

Eliza Buszkowska

Uniwersytet Adama Mickiewicza

Piotr Pluciennik

Uniwersytet Adama Mickiewicza

WPLYW KRYZYSU SUBPRIME NA DETERMINANTY WARIANCJI WARUNKOWEJ INDEKSU WIG20

Streszczenie. Kryzys subprime, który dotknął sektor bankowy w Stanach Zjednoczonych już w sierpniu 2007, bardzo szybko stał się również odczuwalny w innych krajach. Odbił się on także na rynkach finansowych, stał się impulsem do odwrócenia długo utrzymujących się trendów wzrostowych, a zarazem przełożył się na wzrost nerwowości inwestorów. Sam rynek stał się bardziej nieprzewidywalny. W artykule zbadano wpływ zmienności implikowanej, historycznej oraz zrealizowanej na wariancję warunkową indeksu WIG20 w dwóch szczególnych okresach. Pierwszym jest okres poprzedzający kryzys bankowy (od 8 sierpnia 2005 do 7 sierpnia 2007) a drugim okres kryzysu subprime (od 8 sierpnia 2007 do 10 marca 2009). Osłabienie tych naturalnych zależności oznaczałoby wzrost nieprzewidywalności rynku. Oznacza to, że w znacznie większym stopniu reaguje na zewnętrzne sygnały, spychając na dalszy plan oczekiwania. Jednocześnie dążono do identyfikacji premii za ryzyko oraz efektu dźwigni w okresie poprzedzającym kryzys oraz w okresie kryzysu.

Słowa kluczowe: efekt dźwigni, kryzys finansowy, modele GARCH, zmienność implikowana, zmienność zrealizowana.

1. Wstęp

Po tym jak w sierpniu bank PNB Paribas zaprzestał wypłat z trzech funduszy opartych na obligacjach zabezpieczonych kredytami subprime, amerykański system bankowy pogrążył się w najgłębszym od wielu lat kryzysie. Pomimo szybkiej reakcji banków centralnych, kryzys szybko stał się również odczuwalny w innych krajach. Był także impulsem do odwrócenia długo utrzymujących się na światowych giełdach (w tym GPW w Warszawie) trendów wzrostowych, oraz przyczynił się do wzrostu nerwowości inwestorów.

Aby zweryfikować na ile wzrosła nieprzewidywalność rynku polskiego oceniono wpływ jaki na wariancję warunkową indeksu WIG20 wywarła zmienność implikowana, historyczna oraz zrealizowana. Wielkość tą modelowano za pomocą modeli klasy GARCH

w dwóch szczególnych okresach – w okresie poprzedzającym kryzys bankowy oraz w okresie kryzysu subprime. Jednocześnie dążono do identyfikacji premii za ryzyko oraz efektu dźwigni w okresie poprzedzającym kryzys oraz w okresie kryzysu. Wzrost pierwszej wielkości oznaczał by, że w sytuacji rosnącej niepewności inwestorzy oczekują większych zysków. Za pomocą drugiej wielkości określono na ile wzrosła nerwowość rynku po wybuchu kryzysu subprime (Podobne badanie dla rynku amerykańskiego przeprowadzili Výrost i Baumhol [2009]).

Celem autorów było również wytypowanie lepszych modeli zmienności w rodzinie GARCH i sprawdzenie zasadności zastosowania modeli z dodatkową informacją w rozważanych okresach. Lepsza znajomość zmienności pozwala na dokładniejszą ocenę ryzyka co w konsekwencji daje podstawę do bezpieczniejszego i skuteczniejszego inwestowania. Prognozy zmienności natomiast mogą zostać wykorzystane między innymi w strategiach małego i dużego stelaza jak również przy wyznaczaniu wartości zagrożonej.

2. Dodatkowe zmienne objaśniające w modelu GARCH

Do wykorzystywanych do opisu warunkowej indeksu WIG20 modeli GARCH wprowadzono zmienne objaśniające reprezentowane przez trzy podstawowe estymatory zmienności – zmienność implikowaną, historyczną i zrealizowaną. Na znaczącą poprawę dopasowania modelu poprzez zastosowanie tego typu zmiennych objaśniających w równaniu GARCH wskazali między innymi Kopmann i in. [2005]. Jak już wspomniano wprowadzono je celem określenia na ile rynek pozostaje przewidywalny w okresie kryzysu oraz sprawdzenia, czy można dzięki nim lepiej dopasować model heteroskedastyczności warunkowej w okresie poprzedzającym kryzys i w okresie kryzysu.

2.1. Zmienność implikowana

Wzięto pod uwagę indeks zmienności implikowanej WIV20 oparty cenach opcji na indeks WIG20 wyznaczany od 22 września 2003 na GPW. Wartość indeksu WIV20 ukazuje oczekiwania uczestników rynku dotyczące zmienności cen w najbliższej przyszłości. Kalkulacja zmienności implikowanej dla pojedynczej opcji zwykle bazuje na klasycznym modelu wyceny opcji Blacka Scholesa [1973], w postaci zakładającej że instrument podstawowy wypłaca dywidendę według stałej stopy d

$$C = Se^{-dT}N(d_1) - Xe^{-rT}N(d_2) \quad (1)$$

$$P = -Se^{-dT}N(-d_1) + Xe^{-rT}N(-d_2), \quad (2)$$

gdzie

$$d_1 = \frac{\ln(S/X) + (r - d + \sigma^2/2)T}{\sigma\sqrt{T}},$$

$$d_2 = d_1 - \sigma\sqrt{T},$$

C – wartość opcji call,

P – wartość opcji put,

S – cena instrumentu bazowego,

X – cena wykonania,

r – stopa procentowa wolna od ryzyka,

d – stopa dywidendy,

T – czas do wygaśnięcia, σ – zmienność ceny instrumentu bazowego

$N(x)$ – dystrybuanta standaryzowanego rozkładu normalnego.

Zmienność implikowana na podstawie której zdefiniowano indeks WIV20, wyznaczana jest w podobny sposób. Wycenę opcji oparto nie samych poziomach indeksu, ale na cenach terminowych wyznaczonych na podstawie trzech dostępnych na rynku kontraktów futures na indeks WIG20. Biorąc pod uwagę, zależność pomiędzy ceną terminową a gotówkową opisaną następującym wzorem

$$F = Se^{(r-d)T},$$

wzory (1) oraz (2) przyjmują postać

$$C = [Se^{(r-d)T} N(d_1) - XN(d_2)]e^{-rT}, \quad (3)$$

$$P = [-Se^{(r-d)T} N(-d_1) + XN(-d_2)]e^{-rT}, \quad (4)$$

gdzie

$$d_1 = \frac{\ln(Se^{(r-d)T}/X) + (\sigma^2/2)T}{\sigma\sqrt{T}},$$

$$d_2 = d_1 - \sigma\sqrt{T}.$$

Indeks WIV20 był obliczany przez autorów jako ważona średnia otrzymanych poziomów parametru σ na daną sesję giełdową dla wszystkich opcji *out-of-the money*. Kalkulacja przebiegała zgodnie z następującą formułą

$$WIV20 = \frac{\sum_i \sigma_i z_i v_i}{\sum_i z_i v_i} \cdot 100\%. \quad (5)$$

σ_i – zmienność implikowana i -tej opcji,

z_i – cena i -tej opcji (C lub P),

v_i – wolumen obrotu na i -tej opcji na danej sesji giełdowej.

Podobnie zostały obliczone dwa indeksy WIV20Call na bazie opcji kupna i WIV20Put na podstawie opcji sprzedaży. Szacowana w ten sposób zmienność implikowana nie jest pozbawiona wad. Na zmienność implikowaną mają wpływ ceny opcji, które są zazwyczaj niedoszacowane dla opcji call i przeszacowane dla opcji put [Majewska, 2008]. Założenie o stałości wariancji w modelu Blacka-Scholesa, powoduje, że zmienność wyznaczana na podstawie różnych cen opcji *deep-in-the-money* i *deep-out-of-the-money* jest znacząco większa od cen opcji *near-at-the-money*. Zjawisko to nazywa się uśmiechem zmienności [Piontek, 2002], a co więcej, marża i koszty transakcyjne implikują przeszacowanie opcji i wyższą wartość zmienności implikowanej. Inną słabą stroną tego estymatora jest ograniczona liczba opcji na bazie których można obliczyć zmienność.

2.2. Zmienność historyczna

Drugim rozpatrywanym estymatorem zmienności jest zmienność historyczna. Jest to zmienność obliczana na bazie historycznych zwrotów dziennych z okresu czasowego dłuższego niż jeden dzień. Standardowo najpierw oblicza się zmienność historyczną w skali jednego dnia σ_{1d} . Następnie ta jednodniowa zmienność jest skalowana do zmienności rocznej wzorem

$$\sigma_{1d} = \sqrt{252}\sigma_{1d} \quad (6)$$

Liczba 252 we wzorze wynika z założenia, że rok ma 252 dni handlowe. Przy doborze długości okna historycznego trzeba pogodzić ze sobą dwa czynniki. Z jednej strony wzięcie zbyt długiego okna prowadzi do znacznego obciążenia oszacowania bieżącej zmienności jej historią. Z drugiej strony bazowanie na zbyt małej liczbie obserwacji będzie skutkowało obniżeniem dokładności oszacowania zmienności. W pracy wykorzystano indeks 60 – sesyjnej zmienności historycznej (*WHV2060*), publikowany na stronie internetowej artim.waw.pl/wiv20/index.php [Rudzki, 2008], który jest obliczany według następującego wzoru.

$$WHV20 = 16 \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{59} [\ln(W_{i-59}/W_{i-60}) - WW]}{60}}, \quad (7)$$

gdzie

$$WW = \frac{\sum_{i=0}^{59} \ln(W_{i-59}/W_{i-60})}{60}, \quad (8)$$

jest średnią wartością dziennego zwrotu w rozważanym 60-dniowym okresie, natomiast W_i oznacza poziom indeksu WIG20 na zamknięciu i -tej rozważanej sesji giełdowej.

2.3. Zmienność zrealizowana

Ostatnimi wykorzystanymi estymatorami zmienności są estymatory zmienności zrealizowanej. Stosowana przez Andersena i Bollersleva [1998] zmienność zrealizowana rozpatrywana dla kursów walutowych, została określona jako suma kwadratów zwrotów intraday o ustalonych częstotliwościach. Niewątpliwą zaletą modelu jest wykorzystanie do szacowania zmienności znacznie bardziej szczegółowej informacji o procesie. Jako że estymator oparty jest na danych z jednego dnia, w przypadku zmienności zrealizowanej nie istnieje problem obciążenia oszacowania zmienności historią procesu. Jest to natomiast wada zmienności historycznej. Jeśli jednak analizujemy zmienność zrealizowaną cen akcji, bądź poziomów indeksów giełdowych pojawia się trudność związana z tym że giełda funkcjonuje tylko w określonych godzinach. Zwroty intraday poza tym okresem nie są znane. W takim przypadku zmienność zrealizowana może być rozważana jako suma kwadratów zwrotów intraday i kwadrat zwrotu nocnego, tzn.

$$Vol1 = \sum_{i=0}^N r_{t,i}^2, \quad (9)$$

gdzie N jest liczbą notowań intraday o rozważanej częstotliwości, $r_{t,i}$ jest i -tym zwrotem intraday w t -tym dniu, oraz $r_{t,0}$ jest zwrotem nocnym uprzedzającym t -ty dzień. Powyższy estymator jest niestety obciążony dużym szumem. Wynika to z faktu, że zwrot nocny jest pewnym szczególnym przypadkiem. Długi okres jakiego on odpowiada powoduje znaczne obciążenie estymatora szumem. Jeśli rozpatrujemy giełdy europejskie, to nie bez znaczenia jest także fakt, że na okres zwrotu nocnego przypada zwykle prawie cała sesja giełd amerykańskich, które w znacznym stopniu wpływają na rynki starego kontynentu [Płuciennik, 2007]. Aby uniknąć obciążenia Andersen, Bollerslev, Diebold i Ebens [2001] określają miarę zmienności zrealizowanej jako sumę zwrotów intraday bez uwzględnienia zwrotu nocnego. Wówczas mamy

$$Vol2 = \sum_{i=1}^N r_{t,i}^2. \quad (10)$$

Praktyka pokazuje, że miara ta daje mocno zaniżone estymacje zmienności zrealizowanej. Martens [2002] zaproponował dlatego pomnożenie $Vol1$ przez czynnik $(1+c)$, gdzie c jest pewną stałą dodatnią. Koopman i in. [2005] zaproponowali za stałą c podstawienie

ułamek $\sigma_{co}^2/\sigma_{oc}^2$. σ_{co}^2 oznacza empiryczną wariancję zwrotów nocnych, a σ_{oc}^2 jest empiryczną wariancją zwrotu pomiędzy notowaniem otwarcia a zamknięcia, tj.

$$\sigma_{co}^2 = Var(r_{t,0}) \text{ oraz } \sigma_{oc}^2 = Var\left(\sum_{i=1}^N r_{t,i}\right). \quad (11)$$

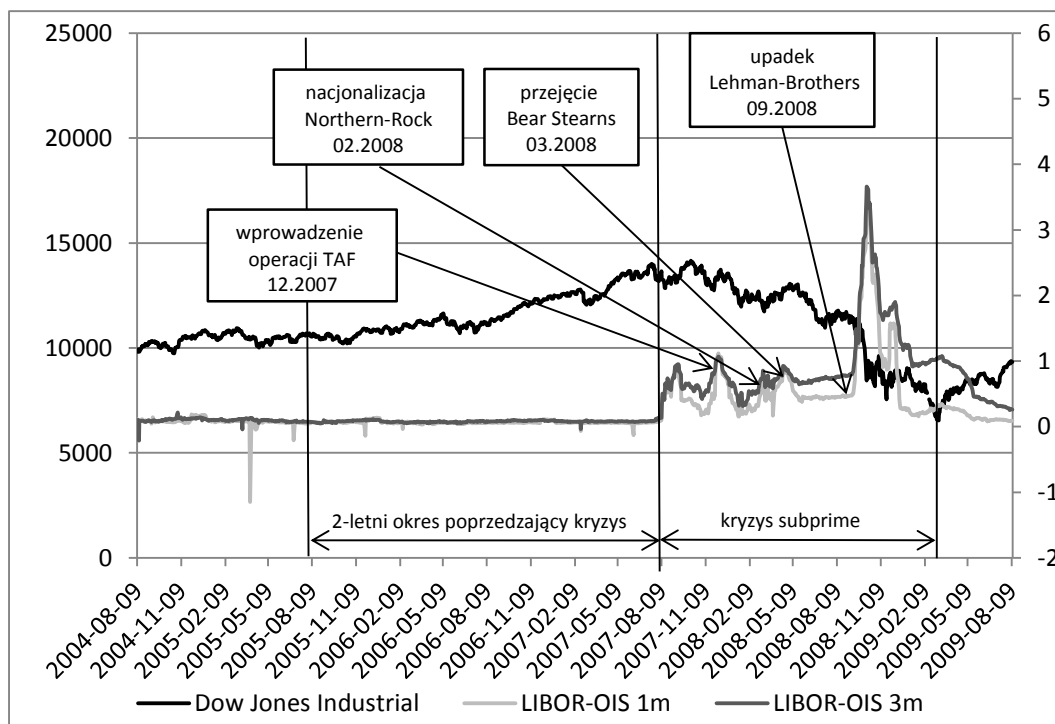
Wariancja empiryczna oznacza sumę kwadratów odchyłeń zwrotów od ich wartości średniej, podzieloną przez liczbę pomiarów. Wówczas zmienność zrealizowana opisana jest za pomocą wzoru

$$Vol3 = \frac{\sigma_{oc}^2 + \sigma_{co}^2}{\sigma_{oc}^2} \sum_{i=1}^N r_{t,i}^2. \quad (12)$$

Dodatkowym problemem przy szacowaniu zmienności zrealizowanej jest szum mikrostruktury rynku. ujawniający się przy szacowaniu zmienności zrealizowanej na podstawie danych wysokiej częstotliwości. Wiąże się on między innymi ze zróżnicowanymi odstępami czasu pomiędzy kolejnymi transakcjami, różnicami kursów kupna i sprzedaży, a także działalnością animatorów rynku. Wpływ szumu mikrostruktury staje się tym silniejszy im z wyższą częstotliwością danych mamy do czynienia. Jak wykazują Andersen i in. [2011] optymalną częstotliwością pozostają dane 5-minutowe. Dla instrumentów z polskiego rynku kapitałowego do szacowania zmienności zrealizowanej 5-minutową częstotliwość wykorzystują Doman i Doman [2004].

3. Dane

W badaniu empirycznym wykorzystano codzienne obserwacje indeksu WIG20 od 8 sierpnia 2005 do 7 sierpnia 2007 oraz w okresie kryzysu od 8 sierpnia 2007 do 10 marca 2009.



Rysunek 1. Poziomy indeksu Dow Jones Industrial (oś główna) oraz 1- i 3-miesięczne spready LIBOR-OIS dla dolara amerykańskiego (oś pomocnicza) w rozważanych okresach.

Źródło: opracowanie własne

Ramy czasowe okresu kryzysu ustalono na podstawie analizy 1 i 3 miesięcznych spreadów LIBOR-OIS dla dolara amerykańskiego. Reprezentują one premię za płynność i ryzyko kontrahenta na rynku międzybankowym [por. Thornton, 2009]. Alan Greenspan, były przewodniczący Rady Gubernatorów FED określił spread LIBOR-OIS jako „Barometr strachu przed niewypłacalnością”. Jak pokazuje rysunek 1 reagują one silnie na najważniejsze wydarzenia w amerykańskim sektorze bankowym. Spready LIBOR-OIS zaczynają rosnąć w drugiej połowie lipca 2007, lecz największy wzrost następuje 9 sierpnia 2007. Dzieje się tak po tym jak BNP Paribas zaprzestał wypłat z 3 funduszy opartych na obligacjach zabezpieczonych kredytami subprime. Za datę zakończenia kryzysu uznajemy 10 Marca 2009, kiedy to LIBOR-OIS zaczynają maleć szybko i konsekwentnie.

Tabela 1. Statystyki opisowe zwrotów logarytmicznych głównego indeksu Polski.

	Średnia	Odch. std.	Skośność	Kurtoza	Min.	Maks.
8.08.2005 - 7.08.2007						
WIG20	0,1016	1,3056	-0,35205	7,5101	-5,7306	4,7553
8.08.2007 - 10.03.2009						
WIG20	-0,22009	2,2593	-0,39646	5,5294	-11,686	8,1548

Źródło: opracowanie własne

Własności szeregów zwrotów indeksu w obu podokresach wskazują na niewielką lewostronną asymetrię oraz silną leptokurtozę. Przemawia to za wykorzystaniem jako rozkładów innowacji standaryzowanego rozkładu t Studenta, skośnego t Studenta, bądź GED [Nelson, 1991].

4. Wyniki empiryczne

W okresie poprzedzającym kryzys do logarytmicznych poziomów indeksu WIG20 dopasowano modele GARCH(1,1) [Bollerslev, 1986], TS-GARCH(1,1) [Taylor, 1986, Schwert, 1989] oraz EGARCH [Nelson, 1991]. Jako dodatkowe zmienne objaśniające do tych modeli dołączono opisane w rozdziale 2 estymatory zmienności implikowanej, 3 estymatory zmienności zrealizowanej i 1 estymator zmienności historycznej. Estymacja została wykonana w dwóch programach – Gretl oraz Time Series Modelling (TSM). Modele, w których występowały statystycznie nieistotne parametry bądź za ich odrzuceniem przemawiały wyniki testu Ljunga-Boxa [1978] wykluczono z badania. (Test Ljung-Boxa pokazywał czasami, że dany model nie wykorzystał całej autokorelacji w kwadratach reszt). Dopasowane modele porównano w oparciu o kryteria informacyjne Schwarza (BIC) Akaike (AIC) oraz Hahnanna-Quinna (HQ). Niższa wartość kryterium świadczy o tym, że model jest lepszy. Wzięto pod uwagę modele: GARCH(1,1), GARCH(1,1) z WH20, WIV20 dla opcji kupna oraz sprzedaży jako dodatkowymi zmiennymi objaśniającymi, TS-GARCH(1,1), TS-GARCH(1,1) z Vol1, Vol2 i Vol3 jako dodatkową zmienną objaśniającą. Zgodnie ze wskazaniem kryteriów informacyjnych we wszystkich modelach jako rozkład innowacji wykorzystano rozkład GED z ν stopniami swobody (Wartości kryteriów były znacząco niższe niż w przypadku zastosowania innych rozkładów innowacji).

Tabela 2. Wartości kryteriów informacyjnych dla dopasowanych modeli z okresu poprzedzającego kryzys. Jako rozkład innowacji przyjęto rozkład GED.

Model	TS-GARCH (1,1)	TS-ARCH(1) z Vol1	TS-ARCH (1) z Vol2	TS-ARCH (1) z Vol3	GARCH (1,1)	GARCH (1,1) z WH20
BIC	1685,04	1626,26	1620,83	1620,82	1801,042	1753,768
AIC	1668,48	1609,7	1604,27	1604,26	1784,1597	1728,44
HQ	1674	1616,21	1610,78	1610,78	1790,7826	1738,374

Źródło: opracowanie własne

Tabela 3. Oszacowania parametrów modeli klasy GARCH dopasowanych do szeregów zwrotów logarytmicznych indeksu WIG20 w okresie poprzedzającym kryzys (w nawiasach podano p -wartości).

Model	TS- GARCH (1,1)	TS- ARCH(1) z Vol1	TS- ARCH (1) z Vol2	TS- ARCH (1) z Vol3	GARCH (1,1)	GARCH (1,1) z WH20
ν	1,57	1,96083	2,07253	2,07251	1,575	2,17498
ω	0,07055	1,33702	1,19653	1,19651	0,073	-1,7549
α_1	0,0454 (0,0106)	-0,10657 (0,016)	-0,0114 (0,0073)	-0,1114 (0,0072)	0,04168 (0,016)	-0,0612 (0,0707)
β_1	0,932 (0,0000)	-	-	-	0,9238 (0,0000)	-0,4045 (0,0033)
Vol1	-	0,33228 (0,0000)	-	-	-	-
Vol2	-	-	0,4887 (0,0000)	-	-	-
Vol3	-	-	-	0,48872 (0,0000)	-	-
WH20	-	-	-	-	-	21,3483 (0,0000)

Źródło: opracowanie własne

Objaśnienia: ν oznacza liczbę swobody rozkładu innowacji GED.

W okresie poprzedzającym kryzys parametry reprezentujące zmienność historyczną oraz zmienność zrealizowaną znacznie poprawiły dopasowanie modeli heteroskedastyczności warunkowej. Dodatkowe zmienne w modelu dobrze objaśniły zależności długookresowych w modelu dzięki czemu rząd modelu mógł zostać zmniejszony. Najlepiej sprawdziła się zmienność zrealizowana i historyczna. Chociaż ta pierwsza bazuje ona na większej liczbie informacji, a ponadto w jej przypadku nie występuje problem obciążenia szeregu historią procesu, jakość oszacowania modelu jest podobna. Zmienność implikowana była również przyczyniła się do poprawy oszacowania warunkowej wariancji, choć nie w tak znacznym stopniu jak pozostałe oszacowania zmienności. Sugeruje to, że oczekiwania inwestorów w okresie poprzedzającym kryzys nie wpływały w tak znacznym stopniu na wariancje warunkową jak bieżące oszacowania zmienności. Uwzględniający asymetryczny wpływ

zaburzeń dodatnich i ujemnych na wariancję warunkową model EGARCH odrzuciliśmy ze względu na to, że jego niektóre parametry pozostawały statystycznie nieistotne.

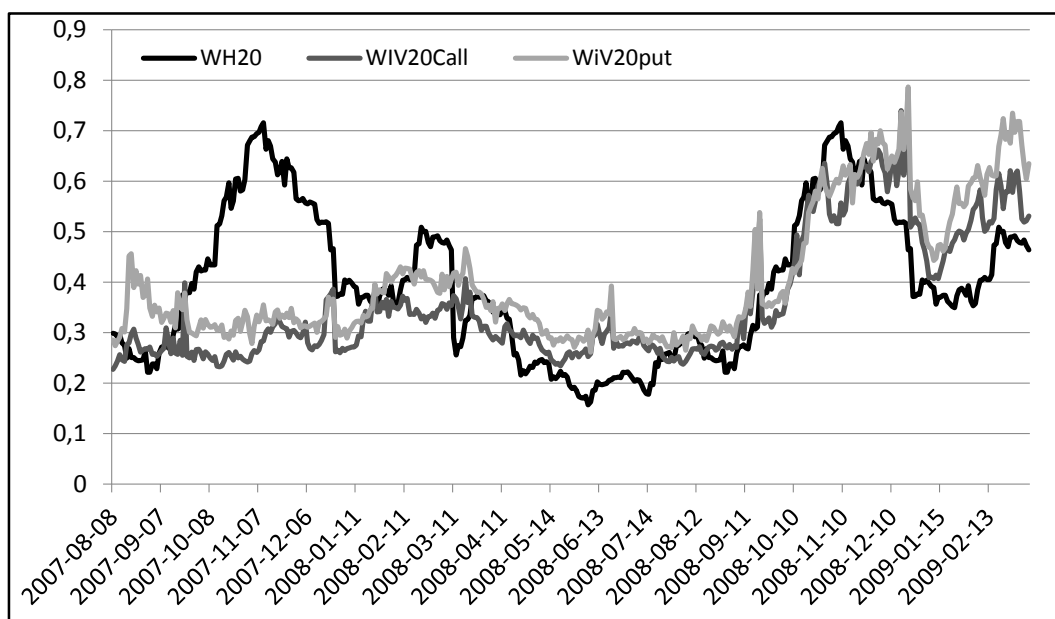
W okresie kryzysu najlepszym modelem ze względu na kryteria informacyjne okazał się asymetryczny EGARCH(1,1) z rozkładem GED. Dopasował się również model GARCH(1,1) rozkładem normalnym, ale był gorszy ze względu na kryteria informacyjne:

Tabela 4. Wartości kryteriów informacyjnych dla dopasowanych modeli w okresie kryzysu. Wszystkie modele z rozkładem innowacji rozkład GED.

Model	EGARCH(1,1)	GARCH(1,1)	GARCH(1,1) z WIV20Call	GARCH(1,1) z WIV20Put
BIC	1712,34	1735,18	1725,358	1728,96
AIC	1686,37	1719,26	1705,464	1709,072
HQ	1685,82	1725,57	1713,346	1716,954

Źródło: opracowanie własne

Niższa wartość kryterium oznacza że model jest lepszy. Najlepiej wypadł EGARCH, a w drugiej kolejności modele GARCH(1,1) z dodatkową zmienną objaśniającą.



Rysunek 2. Trzy indeksy zmienności w okresie kryzysu subprime

Źródło: opracowanie własne

Z rysunku 2 wynika, że w kryzysie indeks WIV20Call i indeks WIV20Put zachowywały się podobnie w stosunku do zmienności historycznej. Wyjątkiem jest okres następujący bezpośrednio po odwróceniu trendu, gdzie zmienności historyczna jest nawet przeszło dwukrotnie wyższa. W pracy Majewskiej [2008], w której autorka zajmowała się okresem wcześniejszym pokazano że, zmienność implikowana obliczana na podstawie ceny opcji

sprzedaży kształtuje się wyżej, a obliczana na podstawie opcji kupna poniżej zmienności klasycznej.

Kryteria informacyjne (tabela 4) pokazują, że najlepszym z modeli pozostaje model EGARCH, a w drugiej kolejności przypadają modele GARCH(1,1) ze zmiennością implikowaną jako dodatkową zmienną objaśniającą. Wprowadzenie zmienności implikowanej do modelu GARCH poprawiło dopasowanie tych modeli w obu rozważanych okresach. Oznacza to, że w okresie kryzysu oczekiwania co do przyszłego kształtu zmienności zaczęły odgrywać istotną rolę w jej opisie. Zatem inwestorzy podejmując decyzję inwestycyjne przywiązują do niej większą wagę.

Tabela 5. Oszacowania parametrów modeli klasy GARCH dopasowane do szeregów zwrotów logarytmicznych indeksu WIG20 w okresie kryzysu (w nawiasach podano p -wartości).

Model	EGARCH(1,1)	GARCH(1,1)	GARCH(1,1) z WIV20Call	GARCH(1,1) z WIV20Put
ν	1,88254	1,68686	1,77862	1,78546
μ	-0,28781 (0,003)	-	-	-
ω	0,00434	0,31295	0,29452	0,28385
α_1	0,07769 (0,039)	0,13739 (0,0000)	0,0611 (0,025)	0,0726 (0,01)
β_1	0,96277 (0,0000)	0,80713 (0,0000)	0,8528 (0,0000)	0,85716 (0,0000)
γ	-2,42055 (0,053)	-	-	-
WIV20Call	-	-	7,6225 (0,0000)	-
WIV20Put	-	-	-	5,928 (0,0000)

Źródło: opracowanie własne

Objaśnienia: Parametr μ oznacza stałą w równaniu średniej warunkowej, ν to liczba swobody rozkładu innowacji GED.

Najlepszy spośród dopasowanych model EGARCH dla okresu kryzysu miał istotne wszystkie parametry, a w szczególności parametr odpowiedzialny za asymetrię. Jego duże

co do bezwzględnej wartości, ujemne oszacowanie świadczy o tym, że w okresie kryzysu rynek znacznie bardziej nerwowo reagował na zaburzenia ujemne niż dodatnie.

5. Zakończenie

Badania autorów pokazały, że po wybuchu kryzysu subprime nie tylko odwróceniu uległ długo utrzymujący się GPW trend wzrostowy, ale także znacznie zmieniła się charakterystyka wariancji warunkowej. W okresie poprzedzającym kryzys nie zaobserwowano asymetrii we wpływie zwrotów dodatnich i ujemnych na wariancję warunkową. Zmienność zrealizowana historyczna i implikowana w znacznym stopniu oddziaływały na wariancję warunkową. W drugim okresie było już inaczej. Parametry reprezentujące zmienność historyczna były statystycznie nieistotne, a dla modeli w których jako dodatkową zmienną objaśniającą zastosowano zmiennością zrealizowaną istniały istotne korelacje w kwadratach reszt standaryzowanych. W okresie kryzysu asymetryczny model EGARCH (wartość parametrów wskazuje na znacznie większy wpływ zwrotów ujemnych na zmienność niż dodatnich) okazał się być znacznie lepszym modelem niż prosty GARCH(1,1). Oznacza to, że inwestorzy bardziej nerwowo reagowali na zaburzenia ujemne niż dodatnie. W przypadku tego ostatniego modelu wprowadzenie zmienności implikowanej jako dodatkowej zmiennej objaśniającej istotnie poprawiło dopasowanie modelu. Oznacza to, że w kryzysie oczekiwania nadal odgrywają istotną rolę w opisie wariancji warunkowej. W żadnym przypadku nie udało się zidentyfikować premii za ryzyko rozumianej jako liniowa zależność poziomu zwrotów logarytmicznych od opisanej modelem GARCH wariancji warunkowej.

Przeprowadzone badanie pokazało, że wraz z pojawieniem się kryzysu rynek stał się znacznie bardziej nieprzewidywalny i nerwowy. Wpływ typowych determinant na wariancję warunkową szeregu zwrotów logarytmicznych indeksu WIG20 stał się słabszy, a inwestorzy w znacznie większym stopniu reagowali na zwroty ujemne.

Bibliografia

- Andersen, T.G. , Bollerslev T., 1998, *Answering the Skeptics: Yes, Standard Volatility Models Do Provide Accurate Forecasts*, International Economic Review 39, 885-905.
- Andersen, T.G. , Bollerslev T., Diebold, F.X., Ebens, H., 2001, *The Distribution of Realized Stock Return Volatility*, Journal of financial Econometrics 61, 43-47.
- Andersen, T.G., Bollerslev, T., Meddahi N., 2011, *Realized Volatility Forecasting and Market Microstructure Noise*, Journal of Econometrics 160.

- Black, F., Scholes, M., 1973, *The Pricing of Options and Corporate Liabilities*, Journal of Political Economy, 81, 637-654.
- Bollerslev T. (1986), *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*, Journal of Econometrics, 31, 307–327
- Doman, M., Doman, R., 2004, *Ekonometryczne modelowanie dynamiki polskiego rynku finansowego*, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej w Poznaniu.
- Engle, R., 1982, *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation*, Econometrica 50, 987–1007.
- Koopman, S. J., Jungbacker, B., Hol, E., 2005, *Forecasting Daily Variability of the S&P 100 Stock Index Using Historical, Realized and Implied Volatility Measurements*, Journal of Empirical Finance 12, 445–475.
- Ljung G.M., Box G.E.P., 1978, *On a Measure of a Lack of Fit in Time Series Models*. Biometrika 65 (2), 297–303.
- Majewska, A., 2008, *Porównanie metod szacowania zmienności cen walorów bazowych opcji*, Studia i Prace WNEiZ nr 2,
- Martens, M., 2002, *Measuring and Forecasting S&P 500 Index-Futures Volatility Using High-Frequency Data*, Journal of Futures Markets 22, 497–518.
- Nelson, D. B., 1991, *Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach*, Econometrica, 59, 347–370.
- Pluciennik P., 2007, *Prognozowanie zmienności indeksu WIG20 za pomocą modeli AR-GARCH z dodatkową informacją*, Zeszyty Naukowe Akademii Ekonomicznej w Poznaniu, 231–250.
- Piontek, K., 2002, *Wycena opcji w modelu uwzględniającym efekt AR-GARCH*, Prace Naukowe AE we Wrocławiu, nr 990.
- Rudzki, R., 2008, WIV20 – indeks zmienności implikowanej dla opcji na WIG20, <http://artim.waw.pl/wiv20/index.php>, pobrano 10.11.2012.
- Výrost, T., Baumhol, E., 2009, *Asymmetric GARCH and the financial crisis: a preliminary study*, MPRA Paper No. 27909.
- Schwert, G.W., 1989, *Why Does Stock Market Volatility Change Over Time?*, Journal of Finance, 44, 1115-1153. Taylor, S., 1986, *Modelling Financial Time Series*, Wiley, New York.
- Thornton D.L., 2009, *What the Libor-OIS Spread Says?*, Economic Synopses 24, Federal Reserve Bank of St. Louis.

IMPLIED VOLATILITY, REALIZED VOLATILITY, HISTORICAL VOLATILITY IN PARAMETRIC CONDITIONAL VARIANCE MODELS. HOW THE CRISIS INFLUENCED THEM?

Abstract. Subprime crisis, which started in the USA in August 2007 and soon affected other countries, had also an effect on financial markets. It triggered inversion of the long standing upward trends and at the same time it entailed increased nervousness among investors while the market became more unpredictable. In the following article we research the influence of implied, historic and realized volatility on conditional variance of WIG20 index in two particular periods – preceding the financial crisis (from August 8, 2005 to August 7, 2007) and the subprime crisis (from August 8, 2007 to March 10, 2009). Reduction of those natural dependencies would mean increase of unpredictability of the market, which reacts stronger to outside signals rather than expectations. We also try to identify risk premium and lever effect in both of the analyzed periods.

Key words: financial crisis, implied volatility, leverage effect, realized volatility, GARCH models.