

Joanna Górka

Wyższa Szkoła Informatyki i Ekonomii Towarzystwa Wiedzy Powszechnej w Olsztynie

WYKORZYSTANIE MODELI *SIGN RCA* DO PROGNOZY WARTOŚCI NARAŻONEJ NA RYZYKO*

1. Wstęp

Do kwantyfikowania ryzyka rynkowego używana jest często wartość narażona na ryzyko (*Value at Risk, VaR*). Istnieje wiele metod szacowania *VaR*, jednak żadna z nich nie jest najlepsza. Poszukuje się zatem modeli, które będą dobrze opisywać zachowanie się szeregów finansowych oraz które będzie można wykorzystać do wyznaczenia *VaR*.

Cele referatu to: zastosowanie modeli *Sign RCA* jako parametrycznej metody szacowania *VaR*, weryfikacja tej metody oraz porównanie otrzymanych wyników z oszacowaniami *VaR* otrzymanymi za pomocą innych modeli.

2. Modele *Sign RCA*

Modele autoregresyjne z losowymi parametrami (*RCA*) są naturalnym uogólnieniem klasycznych liniowych modeli autoregresyjnych¹. Klasyczny stacjonarny jednowymiarowy model autoregresyjny rzędu pierwszego z losowym parametrem (ozn. *RCA(1)*) można zapisać jako:

$$y_t = (\alpha + \delta_t)y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

gdzie:

$$\begin{pmatrix} \delta_t \\ \varepsilon_t \end{pmatrix} \sim iid \left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_\delta^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\varepsilon^2 \end{pmatrix} \right), \quad (2)$$

$$\alpha^2 + \sigma_\delta^2 < 1. \quad (3)$$

* Praca została wykonana w ramach grantu WSiE TWP w Olsztynie.

¹ Pełny opis tych modeli wraz z własnościami, metodami estymacji oraz aplikację można znaleźć w pracy [Nicholls, Quinn 1982].

Warunek (3) jest warunkiem koniecznym i wystarczającym stacjonarności drugiego rzędu procesu y_t , natomiast warunki (2)-(3) gwarantują ścisłą stacjonarność procesu. Ścisłe stacjonarny proces opisany równaniami (1)-(3) charakteryzuje się średnią zero oraz stałą wariancją i kurtozą [Appadoo, Thavaneswaran, Singh 2006; Aue 2004]. Ponadto wartość wariancji i kurtozy jest większa niż dla procesu opisanego poprzez model *AR*(1). Model (1), przy odpowiednich założeniach, może być modelem typu *AR*, *STUR*, *RCA*(1, p) [Górka 2007a; Lee 1998].

Stacjonarny model *RCA*(1) z funkcją znaku (ozn. *Sign RCA*(1)) ma postać [Thavaneswaran, Appadoo 2006]:

$$y_t = (\alpha + \delta_t + \Phi s_{t-1}) y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (4)$$

gdzie:

$$s_t = \begin{cases} 1 & \text{dla } y_t > 0 \\ 0 & \text{dla } y_t = 0, \\ -1 & \text{dla } y_t < 0 \end{cases}, \quad (5)$$

oraz spełnione są warunki (2)-(3).

Jeżeli $\alpha + \delta_t > |\Phi|$, to ujemna wartość Φ oznacza, że dla ujemnych (dodatnich) wartości w czasie $t-1$ maleją (rosną) wartości w czasie t . W przypadku stóp zwrotu oznacza to, że po spadkach notowań następują większe niż oczekiwane spadki notowań, natomiast w przypadku wzrostu notowań następują mniejsze niż oczekiwane wzrosty notowań.

Jeżeli spełnione są warunki (2)-(3), to proces (4) charakteryzuje się zerową średnią oraz stałą wariancją i kurtozą [Thavaneswaran, Appadoo 2006]. Wartość wariancji i kurtozy jest większa niż dla procesu opisanego przez model *RCA*(1) czy *AR*(1) [Górka 2007b].

3. Miara *Value at Risk*

Wartość zagrożona (wartość narażona na ryzyko) w chwili t jest to taka strata wartości rynkowej instrumentu lub portfela instrumentów, że prawdopodobieństwo jej osiągnięcia lub przekroczenia w rozpatrywanym okresie ($t, t+1$) równe jest zadanemu poziomowi tolerancji (por. np. [Jajuga, Jajuga 2001]). Definicję tę można zapisać jako:

$$P(P_{t+1} \leq P_t - VaR) = \alpha, \quad (6)$$

gdzie: P_t – wartość instrumentu/portfela w momencie t .

W niniejszym opracowaniu rozpatrywane są procentowe logarytmiczne stopy zwrotu $r_t = 100(\ln P_t - \ln P_{t-1})$. Wówczas wersja procentowa wyrażenia (6) jest w przybliżeniu równoważna zapisowi (por. [Doman, Doman 2004]):

$$P(r_{t+1} \leq -VaR) = \alpha, \quad (7)$$

zaś jednodniowa warunkowa prognoza VaR , uzyskana za pomocą parametrycznych modeli zmienności, wyrażona jest wzorem (por. [Doman, Doman 2004]):

$$VaR_{t+1}^l(\alpha) = -\mu_{t+1|t} - \sigma_{t+1|t} z_\alpha, \quad (8)$$

gdzie $\mu_{t+1|t}$, $\sigma_{t+1|t}$ oznaczają odpowiednio jednookresowe prognozy warunkowej średniej oraz warunkowej zmienności, z_α jest zaś α -kwantylem rozkładu normalnego.

Predyktor warunkowej średniej dla modeli autoregresyjnych z losowym parametrem i funkcją znaku (*Sign RCA(1)*) ma postać:

$$y_{t+1|t}^P = E(y_{t+1} | F_t) = (\alpha + \Phi s_t) y_t, \quad (9)$$

natomiast predyktor warunkowej wariancji wyrażony jest wzorem:

$$\sigma_{t+1|t}^2 = E(u_{t+1}^2 | F_t) = \sigma_\varepsilon^2 + \sigma_\delta^2 y_t^2. \quad (10)$$

4. Ocena prognoz VaR

W badaniach empirycznych do porównania jakości prognoz VaR wykorzystuje się zarówno testy klasyczne, jak i testy wykorzystujące funkcję strat (por. np.: [Doman, Doman 2004; Osińska 2006; Piontek 2005; Pipień 2006]). W niniejszym opracowaniu zastosowano takie testy klasyczne, jak:

- test liczby przekroczeń (*Proportion of Failures Test – POF*), w którym sprawdzaniem hipotezy zerowej jest statystyka Kupca:

$$LR_{POF} = -2 \ln \left[\left(\frac{1-\alpha}{1-\hat{\alpha}} \right)^{N-T} \left(\frac{\alpha}{\hat{\alpha}} \right)^T \right] \sim \chi_1^2, \quad (11)$$

gdzie: N jest liczbą obserwacji, T liczbą przekroczeń VaR , zaś $\hat{\alpha}$ jest udziałem przekroczeń w liczbie wszystkich rozpatrywanych zwrotów,

- test niezależności przekroczeń (*Independence Test – IND*) Christoffersena, w którym statystyka ma postać:

$$LR_{IND} = -2 \ln \frac{(1-\bar{\alpha})^{T_{00}+T_{10}} \bar{\alpha}^{T_{01}+T_{11}}}{(1-\hat{\alpha}_{01})^{T_{00}} \hat{\alpha}_{01}^{T_{01}} (1-\hat{\alpha}_{11})^{T_{10}} \hat{\alpha}_{11}^{T_{11}}} \sim \chi_1^2, \quad (12)$$

gdzie: $\hat{\alpha}_{ij} = \frac{T_{ij}}{T_{i0} + T_{i1}}$, $\bar{\alpha} = \frac{T_{01} + T_{11}}{T_{00} + T_{10} + T_{01} + T_{11}}$, T_{ij} – liczba okresów, w którym

$$I_t = j, \text{ jeśli } I_{t-1} = i, I_t = \begin{cases} 1 & \text{gdym nastąpiło przekroczenie} \\ 0 & \text{w przeciwnym wypadku} \end{cases},$$

– test czasu między przekroczeniami (*Time Between Failures Test – TBF*):

$$LR_{TBF} = -2 \sum_{i=1}^T \ln \left[\left(\frac{1-\alpha}{1-\hat{\alpha}_i} \right)^{v_i-1} \frac{\alpha}{\hat{\alpha}_i} \right] \sim \chi_T^2, \quad (13)$$

gdzie: $\hat{\alpha}_i = \frac{1}{v_i}$, v_1 – czas do pierwszego przekroczenia, v_i – czas między $(i-1)$ -

szym oraz i -tym przekroczeniem, dla $i = 2, \dots, T$,

oraz testy wykorzystujące funkcję strat²:

– z punktu widzenia instytucji nadzorującej (*Regulatory Loss Function – RL*):

$$f_{t+1} = \begin{cases} 0 & r_{t+1} > -VaR_{r,t} \\ 1 + (r_{t+1} + VaR_{r,t})^2 & r_{t+1} \leq -VaR_{r,t} \end{cases}, \quad (14)$$

– z punktu widzenia firmy (*Firm's Loss Function – FL*):

$$f_{t+1} = \begin{cases} cVaR_{r,t} & r_{t+1} > -VaR_{r,t} \\ 1 + (r_{t+1} + VaR_{r,t})^2 & r_{t+1} \leq -VaR_{r,t} \end{cases}, \quad (15)$$

gdzie $c > 0$, jest próbą rozwiązania konfliktu między bezpieczeństwem oraz maksymalizacją wyniku finansowego.

5. Analiza empiryczna

Do analizy empirycznej wykorzystano procentowe logarytmiczne stopy zwrotu danych dziennych:

- akcji spółek sektora bankowego notowanych na GPW w Warszawie w dniu 17.11.2000 roku; w ten sposób uzyskano 8 szeregów czasowych po 1530 obserwacji,
- kursów walut w okresie od 1.07.2004 do 25.08.2008 roku; przebadano w ten sposób 15 szeregów.

² Funkcję strat zaproponował Lopez (por. [Lopez 1998]). Stratę f związaną z zastosowaniem danego modelu do wyznaczenia prognozy VaR w okresie od 1 do $N-1$ definiuje się jako sumę strat

$f_i \frac{n!}{r!(n-r)!}$ w poszczególnych okresach, tzn.: $f = \sum_{t=1}^{N-1} f_t$.

Wyniki analizy własności statystycznych szeregów procentowych logarytmicznych stop zwrotu kursów, wartości statystyk wybranych testów przedstawiono w tab. 1. Badane szeregi kursów walut były niestacjonarne. Natomiast szeregi procentowych logarytmicznych stóp zwrotu były stacjonarne i ich rozkłady charakteryzowały się nieco podwyższoną kurtozą (w stosunku do rozkładu normalnego) oraz skośnością bliską skośności rozkładu normalnego. Tylko w czterech przypadkach występowała autokorelacja, natomiast test LBI^3 w jedenastu przypadkach wskazywał na zmienność parametru. Do dalszej analizy wybrano tylko trzy szeregi⁴: AUD/PLN, CHF/PLN oraz HUF/PLN.

Tabela 1. Własności statystyczne procentowych stóp zwrotu oraz wartości statystyk testu Boxa-Ljunga, Engla ARCH, DF , LBI^*

Waluta	Średnia	Odchylenie st.	Skośność	Kurtoza	Test Boxa-Ljunga		Test Engla ARCH		DF	LBI
					1	2	1	2		
CAD/PLN	-0,025	0,691	0,098	3,561	2,750	3,129	1,374	1,501	-30,713	1,051
AUD/PLN	-0,027	0,623	-0,131	4,322	2,718	5,881	33,606	34,388	-30,738	5,413
CHF/PLN	-0,035	0,575	0,351	3,981	2,813	2,817	11,565	14,123	-33,972	3,215
EUR/PLN	-0,029	0,476	0,279	4,402	0,514	0,634	7,119	15,744	-32,968	2,643
EEK/PLN	-0,029	0,476	0,272	4,391	0,514	0,608	7,153	15,652	-32,970	2,647
DKK/PLN	-0,030	0,477	0,272	4,441	0,503	0,653	7,228	15,108	-32,957	2,662
XDR/PLN	-0,041	0,556	0,197	4,002	0,392	0,407	4,241	5,740	-31,580	2,079
SEK/PLN	-0,031	0,517	0,110	3,716	0,395	1,699	0,490	5,610	-31,630	0,725
RUB/PLN	-0,031	0,600	0,234	4,662	0,962	1,999	7,212	15,358	-33,266	2,708
NOK/PLN	-0,023	0,563	0,083	3,684	0,016	0,065	7,402	20,868	-32,458	2,730
JPY/PLN	-0,049	0,754	0,622	4,899	0,068	0,738	14,178	25,211	-31,983	3,771
HUF/PLN	-0,023	0,423	-0,105	3,728	5,062	5,432	6,582	11,795	-30,124	2,412
GBP/PLN	-0,046	0,581	0,200	3,655	1,177	1,645	4,989	9,917	-33,269	2,195
CZK/PLN	-0,004	0,444	0,133	4,201	2,054	2,272	0,408	1,478	-33,836	0,711
USD/PLN	-0,048	0,714	0,240	4,024	1,462	2,609	3,850	12,557	-31,020	1,824 A

* Czcionką pogrubioną zaznaczono przypadki, w których nastąpiło odrzucenie H_0 na korzyść H_1 na 10% poziomie istotności w badaniu autokorelacji oraz 5% poziomie istotności w pozostałych testach.

Źródło: opracowanie własne.

W przypadku kursów akcji szeregi cen akcji również nie były stacjonarne, natomiast logarytmiczne procentowe stopy zwrotu były stacjonarne, a ich rozkłady charakteryzowały się podwyższoną kurtozą (w stosunku do rozkładu normalnego) oraz zróżnicowaną skośnością [Górka 2008]. W sześciu analizowanych przypadkach występowała autokorelacja, a test LBI wskazywał na zmienność parametru autoregresyjnego. Do dalszych badań wybrano te szeregi stóp zwrotu, w których występowała autokorelacja (BRE Bank, BZ WBK, Handlowy, Millennium, ING BSK, Kredyt Bank). W przypadku stóp zwrotu Handlowego i Kredyt Banku test LBI nie wskazywał na zmienność parametru [Górka 2008].

Jako modele konkurencyjne w stosunku do modelu *Sign RCA* wybrano modele *RCA* oraz *ARMA-(G)ARCH*. Metodą największej wiarygodności otrzymano oceny

³ W tym teście hipoteza zerowa oznacza stałość parametrów autoregresyjnych [Górka 2007a].

⁴ Dla których występowała autokorelacja i niestalość parametru.

parametrów dla poszczególnych modeli⁵. Dla wszystkich badanych szeregów wartości kryterium Akaikego (AIC) oraz Schwarz (BIC) wskazywały na wybór modelu *RCA(1)*, a nie *AR(1)*. W modelu dla stóp zwrotu Handlowego parametr w modelu *RCA(1)* okazał się statystycznie nieistotny, a w resztach modelu nie występował efekt ARCH, stąd też stopy zwrotu tego waloru pominięto w dalszych badaniach.

W odniesieniu do modeli procentowych stóp zwrotu kursów walut wartość kryteriów informacyjnych jest najmniejsza dla różnych modeli w przypadku różnych walut. Niemniej jednak model autoregresyjny z losowym parametrem i funkcją znaku nigdy nie był modelem preferowany w świetle tych kryteriów. Wartość parametru stojącego przy funkcji znaku dla wszystkich szeregów walut jest ujemna, co może oznaczać, że w badanym okresie po spadkach stóp zwrotu następowały większe niż oczekiwano spadki stopy zwrotu. W odniesieniu do stóp zwrotu cen akcji sytuacja taka występuje tylko dla waloru Kredyt Banku. W przypadku pozostałych badanych stóp zwrotu z wybranych walorów wartość parametru przy funkcji znaku jest dodatnia.

W następnym kroku wyznaczone zostały prognozy warunkowej średniej i wariancji oraz błędy *ex post*⁶ wyznaczonych prognoz. Błędy prognoz dotyczące całego okresu prognozowania i prognoz warunkowej średniej procentowych stóp zwrotu kursów walut są najmniejsze dla modelu *Sign RCA*. Jednakże różnice między wielkością poszczególnych błędów dla modeli *RCA(1)*, *Sign RCA(1)* oraz *AR-(G)ARCH* są nieznaczące. Wyjątek stanowią prognozy wyznaczone z wykorzystaniem nieliniowego predyktora⁷ (*RCA* niel.), które generują większe błędy *ex post*. Błędy prognoz *ex post* wyznaczone dla prognozy warunkowej wariancji najczęściej przyjmują wartość najmniejszą w odniesieniu do modelu *AR-(G)ARCH*. W przypadku prognoz wyznaczonych dla procentowych logarytmicznych stóp zwrotu cen akcji wnioski są analogiczne.

Otrzymana prognoza *VaR* z wykorzystaniem prezentowanych modeli okazała się:

- niedoszacowana dla stóp zwrotu forinta (tab. 2) dla wszystkich badanych poziomów istotności,
- niedoszacowana dla stóp zwrotu dolara australijskiego dla 2,5% oraz 1% poziomu tolerancji; dla poziomu tolerancji 5% prognozy *VaR* były przeszacowane,
- niedoszacowana dla stóp zwrotu franka szwajcarskiego tylko dla 1% poziomu tolerancji; w pozostałych przypadkach prognoza *VaR* była przeszacowana.

We wszystkich badanych przypadkach w testach klasycznych brakowało podstaw do odrzucenia hipotezy zerowej. Wyjątek stanowiły prognozy *VaR* otrzymane z wykorzystaniem *RCA* z nieliniowym predyktorem warunkowej wartości średniej, które zawsze znacznie niedoszacowały potencjalną stratę.

⁵ Obliczenia przeprowadzono w programach Gauss oraz EViews 6. Wyboru rzędu opóźnień dla modeli *ARMA-(G)ARCH* dokonano z wykorzystaniem kryterium Akaikego.

⁶ Wyznaczone zostały: błąd średniokwadratowy, pierwiastek błędu średniokwadratowego oraz średni błąd względy.

⁷ Postać nieliniowego predyktora można znaleźć między innymi w pracy [Górka 2007a].

Tabela 2. Ocena *ex post* jakości prognoz *Var* dla $r_{HUF/PLN}$ dla pozycji długiej

$r_{HUF/PLN}$	Liczba przekroczeń	Udział przekroczeń	LR _{POF}		LR _{IND}		LR _{TBF}	
			statystyka	wartość <i>p</i>	statystyka	wartość <i>p</i>	statystyka	wartość <i>p</i>
$\alpha = 5\%$								
Symulacja historyczna	54	5,14%	0,0447	0,8325	7,6036	0,0058	55,5130	0,4175
<i>RCA</i> (1)	58	5,53%	0,5986	0,4391	2,2234	0,1359	58,0973	0,4717
<i>RCA</i> (1) nieliniowa	136	12,96%	99,2693	0,0000	32,3868	0,0000	184,8375	0,0034
<i>Sign RCA</i> (1)	57	5,43%	0,4046	0,5247	1,1195	0,2900	58,0569	0,4361
<i>AR</i> (1)- <i>ARCH</i> (1)	61	5,82%	1,3972	0,2372	1,6153	0,2037	54,4147	0,7116
$\alpha = 2,5\%$								
Symulacja historyczna	30	2,86%	0,5256	0,4684	3,5543	0,0594	33,0251	0,3215
<i>RCA</i> (1)	38	3,62%	4,7724	0,0289	0,2678	0,6048	43,4628	0,2500
<i>RCA</i> (1) nieliniowa	85	8,10%	85,8037	0,0000	8,8342	0,0030	157,2856	0,0000
<i>Sign RCA</i> (1)	38	3,62%	4,7724	0,0289	0,2678	0,6048	43,4628	0,2500
<i>AR</i> (1)- <i>ARCH</i> (1)	38	3,62%	4,7724	0,0289	1,5728	0,2098	37,2777	0,5027
$\alpha = 1\%$								
Symulacja historyczna	10	0,95%	0,0244	0,8758	0,1925	0,6608	8,5122	0,5789
<i>RCA</i> (1)	16	1,53%	2,5186	0,1125	0,4961	0,4812	20,3931	0,2030
<i>RCA</i> (1) nieliniowa	53	5,05%	88,4505	0,0000	5,6489	0,0175	157,2990	0,0000
<i>Sign RCA</i> (1)	16	1,53%	2,5186	0,1125	0,4961	0,4812	20,3931	0,2030
<i>AR</i> (1)- <i>ARCH</i> (1)	17	1,62%	3,4358	0,0638	0,5606	0,4540	24,8043	0,0992

Źródło: opracowanie własne.

W przypadku stóp zwrotu cen akcji wybranych walorów spółek sektora bankowego dodanie funkcji znaku do modelu *RCA* nie zmieniło znacznie wyników w stosunku do oszacowań *Var* uzyskanych dla modelu *RCA* [Górka 2008]. Otrzymane oszacowania *Var* są albo porównywalne z odpowiednimi oszacowaniami *Var* otrzymanymi przez model *RCA*, albo większe. Dla niektórych walorów lepsze wyniki (w świetle testów klasycznych) otrzymujemy w odniesieniu do modelu *Sign RCA* (Millennium, Kredyt Bank) dla niższego poziomu tolerancji.

Analizując wartości funkcji strat z punktu widzenia instytucji nadzorującej, można stwierdzić, że wartość tej funkcji była największa dla modelu *RCA* z nieliniowym predyktorem warunkowej średniej (zarówno dla stóp zwrotu cen akcji, jak i walut). Wartości funkcji strat dla pozostałych modeli różnią się nieznacznie. Ogólnie (tab. 3) modelem najbardziej uniwersalnym dla prognoz *Var* w odniesieniu do kursów walut ze względu na funkcję *RL* okazał się model *Sign RCA*⁸, natomiast ze względu na funkcję *FL* – model *AR*-(*G*)*ARCH*⁹. W przypadku prognoz

⁸ Wyniki są nieznacznie gorsze od wyników uzyskanych metodą symulacji historycznej.

⁹ Nieznacznie gorsze wynik uzyskał model *RCA*.

Tabela 3. Ranking modeli względem funkcji strat*

Poziom tolerancji	Stopa zwrotu	Symulacja historyczna		<i>RCA</i> (1)		<i>RCA</i> (1) nieliniowa		<i>Sign RCA</i> (1)		<i>AR</i> (1)-(G) <i>ARCH</i>	
		RL	FL	RL	FL	RL	FL	RL	FL	RL	FL
$\alpha = 5\%$	$\Gamma_{AUD/PLN}$	1	4	3	1	5	5	2	3	4	2
	$\Gamma_{CHF/PLN}$	4	1	3	3	5	5	1	4	2	2
	$\Gamma_{HUF/PLN}$	1	4	3	1	5	5	2	3	4	2
$\alpha = 2,5\%$	$\Gamma_{AUD/PLN}$	1	5	3	1	5	4	2	3	4	2
	$\Gamma_{CHF/PLN}$	4	1	3	4	5	2	2	5	1	3
	$\Gamma_{HUF/PLN}$	1	4	4	2	5	5	2	3	3	1
$\alpha = 1\%$	$\Gamma_{AUD/PLN}$	1	5	3	1	5	4	2	3	4	2
	$\Gamma_{CHF/PLN}$	1	5	4	3	5	1	2	4	3	2
	$\Gamma_{HUF/PLN}$	1	5	3	2	5	4	2	3	4	1

*1 oznacza najmniejszą wartość funkcji strat, 5 oznacza największą wartość funkcji strat. RL – funkcja strat z punktu widzenia instytucji nadzorującej, FL – funkcja strat z punktu widzenia firmy ($c = 1$).

Źródło: opracowanie własne.

VaR dotyczących stóp zwrotu walorów wyniki nie są tak jednoznaczne. Jednak dla większości walorów funkcja straty *FL* była najmniejsza dla modelu *RCA* z nieliniowym predyktorem, który z kolei generuje największe wartości funkcji *RL*¹⁰. W odniesieniu do procentowych stóp zwrotu Millennium funkcja straty *FL* otrzymana za pomocą modelu *Sign RCA* generuje znacznie mniejsze wartości niż w przypadku pozostałych modeli lub symulacji historycznej.

6. Podsumowanie

W pracy zaprezentowano wykorzystanie modelu *Sign RCA* do wyznaczania wartości narażonej na ryzyko. Do analizy empirycznej wykorzystano ceny akcji spółek z branży bankowej notowanych w 2001 roku oraz kursów walut w okresie 1.07.2004-25.08.2008. Analiza oszacowanych wartości *VaR* na podstawie modeli *Sign RCA* oraz porównanie otrzymanych oszacowań z oszacowaniami *VaR* uzyskanymi za pomocą modeli *RCA* oraz *AR-GARCH* pozwala na sformułowanie następujących wniosków:

- żaden z prezentowanych modeli nie był dostatecznie dobrym i uniwersalnym modelem *VaR*,
- modelem, za pomocą którego otrzymuje się prognozy *VaR* dające najmniejsze wartości funkcji strat z punktu widzenia instytucji nadzorującej dla stóp zwrotu z kursów walut, jest model *Sign RCA*,
- model *Sign RCA* może generować prognozy *VaR* o mniejszych wartościach funkcji strat *FL* niż prognozy generowane przez modele *RCA* czy model *AR-(G)ARCH*,
- model *Sign RCA* może generować trafne oszacowania *VaR* nawet dla niskich wartości poziomu tolerancji.

¹⁰ Podobne wyniki uzyskał w swojej pracy Pipień [2006].

Niniejsze opracowanie nie opisuje w pełni badania przydatności modeli *Sign RCA* do wyznaczania wartości narażonej na ryzyko.

Literatura

- Appadoo S.S., Thavaneswaran A., Singh J., *RCA models with correlated errors*, „Applied Mathematics Letters” 2006, 19.
- Aue A., *Strong approximation for RCA(1) time series with applications*, „Statistics & Probability Letters” 2004, 68.
- Doman M., Doman R., *Ekonometryczne modelowanie dynamiki polskiego rynku finansowego*, Wydawnictwo AE, Poznań 2004.
- Górka J., *Modele ARMA-GARCH oraz modele RCA a wartość narażona na ryzyko*, w druku, 2008.
- Górka J., *Modele autoregresyjne z losowymi parametrami*, [w:] M. Osińska (red.), *Procesy STUR. Modelowanie i zastosowanie do finansowych szeregów czasowych*, Wydawnictwo „Dom Organizatora”, Toruń 2007a.
- Górka J., *Opisu kurtozy rozkładów za pomocą wybranych modeli z funkcją znaku*, [w:] Z. Zieliński (red.), *Dynamiczne modele ekonometryczne*, UMK, Toruń 2007b.
- Jajuga K., Jajuga T., *Inwestycje*, PWN, Warszawa 2001.
- Lee S., *Coefficient constancy test in a random coefficient autoregressive model*, „Journal of Statistical Planning and Inference” 1998, 74.
- Lopez J.A., *Methods for evaluating Value-at-Risk estimates*, „FRBNY Economic Policy Review” 1998.
- Nicholls, D.F., Quinn B.G., *Random coefficient autoregressive models: an introduction*, Springer, New York 1982.
- Osińska M., *Ekonometria finansowa*, PWE, Warszawa 2006.
- Piontek K., *Przegląd i porównanie metod oceny modeli VaR. Innowacje w finansach i ubezpieczeniach – metody matematyczne, ekonometryczne i informatyczne*, 2005 (maszynopis).
- Pipień M., *Wnioskowanie bayesowskie w ekonometrii finansowej*, Wydawnictwo AE, Kraków 2006.
- Sarma M., Thomas S., Shah A., *Selection of Value-at-Risk models*, „Journal of Forecasting” 2003, 22.
- Thavaneswaran A., Appadoo S.S., *Properties of a new family of volatility sign models*, „Computers and Mathematics with Applications” 2006, 52.

USING SIGN RCA MODELS TO OBTAIN VALUE-AT-RISK FORECASTING

Summary

This paper proposes to use autoregressive models with random coefficient and sign function (Sign RCA) to obtain VaR forecasts for foreign exchange rates and price of bank sector shares from the Warsaw Stock Exchange. The obtained results are compared with VaR forecasts out of RCA and ARMA-(G)ARCH models and verified. On the base of conducted analysis it is impossible to draw a conclusion that Sign RCA model is always better than RCA or ARMA-(G)ARCH for VaR setting and the other way round.