

Metode inovative de analiză a pieței de capital în România. Studiul volatilității pieței de capital din România prin modelele ARCH și GARCH utilizând softul „R”

Antoniade-Ciprian ALEXANDRU
Universitatea Ecologică din București
alexcipro@yahoo.com

Nicoleta CARAGEA
Universitatea Ecologică din București
nicoletacaragea@gmail.com

Ana-Maria DOBRE
Institutul Național de Statistică București, România
dobre.anamaria@hotmail.com

Rezumat. *În ultimii ani pachete software tot mai complexe și mai specializate sunt utilizate pentru modelarea și explicarea proceselor economice. În această lucrare prezentăm un studiu privind volatilitatea pieței de capital din România prin modelele ARCH și GARCH utilizând mediul de programare „R” ca software nou de statistică. Elementele reprezentative pentru evoluția pieței de capital am considerat că sunt indicii bursieri BET și BETC. Prin acest studiu dorim să evidențiem avantajele utilizării pachetului „rugarch” cu care se pot pune în aplicare o serie de modele GARCH și permite includerea de regresori externi în ecuația varianței.*

Cuvinte-cheie: pachetul de programe R; limbaj de programare; piață de capital; analiza datelor; model de regresie.

Clasificare JEL: C63, G17, O16.

Clasificare REL: 11B.

1. Introducere

A inova înseamnă a face o schimbare, a aduce o noutate într-un domeniu sau într-un sistem, dar și a introduce, a adopta sau a propaga o inovație. În decursul unui ciclu industrial procesul de inovare poate fi întâlnit în trei forme (Horner, 2012):

- recunoașterea inovării - prin care se oferă produse și servicii unei noi clase de beneficiari;
- suport pentru inovare - proces în care se îmbunătățește valoarea produselor și serviciilor deja existente;
- eficiență în inovare - în acest proces se reduc costurile de producție și de distribuție a produselor și serviciilor.

În această lucrare prezentăm pachetul de funcții rugarch din mediul software de analiză statistică *R*, unul din cele mai populare instrumente de analiză a datelor creat de statisticieni și dezvoltat în prezent de o comunitate foarte mare de specialiști.

Acest mediu de dezvoltare a aplicațiilor statistice îndeplinește toate cele trei forme ale inovării, chiar dacă, inițial, acesta face parte, ca valoare intrinsecă, din inovarea propriu-zisă introducând un concept complet nou pe piața instrumentelor de analiză a datelor. Recunoașterea inovării se realizează prin posibilitatea pe care o au specialiștii de a crea și introduce în comunitatea științifică librării, pachete software care însumează o serie de funcții specifice unui anumit domeniu de cercetare. A doua formă a inovării este întâlnită datorită posibilității comunității științifice de a contribui la îmbunătățirea pachetelor existente prin schimbări ale funcțiilor respective sau prin adăugarea unor funcții noi, în cadrul legal al licențierii de tip open source. Și a treia formă a inovării este susținută prin acest mediu de programare prin simplul fapt că specialiștii pot regăsi pachete sau funcții în cadrul unor pachete deja funcționale, reducând considerabil numărul de ore alocate elaborării și testării propriilor funcții. În plus, tipul de licențiere non-comercial face ca diseminarea informațiilor să aibă cea mai mare viteză posibilă prin înlăturarea barierelor financiare care pot crea un decalaj între cei care își permit noile inovații și cei care așteaptă reducerea prețurilor, timp în care informația poate deveni lipsită de importanța științifică a noutății.

2. Datele diun literatura de specialitate

Analiza randamentelor înregistrate de indicii bursieri, în general, sau de prețul unui singure companii, în mod particular, a fost realizată prin modelele ARCH⁽¹⁾ și GARCH⁽²⁾ (Engle, 1982). Aceste modele au fost dezvoltate inițial de Engle și ulterior au fost extinse de Bollerslev (1986) și Nelson (1991).

În comparație cu alte serii de date, cele financiare prezintă unele aspecte specifice, precum „cozile groase” și clusterizarea volatilității, care pot fi surprinse de modelele de tip GARCH. În plus, modelele de tip ARCH pun în evidență dispersia condiționată (σ_t) a randamentelor prin metoda probabilității maxime (maximum likelihood), în defavoarea utilizării abaterii standard a eșantionului respectiv. Primul test realizat în acest studiu este ARCH(q), unde q ia valori între 1 și 5, iar σ_t este determinat în funcție de valorile trecute, pătratice ale lui q. În modelul GARCH(p,q) dependențele adiționale sunt permise pentru p laguri ale valorilor trecute ale σ_t . Pentru testarea seriilor de date vom utiliza modelul GARCH (1,1), cel mai potrivit model pentru serii de timp financiare (Bollerslev, 1986, Taylor, 1987).

Dispersia negativă poate fi evitată prin modelul EGARCH (Exponential GARCH) care utilizează dispersia condiționată sub formă logaritmică și de aceea nu mai este nevoie să fie impuse constrângeri asupra estimărilor (Nelson, 1991).

Charles Cao (1992) și Ruey Tsay (1987) au preferat modelul EGARCH pentru determinarea volatilității indicilor bursieri și cursului de schimb. De la apariția modelului GJR-GARCH al lui Glosten et al. (1993) și dezvoltat de Brailsford și Faff (1996) s-a arătat că GJR-GARCH este mai potrivit decât GARCH în explicarea indicilor de acțiuni.

3. Utilizarea mediului software de analiză statistică “R”

Mediul software *R* a devenit în scurt timp unul din cele mai populare instrumente de analiză a datelor, utilizat în domeniile statistică și econometrie, fiind dezvoltat continuu de comunitatea științifică internațională. Deoarece este open source, *R* poate fi instalat pe orice calculator fără a fi nevoie de o licență comercială.

Pachetul *R* prezintă avantajele specifice unui sistem open source: costurile reduse (costurile sunt generate numai de instruirea personalului care îl utilizează), ușurința personalizării, dar și a utilizării pachetelor de programe; suportul tehnic asigurat prin existența unei mari comunități de utilizatori și a unor bloguri specifice; up-grade continuu (Caragea et al., 2012, pp. 450-456).

Gradul de utilizare a mediului de programare *R* a crescut în ultimii ani, iar trendul este în favoarea sa, putându-se estima că în circa trei ani va depăși numărul de utilizatori ai SAS și SPSS. În ceea ce privește numărul de utilizatori de aplicații pentru analiză statistică, data mining și software pentru baze de date mari, pentru perioada de mai-2010-mai-2012, *R* s-a situat pe primul loc, cu peste 30% din numărul de respondenți (Muenchen, 2012).

Pachetul software *rugarch* oferă un set cuprinzător de metode pentru modelarea proceselor univariate GARCH, inclusiv ajustări, filtrări, prognoze,

simulări, precum și instrumente de diagnosticare, inclusiv reprezentări grafice și diferite teste.

De asemenea, pachetul de programe rugarch creează posibilitatea utilizatorilor de a verifica incertitudinea modelelor (prin diferite teste de semnificație), respectiv stabilitatea acestora în timp (prin estimări de tip rolling), dar și efectuarea de prognoze de tip bootstrap.

4. Prezentarea modelelor

4.1. Modelul ARCH

Robert Engle a propus modelul ARCH (AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity) pentru modelarea corelației seriale din pătratul valorilor reziduale sau heteroschedasticitate (Engle, 1982). Modelul are forma:

$$y_t = E_{t-1}[y_t] + \varepsilon_t, \quad (1)$$

$$\varepsilon_t = z_t \sigma_t, \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + a_p \varepsilon_{t-p}^2, \quad (3)$$

unde

$E_{t-1}[y_t]$ reprezintă valoarea așteptată condiționată de informația disponibilă la momentul $t-1$, iar z_t este o secvență de variabile aleatoare independente și identic distribuite (iid), cu media zero și varianță unitară (Tudor, 2008).

Restricțiile $a_0 > 0$ și $a_i > 0$ ($i = 1, \dots, p$) sunt necesare pentru ca dispersia să fie pozitivă ($\sigma_t^2 > 0$).

Ecuția dispersiei din (3) poate fi rescrisă ca un proces de tip AR(p) pentru seria de valori reziduale ε în felul următor:

$$\varepsilon_t^2 = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + a_p \varepsilon_{t-p}^2 + u_t \quad (4)$$

unde

$u_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2$ este o secvență de diferențe martingale (MDS⁽³⁾), deoarece $E_{t-1}[y_t] = 0$ și se presupune că $E(\varepsilon_i^2) < \infty$.

Dacă $a_1 + \dots + a_p < 1$, atunci procesul care generează ε este staționar.

Staționaritatea lui ε_t^2 și σ_t^2 se măsoară prin suma $a_1 + \dots + a_p$, iar dispersia lui ε_t se calculează astfel:

$$\bar{\sigma}^2 = \text{var}(\varepsilon_t) = E(\varepsilon_t^2) = \frac{a_0}{(1 - a_1 - \dots - a_p)} \quad (5)$$

4.2. Modelul univariat ARFIMAX

Modelul GARCH permite să definim dinamica pentru media condiționată pornind de la modelul general ARFIMAX la care se adaugă efectele ARCH-în-medie introduse de Engle în anul 1987. Completarea ARFIMAX-ARCH-în-medie poate fi definită în mod formal astfel:

$$\Phi(L)(1-L)^d(y_t - \mu_t) = \theta(L)\varepsilon_t, \quad (6)$$

cu termenul din stânga reprezentând Fractional AR pentru datele alterate și termenul din dreapta arătând MA cu privire la valorile reziduale. (L) este operatorul lag, $(1-L)^d$ procesul fracționat al memoriei de lungă durată cu $0 < d < 1$, și echivalent cu Hurst Exponent $H - 0,5$, și μ_t , definit ca:

$$\mu_t = \mu + \sum_{i=1}^{m-n} \delta_i x_{i,t} + \sum_{i=m-n+1}^m \delta_i x_{i,t} \sigma_t + \zeta \sigma_t^k \quad (7)$$

în cazul în care se permite m regresori externi pentru x din care n (ultimul n din m) poate fi, opțional, înmulțit cu abaterea standard condiționată sigma-T, și ARCH-în-medie pe fiecare abatere standard condiționată, $k = 1$ sau dispersie condiționată $k = 2$. Toate aceste opțiuni pot fi transmise prin argumente în lista `mean.model` din funcția `ugarchspec`.

Parametrii fiși și inițiali pot fi transmiși funcției, iar notațiile sunt următoarele:

- ‘ar1’, ‘ar2’ sunt parametri AR;
- ‘ma1’, ‘ma2’ sunt parametri MA;
- ‘mu’ este parametrul medie;
- ‘archm’ este parametrul archm;
- ‘arfima’ este parametrul arfima;
- ‘mxreg1’, ‘mxreg2’ sunt regresorii externi.

De reținut că estimarea ecuațiilor pentru medie și varianță în maximizarea probabilității este efectuată în comun, într-un singur pas. Deși este perfect posibil și coerent pentru a efectua estimarea din doi pași, rezolvarea într-un singur pas aduce o eficiență mai mare, în special pentru seturi de date mai mici.

4.3. Modelul GARCH

La modelele GARCH, funcția de densitate este de obicei scrisă în ceea ce privește parametrii de localizare și de scară, pentru a da normalizat media zero și varianța unitate,

$$\alpha_t = (\mu_t, \sigma_t, \omega) \quad (8)$$

unde media condiționată este dată de:

$$\mu_t = \mu(\theta, x_t) = E(y_t | x_t) \quad (9)$$

și varianța condiționată este,

$$\sigma_t^2 = \sigma^2(\theta, x_t) = E((y_t - \mu_t)^2 | x_t) \quad (10)$$

cu $\omega = \omega(\theta, x_t)$ notând ceilalți parametri ai distribuției, posibil parametrii shape și skew. Medie condiționată și varianța sunt utilizate pentru a scala inovațiile,

$$z_t(\theta) = \frac{y_t - \mu(\theta, x_t)}{\sigma(\theta, x_t)} \quad (11)$$

având în densitate condiționată, care poate fi scris ca,

$$g(z | \omega) = \frac{d}{dz} P(z_t < z | \omega) \quad (12)$$

și pentru $f(y | \alpha)$ avem,

$$f(y_t | \mu_t, \sigma_t^2, \omega) = \frac{1}{\sigma_t} g(z_t | \omega). \quad (13)$$

Pachetul rugarch include un set larg de modele GARCH și permite includerea de regresori externi în ecuația varianței, precum și posibilitatea de a varianța de poziționare ca la Engle și Mezrich (1995). Aceste opțiuni pot fi transmise prin intermediul argumentelor în lista variance.model din funcția ugarchspec.

4.4. Modelul Standard GARCH ('sGARCH')

Modelul standard GARCH (Bollerslev, 1986) poate fi scris ca

$$\sigma_t^2 = \left(\omega + \sum_{i=1}^m \zeta_j v_{jt} \right) + \sum_{j=1}^q \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (14)$$

cu σ_t^2 notăm varianța condiționată, cu ω interceptul și cu ε_t^2 valorile reziduale din procesul de filtrare al mediei. Metoda GARCH este definită prin (q,p)(ARCH, GARCH), cu, eventual, m regresori externi v_j care sunt transmiși pre-lagged. Dacă este utilizată dispersia pozițională, atunci ω este înlocuit cu,

$$\bar{\sigma}^2(1 - \hat{P}) - \sum_{j=1}^m \zeta_j \bar{v}_j \quad (15)$$

unde $\bar{\sigma}^2$ este dispersia necondiționată a ε^2 care este în mod constant estimat de eșantionul echivalent la fiecare iterație a rezolvitorului în urma filtrării ecuației mediei, iar \bar{v}_j reprezintă eșantionul regresorilor externi j^{th} în ecuația varianței (presupusă staționară) și \hat{P} este persistența definită mai jos.

Una dintre caracteristicile cheie ale comportamentului observat la datele financiare surprinse de modelele GARCH este volatilitatea de tip clustering care poate fi cuantificată prin parametrul de persistență \hat{P} . Pentru modelul 'sGARCH' aceasta poate fi calculat ca

$$\hat{P} = \sum_{j=1}^q \alpha_j + \sum_{j=1}^p \beta_j \quad (16)$$

Referitor la această măsură „half-life” (numit și h2l) este definit ca numărul de zile necesar ca jumătate din valoarea așteptată de revenire să tindă către $E(\sigma^2)$.

$$h2l = \frac{-\log_e 2}{\log_e \hat{P}} \quad (17)$$

În final, dispersia necondiționată a modelului $\hat{\sigma}^2$ în funcție de persistență este,

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\hat{\omega}}{1 - \hat{P}} \quad (18)$$

unde $\hat{\omega}$ este valoarea estimată a interceptului din modelul GARCH. Notățiile pentru parametrii ficși și inițiali care pot fi transmiși funcției sunt următoarele:

- 'alpha1', 'alpha2' sunt parametri ARCH(q);
- 'beta1', 'beta2' sunt parametri GARCH(p);
- 'omega' este parametrul intercept;
- 'vxreg1', 'vxreg2' sunt regresorii externi.

5. Considerații preliminare

Funcțiile disponibile în pachetul rugarch au fost aplicate asupra indicilor oficiali ai Bursei de Valori București (BVB): BET⁽⁴⁾, BETC⁽⁵⁾ și BETFI⁽⁶⁾.

BET este un indice de preț ponderat cu capitalizarea free floatului celor mai lichide 10 companii listate pe piața reglementată a BVB.

BET-C este indicele compozit al pieței BVB care reflectă evoluția prețurilor tuturor companiilor listate pe piața reglementată a BVB, Categoria I și II, cu excepția Societăților de Investiții Financiare. BET-C este un indice de preț ponderat cu capitalizarea de piață a companiilor din componența sa.

BET-FI este primul indice sectorial al BVB și reflectă tendința de ansamblu a prețurilor societăților de investiții financiare (SIF-urilor) tranzacționate pe piața reglementată a BVB. Ponderarea companiilor în indice se face cu capitalizarea free floatului acestora.

6. Diagnosticul și estimarea modelelor

Seriile de date pentru valorile zilnice de închidere ale celor trei indici bursieri au fost următoarele:

- BET: 3.800 de observații din perioada: 19.09.1997 - 31.10.2012
- BETC: 3.662 de observații din perioada: 16.04.1998 - 31.10.2012
- BETFI: 3.009 de observații din perioada: 31.10.2000 - 31.10.2012.

Așa cum am arătat și în prezentarea modelelor, vom utiliza forma logaritmată a randamentelor zilnice, atât pentru a evita dispersia negativă, cât și pentru atenuarea unor valori prea îndepărtate de medie.

Principalele valori statistice ale celor trei serii, în valori nominale, sunt următoarele:

	BET	BETC	BETFI
Observations	3800.0000	3662.0000	3009.0000
NAs	0.0000	0.0000	0.0000
Minimum	281.2000	422.0000	944.7000
Quartile 1	759.0250	623.6000	7484.2000
Median	3298.6000	2388.7500	21229.6000
Arithmetic Mean	3656.4911	2429.2428	25070.4700
Geometric Mean	2359.3671	1754.9763	15824.2700
Quartile 3	5535.6500	3393.5750	32593.7000
Maximum	10813.6000	7432.6000	95197.9000
SE Mean	45.3958	28.9128	383.8227
LCL Mean (0.95)	3567.4886	2372.5559	24317.8900
UCL Mean (0.95)	3745.4937	2485.9296	25823.0500
Variance	7830973.1953	3061253.5276	443285400.0000
Stdev	2798.3876	1749.6438	21054.3400
Skewness	0.4642	0.6834	1.1350
Kurtosis	-0.8930	-0.3405	0.6360

Evoluția valorilor celor trei indici corespunde așteptărilor, în sensul că cea mai mare variație a fost înregistrată de indicele societăților de investiții (BETFI) datorită puternicului caracter prociclic al acestor acțiuni. În perioadele de creștere economică aceste acțiuni sunt supraevaluate, în schimb, în perioadele de recesiuni sau în timpul unor crize financiare aceste acțiuni tind să fie subevaluate.

O variație moderată este înregistrată de indicele BET care înglobează doar cele mai lichide 10 companii listate la Bursa de Valori București, dar care totalizează peste 60% din volumul tranzacțiilor încheiate. Cea mai redusă variație o are indicele BETC, deoarece cuprinde totalitatea societăților listate, iar acest fapt conduce la o atenuare a caracterului foarte volatil al unor societăți prin stabilitatea dată de alte societăți care nu sunt incluse în indicele BET.

Valorile statistice, specifice celor trei serii de date, pentru rentabilitățile logaritmice sunt:

	BET	BETC	BETFI
Observations	3800.0000	3662.0000	3009.0000
NAs	0.0000	0.0000	0.0000
Minimum	-0.1312	-0.1212	-0.1864
Quartile 1	-0.0078	-0.0065	-0.0112
Median	0.0004	0.0006	0.0002
Arithmetic Mean	0.0004	0.0003	0.0011
Geometric Mean	0.0003	0.0001	0.0007
Quartile3	0.0089	0.0079	0.0129
Maximum	0.1056	0.1089	0.2593
SE Mean	0.0003	0.0003	0.0005
LCL Mean (0.95)	-0.0002	-0.0002	0.0001
UCL Mean (0.95)	0.0010	0.0008	0.0020
Variance	0.0003	0.0003	0.0007
Stdev	0.0184	0.0159	0.0266
Skewness	-0.3307	-0.6392	0.1742
Kurtosis	6.0982	7.5997	8.5304

Testarea modelelor ARCH(1) și ARCH(5) nu s-a realizat cu succes din cauza problemelor de convergență și am realizat o eliminare a valorilor extreme din seria de date. După această procedură ambele modele au fost furnizat informații relevante. Modelele ARCH(3) și ARCH(4) au fost executate cu succes direct pe seria de date fără a fi nevoie eliminarea valorilor extreme. Modelul ARCH(2) nu a furnizat date nici după eliminarea valorilor extreme, iar modelul GARCH(1,1) a putut fi estimat cu succes.

În sumar, datele privind aplicarea celor șase modele asupra seriei de date BET sunt următoarele:

	arch1	arch2	arch3	arch4	arch5	garch11
Akaike	-0.066070	NA	-5.4597	-5.4651	-5.5239	-5.5250
Bayes	-0.061142	NA	-5.4515	-5.4553	-5.5124	-5.5168
Shibata	-0.066072	NA	-5.4597	-5.4651	-5.5239	-5.5250
Hannan-Quinn	-0.064319	NA	-5.4568	-5.4616	-5.5198	-5.5221

Astfel, modelul cel mai potrivit pentru indicele BET este GARCH(1,1) deoarece pentru acesta s-au înregistrat cele mai mici valori pentru Akaike, Bayes, Shibata și Hannan-Quinn.

Coefficienții ecuației dispersiei au notațiile μ - media, ω - interceptul, ARCH(1) (α_1 - termenul ARCH reprezentat de către reziduurile pătratice (lag) din ecuația mediei) și GARCH(1) (β_1 - lag-ul dispersiei condiționate).

Optimal Parameters

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.001009	0.000211	4.7829	2e-06
omega	0.000012	0.000002	6.2996	0e+00
alpha1	0.224545	0.018667	12.0289	0e+00
beta1	0.761419	0.017670	43.0909	0e+00

Robust Standard Errors:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.001009	0.000239	4.2149	0.000025
omega	0.000012	0.000004	2.8422	0.004481
alpha1	0.224545	0.038154	5.8853	0.000000
beta1	0.761419	0.042020	18.1205	0.000000

Suma coeficienților este subunitară, $\alpha_1 + \beta_1 = 0,985964$, condiție necesară pentru ca procesul să se întoarcă la medie (să fie mean reverting). În cazul în care suma coeficienților ARCH și GARCH ar fi fost supraunitară nu putea fi modelată prin GARCH. Valoarea foarte apropiată de 1 arată că procesele ce generează aceste serii se întorc la medie foarte încet.

Coeficienții estimați din ecuația dispersiei sunt statistic semnificativi la valori ale foarte mici pentru p-value.

Testul LM (Lagrange multiplier), prin care se poate demonstra existența altor efecte ARCH rămase în valorile reziduale, verifică ipoteza nulă pentru lag-urile 2, 5 și 10.

ARCH LM Tests

	Statistic	DoF	P-Value
ARCH Lag[2]	13.74	2	0.0010378
ARCH Lag[5]	22.76	5	0.0003745
ARCH Lag[10]	29.96	10	0.0008687

Testul Q-statistic corespunzător ipotezei nule arată că nu există autocorelație între valorile reziduale pentru lag-urile 10, 15 și 20.

Q-Statistics on Standardized Residuals Q-Statistics on Standardized Squared Residuals

	statistic	p-value		statistic	p-value
Lag10	128.1	0		Lag10	31.37 0.0005093
Lag15	137.6	0		Lag15	36.04 0.0017424
Lag20	145.7	0		Lag20	38.03 0.0087709

H0 : No serial correlation

7. Concluzii

Modelul GARCH(1,1) este potrivit pentru seria de date a indicelui BET.

Disponibilitatea prin licența de tip open source, puterea de prelucrare și ușurința prelucrării seriilor de date de orice mărime, prin utilizarea R și a pachetelor specifice, a condus la o revoluție în practica analizei statistice la nivel mondial. În institutele oficiale de statistică R este utilizat tot mai des, iar multe companii îl au ca instrument de lucru principal, precum: Pfizer, Shell, Facebook, Google, Mozilla, Times, The New York Times, The Economist, NewScientist, Lloyd's, Bing, Johnson&Johnson [7].

Ca o recunoaștere suplimentară, R este apreciat chiar de către Norman Nie, cofondator al SPSS la sfârșitul anilor '60, astfel: „R este cel mai puternic și flexibil limbaj de programare din lume”. În prezent, Nie este CEO⁽⁸⁾ și președinte al Revolution Analytics, o companie care furnizează versiuni comerciale ale programelor R⁽⁹⁾.

Note

- (1) ARCH = Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
- (2) GARCH = Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
- (3) MDS = Martingale Difference Sequence
- (4) BET = Bucharest Exchange Trading® Index
- (5) BETC = Bucharest Exchange Trading Composite® Index
- (6) BETFI = Bucharest Exchange Trading Investment Funds® Index
- (7) <http://www.revolutionanalytics.com/what-is-open-source-r/companies-using-r.php>
- (8) CEO = Chief Executive Officer
- (9) Smith D., *R is Hot*. (2010) from www.revolutionanalytics.com/R-is-Hot/

Bibliografie

- Becker, R.A., Chambers, J.M., Wilks, A.R. (1988). *The New S Language: A Programming Environment for Data Analysis and Graphics*, Pacific Grove, CA: Wadsworth and Brooks Cole
- Bollerslev, T. (1986). „Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity”, *Journal of Econometrics*, 31, pp. 307-327
- Caragea, N., Alexandru, A.C., Dobre, A.M. (2012). „Bringing New Opportunities to Develop Statistical Software and Data Analysis Tools in Romania”, *The Proceedings of the VIth International Conference on Globalization and Higher Education in Economics and Business Administration*, ISBN: 978-973-703-766-4, pp. 450-456
- Caragea, N. (2010). *Statistică economică*, Mustang Publisher, ISBN 978-606-8058-37-5, București
- Chambers, J.M, Hastie, T.J. (1992). *Statistical Models in S*, Pacific Grove, CA: Wadsworth and Brooks Cole

- Engle, R.F. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of the United Kingdom Inflation", *Econometrica* 50(4), pp. 987-1008
- Engle, R.F., Lilien, D.M., Robins, R.P. (1987). "Estimating time varying risk premia in the term structure: The arch-m model", *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 55(2), pp. 391-407
- Engle, R.F. Mezrich, J. (1995). „Grappling with garch”, *Risk*, 8(9), pp. 112-117
- Ghalanos, A. (2012). "Rugarch: Univariate GARCH models", R package version 1.0-12
- Hodgess, E. (2004). "A Computer Evolution in Teaching Undergraduate Time Series", *Journal of Statistics Education*, Volume 12, Number 3 (2004). www.amstat.org/publications/jse/v12n3/hodgess.html
- Horner, J. (2012). "Innovation in Statistical Computing", <http://jeffreyhorner.tumblr.com/post/35782252672/innovation-in-statistical-computing>
- Ihaka, R., Gentleman, R. (1996). "R: A Language for Data Analysis and Graphics", *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 5, pp. 299-314
- Krause, A., Olson, M. (2000). *The Basics of S and S-Plus*, New York: Springer
- Laird, N.M., Ware, J.H. (1982). "Random-Effects Models for Longitudinal Data", *Biometrics*, 38, pp. 963-974
- Molnar, M., Hrehorciuc-Caragea, N. (2007). *Statistică*, Bren Publisher, ISBN 978-973-648-603-6, Bucuresti
- Muenchen, R. (2012). "The Popularity of Data Analysis Software", <http://r4stats.com/articles/popularity/>
- Nelson, D.B. (1991). "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: a New Approach", *Econometrica*, 59(2)
- Nelson, D.B., Cao, C.Q. (1992). "Inequality Constraints in the Univariate GARCH Model", *Journal of Business and Economic Statistics*, 10(2)
- Pinheiro, J.C., and Bates, D.M. (2000). *Mixed-Effects Models in S and S-Plus*, New York: Springer
- Spector, P.C. (1994). *An Introduction to S and S-Plus*, Belmont, CA: Duxbury
- Tudor, C. (2008). „Modelarea volatilitatii seriilor de timp prin modele GARCH simetrice”, *Romanian Economic Journal*, Department of International Business and Economics from the Academy of Economic Studies Bucharest, Vol. 11(30), pp. 183-208
- Taylor, S.J. (1987). "Forecasting the volatility of currency exchange rates", *Journal of International Forecasting*
- Tsay, S.T. (1987). "Conditional heteroskedastic time series models", *Journal of the American Statistical Association*, 82
- Tsay, S.T. (2001). *Analysis of Financial Time Series*, John Wiley & Sons, New York
- Venables, W.N., Ripley, B.D. (2000). *S Programming*, New York: Springer
- Venables, W.N., Ripley, B.D. (2002). *Modern Applied Statistics with S-Plus* (4th ed.), New York: Springer
- Venables, W.N., Smith, D.M. and the R Development Core Team (2003). *An Introduction to R*, London: Network Theory Limited
- Zivot, E., Wang, J. (2002). *Modeling Financial Time Series With S-Plus*, New York: Springer-Verlag
- ***, 2000-2010, Romanian Statistical Yearbook, Bucharest
- ***, 2001-2011, BNR annual and monthly reports, Bucharest
- ***, Bucharest Stock Exchange, www.bvb.ro

Anexa I

Estimarea Modelului ARCH(1)

```

*-----*
*   GARCH Model Fit   *
*-----*
Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model   : sGARCH(1,0)
Mean Model    : ARFIMA(0,0,0)
Distribution   : norm

Optimal Parameters
-----
      Estimate      Std. Error      t value      Pr(>|t|)
mu      -0.047117      0.000021     -2203.013      0
omega   0.000001      0.000000      279.505      0
alpha1  0.998686      0.010624      94.007      0

Robust Standard Errors:
      Estimate      Std. Error      t value      Pr(>|t|)
mu      -0.047117      0.000263     -179.274      0
omega   0.000001      0.000000      28.964      0
alpha1  0.998686      0.079029      12.637      0

LogLikelihood : 128.5337
Information Criteria
-----
Akaike      -0.066070
Bayes       -0.061142
Shibata     -0.066072
Hannan-Quinn -0.064319

Q-Statistics on Standardized Residuals
-----
      statistic p-value
Lag10  172.7  0
Lag15  174.4  0
Lag20  179.4  0

H0 : No serial correlation

Q-Statistics on Standardized Squared Residuals
-----
      statistic p-value
Lag10  261.9  0
Lag15  262.0  0
Lag20  262.2  0

```

ARCH LM Tests

	Statistic	DoF	P-Value
ARCH Lag[2]	0.192	2	0.9085
ARCH Lag[5]	2.868	5	0.7204
ARCH Lag[10]	259.524	10	0.0000

Nyblom stability test

Joint Statistic: 8.5174

Individual Statistics:

mu 0.2024

omega 2.9667

alpha1 8.0596

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)

Joint Statistic: 0.846 1.01 1.35

Individual Statistic: 0.35 0.47 0.75

Sign Bias Test

	t-value	prob sig
Sign Bias	17.993	1.583e-69 ***
Negative Sign Bias	16.414	1.522e-58 ***
Positive Sign Bias	6.838	9.294e-12 ***
Joint Effect	427.626	2.294e-92 ***

Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:

group	statistic	p-value(g-1)
1 20	8766	0
2 30	8950	0
3 40	9050	0
4 50	9135	0

Estimarea Modelului ARCH(2)

```
*-----*
*      GARCH Model Fit      *
*-----*
```

Conditional Variance Dynamics

```
GARCH Model : sGARCH(2,0)
Mean Model   : ARFIMA(0,0,0)
Distribution  : norm
```

Convergence Problem:

Solver Message:

Estimation of GARCH(1,1) model

```
*-----*
*   GARCH Model Fit   *
*-----*
```

Conditional Variance Dynamics

```
-----
GARCH Model : sGARCH(1,1)
Mean Model   : ARFIMA(0,0,0)
Distribution  : norm
```

Optimal Parameters

```
-----
      Estimate      Std. Error      t value      Pr(>|t|)
mu      0.001009      0.000211      4.7829      2e-06
omega   0.000012      0.000002      6.2996      0e+00
alpha1  0.224545      0.018667      12.0289     0e+00
beta1   0.761419      0.017670      43.0909     0e+00
```

Robust Standard Errors:

```
      Estimate      Std. Error      t value      Pr(>|t|)
mu      0.001009      0.000239      4.2149      0.000025
omega   0.000012      0.000004      2.8422      0.004481
alpha1  0.224545      0.038154      5.8853      0.000000
beta1   0.761419      0.042020      18.1205     0.000000
```

LogLikelihood : 10462.36

Information Criteria

```
-----
Akaike      -5.5044
Bayes       -5.4978
Shibata     -5.5044
Hannan-Quinn -5.5021
```

Q-Statistics on Standardized Residuals

```
-----
      statistic p-value
Lag10  128.1   0
Lag15  137.6   0
Lag20  145.7   0
```

H0 : No serial correlation

Q-Statistics on Standardized Squared Residuals

	statistic	p-value
Lag10	31.37	0.0005093
Lag15	36.04	0.0017424
Lag20	38.03	0.0087709

ARCH LM Tests

	Statistic	DoF	P-Value
ARCH Lag[2]	13.74	2	0.0010378
ARCH Lag[5]	22.76	5	0.0003745
ARCH Lag[10]	29.96	10	0.0008687

Nyblom stability test

Joint Statistic: 10.1903

Individual Statistics:

mu 0.3182

omega 5.8674

alpha1 0.1931

beta1 0.2464

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)

Joint Statistic: 1.07 1.24 1.6

Individual Statistic: 0.35 0.47 0.75

Sign Bias Test

	t-value	prob sig
Sign Bias	0.6712	0.50211
Negative Sign Bias	1.8305	0.06725 *
Positive Sign Bias	0.7770	0.43719
Joint Effect	6.2044	0.10208

Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:

group	statistic	p-value(g-1)
1	20	135.6 1.279e-19
2	30	166.0 3.821e-21
3	40	168.3 5.391e-18
4	50	186.9 5.599e-18

Anexa II

Reprezentarea grafică a rezultatelor modelului GARCH pentru indicele BET

