



MNB Háttér tanulmányok

2002/3

Pula Gábor - Reiff Ádám

**A HAZAI KONJUNKTÚRA-FELMÉRÉSEK SZEREPE A
FELDOLGOZÓIPARI TERMELÉS RÖVID TÁVÚ
ELŐREJELZÉSÉBEN**

2002. szeptember

Online ISSN: 1587-9356

Pula Gábor: elemző, Közgazdasági főosztály, Konjunktúra elemzési osztály
E-mail: pulag@mnb.hu
Reiff Ádám: CEU Ph.D hallgató
E-mail: CPHREA01@phd.ceu.hu

Az MNB Háttér tanulmányok sorozatban a Magyar Nemzeti Bank monetáris döntéshozatalához kapcsolódó közgazdasági elemzéseket hozzuk nyilvánosságra. A sorozat célja növelni a monetáris politika átláthatóságát. Így az előrejelzési tevékenység technikai részleteit ismertető tanulmányokon túl közzé teszünk a döntéselőkészítés során felmerülő közgazdasági kérdéseket tárgyaló háttéranyagokat is. A kiadvány csak elektronikus formában kerül publikálásra.

Az elemzések a szerzők véleményét tükrözik, s nem feltétlenül esnek egybe az MNB hivatalos véleményével.

Magyar Nemzeti Bank
1850 Budapest
Szabadság tér 8-9.
<http://www.mnb.hu>

Összefoglaló

Tanulmányunk célja a vállalati konjunktúra felmérésekből nyerhető információk elemzése és annak eldöntése, hogy vajon használhatók-e a bizalmi indikátorok a feldolgozóipari termelés rövid távú előrejelzésére. A konjunktúra felmérések és a feldolgozóipari termelés közötti kapcsolatot a konjunktúra felmérésekben szereplő egyedi kérdések szintjén vizsgáljuk. Az egyes bizalmi indikátorok előrejelzési képességét a különböző rugalmasságú eljárásokkal felépített (főkomponens alapú, illetve „rekurzívan legjobb illeszkedésű”) modellekben teszteljük. A modelleket előrejelzési hibájuk alapján rangsoroljuk. Fő megállapításunk, hogy bár a vállalati bizalmi indexek bevonása számottevően növeli előrejelzéseink pontosságát, de ez a hatás csak viszonylag rövid – egy negyedéves – időtávon érvényesül. A konjunktúra mutatók előrejelzési célra tehát csak korlátozott mértékben, inkább „ténybecslés” (nowcast) szemléletben használhatók.

Tartalomjegyzék

<i>Bevezetés*</i>	5
<i>Az adatok</i>	6
<i>Az adatok stacionaritása és a trendszűrés</i>	7
<i>A feldolgozóipari termelés és a konjunktúra-indikátorok közötti kapcsolat elemzése</i>	8
<i>A modellépítési keret</i>	12
<i>A modellek becslése</i>	15
<i>Az előrejelzési eredmények értékelése</i>	16
<i>Összefoglalás és a további kutatás irányai</i>	18
<i>Hivatkozások</i>	19
FÜGGELÉK A	21
FÜGGELÉK B.....	25

Bevezetés*

Az elmúlt évben a hazai feldolgozóipari termelés szintje hosszú évek óta először csökkent. A korábbi növekedési trend megtörése mögött a külső kereslet visszaesése áll, annak jeleként, hogy a hazai gazdasági folyamatok egyre inkább szinkronba kerülnek a világgazdasági ciklusokkal. A nemzetközi gyakorlatban a konjunkturális ciklusok előrejelzésének fontos eszközei a konjunktúra-felmérések (business survey) eredményei, amelyeknek legfőbb előnyét gyors, a hivatalos statisztikákat megelőző publikálásuk jelenti. A konjunktúra mutatók a hazai gazdasági elemzők körében is egyre nagyobb népszerűségnek örvendenek, miközben az adatok tartalmáról és hasznosíthatóságáról viszonylag kevés tapasztalattal rendelkezünk.¹

A jelenlegi munkánk célja a vállalati konjunktúra felmérésekből nyerhető információk elemzése és annak eldöntése, hogy vajon használhatók-e a bizalmi indikátorok (sentiment indicators) a feldolgozóipari termelés előrejelzésére.² A bizalmi indikátorok előrejelzési tulajdonságairól igen széles nemzetközi irodalom áll rendelkezésre. A tapasztalatok azt mutatják, hogy az üzleti bizalmi változók a legtöbb ország esetében alkalmasak az ipari konjunktúra előrejelzésére. Santero-Westerlund (1996) az OECD országok csoportján végzett keresztkorrelációs vizsgálatokat, amelynek eredményeképp kimutatták, hogy a bizalmi indikátorok mind az ipari termelésnek, mind a beruházásnak jó előrejelzői. Mourougane-Roma (2002) megállapításai szerint az EU ipari bizalmi indexe az EU hat legnagyobb tagállamában alkalmas a GDP növekedés előrejelzésére. Camba-Kapetanios-Smith-Weale (2000) eredményei azt bizonyítják, hogy a bizalmi változókon alapuló modellek mind az Egyesült Királyságban, mind az USA-ban jobb előrejelző képességgel bírnak, mint az alternatív autoregresszív modellek. Ezekből a tanulmányokból ugyanakkor az is kiderül, hogy a bizalmi indikátorok csak viszonylag rövid (maximum három hónapos) időtávon segítik az előrejelzést.

A nemzetközi tapasztalatok jelentős része nemcsak a rövid előrejelzési horizontot tekinti a bizalmi indikátorok alkalmazásával kapcsolatos legfőbb problémának. Roberts-Simon (2001) véleménye szerint a konjunktúra-felmérésekre adott válaszokat a korábban napvilágot látott gazdasági adatok befolyásolják, így a bizalmi indikátorok semmilyen többlet információt nem tartalmaznak a rendelkezésre álló „hagyományos” statisztikákhoz képest. Empirikus elemzésükben kimutatták, hogy a „hagyományos” statisztikák hatásától megtisztított bizalmi változók elveszítik előrejelző képességüket. A másik problémát a konjunktúra felmérésekre adott válaszok szubjektivitása jelenti. A válaszokban rejlő szubjektivitás miatt a bizalmi indikátorok és a hagyományos statisztikákkal mért közgazdasági változók közötti kapcsolat lényegesen instabilabb a

* Köszönettel tartozunk Kovács Mihály Andrásnak és Vadas Gábornak hasznos észrevételeikért, valamint Nagy Ágnesnek (KOPINT) és Petz Raymundnak (GKI) az adatok elérhetővé tételéért

¹ A vállalati és lakossági konjunktúra-felmérések statisztikai sajátosságairól átfogó képet ad Tóth (2002) munkája. A lakossági bizalmi indexekkel kapcsolatos tapasztalatokat foglalja össze Vadas (2001), a lakossági bizalmi indexek fogyasztási kiadások előrejelzésben való alkalmazásáról pedig ld. Jakab-Vadas (2001) tanulmányát.

² A továbbiakban *bizalmi indikátornak*, vagy *bizalmi változónak* nevezzük azokat a változókat, amelyeket a konjunktúra-felmérések egyedi kérdéseiből állítunk elő. A kérdésekből összesúlyozott, hivatalosan publikált konjunktúra mutatókra *kompozit indexként* hivatkozunk.

tisztán közgazdasági változók közötti kapcsolatnál. Ennek köszönhetően a bizalmi indikátorokat tartalmazó modellek előrejelzési tulajdonságai igen érzékenyek a minta megválasztására (Camba-Kapetanios-Smith-Weale (2000)), és az idősorokon alkalmazott trendszűrés módszerére (Weale (1996)). A kapcsolat instabilitása rugalmas modellezési eljárások alkalmazását igényli, így például Mourougane-Roma (2002) változó paraméterű modellbecsléssel, Blake-Kapetanios-Weale (2000) pedig a paraméterek rekurzív becslésének eljárásával készített előrejelző modelleket.

A bizalmi indikátorok hazai alkalmazására már a kilencvenes évek közepén történtek kísérletek: Hoós-Muszély-Nilsson (1996) illetve Reiff-Sugár-Surányi (1999) tanulmányának célja a hazai ipar megelőző jelzőszámának (leading indikátorának) kialakítása volt. Vizsgálataik során mindkét kutatócsoport úgy találta, hogy a hazai bizalmi indikátorok előrejelzési célra csak korlátozott mértékben használhatók, amely eredményben szerepet játszott a rendelkezésre álló idősorok rövidege is.

Munkánk közvetlen előzménye Ferenczi – Reiff (2000) tanulmánya, amelynek célja szintén egy, a hazai konjunktúra előrejelzésére alkalmas megelőző jelzőszám kialakítása volt. Megállapításuk szerint a bizalmi indikátorok bár használhatók előrejelzési célokra, de alkalmazásuk csak viszonylag rövid, maximum három hónapos időtávon eredményez javulást az előrejelzések hatékonyságában. A kutatás befejezése óta számos, elsősorban az adatok trendszűrésével kapcsolatos tapasztalat halmozódott fel, ezeket a jelen munkában igyekeztünk hasznosítani.

Tanulmányunk első részében az adatokról, azok stacionaritásáról, illetve az általunk alkalmazott trendszűrés módszeréről ejtünk néhány szót. Ezután a feldolgozóipari termelés és a vállalati konjunktúra felmérések kapcsolatát elemezzük az irodalomban széles körben használt statisztikai módszerek (keresztkorreláció, Granger okság teszt) segítségével. Az elemzést mind a kompozit indexeken, mind az egyedi kérdések szintjén elvégezzük. Ezek a vizsgálatok egyben az előrejelzési célra alkalmas bizalmi indikátorok kiválasztásának egyik módját is jelentik. A konjunktúra adatok előrejelzési képességét három különböző modellel teszteljük, referencia modellként a feldolgozóipari termelés ARIMA reprezentációját használjuk. Végezetül a modellek előrejelzési hibáinak kiértékelése kapcsán megfogalmazzuk fő következtetéseinket és felvázoljuk a további kutatás irányait.

Az adatok

A vizsgálat során a GKI és a Kopint vállalati konjunktúra-felméréseiből származó adatait használtuk. Annak, hogy az elemzés erre a két konjunktúra-felmérésre korlátozódott két oka van. Egyrészt Tóth (2002) a hazai üzleti közvélemény-kutatási felmérésekről készített áttekintésben arra a következtetésre jutott, hogy jelen pillanatban csak a KOPINT és a GKI adatsorai rendelkeznek olyan mintavételi és reprezentativitási tulajdonságokkal, amelyek alkalmassá teszik őket további statisztikai vizsgálatok elvégzésére. Másrészt ez az a két konjunktúra felmérés, amelynek eredményei (konjunktúra indexei) a legnagyobb népszerűségnek örvendenek a hazai elemzők körében.

A konjunktúra-felmérések kérdéseinek részletes leírását a Függelék B részének első táblázata tartalmazza. Mivel az általunk használt konjunktúra felmérések adatainak

mintavételi-statisztikai jellemzői részletesen megtalálhatók Tóth(2002) tanulmányában, ezért ezen a helyen csak az adatok transzformálásáról ejtünk szót.

Vizsgálatainkat negyedéves frekvencián végezzük el, ezért a GKI havi rendszerességű adatait kumulálnunk kellett.³ Ezt a havi adatok átlagolásával végeztük el. Az alapadatok a kérdésekre adott pozitív (magas/növekvő) és negatív (alacsony/csökkenő) válaszok egyenlegéből származnak. Az egyenlegeket 200-al megnöveltük, ami azt jelenti, hogy a változóink lehetséges értékei a (+100) – (+300) intervallumban mozoghatnak.⁴ Míg a KOPINT adatait szezonálisan igazítottuk, addig a GKI adatai esetében erre nem volt szükség, mivel az idősorok már szezonálisan igazítva kerülnek publikálásra.

A konjunktúra felmérésben szereplő kérdések döntő többsége oly módon került megfogalmazásra, hogy a válaszok egyenlegének növekedése a konjunkturális helyzet javulását jelöli. Kivételnek számítanak ez alól a késztermék készletek és a kapacitások jövőbeni rendelésekhez viszonyított szintjére vonatkozó kérdések.⁵ Ezeket a változókat invertáltuk (400-ból kivontuk), így a feldolgozóipari termelés időszora és az elemzésben résztvevő minden egyes bizalmi indikátor között együttmozgást (pozitív korrelációt) tételezünk fel.

Referencia idősorunk a feldolgozóipari termelés időszora, amelyet szintén átlagolással negyedévesítettünk és szezonálisan igazítottunk.

Az adatok stacionaritása és a trendszűrés

Az adatok stacionaritásának vizsgálatát háromféle egységgyök teszttel végeztük el (ld. 2. táblázat). A feldolgozóipari termelés, mint referenciaidősor esetében mindhárom teszt (ADF, PP, KPSS) azt mutatja, hogy a folyamat szintidősora egységgyököt tartalmaz. A bizalmi indikátorok esetében ugyanakkor nem kaptunk egyértelmű eredményeket. A változók többsége nem bizonyult stacionáriusnak azok alapján a tesztek alapján, amelyek nullhipotézisként egységgyök jelenlétét feltételezik (ADF, PP teszt). Ezzel szemben a KPSS teszt⁶ szerint, amelyben nullhipotézisként a stacionaritás szerepel, az idősorok döntő többsége stacionernek bizonyult.

³ A negyedéves frekvencia választása mellett két érv szólt. Egyrészt az, hogy a KOPINT felmérés csak negyedévente kerül publikálásra, így nem kellett a negyedéves adatokat valamilyen közgazdaságilag nehezen védhető módszerrel haviasítanunk. Másrészt a negyedéves alapon történő előrejelzés megfelel az MNB-ben alkalmazott előrejelzési gyakorlat igényeinek is.

⁴ Ezt a transzformációt Ferenczi és Reiff (2000) adatbázis átvétele során "örököltük", akik a trendszűrt adatokat a szezonálisan igazított idősorok és azok HP-trendjei hányadosként állították elő, és ezért ki kellett küszöbölniük a nem-pozitív értékeket. Mivel a végső eredményeink szempontjából a konstans hozzáadásának nincsen következménye, ezért a változókat ebben a formában hagytuk.

⁵ A késztermék készletek jelenlegi szintjének növekedése az értékesítési nehézségek fokozódását mutatja. Ha a kapacitások színje a jövőbeni rendelésekhez képest magas, akkor sem az értékesítés növekedése, sem a beruházások növekedése nem várható.

⁶ A Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) teszt részletes leírását ld. Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992).

Az elméleti megfontolások a bizalmi indikátorok stacionaritását támasztják alá, hiszen ezek az idősorok csak egy intervallum keretein belül mozoghatnak.⁷ Az elméleti megfontolásokat megkérdőjelező teszt eredményekre ugyanakkor a nemzetközi irodalomban is találunk példát. Mourougane-Roma (2002) egy a miénknél négyszer hosszabb mintán is azt tapasztalták, hogy a bizalmi indikátorok egységgyököt tartalmaznak. Követve az általuk folytatott gyakorlatot úgy döntöttünk, hogy azokban az esetekben, ahol a stacionaritás léte nem nyert a tesztek alapján egyértelmű megerősítést, mind a szintváltozókon, mind azok trendszűrő idősorán is elvégezzük az elemzést. Mivel fő célunk a rövid távú előrejelzés, ezért a szint *versus* trendszűrő adatok használatának kérdését a kétféle idősor előrejelzési képessége alapján döntjük el.

A trendszűrésre alkalmazott módszer megválasztása a további elemzés szempontjából központi jelentőségű kérdés. A Ferenczi – Reiff (2000) tanulmány lezárása óta eltelt időszak legfontosabb tapasztalata éppen az volt, hogy az általuk választott trendszűrési technika (Hodrick-Prescott filter) nagymértékben hozzájárult a modelljeik mintán kívüli előrejelzési hibáinak növekedéséhez. Erről részletesen lásd a Függelék A. részét.

A fenti tapasztalatok nyomán jelen munkánkban az első differencia (FOD) filter alkalmazása mellett döntöttünk. Ezt több érv is alátámasztja. Egyrészt a FOD filter a Hodrick-Prescott (HP) filterrel szemben nem erősíti fel az általunk vizsgálni kívánt üzleti ciklus frekvenciákat, így bizonyosan nem járul hozzá irreleváns kapcsolatok kimutatásához. Másrészt, a FOD szűrő használatakor nincs szükség a különálló trend komponens előrejelzésére, és ez, várakozásaink szerint, jelentős mértékben javíthatja előrejelzéseink pontosságát.⁸

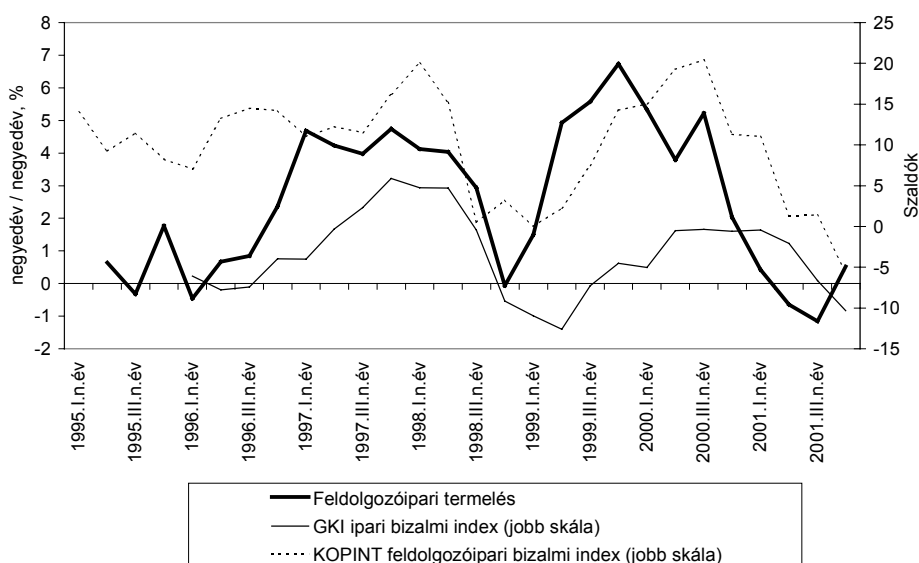
A feldolgozóipari termelés és a konjunktúra-indikátorok közötti kapcsolat elemzése

A hazai gazdasági elemzők által leggyakrabban figyelt mutatók a GKI ipari, és a KOPINT feldolgozóipari bizalmi indexei. Ha a két intézet kompozit bizalmi indexeit összevetjük a feldolgozóipari termelés negyedév/negyedév indexeinek idősorával, akkor első ránézésre az a feltételezésünk adódhat, hogy ezek a mutatók inkább követik, semmint előrejelzik a feldolgozóipari termelés alakulását. Ez a hipotézisünk a vizsgálat lépései során részletes elemzésre kerül.

⁷ A bizalmi indikátorok stacionaritás mellett szólhat, hogy az idősorok rövidege csökkenti az amúgy sem robusztus egységgyök tesztek erejét.

⁸ A FOD és a HP filter trendszűrési technikák részletes elemzését ld. Canova (1998), Harvey-Jaeger (1993) és Nelson-Plosser (1982) cikkeiben. A különböző trendszűrési technikák hazai adatokon való összehasonlítását ld. Jakab-Kovács-Lőrinc (2000) tanulmányában.

1. ábra A feldolgozóipari termelés és a hazai ipari bizalmi indexek



A kompozit indexek gyenge előrejelző képességével kapcsolatban már rendelkezünk hazai tapasztalatokkal. Vadas (2001) számításai szerint a GKI *fogyasztói* bizalmi indexe csak követi a fogyasztás idősorának alakulását. A tanulmány arra a következtetésre jut, hogy ebben az esetben érdemes elvégezni a konjunktúra felmérések részletesebb, kérdés szintű vizsgálatát. Ugyanis a kutató intézetek a kompozit indexek összeállításakor az Eurostat gyakorlatát követik, amely a magyar adatokon rossz eredményekhez vezethet.⁹ Ha a kérdés szintű elemzés során olyan kérdéseket találunk, amelyek a hivatalos kompozit indexekben szereplőknél kedvezőbb előrejelzési tulajdonságokkal rendelkeznek, akkor ezek összesúlyozásával egy előrejelzésre jobban használható kompozit indexet állíthatunk elő. Ferenczi-Reiff (2000), Tóth (2000) és Vadas (2001) ajánlásainak megfelelően vizsgálatainkat mi is a GKI és a KOPINT kérdés szintű adatsorain végezzük el.

A feldolgozóipari termelés és az egyedi kérdésekből nyerhető információk (bizalmi indikátorok) közötti kapcsolat elemzésére Vadas (2001) alapján három módszert használunk mind a szint, mind a differenciált bizalmi indikátorok esetében. Első lépésben a keresztkorreláció és a korrelációs aszimmetria mutatóját vizsgáljuk, ezt követően számszerűsítjük a konjunktúra-indikátorok többlet magyarázó erejét. Végezetül a referencia idősor és a konjunktúra-mutatók között fennálló Granger okságot teszteljük. Az elemzést a teljes mintán, az 1995:1 2001:4 közötti időszakon végeztük el. A referencia idősor minden esetben a feldolgozóipari termelés differenciált idősora.

A keresztkorreláció vizsgálat célja annak a késleltetés-számnak a meghatározása, amelyen a referencia idősor és a vizsgált bizalmi indikátor együttmozgása a legerősebb. Abban az esetben, ha ez a késleltetés-szám negatív, akkor a bizalmi indikátor megelőzi a feldolgozóipari termelés idősorát, és így előrejelzési célokra közvetlenül alkalmazható. Abban az esetben, ha a késleltetés pozitív, akkor a

⁹ A GKI és a KOPINT bizalmi indexe is három, a konjunktúra felmérésben szereplő kérdés összesúlyozásából áll össze. Ezek a termelési kilátások, a rendelésállomány megítélése és a késztermék készletek szintje.

konjunktúra jelzőszám „csak” követi a termelés alakulását, azaz előrejelzési szempontból nem használható.

A korrelációs kapcsolat a legerősebb együttmozgást eredményező késleltetés-szám körül általában nem szimmetrikusan alakul. Így például előfordulhat, hogy a legerősebb együttmozgás 0. késleltetéssel valósul meg - azaz a bizalmi indikátor egyidejű az ipari termeléssel -, de ugyanakkor a negatív késleltetéshez tartozó, előidejűséget mutató korrelációk nagyobbak, mint a pozitív késleltetéshez tartozók. Ebben az esetben az indikátort megelőző mutatónak tekintjük. Ezt a hatást méri a korrelációs aszimmetria mutatója, amelynek negatív értéke a vizsgált idősor referencia adatokkal szembeni előidejűségét, pozitív értéke pedig késését fejezi ki.

A keresztkorrelációs elemzés során azt tapasztaltuk, hogy már egész kis késleltetés számnál is negatív korrelációs értékek bukkantak fel, ami ellentétben áll azzal a kiinduló feltételezésünkkel, amely szerint a bizalmi indikátoraink a feldolgozóipari termeléssel pozitív kapcsolatban állnak. Ez egyrészt az általunk vizsgált kapcsolat törekenységét mutatja, másrészt felhívja a figyelmet arra, hogy rendkívül körültekintőnek kell lennünk az elemzés további lépéseinél. Nagy a valószínűsége ugyanis, hogy a tesztek elvégzése során az elméletileg alátámasztható pozitív kapcsolatok mellett a negatív koefficiensok hatásai is megjelennek az eredményeinkben. A fenti anomália kezelése érdekében a negatív koefficiensú késleltetéseket kizártuk a további elemzésből. A keresztkorreláció elemzés eredményeit a B. Függelék 3. illetve a 4. táblázata mutatja a szint, illetve a differenciált idősorok esetén. A táblázatok második oszlopában a legerősebb együttmozgást biztosító késleltetés-szám, mellette a korrelációs aszimmetria értéke szerepel. A táblázat utolsó oszlopában a korrelációs érték szignifikanciáját tüntettük fel.

Második lépésben azt vizsgáltuk, hogy tartalmazznak-e bizalmi indikátorok olyan többlet információt a feldolgozóipari termelésre vonatkozóan, amely a termelési folyamat múltbeli alakulásában (autoregresszivitásában) nincs jelen. Ez a kérdés másképpen azt jelenti, hogy vajon javítható-e a termelésre adott előrejelzés pontossága azáltal, hogy a közvetlenül a termelésre vonatkozó múltbeli információk mellett a bizalmi indikátorok alakulását is figyelembe vesszük. A kérdés megválaszolása érdekében a feldolgozóipari termelés legjobb ARIMA reprezentációját tartalmazó egyenletbe bevontuk az egyes bizalmi indikátorok egyidejű illetve késleltetett értékeit és azt vizsgáltuk, hogy milyen mértékben javult az egyenlet magyarázó ereje. A negatív koefficiensú késleltetéseket kihagytuk az egyenletből. Az 5. és 6. táblázat egyrészt a korrigált R^2 növekményt, másrészt a bevont változók együttes szignifikanciáját mutatja. A táblázatokból kitűnik, hogy számos olyan változó, amely a keresztkorrelációs elemzés során szignifikánsan előidejűnek bizonyult, nem javítja az ARIMA modellek magyarázó erejét, és így valószínűleg az előrejelzések pontosságát sem.

A bizalmi indikátorok előidejűségének elemzése céljából a feldolgozóipari termelés és a bizalmi indikátorok közötti Granger okságot is teszteltük. A teszt két irányban végezhető el, egyrészt vizsgálhatjuk azt, hogy az adott bizalmi indikátor előidejű értékei milyen mértékben magyarázzák a termelés alakulását (mennyire tekinthető az indikátor a termelés megelőző jelzőszámának), illetve tesztelhetjük azt, hogy a termelés előidejű értékei mekkora részt magyaráznak a bizalmi indikátor

varianciájából (azaz az indikátor milyen mértékben utóidejű mutató). Egy bizalmi indikátor nyilvánvalóan annál alkalmasabb előrejelzési célokra, minél magasabb valószínűséggel bizonyul megelőző és minél kisebb valószínűséggel utóidejű jelzőszám. A Granger teszt eredményeit a 7. és 8. táblázat tartalmazza. A táblázat első oszlopában a Granger teszt egyenletben szereplő negatív koefficiensek számát is feltüntettük. Minél magasabb az egyenletben a negatív koefficiensek száma annál kevésbé tartjuk a Granger teszt eredményeit közgazdaságilag megalapozottnak.

A fenti három módszer eredményeit összefoglalva a feldolgozóipari termelés és a bizalmi indikátorok közötti kapcsolatról a következő megállapítások tehetők:

A bizalmi indikátorok *szint* idősorain végzett elemzés során öt olyan változó adódott, amely a tesztek alapján a feldolgozóipari termeléssel szoros együttmozgást mutat:

- a cég helyzete a következő 6 hónapban (q12)
- a termelés alakulása a következő 6 hónapban (q13)
- a belföldi értékesítés alakulása a következő 6 hónapban (q14)
- az EU értékesítés a következő 6 hónapban (q16)
- az összes értékesítés a következő 6 hónapban (q17)

Ezek a bizalmi indikátorok a maximális korreláció szempontjából kétfélek. Vagy egyidejűek, pozitív korrelációs aszimmetriával, vagy egy negyedévvvel késők, de negatív aszimmetria értékkel rendelkeznek. Mindkét eset azt jelenti, hogy a mutatóink egy-két hónappal késők. Pozitív tulajdonsága a kiválasztott indikátoroknak, hogy a termelés autoregresszivitása mellett többlet információt tartalmaznak a feldolgozóipari termelés alakulására vonatkozóan. Ugyanakkor ezen idősorok esetében a Granger okság teszt segítségével szignifikáns előidejű kapcsolat (q13 kivételével) nem volt kimutatható. Ennek alapján ezek a változók csak korlátozottan használhatók előrejelzési célokra: ún. ténybecslésre (nowcastingra) alkalmasak.¹⁰

A *differenciált* idősorok ennél kedvezőbb képet mutatnak. Itt hat olyan változót találtunk, amelyek a szintváltozóinkkal szemben hosszabb távú előrejelzési célokra is alkalmasak:

- a termelés alakulása az elmúlt negyedévben (v2)
- az EU rendelések jelenlegi szintje (v6)
- a cég helyzete a következő 6 hónapban (v12)
- a termelés alakulása a következő 6 hónapban (v13)
- a belföldi értékesítés alakulása a következő 6 hónapban (v14)
- az EU értékesítés a következő 6 hónapban (v16)

A magas keresztkorrelációs értékek és a többlet magyarázó erő mellett ezek az indikátorok a Granger teszt alapján egy negyedévvvel megelőzik a feldolgozóipari termelés idősorát, így egy negyedéves időhorizonton a termelés előrejelzésére is használhatjuk őket.

¹⁰ A ténybecslés lényege, hogy egy adott negyedévre vonatkozó bizalmi indikátorral az azonos negyedév tényadatára adunk becslést. Ez a becslés valójában közel 1 hónapos előrejelzést jelent, mivel az adott negyedévről a konjunktúra felmérések ennyi idővel hamarabb szolgáltatnak információt. Mind a GKI, mind a Kopint konjunktúra felméréseinek eredményei elérhetők a tárgyidőszakot követő 15 napon belül, míg a KSH a feldolgozóipari termelés alakulásáról részletes számot csak a tárgyidőszakot követően mintegy 45 nappal közöl

A *kompozit bizalmi indexek* esetén az eredmények egyértelműen igazolják azt a kezdeti feltevésünket, miszerint a kutatóintézetek által hivatalosan publikált konjunktúraindexek az adott formában nem alkalmasak a feldolgozóipari termelés előrejelzésére. Ezek az indexek, bár együttmozognak a termeléssel, de késve követik azt, és ráadásul többletinformációt sem tartalmaznak a folyamatok múltbeli alakulásához képest. Ennek legfőbb oka, hogy (a termelési kilátások kivételével) maguk a kompozit indexben szereplő változók sem bizonyultak jó előrejelzőnek.

Ezzel szemben a Kopint bizalmi indexének változása (a differenciált idősor) a vizsgálatok eredményei alapján már alkalmas lehet a feldolgozóipari konjunktúra rövid távú előrejelzésére. A differenciálással mind a bizalmi index előidejűsége, mind a magyarázóereje ugrásszerűen megnőtt. A bizalmi index összetevői között azonban így is maradtak olyan változók, amelyek nem bizonyultak jó előrejelzőnek. Ezért a korábbiakban kiválasztott, jó előrejelzőnek tekinthető változók összesúlyozásával egy alternatív indexet is előállítottunk.

Bár a tesztstatisztikák alapján az alternatív index kiváló előrejelzési tulajdonságokkal rendelkezik, széleskörű gyakorlati alkalmazása mégis nehézségekbe ütközik. Ennek az az oka, hogy az előállításához a kérdés szintű adatokra is szükség van, amelyek a hivatalos publikációkban nem találhatók meg. Így gyakorlati alkalmazásokban – kompromisszumként- a bizalmi index változásának a nyomon követése jelenthet megoldást.

A GKI üzleti bizalmi indexe esetében sem annak változása, sem magában a GKI felmérésben szereplő kérdések nem bizonyultak jó előrejelzőnek. A GKI üzleti bizalmi indexének gyakorlati alkalmazására így nem tudunk alternatív javaslatot tenni.

A modellépítési keret

Az előző részben végrehajtott tesztek azt bizonyították, hogy a konjunktúra felmérések kérdései tartalmaznak olyan információt, amely segíti a feldolgozóipari konjunktúra előrejelzését. A továbbiakban arra a kérdésre keressük a választ, hogy milyen modellépítési eljárást kell választanunk ahhoz, hogy az előrejelzésünk a lehető legpontosabb legyen.

A kérdés megválaszolása érdekében három különböző modellépítési eljárást alkalmazunk mind a szint, mind a differenciált idősorok felhasználásával. Ezek a főkomponens alapú modell, a "legjobb illeszkedés", és a rekurzív „legjobb illeszkedés” modellje. Az előrejelzési horizontot egy negyedévesnek választottuk, a modellek előrejelzési pontosságát pedig a mintán kívüli előrejelzéseik átlagos négyzetes hibájának (root mean squared error) segítségével határoztuk meg. A különböző modellépítési eljárásokkal készített modellek mindegyike tartalmaz konstanst, a függő változó egy negyedévvvel késleltetett értékét, valamint a bizalmi indikátorok egyidejű és késleltetett értékeit. A modellekbe kerülő bizalmi indikátorok és azok késleltetettjeinek meghatározása ugyanakkor mindhárom modellépítési eljárás esetében eltérő mechanizmust követ.

A *főkomponens alapú modell* a konstans és a feldolgozóipari termelés egy negyedéves késleltetett értéke mellett egy főkomponenst tartalmaz magyarázó változóként. A főkomponenst azokból a változókból képeztük, amelyeket az előző részben leírt tesztek segítségével választottunk ki. Ennek megfelelően a főkomponens lényegében az általunk kreált alternatív mutatónak felel meg, azzal a különbséggel, hogy a változók összesúlyozását a főkomponens súlyokkal végezzük el. A kiválasztást ugyanakkor egy szűkebb mintán 1995:1–1999:4 között hajtottuk végre, annak érdekében, hogy a mintán kívüli előrejelzések hibáit is számszerűsíteni tudjuk. A minta megváltozása kis mértékben módosítja a kiválasztott bizalmi indikátorok körét. A szint idősoroknál az értékesítési kilátásokra vonatkozó kérdések közül csak az összes értékesítés marad benn, míg jó magyarázó változóvá válik a létszám jövőbeni alakulása. A differenciált adatoknál az EU rendelkezések helyét a FÁK exportkilátások veszik át.¹¹

A főkomponensen alapuló modell az általunk használt modellspecifikációk közül a legkevésbé rugalmasnak tekinthető. A rugalmasság fogalmát Blake-Kapetanios-Weale (2000) munkája nyomán három tényező alapján definiáljuk. Egy modellépítési eljárást „abszolút” rugalmasnak tekintünk, ha

1. megengedi, hogy a modellben a bizalmi indikátorok eltérő késleltetés számmal szerepeljenek,
2. a különböző mintaperiódusokon a bizalmi indikátorok különböző csoportjait használja magyarázó változóként, illetve
3. az eltérő előrejelzési horizontokon a bizalmi indikátorok különböző csoportjain alapuló modelleket képez.

Mivel a bizalmi indikátorok szubjektív ítéleteket és várakozásokat tükröznek, ezért a hagyományos értelemben vett statisztikákhoz képest kevésbé robusztus kapcsolatban állnak más közgazdasági változókkal. Elképzelhető, hogy a konjunktúra felmérések kérdései közül egyesek a konjunktúra felívelő szakaszában, mások pedig recesszió idején tartalmaznak a feldolgozóipari termelés szempontjából releváns információt. Az elemzéseink kimutatták, hogy a minta időszak különböző hosszain a változók magyarázó ereje drasztikusan megváltozhat: így például 1999 első felében, a korábbi időszakban jól illeszkedő indikátorok jelentős része elvesztette a magyarázó erejét. Ugyanígy elképzelhető, hogy a különböző előrejelzési horizontokon a bizalmi indikátorok eltérő csoportja bír nagy magyarázó erővel. A rugalmasság tulajdonsága ennek megfelelően a rendelkezésre álló információk teljes körű felhasználását jelenti.

Nagyon fontosnak tartjuk ugyanakkor annak hangsúlyozását, hogy a modell rugalmasságának növelésével kétféle problémával is szembe kell néznünk. Egyrészt megnő annak az esélye, hogy egy a minta végén jelentkező zaj nagymértékben torzítja az előrejelzésünket. Másrészt azáltal, hogy az előrejelzésben részt vevő változók köre negyedévről negyedévre cserélődhet, igen bonyolulttá válik az előrejelzési hibák kiértékelése, illetve a különböző időpontokban készített előrejelzések összehasonlítása. Ezekről a problémákról az eredmények kiértékelése kapcsán még szót ejtünk.

¹¹ A szint adatoknál a főkomponensünk a négy kiválasztott változó (q12, q13, q17, q19) együttes varianciájának 84%-át magyarázza. A trendszűrt adatoknál (v2, v12, v13, v14, v15, v16) ez az arány csak mintegy 55%.

A főkomponens alapú modell egyik rugalmassági kritériumnak sem tesz eleget, ami azt sugallja, hogy ez a modell a rendelkezésre álló információkat nem teljes körűen használja fel. Blake-Kapetanios-Weale (2000) tanulmányát követve további két modellépítési eljárást is kipróbálunk annak érdekében, hogy növeljük az előrejelzéseink hatékonyságát. A „legjobb illeszkedésű” modell (best fitting model) a rugalmasság első és utolsó kritériumát teljesíti, míg a „rekurzívan legjobb illeszkedésű” modell (recursively best fitting model) mind a három feltételnek megfelel, így abszolút hatásosnak tekinthető.

A „legjobb illeszkedésű” modellben a bizalmi indikátorok minden egyes késleltetését külön változóként kezeljük. Az első lépésben rangsoroljuk ezeket a változókat aszerint, hogy milyen jól magyarázzák a feldolgozóipari termelés ingadozásait. (A negatív koefficiensű változókat természetesen itt is kizárjuk az elemzésből.) Második lépésben az öt legjobb illeszkedésű indikátor összes lehetséges kombinációját képezzük, amelyekből így 31 modellt építünk.¹² Mivel a célunk az, hogy minél egyszerűbb (minél kevesebb magyarázó változót tartalmazó) modellekkel dolgozzunk, ezért a modelleket az Akaike információs kritérium (AIC) alapján rangsoroljuk és a legalacsonyabb AIC értékkel rendelkezőt választjuk ki, mint a „legjobb illeszkedésű” modellt. Ezt a modellépítési eljárást mind a két előrejelzési horizonton (ténybecslés, illetve egy negyedéves előrejelzés) elvégezzük.

A „legjobb illeszkedésű” modell igen érzékeny lehet a becslési periódus megválasztására. Előfordulhat ugyanis, hogy egy modell jól illeszkedik egy adott minta közepén, de már kevésbé jól a végén, így ekkor már nem tekinthető legjobb illeszkedésű modellnek. Ennek a hiányosságnak a kiküszöbölésére egy olyan modellépítési eljárást alkalmazhatunk, amely minden egyes periódusban megismétli a „legjobb illeszkedésű” modell fent leírt kiválasztási és becslési lépéseit. Ez a „rekurzívan legjobb illeszkedés” modellje, amely nemcsak a különböző előrejelzési horizontokon jelent különböző specifikációkat, hanem a magyarázó változók cserélődését is eredményezheti minden egyes alkalommal, amikor a mintánk új adatponttal bővül.

Összefoglalásként modelljeink rendszerezését az alábbi táblázat mutatja.

Modell	Eltérő késleltetés-számú bizalmi indikátorok	Különböző bizalmi indikátorok a különböző becslési minta periódusokon	Különböző bizalmi indikátorok a különböző előrejelzési horizontokon
Főkomponens alapú modell	Nem	Nem	Nem
„Legjobb illeszkedésű” modell	Igen	Nem	Igen
„Rekurzív legjobb illeszkedésű” modell	Igen	Igen	Igen

¹² Ha q -val jelöljük a kiválasztott változók számát, akkor a belőlük képezhető összes lehetséges variációk száma $2^q - 1$. A fenti eljárás, amelyet data-snooping néven említ az irodalom, különösen a pénzügyi piacok elemzésében elterjedt eszköz. Mivel az eljárás nem él korlátozó feltevésekkel a magyarázó változók körére vonatkozóan, ezért alkalmazása során gyakran ún. ál regressziós kapcsolatot (spurious regression) eredményez. Ennek kezelésére többféle módszer született, ezekről illetve a data-snooping eljárásról részletesebben ld. Timmerman-Sullivan-White (1998) munkáját.

A modellek becslése

Modelljeinket az 1995:1–1999:4 közötti mintaperióduson becsültük. Eredetileg kísérletet tettünk arra, hogy két negyedévre előrejelző modelleket specifikáljunk, azonban ezen az előrejelzési horizonton már nem találtunk olyan bizalmi változót, amely szignifikáns lett volna. Ennek megfelelően modelljeink csak két előrejelzési horizontra (ténybecslés, egy negyedéves előrejelzés) terjednek ki. A becslési eljárás mindhárom modell esetén azonos, a modelleket egyenletrendszerben becsültük, az alábbi formában:

$$d \log(\text{feldterm}_t) = \alpha + \beta_1 * d \log(\text{feldterm}_{t-1}) + \sum_2^{j+1} \beta_{j+1} * \text{konj}_{t-i}^1 + u_t \quad (1)$$

$$d \log(\text{feldterm}_{t+1}) = \gamma + \varphi_1 * d \log(\widehat{\text{feldterm}}_t) + \sum_2^{m+1} \varphi_{m+1} * \text{konj}_{t-i}^2 + \varepsilon_{t+1} \quad (2)$$

ahol $d \log(\widehat{\text{feldterm}}_t)$ a ténybecslésre kiválasztott (1) egyenlet feldolgozóipari termelésre vonatkozó prognózisa. (Az egyenletrendszerben konj_{t-i}^1 ill. konj_{t-i}^2 az egyenletekbe beválasztott bizalmi indikátorok csoportjait jelölik, ahol a késleltetések i száma 0 és 2 között változhat. A j ill. m indexek az egyes egyenletekben szereplő bizalmi indikátorok számát jelölik.)

Az egyenletrendszerben történő becslés azt a célt szolgálja, hogy az egy negyedéves előrejelző egyenlet becslésénél a ténybecslési egyenlet hibáit is figyelembe vehessük, ezáltal növelve az egyenletek együttes illeszkedésének pontosságát. Mivel a (2) egyenletben az (1) egyenlet előrejelzése szerepel, ezért a két egyenlet reziduumaik korreláltak lesznek.¹³ Ennek megfelelően a becslést SUR (seemingly unrelated regression) módszerrel végeztük el.¹⁴

A modellek sorbarendezésénél az egyenletrendszerek AIC mutatóját használtuk.¹⁵

A becslési eredményeinket a 9-13. táblázat tartalmazza. Modelljeink magas R^2 -el és robusztus teszt statisztikákkal rendelkeznek, az illeszkedésük lényegesen jobb az összehasonlítás alapjául választott ARIMA modellnél.¹⁶ A differenciált adatokat tartalmazó változatok mind a főkomponens alapú, mind a „legjobb illeszkedésű” modellek esetén jobban magyarázzák a feldolgozóipari termelés idősorát, mint a szint idősorokat tartalmazók. Ez az eltérés különösen az egy negyedéves időtávon jelentős. Az összes modell közül a differenciált adatokat tartalmazó főkomponens alapú modell rendelkezik a legkisebb AIC mutatóval, ennek megfelelően ez a specifikáció az, amely a legpontosabban leírja a feldolgozóipari termelés múltbeli alakulását. Mivel

¹³ Az egyenletek eltérésváltozóinak korrelációját a formális likelihood teszt eredményei is igazolták.

¹⁴ A SUR becslés a legkisebb négyzetek módszerével (OLS) szemben nem követeli meg azt, hogy a különböző egyenletek reziduumaik homoszkedasztikusak és páronként korrelálatlanok legyenek. A becslési eljárás az általánosított legkisebb négyzetek módszerén alapul, ahol az egyenletek reziduumaik variancia-kovariancia mátrixa az egyenletek OLS becslésével származtatható.

¹⁵ Az egyenletrendszerek AIC mutatóját az egyenletrendszer loglikelihood függvényéből számoljuk (ld. 9-11. táblázat lábjegyzete).

¹⁶ Az összehasonlítás alapjául választott ARIMA reprezentáció valójában egy AR(1) modell, amelyet a fent bemutatott eljárás alapján becsültünk.

azonban fő célunk a rövid távú előrejelzés, ezért a különböző modellspecifikációkat nem az illeszkedés pontossága, hanem az előrejelzési képességük alapján rangsoroljuk. Ehhez mintán kívüli előrejelzéseket készítettünk.

Az előrejelzési eredmények értékelése

Modelljeink előrejelzési képességét a 2000:1 2001:4 közötti időszakon vizsgáljuk. A modellek előrejelzéseinek átlagos négyzetes hibáit a 14. táblázat tartalmazza. A táblázat alapján a következő fő megállapítások tehetők:¹⁷

1. Az a tény, hogy modelljeink mindegyike kisebb előrejelzési hibát mutat, mint az ARIMA specifikáció, a korábbi megállapításainkkal összhangban azt bizonyítja, hogy *a bizalmi indikátorok olyan többlet információt tartalmaznak, amelynek felhasználásával rövidtávon javíthatjuk a feldolgozóipari termelésre vonatkozó előrejelzéseink pontosságát.*
2. Mivel nem találtunk olyan modellspecifikációt, amelyben a bizalmi indikátorok két negyedéves késleltetéssel is szignifikáns magyarázó erővel bírtak volna, ezért megállapítható, hogy *a konjunktúra felmérésekből nyerhető információ maximálisan egy negyedéves időtávon segíti az előrejelzést.*
3. A szint illetve differenciált adatokat felhasználó modellek közül a specifikációk többségében a differenciált adatok mutatnak kisebb előrejelzési hibát: *a bizalmi indikátorok differenciált adatainak használata hatékonyabb előrejelzést tesz lehetővé, mint a szint idősorokkal történő előrejelzés.* A hatékonyságjavulás különösen az egy negyedéves előrejelzési horizonton jelentős.
4. A modelljeink közül mindkét előrejelzési horizonton a differenciált adatokat felhasználó "rekurzívan legjobb illeszkedésű" modell rendelkezik a legkisebb előrejelzési hibával. A rekurzív modell jó teljesítménye azt bizonyítja, hogy az eljárás „zajra” való érzékenysége nem növelte számottevően az előrejelzés hibáját. A differenciált adatokat használó főkomponens alapú modell szintén kiváló előrejelzési tulajdonságokkal bír. A főkomponens egy alternatív vállalati bizalmi indexnek is tekinthető.
5. A „legjobb illeszkedésű” modell gyenge teljesítménye a bizalmi indikátorok által leírt kapcsolat instabilitásának az eredménye. Az 1999 negyedik negyedévében kiválasztott modell magyarázóereje a következő időszakban ugyanis jelentősen csökken. Ez a hatás több modell előrejelzéseinek átlagolásával mérsékelhető. Így például az első 5 „legjobban illeszkedő” modell előrejelzésének átlaga már a rekurzív becsléshez hasonlóan alacsony hibát mutat.

A legutolsó pontban felvetett probléma továbbgondolásra érdemes. A bemutatott példa azt bizonyítja, hogy a legjobb illeszkedésű modell nem minden esetben

¹⁷ Az eredmények kiértékelésekor nem szabad figyelmen kívül hagynunk a mintán kívüli előrejelzési periódus rövidegét. A 2000:1 2001:4 időszakban mindössze 8 adat áll rendelkezésre az átlagos négyzetes hiba számolásához, ami megkérdőjelezi az eredményeink robusztusságát. Mivel azonban célunk az előrejelzési tulajdonságok vizsgálata volt, ezért a minta rövidege ellenére is ragaszkodtunk a mintán kívüli előrejelzéshez.

bizonyul a legjobb előrejelző modellnek. Ez az anomália a bizalmi indikátorok által leírt kapcsolat volatilitásától függ, és a modellek illeszkedés szerinti sorrendjének változásában mérhető. Minél többet veszít egy jól illeszkedő modell a korábbi helyezéséből, annál kevésbé bizonyul majd jó előrejelzőnek a jövőben. Ha a „legjobb illeszkedésű” modell kiválasztására egy olyan időszakban kerül sor, amikor a modellek cserélődése intenzív, akkor a kiválasztott modell nem lesz hatékony előrejelző. A fenti megállapítás elvileg a főkomponens alapú modellünkre is érvényes. A főkomponens alapú modell jobb előrejelzési tulajdonságait ugyanakkor az magyarázza, hogy a „legjobb illeszkedésű” modellhez képest a bizalmi indikátorok szélesebb körére támaszkodik.¹⁸ A bizalmi indikátorok szélesebb köre kisebb változékonyságot eredményez.

A 2000:1 2001:4 közötti mintán végzett számítások szerint a modelljeink -különösen a szint idősorokon nyugvó modellek- viszonylag stabilnak tekinthetők. A szintidősoros modelleknél ugyanaz a modell bizonyult a „legjobb illeszkedésűnek” az időszak minden pontjában, ráadásul az időszak elején legjobban magyarázó első tíz modell közül csak kettő szorult ki az időszak végére a csoportból. A differenciált adatokon alapuló modellek ennél nagyobb volatilitást mutattak. Az 1999 negyedik negyedévében legjobban illeszkedő modell a következő periódusban már csak a harmadik legnagyobb magyarázó erővel bírt, három periódus múlva pedig kiszorult a legjobb tíz modell közül. Ebben az esetben öt olyan modellt találunk, amely az időszak teljes hosszán a legjobb tíz modell között maradt. A fentiek értelmében az 1999:4 időpont a „legjobb illeszkedésű” modell kiválasztása szempontjából szerencsétlennek tekinthető. A „legjobb illeszkedésű” modellek csoportjának viszonylagos stabilitása ugyanakkor azt jelzi, hogy a zaj figyelembevételének kockázata több modell előrejelzéseinek kiátlagolásával tompítható.

Az egyes eljárások előrejelzési tulajdonságait a jövőben gyakorlati tesztelés során vizsgáljuk.

¹⁸ Míg a főkomponensben a szint adatok esetén négy, a differenciált adatok esetén hat bizalmi indikátor szerepel, addig a „legjobb illeszkedésű” modelljében (a parszimónia elvének megfelelő kiválasztás miatt) csak két bizalmi indikátor található.

Összefoglalás és a további kutatás irányai

Munkánk alapvető célja annak vizsgálata volt, hogy a hazai konjunktúra intézetek által publikált kompozit bizalmi indexek, illetve a konjunktúra felmérésekben rejlő információk hasznosíthatók-e a feldolgozóipari termelés előrejelzésében. Azt találtuk, hogy bár maguk a hivatalos kompozit indexek nem jó előrejelzők, de az egyedi kérdésekből nyerhető bizalmi indikátorok egy szűk köre, technikailag védhető transzformációk mellett (differenciálás), egy negyedéves időtávon segíti a hazai konjunktúra ciklusok előrejelzését. Vizsgálataink azt mutatták, hogy a bizalmi indikátorok a nem konjunktúra felmérésből származó indikátoroknál instabilabb kapcsolatban állnak a feldolgozóipari termeléssel, amely feltételezésünk szerint az adatokban rejlő szubjektivitás következménye. Ennek az instabil kapcsolatnak a rövid távú előrejelzésére a hagyományos specifikációknál rugalmasabb eljárások alkalmazásával tettünk kísérletet.

Modelljeink előrejelzési eredményei alátámasztják a rugalmas eljárások létjogosultságát. A rekurzív modellépítési eljárás előrejelzési hibái a specifikáció „zajra” való érzékenysége ellenére is a legkisebbnek bizonyultak, a „legjobb illeszkedés” modelljének érzékenysége pedig több modell előrejelzésének átlagolásával orvosolható. Ezek a következtetések azonban a minta méretéből adódóan nem tekinthetők robusztusnak, ezért az egyes eljárások előrejelzési tulajdonságait a jövőben gyakorlati tesztelés során vizsgáljuk. Távlati célunk egy olyan rövid távú előrejelzési módszer kiválasztása, amely hatékonyan alkalmazható a konjunkturális folyamatok megítélésében és a konjunkturális fordulópontok előrejelzésében. Ezzel tovább erősíthetjük a Jegybank inflációs előrejelzéseinek reálgazdasági megalapozottságát.

A jelenlegi elemzésünket jelentősen korlátozta a rendelkezésre álló minta rövidsége, így a kutatás továbbfejlesztése is számos területen a minta bővülésének függvénye. Nagyobb elemszámú mintán egyrészt megalapozottabb előrejelzési hiba eredményeket kaphatunk, másrészt a modellek volatilitásának vizsgálata is megalapozottabb lehet. Hosszabb idősoron a modellkiválasztás szempontjai között a modellek előrejelzési tulajdonságai alapján történő kiválasztás hatékonyságát is tesztelhetjük majd. A modellek kiválasztásának további finomítását jelentheti a sorba-rendezés alapját képező paraméterek (AIC, \bar{R}^2) közötti különbségek szignifikanciájának tesztelése.

A kutatás továbbfejlesztésének másik iránya a feldolgozóipari termelés mellett egyéb referencia idősorok bevonása az elemzésbe. Terveink között szerepel a feldolgozóipar exportjának és belföldi értékesítésének, valamint a vállalati beruházások vizsgálata. Mind a Kopint, mind a GKI készít építőipari vállalkozásokra vonatkozó felméréseket, ezek elemzését szintén a közeljövőben tervezzük elvégezni.

Hivatkozások

Blake A., Kapetanios G., Weale M. (2000) "Nowcasting EU Industrial Production and Manufacturing Output", NIESR kézirat.

Camba-Mendez G., Kapetanios G., Smith R. J., Weale M. R. (2001) „An automatic leading indicator of economic activity”, *Econometrics Journal* Vol. 4.

Canova F. (1998) „Detrending and Business Cycle Facts”, *Journal of Monetary Economics*, 41.

Ferenczi B., Reiff Á. (2000) "Előrejelző mutatók képzése a hazai konjunktúra-ciklusok vizsgálatához", Kézirat 2000. december.

Harvey, A. C., Jaeger, A. (1993) „Detrending, Stylized Facts and the Business Cycle” *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 8.

Hoós J., Muszély Gy., Nilson R. (1996) "Cyclical Indicators in Hungary", OECD 1996.

Jakab M. Z., Kovács M. A., Lőrincz Sz. (2000) "Az export előrejelzése ökonometriaival módszerekkel", *MNB Füzetek* 2000/4.

Jakab M. Z., Vadas G. (2001) „A háztartások fogyasztásának előrejelzése ökonometriaival módszerekkel”, *MNB Háttér tanulmányok* 2001/1.

Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992) „Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root”, *Journal of Econometrics* No. 54

Mourougane, A., Roma, M. (2002) "Can confidence indicators be useful to predict short term real GDP growth?" , *ECB Working Paper* No.133.

Nelson, C. R., Plosser C. I. (1982) „Trends and Random Walks in Macroeconomic Time Series: Some Evidence and Implications”, *Journal of Monetary Economics*, No. 10.

Reiff Á., Sugár A., Surányi É. (1999) "Konjunktúra mutatók Magyarországon", *Gazdaságelemző Intézet*, 1999 május.

Roberts I., Simon J. (2001) „What do sentiment surveys measure?", *Reserve Bank of Australia Discussion Paper*, 2001 November.

Santero T., Westerlund N. (1996) „Confidence Indicators and their Relationship to Changes in Economic Activity”, *OECD Working Papers* No. 170.

Timmerman A., Sullivan R., White H. (1998) "Data-snooping, Technical Trading, Rule Performance, and the Bootstrap", *ESRC Discussion Paper*, 1998.

Tóth I. J. (2002) „Vállalati és lakossági konjunktúra felmérések Magyarországon”, MNB Füzetek 2002/1.

Vadas, G. (2001) „Túl a makró változókon: A lakossági bizalmi index és a magyar háztartások fogyasztási kiadása”, MNB Háttér tanulmányok 2001/2.

Weale M., (1996) „An assessment of OECD and UK leading indicators”, NIESR kézirat

Függelék A

Az ipari termelés ciklusaival azonosított hazai konjunktúra előrejelzési lehetőségeit vizsgálta Ferenczi - Reiff (2000). Munkájuk során többféle előrejelzési lehetőséget vettek szemügyre. Az ún. “természetes idősorok”¹⁹ előrejelzési potenciáljának vizsgálatakor azt találták, hogy megfelelően választott adatsorok²⁰ esetén az ipari termelésre vonatkozó előrejelzés becslési hibája jóval alacsonyabb, mint a statisztikai ihletettségű ARIMA-modelleké. Ennek a megközelítésnek a hátránya viszont, hogy csak nagyon rövid távú (legfeljebb 3 hónapos) előrejelzésre alkalmazható, amit az adatközlési késedelmek “semlegesíthetnek”.²¹

Ezt a problémát kiküszöbölheti a közvélemény-kutatási idősorok felhasználása az előrejelzésekben, hiszen esetükben az adatközlési késedelem mindössze hetekben mérhető. Ferenczi - Reiff (2000) a “természetes” idősorok vizsgálatakor követett módszertant felhasználva megvizsgálta a közvélemény kutatási adatokban rejlő előrejelzési potenciált is. Eredményeik²² ellentmondásosak voltak: miközben az előrejelzési horizont 4 hónaposra nőtt (és azt nem befolyásolta az adatközlési késedelem sem), a becslések pontossága csökkent. Mindazonáltal igaz maradt, hogy a közvélemény-kutatási idősorok felhasználásával készített modellek előrejelző-képessége felülmúlta a benchmark-nak tekintett ARIMA-modellekét. A szerzők mindezekből azt a következtetést vonták le, hogy a jegybanki konjunktúra-előrejelzéseknél érdemes felhasználni a közvélemény-kutatási idősorokat.

Érdekes azonban megvizsgálunk, hogy a tanulmányuk megírása óta (2000 szeptember) eltelt időben mennyire voltak sikeresek az ipari termelés előrejelzésében akkor megfelelőnek talált (a közvélemény-kutatási idősorokra épülő) modellek. Az alábbi táblázatban az akkor legjobbnak ítélt modell-alapú előrejelzésre alapuló mintán kívüli becslések különféle hibáit vetjük össze az azóta eltelt időben észlelt becslési hibákkal.

¹⁹ “Természetes” idősorok a nem konjunktúra felmérésből származó idősorok.

²⁰ Az általuk kiválasztott négy természetes idősor: 1. a gépiparban ledolgozott havi átlagos munkaórák száma, 2. új rendelések a feldolgozóiparban (gépipari új exportrendelések nélkül), 3. feldolgozó-ipari vásárolt készleteknek a termeléshez vett aránya; 4. a belföldiek által belföldön eltöltött vendégéjszakák száma.

²¹ Valójában tehát csak azonos időben történő ún. “nowcasting”-ra alkalmazhatók.

²² A közvélemény-kutatási idősorok közül megfelelő ciklikus előrejelzőnek bizonyultak a KOPINT felméréséből származó alábbi idősorok: 1. a cég saját helyzetére, 2. termelésére, 3. EU-megrendeléseire vonatkozó 6 hónapos prognózisok, valamint 4. a vásárolt készletek jelenlegi szintjéről alkotott értékítélet.

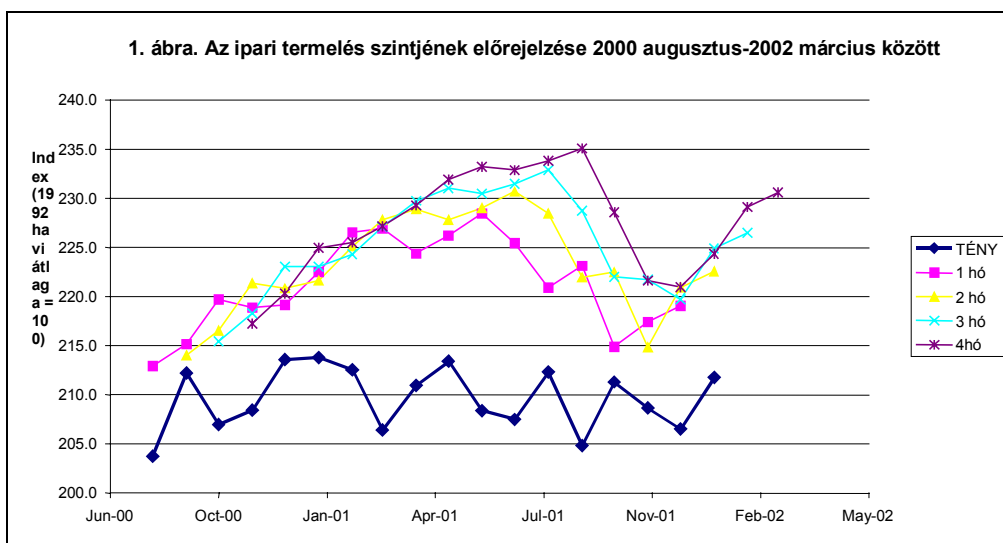
A mintán kívüli becslési hibák (2000 szeptemberi adatok) összevetése a ténylegesekkel (2002 márciusi adatok)

2000 szeptemberben	1 havi előrejelzés	2 havi előrejelzés	3 havi előrejelzés	4 havi előrejelzés
RMSE	2.316040	2.956612	3.556179	3.968301
MAE	1.980555	2.682218	3.148686	3.121438
MAPE	1.1069%	1.4838%	1.7280%	1.7171%
Theil	0.006541	0.008302	0.009928	0.011006
Bias	5.08%	9.04%	13.83%	16.23%
Variance	15.60%	11.54%	9.31%	3.03%
Covariance	79.32%	79.42%	76.86%	80.74%
2002 márciusban	1 havi előrejelzés	2 havi előrejelzés	3 havi előrejelzés	4 havi előrejelzés
RMSE	12.870674	14.401810	16.326503	18.250695
MAE	11.779332	13.255882	15.414491	17.098275
MAPE	5.6422%	6.3315%	7.3610%	8.1650%
Theil	0.029872	0.033239	0.037518	0.041741
Bias	83.76%	84.72%	89.14%	87.77%
Variance	1.17%	2.16%	1.75%	1.94%
Covariance	15.07%	13.12%	9.11%	10.29%

Rövidítések: RMSE=Root Mean Squared Error; MAE=Mean Absolut Error; MAPE=Mean Absolute Percentage Error; Theil= Theil-féle egyenlőtlenségi mutató; Bias, Variance, Covariance: a Theil-féle mutató felbontása szisztematikus (Bias, Variance) és véletlen (Covariance) tényezőkre.

Az összevetésből jól látható, hogy a becslési időtávtól és az alkalmazott mutatótól függetlenül az előrejelzési hibák a vizsgált időszakban drámaian megnöttek. Ezen túl, a hibafelbontás szerint a tévedések több mint 80%-a szisztematikus torzítás volt, ellentétben a korábban tapasztaltakkal.

A szisztematikus torzítás jól megfigyelhető az 1. ábrán, ahol az ipari termelés szintjére vonatkozó különböző időtávú előrejelzéseket vetjük össze a tényadatokkal.

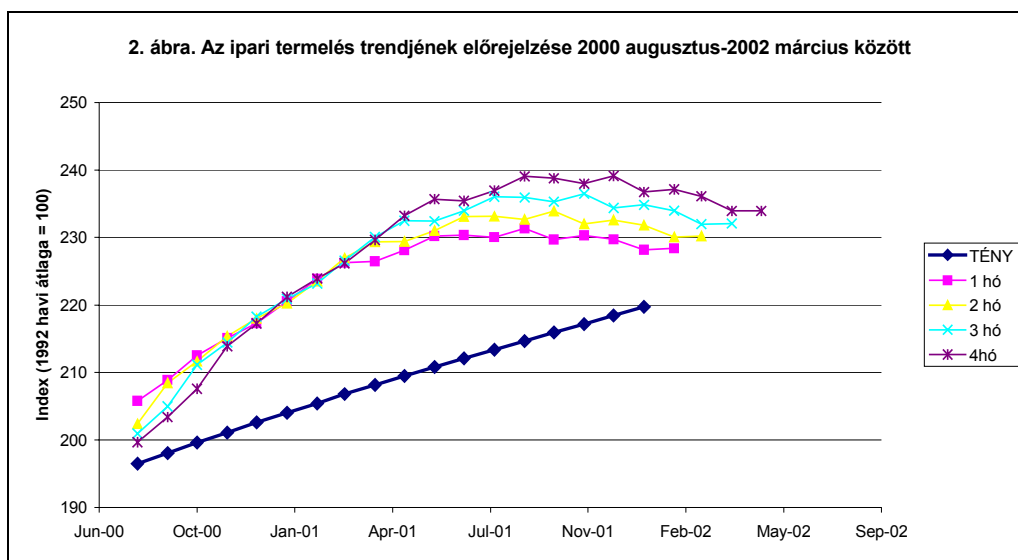


Jól látható, hogy a vizsgált időszakban az előrejelzéseink szisztematikusan felfelé torzítottak voltak. Ez, figyelembe véve az ipari termelés alakulását az utóbbi időben,

nem meglepő: míg 2000 első felében 20-30% közötti éves növekedési ütem volt a jellemző, mára (ahogy az ábráról is leolvasható) az ipari termelés szintje gyakorlatilag stagnál. Valószínűsíthető, hogy az előrejelzéseink a múltbeli emelkedő tendenciának a folytatódását tükrözik.

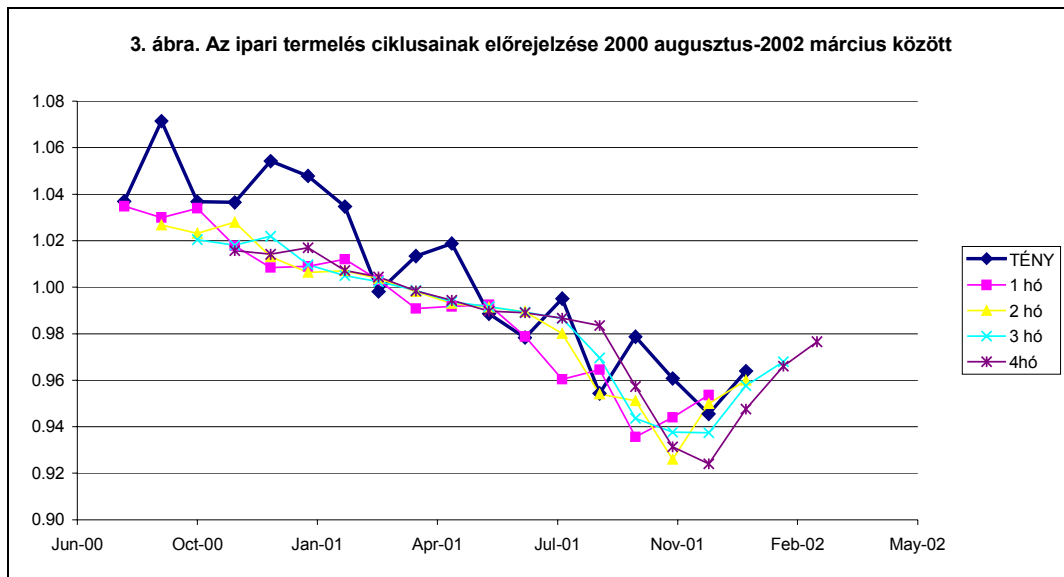
Felmerül a kérdés, hogy az előre jelezni kívánt idősor viselkedésének ilyen drámai megváltozása esetén egyáltalán létezik-e olyan ökonometria modell, amely ezt legalább valamilyen mértékben képes követni. Mindazonáltal, mivel az itt vizsgált modell külön becsüli az ipari termelés trend- és ciklikus komponensét, meg tudjuk vizsgálni, hogy a mi előrejelzéseinkben jelentkező hibákhoz e kettő becslés hibái milyen mértékben járultak hozzá.

A 2. ábrán a trendre vonatkozó előrejelzést vetjük össze a tényleges trenddel. Meg kell jegyeznünk, hogy a tényleges trendnek nevezett idősor valójában szintén csak egy becslés az igazi trendre nézve. Ferenczi - Reiff (2000) részletesen is bemutatják a Hodrick- Prescott trend időbeli alakulását és a trendbecslés revízióit. Ezeknek a későbbi revízióknak köszönhető, hogy a jelenlegi trendbecslés (annak ellenére, hogy az idősor mostanra már másfél éve stagnál) még mindig emelkedik. Az ábrán jól látható, hogy a trendre vonatkozó előrejelzés – hasonlóan az ipar termelésszintjére adott előrejelzéssel – szisztematikusan felfelé torzított.



Vizsgáljuk meg ezek után a ciklikus komponensre adott előrejelzést. Mivel a közvélemény-kutatási idősorokat az előrejelzésnek ebben a fázisában használjuk, felhasználhatóságuk szempontjából ennek az előrejelzésnek a pontossága a mérvadó.

A ciklikus komponensre vonatkozó előrejelzések és a tényleges ciklusok alakulása a 3. ábrán látható.



Jól látszik, hogy az előrejelzésünknek ez a része megfelelő volt, ami azt jelenti, hogy a közvélemény-kutatási idősorokból képzett ciklikus előrejelzőink jól működtek.

Az utóbbi másfél év legfontosabb tanulsága tehát az, hogy a korábbi modellünknek a ciklikus komponensek előrejelzésére vonatkozó része megfelelőnek bizonyult, míg a trendbecslésünk nem működött. Ferenczi - Reiff (2000) tanulmányához képest a továbblépés természetes iránya tehát a trendbecslés megújítása lehet.

Függelék B.

1. táblázat. A konjunktúra felmérésekben szereplő kérdések leírása

Szint	Differenciált	Leírás	Kutatóintézet
Q1	V1	A cég jelenlegi helyzete (jó/közepes/rossz)	KOPINT
Q2	V2	A cég termelése az elmúlt negyedévben (élénkülő/változatlan/lanyhuló)	KOPINT
Q3	V3	A cég termelése az elmúlt évben (élénkülő/változatlan/lanyhuló)	KOPINT
Q4	V4	A belföldi rendelések jelenlegi szintje (magas/közepes/alacsony)	KOPINT
Q5	V5	A FÁK rendelések jelenlegi szintje (magas/közepes/alacsony)	KOPINT
Q6	V6	Az EU rendelések jelenlegi szintje (magas/közepes/alacsony)	KOPINT
Q7	V7	Az összes rendelések jelenlegi szintje (magas/közepes/alacsony)	KOPINT
Q8	V8	A kapacitáskihasználtság jelenlegi szintje (százalék)	KOPINT
Q9	V9	Az alapanyag- és félkész termék készlet jelenlegi szintje (magas/megfelelő/alacsony)	KOPINT
Q10	V10	A késztermék készlet jelenlegi szintje (magas/megfelelő/alacsony) INVERTÁLT	KOPINT
Q11	V11	A cég létszáma az elmúlt negyedévben (nőtt/nem változott/csökkent)	KOPINT
Q12	V12	A cég helyzete a következő 6 hónapban (javul/nem változik/romlik)	KOPINT
Q13	V13	A cég termelése a következő 6 hónapban (nő/nem változik/csökken)	KOPINT
Q14	V14	A cég belföldi értékesítésének volumene (nő/nem változik/csökken)	KOPINT
Q15	V15	A cég FÁK értékesítésének volumene (nő/nem változik/csökken)	KOPINT
Q16	V16	A cég EU értékesítésének volumene (nő/nem változik/csökken)	KOPINT
Q17	V17	A cég összes értékesítésének volumene (nő/nem változik/csökken)	KOPINT
Q18	V18	A kapacitáskihasználtság szintje a következő 12 hónapban várható rendelésekhez képest (nagy/elegendő/kicsi) INVERTÁLT	KOPINT
Q19	V19	A cég létszáma a következő 6 hónapban (nő/nem változik/csökken)	KOPINT
Q20	V20	A magyar gazdaság jelenlegi helyzete (jó/közepes/rossz)	KOPINT
Q21	V21	A magyar gazdaság jövőbeni helyzete (javul/stagnál/romlik)	KOPINT
Q22	V22	A cég termelése az elmúlt negyedévben a szokásoshoz képest (magas/átlagos/alacsony)	GKI
Q23	V23	A cég termelése a következő 3 hónapban (nő/ nem változik/romlik)	GKI
Q24	V24	A belföldi rendelések jelenlegi szintje (magas/közepes/alacsony)	GKI
Q25	V25	Az export rendelések jelenlegi szintje (magas/közepes/alacsony)	GKI
Q26	V26	A késztermék készlet jelenlegi szintje (magas/megfelelő/alacsony) INVERTÁLT	GKI
Q27	V27	A magyar gazdaság helyzete a következő 3 hónapban (javul/stagnál/romlik)	GKI
Q28	V28	A cég létszám a következő 6 hónapban (nő/nem változik/csökken)	GKI

2. táblázat Az egységgyök tesztek eredményei

Változó	ADF test D(0)	PP test D(0)	KPSS test D(0)	ADF test D(1)	PP test D(1)	KPSS test D(1)
feld_term	Egységgyök	Egységgyök	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner
<i>Kopint BI</i>	<i>Egységgyök</i>	<i>Egységgyök</i>	<i>Stacioner</i>	<i>Stacioner</i>	<i>Stacioner</i>	<i>Stacioner</i>
q1	Egységgyök	Egységgyök	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner
q2	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q3	Stacioner	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Egységgyök	Stacioner
q4	Stacioner	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q5	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q6	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q7	Stacioner	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q8	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q9	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Egységgyök	Stacioner	Stacioner
q10	Stacioner	Stacioner	Stacioner	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q11	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q12	Egységgyök	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q13	Egységgyök	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q14	Egységgyök	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q15	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q16	Egységgyök	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q17	Egységgyök	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q18	Stacioner	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q19	Egységgyök	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q20	Egységgyök	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q21	Egységgyök	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner
<i>GKI BI</i>	<i>Stacioner</i>	<i>Egységgyök</i>	<i>Stacioner</i>	<i>Stacioner</i>	<i>Stacioner</i>	<i>Stacioner</i>
q22	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Egységgyök	Stacioner	Stacioner
q23	Egységgyök	Egységgyök	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner
q24	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Egységgyök	Stacioner
q25	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Egységgyök	Stacioner	Stacioner
q26	Stacioner	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Stacioner	Stacioner
q27	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Stacioner	Egységgyök	Stacioner
q28	Egységgyök	Egységgyök	Stacioner	Egységgyök	Stacioner	Stacioner

Ahol $Kopint BI = 1/3 * (Q7 + Q10 + Q12)$, a Kopint Bizalmi Indexe;

$GKI BI = 1/3 * (Q23 + Q26) + 1/6 * (Q24 + Q25)$, a GKI Üzleti Bizalmi Indexe.

‘Stacioner’, ha 5%-os szignifikancia szinten elutasítjuk az egységgyök létezésének nullhipotézisét.

‘Egységgyök’, ha 5%-os szignifikancia szinten elfogadjuk az egységgyök létezésének nullhipotézisét D(0) a változó szintbeli vizsgálata.

D(1) a változó első differenciáján végzett teszt.

Az ADF és PP teszt egyenletek specifikációját (konstans, trend, vagy egyik sem) illetve a késleltetésszámot a Schwartz kritérium alapján határoztuk meg. A KPSS tesztet konstanssal futattuk.

3. táblázat Keresztkorreláció és korrelációs aszimmetria (szint adatok)

Minta: 1995:1 2001:4		Keresztkorreláció: $dlog(feld_term)$, $q(i)$ (Csak pozitív korrelációk)		
Változó	A maximális korrelációt eredményező késleltetés	Korreláció	Aszimmetria	Szignifikancia 5%-os szinten
<i>Kopint BI</i>	1	0.525	-0.036	szignifikáns
<i>Kopint BI alternatív</i>	0	0.712	0.068	szignifikáns
q1	1	0.587	0.047	szignifikáns
q2	1	0.464	-0.030	szignifikáns
q3	2	0.439	-0.062	szignifikáns
q4	2	0.647	-0.083	szignifikáns
q5	-7	0.427	-0.165	szignifikáns
q6	2	0.588	-0.042	szignifikáns
q7	2	0.584	-0.035	szignifikáns
q8	2	0.589	0.020	szignifikáns
q9	2	0.414	-0.003	szignifikáns
q10	3	0.037	0.065	nem szignifikáns
q11	-7	0.398	-0.045	szignifikáns
q12	0	0.727	0.057	szignifikáns
q13	0	0.709	0.022	szignifikáns
q14	0	0.582	0.092	szignifikáns
q15	-7	0.249	-0.316	nem szignifikáns
q16	1	0.560	-0.067	szignifikáns
q17	0	0.693	0.049	szignifikáns
q18	2	0.601	-0.048	szignifikáns
q19	2	0.543	0.001	szignifikáns
q20	2	0.533	0.126	szignifikáns
q21	1	0.716	-0.024	szignifikáns
<i>GKI BI</i>	2	0.539	-0.111	szignifikáns
q22	2	0.592	-0.064	szignifikáns
q23	1	0.519	0.069	szignifikáns
q24	2	0.578	-0.077	szignifikáns
q25	-7	0.581	-0.036	szignifikáns
q26	1	0.199	-0.114	nem szignifikáns
q27	2	0.491	0.046	Szignifikáns
q28	1	0.372	0.028	nem szignifikáns

Ahol $Kopint BI = 1/3 * (Q7 + Q10 + Q12)$, a Kopint Bizalmi Indexe;

$Kopint BI alternatív = 1/5 * (Q12 + Q13 + Q14 + Q16 + Q17)$, a Kopint általunk összesúlyozott alternatív Bizalmi Indexe;

$GKI BI = 1/3 * (Q23 + Q26) + 1/6 * (Q24 + Q25)$, a GKI Üzleti Bizalmi Indexe.

Az aszimmetria mutató számítása Jakab-Vadas(2001) nyomán:

$$(1) \text{Asym} = \frac{\sum_{i=1}^n 1/2(wu_{k+i} + wd_{k-i}) [|Corr(x, y(k+i))| - |Corr(x, y(k-i))|]}{\sum_{i=1}^n 1/2(wu_{k+i} + wd_{k-i})}$$

$$wu_{k+i} \begin{cases} T-k-i & , \text{ ha } k \geq 0 \text{ vagy } k < 0 \text{ és } i > |k| \\ T+k+i & , \text{ ha } k < 0 \text{ és } i < |k| \end{cases}$$

$$wd_{k-i} \begin{cases} T-k+i & , \text{ ha } k > i \\ T+k-i & , \text{ ha } k < 0 \text{ vagy } i > k \geq 0 \end{cases}$$

Ahol: T a mintaelemszám

k a maximális korrelációs együttható i értéke,

n az aszimmetria mérésébe bevont legnagyobb késleltetés, illetve előidejűség k -hoz képest.

4. tábla. Keresztkorreláció és korrelációs aszimmetria (differenciált adatok)

Keresztkorreláció: $d(\log(\text{feld_term}),v(i))$				
Minta: 1995:1 2001:4		(Csak pozitív korrelációk)		
Változó	A maximális korrelációt eredményező késleltetés	Korreláció	Aszimmetria	Szignifikancia 5%-os szinten
$d(\text{Kopint BI})$	-1	0.523	-0.007	<i>szignifikáns</i>
$d(\text{Kopint BI alternatív})$	-1	0.650	-0.028	<i>szignifikáns</i>
v1	0	0.359	-0.034	Nem szignifikáns
v2	-1	0.489	0.022	szignifikáns
v3	2	0.439	-0.062	szignifikáns
v4	2	0.647	-0.083	szignifikáns
v5	7	0.177	-0.006	Nem szignifikáns
v6	-1	0.495	0.024	szignifikáns
v7	2	0.584	-0.035	szignifikáns
v8	1	0.360	-0.076	Nem szignifikáns
v9	2	0.414	-0.003	szignifikáns
v10	3	0.037	0.065	Nem szignifikáns
v11	1	0.186	-0.064	Nem szignifikáns
v12	-1	0.454	-0.037	szignifikáns
v13	-1	0.396	0.005	szignifikáns
v14	-1	0.445	-0.001	szignifikáns
v15	-1	0.314	-0.050	Nem szignifikáns
v16	-1	0.624	-0.020	szignifikáns
v17	-1	0.363	0.067	Nem szignifikáns
v18	2	0.601	-0.048	szignifikáns
v19	-1	0.292	-0.017	Nem szignifikáns
v20	-1	0.326	0.030	Nem szignifikáns
v21	-1	0.400	0.093	szignifikáns
$d(\text{GKI BI})$	0	0.566	-0.045	<i>szignifikáns</i>
v22	0	0.650	0.048	szignifikáns
v23	-1	0.457	0.098	szignifikáns
v24	0	0.602	0.013	szignifikáns
v25	1	0.372	-0.055	Nem szignifikáns
v26	1	0.199	-0.114	Nem szignifikáns
v27	-1	0.551	0.061	szignifikáns
v28	0	0.290	0.003	Nem szignifikáns

Ahol $d(\text{Kopint BI})=1/3*(V7+V10+V12)$, a Kopint Bizalmi Indexének differenciája;

$d(\text{Kopint BI alternatív})=1/5*(V12+V13+V14+V16+V17)$, a Kopint általunk összesúlyozott alternatív Differenciált Bizalmi Indexe;

$d(\text{GKI BI})=1/3*(V23+V26)+1/6*(V24+V25)$, a GKI Üzleti Bizalmi Indexének differenciája.

5-6. táblázat \bar{R}^2 növekmény és együttes szignifikancia (szint és differenciált idősor)

Minta: 1995:1 2001:4			
R ² növekmény (Együttes szignifikancia)			
Változó	Szint	Változó	Differenciált
<i>Kopint BI</i>	0.108 (0.568)	<i>d(Kopint BI)</i>	0.173 (0.118)
<i>Kopint BI alternatív</i>	0.185 (0.109)	<i>d(Kopint BI alternatív)</i>	0.320 (0.002)
q1	0.110 (0.516)	v1	0.109 (0.596)
q2	0.104 (0.748)	v2	0.204 (0.059)
q3	0.000 -	v3	0.000 -
q4	0.106 (0.637)	v4	0.106 (0.637)
q5	0.000 -	v5	0.097 (0.775)
q6	0.126 (0.275)	v6	0.191 (0.081)
q7	0.111 (0.501)	v7	0.111 (0.501)
q8	0.000 -	v8	0.032 (0.988)
q9	0.097 (0.769)	v9	0.097 (0.769)
q10	0.000 -	v10	0.000 -
q11	0.000 -	v11	0.091 (0.888)
q12	0.205 (0.062)	v12	0.195 (0.073)
q13	0.235 (0.024)	v13	0.231 (0.031)
q14	0.142 (0.155)	v14	0.161 (0.175)
q15	0.000 -	v15	0.179 (0.110)
q16	0.118 (0.364)	v16	0.238 (0.026)
q17	0.189 (0.098)	v17	0.171 (0.122)
q18	0.000 -	v18	0.000 -
q19	0.125 (0.509)	v19	0.150 (0.231)
q20	0.129 (0.246)	v20	0.090 (0.906)
q21	0.118 (0.370)	v21	0.096 (0.782)
q22	0.178 (0.612)	v22	0.200 (0.603)
<i>GKI BI</i>	0.000 -	<i>d(GKI BI)</i>	0.187 (0.504)
q23	0.000 -	v23	0.182 (0.564)
q24	0.000 -	v24	0.186 (0.518)
q25	0.000 -	v25	0.166 (0.775)
q26	0.184 (0.791)	v26	0.184 (0.791)
q27	0.000 -	v27	0.173 (0.678)
q28	0.101 (0.872)	v28	0.162 (0.851)

Megjegyzés: Az $d \log(\text{feld_term}_t) = \alpha_0 + \alpha_1 d \log(\text{feld_term}_{t-1}) + \sum_{i=0}^2 \beta_i \text{konj}_{t-i}^k + \varepsilon_t$ egyenletet becsültük, ahol *feld_term* a feldolgozóipari termelést, konj_{t-i}^k a k-adik bizalmi indikátort jelöli és $i=0,..2$. Zárójelben a bizalmi indikátorok késleltett értékeinek Wald teszttel számolt együttes szignifikanciája található. Az R^2 növekmény 0 értéke azt az esetet jelöli, amikor a késleltetett változók mindegyike negatív együtthatójúnak bizonyult.

7. táblázat. A Granger okság teszt p értékei (szint idősor)

Minta 1995:1 2001:4					
Változó	A negatív koefficiensek száma	Késleltetés szám=1		Késleltetés szám=2	
		Előidejű	Késő	Előidejű	Késő
<i>Kopint BI</i>	0	0.640	0.059	0.019	0.238
<i>Kopint BI alternatív</i>	0	0.101	0.290	0.015	0.369
q1	2	0.366	0.010	0.349	0.073
q2	1	0.599	0.103	0.008	0.194
q3	1	0.031	0.002	0.014	0.369
q4	1	0.202	0.014	0.014	0.012
q5	1	0.481	0.952	0.205	0.996
q6	1	0.351	0.088	0.038	0.041
q7	1	0.037	0.048	0.010	0.042
q8	2	0.105	0.006	0.162	0.019
q9	1	0.820	0.110	0.761	0.109
q10	2	0.714	0.958	0.900	0.985
q11	2	0.282	0.368	0.497	0.723
q12	1	0.109	0.103	0.078	0.188
q13	1	0.014	0.213	0.018	0.455
q14	1	0.410	0.433	0.108	0.679
q15	1	0.834	0.893	0.063	0.486
q16	1	0.406	0.106	0.002	0.258
q17	1	0.209	0.176	0.240	0.260
q18	2	0.017	0.033	0.019	0.011
q19	1	0.938	0.036	0.200	0.062
q20	1	0.522	0.008	0.576	0.022
q21	1	0.718	0.001	0.328	0.005
q22	2	0.032	0.000	0.264	0.148
<i>GKI BI</i>	1	0.052	0.005	0.039	0.278
q23	1	0.559	0.025	0.312	0.008
q24	1	0.008	0.002	0.004	0.100
q25	2	0.012	0.180	0.031	0.492
q26	1	0.778	0.428	0.045	0.747
q27	1	0.459	0.019	0.150	0.313
q28	2	0.185	0.133	0.574	0.378

Ahol $Kopint BI = 1/3 * (Q7 + Q10 + Q12)$, a Kopint Bizalmi Indexe;

$Kopint BI alternatív = 1/5 * (Q12 + Q13 + Q14 + Q16 + Q17)$, a Kopint általunk összesúlyozott alternatív Bizalmi Indexe;

$GKI BI = 1/3 * (Q23 + Q26) + 1/6 * (Q24 + Q25)$, a GKI Üzleti Bizalmi Indexe.

Az előidejű oszlopban a p értékek a bizalmi indikátorok késleltetett értékeinek Wald teszttel számolt együttes szignifikanciáját mutatják. A késő oszlopban a p értékek a feldolgozóipari termelés késleltetett értékeinek Wald teszttel számolt együttes szignifikanciáját mutatják. Egy bizalmi indikátor akkor tekinthető megelőzőnek, ha az előidejű oszlopban szignifikáns, a késő oszlopban nem szignifikáns értékek szerepelnek.

8. táblázat. A Granger okság teszt p értékei (differenciált idősor)

Minta 1995:1 2001:4					
Változó	A negatív koefficiensek száma	Késleltetés szám=1 Előidejű	Késő	Késleltetés szám=2 Előidejű	Késő
$d(Kopint BI)$	1	0.015	0.424	0.077	0.830
$d(Kopint BI$ <i>alternatív)</i>	1	0.000	0.725	0.000	0.876
v1	1	0.459	0.153	0.558	0.107
v2	0	0.002	0.398	0.010	0.302
v3	1	0.031	0.002	0.014	0.369
v4	1	0.202	0.014	0.014	0.012
v5	1	0.325	0.788	0.548	0.896
v6	0	0.056	0.395	0.175	0.572
v7	1	0.037	0.048	0.010	0.042
v8	0	0.910	0.030	0.913	0.117
v9	1	0.820	0.110	0.761	0.109
v10	2	0.714	0.958	0.900	0.985
v11	1	0.848	0.328	0.208	0.692
v12	0	0.019	0.909	0.025	0.327
v13	0	0.003	0.594	0.015	0.559
v14	1	0.027	0.993	0.076	0.918
v15	1	0.033	0.950	0.127	0.505
v16	0	0.000	0.414	0.005	0.176
v17	0	0.080	0.849	0.134	0.250
v18	2	0.017	0.033	0.019	0.011
v19	1	0.087	0.321	0.139	0.408
v20	1	0.344	0.238	0.323	0.262
v21	1	0.154	0.462	0.289	0.071
v22	1	0.869	0.055	0.395	0.062
$d(GKI BI)$	1	0.154	0.197	0.011	0.274
v23	1	0.275	0.006	0.279	0.042
v24	1	0.329	0.065	0.012	0.070
v25	1	0.975	0.097	0.111	0.430
v26	1	0.778	0.428	0.045	0.747
v27	1	0.104	0.321	0.139	0.513
v28	2	0.916	0.215	0.964	0.179

Ahol $d(Kopint BI)=1/3*(V7+V10+V12)$, a Kopint Bizalmi Indexének differenciája;

$d(Kopint BI alternatív)=1/5*(V12+V13+V14+V16+V17)$, a Kopint általunk összesúlyozott alternatív Differenciált Bizalmi Indexe;

$d(GKI BI)=1/3*(V23+V26)+1/6*(V24+V25)$, a GKI Üzleti Bizalmi Indexének differenciája

Az előidejű oszlopban a p értékek a bizalmi indikátorok késleltetett értékeinek Wald teszttel számolt együttes szignifikanciáját mutatják. A késő oszlopban a p értékek a feldolgozóipari termelés késleltetett értékeinek Wald teszttel számolt együttes szignifikanciáját mutatják. Egy bizalmi indikátor akkor tekinthető megelőzőnek, ha az előidejű oszlopban szignifikáns, a késő oszlopban nem szignifikáns értékei szerepelnek.

9. táblázat. Az ARIMA alapú modell statisztikái

Minta 1995:1 1999:4 SUR becslés	Ténybecslés	Egy negyedéves előrejelzés
	$d \log(\widehat{feld_term})$	$d \log(\widehat{feld_term}(1))$
<i>Konstans</i>	0.009* (1.70)	0.011 (1.07)
$d \log(\widehat{feld_term}(-1))$	0.717*** (3.88)
$d \log(\widehat{feld_term})$	0.690** (2.05)
R^2	0.419	0.142
\overline{R}^2	0.385	0.085
S.E.	0.016	0.020
BreuschG-LM teszt(4) <i>p</i>	0.495	0.723
AIC		-14.10

*** az 1%-on, ** az 5%-on, * a 10%-on szignifikáns változót jelöli

Ahol

$d \log(\widehat{feld_term})$ a feldolgozóipari termelésre adott ténybecslés a *t*-edik időpontra,

BreuschG-LM(4) p a 4-es késleltetéssel számolt Breusch Godfrey autokorrelációs teszt *p* értéke.

$AIC = -2(l/T) + 2(k/T)$, ahol *T* a megfigyelt változók száma, *k* a becsült paraméterek száma és *l* a rendszer loglikelihood függvénye. A loglikelihood függvényt a következő egyenlet alapján becsültük:

$l = -\frac{TM}{2}(1 + \log(2\pi)) - \frac{T}{2} \log \left| \widehat{\Omega} \right|$, ahol $\left| \widehat{\Omega} \right|$ az egyenletrendszer becsült variancia-kovariancia mátrixának determinánusa.

10. táblázat. A főkomponens alapú modellek statisztikái (szint idősor)

Minta 1995:1 1999:4	Ténybecslés	Egy negyedéves előrejelzés
SUR becslés	$d \log(\hat{feld_term})$	$d \log(\hat{feld_term}(1))$
<i>Konstans</i>	0.015*** (2.83)	0.034* (1.86)
<i>FACT0</i>	0.015** (2.48)	0.030* (1.72)
$d \log(\hat{feld_term}(-1))$	0.300 (1.30)
$d \log(\hat{feld_term})$	-0.484 (-0.57)
R^2	0.560	0.498
\bar{R}^2	0.505	0.426
S.E.	0.014	0.016
BreuschG-LM teszt(4) <i>p</i>	0.644	0.784
AIC		-14.52

*** az 1%-on, ** az 5%-on, * a 10%-on szignifikáns változót jelöli

Ahol

$d \log(\hat{feld_term})$ a feldolgozóipari termelésre adott ténybecslés a *t*-edik időpontra,

FACT0 a kiválasztott szint idősorokból (q12, q13, q17, q19) képzett főkomponens.

BreuschG-LM(4) p a 4-es késleltetéssel számolt Breusch-Godfrey autokorrelációs teszt *p* értéke.

$AIC = -2(l/T) + 2(k/T)$, ahol *T* a megfigyelt változók száma, *k* a becsült paraméterek száma és *l* a rendszer loglikelihood függvénye. A loglikelihood függvényt a következő egyenlet alapján becsültük:

$l = -\frac{TM}{2}(1 + \log(2\pi)) - \frac{T}{2} \log \left| \hat{\Omega} \right|$, ahol $\left| \hat{\Omega} \right|$ az egyenletrendszer becsült variancia-kovariancia mátrixának determinánsa.

11. táblázat. A főkomponens alapú modellek statisztikái (differenciált idősor)

Minta 1995:1 1999:4 SUR becslés	Ténybecslés	Egy negyedéves előrejelzés
	$d \log(\widehat{feld_term})$	$d \log(\widehat{feld_term}(1))$
<i>Konstans</i>	0.009** (2.41)	0.009 (1.53)
<i>FACT1(-1)</i>	0.012*** (5.07)	
<i>FACT1</i>	...	0.011*** (4.18)
$d \log(\widehat{feld_term}(-1))$	0.641*** (5.18)	...
$d \log(\widehat{feld_term})$...	0.684*** (3.80)
R^2	0.722	0.612
\overline{R}^2	0.685	0.556
S.E.	0.012	0.014
BreuschG-LM teszt(4) <i>p</i>	0.487	0.474
AIC		-15.36

*** az 1%-on, ** az 5%-on, * a 10%-on szignifikáns változót jelöli

Ahol

$d \log(\widehat{feld_term})$ a feldolgozóipari termelésre adott ténybecslés a *t*-edik időpontra,

FACT1 a kiválasztott differenciált idősorokból (v2, v12, v13, v14, v15, v16) képzett főkomponens.

BreuschG-LM(4) p a 4-es késleltetéssel számolt Breusch Godfrey autokorrelációs teszt *p* értéke.

$AIC = -2(l/T) + 2(k/T)$, ahol *T* a megfigyelt változók száma, *k* a becült paraméterek száma és *l* a rendszer loglikelihood függvénye. A loglikelihood függvényt a következő egyenlet alapján becültük:

$l = -\frac{TM}{2}(1 + \log(2\pi)) - \frac{T}{2} \log \left| \widehat{\Omega} \right|$, ahol $\left| \widehat{\Omega} \right|$ az egyenletrendszer becült variancia-kovariancia mátrixának determinánsa.

12. táblázat A “legjobb illeszkedésű” modell statisztikái (szint idősor)

Minta 1995:1 1999:4	Ténybecslés	Egy negyedéves előrejelzés
SUR becslés	$d\log(\text{feld_term})$	$d\log(\text{feld_term}(1))$
<i>Konstans</i>	-0.551*** (-4.73)	-0.352*** (-2.93)
<i>Q13(-1)</i>	0.001*** (4.16)	...
<i>Q12</i>	0.001** (2.52)	...
<i>Q13</i>	...	0.002*** (3.04)
$d\log(\text{feld_term}(-1))$	0.118 (0.72)	...
$d\log(\hat{\text{feld_term}})$...	0.157 (0.55)
R^2	0.706	0.495
\bar{R}^2	0.648	0.423
S.E.	0.013	0.016
BreuschG-LM(4) <i>p</i>	0.667	0.764
AIC		-15.05

*** az 1%-on, ** az 5%-on, * a 10%-on szignifikáns változót jelöli

Ahol

$d\log(\hat{\text{feld_term}})$ a feldolgozóipari termelésre adott ténybecslés a t-edik időpontra,

BreuschG-LM(4) p a 4-es késleltetéssel számolt Breusch Godfrey autokorrelációs teszt *p* értéke.

$AIC = -2(l/T) + 2(k/T)$, ahol *T* a megfigyelt változók száma, *k* a becült paraméterek száma és *l* a rendszer loglikelihood függvénye. A loglikelihood függvényt a következő egyenlet alapján becültük:

$l = -\frac{TM}{2}(1 + \log(2\pi)) - \frac{T}{2} \log|\hat{\Omega}|$, ahol $|\hat{\Omega}|$ az egyenletrendszer becült variancia-kovariancia mátrixának determinánsa.

13. táblázat A “legjobb illeszkedésű” modell statisztikái (differenciált idősor)

Minta 1995:1-1999:4	Ténybecslés	Egy negyedéves előrejelzés
	$d \log(\widehat{feld_term})$	$d \log(\widehat{feld_term}(1))$
<i>Konstans</i>	0.009** (2.15)	0.010* (1.72)
<i>V2(-1)</i>	0.001*** (1.87)	...
<i>V13(-1)</i>	0.001** (2.37)	...
<i>V2</i>	...	0.001* (1.75)
<i>V13</i>	...	0.001** (2.62)
$d \log(\widehat{feld_term}(-1))$	0.743*** (5.92)	...
$d \log(\widehat{feld_term})$...	0.683*** (3.81)
R^2	0.724	0.635
\overline{R}^2	0.664	0.551
S.E.	0.012	0.014
BreuschG-LM(4) <i>p</i>	0.329	0.672
AIC		-15.24

*** az 1%-on, ** az 5%-on, * a 10%-on szignifikáns változót jelöli

Ahol $d \log(\widehat{feld_term})$ a feldolgozóipari termelésre adott ténybecslés a *t*-edik időpontra,

BreuschG-LM(4) p a 4-es késleltetéssel számolt Breusch Godfrey autokorrelációs teszt *p* értéke.

$AIC = -2(l/T) + 2(k/T)$, ahol *T* a megfigyelt változók száma, *k* a becült paraméterek száma és *l* a rendszer loglikelihood függvénye. A loglikelihood függvényt a következő egyenlet alapján becültük:

$$l = -\frac{TM}{2}(1 + \log(2\pi)) - \frac{T}{2} \log \left| \widehat{\Omega} \right|, \text{ ahol } \left| \widehat{\Omega} \right| \text{ az egyenletrendszer becült variancia-kovariancia mátrixának determinánsa.}$$

14. táblázat. Az előrejelzések átlagos négyzetes hibái
(Root mean squared errors)

Mintán kívüli előrejelzés 2000:1 2001:4

Modellek	Ténybecslés	1 negyedéves előrejelzés
ARIMA	0.0193	0.0259
Főkomponens alapú model (szint)	0.0139	0.0245
Főkomponens alapú model (differenciált)	0.0146	0.0165
Legjobb illeszkedésű modell (szint)	0.0131	0.0185
Legjobb illeszkedésű modell (differenciált)	0.0169	0.0172
Rekurzív legjobb illeszkedésű modell (szint)*	0.0120	0.0190
Rekurzív legjobb illeszkedésű modell (differenciált)*	0.0124	0.0144
Az 5 legjobb illeszkedésű modell átlaga (differenciált)	0.0127	0.0155

Az előrejelzési hibát a tény és a becsült éves indexek közötti százalékpontos eltérésként definiáltuk.

A táblázatban szereplő értékek így, $RMSE = \frac{1}{k} \sum ((\hat{feld_term}_t / \hat{feld_term}_{t-4}) - (feld_term_t / feld_term_{t-4}))^2$, ahol k az előrejelzési minta hossza (k=8).

* A rekurzív legjobb illeszkedésű eljárás RMSE-jét az előrejelzési minta hosszával súlyoztuk oly módon, hogy az eljárás során a minta végén kiválasztott (és így rövid előrejelzési mintával rendelkező) modellek előrejelzési hibáit kisebb súllyal vettük számításba.