



**Általános és Kvantitatív Közgazdaságtan  
Doktori Iskola**

## **TÉZISGYŰJTEMÉNY**

**Uliha Gábor**

**Olaj és nyersanyagpiacok makrogazdasági összefüggései**

című Ph.D. értekezéséhez

**Témavezető:**

**Vincze János, DSc**  
egyetemi tanár

Budapest, 2016

**Matematikai Közgazdaságtan és Gazdaságelemzés Tanszék**

**TÉZISGYŰJTEMÉNY**

**Uliha Gábor**

**Olaj és nyersanyagpiacok makrogazdasági összefüggései**

című Ph.D. értekezéséhez

**Témavezető:**

**Vincze János, Dsc**  
egyetemi tanár

© Uliha Gábor

# Tartalomjegyzék

Tartalomjegyzék .....	3
Összegzés .....	4
1. Az olajár gyengülő makrogazdasági hatásai: két versengő elmélet szintézise .....	7
1.1. Motiváció .....	7
1.2. Alkalmazott módszerek .....	8
1.3. Eredmények .....	10
2. Az olajár és a makrogazdaság kapcsolatának elemzése folytonos wavelet transzformáció segítségével – Svédország és Norvégia példáján .....	13
2.1 Motiváció .....	13
2.2. Alkalmazott módszerek .....	14
2.3. Eredmények .....	17
3. Rövid távú olajár-előrejelzések teljesítményének stabilitása .....	20
3.1 Motiváció .....	20
3.2. Alkalmazott módszerek .....	21
3.3. Eredmények .....	24
Hivatkozások .....	28
A szerző témában született publikációi .....	30
Folyóiratcikkek .....	30
Műhelytanulmányok .....	30
Tanulmányok előkészületben .....	30

## Összegzés

Az értekezés három fő részből áll. Előbb az olajár makrogazdasági hatásainak időbeli alakulását, valamint a korábbiakhoz képest mérsékeltebb stagflációs nyomás okait kutatom az Egyesült Államok példáján. Ezt követően Svédország, illetve Norvégia esetén folytonos wavelet transzformációkkal vizsgálom az olajár és a fontosabb makrogazdasági változók közti kapcsolatot, időben és frekvenciatérben egyaránt. Végül a WTI olajtípus spot árának rövid távú (1-3 napos), valós idejű előrejelezhetőségét tesztelem a modellek egy meglehetősen széles körén, idősorelemzési és gépi tanulós módszerek felhasználásával.

A disszertáció II. fejezetében bemutatom, hogy a kőolaj árát számos fundamentális tényező befolyásolja. Bár gyakran csak a kitermelést érintő geopolitikai események kapnak nagyobb figyelmet, a világgazdasági növekedés, a technológiai fejlődés, a piaci hangulat, a dollár ereje, az OPEC működési környezete mind fontos meghatározói az áralakulásnak. Szintén ebben a fejezetben kerül bemutatásra az áremelkedés hatásainak begyűrűzése a makrogazdasági folyamatokba. A pénzromlás gyorsulását, a munkanélküliség növekedését és a GDP visszaesését nem kizárólag az input költségek emelkedése, valamint az elkölthető jövedelem csökkenése magyarázhatja, hanem az olyan közvetett, aszimmetrikus hatások is, mint az energiaintenzív iparágakból történő elvándorlás (allokációs hatás), a beruházások és a tartós fogyasztási cikkek vásárlásának elhalasztása (bizonytalansági hatás), valamint a monetáris politika alakulása. Ezek egyben arra is választ adhatnak, miért nem követte dinamikus növekedés az 1980-as és 1990-es évek nagy olajár eséseit. Azt azonban nem magyarázzák, miért nem okozott stagflációt a 2000-es években végbement áremelkedés. Egyesek szerint az olajár makrogazdasági hatásainak mérséklődése a technológiai fejlődésre, a rugalmasabb munkaerő-piacra és a hatékonyabb monetáris politikára vezethető vissza (*Blanchard és Galí* [2007]), míg mások az olajpiaci áremelkedést előidéző (kínálati, aggregált és specifikus keresleti) sokkok közti különbségeket jelölték meg elsődleges okként (*Kilian* [2010]). Az értekezésben Kalman-szűrő segítségével igazolom, hogy a két megközelítés kiegészíti egymást, ugyanis bár valóban releváns szerepet játszanak az olajár változását kiváltó tényezők, e sokkok hatásairól is belátható, hogy az évtizedek során jelentős változáson mentek keresztül. Ennek bizonyításához előbb *Kilian* [2009] strukturális vektor-autoregresszív modelljére és egy 1973-tól 2014-ig tartó havi bontású adatsorra építve állítom elő a különböző keresleti és kínálati sokkok idősorait, majd Kalman-szűrővel becsülöm a sokkok makrogazdasági hatásainak időbeli alakulását. Az eredményekből kiderül, hogy az aggregált és specifikus keresleti sokkok

hatása az elmúlt évtizedekben több változó esetén is kimutathatóan gyengült, vagy legalábbis mélyponton volt a 2000-es években, amikor az ázsiai növekedés generálta aggregált keresleti sokkok fűtötték az áremelkedést. Tehát az olajár és a makrogazdaság közti összefüggés mérséklődése nem csupán az eltérő típusú sokkok következménye, hanem a hatások időbeli enyhülése, azaz mind *Blanchardéknak*, mind *Kiliannek* igaza volt. Emellett arra utaló eredmények is születtek, hogy bizonyos esetekben az olajár emelkedését kiváltó sokkok az utolsó években akár élénkíthették is az amerikai reálgazdaságot, ami összefüggésben állhat az észak-amerikai olajszektor térnyerésével. A specifikus keresleti sokkokra kapott eredmények például azt sugallják, hogy a 2008-as válság utáni kilábalás alatt a növekvő olajárak nem hátráltatták, inkább segítették az amerikai gazdaságot a növekedés gyorsításán és a munkanélküliség mérséklésén keresztül. Azonban a 2014-ben indult, főleg a negatív specifikus keresleti sokkok által kiváltott masszív áresés kedvezőtlenül érinthette az USA gazdaságát, bár a recessziós és dezinflációs hatás csak rövid ideig, legfeljebb 1-2 negyedéven át tekinthető szignifikánsnak.

A III. fejezet célja, hogy Norvégia példáján keresztül mutassa be egy termelő ország makrogazdasági teljesítményének az olajárral való együttmozgását az 1970-2014-es időszakban. Az Európában irányadónak számító Brent olajtípus jegyzéseit, valamint a CPI inflációt, az ipari termelés és a GDP százalékos változásait használom az elemzéshez. Az összehasonlíthatóság kedvéért Svédországra is elvégzem a becsléseket. A fejezet fő hozzáadott értéke a frekvenciatérben történő elemzés, a folytonos wavelet transzformációk segítségével a kutatás számos értékes eredményre vezet. Kiderül, hogy az együttmozgás különböző frekvenciákon valósulhat meg, ugyanabban az időpontban akár ellentétes előjellel, ami indokolja, hogy az idősoros megközelítést a frekvenciatérben történő vizsgálattal egészítsük ki. Az is nyilvánvalóvá válik, hogy a kapcsolat időbeli változása már a frekvencia tartományok szintjén is kimutatható, és gyakran előfordul, hogy ez a dinamika a sima korrelációs elemzéssel rejtett marad. Az eredmények arra utalnak, hogy az olajár és a makrováltozók közti összefüggés módosulása részben az árváltozás eltérő összetételének (a különböző sokkoknak), részben a sokkok változó (többnyire enyhülő) makrogazdasági hatásainak a következménye. A reálgazdasági változók tekintetében Svédországban inkább a kapcsolat gyengülése tapasztalható, míg Norvégiában nem lehet egyértelmű választ adni, úgy tűnik, hogy a mintaidőszak során végig képesek voltak többé-kevésbé sikeresen függetleníteni gazdasági teljesítményüket az olaj árától. Az inflációs folyamatok esetében az figyelhető meg, hogy előbb inkább a 3-8, majd a 2000-es években az 1-3 éves frekvencia tartományban mutattak

szignifikáns kapcsolatot a nominális olajár változásával. Összességében úgy tűnik, hogy Norvégiában valamivel lazább a makrováltozók és az olajár kapcsolata, mint a nyersanyagot importáló Svédországban, bár a sokkokkal való együttmozgás a teljes mintaidőszakot tekintve már erősebb volt, legalábbis a reálgazdasági változók esetében. Ennek ellenére kijelenthető, hogy több exportőrrel szemben a norvég gazdaságot nem jellemzi az olajárak volatilitásának (vagy az ezt kiváltó sokkoknak) való erős kitettség.

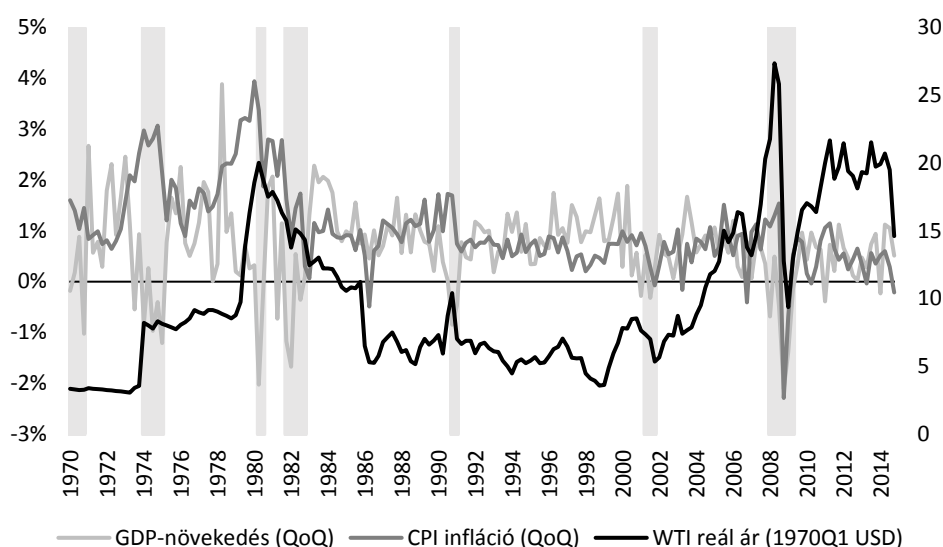
Végezetül a IV. fejezetben különböző ökonometriai és gépi tanuláson alapuló modellekkel vizsgálom a spot WTI olajár rövid távú (1-3 napos), valós idejű előrejelezhetőségét. ARIMA, ARX, LPM, logit, SVM és neurális hálós eljárásokkal, WTI futures, valamint benzin és fűtőolaj spot árakkal készítek projekciókat a 2011-2014-es tesztidőszakra. A kiértékelést több mutató (MAE, RMSE, találati arány, profit) mentén is elvégzem, az egyes években jól teljesítő modellek halmazát pedig az eltolásos vagy eltolás nélküli véletlen bolyongásból származó *benchmark* értékhez történő viszonyítással alakítom ki. Az eredmények alapján a legjobb modellek halmaza meglehetősen instabil, mind az előrejelzési horizont (1, 2 vagy 3 napos kivetítés), mind a tesztminta (2011, 2012, 2013 vagy 2014) megválasztása erősen befolyásolja azt, és az alkalmazott hibamutató is sokat számít. Nincs olyan univerzális eljárás, ami az évek során tartósan a *benchmarknál* pontosabb előrejelzéseket biztosított volna minden horizont/hibamutató pár mentén. Ha kizárólag egyetlen illeszkedési vagy hibamutatóra szorítkozunk, akkor is előfordul, hogy nincs a *benchmarkot* minden évben legyőző modell, vagy ha igen, akkor sem találni olyat, ahol a viszonyítási alaptól való eltérés minden évben szignifikáns lenne. Ugyanakkor az olaj futures valamint az olajszármazék spot árak bevonásával valamelyest javítható az előrejelzés pontossága, a legjobb modellek halmazában legalábbis erősen felülreprezentáltak ezek a megközelítések. Bár az elemzés során inkább ökonometriai eljárások kerülnek a prioritizált csoportba, a gépi tanulás alkalmazása még komoly potenciált rejthet magában, ami a hipotetikus profitmutatók nagyságából, valamint az idősolelemzési, illetve gépi tanuláson alapuló modellek medián teljesítményeinek összehasonlításából látható. Megjegyzendő továbbá, hogy a változók LASSO-val és LASSOGLM-mel történő előzetes szelekciója sem oldja meg a robusztussági problémát, főleg a pontbecslés esetében jellemző a *benchmarknál* rosszabb előrejelzési teljesítmény.

# 1. Az olajár gyengülő makrogazdasági hatásai: két versengő elmélet szintézise

## 1.1. Motiváció

Az 1. ábrán az Egyesült Államok negyedéves gazdasági növekedésének (GDP) és inflációs rátájának (CPI) alakulását, valamint a tengerentúlon irányadó West Texas Intermediate (WTI) olajtípus reálárának idősorát látjuk. Az 1973-1974-es, valamint az 1979-es olajválságok recesszióval és magas inflációval jártak, amire stagflációként hivatkozunk. Ezzel szemben a 2002-től induló, főleg az ázsiai gazdaságok növekedésével járó energiaéhség fűtötte áremelkedés nem járt stagflációval, mi több, az évtized második felében jelentkező pénzügyi és gazdasági válság kezdetéig prosperált az amerikai gazdaság. Az olajár gyengülő makrogazdasági hatásainak leírására két eltérő magyarázat is adódik. Egyesek (*Blanchard és Galí* [2007]) az USA és más fejlett gazdaságok jobb ellenálló képességében, konkrétan a technológiai fejlődésben (egységnyi GDP előállításához kevesebb olajinputot igényel), a rugalmasabb munkaerő-piacokban, valamint a monetáris politika javuló hatékonyságában látták a fő okokat. Mások (*Kilian* [2010]) ellenben úgy vélték, hogy nem lehet *ceteris paribus* típusú elemzéseket végezni az olajárak makrogazdasági hatásainak becslésekor, mivel az árváltozást kiváltó tényezők (keresleti vs. kínálati sokkok) határozzák meg a tényleges kimeneteket. A kutatás során arra kerestem a választ, hogy a két elmélet összeegyeztethető-e egymással, azaz kimutatható-e a különböző sokkok eltérő makrogazdasági hatásainak gyengülése az elmúlt évtizedek folyamán.

1. ábra: WTI reálár és az Egyesült Államok makrogazdasági mutatói (1970Q1 - 2014Q4)



Forrás: FRED.

Megjegyzés: A reál WTI az amerikai GDP-deflátor segítségével állt elő. A szürke sávok az NBER által recesszióként megjelölt időszakokat jelölik.

## 1.2. Alkalmazott módszerek

A sokkok identifikálását *Kilian* [2009] SVAR (strukturális vektor-autoregresszív) modellje alapján állítom elő<sup>1</sup>:

$$A_0 z_t = \alpha + \sum_{i=1}^{24} A_i z_{t-i} + \varepsilon_t$$

Ahol  $z$  az endogén változók,  $\alpha$  a konstansok,  $\varepsilon$  pedig az ortogonális és autokorrelálatlan hibák oszlopvektora. A  $z$  vektor elemei sorrendben a világpiaci olajtermelés változása (a kitermelési volumenekből logaritmikus differenciával számolva), a világpiaci reál aktivitás<sup>2</sup> és az olaj reálárának logaritmus<sup>3</sup>. Az adatok havi bontásúak, a minta 1973 januárjától 2014 decemberéig terjed. A becslés a fenti strukturális modell redukált változatán történik:

<sup>1</sup> A modell alaposabb leírása megtalálható *Kilian* [2009] 1058. oldalán.

<sup>2</sup> A részletes leírás megtalálható *Kilian* [2009] 1056. oldalán.

<sup>3</sup> Ebben a fejezetben az amerikai import olaj finomítói felvásárlási árait használom, a reál érték előállítását pedig az amerikai CPI árindex segítségével végzem.



$$z_t = \beta + \sum_{i=1}^{24} B_i z_{t-i} + e_t$$

Ahol  $\beta = A_0^{-1}\alpha$ ,  $B_i = A_0^{-1}A_i$  és  $e_t = A_0^{-1}\varepsilon_t$ . A sokkok identifikációs stratégiája pedig az alábbi:

$$e_t = \begin{bmatrix} e_t^{\text{kitermelési}} \\ e_t^{\text{reál aktivitás}} \\ e_t^{\text{reálár}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 & 0 \\ a_{21} & a_{22} & 0 \\ a_{31} & a_{23} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_t^{\text{kitermelési}} \\ \varepsilon_t^{\text{reál aktivitás}} \\ \varepsilon_t^{\text{reálár}} \end{bmatrix}$$

A feltevések szerint a reál aktivitás és az olajár változására a termelők nem tudnak ugyanabban a hónapban reagálni, amit a kitermelési volumen módosításának magas költsége (technológiai akadályok), valamint a bizonytalanság (tartósan magas/alacsony marad-e az ár) magyaráznak. A következő feltevés szerint a világpiacon reál aktivitást is leghamarabb egy hónapos késéssel képes befolyásolni az olaj árának változása, összhangban az empirikus megfigyelésekkel. Ezt magyarázhatja a megkötött szerződések miatti rugalmatlanság. Az ár viszont gyorsan, akár ugyanabban a hónapban képes reagálni a másik két változó mozgására, ami a piac likviditásából és az árak gyors alkalmazkodóképességéből következik. A sokkokra az alábbi neveken fogok hivatkozni: kínálati sokk (a kitermelés nem várt változása), aggregált keresleti sokk (az olaj és más nyersanyagok keresletének egyidejű élénkülése), specifikus keresleti sokk (kifejezetten az olaj piacát érintő, az elővigyázatossági vásárlások felfutásából adódó többletkereslet). A modell paramétereit egyenletenként becsülöm OLS-sel, míg a standard hibákat *Goncalves és Kilian* [2004] bootstrap módszerével képezem.

Az így előálló idősorok felhasználásával, Kalman-szűrő<sup>4</sup> segítségével becsülöm a sokkok makrogazdasági hatásainak időbeli változását. Az elemzést negyedéves bontás mellett végzem, ezért minden változót erre a frekvenciára konvertálok. A havi sokkokból negyedéves átlagokat számolok, míg a makrogazdasági mutatóknak az évesített negyedéves növekedési ütemeit használom fel. Az olajpiaci sokkok makrogazdasági hatásainak vizsgálatakor az állapot egyenletek a konstans tagok és a parciális hatások időbeli alakulását foglalják magukba. A megfigyelési egyenletek az alábbi alakot öltik:

---

<sup>4</sup> *Hamilton* [1994] 13. fejezet.

$$\Delta y_t = \delta_t + \sum_{i=0}^{12} \theta_{it} \hat{\xi}_{jt-i} + u_t$$

Ahol  $\Delta y_t$  a makrogazdasági mutató (CPI, implicit árindex, GDP, munkanélküliségi ráta) változását,  $\hat{\xi}_{jt}$  pedig a  $j$ . típusú ( $j$ =*kínálati, aggregált keresleti, specifikus keresleti*) sokkváltozó  $t$ . negyedévi átlagát fejezi ki. Minden  $t$  negyedévre eltérő  $\theta_{it}$  értékek (becsült parciális hatások) állnak elő, az ezekből képzett kumulált impulzus válasz függvények (IVF) mutatják majd az egységnyi nagyságú sokk hatására a változó szintjében bekövetkező elmozdulást. Az állapot egyenletek a koefficiensek mozgását írják le, ahol az eltolás nélküli véletlen bolyongás feltevésével élek:

$$\begin{aligned} \delta_t &= \delta_{t-1} + \gamma_t \\ \theta_{it} &= \theta_{it-1} + \rho_t \end{aligned}$$

Ahol  $\gamma$  és  $\rho$  nulla várható értékű gaussi fehér zajok. A disszertáció során a paraméterek simított (*smoothed*) verzióival dolgozom.

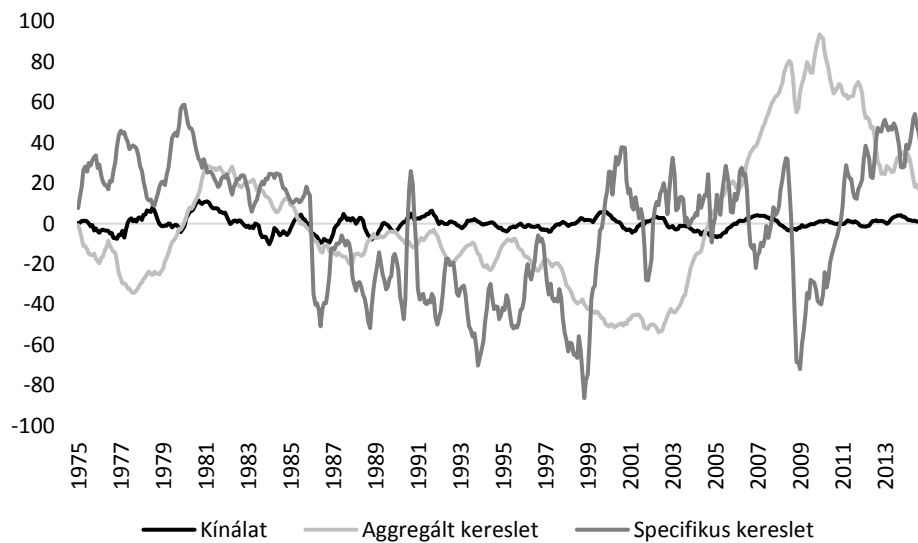
### 1.3. Eredmények

A vizsgálatok alapján a következő konklúziók vonhatók le:

1. *Kilian* [2009] eredményeivel összhangban a 2000-es évek nagy áremelkedése a pozitív aggregált keresleti sokkok számlájára írható, amit nagy valószínűséggel az ázsiai gazdasági növekedés táplált (2. ábra). Saját számításaim arra is rávilágítanak, hogy a reál olajár 2008-as csúcsokról történő hirtelen zuhanásához leginkább negatív specifikus sokkok járultak hozzá, amelyek a globális növekedési kilátások, ezen keresztül pedig az olaj iránti jövőbeli kereslettel kapcsolatos várakozások süllyedéséből fakadtak. Ezt követően a gazdasági visszaesés/lassulás realizálódása ténylegesen negatívan hatott az árra (aggregált keresleti sokkok), ezzel azonban csak fékezni tudta annak emelkedését: az elővigyázatossági vásárlásoknak (specifikus keresleti sokkok formájában) új lendületet adott az arab tavasz, illetve a válságból való kilábalásra (így a jövőbeli energiafogyasztásra) vonatkozó optimista várakozások megjelenése. 2014-től pedig a globális aktivitás mellett már a specifikus sokkok is az olajár esésének

irányába hatottak, utóbbi tényező domináns szerepe mellett. Megállapítható tehát, hogy míg a 2002-2008-as időszakban tapasztalt drágulást főleg az aggregált sokkok váltották ki, azóta a specifikus sokkok jelentik a fő hajtóerőt, akár lefelé, akár fölfelé mozdult a reálár.

2. ábra: A sokkok olaj reálárára vonatkozó kumulatív hatása (havi bontás, 1975M1-2014M12)



*Forrás:* saját szerkesztés (a reál olajár logaritmusához való hozzájárulás a VAR modellszámítások alapján, a bal tengelyen a változó 100-szorosa szerepel).

2. Az elmúlt bő négy évtizedben a kínálati sokkok (az olajtermelés szintjében bekövetkező nem várt csökkenések) kevésbé befolyásolták a reál olajár alakulását, és néhány rövid periódustól eltekintve a vizsgált árindexekre sem gyakoroltak szignifikáns hatást. A GDP-t az 1980-as évek elejéig még képesek voltak marginálisan csökkenteni, de a recessziós hatás később sokat gyengült. A munkanélküliségi ráta esetén épp ellentétes folyamatot – a kieső kínálat hatására egyre jobban emelkedő rátát – tapasztalunk, ami az USA olajtermelésének bővüléséből fakadhat, hiszen 2005 után a kínálati sokkok jelentős részben az amerikai termelés felfutásából származhattak.
3. A világpiaci reál aktivitást (a nyersanyagok iránti globális keresletet) érintő aggregált keresleti sokkok a CPI és a GDP-deflátor árindexeket a mintaidőszak elején még szignifikánsan eltérítették az alappályájuktól, de az inflációs nyomás később erőteljesen mérséklődött. A GDP esetén a hatás dinamikusan változott, erősödő és enyhülő

szakaszok váltották egymást, de épp a 2000-es évek nagy olajár emelkedésének idején a recessziós nyomás alacsony maradt. Ebben a periódusban az is segítette a stagflációk elmaradását, hogy a munkanélküliségi ráta az aggregált keresleti sokkokra egyre nagyobb sülyedéssel reagált a bekövetkezés utáni első 2 évben.

4. A specifikus keresleti sokkok esetén a korábbiaknál kedvezőbb makrogazdasági hatások figyelhetők meg. A CPI és a GDP-deflátor mutatókra gyakorolt abszolút hatás enyhült, míg a munkanélküliségi rátánál épp fordítva, ott az utolsó években egy specifikus sokk (átmenetileg) szignifikánsan csökkentette a változó értékét. Alighanem utóbbival függ össze, hogy a mintaidőszak végén a GDP szintjében némi növekedés mutatható ki a specifikus keresleti sokk bekövetkezése utáni első negyedévekben, míg korábban végig inszignifikáns volt az alappályától való eltérés.
5. Ez alapján kijelenthető, hogy az olajpiaci sokkok makrogazdasági hatásai időben változtak, azaz a 2000-es évek olajár emelkedése nemcsak a folyamatot kiváltó tényezők, az aggregált keresleti sokkok miatt hagyta szinte érintetlenül a főbb amerikai makrováltozók alakulását, hanem azért is, mert azok az 1970-es évek óta magával az aggregált keresleti sokkkal szemben ellenállóbbak lettek. Ez arra utal, hogy *Kilian* [2010], illetve *Blanchard és Galí* [2007] elméletei kiegészítik egymást.
6. Az eredmények alapján a pénzügyi-gazdasági válság utáni, a specifikus keresleti sokkok által fűtött olajár emelkedés nem hátráltatta az amerikai gazdaság kilábalását, inkább segítette azt. Ezzel összhangban a 2014 közepén indult, szintén főleg a specifikus sokkokkal magyarázható áresés rövid, 1-2 negyedéves távlatban szignifikáns deflációs és recessziós hatást fejtett ki.
7. A mintaidőszak végén tapasztalt változások, a kumulált IVF-ek alakjának hirtelen módosulása részben a válság hatására megjelenő zaj következménye lehet, azonban a palaolaj kitermelés felfutása, így az USA importőri szerepének gyengülése is részleges magyarázattal szolgálhat.
8. A levont következtetések alternatív modellspecifikációk mellett is érvényesek maradtak, az eredmények robusztusnak bizonyultak.

## 2. Az olajár és a makrogazdaság kapcsolatának elemzése folytonos wavelet transzformáció segítségével – Svédország és Norvégia példáján

### 2.1 Motiváció

A 2014 nyarán kezdődött rapid olajár csökkenés számos termelő országnál eredményezett komoly kieséseket az export, illetve a kormányzati bevételekben. Azon szereplők, akik nem rendelkeztek megfelelő volumenű pénzügyi tartalékkal, még időlegesen sem voltak képesek ellensúlyozni a csökkenő jövedelmek negatív makrogazdasági hatásait, erős kiigazítási kényszerbe kerültek, gazdasági mutatóik, növekedési kilátásaik jelentősen romlottak. Ebben a környezetben gyakran merül fel az exportőr országok éveken vagy akár évtizedeken át folytatott rossz gazdaságpolitikája, az olajártól való túzott függőség felszámolását, a gazdaság diverzifikációját célzó intézményrendszer kiépítésének elmaradása (*Aleisa és Dibooglu [2004], Mendoza és Vera [2010], Benedictow et al. [2013], Arezki és Blanchard [2014]*). A kevés kivételek egyike Norvégia, ahol egy erre a célra felállított alapba irányítják az olajtermeléshez kapcsolódó állami jövedelmeket, ezzel mérsékelve a nyersanyag jegyzésének volatilitásából eredő negatív következményeket és a makrogazdaságra egyébként is jellemző ciklikus ingadozásokat (*Bjornland [2000], Bjornland és Thorsrud [2014]*). A fejezet célja, hogy folytonos wavelet transzformációk segítségével vizsgálja a norvég gazdasági mutatók (CPI infláció, ipari termelés és bruttó hazai termék) olajárral való kapcsolatának erősségét, annak időben és frekvenciaterben történő alakulását. A különböző frekvencia tartományokban végzett elemzés előnye, hogy az idősoros megközelítésnél jóval komplexebb dinamikák feltárására ad lehetőséget, hasznos kiegészítést nyújtva a sztenderd eljárások mellé. Az összehasonlíthatóság kedvéért az olajimportőr, társadalmi-gazdasági berendezkedését tekintve a szomszédos Norvégiához sok tekintetben hasonló(nak gondolt) Svédország is a vizsgálat részét képezi. A fejezetben az alábbi kutatási kérdésekre keresem a választ:

1. Van-e relevanciája a frekvenciaterben történő elemzésnek?
2. A különböző frekvenciákon kimutatható-e az olajár és a vizsgált makrogazdasági mutatók kapcsolatának időbeli változása?
3. Ha igen, akkor milyen irányú/erősségű változásról beszélhetünk?
4. Elég-e önmagában az olajár vizsgálata? Mennyire befolyásolja az eredményeket a közös faktorok, például a világgazdasági konjunktúra hatásainak kiszűrése? Érdemes-e itt is a sokk idősorokkal dolgozni?

5. Az eredmények alapján Norvégia képes volt-e függetleníteni gazdasági teljesítményét az olajár magas volatilitásától?

## 2.2. Alkalmazott módszerek

A fejezet során alkalmazott fő módszertani eszközök a folytonos wavelet transzformáció (CWT) és az erre épülő, a változók különböző frekvencia tartományokban történő együttmozgását mérő mutatók. A módszertan részletes leírása megtalálható *Aguiar-Conraria és Soares* [2014] cikkében. Az ehhez tartozó, MATLAB környezetben implementált CWT toolboxot használom az elemzés során<sup>5</sup>. A waveleteken alapuló eljárások előnye, hogy a változók időbeli alakulását a frekvenciatérben is képesek bemutatni.

Az  $x(t)$  négyzetesen integrálható idősor folytonos wavelet transzformáltja  $\tau$  időpontban,  $s$  szélességű ablak mellett<sup>6</sup>:

$$W_x(\tau, s) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi_{\tau,s}^*(t)dt$$

Ahol  $\psi_{\tau,s}(t)$  jelöli a waveletet, \* pedig annak komplex konjugáltját, emellett teljesül, hogy  $s, \tau \in \mathbb{R}, s \neq 0$ . A wavelet az ún. anya waveletből ( $\psi(\cdot)$ ) áll elő, mégpedig a következő formában:

$$\psi_{\tau,s}(t) = s^{-0.5}\psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right)$$

Az  $s$  skálaparaméter értéke fogja meghatározni, hogy mennyire széles ablakkal dolgozunk. Alacsony  $s$  esetén az ablak szűk, és a magas frekvenciájú részek identifikálásra alkalmas, míg magas  $s$  mellett az ablak széles, és az alacsony frekvencia elemzésére használható<sup>7</sup>. Ahhoz,

<sup>5</sup> <https://sites.google.com/site/aguiarconraria/joanasoares-wavelets/the-astoolbox>

<sup>6</sup> A fejezet során végig ún. analitikus (vagy progresszív) waveletekkel dolgozom, amelyekre igaz, hogy komplex függvények, és Fourier transzformáltjuk negatív körfrekvencia esetén nulla ( $\Psi(\omega) = 0 \forall \omega < 0$ -ra). Így a wavelet transzformáció is csak pozitív skálaparaméterek mellett kerül kiszámításra ( $s > 0$ ).

<sup>7</sup> Ahogy a képletből már látható, itt is jelentkeznek a végponti problémák, ugyanis bizonyos időpontokban az ablak mérete már túlmutat a mintán. Minél alacsonyabb frekvenciát vizsgálunk, annál nagyobb a skálaparaméter értéke, így annál nagyobb időszakot érint ez a probléma. Ennek kezelésére *Aguiar-Conraria és Soares* [2014]-et követve a hiányzó adatokat nullának tekintem, és az ábrákon egyértelműen feltüntettem az érintett részeket. Ezekben az esetekben az eredmények pontossága fenntartásokkal kezelendő.

hogy valami anya (elemző) wavelet legyen, egyrészt négyzetesen integrálhatónak kell lennie ( $\psi(\cdot) \in L^2(\mathbb{R})$ ), másrészt teljesítenie kell az ún. *elfogadhatósági kritériumot*:

$$0 < \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Psi(\omega)|}{|\omega|} d\omega < \infty$$

Ahol  $\Psi$  a  $\psi$ -hez tartozó Fourier transzformált. A közgazdasági alkalmazásokban leggyakrabban használt anya wavelet az ún. Morlet wavelet (*Goupillaud et al. [1984]*)<sup>8</sup>:

$$\psi(t) = \frac{\pi^{-0.25} e^{-0.5t^2}}{\cos(\omega_0 t) - i \cdot \sin(\omega_0 t)}$$

Ahol  $\omega_0$  megválasztásával lehet alakítani a felbontás pontosságát frekvencia/idő tekintetében. Alacsonyabb érték mellett rosszabb frekvencia, de jobb időbeli felbontást kapunk, míg a paraméter növelése épp ellentétes hatást vált ki. Az alkalmazások során a kapcsolódó irodalomban szokásos  $\omega_0=6$  feltevással élek<sup>9</sup>.

A különböző idősorok wavelet transzformációiból az együttmozgást az idődimenzió mellett a frekvenciatérben is nyomon követhetjük a wavelet koherencia segítségével:

$$R_{x,y}(\tau, s) = \frac{|S(W_{x,y}(\tau, s))|}{\{S[|W_x(\tau, s)|^2] S[|W_y(\tau, s)|^2]\}^{0.5}}$$

Ahol  $R_{x,y}(\tau, s)$  és  $W_{x,y}(\tau, s)$  az x és y idősorok közötti wavelet koherencia és kereszt wavelet transzformált  $\tau$  időpontban  $s$  skálaparaméter mellett,  $S(\cdot)$  pedig a simítási függvény<sup>10</sup>. A kereszt wavelet transzformált definíciója (*Hudgins et al. [1993]*):

<sup>8</sup> Megjegyzendő, hogy a Morlet wavelet valójában nem teljesíti az *elfogadhatósági kritériumot*, ahhoz egy plusz korrekciós tag is szükséges. Ugyanakkor gyakorlati alkalmazások során elég, ha kellően nagy  $\omega_0$ -t választunk (*Foufoula-Georgiou és Kumar [1994]*).

<sup>9</sup> *Aguiar-Conrreira és Soares [2014]* szerint az összes általuk ismert közgazdasági alkalmazásban Morlet waveletet használtak  $\omega_0 \in [5; 6]$  beállítással. Az  $\omega_0=6$  választás előnye, hogy könnyebbé teszi az eredmények interpretációját, mivel a frekvencia és a skála közti összefüggés az  $f \approx 1/s$  alakra egyszerűsödik.

<sup>10</sup> Hamming ablak (*Harris [1978]*).

$$W_{x,y}(\tau, s) = W_x(\tau, s)W_y^*(\tau, s)$$

A wavelet koherencia értéke 0 és 1 között bármit felvehet, és minél nagyobb, annál erősebb együttmozgást jelöl (akár azonos, akár ellentétes irányba). Ennek kiegészítéseként lehetőség van az egyes frekvenciák közti együttmozgás szignifikanciájának<sup>11</sup>, illetve a késleltetési struktúrájának a vizsgálatára. Utóbbit az ún. fáziskülönbség segítségével végzem<sup>12</sup>:

$$\phi_{x,y}(\tau, s) = \arctan\left(\frac{\Im\left(S\left(W_{x,y}(\tau, s)\right)\right)}{\Re\left(S\left(W_{x,y}(\tau, s)\right)\right)}\right)$$

Ahol  $\Im(\cdot)$  jelöli az imaginárius,  $\Re(\cdot)$  pedig a valós részt. A fáziskülönbség értéke a  $[-\pi; \pi]$  intervallumba esik, és a következő késleltetési struktúrákat jelöli:

- $\phi_{x,y}(\tau, s) \in \left(-\pi; -\frac{\pi}{2}\right)$ : negatív kapcsolat (*out-of-phase*), x vezet
- $\phi_{x,y}(\tau, s) \in \left(-\frac{\pi}{2}; 0\right)$ : pozitív kapcsolat (*in-phase*), y vezet
- $\phi_{x,y}(\tau, s) \in \left(0; \frac{\pi}{2}\right)$ : pozitív kapcsolat (*in-phase*), x vezet
- $\phi_{x,y}(\tau, s) \in \left(\frac{\pi}{2}; \pi\right)$ : negatív kapcsolat (*out-of-phase*), y vezet

Azonban ahogy a korreláció nem jelent kauzalitást, úgy a wavelet koherencia sem ad ilyen jellegű információt. Ugyanakkor lehetőség van a parciális korrelációhoz hasonló mutatók előállítására, ezzel közelebb kerülve a két folyamat közti valós összefüggés feltáráshoz. Továbbra is hangsúlyozandó azonban, hogy ok-okozati kapcsolatot ezzel még nem tudunk identifikálni. A parciális wavelet koherencia és a parciális fáziskülönbség fogalmait *Aguiar-Conrreira és Soares* [2014] vezetik be. A mutatók részletes matematikai leírása megtalálható a disszertációban, értelmezésük pedig a „normál” (nem parciális) esethez hasonlóan történik, így ismertetésüktől ezúttal eltekintek.

Az elemzés során a svéd és a norvég gazdaság havi bontású CPI infláció és ipari termelésváltozás, valamint a negyedéves reál GDP-növekedés idősoráival dolgozom. Az olaj árát a Brent típus spot jegyzéseinek havi/negyedéves átlagai, illetve reálár esetén az amerikai

<sup>11</sup> A szignifikancia teszteléséhez *Aguiar-Conrreira és Soares* [2014] megoldását követem.

<sup>12</sup> Ebből a képletből látszik, hogy amennyiben a használt wavelet függvény értéktartománya a valós számok halmazába esik, akkor az imaginárius rész azonosan nulla, és a fázis, illetve a fáziskülönbség nem vizsgálható. Ezért érdemes komplex wavelettel dolgozni.



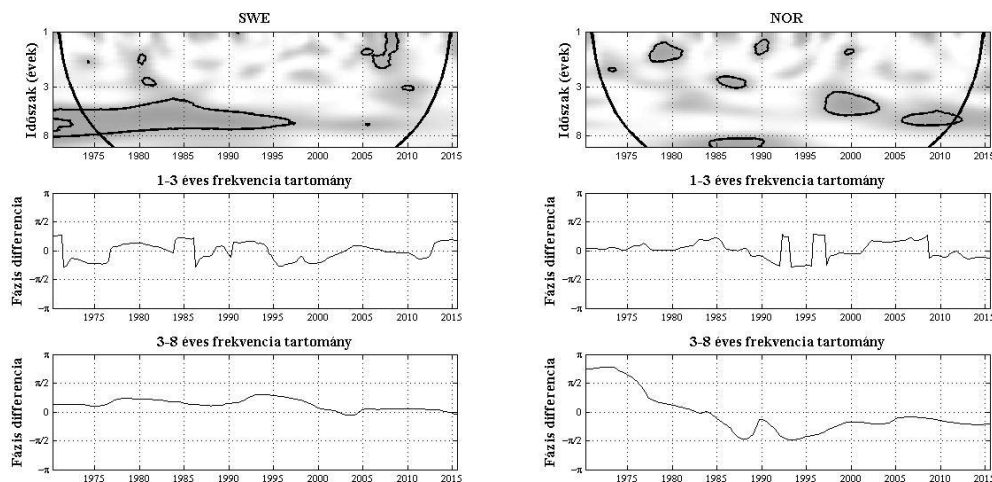
CPI-vel diszkontált értéke jelenti. A sokkváltozókkal történő vizsgálathoz az előző fejezetben bemutatott módszerrel állítom elő a kínálati, aggregált és specifikus keresleti sokkokat, de az amerikai importolaj finomítói felvásárlási ára helyett a Brent típus historikus jegyzéseit felhasználva.

### 2.3. Eredmények

A kutatási kérdésekre adott válaszok:

1. Gyakran előfordul, hogy a vizsgált makrogazdasági változók és az olajár közti kapcsolat ugyanabban az időpontban, de különböző frekvenciákon eltérő erősséggel és/vagy előjellel írható le, ami indokolja az elemzés frekvenciatérre történő kiterjesztését.
2. A kapcsolat nemcsak a frekvenciák mentén, hanem időben is jelentősen változik, ami akár a gazdaságok megváltozott ellenálló képességéből (*Blanchard és Galí [2007]*), akár az árváltozást kiváltó tényezők különbözőségéből (*Kilian [2010]*) is adódhat. Az olajár sokkokkal történő helyettesítése rámutat, hogy itt is mindkét tényező szerepet játszott: a különböző sokkok makrogazdasági hatásai eltérnek egymástól, és ezek a hatások az idő- és a frekvenciatérben egyaránt változnak.
3. A reálgazdasági változók tekintetében Svédországban inkább a kapcsolat gyengülése tapasztalható, míg Norvégiában nem lehet egyértelmű választ adni, úgy tűnik, hogy a mintaidőszak során végig képesek voltak többé-kevésbé sikeresen függetleníteni gazdasági teljesítményüket az olajszektor jövedelmétől (lásd a 3. ábrát). Innen az is leolvasható, hogy a svéd GDP és az olajár közti koherencia az 1990-es évek közepéig a 3-8 éves frekvencia tartományban volt szignifikáns, mégpedig azonos irányú mozgás (*in-phase*) és a GDP vezető szerepe mellett (ez a 0 és  $\pi/2$  közé eső fáziskülönbségből következik). Utóbbi arra utal, hogy ebben az időszakban az olajár mozgását nagyban befolyásolta a világgazdasági konjunktúra alakulása. Az inflációs folyamatok esetében is az együttmozgás enyhülése, Svédországban pedig a frekvenciák közti (3-8 éves tartományból az 1-3 évesbe történő) elmozdulása figyelhető meg.

3. ábra: A reál GDP és a reál olajár negyedéves százalékos változásai közti wavelet koherenciák és fáziskülönbségek alakulása Svédország, illetve Norvégia esetében<sup>13</sup>

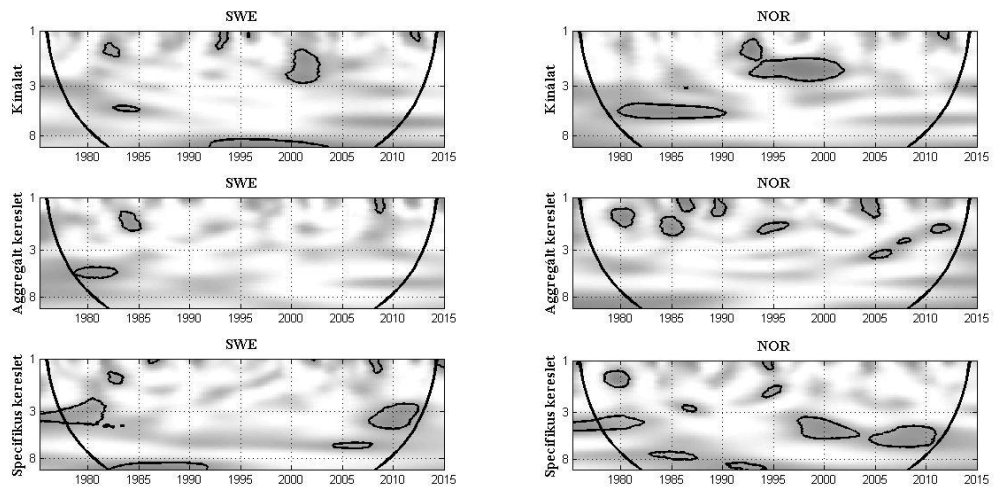


*Forrás: saját szerkesztés.*

4. Amennyiben kiszűrjük az olajár változásának azon részét, amit a világgazdasági konjunktúra alakulása magyaráz, a maradék tag már jóval gyengébb koherenciát mutat a reálgazdasági mutatókkal. A mögöttes faktorok fontosságára utal a sokkváltozókkal végzett elemzés is.
5. Az eredmények alapján tehát úgy tűnik, hogy Norvégiában valamivel lazább a makrováltozók és az olajár kapcsolata, mint a nyersanyagot importáló Svédországban, bár a sokkokkal való együttmozgás a teljes mintaidőszakot tekintve már erősebb volt, legalábbis a reálgazdasági változók esetében (4. ábra). Ennek ellenére kijelenthető, hogy több exportőrrel szemben a norvég gazdaságot nem jellemzi az olajárak volatilitásának (vagy az ezt kiváltó sokkoknak) való erős kitettség.

<sup>13</sup> A felső panel hőterképén a vízszintes tengely mutatja az időt (melyik hónapra vonatkozik a wavelet koherencia értéke), a függőleges pedig a frekvenciát, években kifejezve (alacsony frekvenciától a magasig, azaz 8 éves ciklustól az 1 évesig). A sötét színek erősebb, a világosak gyengébb koherenciát jelentenek. Az 5%-os szint használata mellett szignifikánsnak tekinthető koherenciával jellemzett dátum/frekvencia párok halmazát fekete vonal határolja. Ez alól kivételt jelentenek a grafikon szélein található ívelt vonalak, melyek a végponti problémák által érintett területek elhatárolására szolgálnak. Az időszak elején a görbétől balra, a végén pedig attól jobbra található dátum/frekvencia párok esetén érdemes kellő fenntartással kezelni a kapott eredményeket. A két alsó panel a késleltetési struktúra feltárását segíti, ahol a könnyebb értelmezhetőség kedvéért a fáziskülönbségek az 1-3, illetve a 3-8 éves frekvencia tartományokon kiátlagolásra kerültek. Bár az ábrákon végig lehet követni a mutató alakulását, valójában csak a szignifikáns koherenciával jellemzett időszakokat érdemes vizsgálni.

4. ábra: A reál GDP negyedéves százalékos változása és az olajpiaci sokkok közti wavelet koherenciák alakulása Svédország, illetve Norvégia esetében



*Forrás: saját szerkesztés.*

### 3. Rövid távú olajár-előrejelzések teljesítményének stabilitása

#### 3.1 Motiváció

Az olaj az egyik legnagyobb figyelemmel követett nyersanyag a világon, a jegyzések megnövekedett volatilitása pedig időről-időre középpontba helyezi a fosszilis energiahordozó piacát. Ennek oka részben a közlekedésben betöltött szerepe, részben pedig a makrogazdasági változókra vonatkozó potenciális befolyása, melyekről a disszertáció két korábbi fejezetében is szó esett. Épp ezért komoly igény mutatkozik a megalapozott és megbízható ár-előrejelzések készítésére, mind rövid (pár napos), mind hosszabb (akár több évtizedes) távlatban. Az előrejelzések sokszínűsége, illetve a pozitív/negatív kockázatok hosszú listája azonban jelzi, hogy a kivetítés nem triviális probléma, és nagy biztonsággal senki sem képes megmondani, mi várható a jövőben. Nem egyértelmű ugyanis, hogy a komplex adatgeneráló folyamat mellett egyáltalán megvalósítható-e az árak „kellően pontos” előrejelzése. Az eredmények ellentmondásosak, és sok függ attól, mennyire részletes idősorokkal dolgozunk. *Hamilton* [2009] például kétségbe vonja a reál olajárak előrejelezhetőségét még havi vagy negyedéves szinten is. E hipotézist mások ugyan cáfolták (lásd *Baumeister és Kilian* [2013]), a rövid távú, napi bontású előrejelzéseknél a probléma ettől még fennállhat. Bár számos tanulmány született a napi spot árak előrejelzésének témakörében, ezek gyakran nem valós idejű projekciókat takarnak (lásd többek között *Haidar és Kulkarni* [2009], *Shabri és Samsudin* [2014], valamint *Yu et al.* [2008]), illetve jellemzően kevés modell összehasonlítását végzik el, így nehéz megállapítani, hogy a javasolt módszerek egymáshoz képest hogyan teljesítenek, valamint ez a teljesítménybeli különbség más időszakok során is fennáll-e. Ennek egyik oka alighanem a nagy mintákkal járó jelentős számítási kapacitásigény, ami szűkíti a kutatók lehetőségeit. Ezzel szemben havi vagy negyedéves adatok feldolgozása mellett már gyakoribb, hogy egyetlen tanulmányon belül akár több tucat modell eredményeit is összevetik (*Alquist és Kilian* [2010], *Alquist et al.* [2011]). Jelen fejezetben 1-3 napos előrejelzések esetén is elvégzem ezt a vizsgálatot, és az alkalmazott modellek meglehetősen széles körét tesztelem. Tudomásom szerint a fejezetben bemutatott valós idejű olajár-előrejelzéseket adó eljárásokat együtt még nem vizsgálták. A tesztelés során a következő kérdésekre keresem a választ:

1. Javít-e az előrejelzés pontosságán a határidős termékek vagy a különböző olajszármazékok árainak bevonása?
2. Mely modellek teljesítenek a legjobban a tényadatokra való illeszkedés és az árváltozás irányának előrejelzése szempontjából?

3. Az előrejelzési horizont tekintetében mennyire stabilak az eredmények, azaz vannak-e olyan modellek, amelyek minden időhorizonton (egy-, két- és háromnapos előrejelzésnél is) a legjobban teljesítő eljárások közé tartoznak?
4. Előrejelzési időszak tekintetében mennyire stabil, azaz időben állandó marad-e a legjobb modellek halmaza, vagy folyamatosan változik?
5. Egyáltalán sikerül-e egy egyszerű benchmarknál számottevően pontosabb modellt építeni?

A kérdésfeltevésből következik, hogy a kutatás során az induktív megközelítést alkalmazom, nincs előre rögzített, tesztelhető elméletem a helyes válaszokkal kapcsolatban, a végső konklúziók csupán a modellek és időszakok azon szűk halmazára vonatkoznak, melyeket az alkalmazás során áttekintek. Ezekből az egyedi megfigyelésekből általános érvényű összefüggések nem, csak sejtések szűrhetők le.

### 3.2. Alkalmazott módszerek

A fejezetben alkalmazott módszerek három csoportba sorolhatók: (*benchmarkként* szolgáló) heurisztikus, ökonometriai és gépi tanuláson alapuló modellek. A konkrét eljárásokat, azok típusát, az előrejelzés tárgyát (ár/irány), a paraméterek frissítésének gyakoriságát és a modellek részletes bemutatásának irodalmát az 1. táblázat foglalja össze.

1. táblázat: Az előrejelzés során használt modellek összefoglaló táblázata

Módszertan neve	Típus	Előrejelzés	Frissítés	Hivatkozás
Véletlen bolyongás	heurisztikus	ár, irány	naponta	-
ARIMA	ökonometriai	ár, irány	évente/naponta	<i>Hamilton</i> [1994]
ARX <sup>14</sup>	ökonometriai	ár, irány	naponta	<i>Wang, Jain</i> [2003]
LPM <sup>15</sup> /logit	ökonometriai	irány	naponta	<i>Wooldridge</i> [2012]
Neurális háló	gépi tanulás	ár, irány	évente	<i>Kriesel</i> [2007]
SVM <sup>16</sup>	gépi tanulás	irány	évente	<i>Cristianini et al.</i> [2000]

*Forrás:* saját szerkesztés.

<sup>14</sup> ARX (*autoregressive exogenous model*): exogén változókkal bővített autoregresszív modell.

<sup>15</sup> LPM (*linear probability model*): lineáris valószínűségi modell.

<sup>16</sup> *Support vector machine*

A modelleket a West Texas Intermediate (WTI) olajtípus napi spot árain futtatom. Az adatok forrása az EIA (*Energy Information Administration*) honlapja. A spot árak között a következő változók szerepelnek (a dátum minden esetben a kereskedési napra vonatkozik):

- WTI spot, napi bontás, USD/hordó (2002.01.02-2014.11.04.)
- New York Harbor Conventional Gasoline spot, napi bontás, USD/gallon (2002.01.02-2014.11.04.)
- New York Harbor Heating Oil No. 2 spot, napi bontás, USD/gallon (2002.01.02-2014.11.04.)

A benzin és a fűtőolaj esetén az 1 hordó = 42 gallon összefüggés alapján konvertáltam azonos mértékegységre (USD/hordó) a változókat. Emellett a WTI 1, 2, 3 és 4 hónapos, napi bontású futures árait használom (USD/hordó, 2002.01.02.-2014.11.04.)<sup>17</sup>.

A becslések során összesen 6 változó 9 kombinációját tesztelem, ahol az olajár logaritmikus differenciáinak késleltetett értékei<sup>18</sup> mellett az alábbi tagok szerepelnek az egyenlet jobb oldalán:

- futures árak: 1, 2, 3 ill. 4 „hónapos” futures árak szerepeltetése együtt és külön-külön (5 eset)
- olajszármazékok: benzin és fűtőolaj spot árak szerepeltetése együtt és külön-külön (3 eset)
- teljes modell: a 4 olaj futures és a két olajszármazék spot ár együttes szerepeltetése (1 eset)

Az 1 napos találati arány és a profit mutatók esetén összesen 1654 előrejelzés kerül az elemzésbe, míg a többi esetben csupán 404 modellel dolgozom. A különbséget az 1 napos irány-előrejelzésre épített LPM, logit, SVM és neurális háló modellek okozzák. Az idősorokat a következő struktúrában használom fel:

- a tanuló minta minden esetben 2002.01.02-án indul

---

<sup>17</sup> Bár szokás 1, 2, 3 ill. 4 hónapos futures árakról beszélni, valójában ez csak durva közelítésnek tekinthető. A pontos definíciókat lásd itt: [http://www.eia.gov/dnav/pet/TblDefs/pet\\_pri\\_fut\\_tbldef2.asp](http://www.eia.gov/dnav/pet/TblDefs/pet_pri_fut_tbldef2.asp).

<sup>18</sup> Modellenként változik a vizsgált késleltetési struktúra, erről bővebben lásd a disszertáció IV.2. módszertani alfejezetét.

- a tanuló minta első végpontja 2010.12.31-ére esik, utána folyamatosan tolódik (ökonometriai modelleknél – kivéve ARIMA – mindig 1-1 napot, gépi tanuláznál és ARIMA-nál pedig 1-1 évet ugorva)
- SVM esetén az „éves” előrejelzési periódusok (tesztminták) kezdete rendre 2011.01.03., 2012.01.03., 2013.01.02. és 2014.01.02., míg az ezekhez tartozó utolsó olyan nap, ahonnan még előrejelzés kezdődik rendre 2011.12.30., 2012.12.31., 2013.12.31 és 2014.10.31.<sup>19</sup>
- neurális hálók esetén ez a felosztás annyiban módosul, hogy az eddigi tanuló minta utolsó 1 évét validációs mintának használok, rendre 2010.01.04., 2011.01.03., 2012.01.03. és 2013.01.02. kezdési időpontokkal (a validációs minta utolsó eleme pedig a tesztminta első napját megelőző kereskedési nap lesz)

A kiértékelés 2011 januárjától évente történik, így az első 3 évben egyenként 252, míg 2014-ben 211 napnyi prognózis aggregált teljesítményét vizsgálom. A projekció „jóságát” az RMSE (*root mean squared error*), MAE (*mean absolute error*), DA/HT (*direction accuracy/hit rate*) mutatókkal, míg a kereskedési stratégia támogatásának hatékonyságát egy hipotetikus profitrátaival mérem, ami az 1 napos irány-előrejelzésnek megfelelően dönt az olaj vásárlása és eladása között:

$$PROFIT_t = I(\hat{p}_t > p_{t-1}) \cdot \left[ (1 + PROFIT_{t-1}) \cdot \frac{p_t}{p_{t-1}} - 1 \right] + [1 - I(\hat{p}_t > p_{t-1})] \cdot PROFIT_{t-1}$$

A különböző eljárások teljesítményének mérésére az alábbi *benchmark*-okat használok:

- RMSE: eltolás nélküli véletlen bolyongás
- MAE: eltolásos véletlen bolyongás
- találati arány: eltolásos véletlen bolyongás, ami mindig növekedést jelez előre, de abban az esetben, ha ez 50% alatti eredményt ad (ez történik 2014-ben), akkor a szigorúbb 50%-os küszöböt alkalmazom
- profit: a „*buy and hold*” stratégia, tehát az éves hozam az időszak végén és elején fennálló árak hányadosából számolódik (mivel 2012-ben és 2014-ben ez negatív

<sup>19</sup> Ebből következően egy 2014.10.31-én induló 3 napos előrejelzés október 31-re, illetve november 3-ára és 4-ére is ad becslést.

hozamot eredményezne, ezekben az években a 0%-os értéket használom viszonyítási alapnak)

A kutatás során arra törekedtem, hogy a modelltípus/változóhalmaz/késleltetési struktúra kombinációk minél szélesebb halmazát vonjam be a vizsgálatba, ám értelemszerűen nincs lehetőség az összes eset kipróbálására. Ezért kiegészítésként kísérletet teszek az előrejelzés szempontjából releváns input változók körének, valamint ezek késleltetési struktúrájának előzetes meghatározására. Ezért az ár, valamint az árváltozás irányának 1-3 napos előrejelzéseire minden teszttév elején keresztvalidációs LASSO (*Least Absolute Selection and Shrinkage Operator*), illetve LASSOGLM eljárásokkal alakítom ki a bevonandó idősorok halmazát (az egyes előrejelzési horizontokhoz különböző csoportokat képezve)<sup>20</sup>. Ezt követően a megadott változók mentén az árváltozás nagyságát OLS és neurális háló modellekkel becsülöm, a változás irányának prognosztizálására pedig LPM, logit, SVM és neurális háló modelleket hívok segítségül. A neurális hálók paramétereit évente csak egyszer frissítem, az SVM-nél éves és napi újrabecslést is készítek, míg a többi modellnél kizárólag napi gyakoriságú kalibrálással dolgozom.

### 3.3. Eredmények

A kutatás eredményeként az alábbi konklúziók vonhatók le:

1. Függetlenül attól, hogy az időszak, előrejelzési horizont és hibamutató „paraméterek” milyen kombinációját alkalmazzuk, az olajszármazék spot, illetve az olaj futures árak bevonásával javítható az előrejelzés pontossága. Míg RMSE tekintetében egyértelműen a futures *spread*-ekre épülő modellek használata javallott, addig az átlagos abszolút hiba, a találati arány vagy a bemutatott hipotetikus profitfüggvény esetén mindkét változócsalád (WTI futures, olajszármazék spot) alkalmazható.
2. Az ökonometriai modellek robusztusság tekintetében ugyan jobban teljesítenek a gépi tanulásnál, azonban összehasonlításuk több szempontból is problémás. Egyrészt a *machine learning* eljárásoknál évente csak egyszer frissülnek a modellek, másrészt a tanuló algoritmusok paramétereinek kioptimalizálása nem történt meg, azok egyetlen beállítás mellett futnak. Könnyen előfordulhat, hogy a megfelelő módosításokkal ez a

---

<sup>20</sup> A módszertanról lásd *Tibshirani* [1996]. Az előrejelző modellek részletes specifikációja megtalálható a disszertáció IV.5.1. szakaszában.



modellcsalád is versenyképesé válna. Ugyanakkor már most is lehet olyan mutatót (profit) találni, amelynél az SVM kifejezetten jó teljesítményt nyújt (legalábbis a teljes időszak során elért hozamok tekintetében), ráadásul a gépi tanulós modellek medián teljesítménye egyáltalán nem rosszabb az ökonometriai megközelítésekénél (2. táblázat).

2. táblázat: A gépi tanulós modellek ökonometriai modellekhez mért relatív teljesítménye

		2011	2012	2013	2014
<b>RMSE</b>	1 napos	<b>99,66%</b>	<b>99,14%</b>	<b>99,61%</b>	100,69%
	2 napos	100,08%	100,64%	<b>99,83%</b>	100,10%
	3 napos	100,01%	100,20%	100,12%	<b>99,41%</b>
<b>MAE</b>	1 napos	<b>99,75%</b>	<b>99,01%</b>	<b>99,39%</b>	100,84%
	2 napos	100,45%	100,30%	<b>99,89%</b>	100,88%
	3 napos	100,06%	100,13%	100,27%	<b>99,39%</b>
<b>DA</b>	1 napos	99,22%	<b>100,78%</b>	95,56%	95,68%
	2 napos	94,43%	98,12%	<b>102,11%</b>	99,04%
	3 napos	96,37%	<b>103,41%</b>	<b>102,46%</b>	<b>104,00%</b>
<b>profit</b>		<b>0,71%</b>	-0,19%	-4,99%	-4,84%

Forrás: saját szerkesztés.

Megjegyzés: RMSE, MAE és DA esetén a medián hibamutatók hányadosa, profittól a hozamok különbsége szerepel. Kiemelve szerepelnek azok az esetek, ahol a gépi tanuláson alapuló modellek jobb „medián” előrejelzőnek bizonyultak.

3. A legjobb modellek halmaza mind az előrejelzési horizont, mind a vizsgált időszak függvényében változik, és csak néhány olyan eljárás van, ami hosszabb távon végig felülteljesít. Mivel összesen 4 év vizsgálata történt meg, ezért elképzelhető, hogy ez csupán a véletlen műve, és hosszabb tesztelési mintával dolgozva már nem lennének képesek folyamatosan túlteljesíteni a küszöbszintet. Ennek azért is nagy az esélye, mert sem az RMSE, sem a MAE, sem pedig a DA mutatóknál nem volt olyan modell, ami minden évben szignifikánsan jobb lett volna a *benchmark*-nál.
4. Ebből az is következik, hogy bár az eredmények alapján úgy tűnik, lehetséges az egyszerű heurisztikus szabályoknál jobb modellt építeni, ennek időbeli robusztussága megkérdőjelezhető, és sosem lehetünk biztosak abban, hogy egy éveken át felülteljesítő modell a következő hónapokban/években is megőrzi e képességét.

5. Ami az előzetes változószelekciót illeti, a 3. táblázat alapján az árak előrejelzése ezzel a megközelítéssel kifejezetten pontatlan lesz, nem tudja legyőzni az egyszerű *benchmark* modelleket, függetlenül attól, hogy OLS-sel vagy neurális hálóval történik a projekció. A találati arány esetében azonban javít az előrejelzés pontosságán, ha a szelekciós eljárás során már eleve az irány becslése kerül a fókuszba. Az SVM-et leszámítva majdnem minden modell/előrejelzési horizont pár esetén igaz, hogy a LASSOGLM használatával nagyobb hányadban sikerül eltalálni a változás irányát. Amikor ez nem történik meg, akkor is csak minimálisan marad el a teljesítmény a sima LASSO-tól. A hipotetikus profitfüggvény szerint a „*buy and hold*” stratégia a közel 4 éves időszak alatt -11,9%-os hozamot eredményezett volna. Bár az esetek többségében sikerült ennél nagyobb profitot realizálni, csupán a LASSOGLM használata segítségével lehetett érzékelhetően 0% fölé kerülni. Itt elsősorban az 1 napos kivételésekben amúgy is jól teljesítő LPM, logit és neurális háló modelleket érdemes kiemelni, amelyek 33-37%-os növekmény biztosítására voltak képesek.

3. táblázat: Illeszkedési mutatók a teljes mintán (2011-2014)

		RMSE			MAE			DA			PROFIT
		D1	D2	D3	D1	D2	D3	D1	D2	D3	
LASSO	OLS	1,55	2,18	2,65	1,15***	1,62***	2,00***	49,3%	50,6%	50,6%	-15,7%
	NN	1,56	2,18	2,66	1,16***	1,61***	1,99**	50,9%	49,9%	51,8%	-6,7%
	LPM							51,6%	49,2%	52,4%	-1,5%
	logit							51,3%	49,9%	53,1%	-11,2%
	NN_binary							51,7%	50,3%	52,6%	0,3%
	SVM_Y							49,7%	50,1%	52,0%	-31,1%
	SVM_D							49,1%	49,9%	51,6%	-19,4%
LASSOGLM	LPM							53,6%*	51,1%	52,5%	34,1%
	logit							53,7%*	50,4%	52,0%	36,7%
	NN_binary							54,4%**	50,5%	52,5%	33,0%
	SVM_Y							49,8%	48,1%	47,4%*	7,9%
	SVM_D							49,6%	46,8%**	49,5%	-12,8%

Forrás: saját szerkesztés.

Megjegyzés: A sötétszürke kiemelés jelzi a benchmarknál rosszabb (és a kapcsolódó teszt nullhipotézisét elutasító), míg a világosszürke háttérű, félkövér kiemelés az annál jobb teljesítményeket. A *benchmarkoknál* ezúttal nem használtam fel a 0, illetve 50%-os plusz megkötéseket. A \*\*\*, \*\*, \* jelölések mutatják, hogy a megfelelő teszt p-értéke 1, 5 vagy 10% alatt van-e. Az alkalmazott tesztek: RMSE – Clark és West [2006], MAE – Diebold és Mariano [1995], DA – Pesaran és Timmermann [1992]. A táblázatban található rövidítések jelentése: OLS (legkisebb négyzetek módszere), NN (neurális háló), LPM (lineáris valószínűségi modell), logit (logisztikus regresszió), NN\_binary (neurális háló bináris – 0/1 – függő változóval), SVM\_Y (évente frissülő *support vector machine*), SVM\_D (naponta frissülő *support vector machine*), DX (X napos előrejelzés).

6. Ugyanakkor a LASSO sem biztosítja az előrejelzési teljesítmény időbeli robusztusságát, nincs olyan eljárás, amely minden évben szignifikánsan jobban teljesítene a *benchmarknál*. Így a korábban levont konklúziók itt is érvényesek maradnak.

## Hivatkozások

- Aguiar-Conrreira, L. - Soares, M. J. [2014]: *The Continuous Wavelet Transform: moving beyond uni- and bivariate analysis*. Journal of Economic Surveys. 28. évf. 2. sz. 344-375. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/joes.12012>
- Aleisa, E. - Dibooglu, S. [2004]: *Oil Prices, Terms of Trade Shocks, and Macroeconomic Fluctuations in Saudi Arabia*. Contemporary Economic Policy. 22. évf. 1. sz. 50-62. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/cep/byh005>
- Alquist, R. - Kilian, L. [2010]: *What do we learn from the price of crude oil futures?* Journal of Applied Econometrics. 25. évf. 4. sz. 539-573. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.1002/jae.1159>
- Alquist, R. - Kilian, L. - Vigfusson, R. J. [2011]: *Forecasting the Price of Oil*. C.E.P.R. Discussion Paper. No. 8388. DOI: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1911194>
- Arezki, R. - Blanchard, O. [2014]: *Seven Questions about the Recent Oil Price Slump*. IMFdirect - The IMF Blog, December 22, 2014.
- Baumeister, C. - Kilian, L. [2013]: *Forecasting the Real Price of Oil in a Changing World: A Forecast Combination Approach*. Bank of Canada Working Paper. No. 2013-28. Ottawa.
- Baumeister, C. - Kilian, L. - Zhou, X. [2013]: *Are Product Spreads Useful for Forecasting? An Empirical Evaluation of the Verleger Hypothesis*. Bank of Canada Working Paper. No. 2013-25. Ottawa.
- Benedictow, A. - Fjærtøft, D. - Løfsnæs, O. [2013]: *Oil dependency of the Russian economy: an econometric analysis*. Economic Modelling. 32. évf. 1. sz. 400-428. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.econmod.2013.02.016>
- Bjornland, H. C. [2000]: *The dynamic effects of aggregate demand, supply and oil price shocks - A comparative study*. The Manchester School. Vol. 68. 5. sz. 578-607. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/1467-9957.00220>
- Bjornland, H. C. - Thorsrud, L. A. [2014]: *What is the effect of an oil price decrease on the Norwegian economy?* Working Paper. [http://home.bi.no/a0310125/BT\\_OilPrice\\_2014.pdf](http://home.bi.no/a0310125/BT_OilPrice_2014.pdf)
- Blanchard, O. J. - Galí, J. [2007]: *The Macroeconomic Effects of Oil Price Shocks: Why are the 2000s so different from the 1970s?* NBER Chapters, in: International Dimensions of Monetary Policy, 373-421. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.3386/w13368>
- Clark, T.E. - West, K. D. [2006]: *Using out-of-sample mean squared prediction errors to test the martingale difference hypothesis*. Journal of Econometrics. Vol. 135. 1-2. sz. 155-186. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jeconom.2005.07.014>

- Cristianini, N. - Shawe-Taylor, J. [2000]: *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods. First Edition.* Cambridge University Press. Cambridge. DOI: <http://dx.doi.org/10.1017/cbo9780511801389>
- Diebold, F. X. - Mariano, R. S. [1995]: *Comparing predictive accuracy.* Journal of Business and Economic Statistics. 13. évf. 3. sz. 253–263. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/07350015.1995.10524599>
- Foufoula-Georgiou, E. - Kumar, P. [1994]: *Wavelet Analysis in Geophysics: An Introduction. Wavelet Analysis and Its Applications.* 4. évf. 1-43. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/b978-0-08-052087-2.50007-4>
- Goncalves, S. - Kilian, L. [2004]: *Bootstrapping autoregressions with conditional heteroskedasticity of unknown form.* Journal of Econometrics, Elsevier. Vol. 123. 1. sz. 89-120. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jeconom.2003.10.030>
- Goupillaud, P. - Grossman, A. - Morlet, J. [1984]: *Cycle-octave and related transforms in seismic signal analysis.* Geoexploration. 23. évf. 1. sz. 85-102. old. DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/0016-7142\(84\)90025-5](http://dx.doi.org/10.1016/0016-7142(84)90025-5)
- Haidar, I. - Kulkarni, S. [2009]: *Forecasting Model for Crude Oil Price Using Artificial Neural Networks and Commodity Futures Prices.* International Journal of Computer Science and Information Security. 2. évf. 1. sz. 81-88. old.
- Hamilton, J. D. [1994]: *Time series analysis.* Princeton University Press. Princeton.
- Hamilton, J. D. [2009b]: *Understanding Crude Oil Prices.* The Energy Journal. 30. évf. 2. sz. 179-206. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.5547/issn0195-6574-ej-vol30-no2-9>
- Harris, F. J. [1978]: *On the use of windows for harmonic analysis with the discrete Fourier transform.* Proceedings of the IEEE. Vol. 66. 1. sz. 51-83. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/proc.1978.10837>
- Hudgins, L. - Friehe, C. - Mayer, M. [1993]: *Wavelet transforms and atmospheric turbulence.* Physics Review Letters. 71. évf. 20. sz. 3279-3282. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.1103/physrevlett.71.3279>
- Kilian, L. [2009]: *Not All Oil Price Shocks Are Alike: Disentangling Demand and Supply Shocks in the Crude Oil Market.* American Economic Review. Vol. 99. 3. sz. 1053-1069. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.1257/aer.99.3.1053>
- Kilian, L. [2010]: *Oil Price Shocks, Monetary Policy and Stagflation.* RBA Annual Conference Volume, in: Renée Fry & Callum Jones & Christopher Kent (ed.), Inflation in an Era of Relative Price Shocks Reserve Bank of Australia.
- Kriesel, D. [2007]: *A Brief Introduction to Neural Networks.* <http://www.dkriesel.com>
- Mendoza, O. - Vera, D. [2010]: *The Asymmetric Effects of Oil Shocks on an Oil-exporting Economy.* Latin American Journal of Economics. Vol. 47. No. 135. 3-13. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.4067/s0717-68212010000100001>

- Pesaran, M. H. - Timmermann, A. [1992]: *A simple nonparametric test of predictive performance*. Journal of Business and Economic Statistics. 10. évf. 4. sz. 461–465. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.2307/1391822>
- Shabri, A. - Samsudin, R. [2014]: *Daily Crude Oil Price Forecasting Using Hybridizing Wavelet and Artificial Neural Network Model*. Mathematical Problems in Engineering. DOI: <http://dx.doi.org/10.1155/2014/201402>
- Tibshirani, R. [1996]: *Regression Shrinkage and Selection via the Lasso*. Journal of the American Statistical Association. Series B. 58. évf. 1. sz. 267-288. old.
- Wang, G. C. S. - Jain, C. L. [2003]: *Regression analysis – Modeling and Forecasting*. Graceway Publishing Company. Great Neck.
- Wooldridge, J. M. [2012]: *Introductory Econometrics: A Modern Approach. Fifth Edition*. South-Western Cengage Learning. Mason.
- Yu, L. - Wang, S.Y. - Lai, K.K. [2008]: *Forecasting crude oil price with an EMD-based neural network ensemble learning paradigm*. Energy Economics. 30. évf. 5. sz. 2623–2635. old. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eneco.2008.05.003>

## **A szerző témában született publikációi**

### **Folyóiratcikkek**

- Uliha, G. [2012a]: *Az olajár makrogazdasági hatásai: mitől lett egyre gyengébb?* Külgazdaság. 56. évf. 5-6. sz. 78-92. old.
- Uliha G. [2015]: *Rövid távú olajár-előrejelzések teljesítményének stabilitása*. Statisztikai Szemle. 93. évf. 3. sz. 189-224. old.
- Uliha, G. [2016a]: *Az olajár és a makrogazdaság kapcsolatának elemzése folytonos wavelet transzformáció segítségével*. Statisztikai Szemle. 94. évf. 5. sz. (megjelenés alatt)

### **Műhelytanulmányok**

- Uliha, G. [2012b]: *Az olajár gyengülő makrogazdasági hatásai: két versengő elmélet szintézise*. VIII. KDI konferencia
- Uliha G. [2014]: *Olajár előrejelzések összehasonlítása*. X. KDI konferencia

### **Tanulmányok előkészületben**

- Uliha, G. [2016b]: *Az olajár gyengülő makrogazdasági hatásai: két versengő elmélet szintézise*.