

PÉNZ- ÉS TŐKEPIACI SZEREPLŐK GAZDASÁGI HATÁSÁNAK IGAZOLÁSA EGY TVP-VAR MODELL KERETÉBEN AZ EGYESÜLT ÁLLAMOK PÉLDÁJÁN ¹

ÁCS ATTILA

Az írás a pénz- és tőkepiaci szereplő brókerkereskedők gazdasági hatását vizsgálja az Egyesült Államok gazdaságára egy változó paraméterezésű VAR modellnek az alkalmazásával, és egyben a módszertan részletes ismertetését is nyújtja. Az eredmények a brókerkereskedők statisztikailag szignifikáns hatását mutatják nemcsak a reálgazdasági kibocsátásra, hanem az infláció és a 3 hónapos kötvényhozamok esetében is. Az M2 monetáris aggregátummal becsült VAR modellből kapott eredményekkel való összehasonlítás pedig azt mutatja, hogy a brókerkereskedőknek legalább akkora hatása van a makrogazdasági folyamatokra, mint a nominálisan ötször nagyobb M2 monetáris aggregátumnak. Az eredmények egyrészt a pénz- és tőkepiacok fejlesztésének a fontosságára hívják fel a figyelmet, másrészt figyelmeztetésként is szolgálnak, hogy a monetáris és makroprudenciális döntések során nem elégséges csupán a hagyományos makro és pénzintézeti adatokra támaszkodni, hanem tekintettel kell lenni a pénzügyi innovációra fogékonyabb pénz- és tőkepiaci szereplők mérlegadataira is.

Kulcsszavak: Bayes-i TVP VAR, brókerkereskedő, Gibbs mintavételezés. *Journal of Economic Literature (JEL) kód:* C11, C32, E51.

Bevezetés

Az Egyesült Államok legfőbb pénz- és tőkepiaci szereplői a brókerkereskedő szervezetek (*broker-dealers*, inentől röviden csak brókerkereskedők), amely szervezetek makrogazdasági szerepére a 2008-ban kirobbant válság hívta fel a figyelmet. Annak fényében, hogy az általánosan elfogadott új-keynesi elveken nyugvó jegybanki makromodellek egyáltalán nem tartalmazznak a pénzkínálatra vonatkozó változót (Komáromi [2008]) – melyek szintén pénzintézeti mérlegadat jellegű monetáris változók (*counterparts of monetary aggregates*) – a brókerkereskedők szerepének mellőzöttsége egyáltalán nem meglepő.

A brókerkereskedők az ún. árnyék-bankrendszer (*shadow banking system*), vagy piaci-alapú (*market-based*) bankrendszernek a részei.² Ezek a spe-

¹Beérkezett: 2014. november 5. E-mail: acsacs@gmail.com.

²A piaci-alapú intézetek közé tartoznak az állam-közeli ügynökségek (*Government Sponsored Enterprises, GSE*), a GSE jelzálog „pool”-ok (*GSE mortgage pool*), pénzügyi vállalkozások (*finance company*), az eszközfedeztetű értékpapír (*Asset Backed Security, ABS*) kibocsátók és a brókerkereskedők (*broker-dealers*) (Adria – Shin [2010]), akiket a szakirodalom számos esetben a befektetési bankokkal (*investment bank*) azonosít.

cializált pénzügyi intézetek lejárati, likviditási és hitel transzformációt hajtanak végre (a kereskedelmi bankokhoz hasonlóan) anélkül, hogy direkt hozzáférésük lenne az állami garanciákhoz (*public backstops*), a jegybank biztosította likviditási forrásokhoz és garanciákhoz. A befektetési tevékenységükhöz szükséges pénzügyi forrásokat alapvetően a pénz- és tőkepiacokról kölcsönzik, betéteket nem gyűjtenek. Az árnyék-bankrendszer az értékpapírosításra és az ún. „*wholesale*” (visszavásárlási megállapodások és pénzügyi kereskedelmi papírok) finanszírozási formára épül, melynek keretében a hitelfolyósítás folyamata értékpapír alapú kölcsönzések hétlépcsős sorozatává alakul (általánosságban). Ebből a hét lépésből három szakasz a brókerkereskedőkön keresztül történik (Pozsar *et al* [2010]).³

Az értékpapírosítás, és a tőke- és pénzpiacok biztosította finanszírozásra támaszkodó pénzügyi rendszer kialakulása párhuzamosan történt az amerikai lakásfinanszírozási rendszer átalakulásával, amely során a piaci-alapú intézetek folyamatosan átvették a vezető szerepet a hagyományos betétgyűjtő bankoktól. Az Egyesült Államokban a piaci-alapú intézetek 2007-re mintegy 7 000 milliárd dollárnyi jelzáloghitelt kezeltek, szemben a hagyományos intézetek 3 500 milliárdnyival, egyesített mérlegfőösszegük majdnem 17 000 milliárd, míg a hagyományos kereskedelmi banki mérlegfőösszeg 13 000 milliárd dollárt tett ki, és ezen belül a brókerkereskedők mintegy 3 000, míg a kereskedelmi bankok 10 000 milliárd dollárnyi eszközt kezeltek (Adria – Shin [2010]), ill. lásd Függelék 9. ábra).

A brókerkereskedők működésével Adrian–Shin számos tanulmányban foglalkozik, és egyik legfontosabb megállapításuk, hogy egy piaci alapú pénzügyi rendszerben igenis szükséges az aktív pénz- és tőkepiaci szerepet játszó befektetési bankok és brókerkereskedők aggregált mérlegeinek a figyelembevétele, és a likviditást a szóban forgó bankok összesített mérlegfőösszegeinek függvényében kell értelmezni (Adrian–Shin, [2009]). A brókerkereskedők a monetáris makromodellekben 2013-ban kezdtek szerepet kapni Adrian–Boyarchenko [2013] és Nuño–Thomas [2013] írásaiban. A monetáris elemzések másik klasszikus, vektor-autoregressziós (VAR) modelljeiben eddig viszont még nem igazán tűntek fel.

Korábbi tanulmányunkban⁴ egy változatlan paraméterezésű VAR modellben már foglalkoztunk a brókerkereskedőkkel, és a kapott impulzus válaszfüggvények ökonometriai igazolását adták a brókerkereskedők statisztikailag szignifikáns makroökonómiai szerepéről. Az eredmények értelmében a brókerkereskedők mérlegfőösszege – eltérően a kereskedelmi bankok és az árnyék-

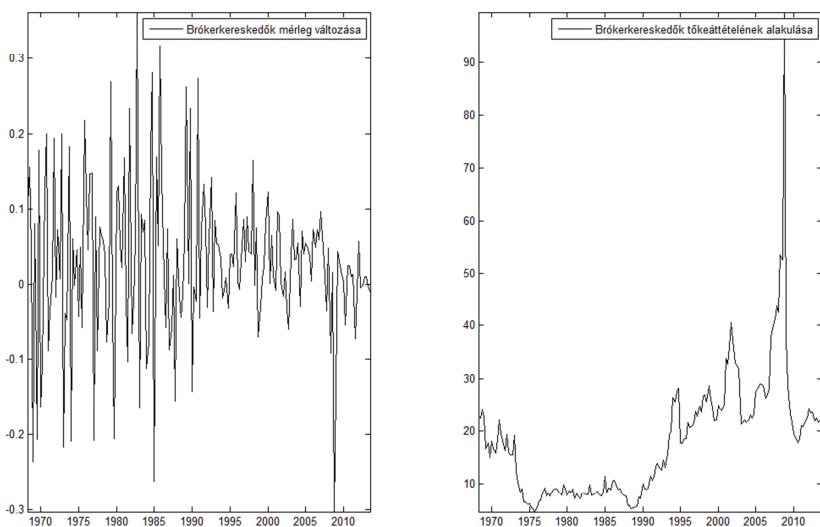
³Az árnyék-bankrendszer által végzett értékpapírosítás folyamata a nem-bank pénzügyi közvetítők láncolatán alapszik és a tradicionális banki hitelközvetítés vertikális fel-darabolásaként lehet elképzelni. Hét lépésre osztható: 1) kölcsönök keletkeztetése, 2) kölcsönök összegyűjtése, 3) kölcsönök átstrukturálása ABS-ekbe (*asset-backed securities*, eszközfedezetű értékpapír), 4) a keletkeztetett ABS-ek összegyűjtése (*warehousing*), 5) az összegyűjtött ABS-ek átstrukturálása CDO-kba (*collateralised debt obligation*, fedezett adósságkötelevény), 6) ABS-ek közvetítése, 7) az előző hat lépés finanszírozása. Ebből a hét lépésből a 3), 4) és az 5) szakasz a brókerkereskedőkön keresztül történik (Pozsar *et al* [2010])

⁴Ács [2014].

bankrendszer összesített mérlegfőösszegétől – reál-kibocsátási szempontból nem semleges az Egyesült Államok esetében.

Ugyanakkor a VAR modellekből generált impulzus válaszfüggvények azt sejtetik, hogy a brókerkereskedőknek a reálgazdaságra gyakorolt hatása időben változó. Mindez egy olyan ökonometriai modell használatát teszi indokolttá, amely lehetővé teszi a modell paramétereinek, és lehetőség szerint a közöttük lévő kapcsolatnak az időbeli változását. Ezeknek megfelelően Primiceri [2005] Bayes-i megközelítésű VAR modellje kerül alkalmazásra, amely a modell paramétereinek és a hibatagok kovarianciamátrixának a változását, időben változó impulzus–válasz–függvények generálását, valamint a gazdaság strukturális változásának a nyomon követését teszi lehetővé. Továbbá, az időben változó kovariancia mátrix a változók közötti nem-lineáris kapcsolatok és a sokkok heteroszkedasztikus tulajdonságának a modellezésében segít.

A paraméterek változását lehetővé tevő modellhasználatot támasztja alá két további megfigyelés is. Ha a brókerkereskedők eszközállomány-változás és tőkeáttétel idősorának az 1968 és 2012 közötti alakulására tekintünk az 1. ábrán, akkor alapvetően két dolog tűnik fel. Az egyik, hogy az 1990-es évek elejétől a mérlegváltozás oszcillációja jelentős mértékben csökkent, míg a tőkeáttétel az 1990-es évektől dinamikusan növekedett és a korábbi időszakot nem jellemző markáns változások is megfigyelhetők válságok idején (1994-es kötvény piaci, a 2001-es „dotcom” és a 2008-ban kirobbant válság). További érdekes fejlemény, hogy ekkortól honosodott meg a *Value-at-Risk* alkalmazása is a piaci kockázatok kezelésére.



1. ábra. A brókerkereskedők mérleg változása és tőkeáttételének alakulása 1968-2013 között

1 Módszertani összefoglaló

Primiceri [2005] Bayes-i megközelítésű VAR modelljében mind a modell-paraméterek, mind a hibatagok kovariancia-mátrixa időben változó. A gazdasági tényezők kapcsolatában bekövetkező (strukturális) változások modellezésének elengedhetetlen feltétele, hogy a változók hibatagjainak (innovációinak) a kovariancia-mátrixában az időbeli változását lehetővé tegyünk. Így nem csak a változók időben változó szimultán kapcsolatának a leírása válik lehetővé, hanem a változásokat ért sokkok (innovációk) heteroszkedasztikus változása is. A Bayes-i modellek becslésének egyik lehetséges módja a Gibbs mintavételezési eljárás. A módszer mind a paraméterek magas dimenziószámával, mind pedig a változók közötti lehetséges nem-lineáris kapcsolattal sikeresen birkózik meg, azáltal, hogy az eredeti becslési feladatot kisebb és egyszerűbb egységekre bontja fel a valószínűségfüggvény maximalása során.

A Gibbs mintavételezési⁵ eljárás egy Markov-lánc Monte Carlo (Markov chain Monte Carlo (MCMC)) szimulációs eljárás, amely a paraméterek sokdimenziós együttes poszterior eloszlása helyett egy kevesebb dimenziószámmal rendelkező feltételes eloszlásból generál véletlen mintát. Az algoritmus az együttes és a peremeloszlást, a feltételes eloszlásokból történő ismételt mintavételezéssel becsüli, mely becslések a minta elemszámának a növekedésével exponenciálisan tartanak a valós eloszlás-paraméterekhez (Kim, Nelson [1999], 178-180. o.). A Bayes-i ökonometria a Gibbs féle szimulációs eljárásnak köszönhetően nemcsak a pontbecslések, hanem a pontbecsléseket övező bizonytalanság megjelenítéséhez is egy hatékony eljárás (Blake – Mumtaz [2012], 43. o.).

A becsülni kívánt VAR paramétereknek megfelelő konjugált prior eloszlást (a koefficienseknek normál, míg a VAR hibatagok kovariancia-mátrixának inverz-Wishart eloszlást) választva ugyan az együttes poszterior eloszlás analitikusan nem fejezhető ki, de a paraméterek feltételes poszterior eloszlása már igen. A mintaelemek generálása során pedig a Gibbs algoritmus felváltva húz VAR koefficienseket és varianciákat a feltételes normális- és inverz-Wishart poszterior eloszlásokból a Kálmán-szűrő és a Carter-Kohn algoritmus használatával. A Kálmán-szűrő alkalmazhatóságának a feltétele, hogy a modell egyenletei kifejezhetőek legyenek lineáris formában. A modellezés során pedig csak azokat a Gibbs mintavételezéssel szimulált mintaelemeket használjuk fel, melyek a Markov-lánc poszterior együttes eloszláshoz történő konvergálása után kerültek szimulálásra (Koop, Korobilis [2010]).

Az írás hátralévő részében az időben változó paraméterezésű, sztochasztikus VAR modell és becslésének fentebb bemutatott lépései kerülnek részletesebb ismertetésre, melyet a Függelék egészít ki. Az empiriai rész a brókerkereskedők reálgazdasági hatásával foglalkozik és mutatja be a becsült modell eredményeit.

⁵A Gibbs mintavételezés kitűnő magyar nyelvű leírását adja Várpalotai [2009].

1.1 A TVP VAR modell

Egy időben változó paraméterezésű k -ad rendű $VAR(k)$ modell⁶ a következőképpen írható

$$y_t = c_t + B_{1,t}y_{t-1} + B_{2,t}y_{t-2} + \dots + B_{k,t}y_{t-k} + \varepsilon_t \quad t = 1, \dots, T, \quad (1)$$

ahol y_t a modell változókat tartalmazó $(n \times 1)$ vektor, c_t az időben változó konstansokat tartalmazó $(n \times 1)$ vektor, $B_{i,t}$, $i = 1, \dots, k$ az időben változó autó-regressziós koefficienseket magába foglaló $(n \times n)$ mátrix. Továbbá ε_t a heteroszkedasztikus sokkokat tartalmazó $(n \times 1)$ vektor, $E(\varepsilon_t) = 0$ és $E(\varepsilon_t \varepsilon_\tau') = \Omega_t$ ha $t = \tau$ és 0 egyébként.

Az (1) kifejezés jobb oldali $(c_t, B_{1,t}, \dots, B_{k,t})$ koefficienseinek $n \times (1 + kn)$ méretű B_t vektorba, és a jobb oldali modellváltozóinak X_t' mátrixba való rendezésével az időben változó $VAR(k)$ modell a következő kompakt formába írható

$$y_t = X_t' B_t + \varepsilon_t. \quad (2)$$

A (2) kifejezésben az y_t mátrix a modellváltozók alkotta $(tn \times 1)$ vektor, $X_t' = I_n \otimes [1, y_{t-1}', \dots, y_{t-k}']$ a magyarázó változók alkotta $tn \times (1 + kn)$ mátrix, ahol y_{t-j}' $(t \times n)$ mátrix, I_n egy $(n \times n)$ egységmátrix, \otimes a Kronecker-szorzatot jelöli, valamint $\varepsilon_t \sim N(0, \Omega_t \otimes I_T)$ (Koop–Korobilis [2010]).

A heteroszkedasztikus sokkok Ω_t időben változó kovariancia mátrixáról feltételezzük, hogy egy $(n \times n)$ szimmetrikus, pozitív definit mátrix, ezért a következő módon faktorálható:

$$A_t \Omega_t A_t' = \Sigma_t \Sigma_t', \quad (3)$$

ahol A_t az $\alpha_{i-1, j-1, t}$, $i, j = 1, \dots, n$ elemek alkotta alsó háromszögmátrix, egyesekkel a főátlóban

$$A_t = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ a_{21,t} & 1 & \dots & 0 & 0 \\ a_{31,t} & a_{32,t} & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 1 & 0 \\ a_{n1,t} & a_{n2,t} & \dots & a_{nn-1,t} & 1 \end{pmatrix}, \quad (4)$$

Σ_t a $\sigma_{i,t}$, $i = 1, \dots, n$ elemek alkotta diagonális mátrix

$$\Sigma_t = \begin{pmatrix} \sigma_{1,t} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_{2,t} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_{n,t} \end{pmatrix}. \quad (5)$$

Így az időben változó hibatag az $\varepsilon_t = A_t^{-1} \Sigma_t u_t$ alakban írható, ahol u_t varianciája $Var(u_t) = I_n$ (Primiceri [2005]). Az eddigiek felhasználásával a (2)

⁶A modell ismertetése szorosan követi Primiceri [2005] munkáját, így amennyiben más hivatkozás nem szerepel az adott bekezdésben, automatikusan az a hivatkozási forrás.

kifejezés a következőképpen írható:⁷

$$y_t = X_t' B_t + A_t^{-1} \Sigma_t u_t, \quad (6)$$

és a modellezési stratégia, hogy a (6) kifejezésben szereplő koefficienseket jellemző folyamatokat modellezzük. Az időben változó modell-koefficiensek dinamikáját kifejező egyenletek a következő módon írhatóak:

$$B_t = B_{t-1} + v_t, \quad (7)$$

$$\alpha_t = \alpha_{t-1} + \zeta_t, \quad (8)$$

$$\log \sigma_t = \log \sigma_{t-1} + \eta_t, \quad (9)$$

ahol α_t az A_t mátrix egyesekből álló főátlója alatti nem-zéró elemek oszlopainak egymás alá rendezett $n(n-1)/2 \times 1$ vektora, σ_t pedig a Σ_t diagonális elemeit tartalmazó vektor. A fentebbi kifejezések értelmében B_t és az α_t vektor elemei bolyongási folyamatként vannak modellezve. A (9) kifejezés a sztochasztikus volatilitást modellezi, ahol a standard hibát reprezentáló σ_t elemek geometrikus bolyongási folyamatot követnek. Mivel a gyakorlatban véges időtávokban gondolkodunk, ezért a bolyongási folyamat feltételezése nem probléma, ugyanakkor lehetővé teszi a paraméterekben bekövetkező strukturális változások modellezését.⁸

A modell hibatagjairól (innovációiról) feltételezett azok együttesen normális eloszlása, amely a következő kovariancia mátrixszal írható le:

$$V = \text{Var} \begin{pmatrix} u_t \\ v_t \\ \zeta_t \\ \eta_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I_n & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 & 0 \\ 0 & 0 & S & 0 \\ 0 & 0 & 0 & W \end{pmatrix}, \quad (10)$$

ahol I_n az n -dimenziós egységmátrix és Q , S és W pozitív definit mátrixok. Továbbá S egy blokkdiagonális mátrix, ahol az S_i blokkok dimenziója rendre (1×1) , (2×2) , \dots , $((n-1) \times (n-1))$, a (4) kifejezésben megjelenített szimultán

⁷Általában a szakirodalomban az $\varepsilon_t = P v_t$ kifejezéssel találkozni, ahol P az Ω kovariancia-mátrix Cholesky dekompozíciójából kapott alsó háromszög mátrix, főátlójában az ortogonalizált v_t elemek szórásával. A (3) kifejezéshez hasonlóan, a $D^{-1/2} = \Sigma_t$ és $A = A^{-1}$ helyettesítésekkel, $\Omega_t = A_t D A_t' = A_t D^{1/2} D^{1/2} A_t' = P P'$, amiből a VAR hibatagokra az $A^{-1} \varepsilon_t = u_t$ mátrixegyenlet és a $v_t = P^{-1} \varepsilon_t = D^{-1/2} A^{-1} \varepsilon_t = D^{-1/2} u_t$ összefüggés írható fel. A kifejezésből jól látszódik, hogy az ε_t korrelált hibatagok nemcsak az A háromszög mátrixszal, hanem a hibatagok szórásával, a D diagonális mátrixszal is osztásra, standardizálásra kerülnek, és így v_t diagonális elemei a VAR hibatagok standard hibáit tartalmazza. Az impulzusfüggvények számítása során így az egységnyi standard hiba nagyságú sokkok hatásai kerülnek megjelenítésre (Hamilton [1994], 320-323.). A TVP-VAR-ban azonban Σ és A mátrix a modellezés szerves részét képezik, hiszen a hibatagok varianciája is időben változó.

⁸Ahogy Koop, Korobilis [2010] megjegyzi, a bolyongási folyamatként való modellezésnek, avagy az egységnyi nagyságú koefficiensek feltételezésének az előnye, hogy egyszerűíti a becslési folyamatot, hiszen a koefficienseken kívül a várható értéket (μ) sem kell becsülni. Ugyanakkor a bolyongási folyamat tulajdonságai miatt a szimuláció kezdő értékét nem lehet a várható értékre alapozni, hanem szubjektív vagy „gyakorló” mintára alapuló értéket kell neki választani.

kapcsolatoknak megfelelően. A blokk diagonálítás a becült paraméterek szimultán függetlenségét is biztosítja, amely feltételezés a statisztikai következtetést egyszerűsíti, mert lehetővé teszi, hogy a változók szimultán kapcsolatát leíró egyenletek paramétereinek Gibbs mintavételezését külön-külön, egyenletenként végezzük (Primiceri [2005]). Az előzőeknek megfelelően az S kovarianciamátrix 4 modellváltozó esetén a következő formában írható:

$$S \equiv \text{Var}(\zeta_t) = \begin{pmatrix} S_1 & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 3} \\ 0_{2 \times 1} & S_2 & 0_{2 \times 3} \\ 0_{3 \times 1} & 0_{3 \times 2} & S_3 \end{pmatrix}, \quad (11)$$

$$S_1 \equiv \text{Var}(\zeta_{21,t}), S_2 \equiv \text{Var}([\zeta_{31,t}, \zeta_{32,t}]'), S_3 \equiv \text{Var}([\zeta_{41,t}, \zeta_{42,t}, \zeta_{43,t}]').$$

1.2 A prior eloszlások és a Kálmán-szűrő kezdő értékeinek a meghatározása

Primiceri [2005] modelljében koefficiensek és a kovarianciák kezdeti értékeiről feltételezett, hogy azok függetlenek egymástól.⁹ A (7), (8) és (9) kifejezésekben a normális eloszlású v_t , ζ_t , η_t hibatagok kovarianciamátrixainak prior eloszlásáról feltételezett, hogy független inverz Wishart eloszlásúak (amit többváltozós inverz gamma eloszlásként lehet elképzelni), a (10) és (11) kifejezés blokkdiagonális tulajdonságával összhangban. Az időben változó koefficiensek kezdeti értékeiről $p(B_0)$, a változók szimultán kapcsolatát leíró A_t mátrix $p(\alpha_0)$ értékeiről és a $p(\log \sigma_0)$ logaritmizált standard hibákról feltételezett, hogy normális eloszlást követnek. Ezek a feltételezések a (7), (8) és (9) kifejezésekkel együtt biztosítják, hogy $p(B_0)$, $p(\alpha_0)$, $p(\log \sigma_0)$ a -nak a Q , W , S kovarianciamátrixra vonatkozó feltételes eloszlása a szimuláció során végig normális eloszlást követ.¹⁰

A prior eloszlások kalibrálása, és egyben a Gibbs-mintavételezés során használt Kálmán-szűrő kezdő értékeinek a meghatározása, a rendelkezésünkre álló adatsor első T megfigyelése alkotta mintából számított változatlan paraméterezésű VAR modell szolgál:

$$B_0 \sim N(\hat{B}_{OLS}, 4V(\hat{B}_{OLS})),$$

$$A_0 \sim N(\hat{A}_{OLS}, 4V(\hat{A}_{OLS})),$$

$$\log \sigma_0 \sim N(\log \hat{\sigma}_{OLS}, 4I_n),$$

⁹Ennek megfelelően Koop, Korobilis [2010] a független normális-Wishart prior elnevezést használja az egymástól független VAR koefficiensek és VAR hibatagok kovarianciamátrix priorjára.

¹⁰Egy regressziós egyenlet esetén a koefficiensek konjugált priorja a normális eloszlás, azaz, a prior és a likelihood függvény kombinációjaként adódó poszterior szintén normális eloszlással rendelkezik (természetes konjugált prior esetén a prior eloszlás típusa megegyezik a likelihood eloszlásával is, és ekkor a poszterior analitikusan kifejezhető). A regressziós hibatag kovarianciájának (kovariancia inverzének) konjugált priorja a gamma (inverz gamma) eloszlás. A koefficienseknek a hibatag kovarianciájára vonatkozó feltételes poszterior eloszlása többváltozós normális eloszlású, míg a regressziós hibatag varianciájának (kovariancia inverzének) a koefficiensekre vonatkozó feltételes poszterior eloszlása gamma (inverz gamma) eloszlású (magyar nyelven lásd: Várpalotai [2009]).

$$Q \sim IW(k_Q^2 \cdot TV(\hat{B}_{OLS}), T),$$

$$W \sim IW(k_W^2 \cdot 5I_n, 5),$$

$$S \sim IW(k_S^2 \cdot \dim(S_{i=1,2,3}) \cdot V(\hat{A}_{i=1,2,3 OLS}), 1 + \dim(S_{i=1,2,3})).$$

Azaz, a B_0 koefficiens mátrix elemeinek a várható értékéke a VAR modellből kapott legkisebb négyzetes (OLS) pontbecslések (\hat{B}_{OLS}), míg varianciája a VAR koefficiensnek varianciájának a négyszerese.¹¹ A modellváltozók szimultán kapcsolatát leíró A_0 mátrix elemeinek a várható értékét a VAR hibatagok kovariancia mátrixának Cholesky felbontásából kapott normalizált¹² alsó háromszögmátrix inverzének, az egységnyi nagyságúra normalizált főátlója alatti elemei adják.¹³ Az A_0 mátrix elemeinek prior varianciáját pedig a normalizált inverz alsó háromszögmátrix elemei varianciájának a négyszerese adja. A variancia prior értékének ilyen módon való meghatározása önkényesnek tűnhet, de biztosítja, hogy minden elem jelentőségének megfelelően legyen figyelembe véve (Benati, Mumtaz [2006]). Ezek az értékek egyben a Gibbs mintavételezés kezdőértékéül is szolgálnak. A log σ_0 esetében az eloszlás várható értéke a VAR hibatagok kovariancia mátrixának Cholesky felbontásából kapott alsó háromszögmátrix diagonális elemeinek a logaritmus, míg a variancia mátrix prior értéke az n -dimenziós egységmátrix négyszerese.

A Q , S_i , W kovariancia mátrixok paramétereiről feltételezett azok egymástól való függetlensége, és prior értékeiknek független inverz Wishart eloszlása. A Q mátrix esetében a szabadságfok egyenlő a gyakorló minta méretével, míg az S_i és W mátrixok esetében a modellparaméterek prior eloszlásának a szabadságfoka eggyel nagyobb a megfelelő kovariancia mátrixok dimenziójánál,¹⁴ azaz 5 a W és 2, 3, 4 az $S_{i=1,2,3}$ kovariancia mátrixok esetében. A skálaparaméterek pedig a megfelelő legkisebb négyzetes becslési eredményeknek a szabadságfokokkal vett többszöröse.¹⁵

A k_Q , k_W és k_S értékek a becslni kívánt paraméterek időbeli változásának a mértékéről fejeznek ki prior feltételezést. Ezek az értékek a k_Q , k_W és k_S esetében sorra 0,05, 0,01 illetve 0,1.¹⁶ A VAR modell szempontjából a Q mátrix prior eloszlásának a paraméterezése a legmeghatározóbb, hiszen

¹¹Ezeket az értékeket hiperparamétereknek nevezi a szakirodalom.

¹²A Cholesky felbontásából kapott alsó (felső) háromszögmátrix normalizálása során a háromszögmátrix oszlopait (sorait) osztjuk a főátlóban található értékekkel (VAR hibatagok varianciájával), amely a főátlóbeli elemek egységnyi nagyságát eredményezi.

¹³Tekintve, hogy 4 változónk van, ezért a normalizált Cholesky felbontás elemeiből 3 darab (1×1) , (2×2) és (3×3) dimenziójú blokk mátrixot képzünk. A mátrixok elemei a Cholesky felbontás $(2,1)$ majd $(2,1)$, $(3,1)$, $(3,2)$ és végül $(2,1)$, $(3,1)$, $(3,2)$, $(4,1)$, $(4,2)$, $(4,3)$ helyen álló elemei, ami egy (8×8) blokk-diagonális mátrixot eredményez.

¹⁴A szabadságfokok ilyen módon való megválasztása biztosítja, hogy az inverz Wishart eloszlás megfelelően definiált az S_i , W mátrixok esetében. A Q kovariancia mátrix esetében pedig egy relatív szorosabb priorra van szükség, az időben változó paraméterek megfelelő módon való alakulásának a biztosításához (Primiceri [2005]).

¹⁵Mivel az inverz Wishart eloszlás esetén a skálaparaméter a négyzetes hibatagok összegként értelmezhető (Primiceri [2005]).

¹⁶Az összehasonlítás kedvéért, ezek az értékek Primiceri [2005] 3 változós modellje esetében rendre 0,01, 0,01 illetve 0,1, és különösen a k_Q -nak tulajdonít kiemelkedő szerepet. Esetünkben a k_Q értéke érdemben nem befolyásolja az eredményeket.

egyszerre $\{n(1+nk) \times (n(1+nk)+1)\}/2$ paraméter viselkedését, és emiatt a modell időbeli változását jelentősen befolyásoló tényező. A k_Q , k_W és k_S priorok kapcsán Primiceri [2005] megemlíti, hogy azok nem az időbeli változást parametrizálják, hanem csupán az időbeli változást illető prior feltételezést fejezik ki.

1.3 A modell lineáris állapotteres felírása

A kiindulópont tehát a becsülendő változó paraméterezésű k -ad rendű $VAR(k)$ modell állapotteres felírása, amit a (2) és a (7) egyenlet együttesen ad:

$$y_t = X_t' B_t + \varepsilon_t, \quad (2)$$

$$B_t = B_{t-1} + v_t, \quad (7)$$

ahol $E(\varepsilon_t \varepsilon_t') = \Omega$ és $E(v_t v_t') = Q$ ha $t = \tau$ és 0 egyébként. A (7) kifejezés a bolyongási folyamatot követő állapotváltozó alakulását írja le, és a modell átmeneti- vagy állapotegyenletének (*Transition/State Equation*) nevezzük.¹⁷ A (2) kifejezés a megfigyelési egyenlet (*Observation/Measurement Equation*), és a rendelkezésünkre álló, megfigyelt B_{t-1} változót köti a nem-megfigyelhető B_t állapotváltozóhoz az X_t' mátrixon keresztül.

A következő lineáris Gauss-féle állapotteres egyenletrendszerhez írjuk át a (6) kifejezést következő formába:

$$A_t(y_t - X_t' B_t) \equiv A_t \hat{y}_t = \Sigma_t u_t.$$

Felhasználva, hogy A_t alsó háromszög mátrix egyesekkel az átlójában, \hat{y}_t a következő formába írható:

$$\hat{y}_t = Z_t \alpha_t + \Sigma_t u_t, \quad (12)$$

ahol $\hat{y}_t = [\hat{y}_{1,t}, \hat{y}_{2,t}, \hat{y}_{3,t}, \hat{y}_{4,t}]'$, Z_t ($n \times n(n-1)/2$) dimenziójú blokk mátrix, és az α_t a (8) kifejezésben definiált $(n(n-1)/2 \times 1)$ dimenziójú koefficiens vektor az A_t mátrix egyesekből álló főátlója alatti nem-zéró elemeiből. Kiegészülve a (8) $\alpha_t = \alpha_{t-1} + \zeta_t$ kifejezéssel, együttesen egy nem-lineáris állapotteres egyenletrendszert alkotnak. A változók szimultán kapcsolatát leíró (4) és (5) kifejezés felhasználásával a modell-koefficiensek dinamikáját kifejező egyenletek

¹⁷Minthogy B_t elemeiről feltételeztük, hogy bolyongási folyamatot követnek ezért a Függelék (17) képletében $F = I_n$ egységmátrix (és $\mu = 0$), ami a (7) kifejezésben elhagyható (lásd még 4. lábjegyzetet).

az alábbi formába írhatóak:¹⁸

$$\begin{aligned}\hat{y}_{1,t} &= \sigma_{1,t}u_{1,t}, \\ \hat{y}_{2,t} &= -a_{21,t}\hat{y}_{1,t} + \sigma_{2,t}u_{2,t}, \\ \hat{y}_{3,t} &= -a_{31,t}\hat{y}_{1,t} - a_{32,t}\hat{y}_{2,t} + \sigma_{3,t}u_{3,t}, \\ \hat{y}_{4,t} &= -a_{41,t}\hat{y}_{1,t} - a_{42,t}\hat{y}_{2,t} - a_{43,t}\hat{y}_{3,t} + \sigma_{4,t}u_{4,t}.\end{aligned}\tag{13}$$

Kiegészülve a feltételezéssel, hogy az egyes egyenletekhez tartozó $a_{ij,t}$ koeficiensek egymástól függetlenek, a hibatagok varianciái a (11) kifejezéssel összhangban: $VAR(\sigma_{2,t}u_{2,t}) = S_1$, $VAR(\sigma_{3,t}u_{3,t}) = S_2$, $VAR(\sigma_{4,t}u_{4,t}) = S_3$, amelyből következik, hogy az egyenletek bal oldalán lévő $\hat{y}_{i,t}$ függő változó és az egyenlet jobb oldalán szereplő $a_{ij,t}$ koeficiensek együttesen normális eloszlásúak. Az egyenletek rekurzív rendszere pedig biztosítja, hogy az egyenletek bal oldalán lévő $\hat{y}_{i,t}$ függő változó nem szerepel egyidejűleg a bal oldali magyarázó változók között, és $\hat{y}_{i,t}$ -t ismertként lehet tekinteni $\hat{y}_{i+1,t}$ -t kifejező egyenletben.

A harmadik lineáris Gauss-féle állapotteres egyenletrendszert az időben változó sztochasztikus variancia modellezéséhez használjuk. Tekintsük ismételt a (6) egyenletet, amely a következő formába írható:

$$A_t(y_t - X_t'B_t) \equiv y_t^* = \Sigma_t u_t.$$

A fentebbi egyenlet egy nem-lineáris megfigyelési egyenlet, amely könnyen átírható lineáris formába azáltal, hogy az egyenlet mindegyik elemének vesszük a négyzetét majd logaritmusát. Kiegészülve a (9) egyenlettel a következő állapotteres egyenletrendszert eredményezik:

$$y_t^{**} = 2h_t + e_t,\tag{14}$$

$$h_t = h_{t-1} + \eta_t,\tag{15}$$

ahol $y_{it}^{**} = \log y_{it}^{*2} + c$,¹⁹ $e_{it} = \log u_{it}^2$, $h_{it} = \log \sigma_{it}$, és mivel e_{it} , η_{it} hibatagok egymástól függetlenek, ezért korrelálatlanok is. A kapott egyenletrendszer lineáris, de a hibatagok a megfigyelési egyenletben $\chi^2(1)$ eloszlásúak. Kim, Shephard és Chib [1998] módszerét használva a hibatagoknak a χ^2 eloszlása normális eloszlással közelíthető.

1.4 A Gibbs mintavételezési eljárás

Az egyenletrendszerek lineáris állapotteres átírása után az ismeretlen paraméterek a Kálmán-szűrő és a Carter-Kohn algoritmussal becsülhetőek (lásd

¹⁸A Z_t mátrix 4 változó esetén a következőképpen írható:

$$Z_t = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -y_{1,t} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -y_{1,t} & -y_{2,t} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -y_{1,t} & -y_{2,t} & -y_{3,t} \end{pmatrix}$$

¹⁹ $c = 0,001$ egy korrekciós tényező, és szerepe, hogy biztosítsa a becslés robusztusságát, tekintve, hogy $(y_{it}^*)^2$ értéke igen kicsi tud lenni.

a Függelék részt).²⁰ A Kálmán-szűrő segítségével a közvetlenül nem megfigyelhető állapotváltozóra adunk becslést minden egyes időponthoz, az adig rendelkezésre álló információt felhasználva. Majd a Carter-Kohn algoritmus segítségével visszafele iterálva, az állapotváltozó eloszlásának a várható értékét és varianciáját számítjuk ki. A B_t , A_t , Σ_t paramétermátrixok ismeretében pedig a (10) kifejezésben szereplő Q , S_t , W kovariancia mátrixok az inverz Wishart eloszlásból generálhatóak.

A modellezés során csak azok a szimulált mintaelemek kerülnek felhasználásra, melyek a Markov-láncnak a poszterior együttes eloszláshoz történő konvergálása után kerültek szimulálásra. Hogy meggyőződjünk a Markov-láncnak a poszterior eloszláshoz való konvergáltságáról, annak a legegyszerűbb módja, ha a becsült paraméterek rekurzív középértékét ábrázoljuk. Amennyiben a Markov-lánc tényleg konvergált, akkor a középértékek egy konstans érték körül alakulnak. Ehhez kapcsolódó eljárás, ha a generált minta-szekvencia autókorrelációja kerül vizsgálat alá. Ha a Markov-lánc konvergenciája megvalósult, akkor a minta elemszámainak alacsony autókorrelációt kell mutatnia, egy konstans érték körül fluktuálva²¹ (Blake–Mumtaz [2012]).

2 Eredmények

2.1 A becslési folyamat előkészítése

Az empiria részben a Bayes-i idősoelemzés „klasszikus” háromváltozós VAR modellje kerül kiegészítésre a brókerkereskedők aggregált mérlegfőösszegének az idősorával. A három standard idősor: a gazdaság kamatláb kondícióit kifejező változó, az árváltozás ütemét (1982–84=100 bázisidőszaki szezonálisan igazított fogyasztói bázisárindex) és a reálkibocsátás alakulását kifejező szezonálisan igazított reál GDP idősor (adatforrás: *Federal Reserve Bank of St. Louis*). Ehhez társul negyedikként a brókerkereskedők szezonálisan igazítatlan mérlegadat idősora (adatforrás: *Federal Reserve flow-of-funds* táblázat).²² Az Egyesült Államok gazdaságának a kamatláb kondícióit kifejező változónak a 3 hónapos államkötvényhozam (adatforrás: *Federal Reserve Bank*) került kiválasztásra, mely sokkal relevánsabb gazdasági szempontból, mint például a jegybanki kamat.

Az idősorok az elvégzett tesztek alapján nagy valószínűséggel egységgyököt tartalmaznak.²³ Egységgyök jelenléte azonban nem jelent problémát a

²⁰A sztochasztikus volatilitás szimulációjához egy másik alternatíva Jacquier és társai [2004] módszere a független Metropolis Hastings algoritmus használatával.

²¹A konvergencia tesztelésére egy formálisabb megoldást Geweke [1992] adott.

²²Egy másik alternatíva a brókerkereskedők szezonálisan igazítatlan mérlegadat idősorának a fogyasztói bázisárindex idősorral vett hányadosa. A brókerkereskedők reál-mérlegadat idősoránk ily módon való számítása azonban adatkezelési aggályokat vet fel, különösen annak tekintetében, hogy egy szezonálisan igazítatlan és egy szezonálisan igazított adatsor hányadosát vesszük. A modelleredmények a brókerkereskedők reál idősorával is újra lettek futtatva, de azok érdemben nem változtak. A témával kapcsolatban lásd pl. Peterson–Tomek [2000].

²³A 3 hónapos államkötvényhozam esetében az egységgyök jelenlétére vonatkozó null-hi-

Bayes-i megközelítés számára, amely a megfigyelt adatok alapján számítja a feltételes eloszlásokat – szemben az aszimptotikus eloszlásra épülő klasszikus ökonometriával (Koop et al. [2007], 297 o.).

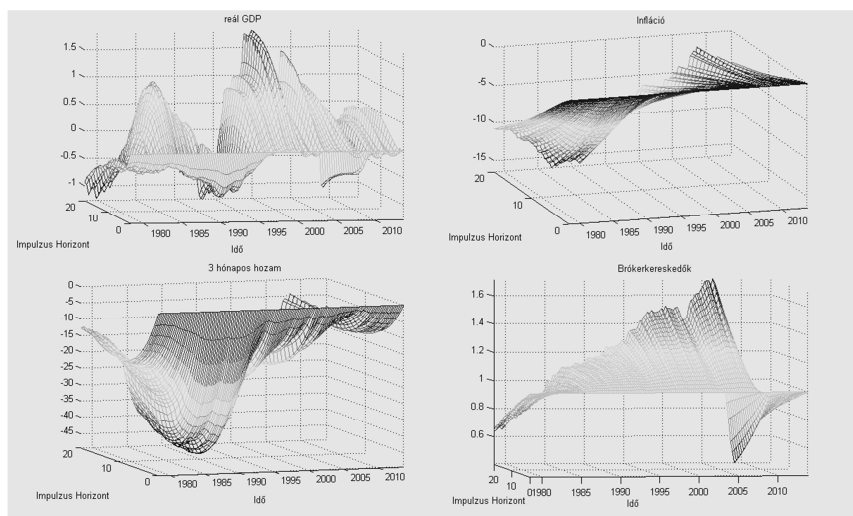
Annak érdekében, hogy helyes elképzelésünk legyen a végső modell impulzusfüggvényei reprezentálta modell dinamika mértékéről és irányáról, először csak a modell koefficiensek időbeli változását lehetővé tevő homoszkedasztikus (a VAR hibatagok változatlan kovariancia mátrixával) két késleltetéses VAR modell kerül becslésre. Ennek a becslése során fontos figyelembe veendő tényező a VAR paraméterek kezdőértékeinek a meghatározásához használt gyakorló minta hossza, amely fontosságára Primiceri [2005] Sims [2000] írásán keresztül hívja fel a figyelmet. A brókerkereskedők időSORA többnyire exponenciálisan növekedett, de ez nem igaz az időSOR első tíz évére, amely stationáriusnak tűnik, és ezért nem is alkalmas a valós modelldinamika megragadására. Erre való tekintettel a VAR modell a priori paramétereinek a meghatározásakor az időSOROK első 40 és 80 adatát vettük figyelembe, és a modellt egy, illetve két késleltetés mellett is megbecsültük. A koefficiensek időbeli változását kifejező a priori paraméter k_Q értékének 0,05 lett választva (összhangban a később ismerttetendő heteroszkedasztikus VAR modellel).

A 2. ábrán az egy késleltetéses, az a priori paramétereknek a meghatározásához az időSOROK első 40 adatát felhasználó VAR modellel kapott impulzus válaszfüggvények láthatóak. A válaszfüggvények 12 000 Gibbs iteráció utolsó 2000 szimulációja által biztosított mintából kerültek generálásra, és az iterációból kapott modellkoefficiensek az autókorrelációk vizsgálata alapján konvergáltaknak tűnnek. A vizsgált időhorizontra kapott impulzus válaszfüggvények a brókerkereskedők időben jelentős változó makroökonómiai szerepéről tanúskodnak. Mindegyik modellváltozó, de különösen a reálkibocsátás esetében a brókerkereskedők felől érkező sokkokra adott reakciók számottevő mértékű változását figyelhetjük meg.

A brókerkereskedők VAR egyenletének a hibatagjában bekövetkező egységnyi standard hiba nagyságú sokkra a reálkibocsátás negatív kezdeti irányú, de többnyire pozitív reakciót produkál. A fogyasztói árindex negatív reakciója első ránézésre zavarba ejtőnek tűnik; a mérlegnövekedés következtében és a kamatlábcsökkenés közepette inkább az infláció megnövekedését valószínűsíténnk. A magyarázat a brókerkereskedők előrettekintő magatartása lehet: helyesen anticipálva az infláció csökkenését, kamatcsökkenésre számítanak és kamatozó eszközöket vásárolnak. A 3 hónapos államkötvényhozam reakciójának iránya is megfelelőnek tűnik a negatív tartományba: a mérlegek növekedésekor a brókerkereskedők generálta kereslet következtében csökken az értékpapírok kamattartalma. A reakciók mértéke a 3 hónapos kötvényhozam és a fogyasztói árindex esetében túlzottan tűnik a 80-as, 90-es években. Ennek okai valószínűleg az Egeszült Államokat ez idő tájt ért belső és külső

potézt nem lehet a teszteredmények alapján egyértelműen elvetni. Chiarella ([2006] 253. o.) szerint nincs semmilyen gazdasági ok, ami a kamatláb egységgyökös voltát alátámasztaná. A fogyasztói árindex, lévén, hogy bázisidőszaki adatsor, lineáris trendet tartalmaz. A lineáris trend figyelembevételével elvégzett egységgyök teszt alapján az egységgyök jelenléte nem vethető el. A reálkibocsátás és a brókerkereskedők esetében az egységgyök feltételezése teljesen megalapozottnak tűnik.

sokkok,²⁴ amire a brókerkereskedők a biztonságot jelentő államkötvények intenzív vásárlásával válaszolhattak. Ami pedig a brókerkereskedők válaszfüggvényeit illeti, azok a kezdeti sokk után a 90-es, 2000-es években a végtelenbe tartanak, aminek oka a mérlegadat exponenciális alakulása (lásd Függelék 9. ábra).



2. ábra. 1978 I. és 2013 III. negyedévé közötti időszakára becsült homoszkedasztikus TVP-VAR-ból kapott medián impulzus válaszfüggvények

A reakciók statisztikai szignifikanciájáról a 16 és 84 percentilis Bayes-i valószínűségi intervallummal együtt ábrázolt válaszfüggvények tájékoztatnak (nincsenek közzétéve). A reálkibocsátás esetében a reakciók statisztikailag nem szignifikánsak, míg a 3 hónapos hozam és a fogyasztói árindex reakciója folyamatosan szignifikánsnak bizonyulnak.²⁵

2.2 A heteroszkedasztikus VAR modell becslése

Következőként a dolgozatban ismertetett heteroszkedasztikus VAR modellnek a becslésére kerül sor, amely használata különösen indokolt, ha pénzügyi jellegű változók (hozamok, brókerkereskedők mérlegadatai) közötti nem-lineáris kapcsolatokat illetve a sokkok heteroszkedasztikus tulajdonságát akarjuk figyelembe venni. A prior eloszlások és a Kálmán-szűrő kezdő értékeinek a meghatározásához a rendelkezésre álló idősoroknak az első tíz évét 1968-tól 1977-ig vettük figyelembe. A Gibbs iterációt 75 000 alkalommal ismételtük,

²⁴Az amerikai takarékszövetkezetek (S&L) válsága a 80-90-es években, 1982-től a latin-amerikai adósság válság, 1987-es tőzsdei pánik, 1992-ben az európai ERM válság, és 1994-ben a mexikói válság.

²⁵Összességében csak a két késleltetéses, az a priori paramétereknek a meghatározásához az idősorok első 80 adatát felhasználó VAR modell hozott változást: a reálkibocsátás esetében a reakciók statisztikailag szignifikánsá váltak, ugyanakkor a válaszfüggvények által adott reakciók vesztek változatosságukból.

amelyből az utolsó 25 000 szimulációnak csak minden tizedik elemét tartottuk meg, tekintettel a minta elemeinek lehetséges autókorrelációjára. A 2500 darabos mintából kapott modellkoefficiensek az autókorrelációk és a paraméterek rekurzív középértékeinek a vizsgálata alapján konvergáltak tűnnek (Függelék 10. ábra), amit megerősítenek a paraméterek Geweke [1992] diagnosztikai elemzései is.²⁶

Primiceri [2005] már a két késleltetéses háromváltozós modellje esetében is felhívja a figyelmet arra, hogy a változók nagy számára való tekintettel, a paraméterek időbeli változásának a mértékét kifejező a priori paraméterek meghatározásakor rendkívüli körültekintéssel kell eljárni, ellenkező esetben könnyen „rosszul viselkedő” impulzusfüggvényeket kapunk.²⁷ Ez különösen igaz k_Q esetében, amely két késleltetés és négy változó esetén 666, míg egy késleltetés esetén „csak” 210 paraméter alakulását befolyásolja. Éppen ezen megfontolásból a VAR modell csak egy késleltetéses változata lett becsülve,²⁸ és követvén a szakirodalmi gyakorlatot, Arratibel–Michaelis [2013], Franta et al. [2012], k_Q értékének 0,05 lett választva.²⁹ A paraméter értékének a meghatározásakor fontos, hogy a koefficienseknek megfelelő mértékű időbeli változást engedjünk meg, és a modell dinamika kerüljön modellezésre, ne pedig a véletlen sokkok (*outlier*-ek).

A változó paraméterezésű VAR modellből az 1978 I. és 2013 III. negyedév közötti időszakára kapott medián impulzus válaszfüggvényeket a 3. ábra mutatja, amelyek összességében jelentős hasonlóságot mutatnak a homoszkedasztikus VAR modellből kapott válaszreakciókhoz. A reálkibocsátás esetében (3. ábra bal oldala) az ezredforduló környékén a kezdeti sokk hatása továbbra is tartósnak bizonyul, ugyanakkor a modelldinamika nagyobb változatosságot mutat. Az infláció és a kötvényhozam (3. ábra jobb felső sarka, ill. bal alsó grafikonja) esetében is a kezdeti egységnyi standard hiba nagyságú sokk hatása tartósnak bizonyul. A brókerkereskedők (3. ábra jobb alsó sarka) a saját VAR egyenletük hibatagjában bekövetkező sokkra a 80-as években átmeneti reakciót mutatnak, amely folyamatosan végtelenbe tartó, szétrobbanó hatással alakul, köszönhetően a mérlegadatuk exponenciális alakulásának (Függelék 9. ábra), amely egyben a folyamat hosszú távú fenntarthatatlanságáról is árulkodik.³⁰ Az impulzus válaszfüggvények eset-

²⁶A modell becsléséhez Koop, Korobilis Matlab kódját használtuk, amely figyelembe veszi Del Negro – Primiceri [2013] módszertani észrevételeit. A Geweke [1992] statisztikák számításához LeSage [1999] kódját használtuk.

²⁷Változatlan paraméterezésű modell hibatagjai kovariancia-mátrixának a Cholesky háromszög dekompozíciója során a változók sorrendiségének nincs különösebb jelentősége, mert a likelihood gyorsan dominálja a priort (a kovariancia-mátrix esetében). Időben változó paraméterek esetén, azonban nem egyértelmű ez a kapcsolat, így a modell a változók egy alternatív sorrendje mellett is becslésre került, ahol a brókerkereskedők mérlegadata a 3 hónapos kötvényhozammal helyet cserélt. Az eredmények nagyon hasonlóknak a 3. ábrán láthatókhöz.

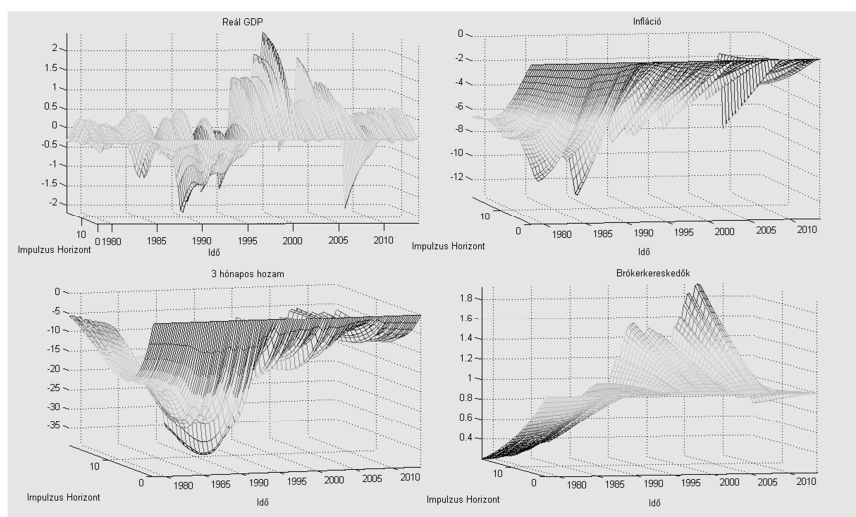
²⁸Az eredmények lényegében változatlanok 2 késleltetés esetén.

²⁹A modell a $k_Q = 0,01$ érték mellett is becslésre került, de a fontosabb eredmények tekintetében nem hozott érdemi változást.

³⁰A brókerkereskedők reál idősorával készült VAR modellből kapott impulzusfüggvények a 90-es, 2000-es években sem tartanak a végtelenbe, bár a reakció igen tartósnak bizonyul.

leges rosszul viselkedésének oka, hogy az egyenleteken belül a koefficiensek összege egy, vagy ahhoz közeli, ami nem meglepő egységgyökös idősor-inputok esetében. Koop, Korobilis [2010] megjegyzi, hogy még egységgyök jelenlétének a hiányában is könnyen előfordulhat a jelenség.

A válaszfüggvények kapcsán jelentős a párhuzam az 1. ábra kapcsán tett megállapítással: 1990-es években a brókerkereskedők működésében jelentős változások történtek, és az impulzusfüggvények formája alapján ennek jelentős reálgazdasági hatása lehetett. Az ábrán egyértelműen kivehető, hogy a brókerkereskedőknek egyaránt szerepe volt a gazdasági fellendülésben és a rákövetkező válságban is. Az 1990-es években folyamatosan növekvő volt a brókerkereskedők hatása a reálgazdasági folyamatok alakulására, majd a 2008-as válság (lásd a negatív irányú válaszfüggvényt az ábrán) következtében ez a hatás az 1980-as éveket jellemző szintre csökkent. Mindezt megerősíti a modell koefficienseknek az alakulása is (Függelék 11. ábra, 4. oszlopa).³¹

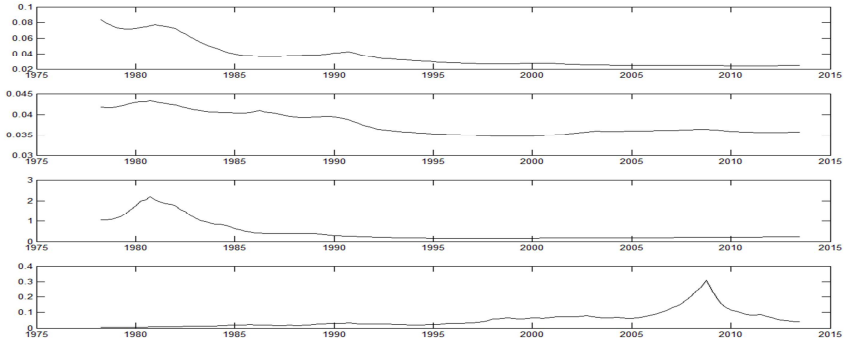


3. ábra. 1978 I. és 2013 III. negyedév közötti időszakra becsült heteroszkedasztikus TVP-VAR-ból kapott medián impulzus válaszfüggvények

A 4. ábrán a VAR egyenlet hibatagok időben változó standard hibáinak a poszterior várható értékeinek az alakulása látható. A „*great-moderation*” a brókerkereskedők felől érkező sokkok esetében is jól megfigyelhető az egyenletek hibatagjainak csökkenő varianciája révén mind a reál-kibocsátás, a fogyasztói árindex és a kötvényhozam esetében is.³²

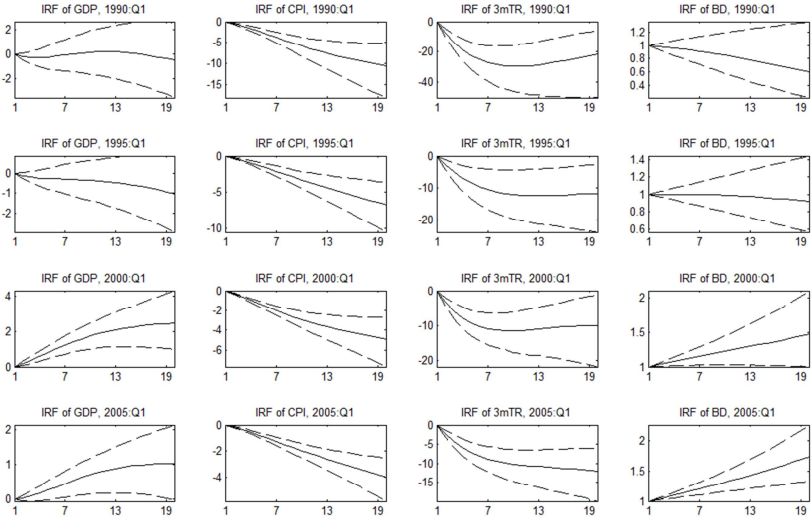
³¹Helytakarékosági szempontból nem lettek közzétéve, a szerzőtől azonban megkaphatóak.

³²Amely jelenség a brókerkereskedők reál idősorával számított modellel az infláció esetében egyáltalán nem megfigyelhető meg.



4. ábra. A TVP-VAR egyenlet (reál-kibocsátás, 3 hónapos kötvényhozam, infláció, brókerkereskedők) hibatagok időben változó standard hibáinak a poszterior várható értékeinek alakulása

Az 5. és 6. ábrán a vizsgált időszak nyolc kiválasztott negyedének medián impulzus válaszfüggvényeit láthatjuk 16 és 84 percentilis Bayes-i valószínűségi intervallumokkal. Az ábrák alapján a brókerkereskedőknek nemcsak a 3 hónapos kötvényhozamra és az infláció alakulására volt statisztikailag szignifikáns hatásuk a vizsgált időszakban, hanem a reálgazdaságra is 2000-es évek folyamán.

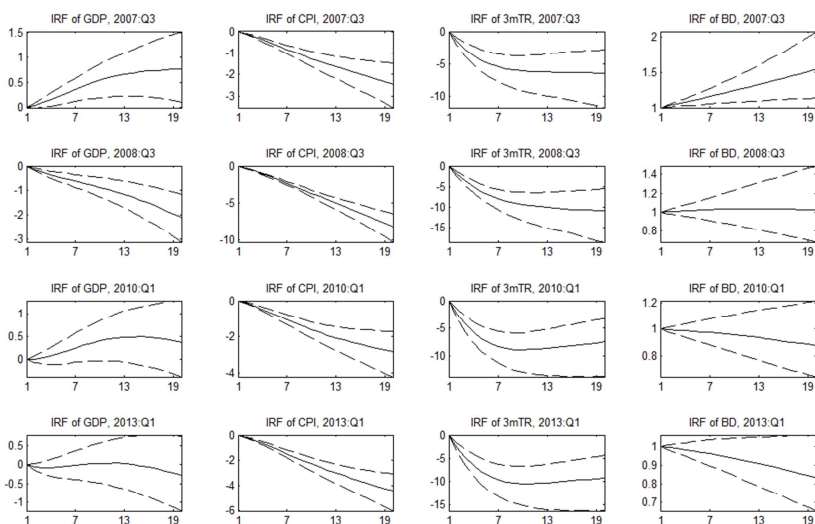


5. ábra. 1990, 1995, 2000 és 2005 I. negyedének a heteroszkedasztikus TVP-VAR-ból kapott medián impulzus válaszfüggvényei a 16 és 84 percentilis Bayes-i valószínűségi intervallumokkal

A változó kovariancia-mátrixú heteroszkedasztikus VAR modell használata a homoszkedasztikus modellhez képest a válaszfüggvény reakciók összességében nem hozott jelentősebb változást. Ugyanakkor szűkebb Bayes-i valószínűségi intervallumokat és ebből kifolyólag több statisztikailag szignifikáns vá-

laszfüggvényt, és a reakciók nagyobb dinamikai részletességét eredményezte,³³ amely valószínűleg a pontosabb becslési eredményeknek köszönhető.

A brókerkereskedőknek nagy valószínűséggel nincs olyan mértékű és negatív hatása az inflációra, mint amit a válaszfüggvények alakulásából gondolnánk. Valószínűleg arról lehet szó, hogy a brókerkereskedők helyesen jelzik előre a fogyasztói árindex és vele együtt a rákövetkező jegybanki kamatlépések alakulását, amire alapozva kamatozó eszközöket vásárolnak, és a 3 hónapos hozam erőteljes negatív reakciója is ennek a várkozások szülte portfólió átrendezés hatását tükrözi.³⁴ Hasonló észrevétel fogalmazható meg a reálkibocsátás kapcsán látott reakciók esetében is. A forrásbevonó szektorok növekvő együttes kötvény- és részvénykibocsátási hajlandósága egyrészt jelzés a brókerkereskedőknek a javuló gazdasági konjunktúráról, másrészt a megvalósuló kibocsátások javítják a brókerkereskedők jövedelemtermelő képességét. Mindez a javuló gazdasági kilátásokkal együtt fokozza a brókerkereskedők (és ügyfelek) kockázatvállalási kedvét, kötvény- és részvényvásárlásra sarkalván őket, amely pro ciklikus visszacsatolással bír a kibocsátásokra és a befektetési eszközök áraira.



6. ábra. 2007, 2008 III. és 2010, 2013 I. negyedének heteroszkedasztikus TVP-VAR-ból kapott medián impulzus válaszfüggvényei a 16 és 84 percentilis Bayes-i valószínűségi intervallumokkal

2.3 Előjel korlátozás

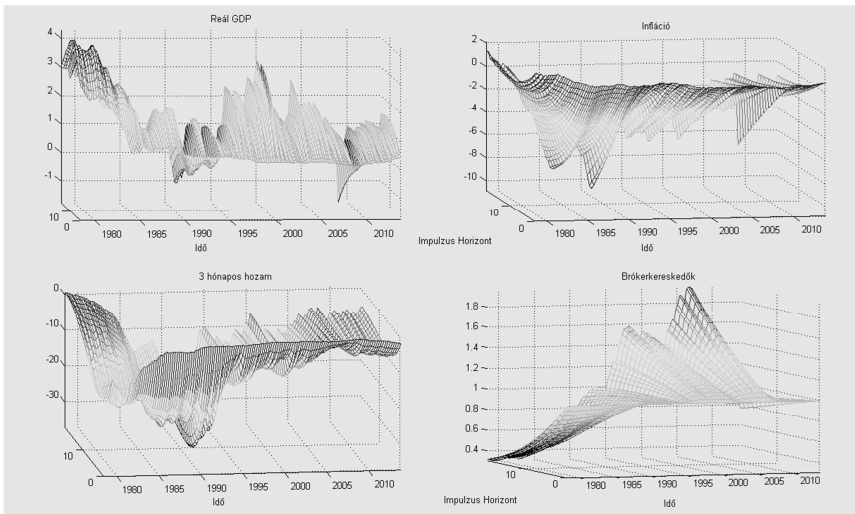
Tekintve, hogy a brókerkereskedők mérlegadataiban bekövetkező pozitív sokk leginkább egy monetáris politikai lazításra emlékeztet, ezért az előző VAR

³³ Ennek köszönhetően a 3. ábrán is kivehető, hogy a 3 hónapos kötvényhozam és az infláció esetében a brókerkereskedőknek 1987-ben és 1992-ben volt a legerősebb hatása.

³⁴ Így egy következő megoldandó probléma a megfigyelt reakcióknak a dekomponálása a brókerkereskedők aktívabb tevékenysége okozta valós és a várakozások szülte előretételek hatására.

modellnek egy előjel korlátozott változatát is megbecsültük a következő korlátozó feltételekkel: feltételezzük, hogy a brókerkereskedők mérlegadatait ért pozitív irányú sokk hatására adott negyedéven belül a reálkibocsátás és az infláció pozitív, míg az 3 hónapos kötvényhozam negatív irányban reagál. Az előjel-korlátozás megvalósításához Rubio-Ramírez et al. [2010] módszerét használtuk.³⁵

Az impulzusfüggvények előjel korlátozása során egy $(n \times n)$ K mátrixot generálunk standard normális eloszlásból (n a modellváltozók száma), aminek vesszük a $K = QR$ faktorizációját, ahol R egy felső háromszögmátrix pozitív elemekkel a főátlóban³⁶ és Q ortonormált mátrix ($Q'Q = I$). Ezután a Q azon sorában ellenőrizzük, hogy az elemek pozitív vagy negatív volta megfelel a megkívánt előjel korlátozásnak, ahányadik helyen áll a sokkolt változó a VAR modell változóinak a sorrendjében.³⁷ Az előjel megkötések teljesülése esetén vesszük a Q mátrix és a VAR hibatagok $\Omega_t = C'C$ kovarianciamátrix Cholesky dekompozíciójának a QC szorzatát (ellenkező esetben új K mátrixot generálunk), amiből az impulzus válaszfüggvények már számíthatóak.



7. ábra. 1978 I. és 2013 III. negyedév közötti időszakára becsült heteroszkedasztikus TVP-VAR-ból kapott előjel korlátozott medián impulzus válaszfüggvények

A kezdeti reakciók irányában korlátozott medián impulzus válaszfüggvényeket a 7. ábra mutatja az 1978 I. és 2013 III. negyedév közötti időszakra. A brókerkereskedők VAR egyenletének a hibatagjában bekövetkező egységnyi standard hiba nagyságú sokkjára adott válaszreakciók jelentős hasonlóságot

³⁵ Az előjel korlátozás programozásához Blake–Mumtaz [2010] Matlab kódját használtuk.

³⁶ Ha X invertálható, és R diagonális elemiről megköveteljük, hogy pozitívak legyenek, akkor a faktorizáció egyértelmű.

³⁷ Jelen esetben a sokkolt brókerkereskedők a VAR változóinak a sorrendjében a negyedik helyet foglalják el, így a Q mátrix negyedik sorában ellenőrizzük a megkívánt $(+ + - +)$ előjel-korlátozás teljesülését.

mutatnak az előjel korlátozás nélküli esettel. Csupán a reálkibocsátás esetében figyelhető meg számottevő változás a vizsgált időszak elején és a 2008-as válság továbbra is egyértelműen beazonosítható. A reakciók megőrizték a korábban látott statisztikai szignifikanciájukat. A reálkibocsátásnak a sokkra adott statisztikailag szignifikáns válaszreakciója a 90-es évek és 2013 esetében is megfigyelhető egy rövid ideig, sőt a 2010-es év esetében az impulzus horizont teljes egészében.³⁸ Az eredmények alapján az előjel korlátozás során tett feltételezések nem igazolódnak vissza.

2.4 A modell becslése az M2 pénzügyi aggregátummal

Egy alternatív VAR modellt is becsültünk az M2 pénzügyi aggregátummal annak érdekében, hogy a brókerkereskedőre kapott statisztikai eredmények összehasonlíthatóvá váljanak. Az M2 aggregátum nemcsak általánosan használt makroökonomiai modellváltozó, hanem a jegybanki célok elérésének ismételt az eszköze, különösen az Egyesült Államokban. Az M2 pénzügyi aggregátum szezonálisan igazított időszora (adatforrás: *Federal Reserve*) a brókerkereskedők időszora helyett szerepel modellváltozóként, amely a változók sorrendiségében a harmadik helyre, a kötvényhozam elé került, tekintve, hogy az utóbbi gyorsabb reagálású változó, mint az M2 (bár a sorrendiségnek nincs hatása az eredményekre). A 8. ábrán látható impulzusfüggvények által megjelenített reakciók iránya legalább az impulzus horizont végén megfelel az intuíciónak által sugallt transzmissziós mechanizmusoknak a 80-as években: az M2 pénzaggregátumot ért pozitív irányú sokk – monetáris politikai lazítás – hatására a reálkibocsátás és az infláció pozitív, míg az 3 hónapos kötvényhozam negatív irányban alakul. A 90-es évektől azonban a brókerkereskedők esetében is látott reakcióirányokat láthatjuk viszont, amit a szakirodalom a „*price puzzle*” névvel illet: monetáris politikai lazításra az infláció csökken.³⁹

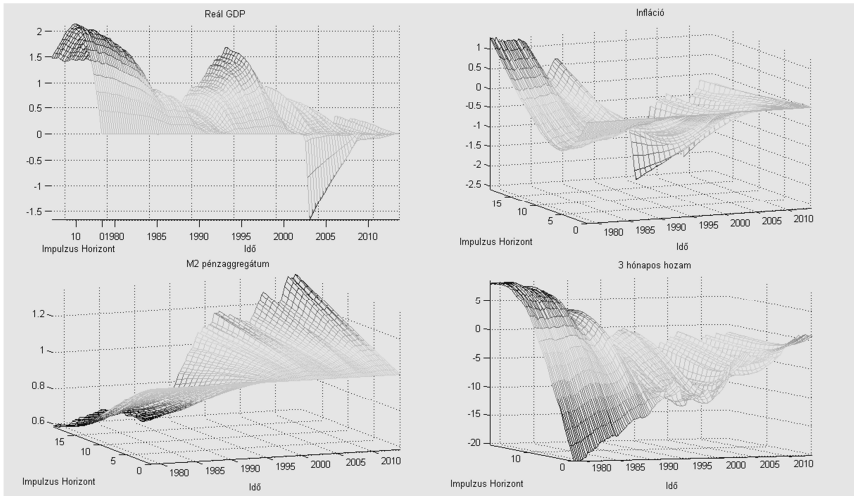
A 8. ábrán a reálkibocsátás impulzusfüggvényei az M2 aggregátum VAR egyenletének a hibatagjában bekövetkező egységnyi standard hiba nagyságú sokkjára nagyságrendileg a brókerkereskedők idősorával készült VAR impulzusfüggvények esetében látott válaszreakciók nagyságát produkálják, míg az infláció és a kötvényhozamok esetében csupán a töredékét. Mindez azért különösen érdekes, mert a brókerkereskedők összesített mérlegadata az M2 pénzaggregátum nagyságának csupán az egyötöde (a csúcs a 2007 második felében tapasztalt 43%-os érték volt).⁴⁰ Egy másik lényeges különbség a

³⁸Helytakarékossági okokból a hasonló ábrák nem lettek közzétéve.

³⁹Megjegyezendő, hogy a *price puzzle* a reál M2 (M2 aggregátumnak a fogyasztói bázisárindex időszorral vett hányadosa) idősorával készült modell esetén nem tapasztalható, az infláció a jó irányba reagál, azaz növekszik. Mindez igaz, ha csak nominális GDP és M2 idősorokat használunk, bár akkor a kötvényhozam mutat többnyire az intuíciónak ellentétes reakciókat. A *price puzzle* rejtélyének a megoldásához Castelnovo–Surico [2009] az inflációs várakozásokat megjelenítő idősor használatát javasolja.

⁴⁰A reál M2-vel is nagyságrendileg hasonló eredményeket kapunk. Ugyanakkor a reakciók statisztikai szignifikanciáját illetően jelentős eltéréseket kapunk: a reál M2-t ért pozitív irányú sokk esetében a reakciók minden esetben szignifikánsan nullától különbözőek, még a 2013-as évre is (az eredmények a szerzőtől megkérhetőek). Az eltérések oka a már említett adatkezelésből fakadhat, és a nominális időszorral kapott eredményeket kell irányadónak

reakciók statisztikai szignifikanciáját illeti. Az M2 pénzaggregátum idősorával készült modell esetében a reál GDP reakciója 2008-tól folyamatosan nullához közeli, míg nullától szignifikánsan különböző reakciót a 2005-ig tartó periódusra mutat.⁴¹ Az eredmények egyrészt a brókerkereskedők jelentős gazdasági szerepe mellett szólnak, másrészt jelzik, hogy a brókerkereskedők mérlegadata olyan információtartammal bír, amely hasznos lehet pontosabb gazdasági előrejelzések készítéséhez.



8. ábra. 1978 I. és 2013 III. negyedévé közötti időszakára becsült heteroszkedasztikus TVP-VAR-ból kapott előjel korlátozott medián impulzus válaszfüggvények

3 Összefoglalás

A brókerkereskedők összesített mérlegadat idősorát egy időben változó paraméterezésű VAR modellbe ágyazva az ökonometriai evidenciáját kaptuk az Egyesült Államok pénz- és tőkepiaci szereplőnek a gazdasági szerepéről. A VAR modellből kapott impulzusfüggvények a brókerkereskedők statisztikailag szignifikáns hatását mutatták a reálkibocsátásra a 90-es és a 2000-es években, ugyanakkor mindezzel párhuzamosan az is látható volt, ahogy eközben a mérlegadat alakulása egy fenntarthatatlan folyamatot követett. Az, hogy az M2 monetáris aggregátummal becsült VAR modellből generált impulzusfüggvények által megjelenített makroökonómiai hatás mértéke nem volt nagyobb, mint a brókerkereskedők mérlegadatának az idősorával becsült modell esetében, a brókerkereskedők jelentős makroökonómiai szerepéről árulkodik.

tekinteni.

⁴¹Az M2 aggregátummal közeli kapcsolatban levő kereskedelmi banki összesített mérlegfőösszeggel, illetve összesített hitelállománnyal (adatforrás *Federal Reserve flow-of-funds*) készült VAR modellek 2010-re már egy kis szignifikáns pozitív hatást mutatnak a reálkibocsátásra, ugyanakkor a hatás 0,1-es mértéke messze elmarad a brókerkereskedőké mögött.

Az eredmények alátámasztják a pénz- és tőkepiacok fejlesztésének a fontosságát, hiszen azok a gazdasági növekedés fontos hajtóerői lehetnek, illetve felhívják a figyelmet azok szigorúbb felügyeletének a fontosságára. A megfigyelések figyelmeztetésként szolgálnak a döntéshozóknak, hogy a monetáris politikai és makroprudenciális döntéseik során nem elégséges csupán a hagyományos makro és pénzügyi adatokra támaszkodni, hanem tekintettel kell lenniük a pénzügyi innovációra fogékonyabb pénz- és tőkepiaci szereplők mérlegadataira is. Továbbá az eredmények empiriailag igazolják egyrészt Borio és White-nak [2004] a pénzügyi egyensúlytalanságok kialakulását figyelmen kívül hagyó, kizárólag az inflációs célkövetésre fókuszáló monetáris politikát ért kritikai észrevételét, másrészt a jegybankok egyre hangsúlyosabb makroprudenciális figyelmét.

Persze az is lehetséges, hogy a brókerkereskedőknek nincs hatása az Egyesült Államok gazdasági folyamataira, csupán helyesen jelzik előre annak alakulását, és mérlegadataik alakulása a gazdasági fejleményekre adott portfólió átrendezések hatását tükrözi. Ez ellen szól azonban az előjel korlátozással becsült impulzus válaszfüggvények statisztikailag szignifikáns volta, amely a brókerkereskedők reprezentálta likviditási folyamatoknak a gazdasági relevanciájáról árulkodik. Akárhogy is legyen, a kapott eredmények alapján a brókerkereskedők aggregált mérlegadatának az információtartalma releváns a jövőbeli makoökonómiai folyamatok előrejelzéshez.

4 Függelék

A Kálmán-szűrő algoritmus

A Kálmán-szűrő egy olyan rekurzív algoritmus, amely az állapotváltozók lineáris előrejelzését (projekcióját) szolgáltatja minden egyen időpontban, a becslési időpontig rendelkezésre álló információk függvényében. A kiinduló pont a becsülendő VAR modell állapotteres felírása, amely általánosságban a következő módon írható:⁴²

$$y_t = H\beta_t + Ax_t + e_t, \quad (16)$$

$$\beta_t = \mu + F\beta_{t-1} + v_t, \quad (17)$$

ahol $E(e_t e_t') = R^{43}$ és $E(v_t v_t') = Q$, ha $t = \tau$ és 0 egyébként, e_t ($n \times 1$) és v_t ($k \times 1$) vektor. Valamint y_t a t időpontban megfigyelt változók ($n \times 1$) vektora, β_t a nem megfigyelhető állapotváltozó ($k \times 1$) vektora, H az y_t és β_t közötti kapcsolatot kifejező ($n \times k$) mátrix, F mátrix dimenziója ($k \times k$), illetve μ ($k \times 1$) vektor, x_t az exogén változók ($r \times 1$) vektora A ($n \times r$) koeficiens mátrixszal. Továbbá feltételezett, hogy az F , Q , H , R és A mátrixok

⁴²Tekintettel, hogy a modellezési feltevés szerint B_t elemei egy bolyongási folyamatot követnek, F végig elhagyható az összes egyenletből, hiszen F egy egységmátrix és nincs befolyással az eredményekre.

⁴³Az 1.3. alfejezet (2) képletében az $E(e_t e_t) = \Omega$ jelölést használtuk, követvén a szakirodalmi gyakorlatot.

értéke ismert. A (16) kifejezést a modell megfigyelési egyenletének (*Observation Equation*), míg (17)-et az átmeneti- vagy állapotegyenletének (*Transition/State Equation*) nevezzük, ahol B_t az állapotváltozó nem-megfigyelhető komponense, z_t pedig az exogén változó a hozzá tartozó A koefficiens mátrixszal. A megfigyelési egyenlet tehát a rendelkezésünkre álló, megfigyelt változót köti a nem-megfigyelhető állapotváltozóhoz (Hamilton [1994], 377. o.).

$$\beta_{t|t-1} = F\beta_{t-1|t-1}, \quad (18)$$

$$P_{t|t-1} = FP_{t-1|t-1}F' + Q, \quad (19)$$

$$\eta_{t|t-1} = y_t - y_{t-1} = y_t - H\beta_{t|t-1} - Ax_t, \quad (20)$$

$$f_{t|t-1} = HP_{t-1|t-1}H' + R, \quad (21)$$

$$K_t = P_{t|t-1}H'f_{t|t-1}^{-1}, \quad (22)$$

$$\beta_{t|t} = \beta_{t|t-1} + K_t\eta_{t|t-1}, \quad (23)$$

$$P_{t|t} = P_{t|t-1} - K_tHP_{t|t-1}. \quad (24)$$

Az első két kifejezés a becslő egyenlet, a (20) kifejezés az előrejelzési hiba, a (21) egyenlet az előrejelzési hiba varianciáját becsli, az (22) egyenlet a Kálmán „nyereség” egyenlet, a (23) és (24) egyenletek pedig az előrejelzések frissítésére szolgálnak a beérkező új adatok függvényében.

A Carter-Kohn algoritmus

Általánosságban a Bayes-i megközelítés kerete között a regressziós β és σ^2 paraméterek véletlen valószínűségi változóként vannak kezelve, a hozzájuk tartozó prior valószínűségi eloszlásokkal. A prior valószínűségi eloszlások a regressziós adatok (X és Y) megfigyelése előtt a β és σ^2 paraméterekről megfogalmazott kutatói feltételezést fejezik ki. Majd a rendelkezésre álló adatminta tartalmazta információ kombinálásra kerül a prior eloszlásokkal a Bayes-tétel használatával, és eredményezi a β és σ^2 paraméterek eloszlásának a frissítését.

A Bayes-i megközelítésben a (17) egyenlet állapotváltozóján kívül az F , Q , H , R és A mátrixok értékei is ismeretlen, véletlen változókként vannak tekintve. A $\tilde{\beta}_T = [\beta_1, \dots, \beta_T]'$ állapotváltozó értékét az F , Q , H , R és A mátrixokkal vett együttes valószínűségi eloszlásból kapjuk, és nem pedig $\tilde{\beta}_T$ -nek az F , Q , H , R , A mátrixokra vonatkozó feltételes eloszlásából (ahogy az a klasszikus idősor analízis keretein belül történne) (bővebben: Kim, Nelson [1999], 171–189 o.).

Ekkor a Gibbs mintavételezést az teszi lehetővé, hogy $\tilde{\beta}_T$ értékein kívül az F , H , A paraméter és a Q , R kovarianciamátrixok értékeit is hiányzó adatként tekintjük. A mintavételezés alábbi két lépése addig kerül ismétlésre, míg a hiányzó értékek nem konvergálnak valós értékeikhez:

1. lépés: az F , Q , H , R , A mátrixoknak $\tilde{\beta}_T$ -re és a megfigyelt adatokra vonatkozó feltételes értékeinek a generálása inverz Wishart eloszlásból.

2. lépés: $\tilde{\beta}_T$ -nek az F , Q , H , R , A mátrixokra és a megfigyelt adatokra vonatkozó feltételes értékeinek a generálása normál eloszlásból.

Az első lépés $\tilde{\beta}_T$ ismeretének a függvényében egyszerű, hiszen a (16) és (17) egyenlet immár két, egymástól független lineáris regresszió (mivel a hibatagjaik eleve függetlenek voltak egymástól). A második lépés végrehajtása pedig a Carter-Kohn algoritmus révén lehetséges, amely a teljes β_T vektort a $p(\beta_T | F, Q, H, R, A, \tilde{y}_T)$ együttes poszterior eloszlásból generálja. Eltekintve F , Q , H , R , A mátrixoktól, az együttes eloszlás a következőképpen faktorizálható (Carter, Kohn [1994]):

$$p(\tilde{\beta}_T | \tilde{y}_T) = p(\beta_T | \tilde{y}_T) p(\tilde{\beta}_{T-1} | \beta_T, \tilde{y}_T), \quad (25)$$

ahol $\tilde{y}_T = [y_1, \dots, y_T]'$. Kihhasználván β Markov-tulajdonságát, a (21) kifejezés a következőképpen írható:

$$p(\tilde{\beta}_T | \tilde{y}_T) = p(\beta_T | \tilde{y}_T) \prod_{t=1}^{T-1} p(\beta_t | \beta_{t+1}, \tilde{y}_t), \quad (26)$$

ahol a jobb oldali szorzat első tényezőjének eloszlása

$$p(\beta_T | \tilde{y}_T) \sim N(\beta_{T|T}, P_{T|T}), \quad (27)$$

ahol $\beta_{T|T} = E(\beta_T | \tilde{y}_T)$ és $P_{T|T} = Cov(\beta_T | \tilde{y}_T)$, amely kifejezés révén a becsült állapotváltozót övező becslési bizonytalanságról is tájékoztat. Míg a (26) jobb oldalán álló második tényező eloszlása

$$p(\beta_t | \beta_{t+1}, \tilde{y}_t) \sim N(\beta_{t|t, \beta_{t+1}}, P_{t|t, \beta_{t+1}}), \quad (28)$$

ahol $\beta_{t|t, \beta_{t+1}} = E(\beta_t | \beta_{t+1}, \tilde{y}_t) = E(\beta_t | \beta_{t+1}, \beta_{t|t})$ és $P_{t|t, \beta_{t+1}} = Cov(\beta_t | \beta_{t+1}, \tilde{y}_t) = Cov(\beta_t | \beta_{t+1}, \beta_{t|t})$. A (22) kifejezés értelmében $\tilde{\beta}_T = [\beta_1, \dots, \beta_T]'$ vektor $p(\beta_T | \tilde{y}_T)$ és $p(\beta_t | \beta_{t+1}, \tilde{y}_t)$ feltételes eloszlásokból generálható. A (27) kifejezésben $\beta_{T|T}$ és $P_{T|T}$ a Kálmán-szűrő (24) és (24) frissítő egyenleteiből, míg a (28)-ban $\beta_{t|t, \beta_{t+1}}$ és $P_{t|t, \beta_{t+1}}$ szintén a Kálmán-szűrő frissítő egyenleteinek a felhasználásával származtathatóak (Kim-Nelson [1999], 189-193. o.):

$$\beta_{t|t, \beta_{t+1}} = \beta_{t|t} + P_{t|t} F' (F P_{t|t} F' + Q)^{-1} (\beta_{t+1} - F \beta_{t|t}), \quad (29)$$

$$P_{t|t, \beta_{t+1}} = P_{t|t} - P_{t|t} F' (F P_{t|t} F' + Q)^{-1} F P_{t|t}. \quad (30)$$

A Carter-Kohn algoritmus a (29) és (30) egyenletek időben visszafelé történő iterálása $T-1$ periódustól az első periódusig, amely $\tilde{\beta}_T = [\beta_1, \dots, \beta_T]'$ elemeit eredményezi. Ezek után a Gibbs mintavételezés 1. lépése kerül ismétlésre, hiszen a (13) kifejezésből a v_t hibatagok és Q kovariancia-mátrix azonnal adódnak (gyakorlatban történő alkalmazásáról és a lépésekről lásd: Blake, Mumtaz [2012]).

A Gibbs mintavételezés lépéseinek összefoglalása

A Gibbs mintavételezés a (2), (7), (12), (13), (14) és (15) kifejezések által reprezentált három darab állapotterres rendszerrel a következő lépéseket foglalja magába:

0. lépés. B_T , A_T , Σ_T és $V(Q, S, W)$ mátrixok kezdőértékeinek a meghatározása.

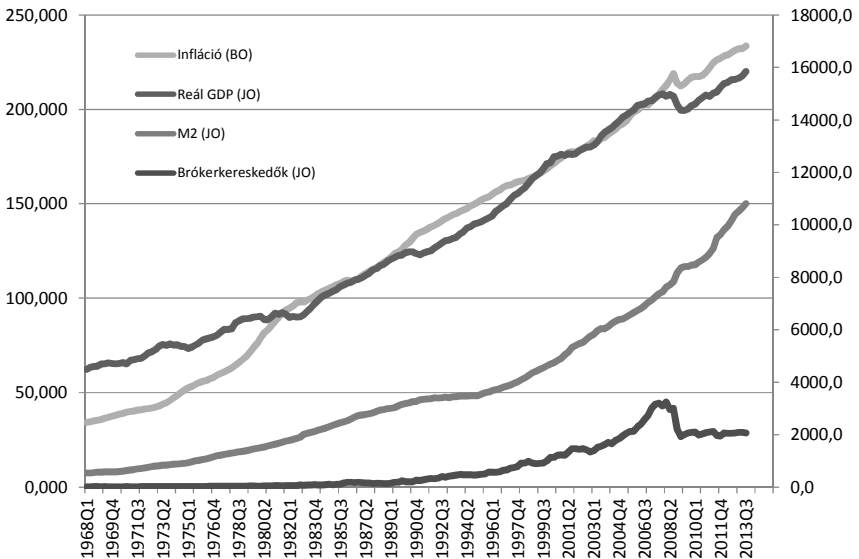
1. lépés. B_T , A_T , Σ_T -nek V -re vonatkozó feltételes szimulációja (Del Negro - Primiceri [2013]): $p(B_T | Y_T, A_T, B_T, \Sigma_T, V)$, $p(A_T | Y_T, B_T, \Sigma_T, V)$, $p(s_T | Y_T, A_T, \Sigma_T, V)$,⁴⁴ $p(\Sigma_T | Y_T, A_T, B_T, V, s)$,

2. lépés. Q , S , W -nek B_T , A_T , Σ_T -re vonatkozó feltételes szimulációja:

$$p(Q, W, S | Y_T, B_T, A_T, \Sigma_T) = p(Q | Y_T, B_T, A_T, \Sigma_T) \times p(W | Y_T, B_T, A_T, \Sigma_T) \times p(S_1 | Y_T, B_T, A_T, \Sigma_T) \times \dots \times p(S_{n-1} | Y_T, B_T, A_T, \Sigma_T).$$

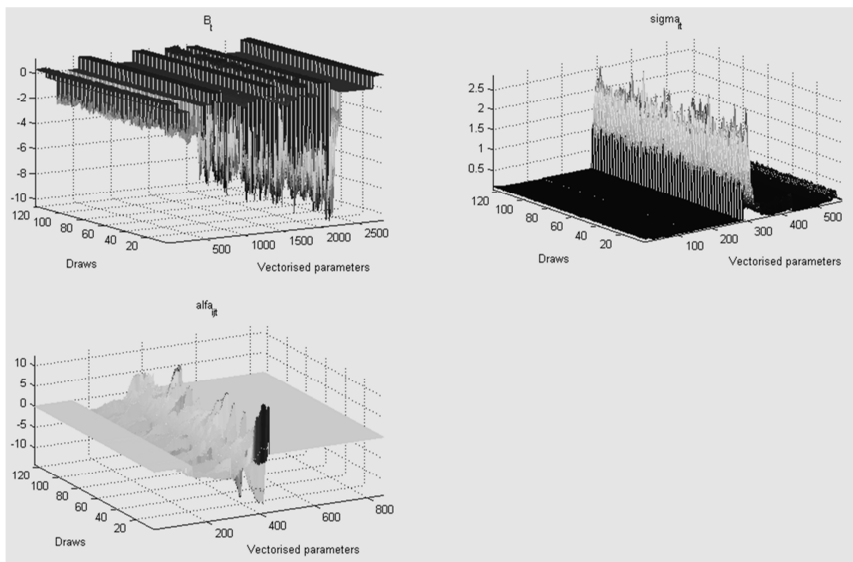
3. lépés. 1. és 2. lépés ismétlése.

Ábrák

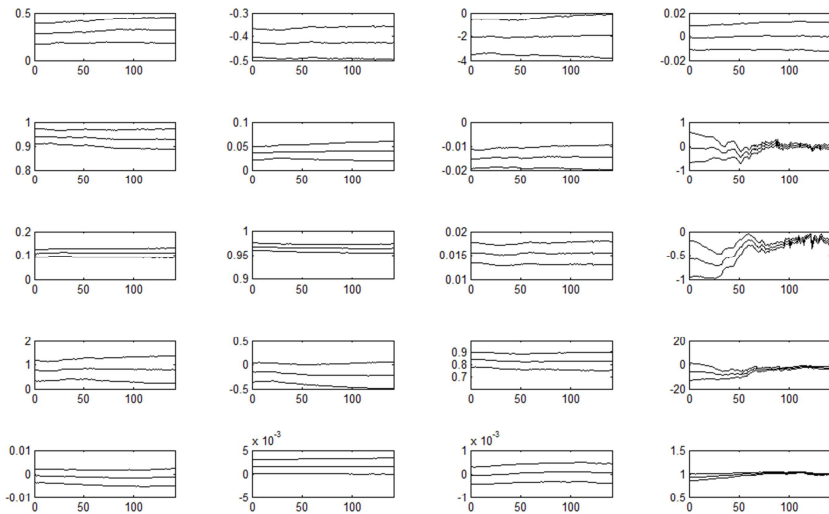


9. ábra. A fogyasztói árindex (bal oldali skála), a reálkibocsátás, M2 pénzzaggregátum és a brókerkereskedők mérlegének (jobb oldali skála) alakulása 1968-2013 között

⁴⁴Ahol s^T a Kim, Shephard és Chib [1998] módszeréhez használt indikátor mátrix, a (14)-ben az e_t hibátág χ^2 eloszlásának normális eloszlással való közelítéséhez. Del Negro - Primiceri [2013] az s^T és Σ_T mintavételezésének a helytelen sorrendiségére hívták a figyelmet a korábbi szakirodalmi gyakorlatokban.



10. ábra. A vektorálisan rendezett B , α , σ VAR paraméterek 2500 iterációjának húszasával számított várható értékeinek az alakulása (bővebben Benati-Mumtaz [2012])



11. ábra. A TVP VAR modell reál GDP, fogyasztói árindex, 3 hónapos kötvény hozam és brókerkereskedők koefficienseinek alakulása 1978-2013 között (legfelső sorban a konstanssal)

Irodalom

1. Ács A. (2014): Pénzintézeti mérlegadatokat monetáris politikai újraértelmezése, *Közgazdasági Szemle*. LXI. évf., 166–192. o.

2. Adrian, T. – Boyarchenko, N. (2013): Intermediary Leverage Cycles and Financial Stability, Federal Reserve Bank of New York, Staff Report No. 567.
3. Adrian, T. – Shin, H. S. (2009): Money, Liquidity, and Monetary Policy. Federal Reserve Bank of New York, Staff Reports, No. 360.
4. Adrian, T. – Shin, H. S. (2010): The Changing Nature of Financial Intermediation and the Financial Crisis of 2007–2009, Federal Reserve Bank of New York, Staff Reports.
5. Arratibel, O. – Michaelis, H. (2014): The Impact Of Monetary Policy And Exchange Rate Shocks In Poland: Evidence From A Time-Varying Var, European Central Bank, Working Paper, No. 1636.
6. Blake, A – Mumtaz, H. (2012): *CCBS Technical Handbook – No. 4, Applied Bayesian econometrics for central bankers*, Bank of England.
7. Borio, C. - White, W. (2004): *Whither monetary and financial stability? The implications of evolving policy regimes*, BIS Working Papers, No 147.
8. Carter, C. K. – Kohn R. (1994): On Gibbs sampling for state space models, *Biometrika* 81(3), 541–553.
9. Castelnuovo, E. – Surico, P. (2009): Monetary Policy, Inflation Expectations and the Price Puzzle, *The Economic Journal*, 120, 1262–1283.
10. Chiarella, C. (2006): *Quantitative and Empirical Analysis of Nonlinear Dynamic Macromodels*, Elsevier B. V.
11. Cogley, T. – Sargent, T. J. (2005): Drifts and volatilities: monetary policies and outcomes in the post WWII US, *Review of Economic Dynamics* 8, 262–302.
12. Del Negro, M. - Primiceri, G. (2013): *Time-Varying Structural Vector Autoregressions and Monetary Policy. A Corrigendum*, Federal Reserve Bank of New York, Staff Report No. 619.
13. Franta, M. – Horváth, R. – Rusnák, M. (2012): Evaluating Changes in the Monetary Transmission Mechanism in the Czech Republic, Institute of Economic Studies, Faculty of Social Sciences, Charles University in Prague, IES Working Paper: 11/2012
14. Geweke, J. (1992): Evaluating the accuracy of sampling-based approaches to the calculation of posterior moments, *Bayesian Statistics*, Vol. 4
15. Hamilton, J. D. (1994): *Time series analysis*. Princeton University Press, ISBN 0-691-04289-6.
16. Komáromi A. (2008): *A monetáris aggregátumok szerepe a monetáris politikában*, Magyar Nemzeti Bank, MNB-tanulmányok 71.
17. Jacquier, E. – Polson, N. – Rossi, P. (2004): Bayesian analysis of stochastic volatility models, *Journal of Business and Economic Statistics* 12, 371-418.
18. Kim, C-J. – Nelson, C. R. (1999): *State-space models with regime switching*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
19. Kim, S., – Shephard, N. – Chib, S. (1998), Stochastic Volatility: Likelihood Inference and Comparison with ARCH Models, *Review of Economic Studies*, 65, 361-393.
20. Koop, G. – Korobilis, D. (2010): Bayesian Multivariate Time Series Methods for Empirical Macroeconomics, Foundations and Trends(R) in *Econometrics*, vol. 3(4), 267-358.
21. Koop, G. – Poirier, D. J. – Tobias J. L. (2007): *Bayesian Econometric Methods*, Cambridge University Press.

22. Lesage, J. P. (1999): *Applied Econometrics using MATLAB*, Department of Economics, University of Toledo.
23. Nuño, G. – Thomas, C. (2013): Bank Leverage Cycles, European Central Bank, Working Paper, NO 1524.
24. Peterson, W. – Tomek, H. (2000): Implications Of Deflating Commodity Prices For Time-Series Analysis, Conference on Applied Commodity Price Analysis, Forecasting, and Market Risk Management, Chicago, Illinois.
25. Pozsar, Z. – Adrian, T. – Ashcraft, A. – Boesky, H. (2010): Shadow Banking, Federal Reserve Bank of New York, Staff Report no. 458.
26. Primiceri, G. E. (2005): Time Varying Structural Vector Autoregressions and Monetary Policy. *Review of Economic Studies* 72(3), 821–852 o.
27. Rubio-Ramírez, J. – Waggoner, D. – Zha, T. (2010): Structural Vector Autoregressions: Theory of Identification and Algorithms for Inference, *Review of Economic Studies* 77(2), 665–696.
28. Sims C. A. (2000): Using a Likelihood Perspective to Sharpen Econometric Discourse: Three Examples, *Journal of Econometrics* 95(2), 443–462.
29. Várpalotai, V. (2009): Modern Bayes-i ökonometriai elemzések. Simasági priorok alkalmazása az üzleti ciklusok szinkronizációjának mérésére és az infláció előrejelzésére. PhD thesis, Budapesti Corvinus Egyetem, Közgazdaságtani Doktori Iskola.

EFFECT OF BROKER-DEALERS TO MACROECONOMIC VARIABLES – THE ROLE OF BROKER-DEALERS IN A TVP VAR SETTING

This paper examines broker-dealers effect on the US economy using Primiceri's [2005] time-varying parameter Bayesian VAR model and presents in detail the methodology. The results show that broker-dealers have a statistically significant effect on the real output. Estimating an alternative model with the M2 monetary aggregate and comparing the results show that broker-dealers effect on real GDP is similar in magnitude to that of the M2 monetary aggregate though its balance sheet is much smaller in size. The outcome highlights the importance of the finance and capital markets developments and serves as a warning against the sole use of the classical monetary data in the conduct of monetary and macroprudential policy.