprezentacji binarnej do modelowania kursu walutowego.

Rozważmy zależność pomiędzy przyjętą jednostką dyskretyzacji, a prawdopodobieństwem kierunku przyszłych zmian w modelu MSRB ($m = 2$). W tabeli 2 przedstawiono wartości prawdopodobieństwa wzrostu dla wszystkich stanów

w rozpatrywanym modelu. Analizując rezultaty można zauważyć że wraz ze wzrostem wartości jednostki dyskretyzacji maleją możliwości predykcyjne modelu.

Tabela 2. PRAWDOPODOBIENSTWO WZROSTU PO WYSTĄPIENIU STANÓW W MODELU MSRB ($M = 2$) W ZALEŻNOŚCI OD JEDNOSTKI DYSKRETYZACJI

Prawd. wzrostu po wystąpieniu stanu				
JD	Stan 00	Stan 01	Stan 10	Stan 11
10,00	0,58	0,40	0,62	0,41
15,00	0,57	0,41	0,58	0,42
20,00	0,54	0,41	0,57	0,44
25,00	0,53	0,44	0,55	0,46
30,00	0,53	0,45	0,53	0,47
35,00	0,52	0,46	0,52	0,48

Źródło: opracowanie własne.

Rozpatrując zależność pomiędzy wybraną wartością jednostki dyskretyzacji i wartością prawdopodobieństwa przyszłego kierunku zmian kursu należy również uwzględnić liczbę zarejestrowanych wystąpień odpowiednich stanów. Liczba ta ma wpływ zarówno na dokładność szacunku (im większa liczba badanych zmian, tym bardziej wiarygodny wynik), jak i na możliwość praktycznego wykorzystania modelu MSRB do budowy systemów HFT – większa liczba transakcji generuje większy zysk. W tabeli 3 przedstawiono liczbę wystąpień poszczególnych stanów w modelu MSRB w badanym okresie.

Tabela 3. LICZBA WYSTĄPIEŃ STANÓW MODELU MSRB ($M = 2$) W ZALEŻNOŚCI OD JEDNOSTKI DYSKRETYZACJI

Liczba wystąpień				
JD	Stan 00	Stan 01	Stan 10	Stan 11
10	9291	14197	14197	9026
15	3976	5406	5406	3784
20	2234	2790	2790	2088
25	1380	1634	1634	1265
30	1016	1161	1162	901
35	738	789	790	650

Źródło: opracowanie własne.

Na podstawie badań przedstawionych na rysunku 5 i 6 można sformułować następujący wniosek: wraz z spadkiem wartości jednostki dyskretyzacji zwiększa się wartość prawdopodobieństwa kierunku przyszłej zmiany oraz wzrasta

liczba zarejestrowanych stanów. Zatem, na podstawie przeprowadzonych badań uzasadniony wydawałby się wybór 10 pipsowej jednostki dyskretyzacji. Jednak jakość oraz prawdopodobieństwo bankructwa systemu HFT zależą nie tylko od wartości szacunku prawdopodobieństwa kierunku przyszłej zmiany, ale przede wszystkim od dokładności tego szacunku w czasie.

Wiele technik analizy technicznej, np. opartych na analizie średnich, charakteryzuje się wysokim poziomem oceny prawdopodobieństwa zmian kursu w przedziałach silnych trendów, natomiast w przedziałach konsolidacji kursu poziom prawdopodobieństwa kierunku przyszłych zmian gwałtownie spada, co przekłada się na szereg stratnych transakcji, i w konsekwencji na wysoką wartość parametru maksymalnej straty kapitału MD (ang. *Max Drawdown*) (Aldridge, 2009). Parametr ten definiuje największy zarejestrowany spadek salda inwestora i może być zapisany wzorem:

$$MD(T) = \max_{t \in (0, T)} \left\{ \max_{s \in (0, t)} X(s) - X(t) \right\}, \quad (2)$$

gdzie $X(t)$ jest wartością salda konta inwestora w chwili t , natomiast T określa czas działania systemu HFT. Rozważmy dwa różne algorytmy generujące sygnały transakcyjne o parametrach TP i SL równo oddalonych od ceny otwarcia o 20 pipsów. Zakładamy, że spread ma wartość 2 pipsów. Oba algorytmy charakteryzują się 64% prawdopodobieństwem kierunku przyszłej zmiany (w prezentowanym przykładzie zarówno algorytm 1 jak i 2 wygenerował 64 sygnały zakończone zyskiem i 36 sygnałów zakończonych stratą). Na rysunku 4 przedstawiono wahania salda inwestora dla dwóch różnych algorytmów inwestowania.

W obu przypadkach początkowe saldo inwestora wynosi 450\$, co oznacza, że po pewnym czasie obserwacji (po 100 transakcjach) saldo zwiększyło się prawie dwukrotnie (do ponad 800\$). Zauważmy jednak, że po 43 transakcjach saldo inwestora inwestującego 400\$ na podstawie algorytmu 1 zostałyby wyzerowane, a inwestor straciłby swój kapitał. W przypadku zastosowania algorytmu 2, inwestor po 100 transakcjach prawie podwoił swój kapitał.

W celu oceny dokładności szacunku prawdopodobieństw kierunku przyszłych zmian w czasie przeprowadzono analizę przedziału ufności dla otrzymanych, na podstawie modelu MSRB ($m = 2$), wartości średnich prawdopodobieństw przejść. Dla każdej jednostki dyskretyzacji liczbę zarejestrowanych stanów podzielono na 10 równych serii. Ilość serii stanowi tutaj kompromis pomiędzy zakładaną ilością powtórzeń oszacowania prawdopodobieństwa a długością pojedynczej serii stanowiącej podstawę dla kolejnego oszacowania prawdopodobieństwa. Stosując test chi-kwadrat, w każdej serii dla każdego stanu stwierdzono brak podstaw do odrzucenia hipotezy o niezależności obserwacji zmian kursu walutowego po osiągnięciu tego stanu.

Rysunek 4. Przykładowe wahania salda dla różnych algorytmów generacji sygnałów



Źródło: opracowanie własne.

Pozwoliło to przyjąć założenie głoszące, że dla każdego stanu wyniki obserwacji zmian kursu osiągniętych po osiągnięciu tego stanu są niezależne. Następnie, w każdej serii dla każdego stanu wyznaczono wartość prawdopodobieństwo wzrostu notowań kursu walutowego po osiągnięciu tego stanu. Wobec niezależności poszczególnych obserwacji w serii, zgodnie z twierdzeniem lokalnym Moivre'a Laplace'a estymator ten ma rozkład asymptotycznie normalny. Dzięki temu, stosując rozkład *t*-Studenta określono 95% przedział ufności. W tabeli 4 przedstawiono rezultaty badań dla stanu (01), analogiczne rezultaty otrzymano również dla pozostałych stanów modelu. Wyniki pokazują, że najdokładniejszy szacunek prawdopodobieństwa kierunku przyszłej zmiany otrzymano dla jednostki dyskretyzacji równej 20 pipsów. Dla 10 pipsowej jednostki dyskretyzacji, mimo największej liczby zarejestrowanych stanów, długość przedziału ufności jest ponad dwa razy większa. Taki wynik oznacza, że pomimo wyższej wartości oceny prawdopodobieństwa kierunku przyszłych zmian, potencjalny system HFT budowany w oparciu o 10 pipsową jednostkę dyskretyzacji będzie cechował się większymi wahaniami salda i w konsekwencji większym ryzykiem podjętym przez inwestora.

Tabela 4. WPŁYW JEDNOSTKI DYSKRETYZACJI NA DŁUGOŚĆ PRZEDZIAŁU UFNOŚCI DLA STANU (01) MODELU MSRB ($M = 2$)

Jednostka dyskr.	Stan (01)					
	10	15	20	25	30	35
Przedział ufności	(0,32;0,47)	(0,37;0,45)	(0,38;0,45)	(0,40;0,47)	(0,42;0,48)	(0,42;0,51)

Źródło: opracowanie własne.

Przy wyborze optymalnej jednostki dyskretyzacji do budowy systemu HFT, opartego na modelu MSRB, trzeba też uwzględnić wpływ wartości spreadu na saldo inwestora. Dla rozważanej pary walutowej AUD/NZD brokerzy oferują spready na niskim kilku-pipsowym poziomie (przykładowo broker ICMarket oferuje średni 1,4 pipsowy spread).

W systemie HFT opartym na modelu MSRB parametry TP i SL są oddalone od ceny otwarcia o wartość równą jednostce dyskretyzacji. W celu wyznaczenia nominalnej wartości potencjalnego zysku lub straty należy uwzględnić wartość spreadu (Piasecki, Stasiak, 2018). Potencjalny zysk oraz stratę można wyznaczyć za pomocą wzoru:

$$Zysk = (JD - spread) * Lot, \quad (3)$$

$$Strata = (JD + spread) * Lot, \quad (4)$$

gdzie *Lot* jest jednostką określającą wielkość transakcji (równy 100000 jednostek waluty bazowej). Zakładając jednakową wartość każdej pozycji parametr ten jedynie skaluje wartość pozycji i nie ma znaczenia w kontekście rozważań przedstawionych w artykule. Parametr *JD* jest wartością jednostki dyskretyzacji.

Na podstawie wzorów (3) i (4), po elementarnych przekształceniach, można określić graniczną wartość szacunku prawdopodobieństwa zmiany P_g , powyżej której system HFT – oparty na modelu MSRB – będzie generował stały zysk:

$$P_g = \frac{(JD + spread)}{2 JD}. \quad (5)$$

Za pomocą wzoru 5 można zatem – znając oferowany spread, wybraną jednostkę dyskretyzacji oraz wartość prawdopodobieństwa kierunku przyszłej zmiany – określić czy system HFT będzie w dłuższym okresie generował zyski czy też straty. Wzrost różnicy pomiędzy progiem opłacalności (wzór (5)) a wartością prawdopodobieństwa kierunku przyszłej zmiany będzie prowadził do większego zysku, generowanego przez system HFT.

W celu wyboru odpowiedniej jednostki dyskretyzacji należy zatem uwzględnić wartość i dokładność szacunku prawdopodobieństwa przyszłego kierunku zmian,

liczbę potencjalnych transakcji oraz wpływ wielkości oferowanych spreadów. Analiza pięcioletnich danych historycznych wskazuje, że optymalną wartością, pod względem otrzymanych wartości prawdopodobieństwa przyszłych zmian oraz liczby sygnałów, jest 10 pipsowa, najmniejsza jednostka dyskretyzacji. Jednak duże wahania wartości szacunku prawdopodobieństwa kierunku przyszłych zmian w czasie oraz wpływ spreadu (wartość P_g równa 59%) wskazuje na brak zasadności zastosowania 10 pipsowej jednostki dyskretyzacji do konstrukcji systemu HFT. Biorąc zatem pod uwagę dokładność predykcji (przedział ufności) oraz liczbę wystąpień odpowiednich stanów zasadny wydaje się wybór 15 lub 20 pipsowej jednostki dyskretyzacji. O wiele mniejsza liczba sygnałów oraz mniejsza wartość szacunku prawdopodobieństwa kierunku przyszłych zmian wyklucza również zastosowanie jednostek dyskretyzacji o wartości większej od 20 pipsów. Większą liczbę sygnałów generowanych dla 15 pipsowej jednostki dyskretyzacji, w porównaniu z 20 pipsową jednostką dyskretyzacji, równoważy natomiast większy wpływ spreadu. Zysk generowany przez system HFT, oparty na modelu MSRB z zastosowaniem 15 lub 20 pipsowej jednostki dyskretyzacji będzie zatem zbliżony. Dlatego wykorzystanie takich wartości jednostek dyskretyzacji w systemach HFT wydaje się optymalne.

5. WNIOSKI

Kurs walutowy może być przedstawiony w formie reprezentacji binarnej, która jest rozwiązaniem alternatywnym dla mniej dokładnej reprezentacji świecowej. Reprezentację binarną kursu walutowego można wykorzystać do budowy skutecznych systemów HFT.

W takich systemach prawdopodobieństwo kolejnej zmiany kursu jest interpretowana jako prawdopodobieństwo osiągnięcia zysku lub straty. Do modelowania kursu na podstawie reprezentacji binarnej można wykorzystać model stanowy reprezentacji binarnej MSRB.

Problem wyznaczenia prawdopodobieństw przejść w modelu MSRB został przedstawiony już w pracy Stasiak (2017). Prawdopodobieństwa te wyznaczono tam dla jednostki dyskretyzacji równej 10 pipsów. Wartością dodaną tej pracy jest zbadanie wpływu wielkości jednostki dyskretyzacji na dokładność oszacowania rozkładów prawdopodobieństw nadchodzących zmian kursu walutowego.

Wybór optymalnej wartości jednostki dyskretyzacji zależy od wartości i dokładności prawdopodobieństwa szacunku przyszłego kierunku zmiany kursu, liczby potencjalnych transakcji oraz wielkości oferowanych spreadów. W artykule szczegółowo opisano znaczenie poszczególnych czynników oraz przeprowadzono przykładową analizę, uzasadniającą wybór odpowiedniej jednostki dyskretyzacji dla pary walutowej AUD/NZD. Przedstawiony schemat ma uniwersalny charakter i może być wykorzystany do analizy możliwości wykorzystania praktycznego modelu MSRB oraz wyboru odpowiednich wartości jednostek dyskretyzacji dla badanej pary walutowej.

LITERATURA

- Aldridge I., (2009), *High-Frequency Trading: a Practical Guide to Algorithmic Strategies and Trading Systems*, John Wiley and Sons.
- Burgess G., (2010), *Trading and Investing in the Forex Markets Using Chart Techniques*, 543, John Wiley and Sons.
- Chung K. L., (2012), *Elementary Probability Theory with Stochastic Processes*, Springer.
- De Villiers V., (1933), *The Point and Figure Method of Anticipating Stock Price Movements: Complete Theory and Practice*, Stock Market Publications.
- Fama E. F., (1970), Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work, *The Journal of Finance*, 43, 383-417.
- Godbole A. P., Papastavridis S. G., (1994), *Runs and Patterns in Probability: Selected Papers*, Dordrecht, Kluwer Academic.
- Jasemi M., Kimiagari A. M., Memariani A., (2011), A Modern Neural Network Model to Do Stock Market Timing on the Basis of the Ancient Investment Technique of Japanese Candlestick, *Expert Systems with Applications*, 38 (4), 3884-3890.
- Lo A. W., Mamaysky H., Wang J., (2000), Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation, *The Journal of Finance*, 55 (4), 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*, 32 (3), 761-768.
- Menezes A. J., Van Oorschot P. C., Vanstone S. A., (1996), *Handbook of Applied Cryptography*, CRC Press.
- Murphy J. J., (1999), *Analiza techniczna rynków finansowych*. WIG-Press, Warszawa.
- Neely C. J., Weller P. A., (2012), Technical Analysis in the Foreign Exchange Market, w: James J., Marsh I. W., Sarno L., (red.), *Handbook of Exchange Rates*, John Wiley & Sons.
- Piasecki K., Stasiak M. D., (2018), The Currency Trading System with Constant Magnitude of Unitary Return, w: Szkutnik W., Sączewska-Piotrowska A., Hadaś-Dyduch M., Acedański J., (red.), *10th International Scientific Conference Analysis of International Relations 2018. Methods and Models of Regional Development. Summer Edition*, Katowice, 40-49.
- Rukhin A., Soto J., Nechvatal J., Barker E., Leigh S., Levenson M., Smid M., (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, 2006.
- Stasiak M. D., (2017), Modelling of Currency Exchange Rates Using a Binary Representation, w: Wilimowska Z., Borzemski L., Grzech A., Świątek J., (red.), *Information Systems Architecture and Technology: Proceedings of 37th International Conference on Information Systems Architecture and Technology – ISAT 2016 – Part IV*, Springer, Cham, 153-161.
- Stasiak M. D., (2018), Modelling of Currency Exchange Rates Using a Binary-Temporal Representation, w: Choudhry T., Mizerka J., (red.), *Contemporary Trends in Accounting, Finance and Financial Institutions: Proceedings from the International Conference on Accounting, Finance and Financial Institutions (ICAFFI)*, Springer, 97-110.
- Valcu D., (2004), Using The Heikin-Ashi Technique, *Technical Analysis of Stocks and Commodities Magazine*, 22 (2), 16-29.
- Yazdi S. H. M., Lashkari Z. H., (2013), Technical Analysis of Forex by MACD Indicator, *International Journal of Humanities and Management Sciences*, 1 (2), 159-165.

WPŁYW JEDNOSTKI DYSKRETYZACJI NA EFEKTYWNOŚĆ MODELOWANIA KURSU WALUTOWEGO W REPREZENTACJI BINARNEJ

Streszczenie

Kurs pary walutowej może zostać przedstawiony w postaci reprezentacji binarnej. Algorytm binaryzacji polega na zamianie kursu reprezentowanego przez dane tikowe na odpowiadający im ciąg binarny. Każdemu wzrostowi kursu o zadaną jednostkę dyskretyzacji jest przypisywana wartość binarna 1, natomiast spadkowi wartość 0. Właściwości oraz charakter kursu w reprezentacji binarnej, np. wpływ losowych fluktuacji (szum), poziom zależności pomiędzy aktualnymi zmianami i danymi historycznymi zależą od wartości przyjętej jednostki dyskretyzacji. W pracy przedstawiono analizę statystyczną kursu pary walutowej w reprezentacji binarnej, otrzymaną dla różnych jednostek dyskretyzacji. Analizę przeprowadzono pod kątem możliwości wykorzystania reprezentacji binarnej do budowy systemów predykcyjnych, opartych na modelu stanowym reprezentacji binarnej (MSRB). Do analizy wykorzystano dane tikowe kursu walutowego AUD/NZD z pięcioletniego przedziału 2012–2017.

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

IMPACT OF DISCRETIZATION UNITS ON THE MODELLING EFFICIENCY OF CURRENCY EXCHANGE RATE IN BINARY REPRESENTATION

Abstract

Exchange rate course trajectory can be visualised in a binary representation. Binarization algorithm involves transformation of a course represented by tick data into a respective binary string. Each exchange rate increase by one discretization unit is assigned a binary value 1, and a respective decrease is assigned a 0. Properties and character of the exchange rate course in binary representation, that is, for example, influence of random fluctuations (noise) or relationship between current changes and historical data, are dependent on the appointed discretization unit. In the article a statistical analysis of an exchange rate trajectory for AUD/NZD currency pair in binary representation with different discretization units is presented. The analysis was performed in order to verify possible application of binary representation to create prediction systems based on binary representation state model (BRSM). Data used in performed research consisted of tick data for AUD/NZD from a five-year time period 2012–2017.

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