

PRACE NAUKOWE

Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu

RESEARCH PAPERS

of Wrocław University of Economics

278

Taksonomia 20

Klasyfikacja i analiza danych – teoria i zastosowania



Redaktorzy naukowi

Krzysztof Jajuga

Marek Walesiak



Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu
Wrocław 2013

Redaktor Wydawnictwa: Aleksandra Śliwka

Redaktor techniczny: Barbara Łopusiewicz

Korektor: Barbara Cibis

Łamanie: Małgorzata Czupryńska

Projekt okładki: Beata Dębska

Publikacja jest dostępna w Internecie na stronach:

www.ibuk.pl, www.ebscohost.com,

The Central and Eastern European Online Library www.ceeol.com,

a także w adnotowanej bibliografii zagadnień ekonomicznych BazEkon

http://kangur.uek.krakow.pl/bazy_ae/bazekon/nowy/index.php

Informacje o naborze artykułów i zasadach recenzowania znajdują się

na stronie internetowej Wydawnictwa

www.wydawnictwo.ue.wroc.pl

Tytuł dofinansowany ze środków Narodowego Banku Polskiego

oraz ze środków Sekcji Klasyfikacji i Analizy danych PTS

Kopiowanie i powielanie w jakiegokolwiek formie

wymaga pisemnej zgody Wydawcy

© Copyright by Uniwersytet Ekonomiczny we Wrocławiu

Wrocław 2013

ISSN 1899-3192 (Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu)

ISSN 1505-9332 (Taksonomia)

Wersja pierwotna: publikacja drukowana

Druk: Drukarnia TOTEM

Spis treści

Wstęp	9
Józef Pocięcha: Wskaźniki finansowe a klasyfikacyjne modele predykcji upadłości firm	15
Eugeniusz Gatnar: Analiza miar adekwatności rezerw walutowych	23
Marek Walesiak: Zagadnienie doboru liczby klas w klasyfikacji spektralnej	33
Joanicjusz Nazarko, Joanna Ejdyś, Anna Kononiuk, Anna M. Olszewska: Analiza strukturalna jako metoda klasyfikacji danych w badaniach foresight	44
Andrzej Bąk: Metody porządkowania liniowego w polskiej taksonomii – pakiet <code>pllord</code>	54
Aleksandra Łuczak, Feliks Wysocki: Zastosowanie mediany przestrzennej Webera i metody TOPSIS w ujęciu pozycyjnym do konstrukcji syntetycznego miernika poziomu życia	63
Ewa Roszkowska: Zastosowanie rozmytej metody TOPSIS do oceny ofert negocjacyjnych	74
Jacek Batóg: Analiza wrażliwości metody ELECTRE III na obserwacje nietypowe i zmianę wartości progowych	85
Jerzy Korzeniewski: Modyfikacja metody HINoV selekcji zmiennych w analizie skupień	93
Małgorzata Markowska, Danuta Strahl: Wykorzystanie referencyjnego systemu granicznego do klasyfikacji europejskiej przestrzeni regionalnej ze względu na filar inteligentnego rozwoju – kreatywne regiony	101
Elżbieta Sobczak: Inteligentne struktury pracujących a efekty strukturalne zmian zatrudnienia w państwach Unii Europejskiej.....	111
Elżbieta Gołata, Grażyna Dehnel: Rozbieżności szacunków NSP 2011 i BAEL.....	120
Iwona Foryś: Wykorzystanie analizy historii zdarzeń do badania powtórnego sprzedaży na lokalnym rynku mieszkaniowym	131
Hanna Dudek, Joanna Landmesser: Wpływ relatywnej deprivacji na subiektywne postrzeganie dochodów.....	142
Grażyna Łaska: Syntaksonomia numeryczna w klasyfikacji, identyfikacji i analizie przemian zbiorowisk roślinnych	151
Magdalena Osińska, Marcin Faldziński, Tomasz Zdanowicz: Analiza zależności między procesami fundamentalnymi a rynkiem kapitałowym w Chinach	161

Andrzej Bąk, Tomasz Bartłomowicz: Mikroekonometryczne modele wielomianowe i ich zastosowanie w analizie preferencji z wykorzystaniem programu R	169
Andrzej Dudek, Bartosz Kwaśniewski: Przetwarzanie równoległe algorytmów analizy skupień w technologii CUDA	180
Michał Trzęsiok: Wycena rynkowej wartości nieruchomości z wykorzystaniem wybranych metod wielowymiarowej analizy statystycznej	188
Joanna Trzęsiok: Wybrane symulacyjne techniki porównywania nieparametrycznych metod regresji.....	197
Artur Mikulec: Kryterium Mojeny i Wisharta w analizie skupień – przypadek skupień o różnych macierzach kowariancji	206
Artur Zaborski: Analiza <i>unfolding</i> z wykorzystaniem modelu grawitacji	216
Justyna Wilk: Identyfikacja obszarów problemowych i wzrostowych w województwie dolnośląskim w zakresie kapitału ludzkiego	225
Karolina Bartos: Analiza ryzyka odejścia studenta z uczelni po uzyskaniu dyplomu licencjata – zastosowanie sieci MLP	236
Ewa Genge: Segmentacja uczestników Industriady z wykorzystaniem analizy klas ukrytych	246
Izabela Kurzawa: Wielomianowy model logitowy jako narzędzie identyfikacji czynników wpływających na sytuację mieszkaniową polskich gospodarstw domowych	254
Marek Lubicz, Maciej Zięba, Konrad Pawelczyk, Adam Rzechonek, Jerzy Kołodziej: Modele eksploracji danych niezbilansowanych – procedury klasyfikacji dla zadania analizy ryzyka operacyjnego.....	262
Aleksandra Łuczak: Zastosowanie rozmytej hierarchicznej analizy w tworzeniu strategii rozwoju jednostek administracyjnych	271
Marcin Pelka: Rozmyta klasyfikacja spektralna <i>c</i> -średnich dla danych symbolicznych interwałowych.....	282
Małgorzata Machowska-Szewczyk: Klasyfikacja obiektów reprezentowanych przez różnego rodzaju cechy symboliczne	290
Ewa Chodakowska: Indeks Malmquista w klasyfikacji podmiotów gospodarczych według zmian ich względnej produktywności działania	300
Beata Bieszk-Stolorz, Iwona Markowicz: Wykorzystanie modeli proporcjonalnego i nieproporcjonalnego hazardu Coxa do badania szansy podjęcia pracy w zależności od rodzaju bezrobocia	311
Marcin Salamaga: Weryfikacja teorii poziomego rozwoju gospodarczego J.H. Dunninga w ujęciu sektorowym w wybranych krajach Unii Europejskiej	321
Justyna Wilk, Michał Bernard Pietrzak, Stanisław Matusik: Sytuacja społeczno-gospodarcza jako determinanta migracji wewnętrznych w Polsce.	330
Hanna Gruchociak: Delimitacja lokalnych rynków pracy w Polsce na podstawie danych z badania przepływów ludności związanych z zatrudnieniem	343

Radosław Pietrzyk: Efektywność inwestycji polskich funduszy inwestycyjnych z tytułu doboru papierów wartościowych i umiejętności wykorzystania trendów rynkowych	351
Sabina Denkowska: Procedury testowań wielokrotnych	362

Summaries

Józef Pocięcha: Financial ratios and classification models of bankruptcy prediction	22
Eugeniusz Gatnar: Analysis of FX reserve adequacy measures	32
Marek Walesiak: Automatic determination of the number of clusters using spectral clustering	43
Joanicjusz Nazarko, Joanna Ejdys, Anna Kononiuk, Anna M. Olszewska: Structural analysis as a method of data classification in foresight research	53
Andrzej Bąk: Linear ordering methods in Polish taxonomy – pllord package	62
Aleksandra Łuczak, Feliks Wysocki: The application of spatial median of Weber and the method TOPSIS in positional formulation for the construction of synthetic measure of standard of living	73
Ewa Roszkowska: Application of the fuzzy TOPSIS method to the estimation of negotiation offers.....	84
Jacek Batóg: Sensitivity analysis of ELECTRE III method for outliers and change of thresholds	92
Jerzy Korzeniewski: Modification of the HINoV method of selecting variables in cluster analysis	100
Małgorzata Markowska, Danuta Strahl: Implementation of reference limit system for the European regional space classification regarding smart growth pillar – creative regions	110
Elżbieta Sobczak: Smart workforce structures versus structural effects of employment changes in the European Union countries	119
Elżbieta Gołata, Grażyna Dehnel: Divergence in National Census 2011 and LFS estimates.....	130
Iwona Foryś: Event history analysis in the resale study on the local housing market	141
Hanna Dudek, Joanna Landmesser: Impact of the relative deprivation on subjective income satisfaction	150
Grażyna Łaska: Numerical syntaxonomy in classification, identification and analysis of changes of secondary communities	160
Magdalena Osińska, Marcin Faldziński, Tomasz Zdanowicz: Analysis of relations between fundamental processes and capital market in China.....	166
Andrzej Bąk, Tomasz Bartłomowicz: Microeconomic polynomial models and their application in the analysis of preferences using R program.....	179

Andrzej Dudek, Bartosz Kwaśniewski: Parallel processing of clustering algorithms in CUDA technology	187
Michał Trzęsiok: Real estate market value estimation based on multivariate statistical analysis	196
Joanna Trzęsiok: On some simulative procedures for comparing nonparametric methods of regression.....	205
Artur Mikulec: Mojena and Wishart criterion in cluster analysis – the case of clusters with different covariance matrices	215
Artur Zaborski: Unfolding analysis by using gravity model	224
Justyna Wilk: Determination of problem and growth areas in Dolnośląskie Voivodship as regards human capital.....	235
Karolina Bartos: Risk analysis of bachelor students' university abandonment – the use of MLP networks	245
Ewa Genge: Clustering of industrial holiday participants with the use of latent class analysis.....	253
Izabela Kurzawa: Multinomial logit model as a tool to identify the factors affecting the housing situation of Polish households.....	261
Marek Lubicz, Maciej Zięba, Konrad Pawelczyk, Adam Rzechonek, Jerzy Kołodziej: Modelling class imbalance problems: comparing classification approaches for surgical risk analysis	270
Aleksandra Łuczak: The application of fuzzy hierarchical analysis to the evaluation of validity of strategic factors in administrative districts.....	281
Marcin Pełka: A spectral fuzzy c-means clustering algorithm for interval-valued symbolic data	289
Małgorzata Machowska-Szewczyk: Clustering algorithms for mixed-feature symbolic objects	299
Ewa Chodakowska: Malmquist index in enterprises classification on the basis of relative productivity changes	310
Beata Bieszk-Stolorz, Iwona Markowicz: Using proportional and non proportional Cox hazard models to research the chances for taking up a job according to the type of unemployment	320
Marcin Salamaga: Verification J.H. Dunning's theory of economic development by economic sectors in some EU countries	329
Justyna Wilk, Michał Bernard Pietrzak, Stanisław Matusik: Socio-economic situation as a determinant of internal migration in Poland	342
Hanna Gruchociak: Delimitation of local labor markets in Poland on the basis of the employment-related population flows research.....	350
Radosław Pietrzyk: Selectivity and timing in Polish mutual funds performance measurement	361
Sabina Denkowska: Multiple testing procedures.....	369

Radosław Pietrzyk

Uniwersytet Ekonomiczny we Wrocławiu

EFEKTYWNOŚĆ INWESTYCJI POLSKICH FUNDUSZY INWESTYCYJNYCH Z TYTUŁU DOBORU PAPIERÓW WARTOŚCIOWYCH I UMIEJĘTNOŚCI WYKORZYSTANIA TRENDÓW RYNKOWYCH

Streszczenie: Celem artykułu jest analiza efektywności 8 polskich funduszy akcyjnych w latach 2000-2011. Model Bhattacharya-Pfleiderera jest wykorzystywany do oceny umiejętności zarządzających dotyczących doboru papierów wartościowych do portfela oraz wycucia trendów rynkowych. Szacowane parametry tych modeli są statystycznie istotne, a modele są dobrze dopasowane. Badania wykazują, że zarządzający funduszami nie mają umiejętności osiągnięcia wyższych stóp zwrotu z tytułu selekcji papierów wartościowych oraz wykorzystania trendów rynkowych. Można zaobserwować raczej negatywne zdolności zarządzających z tytułu prognozowania i wykorzystywania trendów rynkowych.

Słowa kluczowe: modele *market timing*, efektywność funduszy inwestycyjnych, wskaźnik selekcji.

1. Wstęp

Rynek funduszy inwestycyjnych w Polsce dynamicznie się rozwija. Aktywa całego rynku wyniosły na koniec 2010 r. ponad 116 mld złotych. Jak wynika z raportu *Rozwój systemu finansowego w Polsce w 2010 r.*, zainwestowało łącznie ponad 2,6 mln osób. Większość uczestników funduszy inwestycyjnych stanowią osoby fizyczne, które posiadają niemal 65% wartości aktywów netto tych podmiotów. Gospodarstwa domowe zainwestowały w jednostki uczestnictwa funduszy inwestycyjnych ok. 75,5 mld zł, a więc ok. 7,8% swoich oszczędności. Istotną częścią tego rynku są fundusze akcyjne, które w swojej strategii deklarują przeznaczanie większości swoich środków na inwestycje w akcje polskich spółek. W portfelach tych funduszy znalazło się na koniec 2010 r. ponad 26 mld zł, co stanowi ok. 22,4% aktywów netto wszystkich rodzajów funduszy. Inwestorzy, powierzając swoje oszczędności w ręce zarządzających portfelami w tych instytucjach finansowych, oczekują realizowania strategii dających stopy zwrotu wyższe, niż oferują strategię pasywne, godząc się

jednak na podwyższone ryzyko inwestycyjne. Istotnym zadaniem staje się zatem ocena efektywności inwestycji, a przede wszystkim ocena umiejętności zarządzających portfelami w poszczególnych instytucjach finansowych.

Celem artykułu jest zbadanie zarządzających polskimi funduszami inwestycyjnymi pod kątem umiejętności wykorzystania zmian rynkowych i dostosowywania strategii inwestycyjnych do zmieniającej się sytuacji na rynku giełdowym oraz doboru papierów wartościowych do portfela.

2. Ocena wykorzystania zmian rynkowych oraz doboru papierów wartościowych

Ocena selekcji papierów wartościowych może być przeprowadzona poprzez zbadanie odstępstwa między zrealizowanymi stopami zwrotu a założonym modelem. Jest to różnica między zrealizowaną stopą zwrotu zarządzanego portfela a stopą zwrotu pasywnego portfela o tym samym ryzyku. Takie rozwiązanie zaproponował Jensen [1968].

$$R_{pt} - R_{ft} = \alpha_p + \beta_p (R_{mt} - R_{ft}) + e_{pt}, \quad (1)$$

gdzie: α_p – miara umiejętności selekcji papierów wartościowych (miara selekcji),
 β_p – współczynnik beta portfela,
 R_{pt} – stopa zwrotu z portfela w okresie t ,
 R_{ft} – stopa zwrotu wolna od ryzyka w okresie t ,
 R_{mt} – stopa zwrotu z portfela rynkowego (benchmarku),
 e_{pt} – składnik losowy równania.

Podjęcie to nie pozwalało jednak na wyodrębnienie i ocenę umiejętności zarządzających z tytułu wykorzystania trendów rynkowych i dostosowywania strategii do zmieniającej się sytuacji na rynku. Taką możliwość dało dopiero stworzenie modeli *market timing*. Modele te oparte są na równaniu regresji, ale w odróżnieniu do modelu CAPM nie musi to być regresja liniowa. Jedną z najważniejszych różnic jest brak założenia o niezmiennym składzie portfela. Modele te zostały stworzone, aby oceniać zmiany strategii, więc również zmiany składu portfela.

Treynor i Mazuy [1966] zaproponowali uzupełnienie modelu o składnik podniesiony do kwadratu, aby zmierzyć umiejętność wykorzystania ruchów rynkowych. Uzasadniali to przekonaniem, że jeżeli zarządzający portfelem potrafią przewidzieć zmiany sytuacji na rynku, będą odpowiednio regulować udział aktywów ryzykownych w portfelu. W przypadku przewidywania wzrostu kursów będą zwiększać udział portfela rynkowego (wzorcowego), a w przypadku przewidywania spadków będą starali się ograniczać ryzyko. Z tego też powodu funkcja stopy zwrotu portfela przyjmie postać nieliniowej zależności od stopy zwrotu portfela rynkowego:

$$R_{pt} - R_{ft} = \alpha_p + \beta_p (R_{mt} - R_{ft}) + \gamma_p (R_{mt} - R_{ft})^2 + e_{pt}. \quad (2)$$

Współczynnik γ określimy zatem wskaźnikiem wycucia rynku (*market timing coefficient*), a jego dodatnia wartość oznaczać będzie dodatkowe korzyści z tytułu wykorzystania ruchów rynkowych przez zarządzających portfelem.

Podobne prace prowadził między innymi Jensen [1972], który przedstawił model uwzględniający miary efektywności z tytułu doboru papierów wartościowych oraz wykorzystania ruchów rynkowych. Miara oceniająca *market timing* uwzględniała prognozę odchylenia od przewidywanej stopy zwrotu z portfela rynkowego, która w założeniu była wspólna dla całego rynku. Pokazał, że dodatkowe zdolności z tytułu wykorzystania ruchów rynkowych mogą być zmierzone za pomocą współczynnika korelacji między przewidywaniami zarządzających co do kształtowania się stóp zwrotu a zrealizowanymi stopami zwrotu, przy założeniu rozkładu normalnego stóp zwrotu. Dodatkowo Jensen wskazał, że przy takich założeniach nie można oddzielić umiejętności zarządzających związanych z doбором papierów wartościowych i wykorzystaniem trendów rynkowych, chyba że dla każdego analizowanego okresu znane byłyby prognozy zarządzających oraz spodziewane przez rynek stopy zwrotu z portfela rynkowego. Model zaproponowany przez Jensena stał się podstawą do koncepcji przedstawionej przez Bhattacharya i Pfleiderera [1983], którzy w swojej pracy zaproponowali wykorzystanie regresji do określenia wskaźników selekcji i *market timing*. Założyli oni, że zarządzający portfelem korygują swoje prognozy stopy zwrotu, w przeciwieństwie do założenia Jensena, w celu zminimalizowania wariancji błędu prognozy. Bhattacharya i Pfleiderer pokazali, że jest możliwa estymacja wskaźników określających umiejętności zarządzających z tytułu doboru papierów wartościowych oraz wykorzystania ruchów rynkowych bez znajomości oczekiwanej przez rynek stopy zwrotu ($E(R_m - R_f)$). Stopa ta będzie za to jednym z wyników przeprowadzonej procedury estymacji.

Model zaproponowany przez Bhattacharya i Pfleiderera przyjął zatem postać:

$$R_{pt} - R_{ft} = \alpha_p + \theta E(R_m - R_f)(1 - \psi)(R_{mt} - R_{ft}) + \theta \psi (R_{mt} - R_{ft})^2 + \theta \psi \varepsilon_t (R_{mt} - R_{ft}) + u_{pt}, \quad (3)$$

gdzie: α_p – wskaźnik selekcji,

θ – miara badająca reakcję zarządzających na informacje, to znaczy odchylenie ryzyka od docelowego ryzyka zależne od optymalnej prognozy stopy zwrotu portfela rynkowego,

ψ – współczynnik korelacji między prognozą zarządzającego a stopą zwrotu na rynku,

ε_t – błąd prognozy zarządzającego.

Model regresji kwadratowej pozwala zatem na określenie umiejętności zarządzających z tytułu doboru papierów wartościowych (wskaźnik selekcji). Dodatkowo zaburzenia modelu mają dwa składniki:

$$\varpi_t = \theta\psi\varepsilon_t(R_{mt} - R_{ft}) + u_{pt}, \quad (4)$$

które potrzebne są do określenia umiejętności wykorzystania ruchów rynkowych przez zarządzających. Aby tego dokonać, można rozwiązać równanie regresji postaci:

$$(\varpi_t)^2 = \theta^2\psi^2(\sigma_\varepsilon)^2(R_{mt} - R_{ft})^2 + \zeta_t, \quad (5)$$

gdzie

$$\zeta_t = \theta^2\psi^2\left((\varepsilon_t)^2 - (\sigma_\varepsilon)^2\right)(R_{mt} - R_{ft})^2 + (u_{pt})^2 + 2\theta\psi(R_{mt} - R_{ft})\varepsilon_t u_{pt}. \quad (6)$$

Ponieważ zarówno ε_t , jak i u_{pt} są niezależne od $(R_{mt} - R_{ft})$, ζ_t nie jest skorelowany z $(R_{mt} - R_{ft})$. Rozwiązanie równania regresji pozwala na oszacowanie zgodnego estymatora $\theta^2\psi^2(\sigma_\varepsilon)^2$. Wykorzystanie zgodnego estymatora $\theta^2\psi^2$ z równania (3) pozwala na uzyskanie wartości $(\sigma_t)^2$. To z kolei wraz z informacją o wariancji nadwyżkowej stopy zwrotu portfela rynkowego $(\sigma_M)^2$ pozwala na estymację parametru ψ , którego wartość wynosi $\psi = (\sigma_M)^2 / [(\sigma_M)^2 + (\sigma_\varepsilon)^2] = \rho^2$, gdzie ρ jest współczynnikiem korelacji między prognozą zarządzającego funduszem a nadwyżkową stopą zwrotu portfela rynkowego. Współczynnik korelacji mierzy zatem jakość informacji pozwalających na wykorzystywanie ruchów rynkowych. Znajomość oszacowania parametru ψ pozwala na poznanie wartości parametru θ . To z kolei pozwala na estymację $E(R_m - R_f)$. Znając zgodny estymator $\theta(1-\psi)E(R_m - R_f)$ oraz wartości ψ i θ , możemy wprost obliczyć wartość oczekiwanej nadwyżkowej stopy zwrotu portfela rynkowego $E(R_m - R_f)$. Model przedstawiony przez Bhattacharya i Pflleiderera jest udoskonaleniem wcześniejszego modelu Treynora i Mazuya. Koncentruje się on na współczynniku stojącym przy kwadracie nadwyżkowej stopy zwrotu z portfela rynkowego i wskazuje go jako współczynnik opisujący umiejętności zarządzających z tytułu wykorzystania ruchów rynkowych. Jest on jednak pierwszym modelem analizującym składnik losowy do zidentyfikowania umiejętności prognozowania sytuacji na rynku przez zarządzających portfelami.

Coggin, Fabozzi i Rahman [1993] wskazali na konieczność korekty heteroskedastyczności w procedurze szacowania parametrów równania regresji w modelu zarówno Treynora-Mazuya, jak i Bhattacharya-Pfleiderera. Wskazali, że składnik losowy będzie wykazywał warunkową heteroskedastyczność z powodu podejmowanych przez zarządzających prób wykorzystywania ruchów rynkowych, nawet jeżeli uznamy, że stopy zwrotu akcji są zmiennymi losowymi o identycznych i niezależnych rozkładach. W modelu Bhattacharya i Pflleiderera procedura estymacji para-

metrów nie generowała najbardziej efektywnych estymatorów w przypadku, jeżeli współczynniki odpowiedzialne za zakłócenia modeli w równaniach (3) oraz (5) są heteroskedastyczne. Coggin, Fabozzi i Rahman zastosowali zatem uogólnioną metodę najmniejszych kwadratów, która koryguje heteroskedastyczność, dając bardziej efektywne estymatory. Kolejną słabością modeli Treynora i Mazuya oraz Bhattacharya i Pflleiderera jest ignorowanie przez modele negatywnych lub niewielkich umiejętności wykorzystania ruchów rynkowych. Coggin, Fabozzi i Rahman zmodyfikowali model, dopuszczając możliwość negatywnych umiejętności wykorzystania ruchów rynkowych. Oznaczałoby to, że zgodnie z modelem Treynora-Mazuya zarządzający zmniejszają udział portfela rynkowego w swoim portfelu w przypadku wzrostów na rynku. W przypadku rozpatrywania modelu Bhattacharya i Pflleiderera wskazywałoby to na ujemną wartość współczynnika korelacji między współczynnikiem beta zarządzającego a stopą zwrotu na rynku. Takie wyniki oznaczałyby, że zarządzający nieprawidłowo prognozują przyszłe zmiany cen na rynkach. Propozycja Coggina, Fabozziego i Rahmana pozwala na bardziej realistyczną interpretację przedstawionych modeli. Ujemna wartość parametru γ w modelu Treynora-Mazuya oznacza zatem negatywne zdolności zarządzających przewidywania i wykorzystywania ruchów rynkowych. Podobnie w modelu Bhattacharya-Pfleiderera znak współczynnika stojący przy $(R_m - R_f)^2$ będzie określał, czy zarządzający poprawnie wykorzystują ruchy na rynku. Dodatkowo jeżeli oszacowana wartość tego współczynnika będzie ujemna, to wyznacza ona ujemną wartość współczynnika korelacji w równaniu (3). Inne rozwiązanie przedstawili Henriksson i Merton [1981], którzy zaproponowali model oparty na dwóch równaniach regresji, oraz Connor i Korajczyk [1991], którzy dodatkowo rozszerzyli ten model, uwzględniając możliwość uwzględnienia niesymetrycznych instrumentów w portfelu.

3. Badania empiryczne

Badania efektywności zarządzania funduszami inwestycyjnymi na rynku polskim z tytułu umiejętności wykorzystywania ruchów rynkowych przez menedżerów oraz selekcji papierów wartościowych dokonano na przykładzie ośmiu otwartych funduszy lub subfunduszy inwestycyjnych, które działają co najmniej od 1 stycznia 2000 r. Taki wybór pozwolił na przeprowadzenie badań w długim okresie. Zmniejsza to prawdopodobieństwo pojedynczych ponadprzeciętnych stóp zwrotu funduszy i ich wpływu na całą próbę badawczą. Do badań wybrane zostały fundusze, które większość swoich środków lokują w ryzykowne instrumenty finansowe, głównie akcje. Przyjęto, że fundusze muszą również posiadać benchmark, w którym ponad 80% stanowi jeden z indeksów giełdowych akcji polskich. Wybrane fundusze w składzie swoich benchmarków mają dwa najważniejsze indeksy Giełdy Papierów Wartościowych w Warszawie: Warszawski Indeks Giełdowy (WIG) oraz Warszawski Indeks Giełdowy Dużych Spółek (WIG20). Reszta składu benchmarku jest uzupełniona stopą WIBID. W większości funduszy benchmarki są dodatkowo korygowane o pro-

centową opłatę od zarządzanych aktywów. W przypadku sześciu funduszy benchmark oparty jest na indeksie WIG, a w przypadku dwóch na indeksie WIG20. Taki wybór funduszy podyktowany był również potrzebą porównania wyników z wcześniejszymi badaniami prowadzonymi między innymi w pracy Pietrzyka [2012]. Szczegółowe dane dotyczące wybranych funduszy oraz ich portfeli wzorcowych prezentuje tab. 1.

Tabela 1. Fundusze inwestycyjne i ich benchmarki

Fundusz	Benchmark	Fundusz	Benchmark
Skarbiec Akcja	90% WIG20, 10% WIBID 3M	Subfundusz Pioneer Akcji Polskich	100% WIG
UniKorona Akcje	100% WIG	Subfundusz PZU Akcji KRAKOWIAK	90% WIG20, 10% WIBID 3M x (1–stopa rezerwy obowiązkowej)
Arka BZ WBK Akcji FIO	100% WIG	PKO AKCJI	85% WIG, 15% WIBID O/N
BPH Subfundusz Akcji	95% WIG, 5% WIBID 3M	ING Subfundusz Akcji	90% WIG, 10% WIBID 6M

Źródło: opracowanie własne, stan na dzień 30 sierpnia 2011 r.

Problemem wydaje się zmiana w ciągu ponad 11 lat portfeli wzorcowych, do których odnosili się zarządzający. Zaznaczyć należy jednak, że przez cały badany okres fundusze te inwestowały przeważającą część swoich aktywów w polskie akcje. Zmiany strategii w tym okresie nie oznaczały jednak całkowitej zmiany strategicznej alokacji aktywów, a były jedynie korektą celów inwestycyjnych. Ze względu na skład benchmarków poszczególnych funduszy przyjęto, że wszystkie badania zostaną przeprowadzone w odniesieniu do dwóch najważniejszych indeksów giełdowych WIG i WIG20. Podjęte badania obejmują okres od 1 stycznia 2000 r. do 30 sierpnia 2011 r. i obejmują stopy zwrotu wybranych funduszy inwestycyjnych z tego okresu w ujęciu tygodniowym oraz miesięcznym (odpowiednio 5 i 20 dni giełdowych). Stopy zwrotu zostały policzone jako stopy logarytmiczne, a za stopę wolną od ryzyka przyjęto poziom jednorocznej stopy WIBOR w poszczególnych dniach giełdowych. Analiza stóp zwrotu za podany okres wskazuje, że wszystkie fundusze osiągnęły dodatnią stopę zwrotu. Siedem z ośmiu analizowanych funduszy osiągnęło w tym czasie stopę zwrotu większą niż indeks największych spółek, ale tylko jeden (UniKorona) stopę zwrotu wyższą niż indeks WIG20. Stopa zwrotu tego funduszu wyniosła 94,22% wobec 86,11% indeksu WIG. Jeden z analizowanych funduszy (Pioneer) w badanym okresie uzyskał stopę zwrotu wyraźnie niższą od obu indeksów giełdowych (12,43%), pomimo że portfelem wzorcowym jest dla niego indeks WIG. Tabela 2 pokazuje również, że oba z funduszy kierujące się w swojej

strategii indeksem WIG20 (PZU, Skarbiec) osiągnęły w tym czasie wyższe stopy zwrotu niż indeks.

Tabela 2. Stopy zwrotu funduszy inwestycyjnych i indeksów giełdowych w okresie 1.01.2000-30.08.2011

Fundusz/Indeks	Stopa zwrotu	Fundusz/Indeks	Stopa zwrotu
UniKorona Akcje	94,224%	ING Subfundusz Akcji	60,686%
WIG	86,108%	Subfundusz PZU Akcji KRAKOWIAK	56,932%
Arka BZ WBK Akcji FIO	83,833%	PKO AKCJI	34,731%
Skarbiec Akcja	81,923%	WIG20	29,973%
BPH Subfundusz Akcji	71,660%	Subfundusz Pioneer Akcji Polskich	12,433%

Źródło: opracowanie własne.

Badania umiejętności zarządzających z tytułu wykorzystywania trendów rynkowych oraz umiejętności selekcji papierów wartościowych przeprowadzono z wykorzystaniem modelu Bhattacharya-Pfleiderera z modyfikacjami Coggina, Fabozziego i Rahmana. W celu estymacji parametrów równania regresji wykorzystano uogólnioną metodę najmniejszych kwadratów z korektą heteroskedastyczności.

Model Bhattacharya-Pfleiderera okazał się dobrze dopasowany do danych historycznych. Współczynnik determinacji R^2 dla tygodniowych stóp zwrotu i indeksu WIG ukształtował się w przedziale od 0,722 (Skarbiec) do 0,890 (ING). Tabela 3 prezentuje wyniki estymacji parametrów tego modelu, a także podstawowe statystyki. Wartości statystyki F wskazują, że nie ma podstaw do odrzucenia hipotezy, że parametry równania są statystycznie nieistotne, a więc co najmniej jeden z parametrów modelu jest istotny.

W przypadku porównania stóp zwrotu do indeksu WIG20 współczynnik determinacji dla wszystkich funduszy ukształtował się na poziomie od 0,672 (PKO) do 0,835 (ING). Również w tym przypadku można uznać, że nie ma podstaw do odrzucenia hipotezy o istotności co najmniej jednego z parametrów równania. Jak pokazuje tab. 3, wartości statystyk F wskazują, że parametry modelu są statystycznie istotne, p -value jest niższe od standardowych poziomów istotności. Uzyskane wyniki dla tygodniowych stóp zwrotu wskazują, że zarządzający nie uzyskują dodatkowej stopy zwrotu z tytułu umiejętności doboru papierów wartościowych do portfela. W przypadku indeksu WIG wartość parametru selekcji dla siedmiu funduszy na standardowych poziomach istotności (p -value < 0,1) jest nieistotnie różna od zera. Jedynie w przypadku funduszu Pioneer można zaobserwować wartość parametru istotnie różną od zera. Jest jednak ona ujemna, co może oznaczać, że zarządzający wykazuje raczej negatywne umiejętności doboru akcji do portfela. Jeżeli pod uwagę weźmiemy indeks WIG20, to uzyskane wyniki różnią się. Dla siedmiu funduszy wskaźnik selekcji jest statystycznie istotny, a także przyjmuje wartości większe od zera. Może to wskazywać na posiadanie przez zarządzających funduszami umie-

Tabela 3. Oszacowania parametrów modelu B–F dla tygodniowych stóp zwrotu i indeksu WIG i WIG20

Fundusz	Parametr	Wartość parametru (WIG)	Wartość parametru (WIG20)	Błąd stand. (WIG)	Błąd stand. (WIG20)	t-Student (WIG)	t-Student (WIG20)	p-value (WIG)	p-value (WIG20)	R ² (WIG)	R ² (WIG20)	Stat.F (WIG)	Stat. F (WIG20)
Skarbiec	α	0,0005	0,00154	0,00056	0,00062	0,9899	2,4661	0,322	0,01397	0,722	0,684	690,30	575,05
	$\theta(1-\psi)E(R_m - R_f)$	0,7509	0,62507	0,02049	0,01869	36,6496	33,4454	<0,00001	<0,00001				
	γq	-0,5443	-0,566073	0,41549	0,34089	-1,3100	-1,6606	0,19076	0,09739				
UniKorona	α	0,000893	0,00198	0,00057	0,00065	1,5673	3,0507	0,11764	0,00240	0,770	0,759	891,28	837,80
	$\theta(1-\psi)E(R_m - R_f)$	0,797021	0,670265	0,01906	0,01732	41,8090	38,6871	<0,00001	<0,00001				
	γq	-0,608234	-0,683321	0,37249	0,25023	-1,6329	-2,7307	0,10309	0,00653				
Arka	α	0,000954	0,00219	0,00061	0,00069	1,5766	3,1309	0,11547	0,00184	0,753	0,671	812,00	542,84
	$\theta(1-\psi)E(R_m - R_f)$	0,829225	0,681017	0,02065	0,02074	40,1597	32,8289	<0,00001	<0,00001				
	γq	-0,799921	-0,900187	0,38375	0,36315	-2,0845	-2,4788	0,03759	0,01349				
BPH	α	0,000370	0,00145	0,00039	0,00049	0,9312	2,9447	0,35216	0,00337	0,868	0,781	1754,6	947,53
	$\theta(1-\psi)E(R_m - R_f)$	0,801603	0,661181	0,01362	0,01519	58,8425	43,5172	<0,00001	<0,00001				
	γq	-0,505528	-0,548009	0,24859	0,28693	-2,0335	-1,9099	0,04250	0,05669				
Pioneer	α	-0,00102	0,00021	0,00044	0,00054	-2,2823	0,3916	0,02287	0,69549	0,868	0,799	1749,1	1057,9
	$\theta(1-\psi)E(R_m - R_f)$	0,928306	0,776023	0,01585	0,01691	58,5358	45,8674	<0,00001	<0,00001				
	γq	-0,147972	-0,33846	0,33244	0,30557	-0,4451	-1,1076	0,65642	0,26853				
PZU	α	3,86e-05	0,00101	0,00040	0,00048	0,0960	2,1114	0,92358	0,03520	0,842	0,768	1417,8	879,12
	$\theta(1-\psi)E(R_m - R_f)$	0,775962	0,654703	0,01490	0,01564	52,0481	41,8564	<0,00001	<0,00001				
	γq	-0,501024	-0,531214	0,28499	0,26969	-1,7580	-1,9697	0,07932	0,04939				
PKO	α	0,000316	0,00119	0,00044	0,00055	0,7231	2,1778	0,46992	0,02986	0,759	0,672	839,00	545,59
	$\theta(1-\psi)E(R_m - R_f)$	0,742199	0,620368	0,01858	0,01882	39,9317	32,9593	<0,00001	<0,00001				
	γq	-0,883255	-0,81692	0,33459	0,38728	-2,6397	-2,1094	0,00854	0,03538				
ING	α	-0,000245	0,00103	0,00039	0,00050	-0,6279	2,0683	0,53031	0,03910	0,890	0,835	2160,1	1342,6
	$\theta(1-\psi)E(R_m - R_f)$	0,872664	0,72783	0,01330	0,01404	65,5977	51,8181	<0,00001	<0,00001				
	γq	-0,177448	-0,41680	0,25642	0,25081	-0,6920	-1,6618	0,48923	0,09713				

Źródło: opracowanie własne.

jętności doboru papierów wartościowych do portfela. Inną przyczyną może być fakt, że indeks WIG20 nie jest indeksem typu dochodowego, a więc nie uwzględnia dodatkowych dochodów z tytułu dywidend i praw poboru, co jest uwzględniane w wartościach jednostek uczestnictwa otwartych funduszy inwestycyjnych. Wskaźnik wycucia trendów rynkowych przez zarządzających $\psi\theta$ we wszystkich przypadkach jest ujemny. Dla czterech funduszy na standardowych poziomach istotności nie można go jednak uznać za istotny (fundusze Skarbiec, Pioneer, UniKorona, ING). W przypadku pozostałych funduszy (Arka, BPH, PZU i PKO) ujemną wartość współczynnika należy uznać za statystycznie istotną. Jeżeli pod uwagę weźmiemy indeks WIG20, to również wszystkie mają ujemną wartość tego wskaźnika, a w siedmiu przypadkach parametr jest statystycznie istotny na standardowych poziomach istotności. Wyniki te wskazują, że zarządzający funduszami źle odczytują zmiany na rynku (w ujęciu tygodniowym). Nie potrafią ich prognozować lub reakcja na zmiany trendów jest spóźniona. Wykorzystując równanie (5), oszacowano również wartości parametrów ψ , θ , ρ . Parametr ρ , który jest współczynnikiem korelacji między prognozami zarządzających a stopami zwrotu na rynku, mierzy faktyczną jakość informacji posiadanych przez zarządzających. Wyniki, które zawiera tab. 5, wskazują na wysoką korelację między prognozami a zrealizowanymi stopami zwrotu (wartość współczynników korelacji powyżej 0,98). Jednak miara θ , która bada samą reakcję na posiadane informacji, jest ujemna dla wszystkich funduszy, co sugeruje, że zarządzający nie wykorzystują prawidłowo posiadanych informacji i prognoz.

Tabela 4. Oszacowania współczynników ψ , θ , ρ dla tygodniowych stóp zwrotu i indeksu WIG i WIG20

WIG	Skarbiec	UniKorona	Arka	BPH	Pioneer	PZU	PKO	ING
ψ	0,986839	0,980776	0,976439	0,978243	0,998849	0,981749	0,975603	0,989561
q	-0,55156	-0,62016	-0,81922	-0,51677	-0,14814	-0,51034	-0,90534	-0,17932
r	0,993397	0,990342	0,988149	0,989062	0,999424	0,990832	0,987726	0,994767
WIG20	Skarbiec	UniKorona	Arka	BPH	Pioneer	PZU	PKO	ING
ψ	0,964779	0,945403	0,971212	0,985057	0,992231	0,985555	0,975806	0,966893
q	-0,58674	-0,72278	-0,92687	-0,55632	-0,34111	-0,539	-0,83717	-0,43108
r	0,982231	0,972318	0,985501	0,9925	0,996108	0,992751	0,987829	0,983307

Źródło: opracowanie własne.

Podobne wyniki uzyskano w badaniach z indeksem WIG20 (tab. 5). Również w tym przypadku zauważyć można wysoką korelację między prognozami a zrealizowanymi stopami zwrotu. Jednak miara θ , która bada samą reakcję na posiadane informacji, jest ujemna dla wszystkich funduszy, co sugeruje, że zarządzający nie wykorzystują prawidłowo posiadanych informacji i prognoz.

4. Zakończenie

Badanie efektywności inwestycji funduszy inwestycyjnych jest istotnym zagadnieniem również o charakterze praktycznym. Otrzymane wyniki potwierdzają hipotezę, że zarządzający funduszami inwestycyjnymi nie osiągają ponadprzeciętnych wyników z tytułu przewidywania ruchów rynkowych oraz selekcji papierów w porównaniu ze strategią pasywną polegającą na zakupie papierów wartościowych wchodzących w skład indeksu WIG lub WIG20. Podobne wnioski można wyciągnąć z badań przeprowadzonych przy zastosowaniu innych modeli *market timing* (por. [Pietrzyk 2012]).

Jedynie wynik dotyczący wskaźnika selekcji może wskazywać, że część zarządzających potrafi wykorzystywać swoje umiejętności doboru papierów wartościowych do portfela. Wyniki takie uzyskano jednak tylko dla indeksu WIG20, który z racji tego, że jest indeksem cenowym, może zaburzać prawidłowe wnioskowanie.

Literatura

- Connor G., Korajczyk R.A., *The attributes, behavior and performance of U.S. mutual funds*, „Review of Quantitative Finance and Accounting” 1991, 1, s.2-26.
- Coggin T.D., Fabozzi F.J., Rahman S., *The investment performance of U.S. equity pension fund managers: an empirical investigation*, „The Journal of Finance” 1993, vol. XLVIII, no. 3, s. 1039-1055.
- Bhattacharya S., Pfleiderer P., *A note on performance evaluation*, Technical Report 714, 1983, Stanford University.
- Henriksson R.D., Merton R.C., *On market timing and investment performance. II statistical procedures for evaluating forecasting skills*, „Journal of Business” 1981, vol. 54, s. 513-533.
- Jensen M.C., *The performance of mutual funds in the period 1945-1964*, „Journal of Finance” 1968, 23, s. 389-416.
- Jensen M.C., *Optimal Utilization of Market Forecasts and the Evaluation of Investment Performance*, [w:] *Mathematical Methods in Investment and Finance*, red. G.P. Szego, K. Shell, North-Holland, Amsterdam 1972.
- Pietrzyk R., *Ocena efektywności inwestycji funduszy inwestycyjnych z tytułu doboru papierów wartościowych i umiejętności wykorzystania trendów rynkowych*, [w:] K. Jajuga, M. Walesiak (red.), *Klasyfikacja i analiza danych – teoria i zastosowania*, Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu, Taksonomia 17, Wydawnictwo UE, Wrocław 2012, s. 291-305.
- Rozwój systemu finansowego w Polsce w 2010 r.*, P. Sobolewski, D. Tymoczko (red.), NBP, Warszawa 2012.
- Treynor J.L., Mazuy K., *Can mutual funds outguess the market?*, „Harvard Business Review” 1966, no. 44, s. 131-136.

SELECTIVITY AND TIMING IN POLISH MUTUAL FUNDS PERFORMANCE MEASUREMENT

Summary: This study examines the performance of 8 Polish equity funds investing between 2000 and 2011. Bhattacharya–Pfleiderer model is used to assess the market timing and stock selection abilities of mutual fund managers. The estimated parameters of these models are statistically significant and the models are well fitted to data. However, it was impossible to find evidence of any selectivity and market timing ability within the selected funds. The negative coefficient of market timing designates timing skills to be poor.

Keywords: market timing models, mutual fund performance, selectivity, market timing.