ACTA UNIVERSITATIS NICOLAI COPERNICI
EKONOMIA XL – NAUKI HUMANISTYCZNO-SPOŁECZNE – ZESZYT 390 – TORUŃ 2009

Uniwersytet Mikołaja Kopernika w Toruniu
Katedra Ekonometrii i Statystyki

Joanna Górka

WŁASNOŚCI PROGNOSTYCZNE MODELI KLASY RCA[†]

Z a r y s t r e ś c i. W niniejszym opracowaniu zaproponowano użycie modeli klasy RCA (RCA, RCA-GARCH, RCA-MA, Sign RCA, Sign RCA-MA i Sign RCA-GARCH) do otrzymania prognoz warunkowej średniej dla stóp zwrotu. Dla porównania wyznaczono prognozy na podstawie modelu klasy ARMA-GARCH, obliczono bledy prognoz *ex post* oraz miary kierunku zgodności. Modele klasy RCA mogą być przydatne do wyznaczenia warunkowej średniej wówczas, gdy nie jesteśmy wstanie zbudować modelu ARMA-GARCH.

S ł o w a k l u c z o w e: RCA, Sign RCA, RCA-MA, Sign RCA-MA, RCA-GARCH, Sign RCA-GARCH, prognozowanie, błędy prognoz.

1. WSTĘP

Wprowadzenie losowego parametru do modelu autoregresyjnego zwiększa możliwości aplikacyjne tego modelu, gdyż pozwala na uwzględnienie podwyższonej kurtozy i grubych ogonów rozkładów. Jednak, model RCA jest wstanie modelować zmienną wariancję tylko w przypadku, gdy jest ona opisana za pomocą modelu ARCH. Stąd, modyfikacja modelu RCA polegająca na rozszerzeniu modelu RCA o model GARCH. Inną modyfikacją modelu RCA jest wprowadzenie do modelu RCA funkcji znaków, która pozwala na modelowanie asymetrii reakcji stóp zwrotu na różne informacje pochodzące z rynku oraz podwyższa wartości kurtozy procesu. Uwzględnienie losowego charakteru stóp zwrotu może nastąpiś poprzez wprowadzenie do modelu RCA części MA.

Celem niniejszego artykułu jest zbadanie własności prognostycznych modeli RCA, RCA-MA, RCA-GARCH, Sign RCA, Sign RCA-MA oraz Sign

[†] Praca naukowa finansowana ze środków na naukę w latach 2008-2010 jako projekt badawczy.

RCA-GARCH. W części empirycznej przedstawione zostaną aplikacje omawianych modeli.

2. MODELE RCA

Naturalnym uogólnieniem klasycznych liniowych modeli autoregresyjnych są modele autoregresyjne z losowymi parametrami[1] (RCA). Klasyczny stacjonarny jednowymiarowy model autoregresyjny rzędu pierwszego z losowym parametrem (ozn. RCA(1)) można zapisać w postaci:

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

gdzie:

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

$$\phi^2 + \sigma_\delta^2 < 1. \tag{3}$$

Warunek (3) jest warunkiem koniecznym i wystarczającym stacjonarności drugiego rzędu procesu y_t, natomiast warunki (2)-(3) gwarantują ścisłą stacjonarność procesu. Ściśle stacjonarny proces opisany równaniami (1)-(3) charakteryzuje się średnią zero oraz stałą wariancją i kurtozą (Aue, 2004; Górka, 2007b).

Thavaneswaran i Appadoo (2006) zaproponowali dołączenie do modelu RCA(1) funkcji znaku:

$$s_t = \begin{cases} 1 & \text{dla } y_t > 0, \\ 0 & \text{dla } y_t = 0, \\ -1 & \text{dla } y_t < 0. \end{cases} \tag{4}$$

Wówczas stacjonarny model RCA(1) z funkcją znaku (ozn. Sign RCA(1)) ma postać (Thavaneswaran, Appadoo, 2006):

$$y_t = (\phi + \delta_t + \Phi s_{t-1}) y_{t-1} + \varepsilon_t, \tag{5}$$

gdzie parametry i procesy spełniają warunki (2)-(3). Zatem uwzględnienie funkcji znaku w modelu RCA wskazuje, że zmiana wartości parametru zależy od znaku obserwacji poprzedniej.

Jeżeli spełnione są warunki (2)-(3), to proces (5) charakteryzuje się zerową bezwarunkową średnią oraz stałą bezwarunkową 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).

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

Propozycja Thavaneswaran, Appadoo i Bector (2006) uwzględnienia dodatkowo średnią ruchomą rzędu pierwszego (Thavaneswaran, Appadoo, Bector, 2006):

$$y_t = (\phi + \delta_t) y_{t-1} + \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1}, \tag{6}$$

gdzie parametry i procesy spełniają warunki (2)-(3).

Model (6) nosi nazwę modelu RCA(1)-MA(1) i ma bezwarunkową średnią zero, stałą bezwarunkową wariancję oraz kurtozę. Wartość wariancji i kurtozy jest wyższa niż w przypadku modelu ARMA(1,1).

Dołączenia, do modelu RCA(1)-MA(1), funkcji znaku pozwala na uwzględnienie asymetrii reakcji stóp zwrotu na różne informacje pochodzące z rynku. Wówczas mamy do czynienia z modelem Sign RCA(1)-MA(1) opisanym równaniem (Thavaneswaran, Appadoo, Bector, 2006):

$$y_t = (\phi + \delta_t + \Phi s_{t-1}) y_{t-1} + \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1}, \tag{7}$$

gdzie parametry i procesy spełniają warunki (2)-(3). Model opisany równaniem (7), podobnie jak model opisany równaniem (6) charakteryzuję się zerową bezwarunkową średnią oraz stałą warunkową wariancją i kurtozą. Zarówno wartość wariancji jak i kurtozy jest wyższa niż dla RCA(1)-MA(1).

Model RCA modeluje zmienną wariancję warunkową tylko w przypadku, gdy jest ona opisana za pomocą modelu ARCH(1). Stąd inna, od poprzednich, modyfikacja modelu RCA polegająca na rozszerzeniu modelu RCA o model GARCH. Wówczas model opisany równaniem (1) można zapisać za pomocą równań (Thavaneswaran, Appadoo, Bector, 2006):

$$y_t = (\phi + \delta_t) y_{t-1} + \varepsilon_t, \tag{8}$$

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} z_t,$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{t=1}^{p} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j h_{t-j},$$

gdzie $z_t \sim iid(0, \sigma_z^2)$, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$ oraz $\beta_j \geq 0$. Model (8) nosi nazwę modelu RCA(1)-GARCH(p,q).

Ogólne podstawowe charakterystyki modelu RCA(1)-GARCH(p,q) wynoszą:

$$E(y_t) = 0, \tag{9}$$

$$E(y_t^2) = \frac{E[h_t]\sigma_z^2}{(1 - \phi^2 - \sigma_\delta^2)}. \tag{10}$$

W przypadku modelu opisanego równaniem (5) otrzymujemy model Sign RCA(1)-GARCH(p,q):

$$y_t = (\phi + \delta_t + \Phi s_{t-1})y_{t-1} + \varepsilon_t, \tag{11}$$

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t}\, z_t,$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{t=1}^{p} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j h_{t-j},$$

gdzie $z_t \sim iid(0, \sigma_z^2)$, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_j \geq 0$, $|\Phi| \leq \alpha_0$.

W przypadku modelu Sign RCA(1)-GARCH(p,q), podstawowe charakterystyki wynoszą:

$$E(y_t) = 0, \tag{12}$$

$$E(y_t^2) = \frac{E[h_t]\sigma_z^2}{(1 - \phi^2 - \sigma_\delta^2 - \Phi^2)}. \tag{13}$$

3. ESTYMACJA PARAMETRÓW MODELI. PREDYKTORY

Oceny parametrów poszczególnych modeli można otrzymać stosując metodę największej wiarygodności (MNW). Przy założeniu normalności rozkładu składników losowych funkcja wiarygodności dla modelu RCA(1) ma postać (Górka, 2007a):

$$\ln L = -\frac{N}{2}\ln 2\pi - \frac{1}{2}\sum_{t=2}^{N} \ln\left(\sigma_\varepsilon^2 + \sigma_\delta^2 y_{t-1}^2\right) - \frac{1}{2}\sum_{t=2}^{N} \frac{u_t^2}{\sigma_\varepsilon^2 + \sigma_\delta^2 y_{t-1}^2}, \tag{14}$$

gdzie $u_t = \delta_t y_{t-1} + \varepsilon_t = y_t - \phi y_{t-1}$.

Dla modelu Sign RCA(1) nie zmienia się sama funkcja (14), a tylko sposób obliczania reszt, a mianowicie: $u_t = \delta_t y_{t-1} + \varepsilon_t = y_t - (\phi + \Phi s_{t-1})y_{t-1}$.

W przypadku modelu RCA(1)-GARCH(p,q), w stosunku do modelu RCA(1), zmienia sposób się obliczania funkcji wiarygodności

$$\begin{aligned} \ln L = &-\frac{N}{2}\ln 2\pi - \frac{1}{2}\sum_{t=2}^{N} \ln\left(\sigma_z^2 E(h_t) + \sigma_\delta^2 y_{t-1}^2\right) - \\ &-\frac{1}{2}\sum_{t=2}^{N} \frac{u_t^2}{\sigma_z^2 E(h_t) + \sigma_\delta^2 y_{t-1}^2}, \end{aligned} \tag{15}$$

gdzie $h_t = \alpha_0 + \sum_{t=1}^{p} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j h_{t-j}$, zaś u_t jest takie samo jak dla modelu RCA(1).

Prezentowane modele mają następujące postacie jednookresowego predyktora warunkowej średniej, dla:

– modelu RCA(1):

$$y_{t+1|t}^{P} = E(y_{t+1}|F_t) = \phi y_t, \tag{16}$$

– modelu Sign RCA(1)):

$$y_{t+1|t}^{P} = E(y_{t+1}|F_t) = (\phi + \Phi s_t)y_t, \tag{17}$$

– modelu RCA(1)-MA(1):

$$y_{t+1|t}^{P} = E(y_{t+1}|F_t) = \phi y_t + \theta\varepsilon_t, \tag{18}$$

– modelu Sign RCA(1)-MA(1):

$$y_{t+1|t}^{P} = E(y_{t+1}|F_t) = (\phi + \Phi s_t)y_t + \theta\varepsilon_t, \tag{19}$$

Dla modeli RCA(1)-GARCH(p,q) oraz Sign RCA(1)-GARCH(p,q) predyktor warunkowej średniej wynosi (16) albo (17), odpowiednio.

4. ANALIZA EMPIRYCZNA

Do analizy empirycznej wykorzystano procentowe logarytmiczne stopy zwrotu danych dziennych cen metali szlachetnych[2] (złota, srebra, platyny i palladu), kursów walutowych (dolara i euro) oraz stopy zwrotu wybranych światowych indeksów giełdowych[3] (DJIA, NASDAQ, SP500, FT-SE100, HANGSENG, NIKKEI) w okresie od 4 stycznia 2000 do 12 września 2008 roku. Przed przystąpieniem do analizy statystycznej i ekonometrycznej dane sprowadzono do czasowej porównywalności. W ten sposób uzyskano 12 szeregów czasowych po 2263 obserwacji każdy.

Szeregi pierwotne charakteryzowały się występowaniem pierwiastka jednostkowego, natomiast szeregi procentowych logarytmicznych stóp zwrotu były stacjonarne. Szeregi stóp zwrotu podzielono na dwa zbiory: od 1-2000 obserwacji jako okres próby oraz od 2001-2263 jako okres weryfikacji prognoz. Dla próby zbadano statystyczne własności szeregów procentowych logarytmicznych stop zwrotu oraz wartości statystyk wybranych testów (wyniki w tabeli 1). Rozkłady stóp zwrotu charakteryzowały się podwyższona kurtozą (w stosunku do rozkładu normalnego) oraz zróżnicowaną skośnością. W siedmiu analizowanych przypadkach występowała autokorelacja rzędu pierwszego. Test *LBI*[4] we wszystkich przypadkach wskazywał na zmienność parametru autoregresyjnego.

---

[2] Dane pochodzą ze strony http://www.kitco.com (ceny PM), 15.09.2008.
[3] Dane pochodzą ze strony http://bossa.pl, 15.09.2008.
[4] W teście tym hipoteza zerowa oznacza stałość parametru autoregresyjnego (Górka, 2007a).

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

Stopa zwrotu	$E[r_t]$	$var[r_t]$	skośność	kurtoza	Boxa-Ljunga		Engla ARCH test		*DF*	*LBI*
					1	2	1	2		
złoto	0,043	1,045	-0,291	7,446	0,042	0,220	63,302	71,783	-47,659	7,932
srebro	0,031	1,834	-1,231	12,935	7,674	8,205	39,180	41,828	-50,382	5,919
platyna	0,045	1,485	-0,982	16,453	0,005	5,845	74,774	125,679	-47,433	8,661
pallad	-0,027	2,223	-0,174	8,499	7,087	8,207	95,609	117,075	-44,933	10,335
EUR	-0,010	0,616	0,509	11,209	14,881	15,004	333,911	372,309	-51,554	17,222
USD	-0,024	0,714	0,328	5,980	0,571	3,213	130,741	158,369	-46,568	11,602
DJIA	0,002	1,079	-0,074	6,533	4,520	7,826	24,584	79,012	-49,735	4,830
NASDAQ	-0,024	1,788	0,196	7,350	1,337	6,867	103,231	248,595	-48,711	9,994
SP500	-0,005	1,116	0,061	5,459	7,520	11,028	53,467	130,247	-50,372	6,969
FT-SE100	-0,009	1,153	-0,183	5,991	13,755	14,751	117,205	259,693	-51,415	10,373
HANGSENG	0,006	1,423	-0,283	7,866	0,656	3,364	124,725	161,621	-48,660	10,574
NIKKEI	-0,020	1,658	-0,052	105,012	66,618	66,874	541,780	714,996	-56,557	19,503

Czcionką pogrubioną zaznaczono przypadki gdzie nastąpiło odrzucenie H_0 na korzyść H_1 przy 5% poziomie istotności.

Źródło: obliczenia własne.

Dla każdego szeregu stóp zwrotu dokonano estymacji modeli ARMA-GARCH oraz modeli RCA, Sign RCA, RCA-MA, Sign RCA-MA, RCA-GARCH oraz Sign RCA-GARCH[5]. W przypadku modeli ARMA-GARCH wybrano te modele, które posiadały statystycznie istotne parametry i miały najmniejszą wartość kryterium informacyjnego. Z klasy modeli RCA wybrano wszystkie modele ze statystycznie istotnymi parametrami. Następnie, dla wybranych modeli, wyznaczono jednookresowe prognozy statyczne dla ostatnich 263 obserwacji w próbie oraz dla 263 obserwacji poza próbą. Dla porównania, obliczono błędy prognoz *ex post* oraz miary zgodności kierunku zmian (Brzeszczyński, Kelm, 2002).

Dla stóp zwrotu cen złota, kursu dolara oraz indeksu DJIA, ze względu na brak istotności parametrów, nie udało się dopasować żadnego modelu typu ARMA-GARCH. W przypadku modeli klasy RCA model RCA-MA posiadał statystycznie istotne parametry dla złota i DJIA, zaś model RCA-MA i model Sign RCA-MA dla stopy zwrotu kursu dolara. Miary zgodności kierunku zmian prognoz nie przekraczały 60%.

Wszystkie analizowane szeregi można było opisać za pomocą, co najmniej jednego modelu klasy RCA. Dla przykładu, w tabeli 2, zamieszczono oszacowane modele dla palladu.

[5] Obliczenia zostały wykonane z wykorzystaniem programu Gauss 6.0.

Tabela 2. Modele procentowych logarytmicznych stóp zwrotu palladu

	RCA(1)	RCA(1)-GARCH(1,1)	Sign RCA(1)-GARCH(1,1)	AR(1)	AR(1)-GARCH(1,1)
ϕ	0,1324***	0,0932***	0,0943***	0,0449**	0,0874***
Φ			0,0567**		
α_0		0,1347***	0,1294***		0,1966***
α_1		0,0922***	0,0930***		0,1478***
β_1		0,8693***	0,8702***		0,8215***
σ_ε^2	3,2954			4,8645	
σ_δ^2	0,3388	0,1285	0,1271		
lnL	-4296,2365	-4173,8471	-4171,9766	-4417,6351	-4178,8756
AIC	8598,4730	8359,6941	**8357,9533**	8839,2702	8367,7512
BIC	8615,2757	**8393,2995**	8397,1596	8850,4720	8395,7557

Oznaczenia: *** - 1% poziom istotności, ** - 5% poziom istotności, * - 10% poziom istotności.

Źródło: obliczenia własne.

Najmniejszą wartość kryterium AIC posiada model Sign RCA-GARCH, natomiast kryterium BIC preferuje model RCA-GARCH. Test LR wskazuje na wybór modelu RCA-GARCH. Tabela 3 zawiera błędy prognoz *ex post* dla prognoz obliczonych w próbie oraz dla prognoz obliczonych poza próbą. Najmniejsze wartości błędów, w próbie, otrzymano dla modelu AR(1). Poza próbą najlepsze wartości prognostyczne posiadał model Sign RCA-GARCH. Różnice pomiędzy błędami dla poszczególnych modeli są niewielkie. Miary zgodności kierunku zmian, dla wszystkich modeli, są takie same i nie przekraczają 60%.

Tabela 3. Błędy prognozy ex post dla całego okresu prognozowania dla prognoz warunkowej średniej dla palladu

Błąd	Model				
	RCA(1)	RCA(1)-GARCH(1,1)	Sign RCA(1)-GARCH(1,1)	AR(1)	AR(1)-GARCH(1,1)
w próbie (obserwacje 1737-2000)					
ME	-0,0153	-0,0157	-0,0719	-0,0162	-0,0157
MSE	2,0571	2,0299	2,0567	2,0012	2,0259
RMSE	1,4343	1,4247	1,4341	1,4146	1,4233
MAE	1,0123	1,0046	1,0117	0,9951	1,0035
Q1	0,4600	0,4600	0,4600	0,4600	0,4600
Q2	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Q1 1%	0,4516	0,4516	0,4516	0,4516	0,4516
Q2 1%	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
poza próbą (obserwacje 2001-2263)					
ME	0,0218	0,0225	-0,0371	0,0235	0,0226
MSE	2,0354	2,0295	2,0229	2,0298	2,0291
RMSE	1,4267	1,4246	1,4223	1,4247	1,4245
MAE	1,0699	1,0633	1,0571	1,0575	1,0625

Q1	0,5455	0,5455	0,5455	0,5455	0,5455
Q2	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Q1 1%	0,5802	0,5802	0,5802	0,5802	0,5802
Q2 1%	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Oznaczenia: ME – błąd średni, MSE - błąd średniokwadratowy, RMSE - pierwiastek błędu średniokwadratowego, MAE - średni błąd bezwzględny, Q1 – miara zgodności kierunku zmian prognoz i wartości rzeczywistych, Q2 – miara zdolności prognozowania punktów zwrotnych, Q1 1% oraz Q2 1% - odpowiednio „przefiltrowane" miary Q1 i Q2.

Źródło: obliczenia własne.

Oszacowane modele dla stóp zwrotu SP500 zawiera tabela 4. W tym przypadku test LR wskazuje na wybór modelu AR-GARCH, chociaż wartości: funkcji wiarygodności i kryteriów informacyjnych są porównywalne do wartości uzyskanych przez RCA-GARCH. Błędy prognoz (tabela 5) są najmniejsze dla AR-GARCH, w próbie, oraz RCA-GARCH poza próbą. W tym przypadku modele, dla których parametr ϕ jest ujemny, posiadają 100% zdolność prognozowania punktów zwrotnych. Wynika to głównie z charakteru stóp zwrotu (zmienności znaku) oraz ze znaku parametru ϕ. Pozostałe miary zgodności nie przekraczają 60%.

Tabela 4. Modele procentowych logarytmicznych stóp zwrotu SP500

	RCA(1)-GARCH(1,1)	RCA(1)-MA(1)	AR(1)	AR(1)-GARCH(1,1)
ϕ	-0,0437*	0,8989***	-0,0360*	-0,0437*
θ		-0,9240***		
α_0	0,0091***			0,0092***
α_1	0,0612***			0,0614***
β_1	0,9303***			0,9302***
σ_ε^2		0,9088	1,1864	
σ_δ^2	0,0000001	0,2395		
lnL	-2716,8122	-2947,2662	-3007,3075	-2716,7072
AIC	5445,6244	5902,5323	6018,6150	5443,4143
BIC	5479,2299	5924,9359	6029,8168	5471,4188

Oznaczenia: *** - 1% poziom istotności, ** - 5% poziom istotności, * - 10% poziom istotności.

Źródło: obliczenia własne.

Tabela 5. Błędy prognozy ex post dla całego okresu prognozowania dla prognoz warunkowej średniej dla SP500

Błąd	Model			
	RCA(1)-GARCH(1,1)	RCA(1)-MA(1)	AR(1)	AR(1)-GARCH(1,1)
w próbie (obserwacje 1737-2000)				
ME	0,0398	0,0028	0,0395	0,0398
MSE	0,6156	1,2710	0,6164	0,6156
RMSE	0,7846	1,1274	0,7851	0,7846
MAE	0,5347	0,7939	0,5347	0,5347

Q1	0,5143	0,4857	0,5143	0,5143
Q2	1,0000	0,0000	1,0000	1,0000
Q1 1%	0,4429	0,5571	0,4429	0,4429
Q2 1%	0,4960	0,0000	0,4960	0,4960
poza próbą (obserwacje 2001-2263)				
ME	0,0254	0,0056	0,0252	0,0254
MSE	2,0550	3,4233	2,0516	2,0550
RMSE	1,4335	1,8502	1,4323	1,4335
MAE	1,0568	1,4530	1,0559	1,0568
Q1	0,4545	0,5455	0,4545	0,4545
Q2	1,0000	0,0000	1,0000	1,0000
Q1 1%	0,4198	0,5802	0,4198	0,4198
Q2 1%	0,5000	0,0000	0,5000	0,5000

Oznaczenia: ME – błąd średni, MSE - błąd średniokwadratowy, RMSE - pierwiastek błędu średniokwadratowego, MAE - średni błąd bezwzględny, Q1 – miara zgodności kierunku zmian prognoz i wartości rzeczywistych, Q2 – miara zdolności prognozowania punktów zwrotnych, Q1 1% oraz Q2 1% - odpowiednio „przefiltrowane” miary Q1 i Q2.

Źródło: obliczenia własne.

5. PODSUMOWANIE

W pracy zaprezentowano wykorzystanie modeli klasy RCA do wyznaczania prognozy warunkowej średniej stópy zwrotu. Do analizy empirycznej wykorzystano 12 szeregów reprezentujących ceny metali szlachetnych, kursów walutowych oraz wybranych indeksów giełdowych. Analiza oszacowanych modeli, błędów *ex post* oraz miary kierunku zmian pozwalają na sformułowanie następujących wniosków:

- modele klasy RCA występują również wówczas, gdy nie występuje autokorelacja szeregu czasowego,
- za pomocą modeli klasy RCA można prognozować warunkową średnią nawet w przypadku, gdy nie jest to możliwe za pomocą modeli klasy ARMA-GARCH,
- prognozy warunkowej średniej otrzymane za pomocą modeli klasy RCA charakteryzują się podobnymi błędami *ex post* jak prognozy otrzymane za pomocą modeli klasy ARMA-GARCH. W przypadku jednych szeregów błędy te są mniejsze niż dla modeli klasy ARMA-GARCH, w przypadku innych szeregów są większe,
- modele klasy RCA nie mają zastosowania do prognozowania zgodności kierunku zmian,
- prognozy otrzymane za pomocą modeli klasy RCA obarczone są dużymi błędami *ex post*, co oznacza, że ich walory prognostyczne są bardzo słabe.

Niniejsze opracowanie nie wyczerpuje badania przydatności modeli klasy RCA do wyznaczania prognozy warunkowej średniej.

LITERATURA

Aue A. (2004), *Strong Approximation for RCA(1) Time Series with Applications*, „Statistics & Probability Letters", 68, 369–382.

Brzeszczyński J., Kelm R. (2002), *Ekonometryczne modele rynków finansowych*, WIG-Press, Warszawa.

Górka J. (2007a), *Modele autoregresyjne z losowymi parametrami*, [w:] Osińska M. (red.), *Procesy STUR. Modelowanie i zastosowanie do finansowych szeregów czasowych*, Wydawnictwo „Dom Organizatora", Toruń.

Górka J. (2007b), *Opisu kurtozy rozkładów za pomocą wybranych modeli z funkcją znaku*, [w:] „Dynamiczne modele ekonometryczne", red. Z. Zieliński. UMK, Toruń.

Nicholls D. F., Quinn B. G. (1982), *Random Coefficient Autoregressive Models: An Introduction*, Springer, New York.

Thavaneswaran A., Appadoo S. S., Bector C. R. (2006), *Recent Developments in Volatility Modeling and Applications*, „Journal of Applied Mathematics and Decision Sciences", 1-23.

Thavaneswaran A., Appadoo S. S. (2006), *Properties of a New Family of Volatility Sing Models*, „Computers and Mathematics with Applications", 52, 809-818.

FORECAST PROPERTIES OF FAMILY RCA MODELS

A b s t r a c t. This paper proposes to use RCA models, RCA-MA models, RCA-GARCH models, Sign RCA models, Sign RCA-MA models and Sign RCA-GARCH models to obtain forecasts of conditional mean of returns. There we could find example for metal like: gold, silver, platinum, pallad, foreign exchange rates (USD/PLN, EURO/PLN). For comparison, the forecasts of conditional mean from ARMA-GARCH models were calculated. Calculated forecasts errors out of different models have been compared.

K e y w o r d s: RCA, Sign RCA, RCA-MA, Sign RCA-MA, RCA-GARCH, Sign RCA-GARCH, forecasting, forecasting errors.