
Modele econometrice pentru determinarea cursului de schimb

Drd. Mihaela BRATU

Academia de Studii Economice, București

Abstract

Modelele econometrice simple pentru cursul de schimb generează, conform cercetărilor recente, predicții cu un grad ridicat de acuratețe. Acest tip de modele (Model cu ecuații simultane, Model de medie mobilă de ordinul 1, Model având variabile cu lag) este folosit pentru descrierea evoluției cursului de schimb mediu în România în perioada ianuarie 1991-martie 2012 și previzionarea acestuia pe termen scurt. Cele mai bune predicții, în termenii acurateței, pe orizontul aprilie-mai 2012 au fost cele bazate pe un model cu ecuații simultane ce ține cont de sensul cauzalității Granger. Un grad de acuratețe aproape la fel de mare s-a obținut prin combinarea previziunilor bazate pe Modelul MA(1) cu cele pe baza Modelului cu ecuații simultane după schema de ponderare INV. Modelul ce conține variabile cu lag a furnizat prognozele cu erorile cele mai mari. Importanța cunoașterii celor mai bune previziuni ale cursului de schimb este legată de îmbunătățirea procesului decizional și elaborarea politicilor monetare.

Cuvinte cheie: curs de schimb, modele, acuratețea previziunilor, cauzalitate Granger

Determinarea și previzionarea cursului de schimb sunt probleme esențiale la nivel macroeconomic, mai ales pentru băncile centrale interesate de elaborarea politicii monetare. Deși s-au elaborat câteva metodologii importante de determinare a cursului de schimb, cercetările recente au infirmat observațiile fixate în literatură. Engel [1] a arătat că modelele econometrice simple generează predicții cu un grad mare de acuratețe. Același autor evidențiază și faptul că indicatorul „curs de schimb” are rol de preț al activelor.

Alți autori au arătat că pentru anii '70 previziunile cursului de schimb pe baza modelelor de tip „mers aleatoriu” au un grad de acuratețe mai mare decât cele pe baza unui model naiv. Conform lui Popescu [2], numeroși

autori care au utilizat serii de date de tip panel sau de volum mare au ajuns la concluzia că modelele econometrice în formă redusă asigură o bună estimare a cursului de schimb.

Realizând o retrospectivă în literatura de specialitate se remarcă multitudinea de modele propuse. Totuși, unii autori, printre care Rogoff [3], consideră că determinarea cursului de schimb rămâne un demers dificil. Aceeași observație este formulată și de Williamson [4], cel care identifică limitele Modelului standard al lui Rogoff și propune ca alternativă un model comportamental.

În prezent accentul cade pe ipoteza așteptărilor ce stă la baza Modelului de determinare a cursului de schimb. Analizând modelele propuse recent în literatura de specialitate, se observă că cel mai adesea se explică variabila dependentă (cursul de schimb) ca o sumă ponderată de variabilele care compun această variabilă, numite „variabile fundamentale”. Se realizează previziuni ale variabilelor fundamentale pornind de la cursul de schimb, în condițiile variațiilor acestora la valorile cursului de schimb. În cazul în care acestea sunt integrate de ordinul întâi și factorul de discount este apropiat de 1, Engel și West [5] au demonstrat că rata cursului de schimb urmează un proces de tip „mers aleatoriu”.

În literatura de specialitate, sunt prezentate mai multe modalități de măsurare a acurateței, care pot fi ierarhizate și în funcție de dependența sau independența de scala de măsurare. O clasificare amănunțită este realizată de Hyndman și Koehler [6] într-o lucrare:

- ❖ măsuri dependente de scala de măsurare a datelor,
- ❖ măsuri bazate pe procentajul erorilor;
- ❖ indicatori pe baza erorilor relative;
- ❖ măsuri relative;
- ❖ erori scalate.

Dacă se consideră $\hat{X}_t(k)$ valoarea previzionată peste k perioade de la momentul de referință t , eroarea corespunzătoare momentului viitor $(t+k)$ este $e_t(t+k)$.

Hyndman și Koehler introduc în cadrul erorilor de tip „free-scale” eroarea medie absolută scalată (MASE) pentru compararea acurateței previziunilor elaborate pentru mai multe serii de timp. Eroarea scalată este

definită ca: $es_t = \frac{e_t}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n |X_i - X_{i-1}|}$, iar eroarea medie absolută scalată ca

MASE= medie $|es_t|$.

Cele mai folosite măsuri ale erorii de previziune în practică:

❖ rădăcina pătrată a erorii medii pătratice- Root Mean Squared

$$\text{Error (RMSE)} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n e_X^2(T_0 + j, k)};$$

❖ eroarea medie- Mean error ($ME = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n e_X(T_0 + j, k)$);

❖ eroarea medie absolută - Mean absolute error

$$(MAE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |e_X(T_0 + j, k)|).$$

Semnul valorii indicatorului ME oferă informații importante: dacă are o valoare pozitivă, atunci valoarea actuală a variabilei respective a fost subestimată, ceea ce înseamnă valori medii previzionate prea mici. O valoare negativă a indicatorului arată valori previzionate prea mari în medie.

O practică frecventă este compararea erorilor previziunii cu cele bazate pe un proces de tip random-walk (mers aleator). Metoda “Modelului naiv de previziune” presupune că valoarea variabilei în perioada următoare este egală cu cea înregistrată la momentul actual. Henri Theil, specialist renumit în previzionarea economică și teoria econometrică, propune calcularea coeficientului U, care ia în considerare atât modificările în sens negativ, cât și

$$\text{cele în sens pozitiv ale unui indicator: } U = \sqrt{\frac{\sum (X_{t+k} - \hat{X}_t(k))^2}{\sum X_{t+k}^2}}.$$

Statistica U a lui Theil este calculată în două variante de către Trezoreria Australiei în evaluarea acurateții previziunilor :

$$U_1 = \frac{\sqrt{\sum_{t=1}^n (a_t - p_t)^2}}{\sqrt{\sum_{t=1}^n a_t^2} + \sqrt{\sum_{t=1}^n p_t^2}} \quad \text{și} \quad U_2 = \frac{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-1} \left(\frac{p_{t+1} - a_{t+1}}{a_t}\right)^2}}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-1} \left(\frac{a_{t+1} - a_t}{a_t}\right)^2}}.$$

Notățiile folosite :

a- rezultatele efective,

p- rezultatele previzionate,

t- timpul de referință,

e- eroarea (e=a-p),

n- numărul perioadelor de timp.

Cu cât U_1 este mai aproape de 0, cu atât acuratețea previziunii este mai mare. Dacă $U_2 = 1 \Rightarrow$ nu există diferențe în termeni de acuratețe între cele două previziuni care se compară. Dacă $U_2 < 1 \Rightarrow$ previziunea de comparat are un grad mai mare de acuratețe decât cea naivă. Dacă $U_2 > 1 \Rightarrow$ previziunea de comparat are un grad mai mic de acuratețe decât cea naivă.

Teoria parității puterii de cumpărare în forma sa relativă, după Pecican [7] stabilește că în cazul a două monede aflate inițial în echilibru cursul de schimb evoluează spre acele valori obținute prin modificările relative ale prețurilor celor două state selectate. În România o cauză frecventă a creșterii prețurilor o reprezintă variațiile cursului de schimb.

Estimarea și testarea parametrilor ecuațiilor de regresie:

$$IPC_{t/0} = \alpha_0 + \alpha_1 CS_{t-1} + \alpha_2 IPC_{t-1/0} + \varepsilon_1 \quad \text{unde } IPC_t - \text{indicele prețurilor}$$

$$CS_t = \beta_0 + \beta_1 CS_{t-1} + \beta_2 IPC_{t-1/0} + \varepsilon_2$$

bunurilor de consum cu bază fixă și CS_t - cursul de schimb.

Se prezintă seriile de date pentru IPC în prețuri comparabile (octombrie 1990=100) și cursul de schimb lunar, ce acoperă intervalul ianuarie 1991-martie 2012, având la bază datele publicate de Institutul Național de Statistică și Banca Națională a României. Datorită numeroaselor serii de date pentru perioada specificată, în continuare se prezintă primele și ultimele trei valori din fiecare serie.

Cursul de schimb și IPC prețuri constante (octombrie 1990) în perioada ianuarie 1991- martie 2012

Luna	Curs de schimb	IPC prețuri constante (oct. 1990=100)
1991:01	0.0047	158.1
1991:02	0.0048	169.2
1991:03	0.0047	180.4
2012:01	4.3428	379764.02
2012:02	4.3506	382196.09
2012:03	4.3652	383786.38

Sursa: www.bnr.ro, www.insse.ro

Pe baza metodologiei cauzalității lui Granger s-a verificat faptul că în perioada specificată schimbările cursului de schimb au determinat modificarea prețurilor.

Testul de cauzalitate al lui Granger

Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 06/13/12 Time: 11:03			
Sample: 1991:01 2012:03			
Lags: 2			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability
IPC does not Granger Cause CS	253	0.45736	0.63349
CS does not Granger Cause IPC		5.94316	0.00301

O valoare mai mică de 0,05 pentru probabilitatea afișată de EViews implică respingerea ipotezei nule. Pentru un nivel de semnificație de 5% rezultă că variația cursului de schimb este o cauză a modificării IPC-ului în perioada ianuarie 1991- martie 2012.

Seria de date pentru cursul de schimb este staționară, fiind necesară eliminarea factorilor sezonieri. A fost desezonalizată și seria de date pentru IPC. Modelarea seriilor de date s-a realizat în programul EViews.

• **Model cu ecuații simultane (model A)**

$$CS_t = 0,4 + 1,16 \cdot 10^{-5} \cdot IPC_t \quad (1)$$

$$IPC_t = 12254,48 \cdot CS_{t-1} + 0,8408 \cdot IPC_{t-1} \quad (2)$$

După efectuarea calculelor au fost obținute valorile previzionate pentru cursul de schimb prin introducerea valorile previzionate pentru IPC din ecuația (2) în ecuația (1).

• **Model ce conține variabile cu lag (model B)**

$$CS_t = 0,4159 + 6,12 \cdot 10^{-6} \cdot IPC_{t-1} + 5,57 \cdot 10^{-6} \cdot IPC_{t-2}$$

• **Model de tip medie mobilă (MA(1)) (model C)**

Seria de date pentru cursul de schimb fiind staționară, a fost necesară eliminarea factorilor sezonieri, rezultând în final modelul: $CS_t = 2,262 + 0,978 \cdot \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$. S-a elaborat alt model ținând cont de valoarea înregistrată în aprilie 2012, pentru a previziona valoarea din mai 2012: $CS_t = 2,269 + 0,98 \cdot \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$. Pe baza modelelor prezentate s-au realizat previziuni ale cursului de schimb pentru lunile aprilie și mai 2012.

Previziuni pe două luni ale cursului de schimb mediu pe baza modelelor specificate

	Model cu ecuații simultane (model A)	Model cu lag (model B)	Model MA(1) (model C)
Aprilie 2012	4,418	4,893	4,429
Mai 2012	4,424	4,903	4,432

Din analiza indicatorilor de acuratețe ai previziunii rezultă o variabilitate redusă a seriei erorilor pentru predicțiile bazate pe modelele A și C. Prognozele pentru aprilie și mai 2012 bazate pe modelele respective

sunt mai bune decât cele pornind de la „mersul aleator”. Valorile pozitive înregistrate pentru ME arată tendința de subestimare a valorilor cursului de schimb în cazul tuturor previziunilor.

Măsuri ale acurateții previziunilor în cazul celor trei modele econometrice

	RMSM	ME	MAE	MASE	U1	U2
Model A	0,031327	0,0139	0,02805	0,924681	0,003549	0,704385
Model B	0,491641	0,4909	0,49095	17,40957	0,052835	11,04494
Model C	0,037724	0,0235	0,02955	0,947872	0,004269	0,848397

S-a folosit o generalizare a testului Diebold-Mariano (DM), elaborat de doi cercetători interesați de compararea acurateții predictive, pentru a stabili dacă urma matricei MSFE a modelului A este semnificativ mai mică decât cea a modelului C. În cazul în care se folosește determinantul MSFE, Athanasopoulos și Vahid [8] arată că nu se poate utiliza în această variantă testul DM, deoarece diferența dintre determinanții MSFE ai celor două modele nu pot fi scrise ca medie. În acest caz, se recomandă aplicarea unui test care utilizează o metodă de tip bootstrap. Statistica DM se calculează ca:

$$DM_t = \frac{\sqrt{T} \cdot [tr(MSFE_A)_h - tr(MSFE_C)_h]}{s} = \frac{1}{s} \cdot \sqrt{T} \cdot \left[\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (em_{1,h,t}^2 + em_{2,h,t}^2 - er_{1,h,t}^2) \right]$$

T - numărul de ani pentru care se fac previziuni, $em_{i,h,t}$ - eroarea previziunii cu h pași înainte pentru variabila i la momentul t pentru modelul A, $er_{i,h,t}$ - eroarea previziunii cu h pași înainte pentru variabila i la momentul t pentru modelul C, s- rădăcina pătrată a unui estimator consistent al varianței limită a numărătorului.

Valoarea statisticii DM (1,24) este mai mare decât cea critică, rezultând că în cazul utilizării modelului A se obține o acuratețe mai mică a previziunilor decât în cazul utilizării modelului C.

Facem referire la cele mai utilizate abordări de combinare a previziunilor:

- Combinația optimală (OPT), cu rezultate slabe potrivit lui Timmermann [9];

- Schema cu ponderi egale (EW);

- Schema care folosește ca pondere inversul indicatorului MSE (INV).

Bates și Granger [10] au considerat două predicții $p_{1;t}$ și $p_{2;t}$, pentru

aceeași variabilă X_t , cu h perioade în urmă. Dacă previziunile sunt nedepasate, eroarea este calculată ca: $e_{i,t} = X_{i,t} - p_{i,t}$. Erorile urmează o repartiție normală

de parametrii 0 și σ_i^2 . Dacă ρ este coeficientul de corelație dintre erori, atunci covarianța lor este $\sigma_{12} = \rho \cdot \sigma_1 \cdot \sigma_2$. Combinația liniară a celor două

previziuni este o medie ponderată: $c_t = m \cdot p_{1t} + (1-m) \cdot p_{2t}$, eroarea previziunii

combinată fiind $e_{c,t} = m \cdot e_{1t} + (1-m) \cdot e_{2t}$. Media previziunii combinate este

zero și varianța este: $\sigma_c^2 = m^2 \cdot \sigma_1^2 + (1-m)^2 \cdot \sigma_2^2 + 2 \cdot m \cdot (1-m) \cdot \sigma_{12}$.

Prin minimizarea varianței erorii, valoarea optimă pentru m (m_{opt}) este:

$$m_{opt} = \frac{\sigma_2^2 - \sigma_{12}}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2 \cdot \sigma_{12}}$$

În cazul în care previziunile individuale sunt

ponderate invers cu erorile medii pătratice relative, ponderea inversă este:

$$m_{inv} = \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$$

Pentru predicții combinate ponderate (EW) egal aceleași

ponderi se acordă tuturor modelelor.

Previziuni combinate pe baza Modelelor econometrice pe orizontul aprilie-mai 2012

Luna	Previziuni combinate (schema OPT)	Previziuni combinate (schema INV)	Previziuni combinate (schema EW)
Modele A+B			
Aprilie 2012	3,7055	4,789739	4,892992
Mai 2012	3,7055	4,79887	4,902992
Luna	Previziuni combinate (schema OPT)	Previziuni combinate (schema INV)	Previziuni combinate (schema EW)
Modele A+C			
Aprilie 2012	4,425071	4,426609	4,429
Mai 2012	4,429143	4,430261	4,432
Luna	Previziuni combinate (schema OPT)	Previziuni combinate (schema INV)	Previziuni combinate (schema EW)
Modele A+C			
Aprilie 2012	4,627452	4,661	4,42902
Mai 2012	4,633446	4,6675	4,432021

După schema INV previziunile combinate bazate pe Modelele A și C au un grad de acuratețe destul de ridicat, U1 având valoarea 0,004099 (acuratețe ridicată), iar U2 valoarea 0,814386, ceea ce indică o predicție mai bună decât cea

pe baza Modelului naiv. După valorile statisticii lui Theil în varianta U1, gradul cel mai mare de acuratețe îl au previziunile bazate pe Modelul cu ecuații simultane, urmează previziunea combinată pornind de la Modelul MA(1) și cel cu ecuații simultane, cele obținute pe baza Modelului MA(1) și Modelului cu lag.

Concluzii

Modelele econometrice ale cursului de schimb au fost elaborate pentru a analiza evoluția, dar și pentru realizarea de previziuni. În condițiile în care teoria pune la dispoziție mai multe modele posibile pentru explicarea aceleiași variabile, este importantă alegerea modelului care generează cele mai bune predicții în termenii acurateței.

S-au propus trei modele posibile de explicare a cursului de schimb în România: un **Model cu ecuații simultane**, un **Model de medie mobilă ordinul 1** și un **Model cu lag**. **Modelul cu ecuații simultane** ce respectă și relația de cauzalitate a lui Granger a generat previziunile cu gradul cel mai mare de acuratețe pe orizontul aprilie-mai 2012. Schema de ponderare INV folosită în construirea previziunilor combinate a generat o acuratețe mare, apropiată de cea a Modelului cu ecuații simultane. Cunoașterea celor mai bune previziuni pe termen scurt este necesară pentru fundamentarea politicilor monetare.

Bibliografie

- [1] Engel C. (2006), *Exchange-Rate Models*, NBER Reporter Fall 2006
- [2] Popescu M.N. (2006), *Model de determinare a cursului valutar - Cazul României*, Working Papers of Macroeconomic Modelling Seminar, Institute for Economic Forecasting
- [3] Rogoff, K. (1996), *The Purchasing Power Parity Puzzle*, Journal of Economic Literature, Vol. XXXIV, June
- [4] Williamson J. (2007), *Exchange rates economics*, Working papers series, Policy Analyses in International Economics 82, Washington: Peterson Institute for International Economics
- [5] Engel C., West K. D. (2006), *Exchange Rates and Fundamentals*, NBER Working Paper No. 10723, September 2004, published in Journal of Political Economy, 113 (June 2005)
- [6] Hyndman R. J., Koehler A.B. (2005), *Another Look at Measures of Forecast Accuracy*, Working Paper 13/05, available at <http://www.buseco.monash.edu.au/depts/ebs/pubs/wpapers/>
- [7] Pecican, E.Ș. (2009), *Econometrie pentru... economiști*, Editura Economică, București
- [8] Athanasopoulos G., Vahid F. (2008), *A complete VARMA modelling methodology based on Scalar Components*, Journal of Time Series Analysis 29(3)
- [9] Timmermann, A. (2006), *Forecast Combinations*, chap. 4, Handbook of Economic Forecasting. G. Elliott, C. Granger, and A. Timmermann, Elsevier.
- [10] Bates, J., and C. W. J. Granger (1969), *The Combination of Forecasts*, Operations Research Quarterly, 20(4)
- [10] Bates, J., and C. W. J. Granger (1969), *The Combination of Forecasts*, Operations Research Quarterly, 20(4)