
Modelele de corecție a echilibrului și autoregresivității utilizate în prognoza macroeconomică

Prof. univ. dr. Constantin ANGHELACHE (actincon@yahoo.com)

Academia de Studii Economice din București / Universitatea „Artifex” din București

Conf. univ. dr. Mădălina-Gabriela ANGHEL (madalinagabriela_anghel@yahoo.com)

Universitatea „Artifex” din București

Asist. prof. Zoica NICOLA PhD (zoicanicola@yahoo.com)

Universitatea „Artifex” din București

Drd. Radu STOICA (radustoica68@yahoo.com)

Academia de Studii Economice din București

Abstract

Prognoza macroeconomică este un element esențial în ceea ce privește planificarea și considerarea elementelor evolutive într-o perioadă de timp. Prognoza macroeconomică s-a dezvoltat și, în ultima perioadă de timp, și-a făcut locul din ce în ce mai mult utilizarea prognozei macroeconomice sau cu alte cuvinte utilizarea modelelor econometrice în prognoza macroeconomică. S-au dezvoltat o serie de modele dVAR și EqCM care sunt des utilizate în prognozele macroeconomice. Aceste modele sunt de regulă utilizate pentru a aduce unele corecții echilibrului care trebuie să caracterizeze evoluția macroeconomică dar și autoregresivității care este un element esențial în analizele macroeconomice. Datorită acestor dezvoltări, creatorii de modele macroeconomice și specialiștii care fac prognoze pot avea justificare atunci când consideră modelele moderne de tip EqCM ar realiza o prognoză mai bună decât atunci când se utilizează modele care folosesc date diferențiale așa cum este modelul dVAR.

Din studiul matematic se poate aprecia că modelul dVAR poate fi considerat un caz particular al modelului EqCM, deoarece impune unele restricții de rădăcină unitară adițională în cadrul sistemului. În cadrul acestui articol, autorii au pus accentul pe analiza matematico-econometrică a celor două modele EqCM și dVAR care se utilizează în previziuni macroeconomice pornind de la seriile cronologice macroeconomice, considerate integrate de ordinul 1, apreciind că acestea includ frecvent termeni determinați care permit o tendință evolutivă liniară. Sunt prezentate relațiile de calcul matematic, ajungând la concluzia că ambele modele de prognoză EqCM și dVAR folosesc parametrii estimați. Nu putem ignora unele incertitudini ale acestor parametri și de aceea am analizat problema limitelor de probabilitate a estimărilor parametrilor pentru a evidenția că rezultatele prognozei prin utilizarea

acestor două modele dă rezultate și devin consistente în contextul în care se asigură corecția echilibrului și se asigură de asemenea autoregresivitatea.

Cuvinte cheie: *model, prognoză, echilibru macroeconomic, autoregresivitate, model econometric.*

Clasificarea JEL: C25, C53

Introducere

Dezvoltarea modelelor macroeconomice în cursul anilor 1980 și 1990, cu accent pe specificația dinamică și evaluarea modelelor, a însemnat că modelele au devenit mai puțin expuse la critică față de generațiile anterioare de modele, și anume, acele modele care ignoră pe scară largă dinamica și proprietățile temporale ale datelor, vor produce în mod necesar prognoze suboptimale. În același timp, alte caracteristici de model s-au schimbat ca răspuns la dezvoltările în economia reală, de exemplu, modelarea mai detaliată a factorilor de ofertă și mecanismul de transmisie între sectoarele reale și financiare ale economiei. Datorită acestor dezvoltări, creatorii de modele macroeconomice și cei ce fac prognoze pot fi justificați atunci când pretind că modele moderne de tip EqCM ar prognoza mai bine decât modelele care folosesc date diferențiate, precum modelul dVAR..

Michael Clements și David Hendry au reexaminat câteva probleme în prognozarea macroeconomică, inclusiv meritele relative ale modelelor dVAR și EqCM. Presupunând existența unor parametri constanți pe perioada prognozei, modelul dVAR este greșit-specificat în raport cu un model corect specificat EqCM și deci prognozele tip dVAR vor fi suboptimale. Totuși, dacă parametrii se schimbă după ce se face prognoza, modelul EqCM este de asemenea greșit-specificat pe perioada prognozei. Clements și Hendry au arătat că prognozele dintr-un model dVAR sunt solide privind anumite clase de modificări ale parametrilor. Deci, în practică, prognozele tip EqCM se pot dovedi mai puțin corecte decât cele rezultate din modele tip dVAR. Altfel spus, “cel mai bun model” privind interpretarea economică și econometrie, poate să nu fie cel mai bun model pentru prognoze. La prima vedere, este paradoxal, întrucât orice model dVAR poate fi considerat ca un caz special al modelului EqCM, deoarece impune restricții de rădăcina unitară adițională în cadrul sistemului. Totuși, dacă parametrii variabilelor de nivel care sunt excluse din modelul dVAR se schimbă pe perioada prognozei, aceasta face în schimb ca modelul EqCM să fie greșit-specificat în raport de mecanismul de generare care prevalează în perioada pe care noi încercăm să o prognozem.

Literature review

Studiul lui Karlsson (2012) se concentrează asupra aplicării VAR Bayesian în prognoze. Ait-Sahalia și Mancini (2008) au comparat previziunile

variației pătratică pentru cazurile de volatilitate realizată și cele două scale de volatilitate realizate, pentru un set de date caracterizat prin frecvența mare, rezultatele acestora arată prevalența celei de-a doua metode în comparație cu prima. Rubio-Ramirez, Wagoner și Zha (2010) au dezvoltat algoritmi utili pentru estimare în cazul probelor și inferențelor mici. Bardsen, Nymagen și Jansen (2005) se concentrează cu privire la utilizarea econometriei în modelarea macroeconomică. Anghelache, Panait, Marinescu și Niță (2017) au prezentat un set de modele și indicatori dedicați prognozei la nivel macroeconomic. Benjamin, Herrard, Hane-Bigot, Taverne (2010) dezvoltă folosirea modelelor econometrice în prognoză. Clements și Hendry (2002) discută despre metodologia modelării și eșecului prognozei. Eitrheim, Jansen, Nymoen (2002) analizează un caz de defecțiune prognozat, influențat de dereglementarea financiară, actualizează modelul și, ulterior, parametrii sunt mai fiabili în ciuda variației datelor din intervalul studiat. Müller și Watson (2015) sunt preocupați de măsurarea incertitudinii în predicțiile realizate pe termen lung, au construit seturi de predicții care acoperă asimptotic o gamă largă de procese care generează date și oferă o fiabilitate mai mare în timp. Anghelache și Anghel (2016), Mitruț și Șerban (2007) descriu utilizarea instrumentelor econometrice în analizele economice. Hendry (2002) discută unele bune practici în studiile econometrice, critică abordările mai puțin adecvate și comentarii cu privire la compromisurile uneori făcute, acceptarea și respingerea unor astfel de decizii. Sun, Phillips și Jin (2008) studiază selecția lățimii optime la testarea caracteristicilor de heteroskedasticitate-autocorelare. Baumeister și Hamilton (2015) au oferit contribuții semnificative asupra utilizării inferențelor Bayesian, modelelor VAR, funcțiilor impuls-răspuns. Carr și Wu (2009) introduc o metodă fiabilă utilă pentru măsurarea primelor de risc de variație pentru activele financiare. Schorfheide și Song (2015) se dezvoltă folosind instrumentele VAR în previziuni în timp real. Tudor (2008) abordează aplicarea modelelor simetrice Garch în modelarea volatilității seriei de timp. Hendry (2003) discută despre metodologia econometrică a London Business School. Mertens și Ravn (2010) sunt preocupați de măsurarea impactului politicilor fiscale. Kilian și Lutkepohl (2016) au fost preocupați de aplicarea VAR ca analiză structurală. Colander (2009) a descris aplicarea CVAR în studiile economice la nivel macro. Villani (2009) a implementat câteva metode pentru aplicarea VAR, atât staționare cât și cointegrate, și a subliniat câteva condiții favorabile cu impact asupra preciziei, Giannone, Lenza și Primiceri (2015) au dezvoltat un subiect apropiat. Jarociski și Marcet (2010) au studiat cazul instrumentelor autoregresive utilizate pentru eșantioane mici. Dew-Becker et.al. (2017) au studiat prețul asociat cu riscul de variație. Egloff, Madrikus și Liuren au evaluat unele caracteristici ale investițiilor optime

pentru varianta swap. Forni și Gambetti (2014) au fost preocupați de lipsa de informații suficiente pentru vectorii AR structurali. Conley, Hansen și Rossi (2012) au studiat câteva caracteristici ale variabilelor explicative endogene.

Metodologia cercetării, date, rezultate și discuții

Erorile de prognoză ale unui model EqCM și corespondentul său dVAR sunt afectate diferit de discontinuități structurale. Modele practice de prognoză sunt sisteme deschise, cu variabile exogene. Deși modelul studiat, proprietățile sale se dovedesc folositoare în interpretarea erorilor de prognoză ale sistemelor mari.

• Pornim de la premisa că seriile cronologice macroeconomice pot fi considerate ca integrate de ordin unu și că acestea includ frecvent termeni determinați care permit o tendință liniară. Următorul sistem simplu bidimensional (VAR de prim ordin) poate servi ca exemplu:

$$y_t = k + \lambda_1 y_{t-1} + \lambda_2 x_{t-1} + e_{y,t} \quad (1)$$

$$x_t = \varphi + x_{t-1} + e_{x,t} \quad (2)$$

unde abaterile $e_{y,t}$ și $e_{x,t}$ au o repartiție normală. Dispersiile lor sunt σ_y^2 și σ_x^2 respectiv, și coeficientul de corelare este notat prin $\rho_{y,x}$. Deschiderea modelelor practice de prognoză este exprimată prin x_t care este exogen (puternic). x_t este integrala de ordin unu, notată (1), și conține o tendință deterministă liniară dacă $\varphi \neq 0$. Noi vom presupune că (1) și (2) constituie un sistem cointegrat mic astfel încât y_t este de asemenea (1), dar cointegrat cu x_t . Aceasta atrage după sine inegalitățile $0 < \lambda_1 < 1$ și $\lambda_2 \neq 0$. Cu o schimbare în notare, DGP poate fi scris ca:

$$\Delta y_t = -\alpha[y_{t-1} - \beta x_{t-1} - \zeta] + e_{y,t}, \quad 0 < \alpha < 1 \quad (3)$$

$$\Delta x_t = \varphi + e_{x,t} \quad (4)$$

unde $\alpha = (1 - \lambda_1)$, $\beta = \lambda_1/\alpha$ și $\zeta = k/\alpha$. În ecuația (3), α este coeficientul de corecție de echilibru și β este coeficientul derivat al relației cointegratoare.

Sistemul poate fi scris în “forma de model” ca model condiționat de corecție – echilibru pentru y_t și ca model marginal pentru x_t .

$$\Delta y_t = \gamma + \pi \Delta x_t - \alpha[y_{t-1} - \beta x_{t-1} - \zeta] + \varepsilon_{y,t}, \quad (5)$$

$$\Delta x_t = \varphi + e_{x,t}, \quad (6)$$

unde

$$\pi = \rho_{y,x} \frac{\sigma_y}{\sigma_x}$$

$$\gamma = -\varphi\pi$$

$$\varepsilon_{y,t} = e_{y,t} - \pi e_{x,t}$$

proprietăți ale repartiției normale bidimensionale.

Definim doi parametri, μ și η , astfel ca $E[y_t - \beta x_t] = \mu$ și $E[\Delta y_t] = \eta$. Considerând probabilitățile din (4), rezultă că $E[\Delta x_t] = \varphi$. În mod similar,

considerând probabilitățile din (3) și notând $\eta = \beta\varphi$, găsim următoarea relație între acești parametri:

$$\beta\varphi = \alpha(\zeta - \mu) \quad (7)$$

Raportat la μ , rezultă:

$$\mu = \zeta - \frac{\beta\varphi}{\alpha} = \frac{k - \beta\varphi}{\alpha} \quad (8)$$

În cazul când $\varphi \neq 0$, ambele serii conțin o tendință deterministă care provine din procesul- x_t și, invers, dacă $\varphi = 0$ nu există nici o creștere deterministă a unei variabile. În al doilea caz deducem din (8) că $\mu = \zeta$.

Cazul unei tendințe deterministe liniare este relevant pentru mai multe variabile de interes pentru cei ce realizează prognoze. Exemple tipice de variabile exogene asociate la tendința pozitivă sunt indicatorii cererii externe, indicii prețurilor externe și productivitatea medie a muncii, în timp ce ipoteza de tendință zero este cea mai interesantă pentru variabile precum prețurile petrolului și instrumentele de politică monetară, adică ratele dobânzii și cursurile de schimb.

• Scopul este de a trasa impactul modificărilor de parametri în DGP asupra prognozelor celor două modele de DGP. Primul, modelul de corecție de echilibru, EqCM, coincide cu DGP în cadrul sondajului, adică, nu există o specificație-greșită inițială și al doilea, dVAR.

Modelul EqCM este alcătuit din ecuațiile (5) și (6). Ecuația (5) este modelul condiționat al y_t , care are mulți oponenți în modele practice de prognoză, urmărind impactul metodologiei econometrice și teoriei cointegrării. Ecuația (6) este ecuația marginală pentru variabila explicativă x_t . Modelul dVAR al y_t și x_t impune o restricție, și anume ca $\alpha = 0$, deci modelul dVAR constă din:

$$\Delta y_t = \gamma + \pi \Delta x_t + \epsilon_{y,t} \quad (9)$$

$$\Delta x_t = \varphi + e_{x,t} \quad (10)$$

Procesul de eroare în modelul dVAR, $\epsilon_{y,t} (= \epsilon_{y,t} - \alpha[y_{t-1} - \beta x_{t-1} - \zeta])$, va fi în general autocorelat cu condiția să existe o anumită autocorelare în termeni de dezechilibru omis (pentru $0 < \alpha < 1$).

În continuare presupunem că:

- parametrii sunt cunoscuți;
- în prognoze, $\Delta x_{T+j} = \varphi$ ($j = 1, \dots, h$);
- prognozele pentru perioadele $T+1, T+1, \dots, T+h$ sunt realizate în

perioada T .

Prima ipoteza se abstractizează din interferențele mici de sondaj în modelul EqCM și a estimat parametri (în mod inconsecvent) în cazul dVAR.

A doua ipoteză infirmă una din sursele de eșec ale prognozei care este probabil importantă în practică, și anume că variabilele ne-modelate sau exogene sunt greșit prognozate. În cazul nostru erori sistematice de prognoză în Δx_{T+j} sunt echivalente cu o schimbare în φ .

Deși toți ceilalți coeficienți se pot schimba pe perioada prognozei, coeficienții cei mai relevanți în contextul nostru sunt α , β și ζ , adică acei coeficienți sunt prezenți în modelul EqCM, dar nu în dVAR. Printre aceștia, ne concentrăm asupra lui α și ζ , întrucât β reprezintă structura parțială, fiind un parametru de cointegrare pentru o analiză a importanței și posibilității de detectare a schimbărilor.

În continuare deducem interferențele pentru prognozele EqCM și dVAR, când ambele modele sunt greșit-specificate pe perioada prognozei. Distingem între cazul unde modificarea de parametru are loc *după* prognoză și unde modificarea are loc *înainte* de perioada prognozei.

• Presupunem întâi că segmentul ζ se modifică de la nivelul său inițial la un nou nivel, adică, $\zeta \rightarrow \zeta^*$ după ce prognoza este realizată în perioada T. Întrucât menținem o constantă α , modificarea ζ este în mod fundamental produsul unei modificări în k, segmentul din ecuația (1). În forma corectă de echilibru, DGP pe perioada de prognoză este așadar:

$$\begin{aligned}\Delta y_{T+h} &= \gamma + \pi \Delta x_{T+h} - \alpha[y_{T+h-1} - \beta x_{T+h-1} - \zeta^*] + \varepsilon_{y,T+h} \Delta \\ x_{T+h} &= \varphi + e_{x,T+h}\end{aligned}$$

unde $h = 1, \dots, H$. Erorile de prognoză pe perioada -1 pentru modelele EqCM și dVAR pot fi scrise:

$$y_{T+1} - \hat{y}_{T+1,EqCM} = -\alpha[\zeta - \zeta^*] + e_{y,T+1} \quad (11)$$

$$y_{T+1} - \hat{y}_{T+1,dVAR} = -\alpha[y_T - \beta x_T - \zeta^*] + e_{y,T+1} \quad (12)$$

În cele ce urmează, ne concentrăm asupra interferenței erorilor de prognoză. Interferențele de etapa 1 sunt definite prin probabilitatea condiționată (I_T) a erorilor de prognoză și sunt notate interferența $bias_{T+1,EqCM}$ și respectiv interferența $bias_{T+1,dVAR}$:

$$bias_{T+1,EqCM} = -\alpha[\zeta - \zeta^*] \quad (13)$$

$$bias_{T+1,dVAR} = -\alpha[y_T - \beta x_T - \zeta^*] \quad (14)$$

Considerăm x_t^o notația pentru valorile de stare stabilă a procesului x_t . Valorile corespundente de stare stabilă ale procesului y_t , notate y_t^o , sunt date de:

$$y_t^o = \mu + \beta x_t^o \quad (15)$$

Folosind această definiție și (13), eroarea de prognoză dVAR (14) poate fi rescrisă ca:

$$bias_{T+1,dVAR} = -\alpha \left[(y_T - y_T^o) - \beta (x_T - x_T^o) - \frac{\beta \varphi}{\alpha} + (\zeta - \zeta^*) \right]$$

$$= -\alpha \left[(y_T - y_T^o) - \beta(x_T - x_T^o) - \frac{\beta\varphi}{\alpha} \right] + bias_{T+1,EqCM} \quad (16)$$

Reținem că atât prognozele EqCM cât și cele dVAR sunt afectate de modificarea parametrului din ζ în ζ^* . Presupunând că abaterile valorilor inițiale de la starea stabilă sunt neglijabile, adică, $x_T \approx x_T^o$ și $y_T \approx y_T^o$, putem simplifica expresia în:

$$bias_{T+1,dVAR} = \beta\varphi + bias_{T+1,EqCM} \quad (17)$$

Interferențele erorilor de prognoză de etapă unu ale celor două modele sunt identice dacă y_T este egal cu media sa pe termen lung $\bar{y}_T$. Un exemplu al unui asemenea caz va fi modelul dVAR nerestricționat al metodei celor mai mici pătrate simple (OLS).

Pentru comparație, interferențele erorilor de prognoza pe perioada 2 (menținând ipoteza de stare stabilă):

$$bias_{T+2,EqCM} = -\alpha\delta_{(1)}[\zeta - \zeta^*] \quad (18)$$

$$bias_{T+2,dVAR} = \beta\varphi\alpha - \alpha\delta_{(1)} \left[(y_T - y_T^o) - \beta(x_T - x_T^o) - \frac{\beta\varphi}{\alpha} + (\zeta - \zeta^*) \right] \quad (19)$$

$$\approx \beta\varphi(\alpha + \delta_{(1)}) + bias_{T+2,EqCM} = 2\beta\varphi + bias_{T+2,EqCM}$$

unde:

$$\delta_{(1)} = 1 + (1 - \alpha).$$

Generalizând, pentru prognozele pe perioada h , obținem următoarele expresii:

$$bias_{T+h,EqCM} = -\alpha\delta_{(h-1)}[\zeta - \zeta^*] \quad (20)$$

$$bias_{T+h,dVAR} = \beta\varphi(\alpha\psi_{(h-2)} - \delta_{(h-1)}) - \alpha\delta_{(h-1)}[(y_T - y_T^o) - \beta(x_T - x_T^o) + (\zeta - \zeta^*)] \quad (21)$$

pentru orizonturi de prognoză $h = 2, 3, \dots$, unde δ_{h-1} și ψ_{h-2} sunt date de:

$$\begin{aligned} \delta_{(h-1)} &= 1 + \sum_{j=1}^{h-1} (1 - \alpha)^j \\ &= 1 + (1 - \alpha)\delta_{(h-2)}, \quad \delta_{(0)} = 1 \end{aligned} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} \psi_{(h-2)} &= 1 + \sum_{j=1}^{h-2} \delta_{(j)} \\ &= (h - 1) + (1 - \alpha)\psi_{(h-3)}, \quad \psi_{(0)} = 1, \quad \psi_{(-1)} = 0 \end{aligned} \quad (23)$$

și am folosit din nou (15). Cum orizontul de prognoză h crește la infinit, $\delta_{h-1} \rightarrow 1/\alpha$, deci interferența EqCM abordează asimptotic mărimea modificării însăși, adică, $bias_{T+h,EqCM} \rightarrow \zeta - \zeta^*$.

Presupunând că $x_T \approx x_T^o$ și $y_T \approx y_T^o$, putem simplifica expresia și erorile de prognoză dVAR pot conține un termen de interferență datorat

creșterii x_t și care nu este prezent în interferența de prognoză EqCM, conform termenului $\beta\varphi(\alpha\psi_{(h-2)} - \delta_{(h-1)})$ din (19). Putem simplifica această expresie întrucât termenul din parantezele pătrate conținând formulele recurente $\delta_{(h-1)}$ și $\psi_{(h-2)}$ poate fi rescris ca $[\alpha\psi_{(h-2)} + \delta_{(h-1)}] = h$, și se ajunge la o tendință liniară simplă a interferenței de eroare dVAR viitoare pentru etapa- h în cazul în care $\varphi \neq 0$, astfel generalizând rezultatele de etapa-1 și etapa-2:

$$bias_{T+h,dVAR} = \beta\varphi h - \alpha\delta_{(h-1)}[(y_T - y_T^o) - \beta(x_T - x_T^o)] + bias_{T+h,EqCM} \quad (24)$$

Totodată, interferențele erorilor de prognoză ale celor două modele sunt identice dacă nu există creștere autonomă a x_t ($\varphi = 0$) și y_T și x_T sunt egale cu valorile lor de stare stabilă. În cazul unei creșteri deterministe pozitive a x_t ($\varphi > 0$), în timp ce se menține ipoteza stabilă, interferența dVAR va domina pe cea a EqCM pe termen lung datorită tendinței din interferența dVAR.

• În continuare, considerăm situația în care coeficientul de ajustare α se modifică într-o valoare nouă, α^* , după ce prognoza pentru $T + 1, T + 2, \dots, T + h$ a fost pregătită. Cu condiția I_T , interferențele de etapa-1 pentru prognozele celor două modele sunt:

$$bias_{T+1,EqCM} = -(\alpha^* - \alpha)[y_T - \beta x_T - \zeta] \quad (25)$$

$$bias_{T+1,dVAR} = -\alpha^*[y_T - \beta x_T - \zeta] \quad (26)$$

Folosind expresia stabilă (15), obținem:

$$bias_{T+1,EqCM} = -(\alpha^* - \alpha) \left[(y_T - y_T^o) - \beta(x_T - x_T^o) - \frac{\beta\varphi}{\alpha} \right] \quad (27)$$

$$bias_{T+1,dVAR} = -\alpha^* \left[(y_T - y_T^o) - \beta(x_T - x_T^o) - \frac{\beta\varphi}{\alpha} \right] \quad (28)$$

În general, interferența modelului EqCM este proporțională cu mărimea modificării, în timp ce interferența dVAR este proporțională cu magnitudinea nivelului nou al coeficientului de corecție a echilibrului. Presupunând că $x_T \approx x_T^o$ și $y_T \approx y_T^o$, putem simplifica expresia în:

$$bias_{T+1,dVAR} = \beta\varphi + bias_{T+1,EqCM} \quad (29)$$

Ca urmare, diferența între interferențele erorilor de prognoză este identică cu (17). Pentru prognoze pe mai multe perioade, interferențele erorilor de prognoză ale modelelor EqCM și dVAR sunt:

$$bias_{T+h,EqCM} = \beta\varphi(\alpha^*\psi_{(h-2)}^* - \alpha\psi_{(h-2)}) - (\alpha^*\delta_{(h-1)}^* - \alpha\delta_{(h-1)}) \times \left[(y_T - y_T^o) - \beta(x_T - x_T^o) - \frac{\beta\varphi}{\alpha} \right] \quad (30)$$

$$bias_{T+h,dVAR} = \beta\varphi\alpha^*\psi_{(h-2)}^* - \alpha^*\delta_{(h-1)}^* \times \left[(y_T - y_T^o) - \beta(x_T - x_T^o) - \frac{\beta\varphi}{\alpha} \right] \quad (31)$$

$h = 2, 3, \dots$, unde y_T^0 este definit în (15), $\delta_{(h-1)}$ în (22), $\psi_{(h-2)}$ în (23). $\delta_{(h-1)}^*$ și $\psi_{(h-2)}^*$ sunt date prin:

$$\delta_{(h-1)}^* = 1 + \sum_{j=1}^{h-1} (1 - \alpha^*)^j$$

$$\delta_{(0)}^* = 1$$

$$\psi_{(h-2)}^* = 1 + \sum_{j=1}^{h-2} \delta_{(j)}^*$$

$$\psi_{(0)}^* = 1, \quad \psi_{(-1)}^* = 0$$

Pentru a ușura comparația, presupunem din nou că $x_T \approx x_T^0$ și $y_T \approx y_T^0$ și introducem (33) în (30). Procedând ca atunci când am dedus (24), ajungem la următoarea expresie $bias_{T+h,dVAR}$:

$$bias_{T+h,dVAR} = \beta \phi h + bias_{T+h,EqCM}$$

În cadrul ipotezei stabile simplificatoare, diferența dintre interferențele erorilor de prognoză de etapa- h între modelele EqCM și dVAR este aceeași cu (24). Deci va exista o tendință liniară în diferența dintre interferențele erorilor de prognoză între modelele EqCM și dVAR datorită reprezentării nereușite a creșterii valorii x_t în modelul dVAR.

- Această situație este ilustrată prin considerarea modului în care prognozele pentru $T+2, T+3, \dots, T+h+1$ sunt actualizate cu condiția rezultatelor pentru perioada $T+1$. Modificarea $\zeta \rightarrow \zeta^*$ afectează în primul rând rezultatele pentru perioada $T+1$, informațiile despre inconstanțele de parametru vor fi reflectate în consecință în valoarea de pornire y_{T+1} .

- Fiind dat că ζ se modifică în ζ^* pe perioada $T+1$, prognoza (actualizată) pentru y_{T+2} , cu condiția că y_{T+1} , produce următoarele interferențe ale erorilor de prognoză pentru modelele EqCM și dVAR:

$$bias_{T+2,EqCM}|_{T+1} = -\alpha[(\zeta - \zeta^*)] \quad (32)$$

$$bias_{T+2,dVAR}|_{T+1} = -\alpha[y_{T+1} - \beta x_{T+1} - \zeta^*] \quad (33)$$

Ecuția (4.34) arată că eroarea de prognoză a modelului EqCM este afectată de modificarea de parametru în exact aceeași măsură ca în situațiile anterioare, conform (13), în ciuda faptului că în acest caz efectul schimbării este încorporat în valoarea inițială y_{T+1} . În mod evident, prognozele modelelor EqCM nu corectează evenimentele petrecute anterior pregătirii prognozei. Într-adevăr, în afară de cazul când cei ce prognozează detectează modificarea de parametru și iau măsuri adecvate prin corecție de segment (manuală),

efectul modificării de parametru anterior perioadei de prognoză va influența prognozele “pentru totdeauna”. Situația este diferită pentru dVAR.

Folosind faptul că:

$$y_{T+1}^o = \mu^* + \beta x_{T+1}^o \quad (34)$$

unde

$$\mu^* = \zeta^* + \frac{\beta\varphi}{\alpha}$$

ecuația (33) poate fi exprimată ca:

$$\begin{aligned} bias_{T+2,dVAR}|I_{T+1} &= -\alpha \left[(y_{T+1} - y_{T+1}^o) - \beta(x_{T+1} - x_{T+1}^o) - \frac{\beta\varphi}{\alpha} \right] \\ &\approx \beta\varphi \approx \beta\varphi \end{aligned} \quad (35)$$

sub ipoteza stabilă. Dacă nu există nici o creștere deterministă în DGP, adică, $\varphi = 0$, modelul dVAR va fi imun la modificarea de parametru. În acest sens, există un element de “corecție de segment” inerent aplicată prognozelor dVAR, în timp ce modificarea de parametru care a avut loc înainte de începutul perioadei de prognoză va produce o influență asupra prognozei de etapa-1 tip dVAR. O tendință non-zero în procesul x_t va produce totuși o influență asupra prognozei de etapa-1 tip dVAR și acuratețea relativă a prognozei între modelul dVAR și cel EqCM va depinde de dimensiunea tendinței legate de mărimea schimbării.

Expresia pentru interferențele de prognoză pe perioada $-h$, cu condiția că I_{T+1} , ia forma:

$$bias_{T+(h+1),EqCM}|I_{T+1} = -\alpha \delta_{(h-1)} [\zeta - \zeta^*] \quad (36)$$

$$bias_{T+(h+1),dVAR}|I_{T+1} = \beta\varphi h - \alpha \delta_{(h-1)} [(y_{T+1} - y_{T+1}^o) - \beta(x_{T+1} - x_{T+1}^o)] \quad (37)$$

pentru $h = 1, 2, \dots$. Aceasta arată că prognoza tip EqCM rămâne influențată pentru orizonturi largi de prognoză. Prognoza face “corecția de echilibru”, dar în direcția “echilibrului” vechi (irelevant). Pentru prognoze cu orizonturi largi, interferența EqCM abordează mărimea schimbării $[(\zeta^* \rightarrow \zeta)]$ la fel că în cazul în care parametrul s-a modificat anterior pregătirii prognozei și deci nu a putut fi detectat.

Pentru prognoza tip dVAR există încă odată o tendință privind interferența datorată creșterii x_t . În cazul în care nu există o creștere deterministă în DGP, prognozele tip dVAR sunt neinfluențate pentru toate valorile lui h .

• Exact ca în cazul mediei pe termen lung, prognoza tip EqCM nu se ajustează automat când modificarea $\alpha \rightarrow \alpha^*$ are loc anterior pregătirii prognozelor (pe perioada $T+1$). Interferențele pentru perioada $T+2$, cu condiția I_{T+1} , iau forma:

$$bias_{T+2,EqCM}|I_{T+1} == -(\alpha^* - \alpha) \left[(y_{T+1} - y_{T+1}^o) - \beta(x_{T+1} - x_{T+1}^o) - \frac{\beta\varphi}{\alpha} \right] \quad (38)$$

$$bias_{T+2,dVAR}|I_{T+1} = -\alpha^* \left[(y_{T+1} - y_{T+1}^o) - \beta(x_{T+1} - x_{T+1}^o) - \frac{\beta\varphi}{\alpha} \right] \quad (39)$$

unde am folosit (15).

Astfel, la nici una din cele două prognoze nu se produce “corecția de segment” automat la modificări de parametru ce au avut loc anterior pregătirii prognozei. Pentru acest motiv, interferențele de etapa-1 sunt similare din punct de vedere funcțional cu formulele pentru cazul în care α se schimbă în α^* după ce prognoza a fost pregătită. Generalizarea interferențelor erorilor de prognoza multi - etapă este similară derivărilor anterioare.

• În practică, ambele modele de prognoză EqCM și dVAR folosesc parametri estimați. Întrucât modelul dVAR este specificat-greșit în raport de DGP (și modelul EqCM), estimările parametrilor ecuației (9) vor fi în general eterogene. Ignorând incertitudinea parametrului estimat, modelul dVAR va fi:

$$\Delta y_t = \gamma^* + \pi^* \Delta x_t + \epsilon_{y,t}^* \quad (40)$$

$$\Delta x_t = \varphi + e_{x,t}^* \quad (41)$$

unde γ^* și π^* înseamnă limite de probabilitate ale estimărilor de parametri. În perioada prognozei $\gamma^* + \pi^* \Delta x_{T+h} = g \neq 0$, prognoza tip dVAR a y_{T+h} va include o tendință deterministă adițională (datorită interferenței estimării) care nu va corespunde în mod necesar cu tendința din DGP (care este rămasă din procesul x_t).

Influența parametrului poate fi numeric mică (de exemplu, dacă termenii diferențiați sunt aproape de ortogonală la corecția de echilibru omisă) dar poate acumula cu toate acestea o tendință liniară dominantă în interferența erorii de prognoza tip dVAR.

Unul din modele tip dVAR, notat dRIM, este opus la (40). Secțiunea empirică arată exemple despre cum modele tip dVAR pot fi întărite cu succes față de reprezentări-greșite de tendință.

Deși am analizat sistemele de prognoză cele mai simple, rezultatele au câteva caracteristici pe care cineva le-ar putea recupera din erorile de prognoză ale modelelor macroeconomice mari.

Analiza arată că nici EqCM nici dVAR nu asigură protecție față de discontinuități *post-prognoză*. În cazul pe care ne-am concentrat, unde modelul dVAR exclude creșterea când este prezentă în DGP, interferențele erorilor de prognoză tip dVAR conțin o componentă de tendință. Chiar în acest caz, depinzând de condițiile inițiale, modelul dVAR poate concura favorabil cu cel EqCM pe orizonturi medii de prognoză.

Modelul dVAR nu oferă protecție față de modificări *pre-prognoză* că medie pe termen lung, ceea ce reiterează o opinie importantă. În timp ce modelul dVAR corectează segmentul automat la discontinuitate pre-prognoză, modelul

EqCM va transmite prognoze inferioare, în afară de cazul în care utilizatorii de modele sunt capabili să detecteze discontinuitatea și să corecteze prognoza prin corecție de segment. Experiența ne spune că aceasta nu se realizează în practică întotdeauna: într-un model mare, o discontinuitate structurală în una sau mai multe ecuații ar putea trece neobservată sau ar putea fi interpretată ca "temporară" sau doar asemănătoare unei căderi deoarece datele disponibile pentru evaluarea de model sunt preliminare și susceptibile la revizuri viitoare.

O sugestie este aceea că meritele relative ale modelelor EqCM și dVAR pentru prognozare depind de:

- "mix"-ul de modificare de parametri pre- și post-prognoză;
- lungimea orizontului de prognoză.

Această perspectivă este folosită pentru a interpreta rezultatele de prognoză dintr-un model de scară largă.

Concluzii

Studiul care stă la baza acestui articol pornește de la faptul că prognoza macroeconomică este importantă pentru stabilirea direcțiilor de evoluție la nivel macroeconomic. Se utilizează o sumedenie de modele dar în cadrul acestui articol ne-am concentrat pe modelele dVAR și EqCM care din punct de vedere matematico-econometric poate asigura calcularea unor coeficienți pe baza cărora să se poată efectua o estimare corectă. Din acest articol putem desprinde o serie de concluzii teoretice care constau în aceea că aceste două modele utilizate în prognoza macroeconomice dau rezultate în contextul în care se identifică și se elimină erorile de prognoză, se asigură echilibrul sau în termeni mai pretențioși macrostabilizarea, se exprimă ipoteze pe baza cărora se pot stabili parametrii principali de evoluție a economiei la nivelul unei țări. Modelele respective au fost analizate în contextul în care acestea asigură orizonturi largi de prognoză și combinate cu interpretarea altor indicatori estimați pot determina o previziune macroeconomică corectă. În articolul de față am pus accentul pe prezentarea relațiilor matematice pentru a evidenția evoluțiile și tendințele de evoluție a economiei unei țări. Din cele prezentate rezultă că cele două modele pot fi utilizate în prognozarea macroeconomică și pe cale de consecință poate fi dezvoltată în utilizarea și a altor modele econometrice.

Bibliografie selectivă

1. Ait-Sahalia, Y. and Mancini, L. (2008). *Out of Sample Forecasts of Quadratic Variation*. Journal of Econometrics, 147 (1), 17–33
2. Anghelache, C., Panait, M., Marinescu, I. A. and Niță, G. (2017). *Models and indicators used in macroeconomic forecast*. Romanian Statistical Review, Supplement, 3, 40-48

3. Anghelache, C. and Anghel, M. G. (2016). *Econometrie generală. Concepte, teorie și studii de caz*, Editura Artifex, București
4. Bardsen, G., Nymagen, R. and Jansen, E. (2005). *The Econometrics of Macroeconomic Modelling*, Oxford University Press
5. Baumeister, C. and Hamilton, J. (2015). *Sign Restrictions, Structural Vector Autoregressions, and Useful Prior Information*. *Econometrica*, Econometric Society, 83(5), 1963-1999
6. Benjamin, C., Herrard A., Hane-Bigot, M. and Tavera, C. (2010). *Forecasting with an Econometric Model*, Springer
7. Carr, P. and Wu, L. (2009). *Variance Risk Premiums*, *Review of Financial Studies*, 22 (3), 1311–1341
8. Clements, M. P. and Hendry, D. F. (2002). *Modelling Methodology and Forecast Failure*. *Econometrics Journal*, 5 (2), 319–344
9. Egloff, D., Leippold, M., and Wu, L. (2010). *The Term Structure of Variance Swap Rates and Optimal Variance Swap Investments*. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 45 (5), 1279–1310
10. Forni, M. and Gambetti, L. (2014). *Sufficient information in structural VARs*. *Journal of Monetary Economics*, 66 (C), 124–136
11. Colander, D. C. (2009). *Economists, incentives, judgment, and the European CVAR approach to macroeconometrics*, Kiel Institute for the World Economy in Economics: The Open-Access, Open-Assessment E-Journal
12. Conley, T. G., Hansen, C. B. and Rossi, P. E. (2012). *Plausibly Exogenous*. *The Review of Economics and Statistics*, 94 (1), 260-272
13. Dew-Becker, I., Giglio, S., Le, A. and Rodriguez, M. (2017). *The price of variance risk*. *Journal of Financial Economics*, Elsevier, vol. 123 (2), 225-250
14. Eitrheim, Ø., Jansen, E. and Nymoen, R. (2002). *Progress from forecast failure - the Norwegian consumption function*, *Econometrics Journal*, 5 (1), 40-64
15. Giannone, D., Lenza, M. and Primiceri, G. (2015). *Prior Selection for Vector Autoregressions*. *The Review of Economics and Statistics*, MIT Press, 2 (97), 436-451
16. Hendry, D. F. (2002). *Applied econometrics without sinning*. *Journal of Economic Surveys*, 16 (4), 591–604
17. Hendry, D. F. (2003). *J. Denis Sargan and the Origins of LSE Econometric Methodology*, *Econometric Theory*, 19 (3), 457-480
18. Jarocinski, M., and Marcet, A. (2010). *Autoregressions in small samples, priors about observables and initial conditions*, Working Paper Series 1263, European Central Bank
19. Karlsson, S. (2012). *Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions*, Working Papers 2012:12, Orebro University, Swedish Business School
20. Kilian, L. and Lutkepohl, H. (2016). *Structural Vector Autoregressive Analysis*, Cambridge University Press
21. Mertens, K. and Ravn, M. (2010). *Measuring the Impact of Fiscal Policy in the Face of Anticipation: A Structural VAR Approach*. *Economic Journal*, 120(544), 393–413.
22. Mitruț, C. and Șerban, D. (2007). *Bazele econometriei în administrarea afacerilor*, Editura ASE, București
23. Müller, U. K. (2015). *Measuring Uncertainty about Long-Run Predictions*, Working Paper, Princeton University

-
24. Rubio-Ramirez, J. F., Waggoner, D. F. and Zha, T. (2010). *Structural vector autoregressions: Theory of identification and algorithms for inference*. The Review of Economic Studies, 77 (2), 665-696
 25. Schorfheide, F. and Song, D. (2015). *Real-Time Forecasting With a Mixed-Frequency VAR*. Journal of Business & Economic Statistics, 33 (3), 366-380
 26. Sun, Y., P. C. B. Phillips, and Jin, S. (2008). *Optimal Bandwidth Selection in Heteroskedasticity-Autocorrelation Robust Testing*, Econometrica, 76, 175-794
 27. Tudor, C. (2008). *Modelarea volatilității seriilor de timp prin modele Garch simetrice*, The Romanian Economic Journal, 30, 183-208
 28. Villani, M. (2009). *Steady-state priors for vector autoregressions*. Journal of Applied Econometrics, 24 (4), 630-650