

PRACE NAUKOWE

Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu

RESEARCH PAPERS

of Wrocław University of Economics

242

Taksonomia 19.

Klasyfikacja i analiza danych – teoria i zastosowania



Redaktorzy naukowi
Krzysztof Jajuga
Marek Walesiak



Wydawnictwo Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu
Wrocław 2012

Recenzenci: Eugeniusz Gatnar, Elżbieta Gołata, Tadeusz Kufel, Józef Pocięcha,
Mirosław Szreder, Feliks Wysocki

Redaktor Wydawnictwa: Aleksandra Śliwka

Redaktor techniczny: Barbara Łopusiewicz

Korektor: Barbara Cibis

Łamanie: Małgorzata Czupryńska

Projekt okładki: Beata Dębska

Tytuł sfinansowano ze środków Sekcji Klasyfikacji i Analizy Danych PTS
i Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu

Publikacja jest dostępna na stronie www.ibuk.pl

Streszczenia opublikowanych artykułów są dostępne w międzynarodowej bazie danych
The Central European Journal of Social Sciences and Humanities <http://cejsh.icm.edu.pl>
oraz w 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](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

Kopowanie i powielanie w jakiegokolwiek formie
wymaga pisemnej zgody Wydawcy

© Copyright by Uniwersytet Ekonomiczny we Wrocławiu
Wrocław 2012

ISSN 1899-3192 (Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu)
ISSN 1505-9332 (Taksonomia)

Wersja pierwotna: publikacja drukowana

Druk: Drukarnia TOTEM
Nakład: 320 egz.

Spis treści

Wstęp	13
Stanisława Bartosiewicz , Jeszcze raz o skutkach subiektywizmu w analizie wielowymiarowej	17
Andrzej Sokolowski , Q uniwersalna miara odległości	22
Eugeniusz Gatnar , Jakość danych w systemach statystycznych banków centralnych (na przykładzie NBP)	31
Marek Walesiak , Pomiar odległości obiektów opisanych zmiennymi mierzonymi na skali porządkowej – strategię postępowania.....	39
Krzysztof Jajuga, Marek Walesiak , XXV lat konferencji taksonomicznych – fakty i refleksje	47
Józef Pocięcha, Barbara Pawelek , Model SEM w analizie zagrożenia bankructwem przedsiębiorstw w świetle koniunktury gospodarczej – problemy teoretyczne i praktyczne	50
Paweł Lula , Uczące się systemy pozyskiwania informacji z dokumentów tekstowych	58
Ewa Roszkowska , Zastosowanie metody TOPSIS do wspomaganie procesu negocjacji.....	68
Andrzej Młodak , Sąsiedztwo obszarów przestrzennych w ujęciu fizycznym oraz społeczno-ekonomicznym – podejście taksonomiczne	76
Andrzej Bąk , Modele kategorii nieuporządkowanych w badaniach preferencji	86
Jacek Kowalewski , Zintegrowany model optymalizacji badań statystycznych.....	96
Jan Paradysz, Karolina Paradysz , Obszary bezrobocia w Polsce – problem benchmarkowy.....	106
Tomasz Szubert , W co grać, aby jak najmniej przegrać? Próba klasyfikacji systemów gry w zakładach bukmacherskich.....	116
Izabela Szamrej-Baran , Klasyfikacja krajów UE ze względu na ubóstwo energetyczne	126
Sylvia Filas-Przybył, Tomasz Klimanek, Jacek Kowalewski , Analiza dojazdów do pracy za pomocą modelu grawitacji.....	135
Marta Dziechciarz-Duda, Anna Król, Klaudia Przybysz , Minimum egzystencji a czynniki warunkujące skłonność do korzystania z pomocy społecznej. Klasyfikacja gospodarstw domowych	144
Hanna Dudek , Subiektywne skale ekwiwalentności – analiza na podstawie danych o satysfakcji z osiągniętych dochodów	153

Joanicjusz Nazarko, Ewa Chodakowska, Marta Jaročka , Segmentacja szkół wyższych metodą analizy skupień <i>versus</i> konkurencja technologiczna ustalona metodą DEA – studium komparatywne.....	163
Ewa Chodakowska , Wybrane metody klasyfikacji w konstrukcji ratingu szkół.....	173
Bartosz Soliński , Sektor energetyki odnawialnej w krajach Unii Europejskiej – klasyfikacja w świetle strategii zarządzania zmianą.....	182
Krzysztof Szwarz , Klasyfikacja powiatów województwa wielkopolskiego ze względu na sytuację demograficzną.....	192
Elżbieta Gołata, Grażyna Dehnel , Rejestry administracyjne w analizie przedsiębiorczości.....	202
Katarzyna Chudy, Marek Sobolewski, Kinga Stępień , Wykorzystanie metod taksonomicznych w prognozowaniu wskaźników rentowności banków giełdowych w Polsce.....	212
Katarzyna Dębowska , Modelowanie upadłości przedsiębiorstw przy wykorzystaniu metod dyskryminacji i regresji.....	222
Alina Bojan , Wykorzystanie metod wielowymiarowej analizy danych do identyfikacji zmiennych wpływających na atrakcyjność wybranych inwestycji.....	231
Justyna Brzezińska , Analiza logarytmiczno-liniowa w badaniu przyczyn umieralności w krajach UE.....	240
Aneta Rybicka, Bartłomiej Jefmański, Marcin Pelka , Analiza klas ukrytych w badaniach satysfakcji studentów.....	247
Bartłomiej Jefmański , Pomiar opinii respondentów z wykorzystaniem elementów teorii zbiorów rozmytych i środowiska R.....	256
Julita Stańczuk , Porównanie rezultatów wielostanowej klasyfikacji obiektów ekonomicznych z wykorzystaniem analizy dyskryminacyjnej oraz sieci neuronowych.....	265
Jerzy Krawczuk , Skuteczność metod klasyfikacji w prognozowaniu kierunku zmian indeksu giełdowego S&P500.....	275
Anna Czapkiewicz, Beata Basiura , Symulacyjne badanie wpływu zaburzeń na grupowanie szeregów czasowych na podstawie modelu Copula-GARCH.....	283
Radosław Pietrzyk , Ocena efektywności inwestycji funduszy inwestycyjnych z tytułu doboru papierów wartościowych i umiejętności wykorzystania trendów rynkowych.....	291
Aleksandra Witkowska, Marek Witkowski , Zastosowanie metody Panzara-Rosse’a do pomiaru poziomu konkurencji w sektorze banków spółdzielczych.....	306
Marcin Pelka , Podejście wielomodelowe z wykorzystaniem metody <i>boosting</i> w analizie danych symbolicznych.....	315
Justyna Wilk , Analiza porównawcza oprogramowania komputerowego w klasyfikacji danych symbolicznych.....	323

Tomasz Bartłomowicz, Justyna Wilk , Zastosowanie metod analizy danych symbolicznych w przeszukiwaniu dziedzinowych baz danych.....	333
Kamila Migdał-Najman , Propozycja hybrydowej metody grupowania opartej na sieciach samouczących	342
Dorota Rozmus , Porównanie dokładności taksonomii spektralnej oraz zagręgowanych algorytmów taksonomicznych opartych na idei metody <i>bagging</i>	352
Krzysztof Najman , Grupowanie dynamiczne z wykorzystaniem samouczących się sieci GNG	361
Małgorzata Misztal , Wpływ wybranych metod uzupełniania brakujących danych na wyniki klasyfikacji obiektów z wykorzystaniem drzew klasyfikacyjnych w przypadku zbiorów danych o niewielkiej liczebności – ocena symulacyjna	370
Mariusz Kubus , Zastosowanie wstępnego uwarunkowania zmiennej objaśnianej do selekcji zmiennych.....	380
Barbara Batóg, Jacek Batóg , Wykorzystanie analizy dyskryminacyjnej do identyfikacji czynników determinujących stopę zwrotu z inwestycji na rynku kapitałowym	387
Katarzyna Wójcik, Janusz Tuchowski , Analiza porównawcza miar podobieństwa tekstów opartych na macierzy częstości i tekstów opartych na wiedzy dziedzinowej	396
Iwona Staniec , Analiza czynnikowa w identyfikacji obszarów determinujących doskonalenie systemów zarządzania w polskich organizacjach	406
Marek Lubicz, Maciej Zięba, Adam Rzechonek, Konrad Pawelczyk, Jerzy Kołodziej, Jerzy Błaszczyk , Analiza porównawcza wybranych technik eksploracji danych do klasyfikacji danych medycznych z brakującymi obserwacjami	416
Iwona Foryś , Wykorzystanie analizy log-liniowej do wyboru czynników determinujących atrakcyjność cenową mieszkań w obrocie wtórnym na przykładzie lokalnego rynku mieszkaniowego.....	426
Ewa Genge , Analiza skupień oparta na mieszankach uciętych rozkładów normalnych.....	436
Jerzy Korzeniewski , Ocena efektywności metody uśredniania zmiennych i metody Ichino selekcji zmiennych w analizie skupień	444
Andrzej Dudek , SMS – propozycja nowego algorytmu analizy skupień	451
Artur Mikulec , Metody oceny wyniku grupowania w analizie skupień.....	460
Małgorzata Machowska-Szewczyk , Algorytm klasyfikacji rozmytej dla obiektów opisanych za pomocą zmiennych symbolicznych oraz rozmytych	469
Artur Zaborski , Analiza PROFIT i jej wykorzystanie w badaniu preferencji	479
Karolina Bartos , Analiza skupień wybranych państw ze względu na strukturę wydatków konsumpcyjnych obywateli – zastosowanie sieci Kohonena	488

Barbara Batóg, Magdalena Mojsiewicz, Katarzyna Wawrzyniak , Klasyfikacja gospodarstw domowych ze względu na bodźce do zawierania umowy o ubezpieczenie z wykorzystaniem modeli zmiennych jakościowych .	496
Izabela Kurzawa , Zastosowanie modelu LA/AIDS do badania elastyczności cenowych popytu konsumpcyjnego w gospodarstwach domowych w relacji miasto–wieś	505
Aleksandra Łuczak, Feliks Wysocki , Metody porządkowania liniowego obiektów opisanych za pomocą cech metrycznych i porządkowych	513
Agnieszka Sompolska-Rzechuła , Porównanie klasycznej i pozycyjnej taksonomicznej analizy zróżnicowania jakości życia w województwie zachodniopomorskim	523
Joanna Banaś, Małgorzata Machowska-Szewczyk , Ocena intensywności wykorzystania skrzynek poczty elektronicznej za pomocą uporządkowanego modelu probitowego	532
Iwona Bąk , Segmentacja gospodarstw domowych emerytów i rencistów pod względem wydatków na rekreację i kulturę	541
Aneta Becker , Zastosowanie metody ANP do porządkowania województw Polski pod względem dynamiki wykorzystania ICT w latach 2008-2010	552
Katarzyna Dębowska , Klasyfikacja sektorów ze względu na ich kondycję finansową przy użyciu metod wielowymiarowej analizy statystycznej	562
Anna Domagała , Propozycja metody doboru zmiennych do modeli DEA (procedura kombinowanego doboru w przód).....	571
Henryk Gierszal, Karina Pawlina, Maria Urbańska , Analiza statystyczna w badaniach zapotrzebowania na usługi teleinformatyczne sieci łączności ruchomej	580
Hanna Gruchociak , Konstrukcja estymatora regresyjnego dla danych o strukturze dwupoziomowej.....	590
Tomasz Klimanek, Marcin Szymkowiak , Zastosowanie estymacji pośredniej uwzględniającej korelację przestrzenną w opisie niektórych charakterystyk rynku pracy	601
Jarosław Lira , Prognozowanie opłacalności produkcji żywca wieprzowego w Polsce	610
Christian Lis , Wykorzystanie metody klasyfikacji w ocenie konkurencyjności portów południowego Bałtyku	619
Beata Bieszk-Stolorz, Iwona Markowicz , Wykorzystanie wielomianowego modelu logitowego do oceny szansy podjęcia pracy przez bezrobotnych .	628
Lucyna Przezbórska-Skobiej, Jarosław Lira , Przestrzeń agroturystyczna Polski i ocena jej atrakcyjności.....	637
Paweł Ulman , Model rozkładu wydatków a funkcje popytu.....	646
Maria Urbańska, Tadeusz Mizera, Henryk Gierszal , Zastosowanie metod analizy statystycznej w badaniach mięczaków	655

Summaries

Stanisława Bartosiewicz , The effects of subjectivism in multivariate analysis revisited.....	21
Andrzej Sokółowski , Q universal distance measure	30
Eugeniusz Gatnar , Data quality in central banks' statistical systems (NBP example)	38
Marek Walesiak , Distance measures for ordinal data – strategies of proceedings.....	46
Krzysztof Jajuga, Marek Walesiak , XXV years of taxonomic conferences – some facts and remarks.....	49
Józef Pocięcha, Barbara Pawelek , General SEM model in researching corporate bankruptcy and business cycles – theoretical and practical problems.....	57
Paweł Lula , Learning-based systems of information extraction from textual resources	67
Ewa Roszkowska , The application of the TOPSIS method to support the negotiation process	75
Andrzej Młodak , Neighborhood of spatial areas in the physical and socio-economic context – a taxonomic approach.....	85
Andrzej Bąk , Models for unordered categories in preference analysis.....	95
Kowalewski Jacek , An integrated model of optimizing statistical surveys	105
Jan Paradysz, Karolina Paradysz , Areas of unemployment in Poland – benchmark problem	115
Tomasz Szubert , How to play to lose the least? Classification of systems in sports bets	125
Izabela Szamrej-Baran , Classification of EU member states in view of fuel poverty	134
Sylvia Filas-Przybył, Tomasz Klimanek, Jacek Kowalewski , An attempt to use the gravity model in the analysis of commuters.....	143
Marta Dziechciarz-Duda, Anna Król, Klaudia Przybysz , Subsistence minimum versus factors influencing tendency to benefit from social care. Classification of households	152
Hanna Dudek , Subjective equivalence scales – analysis based on data about satisfaction with incomes.....	162
Joanicjusz Nazarko, Ewa Chodakowska, Marta Jarocka , Segmentation of universities using cluster analysis versus technological competitors determined by the DEA method – a comparative study	172
Ewa Chodakowska , Selected methods of classification in schools' rating.....	181
Bartosz Soliński , Renewable energy sector in the European Union – classification in the light of change management strategy	191
Krzysztof Szwarc , Classification of Wielkopolska voivodeship due to the demographic situation	201

Elżbieta Gołata, Grażyna Dehnel , Administrative registers in business analysis.....	211
Katarzyna Chudy, Marek Sobolewski, Kinga Stępień , Application of taxonomic methods in forecasting the profitability ratios of listed banks in Poland.....	221
Katarzyna Dębowska , Modeling bankruptcy of firms by using discrimination and regression methods.....	230
Alina Bojan , Identification of variables which influence attractiveness of given investments with the usage of multivariate analysis.....	239
Justyna Brzezińska , Log-linear analysis in the study of mortality in EU.....	246
Aneta Rybicka, Bartłomiej Jefmański, Marcin Pelka , Latent class analysis in student satisfaction surveys.....	254
Bartłomiej Jefmański , The respondent's opinions measurement in the R program with an application of fuzzy sets theory.....	264
Julita Stańczuk , A comparison of the results of multistate classification of economic objects using discriminant analysis and artificial neural networks.....	274
Jerzy Krawczuk , Effectiveness of classification methods in S&P500 stock index direction changes forecasting.....	282
Anna Czapkiewicz, Beata Basiura , The simulation study of the utility of the Copula-GARCH models for clustering financial time series.....	290
Radosław Pietrzyk , Timing and selectivity in mutual funds performance measurement.....	305
Aleksandra Witkowska, Marek Witkowski , Use of the Panzar-Rosse method to assess of the competition level in the cooperative banks sector.....	314
Marcin Pelka , Ensemble learning with the application of <i>boosting</i> in symbolic data analysis.....	322
Justyna Wilk , Comparative study of symbolic data classification software.....	332
Tomasz Bartłomowicz, Justyna Wilk , Application of symbolic data analysis methods for domain database searching.....	341
Kamila Migdał-Najman , A proposal of hybrid clustering method based on self-learning networks.....	351
Dorota Rozmus , Comparison of accuracy of spectral clustering and cluster ensembles stability based on bagging idea.....	360
Krzysztof Najman , A dynamic grouping based on self-learning GNG networks.....	369
Małgorzata Misztal , Influence of data imputation methods on the results of object classification using classification trees in the case of small data sets – simulation assessment.....	379
Mariusz Kubus , The application of pre-conditioning of explanatory variable for feature selection.....	386
Barbara Batóg, Jacek Batóg , Application of discriminant analysis to the identification of factors determining the rate of return on the capital market.....	395

Katarzyna Wójcik, Janusz Tuchowski , Comparative analysis of text documents similarity measures based on frequency matrix and based on domain knowledge.....	405
Iwona Staniec , Factor analysis in the identification of areas that determine the improvement of management systems in Polish organizations.....	415
Marek Lubicz, Maciej Zięba, Adam Rzechonek, Konrad Pawełczyk, Jerzy Kołodziej, Jerzy Błaszczyk , Comparative analysis of selected data mining approaches to the classification of medical data with missing values (covariates).....	425
Iwona Foryś , The log-linear analysis using to select the factors determining the attractiveness of the price of flats on the secondary market on the example of local housing market.....	435
Ewa Genge , Trimming approach to the mixtures of normal distributions.....	443
Jerzy Korzeniewski , Efficiency assessment of Ichino method and mean value method of selecting variables in cluster analysis.....	450
Andrzej Dudek , SMS – proposal of new clustering algorithm.....	459
Artur Mikulec , Evaluation methods for the grouping result in cluster analysis.....	468
Małgorzata Machowska-Szewczyk , Fuzzy clustering algorithm for objects described by symbolic or fuzzy variables.....	478
Artur Zaborski , PROFIT analysis and its using in the research of preferences.....	487
Karolina Bartos , Cluster analysis of selected countries due to the structure of their citizens' consumer expenditures – the use of Kohonen networks.....	495
Barbara Batóg, Magdalena Mojsiewicz, Katarzyna Wawrzyniak , Classification of households according to the impulses of concluding the insurance contract by means of qualitative variable models.....	504
Izabela Kurzawa , The application of LA/AIDS model to examine price elasticities of demand of households in the urban-rural relationship.....	512
Aleksandra Luczak, Feliks Wysocki , Linear ordering methods of objects described by a set of metric and ordinal characteristics.....	522
Agnieszka Sompolska-Rzechuła , The comparison of the classical and positional taxonomic analysis of the quality of life differentiation in Zachodniopomorskie voivodeship.....	531
Joanna Banaś, Małgorzata Machowska-Szewczyk , Evaluation of intensity of mailboxes using with the ordered probit model.....	540
Iwona Bąk , Segmentation of pensioners and annuitants households in terms of expenditures on recreation and culture.....	551
Aneta Becker , Application of ANP method to organize Polish voivodships in terms of dynamics of the use of ICT in 2008-2010.....	561
Katarzyna Dębowska , The classification of sectors' financial situation using the methods of multivariate statistical analysis.....	570

Anna Domagała , Proposal of a new method for variable selection in DEA models (combined forward stepwise selection method).....	579
Henryk Gierszal, Karina Pawlina, Maria Urbańska , Statistical analysis in demand research of ICT services in mobile networks.....	589
Hanna Gruchociak , Construction of regression estimator for two-level data	600
Tomasz Klimanek, Marcin Szymkowiak , Application of spatial models in indirect estimation of some labor market characteristics	609
Jarosław Lira , Forecasting of hog livestock production profitability in Poland	618
Christian Lis , The utilization of taxonomic methods in the appraisal of competitiveness of south Baltic ports	627
Beata Bieszk-Stolorz, Iwona Markowicz , The application of the multinomial logit model in evaluating employment odds for the unemployed job seekers	636
Lucyna Przezbórska-Skobiej, Jarosław Lira , Agritourism space of Poland and its valuation.....	645
Paweł Ulman , Model of expenses distribution and demand functions.....	654
Maria Urbańska, Tadeusz Mizera, Henryk Gierszal , Methods of statistical analysis in research of molluscs	663

Radosław Pietrzyk

Uniwersytet Ekonomiczny we Wrocławiu

OCENA EFEKTYWNOŚCI INWESTYCJI 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. Modele CAPM i Henrikssona-Mertona są wykorzystywane do oceny umiejętności zarządzających 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 osiągania wyższych stóp zwrotu z tytułu przewidywania trendów rynkowych.

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

1. Wstęp

Celem artykułu jest zbadanie umiejętności zarządzających polskimi funduszami inwestycyjnymi. Efektywność inwestycji została w artykule oceniona pod kątem umiejętności wykorzystania trendów rynkowych i dostosowywania strategii inwestycyjnych do zmieniającej się sytuacji na rynku giełdowym. Drugim czynnikiem oceny efektywności inwestycji jest dodatkowa stopa zwrotu z tytułu doboru papierów wartościowych. Pozwala ona na porównanie portfeli inwestycyjnych między sobą oraz z portfelami zarządzanymi pasywnie. W badaniach zostaną wykorzystane klasyczne podejścia oparte na modelu CAPM oraz jeden z modeli *market timing*, które pozwalają na uwzględnienie w ocenie m.in. skośności rozkładów stóp zwrotu. Wykorzystanie tych modeli pozwala na zweryfikowanie tezy o osiągnięciu przez zarządzających funduszami inwestycyjnymi ponadprzeciętnych stóp zwrotu ponad stopy indeksów giełdowych oraz w przypadku jej potwierdzenia na przypisanie tego wyniku konkretnym umiejętnościom menedżerów. Analiza efektywności została przeprowadzona na przykładzie 8 polskich funduszy akcyjnych w latach 2000-2011.

2. Ocena umiejętności selekcji papierów wartościowych i wykorzystania trendów rynkowych

Ocena selekcji papierów wartościowych, a także oceny wykorzystania trendów rynkowych wywodzą się z modelu jednoczynnikowego, gdzie stopa zwrotu portfela w okresie t jest zależna od zagregowanego czynnika rynku. Zależność ta może być opisana za pomocą modelu SML.

$$R_{pt} = \beta_p R_{Mt} + e_{it}, \quad (1)$$

gdzie: R_{pt} – stopa zwrotu portfela w okresie t ponad stopę wolną od ryzyka,
 R_{Mt} – stopa zwrotu portfela rynkowego w okresie t ponad stopę wolną od ryzyka,
 β_p – miara wrażliwości stopy zwrotu z portfela na czynnik rynkowy.

W modelu tym portfel rynkowy jest traktowany jako naturalny benchmark dla zarządzających portfelem akcji.

Ocena selekcji papierów wartościowych może być przeprowadzona przez zbadanie odstępstwa między zrealizowanymi stopami zwrotu a założonym modelem. Takie rozwiązanie zaproponował Jensen [1968].

$$R_{pt} = \alpha_p + \beta_p R_{Mt} + e_{it}, \quad (2)$$

gdzie: α_p – miara umiejętności selekcji papierów wartościowych (miara selekcji).

Miara α_p jest rozumiana jako różnica między zrealizowaną stopą zwrotu zarządzanego portfela a stopą zwrotu pasywnego portfela o tym samym ryzyku.

Modele *market timing* służą przede wszystkim do oceny umiejętności zarządzających portfelami inwestycyjnymi uzyskiwania ponadprzeciętnych stóp zwrotu z tytułu wykorzystania ruchów rynkowych. Modele *market timing* 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. Analiza wymaga występowania okresów wzrostów i spadków na rynku. Warunkiem stosowania modeli *market timing* jest również przyjęcie założenia o zależności stóp zwrotu portfeli od zagregowanego czynnika rynku (np. indeksu), por. [Elton, Gruber 1998].

Modele *market timing* nie są jednorodną grupą metod. Jedną z propozycji jest wykorzystanie dwóch linii regresji.

Model Henrikssona-Mertona

Henriksson i Merton (por. [Merton 1981; Henriksson, Merton 1981]) zaprezentowali model oparty na dwóch równaniach regresji. Jedno z nich jest charakterystyczne dla okresu spadków (ujemne różnicowe stopy zwrotów), a drugie dla okresu wzrostów na rynku (dodatnie różnicowe stopy zwrotów). Przy takim założeniu

model może oceniać, czy zarządzający portfelem potrafił dostosować skład portfela do krótkoterminowych trendów na rynku. Umiejętność dostosowania polega zatem na zwiększaniu ekspozycji na ryzyko (zwiększanie współczynnika beta) w okresie wzrostów na rynku i zmniejszanie ryzyka (obniżanie współczynnika beta) w okresie spadków rynkowych. Łącznie równanie to można przedstawić w następującej postaci:

$$R_{P_t} - R_{f_t} = \alpha_P + \beta_P (R_{M_t} - R_{f_t}) + \gamma_P \max(0, (R_{f_t} - R_{M_t})) + e_{it}, \quad (3)$$

gdzie: γ – współczynnik gamma, miara *market timing*.

Parametr $\beta - \gamma$ możemy więc określić jako parametr beta dla rynku zniżkującego. Parametr γ większy od 0 oznacza, że zarządzający potrafi przewidzieć kształtowanie się trendów rynkowych i potrafi dostosować skład portfela do tych zmian.

3. Badania empiryczne

Badaniu poddano osiem otwartych funduszy lub subfunduszy inwestycyjnych, które działają na polskim rynku od co najmniej 1 stycznia 2000 r. Wybór ten ma na celu porównanie wyników zarządzania portfelami funduszy w długim terminie. Dodatkowym kryterium jest alokacja większości aktywów w akcje i posiadanie benchmarku, w którym ponad 80% stanowi jeden z indeksów giełdowych akcji polskich. Przyjęto również, że indeksami giełdowymi branżami pod uwagę będą najszerzy indeks Giełdy Papierów Wartościowych w Warszawie – Warszawski Indeks Giełdowy (WIG), oraz Warszawski Indeks Giełdowy Dużych Spółek WIG20. Zestawienie funduszy oraz ich benchmarki prezentuje tab. 1. We wszystkich przypadkach indeks giełdowy stanowi co najmniej 85%, a reszta przypada na stopę z rynku międzybankowego – WIBID. W większości funduszy benchmarki są dodatkowo korygowane o procentową opłatę od zarządzanych aktywów. W przypadku sześciu funduszy benchmark oparty jest na indeksie WIG, a w przypadku dwóch na indeksie WIG20.

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.

Należy również zaznaczyć, że benchmarki w analizowanych funduszach zmieniły się w czasie, co dodatkowo podkreśla fakt zmiany strategii inwestycyjnych. Zmiany te nie oznaczały jednak całkowitej zmiany strategii i wszystkie fundusze były przez cały okres funduszami nastawionymi na utrzymywanie większości aktywów w akcjach.

Pierwsza część badań stanowi rozszerzenie dociekań autora zawartych w pracach [Pietrzyk 2010; 2011], gdzie zaprezentowane zostały wyniki badań umiejętności zarządzających z tytułu wycucia trendów rynkowych dla siedmiu otwartych funduszy inwestycyjnych. Badania zaprezentowane w niniejszym artykule poza rozszerzeniem okresu analizy obejmują również dodatkowe rozważania na podstawie tygodniowych stóp zwrotu, a także odniesienie wyników inwestycyjnych do dwóch indeksów giełdowych.

Badania obejmują okres od 1 stycznia 2000 r. do 30 sierpnia 2011 r. W badaniach posłużono się tygodniowymi (5 dni giełdowych) i miesięcznymi (20 dni giełdowych) logarytmicznymi stopami zwrotu. Za stopę wolną od ryzyka przyjęto kwotowanie jednorocznej stopy WIBOR przeliczonej na stopę tygodniową i miesięczną.

W tym okresie wszystkie fundusze zanotowały dodatnią stopę zwrotu, co pokazuje tab. 2. Jeden (UniKorona) osiągnął wynik lepszy niż indeks WIG. Jego stopa zwrotu wyniosła 94,22% wobec 86,11% indeksu WIG. Z kolei Pioneer uzyskał wynik gorszy niż indeks WIG20 – 12,43%, wobec 29,97% indeksu WIG20. Fundusze PZU oraz Skarbiec, których benchmark opiera się na indeksie WIG20, osiągnęły stopę zwrotu wyraźnie większą 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.

Pierwszym z zastosowanych modeli pozwalających na ocenę umiejętności wycucia trendów rynkowych oraz dodatkowej stopy zwrotu z tytułu selekcji papierów wartościowych jest model Henrikssona-Mertona (H-M). Model ten jest dobrze dopasowany do danych historycznych. Współczynnik R^2 dla tygodniowych stóp zwrotu ukształtował się w przedziale od 0,8262 (Skarbiec) do 0,9294 (ING), a dla danych miesięcznych powyżej od 0,8733 (Arka) do 0,9486 (ING). Wartość statystyki F powyżej 1328 dla stóp tygodniowych i 427 dla stóp miesięcznych wskazuje, że nie ma podstaw do odrzucenia hipotezy, że parametry równania są statystycznie nieistotne.

Tabela 3. Oszacowania parametrów modelu H-M dla tygodniowych stóp zwrotu i indeksu WIG

Fundusz	Skarbiec			UniKorona			Arka			BPH		
	Gamma	Beta	Alfa	Gamma	Beta	Alfa	Gamma	Beta	Alfa	Gamma	Beta	Alfa
Oszacowanie parametru	-0,0680	0,7374	0,0008	-0,0981	0,7532	0,0014	-0,1587	0,7742	0,0019	-0,0911	0,7801	0,0009
R ² , błąd standardowy estymacji	0,8262	0,0120		0,8389	0,0120		0,8331	0,0131		0,9147	0,0086	
Statystyka F, stopnie swobody	1 264,8	532,0		1 384,7	532,0		1 328,0	532,0		2 852,4	532,0	
<i>p-value</i>	0,1313	0,0000	0,2680	0,0291	0,0000	0,0565	0,0013	0,0000	0,0180	0,0048	0,0000	0,0960
Fundusz	Pioneer			PZU KRAKOWIAK			PKO			ING		
Oszacowanie parametru	-0,0953	0,9204	-0,000	-0,0772	0,7708	0,0005	-0,1834	0,6838	0,0014	-0,0380	0,8548	0,0000
Błąd standardowy	0,0359	0,0235	0,0006	0,0329	0,0215	0,0006	0,0390	0,0255	0,0007	0,0306	0,0199	0,0005
R ² , błąd standardowy estymacji	0,9217	0,0096		0,9075	0,0088		0,8672	0,0104		0,9294	0,0082	
Statystyka F, stopnie swobody	3 129,8	532,0		2 610,6	532,0		1 737,1	532,0		3 503,5	532,0	
<i>p-value</i>	0,0082	0,0000	0,7202	0,0193	0,0000	0,4027	0,0000	0,0000	0,0388	0,2145	0,0000	0,9519

Źródło: opracowanie własne.

Tabela 4. Oszacowania parametrów modelu H-M dla miesięcznych stóp zwrotu i indeksu WIG

Fundusz	Skarbiec			UniKorona			Arka			BPH		
	Gamma	Beta	Alfa	Gamma	Beta	Alfa	Gamma	Beta	Alfa	Gamma	Beta	Alfa
Oszacowanie parametru	0,1156	0,8894	-0,0031	0,0912	0,9448	-0,0016	0,0739	1,0119	-0,0019	0,0128	0,8247	-0,0012
R^2 , błąd standardowy estymacji	0,9149	0,0172		0,9365	0,0159		0,8733	0,0253		0,9151	0,0170	
Statystyka F, stopnie swobody	666,7	124,0		913,9	124,0		427,5	124,0		668,0	124,0	
<i>p-value</i>	0,1134	0,0000	0,2082	0,1767	0,0000	0,4819	0,4897	0,0000	0,5872	0,8587	0,0000	0,6269
Fundusz	Pioneer			PZU KRAKOWIAK			PKO			ING		
Oszacowanie parametru	-0,0489	0,9866	-0,0043	-0,0471	0,7716	-0,0008	-0,1669	0,7683	0,0006	-0,0011	0,9152	-0,0018
R^2 , błąd standardowy estymacji	0,9406	0,0174		0,9117	0,0170		0,9111	0,0185		0,9486	0,0146	
Statystyka F, stopnie swobody	982,0	124,0		640,2	124,0		635,6	124,0		1 143,6	124,0	
<i>p-value</i>	0,5077	0,0000	0,0834	0,5121	0,0000	0,7408	0,0341	0,0000	0,8047	0,9858	0,0000	0,3884

Źródło: opracowanie własne.

Tabela 5. Oszacowania parametrów modelu H-M dla tygodniowych stóp zwrotu i indeksu WIG20

Fundusz	Skarbiec			UniKorona			Arka			BPH		
	Gamma	Beta	Alfa	Gamma	Beta	Alfa	Gamma	Beta	Alfa	Gamma	Beta	Alfa
Oszacowanie parametru	-0,1071	0,6028	0,0022	-0,1370	0,6117	0,0029	-0,1969	0,6167	0,0036	-0,1421	0,6270	0,0026
R ² , błąd standardowy estymacji	0,7903	0,0132		0,7972	0,0134		0,7737	0,0152		0,8657	0,0108	
Statystyka F, stopnie swobody	1 002,5	532,0		1 045,5	532,0		909,2	532,0		1 715,1	532,0	
p-value	0,0138	0,0000	0,0076	0,0020	0,0000	0,0006	0,0001	0,0000	0,0002	0,0001	0,0000	0,0002
Fundusz	Pioneer			PZU KRAKOWIAK			PKO			ING		
Oszacowanie parametru	-0,1378	0,7509	0,0015	-0,1204	0,6235	0,0020	-0,1951	0,5548	0,0026	-0,1052	0,6865	0,0019
Błąd standardowy	0,0401	0,0257	0,0008	0,0359	0,0230	0,0007	0,0412	0,0263	0,0008	0,0347	0,0222	0,0007
R ² , błąd standardowy estymacji	0,8728	0,0122		0,8563	0,0109		0,8080	0,0125		0,8818	0,0106	
Statystyka F, stopnie swobody	1 825,3	532,0		1 585,7	532,0		1 119,1	532,0		1 984,9	532,0	
p-value	0,0006	0,0000	0,0583	0,0009	0,0000	0,0046	0,0000	0,0000	0,0011	0,0025	0,0000	0,0054

Źródło: opracowanie własne.

Tabela 6. Oszacowania parametrów modelu H-M dla miesięcznych stóp zwrotu i indeksu WIG20

Fundusz	Skarbiec			UniKorona			Arka			BPH		
	Gamma	Beta	Alfa	Gamma	Beta	Alfa	Gamma	Beta	Alfa	Gamma	Beta	Alfa
Oszacowanie parametru	0,1118	0,8177	0,0002	0,0639	0,8478	0,0027	0,0980	0,9142	0,0011	0,0216	0,7423	0,0019
R ² , błąd standardowy estymacji	0,8821	0,0202		0,8910	0,0208		0,7882	0,0327		0,8430	0,0232	
Statystyka F, stopnie swobody	463,7	124,0		506,8	124,0		230,7	124,0		332,9	124,0	
<i>p-value</i>	0,1715	0,0000	0,9440	0,4467	0,0000	0,3737	0,4563	0,0000	0,8080	0,8163	0,0000	0,5756
Fundusz	Pioneer			PZU KRAKOWIAK			PKO			ING		
Oszacowanie parametru	-0,0061	0,9012	-0,0013	-0,0059	0,7058	0,0014	-0,1101	0,7014	0,0028	0,0288	0,8386	0,0011
R ² , błąd standardowy estymacji	0,8651	0,0263		0,8317	0,0235		0,8283	0,0257		0,8830	0,0220	
Statystyka F, stopnie swobody	397,7	124,0		306,3	124,0		299,0	124,0		468,1	124,0	
<i>p-value</i>	0,9539	0,0000	0,7264	0,9501	0,0000	0,6879	0,2877	0,0000	0,4423	0,7451	0,0000	0,7282

Źródło: opracowanie własne.

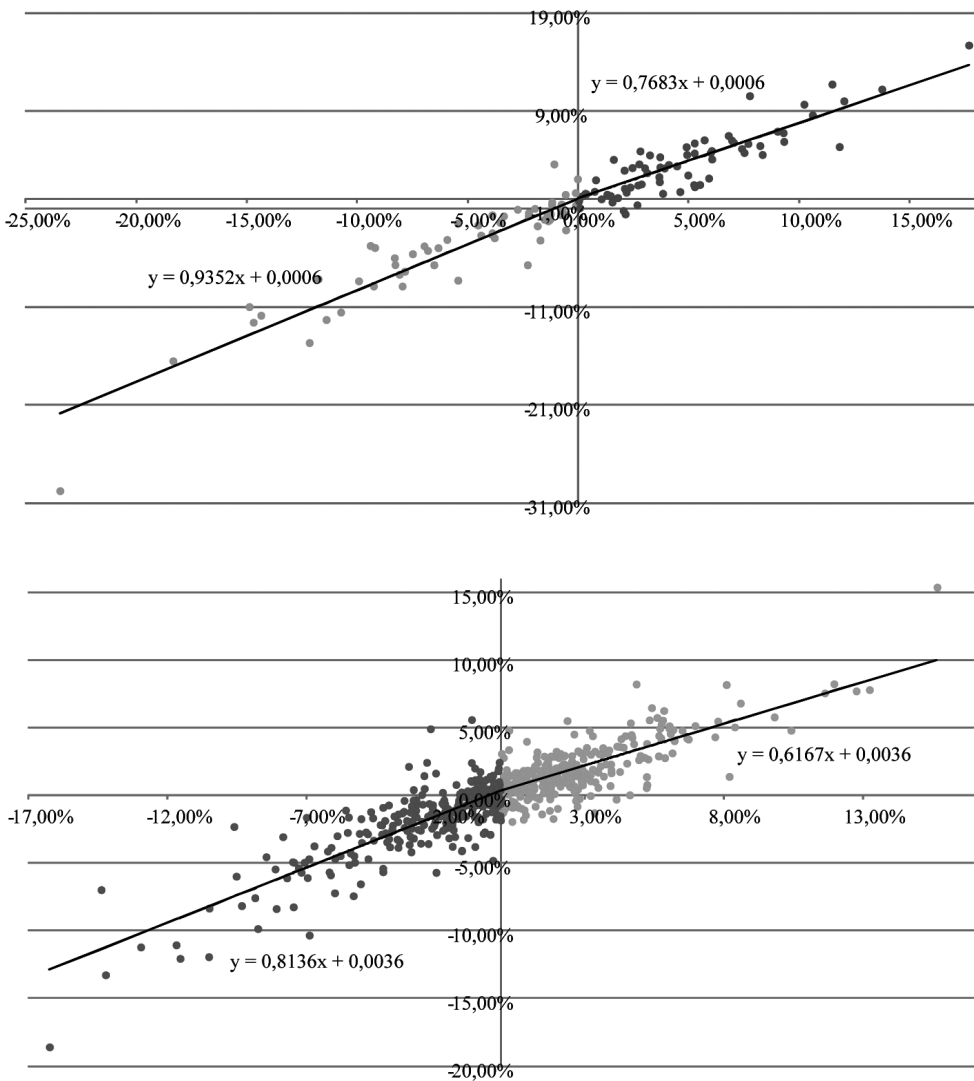
Pełne wyniki estymacji parametrów modelu H-M dla stóp tygodniowych i miesięcznych prezentują tab. 3-6.

Wyniki estymacji wskazują, że dla wszystkich funduszy zarówno dla tygodniowych, jak i miesięcznych stóp zwrotu parametr β jest statystycznie istotny na standardowych poziomach istotności ($p\text{-values} < 0,01$) w modelu z indeksem zarówno WIG, jak i WIG20. Jego wartość dla tygodniowych stóp zwrotu ukształtowała się na poziomie od 0,6838 (PKO) do 0,9204 (Pioneer) dla indeksu WIG oraz od 0,5548 (PKO) do 0,7509 (Pioneer) dla indeksu WIG20. Rozpatrując miesięczne stopy zwrotu, można zauważyć wyższy poziom parametru β , które dla stóp tygodniowych ukształtowały się na poziomie od 0,7683 (PKO) do 1,0119 (Arka) dla indeksu WIG oraz od 0,7014 (PKO) do 0,9142 (Arka).

Istotna jest wartość współczynnika γ , który wskazuje na umiejętność wycucia trendów rynkowych przez zarządzających. Dla tygodniowych stóp zwrotu, dla indeksu zarówno WIG, jak i WIG 20, wartość tego parametru dla wszystkich funduszy przyjęła wartość ujemną i poza jednym wyjątkiem parametr ten jest statystycznie istotny ($p\text{-values} < 0,05$). Wynik ten może oznaczać, że zarządzający w perspektywie tygodniowej nie potrafią przewidzieć zachowania rynku, a podejmowane działania są spóźnione, co powoduje, że zwiększają ryzyko w tygodniach spadkowych, a zmniejszają we wzrostowych. Współczynnik α informuje z kolei o umiejętnościach menedżerów doboru papierów wartościowych. Dla indeksu WIG w czterech przypadkach (UniKorona, Arka, BPH, PKO), a indeksu WIG20 dla wszystkich parametr okazał się statystycznie istotny, a jego wartość ukształtowała się powyżej 0, co pokazuje, że większość menedżerów uzyskiwała ponadprzeciętne stopy zwrotu z tytułu selekcji papierów wartościowych.

Analizując dane miesięczne, można stwierdzić, że parametr γ jest istotny jedynie w jednym przypadku dla funduszu PKO i indeksu WIG. W pozostałych przypadkach parametry te są statystycznie nieistotne. Wartość parametru dla funduszu PKO jest jednak ujemna. Wyniki te wskazują, że fundusze nie uzyskują ponadprzeciętnych stóp zwrotu, dostosowując betę do zmieniającej się sytuacji na rynku. Również miara selekcji pokazuje, że zarządzający w okresach miesięcznych nie potrafią uzyskać dodatkowych zysków z tytułu wyboru papierów wartościowych do portfela. W jednym przypadku (Pioneer) miara ta jest istotna, ale jej wartość ujemna. W pozostałych parametr α jest statystycznie nieistotny. Rysunek 1 prezentuje przykładowe dopasowanie rozkładu stóp zwrotu do modelu H-M dla dwóch funduszy w odniesieniu do indeksów WIG i WIG20.

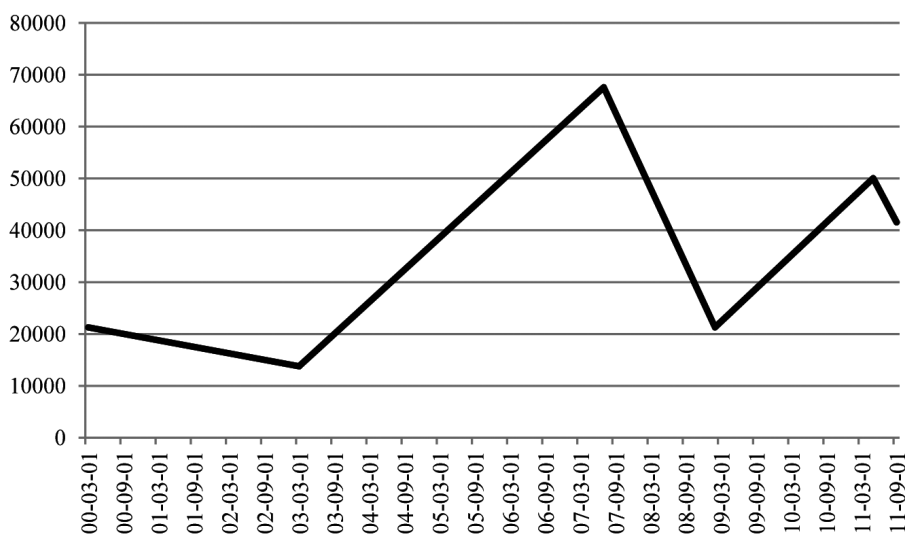
Drugą metodą zbadania zdolności wykorzystania przez zarządzających trendów rynkowych i selekcji papierów wartościowych jest wykorzystanie klasycznego modelu CAPM, ale z modyfikacją polegającą na podziale okresu analizy na okresy hossy i bessy (rys. 2), a następnie dopasowanie tego modelu do danych empirycznych osobno dla okresów wzrostowych i spadkowych. W tym celu z badanego okresu wyodrębniono trzy okresy bessy 1.03.2000-31.3.2003, 6.07.2007-17.02.2009, 31.05.2011-1.09.2011 oraz dwa okresy hossy 31.3.2003-6.07.2007, 17.02.2009-31.05.2011.



Rys. 1. Dopasowanie rozkładu stóp zwrotu funduszu PKO (stopy miesięczne, indeks WIG – od góry) i Arka (stopy tygodniowe, indeks WIG20 – poniżej) do modelu Henrikssona-Mertona

Źródło: opracowanie własne.

Okres hossy powinien sprzyjać zwiększaniu zaangażowania w akcje oraz zwiększaniu ryzyka systematycznego portfela, a okres bessy redukowaniu zaangażowania w ryzykowne instrumenty finansowe. Model CAPM okazał się dobrze dopasowany do danych rynkowych (por. tab. 7 i 8). Współczynniki determinacji znalazły się w przedziale 0,7136-0,9269. We wszystkich przypadkach parametry równania oka-



Rys. 2. Okresy hossy i bessy na GPW w Warszawie

Źródło: opracowanie własne.

zały się statystycznie istotne na standardowych poziomach ($p\text{-values} < 0,1$). Z badanych ośmiu funduszy jedynie UniKorona zwiększał betę w stosunku do indeksu WIG w okresie hossy i dodatkowo fundusze PZU i ING zwiększały betę w stosunku do indeksu WIG20. Reszta funduszy charakteryzuje się większym ryzykiem systematycznym w okresach bessy.

Wyniki uzyskane na podstawie modelu CAPM generalnie potwierdzają obserwacje z modeli *market timing*. W większości przypadków zarządzający nie dostosowują swojej strategii do zmieniających się trendów rynkowych.

Drugą miarą, która pozwala na ocenę umiejętności selekcji papierów wartościowych, jest α -Jensena. Uzyskane wyniki wskazują, że większość funduszy nie uzyskiwała dodatkowych dochodów z tytułu selekcji papierów wartościowych w stosunku do indeksu WIG. Większość wartości parametrów α jest statystycznie nieistotna. Inaczej wygląda sytuacja w modelu opartym na indeksie WIG20. W okresie hossy wszystkie fundusze uzyskiwały dodatkowy dochód z tytułu selekcji papierów wartościowych. Można wnioskować, że ten dodatkowy dochód wynika z inwestycji w spółki spoza indeksu WIG20. Można zatem uznać, że dodatkowy dochód wynika z niepełnej dywersyfikacji w stosunku do indeksu największych spółek. W okresie bessy tylko trzy współczynniki α można ustać za statystycznie istotne na standardowych poziomach, ale ich wartość jest ujemna (Pioneer, PZU, PKO).

Tabela 7. Oszacowania parametrów modelu CAPM dla okresów hossy, dla stóp tyg. i indeksów WIG i WIG20

WIG	Skarbiec		UniKorona		Arka		BPH	
	Beta	Alfa	Beta	Alfa	Beta	Alfa	Beta	Alfa
Parametr	0,75112	0,00029	0,81820	0,00061	0,80576	0,00117	0,76922	0,00019
R ² , błąd standardowy	0,80120	0,01025	0,80396	0,01107	0,77447	0,01191	0,87687	0,00789
Statystyka F, stopnie swobody	1317,86	327	1341,01	327	1122,90	327	2328,83	327
<i>p-value</i>	0,0000	0,6167	0,0000	0,3321	0,0000	0,0847	0,0000	0,6703
	Pioneer		PZU KRAKOWIAK		PKO		ING	
Parametr	0,84305	-0,00020	0,76039	0,00005	0,69983	0,00016	0,83787	-0,00006
Błąd standardowy	0,01751	0,00049	0,01612	0,00045	0,01875	0,00053	0,01685	0,00047
R ² , błąd standardowy	0,87635	0,00867	0,87186	0,00798	0,80989	0,00929	0,88321	0,00834
Statystyka F, stopnie swobody	2317,57	327	2224,91	327	1393,07	327	2472,79	327
<i>p-value</i>	0,0000	0,6839	0,0000	0,9080	0,0000	0,7599	0,0000	0,8979
	Skarbiec		UniKorona		Arka		BPH	
Parametr	0,62692	0,00186	0,67962	0,00233	0,66824	0,00287	0,64474	0,00178
R ² , błąd standardowy	0,74771	0,01154	0,74310	0,01267	0,71360	0,01342	0,82527	0,00940
Statystyka F, stopnie swobody	969,12	327	945,85	327	814,76	327	1544,51	327
<i>p-value</i>	0,0000	0,0042	0,0000	0,0011	0,0000	0,0002	0,0000	0,0008
	Pioneer		PZU KRAKOWIAK		PKO		ING	
Parametr	0,70470	0,00155	0,64214	0,00160	0,57991	0,00164	0,70630	0,00165
R ² , błąd standardowy	0,82029	0,01046	0,83294	0,00912	0,74498	0,01076	0,84076	0,00974
Statystyka F, stopnie swobody	1492,60	327	1630,41	327	955,26	327	1726,52	327
<i>p-value</i>	0,0000	0,0083	0,0000	0,0018	0,0000	0,0066	0,0000	0,0026

Źródło: opracowanie własne.

Tabela 8. Oszacowania parametrów modelu CAPM dla okresów bessy, dla stóp tyg. i indeksów WIG i WIG20

WIG	Skarbiec		UniKorona		Arka		BPH	
	Beta	Alfa	Beta	Alfa	Beta	Alfa	Beta	Alfa
Parametr	0,77064	-0,00047	0,79668	-0,00053	0,83346	-0,00092	0,82634	-0,00005
R ² , błąd standardowy	0,80198	0,01373	0,84413	0,01227	0,79393	0,01522	0,88659	0,01060
Statystyka F, stopnie swobody	976,08	241	1305,16	241	928,51	241	1884,04	241
<i>p-value</i>	0,0000	0,6019	0,0000	0,5140	0,0000	0,3609	0,0000	0,9453
	Pioneer		PZU KRAKOWIAK		PKO		ING	
Parametr	1,02031	-0,00111	0,77472	-0,00128	0,86665	-0,00092	0,36824	0,00431
R ² , błąd standardowy	0,92686	0,01027	0,90029	0,00924	0,87283	0,01186	0,03261	0,07190
Statystyka F, stopnie swobody	3054,26	241	2176,10	241	1654,15	241	8,12	241
<i>p-value</i>	0,0000	0,1025	0,0000	0,0374	0,0000	0,2390	0,0047	0,3655
WIG20	Skarbiec		UniKorona		Arka		BPH	
Parametr	0,63870	-0,00108	0,65093	-0,00124	0,67936	-0,00168	0,66429	-0,00089
R ² , błąd standardowy	0,76320	0,01501	0,78072	0,01456	0,73080	0,01740	0,79379	0,01429
Statystyka F, stopnie swobody	776,74	241	858,04	241	654,24	241	927,71	241
<i>p-value</i>	0,0000	0,2762	0,0000	0,1951	0,0000	0,1427	0,0000	0,3426
	Pioneer		PZU KRAKOWIAK		PKO		ING	
Parametr	0,82558	-0,00211	0,62815	-0,00202	0,70298	-0,00175	0,68609	-0,00135
R ² , błąd standardowy	0,84071	0,01516	0,81998	0,01242	0,79564	0,01503	0,84015	0,01263
Statystyka F, stopnie swobody	1271,95	241	1097,77	241	938,28	241	1266,71	241
<i>p-value</i>	0,0000	0,0359	0,0000	0,0142	0,0000	0,0779	0,0000	0,1045

Źródło: opracowanie własne.

4. Zakończenie

Otrzymane wyniki potwierdzają wnioski, które wynikają z modeli Henrikssona-Mertona, Treynora-Mazuya i Connora-Korajczyka, por. [Pietrzyk 2010; 2011]. Zarządzający funduszami inwestycyjnymi nie osiągają ponadprzeciętnych wyników w porównaniu ze strategią polegającą na zakupie papierów wartościowych wchodzących w skład indeksu WIG lub WIG20 z tytułu przewidywania ruchów rynkowych. Po części wyniki te zostały potwierdzone podziałem badanego okresu na okresy wzrostowe oraz spadkowe i zbadaniem współczynnika β w tych okresach. Tylko nieliczne fundusze potrafiły regulować ryzyko systematyczne zgodnie z trendem rynkowym. Przykładem jest fundusz UniKorona, w przypadku którego strategia ta pozwoliła na osiągnięcie najwyższej stopy zwrotu.

Również badania wskaźnika selekcji papierów wartościowych nie wskazują, aby zarządzający odnosili z tego tytułu ponadprzeciętne stopy zwrotu. Jedynie wyniki w trakcie hossy wskazują, że zarządzający zyskiwali więcej niż inwestycja w portfel pasywny w indeks WIG20. Nie udawało się jednak przez odpowiedni dobór papierów wartościowych uzyskiwać dodatkowego dochodu w stosunku do indeksu WIG.

Literatura

- Connor G., Korajczyk R.A., *The attributes, behavior and performance of U.S. mutual funds*, „Review of Quantitative Finance and Accounting” 1991, no 1.
- Elton E.J., Gruber M.J., *Nowoczesna teoria portfelową i analiza papierów wartościowych*, WIG-Press, Warszawa 1998.
- 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.
- Jensen M.C., *The performance of mutual funds in the period 1945-1964*, „Journal of Finance” 1968, no 23.
- Merton R.C., *On market timing and investment performance. An equilibrium theory of value for market forecasts*, „The Journal of Business” July 1981, vol. 54, no 3.
- Pietrzyk R., *Efektywność inwestycji funduszy inwestycyjnych w okresie hossy i bessy*, [w:] Taksonomia 17, *Klasyfikacja i analiza danych – teoria i zastosowania*, K. Jajuga, M. Walesiak (red.), Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu, UE, Wrocław 2010.
- Pietrzyk R., *Efektywność inwestycji funduszy inwestycyjnych – wykorzystanie modeli market timing*, [w:] Taksonomia 18, *Klasyfikacja i analiza danych – teoria i zastosowania*, K. Jajuga, M. Walesiak (red.), Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu, UE, Wrocław 2011.

TIMING AND SELECTIVITY IN MUTUAL FUNDS PERFORMANCE MEASUREMENT

Summary: This study examines the performance of 8 Polish equity funds investing between 2000 and 2011. CAPM and Henriksson-Merton models are 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 market timing ability within the selected funds.

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