

Michał GROTOWSKI\*

## Efekty kalendarzowe na Giełdzie Papierów Wartościowych w Warszawie<sup>1</sup>

### Wstęp

Od wielu lat badacze rynków finansowych próbują wyjaśnić zjawisko zróżnicowania stóp zwrotu z instrumentów finansowych notowanych na rynkach finansowych na całym świecie, w zależności od okresu czasu, dla którego te stopy zwrotu są liczone. Ponieważ nie opracowano żadnego modelu równowagi rynku finansowego, na gruncie którego można uzasadnić takie zależności, więc są one traktowane jako tak zwane anomalie wyceny i określane, jako anomalie (lub efekty) kalendarzowe.

Równocześnie badania rynków finansowych doprowadziły do ujawnienia poważnych odstępstw od procesu błędzenia losowego, wcześniej powszechnie akceptowanego jako stochastyczny model stóp zwrotu z instrumentów finansowych. Do najważniejszych należą warunkowa heteroskedastyczność i autokorelacja stóp zwrotu z instrumentów finansowych, zwłaszcza dotyczących krótkich okresów czasu (godzinnych, dziennych, tygodniowych). Dzięki tym badaniom standardem w modelowaniu ekonometrycznym rynków finansowych stało się wykorzystywanie procesów stochastycznych typu GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) lub SV (*Stochastic Volatility*).

W niniejszym artykule opisano rezultaty badania czterech wybranych efektów kalendarzowych, uzyskane dzięki zastosowaniu klasycznej analizy regresji, oraz procesów typu GARCH. Badania te przeprowadzono dla danych z Giełdy Papierów Wartościowych w Warszawie. W przeciwieństwie do większości badań dotyczących anomalii kalendarzowych, wykorzystano nie tylko notowania indeksów akcji, ale również notowania akcji pojedynczych spółek. Analizie poddana została zarówno statystyczna, jak i ekonomiczna, istotność anomalii kalendarzowych na polskim rynku finansowym.

Artykuł składa się z trzech rozdziałów. W pierwszym przedstawiono najważniejsze anomalie kalendarzowe i wybrane wyniki badań tych anomalii. W kolejnym rozdziale przedstawiono metodę i dane wykorzystane w opisywanych tu badaniach. Trzeci rozdział zawiera prezentację i analizę wyników.

---

\* Autor jest pracownikiem Katedry Rynków Finansowych Uniwersytetu Ekonomicznego w Krakowie. Artykuł wpłynął do redakcji w październiku 2007 r.

<sup>1</sup> Praca naukowa finansowana ze środków Komitetu Badań Naukowych w latach 2004-2007 jako projekt badawczy nr 1H02C11227.

## Przegląd wybranych badań efektów kalendarzowych

Badanie empiryczne rynków finansowych doprowadziły do ujawnienia wielu anomalii kalendarzowych. Do najbardziej znanych należą: „efekt dnia tygodnia” (ang. *day-of-the-week effect*) przejawiający się systematycznym zróżnicowaniem dziennych stóp zwrotu obliczanych dla różnych dni tygodnia; „efekt miesiąca”, czyli systematyczne zróżnicowanie miesięcznych stóp zwrotu dla różnych miesięcy; „efekt wakacji” (ang. *holidays effect*) widoczny jako wzrost wysokości stóp zwrotu z instrumentów finansowych w okresie poprzedzającym dni, podczas których z powodu świąt nie odbywają się sesje giełdowe; „efekt przełomu miesiąca” (ang. *turn-of-the-month effect*), którego przejawem są różnice statystyk dziennych stóp zwrotu mierzonych podczas pierwszych i ostatnich sesji każdego miesiąca, i statystyk stóp zwrotu mierzonych podczas pozostałych sesji.

„Efekt dnia tygodnia” był analizowany wielokrotnie, głównie na rynkach akcji [Cross, 1973], [French, 1980], [Gibbons i Hess, 1981] oraz [Keim i Stambaugh, 1984]. Często powtarzającym się wnioskiem z tych badań było stwierdzenie, że statystyki poniedziałkowych i piątkowych stóp zwrotu są inne niż w przypadku dziennych stóp zwrotu z pozostałych dni tygodnia – poniedziałkowe są statystycznie istotnie ujemne, a piątkowe dodatnie [Lakonishok, Smidt, 1988]. W ostatnim czasie rozszerzono te badania o analizę zmienności dziennych stóp zwrotu notowanych dla poszczególnych dni tygodnia, dowodząc w ten sposób istnienie „efektu dnia tygodnia” również w odniesieniu do zmienności dziennych stóp zwrotu [Kiyamaz, Berument, 2003]. Stwierdzono również występowanie „efektu dnia tygodnia” na rynku stóp procentowych, rynku walutowym i rynku instrumentów pochodnych [Flannary i Protopapadakis, 1988], [Gay i Kim, 1987] oraz [Gesser i Poncet, 1997].

Badania dotyczące „efektu miesiąca” ujawniły zaskakująco wysokie styczniowe stopy zwrotu z akcji<sup>2</sup>. Anomalię tę nazwano „efektem stycznia”. Jej istnienie próbowano zrationalizować posługując się argumentami dotyczącymi między innymi rozwiązań podatkowych (styczniowe wysokie stopy zwrotu są wynikiem wysokiego popytu na akcje ze strony inwestorów instytucjonalnych, którzy odkupują akcje po corocznych grudniowych wyprzedażach dokonywanych w celu realizacji straty i uzyskania odpisu podatkowego) oraz sposobu postępowania inwestorów instytucjonalnych (zarządzający funduszami inwestycyjnymi będąc zmuszonym do ujawnienia zawartości swoich portfeli akcyjnych na początku roku dokonują transakcji, które mają na celu osiągnięcie pożądanej struktury tychże portfeli). Ponadto badania dotyczące tej anomalii doprowadziły do odkrycia, iż dotyczy ona wyłącznie małych spółek [Lakonishok i Smidt, 1988].

Oprócz „efektu stycznia” do kategorii efektów kalendarzowych można również zaliczyć opisywany często w literaturze „efekt maja” (niskie stopy zwrotu) i „efekt września” (wysokie stopy zwrotu). Często podawanym wyjaśnieniem istnienia tych efektów jest zachowanie dużej części uczestników rynku, którzy

<sup>2</sup> Wysokie w porównaniu ze stopami zwrotu notowanymi podczas pozostałych miesięcy.

w maju, przed sezonem urlopowym zamykają swoje pozycje (zwiększając tym samym podaż akcji) i otwierają nowe dopiero we wrześniu, powodując zwiększenie popytu na akcje w tym miesiącu<sup>3</sup>.

Kolejną często analizowaną anomalią kalendarzową jest „efekt wakacji”, który przejawia się bardzo wysokimi dodatnimi stopami zwrotu notowanymi w okresie poprzedzającym dni, podczas których sesje giełdowe nie odbywają się z powodu np. świąt, oraz relatywnie małymi, ujemnymi stopami zwrotu podczas pierwszych sesji giełdowych następujących po wspomnianych świątach. Badania prowadzone na amerykańskim rynku akcji ujawniły, że stopy zwrotu z dni poprzedzających święta są dwudziestotrzykrotnie wyższe od średnich dziennych stóp zwrotu, i że od 1897 do 1985 roku te stopy zwrotu dały około 50% zysku z amerykańskich akcji [Lakonishok i Smidt, 1988].

Ostatnia z opisywanych tu anomalii kalendarzowych – „efekt przełomu miesiąca” – dotyczy dziennych stóp zwrotu notowanych podczas kilku ostatnich sesji danego miesiąca i kilku kolejnych miesiąca następnego. Okazuje się, że są one istotnie wyższe (średnio ośmiokrotnie) od średnich dziennych stóp zwrotu i w przeważającej mierze dodatnie [Lakonishok i Smidt, 1988].

Badania dotyczące rynku polskiego są znacznie mniej obszerne, z uwagi na krótszą jego historię. „Efekt dnia tygodnia” i „efekt miesiąca”, jak również inne (nieopisane powyżej) anomalie kalendarzowe, były analizowane przez Szyszkę [Szyszka, 1999]. Stwierdził on występowanie „efektu poniedziałku”, przejawiającego się wyraźnie wyższymi poniedziałkowymi stopami zwrotu, w porównaniu ze stopami zwrotu z innych dni. Należy jednak zauważyć, że badania Szyszki dotyczyły pięcioletniego okresu rozpoczynającego się 3 października 1994 roku, a więc w dniu rozpoczęcia regularnych codziennych notowań na GPW w Warszawie. Oznacza to, że wspomniane badania dotyczyły początkowego etapu rozwoju giełdowego rynku akcji w Polsce. Ponadto metoda zastosowana przez Szyszkę, nie pozwala uwzględnić warunkowej heteroskedastyczności stóp zwrotu z instrumentów finansowych. Natomiast J. Landmesser przeprowadziła analizę efektu dnia tygodnia, na GPW w Warszawie, w latach 2002-2005, wykorzystując modele klasy GARCH [Landmesser, 2006]. Jej badania ujawniły występowanie anomalii poniedziałkowych i piątkowych stóp zwrotu. Ponadto autorka stwierdziła, że poniedziałkowe stopy zwrotu cechują się również wyższą zmiennością.

## Opis danych i metod wykorzystanych w badaniach

Badania przeprowadzono wykorzystując dane pomiędzy 01.07.1999, a 30.06.2007 (okres ośmioletni – około 2000 sesji giełdowych). Obliczenia dotyczyły notowań z tego okresu 4 indeksów (WIG, WIG20, mWIG40 i sWIG80), oraz 30 spółek, na których akcjach skupiał się największy wolumen obrotu,

<sup>3</sup> W anglojęzycznej literaturze można spotkać lapidarne zalecenia dla inwestorów, mówiące jak mają się zachować wobec tej prawidłowości. Brzmi ono następująco: *Sell everything away in May, but remember to be back in September.*

i które spełniały pewne dodatkowe kryteria zapewniające możliwość wykonania obliczeń<sup>4</sup>. Na spółkach tych, w rozważanym okresie skoncentrowane było ponad 60% obrotów warszawskiego parkietu.

Wybrane w ten sposób szeregi czasowe notowań przekształcono do postaci szeregów dziennych logarymicznych stóp zwrotu, stosując poniższy wzór:

$$r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right), \quad (1)$$

gdzie  $r_t$  oznacza dzienną stopę zwrotu, a  $P_t$  cenę zamknięcia danego waloru podczas sesji  $t^5$ . Podstawowe statystyki uzyskanych w ten sposób stóp zwrotu zaprezentowano w górnym panelu tablicy 1<sup>6</sup>. Ich analiza pozwala stwierdzić, że rozkład prawdopodobieństwa dziennych stóp zwrotu z wybranych walorów różni się znacznie od rozkładu normalnego. Świadczą o tym wartości skośności (znacznie odbiegające od zera) i kurtozy (znacznie odbiegające od wartości 3 osiąganey dla rozkładu normalnego). Wysoka kurtoza i niezerowa skośność mogą być spowodowane obecnością w analizowanych szeregach czasowych pojedynczych skrajnych obserwacji (ang. *outlier*), które są wynikiem skrajnych warunków rynkowych [Alexander, 2005, s. 65-67]. Takie obserwacje mogą spowodować brak zbieżności w algorytmach numerycznych służących do estymacji parametrów modelu GARCH wykorzystanego w badaniach. Z tego powodu przed przejściem do dalszych obliczeń wyeliminowano z wszystkich analizowanych szeregów czasowych 1% najbardziej skrajnych (najbardziej odległych od zera) obserwacji i ponownie obliczono podstawowe statystyki skorygowanych szeregów. Wyniki zaprezentowano w dolnym panelu tablicy 1. Pozwalają one stwierdzić, że we wszystkich przypadkach usunięcie obserwacji skrajnych zbliżyło kurtozę stóp zwrotu do poziomu 3, a w przypadku 30 z 34 analizowanych walorów, zabieg ten miał pozytywny wpływ na skośność empirycznych rozkładów stóp zwrotu.

Weryfikację istnienia efektów kalendarzowych przeprowadzono na podstawie oszacowań parametrów opisanych poniżej modeli. W przypadku „efektu dnia tygodnia” estymacji poddano następujące równanie:

$$r_t = \varphi r_{t-1} + \sum_{i=1}^5 \alpha_i d_t^i + \varepsilon_t, \quad (2)$$

<sup>4</sup> Wszystkie wykorzystane dane zostały dostarczone przez Giełdę Papierów Wartościowych w Warszawie. Wspomniane kryteria dotyczyły zmian nierynkowych (pominięto spółki, których akcje w badanym okresie zostały poddane splitom), ilości sesji podczas których zanotowano zerowy wolumen obrotu daną akcją (wymagano, aby ilość tych sesji nie była większa niż 25% całości), a także kompletności posiadanych notowań.

<sup>5</sup> Obliczano dzienne (jednoseryjne) stopy zwrotu, to znaczy gdy w którymś dniu tygodnia sesja giełdowa nie miała miejsca, to wtedy nie obliczano stopy zwrotu dla tego i poprzedniego dnia. Wyjątkiem są poniedziałkowe stopy zwrotu, które otrzymywano poprzez porównanie kursu zamknięcia z sesji poniedziałkowej i poprzedzającej ją piątkowej.

<sup>6</sup> Ze względów edytorskich wszystkie tabele przesunięto do aneksu znajdującego się na końcu artykułu.

gdzie  $d_t^1$  jest zmienną przyjmującą wartość jeden, gdy dzień „ $t$ ” to poniedziałek, a wartość zero w pozostałych przypadkach. Zmienne  $d^2, \dots, d^5$  to również zmienne zero-jedynkowe, wyznaczające pozostałe dni tygodni (wtorek ( $d^2$ ), ..., piątek ( $d^5$ )). Równanie (2) estymowano klasyczną metodą najmniejszych kwadratów.

W badaniach „efektu miesiąca” wykorzystano podobne równanie:

$$r_t = \varphi r_{t-1} + \sum_{i=1}^{XII} \beta_i d_t^i + \varepsilon_t, \quad (3)$$

w którym zmienne zero-jedynkowe  $d^I, d^{II}, \dots, d^{XII}$  „wyłuskują” stopy zwrotu pochodzące ze stycznia, lutego, ..., grudnia. Do estymacji wykorzystano tę samą metodę, jak w przypadku równania (2).

Analizę „efektu przełomu miesiąca” przeprowadzono na podstawie oszacowań parametrów poniższego modelu:

$$r_t = \varphi r_{t-1} + \delta + \delta_1 d_t^p + \delta_2 d_t^k + \varepsilon_t, \quad (4)$$

w którym zmienne zero-jedynkowe  $d^p$  i  $d^k$  służą do wyodrębnienia trzech pierwszych ( $d^p$ ) i trzech ostatnich ( $d^k$ ) sesji giełdowych każdego miesiąca z analizowanego okresu. Wykorzystanie dwóch zmiennych zero-jedynkowych było podyktowane chęcią sprawdzenia, czy „efekt przełomu miesiąca” jest w większym stopniu skoncentrowany na końcowych sesjach każdego miesiąca czy też w większym stopniu dotyczy początku miesiąca.

Ostatni z weryfikowanych efektów kalendarzowych – „efekt wakacji” – był analizowany na podstawie wyników estymacji następującego równania:

$$r_t = \varphi r_{t-1} + \gamma + \gamma_1 d_t^{p\text{przed}} + \gamma_2 d_t^{p\text{po}} + \varepsilon_t, \quad (5)$$

w którym zmienne zero-jedynkowe  $d^{p\text{przed}}$  i  $d^{p\text{po}}$  wykorzystano, aby wyróżnić stopy zwrotu pochodzące z sesji bezpośrednio poprzedzającej dzień wolny od obrotu ( $d^{p\text{przed}}$ ) i z pierwszej sesji po tym dniu ( $d^{p\text{po}}$ ). Jako dni „wakacyjne” – wolne od obrotu – wykorzystano dni świąt stałych (Nowy Rok, 1 i 3 maja, 15 sierpnia, 1 i 11 listopada, oraz Boże Narodzenie) i ruchomych (Wielkanoc, Boże Ciało itd.), o ile w danym roku wypadały one w dniu tygodnia, w którym normalnie odbyłaby się sesja giełdowa.

Wszystkie powyższe modele estymowano stosując klasyczną metodę najmniejszych kwadratów, która bazuje na restrykcyjnych założeniach dotyczących składników resztowych  $\varepsilon_t$ . Jednym z nich jest brak autokorelacji. Aby choć częściowo zaradzić często identyfikowanej w badaniach empirycznych autokorelacji dziennych stóp zwrotu z instrumentów finansowych (która „przenosi” się na składniki resztowe przy złej specyfikacji modelu) w równaniach (2)-(5) jako zmienną niezależną wykorzystano dzienną stopę zwrotu opóźnioną o jeden okres. Takie postępowanie pozwala wyeliminować autokorelację pierwszego rzędu, która zazwyczaj jest najmocniejsza.

Oprócz autokorelacji innym powszechnie znanym zjawiskiem dotyczącym dziennych stóp zwrotu z instrumentów finansowych jest tak zwane grupowanie wariancji (ang. *variance clustering*), czyli tendencja występowania dużych (co do wartości bezwzględnej) stóp zwrotu, po uprzednich znacznych zmianach kursów i małych stóp zwrotu, po niewielkich fluktuacjach rynkowych. Jednym z częściej stosowanych sposobów, służących do uwzględnienia tego zjawiska w modelowaniu ekonometrycznym, jest wykorzystanie procesów klasy GARCH<sup>7</sup>. Ponieważ dla stóp zwrotu z akcji notowanych na GPW w Warszawie również można zaobserwować zjawisko grupowania wariancji [Fiszeder, 2004], więc każde z równań (2)-(5) estymowano ponownie, zmieniając jednak założenia dotyczące składnika resztowego  $\varepsilon_t$ . Przyjęto, że:

$$\varepsilon_t | \varepsilon_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2), \quad \sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2, \quad (6)$$

co oznacza, że zmienna  $\varepsilon_t$  pochodzi z procesu GARCH(1,1). Model ten estymowano metodą największej wiarygodności, stosując algorytm BHHH [Greene, 2000, s. 133-137]. Szacując macierz wariancji – kowariancji estymowanych parametrów wykorzystano metodę quasi największej wiarygodności [Bollerslev i Wooldridge, 1992]. Celem takiego postępowania było uzyskanie zgodnych estymatorów błędów oszacowań parametrów w sytuacji, gdy warunkowy rozkład prawdopodobieństwa składników resztowych  $\varepsilon_t$  nie jest rozkładem normalnym.

### Analiza wyników

Analizę wyników rozpoczniemy od „efektu dnia tygodnia”, weryfikowanego za pomocą modelu opisanego równaniem (2). Wyniki estymacji tego modelu zaprezentowano w górnym panelu tablicy 2 – w lewej części zamieszczono szczegółowe rezultaty dotyczące 4 uwzględnionych w badaniach indeksów, a w prawej części pokazano wybrane statystyki wyników otrzymanych dla akcji 30 wybranych spółek. W przypadku indeksów widoczne są wyższe niż w pozostałych dniach tygodnia czwartkowe i piątkowe stopy zwrotu (estymatory parametru  $\alpha_4$  są istotnie większe od zera dla wszystkich indeksów z wyjątkiem WIG20; estymatory parametru  $\alpha_5$  są istotnie większe od zera dla wszystkich indeksów). W przypadku poniedziałkowych i środowych stóp zwrotu widoczne są tylko pojedyncze istotnie różne od zera parametry, więc nie można mówić o systematycznym zróżnicowaniu tych stóp zwrotu, w stosunku do średnich z całego tygodnia. Rezultaty otrzymane dla indeksów są w pewnym stopniu

<sup>7</sup> Estymacja metodą KMNK, w sytuacji gdy składnik resztowy jest realizacją procesu GARCH prowadzi do otrzymania estymatorów, które są co prawda nieobciążone i zgodne, ale nieefektywne [Brzeszczyński, 2005]. Ponadto w takiej sytuacji zanizone zostają estymatory błędów oszacowań parametrów co w efekcie niweczy sens jakiegokolwiek wnioskowania o istotności oszacowanych parametrów. W opisywanych tu badaniach mogłoby to grozić mylnymi wnioskami dotyczącymi istnienia i znaczenia efektów kalendarzowych.



potwierdzone przez wyniki uzyskane dla akcji. Z prawej części górnego panelu tablicy 2 można odczytać, iż w przypadku czwartkowych i piątkowych stóp zwrotu odsetek dodatnich parametrów był największy (80% i 90% odpowiednio). Podobna sytuacja ma miejsce w przypadku odsetka istotnie większych od zera parametrów (30% i 16,67% odpowiednio).

Interpretując wyniki zaprezentowane w górnym panelu tablicy 2 warto zauważyć, że mogą one być obciążone błędem (zwłaszcza ocena istotności poszczególnych parametrów), jeżeli składnik resztowy w modelu (2) nie spełnia założeń metody najmniejszych kwadratów. W celu oceny stopnia tego „zagrożenia” przeprowadzono dwa testy diagnostyczne własności składników resztowych: pierwszy bazujący na statystyce Q Ljunga – Boxa, służący do oceny poziomu autokorelacji składnika resztowego i drugi – test White’a heteroskedastyczności składnika resztowego.

Statystykę Q Ljunga – Boxa dla szeregu czasowego stóp zwrotu oblicza się według następującego wzoru [Campbell, Lo i MacKinlay, 1997]:

$$Q_N = T(T + 2) \sum_{k=1}^N \frac{\rho^2(k)}{T - k}, \quad (7)$$

gdzie  $T$  jest liczbą obserwacji w analizowanym szeregu czasowym,  $\rho(k)$  oznacza współczynnik autokorelacji rzędu  $k$  tego szeregu, a  $N$  jest arbitralnie wybraną liczbą określającą rząd statystyki  $Q$ . Z powyższego wzoru widać, że jest ona ważoną sumą pierwszych  $N$  autokorelacji analizowanego szeregu czasowego. Jeżeli w szeregu tym pojawią się istotnie różne od zera autokorelacje, to wtedy empiryczne wartości statystyki  $Q$  będą odbiegać od zera. W praktyce problemem jest wybór rzędu statystyki  $N$  – jeżeli zostanie ustalony na zbyt niskim poziomie, to wtedy pominięte mogą zostać istotnie różne od zera autokorelacje wyższych rzędów. Jeżeli natomiast wybrana zostanie zbyt duża wartość  $N$ , to wtedy test oparty na tej statystyce będzie miał niską moc, gdyż istotnie różne od zera autokorelacje niższych rzędów „rozmyją się” wśród nieistotnych autokorelacji wyższych rzędów [Campbell, Lo i MacKinlay, 1997]<sup>8</sup>. Z tego powodu, w badaniach obliczono dwie wartości statystyki  $Q$  – dla rzędu 5 (powinna wychwycić autokorelacje w obrębie 5 sesji giełdowych, czyli 1 tygodnia) i dla rzędu 22 (wtedy uwzględnianie będą autokorelacje w ramach jednego miesiąca kalendarzowego).

Druga z zastosowanych metod – test White’a – służy do weryfikacji prawdziwości hipotezy zerowej stwierdzającej, że składniki resztowe są homoskedastyczne, niezależne od zmiennych egzogenicznych modelu i że liniowa specyfikacja równania modelu jest prawidłowa [White, 1980].

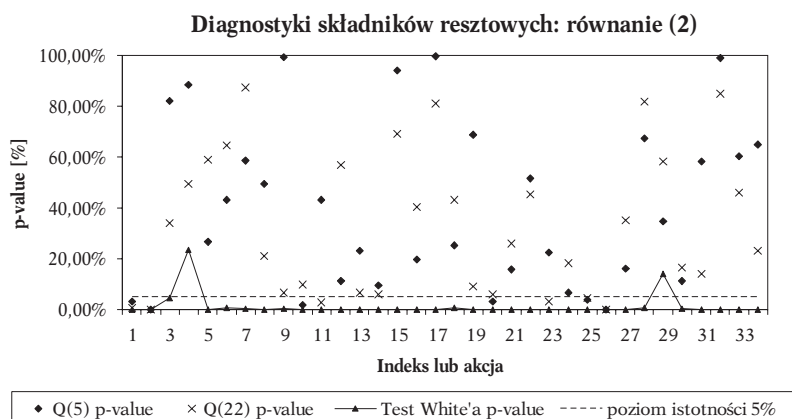
Rezultaty przedstawionych powyżej testów zostały zaprezentowane na wykresie 1. zilustrowano na nim p-value dla statystyki  $Q$  rzędu 5 i 22, oraz

<sup>8</sup> Statystyka  $Q_N$  jest wykorzystywana do testowania hipotezy zerowej, mówiącej iż w analizowanym szeregu czasowym wszystkie autokorelacje do rzędu  $N$  włącznie, są równe zero. Gdy tak jest faktycznie to  $Q_N$  ma asymptotycznie rozkład  $\chi^2$  z  $N$  stopniami swobody.

dla testu White'a – w obu przypadkach dla składników resztowych modelu (2). Poziomą przerywaną linią zaznaczono poziom istotności 5%.

Na wykresie wyraźnie można zaobserwować, iż olbrzymia większość punktów obrazujących p-value dla statystyk  $Q$  (rzędu 5 i rzędu 22) znajduje się powyżej linii wyznaczającej poziom 5%, co oznacza, że na tym poziomie istotności nie ma powodów do odrzucenia hipotezy braku autokorelacji składników resztowych. W przypadku testu White'a sytuacja jest diametralnie inna. Dla większości walorów hipotezę zerową tego testu można odrzucić na bardzo niskim poziomie istotności (około 1%), co może świadczyć o heteroskedastyczności składnika resztowego. W celu sprawdzenia tej hipotezy przeprowadzono estymację modelu składającego się z równań (2) i (6), a wyniki tego procesu zaprezentowano w dolnej części tablicy 2 (oszacowania parametrów oraz ocena ich istotności) i na wykresie 2 (testy diagnostyczne własności składników resztowych).

**Wykres 1. P-value dla statystyki  $Q$  Ljunga – Boxa i testu White'a, dla składników resztowych modelu (2). Nazwy walorów odpowiadające numerom podanym na osi OX podano w opisie tablicy 1**



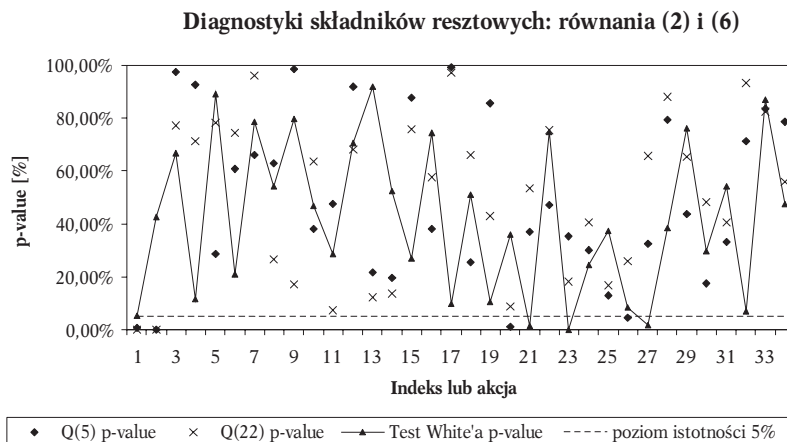
Źródło: obliczenia własne

Analiza wykresu 2 pozwala jednoznacznie stwierdzić, że modelowanie składników resztowych procesem GARCH(1,1) poprawia sytuację – w przypadku zdecydowanej większości walorów uwzględnionych nie ma podstaw do odrzucenia hipotezy o braku autokorelacji i homoskedastyczności składników resztowych.

Natomiast liczby zamieszczone w dolnej części tablicy 1 pokazują, że wnioski dotyczące występowania „efektu dnia tygodnia” zasadniczo nie ulegają zmianie – nadal widoczny jest wyraźny „efekt czwartku” i „efekt piątku”. Należy jednak zauważyć, że oszacowania parametrów  $\alpha_4$  i  $\alpha_5$  są wyraźnie niższe (zarówno dla akcji, jak i indeksów), co oznacza że stosując model (2) przeszacowuje się znaczenie tych efektów. Dodatkowo można stwierdzić, że wśród pojedynczych akcji zmieniły się proporcje tych efektów i „efekt piątku” wydaje się być silniejszy (jest widoczny dla większej liczby akcji i średnia oszacowań parametru  $\alpha_4$  jest mniejsza niż średnia  $\alpha_5$ ).



**Wykres 2. P-value dla statystyki Q Ljunga – Boxa i testu White'a, dla składników resztowych modelu (2) i (6). Nazwy walorów odpowiadające numerom podanym na osi OX podano w opisie tablicy 1**

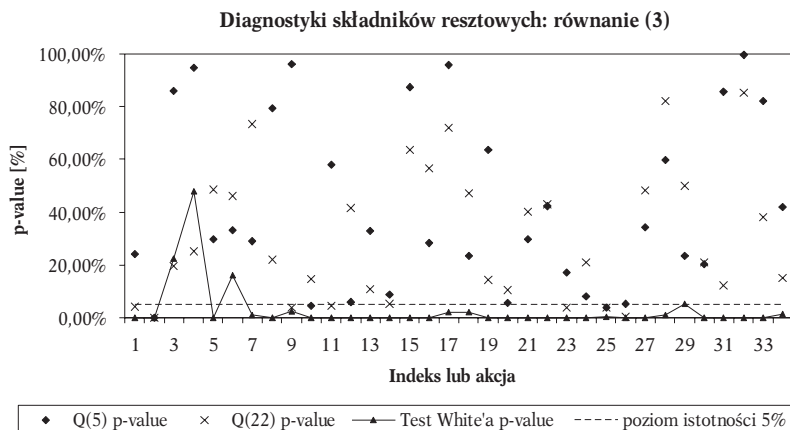


Źródło: obliczenia własne

Drugim z weryfikowanych efektów kalendarzowych był „efekt miesiąca”. Rezultaty badań dotyczących tego efektu zamieszczono w tablicy 3, oraz na wykresach 3 i 4.

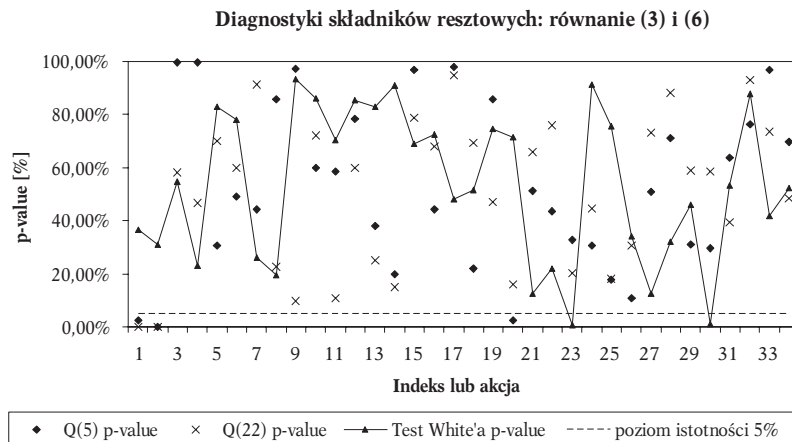
Podobnie jak w przypadku omawianym powyżej wykorzystanie procesu GARCH w modelowaniu składnika resztowego przynosi dobre efekty. Składniki resztowe modelu składającego się z równań (3) i (6) są dla większości walorów wolne od autokorelacji i homoskedastyczne. Natomiast oszacowania współczynników odpowiadających zmiennym zero-jedynkowym dla poszczególnych miesięcy są wyraźnie niższe niż w przypadku zastosowania modelu składającego się z równania (3).

**Wykres 3. P-value dla statystyki Q Ljunga – Boxa i testu White'a, dla składników resztowych modelu (3). Nazwy walorów odpowiadające numerom podanym na osi OX podano w opisie tablicy 1**



Źródło: obliczenia własne

Wykres 4. P-value dla statystyki Q Ljunga – Boxa i testu White'a, dla składników resztowych modelu (3) i (6). Nazwy walorów odpowiadające numerom podanym na osi OX podano w opisie tablicy 1



Źródło: obliczenia własne

Analiza dolnego panelu tablicy 3 pozwala stwierdzić, że dla spółek małych i średnich (wchodzących w skład indeksów sWIG80 i mWIG40) widoczny jest wyraźny efekt stycznia. Styczniowe dzienne stopy zwrotu są wyższe o 0,18% – 0,19% od dziennych stóp zwrotu z pozostałych miesięcy (poza grudniem), co oznacza premię w skali miesiąca w wysokości 3,96% – 4,18%<sup>9</sup>. Również oszacowania tego parametru uzyskane dla akcji pojedynczych spółek potwierdzają istnienie „efektu stycznia”. Co prawda liczba tylko 13,33% oszacowań dodatnich i istotnie różnych od zera może budzić wątpliwości, ale należy pamiętać, że większość ze spółek, których notowania są uwzględnione w badaniach, jest spółkami dużymi, a sądząc po wynikach osiągniętych dla indeksów, „efekt stycznia” dotyczy spółek małych i średnich. Warto zauważyć, że jest to sytuacja identyczna jak na zachodnich rynkach kapitałowych.

Równie interesujące są wyniki estymacji parametru  $\beta_{XII}$ , który na poziomie istotności 5% jest statystycznie różny od zera dla wszystkich indeksów poza WIG20, a dla tego ostatniego jest statystycznie istotny na poziomie istotności 5,60%. Można więc przyjąć, że „efekt grudnia” dotyczy całego warszawskiego parkietu, choć jego znaczenie jest różne dla poszczególnych segmentów tego rynku. W przypadku spółek średnich jest ono najmniejsze (grudniowa premia wynosi około 2,58%), dla spółek najmniejszych jest już większe (premia równa około 3,21%), zaś największe jest dla spółek wchodzących w skład indeksu WIG20 (premia wynosząca prawie 4,27%). W skali całego rynku grudniowa miesięczna stopa zwrotu przewyższa stopy zwrotu z pozostałych miesięcy

<sup>9</sup> Te wielkości otrzymano mnożąc oszacowania parametrów  $\beta_1$  przez liczbę sesji giełdowych w miesiącu (przyjęto 22). Takie postępowanie jest uprawnione, ponieważ w badaniach wykorzystano logarytmiczne stopy zwrotu, które są addytywne. Użyty w tekście termin „premia” oznacza nadwyżkę stopy zwrotu ponad odpowiednią średnią.

(poza styczniem) o około 3,5%. Rezultaty otrzymane dla pojedynczych akcji potwierdzają powyższe wnioski – 30% oszacowań parametru  $\beta_{XII}$  jest dodatnich i istotnie różnych od zera.

Pozostałe dwa analizowane efekty kalendarzowe – „efekt wakacji” i „efekt przełomu miesiąca” – zaznaczyły się w badanych danych znacznie słabiej<sup>10</sup>. W przypadku pierwszego z nich, dla indeksów dzienne stopy zwrotu z dnia poprzedzającego „dzień wakacji” ani z sesji następującej bezpośrednio po tym dniu, nie okazały się istotnie różne od średnich dziennych stóp zwrotu (wszystkie oszacowania parametrów  $\gamma_1$  i  $\gamma_2$  modeli okazały się nieistotnie różne od zera). Natomiast w przypadku akcji pojawił się pojedynczy przypadek wystąpienia tego efektu, ale oczywiście jest to stanowczo zbyt mało, aby na tej podstawie można było uzasadnić tezę o występowaniu „efektu wakacji” na Giełdzie Papierów Wartościowych w Warszawie.

Dowody na rzecz istnienia „efektu przełomu miesiąca” są mocniejsze – zwłaszcza w przypadku małych i średnich spółek. Oszacowania parametru  $\delta_2$  dla indeksów mWIG40 i sWIG80 są istotnie większe od zera (dla modelu opisywanego równaniami (4) i (6)). Jednak te wyniki nie znajdują potwierdzenia w rezultatach otrzymanych dla akcji – tylko dla jednej z 30 uwzględnionych w badaniach estymator parametru  $\delta_2$  jest istotnie większy od zera. Nawet uwzględniając fakt, iż większość ze spółek, których notowania wykorzystano w badaniach, nie jest spółkami średnimi ani małymi, trudno jest znaleźć przekonujące dowody iż „efekt przełomu miesiąca” widoczny w notowaniach 2 indeksów jest czymś więcej niż artefaktem statystycznym.

## Podsumowanie

Podsumowując przedstawione powyżej wyniki weryfikacji 4 efektów kalendarzowych na GPW w Warszawie, należy stwierdzić, że:

- po pierwsze, nie ma przekonujących dowodów, że „efekt wakacji” i „efekt przełomu miesiąca” występują na polskim rynku kapitałowym w postaci opisywanej w literaturze przedmiotu,
- po drugie, przeprowadzona analiza pozwala stwierdzić, że można mówić o „efekcie czwartku” i „efekcie piątku”. Należy jednak zauważyć, że zastosowanie w analizie dziennych stóp zwrotu modelu GARCH(1,1) zaowocowało sporym zmniejszeniem oszacowań parametrów mierzących nadwyżki dziennych stóp zwrotu w tych dniach i można powątpiewać, czy zaobserwowaną regularność dziennych stóp zwrotu może być wykorzystana do stworzenia zyskowej strategii inwestycyjnej. Innymi słowy można stwierdzić, że zaobserwowane „efekty dnia tygodnia” są istotne statystycznie, ale raczej nieekonomicznie,

<sup>10</sup> Z uwagi na ograniczoną objętość artykułu nie zamieszczono w tekście tablic i wykresów z wynikami weryfikacji tych dwóch efektów kalendarzowych, a jedynie omówiono ich zawartość. Plik z tablicami i wykresami można otrzymać od autora pisząc na adres [Michal.Grotowski@ae.krakow.pl](mailto:Michal.Grotowski@ae.krakow.pl).

- po trzecie, przeprowadzone badania pozwalają uzasadnić tezę, iż na polskim rynku finansowym jest widoczny „efekt stycznia”, dotyczący małych i średnich spółek (tak jak na innych opisywanych w literaturze rynkach). Styczniowa stopa zwrotu jest o około 4% wyższa od stóp zwrotu dla pozostałych miesięcy (za wyjątkiem grudnia),
- po czwarte, we wszystkich segmentach rynku widoczny jest „efekt grudnia”, choć jego znaczenie jest różne dla spółek małych, średnich i dużych. Dla tych ostatnich jest największe, co przejawia się blisko 4,3% premią w grudniowej stopie zwrotu,
- po piąte, dowody na rzecz tezy o istnieniu efektów kalendarzowych są znacznie mocniejsze w przypadku indeksów niż w przypadku akcji pojedynczych spółek. Jako że olbrzymia większość badań z tej tematyki jest prowadzona z wykorzystaniem notowań różnych indeksów, można spodziewać się, że również na innych rynkach finansowych znacznie efektów kalendarzowych może zmaleć, gdy w analizie uwzględnione zostaną pojedyncze walory, a nie indeksy. Ponadto należy podważyć sens rekomendowania akcyjnych strategii inwestycyjnych, których celem jest uzyskanie korzyści z istnienia efektów kalendarzowych zidentyfikowanych za pomocą analizy notowań indeksów. Takie strategie mogą nie pozwolić na realizację zamierzonego celu z uwagi na niedoskonałe przełożenie „indeksowych efektów kalendarzowych” na anomalie obserwowane na rynkach pojedynczych walorów.

## Aneks tabelaryczny

Tablica 1

## Statystyki opisowe dziennych logarytmicznych stóp zwrotu z walorów uwzględnionych w badaniach

Nr waloru	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)
	<b>Statystyki dziennych logarytmicznych stóp zwrotu przed usunięciem obserwacji skrajnych</b>																
średnia	0,001	0,001	0,000	0,001	0,000	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,000	-0,001	0,001	0,000	0,002	0,001	0,001
odch. stand.	0,010	0,012	0,016	0,013	0,025	0,020	0,022	0,024	0,021	0,058	0,017	0,056	0,035	0,016	0,028	0,016	0,019
maksimum	0,051	0,080	0,055	0,049	0,146	0,094	0,119	0,210	0,075	0,143	0,102	0,427	0,273	0,087	0,156	0,083	0,090
minimum	-0,072	-0,080	-0,089	-0,085	-0,157	-0,106	-0,128	-0,134	-0,083	-2,228	-0,110	-0,656	-0,216	-0,201	-0,184	-0,075	-0,098
mediana	0,001	0,001	0,000	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	-0,002	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
skośność	-0,483	-0,704	-0,055	-0,239	0,134	-0,172	-0,108	0,581	0,056	-32,612	0,086	-0,524	0,647	-0,881	0,453	0,181	-0,214
kurtzoza	6,697	8,735	4,436	5,155	6,687	4,987	5,850	9,333	3,909	1252,496	6,318	25,591	10,137	18,755	7,145	6,308	5,834
	<b>Statystyki dziennych logarytmicznych stóp zwrotu po usunięciu obserwacji skrajnych</b>																
średnia	0,001	0,001	0,000	0,001	0,000	0,001	0,001	0,001	0,001	0,002	0,000	-0,002	0,000	0,000	0,001	0,001	0,001
odch. stand.	0,009	0,010	0,015	0,012	0,023	0,019	0,020	0,021	0,020	0,020	0,016	0,045	0,031	0,014	0,026	0,015	0,017
maksimum	0,032	0,036	0,045	0,037	0,081	0,058	0,069	0,074	0,061	0,092	0,054	0,223	0,127	0,054	0,091	0,054	0,062
minimum	-0,030	-0,036	-0,046	-0,037	-0,081	-0,058	-0,069	-0,072	-0,061	-0,091	-0,055	-0,225	-0,123	-0,055	-0,089	-0,054	-0,063
mediana	0,001	0,001	0,000	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	-0,002	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
skośność	-0,089	-0,208	0,032	-0,062	0,165	-0,070	0,015	0,229	0,105	0,461	0,117	0,240	0,342	0,073	0,274	0,023	0,055
kurtzoza	3,831	4,128	3,486	3,472	4,030	3,516	3,736	4,166	3,421	6,448	3,904	7,737	5,470	4,668	4,328	4,826	4,343

Walory: (1) mWIG40, (2) SWIG80, (3) WIG20, (4) WIG, (5) Agora, (6) BPH, (7) BRE, (8) Budimex, (9) Bank Zachodni WBK, (10) Cersanit, (11) Dębica, (12) Elektrim, (13) Grupa Onet, (14) Bank Handlowy, (15) Impexmetal, (16) ING BSK, (17) KeTy, (18) KGHM, (19) Kredyt Bank, (20) Lenex, (21) MCI, (22) Millennium, (23) MNI, (24) Mostostal Export, (25) Mostostal Zabrze, (26) Netia, (27) Orbis, (28) PeKaO, (29) PKN Orlen, (30) Polimer, (31) Prokom, (32) Stalexport, (33) Sygnity, (34) Telekomunikacja Polska.

Źródło: obliczenia własne na podstawie danych z GPW

Tablica 1 cd.

Nr waloru	(18)	(19)	(20)	(21)	(22)	(23)	(24)	(25)	(26)	(27)	(28)	(29)	(30)	(31)	(32)	(33)	(34)
<b>Statystyki dziennych logarymicznych stóp zwrotu przed usunięciem obserwacji skrajnych</b>																	
średnia	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	-0,002	0,000	0,001	0,000	0,003	0,000	-0,001	0,000	0,000
odch. stand.	0,026	0,018	0,034	0,039	0,028	0,047	0,034	0,039	0,039	0,020	0,020	0,019	0,026	0,028	0,042	0,025	0,023
maksimum	0,159	0,095	0,288	0,332	0,257	0,360	0,288	0,240	0,375	0,099	0,119	0,085	0,153	0,200	0,337	0,179	0,102
minimum	-0,156	-0,215	-0,526	-0,204	-0,205	-1,153	-0,249	-0,322	-0,226	-0,067	-0,072	-0,093	-0,100	-0,145	-0,295	-0,140	-0,084
mediana	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	-0,003	0,000	0,000
skośność	-0,147	-0,789	-1,771	0,982	0,467	-7,793	0,898	0,020	0,930	0,374	0,212	0,073	0,752	0,254	0,828	0,550	0,160
kurtoza	6,012	16,524	46,146	11,777	14,309	204,285	12,284	11,920	21,232	4,529	4,427	4,043	7,377	7,578	12,300	8,559	4,055
<b>Statystyki dziennych logarymicznych stóp zwrotu po usunięciu obserwacji skrajnych</b>																	
średnia	0,001	0,000	0,001	0,000	0,000	0,000	-0,001	0,000	-0,002	0,000	0,001	0,000	0,002	0,000	-0,002	0,000	0,000
odch. stand.	0,024	0,016	0,026	0,033	0,024	0,033	0,029	0,033	0,031	0,019	0,019	0,018	0,023	0,025	0,036	0,022	0,022
maksimum	0,078	0,058	0,107	0,146	0,093	0,135	0,112	0,144	0,154	0,059	0,057	0,055	0,092	0,084	0,158	0,084	0,064
minimum	-0,084	-0,058	-0,110	-0,131	-0,095	-0,138	-0,109	-0,148	-0,159	-0,059	-0,057	-0,055	-0,093	-0,086	-0,158	-0,082	-0,065
mediana	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	-0,004	0,000	0,000
skośność	-0,066	-0,008	0,091	0,389	0,014	0,136	0,381	0,391	-0,227	0,135	0,050	0,033	0,217	0,142	0,446	0,300	0,106
kurtoza	3,552	4,635	4,867	5,002	5,132	6,039	4,671	5,483	7,565	3,537	3,174	3,103	4,998	3,869	6,233	4,233	3,341

Walory: (1) mWIG40, (2) SWIG80, (3) WIG20, (4) WIG, (5) Agora, (6) BPH, (7) BRE, (8) Budimex, (9) Bank Zachodni WBK, (10) Cersanit, (11) Dębica, (12) Elektrim, (13) Grupa Onet, (14) Bank Handlowy, (15) Impexmetal, (16) ING BSK, (17) Kęty, (18) KGHM, (19) Kredyt Bank, (20) Lentex, (21) MCI, (22) Millennium, (23) MNI, (24) Mostostal Export, (25) Mostostal Zabrze, (26) Netia, (27) Orbis, (28) PeKaO, (29) PKN Orlen, (30) Polimer, (31) Prokom, (32) Stalexport, (33) Sygnity, (34) Telekomunikacja Polska.

Źródło: obliczenia własne na podstawie danych z GPW



Tablica 2

**Rezultaty analizy „efektu dnia tygodnia”**

Symbolem „\*” oznaczono oszacowania parametrów istotnie różne od zera na poziomie istotności 5%

Parametr	Indeksy										Akcje – oszacowania parametrów						
	Oszacowanie parametru					p-value					średnia	maks	min	odsetek		odsetek istotnych ujemnych	
	mWIG40	sWIG80	WIG20	WIG	mWIG40	sWIG80	WIG20	WIG	WIG	dodatnich				ujemnych	dodatnich	ujemnych	
	<b>Estymowany model: równanie (2)</b>																
$\alpha_1$	0,083%	0,15%*	0,078%	0,071%	7,63%	0,45%	30,11%	24,32%	0,005%	0,235%	-0,28%	60,00%	40,00%	3,33%	3,33%		
$\alpha_2$	-0,022%	-0,086%	-0,091%	-0,077%	63,52%	9,40%	22,29%	20,34%	-0,092%	0,243%	-0,452%	26,67%	73,33%	3,33%	10,00%		
$\alpha_3$	0,021%	0,052%	-0,15%*	-0,069%	64,69%	30,16%	4,38%	24,97%	-0,078%	0,222%	-0,480%	30,00%	70,00%	0,00%	6,67%		
$\alpha_4$	0,165%*	0,180%*	0,122%	0,15%*	0,04%	0,04%	10,11%	1,08%	0,136%	0,434%	-0,193%	80,00%	20,00%	30,00%	0,00%		
$\alpha_5$	0,183%*	0,268%*	0,17%*	0,19%*	0,01%	0,00%	2,46%	0,21%	0,135%	0,303%	-0,068%	90,00%	10,00%	16,67%	0,00%		
$\rho$	0,116*	0,187*	0,037	0,049*	0,00%	0,00%	10,32%	3,26%	0,042	0,100	-0,029	90,00%	10,00%	50,00%	0,00%		
	<b>Estymowany model: równania (2) i (6)</b>																
$\alpha_1$	0,036%	0,080%	0,14%*	0,11%*	37,66%	8,23%	4,01%	4,97%	0,040%	0,281%	-0,228%	63,33%	36,67%	6,67%	3,33%		
$\alpha_2$	0,000%	-0,114%	-0,08%*	-0,055%	99,53%	0,99%	25,74%	32,47%	-0,056%	0,183%	-0,420%	40,00%	60,00%	3,33%	6,67%		
$\alpha_3$	0,030%	0,009%	-0,108%	-0,040%	42,84%	84,13%	11,60%	46,56%	-0,044%	0,174%	-0,267%	33,33%	66,67%	0,00%	6,67%		
$\alpha_4$	0,096%*	0,122%*	0,117%	0,14%*	1,91%	0,65%	9,48%	1,18%	0,109%	0,353%	-0,184%	76,67%	23,33%	20,00%	0,00%		
$\alpha_5$	0,146%*	0,175%*	0,16%*	0,16%*	0,01%	0,01%	1,56%	0,18%	0,132%	0,304%	-0,138%	93,33%	6,67%	23,33%	0,00%		
$\rho$	0,142*	0,190*	0,042	0,057*	0,00%	0,00%	5,81%	0,88%	0,036	0,096	-0,026	90,00%	10,00%	33,33%	0,00%		
$\omega$	0,000*	0,000*	0,000*	0,000*	0,77%	0,32%	3,07%	2,67%	0,000	0,000	0,000	100,00%	0,00%	86,67%	0,00%		
$\alpha$	0,083*	0,071*	0,042*	0,045*	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,080	0,179	0,020	100,00%	0,00%	100,00%	0,00%		
$\beta$	0,901*	0,900*	0,949*	0,944*	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,861	0,975	0,411	100,00%	0,00%	100,00%	0,00%		

Źródło: obliczenia własne

Tablica 3

## Rezultaty analizy „efektu miesięca”

Symbolem „\*” oznaczono oszacowania parametrów istotnie różne od zera na poziomie istotności 5%

Parametr	Indeksy										Akcje – oszacowania parametrów						
	Oszacowanie parametru					p-value					średnia	maks	min	odsetek		odsetek istotnych ujemnych	
	mWIG40	sWIG80	WIG20	WIG	mWIG40	sWIG80	WIG20	WIG	WIG	dodatnich				ujemnych	dodatnich	ujemnych	
	<b>Estymowany model: równanie (3)</b>																
$\beta_I$	0,228%*	0,237%*	0,025%	0,070%	0,14%	0,27%	82,79%	45,47%	0,163%	0,702%	-0,14%	76,67%	23,33%	20,00%	0,00%		
$\beta_{II}$	0,004%	0,287%*	0,061%	0,060%	95,68%	0,05%	60,01%	52,83%	-0,023%	0,867%	-0,473%	36,67%	63,33%	3,33%	3,33%		
$\beta_{III}$	0,195%	0,093%	-0,013%	0,048%	0,52%	22,28%	91,09%	59,59%	0,030%	0,273%	-0,462%	70,00%	30,00%	0,00%	0,00%		
$\beta_{IV}$	0,125%	0,201%*	0,028%	0,103%	9,78%	1,58%	82,18%	29,86%	0,035%	0,268%	-0,482%	70,00%	30,00%	3,33%	0,00%		
$\beta_V$	0,075%	0,092%	0,048%	0,084%	31,57%	26,51%	68,86%	39,20%	-0,030%	0,262%	-0,379%	50,00%	50,00%	0,00%	0,00%		
$\beta_{VI}$	0,005%	0,046%	-0,064%	-0,036%	94,69%	56,72%	58,38%	70,41%	-0,106%	0,249%	-0,864%	23,33%	76,67%	0,00%	3,33%		
$\beta_{VII}$	0,027%	0,070%	-0,027%	0,045%	69,17%	36,24%	80,78%	61,72%	-0,027%	0,625%	-0,457%	46,67%	53,33%	10,00%	0,00%		
$\beta_{VIII}$	0,086%	0,081%	0,086%	0,080%	22,25%	30,01%	44,80%	38,51%	0,114%	0,511%	-0,304%	83,33%	16,67%	13,33%	0,00%		
$\beta_{IX}$	-0,122%	-0,031%	-0,187%	-0,175%	7,95%	68,68%	9,82%	5,66%	-0,252%	0,252%	-0,856%	10,00%	90,00%	0,00%	30,00%		
$\beta_X$	0,141%*	0,109%	0,095%	0,104%	4,10%	14,84%	39,84%	25,31%	0,160%	0,692%	-0,409%	83,33%	16,67%	13,33%	3,33%		
$\beta_{XI}$	0,105%	0,028%	0,073%	0,085%	16,45%	73,85%	54,63%	38,83%	0,035%	0,374%	-0,427%	63,33%	36,67%	3,33%	0,00%		
$\beta_{XII}$	0,178%*	0,165%*	0,198%	0,19%*	1,57%	4,37%	9,76%	4,87%	0,151%	0,436%	-0,361%	80,00%	20,00%	20,00%	0,00%		
$\rho$	0,107*	0,178*	0,035	0,046*	0,00%	0,00%	12,18%	4,21%	0,035	0,085	-0,035	86,67%	13,33%	43,33%	0,00%		

Źródło: obliczenia własne

Tablica 3 cd.

Zmienne	Oszacowanie parametru					Indeksy					Akcje – oszacowania parametrów						
	mWIG40	sWIG80	WIG20	WIG	WIG	mWIG40	sWIG80	WIG20	WIG	WIG	średnia	maks	min	odsetek dodatnich	odsetek ujemnych	odsetek istotnych dodatnich	odsetek istotnych ujemnych
	<b>Estymowany model: równania (3) i (6)</b>																
$\beta_I$	0,180%*	0,191%*	0,034%	0,061%	2,52%	2,33%	76,42%	54,00%	0,122%	0,656%	-0,163%	73,33%	26,67%	13,33%	0,00%		
$\beta_{II}$	-0,005%	0,084%	0,035%	0,060%	94,49%	25,63%	77,36%	52,39%	-0,057%	0,376%	-0,372%	36,67%	63,33%	0,00%	3,33%		
$\beta_{III}$	0,067%	-0,066%	-0,012%	0,035%	32,32%	32,41%	91,82%	70,21%	0,043%	0,845%	-0,321%	53,33%	46,67%	0,00%	3,33%		
$\beta_{IV}$	0,070%	0,085%	-0,022%	0,060%	31,02%	21,81%	82,85%	47,72%	0,047%	0,593%	-0,486%	66,67%	33,33%	3,33%	0,00%		
$\beta_V$	0,114%	0,108%	0,080%	0,136%	6,61%	15,91%	45,79%	12,22%	0,025%	0,272%	-0,215%	70,00%	30,00%	0,00%	0,00%		
$\beta_{VI}$	-0,017%	0,044%	0,040%	0,031%	72,34%	46,48%	67,14%	66,86%	-0,034%	0,211%	-0,526%	40,00%	60,00%	0,00%	3,33%		
$\beta_{VII}$	0,025%	0,017%	0,017%	0,052%	62,91%	73,59%	86,08%	50,57%	0,044%	0,557%	-0,248%	53,33%	46,67%	10,00%	0,00%		
$\beta_{VIII}$	0,069%	0,004%	0,079%	0,067%	14,97%	93,67%	39,96%	36,77%	0,104%	0,428%	-0,223%	73,33%	26,67%	6,67%	0,00%		
$\beta_{IX}$	-0,025%	0,024%	-0,051%	-0,059%	57,51%	71,08%	57,41%	41,47%	-0,147%	0,181%	-0,819%	23,33%	76,67%	0,00%	20,00%		
$\beta_X$	0,123%*	0,088%	0,072%	0,093%	4,05%	17,27%	53,24%	30,28%	0,138%	0,399%	-0,181%	86,67%	13,33%	3,33%	0,00%		
$\beta_{XI}$	0,088%	-0,005%	0,087%	0,088%	12,95%	95,26%	43,64%	34,01%	0,044%	0,363%	-0,279%	70,00%	30,00%	3,33%	0,00%		
$\beta_{XII}$	0,117%*	0,146%*	0,194%	0,162%*	4,29%	3,12%	5,56%	4,47%	0,174%	0,441%	-0,090%	86,67%	13,33%	30,00%	0,00%		
$\varphi$	0,138*	0,185*	0,042	0,058*	0,00%	0,00%	6,13%	0,82%	0,031	0,086	-0,031	83,33%	16,67%	30,00%	0,00%		
$\omega$	0,000*	0,000*	0,000*	0,000*	0,81%	0,22%	3,29%	2,89%	0,000	0,000	0,000	100,00%	0,00%	86,67%	0,00%		
$\alpha$	0,083*	0,075*	0,042*	0,045*	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,082	0,172	0,019	100,00%	0,00%	100,00%	0,00%		
$\beta$	0,900*	0,894*	0,948*	0,944*	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,853	0,975	0,415	100,00%	0,00%	100,00%	0,00%		

Źródło: obliczenia własne

## Bibliografia

- Alexander C., [2005], *Market models: A guide to financial data analysis*, John Wiley & Sons, Ltd., Chichester.
- Bollerslev T., Wooldridge J., [1992], *Quasi Maximum Likelihood Estimation and Inference in Dynamic Models with Time Varying Covariances*, „Econometric Reviews”.
- Brzeszczyński J., [2005], *Czy klasyczne metody estymacji błędnie szacują parametr  $\beta$ ?*, „Rynek Terminowy”, nr 4.
- Campbell J., Lo A., MacKinlay A., [1997], *The econometrics of financial markets*, Princeton University Press, New Jersey.
- Corhay A., Rad A.T., [1994], *Statistical properties of daily returns: Evidence from European stock markets*, „Journal of Business Finance and Accounting”.
- Cross F., [1973], *The behavior of stock prices on Fridays and Mondays*, „Financial Analysts Journal”, nr 6.
- Czekaj J., Woś M., Żarnowski J., [2001], *Efektywność giełdowego rynku akcji w Polsce*, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.
- Fiszeder P., [2004], *Prognozowanie zmienności na podstawie modeli GARCH*, „Rynek Terminowy”, nr 3.
- Flannary M.J., Protopapadakis A.A., [1988], *From T-bills to common stocks: Investigating the generality of intra-week return seasonality*, „Journal of Finance”.
- French K., [1980], *Stock returns and the weekend effect*, „Journal of Financial Economics”.
- Gay G., Kim T., [1987], *An investigation into seasonality in the futures market*, „Journal of Futures Markets”.
- Gesser V., Poncet P., [1997], *Volatility patterns: Theory and dome evidence from the dollar-mark option market*, „Journal of Derivatives”.
- Gibbons M., Hess P., [1981], *Day of the week effects and asset returns*, „Journal of Business”.
- Greene W., [2000], *Econometric Analysis*, 4<sup>th</sup> Edition, Prentice Hall, Upper Saddle River.
- Keim D., Stambaugh F., [1984], *A further investigation of weekend effects in stock returns*, „Journal of Finance”.
- Kiyamaz H., Berument H., [2003], *The day of the week effect on stock market volatility: International evidence*, „Review of Financial Economics”.
- Lakonishok J., Smidt S., [1988], *Are seasonal anomalies real? A ninety – year perspective*, „Review of Financial Studies”.
- Landmesser J., [2006], *Efekt dnia tygodnia na Giełdzie Papierów Wartościowych w Warszawie*, „Zeszyty Naukowe Ekonomika i Organizacja Gospodarki Żywnościowej”, nr 60.
- Osińska M., [2006], *Ekonometria finansowa*, Polskie Wydawnictwo Ekonomiczne, Warszawa.
- Szyszk A., [1999], *Efektywność rynku a anomalie w rozkładzie stóp zwrotu w czasie*, „Nasz Rynek Kapitałowy”, nr 12.
- White H., [1980], *A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix and a Direct Test for Heteroskedasticity*, „Econometrica”.

## CALENDAR EFFECTS ON THE WARSAW STOCK EXCHANGE

### Summary

The paper looks at seasonality effects displayed by share prices on the Warsaw Stock Exchange. The analysis covers four WSE indices and 30 selected companies. The author uses methods that make it possible to determine the “generalized autoregressive

conditional heteroskedasticity" (GARCH) of financial instruments in terms of their rates of return.

On the basis of his analysis, Grotowski concludes that, first of all, there is a visible "Thursday effect" as well as a "Friday effect" on the Polish stock market. On Thursdays and Fridays, the return on stock investments is generally higher than on other days of the week. Second, it is also possible to identify a "December effect" and a "January effect," Grotowski says, though their importance varies from one market segment to another. Third, these calendar effects apply to a greater extent to the WSE's indices rather than individual share prices. Fourth, from an economic point of view, the role of the calendar effects is limited and they are too insignificant to form the basis of a viable investment strategy.

**Keywords:** calendar effects, day of the week effect, January effect, GARCH