

A KÖZÉP-KELET-EURÓPAI RÉGIÓ BANKSZEKTORÁNAK SZEREPE AZ OROSZ-UKRÁN HÁBORÚ IDEJÉN: EGY VOLATILITÁSHÁLÓZAT-ALAPÚ MEGKÖZELÍTÉS

*Badics Milán Csaba*¹

ABSZTRAKT

A tanulmányban az európai bankrendszer volatilitáshálózatát vizsgálom az orosz-ukrán háború kitörésének időszakában. A *Diebold-Yilmaz*-keretrendszert alkalmazva 14 európai bank részvényhozamának volatilitása segítségével elemzem az orosz-ukrán háború első 100 napjának hatását a bankszektor hálózatára. Az empirikus eredmények azt mutatják, hogy a rendszer volatilitás-összekapcsoltsága a háború kirobbanásának idején érte el a maximumát. A korábbi empirikus irodalomhoz hasonlóan azt találom, hogy nyugodt időszakokban a nagyobb bankok kritikus szerepet játszanak a volatilitássokk terjedésében. Tanulmányomban ezt kiegészítve azonban arra a következtetésre jutok, hogy ezzel szemben az orosz-ukrán háború első 100 napjában a pénzügyi hálózat kulcsfontosságú résztvevői a közép-kelet-európai régió intézményei voltak. Eredményeim azt mutatják, hogy a bankrendszer makro- és csoportszintű volatilitási összekapcsoltságát figyelembe véve, érdemes korai, rendszerkockázati problémákat előrejelző rendszert építeni a bajba jutott pénzügyi intézmények időbeni felismerésére.

JEL-kódok: C32, G01, G12, G15, G21

Kulcsszavak: volatilitás-tovagyűrűzés, bankrendszer, orosz-ukrán háború, KKE-régió

1 *Badics Milán Csaba*, Pénzügy Intézet, Budapesti Corvinus Egyetem. E-mail: milancsaba.badics@uni-corvinus.hu.

1. BEVEZETŐ

A pénzügyi intézményrendszer hálózatelemzése az elmúlt évtizedben széles körben kutatott, kritikus szabályozási kérdéssé vált. A pénzügyi intézmények közötti kapcsolatok és a kockázatok tovagyrűzése² döntő szerepet játszik a rendszerkockázat modellezésében. Válságok idején a kapcsolatok erőssége gyakran hirtelen megnő, a kockázat átgyűrűzik a pénzügyi intézmények között, ahogyan ez a 2007–2009-es globális pénzügyi válság, az európai államadósság-válság, valamint a közelmúltban a Covid19 és az orosz–ukrán háború során is történt (Diebold–Yilmaz, 2014). Ezek az események rávilágítottak a bankrendszer szereplői közötti kapcsolatok és a tovagyrűző hatások/csatornák elemzésének fontosságára. A szabályozóknak szükséges figyelemmel kísérniük a pénzügyi hálózatokban bekövetkező strukturális változásokat, és azonosítaniuk kell a rendszerszinten fontos pénzügyi intézményeket (systemically important financial institutions, SIFIs) mint a hálózat kulcsfontosságú szereplőit.

Az utóbbi időben számos kvantitatív módszer jelent meg, amelyek célja a pénzügyi intézmények közötti kapcsolatok mérése és a rendszerkockázat modellezése. *Bisias et al.* (2012) több mint 30 kvantitatív rendszerkockázati mérőszámot azonosítottak a közgazdasági és pénzügyi szakirodalomban. Tanulmányuk hat csoportba sorolja ezeket, amelyek közül az egyik a hálózatelemzésen alapuló megközelítés.

A legelterjedtebb hálózati modellezést alkalmazó módszerek a *Granger*-oksági teszten alapuló hálózat (*Billio et al.*, 2012), a *Tobias* és *Brunnermeier* (2016) által javasolt delta feltételes kockázatotott érték (ΔCoVaR) és a marginális expected shortfall (MES) (*Acharya et al.*, 2012). Ezek mellett a *Brownlees* és *Engle* (2017) által bemutatott SRISK és a vektor-autoregresszív modellen alapuló Diebold–Yilmaz-keretrendszer (DY, Diebold–Yilmaz, 2009; 2012; 2014) tartozik a bankrendszert modellező empirikus tanulmányok legnépszerűbb megközelítései közé.

Ezeket az módszereket többféleképpen csoportosíthatjuk. Az egyik csoportosítási lehetőség megkülönbözteti az áralapú rendszerkockázatot mérő módszereket azoktól, amelyek a könyv szerinti értékeket veszik figyelembe. Az elsőbe a ΔCoVaR és a MES tartozik, míg a másodikba az SRISK, a tőkeáttételi arány és a CAPM bétáját a piaci kapitalizációval felszorzó módszer (*Benoit et al.*, 2017).

Emellett egy másik csoportosítás eredményeként a rendszerkockázattal kapcsolatos empirikus szakirodalom két megközelítésre osztható. Az első a pénzügyi intézmények általános rendszerkockázatát méri egyváltozós keretek között. Ezek a modellek (ΔCoVaR , MES és SRISK) nem tudják figyelembe venni a hálózatban

2 A tanulmányban szinonimaként fogom használni az átgyűrűzik/tovagyrűzik kifejezéseket.

lévő pénzügyi intézmények közötti összes kapcsolatot. Csak azt vizsgálják, hogy az egyes intézmények milyen kapcsolatban állnak a teljes rendszerrel. A tanulmányok második csoportja a pénzügyi intézmények közötti kapcsolatokra és a tovagyrűző hatásokra mint a rendszerkockázat potenciális forrására összpontosít a hálózattal kapcsolatos módszerek (Granger-okság-alapú hálózat és DY-keretrendszer) alkalmazásával. Ezek a módszerek lehetővé teszik a kapcsolatok mélyebb megragadását a hálózat különböző szintjein, és figyelembe veszik a rendszer valamennyi résztvevőjének globális összekapcsoltságát.

Az alkalmazott, rendszerkockázatot modellező módszerek közül a DY-keretrendszer rendelkezik a legtöbb kedvező tulajdonsággal. Egyrészt a Granger-okság-alapú hálózatokkal (Billio et al., 2012) ellentétben, a DY-keretrendszer súlyozott kapcsolatokat becsül (Diebold és Yilmaz, 2012). Másodsor, a ΔCoVaR (Tobias és Brunnermeier, 2016) és a MES (Acharya et al., 2012) módszerek becsült kapcsolatai a DY irányított tovagyrűzési indexek időszinten aggregált értékeihez kapcsolódnak. A módszerek a DY-keretrendszerrel ellentétben nem vizsgálják az egyes intézmények közötti kapcsolatokat (Diebold és Yilmaz, 2015).

Az elmúlt években a DY-keretrendszert kedvező tulajdonságai miatt rengeteg tanulmányban használták különböző hálózatok vizsgálatára. Gyakran vizsgálták a módszer segítségével a pénzügyi intézmények volatilitáshálózatában megjelenő sokkok tovagyrűzését (Diebold és Yilmaz, 2014; Baruník és Krehlík, 2018). Emellett a módszert használták a pénzügyi intézmények és az állampapírok (Alter és Beyer, 2014; Demirer et al., 2018), illetve az állam által kibocsátott kötvényre szóló CDS-felárak kapcsolatának vizsgálatára (Bratis et al., 2020; Greenwood-Nimmo et al., 2019) is.

Az elmúlt években a DY-keretrendszert különböző eszközosztályok hálózatának elemzésére is alkalmazták, mint például részvények (Baruník et al., 2016), kötvények (Claeys és Vasícek, 2014), devizák (Bubák et al., 2011) árupiaci termékek (Kang et al., 2017), kriptoeszközök (Moratis, 2021) vagy a különböző eszközosztályok (Kurka, 2019; Wang et al., 2016) esetén.

Diebold és Yilmaz (2014) alkalmazta először a keretrendszert a pénzügyi intézmények hálózatára fókuszálva. A napi realizált volatilitás-idősorokat használták a főbb amerikai pénzügyi intézmények közötti kapcsolatok dinamikájának elemzésére. A globális pénzügyi válság négy kulcsfontosságú eseményére összpontosítottak, és a hálózatot az események napjain gráfokkal illusztrálták. Diebold és Yilmaz (2015) kiegészítette ezt az elemzést a globális pénzügyi válság és az európai adósságválság során összekapcsolódott amerikai és európai pénzintézetek volatilitáshálózatában megtalálható, tovagyrűző hatások vizsgálatával. A két kontinens bankrendszerével kapcsolatban a következő eredményeket találták: a Lehman Brothers összeomlását megelőzően a realizált volatilitás sokkjai elsősorban az amerikai pénzintézetekből áramlottak az európai intézmények

felé. A Lehman Brothersnek a 2008 szeptemberében bekövetkezett csődje után azonban a pénzügyi válság világméretű jelenséggé vált, aminek következtében a volatilitás tovagyrúzó és az Atlanti-óceánon átnyúló kapcsolatok kétirányúvá váltak, és az USA-ból Európába irányuló nettó átgyrúzás jelentősen csökkent. Demirer et al. (2018) a LASSO (least absolute shrinkage and selection operator) regularizációs módszerrel becsülte meg a keretrendszer alapjául szolgáló VAR-modellt³, aminek a segítségével a globális bankrendszer kapcsolatait vizsgálta. A világ 150 vezető bankját magában foglaló hálózatot elemezték a 2003 és 2014 közötti időszakban, és arra a következtetésre jutottak, hogy a globális bankrendszer hálózatának erős földrajzi komponense van.

Az európai rendszerkockázatok hálózatokon alapuló modellezésével foglalkozó empirikus szakirodalom az elmúlt években gyorsan fejlődött. *Paltalidis* et al. (2015) voltak az elsők, akik tanulmányukban megállapították, hogy az európai bankszektor nagymértékben összekapcsolt, ami a pénzügyi fertőzés kockázatát növeli. Néhány évvel később *Dreassi* et al. (2018) az európai bankok és biztosítótársaságok közötti CDS-felárak alapján vizsgálta a hitelkockázat terjedését a globális pénzügyi válság és az európai adósságválság során. Arra a következtetésre jutottak, hogy a bankok esetében a finanszírozásuk és a bevételi diverzifikációjuk, a biztosítótársaságok esetében pedig a méretük és a tőkeáttételük játssza a kulcsszerepet a kockázatok terjedésében. *Shahzad* et al. (2019) megkülönböztették a nagy és kis bankokat a hálózatban, és kiemelték, hogy a nagy intézmények a hálózatban a sokkterjesztő, a kicsik pedig a sokkfogadó szerepét töltik be. Emellett a hálózati kapcsolatok erőssége a piaci állapot függvénye.⁴ *Foglia* és *Angelini* (2020) fejlett hálózati módszerrel vizsgálta az euróövezet pénzügyi intézményei közötti, extrém hozamokon alapuló kapcsolatokat. *Torri* et al. (2021) megerősítették a korábbi eredményeket, kiemelve az európai bankszektor intézményei közötti szoros kapcsolatokat. *Borri* és *Di Giorgio* (2021) a legnagyobb európai bankok szerepét vizsgálták, és kimutatták, hogy a nagyobb bankok jobban hozzájárulnak a fertőzéshez, mint a kisebbek. Az európai bankhálózati tanulmányok közül csak néhánynak volt közép-kelet-európai (KKE) regionális fókusza, főként a magyar piachoz kapcsolódóan (*Berlinger* et al., 2011; 2016; *Bodnár*, 2021).

A közelmúltban megjelent, számos hálózatalapú, rendszerkockázat-modellezéssel foglalkozó tanulmány és az alkalmazott módszerek sokfélesége ellenére a pénzügyi közvetítők hálózatainak mélyebb szerkezetét (mikroszinten és más aggregált szinteken is elemezve) a válságidőszakokban még nem vizsgálták. Emellett ke-

3 Sok időkor esetén a VAR-modell paramétereinek a száma nagyon magas, ezért gyakran alkalmaznak regularizációs módszereket a becslési folyamat során.

4 Nyugodt és volatilis időszakban eltér.

vés olyan tanulmány van, amelyek célja a rendszer kulcsfontosságú szereplőinek azonosítása, valamint a turbulens időszakokban és a különböző válságokban fennálló kapcsolataik és tovagyrűző hatásaik dinamikájának elemzése. Alapvető fontosságú, hogy a szabályozók figyelemmel kísérik a pénzügyi hálózatban bekövetkező hirtelen változásokat, megértsék a hálózat dinamikáját a különböző szinteken, és azonosítsák a rendszer kulcsfontosságú szereplőit, illetve azok esetlegesen megváltozó szerepét.

Ebben a tanulmányban 14 európai pénzügyi intézmény volatilitáskapcsolatát vizsgálom statikusan és dinamikusan a DY-keretrendszer segítségével az orosz–ukrán háború előtt és alatt. Elemzésem eltér a korábbi tanulmányoktól a kiválasztott időszak és a vizsgált pénzügyi intézmények tekintetében. Tanulmányomban a nagy és közepes nyugat-európai bankok és négy közép-kelet-európai pénzintézet kapcsolatát vizsgálom.

Kutatásomnak két hozzájárulása van a rendszerkockázat empirikus irodalmához. A tanulmány az Európa különböző régióiban működő pénzügyi intézmények közötti kockázat tovagyrűző hatásait vizsgálata. Annak ellenére, hogy számos tanulmány elemzi az európai pénzintézetek közötti volatilitás-tovagyürűzést, legjobb tudomásom szerint ez az első kutatás, amely a közép-kelet-európai régió pénzintézeteinek a hálózatban betöltött szerepére összpontosít. Másodszor, új bizonyítékokkal szolgálok a volatilitás összekapcsolódására az orosz–ukrán háború alatt. Bár számos tanulmány vizsgálta a bankhálózatban megjelenő kockázatok tovagyrűzését különböző válságidőszakokban (globális pénzügyi válság, Covid19), egyik sem vizsgálta a hálózat és a kulcsfontosságú résztvevők dinamikáját a háború előtt és alatt.

A tanulmány felépítése a következő. A 2. fejezetben bemutatom a Diebold–Yilmaz-keretrendszert. A 3. fejezetben ismertetem az empirikus elemzés során használt adatokat. A 4. fejezetben statikusan és dinamikusan elemzem az európai pénzintézetek volatilitáshálózatát az orosz–ukrán háború előtt és alatt. Végül az utolsó fejezetben összefoglalom a következtetéseimet.

2. A DIEBOLD–YILMAZ-KERETRENDSZER

Kutatásomban a Diebold és Yilmaz (2014) által kidolgozott keretrendszert használom a kiválasztott pénzügyi intézmények hálózatának becsléséhez. A módszer alapjait lefektető tanulmányokat (Diebold és Yilmaz, 2009; 2014) követve, a hálózat és a tovagyrűzési indexek elemzése a VAR(p)-modell együttható- és kovarianciamátrixának becslésén (Sims, 1980) és az előrejelzési hibavariancia dekompozícióin alapul.

A keretrendszer azon a koncepción alapul, hogy a hálózat minden egyes idősorára kiszámíthatjuk az előrejelzési hiba varianciáját a VAR(p)-modell becsült együttható- és kovarianciamátrixa alapján. Ez a variancia a saját és a többi idősor sokkjaihoz kapcsolódik. Az idősor előrejelzési hibájának varianciája szétbontható a saját idősorban bekövetkező, illetve a rendszer egyéb idősoraiban megjelenő sokkokra. Ezáltal jól mérhető a sokkok transzmissziója az egyes idősorok között. Ez a dekompozíció midegyik idősorra elvégezhető, és egy táblázatban összefoglalható (DY-összekötöttségi táblázat), ami az idősorok közötti kapcsolatrendszert jellemzi. A táblázatban az idősorhoz tartozó sor- és oszloplelemek aggregálásával vizsgálható az adott időornak a rendszerben betöltött szerepe (nettó sokkterjesztő vagy nettó sokkfogadó).

A keretrendszer első lépése egy VAR(p)-modell megbecslése a hálózat J idősorán a következő egyenlet alapján:

$$\mathbf{y}_t = \sum_{i=1}^p \mathbf{B}_i \mathbf{y}_{t-i} + \mathbf{u}_t, \quad (1)$$

ahol \mathbf{Y}_t a $(J \times 1)$ az idősorok vektora, $\boldsymbol{\beta}_i$ a $(J \times J)$ együtthatómátrix és $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ $(J \times 1)$ a hibatagok vektora. A VAR(p)-folyamatról feltételezzük, hogy stacioner idősorok alkotják, a hibatagok kovarianciáról (Σ) pedig azt, hogy pozitív definitív (Lütkepohl, 2013).

A DY-keretrendszer legfontosabb elemének, a DY-összekötöttségi táblázatnak a vizsgálatához hatékonyan kell megbecsülni a $\boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2, \dots, \boldsymbol{\beta}_p$ együtthatómátrixokat és a Σ kovarianciamátrixot is. A $\boldsymbol{\beta}_i$ együtthatómátrixok feltárják az idősorok közötti időbeli függőségeket, a Σ kovarianciamátrix pedig az egyidejű kapcsolatokat jellemzi (Diebold és Yilmaz, 2014).

A DY-keretrendszer kiindulópontja a VAR(p)-modell mozgóátlag-reprezentációja a Wold-féle reprezentációs tétel alapján

$$\mathbf{y}_t = \sum_{i=0}^{\infty} \mathbf{A}_i \boldsymbol{\varepsilon}_{t-i}, \quad (2)$$

ahol \mathbf{A}_i a $(J \times J)$ mozgóátlag-együtthatómátrix (Diebold és Yilmaz, 2012).

Ahogy Diebold és Yilmaz (2012) tanulmányában hangsúlyozta, a kiszámított mozgóátlag-koefficiensek és a becsült kovarianciamátrix (vagy annak nemlineáris transzformációi, mint például az impulzusválasz-függvények vagy az előrejelzési hibavariancia) tekinthetők a kulcsinformációknak az idősorok hálózati dinamikájának megértéséhez.

Az előrejelzési hibavariancia számolása lehetővé teszi számunkra, hogy kiszámítsuk a $\mathbf{Y}_i H$ lépéses előrejelzésében ($\mathbf{Y}_i H$) a hibák varianciájának azt a hányadát, amely más idősorok, például \mathbf{Y}_j sokkjainak köszönhető. Erre a további-

akban úgy fogok hivatkozni, mint az Y_i és az Y_j közötti tovagyrűzési hatásra (Diebold és Yilmaz, 2012). A DY-keretrendszerben a VAR(p) modell előrejelzési hibavariancia-dekompozíciója adja meg az idősorok közötti tovagyrűzés mértékét. Sajnos, ennek egyszerű kiszámításához ortogonális hibatagok szükségesek, az empirikus elemzések esetén azonban a VAR-hibatagok gyakran korrelálnak egymással (Diebold és Yilmaz, 2012; 2014).

A DY-keretrendszerrel kapcsolatos tanulmányokban két széles körben használt megközelítés létezik az előrejelzési hibavariancia-dekompozíció előállítására. Az első módszer a kovarianciamátrix *Cholesky* faktoralapú ortogonalizációját használja. Ennek a módszernek az a hátránya, hogy a dekompozíció sorrendfüggő lesz (Diebold és Yilmaz, 2012).

A másik megközelítés az általánosított VAR-keretrendszert használja, amit *Koop* et al. (1996), valamint *Pesaran* és *Shin* (1998) vezettek be. A módszer sorrendfüggetlen dekompozíciót eredményez, ezt használják gyakrabban az empirikus irodalomban. A következő egyenlet alapján számolhatjuk az előrejelzési hibavariancia dekompozíciót H lépéses előrejelzés esetén:

$$\theta_{ij}^g(H) = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i' \Phi A_h \Sigma e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \Sigma A_h e_j)^2}, \quad (3)$$

ahol σ_{jj} a j -edik diagonális eleme a hibatagok kovarianciamátrixának Σ , A_h a mozgóátlag koefficiensmátrixának és a h késleltetésű sokkvektorának a szorzata, az e_i pedig egy szelekciós vektor. A számláló reprezentálja az Y_j idősor sokkjának a H lépéses előrejelzési hibavarianciához való hozzájárulását Y_i idősor esetén. A nevező az Y_i idősor előrejelzési hibavarianciája.

Sajnos a hálózat idősorai hozzájárulásainak az összege az előrejelzési hibavarianciájához nem feltétlenül egy, mivel a sokkok általában nem ortogonálisak (Diebold és Yilmaz, 2012). Emiatt normalizálásra van szükség, ami a következő módon számolható:

$$\theta_{ij}'^g(H) = \frac{\theta_{ij}^g(H)}{\sum_{j=1}^J \theta_{ij}^g(H)}. \quad (4)$$

Ezt az általánosított előrejelzési hibavariancia-dekompozíciót a DY-keretrendszer több rendszerszintű kapcsolódási mérőszámának számolásához használjuk (Diebold és Yilmaz, 2012; 2014).

Először is, az összes többi idősből az Y_i idősből történő sokktovagyrűzés összegét (FROM tovagyrűzési index, $S_{i \leftarrow s}^g(H)$) határozzuk meg a következő egyenlet segítségével:

$$S_{i \leftarrow *}^g(H) = \frac{\sum_{k=1, k \neq i}^J \theta'_{ik}(H)}{\sum_{k=1}^J \theta'_{ik}(H)} * 100 = \frac{\sum_{k=1, k \neq i}^J \theta'_{ik}(H)}{K} * 100. \quad (5)$$

Ezután az Y_i idősor által más idősoroknak továbbított sokkok összege számolható (TO tovagyrűzési index, $S_{* \leftarrow i}^g(H)$) a következő egyenlettel:

$$S_{* \leftarrow i}^g(H) = \frac{\sum_{k=1, k \neq i}^J \theta'_{ki}(H)}{\sum_{k, k \neq i}^J \theta'_{ki}(H)} * 100 = \sum_{k=1, k \neq i}^J \theta'_{ki}(H) * 100. \quad (6)$$

A harmadik releváns mérőszám a NET tovagyrűzési index ($S_i^g(H)$), amely az összes többi idősorból származó bruttó adott (TO) és kapott (FROM) sokk közötti különbséget mutatja:

$$S_i^g(H) = S_{* \leftarrow i}^g(H) - S_{i \leftarrow *}(H). \quad (7)$$

Végül a hálózatelemzés makroszintjén az egész rendszerre kiterjedő, teljes tovagyrűzési index (SUM tovagyrűzési index, $S_{sum}^g(H)$) információt nyújt arról, hogy egy idősor átlagosan milyen hatással van az összes többi idősorra, függetlenül a hatás irányától. Ez a következő módon számítható:

$$S_{sum}^g(H) = \frac{\sum_{i, k=1, i \neq k}^J \theta'_{ik}(H)}{J} * 100. \quad (8)$$

Az aggregált tovagyrűzési index a DY-összekötöttségi tábla összes nem diagonális elemének összege a VAR(p)-modellben figyelembe vett idősorok számával elosztva. Összefoglalja azt, hogy az idősor előrejelzésihiba-varianciájának mekkora részét lehet más idősorokból származó, tovagyrűző sokkokkal magyarázni. A nagy (kis) SUM tovagyrűzési index azt jelenti, hogy az egyik idősorban bekövetkező sokk átlagos terjedése a rendszer összes többi idősorára magas (alacsony), és így a hálózat rendszerkockázata magas (alacsony).

A két idősor közötti tovagyrűzést tovább bonthatjuk nettó páronkénti átgyrűzésre. Ez a felbontás lehetővé teszi a két meghatározott idősor közötti tovagyrűző kapcsolatok meghatározását. Az Y_i és Y_j idősorok közötti NET páronkénti átgyrűzési index (NETP) az Y_i -ből Y_j -ba és az Y_j -ből Y_i -be továbbított bruttó sokkok közötti különbség, amely a következő módon számítható:

$$S_{ij}^g(H) = \left(\frac{\theta'_{ji}(H)}{\sum_{i, k=1}^J \theta'_{ik}(H)} - \frac{\theta'_{ij}(H)}{\sum_{i, k=1}^J \theta'_{ik}(H)} \right) * 100. \quad (9)$$

Ahogy Diebold és Yilmaz (2014) rámutatott, a nettó páronkénti irányított átgyűrűzés pozitív (negatív) értéke azt jelenti, hogy az Y_j idősor dominálja az Y_i idősort, illetve dominálva van az Y_i idősor által.

Turbulens időszakokban az átlagos páronkénti tovaggyűrűzési index (NETP) egyik időszakról a másikra történő növekedése a rendszer teljes tovaggyűrűzési indexének (SUM) megnövekedésével jár. A DY empirikus irodalomban a teljes tovaggyűrűzési index vagy a páros tovaggyűrűzési indexek hirtelen növekedését gyakran értelmezik rendszerszintű sokként (Diebold és Yilmaz, 2014; Greenwood-Nimmo és Tarassow, 2022). Diebold és Yilmaz (2012; 2014) nyomán szinte minden kutató gördülő ablakos megközelítést alkalmaz, mivel ez egyszerű és hatékony mód az idősorok hálózata közötti kapcsolatok dinamikájának elemzésére.

A hálózat részletes elemzése érdekében empirikus elemzésben makro (SUM) és aggregált mikro (NET) tovaggyűrűzési indexeket használok mind statikus, mind dinamikus módon a pénzügyi intézmények közötti kapcsolatok elemzésére. Greenwood-Nimmo et al. (2016) blokkaggregációs módszere rugalmas eszköz arra, hogy a tovaggyűrűzési indexeket bármilyen szinten aggregáljuk a hálózatban.

3. ADATOK

Az adatok a 2021. január 4. és 2022. december 30. közötti időszakot fedik le, 521 napi megfigyeléssel. A vizsgált hálózat intézményeit az 1. táblázat tartalmazza. A pénzügyi intézményeket három alcsoportra osztom: nagy pénzügyi intézmények (Nagy PI), közepes (Közepes PI) bankok és a KKE-régió pénzügyi intézményei (KKE PI). Fő célom a nyugat-európai és a KKE-régió legnagyobb pénzügyi intézményei közötti tovaggyűrűzési csatornák vizsgálata. 10 nyugat-európai pénzügyi intézmény közötti tovaggyűrűzést vizsgálok az Egyesült Királyság (HSBC Holdings, Barclays), Franciaország (BNP, Crédit Agricole), Svájc (UBS), Spanyolország (Banco Santander), Hollandia (ING Group), Olaszország (Intesa Sanpaolo, UniCredit) és Belgium (KBC Group) esetében. Emellett megvizsgálom a közép-kelet-európai régió legnagyobb pénzügyi intézményeinek (Komerční banka – CZ; OTP Bank – HUN; Bank Handlowy w Warszawie – POL és BRD Groupe Sociétés Générale – ROM) szerepét a bankrendszer hálózatában.

1. táblázat

Pénzügyi intézmények, tickerek és tőkekapitalizáció 2021 év végén (Mrd €)

A Panel: Nagy PI	Bloomberg Ticker	Kapitalizáció
HSBC Holdings	HSBA	107,44
BNP Paribas	BNP	74,78
UBS	UBSG	54,67
Banco Santander	SAN	50,20
ING Group	INGA	46,23
B Panel: Közepes PI	Bloomberg Ticker	Kapitalizáció
Crédit Agricole	ACA	38,88
Intesa Sanpaolo	ISP	44,09
Barclays	BARC	37,23
KBC Group	KBC	31,44
UniCredit	UCG	30,15
C Panel: KKE PI	Bloomberg Ticker	Kapitalizáció
Komerční banka	KOMB	
OTP Bank	OTP	
Bank Handlowy w Warszawie	BHW	
BRD Groupe Société Générale	BRD	

Forrás: <https://www.spglobal.com/marketintelligence/en/news-insights/latest-news-headlines/top-20-european-banks-by-market-cap-q4-21-68258343>.

A vizsgálathoz használt adatok a pénzügyi intézmények részvényeinek napi legalacsonyabb és legmagasabb értékei, amelyeket a Bloombertől töltöttem le. Ezekből a Diebold és Yilmaz-tanulmányhoz (2012) hasonlóan *Parkinson*-féle napi realizált volatilitást becsültem. A DY-keretrendszerben $H = 10$ -et választottam az előrejelzési horizont paraméterének, a VAR-modell becslésénél pedig $p = 1$ késleltetést választottam. Az időben változó rendszer vizsgálatához 100 napos gördülő ablakot használok elemzésem során. Ezek az empirikus szakirodalomban leggyakrabban használt paraméterek (Diebold és Yilmaz, 2014). Eredményeim megerősítése érdekében az empirikus elemzésem végén megvizsgálom eredményeimnek a választott paraméterekre vett robusztusságát.

A következő fejezetben a korábban bemutatott DY-keretrendszer segítségével vizsgálom az orosz-ukrán háború kitörésének hatását a pénzügyi intézményrendszer hálózatára. A blokkaggregációs módszer segítségével megvizsgálom, hogy a KKE-régió milyen szerepet tölt be a hálózatban. Végül elemzem az ered-

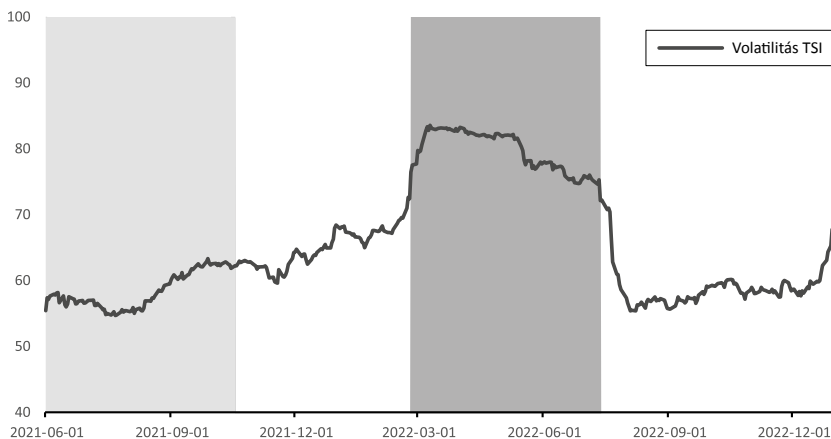
mények robusztusságát a keretrendszer választott paramétereire vonatkozóan (ablakméret, VAR-modell késleltetésszám).

4. EMPIRIKUS EREDMÉNYEK

Első lépésként gördülő ablakos (dinamikus) elemzés végzek a pénzügyi intézmények volatilitáshálózatán, hogy megvizsgáljam a teljes tovagyrűzési index dinamikáját. Az 1. ábra mutatja a kapott eredményt 100 nap hosszúságú gördülő ablakkal, $H = 10$ előrejelzési horizont és $p = 1$ késleltetés esetén. A világosszürkével árnyékolt terület 2021 második felének nyugodt időszakát, a sötétszürkével árnyékolt pedig az orosz-ukrán háború első 100 napját jelöli.

1. ábra

**A volatilitáshálózat teljes tovagyrűzési indexe
2021-06-01 és 2022-12-30 között**



Megjegyzés: A Diebold-Yilmaz-hálózat információit gördülő ablakos elemzéssel $T = 100$, VAR(1) modell becslésével számítottam. A dátumok az ablakok végdátumát jelölik. A függőleges világosszürke (sötétszürke) árnyékolások a kiemelt nyugodt (háborús) időszakok.

A rendszer teljes tovagyrűzési indexe 55–65% között mozog a vizsgált 1,5 év alatt. Az időszak közepén azonban a teljes tovagyrűzési index megugrik, szinte közvetlenül Ukrajna orosz megszállása után (2022.02.24). Ez a megnövekedett érték a háború első 100 napjában is fennmarad, majd a teljes tovagyrűzési index meredeken visszaesik az eredeti szintjére. Az 1. ábra alapján levonható a következő: ha egy bizonyos küszöbértéknél nagyobb sokk éri a pénzügyi hálózatot, az

túlhevül, és átmenetileg erős kapcsolatok jelennek meg a rendszerben. Az 1. ábra a bankrendszer strukturális változásának bizonyítékát mutatja az orosz–ukrán háború alatt. Ezek az eredmények összhangban vannak a pénzügyi piacokra vonatkozó, korábbi hálózatalapú empirikus irodalommal, és megerősítik Shahzad et al. (2019) állításait.

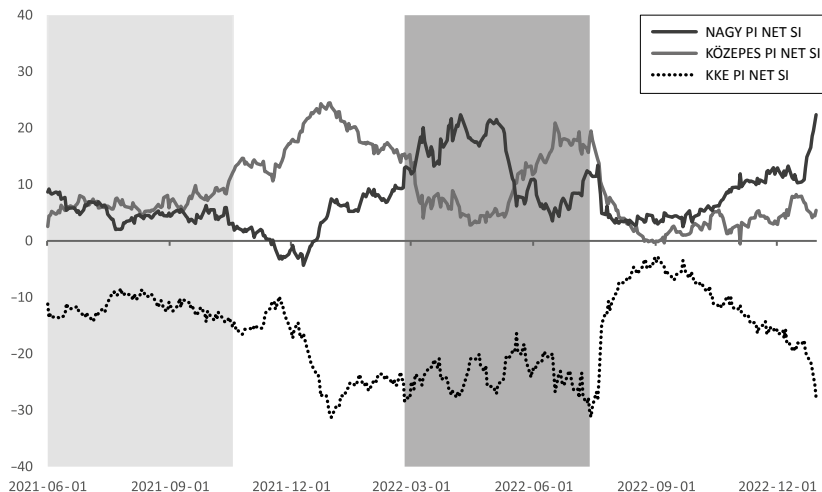
A hálózat jobb megértése érdekében következő lépésben aggregálom a csoportok (nagy, közepes és közép-kelet európai bankok) közötti tovaggyűrzési kapcsolatokat, és hasonlóan az előző esethez, gördülő elemzéssel kiszámítom az aggregált nettó tovaggyűrzési indexeket. A 2. ábra mutatja a kapott idősorokat 100 nap hosszúságú gördülő ablakkal, $H = 10$ előrejelzési horizont és $p = 1$ késleltetés mellett. A világosszürkével árnyékolt terület a 2021 második felének nyugodt időszakát, a sötétszürkével árnyékolt pedig az orosz–ukrán háború első 100 napját jelöli. A folytonos, szaggatott és pontozott vonalak a nagy, a közepes és a közép-kelet-európai régió pénzintézeteinek csoportosan aggregált NET átggyűrzési indexeit szemléltetik.

Általánosságban elmondható, hogy a nagy és a közepes csoport nettó tovaggyűrzési indexe pozitív, ami azt jelenti, hogy ők a hálózat sokkterjesztői⁵, a KKE-csoport pénzügyi intézményei pedig sokkfogadó szerepet játszanak (a KKE NET indexe mindig negatív). Az indexek azonban a vizsgált időszakban dinamikusan változnak. A KKE-régió nettó tovaggyűrzési indexe a legnagyobb volatilitású, de a másik két nettó átggyűrzési indexben is találunk hirtelen változásokat, főként turbulens időszakokban. Ezek az eredmények alátámasztják Borri és Di Giorgio (2021) állításait.

5 Sokk-kockázat terjesztő: pozitív NET érték

2. ábra

A volatilitáshálózat csoportszinten aggregált NET tovagyűrűzési indexe 2021-06-01 és 2022-12-30 között



Megjegyzés: A Diebold-Yilmaz-hálózat információit gördülő ablakos elemzéssel $T = 100$, VAR(1)-modell becslésével számítottam. A dátumok megfelelnek az ablakok végdátumának. A függőleges világosszürke (sötétszürke) árnyékolások a kiemelt nyugodt (háborús) időszakok.

Az inváziót megelőző nyugodt időszak és a háború első négy hónapjának összehasonlítása érdekében két 100 napos időszakra (2021-01-04 és 2021-05-21 közötti nyugodt időszakra és 2022-02-24 és 2022-07-13 közötti háborús időszakra) kiszámítom az aggregált összekötöttségi táblázatot. A 2. és a 3. táblázat mutatja az eredményeket, mindkét táblázat adatait VAR(1)-modell becsléséből számítottam.

2. táblázat

A volatilitáshálózat csoportszinten aggregált összekötöttségi táblája 2021-01-04 és 2021-05-21 között

	Nagy PI	Közepes PI	KKE PI	FROM
Nagy PI	57,86	38,99	3,16	42,14
Közepes PI	38,18	57,77	4,05	42,23
CEE PI	10,40	11,66	77,94	22,06
TO	48,58	50,65	7,2	106,43
NET	6,43	8,42	-14,85	0

Megjegyzés: A Diebold-Yilmaz-hálózat információit gördülő ablakos elemzéssel $T = 100$, VAR(1)-modell becslésével számítottam.

A 2. és 3. táblázat megerősíti a 2. ábra eredményeit. A 2022-02-24-i orosz invázió után a hálózat megváltozott; nemcsak makroszinten, hanem a mélyebb struktúrában is. Valamennyi nettó tovagyrűzési mutató abszolút értékben megnőtt, és a KKE-régióbeli pénzintézetek – mint sokkfogadók – kulcsszerepet játszanak a hálózatban. Ez az információ fontos lehet a szabályozók számára, akik a módszer segítségével napi szinten figyelemmel kísérik a pénzügyi hálózatot.

3. táblázat

**A volatilitáshálózat csoportszinten aggregált összekötöttségi táblája
2022-02-04 és 2022-07-13 között**

	Nagy PI	Közepes PI	KKE PI	FROM
Nagy PI	54,03	37,02	8,95	45,97
Közepes PI	39,03	51,11	9,86	48,89
KKE PI	25,25	23,99	50,76	49,24
TO	64,28	61,01	18,81	144,10
NET	18,31	12,11	-30,43	0

Megjegyzés: A Diebold–Yilmaz-hálózat információit gördülő ablakos elemzéssel $T = 100$, VAR(1)-modell becslésével számítottam.

Az eredmények VAR-modell becsléséhez választott ablakméretre való érzékenységek ellenőrzéséhez a pénzügyi hálózatot 50 és 200 napos ablakokkal is kiszámoltam. A 4. táblázat azt mutatja, hogy a volatilitási hálózat elemzéséből kapott következtetések nem érzékenyek a VAR-modell választott ablakméretére.

4. táblázat**Robusztusságelemzés a volatilitáshálózat csoportszinten aggregált NET összekötöttségi értékére 50, 100 és 200 napos becslési ablakokkal**

Nyugodt időszak					
Első nap	Utolsó nap	Ablakméret	Nagy PI NET	Közepes PI NET	KEE PI NET
2021-01-04	2021-03-12	50	5,96	10,73	-16,7
2021-01-04	2021-05-21	100	6,43	8,42	-14,85
2021-01-04	2021-10-08	200	10,31	4,43	-14,74
Orosz-ukrán háború					
Első nap	Utolsó nap	Ablakméret	Nagy PI NET	Közepes PI NET	KEE PI NET
2022-02-24	2022-05-04	50	24,68	12,02	-36,7
2022-02-24	2022-07-13	100	18,31	12,11	-30,43
2022-02-24	2022-11-30	200	10,74	13,18	-23,92

Megjegyzés: A Diebold-Yilmaz-hálózat információit gördülő ablakos elemzéssel $T = 100$, VAR(1)-modell becslésével számítottam.

Emellett, hogy ellenőrizsem az eredmények érzékenységét a VAR(p)-modell késleltetésének megválasztására, a pénzügyi intézményrendszer volatilitáshálózatát VAR(2)-modellel is kiszámítottam. Az 5. táblázat azt mutatja, hogy a volatilitáshálózat eredményei nem érzékenyek a VAR(p)-modell késleltetésparaméterére.

5. táblázat**Robusztusságelemzés a volatilitáshálózat csoportszinten aggregált NET összekötöttségi értékére VAR(1) és VAR(2) becslött modellekkel**

Nyugodt időszak					
Első nap	Utolsó nap	VAR késl.	Nagy PI NET	Közepes PI NET	KKE PI NET
2021-01-04	2021-05-21	1	6,43	8,42	-14,85
2021-01-04	2021-05-21	2	5,57	8,12	-13,69
Orosz-ukrán háború					
Első nap	Utolsó nap	VAR késl.	Nagy PI NET	Közepes PI NET	KKE PI NET
2022-02-24	2022-07-13	1	18,31	12,11	-30,43
2022-02-24	2022-07-13	2	16,32	11,17	27,49

Megjegyzés: A Diebold-Yilmaz-hálózat információit gördülő ablakos elemzéssel $T = 100$, VAR(1)-modell becslésével számítottam.

Elemzésem végén azt a következtetést vonom le, hogy a Diebold–Yilmaz-keretrendszer robusztus és hatékony eszköz a válságelemzéshez, és képes azonosítani a pénzügyi intézmények kulcsfontosságú csoportjait, illetve a fertőzési csatornákat. A korábbi empirikus szakirodalomhoz hasonlóan az én elemzésemben is a nagybankok játszanak kritikus szerepet nyugodt időszakokban a volatilitássokkok terjesztésében. Ezt egy új megállapítással egészítem ki, ugyanis az orosz–ukrán háború első 100 napjában a közép- és kelet-európai régió pénzügyi intézményei váltak a hálózat kulcsszereplőivé.

Az eredeti Diebold–Yilmaz-keretrendszer (Diebold és Yilmaz, 2014) számos előnye ellenére limitációkkal is rendelkezik. A megközelítés a VAR-modell becslése miatt csak az idősorok közötti lineáris kapcsolatot ragadja meg. Ha a kutatók nemlineáris kapcsolatokat feltételeznek a pénzügyi intézmények között, akkor a keretrendszer TVP–VAR változatát (Antonakakis et al., 2020) szükséges alkalmazni, amely a nemlineáris kapcsolatokat időben változó paraméterek becslésével kezeli. A kapott eredmények fontosak lehetnek a szabályozói szervezetek számára, mivel betekintést nyújtanak az európai bankhálózat viselkedésébe turbulens és nyugodt időszakokban. A közép- és kelet-európai régió pénzügyi intézményeivel kapcsolatos megállapításaim fontosak lehetnek az európai SIFI-k azonosítása szempontjából, különösen válság időszakok esetén.

5. KÖVETKEZTETÉS

A tanulmány 14 európai bank közötti statikus és dinamikus volatilitás-tovagyűrűzést vizsgált az elmúlt két évben, az orosz–ukrán háborúra összpontosítva. Ehhez egy hálózatalapú keretrendszert alkalmaztam. A kisebb pénzintézetek hálózatban betöltött szerepének elemzése érdekében négy bankot vontam be a közép-kelet-európai régióból a 10 nyugat-európai pénzintézet mellé. Eredményeim betekintést nyújtanak az európai bankrendszer hálózatába nyugodt és zavaros időszakokban. Mind a statikus, mind a dinamikus elemzések rávilágítanak arra, hogy a hálózat nagymértékben összekapcsolódik. A tanulmányban megállapítom, hogy a rendszer volatilitáshálózatának összekapcsoltsága háború idején éri el a maximumát. Az általam vizsgált időszakban a nyugat-európai nagy és közepes pénzintézetek sokkterjesztő, a kelet-közép-európai régió bankjai sokkfogadó szerepet játszanak. Utóbbi intézmények az orosz–ukrán háború első 100 napjában azonban a hálózat kulcsfontosságú szereplőivé váltak, mivel a nettó tovaggyűrűzési indexük ebben az időszakban jelentősen csökkent. Eredményeim azt mutatják, hogy a bankrendszer makro- és csoport szintű volatilitási összekapcsoltságát figyelembe véve, érdemes korai rendszerkockázatot előreléző rendszert építeni a bajba jutott pénzügyi intézmények időbeli felismerésére.

HIVATKOZÁSOK

- ACHARYA, V. – ENGLE, R. – RICHARDSON, M. (2012): Capital shortfall: A new approach to ranking and regulating systemic risks. *American Economic Review*, 102(3), 59–64, <https://doi.org/10.1257/aer.102.3.59>.
- ALTER, A. – BEYER, A. (2014): The dynamics of spillover effects during the European sovereign debt turmoil. *Journal of Banking & Finance*, 42, 134–153, <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2014.01.030>.
- ANTONAKAKIS, N. – CHATZIANTONIOU, I. – GABAUER, D. (2020): Refined measures of dynamic connectedness based on time-varying parameter vector autoregressions. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(4), 84, <https://doi.org/10.3390/jrfm13040084>.
- BARUNÍK, J. – KOCENDA, E. – VÁCHA, L. (2016): Asymmetric connectedness on the US stock market: Bad and good volatility spillovers. *Journal of Financial Markets*, 27, 55–78, <https://doi.org/10.1016/j.jfinmar.2015.09.003>.
- BARUNIK, J. – KREHLÍK, T. (2018): Measuring the frequency dynamics of financial connectedness and systemic risk. *Journal of Financial Econometrics*, 16(2), 271–296, <https://doi.org/10.1093/jjfinec/nby001>.
- BERNOIT, S. – COLLIARD, J. E. – HURLIN, C. – PERIGNON, C. (2017): Where the risks lie: a survey on systemic risk. *Review of Finance*, 21, 109–152, <https://doi.org/10.1093/rof/rfw026>.
- BERLINGER, E. – MICHALETZKY, M. – SZENES, M. (2011): A fedezetlen bankközi forintpiaci hálózati dinamikájának vizsgálata a likviditási válság előtt és után. *Közgazdasági Szemle*, 58(3), 229–252, <https://unipub.lib.uni-corvinus.hu/403/>.
- BERLINGER, E. – DARÓCZI, G. – DÖMÖTÖR, B. – VADÁSZ, T. (2017): Pénzügyi hálózatok mag–periféria szerkezete: A magyar bankközi fedezetlen hitelek piaca, 2003–2012. *Közgazdasági Szemle*, 64(11), 1160–1185, <https://doi.org/10.18414/KSZ.2017.11.1160>.
- BILLIO, M. – CASARIN, R. – COSTOLA, M. – PASQUALINI, A. (2016): An entropy-based early warning indicator for systemic risk. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 45, 42–59, <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2016.05.008>.
- BISIAS, D. – FLOOD, M. – LO, A. W. – VALAVANIS, S. (2012): A survey of systemic risk analytics. *Annual Review of Financial Economics*, 4(1), 255–296, <https://doi.org/10.1146/annurev-financial-110311-101754>.
- BODNÁR, Á. Zs. (2021): A magyar fedezetlen bankközi piac vizsgálata a koronavírusjárvány előtt és után. *Gazdaság és Pénzügy*, 8(2), 201–217, <https://doi.org/10.33926/GP.2021.2.4>.
- BORRI, N. – DI GIORGIO, G. (2022): Systemic risk and the COVID challenge in the European banking sector. *Journal of Banking & Finance*, 140, 106073, <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2021.106073>.
- BRATIS, T. – LAPODIS, N. T. – KOURETAS, G. (2020): Systemic risk and financial stability dynamics during the eurozone debt crisis. *Journal of Financial Stability*, 47, 100723, <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2020.100723>.
- BROWNLESS, C.T. – ENGLE, R. (2017): SRISK: a conditional capital shortfall measure of systemic risk. *Review of Financial Studies*, 30(1), 48–79, <https://doi.org/10.1093/rfs/hhw060>.
- BUBÁK, V. – KOCENDA, E. – ZIKES, F. (2011): Volatility transmission in emerging European foreign exchange markets. *Journal of Banking & Finance*, 35(11), 2829–2841, <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2011.03.012>.
- CLAEYS, P. – VASÍČEK, B. (2014): Measuring bilateral spillover and testing contagion on sovereign bond markets in Europe. *Journal of Banking & Finance*, 46, 151–165, <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2014.05.011>.
- DEMIRER, M. – DIEBOLD, F. X. – LIU, L. – YILMAZ, K. (2018): Estimating global bank network connectedness. *Journal of Applied Econometrics*, 33(1), 1–15, <https://doi.org/10.1002/jae.2585>.

- DREASSI, A. – MIANI, S. – PALTRINIERI, A. – SCLIP, A. (2018): Bank-Insurance Risk Spillovers: Evidence from Europe. *Geneva Papers of Risk and Insurance – Issues and Practice*, 43(1), 72–96, <https://doi.org/10.1057/s41288-017-0049-0>.
- DIEBOLD, F. X. – YILMAZ, K. (2009): Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. *The Economic Journal*, 119(534), 158–171. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0297.2008.02208.x>.
- DIEBOLD, F. X. – YILMAZ, K. (2012): Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting*, 28(1), 57–66, <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.02.006>.
- DIEBOLD, F. X. – YILMAZ, K. (2014): On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics*, 182(1), 119–134, <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2014.04.012>.
- DIEBOLD, F. X. – YILMAZ, K. (2015): Trans-Atlantic equity volatility connectedness: US and European financial institutions, 2004–2014. *Journal of Financial Econometrics*, 14(1), 81–127, <https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbv021>.
- FOGLIA, M. – ANGELINI, E. (2020): From me to you: Measuring connectedness between eurozone financial institutions. *Research in International Business and Finance*, 54, 101238, <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101238>.
- GREENWOOD-NIMMO, M. – NGUYEN, V. H. – RAFFERTY, B. (2016): Risk and return spillovers among the G10 currencies. *Journal of Financial Markets*, 31, 43–62, <https://doi.org/10.1016/j.finmar.2016.05.001>.
- GREENWOOD-NIMMO, M. – HUANG, J. – NGUYEN, V. H. (2019): Financial sector bailouts, sovereign bailouts, and the transfer of credit risk. *Journal of Financial Markets*, 42, 121–142, <https://doi.org/10.1016/j.finmar.2018.11.001>.
- GREENWOOD-NIMMO, M. – TARASSOW, A. (2022): Bootstrap-based probabilistic analysis of spillover scenarios in economic and financial networks. *Journal of Financial Markets*, 59, 100661, <https://doi.org/10.1016/j.finmar.2021.100661>.
- KANG, S. H. – MCIVER, R. – YOON, S.-M. (2017): Dynamic spillover effects among crude oil, precious metal, and agricultural commodity futures markets. *Energy Economics*, 62, 19–32, <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2016.12.011>.
- KOOP, G. – PESARAN, M. H. – POTTER, S. M. (1996): Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *Journal of econometrics*, 74(1), 119–147, [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(95\)01753-4](https://doi.org/10.1016/0304-4076(95)01753-4).
- KURKA, J. (2019): Do cryptocurrencies and traditional asset classes influence each other? *Finance Research Letters*, 31, 38–46, <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.04.018>.
- LÜTKEPOHL, H. (2013): Vector autoregressive models. *Handbook of research methods and applications in empirical macroeconomics*, 30. Cheltenham: Edgar Elgar, https://elearning.unito.it/sme/pluginfile.php/192766/course/section/41571/Kilian_Handbook13.pdf.
- MORATIS, G. (2021): Quantifying the spillover effect in the cryptocurrency market. *Finance Research Letters*, 38, 101534. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101534>.
- PALTALIDIS, N. – GOUNOPOULOS, D. – KIZYS, R. – KOUTELIDAKIS, Y. (2015): Transmission channels of systemic risk and contagion in the European financial network. *Journal of Banking & Finance*, 61, S36–S52, <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.03.021>.
- PESARAN, H. H. – SHIN, Y. (1998): Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics Letters*, 58(1), 17–29, [https://doi.org/10.1016/S0165-1765\(97\)00214-0](https://doi.org/10.1016/S0165-1765(97)00214-0).
- SHAHZAD, S. J. H. – VAN HOANG, T. H. – ARREOLA-HERNANDEZ, J. (2019): Risk spillovers between large banks and the financial sector: Asymmetric evidence from Europe. *Finance Research Letters*, 28, 153–159, <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.04.008>.

- SIMS, C. A. (1980): Macroeconomics and reality. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 48(1) 1–48, <https://doi.org/10.2307/1912017>.
- TOBIAS, A. – BRUNNERMEIER, M. K. (2016): Covar. *The American Economic Review*, 106(7), 1705–1741, <https://doi.org/10.3386/w17454>.
- TORRI, G. – GIACOMETTI, R. – TICHY, T. (2021): Network tail risk estimation in the European banking system. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 127, 104125, <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2021.104125>.
- WANG, G.-J. – XIE, C. – JIANG, Z.-Q. – STANLEY, H. E. (2016): Who are the net senders and recipients of volatility spillovers in China's financial markets? *Finance Research Letters*, 18, 255–262, <https://doi.org/10.1016/j.frl.2016.04.025>.