

Joanna Górka

Wyższa Szkoła Informatyki i Ekonomii

TWP w Olsztynie

WYKORZYSTANIE MODELI SIGN RCA DO PROGNOZY

WARTOŚCI NARAŻONEJ NA RYZYKO[♦]

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

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

1. 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 w postaci:

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

gdzie:

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

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

Warunek (3) jest warunkiem koniecznym i wystarczającym stacjonarności drugiego rzędu procesu y_t , natomiast warunki (2)-(3) gwarantują ścisłą stacjonarność procesu.

[♦] Praca została wykonana w ramach grantu WSiIE TWP w Olsztynie.

¹ Pełny opis tych modeli wraz z własnościami, metodami estymacji oraz aplikację można znaleźć w pracy Nicholls i Quinn (1982)

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 poprzez model $RCA(1)$ czy $AR(1)$ [Górka 2007b].

2. 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 osiągnięcia jej lub przekroczenia w rozpatrywanym okresie ($t, t+1$) równe jest zadanemu poziomowi tolerancji [por. np. Jajuga, Jajuga 2001]. Definicję tą można zapisać w postaci:

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

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, zaś z_α jest 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:

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

3. 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, Piątek 2005, Pipień 2006]. W niniejszym opracowaniu zastosowano takie testy klasyczne jak:

- test liczby przekroczeń (*Proportion of Failures Test - POF*), w którym sprawdzianem 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 $I_t = j$,

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

- test czasu pomiędzy 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 pomiędzy $(i-1)$ -

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 pomiędzy bezpieczeństwem oraz maksymalizacją wyniku finansowego.

4. Analiza empiryczna

Do analizy empirycznej wykorzystano procentowe logarytmiczne stopy zwrotu danych dziennych:

- cen 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.

Wyniki analizy własności statystycznych szeregów procentowych logarytmicznych stop zwrotu kursów, wartości statystyk wybranych testów przedstawiono w tabeli 1. Badane szeregi kursów walut były niestacjonarne. Natomiast szeregi procentowych logarytmicznych stop 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

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_t

w poszczególnych okresach, tzn.: $f = \sum_{t=1}^{N-1} f_t$.

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	Boxa-Ljunga		Engla ARCH test		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

Czcionką pogrubioną zaznaczono przypadki gdzie nastąpiło odrzucenie H_0 na korzyść H_1 na 10% poziomie istotności w przypadku badania autokorelacji oraz 5% poziomie istotności w pozostałych testach.

Źródło: Opracowanie własne.

W przypadku kursów akcji, szeregi cen akcji również nie były stacjonarne natomiast logarymiczne 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 natomiast 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 parametrów dla poszczególnych modeli⁵. Dla wszystkich badanych szeregów wartości kryterium Akaike'a (AIC) oraz Schwarz (BIC) wskazywały na wybór modelu *RCA(1)*, a nie *AR(1)*.

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

⁴ Dla których występowała autokorelacja i niestałość parametru.

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

W modelu dla stóp zwrotu Handlowego, parametr w modelu $RCA(1)$ okazał się statystycznie nieistotny oraz w resztach modelu nie występował efekt ARCH. Stąd też, stopy zwrotu tego waloru zostały pominięte w dalszych badaniach.

Dla 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. Dla 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, dla całego okresu prognozowania, dla prognoz warunkowej średniej procentowych stóp zwrotu kursów walut są najmniejsze dla modelu *Sign RCA*. Jednakże różnice pomiędzy 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 dla 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 (tabela 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.

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

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

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

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 p	statystyka	wartość p	statystyka	wartość p
$\alpha=5\%$								
Sym. Hist.	54	5,14%	0,0447	0,8325	7,6036	0,0058	55,5130	0,4175
RCA(1)	58	5,53%	0,5986	0,4391	2,2234	0,1359	58,0973	0,4717
RCA(1) niel.	136	12,96%	99,2693	0,0000	32,3868	0,0000	184,8375	0,0034
Sign RCA(1)	57	5,43%	0,4046	0,5247	1,1195	0,2900	58,0569	0,4361
AR(1)-ARCH(1)	61	5,82%	1,3972	0,2372	1,6153	0,2037	54,4147	0,7116
$\alpha=2,5\%$								
Sym. Hist.	30	2,86%	0,5256	0,4684	3,5543	0,0594	33,0251	0,3215
RCA(1)	38	3,62%	4,7724	0,0289	0,2678	0,6048	43,4628	0,2500
RCA(1) niel.	85	8,10%	85,8037	0,0000	8,8342	0,0030	157,2856	0,0000
Sign RCA(1)	38	3,62%	4,7724	0,0289	0,2678	0,6048	43,4628	0,2500
AR(1)-ARCH(1)	38	3,62%	4,7724	0,0289	1,5728	0,2098	37,2777	0,5027
$\alpha=1\%$								
Sym. Hist.	10	0,95%	0,0244	0,8758	0,1925	0,6608	8,5122	0,5789
RCA(1)	16	1,53%	2,5186	0,1125	0,4961	0,4812	20,3931	0,2030
RCA(1) niel.	53	5,05%	88,4505	0,0000	5,6489	0,0175	157,2990	0,0000
Sign RCA(1)	16	1,53%	2,5186	0,1125	0,4961	0,4812	20,3931	0,2030
AR(1)-ARCH(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 poprzez model RCA albo większe. Dla niektórych walorów, lepsze wyniki (w świetle testów klasycznych) otrzymujemy dla modelu $Sign RCA$ (Millennium, Kredyt Bank) dla niższego poziomu tolerancji.

Analizując wartości funkcji strat, z punktu widzenia instytucji nadzorującej, można stwierdzić, że największa wartość tej funkcji była 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 (tabela 3) modelem najbardziej uniwersalnym, dla prognoz VaR dla 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 *VaR* dla 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. Dla procentowych stóp zwrotu Millennium funkcja straty *FL* otrzymana za pomocą modelu *Sign RCA* generuje się znacznie mniejsze wartości niż w przypadku pozostałych modeli lub symulacji historycznej.

Tabela 3. Ranking modeli względem funkcji strat.

Poziom tolerancji	Stopa zwrotu	Sym. Hist.		RCA(1)		RCA(1) niel.		Sign RCA(1)		AR(1)-(G)ARCH	
		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.

5. 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 od 1.07.2004 do 25.08.2008 roku. Analiza oszacowanych wartości *VaR* na podstawie modeli *Sign RCA* oraz porównanie otrzymanych oszacowań z oszacowaniami *VaR* otrzymanymi za pomocą modeli *RCA* oraz *AR-GARCH* pozwala na sformułowanie następujących wniosków:

- żaden z prezentowanych modeli nie był dostatecznie dobrym, 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*,

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

⁹ Nieznacznie gorsze wynik uzyskał model *RCA*.

¹⁰ Podobne wyniki uzyskał w swojej pracy Pipień 2006.

- 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.

Niniejsze opracowanie nie wyczerpuje 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 autoregresyjne z losowymi parametrami*, [w:] Osińska M. (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:] „Dynamiczne modele ekonometryczne”, red Z. Zieliński. UMK, Toruń, 2007b.
- Górka J., *Modele ARMA-GARCH oraz modele RCA a wartość narażona na ryzyko*, w druku, 2008.
- 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.
- Piątek 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 Sing Models*, „Computers and Mathematics with Applications”, 2006, 52.

Streszczenie. W niniejszym opracowaniu zaproponowano użycie modeli autoregresyjnych z losowym parametrem i funkcją znaku (*Sign RCA*) do otrzymania prognoz *VaR* dla stóp zwrotu z kursów walut oraz z cen akcji spółek sektora bankowego notowanych na GPW w Warszawie. Otrzymane wyniki porównano z oszacowaniami *VaR* uzyskanymi za pomocą modeli *RCA* i *ARMA-(G)ARCH* oraz poddano je weryfikacji. Na podstawie przeprowadzonej analizy nie można wyciągnąć wniosku, że model *Sign RCA* jest zawsze lepszy niż model *RCA* czy *ARMA-(G)ARCH* do wyznaczenia *VaR* i odwrotnie.

Using Sign RCA models to obtain Value-at-Risk forecasting

Abstract Value-at-Risk (*VaR*) is used as a tool for measuring the market risk. Alternative VaR implementation has been but none of known methods are not the best. This paper proposes to use autoregressive model with random coefficient with sign function (*Sign RCA*) to estimate value-at-risk for foreign exchange rates and price of bank sector share from the Warsaw Stock Exchange. Obtained *VaR* forecasts out of *Sign RCA* models, *RCA* models and *ARMA-(G)ARCH* models have been compared. The forecasts have been evaluated using traditional tests and loss function method. The results have not shown domination either of these methods of *VaR* forecasting.