

ÁRFOLYAMRENDSZER-HITELESSÉG ÉS KAMATLÁB-VÁLTOZÉKONYSÁG*

DARVAS ZSOLT

E tanulmányban a forint árfolyamsávjának hitelességét vizsgáljuk olyan rezsinváltós modellel, amelynél a rezsimek latens változója Markov-láncot követ. A magyar árfolyamrendszer sajátosságai miatt azonban a modellt nem magára az árfolyamra, hanem a kamatláb alakulására célszerű illeszteni. Mivel a kamatláb időbeli alakulása feltételes heteroszkedaszticitást mutat, ezért ennek megfelelő rezsinváltós modellt (SWARCH) használunk. Feltételezzük, hogy a kamatláb változékonyságának megváltozása az árfolyamrendszer hitelességének változását tükrözi, amely feltevés lehetőséget ad arra, hogy a csúszó árfolyamrendszer időszakát különböző szakaszokra bontsuk. Rámutatunk arra is, hogy ez a modell számos alternatív specifikációnál pontosabban képes előrejelezni a kamatláb jövőbeli varianciáját.

TÁRGYSZÓ: Árfolyamrendszer. SWARCH-modell.

Az árfolyamrendszer hitelességének vizsgálatára számos módszert dolgoztak ki. Ebben a tanulmányban egy viszonylag újszerű módszerrel, az ún. Markov-láncot követő rezsinváltós modellel vizsgáljuk a forint árfolyamsávjának hitelességét. A rezsinváltó kifejezés arra utal, hogy megkülönböztetjük a hitelesség három állapotát: 1. spekulációmentes, 2. felértékelési spekulációs, 3. leértékelési spekulációs időszakot, és a modell segítségével az adatokból következtetünk arra, hogy az elmúlt öt és fél év minden egyes hetében az egyes rezsimek milyen valószínűséggel jellemezték az árfolyamrendszert. A Markov-lánc kifejezés azt jelenti, hogy a rezsimek modellező változó – amely egy diszkrét értékeket felvevő nem megfigyelhető (latens) változó – Markov-láncot követ, azaz az adott rezsimek valószínűsége csak az előző időszak rezsimjától függ. Végezetül azért neveztük a modellt újszerűnek, mert bár *J. D. Hamilton* a nyolcvanas években kifejlesztette (*Hamilton*; 1989), a nemzetközi szakirodalomban mindössze egy folyóiratban megjelent alkalmazást találtunk¹ árfolyamrendszer-hitelességi vizsgálatra (*Gómez-Puig-Montalvo*; 1997).

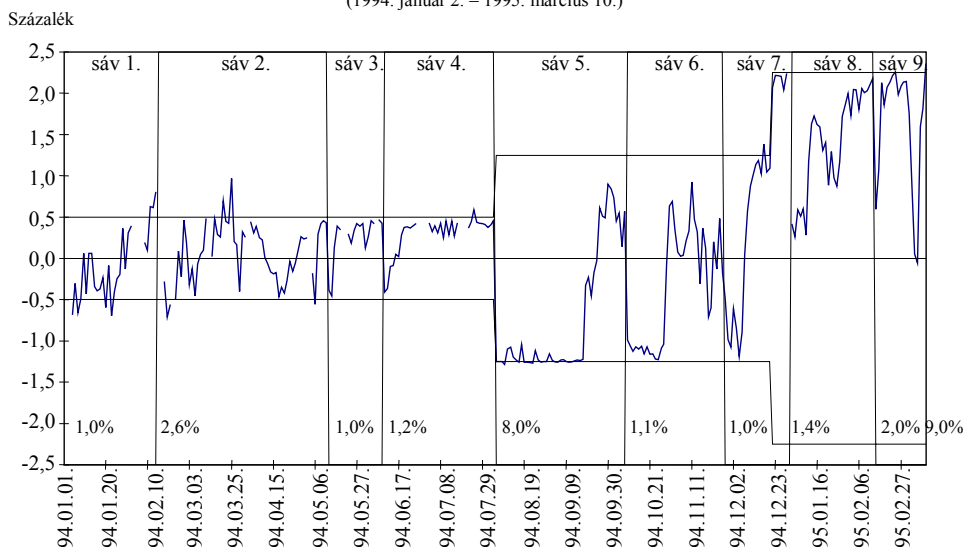
A forint árfolyamát 1995 márciusáig kiigazítható rögzítéssel, azt követően pedig előre bejelentett csúszó leértékeléssel állapították meg egy viszonylag szűk, 1994 decembere óta $\pm 2,25$ százalékos piaci mozgást lehetővé tevő árfolyamsávban (2001. május 4-én az árfolyamsávot ± 15 százalékra szélesítették). A piaci árfolyam sávon belüli helyzetét az 1.

* A tanulmányban kifejtett nézetek a szerző véleményét tükrözik, és nem feltétlenül egyeznek meg a Magyar Nemzeti Bank hivatalos álláspontjával.

¹ A kereséshez az EconLit adatbázis 2000 júliusi verzióját használtuk.

és a 2. ábra mutatja 1994-től 2001 márciusáig napi adatok alapján.² A csúszó árfolyamrendszer bevezetése előtt és után alapvetően más folyamatok jellemezték a hazai devizapiacot. 1995 márciusa előtt a következő leértékelés időpontjának kitűzése és a kamatkülönbségből eredő veszteség minimalizálása volt a jellemző.

1. ábra. Piaci árfolyam a sávon belül a csúszó árfolyamrendszer előtt
(1994. január 2. – 1995. március 10.)



Megjegyzés. A függőleges vonalak a leértékelések időpontjait, a mellettük álló számok a leértékelések mértékét mutatják.

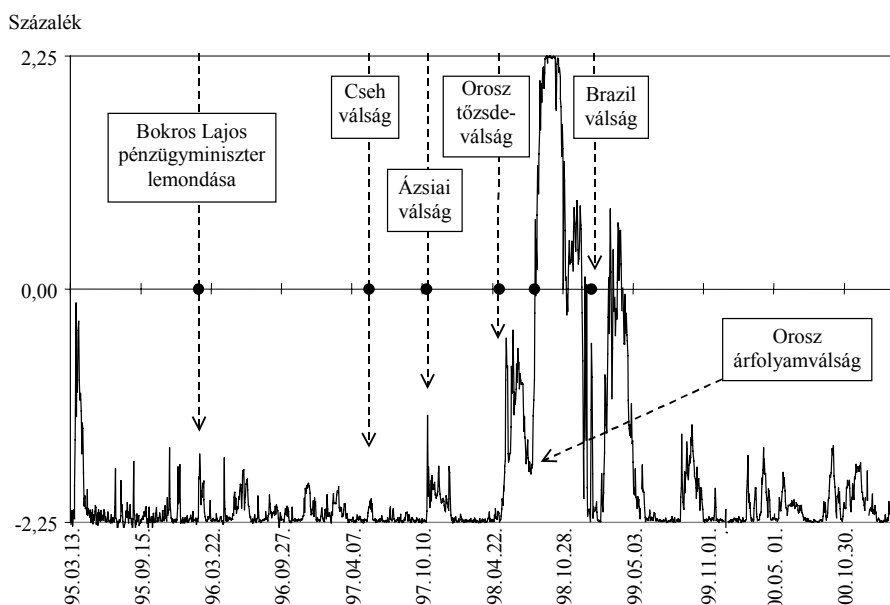
Az új árfolyamrendszer bevezetésekor, a piaci várakozásokat többé-kevésbé kielégítő leértékelések után a szokásos események – a sáv erős szélére kerülő árfolyam és devizaeladás a központi banknak – következtek be. Átmeneti bizonytalanság után, amelyet a lakossági valutakivételi láz is fokozott, 1995 második felétől a forint melletti spekuláció vált jellemzővé, amit a javuló makrogazdasági mutatók miatt fokozódó belföldi és külföldi hitelességnövekedés, a kamatkülönbség és a működőtőke folyamatos beáramlása segített elő. A nemzetközi pénzügyi válságok közül az 1998 augusztusi oroszországi árfolyamválság vezetett számottevő árfolyammozgáshoz, az 1997. október 23-i ázsiai válságnak és az 1999. januári brazil leértékelésnek csak kisebb hatása volt. Ezen eseményektől eltekintve azonban az árfolyam a sáv erős széléhez nagyon közeli értékű volt.

Az árfolyamrendszer felsorolt sajátosságai miatt alapos megfontolást igényel, hogy milyen változóra érdemes a rezsimváltós modellt illeszteni. Magára az árfolyamra nyilván értelmetlen lenne, hiszen 1995 márciusáig számtalan egyedi leértékelésre került sor, majd a csúszó árfolyamrendszer alatt 11 alkalommal mérsékeltek a leértékelési ütemet.

² A Magyar Nemzeti Bank piaci árfolyamadatokat 1997. január óta tesz közzé. Az ábrán látható piaci adatok forrása 1994. január–augusztus: MNB belső adatbázis, 1994. augusztus–1996 december: Budapesti Árutőzsde (BÁT) fixing, 1997 januártól: MNB-fixing. A BÁT-fixinget az MNB-fixinghez hasonló módon készítették (ajánlatok bekérése kereskedelmi bankoktól és a szélsőséges ajánlatok elhagyása után átlag számítása), és a két fixing értékei között csak minimális eltérés volt 1997. első felében. (Ezt követően felhagytak a BÁT-fixing számításával, és az MNB-fixing lett a határidős devizaügyletek elszámoló ára a határidő lejáratakor.) A piaci adatok mérési hiba következtében időnként az árfolyamsávon kívül helyezkednek el.

Ezért sem az árfolyamot, sem annak változását nem lehet önmagában hiteles–nem hiteles rezsimekre bontani. A sávon belüli árfolyam némileg jobb célpont lenne, alkalmazásából azonban semmi újat nem tudnánk meg: nagy valószínűséggel két rezsim jól jellemezné a folyamatot, és akkor ítélnénk hitelesnek az árfolyamot, ha az erős sávszélhez közel van, és akkor hiteltelennek, ha a gyenge sávszél környékén alakul. Ehhez azonban szűkítően egy bonyolult modell illesztése, elég, ha csak rápillantunk az ábrákra.

2. ábra. A piaci árfolyam a sávon belül a csúszó árfolyamrendszer idején
(1995. március 13. – 2001. március 2.)

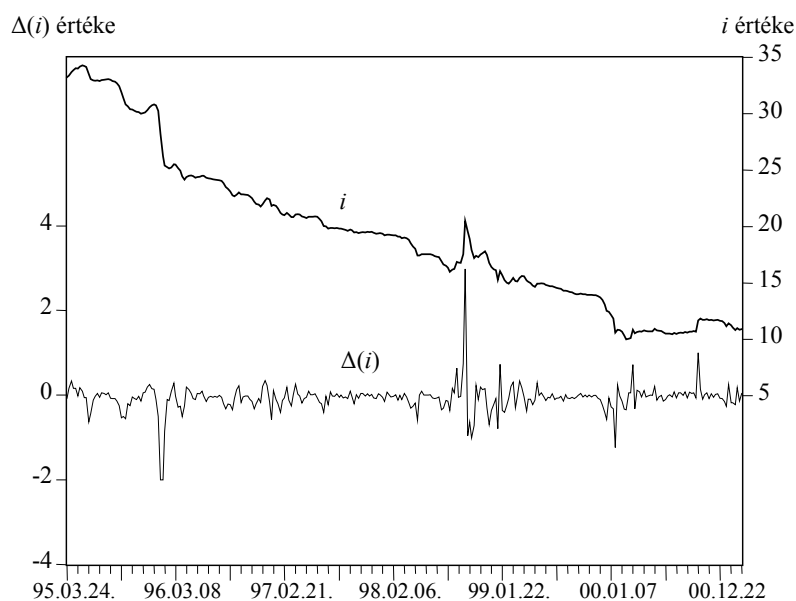


A nominális kamatláb alakulása ugyanakkor szoros kapcsolatban áll az árfolyamrendszer hitelességével. A fedezetlen kamatparitás hipotézise szerint ugyanis a külfölddel szembeni kamatkülönbség az árfolyam-várakozások várható értékét tükrözi. A kamatparitás hipotézisét gyakran a kockázati prémium egészíti ki. Ezért a belföldi kamatláb változásakor a következő három tényező változására következtethetünk: 1. a piaci szereplők árfolyam-várakozása, 2. kockázati prémium, 3. külföldi kamatláb. Az európai kamatlábak, amelyeket külföldi referencia-kamatként használhatunk, nagyon stabilak voltak az elmúlt években, a kockázati prémiumra pedig nagyrészt ugyanazon változók gyakorolnak hatást, mint a várható leértékelésre. Ezért jó közelítést jelent, ha azt feltételezzük, hogy a hitelesség erősödésekor a kamatláb csökken, hitelességvesztéskor pedig emelkedik. Feltételezhetjük, hogy amennyiben az árfolyamsáv hitelessége megváltozik, akkor a kamatláb változékonysága is megnő. A három hónapos kincstárjegy hozama heti változásainak ábrája (lásd a 3. ábrát) a variancia időbeli változásának képét mutatja.³ Ezért a rezsimeket megkülönböztető Markov-rezsimváltós modelleket

³ Statisztikailag el tudtuk utasítani az autoregresszív feltételes heteroszkedaszticitás hiányára vonatkozó nullhipotézist. Ehhez az Engle (1982) által kifejlesztett LM-tesztet használtuk különböző késleltetések mellett.

és a feltételes autoregresszív heteroszkedaszticitást (ARCH⁴) összekapcsoló SWARCH-modell⁵ alkalmazása a kamatlábra kézenfekvő az árfolyamrendszer hitelességének vizsgálatokor.

3. ábra. A három hónapos kincstárjegy hozama (i) és heti változásai ($\Delta(i)$) a csúszó árfolyamrendszer időszakában (1995. március 24. – 2001. március 2.)



Az irodalomban M. Gómez-Puig és J. G. Montalvo 1997-ben alkalmazott ilyen modelleket árfolyam-hitelességi vizsgálatokra, akik a spanyol pezeta kamatlábat SWARCH-modellel és három másik európai deviza kamatlábat ARCH nélküli rezsimváltós modellel tanulmányozták. Az alkalmazás során a kamatlábat, pontosabban a német márkához viszonyított kamatkülönbséget vizsgálták. Ez azonban véleményünk szerint helytelen: a vizsgálati időszakban ezen országok kamatlábai folyamatosan — bár egy-egy spekulációs törés által megszakítva — konvergáltak a német kamatlábhoz, ezért a szerzők által választott két rezsim bizonyosan nem tudja megfelelően megragadni a kamatkülönbség várható értékét. Az illesztett modell ezért közgazdaságilag értelmezhetetlen eredményre vezet.

A magyar alkalmazásnál a csúszó leértékelés időszakára korlátoztuk a vizsgálatokat. A 3. ábrán látható, hogy a kamatlábat az időszak túlnyomó részében folyamatos, közelítőleg azonos ütemű csökkenés jellemezte. A mintát két vagy három részigidőszakra bontva statisztikailag nem tudtuk visszautasítani azt a nullhipotézist, hogy a csökkenés mértéke azonos.⁶ Ezért a kamatláb heti változásaira illesztettünk modelleket.

⁴ ARCH: Autoregressive Conditional Heteroskedasticity.

⁵ SWARCH: Switching Regime Autoregressive Conditional Heteroskedasticity.

⁶ A csökkenés ugyanakkor nem determinisztikus trend mellett történik: az egységgyök nullhipotézisét nem tudtuk visszautasítani a trend-stacionaritás alternatívájával szemben kiterjesztett Dickey–Fuller- és Phillips–Perron-tesztek alapján.

A modell illesztésekor a következő kérdésekre kerestük a választ:

1. a SWARCH-modellek illeszkedése statisztikailag megfelelő-e, és melyik a legjobb specifikáció;
2. az állapotvalószínűségek közgazdaságilag interpretálhatók-e;
3. a modellek mennyiben képesek a kamatláb változékonyságának előrejelzésére.

E kérdések megválaszolásához különböző SWARCH-specifikációkat becsültünk, és összevetettük a becsült paramétereket és előrejelzéseket néhány alternatív modellel. Az alternatív modellek között szerepelnek a feltételes heteroszkedaszticitás különböző modelljei is, így a tanulmány következő része röviden áttekinti ezen modelleket, majd a SWARCH-modellt mutatja be. A befejező rész az empirikus vizsgálatok eredményeit ismerteti.

AUTOREGRESSZÍV FELTÉTELES HETEROSZKEDASZTICITÁS (ARCH)

Pénzügyi idősoroknál gyakran megfigyelhető, hogy az idősor változékonysága az idő előrehaladtával csoportosul, azaz a „csendes” és „változékony” időszakok váltják egymást (clusters of volatility). Például, ha adott napon kicsi volt a részvényárfolyamok elmozdulása, akkor a következő napon is többnyire csak kismértékben változnak az árfolyamok, míg ha nagy ugrás következett be az adott napon, akkor ezt többnyire nagy ugrások követték a következő napokon, bár az ugrás iránya nem jelezhető előre. Az ilyen jellegű folyamatok vizsgálatára 1982-ben alkotta meg R. F. Engle modelljét, amelyet autoregresszív feltételes heteroszkedaszticitásnak (ARCH) nevezett el. Bár Engle az infláció modellezését választotta empirikus illusztrációul, azóta az alapmodell számtalan kiterjesztését és továbbfejlesztését alkalmazzák elsősorban pénzügyi adatokra.

Az ARCH-modellek a változó varianciáját modellezzik. Jellemezze például egy AR(1) a folyamat várható értékét:

$$y_t = c + \phi y_{t-1} + u_t \quad /1/$$

A hibagról, u_t -ről feltesszük, hogy független és azonos eloszlású (FAE) fehér zaj, azaz $E(u_t) = 0$, $E(u_t^2) = \sigma^2$, $E(u_t u_{t-s}) = 0$, $s \neq 0$. Ezen feltételekből könnyen levezethető, hogy ha $|\phi| < 1$, akkor $E(y_t) = \mu$ és $E[(y_{t-k} - \mu)^2] = \gamma_k$, tehát sem a várható érték, sem a második momentumok nem függenek az időponttól, így y_t stacionárius.

Ha a hibatag ARCH(m) folyamatot követ, akkor /1/ összefüggés helyett az alábbi három egyenlettel írható le a folyamat:

$$y_t = c + \phi y_{t-1} + u_t \quad /2/$$

$$u_t = \omega_t \sqrt{h_t} \quad /3/$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_m u_{t-m}^2 \quad /4/$$

ahol $\omega_t \sim \text{FAE}(0, 1)$.⁷

⁷ Az ω_t tetszőleges eloszlásból származhat, jelen tanulmányban normális és t -eloszlás feltételezése alapján becsüljük a modelleket.

Ekkor a hibatag varianciájának feltételes várható értéke:

$$E(u_t^2 | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots, u_{t-m}) = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_m u_{t-m}^2, \quad /5/$$

azaz felfoghatjuk a hibatag varianciájának folyamatát úgy is, mintha ez egy AR(m) folyamatot követne:

$$u_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_m u_{t-m}^2 + w_t, \quad /6/$$

ahol w_t FAE fehér zaj, $E(w_t) = 0$, $E(w_t^2) = \lambda^2$, $E(w_t w_{t-s}) = 0$, $s \neq 0$. Az α_i paramétereknek olyannak kell lenniük, hogy $E(u_t^2 | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots, u_{t-m}) > 0$ mindig fennálljon, amely $\alpha_0 > 0$ és $\alpha_i > 0$ esetben teljesül. Ha emellett még /6/ egy stacionárius folyamatot követ, akkor meghatározható u_t^2 (nem feltételes) várható értéke, azaz a hibatag (nem feltételes) varianciája:

$$E(u_t^2) = \alpha_0 / (1 - \alpha_1 - \alpha_2 - \dots - \alpha_m). \quad /7/$$

A /3/ és a /4/ egyenleteket /6/-ba helyettesítve adódik, hogy

$$h_t \omega_t^2 = h_t + w_t, \quad /8/$$

azaz

$$w_t = h_t (1 - \omega_t^2). \quad /9/$$

Tehát, bár $E(w_t^2)$ konstans, w_t feltételes varianciája időben változó.

Értelemszerűen egy ARCH-specifikáció mellett y_t stacionárius folyamat, ha $|\phi| < 0$, és a varianciaegyenlet is stacionárius. y_t -nek konstans várható értéke és varianciája van, de feltételes várható értéke – $E(y_t | y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}) = c + \phi y_{t-1}$ – is időben változik, és feltételes varianciája is időben változik.

Egy standard regressziós egyenletben a hibatagról, u_t -ről többnyire feltesszük, hogy normális eloszlású. Az ARCH-modelleknél is kézenfekvő feltevés, hogy ω_t standard normális eloszlású. Pénzügyi adatoknál azonban olyan empirikus megfigyelés adódott eredményül, hogy az eloszlások szélei vastagabbak, mint amelyet a normális eloszlás eredményezne (fat tails), azaz a nagy változások (bármely irányba) relatíve gyakran alakulnak ki. Ezért a standard normális eloszlás helyett sokszor a t -eloszlást feltételeznek ω_t -re.

Az ARCH(m) modellt számtalan irányba fejlesztették tovább. Az egyik leggyakrabban használt modell az ún. általánosított ARCH-modell, azaz a GARCH-modell,⁸ amely *T. Bollerslev* 1986. évi munkájához fűződik. A lehetséges specifikációk közül a GARCH(1,1) modell számos idősorra jó illeszkedést mutatott. A GARCH(1,1) modellnél a /4/ egyenlet az alábbira módosul:

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}. \quad /10/$$

⁸ GARCH: Generalized ARCH.

Egy GARCH(1,1) modell k periódusú előrejelzése a következő képlet iterálásával számítható:

$$h_{t+k|t} = \hat{\alpha}_0 + (\hat{\alpha}_1 + \hat{\delta}_1)h_{t+k-1|t} , \quad /11/$$

ahol értelemszerűen:

$$h_{t+1|t} \equiv \hat{h}_{t+1} = \hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 \hat{u}_t^2 + \hat{h}_t .$$

Az ARCH-modell továbbfejlesztéseiről és becsléstechnikai részleteiről kitűnő áttekintés ad *Bollerslev et al.* (1992).

MARKOV-LÁNCÚ REZSIMVÁLTÓS MODELLEK FELTÉTELES HETEROSZKEDASZTICITÁSSAL (SWARCH)

J. D. Hamilton 1989-ben közölt úttörő munkája óta számos tanulmány alkalmazott olyan rezsिमváltós modelleket, amelyeknél a rezsım latens változója Markov-láncot követ. Nevezetesen, jelölje ξ_t azt a latens változót, amely 1, 2, ..., K diszkrét értékeket veheti fel attól függően, hogy a vizsgált y_t folyamat a K lehetséges állapota közül melyikben van. Ha

$$P(\xi_t = j | \xi_{t-1} = i, \xi_{t-2} = k, \dots, y_{t-1}, y_{t-2}, \dots) = P(\xi_t = j | \xi_{t-1} = i) \equiv p_{ij} , \quad /12/$$

azaz az adott rezsım feltételes valószínűsége csak az előző időszak rezsımától függ, akkor ξ_t K állapotú Markov-láncot követ. Hamilton eredetileg olyan autoregressziókat vizsgált, amelyekben a paraméterek értéke rezsımenként változik, például a regresszióban a konstans változhat rezsımenként:

$$y_t - \mu_{\xi_t} = \phi_1 (y_{t-1} - \mu_{\xi_{t-1}}) + \dots + \phi_p (y_{t-p} - \mu_{\xi_{t-p}}) + \varepsilon_t , \quad /13/$$

ahol μ_{ξ_t} a rezsımenként változó konstans és ϕ_i ($i = 1, \dots, p$), az autoregresszív paraméter.

A modell kiterjeszhető rezsımenként változó autoregresszív paraméterekre és a hibátag rezsımenként változó varianciájára is. A vizsgált y_t változó feltételes eloszlása ekkor az elmúlt p rezsım függvénye. Ha feltételezzük, hogy a feltételes eloszlás emellett csak a saját múltbeli értékeitől függ, azaz

$$f(y_t | \Omega_t) = f(y_t | \xi_t, \xi_{t-1}, \dots, \xi_{t-p}, y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_0) , \quad /14/$$

ahol f a feltételes sűrűségfüggvényt jelöli, Ω_t a rendelkezésre álló információk halmaza, és y_0 a kezdeti feltételeket tartalmazza, akkor a Hamilton tanulmányában kifejlesztett eljárás segítségével felírható a likelihood függvény és az numerikusan maximalizálható az ismeretlen paraméterek szerint. Az empirikus vizsgálat során becslendő az egyes rezsımekben a folyamat paraméterei (a /13/ egyenletben például μ_j és ϕ_i ,

$j = 1, \dots, K, i = 1, \dots, p$), valamint a rezsimek közötti átmeneti valószínűségek. Utóbbiak könnyen kezelhető megjelenítését a következő \mathbf{P} mátrix mutatja,

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} P(\xi_t = 1 | \xi_{t-1} = 1) & P(\xi_t = 1 | \xi_{t-1} = 2) & \dots & P(\xi_t = 1 | \xi_{t-1} = K) \\ P(\xi_t = 2 | \xi_{t-1} = 1) & P(\xi_t = 2 | \xi_{t-1} = 2) & \dots & P(\xi_t = 2 | \xi_{t-1} = K) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P(\xi_t = K | \xi_{t-1} = 1) & P(\xi_t = K | \xi_{t-1} = 2) & \dots & P(\xi_t = K | \xi_{t-1} = K) \end{bmatrix} . \quad /15/$$

Fontos megjegyezni, hogy ebben a modellben az átmeneti valószínűség mátrixa exogén, azaz független minden egyéb változótól és attól is, hogy mennyi ideje tartózkodik a folyamat adott állapotban. Utóbbi kedvező tulajdonsága a modellnek, hiszen ezáltal alkalmas egyenlőtlen hosszúságú ciklusok modellezésére. Előbbit, a paraméterek exogén voltát gyakran a modell hátrányaként említik, azonban ehhez hozzá kell tennünk azt, hogy a minta egésze értelemszerűen hatással van arra, hogy milyen becslt értékek adódnak az átmeneti valószínűségekre.

A modell paramétereinek ismeretében becslés adható arra, hogy adott t időpontban a folyamat milyen valószínűséggel tartózkodott az egyes rezsimekben. Erre vonatkozóan kétfajta becslés adható: a t időpontig rendelkezésre álló adatok ismeretében adott becslést nevezik szűrt valószínűségnek (filtered probability) és a teljes minta ismeretében adott becslést simított valószínűségnek (smoothed probability). Adott t időponthoz K^{p+1} szűrt valószínűségek tartoznak, amelyek azt a feltételes valószínűséget adják meg, hogy a t -edik időpont az i -edik rezsim, a $t-1$ -edik a j -edik rezsim, ..., és a $t-p$ -edik időpont a l -edik rezsim volt:

$$P(\xi_t, \xi_{t-1}, \dots, \xi_{t-p} | y_t, y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_0) . \quad /16/$$

A simított valószínűségnek pedig K lehetséges értéke van minden t -re:

$$P(\xi_t | y_T, y_{T-1}, y_{T-2}, \dots, y_0) . \quad /17/$$

(Ezen valószínűségek számításának menetét lásd *Hamilton (1994)* 22-ik fejezetében.)

Az első alkalmazás az amerikai üzleti ciklusok vizsgálatára vonatkozott, amelynek fő indokát az adta, hogy a fellendülés és a visszaesés időszakában más jellemzői vannak a gazdaságnak. A dollár árfolyamának vizsgálatakor is figyelemreméltó eredményeket mutatott a modell, hiszen a dollár árfolyama jelentős, több éven át tartó ciklusokat mutatott.⁹

J. D. Hamilton és *R. Susmel* 1994-ben¹⁰ kiterjesztette az ARCH-folyamatokra a rezsimváltós modellt a következő specifikáció alapján:

$$\varepsilon_t = \tilde{\varepsilon}_t \sqrt{g_{\xi_t}} , \quad /18/$$

⁹ Lásd *Engle–Hamilton (1990)*. Az általuk bemutatott modell a véletlen bolyongásnál jobb előrejelzőnek bizonyult.

¹⁰ Pontosabban: *Hamilton* és *Susmel* változatlan paraméterű autoregresszió esetét vizsgálta (μ és ϕ , állandók), továbbá az ARCH-specifikációban lehetővé tették, hogy negatív hibatagok esetén magasabb legyen a feltételes variancia.

ahol g_{ξ_t} a rezsimtől függő skálatényező és $\tilde{\varepsilon}_t$ egy szokásos ARCH(q)-folyamatot követ (lásd a /3/ és a /4/ egyenletet):

$$\tilde{\varepsilon}_t = \omega_t \sqrt{h_t} , \quad /19/$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \tilde{\varepsilon}_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \tilde{\varepsilon}_{t-q}^2 . \quad /20/$$

A modellt SWARCH(K, q)-ra (Switching regime ARCH) keresztelték el. A modell a GARCH specifikációra nem terjeszthető ki, mert a /14/ feltételes sűrűségfüggvény csak véges számú rezsim függvénye lehet. Ezen megszorítás azonban empirikusan nem bizonyult korlátozósnak: mind Hamilton és Susmel eredményei, mind pedig a jelen tanulmányban bemutatott eredmények a SWARCH-modell megfelelő illeszkedéséről tanúskodnak, és különböző statisztikák alapján felülmúlják a GARCH-modellt.

Előrejelzés a következő gondolatmenet alapján származtatható egy SWARCH-modellből. Ha az állapotok bizonyossággal ismertek lennének, akkor

$$\begin{aligned} & E\left(\varepsilon_{t+k}^2 \mid \xi_t, \xi_{t-1}, \dots, \xi_{t-q+1}, \tilde{\varepsilon}_t, \tilde{\varepsilon}_{t-1}, \dots, \tilde{\varepsilon}_{t-q+1}\right) = \\ & = E\left(g_{t+k} \tilde{\varepsilon}_{t+k}^2 \mid \xi_t, \xi_{t-1}, \dots, \xi_{t-q+1}, \tilde{\varepsilon}_t, \tilde{\varepsilon}_{t-1}, \dots, \tilde{\varepsilon}_{t-q+1}\right) = \\ & = E\left(g_{t+k} \mid \xi_t, \xi_{t-1}, \dots, \xi_{t-q+1}\right) E\left(\tilde{\varepsilon}_{t+k}^2 \mid \tilde{\varepsilon}_t, \tilde{\varepsilon}_{t-1}, \dots, \tilde{\varepsilon}_{t-q+1}\right), \end{aligned} \quad /21/$$

ahol az utolsó egyenlőség abból következik, hogy ξ_t független ω_τ -tól és $\tilde{\varepsilon}_\tau$ -tól minden t -re és τ -ra. A skálafaktor előrejelzése:

$$E\left(g_{t+k} \mid \xi_t, \xi_{t-1}, \dots, \xi_{t-q+1}\right) = \sum_{j=1}^K g_j Pr\left(\xi_{t+k} = j \mid \xi_t\right) , \quad /22/$$

ahol a feltételek ξ_t -re csökkenése a Markov-tulajdonságból következik. Könnyen belátható,¹¹ hogy

$$\begin{bmatrix} P\left(\xi_{t+k} = 1 \mid \xi_t = j\right) \\ P\left(\xi_{t+k} = 2 \mid \xi_t = j\right) \\ \vdots \\ P\left(\xi_{t+k} = K \mid \xi_t = j\right) \end{bmatrix} = \mathbf{P}^k \mathbf{e}_j , \quad /23/$$

ahol \mathbf{P} az átmeneti valószínűségek /15/-ben definiált mátrixa, és \mathbf{e}_j a $K \times K$ elemű egység-

¹¹ Ez abból következik, hogy az átmeneti valószínűségek $K \times 1$ -es vektora, Λ_t – amelynek j -edik eleme 1 ha $\xi_t = j$ és a többi elem nulla, azaz $\Lambda_t \equiv (0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)'$ – elsőrendű autoregresszív folyamatot követ: $\Lambda_t = \mathbf{P} \Lambda_{t-1} + \boldsymbol{\omega}_t$, ahol $\boldsymbol{\omega}_t$ nulla várható értékű és a múltbeli információk alapján előrejelezhetetlen $K \times 1$ -es vektor. A k periódusú előrejelzéshez a \mathbf{P} mátrixot a k -adik hatványra kell emelni, azaz $E\left(\Lambda_{t+k} \mid \Lambda_t, \Lambda_{t-1}, \dots\right) = \mathbf{P}^k \Lambda_t$, így ha a t -edik időpontban a j -edik állapotban volt a folyamat, akkor értelemszerűen adódik /23/.

mátrix j -edik oszlopa. Tehát a /22/-ben felírt várható érték egyszerűen $\mathbf{g}'\mathbf{P}^m \mathbf{e}_j$, ahol \mathbf{g} a skálatényezők $K*1$ -es vektora.

A /21/ várható érték második tagja könnyen adódik az ARCH-folyamat előrejelzéséből, azaz a /11/ egyenlet iterálásából, ahol az iteráció első eleme ($h_{t+1|t} \equiv h_{t+1}$) a /20/ egyenlet alapján adódik a t -edik időpontbeli értékeket behelyettesítve, és értelemszerűen $\delta_1 = 0$.

A gyakorlatban azonban az egyes állapotok nem ismertek bizonyossággal, hanem ezeket is a mintából becsüljük. Ezért az előrejelzéshez minden egyes állapothoz tartozó előrejelzést ki kell számolni, majd a becsült állapot-valószínűségekkel kell összesúlyozni őket.

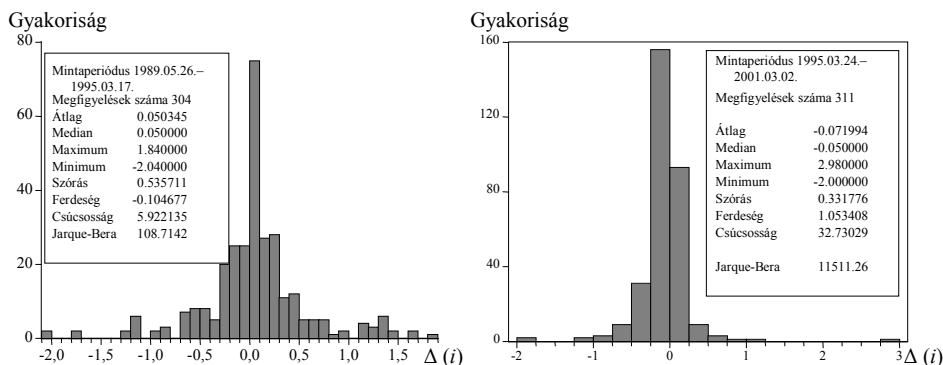
EMPIRIKUS EREDMÉNYEK

Amint a bevezetésben említettük, a három hónapos diszkont kincstárjegy hozamának a csúszó árfolyamrendszer időszaki heti változásaira illesztettük a modelleket 1995. március 24. és 2001. március 2. között. A SWARCH-modelleket számos alternatív modellel hasonlítottuk össze. A legegyszerűbb alternatív modellel a konstans variancia (KV) feltételezése, ahol

$$\hat{\sigma}_{KV}^2 = T^{-1} \sum_{t=1}^T \left(\Delta i_t - T^{-1} \sum_{j=1}^T \Delta i_j \right)^2.$$

Ekkor mindössze két paraméter becsülésére van szükség (mintaátlag és variancia), és az előrejelzés minden időpontra $\sigma_{t+k|t}^2 = \hat{\sigma}_{KV}^2$ minden t -re és k -ra, ahol $\sigma_{t+k|t}^2$ a t -edik időpontban a $t+k$ -adik időpontra vonatkozó varianciabecslést jelenti. Szintén egyszerű alternatív modellel ad egy autoregresszív modell klasszikus legkisebb négyzetek (KLNМ) becsülése, ahol a hibatarag becsült varianciája adja minden t -re és k -ra a keresett előrejelzést, $\sigma_{t+k|t}^2 = \hat{\sigma}_{KLNМ}^2 \equiv \hat{\sigma}_{\varepsilon_t}^2$, ahol ε_t a regresszió hibataragját jelöli. Egy AR(1)-modell tünt statisztikailag megfelelőnek, így ennél a modellnél három paraméter becsülésére van szükség (regressziós konstans, autoregresszív paraméter, hibatarag varianciája).

4. ábra. A három hónapos kamatláb heti változásainak hisztogramja és főbb mutatói



Megjegyzés. A bal oldali ábra a kiigazítható rögzítés, a jobb oldali a csúszó árfolyamrendszer időszakára vonatkozik.

A feltételes heteroszkedaszticitás különböző modelljeinek illesztése a kamatlábváltozásra

Megnevezés	Konstans variancia	KLNM-	GARCH-	GARCH-	IGARCH-	IGARCH-	SWARCH-	SWARCH-	SWARCH-	SWARCH-
		modell								
			<i>N</i>	<i>t</i>	<i>N</i>	<i>t</i>	<i>N</i>	<i>t</i>	<i>N</i>	<i>t</i>
Eloszlás	1	1	1	1	1	1	2	2	3	3
Rezsím	2	3	5	6	4	5	7	8	10	11
Paraméter										
LogL.			27,48	99,72	26,03	96,75	92,76	103,10	95,00	103,30
μ		-0,050 (-2,72)	-0,006 (-0,61)	-0,025 (-4,02)	-0,011 (-1,03)	-0,026 (-9,97)	-0,015 (-2,82)	-0,023 (-3,86)	-0,014 (-2,82)	-0,022 (-3,80)
ϕ		0,301 (5,53)	0,384 (4,78)	0,285 (4,55)	0,412 (5,09)	0,300 (4,84)	0,401 (7,24)	0,253 (4,31)	0,342 (6,27)	0,257 (4,38)
α_0			0,0097 (3,63)	0,0116 (1,08)	0,0131 (3,87)	0,0073 (2,38)	0,0042 (3,28)	0,0064 (2,39)	0,0029 (3,09)	0,0058 (2,45)
α_1			0,903 (4,74)	1,987 (1,15)	0,677 (7,84)	0,608 (6,11)	0,857 (4,99)	0,542 (1,73)	0,853 (4,37)	0,507 (1,70)
δ_1			0,348 (5,47)	0,349 (3,78)	0,323 (3,74)	0,392 (3,94)				
ν				2,34 (6,46)		3,04 (9,36)		3,38 (3,99)		3,57 (3,73)
g_2							20,93 (3,77)	12,87 (2,90)	6,31 (1,49)	10,09 (1,97)
g_3									36,87 (2,13)	20,23 (1,61)
$MSE(1)$	0,3844	0,3369	0,3919	1,5328	0,2908	0,3025	0,2483	0,2522	0,2607	0,2491
$MAE(1)$	0,1632	0,3378	0,1630	0,3204	0,1310	0,1310	0,1270	0,1162	0,1287	0,1139
$MSE(13)$	0,3996	0,3479	86,166	1,3e+9	0,5213	0,4736	0,3092	0,3111	0,3060	0,3117
$MAE(13)$	0,1663	0,3268	2,8484	9094,0	0,3083	0,2396	0,1219	0,1143	0,1234	0,1208

Megjegyzés. A mintaidőszak 310 heti megfigyelést tartalmaz 1995. március 31. és 2001. március 2. között. A KLNМ-becsítés log-likelihood értéke normális eloszlást feltételezve: -83,17;

$$MSE(k) = (T - k)^{-1} \sum_{t=1}^{T-k} \left(\hat{\varepsilon}_{t+k}^2 - \sigma_{t+k|t}^2 \right)^2 ; MAE(k) = (T - k)^{-1} \sum_{t=1}^{T-k} \left| \hat{\varepsilon}_{t+k}^2 - \sigma_{t+k|t}^2 \right| ; \text{ ahol } \hat{\varepsilon}_t \text{ a becstült egyenlet hibatagja, illetve a konstans varianciát feltételező modellnél}$$

$$\hat{\varepsilon}_t = \Delta i_t - T^{-1} \sum_{j=1}^T \Delta i_j .$$

Az említett két egyszerű modellnél nincsen szükség eloszlásbeli feltevésre,¹² és mivel az előrejelzés azonos minden t -re és k -ra, ezért az egyhetes és a negyedéves előrejelzéseknek a táblában bemutatott statisztikai csak azért különböznek egymástól, mert az utóbbinál az előrejelzés értékelésénél 12-vel kevesebb megfigyelés áll rendelkezésre.

Az autoregresszív feltételes heteroszkedaszticitást feltételező modelleket normális és t eloszlás feltételezésével is kiszámítottuk. A kamatláb változásának hisztogramját mutató 4. ábrán látható, hogy az empirikus eloszlás szélesebb szélekkel rendelkezik, mint a normális eloszlás. Mint ismeretes, a t -eloszlás a szabadságfok növekedésével a normális eloszláshoz tart, így a becült szabadságfok nagyságrendje is választ adhat arra a kérdésre, hogy vajon megfelelő lehet-e a normális eloszlás feltételezése.

Elsőként GARCH(1,1)-modelleket becültünk maximum likelihood eljárással.¹³ Mint a táblában látható, a feltételes variancia egyenletének paraméterbecslései szétrobbanó (explosive) folyamatot jeleznek ($\alpha_1 + \delta_1 > 1$), ami tükröződik az előrejelzési hiba nagymértékű emelkedésében az előrejelzés időtávjának növekedésével. A szétrobbanó varianciafolyamat miatt megbecsültük a modellt IGARCH(1,1)-specifikáció¹⁴ – azaz az $\alpha_1 + \delta_1 = 1$ korlátozás – mellett is. Ezen specifikáció egyhetes időtávon jobban jelzi előre a variancia változását, mint a KV modellje, ugyanakkor az előrejelzés időhorizontjának növekedésével romlik az előrejelzés pontossága, és negyedéves szinten az egyszerű KV-modell és az MSE alapján a KLMN becült hibatag szórása is jobb előrejelzőnek bizonyult. Az eredmény oka feltehetően az, hogy valóban léteznek ARCH-hatások (ezért rövid távon javul az előrejelzés), ugyanakkor a feltételes varianciát az IGARCH-modell rosszul írja le, azaz a varianciát érő sokkok csak átmenetiek, szemben az IGARCH által feltételezett tartóssággal.

A GARCH és az IGARCH modellek gyenge szereplése mindenképpen felveti a feltételes variancia eltérő specifikálásának szükségességét. Hamilton és Susmel (1994) egyik fő motivációja a SWARCH-modellek kifejlesztésekor is az volt, hogy a GARCH-modellek által gyakran jelzett nagyfokú perzisztencia ($\alpha_1 + \delta_1$ magas értéke) gyakran az ARCH-folyamatban bekövetkező strukturális töréseknek tulajdonítható, amelyet az is alátámaszt, hogy a perzisztencia értéke jelentősen változik, ha különböző részmintákra becülik a modelleket. Ha a kamatláb heti változásait figyeljük meg, akkor a strukturális törések vagy más néven „rezsimek” jelenléte nagyon is valószínűnek látszik: nem csupán alacsony és magas változékonyságú időszakok váltogatják egymást, ahogyan az egy (G)ARCH-folyamatnál szokásos, hanem kevés számú időszakban kiemelkedően nagyfokú változékonyság jellemzi az időszakot. A Markov-rezsimváltós ARCH-modell kifejezetten alkalmas olyan idősorok modellezésére, amelyeknek varianciája hirtelen, eltolásszerűen változik.

Két- és háromállapotú SWARCH-modelleket becültünk maximum likelihood eljárással.¹⁵ A kétállapotú modellek paraméterbecslése robusztus eredményre vezetett: tetszőleges kezdőértékekből az ML becslése ugyanazon maximumhoz konvergált. Amint a táblában látható, a variancia perzisztenciája jelentősen csökkent: a normális eloszlást

¹² Ugyanakkor a KLMN-becslés log-likelihood értéke normális eloszlást feltételezve -83,17.

¹³ A GARCH- és IGARCH-modellekhez a likelihood függvény GAUSS-program kódolását R. Schoenberg internet honlapjáról töltöttük le (<http://faculty.washington.edu/rons/>).

¹⁴ IGARCH: Integrated GARCH.

¹⁵ A SWARCH-modellekhez a likelihood függvény és a valószínűségek kiszámításának GAUSS-program kódolását J. D. Hamilton internet honlapjáról töltöttük le (<http://weber.ucsd.edu/~jhamilton>).

feltételező modellnél 0,857-re, míg a t -eloszlásnál 0,542-re. (Mindegyik SWARCH-specifikációnál mind a várható értéknél, mind a varianciánál az elsőrendű autoregresszió elégségesnek bizonyult.) A második rezsimben 13-20-szor magasabb a folyamat varianciája. Az átmenti valószínűségek becsült mátrixa:

$$\hat{\mathbf{P}}^{(N-SWARCH(2,1))} = \begin{bmatrix} 0,943 & 0,119 \\ 0,057 & 0,881 \end{bmatrix}, \quad \hat{\mathbf{P}}^{(t-SWARCH(2,1))} = \begin{bmatrix} 0,931 & 0,069 \\ 0,069 & 0,931 \end{bmatrix}$$

Mindkét állapot jelentős perzisztenciát mutat, például 93-94 százalék annak a valószínűsége, hogy az alacsony változékonyságú állapotot szintén az alacsony változékonyságú állapot követi, függetlenül attól, hogy mióta van a folyamat ebben az állapotban. Ezen valószínűségből ugyanakkor kiszámolható az adott állapot átlagosan várható hosszúsága, amely például a normális eloszlást feltételező modellnél $1/(1-p_{11}) = 17,5$ és $1/(1-p_{22}) = 8,4$, amelyek a folyamat időegységében, azaz a hetek számában értendők.

A SWARCH-modellek illesztése jelentősen javítja az előrejelző képességet: mind a kétállapotú, mind a háromállapotú modellek jobb eredményt adnak az összes eddigi modellnél. A táblában bemutatott négy modell között e tekintetben alig van különbség.

A két- és háromállapotú modellek előrejelzései közötti elhanyagolható különbség a háromállapotú modell ellen szól, hiszen ennél jóval több paraméter becslésére van szükség. Emellett a log-likelihood érték is csak igen kis mértékben emelkedik. A háromállapotú modellek becslésére elsősorban azért került sor, mert egy közgazdasági kérdést is feltettünk az árfolyamrendszer hitelességével kapcsolatban. Ugyanis a kétállapotú modell becsült állapotvalószínűségei arra mutattak rá, hogy mikor lehetett a folyamat az alacsony és mikor a magas variancia állapotában, azonban a variancia mind a felértékelési, mind a leértékelési spekuláció időszakában megemelkedik. A háromállapotú modell megkülönböztetheti a két különböző irányú – a spekulatív, valamint a nemspekulatív – időszakokat, ha azt feltételezzük, hogy ezen időszakok a variancia skálatényezőjében (g_{ξ_t}) különböznek egymástól.

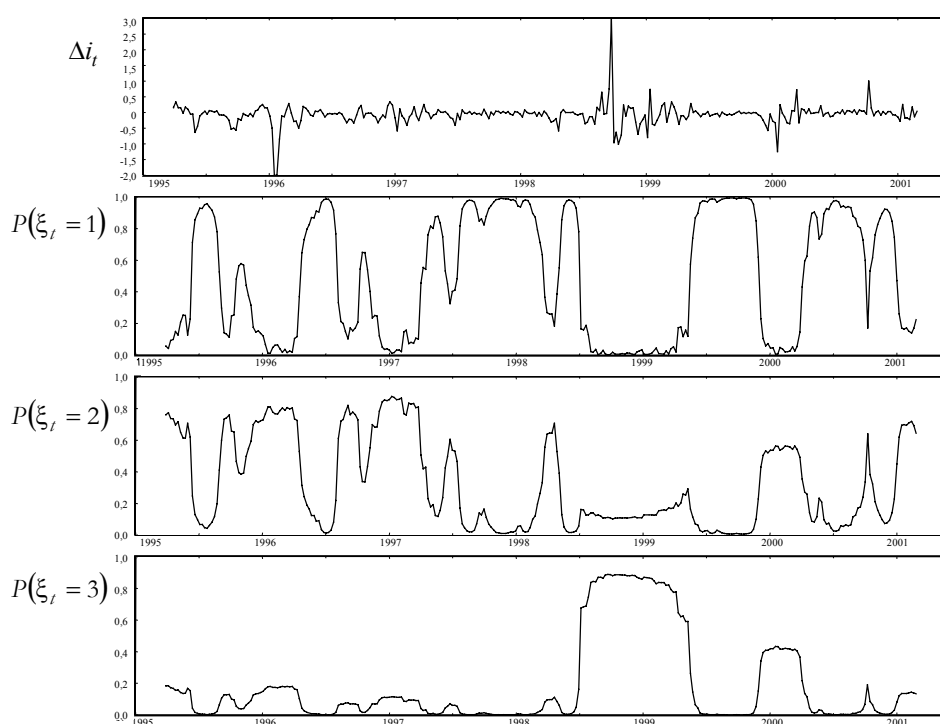
A háromállapotú modellek becslése érzékenynek bizonyult a kezdőértékekre, azaz más-más kezdőértékektől indítva a maximalizációt, a becslés a likelihood függvény más-más lokális maximumához konvergált. Ezen túlmenően – hasonlóan Hamilton és Susmel eredményeihez – az átmeneti valószínűségek mátrixában néhány elemre nullához közeli eredmény adódott. Ezek miatt a mátrix néhány elemére nulla korlátozást vetettünk ki, amely korlátokat közgazdasági megfontolás alapján alakítottuk ki: legyen nulla annak a valószínűsége, hogy a felértékelési és a leértékelési spekulációk időszakai közvetlenül követik egymást. Ezen korlátozások melletti eredményeket mutatják a következő átmeneti mátrixok:

$$\hat{\mathbf{P}}^{(N-SWARCH(3,1))} = \begin{bmatrix} 0,901 & 0,113 & 0,106 \\ 0,055 & 0,887 & 0 \\ 0,044 & 0 & 0,894 \end{bmatrix}, \quad \hat{\mathbf{P}}^{(t-SWARCH(3,1))} = \begin{bmatrix} 0,924 & 0,084 & 0,047 \\ 0,059 & 0,916 & 0 \\ 0,017 & 0 & 0,953 \end{bmatrix}.$$

A három állapot simított valószínűségeit a t -eloszlás esetén az 5. ábra, normális eloszlás mellett pedig a 6. ábra mutatja. Figyelemreméltó az állapotvalószínűségek időbeli

alakulásának összevetése: normális eloszlás mellett a valószínűségek sokkal változó-nyabbak, mint t -eloszlás mellett.¹⁶ Ennek az lehet az oka, hogy a normális eloszlás szűkebb szélekkkel rendelkezik, és ezért kevésbé fogadja el, hogy egy-egy nagyobb mértékű változás az adott eloszlásból (rezsimből) származik. Feltehetően ez magyarázza azt is, hogy a harmadik állapot, amelyet a leértékelési spekuláció időszakaként definiálhatunk, a normális eloszlásnál sokkal magasabb skálatényezővel rendelkezik (36,87), mint t -eloszlás esetén (20,23).

5. ábra. SWARCH-állapotvalószínűségek: három hónapos kamatlábváltozás és t -eloszlás esetén (1995. március 31–2001. március 2.)



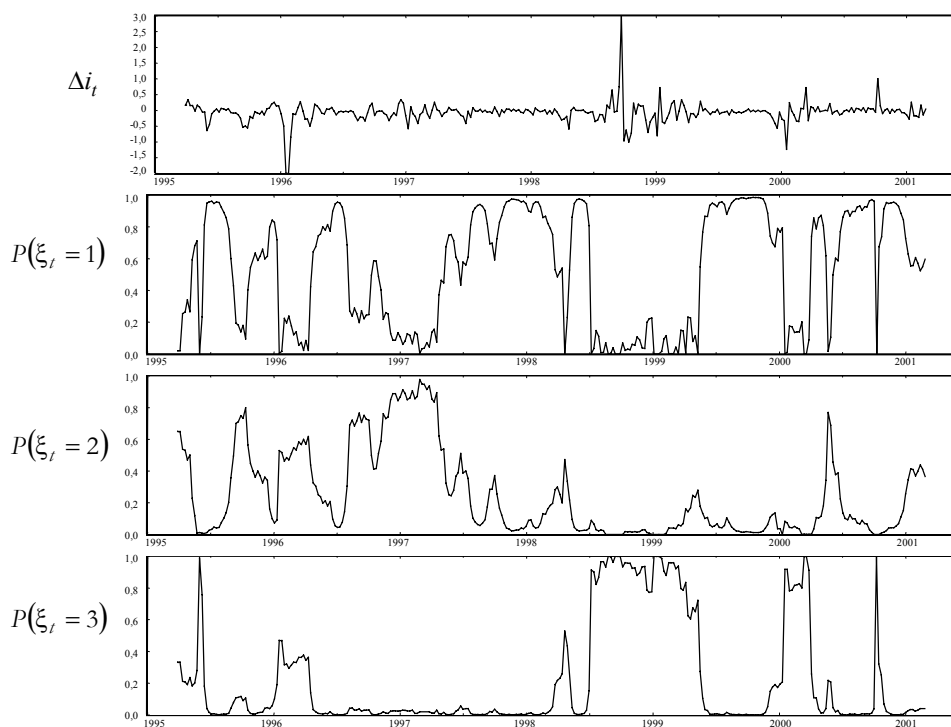
Megjegyzés. A legfelső részára a kamatláb heti változását mutatja, az alsó három pedig a három rezsim simított valószínűség-bebecslését, $P(\xi_t | \Delta i_T, \Delta i_{T-1}, \Delta i_{T-2}, \dots, \Delta i_0)$.

A két modell becsült átmeneti mátrixát összehasonlítva, közös vonásuk, hogy az első rezsimből (amelyet spekulációmentes alapállapotnak tekintünk), a leértékelési spekulációs állapotba való átmenet valószínűsége (1,7-4,4%) kisebb, mint a felértékelési spekulációs állapotba átmenetnél (5,5-5,9%). Ez közgazdaságilag elfogadható eredmény, hiszen tudjuk, hogy a Magyar Nemzeti Banknak sokkal többször kellett beavatkoznia a forint védelmében a sáv erős szélénél, mint a gyenge szélénél. Mindhárom állapotnál az adott állapotban maradás esélyei viszonylag magasak, ugyanakkor a nor

¹⁶ Az ábrák a simított valószínűségek értékeit mutatják. A szűrt valószínűségek esetében még jelentősebb a különbség.

mális eloszlásnál ezen értékek kisebbek, amit az előbb említett vékony eloszlásszél magyarázhat. Figyelemre méltó eredmény, hogy bár a leértékelési spekuláció állapotába kerülésének becsült valószínűsége nagyon kicsi, az ittmaradás esélye a legnagyobb a három rezsim közül a t -eloszlást feltételező modellnél. Az átmeneti valószínűségek ábráján látható, hogy ez a rezsim nagy valószínűséggel hosszabb időszakban, az orosz és a brazil válság időszakában, valamint kisebb valószínűséggel 2000 elején volt jellemző. Tanulságos a két modellt összevetni a 2000 novemberi kamatemelést illetően. Ekkor az MNB az infláció visszaszorítása érdekében kamatot emelt, de a különböző mutatószámok alapján az árfolyamsáv hitelessége nem mérséklődött. A t -eloszlást feltételező modell alapján is ezt a következtetést lehet levonni, a normális eloszlást feltételező modell azonban gyakorlatilag egy valószínűséget társít a harmadik állapothoz, amelyet leértékelési spekulációs időszaknak tekintettünk. Ezen eredmények is a t -eloszlást feltételező modell alkalmazását erősítik.

6. ábra. SWARCH-állapotvalószínűségek három hónapos kamatlábváltozás és normális eloszlás esetén (1995. március 31–2001. március 2.)

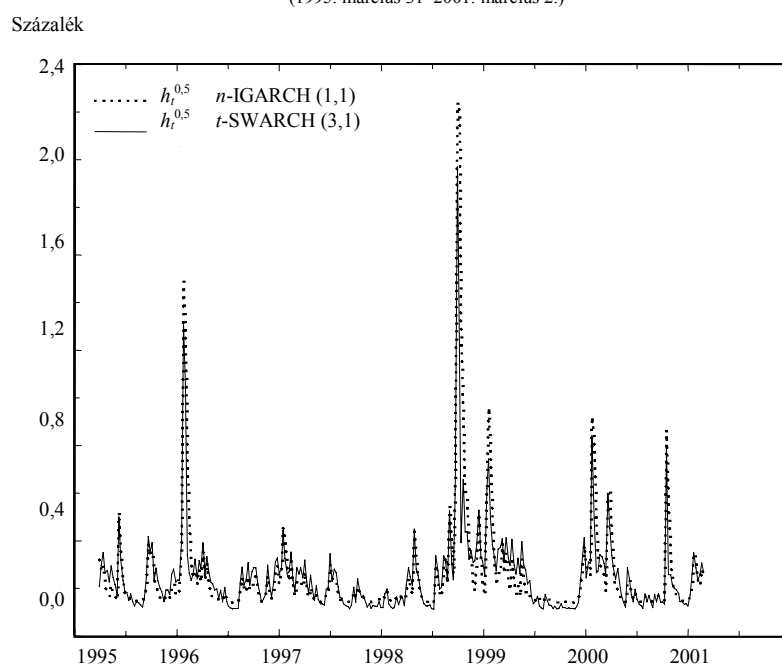


Megjegyzés. Lásd az 5. ábránál.

Az eredmények értékelésekor érdemes még kiemelni, hogy a t -eloszlás becsült szabadságfoka mindegyik modellnél meglehetősen alacsonynak bizonyult, 2,3-3,6 között alakult. Ez arra utal, hogy a t -eloszlás jobban közelíti a kamatlábváltozás mintabeli eloszlását, mint a normális eloszlás.

Végezetül a 7. ábra a feltételes szórás, azaz a $\sqrt{h_t}$ értékét mutatja a normális eloszlást feltételező IGARCH- és a t -eloszlást feltételező háromállapotú SWARCH-modell esetén.

7. ábra. A három hónapos kamatlábváltozás becült autoregresszív feltételes szórása n -IGARCH(1,1)- és t -SWARCH(3,1)-modellekkel (1995. március 31–2001. március 2.)



Bár a modellek jelentősen különböznek egymástól, a becült feltételes szórás hasonló. Ennek magyarázata az, hogy az egyértelműen jelen levő ARCH-hatások miatt rövid távon az IGARCH-folyamat is viszonylag jól jellemzi a modellt – amint az a táblában látható –, az egyhetes előrejelzés csak kismértékben rosszabb az IGARCH-, mint a SWARCH-modell esetében. Az IGARCH-modell azért kedvezőtlenebb, mert a variancia tartós és nagyarányú ingadozásait – azaz a strukturális változásokat – nem tudja megfelelően megragadni.

*

A tanulmány kiindulópontja az árfolyamrendszer hitelességének vizsgálata volt. A hitelesség elemzésére kézenfekvőnek látszik egy rezsimváltós modell alkalmazása, hiszen joggal feltételezhetjük, hogy más jellemzői vannak a hiteles rögzítésnek és más a spekulatív támadás időszakának. Az árfolyamrendszer sajátosságai miatt azonban az árfolyamra nem lehet megfelelő empirikus becsléseket végezni, viszont a kamatlábváltozásra igen, hiszen a kamatláb alakulása szoros összefüggésben áll az árfolyamrendszer hitelességével.

A három hónapos kincstárjegy heti idősorát vizsgáltuk az 1995. március 24. és a 2001. március 2. közötti időszakban. Mivel a kamatláb alakulása a feltételes heteroszkedaszticitás jegyeit mutatta, ezért a SWARCH-modellt alkalmaztuk, amely összekapcsolja a Markov-láncú rezsimműködés modellt a feltételes heteroszkedaszticitással. Összehasonlításként megvizsgálva számos alternatív modellt is, az eredmények egyértelműen a SWARCH-specifikáció mellett szólnak. A SWARCH-modellek közül azonban a két- és háromállapotú modellek között alig mutatkozott különbség, mind a likelihood-függvény maximalizált értékei, mind az előrejelzési hibák gyakorlatilag azonosak voltak, ugyanakkor közgazdaságilag a háromállapotú modell becsült állapotvalószínűségei jobban interpretálhatók.

IRODALOM

- BOLLERSLEV, T. (1986): Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31. évf. 307–327. old.
- BOLLERSLEV, T. – CHOU, R. – KRONER, K. F. (1992): ARCH modeling in finance: A review of the theory and empirical evidence. *Journal of Econometrics*, 52. évf. 5–59. old.
- ENGLE, R. F. (1982): Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50. évf. 987–1007. old.
- ENGLE, C. – HAMILTON, J. D. (1990): Long swings in the dollar: Are they in the data and does market know it? *American Economic Review*.
- GÓMEZ-PUIG, M. – MONTALVO, J. G. (1997): A new indicator to assess the credibility of the EMS. *European Economic Review*, 41. évf. 1511–1535. old.
- HAMILTON, J. D. (1989): A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. *Econometrica*, 57. évf. 357–384. old.
- HAMILTON, J. D. (1994): *Time series analysis*. Princeton University Press, Princeton, New Jersey. 799 old.
- HAMILTON, J. D. – SUSMEL, R. (1994): Autoregressive conditional heteroskedasticity and changes in regime. *Journal of Econometrics*, 64. évf. 307–333. old.

SUMMARY

The paper studies the credibility of the Hungarian exchange rate regime with regime switching models. Due to special characteristics of the crawling target zone exchange rate system in place the author analyses the behaviour of interest rates. Adapting the switching regime ARCH (SWARCH) specification of Hamilton–Susmel it can be assumed that a change in the volatility of the interest rate indicates changing exchange rate credibility. The model allows to identify periods of credibility and speculative attacks. In addition, SWARCH models outperform many other models in forecasting interest rate volatility.