



SZABÓ LAJOS TAMÁS

# A KÜLSŐ KERESLET ELŐREJELZÉSE BVAR MODELLEKKEL

MNB-TANULMÁNYOK | 134.

**2018**  
JANUÁR





# A KÜLSŐ KERESLET ELŐREJELZÉSE BVAR MODELLEKKEL

MNB-TANULMÁNYOK | 134.

**2018**  
JANUÁR

Az „MNB-tanulmányok” sorozatban megjelenő írások a szerzők nézeteit tartalmazzák, és nem feltétlenül tükrözik a Magyar Nemzeti Bank hivatalos álláspontját.

MNB-tanulmányok 134.

### **A külső kereslet előrejelzése BVAR modellekkel\***

Írta: Szabó Lajos Tamás

Budapest, 2018. január

Kiadja: Magyar Nemzeti Bank

Felelős kiadó: Hergár Eszter

1054 Budapest, Szabadság tér 9.

[www.mnb.hu](http://www.mnb.hu)

ISSN 1787-5293 (on-line)

\* Köszönettel tartozom Pellényi Gábornak az előremutató tanácsaiért. Minden esetleges hibáért engem terhel a felelősség.

„A múlt a jelen alakja; a jövő a jelen illata.”

*Weöres Sándor*



---

# Tartalom

<b>Kivonat</b>	7
<b>1. Bevezetés</b>	9
<b>2. Irodalomösszefoglaló</b>	10
<b>3. Jelenlegi gyakorlat</b>	11
<b>4. Felhasznált adatok</b>	12
<b>5. A módszer bemutatása</b>	14
5.1. Az országok kiválasztása	14
5.2. Kálmán-szűrő	15
5.3. BVAR	16
<b>6. Eredmények</b>	17
6.1. Ausztria	17
6.2. Németország	18
6.3. Franciaország	19
6.4. Olaszország	19
6.5. Oroszország	19
6.6. Románia	20
6.7. Szlovákia	20
6.8. Ukrajna	21
6.9. A külső kereslet előrejelzése és értékelése	21
<b>7. Összefoglalás</b>	26
<b>Irodalomjegyzék</b>	27
<b>Függelék</b>	29





---

# Kivonat

Mivel a monetáris politikai döntések hatása késleltetve jelentkezik, ezért a döntéshozónak szüksége van gazdasági előrejelzésekre is a döntés meghozatalakor. Tanulmányunkban bemutatunk egy módszert, amivel az eddigi gyakorlatnál gyorsabban lehet a külső kereslet előrejelzésünkbe beépíteni a beérkező adatokat. A külső kereslet előrejelzése segíti a kivitel, és ezen keresztül a GDP előrejelzését. Az eddig gyakorlatban a főbb külkereskedelmi partnereink importjára nemzetközi intézmények előrejelzését használjuk kiindulásai alapként. Az időközben bejövő adatok szakértői korrekcióval érvényesíthetjük az előrejelzésben. A tanulmányunkban ismertetett módszer alapján havi gyakoriságú idősorok (bizalmi indexek, ipari termelés, rendelések) felhasználásával BVAR modellek segítségével a legfőbb külkereskedelmi partnereink importját jelezzük előre, ezek segítségével pedig a külső keresletet. Az irodalom alapján Kálmán-szűrőt használunk az egyes idősorok közötti különbségek kiküszöbölésére. Ekkor a hiányzó változót a többi változóval jelezzük előre. A kapott előrejelzések jobban teljesítenek, mint a legjobb ARMA modellek, valamint a világimportot és az olajárát tartalmazó modell. Az egyes országok importjának előrejelzése – egy kivételtől eltekintve – pontosabb, ha a teljes mintán készítjük az előrejelzést, mintha gördülő mintán. A külső kereslet előrejelzése is pontosabb, ha teljes mintát használunk. A külső kereslet előrejelzésére használt legpontosabb BVAR modell torzítatlan előrejelzést ad, valamint a fordulópontokat is jobban jelzi előre, mint az összehasonlításhoz használt modellek. A nemzetközi intézmények előrejelzésével összevetve, akkor teljesít jobban a BVAR előrejelzés, ha már vannak import tényadatok az adott évből. Az eddig gyakorlathoz képest tehát a BVAR módszertan és az előrejelzésbe formalizáltan beépíthető havi idősorok jelentik újdonságot. A későbbiekben érdemes lehet a GDP tételeit is ezzel a módszerrel előrejelezni.

**JEL kódok:** C11, F17, F47

**Kulcsszavak:** BVAR, külső kereslet előrejelzése



---

# 1. Bevezetés

A jegybanki döntéshozatalban kiemelt szerepe van az előrejelzéseknek. Mint Carriero és szerzőtársai (2015) is megjegyzi, a monetáris politikai döntések hatása késleltetve jelentkezik a gazdaságban, így a döntéshozóknak figyelembe kell venni a különböző gazdasági változókra vonatkozó előrejelzéseket is.

Az MNB jelenlegi gyakorlata szerint a negyedévente megjelenő Inflációs jelentésben egyéb tényezők mellett a felvevőpiacaink importkeresletére is ad előrejelzést, ami alatt a főbb külkereskedelmi partnereink importjának a magyar exportsúlyokkal számított átlagát értjük. A külső kereslet előrejelzése segíti a kivitelünk előrejelzését, ami egy kis nyitott gazdaságban fontos tényezője a gazdasági növekedésnek.

A jelenlegi gyakorlat szerint három intézmény (Európai Bizottság, IMF, OECD) főbb külkereskedelmi partnereink importjára vett előrejelzését súlyozzuk össze a magyar exportsúlyokkal. Azonban ezek az előrejelzések jellemzően évente kétszer állnak rendelkezésre.

Tanulmányunkban bemutatunk egy, az irodalomban használt módszert, amivel rövid távú indikátorok segítségével jelezzük előre a legnagyobb külkereskedelmi partnereink importnövekedését. Majd ezen előrejelzések felhasználásával jelezzük előre a külső keresletet. A felhasznált indikátorok segítségével csak rövid távon (1-4 negyedév) tudjuk javítani a külső kereslet előrejelzésünket. Ismereteink szerint eddig nem készítették BVAR modellekkel előrejelzést a magyar külső keresletre. Az eddigi jegybanki gyakorlatban a nemzetközi előrejelzések közti időszakban csak szakértői korrekcióval lehetett új információkat beépíteni a külső kereslet előrejelzésbe. A bemutatandó gyakorlat egy formalizált megoldást biztosít a beérkező adatok felhasználására.

A felhasznált havi indikátorok közzétételi dátumai nem esnek egybe. Ennek kiküszöbölése érdekében Bańbura – Rünstler (2011) alapján Kálmán-szűrőt alkalmazunk, hogy az egyes hiányzó értékeket előre jelezzük a rendelkezésre álló idősorok segítségével.

Az előrejelzést Bayesi VAR egyenletekkel végezzük. Mint Bańbura és szerzőtársai (2010) is megjegyzi a VAR modellek megszokott és széles körben használt elemzési és előrejelzési eszközök a makroökonómiában. A BVAR modellekkel való előrejelzés során el kell döntetünk, hogy milyen priorokat és késleltetést alkalmazunk. Minden egyes ország, valamint a külső kereslet előrejelzésénél is a teljes mintán a legkisebb Schwartz információs kritériummal rendelkező modellt választjuk. Az eddigi jegybanki gyakorlatnak megfelelően pontelőrejelzést készítünk.

A 2. fejezetben röviden ismertetjük a témával kapcsolatos szakirodalmi előzményeket. A 3. fejezetben bemutatjuk az MNB jelenlegi előrejelzési gyakorlatát a külső keresletről. A 4. fejezetben áttekintjük a felhasznált adatokat. Az 5. fejezetben a vizsgálandó országok kiválasztásának módszerét ismertetjük, röviden bemutatjuk, hogyan alkalmazható a Kálmán-szűrő a hiányzó havi idősorok előrejelzésére, valamint a külső kereslet előrejelzése során a BVAR módszertannal kapcsolatban felmerülő kérdéseket tekintjük át. A 6. fejezetben országonként ismertetjük a becsléseket, majd kiértékeljük a külső kereslet előrejelzését. A 7. fejezetben összefoglaljuk a kapott eredményeket, valamint felhívjuk a figyelmet további hazai alkalmazási lehetőségekre.

## 2. Irodalomösszefoglaló

A témában már nagyon sok publikáció látott napvilágot, ezekből néhány tartalmát ismertetjük.

Jakab és szerzőtársai (2000) a magyar külső keresletet és a magyar exportot jelezték előre és értékelték a különböző előrejelzési modellek eredményeit. Az előrejelzések összehasonlításánál két szempontot vettek figyelembe. Egyrészt az előrejelzések pontosságát, amit az átlagos négyzetes hibával mértek. Másrészt az előrejelzések stabilitását, vagyis azt, hogy egy-egy új adat beérkezése után mennyivel változnak az előrejelzések. A stabilitás mérőszámaként az átlagos négyzetes hiba mintájára az átlagos négyzetes revíziót alkalmazták. A külső kereslet előrejelzését az export előrejelzéséhez használták fel. A szerzők kiindulási modellként az ARIMA modellt vették, és ehhez hasonlították az előrejelzéseket. Nemcsak az idősorok dinamikáját jelezték előre, hanem a különböző módon (pl. HP, BP-szűrő) trendre és ciklusra bontva az idősorokat, az összetevőket is előrejelezték. Összességében azt találták, hogy külső kereslet esetében a HP-szűrővel felbontott 3SLS-sel készített előrejelzés teljesített a legjobban, mindkét szempont szerint. Az export előrejelzésénél nem volt egyértelmű az eredmény, mivel nem volt olyan előrejelzés, mely mindkét szempont szerint jobb lett volna.

Golinelli-Parigi (2014) havi adatok segítségével, különböző módszerekkel jelezte előre a világkereskedelem és GDP alakulását. A negyedéves nemzeti számlás adatokat jelezték előre havi idősorokkal. A szerzők két országcsoportot vizsgálnak, a fejlettek mellett néhány feltörekvő ország adatait is felhasználják. A szerzők által vizsgált országok teszik ki a világ GDP-jének 70 százalékát. A havi adatok negyedéves átlagát veszik, így hidalják át a frekvenciák közötti eltéréseket. Hasonlóan az 5. fejezetben bemutatott gyakorlathoz, amikor egy negyedév-ből egy vagy két hónap hiányzik, kiegészítő modellekkel előrejelzik a havi idősorokat, hogy a teljes negyedévre rendelkezésre álljanak az adatok. Az előrejelzések teljesítménye javult, az RMSE kisebb lett, ha kisebb mintát használtak az előrejelzéséhez, mivel így a strukturális töréseket nagyobb valószínűséggel küszöbölték ki.

Az egyes országok behozatalának előrejelzéséhez bizalmi indikátorokat is felhasználunk. Az eddigi kutatások alapján a különböző bizalmi indikátorok javítják egy-egy makrováltozó előrejelzését. Magyarországra Vadas (2001) vizsgálta a fogyasztás és a GKI bizalmi indexei közti kapcsolatot. Azt találta, hogy az egyes rész kérdésekre adott válaszok érdemben segítenek előrejelezni a lakossági fogyasztási kiadásokat. Pula – Reiff (2002) kutatása alapján a vállalati konjunktúra felmérések rövid távon segítenek előrejelezni a feldolgozóipari termelést.

Bañbura – Rünstler (2011) arra jutott, hogy a bizalmi indikátorok gyors elérhetőségük miatt különösen hasznosak reálváltozók előrejelzésére. Hüfner – Schröder (2002) több bizalmi indikátort is megvizsgált, hogy segítenek-e előrejelezni a német gazdaság teljesítményét. Eredményeik alapján az Ifo, a PMI és a ZEW indexek segítették a német ipari termelés előrejelzését. Červená – Schneider (2014) szintén használtak bizalmi indikátorokat az osztrák GDP előrejelzésére.

---

## 3. Jelenlegi gyakorlat

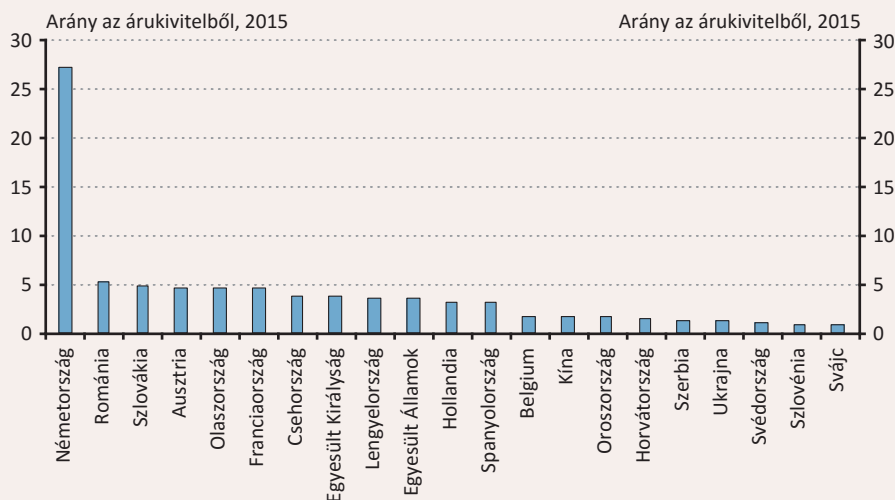
Az MNB negyedévente megjelenő Inflációs jelentésében Magyarország exportpiacának méretére (külső kereslet) vonatkozó előrejelzést is közzétesz. Ebben a 21 legnagyobb külkereskedelmi partnerünk importvolumenét súlyozzuk össze a magyar exportban betöltött súlyuknak megfelelően. Az exportpiacaink növekedésének előrejelzése segít a magyar kivitel előrejelzésében (az export növekedését a külső keresleten kívül más is befolyásolja, pl. az exportpiaci részesedés, reálárfolyam).

A külső kereslet előrejelzésben három intézmény (Európai Bizottság, IMF, OECD) országokra vonatkozó előrejelzéseit használjuk fel. Egyes országokra nem minden intézmény ad előrejelzést, így az összesúlyozott értékek sem hasonlíthatók össze maradéktalanul. Ezen kívül ezen előrejelzések publikációja nem esik egybe az Inflációs jelentés információs bázisával, így van, amikor a felhasznált előrejelzés és az Inflációs jelentés információs bázisa között másfél hónap eltérés is lehet. Ezért érdemes az időközben megjelent havi adatokat felhasználni. Az eddigi gyakorlatban ez szakértői korrekcióval történt, azonban az adatok formális felhasználása még nem megoldott. A használt módszertan mellett ebben is előrelépést jelent a bemutatandó gyakorlat.

## 4. Felhasznált adatok

A külső kereslet tényidőszaki előállításánál a 21 legnagyobb külkereskedelmi partnerünk (1. ábra) importvolumenét súlyozzuk össze a magyar áru kivételben betöltött súlyuk alapján (a súlyok évről évre változhatnak).

**1. ábra**  
Az egyes országok súlya a magyar áru kivételből  
(2015)



Forrás: KSH.

Az egyes országok importjának előrejelzéshez ESI indikátorokat, az egyes országok ipari termelését, az ipari rendeléseket, az euróövezeti országok esetében az EABCI (eurozóna üzleti bizalmi indikátor) indikátort használjuk. Németország esetében az előbbieken kívül a ZEW és IFO indikátorok, míg Oroszország esetében az OECD CLI indikátorai segítik az előrejelzést.

Az eredményváltozó minden ország esetében a szezonálisan igazított importvolumen, 2000=100% formában.

Az ESI adatok az EU-tagállamokra, valamint tagjelölt országokra érhetők el. Az ESI bizalmi indexeket az Európai Bizottság megbízásából az EU-tag és tagjelölt országokban különböző kutatóintézetek készítik. Az ESI indexeket egyik kiemelt célja, hogy képet adjanak a gazdaság szereplőinek (háztartások, vállalatok) helyzetértékeléséről, azonosítsák az üzleti ciklusban bekövetkezett változásokat. Az ESI indexek közzététele megelőzi a rendszeresen publikált statisztikai adatokat, így hamarabb mutatja az esetleges változásokat, trendfordulókat. Az ESI indexek további előnye, hogy módszertanuk egységes, az idősorok hosszúak, így mind időben, mind keresztmetszetben összehasonlíthatók.

Az ESI fő index mellett felhasználjuk az iparágakra (ipar, szolgáltatás, építőipar, kereskedelem) valamint a fogyasztói bizalomra vonatkozó indexeket is. A főbb ágazatok (pl. ipar, építőipar, szolgáltatások) alindexeit egyebek mellett a termelési kilátásokról, rendelésekről, készletekről, a termelést korlátozó tényezőkről, kapacitáskihasználtságról szóló kérdések alapján állítják össze. Ezen kívül a háztartásoknak is van saját kérdőívük, melyben többek között pénzügyi helyzetre, fogyasztói árakra, általános gazdasági helyzetre, megtakarításokra kérdeznek rá. Az egyes esetekben a megkérdezett vállalatok, háztartások száma jellemzően 500-5000 között van, ami országonként változik. A módszertanról lásd részletesen EC (2016)-ot.

Az előrejelzés során igyekeztünk olyan idősorokat használni magyarázóváltozóként, amelyek viszonylag kis késéssel állnak rendelkezésre. A különböző bizalmi indikátorok még a tárgy hónapban (pl. ESI, EABCI) vagy a tárgy hónapot követő hetekben elérhetőek. További előnyük, hogy nem revideálódnak.

Oroszország esetében havi gyakoriságú OECD CLI adatokat is használtuk. Ezek a mutatók – ellentétben az ESI indexekkel – nem kérdőíves felmérés alapján készülnek, hanem rendszeres publikálású statisztikai idősorokból. Céljuk a gazdasági konjunktúra fordulópontjainak, üzleti ciklusoknak az azonosítása (részletesen lásd: Gyomai-Guidetti (2012)). Hátrányuk az ESI adatokhoz képest, hogy nem állnak olyan gyorsan rendelkezésre.

A másik típusú idősorok az ipari termeléssel kapcsolatosak (ipari termelés szintje, rendelések). Azért választottuk ezeket az idősorokat, mert a magyar áru kivitel fele ipari alapanyag és tőkejószág volt az utóbbi évtizedben. Így külpiacaink ipari termelésének változása jelentős hatással van a magyar exportlehetőségekre.

A rendelési adatok egyes országokra részletesebben is elérhetőek (hazai rendelések, exportrendelések, összes rendelés). Ebben az esetben hasonlóan az ESI indexekhez a legjobb előrejelző képességűt választjuk (erről lásd részletesen az egyes országok leírását). Az országonként rendelkezésre álló adatokat mutatja az 1. táblázat.

1. táblázat								
Az előrejelzés során felhasznált idősorok								
	AT	DE	FR	IT	RO	RU	SK	UKR
ESI	X	X	X	X	X		X	
Ipari termelés	X	X	X	X	X	X	X	X
Rendelések	X	X		X				
EABCI	X	X	X	X			X	
Egyéb		ZEW, IFO				OECD CLI		

Ahhoz, hogy helyesen tudjuk előállítani az egyes becsléseket szükség lenne a becslés időpontjában elérhető importadatokra (vintage adatok), mivel ezek időközben revideálódnak. Azonban ezek nem elérhetőek, így enélkül végezzük el a becsléseket.

# 5. A módszer bemutatása

## 5.1. AZ ORSZÁGOK KIVÁLASZTÁSA

A külső kereslet előrejelzésénél a kiválasztott országok tekintetében érdemes mérlegelni a felhasznált adatok mennyiségét és ennek „hasznosságát”. A kis súllyal rendelkező országok tekintetében az adott országra készített előrejelzés érdemben már nem javít a külső kereslet előrejelzésén. A kiválasztási folyamatban két módszert is alkalmazunk. Az egyik egyszerűen az adott országok súlyát veszi figyelembe a magyar külkereskedelemben, míg a másik az országok importjának súlyozott varianciáit.

A súlyok alapján azok az országok kerültek be az előrejelzésbe, amelyeknek 4 százaléknál nagyobb a részesedésük. Ezek alapján 6 országot választottunk ki (Németország, Románia, Szlovákia, Ausztria, Olaszország, Franciaország), melyek az utóbbi 10 évben a magyar áru kivitel 50-60 százalékát fedték le.

Mivel a cél a külső kereslet változásának minél pontosabb előrejelzése, ezért érdemes azt is megvizsgálni, hogy melyek azok az országok, melyek importjának varianciája legnagyobb mértékben járul hozzá a külső kereslet varianciájához. Ehhez a külső kereslet változásának varianciáját kell felbontanunk az egyes országok varianciájának (és kovarianciájának) súlyozott összegére.

A külső kereslet az (1) egyenlet alapján áll elő.

$$kker_t = \sum_{i=1}^{21} w_i imp_{it} \quad (1)$$

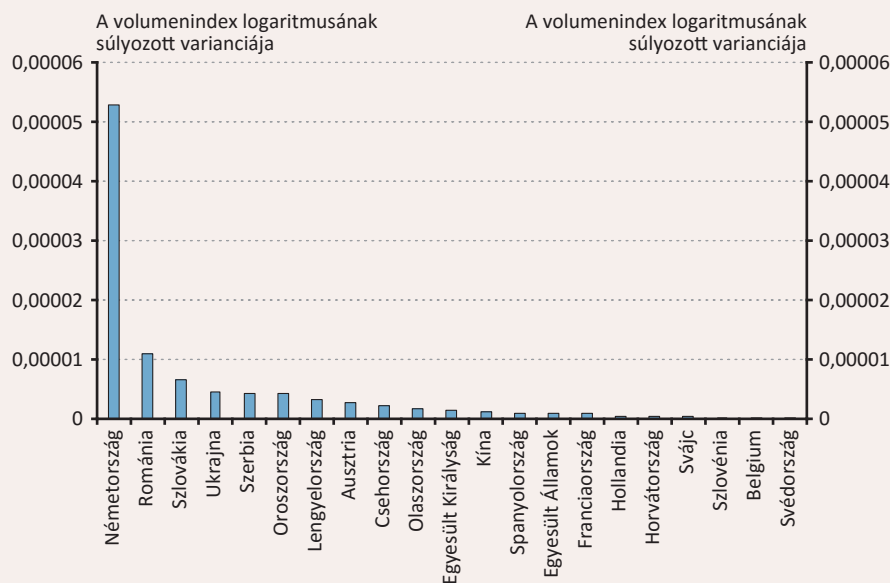
ahol  $t$  a negyedéveket, míg  $i$  az országokat jelöli. A fentiből adódik, hogy:

$$var(dlog(kker_t)) = \sum_{i=1}^{21} w_i^2 var(dlog(imp_{it})) + \sum_{i \neq j} w_i w_j cov(dlog(imp_{it}), dlog(imp_{jt})) \quad (2)$$

A vizsgálatunk szempontjából a (2) egyenlet az első összeg tagjai fontosak, vagyis az egyes országok varianciájának négyzetes súlyokkal vett tagjai. Mivel a súlyok négyzetes tagként jelennek meg, így az egyre kisebb súllyal rendelkező országoknak egyre nagyobb varianciával kell rendelkezniük ahhoz, hogy a sorrend elején végezzenek. A súlyozott varianciák alapján az első három ország már szerepel a kiválasztott országok között. Németország súlyozott varianciája meghaladja az összes többi ország súlyozott varianciájának összegét, így mindkét vizsgálat alapján indokolt a szerepeltetése (2. ábra). A sorrend alapján még Ukrajnát és Oroszországot vettük be az előrejelzésbe, mivel ezek súlya az utóbbi években átlagban meghaladta a 2 százalékot. A kovarianciák szerepeltetése esetén teljesen más megközelítésű lenne a külső kereslet modellezése (pl. Global VAR, faktormodell), így ettől ebben a cikkben eltekintünk.



**2. ábra**  
**Az egyes országok importjának négyzetes súlyokkal vett varianciája**  
 (2000-2015)



Forrás: KSH alapján saját számítás.

## 5.2. KÁLMÁN-SZŰRŐ

A negyedéves importadatok előrejelzéshez havi gyakoriságú idősorokat használunk. Azonban ezen adatokat nem egyszerre publikálják és nem feltétlenül azonos horizonton állnak rendelkezésre. Így Bańbura – Rünstler (2011) alapján az egyes havi idősorok segítségével előre jelezzük azon idősorokat, melyek nem állnak rendelkezésre. A német esetben a bizalmi indexek segítenek előre jelezni az ipari termelést (1. egyenletrendszer).

A Kálmán-szűrővel történő becslés állapot-tér modellel történik, amiben kétfajta egyenlet van. A megfigyelhető és a nem megfigyelhető változók közötti kapcsolatot írja le a megfigyelési egyenlet. Az állapotegyenletek a nem megfigyelt változókat írják le. A nem megfigyelt változók változékonysága a hibatarok egymáshoz képesti varianciájával befolyásolható. Azonban Driver és szerzőtársai (2006) valamint Ball – Mankiw (2002) az inflációt nem gyorsító munkanélküliségi ráta (NAIRU) becslése kapcsán írják, nincs általánosan elfogadott szabály arra, hogy mi alapján választható ki a megfelelő arány. A Kálmán-szűrő módszertanáról részletesen lásd Hamilton (1994b)-t.

$$\begin{aligned}
 esi &= esit \\
 ifo &= ifot \\
 ip &= ipt \\
 esit &= \beta_1 esit_{-1} + \beta_2 ifo_{-1} + \beta_3 ip_{-1} + \beta_4 + \varepsilon_1 \\
 ifot &= \beta_5 esit_{-1} + \beta_6 ifo_{-1} + \beta_7 ip_{-1} + \beta_8 + \varepsilon_2 \\
 ipt &= \beta_9 esit_{-1} + \beta_{10} ifo_{-1} + \beta_{11} ip_{-1} + \beta_{12} + \varepsilon_3
 \end{aligned}$$

Az első három egyenlet a megfigyelési, amik azonosságok, míg a másik három egyenlet az állapotegyenlet, amelyek a nem megfigyelt változókat – esetünkben tulajdonképpen csak az ipari termelést (ip) – magyarázzák. A felírt rendszer tulajdonképpen egy VAR Kálmán-szűrővel becslülve. Ebben a becslésben közgazdasági értelemben nincs szó nem megfigyelt változó becsléséről, mint pl. a kibocsátási rés vagy a NAIRU becslése esetében, csak az egyes változók rendelkezésre állásában (publikációs dátumaiban) van különbség.

### 5.3. BVAR

Hunyadi (2005) alapján a bayesi ökonometriában a becsülni kívánt változó nem előre adott (meghatározott érték), hanem valószínűségi változó. Ezen kívül a bayesi becslésnek nagy eltérése a hagyományos megközelítéstől, hogy nemcsak a mintában rendelkezésre álló információt használja fel, hanem a közgazdász előzetes vélekedését, meglátását az adott változóról, eloszlásról, így megengedve a szubjektív valószínűség használatát.

BVAR becsléseket széles körben alkalmaznak makrováltozók előrejelzésére (pl. Caraianni (2010), Ciccarelli (2003), Demeshev (2015)). Legjobb tudomásunk szerint eddigi még nem készítették előrejelzést BVAR-ral a magyar külső keresletre. A BVAR becslés módszertanáról lásd részletesen pl. Hamilton (1994a)-et vagy Koop (2003)-at.

A Bańbura – Rünstler (2011) alapján a Kálmán-szűrővel meghosszabbított idősorokat negyedévesítjük, majd ezek segítségével BVAR-t becsülünk az egyes országokra, majd 4 negyedévre előre jelzünk. Az országonkénti modellek közül a Schwartz információs kritérium alapján választjuk ki azt, amelyik előrejelzését felhasználjuk a külső kereslet előrejelzése során. A vizsgált országok importelőrejelzése kerül a külső kereslet BVAR egyenletébe, amellyel szintén előrejelzést készítünk.

A BVAR becslésnél ki kell választani a priorok fajtáját. Az irodalomban gyakori a Minnesota (Litterman) prior használata, ugyanakkor Carriero és szerzőtársai (2015) valamint Bańbura és szerzőtársai (2010) a normál Wishart priort alkalmazza, mivel egy strukturális elemzés keretében figyelemmel kell lenni arra, hogy korreláció lehet a különböző változók reziduumaik között. A prior kiválasztása Diebold (2015) alapján a Schwartz információs kritérium segítségével készült. A becsléseket négyféle priorral készítettük, ezek a következők: Litterman (vagy Minnesota), Normál-Wishart prior, Sims-Zha normál-Wishart prior, Sims-Zha normál-flat prior (a priorokról lásd részletesebben Litterman (1986), Sims – Zha (1998)).

Az irodalomban megoszlanak a vélemények arról, hogy a VAR becslésnél kell-e differenciálni a stacionaritás eléréshez. Egyesek szerint (pl. Bańbura és szerzőtársai (2010)) nem, mivel különböző priorral kezelni lehet az egységgyök folyamatokat. Másrésztől többen (Clements – Hendry (1996), Diebold- Kilian (2000)) megmutatták, hogy a differenciálás növeli az előrejelzési teljesítményt, így azoknál az idősoroknál (pl. importvolumen, ipari termelés, rendelések) ahol ez szükséges a stacionaritáshoz logdifferenciáljuk a változókat.

A BVAR becslésénél egy adott specifikációhoz annyi késleltetés kerül be, amelyekkel a legkisebb volt az Akaike információs kritérium értéke. A vizsgálatot 1-4 késleltetésig végeztük el, jellemzően 4 késleltetés esetén volt a legkisebb az információs kritérium. Magasabb késleltetésszám jelentősen csökkentené a felhasználható minta nagyságát, így mivel negyedévesek az adatok, legfeljebb 4 késleltetésig vizsgáltuk az AIC kritériumot.<sup>1</sup>

A külső kereslet előrejelzéséhez a vizsgált 8 ország importelőrejelzését használtuk fel, szintén BVAR becslés keretében.

<sup>1</sup> A becsléseket bemutató alfejezetekben az egyenletekben csak 1 késleltetésig tüntettük fel a változókat, de minden egyes alkalommal AIC kritérium alapján választottuk ki a késleltetések maximális számát.

## 6. Eredmények

Ebben a fejezetben bemutatjuk az egyes országok esetében legjobban teljesítő modelleket, valamint a kapott egyedi importelőrejelzések segítségével előre jelezzük a külső kereslet alakulását és értékeljük az eredményeket.

Az egyes országok esetében a becslés kezdőidőpontja változhat a rendelkezésre álló adatok függvényében. Az egyes becslések során egy-egy megfigyeléssel bővítettük a mintát. A mintaválasztás szempontjából kétféleképpen is értékeltük az előrejelzéseket. Egyrészt a rendelkezésre álló kezdő időpontot nem változtattuk meg, vagyis a múltban rendelkezésre álló összes információt felhasználtuk. Ebben az esetben a teljes rendelkezésre álló mintán becsüljük a modellt és a Schwartz információs kritérium alapján választjuk ki azt, amelyik előrejelzését felhasználjuk a külső kereslet előrejelzésére.

Másrészt gördülő mintán is elvégeztük a becslést és az előrejelzést, ehhez 5 éves időablakot választottunk. Erre azért volt szükség, hogy az esetleges strukturális törések ne befolyásolják az előrejelzést. Több tanulmány (pl. Constantinescu és szerzőtársai (2015), IMF (2016)) is felhívja a figyelmet, hogy a válság után megváltozott a világkereskedelem szerkezete, növekedési üteme, így érdemes gördülő mintán is elvégezni a becslést.

A priorok kiválasztásánál a vizsgált országok felénél (Ausztria, Németország, Franciaország, Olaszország) állt rendelkezésre kellő hosszúságú minta. Ezeknél az országoknál a minta kezdőidőpontja és 2000 között becsültük meg a modelleket és jeleztünk előre négy negyedévet. Ezek alapján mind a négy ország esetében a Normal-Wishart prior jelezte előre legkisebb hibával. Így a másik négy ország esetében is ezt a priort alkalmaztuk, ennek segítségével választottuk ki az egyes változófajtákból a legnagyobb előrejelző erővel rendelkezőt. A prior választást megerősíti, hogy a teljes mintás becslés esetében mindegyik országnál a Normal-Wishart prior esetében volt a legkisebb a Schwartz-kritérium értéke.

Az külső kereslet előrejelzéshez országonként azon modell importelőrejelzését használjuk, amelyiknek a teljes mintán a legkisebb a Schwartz-kritérium értéke.

A külső kereslet előrejelzésének értékeléséhez Jakab és szerzőtársai (2000) alapján a stabilitást is vizsgáltuk. Itt azt ellenőriztük, hogy az újabb előrejelzések készítése során mennyire változik az előrejelzés a korábbiakhoz képest. Ezen kívül BoE (2015) alapján ellenőriztük torzítatlanságot is, vagyis azt, hogy a BVAR becslés rendszeresen alul vagy felül becsli-e a külső keresletet. Valamint megvizsgáltuk, hogy hogyan teljesít a BVAR a fordulópontok azonosításában.

### 6.1. AUSZTRIA

Ausztria 2015-ben árukivitel tekintetében Magyarország 4. legnagyobb külkereskedelmi partnere volt.

A rendelkezésre álló adatok 1996. I. negyedévtől 2015. IV. negyedévéig tartanak. A gördülő mintán az első becslés 2000. I. negyedévtől 2004. IV. negyedévéig, az utolsó 2011. III. negyedévtől 2015. III. negyedévéig tart.

Az osztrák import becsléséhez az EABCI és az ESI indikátorokon kívül az ipari termelési adatokat valamint a rendelkezéseket használtuk fel. Egy adott mintán 6x4 becslést végeztünk a (3)-as egyenlet alapján.<sup>2</sup>

<sup>2</sup> Az 5. fejezetben az egyenletekben félkövérrel jelöltük azokat a változókat, amelyeknek több alindexe, fajtája is bekerült a becslésekbe. Ezekben az esetekben az adott változóból egyszerre csak egy fajta szerepelt az egyenletekben, a cél az volt, hogy megtaláljuk melyik index vagy alindex teljesíti az előrejelzésben a legjobban.

$$d\log(\text{imp}_{AT,t}) = \beta_1 \text{ESI}_{t-1} + \beta_2 d\log(ip_{t-1}) + \beta_3 d\log(\text{rend}_{t-1}) + \beta_4 \text{EABCI}_{t-1} + \beta_5 d\log(\text{imp}_{AT,t-1}) + \beta_6 + \varepsilon \quad (3)$$

Ausztria esetében a gördülő mintán a legjobban teljesítő becslésben az építőipari ESI indikátor szerepelt. A teljes minta alapján az ESI bizalmi indexet használó egyenletnél volt a legkisebb a Schwartz-kritérium értéke. A két mintaválasztás közül a teljes minta esetében volt kisebb az RMSE értéke, így ennek a becslésnek az import előrejelzéseit használjuk a külső kereslet előrejelzése során.

## 6.2. NÉMETORSZÁG

Németország hazánk legfontosabb külkereskedelmi partnere volt az utóbbi évtizedekben, 2015-ben is 27 százaléknál feletti volt a részesedése a magyar árukivitelből. Ezzel az aránnyal jelentősen megelőzi a többi külkereskedelmi partnerünket.

Németország esetében a rendelkezésre álló adatok 1996. I. negyedévéől 2015. IV. negyedévéig tartanak. A teljes mintán a becslés 1996. I. negyedévéől 2015. III. negyedévéig tart. A gördülő minta esetében az első becslés 2000. I. negyedévéől 2004. IV. negyedévéig, az utolsó 2011. III. negyedévéől 2015. III. negyedévéig tart.

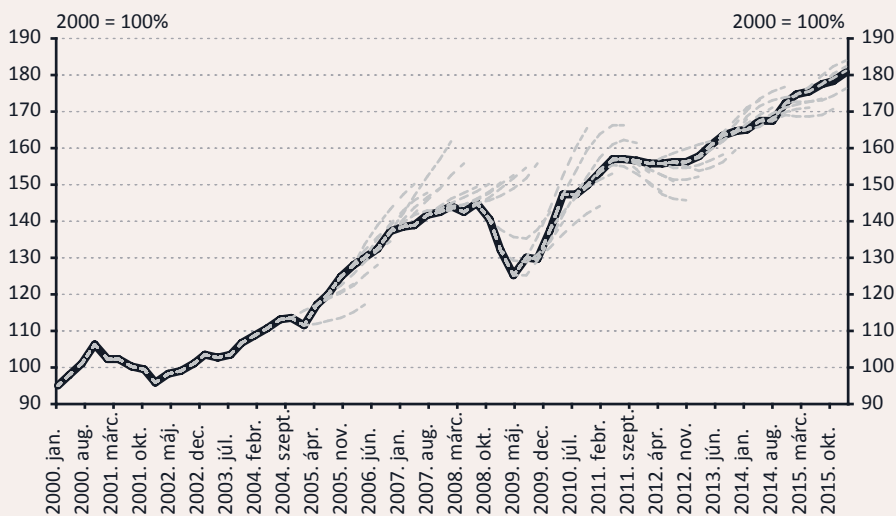
A becslés során az ipari termelés, a feldolgozóipari rendelések és az EABCI indikátor mellett az ESI, IFO és ZEW indikátorok közül egy-egy került a becslésbe. Az ESI indikátor esetében 6 (ipar, szolgáltatás, építőipar, kereskedelem, fogyasztói, és a teljes ESI), az IFO-ból 5, a ZEW-ből 2 (*Economic Sentiment*, *Economic Situation*) változó került be a becslésbe. Így egy adott mintán, egy adott priorral  $6 \times 5 \times 2$  azaz 60 egyenletet becsültünk a (4)-es egyenlet alapján. A BVAR-ban a késleltetések számát az Akaike információs kritérium alapján választottuk ki.

Minden egyes becsléshez 4 negyedéves előrejelzést készítettünk.

$$d\log(\text{imp}_{DE,t}) = \beta_1 \text{ESI}_{t-1} + \beta_2 \text{IFO}_{t-1} + \beta_3 \text{ZEW}_{t-1} + \beta_4 d\log(ip_{t-1}) + \beta_5 d\log(\text{rend}_{t-1}) + \beta_6 \text{EABCI}_{t-1} + \beta_7 d\log(\text{imp}_{DE,t-1}) + \beta_8 + \varepsilon \quad (4)$$

Gördülő mintán a legjobban teljesítő modellbe a ZEW1 (ZEW Indicator of Economic Sentiment), szolgáltatási ESI alindex és az IFO üzleti várakozásai (*IFO business expectations*) kerültek be.

**3. ábra**  
A német import előrejelzése a legkisebb Schwartz-kritériumot adó modellel



Forrás: Eurostat és egyéb adatok alapján saját számítás.

A teljes mintán történt becslések során a ZEW2 (Economic Situation Germany) indikátort, az ipari ESI bizalmi indexet valamint a IFO üzleti várakozásait (*IFO business expectation*) felhasználó modellnél volt a legkisebb a Schwartz-kritérium értéke. A mintaválasztás alapján a teljes mintát használó előrejelzések bizonyultak pontosabbnak.

### 6.3. FRANCIAORSZÁG

Franciaország 2015-ben áru kivitel tekintetében Magyarország 6. legnagyobb külkereskedelmi partnere volt. Súlya a magyar exportban rendre 4 százalék fölött volt az utóbbi években.

A rendelkezésre álló adatok 1996. I. negyedévéől 2015. IV. negyedévéig tartanak. A teljes mintán a becslés 1996. I. negyedévéől 2015. III. negyedévéig tart. A gördülő minta esetében az első becslés 2000. I. negyedévéől 2004. IV. negyedévéig, az utolsó 2011. III. negyedévéől 2015. III. negyedévéig tart.

Az francia import becsléséhez az EABCI és az ESI indikátorokat, valamint az ipari termelési adatokat használtuk fel. Egy adott mintán 6x4 becslést végeztünk az (5)-ös egyenlet alapján.

$$dlog(imp_{FR,t}) = \beta_1 ESI_{t-1} + \beta_2 dlog(ip_{t-1}) + \beta_3 EABCI_{t-1} + \beta_4 dlog(imp_{FR,t-1}) + \beta_5 + \varepsilon \quad (5)$$

Gördülő mintán az ipari bizalmi ESI-t tartalmazó becslés adta a legpontosabb előrejelzést. A teljes mintán az ipari ESI-t tartalmazó egyenletnek volt a legkisebb a Schwartz információs kritériuma. Hasonlóan az előbbi két országhoz Franciaország esetében is a teljes minta felhasználásával készült pontosabb előrejelzés.

### 6.4. OLASZORSZÁG

Olaszország súlya magyar áru kivitelben az ezredforduló után 5 százalék fölött volt, 2010 óta 5 százalék közelében alakult, mellyel Magyarország 5. legnagyobb külkereskedelmi partnere volt.

Olaszország esetében a felhasznált adatok 2000. I. negyedévéől 2015. IV. negyedévéig tartanak. A gördülő mintán az első becslés 2000. I. negyedévéől 2004. IV. negyedévéig, az utolsó 2011. III. negyedévéől 2015. III. negyedévéig tart.

Az olasz import becsléséhez az EABCI és az ESI indikátorokat, az ipari termelési adatokat és a rendeléseket használtuk fel. A teljes olasz rendeléseken kívül rendelkezésre állnak a hazai és az export rendelések is. Így egy adott mintán 6x3x4 azaz 72 becslést végeztünk a (6)-os egyenlet alapján.

$$dlog(imp_{IT,t}) = \beta_1 ESI_{t-1} + \beta_2 dlog(ip_{t-1}) + \beta_3 rend_{t-1} + \beta_4 EABCI_{t-1} + \beta_5 (imp_{IT,t-1}) + \beta_6 + \varepsilon \quad (6)$$

Olaszország esetében a gördülő mintán a hazai rendeléseket és az általános ESI bizalmi indexet tartalmazó modell teljesített a legjobban. A teljes mintán az belföldi rendelés és az ipari ESI-t tartalmazó modellnek volt a legkisebb a Schwartz információs kritériuma. Mindegyik egyenlet esetében a teljes mintán kisebb volt az RMSE, mint a gördülő mintán.

### 6.5. OROSZORSZÁG

Oroszország súlya a magyar áru kivitelben a 2000-es évek első felében jelentősen bővült, a válság előtt elérte a 3,5 százalékot, azonban az utóbbi években jelentősen csökkent, nagyrészt az Oroszország ellen bevezetett szankciók és az erre adott orosz válaszlépések miatt. 2015-ben a magyar áruexporton belüli súly 1,5 százalék körül alakult.

A felhasznált orosz adatok 2000. I. negyedévéől 2015. IV. negyedévéig tartanak. A gördülő mintán az első becslés 2000. I. negyedévéől 2004. IV. negyedévéig, az utolsó 2011. III. negyedévéől 2015. III. negyedévéig tart.

Az orosz import becsléséhez az OECD orosz gazdaságra vonatkozó három indikátorát, valamint az orosz ipari termelési adatokat használtunk.

$$dlog(\text{imp}_{RU,t}) = \beta_1 \text{OECD}_{t-1} + \beta_2 dlog(ip_{t-1}) + \beta_3 dlog(\text{imp}_{RU,t-1}) + \beta_4 + \varepsilon \quad (7)$$

Gördülő mintán az NCLI-t (*Normalised Business confidence index*) tartalmazó becslés bizonyult a legjobbnak. A teljes mintán az NCLI-t tartalmazó becslés adta a legkisebb Schwartz értéket. Itt jegyezzük meg, hogy az összes elvégzett becslés körül, az orosz behozatalra készített előrejelzésnek volt a legnagyobb az előrejelzési hibája, nagyjából kétszer akkora, mint a többi országé, de egyes országokhoz képest egy nagyságrendnyi különbség is volt. Ez vélhetően az utóbbi évek gazdasági szankcióinak tudható be, amelyet ezek a modellek nem tudnak kezelni.

## 6.6. ROMÁNIA

Románia súlya magyar árukivitelben az ezredforduló után dinamikusan bővült, 2012-ben elérte a 6 százalékot, 2015-ben 5 százalék fölé volt, így hazánk Németország utáni legfontosabb külkereskedelmi partnere volt.

Románia esetében a felhasznált adatok nagy része 2000. I. negyedévéől 2015. IV. negyedévéig tart, azonban az ESI indikátor fogyasztói alindexe 2001. II. negyedévéől, míg a szolgáltatási alindexe 2002. II. negyedévéől áll rendelkezésre. A két rövidebb idősor annyival később kerül be becslésekbe, amennyivel később kezdődnek. A teljes mintán a becslés 2000. I. negyedévéől 2015. III. negyedévéig tart. A gördülő mintán az első becslés 2000. I. negyedévéől 2004. IV. negyedévéig, az utolsó 2011. III. negyedévéől 2015. III. negyedévéig tart.

A román import becsléséhez az ESI indikátorokat és az ipari termelési adatokat használtuk fel. Egy adott mintán 6x4 becslést végeztünk a (8)-as egyenlet alapján.

$$dlog(\text{imp}_{RO,t}) = \beta_1 \text{ESI}_{t-1} + \beta_2 dlog(ip_{t-1}) + \beta_3 dlog(\text{imp}_{RO,t-1}) + \beta_4 + \varepsilon \quad (8)$$

Gördülő mintán az általános ESI bizalmi indexet használó egyenlet teljesített a legjobban. Teljes mintán az ipari ESI bizalmi indexet tartalmazó modell esetében volt a legkisebb a Schwartz információs kritérium értéke.

## 6.7. SZLOVÁKIA

Szlovákiával az árukereskedelmünk az ezredforduló óta jelentősen bővült. 2015-ben árukivitel tekintetében Magyarország 3. legnagyobb külkereskedelmi partnere volt. Súlya a magyar exportban 5 százalék körül alakult 2015-ben.

A felhasznált adatok 2000. I. negyedévéől 2015. III. negyedévéig tartanak, kivéve az ESI szolgáltatási alindexét, ami 2002. I. negyedévéől áll rendelkezésre. A gördülő mintán az első becslés 2000. I. negyedévéől 2004. IV. negyedévéig, az utolsó 2011. III. negyedévéől 2015. III. negyedévéig tart.

A szlovák import becsléséhez az EACBI és az ESI indikátorokat valamint az ipari termelési adatokat használtuk fel. Egy adott mintán 6x4 becslést végeztünk a (9)-es egyenlet alapján.

$$dlog(\text{imp}_{SK,t}) = \beta_1 \text{ESI}_{t-1} + \beta_2 dlog(ip_{t-1}) + \beta_3 \text{EACBI}_{t-1} + \beta_4 dlog(\text{imp}_{SK,t-1}) + \beta_5 + \varepsilon \quad (9)$$

Szlovákia esetében a legjobban teljesítő gördülő mintás becslésben az ESI szolgáltatási alindexe szerepelt. A teljes mintás esetben az általános ESI bizalmi indexet használó becslés adta a legkisebb Schwartz-kritériumot. A teljes mintás becslésnek nagyobb volt az előrejelzési hibája.

## 6.8. UKRAJNA

Az Ukrajnába irányuló magyar áru kivitel súlya a teljes magyar kivitelten belül 2013-ig jelentősen nőtt, azonban 2014-2015-ben nagymértékben visszaesett. 2015-ben már nem érte el az 1,5 százalékot.

A felhasznált adatok 2006. I. negyedévéétől 2015. IV. negyedévéig tartanak. A gördülő mintán az első becslés 2006. I. negyedévéétől 2008. IV. negyedévéig, az utolsó 2010. IV. negyedévéétől 2015. III. negyedévéig tart. Az ukrán import előrejelzéséhez az ukrán ipari termelést használtuk fel. Így az egyes becsléseket a mintaelemszámon kívül a használt prior különböztette meg egymástól, a becsléseket a (10)-es egyenlet alapján végeztük.

$$d\log(\text{imp}_{\text{UKR},t}) = \beta_1 d\log(\text{ip}_{t-1}) + \beta_2 d\log(\text{imp}_{\text{UKR},t-1}) + \beta_3 + \varepsilon \quad (10)$$

Ukrajna esetében a gördülő mintás előrejelzésnek kisebb az előrejelzési hibája, mint a teljes mintásnak. A Schwartz-információs kritérium a teljes mintán Normal-Wishart prior esetében volt a legkisebb.

A legkisebb Schwartz-kritériumokhoz tartozó előrejelzések RMSE-jét összehasonlítva látható, hogy jellemzően azokban az országokban alacsony az előrejelzési hiba, ahol több változó is bekerült az egyenletbe (2. táblázat). Ez alól csak Szlovákia kivétel. Oroszország esetében nemcsak a magyarázó változók csekély száma, hanem az utóbbi években bevezetett gazdasági büntetőintézkedések is magyarázhatják a magas előrejelzési hibát.

2. táblázat

A legjobb modellekkel készült előrejelzések átlagos, négy negyedéves előrejelzési hibája (RMSE)

Ország	A legkisebb Schwartz-kritériumhoz tartozó RMSE	Egy egyenletben felhasznált magyarázóváltozók száma
AT	5,4	4
DE	11,1	6
FR	4,5	3
IT	5,3	4
RO	31,2	2
RU	60,3	2
SK	21,9	3
UKR	26,7	1

## 6.9. A KÜLSŐ KERESLET ELŐREJELZÉSE ÉS ÉRTÉKELÉSE

Az egyes országokban legjobban teljesítő indikátorokat a 3. táblázat foglalja össze (az ipari termelés mindegyik ország esetében szerepelt a becslésben). Négy ország esetében nem az általános ESI volt a legjobb, hanem ipari alindexe. Ez valószínűleg abból adódhat, hogy az EABCI indikátor már tartalmazza azokat az információkat, amiket az ESI, viszont az ESI egy alindexe jelenthet többletinformációt az előrejelzés során.

3. táblázat

A legjobban teljesítő idősorok a Schwartz-kritérium alapján

	AT	DE	FR	IT	RO	RU	SK	UKR
ESI	ESI	ipar	ipar	ipar	ipar	-	ESI	-
Egyéb	-	ZEW Economic Situation, IFO business expectations	-	belföldi rendelések	-	NCLI	-	-

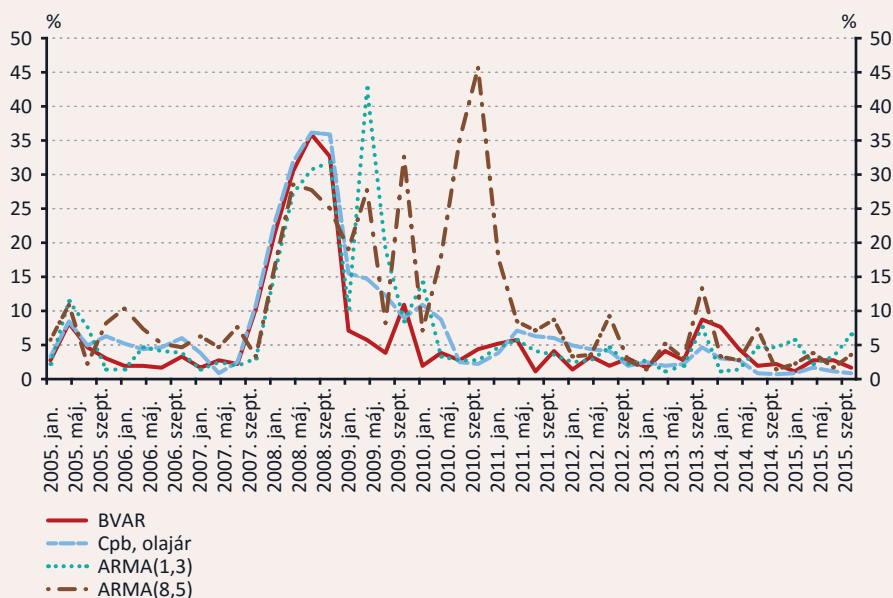


A külső kereslet előrejelzéséhez a (11)-es egyenletből indultunk ki.

$$d\log(kker_t) = \sum_{i=1}^8 \beta_i d\log(imp_{i,t}) + \beta_9 kker_{t-1} + \beta_{10} + \varepsilon \quad (11)$$

A külső kereslet változását a vizsgált 8 ország behozatalának előrejelzésével és a külső kereslet késleltetettjével jeleztük előre.

**4. ábra**  
Az egyes modellek RMSE-je



Forrás: Eurostat és egyéb adatok alapján saját számítás.

Hasonlóan az egyes országok egyenleteihez, a BVAR késleltetéseit AIC kritérium alapján választottuk ki. A priorok közül a Litterman-priorral készített előrejelzés adta a legkisebb Schwartz-kritériumot a teljes mintán.

A kapott előrejelzéseket, hasonlóan Jakab és szerzőtársai (2000)-hez, összehasonlítottuk a legjobb ARMA előrejelzésekkel is. 1996-2012 között becsülve az ARMA (8,5) specifikáció lett a legjobb mind az Akaike, mind a Schwartz információs kritérium szerint. 2000-2012 közötti mintán becsülve pedig az ARMA (1,3) bizonyult a legjobbnak. Nem a teljes minta alapján állapítottuk meg a legjobb ARMA specifikációt, hogy elkerüljük a „rátanulást” a mintára. Összevetve az ARMA előrejelzéseket a BVAR előrejelzéssel, egyértelműen a BVAR előrejelzések voltak a legjobbak. Mindhárom modellnél megfigyelhető, hogy a válság hatására romlik az előrejelzés pontossága, azonban az ARMA modelleknél az RMSE nagyobb lesz (4. ábra).

Az ARMA modellek mellett egy másik modellspecifikációval is összevetettük a BVAR előrejelzést. A holland Tervhivatal (Centraal Planbureau CPB) által havonta közölt világimport adatok mellett az olajár is szerepelt ebben a becslésben (lásd (12)-es egyenlet).

$$d\log(kker_t) = \beta_1 kker_{t-1} + \beta_2 cpb_{t-1} + \beta_3 olajár_{t-1} + \beta_4 + \varepsilon \quad (12)$$

A CPB és olajár adatokat tartalmazó becslés jobbnak bizonyult az ARMA becsléseknél, de az előrejelzési hibája meghaladta az általunk készített BVAR becslését. Hasonló megállapítást tehetünk, ha csak 2010 után jelzünk előre a 12-es egyenlettel, vagyis a válság utáni időszakban sem változott az ARIMA, BVAR és (12)-es egyenlet előrejelzési pontossága alapján felállított sorrend (4. táblázat).



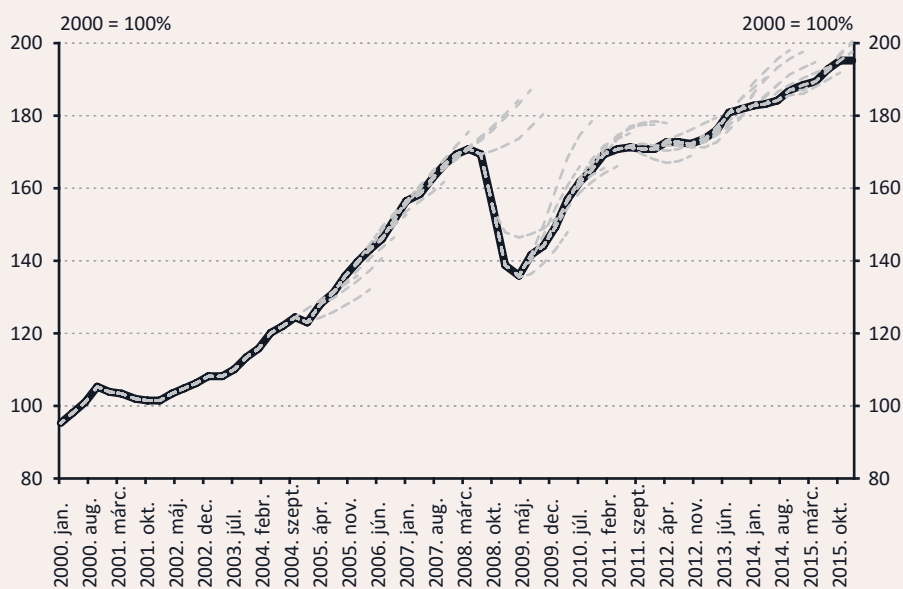
## 4. táblázat

A teljes mintás becsléssel számolt előrejelzések átlagos, négy negyedéves előrejelzési hibája

RMSE	BVAR	CPB, olaj	ARMA(1, 3)
2005-2015	6,2	7,4	7,4
2010-2015	3,3	3,6	4,0

## 5. ábra

A külső kereslet előrejelzése a legkisebb Schwartz-értéket adó BVAR modellel



Forrás: Eurostat és egyéb adatok alapján saját számítás.

A legjobb BVAR és a legjobb ARMA modellek előrejelzését stabilitás szempontjából is összevetettük Jakab és szerzőtársai (2000, 28. o.) alapján. Ez a szempont azt vizsgálja, hogy új adatok beérkezése esetén mennyire változik az előrejelzés. A gazdasági idősorok előrejelzése annál megbízhatóbban tudja segíteni a monetáris politikai döntéshozatalt, minél kisebb az előrejelzés változása (revíziója) egy új adatpont beérkezése után.

A BVAR és az ARMA előrejelzéseket vetettük össze oly módon, hogy a tényadatok és az előrejelzés közötti különbséget hasonlítottuk össze. Esetünkben a veszteségfüggvény a különbségek négyzete volt. A két előrejelzés veszteségfüggvényeit kivonva egymásból kapjuk a veszteség-differencia idősort. A veszteség-differencia idősort Jakab és szerzőtársai (2000, 28. o.) és Diebold – Mariano (1995) alapján teszteltük, hogy szignifikánsan különbözik-e 0-tól. Amennyiben nem, a két előrejelzés hibái statisztikai szempontból azonosak. A veszteség-differencia idősort negyedévek szerint csoportosítottuk, azaz az egy negyedéves előrejelzéshez, a két negyedéves előrejelzéshez stb. tartozott egy idősor. Így összesen négy veszteség-differencia idősor kaptunk, amelyen elvégeztük a DM-tesztet (eredményeket lásd a függelékben), és azt találtuk, hogy mindegyik esetben el lehet vetni a nullhipotézist, vagyis azt, hogy a veszteség-differencia idősor 0. Így a két előrejelzés stabilitás szempontjából is különbözik egymástól.

Ezen kívül BoE (2015) alapján egy egyszerű teszttel megvizsgáltuk, hogy a BVAR modellel készített külső kereslet előrejelzés torzított-e, azaz kimutatható-e, hogy tendenciózusan felfelé vagy lefelé jelzi előre a külső keresletet. Ehhez kiszámítottuk az előrejelzési hibát.

$$e_t^{t-h} = kker_t - kker_t^{t-h}, \quad h=1, \dots, 4 \quad (13)$$

A torzítottság teszteléséhez a kapott négy idősorral a következő becslést végeztük BoE (2015, 19. o) alapján:

$$e_t^{t-h} = \beta_0 + \varepsilon_t, \quad h=1, \dots, 4 \quad (14)$$

ahol  $\varepsilon_t$  hibatag. Torzítatlanság esetén  $\beta_0=0$ . Az OLS becslést a heteroszkasztikus és autokovariancia konzisztens standard hibákkal végeztük. A becslés során a válság két évét (2008-2009) kihagytuk. Az eredmények alapján 10 százalékos szignifikanciaszinten sem mutatható ki torzítottság (részletes eredményeket lásd a függelékben).

A fenti szempontokon túl azt is megvizsgáltuk, hogy a fordulópontokat mennyire jól jelzik előre az egyes modellek. A fordulópontot a következő szempont alapján állapítottuk meg. Fordulópontként határoztuk meg az idősor azon  $t$ . megfigyelését, amelyre igaz a következő állítás:

$$\frac{kker(t) - kker(t-i)}{kker(t+1) - kker(t)} < 0, \quad i=1;2;3;4. \quad (15)$$

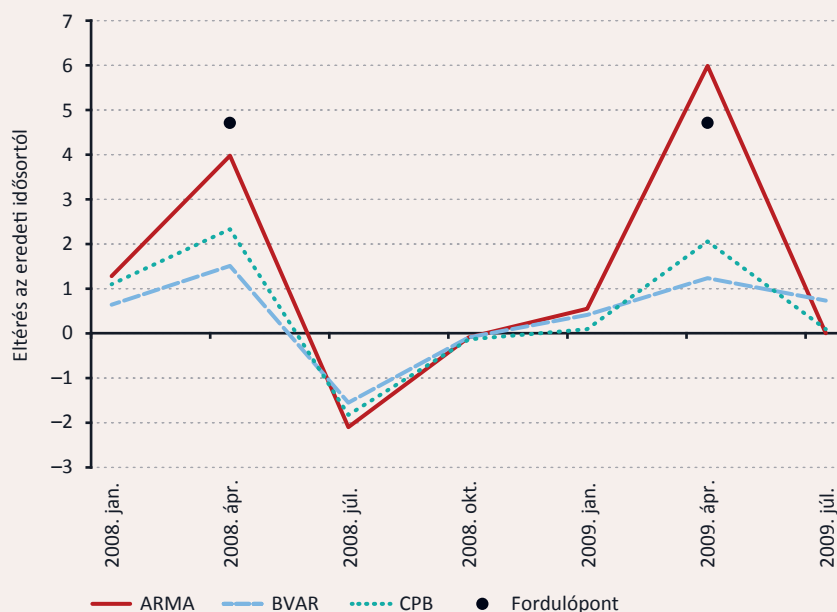
Vagyis az volt a szempont, hogy a külső kereslet idősorának meredeksége hosszabb időtávon (4 negyedéven keresztül), tartósan változzon meg. Ezzel elkerüljük azt, hogy a kisebb ingadozásokat is fordulópontként azonosítsuk. A fenti szempontok alapján 2005 és 2015 között két fordulópont volt: 2008 és 2009 II. negyedéve. Mivel a fordulópontok igen közel estek egymáshoz, ezért egy negyedévvvel (2008. IV. negyedév) kibővítettük a mintát, így a válság teljes időszakát felöleli a minta.

Az előrejelzések és az eredeti idősor meredeksége közti különbséget vettük össze az egyes modellek esetében, az alábbiak szerint:

$$\frac{kker_{ej}(t-1) - kker_{ej}(t-2)}{kker(t-1) - kker(t-2)} = eltérés^3 \quad (16)$$

Ha a fenti érték pozitív, akkor az előrejelzés a külső kereslet változásának irányát jól jelezte előre, ha negatív, akkor az ellenkező előjelű változásra számított. Annál pontosabb az előrejelzés, minél közelebb van a fenti érték 1-hez. Az összehasonlításához a pontosabb ARMA modellt és a CPB és olajár adatokat tartalmazó modellt használtuk fel. A vizsgált időszakon a BVAR 5-ször volt legközelebb 1-hez, míg a másik két modell egyszer-egyszer. Így a fordulópontok előrejelzésében is a BVAR volt a legeredményesebb a vizsgált modellek közül.

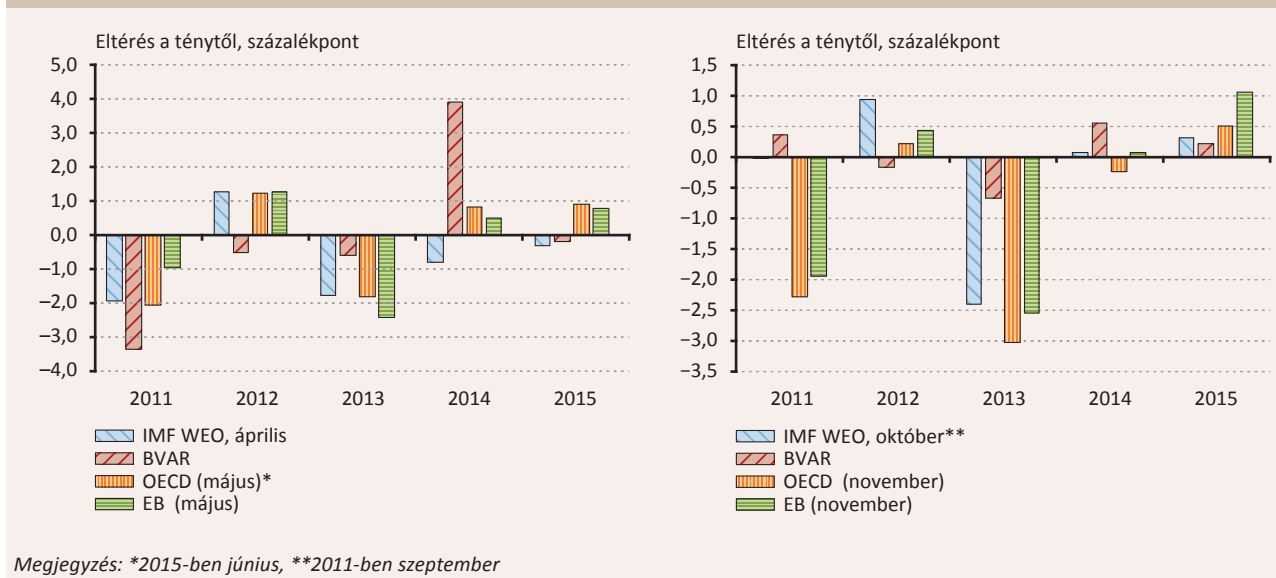
**6. ábra**  
Az egyes modellek előrejelzésének eltérése a külső kereslettől a fordulópontok közelében



<sup>3</sup>  $t=a$  fordulópont, és a két szomszédos negyedév.

Mivel a cél a jelenlegi előrejelzési gyakorlat javítása, ezért érdemes összevetni a BVAR előrejelzéseket a három intézmény előrejelzésével (Európai Bizottság, IMF, OECD). Azonban hangsúlyozni kell, hogy nem várható el, hogy minden esetben jobb előrejelzést kapjunk, mint ezen intézmények előrejelzése, hiszen a BVAR modellekben felhasznált információ néhány mutatóra korlátozódik. Szemléltetésként összehasonlítottunk kétféle időpontban készült előrejelzéseket. Az első esetben az egyes intézmények tavaszi előrejelzését vetettük össze a BVAR megfelelő előrejelzésével. Ebben az esetben az adott évre vonatkozó előrejelzésekhez az importadatok tekintetében nincs tényadat (áprilisban még csak az előző évi részletes GDP adatok állnak rendelkezésre). A másik esetben az intézmények őszi előrejelzését vetettük össze a BVAR előrejelzésével. Ekkor az adott évből már két negyedévi tényadat rendelkezésre áll az importból. A vizsgált időszakban a tavaszi és az őszi előrejelzések esetében is, 5 évből 3-ban a BVAR teljesített a legjobban. Az őszi előrejelzéseknél értelemszerűen kisebbek a BVAR előrejelzési hibái. Ez az eredmény nem meglepő, hiszen az indikátorváltozók előrejelzései jobban teljesítenek rövid távon.

**7. ábra**  
A BVAR előrejelzés összehasonlítása az intézményi előrejelzésekkel



Ugyanakkor ez a gyakorlat az előrejelzés korlátjaira is felhívja a figyelmet. Hosszabb távon (különösen akkor, ha nem áll rendelkezésre az adott évre tényadat) az intézmények előrejelzéseiből készített súlyozott átlag jobban teljesít, mint a BVAR előrejelzés.

## 7. Összefoglalás

Tanulmányunkban ismertettük az MNB eddigi gyakorlatát a külső kereslet előrejelzésére. Jelenleg három nagy nemzetközi intézmény főbb külkereskedelmi partnereink importjára vonatkozó előrejelzését súlyozzuk össze a magyar exportsúlyokkal. Ennek a gyakorlatnak két korlátja is van. Egyrészt az előrejelzések publikációja nem esik egybe az Inflációs jelentés információs bázisának lezárásával, vagyis az adatok már elavultak lehetnek. Másik korlát, hogy az új információ beépítése eddig csak szakértői korrekcióval történt, nem volt formális eszköz az előrejelzések frissítésére.

Tanulmányunkban bemutattunk egy eszközt arra, hogy havi indikátorok segítségével rövid távon előre jelezzük a főbb külkereskedelmi partnereink importját. Az importok előrejelzése során nemcsak „kemény” adatokat, hanem bizalmi indexet is használtunk. Az utóbbiakban rejlő információ az irodalom alapján segíti a különböző gazdasági változók előrejelzését. Az előrejelzés mind az egyes országok, mind a külső kereslet esetén BVAR segítségével történt. A BVAR előrejelzés jobbnak bizonyult, mint a legjobb ARMA előrejelzések, valamint pontosabb előrejelzés adott a világimport és az olajár alakulását felhasználó modellnél is. Ezen kívül a fordulópontokat is pontosabban jelezte előre a BVAR modell. A válság két évét kihagyva a BVAR-ral készített előrejelzés torzítatlan.

A nagy intézmények előrejelzésével összevetve az utóbbi 5 év adatait vizsgálva mind az év eleji, mind pedig a félévkor készített előrejelzésnél a BVAR 5 esetből 3-ban jobban teljesített, mint a nemzetközi intézmények előrejelzései. A BVAR hibái akkor voltak kisebbek, amikor már rendelkezésre állt tényadat az adott évből. Ez alapján a bemutatott eszköz csak rövid távon (1-4 negyedévig) alkalmas a külső kereslet előrejelzésére.

A bemutatott előrejelzésnek több újdonsága is van az eddigi gyakorlathoz képest. Egyrészt BVAR-t használ a külső kereslet előrejelzésére, amit ismereteink szerint eddig magyar adatokon nem végeztek el. Másrészt a havi adatokban rejlő információt képes formális úton beépíteni az előrejelzésbe, amire eddig a külső kereslet esetében nem volt mód, ez egyes esetekben csak szakértői korrekcióval történhetett.

A külső kereslet előrejelzésének továbbfejlesztése során érdemes lehet az egyes országok importját egy rendszerben becsülni pl. globális VAR modellel. Így az országok közötti interakciók hatásai is bekerülhetnek az előrejelzésbe, ami várhatóan még tovább javítja majd az előrejelzés pontosságát.

A módszertan alkalmazható a GDP termelési és felhasználási tételeinek előrejelzésére is. A felhasználási tételeken belül szintén hasznos lenne megvizsgálni, hogy a bemutatott külső kereslet előrejelzése mennyiben segíti az export előrejelzését.

---

# Irodalomjegyzék

Ball, Laurence –Mankiw, N. Gregory (2002): The NAIRU in Theory and Practice, *Journal of Economic Perspectives*, Volume 16, Number 4, pp. 115-136.

Bańbura, Marta - Giannone Domenico – Reichlin, Lucrezia (2010): Large Bayesian Vector Autoregressions, *Journal of Applied Econometrics* 25, pp. 71–92.

Bańbura, Marta – Rünstler, Gerhard (2011): A look into the factor model black box: Publication lags and the role of hard and soft data in forecasting GDP, *International Journal of Forecasting* 27, pp. 333–346

Bank of England (2015): Evaluating forecast performance, November 2015

Carriero, Andrea – Clark, Todd – Marcellino, Massimiliano (2015): Bayesian VARs: Specification Choices and Forecast Accuracy, *Journal of Applied Econometrics* 30, pp. 46-73.

Caraiani, Petre (2010): Forecasting Romanian GDP Using a BVAR Model, *Romanian Journal of Economic Forecasting*, pp. 76-87, 4/2010

Červená Marianna – Schneider, Martin (2014): Short-term forecasting of GDP with a DSGE model augmented by monthly indicators, *International Journal of Forecasting* 30 (2014) pp. 498–516.

Ciccarelli, Matteo – Rebucci Alessandro (2003): Bayesian VARs: A Survey of the Recent Literature with an Application to the European Monetary System, IMF Working Paper, WP/03/102

Clements Michael P. – Hendry David F. (1996): Intercept Corrections and Structural Change, *Journal of Applied Econometrics* 11. pp. 475–494.

Constantinescu, Cristina –Mattoo, Aaditya –Ruta, Michele (2015): The Global Trade Slowdown: Cyclical or Structural?, IMF Working Paper, WP/15/6

Demeshev, Boris B. – Malakhovskaya, Oxana A. (2015): Forecasting Russian Macroeconomic Indicators with BVAR, WP BRP 105/EC/2015

Diebold Francis X. – Kilian Lutz (2000): Unit Root Tests are Useful for Selecting Forecasting Models, *Journal of Business and Economic Statistics* 18, pp. 265–273.

Diebold Francis X. (2015): Comparing Predictive Accuracy, Twenty Years Later: A Personal Perspective on the Use and Abuse of Diebold-Mariano Tests, *Journal of Business and Economic Statistics*, 33, pp. 1-24.

Driver, Rebecca L. – Greenslade, Jennifer V. –Pierse, Richard G. (2006): Whatever Happened to Goldilocks? The Role of Expectations in Estimates of the NAIRU in the US and the UK, *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, Vol. 68. No. 1., 45-79

European Commission (2016): The Joint Harmonised EU Programme of Business and Consumer Surveys, European Commission, Directorate-General for Economic and Financial Affairs

Giannone, Domenico –Lenza, Michele – Primiceri Giorgio E. (2015): Prior Selection for Vector Autoregressions, *The Review of Economics and Statistics*, May 2015, 97(2): 436–451.

Golinelli, Roberto – Parigi, Giuseppe (2014): Tracking world trade and GDP in real time, *International Journal of Forecasting* 30 (2014), pp. 847–862.

Gyomai, György – Guidetti, Emmanuelle (2012): *OECD System of Composite Leading Indicators*, OECD Publishing, April 2012

Hamilton, James D. (1994a): *Time Series Analysis*, Princeton University Press, pp. 351-371.

Hamilton, James D. (1994b): State-Space Models, in *Handbook of Econometrics*, Volume IV, Edited by R.F. Engle and D.L. McFadden, Elsevier, pp. 3041-3062

Hunyadi László (2005): *Statisztikai következtetésemélet közgazdászoknak*, KSH

Hüfner, Felix P. – Schröder, Michael (2002): Forecasting Economic Activity in Germany - How Useful are Sentiment Indicators?, *ZEW Discussion Paper No. 02-56*.

IMF (2016): *World Economic Outlook (WEO), Global Trade: What's behind the Slowdown?* Chapter 2, October 2016

Jakab M. Zoltán – Kovács Mihály András – Lőrincz Szabolcs: Az export előrejelzése ökonometriaival módszerekkel, *MNB Füzetek*, 2000/4

Koop, Gary (2003): *Bayesian Econometrics*, Wiley

Litterman Robert, B. (1986). Forecasting With Bayesian vector autoregressions: five years of experience, *Journal of Business and Economic Statistics* 4, pp. 25–38.

Pula Gábor - Reiff Ádám (2002): A hazai konjunktúra-felmérések szerepe a feldolgozóipari termelés rövid távú előrejelzésében, *MNB Hátértanulmányok* 2002/3.

Sims Christopher A – Zha Tao (1998): Bayesian methods for dynamic multivariate models. *International Economic Review* 39 (4): pp. 949–968.

Vadas Gábor (2001): Túl a makró-változókon: a lakossági bizalmi index és a magyar háztartások fogyasztási kiadásai, *MNB Hátértanulmányok* 2001/2.

# Függelék

Felhasznált adatok és kezdő időpontjuk								
	AT	DE	FR	IT	RO	RU	SK	UKR
Import	1996. jan.	1995. jan.	1996. jan.	1996. jan.	2000. jan.	2000. jan.	2000. jan.	2000. jan.
ESI	1996. jan.	1995. jan. <sup>1</sup>	1996. jan.	1995. jan.	2000. jan. <sup>2</sup>		2000. jan. <sup>3</sup>	
Ipari termelés	1996. jan.	1995. jan.	1996. jan.	1995. jan.	2000. jan.	2000. jan.	2000. jan.	2006. jan.
Rendelések	1996. jan.	1995. jan.	1996. jan.	2000. jan.	2000. jan.		2000. jan.	
EABCI	1996. jan.	1995. jan.	1996. jan.	2000. jan.	2000. jan.		2000. jan.	
ZEW		1995. jan.						
IFO		1995. jan.						
OECD CLI						2000. jan.		

<sup>1</sup> A szolgáltatás csak 1995 áprilisától.  
<sup>2</sup> A fogyasztói csak 2001. májusától, a szolgáltatások csak 2002 júniusától.  
<sup>3</sup> A szolgáltatások csak 2002 januárjától.  
 Adatok forrása: Eurostat, Európai Bizottság, CESifo Group Munich, ZEW, Istat.

A Diebold-Mariano-teszt eredményei		
	DM-statatisztika	p-érték
1 negyedév	5,21	0,0000
2 negyedév	3,90	0,0001
3 negyedév	4,65	0,0000
4 negyedév	5,14	0,0000

A torzítottság ellenőrzése		
	Együttható	p-érték
1 negyedév	-0,89	0,1402
2 negyedév	-2,07	0,1242
3 negyedév	-3,36	0,1188
4 negyedév	-4,51	0,1240





**MNB-TANULMÁNYOK 134.**  
**A KÜLSŐ KERESLET ELŐREJELZÉSE BVAR MODELLEKKE**  
**2018. január**

Nyomda: Prospektus–SPL konzorcium  
8200 Veszprém, Tartu u. 6.

mnb.hu

©MAGYAR NEMZETI BANK

1054 BUDAPEST, SZABADSÁG TÉR 9.