

Tomasz Kałuziak

Akademia Ekonomiczna we Wrocławiu

ANALIZA FRAKTALNYCH WŁAŚCIWOŚCI POLSKIEGO RYNKU AKCJI

1. Wstęp

Teoria chaosu jest gałęzią nauki, w której do opisu zjawisk wykorzystuje się prawa nieliniowej dynamiki. Obiektem badań chaosu deterministycznego są trajektorie generowane przez pewne nieliniowe układy dynamiczne, zbiegające do atraktorów zwanych dziwnymi atraktorami. Teoria chaosu, mimo że jest jedną z najmłodszych dziedzin matematyki, znalazła bardzo szerokie zastosowanie przede wszystkim w fizyce, ale również w biologii, chemii, medycynie czy telekomunikacji.

Matematycy i ekonomiści, poczynawszy od B. Mandelbrota, próbują wykazać istnienie i znaleźć zastosowania teorii chaosu także w gospodarce. Wielu polskich naukowców bada rodzime rynki finansowe w poszukiwaniu chaotycznych struktur [Jajuga 2000; Jajuga, Papla 1997; Kwiatkowski, Orzeszko 2001; Siemieniuk 2001; Zawadzki 1996; Zwolankowska 2001]. Wykazanie istnienia rzeczywistych fraktali zmuszałoby do modyfikacji obecnie przyjętych hipotez, z hipotezą rynku efektywnego na czele, i uzasadniało wykorzystanie płynących z teorii chaosu możliwości w analizach finansowych. Ekonomia, w przeciwieństwie do nauk ścisłych, może okazać się obszarem trudnym do jednoznacznej identyfikacji chaosu deterministycznego.

Głównie w efekcie pracy E. Petersa bardzo popularną metodą diagnozy chaotycznych szeregów stała się analiza przeskalowanego zakresu [Peters 1997]. Niniejszy artykuł jest próbą weryfikacji występowania długoterminowej pamięci szeregów logarytmicznych stóp zwrotu, rozszerzoną o badanie statystycznego samopodobieństwa szeregów czasowych na polskim rynku akcji. Obejmuje również próbę odpowiedzi na pytanie o przyczyny otrzymania co najmniej dyskusyjnych wyników.

2. Wykładnik Hursta i wykładnik samopodobieństwa

Inicjatorem analizy zależności długoterminowej był angielski hydrolog H.E. Hurst. W 1907 r. rozpoczął prace w dorzeczu Nilu przy projekcie budowy tamy. Dysponując zapisami poziomu rzeki prowadzonymi przez Egipcjan w latach 622-1469,

podjął się przeprowadzenia analizy stanów wody. Wnioski pozwoliłyby skutecznie realizować podstawową funkcję zaporę – kontrolę stanu zbiornika. Zaproponował narzędzie statystyczne, nazwane przez B. Mandelbrota wykładnikiem Hursta, którego zastosowanie można z powodzeniem uogólnić do analizy szeregów czasowych spoza obszaru systemów rzecznych.

Do estymacji wykładnika Hursta wykorzystuje się metodę analizy przeskalowanego zakresu (analizy R/S). Badanie oparte na pojęciu przeskalowanego zakresu, traktowanego jako stosunek zakresu do odchylenia standardowego szeregu czasowego o n obserwacjach, zapisać można następującym algorytmem [Peters 1997]:

1. Czasowy szereg wejściowy zawierający N danych $x_1, x_2, \dots, x_N$ dzielimy na k szeregów zawierających po $n = N/k$ danych. Każdy element szeregu wejściowego będzie miał teraz oznaczenie z_{jm} , gdzie $j = 1, 2, \dots, n$, $m = 1, 2, \dots, k$.

2. Obliczamy N różnic $z_{jm} - \bar{Z}_m$, gdzie $\bar{Z}_m$ jest średnią z m -tego szeregu:

$$\bar{Z}_m = \frac{1}{n} \cdot \sum_{j=1}^n z_{jm} \quad (1)$$

dla $m = 1, 2, \dots, k$.

3. Definiujemy nowy szereg poprzez skumulowanie różnic:

$$Y_{lm} = \sum_{j=1}^l (z_{jm} - \bar{Z}_m), \quad (2)$$

gdzie $l = 1, 2, \dots, n$ dla kolejnych $m = 1, 2, \dots, k$.

4. Obliczamy rozpiętość w każdym z szeregów:

$$R_m = \max(Y_{lm}) - \min(Y_{lm}). \quad (3)$$

5. Otrzymane k zakresy dzielimy przez odpowiednie odchylenia standardowe wyliczone dla każdego z szeregów:

$$S_m = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{j=1}^n (z_{jm} - \bar{Z}_m)^2}. \quad (4)$$

6. Obliczamy średnią wartość przeskalowanego zakresu:

$$(R/S)_n = \frac{1}{k} \cdot \sum_{m=1}^k \frac{R_m}{S_m} \quad (5)$$

dla szeregu długości n .

7. Powracamy do początku algorytmu i wyliczamy $(R/S)_n$ dla kolejnych n aż do momentu, gdy liczebność w szeregach wyniesie $n = N/2$. Dostajemy w ten sposób wartości $(R/S)_n$ przyporządkowane różnym wartościom n .

H.E. Hurst, badając wahania poziomu wody w zbiorniku, zauważył, że wiele szeregów czasowych pochodzących z naturalnych systemów nie odzwierciedla zasady błędzenia losowego. Stwierdził, że w przypadku niektórych zjawisk ma miejsce obciążone błędzenie. W efekcie kilkudziesięciu lat pracy i własnych badań zaproponował uogólnić model A. Einsteina z 1908 r. dla szeregów, w których może występować długoterminowa, statystyczna pamięć. Angielski hydrolog pokazał, że istnieje, przynajmniej w przybliżeniu, zależność:

$$(R/S) = c \cdot n^H, \quad (6)$$

gdzie (R/S) jest przeskalowanym zakresem, n liczbą obserwacji, c stałą, a H wykładnikiem Hursta.

Zlogarytmowanie obustronnie równania (6) i przeprowadzenie analizy R/S pozwala oszacować wykładnik Hursta:

$$\ln(R/S) = \ln(c) + H \cdot \ln(n). \quad (7)$$

Wykładnik Hursta jest miarą obciążenia w ułamkowym błędzeniu losowym. Dla szeregów czasowych mających charakter błędzenia losowego zakres skumulowanych odchyłeń powinien rosnąć proporcjonalnie do pierwiastka kwadratowego n ($H = 0,5$). W przypadku wielu systemów (np. rynku akcji) wykładnik Hursta może być miarą wpływu informacji na dany szereg i oceną występowania długoterminowej zależności [Peters 1997].

Szeregi czasowe będące realizacją rozkładu normalnego o nieskończonej liczbie obserwacji powinny osiągać wartość $H = 0,5$. Jednakże dla skończonej, ograniczonej liczby danych pochodzących z rozkładu losowego wartość H będzie wyższa od 0,5 [Jajuga, Papla 1997]. Przeprowadzenie analizy R/S dla szeregów będących realizacją rozkładu normalnego pozwala wyznaczyć wartość oczekiwaną wykładnika Hursta dla rozkładu normalnego o odpowiedniej liczbie obserwacji. Przypadek, gdy wartość wykładnika Hursta oszacowana na podstawie empirycznych szeregów jest większa od wartości oczekiwanej H rozkładu normalnego, oznacza występowanie długoterminowej pamięci. Możemy przypuszczać, że dane nie pochodzą z rozkładu normalnego, a szeregi zaliczyć powinniśmy do szeregów persystentnych, charakteryzujących się długoterminową pamięcią. Szeregi czasowe o oszacowanym H niższym od wartości oczekiwanej wykładnika Hursta rozkładu normalnego określimy mianem szeregów antypersystentnych, które są bardziej zmienne niż rozkład normalny. W takim przypadku, jeżeli w danym momencie obserwuje się wzrost wartości, to w następnym bardziej prawdopodobny będzie spadek.

Identyfikując wśród finansowych szeregów czasowych szeregi o właściwościach fraktalnych, należy zwrócić uwagę również na aspekt istnienia cech samopodobieństwa. W przypadku matematycznych fraktali znajomość układu odwzorowań zwiężających pozwalała na proste i precyzyjne wykazanie cech samopodobieństwa. Niewiedza o postaci funkcji tworzących zbiór układu odwzorowań zwiężających

dla rzeczywistych szeregów zmusza do poszukiwania innych metod. Analiza wykresów i próby wizualnego określenia cech samopodobieństwa finansowych szeregów czasowych rzadko przynoszą wiarygodne i jednoznaczne rezultaty. Rozważania nad chaosem deterministycznym jako losowym zachowaniem występującym w systemach charakteryzujących się prawidłowościami umożliwiają badanie cech statystycznego samopodobieństwa szeregów czasowych. W niniejszym artykule badania własności samopodobieństwa szeregów czasowych oparte będą na propozycji M. Zwolankowskiej [Zwolankowska 2001], która aby wykazać samopodobieństwa zbiorów płaskich, odwołała się do rachunku prawdopodobieństwa i statystyki matematycznej. Istniejąca w systemach chaotycznych przypadkowość daje możliwość posłużenia się metodologią zarezerwowaną dla zjawisk losowych.

Wyznaczenie wykładnika samopodobieństwa S zmiennej losowej $X(t)$ zdefiniowanej jako logarytm naturalny kursu akcji (indeksu) opiera się na osłabionym warunku identyczności rozkładów narzucającym wymóg samopodobieństwa przyrostów zmiennej $X(t)$. Określenie przyrostów zmiennej $X(t)$ postaci:

$$\Delta X(t) = X(t+T) - X(t), \quad (8)$$

gdzie $0 \leq t < t+T$,

jest tożsame z logarytmiczną T -okresową stopą zwrotu. Wartość $T=1$ odpowiada dziennej, logarytmicznej stopie zwrotu. Gdy przyrosty $\Delta X(1)$ i $\Delta X(T)$ są samopodobne, wówczas prawdziwe jest równanie:

$$\Delta X(1) \stackrel{D}{=} T^{-S} \Delta X(T) \quad (9)$$

i wariancje $\Delta X(1)$ i $\Delta X(T)$ są sobie równe:

$$\text{var}[\Delta X(1)] = \text{var}[T^{-S} \Delta X(T)]. \quad (10)$$

Wykorzystując własności wariancji, można wyznaczyć wykładnik samopodobieństwa S :

$$S = \frac{\log(\text{var}[\Delta X(1)]) - \log(\text{var}[\Delta X(T)])}{2 \cdot \log(T)}. \quad (11)$$

Wykładnik samopodobieństwa S umożliwia ustalenie wartości, dla której T -okresowe stopy zwrotu mają taki sam rozkład jak dzienne stopy zwrotu. Samopodobieństwo przyrostów zapewnia samopodobieństwo zmiennej $X(t)$, której realizacją są szeregi logarytmów naturalnych z kursów akcji. Badanie nad wykładnikiem samopodobieństwa finansowych szeregów czasowych pochodzących z rynku akcji poprzedzić należy ustaleniem wielkości S dla szeregów, dla których prawdziwa jest teza o błędzeniu przypadkowym.

M. Zwolankowska udowadnia, że wartość S wykładnika samopodobieństwa dla zmiennej losowej pochodzącej z procesu Wienera wynosi $S = 0,5$. Wykazanie, że

badane szeregi czasowe mają różne od 0,5 wartości wykładnika samopodobieństwa, dowodzić może braku podstaw do kwalifikacji tychże szeregów jako przykładów błędzenia przypadkowego [Zwolankowska 2001].

3. Wyniki badań na rzeczywistych danych i ich interpretacja

Badaniom w zakresie identyfikacji fraktalnych właściwości poddano szeregi czasowe utworzone na podstawie próby, w której skład weszło 13 spółek notowanych na Giełdzie Papierów Wartościowych w Warszawie oraz dwa indeksy giełdowe – WIG i WIG20. Najdłuższe szeregi zaczynają się od dnia rozpoczęcia pięciodniowych sesji w tygodniu, czyli od dnia 3 października 1994 r. Dysponując 2829 kursami zamknięcia, dokonano badań T -okresowych stóp zwrotu. Szeregi indeksów przeanalizowano dla T od 1 do 7 (tab. 1), natomiast szeregi akcji dla jednodniowych i tygodniowych stóp zwrotu (tab. 2).

Tabela 1. Zestawienie wyników analizy R/S dla WIG i WIG20 – logarytmiczne T -okresowe stopy zwrotu (3 października 1994–20 stycznia 2006)

Wartość T	Liczba obserwacji	Wykładnik Hursta dla WIG	Wykładnik Hursta dla WIG20	Wartość oczekiwana wykładnika Hursta rozkładu normalnego
1	2828	0,5649	0,5612	0,5140
2	1414	0,5756	0,5751	0,5221
3	942	0,5845	0,5798	0,5495
4	707	0,5874	0,5921	0,5564
5	565	0,6058	0,6021	0,5641
6	471	0,6010	0,6016	0,5720
7	404	0,6091	0,6096	0,5806

Źródło: opracowanie własne.

Wykładnik S jest średnią arytmetyczną z wykładników samopodobieństwa obliczonych dla stóp zwrotu z okresów $T = 2, 3, 4, \dots, T_{\max}$, gdzie $T_{\max} + 1$ odpowiada stopie zwrotu z okresu, przy którym liczebność elementów szeregów jest mniejsza od 100 danych bądź równa 100 danym. Dla szeregów czasowych złożonych z indeksów giełdowych w badanym okresie otrzymano wartość wykładnika S odpowiednio dla WIG $S = 0,3669$ i WIG20 $S = 0,4067$.

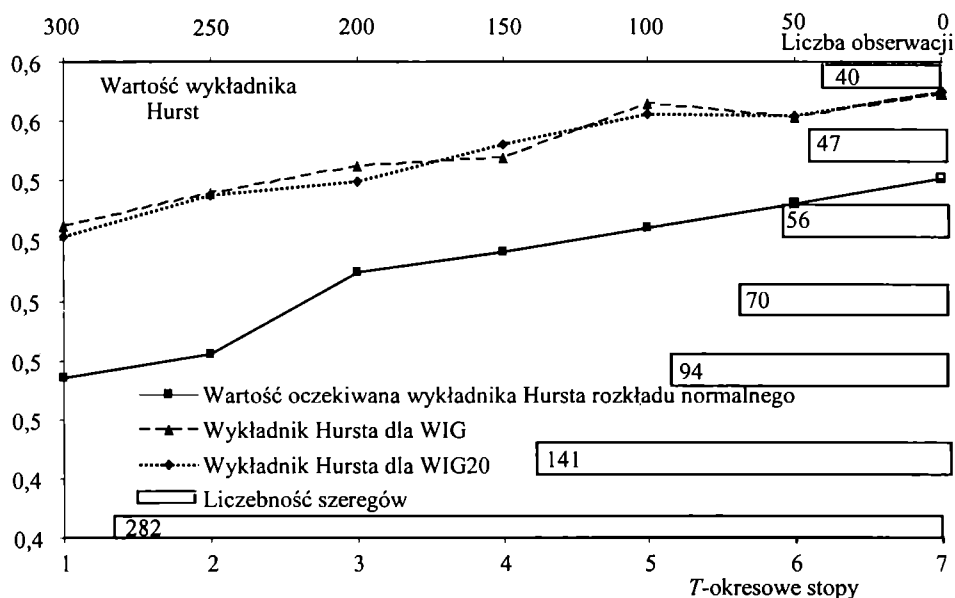
W rzeczywistych systemach dynamicznych analiza R/S przeprowadzona dla dużej liczby danych czasowych, położonych blisko siebie, może nie wykazać własności fraktalnych szeregów, które jednak mogą mieć miejsce. Badając T -okresowe stopy zwrotów z okresu 03.10.1994–20.01.2006, można spróbować wykryć występowanie długoterminowej pamięci w szeregach o liczebności nawet 2828 obserwacji dla dziennych stóp zwrotu. Analizując kolejne T -okresowe stopy zwrotów, jednocześnie zmniejszając liczebność danych, można zbadać własności dla danych tygodniowych czy miesięcznych. Dla $T = 7$ liczba obserwacji w badanym okresie

wyniosła 404, co w analizach systemów dynamicznych należy określić mianem krótkich szeregów czasowych.

Tabela 2. Zestawienie wartości wykładnika samopodobieństwa i wykładnika Hursta dla dziennych i tygodniowych stóp zwrotu z kursów akcji wybranych spółek (3 października 1994–20 stycznia 2006)

Nazwa	Wykładnik Hursta ($T = 1$, dzienne stopy zwrotu)	Wykładnik Hursta ($T = 5$, tygodniowe stopy zwrotu)	Średnia wartość wykładnika samopodobieństwa
BRE	0,4814	0,4645	0,4716
BZWBK	0,5462	0,5991	0,3289
Kredyt Bank	0,4872	0,5086	0,3103
Milenium	0,5606	0,6253	0,4822
Kable	0,5932	0,6384	0,4354
Mostostal-exp	0,5714	0,5970	0,5949
Irena	0,6827	0,7239	0,3669
Próchnik	0,6268	0,6965	0,5847
Vistula	0,6053	0,6418	0,4465
Wólczanka	0,5239	0,5639	0,4304
Żywiec	0,6011	0,6289	0,3315
Optimus	0,6273	0,6628	0,6157
Elektrim	0,6090	0,6862	0,6486

Źródło: opracowanie własne.



Rys. 1. Zmiana wartości wykładnika Hursta wraz ze zmianą okresów stóp zwrotu WIG i WIG20 (3 października 1994–20 stycznia 2006) na podstawie tab. 1

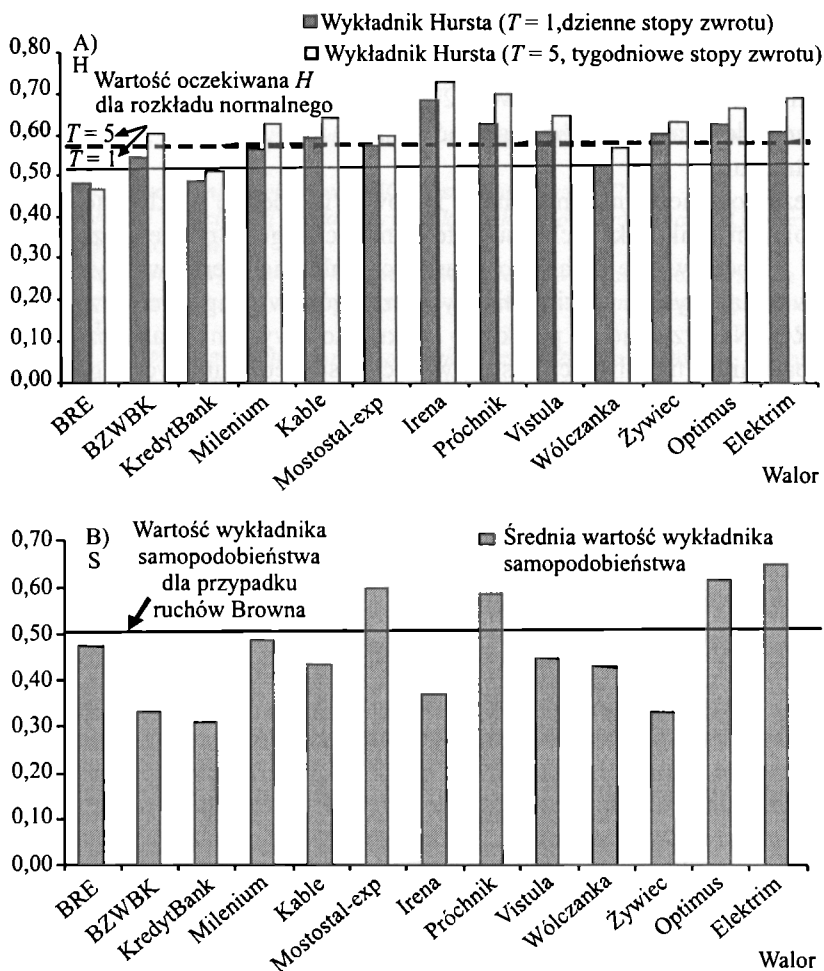
Źródło: opracowanie własne.

Różnica między oszacowanym wykładnikiem Hursta dla indeksu WIG i WIG20 w porównaniu z wartością oczekiwaną H rozkładu normalnego jest widoczna. Oczekiwane wartości wykładnika Hursta dla szeregów odpowiadających liczebnością jednodniowym i dwudniowym stopom zwrotu, będących realizacją rozkładu normalnego, otrzymano na poziomie odpowiednio 0,5140 i 0,5221. Dla tych stóp zwrotu zaznacza się największa różnica między estymowanymi wartościami. Oszacowany wykładnik Hursta z rosnącym błędem wraz ze spadkiem liczby badanych obserwacji przy zwiększaniu T , coraz mniej wyraziście, jednakże w dalszym ciągu jest wyższy od wartości oczekiwanej H rozkładu normalnego. Oznaczać to może potencjalne występowanie długoterminowej pamięci w szeregach czasowych WIG i WIG20.

W przypadku szeregów utworzonych z logarytmów kursów zamknięcia akcji identyfikacja fraktalnych właściwości dla większości z badanych walorów w okresie 03.10.1994–20.01.2006 dostarcza także interesujących, ale i dyskusyjnych wyników. Charakter opisujący szeregi złożone z akcji banków BRE, BZWBK, Kredyt Banku i Milenium, dla których wartość wykładnika H jest bliska wartości oczekiwanej rozkładu normalnego, można określić mianem błędzenia losowego. Potwierdzeniem tego wniosku w przypadku Walorów BRE i Milenium jest otrzymana wartość wykładnika samopodobieństwa S . Za przykład występowania błędzenia losowego uznać można szereg czasowy utworzony na podstawie kursu Wólczanki, dla której oszacowany wykładnik Hursta jest bliski wartości oczekiwanej H . Po uwzględnieniu wartości oczekiwanej wykładnika Hursta dla rozkładu normalnego szeregi utworzone na podstawie walorów Elektimu, Optimusa i Próchnika w badanym okresie potencjalnie mogą charakteryzować się fraktalnymi właściwościami, zidentyfikowanymi za pomocą analizy przeskalowanego zakresu, oraz oszacowaną odpowiednią wartością wykładnika samopodobieństwa (rys. 2).

Szeregi czasowe utworzone na podstawie trzech z spośród trzynastu składających się na próbę spółek skłonić mogą do dalszych badań nad występowaniem chaotycznych właściwości. W pięciu przypadkach, analizując oszacowane wartości wykładników H i S , stwierdzić można występowanie cech bardziej odpowiednich błędzeniu przypadkowemu w badanych szeregach. Dla niektórych walorów (np. Irena) wykładnik samopodobieństwa istotnie różni się od wartości wykładnika Hursta, które w teorii powinny równe. Przy H wyższym od wartości oczekiwanej wykładnika Hursta rozkładu normalnego różnice wykładnika Hursta i wykładnika samopodobieństwa mogą budzić podejrzenia braku podstaw kwalifikacji szeregów do grona fraktalnych układów o chaotycznych własnościach.

Finansowe szeregi czasowe utworzone na podstawie polskiego rynku akcji składają się z małej liczby danych. Krótki okres funkcjonowania polskiej Giełdy Papierów Wartościowych w Warszawie uniemożliwia jednoznaczne zidentyfikowanie chaotycznych właściwości za pomocą analizy R/S . Z trzynastu spółek tylko kilka można zakwalifikować do szeregów cechujących się długoterminową pamięcią. Niektóre oszacowane wartości i sygnały potwierdzają występowanie chaotycznych



Rys. 2. A) Wykładnik Hursta dziennych i tygodniowych stóp zwrotu walorów składających się na próbę (3 października 1994–20 stycznia 2006)

B) Wartości wykładnika samopodobieństwa dla badanych szeregów akcji (3 października 1994–20 stycznia 2006)

Źródło: opracowanie własne.

struktur, lecz inne temu zaprzeczają. Wyniki badań zależą od długości analizowanych szeregów czasowych i ich rozpiętości w czasie. Wymóg dużej liczby obserwacji ograniczył badanie T -okresowych stóp zwrotów do $T = 7$, a być może rozpatrzenie miesięcznych stóp zwrotu pozwoliłoby jednoznacznie wnioskować o istnieniu bądź nieistnieniu chaotycznych właściwości giełdy i identyfikacji fraktalnych szeregów czasowych. Analiza statystycznego samopodobieństwa obu indeksów giełdowych nie potwierdza badania z wykorzystaniem analizy przeskalowanego zakresu. Wyniki nie dostarczają wystarczających argumentów pozwalających jed-

noznacznie zidentyfikować fraktalne właściwości badanych szeregów czasowych WIG i WIG20. Wyniki analizy R/S świadczyć mogą o występowaniu długoterminowej pamięci szeregów WIG i WIG20, jednakże brak potwierdzenia statystycznego samopodobieństwa może negować uznanie tych szeregów za przykłady fraktalnych struktur.

Zaprezentowane wyniki nie muszą negować i zupełnie wykluczać występowanie na polskim rynku akcji chaosu deterministycznego. Brak jednoznacznych odpowiedzi na postawione pytania o własności fraktalne szeregów wynikać może z powodów związanych z brakiem licznych szeregów wymaganych przy stosowaniu analizy R/S . Na przykładzie polskiego rynku akcji wyraźnie zaznacza się różnica między badaniem możliwości zastosowań chaosu deterministycznego w naukach ścisłych i w ekonomii będącej zbiorem wielu nurtów i dyscyplin nauki. Finansowe szeregi czasowe, utworzone na podstawie kursów akcji Giełdy Papierów Wartościowych w Warszawie, cechują się małą liczbą danych pochodzących z niezbyt długiego okresu. Wykazanie długoterminowej pamięci szeregów w ujęciu statystycznym wymaga zgromadzenia bardzo dużej liczby obserwacji pochodzących z przestrzeni wielu lat. Przeprowadzona analiza przeskalowanego zakresu dla szeregów utworzonych z minutowych obserwacji może nie wykazać szukanych własności statystycznych, pomimo wielokrotnie większej liczebności danych niż dla szeregów złożonych z dziennych, tygodniowych czy miesięcznych obserwacji.

Wyniki ukazują trudność w jednoznacznym dowodzeniu występowania fraktalnych właściwości systemu, jakim jest rynek akcji. Próby opisywania całego rynku nieliniowymi prawami dynamiki na obecnym poziomie wiedzy i etapie badań mogą okazać się co najmniej dyskusyjne. Jednakże rezultaty kolejnych prac badawczych mogą dostarczyć bardziej przejrzystych i mniej dyskusyjnych argumentów, pozwalających ukazać rynek jako nieliniowy system o chaotycznych właściwościach, który do opisu wymaga modyfikacji już istniejących koncepcji bądź stworzenia nowych rozwiązań. W ramach otrzymanych rezultatów zauważyć można trudności w identyfikacji właściwości fraktalnych metodą analizy przeskalowanego zakresu. Niewykluczone, że kolejne prace nad nowymi metodami z zakresu teorii chaosu pozwolą wkrótce jednoznacznie wykazać bądź odrzucić hipotezy o występowaniu chaotycznych właściwości w gospodarczych systemach, w tym rynku akcji.

Literatura

- Deboeck Gudio J. (red.), *Trading on the Edge: Natural, Genetic and Fuzzy System for Chaotic Financial Markets*, John Wiley&Sons, Inc., New York 1994.
- Jajuga K. (red.), *Metody ekonometryczne i statystyczne w analizie rynku kapitałowego*, AE, Wrocław 2000.
- Jajuga K., Papla D., *Teoria chaosu w analizie finansowych szeregów czasowych – aspekty teoretyczne i badania empiryczne, Dynamiczne modele ekonometryczne*, V Ogólnopolskie Seminarium Naukowe, materiały konferencyjne, Toruń 1997.

- Kudrewicz J., *Fraktale i chaos*, Wydawnictwo Naukowo-Techniczne, Warszawa 1993.
- Kwiatkowski J., Orzeszko W., *Identyfikacja chaosu deterministycznego w polskich szeregach czasowych, Dynamiczne modele ekonometryczne*, VII Ogólnopolskie Seminarium Naukowe, materiały konferencyjne, Toruń 2001.
- Pertgen H.O., Jurgens H., Soupe D., *Fraktale. Granice chaosu*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa 2002.
- Peters E.E., *Teoria chaosu a rynki kapitałowe*, WIG-Press, Warszawa 1997.
- Siemieniuk N., *Fraktalne właściwości polskiego rynku kapitałowego*, Wydawnictwo Uniwersytetu w Białymstoku, Białystok 2001.
- Weron A., Weron R., *Inżynieria finansowa*, Wydawnictwo Naukowo-Techniczne, Warszawa 1998.
- Zawadzki H., *Chaotyczne systemy dynamiczne: elementy teorii i wybrane przykłady ekonomiczne*, AE, Katowice 1996.
- Zwolankowska M., *Fraktalna geometria polskiego rynku akcji*, rozprawa doktorska, Wydawnictwo Naukowe Uniwersytetu Szczecińskiego, Szczecin 2001.

ANALYSIS OF FRACTAL PROPERTIES ON POLISH SHARE MARKET

Summary

This report is the attempt of the verification of a long-term memory of series consisting of logarithmic rate of return expanded by the research of the statistical similarity of time series on the Polish share market. It also tries to answer the questions connected with reasons of receiving dubious and ambiguous results. Showing the existence of real fractals would require the modification of currently accepted hypotheses, with the hypothesis of the effective market at the top of it, and would justify the use of opportunities, coming from the chaos theory in financial analyses.

Data taken from the financial portal Money.pl come from the Stock Exchange and cover the period from October 3, 1994 (the beginning of a five-day session in a week) to January 20, 2006. The research attempt consists of the series made of 13 securities (marked on October 3, 1994) and 2 indexes.

The research tries to estimate the Hurst coefficient (rescaled range analysis described by E. Peters) as well as the coefficient of statistical similarity (suggested by M. Zwolankowska).

Looking at the Polish share market one can clearly see the difference between the research of opportunities of the use of deterministic chaos in exact sciences, and economy which is a set of many currents and disciplines of science. The short period of functioning of the Polish Stock Exchange in Warsaw causes a lot of problems connected with the explicit identifying of fractal properties of financial series. Some estimated actual values and signals may prove the potential existence of fractal properties, but others contradict it.