Szegedi Tudományegyetem
Közgazdaságtani Doktori Iskola

Kiss Gábor Dávid

Tőkepiaci fertőzés és divergencia meghatározása extrém események segítségével – kelet-közép európai részvény, kötvény és devizapiaci hálózatok példáján

Doktori értekezés

Témavezető:
Prof. Dr. Botos Katalin DSc
Prof. Dr. Kovács Árpád

Szeged, 2012.

„Let a complex system repeat itself long enough,

eventually something surprising might occur.”

(Battlestar Galactica)

Tartalomjegyzék

1 A kutatás problémájának definiálása, céljai, hipotézise 6

1.1 Extrém események 9

1.2 A kollektív viselkedés formái a komplex tőkepicaon 12

1.3 Hipotézisek 17

2 Az extrém események dinamikus tulajdonságai – hálózati piacmodell 21

2.1 A cselekvők közötti kapcsolat minősége 22

2.1.1 Cselekvő (*aktor*) racionalitásának foka 23

2.1.2 Hálózati topológia 24

2.2 A piaci hatékonyság modellje 25

2.2.1 Racionális cselekvő 27

2.2.2 Random hálózatok, mint a tökéletes verseny modellje 28

2.2.3 A piaci hatékonyság statisztikai háttere 29

2.3 Komplex tőkepiacok modellje 31

2.3.1 Korlátozottan racionális cselekvő 32

2.3.2 Skálafüggetlen hálózatok, mint az oligopolisztikus verseny modellje 34

2.3.3 A vastagfarkúság jellemző eloszlásai 35

2.4 A hálózatelmélet és fertőződési hajlam összekapcsolása 37

2.5 Tőkepiaci fertőzések irodalmi háttere 40

3 Módszertan – az extrém események statisztikai tulajdonságai és a tőkepiaci fertőzések, divergenciák mérhetősége 44

3.1 A piaci hatékonyság tesztelése 45

3.1.1 Kezdeti lépések 46

3.1.2 Aszimmetria, csúcsosság és normál eloszlás tesztelése (*Jarque-Bera teszt*) 47

3.1.3 Az idősorok stacionaritásának vizsgálata (*augmented Dickey-Fuller – ADF teszt*) 47

3.1.4 Autokorreláció vizsgálat (*Ljung-Box teszt*) ... 49

3.1.5 A volatilitás klaszteresedésének, heteroszkedaszticitás tesztelése (*ARCH-LM teszt*) 50

3.2 Korreláció illesztése ... 50

3.2.1 GARCH modell illesztése ... 50

3.2.2 Dinamikus feltételes korreláció (DCC GARCH) ... 56

3.3 Extrém-normál ($r_{n/x}$) elválasztás bemutatása ... 59

3.3.1 Extrém érték elmélet (Extreme Value Theory – EVT) ... 59

3.3.2 Kockáztatott érték (Value at Risk – VaR) ... 60

3.3.3 Küszöb alapú becslés (Peaks Over Treshold – POT) módszere és az általánosított Pareto eloszlás (Generalized Pareto distribution – GPD) ... 61

3.3.4 Kvantilis-kvantilis plot (Q-Q plot) ... 61

3.3.5 Extrém események lehatárolása a hozamokra vetített normál eloszlás felhasználásával ... 62

3.3.6 Interdependencia, divergencia, fertőzések elkülönítése az elmozdulások extrémitása alapján ... 65

3.3.7 Diagnosztika ... 68

4 Eredmények ... 70

4.1 A tőkepiaci hatékonyság tesztelése ... 71

4.2 Dinamikus feltételes korreláció illesztése ... 73

4.2.1 A hibatagok lecsengő autokorrelációja ... 78

4.3 Extrém és normális időszakok szétválasztása ... 79

4.4 Kollektív viselkedés nevezetes formáinak (fertőzés, divergencia, interdependencia) mérhetősége ... 83

4.5 A normál-extrém időszakok elkülöníthetőségének érzékenysége ... 89

4.5.1 A kapott eredmények az ECB monetáris politikája alapján képzett almintákon történő értelmezhetősége ... 89

4.5.2 Az eredmények érzékenysége az idősorok eltolására ... 102

4.5.3 A normál-extrém időszakok határának valószínűség-alapú kijelölésére 105

4.5.4 A normál-extrém időszakok határának eltolására 106

4.5.5 Szignifikancia teszt helyett regresszió alkalmazása 107

5 Összegzés, a hipotézisek elfogadása, elvetése 109

5.1 Záró gondolatok 110

6 Köszönetnyilvánítás 113

7 Irodalomjegyzék 114

8 Melléklet (1) – a tőkepiaci fertőzések tesztelése 123

9 Melléklet (2) – a számítások során alkalmazott program 127

10 Melléklet (3) – a vezető és a CEE piacok közötti hierarchia felbomlása az extrém-normál átlenülési pont kevésbé precíz meghatározásának hatására 162

11 Melléklet (4) – a kötvénypiaci korrelációk változása az ECB irányadó refinanszírozási rátájának függvényében 166

Ábrajegyzék

1. ábra: A piacok egymásra hatásának alapmodellje 11

2. ábra: Az egyes országokhoz köthető tőkepiacok közötti korreláció szétválaszthatósága rn/x segítségével, illetve a külkereskedelem kapcsolata 18

3. ábra: Tőkepiacok, mint autonóm cselekvők halmazai 22

4. ábra: Erős és gyenge kapcsolatok a hálózat cselekvői között 23

5. ábra: Átjárhatóság a tőkepiaci és a reálgazdaság hálózati között a tudástermelő, tudás hasznosító és neofordista régiókban 38

6. ábra: A mintában szereplő piacok között vizsgált kapcsolatok felépítése 45

7. ábra: Az extrém hozamok lehatárolásának három módszere 64

8. ábra: Egy piac normál és extrém eseményei által szétválasztott korrelációs párok szignifikáns eltérése alapján az adott piac besorolhatósága a „fertőzés", „divergencia" és „interdependencia" kategóriákba 68

9. ábra: A feltételes dinamikus korreláció (DCC) alakulása a 3 hónapos hozamok között 75

10. ábra: A feltételes dinamikus korreláció (DCC) alakulása a 10 éves hozamok között 76

11. ábra: A feltételes dinamikus korreláció (DCC) alakulása a részvénypiaci indexek között 77

12. ábra: A feltételes dinamikus korreláció (DCC) alakulása a devizapiacok között 77

13. ábra: Az extrém hozamok időbeli eloszlása a vizsgált piacok esetében 77

14. ábra: A GARCH és az AR-GARCH modellek hibatagjainak és négyzetes hibatagjainak autokorreláltsága (ACF) 32 késleltetés esetén 82

15. ábra: Fertőzések, divergenciák és interdependencia kimutathatósága a vizsgált piacok normál és extrém állapota esetén – az extrémitást csak a valószínűségi eloszlás pozitív tartományában értelmezve 82

16. ábra: Fertőzések, divergenciák és interdependencia kimutathatósága a vizsgált piacok normál és extrém állapota esetén – az extrémitást csak a valószínűségi eloszlás negatív tartományában értelmezve 87

17. ábra: A banki működés főbb változásai az elmúlt évtizedben 92

18. ábra: Az ECB irányadó kamatlábának változása 93

19. ábra: Fertőzések, divergenciák és interdependencia kimutathatósága a vizsgált piacok normál és extrém állapota esetén – az extrémitást csak a valószínűségi eloszlás pozitív tartományában értelmezve 99

20. ábra: Fertőzések, divergenciák és interdependencia kimutathatósága a vizsgált piacok normál és extrém állapota esetén – az extrémitást csak a valószínűségi eloszlás negatív tartományában értelmezve 100

21. ábra: A kötvénypiacok együttmozgásának szétválaszthatósága a vizsgált piac időbeli eltolása esetén 101

22. ábra: A részvény és devizapiacok együttmozgásának szétválaszthatósága a vizsgált piac időbeli eltolása esetén 102

23. ábra: Extrém elmozdulás kimutatásának lehetősége adott valószínűségi szintek, illetve az általam használt normál eloszlás alól történő kilógás alapján 105

24. ábra: Valószínűségi alapon kijelölt extrém elmozdulások mentén kimutatható interdependencia, divergencia és fertőzés 106

25. ábra: Fertőzés, divergencia és interdependencia kimutathatósága az extrém elmozdulások halmazának bővítése esetén (bal ábra: kibővített, jobb ábra: eredeti) 107

Táblázatok

1. táblázat: A racionális cselekvő-véletlen hálózat páros és a korlátozottan racionális cselekvő-skálafüggetlen hálózat páros összehasonlítása 39

2. táblázat: Az extrém események leírására általánosan használt és használható eloszlások illetve módszerek 63

3. táblázat: A vizsgált piacokon mért hozamok leíró statisztikái 73

4. táblázat: GARCH modellek illeszthetősége a vizsgált idősorokra 74

5. táblázat: A normál és extrém események jellemzői 80

6. táblázat: A normál és extrém események jellemzői 83

7. táblázat: Átlagos hozamok és devizapiaci ingadozások az „A”-val jelzett válság előtti és „B”-vel jelölt válság időszakában 97

8. táblázat: A piacok közötti korrelációk átrendeződése az „A”-val jelzett válság előtti és „B”-vel jelölt válság időszakában 98

9. táblázat: Részvénypiaci korrelációk és a DJI pozitív extrém és normál napjait tartalmazó dummy változó regressziójának R2 determinációs együtthatója 106

1 A kutatás problémájának definiálása, céljai, hipotézise

Napjainkban, amikor a tőkepiaci likviditás áramlásából fakadó sokkok kezelésének igénye már a bázeli bankszabályozásba is beépülni látszanak[1], kulcsfontosságú a piacok extrém ingadozása során tapasztalt piacközi kollektív viselkedés mintázatának vizsgálata. A piaci szereplők és monetáris politikai döntéshozók számára a kockázatkezelés során válaszolniuk kell tudni arra a kérdésre: **egy piac extrém ingadozása mennyiben társul más piacokéval?** Ennek vizsgálatához előbb igazolni kell a piacok hatékonyságának sérülését, illetve a piacok által létrehozott hálózaton beül a hierarchikus viszonyok meglétét. Amennyiben ugyanis a piacok közötti korreláció időbeli változása egy domináns piacon létrejövő sokk hatására következik be, a diverzifikáció – a **piaci alapú kockázatkezelés** egyik legfontosabb eszközeként– épp akkor vall csődöt, amikor a legnagyobb szükség lenne rá.

E **tanulmány célja** bemutatni, hogy **egy kelet-közép európai piacokból álló hálózat elemeit mennyiben képes fundamentális értékéhez képest eltéríteni – kollektív cselekvés folytán szignifikánsan eltérő mértékű együttmozgásra késztetni – a hálózat domináns szereplőjénél fellépő extrém ingadozás („válság”)**. Erre a feladatra egy **diagnosztikus modell** építése a célom, melynek első lépéseként elvetem a piacok hatékonyságának, véletlen bolyongásának elvét a piaci elmozdulások normál eloszlásának, autokorrelálatlanságának és homoszkedaszticitásának tesztelésén keresztül. Második lépésként a piaci elmozdulások különböző általános autoregresszív heteroszkedaszticitás (*Generalized Autoregression Heteroscedasticity – GARCH*) modellekből származtatott és Fischer-transzformált dinamikus feltételes korrelációit hasonlítom össze a vezető piac extrém és normál állapotában. Két fő csoportja létezik a pénzügyi idősorok elemzésének: míg az átlag-orientált modellek a valószínűségi eloszlás várható értékét és varianciáját vizsgálják, addig az **extrém érték modell**ek az eloszlás farkait (*fat tailness* vagy *heavy tailness*)[2], a maximális és minimális értékit vizsgálják – dolgozatomban ez utóbbiak **diagnosztikus elemzés**ére törekszek.

Munkám során az alábbi piacok 2002. január 1. és 2011. július 31. közé eső napi záró értékeinek differenciáltját használom fel[3], megvizsgálva azok normál illetve extrém időszakok során mutatott együttmozgását – annak fényében, hogy Farkas (2011b) szerint a visegrádi

[1] Bázel II kapcsán Homolya és Benedek (2007) kiemeli a piaci pozíciók értékváltozásának kockázatát, amit Ács (2011) kiegészít a rovid és hosszú távú likviditási mutatók várható bevezetésével a Bázel III esetében.

[2] Munkám során a „*fat tailness*” illetve „*heavy tailness*” fogalmakra a *vastagfarkúság* megnevezést alkalmazom Király et. al (2008), Feller (1978) nyomán.

[3] Az adatok forrása: Thomson-Reuters adatbázis, a hozzáférés biztosításáért a szerző külön köszönettel tartozik az Aranykor Nyugdíjpénztárnak – azon belül is Prof. Dr. Kovács Árpádnak és Kulyassa Krisztinának.

országok önálló gazdasági modellt alkotnak az Európai Unióban hagyományosan meglévő angolszász, északi, kontinentális és mediterrán mellett:

- részvénypiacok: Dow Jones Industrial (Amerikai Egyesült Államok, $r_e^{m_{V_1}}$), DAX (Németország, $r_e^{m_{V_2}}$), BUX (Magyarország, $r_e^{m_1}$), PX (Csehország, $r_e^{m_2}$), WIG-20 (Lengyelország, $r_e^{m_3}$)
- kötvénypiacok 3 hónapos (3M) és 10 éves (10Y) lejáratai az amerikai $r_{3M,10Y}^{m_{V_1}}$, eurozóna $r_{3M,10Y}^{m_{V_2}}$, magyar $r_{3M,10Y}^{m_1}$, cseh $r_{3M,10Y}^{m_2}$ és lengyel $r_{3M,10Y}^{m_3}$ piacokon
- valutapiacok: EUR/USD – $r_c^{m_V}$, HUF/USD – $r_c^{m_1}$, CZK/USD – $r_c^{m_2}$, PLN/USD – $r_c^{m_3}$ valutapárok

Munkám **közgazdaságtani relevanciá**ját az adja, hogy a hatékony piacok elméleti keretei nem alkalmasak sem az **extrém események**, sem a **kollektív cselekvések leírására**, így egy, a racionális cselekvőképen és a feltételezett tökéletes versenyen túlmutató **alternatív piacmodell** felépítését igényli a téma vizsgálata. Occam borotvájának logikája mentén ezért az extrém események és kollektív cselekvések egyes jellemzőinek tárgyalása során először mindig a hatékony piacok elméletének keretrendszeréből indulok ki, majd csak ezt követően egészítem azt ki további elemekkel – így felelve meg a Friedman (1953) által a közgazdaságtani modellezéssel szemben támasztott követelményeknek.

A **dolgozat újdonsága** abból származik, hogy **Kelet-közép Európában** egyfelől **nem vizsgálták** a kollektív cselekvések (**fertőzések, divergenciák, interdependenciák**) **létrejöttét** egyszerre **a deviza, kötvény és részvény piacon a hozamok extrémitása mentén**. Másfelől, mint később látható lesz, a fertőzés csupán egy félig definiált jelenség – a kiváltó okként hivatkozott sokk fogalma nem kellően tisztázott. A **piacok egymásra hatásának vizsgálata során az extrém események idősorból történő kiválasztásával kapcsolatban mutatok be egy eddig nem alkalmazott rendezőelvet**, másfelől a korreláció kiszámításához szükséges **GARCH modell** egyes változatainak alaposabb becslést biztosító szoftveres **paraméterezhetőség**ének módját is bemutatom.

Elméleti áttekintésem során először bemutatom a pénzügyi piacok napjainkban tapasztalható egyensúlytalanságait a tőkepiaci események extrémitása tükrében, az ebből eredeztetett változó intenzitású együttmozgások, mint kollektív viselkedések jelenségét, definiálva az együttmozgás speciális fajtáit: az interdependenciát, a fertőzést és a divergenciát. Bevezetésemet végezetül a hipotézisek megfogalmazásával zárom.

A **pénzügyi globalizáció** során a pénzügyi piacok teljessé válását Király és mtsai. (2008) szerint elméleti szempontból az biztosítja, hogy a termékek szintetikus előállításának lehetősége miatt sokkal kevesebb a lehetőség az árak önkényes alakítására, mint a közönséges termékek piacán, miközben a kockázatok egyértelműen beárazhatónak tűnnek. A valós piacokon azonban általában mégis megfigyelhetőek akár hosszú periódusokon keresztül is a klasszikus pénzügytan szabályai mentén nem értelmezhető arbitrázsjövedelmek, és ezzel párhuzamosan irracionális eszközárbuborékok (Fischer–Chenard 1997, Tadesse 2002). Az elméleti eszköztár korlátai mellett a kétezres évektől már a kereskedelmi mérlegek hiányán keresztüli finanszírozás korábbi irányok megfordulásán keresztül létrejövő **globális egyensúlytalanságok** (*global imbalances*) a létező gazdaság fenntarthatóságát ássák alá. Azzal, hogy a fejlett országok fogyasztási többletét kezdték a feltörekvő országok finanszírozni, a fogyasztásnövekedés Egyesült Államokban mind inkább gyorsult, míg más világgazdasági térségekben (a délkelet-ázsiai régióban, Kínában, Indiában és az olajexportőr gazdaságokban) a magas megtakarítási ráta miatt a folyó fizetési mérleg többletet eredményezett.

Munkámban a piacok egymásra hatásának elemzése során, az egyik piacon fellelhető eszközállomány másik piacon fellelhető eszközállományra történő konverziójával járó problémákat értem a likviditás vándorlása alatt. Miután a likviditás Ács (2011) alapján az adott eszköz készpénzre válthatóságát jelenti – megkülönböztetve a **piaci, finanszírozási, monetáris likviditás**t. A piaci likviditás a nagy volumenű tranzakciók minimális ártorzulás melletti végrehajthatóságát jelenti, amit a feszesség (vételi-eladási árfolyamok különbözősége – bid-ask spread), mélység (az árváltozás eléréséhez szükséges tranzakció méret) és rugalmasság (sokkokat követően az új egyensúlyi ár elérésének ideje) segítségével jellemezhetünk. A finanszírozási likviditás az adott vagyontárgy pénzügyi piacokról való finanszírozási lehetőségét, készpénzben realizálhatóságát jelenti. A monetáris likviditást a monetáris aggregátumokon keresztül értelmezhetjük.

Miután a későbbiek során gyakran hivatkozom a piacok nem egyensúlyi állapotához köthető jellegzetességekre, kiindulópontként szükségesnek érzem a pénzügyi stabilitás definiálásával kezdeni. Az ECB (2011) és a Magyar Nemzeti Bank[4] definíciója alapján „*a **pénzügyi stabilitás** olyan állapot, amelyben a pénzügyi rendszer, azaz a kulcsfontosságú pénzügyi piacok és a pénzügyi intézményrendszer ellenálló a gazdasági sokkokkal szemben és képes*

[4] http://www.mnb.hu/Penzugyi_stabilitas/a-penzgyi-stabilitas

zökkenőmentesen ellátni alapvető funkcióit: a pénzügyi források közvetítését, a kockázatok kezelését és a fizetési forgalom lebonyolítását".

E stabilitás átmeneti zavarai mögött egyaránt meghúzódhatnak a globális egyensúlytalanságok okozta feszültségek, a likviditás vándorlásának egyenetlenségei – munkám során mindezt az extrém események statisztikai és dinamikus tulajdonságain keresztül vizsgálom[5]. A több tőkepiacot is érintő hirtelen ugrások e módon visszavezethetővé válnak a rendszerelméleti háttérre.

Ennek érdekében a következő két definitív alfejezetben az extrém események általános definíciójának kimondását, és a tőkepiacon fellépő extrém hozamok definíciójának ebből történő levezetését követően (megtartva az általános definíció statisztikai és dinamikus tulajdonságait) definiálom a tőkepiaci sokkot. Ezáltal lehetőségem nyílik arra, hogy az extrém események tőkepiaci értelmezése mentén definiáljam a kollektív viselkedések három nevezetes formáját, azok mentén megfogalmazzam munkám három hipotézisét.

1.1 Extrém események

Definíció: *Az **extrém esemény**eket Jentsch és mtsai. (2006) alapján érdemes tagonként definiálni: egy W sztochasztikus változó esetében egy $w \in W$ „esemény" egy időben és térben korlátozottan, valamilyen p(w) valószínűséggel bekövetkező jelenség, addig az „extrém" az $p(w)_n$-nel jelzett alapállapotúhoz képest határozottan[6] alacsonyabb valószínűséget ($p(w)_x << p(w)_n$), továbbá az egyediséget, a váratlanságot és a megszokotthoz képest sokkal komolyabb hatást ($w_x >> w_n$ illetve $w_x << w_n$) fejezi ki.*

Az extrém események legfontosabb jellemzői: statisztikai és dinamikus tulajdonságaik.

- **Statisztikai tulajdonságaik** szempontjából a valószínűségi eloszlás farkain (*tails*) helyezkednek el – így az extrém események tárgyalása során szükséges a valószínűségi eloszlások témakörének bemutatása. E tulajdonság folyományaképpen különböztetünk meg a valószínűségi eloszlás negatív és pozitív oldalán elhelyezkedő extrém eseményeket. Az extrém események definíciójában megfogalmazottakat tehát az alábbi módon kell kiegészítenünk (1):

$$w_x^+ \gg w_n \gg w_x^-, miközben\ p(w)_{x^-} \ll p(w)_n, illetve\ p(w)_{x^+} \gg p(w)_n\ . \qquad (1)$$

[5] Azaz nem térek ki létrejöttük makrogazdasági, poltikai és egyéb okainak vizsgálatára.
[6] A (7). képletben ez a rendkívüli mértékű különbség indokolja a „>>" és „<<" relációk alkalmazását.

Az extrém események a gyors lecsengésű exponenciális farkú Gausszos eloszlásoknál hosszabb farkú (*fat tailness* vagy *heavy tailness*) eloszlással jellemezhető idősorokon léteznek, tehát miközben az előbbiek a kis valószínűségű véletlen események jellemző eloszlásai, addig a vastag farkú eloszlások kis valószínűségű és extrém események hordozói. Az eloszlás lassabb lecsengése hatványeloszlással[7] (*power-law distribution*) (2) írható le:

$$p_\alpha(x) = x^{-\alpha},\ \alpha > 0\ (farokkitevő - tail\ exponent). \qquad (2)$$

- A hatványeloszlás léte már átvezet az extrém események **dinamikus tulajdonságai**hoz is, miután ez esetben gyakran valamilyen skálafüggetlen hálózat[8] állhat a háttérben, miután Barabási-Albert (1999) illetve Benedek és mtsai. (2007) szerint a hálózat struktúrája egyben meghatározza annak szerkezeti stabilitását, dinamikus viselkedését, illetve sérülékenységét. Kantz el al. (2006) szerint dinamikai szempontból az extrém események az egyensúlyi állapottól messze álló, komplex rendszerek velejárói, ahol a változatosság (és nem az átlagosság) és a kollektív (azaz nem individuális) döntések a meghatározóak.

Definíció: ***Komplex rendszer*** *alatt egy olyan, potenciálisan egyszerű mozgatórugókkal leírható rendszert érthetünk, amelynek kimenetei erősen szabálytalanok és nehezen megjósolhatóak (Kantz és mtsai. 2006, 71. oldal)*[9].

Az extrém események vizsgálata során két fő problémával szembesülünk: egyfelől egy tipikus sztochasztikus folyamat esetében meglehetősen kis számban fordulnak elő, miközben időben csoportosulnak – mindez a mögöttes rendszer strukturális (fázis) átalakulásához köthető (Albeverio-Piterbarg 2006).

---

[7] A hatványeloszlás mélyebb bemutatására a 2.3.3. fejezetben történik meg.

[8] Skálafüggetlen hálózat: olyan hálózat, melynek aszimmetrikus felépítése időben és térben stabil, nem hat rá a rendszer méretétől változása. (Jentsch 2006)
Innen a „skálafüggetlen“ elnevezés is – a kapcsolatok eloszlása nem függ sem az időtől, sem a hálózat méretétől (Wang – Chen 2003). Meg kell jegyezni azonban, hogy a skálafüggetlen hálózatok a komplex rendszerek egyik speciális változatainak tekinthetőek.

[9] Egy komplex rendszer az alábbi tulajdonságokkal rendelkezik:
(1) az új jelenségek endogének (a piac felépítéséből következnek), ami a rendszerszinten egyes állapotát egyedivé, történetileg meghatározottá, és esetleg visszafordíthatatlanná teszi;
(2) a legszélesebb értelemben vett módon jellemezhetőek nem lineáris és gyakoriságfüggő folyamatokkal. Ennek nyomán az ok-okozati kapcsolatok mind erejüket, mind irányukat tekintve szétágazóak lehetnek. Félreérthetetlen determinisztikus oksági kapcsolatok megállapítása ezért nem lehetséges;
(3) nem rendelkezik rögzített határokkal, mivel az újonnan létrejövő jelenségek endogén módon megváltoztatják az exogén hatások rendszerre gyakorolt befolyását;
(4) olyan cselekvők alkotják, amelyek működését a rendszer mellett a saját autonóm kognitív motivációk is meghatározzák. Ez azt jelenti, hogy a rendszerben lezajló események nem teljes mértékben a környezet függvényei, történhetnek "véletlenek";
(5) hierarchikusan rendezettek. Ez a rendszer elemei és újonnan megjelenő tulajdonságok között kölcsönös oksági kapcsolatokat feltételez (Herrmann-Pillath 2000, 4. oldal).

Belátható, hogy az extrém események vizsgálatához szükség van a rendszerelméleti háttér tisztázására is, miután Sornette (2006) szerint az extrémitás ténye épp a mögöttes rendszer állapotából fakad.

Skálafüggetlen, komplex hálózatokkal foglalkozó munkákban (lásd például Barabási – Albert 1999, Clauset és mtsai. 2009) egyfelől kimondják a hálózat elemei (*nodes*), esetünkben cselekvői (*actors*) által létrehozott hálózat fokszámeloszlásának (*degree distribution*) hatványeloszlását, miközben a tőkepiaci hozamok hatványeloszlása szintén kimondásra kerül (lásd például Gabaix és mtsai. 2003, Bródy 2009). A hatványeloszlás e kétféle felbukkanását a skálafüggetlen hálózat szinkronizálódásra való hajlama, illetve célzott támadásokkal szembeni sérülékenysége (*attack vulnerability*) adja (Grubesic és mtsai. 2008) – a rendszer sajátos felépítése folytán tehát nem az egyensúlyi állapot elérése irányába mozog, és ez okoz vastagfarkú – ideális esetben hatványeloszlást felvevő – hozamokat.

A tőkepiaci sokkok kimondhatóságához az extrém események általános definícióját le kell szűkíteni. Ezért először definiálom az extrém, illetve a „normális" hozamot, majd kimondom, hogy a két halmaz közötti átmenet lehetőségét értem tőkepiaci sokk alatt.

Definíció: ***Extrém hozam*** *(3) alatt az m_j-vel jelölt j-edik piac extrém mértékű elmozdulását értem, ami az alap idősor logaritmikus differenciálásából számított, r^{m_j}-vel jelölt hozamainak vastagfarkú valószínűségi eloszlásából fakad. Az r_x-el jelölt extrém hozamok a valószínűségi eloszlás aszimmetriájának (skewness) függvényében eltérő mértékben jelennek meg a valószínűségi eloszlás mindkét oldalán, mértékük és valószínűségük pedig nagyban eltér az E(r) várható értéktől.*

$$r_x \gg E(r),\ vagy\ E(r) \gg r_x, ahol\ p_{r_x} \ll p_{E(r)} \qquad (3)$$

Definíció: *A normál eloszlásra még jól illeszkedő elmozdulásokat a piac normál állapotának nevezem és a* **hozamok** *eme, várható érték körül csoportosuló* ***„normális" halmaz****át r_n-nel jelölöm.*

Definíció: *A* ***tőkepiacon fellépő sokk*** *alatt a piaci hozam normális halmazból extrém halmazba történő elmozdulását értem és $r_{n/x}$-el jelölöm. A két állapotot az úgynevezett „átlendülési pont" határolja el. E megoldás logikájából fakad, hogy $r_{n/x}=0$ az sokk és extrém hozamok halmazának hiányát (4), míg $r_{n/x}\neq 0$ az átlendülés, és így a két halmaz létezését (5) jelöli:*

$$r_{n/x}^{m_i} \neq 0 \rightarrow r^{m_i} = \begin{cases} r_n^{m_i} \\ r_x^{m_i} \end{cases}, \tag{4}$$

$$r_{n/x}^{m_i} = 0 \rightarrow r^{m_i} = r_n^{m_i}, \tag{5}$$

tehát az m_i tőkepiac r^{m_i} hozamait szétválaszthatjuk egy rá vetített normál eloszlás mentén a tapasztalati eloszlás $r_{n/x}^{m_i} \neq 0$-val jelölt vastagfarkúsága esetén egy normál $r_n^{m_i}$ és egy $r_x^{m_i}$ extrém halmazra.

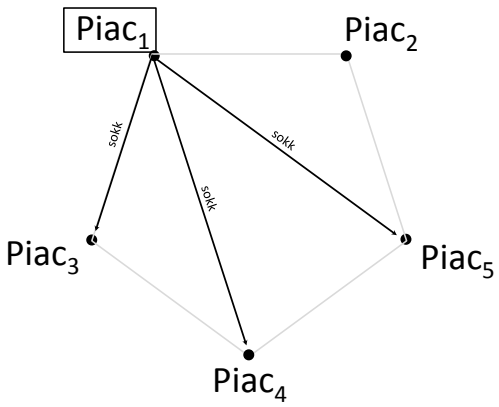
Statisztikai szempontból a tőkepiacokon az $r_{n/x}^{m_i} \neq 0$ esetben az r^{m_j} negyedik momentuma, azaz csúcsossága magasabb, mint a normál-eloszlás esetében elvárható 3, ellenben az $r_n^{m_i}$-nel jelölt „normális" halmaz csúcsossága 3-hoz közelít[10].

1.2 A kollektív viselkedés formái a komplex tőkepiacon

Az extrém események illetve hozamok mögöttes rendszerbe ágyazottságának kimondását követően munkám során két, a tőkepiacok leírására alkalmas modellt állítok szembe. A hatékony piacok esetében a piaci szereplők közgazdasági értelemben vett racionalitásából és az általuk alkotott piaci hálózat random jellegéből indulok ki. Az alternatív modell a tőkepiacok komplex jellegére épül, a cselekvők korlátozottan racionálisak, a piaci hálózat pedig skálafüggetlen formát ölt.

Bonanno és mtsai. (2001) fogalmazták meg a **piacok komplexitásának három** fő **következményét**: idősorok szintjén elmondható, hogy a piaci hozamok és szórások csak **megközelítőleg stacionerek**, miközben a hozamok **autokorreláció**ja legalább húsz kereskedési napig elnyújtott monoton csökkenést mutat. Másfelől létezik **iparágakon és idősoron belüli keresztkorreláció**, lehetőséget nyújtva az esemény-alapú kereskedésre a létrejövő szinkron-hatások miatt. Mindebből fakad a harmadik szabály, amely kimondja az **extrém események idején megfigyelhető kollektív viselkedés** jelenségét (1. ábra).

[10] Ez a megközelítés uniform eloszlás esetén félrevezető lenne, azonban a tőkepiaci hozamok esetében eltekinthetünk ilyen eloszlás felbukkanásától.



1. ábra: A piacok egymásra hatásának alapmodellje

Forrás: saját szerkesztés

A következő bekezdésekben a kollektív viselkedés **három nevezetes esetét** definiálom: az interdependenciát, a fertőzést és a divergenciát.

Rendszerszinten Forbes és Rigobon (2002) szerint egyfelől létezik pénzügyi interdependencia a reálgazdaság hálózatában egymáshoz közel álló országok között, míg fertőzés esetén a piacok közötti együttmozgás szignifikánsan emelkedik zuhanó trend esetén (Campbell és mtsai. 2002, Bekaert és mtsai. 2005). E megközelítések arra a feltételezésre épülnek, hogy a piaci szereplők **homogén**nek tekintik a hasonló karakterisztikákkal (földrajzi elhelyezkedés, szektor, minősítők által adott besorolás stb.) leírható egyes **eszközök**et és **országok**at, így probléma esetén a teljes homogén kategória felszámolására törekednek. Ezzel ellentétes a **heterogenizálás** esete, amikor a piaci szereplők egy korábban homogénnek tekintett csoporton belül elkezdenek jobban odafigyelni az **egyedi sajátosságok**ra és ezt be is építik a kockázatok árazásába – a korábban homogénnek tekintett, tehát konvergáló csoport felbomlása az együttmozgás csökkenésével jár, így erre a jelenségre Bearce (2002) nyomán divergenciaként hivatkozok a továbbiakban.

Szükséges tehát e hármas fogalomkör mélyebb definiálása. A **fertőzés**ek (**contagion**) esetében a Világbank[11] három szintet különböztet meg; az általános definíció szerint az országok közötti sokkok, vagy bármilyen más hatás terjedését érthetjük ide, nem téve különbséget a válságok és felívelő periódusok között. A korlátozott definíció értelmében a fertőzés nyomán létrejövő, szokásosnál magasabb korreláció mögött az országok között

[11] Ez a definíció a Világbank fertőzés-definíciói közül a legszűkebb, lásd: http://go.worldbank.org/JIBDRK3YC0

fennálló fundamentális (pénzügyi vagy finanszírozási, a termelési értéklánc határon átnyúlásából fakadó, illetve politikai) kapcsolatok húzódnak meg. A legszűkebb definíció szerint fertőzésről beszélhetünk abban az esetben, ha a nyugodt időszakhoz képest a válságos periódusban a korreláció szignifikáns növekedését tapasztaljuk.

Definíció: ***Tőkepiaci fertőzés*** *(6) alatt a m_k , m_j piacok közötti $\rho^{m_k m_j}$ korreláció $r_{n/x}$ sokk hatására bekövetkező szignifikáns növekedését értem (Forbes-Rigobon 2002, Campbell és mtsai. 2002, Bekaert és mtsai. 2005):*

$$r_{n/x}^{m_i} \neq 0 \rightarrow \rho_n^{m_k m_j} < \rho_x^{m_k m_j}, \qquad (6)$$

tehát amennyiben az m_i piacon a kereskedési napok elkülöníthetővé válnak normális és extrém hozamok halmazai mentén definiált $r_{n/x}$ sokk alapján, akkor az m_k , m_j piacok közötti $\rho^{m_k m_j}$ korrelációt kettébontjuk úgy, hogy az extrém napokon szignifikánsan magasabb korrelációt tapasztalunk.

A keresleti és kínálati oldal között fennálló egyensúly megbomlásával Wong és mtsai (2010) szerint fertőzés esetén az azonos irányú tőkemozgások nemzetközi mértéket öltenek, ami a megemelkedő korrelációval karöltve keresztülhúz minden nemű védekező diverzifikációs törekvést (Campbell és mtsai 2002). Király és mtsai. (2008) szerint azonban a globális pénzpiaci csatornákon terjedő **fertőzés erejéről, kiváltó okáról és pontos hatásáról azonban még ma sincs széles körű egyetértés**. Egyes vélemények szerint a fejlődő országokra kényszerített gyors tőkepiaci liberalizáció váltotta ki a válságokat, és okozta gyors tovaterjedésüket, mások szerint éppen a liberalizált piacok voltak azok, ahol a válságok kevésbé voltak pusztító erejűek, és a helyreállás is gyorsabban zajlott. Van Royen (2002) illetve Markwat és mtsai. (2009) még ennél is tovább mennek: az 1997-es távol-keleti, 1998-as orosz valamint a 2001-es dot-com válság kapcsán megállapítják, hogy egy fertőzés terjedése nem függ az adott ország makrogazdasági fundamentumaitól, így a hirtelen sokkokkal szemben még a földrajzi alapú diverzifikáció is tehetetlen. Az orosz válság minden esetre felhívta a figyelmet **a magas tőkeáttételű finanszírozás**ra, mint a fertőzés egy lehetséges okára, hiszen a piaci likviditás hiánya ekkor is finanszírozási problémákat okozott, és a magas tőkeáttételű alapok egyszerre vonultak ki látszólag semmilyen kapcsolatban nem álló földrajzi régiókból. A 2007-ben induló válság során fejlett pénzügyi piacok fertőződésében a strukturált termékek piaca, a bankközi piac és a tőkeáttétel leépítésén keresztül a likviditási csatorna volt a döntő.

Az eddig leírtak tükrében látható, hogy a fertőzés-irodalom még elég kiforratlan, ráadásul az általam is alkalmazott legszűkebb definíció teljesülésével kapcsolatban sem egyöntetűek a vélemények. Forbes és Rigobon (2002) még alapvetően módszertani okból támadta a korreláció, mint a fertőzések fokmérőjének alkalmazását, rámutatva a heteroszkedaszticitás problémájára. Ennek kapcsán definiálta a szignifikánsan nem növekvő, bár alapvetően magas korreláció mentén az interdependenciát.

Definíció: ***Tőkepiaci interdependenciáról*** *(7) beszélünk abban az esetben, ha a $m_k m_j$ piacok közötti $\rho^{m_k m_j}$ korreláció $r_{n/x}$ külső vagy belső sokk hatására nem változik szignifikáns mértékben (Forbes-Rigobon 2002):*

$$r_{n/x}^{m_i} \neq 0 \rightarrow \rho_n^{m_k m_j} \approx \rho_x^{m_k m_j}, \qquad (7)$$

tehát amennyiben az m_i piacon a kereskedési napok elkülöníthetővé válnak normális és extrém hozamok halmazai mentén definiált $r_{n/x}$ sokk alapján, akkor az m_k , m_j piacok közötti $\rho^{m_k m_j}$ korrelációt kettébontjuk úgy, hogy az extrém napokon nem tapasztalunk szignifikánsan eltérő korrelációt.

A 2007-től jelentkező subprime-válság kapcsán vált megfigyelhetővé a divergencia jelensége – különösképpen a kelet-közép európai devizák esetében volt szembetűnő, hogy az évtized első felében létrejövő konvergencia (Stávárek 2009) hogyan bomlott fel a válság hatására. A már említett divergencia jelenségét így szükségesnek tartom definiálni az alábbi módon. Bearce (2002) a jelenség monetáris politikai hátterét egyenesen a Bretton Woods-i rendszer 1973-as bukásától vezeti le könyvében, kiindulópontként hivatkozva a Mundell-Fleming-féle monetáris trilemmára – monetáris politikai autonómia, szabad tőkeáramlás és lebegő árfolyamok mellett a kamatlábak legfeljebb évtizednél rövidebb perióduson képesek konvergálni.

Definíció: ***Tőkepiaci divergencia*** *(8) alatt a $m_k m_j$ piacok közötti $\rho^{m_k m_j}$ korreláció $r_{n/x}$ külső vagy belső sokk hatására bekövetkező szignifikáns csökkenését értem:*

$$r_{n/x}^{m_i} \neq 0 \rightarrow \rho_n^{m_k m_j} > \rho_x^{m_k m_j}, \qquad (8)$$

tehát amennyiben az m_i piacon a kereskedési napok elkülöníthetővé válnak normális és extrém hozamok halmazai mentén definiált $r_{n/x}$ sokk alapján, akkor az m_k , m_j piacok közötti

$\rho^{m_k m_j}$ korrelációt kettébontjuk úgy, hogy az extrém napokon szignifikánsan alacsonyabb korrelációt tapasztalunk.

A **korreláció változásának szétválogatás**ához azonban szükség van egy **rendezőelv**re, azaz a sokkok definiálására. A fenti definíciók széleskörűségéből kifolyólag Lublóy (2005) a fertőzéssel foglalkozó empirikus modellek két csoportját különbözteti meg. Az első csoportba a különféle makroökonómiai sokkok egész skáláját figyelembe vevő modellek tartoznak: a kamatláb-, valutaárfolyam- és az értékpapírpiac oldaláról eredő sokkok, illetve üzleti ciklusok hatását vizsgálják a piaci és hitelkockázaton keresztül a bankok fizetőképességére vonatkoztatva. A második csoportba tartozó modellek kizárólag a fertőzés hatását vizsgálják, és eltekintenek a különféle makroökonómiai sokkoktól, többségük egyfajta stressz tesztnek tekinthető, és kizárólag a közvetlen hitelezésre koncentrálnak. Munkám során a keresett rendezőelv definiálása során abból indulok ki, hogy egy **válság**ot felbonthatunk **endogén** (a piac felépítéséből) és **exogén** (külső hatások befolyásából fakadó) tényezőkre (Sornette 2006). A továbbiakban a „**válság**" (avagy sokk) állapotára csupán, mint **extrém** mértékű piaci változások **sokaság**ára tekintek, tehát csak az endogén vetületet vizsgálom. Az események extrémitását Jentsch és mtsai. (2006) definíciója alapján azok alacsony valószínűsége és nagy hatása alapján definiálom. Az extrémitás endogén megközelítése pedig adott piacon adott időpontban lezajló extrém esemény más piacokra gyakorolt befolyásának vizsgálatát takarja – így a modellalkotás során nem foglalkozunk exogén tényezőkkel (például politikai és intézményi változásokkal). A piacok komplexitásának feltételezése szükséges ahhoz, hogy a vastagfarkúság (*heavy tailness*) jelenségét (Alderson 2008, Albeverio – Piterbag 2006) endogén, piacok kölcsönhatásából fakadó folyamatként vizsgáljam. Vastagfarkúság esetén, a piacon mérhető napi árfolyam változások esetében egy tetszőlegesen nagy és az azt egy nagyságrenddel meghaladó elmozdulások valószínűsége között sokkal kisebbek a különbségek, mint az a normál eloszlás esetében elvárható lenne.

A korreláció szétválasztását a mintámban fellelhető extrém események mentén hajtom végre, e rendezőelv mélyebb ismertetése előtt azonban ismertetnem kell disszertációm hipotéziseit. Ezt követően már célirányosan be tudom vezetni az extrém események statisztikai és dinamikus tulajdonságain keresztül a hatékony piacok helyett alkalmazásra kerülő alternatív piacmodellt is, amelynek keretein belül értelmezhetővé válik az a statisztikai eszköztár, amellyel már mód nyílik a hipotézisek igazolására, vagy elvetésére.

1.3 Hipotézisek

Dolgozatom három hipotézisében tárom fel a Bonanno és mtsai. (2001) által leírt kollektív viselkedés főbb változatait. Míg az első hipotézisemben csupán a fertőzések létezését akarom igazolni, addig a másodikban a piacok közötti esetleges hierarchia természetére következtetek a fertőzések és divergenciák kimutathatóságán keresztül, addig a harmadikban a piactípusok közötti eltérésekkel kapcsolatban fogalmazok meg feltevéseket.

Hipotézis 1.: *Létezik olyan m_V tőkepiac, amely alkalmas a kelet-közép európai (CEE) tőkepiacokon létrejövő fertőzések (9) megragadására:*

$$r_{n/x}^{m_V} \neq 0 \rightarrow \rho_n^{m_k m_j} < \rho_x^{m_k m_j}. \qquad (9)$$

tehát amennyiben az m_V vezető piac kereskedési napjait különítjük el normális és extrém hozamok halmazaira az $r_{n/x}$ sokk alapján, akkor a mintában szereplő m_k , m_j piacok közötti $\rho^{m_k m_j}$ korrelációt kettébonthatjuk úgy, hogy az extrém napokon szignifikánsan magasabb korrelációt tapasztalunk.

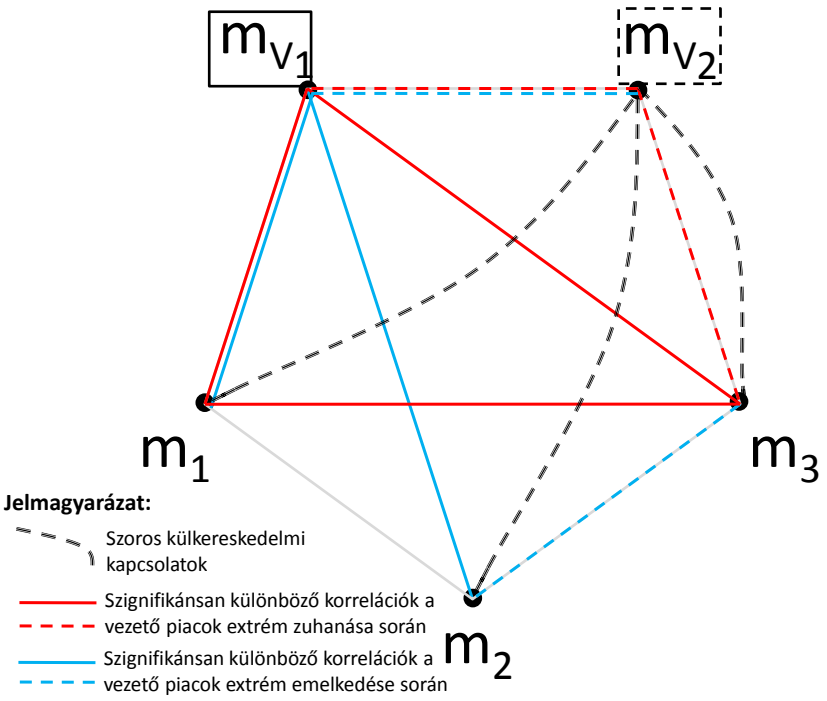
Kifejtve: a piacok közötti korreláció szignifikáns növekedését tapasztalhatjuk, a korrelációk sokk által befolyásolt ($\rho_x^{m_i m_1} \dots \rho_x^{m_k m_j}$) és nem érintett ($\rho_n^{m_i m_1} \dots \rho_n^{m_k m_j}$) csoportba sorolásával. A probléma megválaszolásához először azonosítani kell azt a piacot, amelynek normál és extrém állapota leginkább alkalmas a fellelhető korrelációk szignifikánsan különböző csoportokra bontására, majd ezen belül meg kell határozni az extrém esetben szignifikánsan nagyobb korrelációk arányát. Azt a piacot, amely a legmagasabb arányban képes a mintában szereplő piacok közötti korrelációk fertőzés-definíció szerinti szétválasztására, a továbbiakban az m_V „vezető piac" elnevezéssel illetem. A fenti eljáráshoz azonban szükség van a sokk jelenségének ($r_{n/x}^{m_v}$) definiálására kell (extrém hozamok elkülönítésének módszere). A tőkepiacok hierarchikus kapcsolatának – „vezető piac", mint a sokk feltételezett forrása és egyéb, „követő piacok" (Kanna és Köhler-Geib (2009) eljárásához hasonlóan), heterogenitásának feltételezése egy hierarchikus piacmodell definiálását is feltételezi – a feltételezett aszimmetria megragadására a hatékony piacok elmélete nem alkalmas.

Hipotézis 2.: *Egy egyesült államokbeli (m_{V_1}) és egy német/eurozóna (m_{V_2}) vezető piac feltételezése esetén* ***nem*** *a* ($\frac{X_{CEE}^{V_1}}{X_{CEE}} < \frac{X_{CEE}^{V_2}}{X_{CEE}}, \frac{IM_{CEE}^{V_1}}{IM_{CEE}} < \frac{IM_{CEE}^{V_2}}{IM_{CEE}}$) *külkereskedelmi kapcsolatokon*

keresztül a kelet-közép európai reálgazdaságokba erősebben integrálódott ország/monetáris unió tőkepiaca lesz alkalmas a fertőzések (10) detektálására:

$$r_{n/x}^{m_{V1}} \neq 0 \rightarrow \rho_n^{m_k m_j} < \rho_x^{m_k m_j}, miközben\ r_{n/x}^{m_{V2}} \neq 0 \rightarrow \rho_n^{m_k m_j} \approx \rho_x^{m_k m_j}. \qquad (10)$$

tehát amennyiben az m_{V1} amerikai vezető piac kereskedési napjait különítjük el normális és extrém hozamok halmazaira az $r_{n/x}$ sokk alapján, akkor a mintában szereplő m_k , m_j piacok közötti $\rho^{m_k m_j}$ korrelációt kettébonthatjuk úgy, hogy az extrém napokon szignifikánsan magasabb korrelációt tapasztalunk. Mindezt nem tapasztaljuk az m_{V2} német illetve euró-zónabeli vezető piac esetében, ami ellentmond a külkereskedelmi kapcsolatok szorosabb voltával.



2. ábra: Az egyes országokhoz köthető tőkepiacok közötti korreláció szétválaszthatósága $r_{n/x}$ segítségével, illetve a külkereskedelem kapcsolata

Forrás: saját szerkesztés

Kifejtve: a reálgazdaságok integrációjára és a tőkepiacok fokozottabb együttmozgására Chen – Zhang (1997) illetve Goezman és mtsai. (2005) elemzése is felhívja a figyelmet. Előbbi a távol-keleti piacok példáján kiemeli Japán vezető szerepét a térség külkereskedelmi és tőkeáramlási viszonyainak szempontjából. A második hipotézis megválaszolásához szükség van a vezető piac, mint a sokk forrásának meghatározására. Amennyiben az országok közötti

gazdasági kapcsolatokat a fizetési mérleg szempontjából[12] közelítjük meg, a pénzügyi mérlegben elhelyezkedő, számunkra fontos hitel illetve portfoliótőke áramlásokat kézenfekvőnek tűnne párhuzamba állítani az áruk és szolgáltatások áramlásának irányával a fenti Japán példához hasonlóan (2. ábra). Az európai – azon belül is a német és kelet-közép európai – tőkepiacok ilyen jellegű önállóságát azonban elvetem.

Hipotézis 3.: *A monetáris politikai autonómia nyomán a kötvénypiacok divergenciáját (11) fogjuk tapasztalni:* $r_{n/x}^{m_i} \neq 0 \rightarrow \rho_n^{m_k m_j} > \rho_x^{m_k m_j}$. (11)

tehát amennyiben az m_i *kötvénypiac kereskedési napjait különítjük el normális és extrém hozamok halmazaira az* $r_{n/x}$ *sokk alapján, akkor a mintában szereplő* m_k *,* m_j *piacok közötti* $\rho^{m_k m_j}$ *korrelációt kettébonthatjuk úgy, hogy az extrém napokon szignifikánsan alacsonyabb korrelációt tapasztalunk.*

Kifejtve: amennyiben egy ország engedélyezi a tőke szabad áramlását és a valutája szabadon lebeg (mely feltételeknek az összes, mintában szereplő ország illetve monetáris unió megfelel), a monetáris politika autonómiáját fogjuk tapasztalni. Bár a kelet-közép európai országok monetáris politikájának célfüggvénye nagyrészt követi az Európai Központi Bankét, az országok eltérő fundamentális jellemzői eltérőek, ami eltérő kockázati felárakat eredményez. Ilyen fundamentális eltéréseket figyelhetünk meg például a különböző inflációs pályák (azon belül is a Balassa-Samuelson hatás, lásd García-Solanes és mtsai. (2007) és Darvas-Szapáry (2008) munkáját), az államadósság szintjei esetében, ami végül testet ölt az államcsőd kockázat (*credit default swap – CDS*) árazásában, illetve a tíz éves hozamok különbségeiben. Extrém időszakok esetében tehát az egyes tőkepiacok közötti különbségek meg fognak nőni, így az általánosságban tapasztalható bizonyos szintű konvergencia helyett a hozamok divergenciáját fogjuk tapasztalni.

E három hipotézis megválaszolásához tehát az **alábbi fogalmak gyakorlati kiszámításának, illetve igazolásának módját kell meghatároznom** munkám következő részében a már bemutatott definíciók alapján: **extrém esemény**, **szignifikánsan különböző** (nagyobb vagy alacsonyabb) **korreláció és vezető piac**. A következő fejezetben részletes bemutatásra kerülnek az extrém események hálózatba ágyazottságának következményeként létrejövő dinamikus tulajdonságai. Ehhez először bemutatom az hatékony piacok modelljét (racionális

[12] 2009-ben Németország volt Csehország, Lengyelország és Magyarország legfőbb kereskedelmi partnere 25-30 százalékos súllyal az export (X_{CEE}) és import (IM_{CEE}) tekintetében, míg az Egyesült Államok szerepe marginális volt (MFB Periszkóp, 2011. november).

piaci szereplők, random hálózatok és piaci hozamok normál eloszlása), majd ezeket hasonlítom össze az extrém események leírására – azok dinamikus tulajdonságainál fogva alkalmasabb eszköztárral (korlátozottan racionális cselekvők, skálafüggetlen hálózatok, vastag farkú eloszlások) rendelkező – komplex piacok modelljével. A munkám során alkalmazott módszertan felépítése során először a piaci hatékonyságot vizsgálom, majd a korreláció kiszámításának módját mutatom be, amit a tőkepiaci sokkok definíciója mentén az extrém és normális hozamok halmazainak létrehozásra alkalmas megoldások bemutatása követ, végül a kollektív viselkedés egyes formáinak kimutathatóságával zárul ez a fejezet. Munkám utolsó két fejezetét az eredmények ismertetése és a hipotézisek értékelését tartalmazó összegzés jelenti.

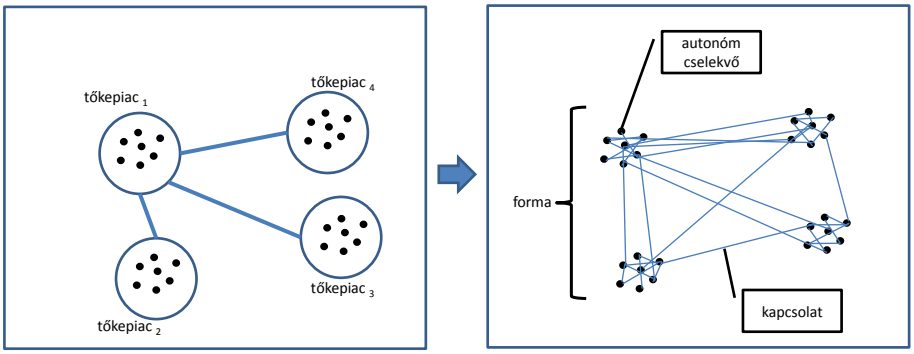
2 Az extrém események dinamikus tulajdonságai – hálózati piacmodell

Az extrém események létrejötte a mögöttes hálózat játékszabályaiból ered, így csak azok ismeretében definiálhatóak – Jentsch és mtsai. (2006) szerint ezt értjük dinamikus tulajdonságok alatt. Benedek és mtsai. (2007) ugyancsak megerősítik: a tőkepiacok esetében a partnerkockázat megugrásával társuló dominóhatás egyaránt függ a kezdeti sokk nagyságától és a hálózat topológiájától. Szükség van tehát egy olyan alternatív modellre, amelynek keretei között értelmezhetőek a tőkepiacok extrém elmozdulásai, és a kollektív cselekvés fertőzésekben, illetve divergenciákban megnyilvánuló tökéletlenségei. A tőkepiaci fertőzések előfordulásának igazolása egy heterogén és hierarchikus, elvetése homogén és mellérendelt viszonyokat feltételez a vizsgált tőkepiacok között.

A poszt Bretton Woods-i pénzügyi rendszerben a **tőkepiaci szereplők**nek és az általuk létrehozott **pénzügyi innovációk**nak alapvető szerepe lett a **kockázatkezelés**ben, sőt a bankszektor által végzett **lejárati transzformáció** eredményes végrehajtásában is (Marsili-Raffaelli 2006, Eisenschmidt-Holthausen 2010, Ondo-Ndong 2010, Barrel és mtsai. 2010). A piacok közötti korreláció változékonysága megkérdőjelezi a diverzifikáció hatásosságát (Campbell és mtsai. 2002, Jiang és mtsai. 2007). Mindazonáltal a **konvertibilitás**sal szabaddá tett **tőkeáramlással hálózatba kötött globálisan integrált reálgazdaságok** tőkepiacainak az együttmozgási halandósága empirikusan igazoltan nőtt a nyolcvanas évek óta (Chen – Zhang 1997, Obstfeld-Taylor 2002). Mindezt Goezman és mtsai. (2005) eredményei is megerősítik: a múltban a **világgazdaság integrációs periódusai** (1872-1913, 1972-2000) során a 60 hónapos gördülő **korreláció** meghaladta a szegmentáció (1914-1971) évtizedeiben mértet. A piacok azonban nem csupán szorosabban mozognak együtt, ha szabaddá tesszük a tőkeáramlást.

A fentiek miatt a hipotéziseim megválaszolásával egyúttal a tőkepiac felépítésével kapcsolatban is állást kell foglalnom. Ehhez két teljes értékű, egymással szembeállítható modellt fektetek le ebben a fejezetben. A racionális cselekvőképen és tökéletes versenyt imitáló random hálózaton alapuló **hatékony piacok nullhipotézisét** állítom szembe a korlátozottan racionális cselekvők által alkotott skálafüggetlen hálózat módjára felépülő **komplex piacok alternatív hipotézisével**. Bár a fentiek alapján a piacok hálózatában fennálló aszimmetriák meglétét kell igazolnom, ebben a fejezetben kivételesen a teljes mintámra egy egységes piacként tekintek, amelynek autonóm cselekvői megegyeznek a minta

tőkepiacain lévő autonóm cselekvőkkel. E megközelítésben a minta tőkepiacai, az autonóm cselekvők egy-egy halmazaként jelennek meg (3. ábra).



3. ábra: Tőkepiacok, mint autonóm cselekvők halmazai

Forrás: saját szerkesztés

Egy piac hálózat alapú felépítésének (n) modellezéséhez (12) szükség van a cselekvők (a), a közöttük létrejövő interakciók (c) minőségi ismérveinek, valamint az ennek nyomán létrejövő hálózat szerkezetének (sh) definiálására. Az extrém események definiálása kapcsán már felmerült, hogy e jelenségek a mögöttes rendszer felépítéséből, állapotának változásából fakadnak, amelyet akkor az extrém események dinamikus tulajdonságaként említettem:

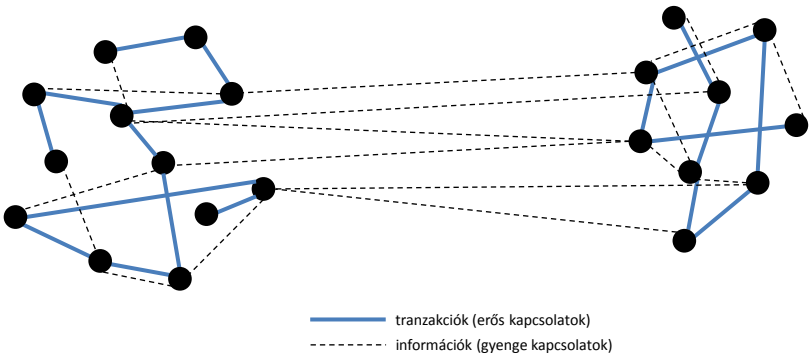
$$n(a, c, sh). \tag{12}$$

Az elemzés során először bemutatom a hatékony piacok elméletét, amelyet a racionális illetve korlátozottan racionális cselekvők modelljének ismertetése követ. Végezetül a cselekvők között létrejövő erős és gyenge kapcsolatok, majd az ennek nyomán létrejövő hálózatok felépítésének és stabilitásának bemutatása következik. Ennek eredményeként lehetőség nyílik a hipotéziseim alapját képező fertőzések alátámasztásával illetve elvetésével járó két alternatív piacmodell bemutatására.

2.1 A cselekvők közötti kapcsolat minősége

Az autonóm cselekvők közötti interakciók a hálózatelméletben kapcsolatként értelmezhetőek (Barabási – Albert 1999). E kapcsolatok esetében Csermely (2005) nyomán megkülönböztethetünk ún. erős és gyenge típusúakat. Erős kapcsolatról beszélhetünk abban az esetben, amikor a kapcsolatok jogszabályi, és/vagy hatalmi szabályozás alá esnek – egy tőkepiacon a tranzakciók lebonyolítása köthető ide, ami nem jelent kilépést az adott piac keretei közül. Azonban, az egyes emberek közti interakciók már gyenge kapcsolatoknak

tekinthetők. Mégis, ezek azok, amelyek erősítik a piaci szereplők összetartozását, azaz lehetővé teszik annak mindennapi működését, a munkamegosztás biztosítását. Esetünkben mindez a piacok határán belül maradó, vagy azon átlépő információáramlást értjük (4. ábra).



4. ábra: Erős és gyenge kapcsolatok a hálózat cselekvői között

Forrás: Csermely (2005) alapján saját szerkesztés

Mindezt összefoglalva: egy egészséges piaci működéshez szükség van erős kölcsönhatásokra – ezt makroszinten az állam, mint szabályozó szolgáltatja – amely „összeköti a hasonlóakat a hasonlóakkal", megőrizve a hálózat állapotát. De ugyanennyire fontosak a gyenge kapcsolatok is, mivel ezek kapcsolják össze a különböző egyedeket, rövidtávon megteremtve a munkamegosztást, hosszabb távon fejlesztik a hálózatot (Csermely 2005) – a tőkepiacok egymásra hatásához tehát elegendő az információáramlás biztosítása, miután a két kapcsolat típus együttesen felelős az autonóm cselekvőkön alapuló piaci hálózat szerkezetének felépítéséért.

2.1.1 Cselekvő (*aktor*) racionalitásának foka

Egy hálózati piacmodell építése során elsődleges fontosságú az építőkockáknak számító autonóm cselekvők viselkedésének definiálása – előbb a közgazdaságtani racionalitás, majd a korlátozott racionalitás alapján ráruházható tulajdonságok segítségével. Munkám során az autonóm cselekvő[13] alatt mindazokat a természetes és jogi személyeket értem, amelyek az

[13] Az „agent" magyar nevezéktanba illeszkedésének problémáira világít rá Kovás – Takács (2003), ahol az „ágens" szót alkalmazzák a túl hosszúnak tartott „autonóm cselekvő" és a túl sarkalatos „ügynök" megnevezésekkel szemben. A jelen munkában inkább a „cselekvő" illetve a „piaci szereplők" megnevezést használom.

általam vizsgált időszakban legalább egyszer tranzakciót kötöttek a mintámban szereplő piacok valamelyikén[14].

2.1.2 Hálózati topológia

A cselekvők és a közöttük létrejövő kapcsolatok definiálását követően nyílik mód arra, hogy az általuk létrehozható hálózatok típusait, és felépítésből fakadó dinamikus tulajdonságokat bemutassam. Ahogyan a fejezet esetén megfogalmaztam, az egyes cselekvőkre homogén elemek (*nodes*) formájában tekintek – a közöttük fennálló aszimmetriák kizárólag a rendelkezésre álló kapcsolatok számából fakadhatnak. Ebből a feltételből a hálózatok felépítésből fakadó (*sh*) öt fő tulajdonságát (13) vezethetjük le: az átlagos távolságot (*average path length, pa*), a csoportosulási koefficienst (*clustering coefficient, cl*), a kapcsolatok eloszlási fokát (*degree distribution, dd*), a kisvilág-effektust (*small-world effect, sw*) és kapcsolati dinamikát (*connectivity, cy*) (Barabási-Albert 1999, Wang-Chen 2003, Watts-Strogatz 1998, Benedek és mtsai. 2007, Alderson 2008).

- Az átlagos távolság a hálózat *i* és *j* elemei közötti átlagos pa_{ij} távolságot jelöli, azaz átlagosan hány elem közbeiktatásával hozható létre a legrövidebb kapcsolat *i* és *j* elemek között,
- A cl_i csoportosulási koefficiens az *i* elemű hálózatokon belüli hármas csoportok létrejöttét vizsgálja a tényleges E_i kapcsolatok számának az $k_i(k_i-1)$ összes lehetséges kapcsolat számának hányadosa segítségével. A cl maximális értéke 1 lehet, ami minden elem minden elemmel történő összekötöttségét takarja.
- A kapcsolatok fokszámeloszlását (*degree distribution, dd*) az *i* cselekvő, mint elem (*node*) k_i számú kapcsolatából vezethetjük le – minél magasabb egy elem kapcsolatainak száma, annál fontosabb eleme a hálózatnak. Amennyiben k_i jelöli az elemek kapcsolatainak átlagos szintjét, a $P(k)$ valószínűségi eloszlás egy véletlenszerűen kiválasztott elem kapcsolatainak lehetséges számát határozza meg.
- A kisvilág effektus (*sw*) a csoportosulási koefficiens és a kapcsolatok eloszlási fokának eredőjeként fejezhető ki – amennyiben a hálózaton belül értelmezhetőek az átlagosnál magasabb kapcsolati számú elemek (*hub*), akkor segítségükkel az átlagos távolságnál rövidebb utak hozhatóak létre – rajtuk átvágva (*shortcuts*) gyorsabban juthatunk át a hálózat egyik végéből a másikba.

[14] Munkám során megelégedek az autonóm cselekvők ilyen, homogenizált megközelítésével, ennél mélyebb kategorizálást csak az utolsó fejezetben alkalmazok majd – Csávás és mtsai. (2006) alapján például lehetőség nyílik a tőkepiaci szereplők mélyebb csoportosítására is.

- A kapcsolati dinamika (*connectivity*) (*dy*) az elemek közötti kapcsolat tartósságát fejezi ki – magas értéke esetén a hálózat kapcsolati hálója állandó gyors megújulásnak van kitéve, míg alacsonyabb szinten a hálózat formája stabilabb.

$$sh(pa, cl, dd, sw, dy) \quad (13)$$

2.2 A piaci hatékonyság modellje

A piaci hatékonyság első, Bachalier-féle megközelítése a fair játszma és a martingál folyamat feltételezésére épült és csak a várható értékre fókuszált. Fair játszma esetén a realizált hozam és az elvárt hozam hosszú távon megegyezik, azaz nincs olyan kereskedési stratégia, amely a befektetés kockázatáért elvárható hozamnál magasabb hozamot biztosítana. A martingál folyamat feltételezése ezt szűkíti tovább: adott információhalmaz birtokában a következő időszakban várhatóan realizálható hozam megegyezik az előző időszak realizált hozamával (Molnár 2005).

Fama (1970) a piacok hatékonyságágát az információk elérhetőségén keresztül közelítette meg, azaz egy hatékony piacon az eszköz jelenlegi ára tükröz minden elérhető információt, amely feltételezi, hogy:

- az értékpapír kereskedelemnek nincsenek tranzakciós költségei,
- minden információ ingyenesen elérhető minden piaci szereplő számára,
- az információkat és hatásukat a jövőbeli árfolyamokra a szereplők azonosan ítélik meg.

Ennek tükrében az alábbi három formáját különböztethetjük meg a piacok hatékonyságának:

- gyenge hatékonyság esetén az árak tartalmazzák az összes múltbeli árfolyamváltozásból megfigyelhető információt,
- közepes hatékonyság esetén az összes jelenbeli nyilvános adat beépül az árakba (makro- és mikro gazdasági folyamatok, vállalathoz köthető információk),
- erős hatékonyság esetén már a vállalatok fundamentális elemzésével és nem nyilvános adatok felkutatásával sem lehet extraprofitot elérni.

Hatékony piacról abban az esetben beszélhetünk Molnár (2005) szerint, ha:

- hatékony információáramlás (új információk ingyenes és gyors elérése minden piaci szereplő számára),

- az új információk azonnal beépülnek a piaci árakba,
- racionális várakozások (hasonló információkból hasonló következtetések levonása, a nem racionális szereplők kereskedési hatásai kioltják egymást, a piaci eszközök értékelése azok várható jövőbeli pénzáramainak függvényében alakul – azonos információk és következtetések azonban eltérő árazást is eredményezhetnek, piaci zajt teremtve),
- magasabb kockázatért magasabb többlethozam elvárása,
- minimális tranzakciós költségek (a járulékok és adók szintje nem torzíthatja a kereslet és kínálat viszonyát vagy tarthat vissza egy potenciális szereplőt egy ügylet lebonyolításától),
- folyamatos kereskedés (bármekkora értékű ügylet azonnal végrehajtható),
- szétaprózódott piac (egyetlen befektető sem képes portfolióján keresztül eladási vagy vételi nyomás kifejtésére).

Mindez elvezet azonban a Grossman-Stiglitz paradoxonhoz, amely kimondja: teljesen hatékony piac nem létezhet az informáltság adta előny megszűnése miatt. Grossman ezért vezette be az informált és a kevésbé informált kereskedők kategóriáját. Utóbbiakat tekinti „zajkereskedőknek", akiknek a piac likviditással történő ellátása a feladatuk (Molnár 2006).

Molnár (2005) emellett kiemeli, hogy a hatékonyságot az információk egyes kategóriái mentén is értelmezhetjük, illetve hogy Fama csupán közvetetten hivatkozott a normál eloszlás szükségességére. Mindazonáltal a hatékonyság feltételezése megköveteli a bolyongás és a Brown-mozgás érvényesülését, ami elkerülhetetlenné teszi az előző fejezetben bemutatott normál eloszlás alkalmazását – a modellen kívül helyezve ezzel a vastagfarkúság jelenségét, így mentesítve a racionális döntések szempontjából kellemetlen rendkívüliségtől és szingularitásoktól. Azaz nyugodtan feltételezhetjük azt, hogy hosszú távon egy átlagosan viselkedő gazdaságban hosszútávon racionális döntések születnek[15]. A fenti tétel alkalmazásával lehetővé vált az olyan egyszerű és elegáns modelleket lehet készítése, mint a hatékony piacok elméletén alapuló CAPM. (Dunbar 2000)

Ebben az alfejezetben egyfelől bemutatom, hogy a hatékony piacok modellje milyen a cselekvőkre és a piaci hálózatra vonatkozó kikötések mentén értelmezhető, és mindez milyen statisztikai következményeket von maga után.

[15] Adott esetben a racionalitást a teljes emberi társadalomra kiterjesztve, amely Lionel Robins számára végső soron a közgazdaságtan szignifikanciáját biztosította. (Robins 1935)

2.2.1 Racionális cselekvő

Döntéshozatal során a közgazdaságilag racionális modell érvényességi köre meglehetésen szűk Csaba (2008) szerint. Simon (1955) a közgazdasági racionalitást az informáltság, a preferenciák és a számítási képesség hármasán keresztül közelítette meg – feltételként szabva azt, hogy a döntéshozatal javarészt ismert környezetben, a cselekvő jól rendezett preferenciái mentén a releváns alternatívák ismeretével zajlik oly módon, hogy a legnagyobb hasznosság elérése a cél. Ez történhet úgy, hogy az alternatívák teréből egyszerűen a legjobb kifizetést választja, illetve kedvezőtlen esetben a legjobb lehetőséget választja (*maxmin rule*), továbbá, ha felbecsülhető a kimenetek valószínűségi eloszlása, akkor a legmagasabb várható értéket célozza meg.

Simon (1955) alapján tehát az alábbi dimenziókat kell megragadnunk a racionális cselekvőkép (14) ábrázolásához:

- Informáltság (I)
  - Környezet felmérése (i_e)
  - Tiszta (i_c)
  - Terjedelmes (i_r)
- Preferenciarendszer (P)
  - Jól rendezett (p_o)
  - Stabil (p_s)
- Számolási képesség (C)
  - Értékelés (c_e)
  - Alternatívák figyelembevétele (c_a)
  - Optimalizálás (c_o)

$$a_{racion\ ális}(I, P, C) = a_{racion\ ális}(i_e, i_c, i_r, p_o, p_s, c_e, c_a, c_o). \qquad (14)$$

Bár azt hihetnénk, hogy a racionalitás és a piaci hatékonyság kizárja a buborékok[16] és a szétválási hatás[17] (*decoupling effect*) létrejöttének lehetőségét, Komáromi (2004) alapján összesen négyféle buboréktípust különböztethetünk meg. A „racionális buborékok" létét racionális várakozások igazolják, az árazás nem szakad el a fundamentális horgonytól – szemben a „spekulációs buboréktól", ahol mindez nem biztosított és az árnövekedés felülmúltja a kamatlábakat. Ha nem érvényesül a teljes körű informáltság feltétele, és a

[16] Az árfolyambuborék az eszköz reális (fundamentális) értéke és az árazás eltéréséből fakadhat, akár teljesen informált piacon és racionális eszközárazás mellett is (Komáromi 2004, Hommes – Wagene 2008).

[17] A pénzpiaci benchmark és annak reálgazdasági hatásának divergenciája – ide sorolható például az erősödő valuta mellett növekedő export esete (di Mauro és mtsai. 2008).

szereplők száma véges akkor „várható buborék” jön létre Pareto-optimum hiányában. „Határozott buborékok” esetében már nem adható meg olyan jövőbeli osztalék, ami igazolná az árfolyam-növekedést – ez esetben csak a piaci szereplők kisebbik hányada van ezzel tisztában. Buborék csak abban az esetben nem jöhet létre, ha lehetséges végtelen időhorizontú arbitrázsokat létrehozni, a szereplők száma véges, illetve a szereplők szigorúan racionálisak. A buborékoknak ebből kifolyólag lehetnek külső és belső okai. Míg a belsők a szereplők eltérő informáltságából fakadnak, addig a külsők a nem elemezhető jelek, és a befektető által nem befolyásolható (preferenciák, képességek) bizonytalansági tényezőkből fakadnak.

2.2.2 Random hálózatok, mint a tökéletes verseny modellje

A hálózatok korábban (13. képletben) bemutatott tulajdonságai segítségével a hálózatok két szélsőséges állapotát különböztethetjük meg Erdős és Rényi (1960) illetve Watts és Strogatz (1998) nyomán[18]: a **random** (sh_r) és a **rács** (sh_l) hálózatokat. A szabályos rács hálózatok esetében minden elem össze van kötve a szomszédjával (vagy egyéb szigorú rendezőelv érvényesül), míg a random hálózatok (Erdős-Rényi modell) esetében a kapcsolatok mindenféle rendező elv nélkül, teljesen véletlenszerűen jönnek létre vagy szűnnek meg. A rendezőelv létéből illetőleg hiányából fakad az két hálózat eltérő dinamikája (15) – miközben a rácsok szerkezete meglehetősen kötött, addig a random hálózatok a esetében nem beszélhetünk semmilyen állandó kapcsolatról vagy formáról. Ennek hatására előbbiek egy kisvilág-hatás nélküli csoportot képeznek (a rács rendezőelve nem engedi meg kapcsolati aszimmetriák, hubok kialakulását), míg az Erdős-Rényi modellben uralkodó véletlen változások klaszteresedés és hubok alkalmazása nélkül hoznak létre kisvilágokat (amennyiben szerencsénk vagy elég időnk van, átmenetileg létrejöhetnek átvágások a távoli pontok között):

$$\mathrm{pa_r} < \mathrm{pa_l}\ ;\ \mathrm{cl_r} < \mathrm{cl_l}\ ; \mathrm{dy_r} \sim \mathrm{N}(\mu, \sigma), \mathrm{dy_l} \cong 4\ ;\ \mathrm{sw_r} > \mathrm{sw_l} = 0. \qquad (15)$$

Az **Erdős-Rényi modell** világképe meglepően jól illeszthető mind a **tökéletes verseny**, mind a **hatékony piacok** alapját adó Bachalier-féle munkához. Ezek után felmerül a kérdés, hogy egy ilyen, homogén, vízmolekulákkal teli pohár módjára viselkedő piac minden statisztikai tulajdonságok mentén írható le?

[18] Az Erdős és Rényi (1960) cikk a random hálózatokat definiálta, Watts és Strogatz (1998) ezt általánosította és vizsgálta meg a rácsok és random hálózatok közötti lehetséges átmeneteket.

2.2.3 A piaci hatékonyság statisztikai háttere

A pohár víz, mint metafora abból a szempontból lehet célszerű, amennyiben a piaci árak változása során a standard Brown-mozgásból indulunk ki, feltételezve, hogy egy hatékony piacon valamennyi nyilvános információ elérhető és azonnal beépül az árakba – azaz a holnapi árfolyam a mai ár függvényeként fogható fel. Azt a jelenséget, hogy a jövőbeli árak legjobban a mai ár alapján becsülhetőek **bolyongás**nak (16) (*random walk*) nevezzük.

$$x_t = x_{t-1} + \varepsilon_t, \qquad (16)$$

ahol ε_t jelöli az új információk hatását (információs sokk) és r_t jelöli az eszköz árazását t időpontban.

Csúsztatott bolyongásról (17) beszélünk, ha a fenti egyenletbe beléptetjük az α konstanst, amely 0 értéket vesz fel tiszta bolyongás esetén (Alexander 2008).

$$x_t = \alpha + x_{t-1} + \varepsilon_t. \qquad (17)$$

Lütkepohl és Kratzig (2004) könyvében definiálja a **stacionaritás** *erős, kovariancia (gyenge)* és az *aszimptotikus* változatait. Az *erős stacionaritás*t egy $X_1, X_2, \ldots$ diszkrét idejű véletlen folyamat közös eloszlásából szokás levezetni, amennyiben bármilyen egész $\{i_1, i_2, \ldots i_k\}$-ra és bármilyen m egészre igaz, hogy az $(X_{i_1}, X_{i_2}, \ldots X_{i_k})$ és $(X_{i_1+m}, X_{i_2+m}, \ldots X_{i_k+m})$ együttes eloszlása megegyezik. Ezért: $E[X_{i_1}, X_{i_2}, \ldots X_{i_k}] = \mathrm{E}[X_{i_1+m}, X_{i_2+m}, \ldots X_{i_k+m}]$. Amennyiben X^k jelöli az X_t, $t \in \mathbb{Z}$ folyamat k-eltolású ($k \in \mathbb{Z}$) folyamatát, az X^k és az X_t a véges dimenziós eloszlás folytán ekvivalens lesz. *Kovariancia (gyenge) stacionaritásról* beszélhetünk abban az esetben, amennyiben az idősor első és a második momentuma explicit módon nem függ az időtől[19]. Tehát egy $\{x_t\}^T_{t=1}$ sztochasztikus folyamat stacioner, ha $E(x_t)$ várható értéke, és $V(x_t)$ varianciája véges állandó, valamint (x_t, x_s) közös eloszlása t-s függvénye. Az *aszimptotikus stacionaritás* lép fel abban az esetben, ha az idősor egy előre meghatározott időpontban indul és ezt követően némi időre van szüksége a momentumok stabilizálódásához – a folyamat ez esetben a kezdőpont változtatásával stacionáriussá tehető (Lütkepohl és Kratzig 2004, 11-12. oldal).

Egy lépéses **Markov-folyamat**ról beszélhetünk abban az esetben, amennyiben az $X_1, X_2, \ldots$ random folyamat jövőbeli lépései kizárólag a jelenbeli érték függvényében alakulnak, és a korábbi értékek irrelevánsak, azaz bármely i=2,3,… esetében a feltételes eloszlásfüggvényre teljesül az $f(x_i|x_{i-1}, \ldots x_1) = f(x_i|x_{i-1})$ állítás.

[19] az angol „*time-invariant*" magyar megfelelőjeként az *idő-invariánst* használom

Amikor egy kísérlet kimenetelét nagyszámú, egymástól független vagy csak kevésbé függő véltetlen tényező határozza meg úgy, hogy az egyes tényezők külön-külön csak kis mértékben járulnak hozzá az összes véletlen hatásából eredő ingadozásokhoz, továbbá az egyes tényezők hatásai egyszerűen összeadódnak, akkor $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ **normális (Gauss) valószínűségi eloszlás** lép fel, melynek sűrűségfüggvénye (18):

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \qquad (18)$$

ahol σ és μ állandóak, végesek és a normális eloszlás paramétereinek nevezzük őket, valamint $\sigma > 0$ (Rényi 1972, Coles 2001, Brockwell 1996).

A sűrűségfüggvény a normál eloszlás esetében gyorsan nullához tart, így az ilyen eloszlásból történő mintavétel során az elemek nagy része a várható értékek közelébe esik.

A normál eloszlás központi (centrális) határeloszlás-tétele kimondja, hogy x_1, x_2,... kellően nagyszámú *(n)* független és azonos eloszlású (*independent and identically distributed - iid*) véletlen változó (melyek közös várható értéke *E(x)* és közös szórása *D(x)*) véges $x_1 + \ldots + x_n$ összeg standardizáltja megközelítőleg normál eloszlást követ.

Az elméleti és gyakorlati pénzügyek eszköztára az elmúlt évtizedekben a hozamok normál eloszlásának feltételezésére épült, ide tartozik többek között a klasszikus portfolió elmélet, a Black-Scholes-Merton-féle opcióárazás, a RiskMetrics variancia-kovarianca eljárása. Ezen elméletek alkalmazását a központi határeloszlás tétele tette lehetővé, azon feltételezés szerint, hogy a pénzügyi hozamok számos információ és egyéni döntés eredményeként jönnek létre (Dunbar 2002).

Statisztikai szempontból sajátos eredményre vezethet, amennyiben a hatékony piacok elmélete (*efficient market hipothesis*) kapcsán kizárólag Fama 1970-es cikkének fő mondanivalójára hagyatkozunk – ahol a piaci szereplők informáltsága alapján vezette le a gyenge-közepes-erős hatékonyság eseteit. Ez esetben ugyanis a gyenge hatékonyság elvetéséhez is bőven elegendő lenne a hozamok autokorreláltságának kimondása. A cikket elolvasva azonban egyértelmű, hogy Fama az autokorrelálatlanság megkövetelésével csupán kiegészítette a bolyongás-Markov-folyamat-normál-eloszlás gondolati körét, miután a 384. oldalon előbb „fair játék" szükségességét (egyensúlyi várható érték (*equilibrium expected return*) körül ingadozó hozamok bevezetése) mutatja be. Ezt követően a 386. oldalon vázolja a hozamok szubmatringál-jellegét (egy eszköz várható hozama legyen nagyobb vagy egyenlő

nullánál – ami nullánál nagyobb esetben a játékos szempontjából „kedvező” játékot takar), illetve bemutatja a bolyongás modelljét – és csak ezt követően fogalmazza meg a hatékonyság különböző formáihoz kötődő piaci feltételeket. A modell tesztelése során többek között például külön kitér a hozamok eloszlásának kérdésére a 399. oldalon. A tőkepiaci hatékonyság kapcsán gyakran hivatkozott **Fama-féle modell** tehát **pusztán kiegészítette** a már meglévő, **piaci hatékonyságot vizsgáló modelleket**. Ezért fordulható elő, hogy az ökonometriával foglalkozó irodalom a hatékony piacokat automatikusan összekapcsolja a bolyongással (lásd például Alexander (2008) 213. oldal), vagy feltételezi, hogy a vizsgált idősorokat létrehozó sztochasztikus folyamatok mögött kizárólag a véletlen áll (Lütkepohl – Kratzig 2004), esetleg kimondja, hogy a gazdasági folyamatok véletlen folyamatok eredményeként jönnek létre[20].

Összegzésként tehát elmondhatom, hogy a vizsgált tőkepiacok hatékonyságának tesztelése során egyaránt kell vizsgálnom a hozamok normál eloszlását és autokorreláltságát, miközben például a heteroszkedaszticitás tesztelése pusztán a korreláció Forbes – Rigobon-féle (2002) torzítottságának kimutatását szolgálja.

2.3 Komplex tőkepiacok modellje

Egy rendszer komplexnek tekinthető, amennyiben kimenetei erősen szabálytalanok és nehezen megjósolhatóak (Kantz és mtsai. 2006, 71. oldal), amely mentén Bonanno és mtsai. (2001) fogalmazták meg a **piacok komplexitásának három** fő **következményét**: idősorok szintjén elmondható, hogy a piaci hozamok és szórások csak **aszimptotikusan stacionerek**, miközben a hozamok **autokorrelációj**a legalább húsz kereskedési napig elnyújtott monoton csökkenést mutat. Másfelől létezik **iparágakon és idősoron belüli keresztkorreláció**, lehetőséget nyújtva az esemény-alapú kereskedésre a létrejövő szinkron-hatások miatt. Mindebből fakad a harmadik szabály, amely kimondja az **extrém események idején megfigyelhető kollektív viselkedés** jelenségét, ami elvezet az interdependencia, a divergencia és a fertőzés korábban definiált jelenségeihez.

Az aszimptotikus stacionaritás feltételezése a korreláció számítás elengedhetetlen feltétele, miközben a piacon felfelé és lefelé ívelő trendek alakulhatnak ki és az egyes piacok hatnak egymásra. Amennyiben a piac várható érték körüli ingadozását a fundamentális érték (jövőben várható jövedelmek jelenértéke) körüli ingadozásaként fogjuk fel, az extrém események során fellépő a kollektív viselkedések bevezetése azt jelenti, hogy elszakíthatóak a

[20] lásd például: Greene, W. H. 2003: *Econometric Analysis*. Prentice Hall, Upper Saddle River 845. oldalán,

korábbi árazási szintjüktől – létrejöhet egyfajta „negatív buborék”[21], ami egyszerre jelent új pozíció kiépítéséhez kedvező befektetési lehetőséget, illetve zilálhatja szét a meglévő, diverzifikált portfoliók kockázatkezelését.

A fentiek leírásához be kell vezetnem a korlátozottan racionális cselekvők modelljét, illetve a random hálózatok által szimbolizált tökéletes verseny helyett az oligopolisztikusabb skálafüggetlen hálózatok modelljére kell támaszkodnom. Ebben a környezetben már értelmezhetővé válik a tőkepiacon tapasztalható hozamok valószínűségi eloszlásainak vastagfarkúsága is. A piacok komplexitásának következményeit a hálózat és fertőzési hajlam összekapcsolását vizsgáló fejezetben fejtem ki, majd egy rövid szakirodalmi áttekintés keretében bemutatom a jelenleg a témában széleskörűen alkalmazott módszertani kereteket és a főbb eredményeket.

2.3.1 Korlátozottan racionális cselekvő

A komplex rendszerek Herrmann-Pillath-féle tulajdonságai közül a 4. emeli ki a cselekvők kognitív döntései nyomán létrejövő „véletlenek” fontosságát, így beépíthetővé válnak a gazdaságpszichológia korlátozott racionalitással kapcsolatos eredményei. Komáromi (2006) nyomán azonban meg kell jegyeznünk, hogy tőkepiaci félreárazás (buborék) létrejöhet a közgazdasági racionalitás keretei között is („racionális buborék”), azonban „*a napi kereskedés együttmozgásai mögött elsősorban kereskedési mintázatok és pszichológiai tényezők állnak*” (Komáromi 2006, 76. oldal). Ezek fakadhatnak a tőkeáttétel, a gazdaságpolitika változásából, vállalati botrányokból és fundamentálisan nem indokolható együttmozgásokból.

A racionális döntések bármely dimenziója sérülhet (19). Tehát az informáltság nyilvánvaló hiányosságai mellett felmerülhet a preferenciarendszer képlékenységének és a számítási képességek tökéletlensége is. Komáromi (2004) alapján az alábbi pszichológiai jelenségekkel alátámasztott befektetési döntéseket összekapcsolhatjuk a megfelelő dimenziókkal:

Informáltság

- Jellegzetességi, hasonlósági heurisztikák esetében az egyedi, kiugró jelenségek lehorgonyozgatják a várakozásokat (i_{ea}), illetve az események közötti látszólagos

[21] Buborék: “Az árak fenntarthatatlan növekedése, amit a befektetők vásárlási kedve okozott – nem pedig az érték valódi növekedése (Schiller 2002).”

kapcsolatok váltanak ki túlzott, nem lineáris[22] reakciót (i_{nl}). Ekkor a rendelkezésre álló információk hibás értelmezése történik[23] (i_m).

- Konzervativizmusról, horgonyzásról beszélhetünk akkor, ha az új események nehezen befolyásolják a befektető álláspontját (i_{ca}). Ez esetben az új információk befogadása sérül.

Preferenciák

- Az optimizmus (túlzott bizalom) hatására egyfelől megnő a kereskedési aktivitás, másfelől a piac elkezd túlzón reagálni a hírekre. A preferenciák törékenysége állhat a túlreagálás[24] mögött (p_{or}).
- Keretezés történik[25], ha az adott helyzet interpretációjától függ a kockázatviselés, a döntés iránya és erőssége. Az információ beszerzésének módja és körülményei befolyásolják a szereplő preferenciáit (p_f).

Számítási kapacitás

- Kognitív disszonancia tőkepiaci értelmezése trendkövetést takar (c_{ac}).
- Nyájhatásról beszélhetünk akkor, ha mennyiségi és minőségi információhiány mellett nem vesszük figyelembe azt a tényt, hogy a többiek döntése számunka externália – ez esetben az egyéni szintű racionális döntések rendszerszintű aggregációja már irracionális. Iránykereskedés (c_{tr}) esetén a kereskedő mentesül az önálló stratégia építése alól, mint azt Magas (2005) is megjegyzi.

$$a_{racionális} > a_{korlátozottan\ racionális}(i_{ea}, i_{ca}, i_{nl}, i_m, p_{or}, p_f, c_{ac}, c_{tr}) \qquad (19)$$

Elmondható tehát, hogy az információ, mint input korántsem tisztán érkezik a piaci szereplőhöz, sőt, mindez befolyásolja a szereplő preferenciáit és a számítási kapacitás igénybevételét. A reakciók, mint output ennek következtében meglepetések sokaságát rejtegeti – Herrmann-Pillath (2000) az inputok, a feldolgozás és az output komplexitása kapcsán egyenesen megkérdőjelezi a Simon (1955) szerinti „racionalitás” lehetőségét.

---

[22] A piaci szereplők nem reagálnak azonnal a relatíve alacsony árváltozásokra, míg a nagy árváltozások az indokoltnál erőteljesebb reakciót váltanak ki (di Mauro és mtsai. 2008).

[23] A piaci szereplők magatartása és hozzáállása a piaci hangulat függvényében változik (Hommes – Wagene 2008)

[24] A piaci szereplők reakcióját írja le De Bont és Thaler túl/alulreagálási modellje, ahol az új információk beépülése vált ki az indokoltnál nagyobb reakciót – amit pár kereskedési nappal később korrekció követ (Molnár 2006).

[25] A problémák keretezése illetve megismerésének körülményei Ackert - Deaves (2010) szerint nagyban befolyásolják a döntéshozatalt – miután a keretezés okozta torzítás nagyban egyszerűsíti az ehhez szükséges mentális kalkulációkat. A kilátáselmélet tehát az alábbi három fő megállapításra támaszkodik:

1. Az emberek olykor kockázatkerülők, máskor kockázat keresők, az adott kilátásnak megfelelően.
2. Az emberek kilátásainak – nyereségeinek vagy veszteségeinek – értékelése egy relatív referenciaponttól függ.
3. Az emberek elkerülik a veszteségeket, amennyiben a veszteségek nagyobbnak tűnnek, mint a nyereségek.

Mindennek gyakorlati jelentőségére Brock és mtsai (2008) világítottak rá, azzal, hogy rámutattak: a korlátozottan racionális cselekvők által kötött fedezeti ügyletek a piacot egyenesen távolítják az egyensúlyi állapottól.

2.3.2 Skálafüggetlen hálózatok, mint az oligopolisztikus verseny modellje

A valóságban fellelhető hálózatok Watts és Strogatz (1998) szerint két nevezetes szélsőséges (rács és random) forma közötti átmenet mentén épülnek fel, komplex (szerencsés esetben ezen belül is skálafüggetlen) rendszereket hozva létre. Barabási – Albert (1999) az általuk leírt skálafüggetlen rendszerek alapját a preferenciális kapcsolódásban látja. Azaz szemben a teljesen véletlenül kapcsolódó random hálózattal és a szigorú rendezőelv mentén felépülő ráccsal, az új kapcsolatok azon kis számban előforduló elemek (*hubok*) irányába *szeretnek* kialakulni (Yamasaki és mtsai. 2006), amelyek már most az átlagosnál több kapcsolattal rendelkeznek. Ezen új kapcsolatok létrejöhetnek új elemek megjelenéséből, vagy a meglévő kapcsolati háló átrendeződéséből (*rewiring*) – a hálózat heterogén, aszimmetrikus formáját tehát nem érintik az idő múlásával a dinamika által vagy a hálózat méretében bekövetkező változások. Innen a nevük: skálafüggetlen hálózatok (sh_s), amelyek a komplex hálózatok egy speciális formáját képviselik. A random hálózatokkal összehasonlítva (20) esetükben az átlagos távolság alacsonyabb, míg a csoportosulási koefficiens sokkal magasabb magas *P(k)* kapcsolati eloszlási fokkal társulva. Utóbbi esetében $P(k) \sim k^{\alpha}$ hatványeloszlást figyelhetünk meg – az eloszlás vastag farkából fakadóan a hub módjára történő létezés extrém esemény a hálózat szempontjából. A kapcsolatok átlagos száma és módusza közötti disszonancia komoly különbség a random hálózatokkal történő összehasonlítás esetén:

$$\mathrm{pa_s} < \mathrm{pa_r} < \mathrm{pa_l}\,;\, \mathrm{cl_l} > \mathrm{cl_s} > \mathrm{cl_r}\,;\;\; \mathrm{dy_s} \sim \mathrm{k}^{\alpha}, \mathrm{dy_r} \sim \mathrm{N}(\mu, \sigma), \mathrm{dy_l} \cong 4\,;\, \mathrm{sw_s}, \mathrm{sw_r} > \mathrm{sw_l} = 0. \quad (20)$$

Figyelemreméltó párhuzamot találhatunk a random hálózatok és a hatékony piacok között – elsősorban a mindkettő alapjául szolgáló Brown-mozgás miatt. Számos szerző kritizálta a racionális homo oeconomicus képét annak önérdekkövetése vagy redukcionizmusa miatt (Vriend 1996, Simon 1955), azonban a random hálózatok állandóan fluktuáló, folyamatosan átlagosságra törekvő világában legalább ennyire kiábrándítóan unalmas lenne élni (Jentsch és mtsai. 2006).

Barabási és Albert (1999) cikke óta számos esetben sikerült igazolni skálafüggetlen hálózatok létezését[26] (Blanchard – Krüger 2006, Clauset és mtasi (2009), Csermely (2008)). A tőkepiacok skálafüggetlen hálózat formájú felépítésének igazolása kapcsán ki kell emelnem Beringer és mtsai. (2011) munkáját, amelyben a hazai bankközi piac válság előtti és utáni felépítését hasonlították össze. Anand és mtsai (2012) az amerikai bankközi piacon mutatták ki a hálózati felépítés és a szereplők finanszírozási helyzete közötti kapcsolat változását a 2007/2008-as válság során. Allen és Babus (2008) megkülönböztet eszköz- és forrásoldali kapcsolatokat, miközben kimutatták, hogy a pénzügyi hálózatok formáját javarészt a pénzügyi közvetítés jövedelmezőségét befolyásoló tényezők alakítják ki. A reálgazdasági szereplők mögött álló tőkepiaci szereplők (túlnyomórészt nyugdíj- és befektetési alapokat menedzselő bankok) koncentráltságát mutatta ki Vitali és mtsai. (2011) munkája. Bech és Atalay (2008) az amerikai állampapírpiacon némileg árnyalta a standard skálafüggetlen modellt, miután igazolták a kisebb bankok nagy bankok számára nyújtott hiteleit, mindazonáltal a hálózat fokszámeloszlása vastag farkúnak bizonyult.

2.3.3 A vastagfarkúság jellemző eloszlásai

Az árfolyamok komplex rendszereken belüli alakulásával kapcsolatban Hommes és Wagener (2008) megállapítja, hogy az piaci árfolyamok képzésében csupán szűk időszakokban dominál a fundamentális érték, szemben a hosszan tartó, a piaci buborékokkal tűzdelt trendkövető intervallumokkal. A fehérzajjal kísért bolyongás alapmodelljét Chan (2002) szerint így az alábbi elemekkel kell kiegészítenünk:

1. $\{r_t\}$ a Gausziánus fehér zajnál vastagabb farkú eloszlást követ,
2. $\{r_t\}$ és $\{r^2_t\}$ többnyire nemnegatív értelemben véve magasan korrelált,
3. $\{r_t\}$ változásai időben csoportosulnak (klaszteresednek). $\{r_t\}$ nagy változásait további nagy változások követik, míg $\{r_t\}$ kis változásait kis változások követik.

A tőkepiacokon tapasztalható hozamok normálistól eltérő eloszlása régóta ismert tény szakirodalomban (Borak és mtsai. 2005, Tsay 2005, Dávid 2009). A vastagfarkúságból fakadó problémák súlyosságát leginkább az 1987-es és 1998-as részvénypiaci válságokkal szokás illusztrálni, ahol a hozamok normál eloszlására vonatkozó feltevés okozott több milliárd

[26] Az igazolás során nem feltétlenül a szereplők közötti interakciót veszik csak figyelembe, léteznek a piacok közötti korreláció nyomán hierarchikus fák rajzolására alkalmas modellek, mint a „minimum spanning tree" (Bonanno és mtsai. 2004) illetve „multifractal detrended fluctuation analysis" (Kantelhardt és mtsai. 2002), amelyek alapján ugyanúgy kimutatható a piacok és piacon kereskedett eszközök közötti skálafüggetlen hálózatok léte.

dolláros veszteségeket – majd a Scholes és Merton nevével fémjelzett Long-Term Capital Management hedge-fund bukását (Dunbar 2002).

A logaritmikus hozamok empirikus eloszlására sokkal inkább illeszthető **hatvány- avagy Pareto eloszlás**, függetlenül a piac típusától, tér- és időbeli karakterisztikáitól Molnár (2006), Gabaix és mtsai. (2003) és Clauset és mtsai. (2009), valamint Jentsch és mtsai. (2006) szerint a hozamok hatványeloszlásának megléte a skálafüggetlen hálózatok jelenlétéről tanúskodik – e megközelítés korlátait azonban még a 1.1. fejezetben bemutattam.

A hatványeloszlások (*power law distribution*)[27] sűrűségfüggvényét Newman (2005) nyomán az alábbi módon fejezhetjük ki: egy folytonos valós változó $p(x)\,dx$ valószínűséggel veszi fel az x és $x+dx$ intervallum értékeit, ahol $p(x)=Cx^{-\alpha}$ lesz, $\alpha>0$ farokexponens esetén. A x és $x+dx$ intervallum használatából következik, hogy a hatványeloszlások elsődlegesen egy adott eloszlás farkain értelmezhetőek – ahogyan ezt a fenti cikk szerzője nyomatékosan ki is emeli.

Borak és mtsai. (2005) szerint emellett még a **stabilis eloszlások** alkalmasak a vastagfarkúság kezelésére. Egy X valószínűségi változót akkor tekintünk α-stabilis eloszlásúnak, amennyiben tetszőleges $X_1, X_2, \ldots, X_n$ független, X eloszlású valószínűségi változók esetén létezik c_n és d_n konstans, hogy $X_1+\ldots+X_n$ eloszlása c_nX+d_n eloszlásával egyezik meg, és $c_n=n^{1/\alpha}$.

A szimmetrikus α-stabilis eloszlások túlélési függvényeinek aszimptotikája az alábbi (21):

$$\begin{cases} \lim_{x\to\infty} x^{\alpha} P(X > x) = C_{\alpha}(1+\beta)\sigma^{\alpha} \\ \lim_{x\to\infty} x^{\alpha} P(X < -x) = C_{\alpha}(1+\beta)\sigma^{\alpha} \end{cases}, \qquad (21)$$

ahol $C_{\alpha} = \left(2\int_0^{\infty} x^{-\alpha}\sin(x)dx\right)^{-1} = \frac{1}{\pi}\Gamma(\alpha)\sin\frac{\pi\alpha}{2}$, valamint:

- $\alpha\epsilon(0,2]$ jelöli a farok exponenst (stabilitási index, karakterisztikus exponens). A függvény $\alpha=2$ esetén normál eloszlást ír le. A p-edik momentuma egy stabil random változónak csak akkor véges, ha $p<\alpha$. $\alpha>1$ esetén a várható érték véges,
- $\beta\epsilon[-1,1]$ ferdeségi paraméter nullánál magasabb értéke jelöli az eloszlás jobb oldalán jelentkező hosszabb farkat,
- $\sigma>0$ skála paraméter az eloszlás szélességét határozza meg.

A stabilis eloszlások részvénypiaci, kötvénypiaci, devizapiaci, ingatlanpiaci és nyersanyagpiaci idősorok hozamaira történő illeszthetősége kétségtelenül jobb, mint a normál

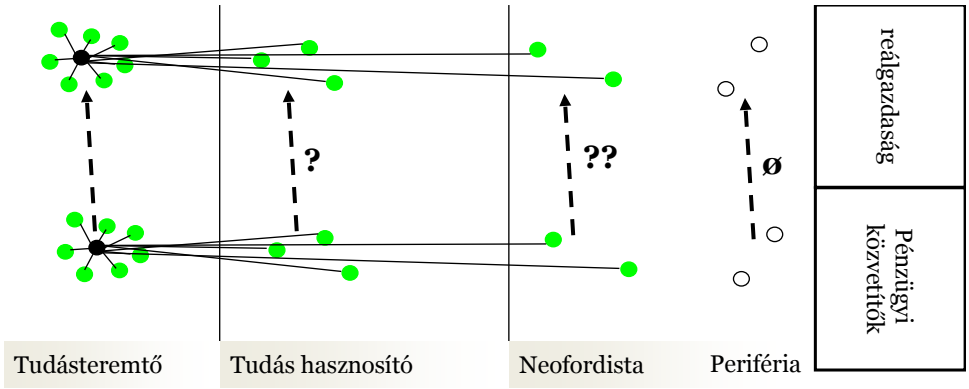
[27] A "power-law distribution" fogalmat magyarul egyaránt illetik hatvány-eloszlás illetve hatványtörvény-eloszlás névvel is. Munkám során az előbbit használom.

eloszlásé, azonban Borak és mtsai. (2005) kiemeli, hogy bizonyos esetben a stabilis eloszlás a farok (így a kockázat) túlbecsülésével jár. További hátrányként Tsay (2005) a stabilis eloszlások végtelen varianciáját emeli ki, ami a normál eloszlással szemben határozott hátrány.

2.4 A hálózatelmélet és fertőződési hajlam összekapcsolása

A preferenciális kapcsolódás nyomán kialakuló magas csoportosulási koefficienssel jellemezhető és emiatt könnyen szinkronizálódó hub-alapú felépítésből fakad a skálafüggetlen hálózatok dinamikájának kettőssége (Csermely 2008). A hálózat egyfelől rendkívül jól tűri az elemek véletlenszerű kikapcsolásából fakadó változásokat, ellenben könnyen széteshet, amennyiben a hubokhoz nyúlunk. Grubestic és mtsai. (2008) felhívja a figyelmet arra, hogy egy-két hub elvesztése még nem eredményezi feltétlenül a hálózat korábbi formájának széthullását, sőt éppenséggel tovább növelheti annak hatékonyságát – hosszútávon azonban ettől nő a hálózat sérülékenysége. Amennyiben kellő számú és minőségű hub esik ki a hálózatból, Yuan – Wang – Li (2007) és Blanchard – Krüger (2006) fázisátalakulásról számol be – azaz a hálózat ideiglenesen random formát ölt, hogy a preferenciális kapcsolódás idővel kitermeljen egy új, stabil, skálafüggetlen formát.

Mind a reálgazdaság, mint a tőkepiacok felépítését jobban közelíthetjük a skálafüggetlen hálózatok modelljével (Chen 2008). A reálgazdaság tagozódására makro és szubnacionális szinten egyaránt jellemzőek a centrum-periféria kapcsolatok (Farkas 2011a, Farkas 2011b, Lengyel 2004, Lengyel 2006, Viturka és mtsai. 2009), akárcsak a tőkepiacok esetében (Gál 2010). Lényeges azonban, hogy mennyire esik egybe a két hálózat (5. ábra) – földrajzilag mutatkozik-e átfedés a csomópontok között? Munkám második hipotézise erre a kérdésre keresi a választ.



5. ábra: Átjárhatóság a tőkepiaci és a reálgazdaság hálózati között a tudástermelő, tudáshasznosító és neofordista régiókban

Forrás: saját szerkesztés

Bár Forbes és Rigobon (2002) szerint létezik pénzügyi interdependencia a reálgazdaság hálózatában egymáshoz közel álló országok között, fertőzés esetén a piacok közötti együttmozgás szignifikánsan emelkedik (Caporale és mtsai 2005, Kuper-Lestano 2007) – különösen zuhanó trend esetén (Campbell és mtsai 2002). A keresleti és kínálati oldal között fennálló egyensúly megbomlásával Wong és mtsai (2010) szerint fertőzés esetén az azonos irányú tőkemozgások nemzetközi mértéket öltenek, ami a megemelkedő korrelációval karöltve keresztülhúz minden nemű védekező diverzifikációs törekvést (Campbell és mtsai 2002). Berlinger és mtsai. (2011) a magyar bankközi fedezetlen forintpiac Lehman-csőd előtti és utáni hálózati felépítését vizsgálva is levonta azt a következtetést, hogy a csődöt követően a bankok közötti hálózat ritkásabbá vált, miközben több bank ki is esett a hálóból, vagy már csak egy kapcsolattal rendelkeznek. Emellett kiemelik, hogy a kibontakozó válság hatására több bank is elvesztette a korábbi kiemelkedő szerepét a hálózaton belül, és ezt a pozíciót mások kezdték betölteni. Ezáltal igazolható, hogy egy pénz- és tőkepiaci válság hatására még a hazai piaci hálózat felépítése is képest a fázisalakulásra.

A piaci hálózatok és cselekvők mainstream modellje (22) az alábbi módon épült fel:

$$r_n(a_r, sh_r, s_b, h_{e-k}), \qquad (22)$$

ahol r_n a kis valószínűségű véletlen eseményeket jelöli, míg a_r a racionális cselekvők, sh_r a random hálózatok, s_b a bolyongást mutató idősorok, illetve h_{e-k} a hatékonyság jele.

Az elmúlt két fejezetben láthatóvá vált, miként használhatóak egységes modellalkotásra az extrém események statisztikai és dinamikus tulajdonságai (23):

$$r_{n/x}(a_{kr}, sh_s, s_{a-h}, h_{gy}), \quad (23)$$

ahol r_x az extrém hozamokat, r_n a kis valószínűségű véletlen eseményeket jelöli, míg a_{kr} a korlátozottan racionális cselekvők, sh_s a skálafüggetlen hálózatok, s_{a-h} az autokorrelációt és heteroszkedaszticitást mutató idősorok, illetve h_{gy} a hatékonyság hiányának megfelelője.

1. táblázat: A racionális cselekvő-véletlen hálózat páros és a korlátozottan racionális cselekvő-skálafüggetlen hálózat páros összehasonlítása

cselekvő (a)	**racionális (a_r)**	**korlátozott racionalitás (a_{kr})**
informáltság (I)	*környezet felmérése (i_e)* *tiszta (i_c)* *terjedelmes (i_r)*	*lehorgonyzott várakozások (i_{ea})* *nem lineáris reakciók (i_{nl})* *hibás információértelmezés (i_m)* *konzervativizmus (i_{ca})*
preferenciák (P)	*jól rendezett (p_o)* *stabil (p_s)*	*törékeny preferenciák (p_{or})* *keretezési hatás (p_f)*
számolási képesség (C)	*értékelés (c_e)* *alternatívák figyelembevétele (c_a)* *optimalizálás (c_o)*	*trendkövetés (c_{ac})* *iránykereskedés (c_{tr})*
a két modell cselekvőjének racionalitása	$a_r(i_e, i_c, i_r, p_o, p_s, c_e, c_a, c_o) > a_{kr}[(i_e, i_c, i_r, p_o, p_s, c_e, c_a, c_o)-(i_{ea}, i_{nl}, i_m, i_{ca}, p_{or}, p_f, c_{ac}, c_{tr})]$	
hálózat (sh)	**véletlen (sh_r)**	**skálafüggetlen (sh_s)**
elemek közötti átlagos távolság (pa)	$pa_r > pa_s$	
csoportosulási koefficiens (cl)	$cl_r < cl_s$	
kapcsolati dinamika (dy)	$dy_r \sim N(\mu,\sigma) > dy_s \sim k^{\alpha}$	
kisvilág (sw)	$sw_r \approx sw_s$	
belső hierarchia oka	*nincsenek kapcsolódási preferenciák, homogén, mellérendelt viszonyok*	*kapcsolódási preferenciákból fakadó aszimmetria (csekély számú csomóponti és nagyszámú egyéb cselekvő)*
érzékenység	*hibatűrő*	*hibatűrő, de célzott támadásra érzékeny*
átmenet	*a skálafüggetlen hálózat szétesése esetén átmenetileg ölthet véletlen hálózati formát is (fázisátalakulás)*	

Forrás: saját szerkesztés

Az 1. táblázat bal oldali oszlopa foglalja össze a hatékony piacok elmélete mögött álló cselevőhöz és hálózat-típushoz kapcsolódó tulajdonságait, míg a jobb oldali oszlop a fertőzéseket és divergenciákat eredményező alternatívát mutatja be. A megfigyelhető anomáliák fényében egyértelmű az igény, hogy a tőkepiac kapcsán ne csak a tökéletesen

versenyző piacon racionálisan cselekvő szereplőkről modellje lebegjen a szemünk előtt. A volatilitás időbeli tömörülése (Stavárek 2009, Bekaert 2005), a különböző időtávokon tapasztalt negatív és pozitív autokorreláció (Molnár 2006), valamint a hozamok hatványeloszlása (Komáromi 2004, Clauset és mtsai. 2009) egyaránt igazolják az árfolyambuborékok létezését a tőkepiacokon. Ez esetben érdemes megvizsgálni, hogy a Komáromi (2004) által definiált buborék-típusok kapcsán mennyiben érdemes kiegészíteni a racionális szereplő hagyományos közgazdaságtani képét – tekintve, hogy Arrow (1986) szerint a racionalitás sokkal inkább társas, sem mint egyéni jelenség. Okkám borotvájának Friedmani értelmezése szerint, amíg egy modell képes ellátni a predikció feladatát – függetlenül attól, hogy az alapfeltevései mennyire valóság közeliek – és nincs jobb alternatíva, addig nem érdemes elvetni annak használatát (Friedman 1953)[28]. Mindez azt jelenti, hogy az extrém hozamok figyelembevételével a hagyományostól eltérő és némileg bonyolultabb világot kaptunk, amely közelebb áll a valósághoz. A megszokott modellt azonban csak abban az esetben cserélhetjük le, ha sikerül igazolni a fertőzések létrejöttét. A következő fejezetben sor kerül tehát a fertőzések általam alkalmazott statisztikai igazolhatóságának bemutatására.

Munkám szempontjából az extrém események dinamikus tulajdonságainak elemzése tette lehetővé, hogy a vizsgált tőkepiacok között aszimmetrikus viszont tételezzek fel, amennyiben az ún. vezető piac több hub-jellegű autonóm cselekvővel bír, mint a többi piac. Miután a kelet-közép európai régió tőkepiaci szereplői tulajdonosi hátterüket, illetve tőkéjük forrását tekintve számottevő a régión kívüli kapcsolatokkal rendelkeznek (Kovács 2009, Árvai és mtsai. 2009), ezt a feltevést könnyen elfogadhatjuk. A kettesszámú hipotézisem szempontjából azonban nem mindegy, hogy a vezető piacként végül az amerikai vagy a német illetve euró-zóna benchmarkjai állják meg jobban a helyüket.

2.5 Tőkepiaci fertőzések irodalmi háttere

Ebben az alfejezetben a tőkepiaci fertőzésekkel foglalkozó cikkek főbb tanulságait foglalom össze. Ennek során áttekintem a vizsgált régiók és piacok körét, a mintában szereplő időszakokat és a mintavétel alapjául szolgáló időszakot. Ezt követően kitérek a főbb módszertani eljárásokra, majd kitérek a főbb következtetésekre.

[28] Ez a Friedmani okfejtés némileg ellentmondásos, miután a tőkepiacok hatékonyságához sokkal több peremfeltételt kell definiálnunk, mint a komplex tőkepiacok esetében. Mindazonáltal a piacok hatékonysága addig nehezen vethető el, amíg nem állítunk fel a cselekvőkre, piaci felépítésre és ezek statisztikai következményeivel kapcsolatos feltevéseken alapuló modellt.

Az általam vizsgált 15 cikk[29] fele-fele arányban foglalkozott fejlett országok között illetve fejlett (USA, Egyesült Királyság, Ausztrália, Japán, Kanada, Németország, Euro-övezet) és feltörekvő országok (Latin-Amerika, Kelet-Ázsia, Oroszország, Kelet-Közép Európa, Baltikum) között kialakuló fertőzésekkel, jellemzően a kilencvenes évek válságait és a kétezres évek első felét vizsgálva napi záró árfolyamokra támaszkodva. Magának a fertőzésnek a definíciója nem tért el az általam használt világbanki szabványtól: Bekaert és mtsai. (2005) valamint Van Royen (2002) a tágabb definíciót alkalmazta[30], míg Caporale és mtsai. (2005) a szűkebb definíciót választotta[31].

Különbség leginkább az idősorok szétválasztásának módjában van – abban, hogyan jelölik ki azokat a halmazokat, amelyeket összevetve megállapíthatják a fertőzés létrejöttét. Legegyszerűbb megoldásnak a múltbeli válságok „nevezetes" időablakainak hétköznapinak tartott időablakokkal való összevetése bizonyult. Bonnano és mtsai. (2001) a komplexitás harmadik elemének tartott kollektív viselkedés tanulmányozása során hasonlították össze az extrémnek tartott 1987. október 19-i napot a tipikusnak tartott 1997. május 6-i nappal, hogy így illusztrálják az átlag és a medián közötti különbséget. Van Royen (2002) valamint Kuper és Lestano (2007) szintén előre kijelölte az ázsiai és orosz válság időszakait, hasonlóan Bubák és munkatársaihoz (2011), akik a viszonylag eseménytelen 2003-2007 intervallumot vetették össze a turbulens 2008-2009 időszakkal.

Martwat és mtsai. (2009) a válságos napok kijelöléséhez a napi hozam teljes mintavétel során a hozamok tapasztalati eloszlásának 5 százalékos kvantilisébe esését fektette le szabály gyanánt. Longin és Solnik (2001) a POT alapjaira építve definiálta az extrém hozamot egy θ-vel jelölt korlát átlépésével. Savva (2009) news impact görbék segítsével ábrázolta vizuálisan a tipikus és extrém időszakok közötti különbségeket. A Diebold-Yilmaz index[32] nullától eltérő értéke által jelzett volatilitás átgyűrűzésének (*volatiltiy spillover*) mérésére támaszkodott Bubák és mtsai. (2011).

---

[29] Bali és Engle (2010), Bekaert és mtasi. (2005), Bonanno és mtasi. (2001), Bubák és mtsai. (2011), Caporale és mtsai. (2005), Chen és Zhang (1997), Goetzmann és mtsai. (2005), Heathcote és Perri (2004), Kasch-Haroutounian és Price (2001), Kuper és Lestano (2007), Longin és Solnik (2001), Markwat és mtasi. (2009), Savva (2009), Syllignakis és Kouretas (2011), Van-Royen (2002)

[30] Fertőzés: "a makrogazdaság fundamentális állapotához képest kiugró korreláció" (Bekaert és mtsai. 2005), "a makrogazdasági fundamentumok nem várt és ellenkező irányú változásai által előidézett sokkok" (Van-Royen 2002)

[31] Fertőzés: „különböző országok részvénypiaci hozamainak együttmozgásának fokában kimutatható szignifikáns növekedés" (Caporale és mtsai. 2005)

[32] Diebold, F.X. – Yilmaz, K. 2009: Measuring Financial Asset Return and Volatility Spillovers, With Application to Global Equity Markets. *Economic Journal*, 119, 158-171 http://www.ku.edu.tr/ku/images/EAF/erf_wp_0705.pdf

Módszertani szempontból megkülönböztethetünk kizárólagosan regresszió-alapú és a korrelációkat a regresszió valamely formájával ötvöző megoldásokat. Syllignakis és Kouretas (2011) 54 hetes gördülő lépésenkénti (*„rolling stepvise”*) regresszió segítségével bontotta fel komponenseire az általa vizsgált piacok közötti dinamikus feltételes korrelációt – ezt az eljárást az endogenitás és a beágyazott változók problémája nehezíti. Markwat és mtsai. (2009) a részvénypiaci válságok kamatpolitikai, kötvény- és devizapiaci előzményeit igyekeztek feltárni az általuk létrehozott regressziós modellben. Bekaert és mtsai. (2005) feltételes CAPM modellel hasonlították össze a mexikói és az ázsiai válság fertőző jellegét, míg Van Royen (2002) VAR (vektorautoregresszió) modellel hasonlította össze az orosz és ázsiai válság természetét. Munkám szempontjából kiemelkedő fontosságú Kasch-Haroutounian és Price (2001) munkája, ahol különböző GARCH modellek illeszthetőségét vizsgálták, majd az így kapott hibatagokra BEKK-GARCH modellt illesztve vizsgálták a korreláció időbeli változását. Végezetül meg kell említenem a kizárólag korreláció számítására támaszkodó – így a heteroszkedaszticitás torzító hatását figyelmen kívül hagyó – munkákat, mint például Goetzman és mtsai. (2005) cikkét, amelyben 60 napos gördülő korrelációval vizsgálták 1850 és 2000 között a világ részvénypiacainak együttmozgását. Heathcote és Perri (2004) a reál és pénzügyi ciklusok együttmozgásának összehasonlítása során ellenben támaszkodott a Forbes és Rigobon (2002) által létrehozott javított korrelációs koefficiensre.

A fenti cikkek nyomán az alábbiakat mondhatom el a tőkepiacok válságok során mutatott együttmozgásáról: egyfelől kérdéses a reál és a pénzügyi szféra kapcsolata, másfelől megkérdőjelezhető a diverzifikáció hatásossága. Goetzman és mtsai. (2005) rámutattak, hogy a világ részvénypiacai leginkább az 1890-1914-es és az 1972-2000-es időszakokban mozogtak leginkább együtt – a tőkepiacok relatív nyitottsága kedvez a kockázatok szétterjedésének. Heathcote és Perri (2004) az 1972-1986-os és az 1987-2000-es időszak összehasonlítása kapcsán arra jutott, hogy az előbbi időszak sokkal inkább szólt a reálgazdaságok integrációjáról – a GDP, foglalkoztatottság és beruházások együttmozgásáról, szemben az utóbbi időszakkal, amikor a reálgazdasági mutatók korrelálatlanná váltak, míg az osztalékok, a fogyasztás növekvő együttmozgását tapasztalhatjuk, ami maga után vonta nettó export magasabb ingadozását. A válságok országról országra gyűrűződése kapcsán Chen és Zhang (1997) a fejlett és ázsiai piacok esetében a külkereskedelmi kapcsolat szorosságára, mint a fertőzés közvetítő csatornájára hivatkozott. Van Royen (2002) ezt a képet oly módon árnyalta, hogy rámutatott az ázsiai válság regionális jellegére – szemben a globális hatású

orosz válsággal. Számára tehát a válságok fundamentális háttere lényegtelen, a befektetői kockázati várakozások hirtelen változására vezeti vissza a fertőzések létrejöttét. Syllignakis és Kouretas (2011) 2007-2009-es sub-prime válsággal kapcsolatos eredménye is a csordaszellem (*„herding”*) érvényesülésére utalt, de ő a kelet-közép európai országok esetében kiemelte a fundamentumok változásának fontosságát is.

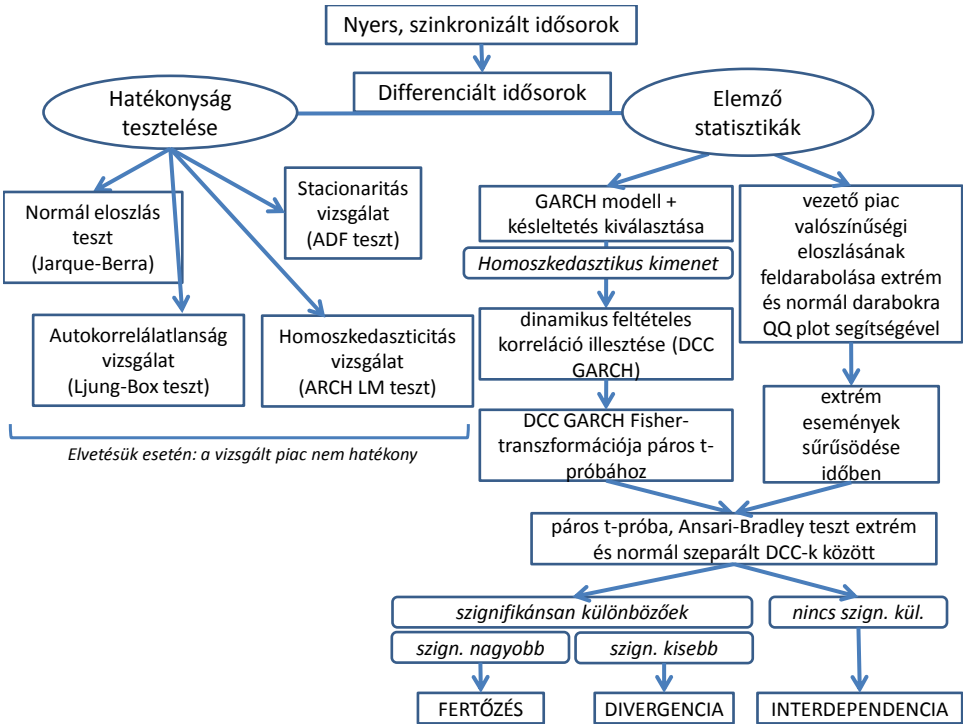
Az általam vizsgált régió esetében Stavárek (2009) rámutatott a regiós devizák szoros együttmozgására, amit Bubák és mtsai. (2011) oly módon finomítottak, hogy rámutattak a napon belüli volatilitás átgyűrűzésére, illetve a 2008-at követő időszak izolációjára. Syllignakis és Kouretas (2011) a régió részvénypiacainak heti ingadozása esetében csak a sub-prime válság kapcsán tapasztalt fertőzést – szemben az ázsiai, orosz illetve dot-com válsággal. Ugyancsak ez a cikk hívja fel a figyelmet a fertőzések földrajzi visszavezethetőségének problémájára, miután ők az amerikai, orosz és német illetve balti és kelet-közép európai részvénypiacok esetben nem tapasztaltak ilyet. Az EU-s tagság minden esetre a részvénypiaci diverzifikációt rontó tényezőként jelent meg számukra, ami Savva (2009) hasonló eredményére emlékeztet – az euró-bevezetést követően az euró-zónába eső részvénypiacok együttmozgása megnőtt és stabilabbá vált.

A fenti eredmények tükrében érdemes tehát megvizsgálni, mi történik, ha a fertőzések és divergenciák létrejöttét egyes piacok normál eloszlás alól történő kilógása mentén definiálom?

3 Módszertan – az extrém események statisztikai tulajdonságai és a tőkepiaci fertőzések, divergenciák mérhetősége

Forbes és Rigobon (2002) a **tőkepiaci fertőzések meghatározására négy módszer**t említ meg: a piacok közötti korrelációs koefficiens használatát, az ARCH-GARCH modellekből származó megoldásokat, a kointegrációs eljárásokat és a fertőzés transzmissziós csatornáinak közvetlen feltérképezését. A hagyományos keresztkorreláció számítást épp az ő cikkük vetette el – érvelésükre később munkám is kitér. Az ARCH-GARCH modellek szerintük csupán a volatilitás terjedésének kimutatására alkalmasak, ami abból a szempontból sajátos, hogy Engle dinamikus feltételes korrelációkat (*Dynamic Conditional Correlation - DCC*) bemutató cikke épp 2002-ben jelent meg (Engle 2002). A kointegráció módszerét csak hosszabb időszakok felölelésére tartja alkalmasnak, míg rövid távú változások kimutatására már kevésbé. Az utolsó csoport pedig nem a Világbank szűken értelmezett definícióját alkalmazza a fertőzésekre. Munkám során a Robert Engle (2002) által létrehozott DCC modell alkalmazása a célom, ezért a korrelációt övező problémák bemutatását követően ezt tárgyalom.

Az extrém események dinamikus tulajdonságai nyomán definiált, a fertőzések előfordulását megengedő komplex piacmodell bevezetését követően az **extrém események statisztikai tulajdonságai**nak figyelembe vételével ebben a fejezetben kerül sor a vizsgált piacokon fellépő fertőzések, divergenciák és interdependenciák statisztikai igazolására illetve elvetésére. A m_v vezető piacot az amerikai (m_{v1}) és a német (euró-zónabeli) (m_{v2}) minta jelöli minden esetben, a követő piacok pedig a kiválasztott kelet-közép európaiak.



6. ábra: A mintában szereplő piacok között vizsgált kapcsolatok felépítése

Forrás: saját szerkesztés

A számolás menetét a 6. ábra foglalja össze. A **piaci hatékonyság tesztelése** elvégzése során rávilágítok a piacok hatékonyságának hiányára, a korlátozott racionalitásból és a skálafüggetlen hálózatokból fakadó problémákra mintám esetében. Az elemző statisztikák első részét jelentő **GARCH illesztés**ek során a heteroszkedaszticitás torzításait szűröm ki, majd végrehajtom a **dinamikus feltételes korreláció kiszámítás**át követően az **extrém és normál események különválasztás**át, és megválaszolom az első két hipotézist.

Munkám során a Matlab szoftverre támaszkodok, amelyhez a Dr. Kevin Sheppard (Oxford) által fejlesztett „UCSD GARCH" és az „Oxford MFE" csomagokat[33] használtam fel az idősorelemzés során, azonban az egyes elemzéseim során a saját kódjaimat használtam fel, így azokat a disszertáció végén, illetve a vonatkozó alfejezeteknél részletesen is bemutatom. Ebben a fejezetben először mindig bemutatom az egyes eljárások elméleti hátterét, majd mellékelem annak Matlabban történő megoldását a kimenetek értelmezésével egyetemben.

3.1 A piaci hatékonyság tesztelése

Azt a jelenséget, hogy a jövőbeli árak legjobban a mai ár alapján becsülhetőek bolyongásnak (24) (*random walk*) nevezzük:

[33] UCSD GARCH: http://www.kevinsheppard.com/wiki/UCSD_GARCH; Oxford MFE: http://www.kevinsheppard.com/wiki/MFE_Toolbox

$$r_t = r_{t-1} + \varepsilon_t, \qquad (24)$$

ahol $\varepsilon_t \sim N(0,1)$ jelöli az új információk hatását (információs sokk)[34] és r_t jelöli az eszköz árazását t időpontban.

Speciális esetként tekinthetünk a q-ad rendű autoregresszív modellre (AR(q)) (25), amennyiben q egész szám nagyobb, mint 1 (Alexander 2008):

$$r_t = \alpha + \varrho_1 r_{t-1} + \varrho_2 r_{t-2} + \cdots + \varrho_q r_{t-q} + \varepsilon_t. \qquad (25)$$

A leíró statisztikák alkalmazásának célja, hogy ellenőrizzük vizsgált piacaink hatékonyságát – ami a hozamok normál eloszlását, stacionerségét, autokorrelálatlanságát és homoszkedaszticitását feltételezné. Az autokorreláció és a homoszkedaszticitás sérülése önmagában már elegendő a másik két feltétel, különösen a normál eloszlás sérüléséhez és viszont. A szórás időbeli stabilitásának hiánya különösen megnehezíti bármilyen, piaci eszközök közötti korrelációra építő kockázatkezelési stratégia alkalmazását.

3.1.1 Kezdeti lépések

A vizsgált idősornak szinkronban kell lennie – tehát minden t időponthoz kell tartoznia egy értéknek az összes piacról. Amennyiben a dátumformátumok megegyeznek az egyes idősorok esetében, a Matlab *intersect* parancsa segítségével végrehajthatjuk a szinkronizációt.

Az adott eszköz előző napi és mai záró értékei között beálló változást tekintem hozamnak. A hozam kiszámítására azonban módszer is létezik. Amennyiben ugyanis egy P eszközárnak t idő indexszel az egy periódusú szimpla hozamát[35] számítjuk és az normál eloszlást mutat, annak k periódusú változata[36] már nem vehet fel normál eloszlást. A logaritmikus hozam[37] esetében nem áll fenn ez a torzítás az egy és a k periódusú változat esetében sem. Az egyszerű hozamok alsó határa emellett -1, míg a logaritmikus hozam és a normál eloszlás esetében nem beszélhetünk ilyen tulajdonságról (Tsay 2005). A tőkepiaci fertőzéseket vizsgáló irodalom[38] az alapsokaság logaritmikus differenciáltjának változásával[39] számol, és azt érti az adott eszköz „hozama" alatt. Miután a számításaim során használt UCSD és MFE toolboxok is ezt megoldást támogatják, munkám során én is így járok el. Ezt a megoldást támasztja alá a

---

[34] A hibatag normál eloszlásának, nulla várható értékének és egyes szórásának feltételezése eredményezi az árfolyamok véletlen ingadozását.

[35] egy periódusú szimpla hozam: $1 + R_t = \frac{P_t}{P_{t-1}}$

[36] k periódusú szimpla hozam: $1 + R_t[k] = \frac{P_t}{P_{t-k}} = \frac{P_t}{P_{t-1}} \times \frac{P_{t-1}}{P_{t-2}} \times \ldots \frac{P_{t-k+1}}{P_{t-k}}$

[37] egy periódusú logaritmikus hozam: $r_t = \ln(1 + R_t) = ln\frac{P_t}{P_{t-1}} = p_t - p_{t-1}$; k periódusú logaritmikus hozam: $r_t[k] = \ln(1 + R_t[k]) = \ln[(1 + R_t)(1 + R_{t-1}) \ldots (1 + R_{t-k+1})] = ln(1 + R_t) + ln(1 + R_{t-1}) + \cdots + ln(1 + R_{t-k+1}) = r_t + r_{t-1} + \cdots + r_{t-k+1}$

[38] például Bubák (2011), Syllignakis-Koretas (2011)

[39] hozam = real(100*diff(log(kiinduló idősor)))

tőkepiaci idősorok *i*-ed rendű integráltságának feltételezése is (Alexander 2008), ahol az *i*-edik differenciált már stacioner lesz.

Az idősor esetében az oszlopok az egyes piacokat jelölik (kivéve az első, dátum oszlop, amennyiben értelmezve van), a sorok pedig az időpontokhoz rendelt értékváltozásokat.

3.1.2 Aszimmetria, csúcsosság és normál eloszlás tesztelése (*Jarque-Bera teszt*)

A hatékony piacok hipotézise feltételezi a hozamok várható érték körüli szóródását, és gyors lecsengését. Egy normál eloszlás esetében a lecsengés dinamikáját jelző farkak exponenciálisak, középértékei nagyrészt fedik egymást, illetve kis szórással rendelkeznek (Jentsch és mtsai. 2006).

Munkám során Wong-Li (2010) nyomán a Jarque-Bera tesztre támaszkodom, ahol az 5% alatti p érték a normál eloszlás elvetését jelenti. A teszt harmadik és negyedik momentumok (csúcsosság és aszimmetria) standardizált normál eloszlással vett konzisztenciájának vizsgálatán alapul (26):

$H_0: E(r_t^s)^3 = 0$ és $E(r_t^s)^4 = 3$, míg $H_1: E(r_t^s)^3 \neq 0$ vagy $E(r_t^s)^4 \neq 3$.

$$JB = \frac{T}{6}[T^{-1}\sum_{t=1}^{T}(r_t^s)^3]^2 + \frac{T}{24}[T^{-1}\sum_{t=1}^{T}(r_t^s)^4 - 3]^2 \qquad (26)$$

A teszt statisztika aszimptotikus $\chi^2(2)$ eloszlással rendelkezik, amennyiben a nullhipotézis elfogadható, míg a *JB* nagy értéke esetén a nullhipotézis elvethető (Lütkepohl 2004).

A Matlab egyik legfőbb előnye, hogy képes egy számolási feladat ismételt elvégzésére – esetünkben a Jarque-Bera teszt elvégzésére az összes oszlop esetében. A teszt kimenetét a könnyebb áttekinthetőség érdekében egy leíró statisztikákat gyűjtő mátrixban helyezem el. A H nulla értéke (p>5%) normál eloszlásra, míg **egyes értéke (p<5%) a normál eloszlás hiányára** utal.

3.1.3 Az idősorok stacionaritásának vizsgálata (*augmented Dickey-Fuller – ADF teszt*)

Mint azt korábban leírtam, a *kovariancia (gyenge) stacionaritás* esetében az idősor első és a második momentuma explicit módon nem függ az időtől, így egy $\{x_t\}^T_{t=1}$ sztochasztikus folyamat $E(x_t)$ várható értéke, és $V(x_t)$ varianciája véges állandó lesz, valamint (x_t, x_s) közös eloszlása *t-s* függvénye.

Egy idősort *i*-ed rendű integráltnak tekintünk, és *I(i)*-gyel jelölünk, ha bár önmaga nem stacioner, ám az *i*-edik differenciáltja már az.

A bolyongás csupán az integrált folyamatok olyan speciális eseteként fogható fel Alexander (2008) szerint, ahol az első differenciált iid. Általánosan megfogalmazva, egy integrált folyamat első differenciáltja (27) rendelkezhet autokorrelált és mozgóátlag-komponensekkel – amennyiben stacioner:

$R_t \sim I(1) \leftrightarrow r_t = \alpha + r_{t-1} + \varepsilon_t$, amennyiben $\varepsilon_t \sim I(0)$, (27)

ahol I(0) jelöli az idősor stacionerségét (Alexander 2008, 213. oldal).

A nem stacionárius folyamatokat a trendstacionárius (determinisztikus trend) és az egységgyök (sztochasztikus trend, differencia-stacionárius) folyamatok alkotják Darvas (2005) szerint. A trendstacionárius folyamatok (28) esetében a trend idősorból történő kivonása stacioner folyamatot eredményez:

$r_t = \mu + \delta t + \varepsilon_t$, ahol $\varepsilon_t \sim iid(0,\sigma^2)$, $E(r_t) = \mu + \delta t, V(r_t) = \sigma^2$. (28)

Az egységgyök folyamat (29) esetében az alábbi esettel van dolgunk:

$r_t = \delta + \beta r_{t-1} + \varepsilon_t$, ahol $\varepsilon_t \sim iid(0,\sigma^2)$, $E(r_t) = r_0 + \delta t, V(r_t) = t\sigma^2$, (29)

ahol $r_t = \beta_1 r_{t-1} + \beta_2 r_{t-2} + \cdots + \beta_p r_{t-p} + w_t$ esetet feltételezve a paraméterekből képzett $\left(1 - \beta_1 z + \beta_2 z^2 + \cdots + \beta_p z^p\right) = 0$ polinom gyökei az egységkörön kívül helyezkednek el, de közöttük van 1 abszolút értékű.

Az ADF(q) teszt nullhipotézise szerint a vizsgált idősor nem gyengén stacioner, míg az alternatív hipotézis szerint gyenge stacionaritást mutat (30):

$H_0: R_t \sim \mathrm{I}(1)$ vs. $H_1: R_t \sim I(0)$. (30)

A teszt során a (25)-ben ábrázolt AR(q) folyamatból indulunk ki, feltételezve, hogy $\rho_1 = 1 + \beta$. Amennyiben ugyanis β értéke nulla, ρ_1 nem fér bele az egységkörbe, így egységgyököt találunk. A q számú késleltetés célja, hogy az ε_t hibatagok autokorreláltságát elkerüljük (31):

$\Delta r_t = \alpha + \beta r_{t-1} + \varrho_1 \Delta r_{t-1} + \cdots + \varrho_q r_{t-q} + \varepsilon_t$. (31)

Amennyiben az ADF megfigyelt **t értéke** (*value of test statistic*), illetve első, vagy második integrálja **magasabb**, mint az 1%, 5% vagy 10%-os szint esetén megadott **kritikus érték**, akkor az egységgyök hipotézise nem vethető el (**nem stacioner** az idősor). Egy I(1) vagy I(2) eredmény a piacok gyengébb hatékonyságára utal. (Lütkepohl 2004)

Strukturális törések illetve hirtelen ugrások esetén azonban az ADF teszt hajlamos az elsőfajú hibára – akkor is stacionaritásra utal, amikor az idősor látványosan magán viseli a heteroszkedaszticitás jegyeit. További tapasztalat, hogy az alap tőkepiaci idősor adataiból számított logaritmikus hozamok már hajlamosak a stacionaritásra. A Matlab esetében alkalmazott módszer során a H nulla értéke a stacionaritás hiányára, míg egyes értéke stacionaritásra utal.

3.1.4 Autokorreláció vizsgálat (*Ljung-Box teszt*)

Egy hatékony piacon az eszköz hozama nem jósolható meg, és nem lehet autokorrelált – az autokorreláció vizsgálat egy eszköz a gyenge hatékonyságának vizsgálatára (Tsay 2005).

Autokorrelációról (szeriális korrelációról) abban az esetben beszélünk, ha az Y_t *idősor* értékei korrelálnak ugyanezen idősor korábbi értékeivel. Ekkor az idősor elemei között fellépő *sztochasztikus kapcsolatot* autokorrelációnak nevezzük, és a kapcsolat szorosságát autokorrelációs együtthatóval mérhetjük. A *k*-adrendű autokorrelációs együttható *(ρ_k)* (32) az egymástól *k* időegységnyi távolságra álló elempárok korrelációját mutatja:

$$\rho_k = \frac{C(Y_t, Y_{t+k})}{\sigma_{Y_t}\sigma_{Y_{t+k}}}, \qquad (32)$$

ahol $c(Y_t, Y_{t+k})$ az Y_t és Y_{t+k} változók kovarianciája (t=1,2,…,n-k), a σ_{Y_t} és $\sigma_{Y_{t+k}}$ a megfelelő szórások. Speciálisan k=1 esetén az idősor szomszédos elemei közötti korrelációt az elsőrendű autokorrelációs együttható mutatja. Egy regressziós modell autokorrelálatlan, ha a különböző megfigyelésekhez tartozó reziduális változók korrelálatlanok. (Katona-Lengyel 1999)

Az autokorreláció meglétének teszteléséhez Portmenteau tesztet, vagy annak a módosított változatát, a Ljung-Box tesztet lehet alkalmazni. Ennek nullhipotézise (33) szerint adott késleltetés mellett nincs autokorreláció, szemben az alternatív hipotézissel, amely szerint van.

$$H_0: \rho_{r,1} = \cdots = \rho_{r,h} = 0,$$

$$H_1: \rho_{r,i} \neq 0 \; i = 1, \dots, h \text{ legalább egy esetben}, \qquad (33)$$

ahol $\rho_{r,i} = korr(r_t, r_{t-i})$ jelöli az idősor autokorrelációját.

A teszt statisztika (34) az alábbi formát veszi fel:

$$Q_h = T \sum_{j=1}^{h} \rho_{r,j}^2,$$

$$\text{ahol } \rho_{r,j} = T^{-1} \sum_{t=j+1}^{T} r_t^s \, r_{t-j}^s \,. \qquad (34)$$

A teszt statisztika megközelítően egy $\chi^2(h)$ eloszlást vesz fel, amennyiben a nullhipotézis elfogadásra kerül. Q_h magas értékei mellett a nullhipotézis elvethető. A χ^2 eloszlás kikötése miatt a bevont elemek száma (*h*) nem lehet túl alacsony, sem túl magas. Ezt a problémát a Ljung-Box-féle módosítással (35) lehet áthidalni, ahol a χ^2 becslés sokkal alkalmasabb a probléma kezelésére:

$$Q_{(m)}^* = T(T+2) \sum_{j=1}^{h} \frac{1}{T-j} \rho_{r,j}^2 \approx \chi^2(h). \qquad (35)$$

A nullhipotézist ez esetben akkor vetjük el, amennyiben $Q(m) > \chi_\alpha^2$, ahol χ_α^2 jelöli a $100(1-\alpha)$dik percentilisét a *h* szabadságfokú χ^2 eloszlásnak. (Lütkepohl 2004, Chan 2002)

A H nulla értéke (p>5%) az autokorrelálatlanságra, míg **egyes értéke (p<5%) autokorrelációra utal**.

3.1.5 A volatilitás klaszteresedésének, heteroszkedaszticitás tesztelése (*ARCH-LM teszt*)

Statisztikai modellek gyakori feltétele a részsokaságok azonos varianciája, a homoszkedaszticitás.

A teszt a homoszkedaszticitást méri egy ARCH(p) modell (36) illesztésével

$$r_t^2 = \beta_0 + \beta_1 r_{t-1}^2 + \cdots + \beta_p r_{t-p}^2 + \varepsilon_t, \qquad (36)$$

ahol a nullhipotézis (37) ellenőrzése

$$H_0: \beta_1 = \cdots = \beta_p = 0 \text{ szemben a}$$

$$H_1: \beta_1 \neq 0 \; vagy \ldots \; \beta_p \neq 0 \,. \qquad (37)$$

Az LM teszt értéke a fenti regresszió R^2koefficienséből vezethető le: $ARCH_{LM}(q) = TR^2$. Mindez $\chi^2(p)$ eloszlást vesz fel megközelítőleg, amennyiben teljesül a feltételes heteroszkedaszticitás nullhipotézise. A teszt statisztika ennél magasabb értéke a nullhipotézis elvetését jelenti, ARCH-ra utalva a változók értékében. (Lütkepohl 2004) A H nulla értéke homoszkedaszticitásra (p>5%), míg **egyes értéke (p<5%) heteroszkedaszticitásra utal**.

3.2 Korreláció illesztése

Ebben az alfejezetben bemutatásra kerülnek ez utóbbi jelenség kezelésére hivatott GARCH (*Generalized Autoregression Heteroscedasticity*) modellek különböző fajtái. Az általuk megtisztított idősorok már alkalmasak az egyes piacok között számolható dinamikus feltételes korrelációk (*Dynamic Conditional Correlation – DCC*) kiszámítására, amelynek viselkedése a hozamok vastagfarkú eloszlásának fényében kerül további elemzésre. Az általam alkalmazott módszertan Cappiello – Engle – Sheppard (2006) közös cikkében került bemutatásra (541. oldal), ahol különböző GARCH modellek illesztése eredményeként létrejövő homoszkedasztikus és aszimptotikusan normál eloszlású standardizált hibatagokra illesztettek dinamikus feltételes korrelációt.

3.2.1 GARCH modell illesztése

Az autoregresszióból és heteroszkedaszticitásból fakadó problémák kezelésének meghatározó eszközét a GARCH modellek jelentik (Chan 2002). Ehhez először szükség van az autoregresszív feltételes heteroszkedaszticitás (*Autoregressive Conditional Heteroscedasticisy* - ***ARCH***) **modell**jének bemutatására. Eszerint a hibatag varianciája adott *t* időpontban az előző időszakok négyzetes hibatagjainak függvénye. A „feltételesség” a „*t*” időtényező

bevonását jelenti – azaz a heteroszkedaszticitás nagyrészt betudható endogén folyamatoknak. Az ARCH (p) folyamat (38) az alábbi módon épül fel:

$$r_t = \sigma_t \varepsilon_t;\ \sigma_t^2 \equiv E(r_t^2 \parallel \Omega_{t-1}) = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i r_{t-i}^2, \qquad (38)$$

ahol r_t jelöli az idősor logaritmikus hozamát, míg $\Omega_{t-1} = \sigma(r_{t-1}, r_{t-2}, \ldots)$ a $t-1$ időszakban a volatilitás terében felgyülemlett múltbeli információkat tartalmazza, feltéve, hogy $\alpha_i \geq 0$ i=0,…,p-re és $\sum_{i=1}^{p} \alpha < 1$ biztosítja az aszimptotikus stacionaritást (Petrimán-Tulassay 2005, Chan 2002). Az r_t feltételes varianciája tehát az r^2_t korábbi értékei alapján változik egy AR(p) modell módjára. Az ARCH modell tulajdonságainak megértéséhez érdemes először az alábbi (39) levezetésből kiindulni:

$$r_t^2 = \sigma_t^2 + r_t^2 - \sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 r_{t-1}^2 + \sigma_t^2(\varepsilon_t^2 - 1) = \omega + \alpha_1 r_{t-1}^2 + v_t. \qquad (39)$$

Ez alapján azt gondolhatjuk, hogy az ARCH (1) az $\{r^2_t\}$ egy autoregresszív AR (1) folyamat módjára épül fel, $\{v_t\}$ fehérzaj mellett. Az ARCH(1) kovariancia szerkezetét Chan (2002) az $0 \leqq \alpha_1 \leqq 1$ egyenlőtlenség és a folyamat stacionaritásának feltételezése mellett vizsgálta az alábbi (40) módon:

$$E(\sigma_t^4) = E(\omega + \alpha_1 r_{t-1}^2)^2 = \omega^2 + \frac{2\alpha_0^2\alpha_1}{1-\alpha_1} + \frac{2E(\sigma_t^4)\alpha_1^2}{1-\alpha_1^2} + \frac{\alpha_1^2\alpha_0^2}{(1-\alpha_1)^2},$$

egyszerűsítve: $E(\sigma_t^4)\frac{1-3\alpha_1^2}{1+\alpha_1} = \frac{\omega^2}{1-\alpha_1}$. (40)

Az $1 \geq \alpha_1^2 \geq 1/3$ fennállása esetén azonban nem létezik véges negyedik momentum, miután az egyenlet bal oldala negatív, a jobb oldala pedig pozitív értéket vesz fel. Amennyiben tehát teljesül az $\alpha_1^2 \leqq 1/3$ feltétele, az ARCH (1) folyamatok kapcsán az alábbi következtetéseket vonhatjuk le:

1. A vastagfarkúság megjelenik a modellben, miután az $\{r_t\}$ a negyedik momentuma háromnál nagyobb vagy egyenlő (felhasználva, hogy $\alpha_1^2 \leqq 1/3$, $Er_t^4 = E(\sigma_t^4\varepsilon_t^4) = 3E(\sigma_t^4) = \frac{3(1-\alpha_1^2)}{1-3\alpha_1^2} \geq 3$), amennyiben a második momentuma 1 ($Er_t^2 = \frac{\omega}{1-\alpha_1} = 1$).
2. Nemnegatív autokorrelációt találunk $\{r_t\}$ AR(1) felépítése következtében, miután $\mathrm{corr}(r^2_t, r^2_{t-s}) = \alpha^s_1 \geq 0$.
3. Az ARCH(1) egyenlet $\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i r_{t-i}^2$ parciálisan ragadja meg a volatilitás klaszteresedését.

Az ARCH (q) gyakorlati alkalmazását nehezíti a tőkepiaci hozamoknál tapasztalható volatilitás fennmaradása (*volatility persistence*), miközben az r_t^2 egymást követő elemei között a korreláció nem túl magas – mindez magas q-t, azaz túl sok paraméter bevonását igényli pozitív α_i kikötése mellett.

Az általánosított ARCH (GARCH) modell (41) esetében a fenti problémák elkerülhetőek a késleltetési (*lag*) operátor alkalmazásával. A **GARCH(p, q) modell**ben p jelöli a késleltetés hosszát, σ^2 és q az ARCH folyamatot ε^2, α_i a jelenbeli hírek feltételes varianciára gyakorolt hatását, míg β_i a volatilitás fennmaradását – azaz az új hírek régi információkra gyakorolt sokkját (Davidson-MacKinnon 2003):

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \, \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \, \sigma_{t-i}^2. \qquad (41)$$

A GARCH (1,1) modell esetében az α_1 és β_1 paraméterek esetében kulcsfontosságú a megfelelő definiáltság, miután e paraméterek a modell alábbi tulajdonságait testesítik meg:

1. A paraméterek esetében a gyakorlatban többnyire érvényesül az $\alpha_1 + \beta_1 \cong 1$ egyenlet. Amennyiben az összeg pontosan egyes értéket vesz fel, az $\{r_t\}$ folyamat megszűnik gyengén stacionernek lenni és integrált GARCH(1,1) [IGARCH(1,1)] modellt kapunk, ahol a volatilitás fennmaradása (*perzisztancia*) rendkívül erős (mindazonáltal továbbra is létezik stacionárius eloszlása (Nelson 1990)).
2. A GARCH(p,q) folyamat alapmodellje azt sugallja, hogy a jelenbeli volatilitás csak a múltbeli volatilitás és a hozamok függvényében változik – és nincs különbség a rossz és a jó hírekre adott reakciók között. Ezt az irreálisnak tűnő szimmetrikus viszonyt kezelik az aszimmetrikus TGARCH, EGARCH és NGARCH modellek.
3. Az ε_t hibatag normál eloszlásának feltételezése nem kulcsfontosságú, léteznek vastagfarkú megoldások is, amelyek például t-eloszláson alapulnak.

Mindennek fényében megkülönböztethetünk szimmetrikus és aszimmetrikus modelleket, valamint beépíthetünk nemlineáris reakciókat[40]. A nemlineáris reakciók iskolapéldája Kasch-Haroutounian és Price (2001) szerint az **nemlineáris GARCH (NGARCH)** modell (42), amely $\alpha_2<2$ esetben az innovációkra adott korlátozott választ építi be az alábbi módon:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 |\varepsilon_{t-1}|^{\alpha_2} + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \, . \qquad (42)$$

A negatív hozamokat gyakrabban követi magasabb volatilitás, mint ahogyan azt a pozitív hozamok esetében találhatnánk (Black (1976) óta ezt a jelenséget **tőkeáttételi hatás**nak hívjuk) – az aszimmetrikus modellek tehát alkalmasak az aszimmetrikus valószínűségi eloszlással bíró piaci idősorok tanulmányozására.

Az **exponenciális GARCH (EGARCH)** (43) esetében a logaritmusok használata egy nemnegatív kikötést jelent, ahol a α_2 jeleníti meg a tőkeáttételi hatást a tegnapi sokkok modellbe illesztésével (Nelson 1991):

[40] Az aszimmetrikus GARCH modellekhez kapcsolódó képletek leírását a könnyebb áttekinthetőség kedvéért az egyes késleltetésű, azaz (1,1) illetve (1,1,1) esetekre értelmezve végzem el.

$$ln(\sigma_t^2) = \omega + \alpha\left[\frac{|\varepsilon_{t-1}|}{\sigma_{t-1}} - \left(\frac{2}{\pi}\right)^{\frac{1}{2}}\right] + \gamma\left[\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right] + \beta ln(\sigma_{t-1}^2)\ . \qquad (43)$$

Az **aszimmetrikus GARCH**-ok családját a Ding, Granger és Engle (1993) közös cikkében leírt **APARCH(p,o,q)** – *Asymmetric Power ARCH* – modell (44) írja le a legátfogóbban:

$$\sigma_t^\delta = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i(|\varepsilon_{t-i}| - \gamma_i\varepsilon_{t-i})^\delta + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-j}^\delta\ , \qquad (44)$$

ahol $\alpha_0 > 0, \delta > 0$, $\alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, p,$ és $-1 < \gamma_i < 1, i = 1, \dots, p, \beta_j \geq 0, j = 1, \dots, q.$ Továbbá a δ≥2 esetén teljesül a hibatag kovariancia stacionaritása, míg e_t standardizált reziduumot az alábbi módon nyerhetjük ki az aszimmetrikus abszolút hibatagokból: $e_t = \frac{\varepsilon_t}{\sigma_t}$, ahol $e_t \sim N(0,1)$. Az APARCH modellből az alábbi módon és megkötésekkel fejezhetünk ki egyéb GARCH modelleket az előbb idézett cikk „A" melléklete alapján:

1. Engle (1982) ARCH(q) modelljéhez a δ=2 és γ_i=0 feltételek szükségesek, i=1,…,p, β_j=0, j=1,…,q kikötése mellett
2. Bollerslev (1986) GARCH(p,q) modelljéhez a δ=2 és γ_i=0 feltételeknek kell megfelelni, i=1,…,p kikötése mellett
3. Taylor (1986) és Schwert (1990) GARCH modelljéhez δ=1 és γ_i=0 feltételek szükségesek, i=1,…,p kikötése mellett: $\sigma_t = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i|\varepsilon_{t-i}| + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-j}$.
4. A később bővebben kifejtésre kerülő GJR GARCH modell megkapásához δ=2 és $0 \leqq \gamma_i < 1$ paraméterek szükségesek (az $-1 < \gamma_i < 0$ esetben az S_i^+ 1-es értéket vesz fel, ha $\varepsilon_{t-i} > 0$, tehát itt a szerzők megfordították az eredeti GJR GARCH logikáját, felerősítve a pozitív sokkok volatilitásra gyakorolt hatását).
5. Zakoian (1991) TARCH modelljéhez a δ=1 és β_j=0, j=1,…,q paraméterek szükségesek, ekkor: $\sigma_t = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i^+ \varepsilon_{t-i}^+ - \sum_{i=1}^{p} \alpha_i^- \varepsilon_{t-i}^-$, illetve $\beta_j \neq 0$, j=1,…,q esetben egy sokkal általánosabb modellt kaphatunk, amely: $\sigma_t = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i\,(|\varepsilon_{t-i}| - \gamma_i\varepsilon_{t-i}) + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \sigma_{t-j}$.
6. Higgins és Bera (1990) NARCH modelljéhez az γ_i=0, i=1,…,p és β_j=0, j=1,…,q teljesülésével juthatunk el: $\sigma_t^\delta = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i\,|\varepsilon_{t-i}|^\delta$,
7. Geweke és Pantula log-ARCH modelljéhez az δ→0 konvergencia kikötése szükséges, így:

   $$log\sigma_t = \{1 - \sum_{i=1}^{p} \alpha_i - \sum_{i=1}^{q} \beta_i\} log\omega - \sum_{i=1}^{p} \alpha_i log\sqrt{\frac{2}{\pi}} + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \log(|\varepsilon_{t-i}| -$$

   $$\gamma i\varepsilon t-i+j=1q\beta j\sigma t-j\,.$$

A Glosten, Jarannathan és Runkle (1993) által létrehozott **GJR GARCH** és **threshold ARCH (TARCH)** egy hasonlóan rugalmas megközelítését jelenti a GARCH-ok világának, miután módot adnak az egyszerűbb szimmetrikus (ARCH, GARCH) megközelítések és az aszimmetrikus megközelítésen belül az innovációknál négyzetekkel (GJR) (46) és abszolút értékekkel (TARCH) (47) operáló megoldások összehasonlítására. Az aszimmetrikus reakciókat egy S indikatív dummy (bináris) változó (45) segítségével ragadja meg:

$$\begin{cases} S_{t-i}^{-} = 1, amenniben\ \varepsilon_{t-i} < 0 \\ S_{t-i}^{-} = 0, amenniben\ \varepsilon_{t-i} \geq 0 \end{cases}, \qquad (45)$$

GJR GARCH: $\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i\ \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{o} \gamma_i\, S_{t-i}^{-} \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{q} \beta_i\, \sigma_{t-i}^2$,(46)

TARCH: $\sigma_t = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i |\varepsilon_{t-i}| + \sum_{i=1}^{o} \gamma_i S_{t-i}^{-}\, |\varepsilon_{t-i}| + \sum_{i=1}^{q} \beta_i\, \sigma_{t-i}$, (47)

ahol $\alpha_i > 0$ $(i=1,\ldots,p)$, $\gamma_i + \alpha_i > 0$ $(i=1,\ldots,o)$, $\beta_i \geq 0$ $(i=1,\ldots,q)$, $\alpha_i + 0{,}5\ \gamma_j + \beta_k + < 1$ $(i=1,\ldots,p,\ j=1,\ldots,o,\ k=1,\ldots,q)$.

Négyzetes innovációk és o=0 esetén redukálhatjuk a modellt szimmetrikus GARCH-ra (majd azt q=0-val ARCH-ra). Amennyiben o>0, a négyzetes innovációk alkalmazásával GJR, míg abszolút értéket felvevő innovációk alkalmazásával TARCH modellt nyerünk. Az aszimmetria jelentősége a negatív hírekre adott erősebb reakció megragadásában rejlik, a negatív újdonságok ezen preferenciáját az α_i és γ_i együttes alkalmazása jelenti, szemben a pozitív hírekkel, ahol egyedül az α_i vehető figyelembe.

Munkám során az **APARCH-GJRGARCH-TARCH-GARCH modellek egymásra épülését** használom fel annak érdekében, hogy többféle paraméterezéssel illesszem azokat a vizsgált idősorokra, majd a legjobb illeszkedést mutató, a hibatagokból az autokorrelációt és heteroszkedaszticitást kiszűrésére alkalmas modellt válasszam ki. Ehhez azonban először be kell mutatnom a GARCH modellek illeszkedésének becslésére használatos módszereket. Kasch-Haroutounian és Price (2001) a paraméterek becslése során a MLE (*Maximum Likelihood Estimation*) mentén a feltételes normál log-likelihood (továbbiakban LL) alkalmazását javasolja minden időegységre, ami megfelel a Kevin Sheppard MFE csomagjában található megoldással (*normloglik*). Először az egyedi LL-okat számolja ki (48), majd azok összeadását követően (49) kapjuk meg a várt LL-t:

$$l_t = -log2\pi - 0{,}5 log\sigma_t^2(\theta) - 0{,}5\varepsilon_t^2(\theta)\sigma_t^{-2}(\theta)\ , \qquad (48)$$

$$LL = \sum l_t\ , \qquad (49)$$

ahol ε_t^2 normál eloszlású random változókat jelöl. A paraméterek és a robosztusság becslésére Sheppard ezt követően még a Matlab optimalizáló csomag *fminunc* függvényét használja.

A hibatagokat normál loglikelihoodok segítségével történő becslését kétféle módon lehet indokolni: – egyfelől, mert később ebből korrelációt kell számolnom és a véges szórást csak

normál eloszlású hibatagokkal biztosíthatom (Cappiello et al. 2006), másfelől Sheppard (2009) az MFE toolbox dokumentációjában nyomatékosan felhívja a figyelmet az eljárás erős konzisztenciájára (345. oldal). Ez az erős konzisztencia biztosítja a paraméterbecslések valós paraméterek irányába történő konvergenciáját, még akkor is, ha hibás feltételes eloszlást becsültünk.

Az egymással versengő modellek esetében fennálló becslések jóságát (*goodnes of fit*) az Akaike-féle információs kritérium (*Akaike Information Criterion – AIC*) alkalmazásával (50) értékelem. Az AIC egy modell eltérését vizsgálja egy adott eloszláshoz képest, ami a MLE módszerek esetében a LL felülbecsültségét adja meg – minél kisebb az AIC értéke, annál kisebb a különbség a becslés és a „valós modell" között.

$AIC = -\frac{2}{adatok\ \ száma}\{\ln(LL) + paraméterek\ száma\}$ (Lovric 2009). (50)

A hibatagok autokorrelációjának problémája már Bollerslev 1986-os, a GARCH modelleket bevezető cikkében megjelent, a 313. oldalon külön kiemeli az autokorrelálatlan hibatagok négyzetre emelését követő autokorreláltságának jelenségét – ebből az első p késleltetésnyi autokorreláció kapcsolatban áll a modell $\alpha_1, \dots, \alpha_p$ és $\beta_1, \dots, \beta_p$ paramétereivel. Mindazonáltal megállapítja a GARCH(p,q) modell esetében a négyzetes hibatagok parciális autokorreláltságának gyors lecsengését. Ding, Granger és Engle (1993) APARCH-ot megalapozó munkájában is találkozunk a hosszú késleltetés mellett is fennálló magas autokorreláció problémájával, ami szerintük a négyzetes ARCH-modellek alkalmazása ellen és az APARCH modell használata mellett szól. Látható tehát, hogy az autokorreláció problémája egy nehezen kezelhető problémát jelent annak ellenére is, hogy a modellcsaládot megalapozó ARCH(p) modellt Engle (1982) az autoregreszív modellből vezette le.

A standardizált hibatagok kis lagszám mellett mutatott autokorrelációja azonban a jó illeszkedés jele lehet (Matteson és Ruppert 2011, 75. oldal). Mindazonáltal a többváltozós GARCH modellek illesztése előtt szerencsésebbnek látják az 5 napos késleltetés mellett Ljung-Box teszt mellett megfigyelhető autokorrelációt egy napos késleltetésű autoregresszív legkisebb négyzetek (ALS – *autoregressive least squares*) illesztésével kiszűrni. Chiang és mtsai (2009) egy AR(1)-GARCH(1,1) modell alkalmazásáról írtak, ami a gyakorlatban megegyezik a Matteson és Ruppert-féle eljárással. Ez az eljárás azonban nem képezi részét sem az MFE toolbox dokumentációjának, illetve nem jelenik meg a dolgozatom módszertani kereteit kijelölő Cappiello – Engle – Sheppard (2006) cikkben sem. Mizon (1995) a rendkívül kifejező című, *„A simple message for autocorrelation correctors: Don't"* cikkének első harmadában (271. oldal) épp a hibatagok ALS(1) modell segítségével történő „tisztítása" ellen

érvel, miután kimutatja, hogy egy generált, autokorrelált idősor korrelogramja ezt követően is autokorrelált reziduumokat tartalmaz az első öt késleltetés esetén. Ez a tartomány pedig megegyezik a Bollerslev (1986) által már korábban említettel. Minden esetre a megoldás hatástalanságát munkám eredményeket tartalmazó fejezetének ezzel foglalkozó alfejezetében külön is bemutatom.

Az autokorreláció problémáját munkám fővonalán a késleltetések számának emelésével kezelem, amit a paraméterek becslése során az AIC használatával érek el – ezzel térve el Cappiello – Engle – Sheppard (2006) munkájától, akik ők BIC (*Bayesian Information Criterion*) megoldást alkalmaztak. Lütkepohl és Kratzig (2004) ugyanis kiemeli, hogy az AIC használatával valószínű a paraméterek aszimptotikus túlbecsülése, szemben a BIC-re jellemző alulbecsléssel. Nagyobb számú késleltetés, illetve magasabb szintű modell alkalmazása pedig jobb ötletnek tűnik az AR(1)-GARCH(1,1) megoldásnál.

A megfelelő GARCH modell kiválasztását a fent leírtak figyelembe vételével az alábbi módon végeztem:

1. TARCH/GJR GARCH és APARCH modellek megfelelő paraméterezésével többféle késleltetés mellett az alábbi modelleket versenyeztettem:
    - GARCH(p,q) (1,1)(2,1)(1,2)(2,2)(3,2)(2,3),
    - GJR GARCH(p,o,q) (1,0,1)(1,1,1)(2,1,1)(1,2,1)(1,1,2),
    - TARCH(p,o,q) (1,1,1)(2,1,1)(1,2,1)(1,1,2)(2,2,2),
    - APARCH(p,o,q) (1,1,1)(2,1,1)(2,2,1)(1,1,2) (2,2,2);
2. Kiszámoltam a modellekhez kapcsolódó standardizált hibatagokat: $\varepsilon_{it}^{*} = \frac{\varepsilon_{it}}{\sigma_{it}^{2}}$;
3. A standardizált hibatagokon egyes késleltetés mellett a homoszkedaszticitás vizsgálatára ARCH-LM tesztet futtattam;
4. A versengő modellek közül kiválasztottam azt, amelynek a standardizált hibatagja homoszkedasztikus – ellenkező esetben „hibaüzenet 1”.
5. A 4. lépésnél tovább szűkített mintából kiválasztom a legalacsonyabb AIC értékkel rendelkező modellt.

3.2.2 Dinamikus feltételes korreláció (DCC GARCH)

Két tőkepiaci eszköz (r_{ai} és r_{bi}) együttmozgását csak előre definiált időintervallumon keresztül vizsgálhatjuk meg. Legegyszerűbb esetben a teljes idősornak számítjuk a korrelációját (51) a logaritmikus hozam normál eloszlásának (homoszkedaszticitásának, autokorrelálatlanságának) feltételezése mellett:

$$\rho_{21} = \frac{\sigma_{21}}{\sigma_1 \sigma_2}. \qquad (51)$$

Amennyiben a korrelációt egy előre definiált időablak mentén gördítjük végig a vizsgált idősorokon, már módunkban áll megvizsgálni a korreláció ingadozását – lásd Kiss és Kuba (2009). Mindez azonban már felveti a feltételesség kérdését. Mint azt Kóbor (2000) megjegyzi, az időponttól független (*unconditional*) eloszlás alakja nem függ az időponttól és a variancia állandó, a feltételes eloszlás (*conditional*) esetében az együttes eloszlás függ az időponttól, varianciája sztochasztikus, miközben a folyamatot a heteroszkedaszticitás jellemzi.

A feltételes korreláció számítása során már megengedjük a korreláció időbeli változását (*time-variant*), miközben értékeinek a [-1,1] intervallumba kell esnie. A hagyományos **gördülő korreláció** (52) kiszámítása során minden, a vizsgálatai ablakba bevont hozam azonos súllyal esik figyelembe, azonban pont emiatt nehéz eldönteni, milyen feltevések mentén értelmezhetőek. A EWMA (*exponentially weighted moving average*)[41] modell a múltbeli hozamok súlyát csökkenti a λ paraméter segítségével a korreláció számítása során:

$$\hat{\rho}_{12,t} = \frac{\sum_{s=1}^{t-1} \lambda^{t-j-1} r_{1,s} r_{2,s}}{\sqrt{\left(\sum_{s=1}^{t-1} \lambda^{t-s-1} r_{1,s}^2\right)\left(\sum_{s=1}^{t-1} \lambda^{t-s-1} r_{2,s}^2\right)}}. \qquad (52)$$

Ez a korreláció ugyanúgy beleesik a [-1,1] intervallumba, azonban a lambda kiválasztása esetleges, hagyományosan 0,94.

A tőkepiaci fertőzések kimutathatóságához – a bevezetésben már leírt definíció alapján – a korreláció szignifikáns változását kell igazolni. Forbes és Rigobon (2002) azonban rávilágít a hagyományos módon számított **korreláció heteroszkedaszticitás általi torzítottság**ára (53). Ehhez be kell vezetni az egyazon piacon két (*l* és *h*) időszeletben mérhető szórás arányát kifejező δ változót: $1 + \delta \equiv \frac{\sigma_{xx}^h}{\sigma_{xx}^l}$. Ekkor a másik piacon a CAPM-ből ismert módon fejezzük ki, majd behelyettesítjük a fenti arányt, felhasználva a $\rho = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} = \beta \frac{\sigma_x}{\sigma_y}$ összefüggést:

$$\sigma_{yy}^h = \beta^2 \sigma_{xx}^h + \sigma_{ee} = \sigma_{yy}^l \left(1 + \delta \beta^2 \frac{\sigma_{xx}^l}{\sigma_{yy}^l}\right) = \sigma_{yy}^l \left(1 + \delta [\rho^l]^2\right). \qquad (53)$$

Ezáltal a h időszeletben mérhető korreláció az alábbi módon néz ki:

$\rho^h = \frac{\sigma_{xy}^h}{\sigma_x^h \sigma_l^h} = \frac{(1+\delta)\sigma_{xy}^l}{(1+\delta)^{0,5} \sigma_x^l (1+\delta[\rho^l]^2)^{0,5} \sigma_y^l} = \rho^l \sqrt{\frac{1+\delta}{1+\delta[\rho^l]^2}}$, azaz a korreláció értéke valóban a heteroszkedaszticitás (δ) függvényévé vált.

A heteroszkedaszticitás kiszűrésére azonban Bollerslev (1990) és Tsay (2005) szerint alkalmazhatóak az egy vagy többváltozós GARCH modellek, amelyek standardizált

[41] Ugyanez a modell megjelenik az irodalomban RiskMetrics™ név alatt is.

hibatagjaiból már számolhatunk torzulásmentes, időben állandó és feltétlen korrelációt. Matteson és Ruppert (2011) ezek közül a diagonális VEC, illetve a BEKK-GARCH modelleket emeli ki, azonban esetükben a pozitív definit kovariancia mátrix biztosításához szükséges paraméterezés elég bonyolultra sikerült, ami megnehezítette a becslésüket is.

A **DCC modell** (Engle 2002, Matteson és Ruppert 2011, Kuper-Lestano 2007, Wong-Li 2010, Christoffersen 2012) elsőként a $r_t \parallel \Phi_{t-1} \sim N(0, H_t)$ hozammal és Φ_{t-1} valamennyi t-1 időpontban elérhető információval jellemezhető idősorok feltételes σ_{it}^2 varianciáját (54, 55) modellezi:

$$\sigma_{it}^2 = \omega_i + \sum_{p=1}^{P_i} \alpha_{ip}\, e_{it-p}^2 + \sum_{q=1}^{Q_i} \beta_{iq}\, \sigma_{it-q}^2, \qquad (54)$$

$$D_t^2 = diag\{\dots, \sigma_{it}, \dots\}, \qquad (55)$$

majd kiszámolja ezeknek a modelleknek a ε_t standardizált hibatagjait (56):

$$\varepsilon_t = D_t^{-1} e_t\ , \qquad (56)$$

ezeket az EWMA esetében megismert módon simítja az $\lambda \in (0,1)$ paraméter segítségével (57):

$$Q_t = (1-\lambda)\varepsilon_t \varepsilon_{t-1}^{'} + \lambda Q_{t-1}. \qquad (57)$$

Ezt követően a fentiekből összeállítja az R_t feltételes korrelációs mátrixot (58):

$$R_t = diag\{Q_t\}^{-1} Q_t diag\{Q_t\}^{-1}, \qquad (58)$$

és ezek minden t időponthoz kötődő kombinációja adja a Σ_t volatilitás mátrixot (59):

$$\Sigma_t \equiv D_t R_t D_t. \qquad (59)$$

A normalitás feltételezése mellett a kétlépéses kvázi maximum likelihooddal becsülöm – az egyváltozós GARCH(1,1) modell illesztését követően adott ε_t-k mellett λ-t a kvázi-likelihood korrelációitól függő komponenseinek maximalizálásával (60) becsüljük:

$$L = -\frac{1}{2}\sum_{t=1}^{T}(n\log(2\pi) + log|\Sigma_t| + r_t^{'}\Sigma_t^{-1} r_t) = -\frac{1}{2}\sum_{t=1}^{T}(n\log(2\pi) + log|D_t R_t D_t| + r_t^{'} D_t^{-1} R_t^{-1} D_t^{-1} r_t) = -\frac{1}{2}\sum_{t=1}^{T}(n\log(2\pi) + 2log|D_t| + log|R_t| + \varepsilon_t^{'} R_t^{-1} \varepsilon_t). \qquad (60)$$

A likelihood függvény feltételezi a függő változók feltételes normalitását, azonban nem veszíti el a konzisztenciáját e feltétel sérülésekor sem, amíg az egyenlet első két momentuma megfelelően kidolgozott.

Bár Engle (2002) mindvégig az alapmodellnek számító GARCH(1,1) modellt alkalmazta, munkám során Cappiello – Engle – Sheppard (2006) alapján a vizsgált idősorokat előbb a GARCH modell illesztését tárgyaló alfejezetben bemutatott módon a megtisztítottam a 21-féle modell közül legjobban illeszthetővel, majd a kimenetet még egyszer visszatöltöttem a többváltozós Kevin Sheppard MFE csomagjának GARCH-on alapuló *dcc_mvgarch* scriptjébe – így kezelve az aszimmetria problémáját.

3.3 Extrém-normál ($r_{n/x}$) elválasztás bemutatása

A fertőzések és divergenciák definíciói alapján a korrelációk előző alfejezetben bemutatott kiszámítását követően két halmazra kell szétbontanom a mintát, hogy azt követően összevethessem a korrelációk változásának szignifikanciáját. Munkám során ezt a szétválasztást az adott napi záró hozamok extrém jellege mentén hajtom végre. Ehhez szükségem van egy olyan rendezőelvre, amely mentén ezt megtehetem, így ebben az alfejezetben előbb végigveszem az extrém elmozdulásokkal kapcsolatos főbb elméleteket és gyakori alkalmazásokat, majd az általam használt (QQ plot logikáján alapuló) illesztett normál-eloszlástól való eltérésen alapuló szétválasztást mutatom be. Végezetül a korrelációk közötti szignifikáns különbségek értékelhetőségét mutatom be, majd kitérek az alkalmazott módszer érvényességének és megbízhatóságának tesztelésére.

3.3.1 Extrém érték elmélet (Extreme Value Theory – EVT)

Az extrémum elemzése az *n* darab nagyság szerint sorba rendezett $\{x_1, \ldots x_n\}$ változókból képzett csoportok $x_{(n)}^{max} = max_{1 \leq j \leq n}\{x_j\}$ maximumainak és $x_{(n)}^{min} = min_{1 \leq j \leq n}\{x_j\}$ minimumainak kiválasztásával kezdődik a Fisher-Tippet elmélet szerint, amely aztán az így kiválogatott csoporton belüli extrém értékek normalizált maximum határeloszlását (61) az alábbiak szerint írja le:

$$\lim_{n\to\infty} P\left(\frac{x_{(n)}^{max} - b_n}{a_n} \leq x\right) = G(x). \qquad (61)$$

Az extrém érték elmélet az alábbi három standard extrém érték eloszlás Fréchet (α>0) (62), Weibull (α <0) (63) és Gumbel (α→0) (64) eloszlásain alapul (Kotz, Nadarajah 2000):

$$\text{Fréchet: } P_{Fr}[X \leq x] = \begin{cases} 0 & x \leq \mu \\ e^{-\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^{-\alpha}} & x > \mu \end{cases}, \qquad (62)$$

$$\text{Weibull: } P_{Wei}[X \leq x] = \begin{cases} 0 & x > \mu \\ e^{-\left(\frac{\mu-x}{\sigma}\right)^{\alpha}} & x \leq \mu \end{cases}, \qquad (63)$$

$$\text{Gumbel: } P_{Gu}[X \leq x] = \exp\left[-e^{\frac{x-\mu}{\sigma}}\right] \quad x \in \mathbb{R}\,. \qquad (64)$$

A pénzügyi idősorok esetében többnyire a Fréchet eloszlás valamilyen formájával találkozhatunk, mint azt már a stabilis eloszlások tárgyalásánál látható volt.

A Fréchet és Weibull eloszlásokat kifejezhetjük az általános extrém érték eloszlások (*Generalized Extreme Value distributions - GEV*) családjával is (65, 66), amelynek formája:

$$G(x) = exp\left\{-\left[1 + \alpha\frac{x-\mu}{\sigma}\right]^{-\frac{1}{\alpha}}\right\}, \tag{65}$$

$$1 + \alpha\frac{x-\mu}{\sigma} > 0, \tag{66}$$

ahol μ jelöli az elhelyezkedési paramétert, σ a skála paraméter és α a farok exponens.

Az extrém érték elméletnek két fontos tulajdonságát emeli ki Tsay (2005): egyrészt x_t alapsokaság valószínűségi eloszlásának α faroktényezője és nem maga az eloszlása fogja meghatározni a normalizált minimum GEV szerinti határeloszlását, miközben a μ és σ paraméterek szintén az alapsokaság valószínűségi eloszlásának függvényében alakulnak. Ezáltal az elmélet kellően sokfajta eloszláson alkalmazható. Másrészt a α faroktényező nem függ az időhorizonttól, így érzéketlen az aggregációra – ami a fenti határeloszlásokat roppant hasznossá teszi a gyakorlat kockázatkezelés (pl. VaR számítások) során.

3.3.2 Kockáztatott érték (Value at Risk – VaR)

A kockáztatott érték (*Value at Risk – VaR*) számítás célja az adott pénzügyi pozíció lehetséges veszteségének minimalizálása adott időtávon és valószínűség mellett (Tsay 2005, Campbell és mtsai. 2002). A kockáztatott érték számítása során Kóbor (2000) szerint két alapvető kérdéskörre kell válaszolni: egyfelől milyen elemi piaci pozíciókra lehet azt felbontani (*mapping*), másfelől a portfolió értékváltozásait befolyásoló piaci faktorok viselkedését mi módon lehet a legjobban megismerni és megragadni.

A VaR kiszámításához az alábbi paraméterekre van szükségünk:

- *p* valószínűségi küszöb, ameddig a veszteséget már nem tudjuk felvállalni,
- ℓ időhorizont, ameddig felvállaljuk a kockázatot,
- az adatgyűjtés gyakorisága (napi, óránkénti és egyéb bontásban),
- $F_\ell(x)$ valószínűségi eloszlási függvény (*cumulative distribution function - CDF*), amely leírja az eszköz árának változását *t* és *t*+ℓ idő között ($\Delta V(\ell)$),
- a pozíció piaci értéke.

Egy long pozíció ℓ időhorizont p valószínűséggel számolt VaR szintje (67) az alábbi módon fejezhető ki:

$$p = \Pr[\Delta V(\ell) \leq \mathrm{VaR}] = \mathrm{F}_{\ell}(\mathrm{VaR}). \qquad (67)$$

Tehát a VaR az adott (1-p) valószínűség mellett még felvállalható potenciális veszteség pénzbeli értékét fejezi ki ℓ időhorizonton. Az ismeretlen tényezőnk ez esetben maga a CDF, azaz épp az eloszlási függvény farok-tulajdonságai jelenthetnek problémákat. (Tsay 2005)

3.3.3 Küszöb alapú becslés (Peaks Over Treshold – POT) módszere és az általánosított Pareto eloszlás (Generalized Pareto distribution – GPD)

A ritka események vizsgálatának másik lehetséges útja a határérték feletti csúcsok (*Peaks Over Treshold - POT*) módszere (68), amely az *u*-val jelölt korlát alkalmazásán alapul (Jajuga, Papla 2005):

$$F_u(y) = P(x - u \leq y | X > u) = \frac{F(u+y) - F(u)}{1 - F(u)}, \qquad (68)$$

ahol $0 \leq y < x_0 - u$ és $x_0 = \sup(x: F(x) < 1)$. Mindezt a GEV alapjaira épülő általános Pareto eloszlás (*Generalized Patero distribution - GPD*) (69) módszerével becsülhetjük, figyelembe véve a korlát növelésével a becslésben okozott javulást:

$$F_u(y) = 1 - (1 + \frac{\alpha y}{\beta})^{-\frac{1}{\alpha}}, \qquad (69)$$

ahol: $\beta = \sigma + \alpha(u - \mu)$. A α farok exponens ez esetben is hasonló szerepet tölt be, mint a GEV esetében (értékének növekedése a farok hosszabbodását vonja maga után), míg a β paraméter egyesítette magában a GEV másik három paraméterét. A GPD α farok exponens változtatásának hatására hasonlóan három formát (α >0-nál Pareto eloszlás, α <0-nál Pareto II eloszlás és $\alpha \rightarrow 0$-nál exponenciális eloszlás) vehet fel.

3.3.4 Kvantilis-kvantilis plot (Q-Q plot)

A Q-Q plot esetében két valószínűségi eloszlást (Φ_1 és Φ_2) ábrázolunk egymáson az alábbi kérdéssel: adott $P = \Phi_1(X)$ valószínűség mellett milyen Y értéket kell hozzárendelnünk a Φ_2 eloszláshoz, hogy ugyanazt a P valószínűséget kapjuk meg? Egyszerűbben megfogalmazva: milyen Y-t kell választanunk az $\Phi_1(Y)=\Phi_2(X)$ egyenlőség létrehozásához? Mindkét X és Y érték a két valószínűségi eloszlás adott P valószínűség melletti percentilise – az Y X-re vetítésével definiálhatjuk a $Y=f(x)$ függvényt (70), amely alapján:

$$f(x) = \Phi_2^{-1}(\Phi_1(X)). \qquad (70)$$

Amennyiben két véletlen változóról van szó, a QQ plot egy egyenes vonal, amelynek meredekségét a két változó szórásának $\frac{\sigma_2}{\sigma_1}$ hányadosa határozza meg, míg eltolását a $\mu_2 - \frac{\sigma_2}{\sigma_1}\mu_1$–vel kifejezetett várható értékek és a szórások hányada egyaránt meghatározza. A Φ_2 valószínűségi eloszlás gyakran valamely tapasztalati eloszlást takar és ennek valamely Φ_1 elméleti eloszláshoz való illeszkedését vizsgáljuk. Ehhez a T számú minta $\widehat{\varepsilon_i}$ értékeit növekvő sorrendbe kell rendeznünk, majd ennek a rendezett sorozatnak minden olyan része, amely kisebb, vagy egyenlő $\widehat{\varepsilon_{(i)}}$–el az i/T. Nagy T mintanagyság esetén ez az i/T arány jól közelíti az empirikus valószínűségét (71) annak, hogy a véletlen szám kisebb, vagy egyenlő $\widehat{\varepsilon_{(i)}}$–vel:

$$\phi_2\left(\widehat{\varepsilon_{(i)}}\right) = P_i \approx i/T. \qquad (71)$$

A tapasztalati és az elméleti eloszlások adott percentilisei (72) így az alábbi módon fejezhetőek ki:

$Y_i = \phi_2^{-1}(P_i) = \widehat{\varepsilon_{(i)}}$, illetve $X_i = \phi_1^{-1}(P_i) = \phi_1^{-1}(i/T)$ minden i<T-re. (72)

Standard $\Phi_1=N(0,1)$ normál eloszlás alkalmazása esetén az $Y_i = \mu_2 + \sigma_2 X_i$ minden $i=1,\ldots T$-re érvényes egyszerűbb alakot kapjuk. (Deutsch 2002, 690-691. oldal)

A vastag farkú eloszlások esetén a Q-Q ploton ábrázolt tapasztalati eloszlás jellegzetes, „S” alakot vesz fel, ami által szembetűnővé válik az elméleti normál és a tapasztalati hatvány eloszlás közötti különbség és lehetőségünk nyílik az eloszlás farkainak lehatárolására (Clauset és mtsai. 2009, Quismorio 2009, Bródy 2009).

3.3.5 Extrém események lehatárolása a hozamokra vetített normál eloszlás felhasználásával

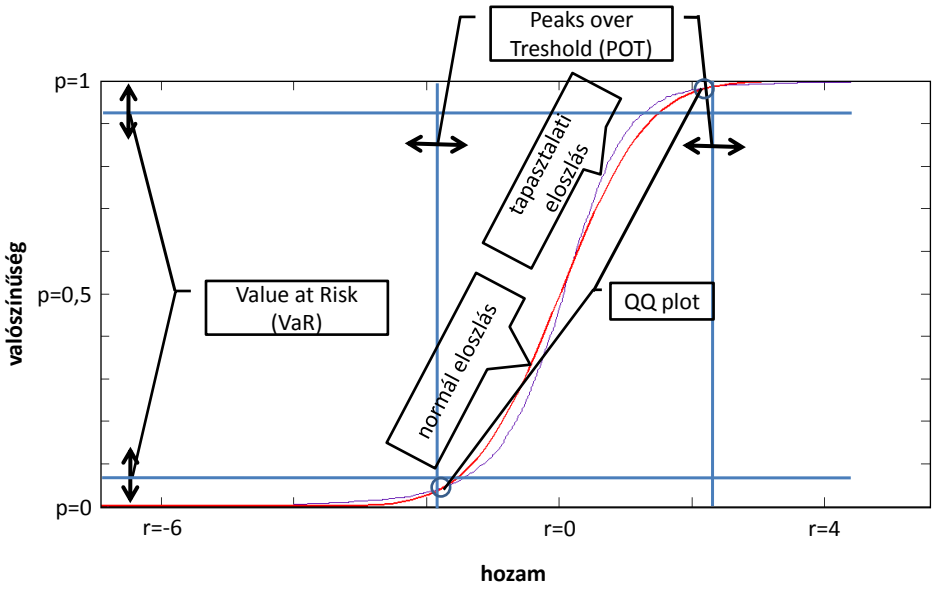
Az extrém elmozdulások a valószínűségi eloszlások farkain helyezkednek el, miközben a volatilitás csoportosulásának (*volatility clustering*) (Kasch-Haroutouninan – Price 2001) következtében az extrém hozamok időbeli csoportosulásáról beszélhetünk (Albeverio – Piterbarg 2006). Hipotéziseim megválaszolásához szükségem van egy olyan rendezőelvre, amely alkalmas a minta piacain található logaritmikus differenciáltak extrém és normál csoportokra bontásához – melynek következtében az érintett kereskedési napok is extrémnek tekinthetőek. Ehhez először értékelnem kell az eddig ismertetett, általánosan elfogadott és használt módszerek a vizsgálat szempontjából történő felhasználhatóságát, majd ismertetem a fentiek nyomán a létrehozott rendezőelvet (2. táblázat).

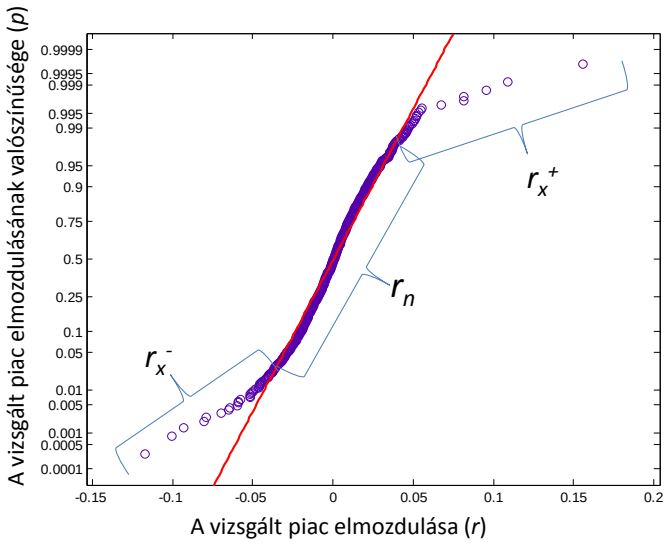
2. táblázat: Az extrém események leírására általánosan használt és használható eloszlások illetve módszerek

eloszlás/módszer megnevezése	**eloszlás/módszer leírása**	**korlátok az extrém események meghatározása során**
EVT, GEV, Fisher-Tippet	sorba rendezett sokaságon csoportok képzése, majd azokon belül minimális és maximális értékek kiválasztása	a csoportok számának és terjedelmének kiválasztása önkényes
VaR	valószínűség-alapú megközelítés, a tőkepiaci szereplők, illetve a Bázel II-es szabályozás által elfogadott és általánosan használt eljárás	a potenciális veszteség minimalizálása és nem az extrém események definiálása a cél, így a valószínűségi korlát önkényesen lett definiálva
POT-GPD	a hozamoknak egy u-val jelölt korlát fölé/alá kell esnie ahhoz, hogy extrémnek minősüljön	a paraméterezés nem egyértelmű
Q-Q plot	a tapasztalati eloszlásra illesztett normál eloszlás jóságát mutatja be grafikus úton – azonosíthatóvá válik, hogy mely ponton túl „lógnak le” a piacon mért elmozdulások a normál eloszlás esetén elvárhatótól	extrém események kijelölésére nem alkalmazott módszer

Forrás: saját szerkesztés

Az extrém érték elmélet bár alkalmas a vastagfarkúság problémájának kifejezésére, nem ad választ a farkak lehatárolásának kérdésére. A POT-GPD esetében egy kijelölt korlát választotta ketté a sokaságot, hasonlóan a VaR módszerhez, ami az iparági és szabályozói felhasználást rendkívül megkönnyíti, munkám szempontjából egy korlát alkalmazása túl önkényes lenne a „normál” és „extrém” időszakok különválasztására (7. ábra).





7. ábra: Az extrém hozamok lehatárolásának három módszere

Forrás: saját szerkesztés

Ha az egyes eljárások elvi hátterét vizsgáljuk, akkor elmondható, hogy a VaR elsősorban a függőleges tengely (valószínűségek) mentén, míg a POT a vízszintes tengelyen mozogva próbálja lehatárolni az extrém elmozdulásokat. Eközben egy QQ plot alkalmazása során csak arra vagyunk kíváncsiak, hogy a tapasztalati eloszlás mennyiben lóg ki a rá illesztett normál eloszlás alól. Az alacsony valószínűségű tartományban ez a „kilógás” különösebb

optimalizálási eljárás nélkül tetten érhető és az általam keresett r_x^+ és r_x^- hozamok halmazát elhatároló „**átlendülési pontok**” formájában meghatározhatóak.

Felhasználva a bevezetésben az extrém esemény definíciójából levezetett extrém illetve „normális” hozam, , tőkepiacon fellépő sokk fogalmát (lásd 1.1. fejezet), a teljes r idősort tehát felbonthatjuk a két átlendülési pont közé eső normálisnak tekinthető r_n halmazra és az átlendülési pontokon túli, a „normalitástól” elváló outlier elemekből álló r_x pozitív (r_x^+) és negatív (r_x^-) farkakra (73).

$$r\begin{cases} r_x \begin{cases} r_x^+ : r_{tapasztalati\ ,l} > \mathrm{r}_{\text{elm életi}_{\text{norm ál}},\mathrm{l}} \\ r_x^- : r_{tapasztalati\ ,i} < \mathrm{r}_{\text{elm életi}_{\text{norm ál}},\mathrm{i}} \end{cases} \\ r_n : \mathrm{r}_{\text{elm életi}_{\text{norm ál}},\mathrm{i}} < r_{tapasztalati\ ,k} < \mathrm{r}_{\text{elm életi}_{\text{norm ál}},\mathrm{l}} \end{cases} \tag{73}$$

ahol $r_{empirikus\ ,i}$az empirikus eloszlás i-edik eleme, míg $\mathrm{r}_{\text{elm életi}_{\text{norm ál}},\mathrm{i}}$ a teljes sokaságra illesztett normáleloszlás megfelelője, $i<k<l$.

A Q-Q plotról szóló 3.3.4-es fejezetre visszavezetve mindez az alábbiak (74) szerint néz ki:

$X_i = \phi_1^{-1}(P_i) = \phi_1^{-1}(i/T)$ minden i<T-re, ezáltal,

$$r_n \approx \mu_2 + \sigma_2 X_i,$$
$$r_x^+ > \mu_2 + \sigma_2 X_i,$$
$$r_x^- < \mu_2 + \sigma_2 X_i, \tag{74}$$

ahol X_i az elméleti standard normál eloszlásnak felel meg, amely egy $\mu_2 + \sigma_2 X_i$ meredekségű egyenes.

3.3.6 Interdependencia, divergencia, fertőzések elkülönítése az elmozdulások extrémitása alapján

Mindezek alapján már érdemes feltenni a kérdést: kimutathatjuk-e a csomóponti, avagy vezető piac $r_{n/x}$ állapota segítségével a többi piac együttmozgásának szignifikáns megváltozását?

A normál és extrém időszakokban mért korrelációk összehasonlíthatóságához egyaránt alkalmaztam a hagyományos páros t-próbát és az Ansari-Bradley tesztet. Ezek elvégezhetőségének biztosítására Lukács (1999) alapján, a korrelációkon Fischer-transzformációt (75) hajtottam végre:

$$z_i = 0{,}5 * ln\frac{1+\rho_i}{1-\rho_i}. \tag{75}$$

A páros t-próba esetében két független mintát hasonlítok össze, feltételezve, hogy megegyező átlaggal rendelkező eloszlásokból származnak, azonos variancia mellett. A nullhipotézis

elfogadása a két minta hasonlóságát, míg az alternatív hipotézis a két minta különbözőségét jelenti.

Az Ansari-Bradley teszt során két eltérő hosszúságú független mintát hasonlítok össze, feltételezve, hogy ugyanabból a valószínűségi eloszlásból származnak, szemben az alternatív hipotézissel, amely szerint csupán hasonló mediánnal és formával, viszont eltérő varianciával rendelkező eloszlással rendelkeznek. H=0 esetén a két minta hasonló, míg H=1 esetén szignifikánsan különbözőek.

A kétféle szignifikancia-teszt alkalmazásával lehetőségem nyílik az adott piac $r_{n/x}$ állapota által kettéválasztott korrelációk mentén árnyaltabb képet adni a fellépő kollektív cselekvésekről.

Visszanyúlva a fertőzés, divergencia és interdependencia 1.2-es fejezetben szereplő definícióihoz, két dimenzió mentén kell vizsgálnom az eredményeket. Egyfelől az interdependenciát kell elhatárolnom a fertőzés és divergencia kategóriáitól – mindezt a szignifikánsan különböző piacpárok összes piacpáron belüli arányával (76) fejezem ki:

$$\frac{\Sigma(s_{m_1m_2}, s_{m_1m_3}, \ldots, s_{m_jm_k}, \ldots, s_{m_{n-1}m_n})}{N} \begin{cases} > 50\%, akkor\ fertőzés\ vagy\ divergencia \\ \leq 50\%, akkor\ interdependencia \end{cases}, \quad (76)$$

ahol $s = \begin{cases} 1, amennyiben\ szignifikánsan\ különbözőek\ a\ korrelációk \\ 0, amennyiben\ sziginfikánsan\ nem\ különbözőek\ a\ korrelációk \end{cases}$, N pedig a vizsgált piacokpárok számát jelöli (ez a devizapiacok kivételével 10, esetükben 6).

A definíciók alapján a fertőzést szignifikánsan magasabb korrelációval, míg a divergenciát szignifikánsan alacsonyabb korrelációval jellemezhetjük (77). Egynél több piacpár esetén a folyamat az alábbiak szerint épül fel az eloszlás „normális” és extrém halmazai mentén értelmezve[42]:

$$g = \begin{cases} 1, amennyiben\ (\rho_{na} = \begin{cases} 0, amennyiben\ s = 0 \\ \rho_n, amennyiben\ s = 1 \end{cases} < \rho_{xa} = \begin{cases} 0, amennyiben\ s = 0 \\ \rho_x, amennyiben\ s = 1 \end{cases}) \\ 0, amennyiben\ (\rho_{na} = \begin{cases} 0, amennyiben\ s = 0 \\ \rho_n, amennyiben\ s = 1 \end{cases} \geq \rho_{xa} = \begin{cases} 0, amennyiben\ s = 0 \\ \rho_x, amennyiben\ s = 1 \end{cases}) \end{cases},$$

ekkor $\frac{\Sigma(g_{m_1m_2}, g_{m_1m_3}, \ldots, g_{m_jm_k}, \ldots, g_{m_{n-1}m_n})}{N} \begin{cases} > 50\%, akkor\ fertőzés \\ \leq 50\%, akkor\ divergencia \end{cases}$. (77)

Ebben az esetben tehát a fertőzés az összes piacpárhoz arányosítva kerül kimondásra – azaz a szignifikánsan magasabb korrelációk mekkora arányban vannak jelen az összes piacpáron belül.

Ezzel a megközelítéssel szembeni alternatívát jelentene, ha a magasabb és az alacsonyabb korrelációk számának különbségét vizsgálnám – ekkor azonban nem venném figyelembe a

[42] Tehát ezt még külön lehet bontani extrém pozitív-normál illetve extrém negatív-normál változatokra.

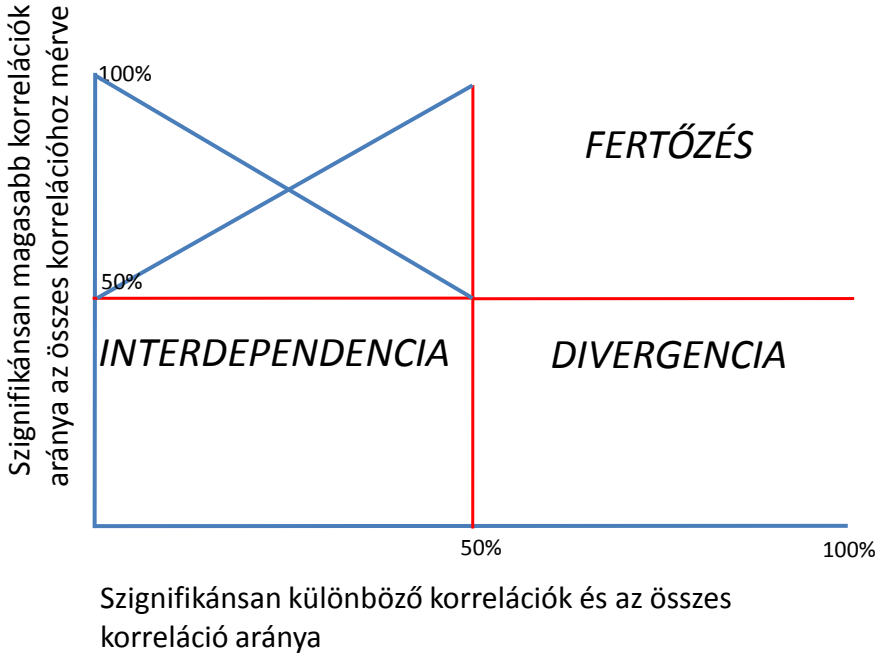
szignifikánsan nem különböző piacpárokat. Ez pedig az eredmények komoly torzításához vezetne, ami az alábbi két példán keresztül szemléltetek:

Tegyük fel, hogy 10 piacpárból 3 nem szignifikánsan nem különböző, 6 szignifikánsan nagyobb, 1 szignifikánsan kisebb. Ekkor az általam alkalmazott számolással és az alternatív megoldás mentén egyaránt kimutathatom a fertőzést.

Amennyiben azonban 10 piacpár esetén van 4 szignifikánsan nem különböző, 4 szignifikánsan nagyobb és 2 szignifikánsan kisebb, az a fenti számításom alapján divergencia, az alternatív megközelítés értelmében már fertőzés – miközben a piacpároknak csak a 40%-a nőtt szignifikáns mértékben.

Az általam alkalmazott megoldással tehát fertőzést kimutatni sokkal nehezebb, miközben a divergencia könnyebben elérhető állapot, ahol a korrelációk elég komoly hányada emelkedhet szignifikáns mértékben, ahogyan a 8. ábra y-tengelyén felfelé haladunk a fertőzések irányába.

Munkám első két hipotézise azonban a fertőzések meglétét és tulajdonságait vizsgálja, ami indokolttá teszi ezt a szigort. A harmadik hipotézisem pedig a monetáris politika extrém időszakok mentén létrejövő nem kívánt autonómiáját érinti, amelynek az általam végzett besorolás szintén eleget tesz. Tehát, bár konfliktus figyelhető meg a fertőzés és divergencia definíciója és a kiszámítás módja között, ez a hipotézisek minél kisebb torzítással járó elfogadását illetve elutasítását szolgálja.



8. ábra: Egy piac normál és extrém eseményei által szétválasztott korrelációs párok szignifikáns eltérése alapján az adott piac besorolhatósága a „fertőzés", „divergencia" és „interdependencia" kategóriákba

Forrás: saját szerkesztés

Ebben az alfejezetben mutattam be – és a 8. ábrán foglaltam össze – a fertőzések illetve divergenciák detektálásának munkám során alkalmazott módját, ahol a korrelációk szétválasztása egy piac elmozdulásának valószínűségén alapul, felhasználva az extrém események statisztikai tulajdonságait.

3.3.7 Diagnosztika

A fent leírt szétválasztás módszere kapcsán szükséges meggyőződni annak érvényességéről és megbízhatóságáról. A módszer érvényességét Pukthuanthong és Roll (2011) nyomán a teljes idősor csúcsosságának (*kurtosis*) és az r_x halmazok lehatárolása után kapott r_n halmaz csúcsosságának összehasonlításával tesztelhetjük. A csúcsosság háromnál magasabb értéke ugyanis a vastagfarkúság egyértelmű jele – így az átlendülési pontokon belül elhelyezkedő r_n halmaz csúcsosságának a háromhoz kell tartania[43].

A megbízhatóság tesztelését egyfelől közgazdasági, másfelől technikai szempontok szerint érdemes elvégezni.

[43] Az aszimmetria (*skewness*) mutatója már nem feltétlenül tart 0-hoz a szétválasztás után, lévén eleve aszimmetrikus eloszlásokon dolgozunk. Ezzel a sejtéssel az Eredmények című fejezetben külön is foglalkozom.

A kapott eredmények közgazdasági értelemben vett megbízhatóságának teszteléseként megvizsgálom azok idő-invarianciáját, amelynek során az Európai Központi Bank (ECB) irányadó refinanszírozási kamatlábának alakulása mentén jelölök ki két almintát a teljes mintavételi időszakon belül. Emellett megvizsgálom, miként hat az eredményekre, ha a piacok együttmozgását az egy, két, három, … tíz nappal korábbi normál-extrém hozamok mentén válogatom szét.

A megbízhatóság technikai értelemben vett tesztelését az átlendülési pont négy tizedes jegy pontosságú megközelítése helyett alkalmazott egy számjegyű megközelítéssel vetem össze, hogy meghatározzam e pontatlanságnak az eredményekre gyakorolt hatását. Ugyancsak ide tartozik, hogy az extrém események lehatárolásának valószínűség-alapú megközelítését is kipróbálom, ahol a p=1, 2, …, 10 százalékos intervallumokat használva vizsgálom meg a kollektív cselekvések kimondhatóságát.

A $r_{n/x}$ által kettéválasztott napok esetében a korrelációk szignifikáns különbözőségét még lehetne vizsgálni regressziós megoldással. E megközelítés során a regressziók felépítésével ellentétes megoldásra lenne szükség, miután egy hagyományos OLS regresszió esetében fennálló *függő változó=magyarázó változó*$_1$*, magyarázó változó*$_2$*, magyarázó változó*$_3$*, … magyarázó változó*$_n$ struktúrával ellentétben *függő változó*$_1$*, függő változó*$_2$*,… függő változó*$_n$*= magyarázó változó*$_1$ felépítésre lenne szükségem. További kérdés, hogy van-e értelme létrehozni egy olyan regressziót, ahol egy korreláció változását akarjuk kizárólag egy dummy változóval (extrém: 1, normál: 0) vizsgálni. Az eredményeket tárgyaló fejezetben ezért a részvénypiacok példáján bemutatom a megoldás alkalmazhatóságának korlátait.

4 Eredmények

Ebben a fejezetben célom a tőkepiaci fertőzések meglétének igazolása vagy elvetése az egyes piactípusok esetében, valamint a piactípuson belül a homogenitás vagy heterogenitás kimondása – annak eldöntése, hogy léteznek-e vezető, illetve követő piacok. A leíró statisztikák bemutatását követően ezért értékelem az egyes piacok extrém ingadozásra való hajlandóságát, majd az egyes GARCH modellek illeszthetőségét mutatom be. Ezután kerül sor a piacok közötti dinamikus feltételes korrelációk (DCC) kiszámítására, a szignifikánsan eltérő korrelációk ábrázolására, majd az általam korábban bemutatott módszer mentén a tőkepiaci fertőzések azonosítására és jellemzésére. A fejezetet az egyes hipotézisek megerősítésével vagy elvetésével zárom.

A vizsgált intervallum felölelni szándékozza az előző, 2001-es dot-com buborékot követő, és a 2009-ben kirobbant sub-prime válságot is magában foglaló időszakot. A kétezres évek közepére Király és munkatársait (2008) idézve a pénzügyi piacokon minden „olcsóvá vált" a vezető jegybankok engedékeny monetáris politikájának nyomán: összeszűkültek a vételi és az eladási árfolyamok különbségei *(bid-ask spread),* csökkent az árak és hozamok volatilitása, „kisimultak" a hozamgörbék. Ezzel párhuzamosan egyre olcsóbbá váltak a hitelek, a bankok is egyre gyorsabban nőttek – ez mutatta a finanszírozási likviditás bővülését. A csökkenő hozamok, csökkenő kockázati felárak, hozamvadászat, emelkedő eszközárak, piaci és finanszírozási likviditásbőség önmagát erősítő folyamata minden szereplő tőkeáttételének növekedéséhez vezetett. Az évtized közepén beinduló általános nyersanyagár emelkedés a FED és az ECB irányadó kamatlábainak fokozatos növekedését okozta, egészen 2007 őszéig, amikorra kipukkanni látszott az amerikai ingatlanpiaci buborék és az ottani bankrendszernek mind inkább szembe kellett néznie az eszközoldali veszteségekkel. A jelzáloghitel-piaci válság több dimenzió mentén terjedt: megfertőzött más hitelpiacokat, részvénypiacokat, devizapiacokat és számos más pénzügyi piacot, megérintett különféle pénzügyi intézményeket, és begyűrűzött távoli régiókba és országokba.

Liu és mtsai. (1998), Chen-Zhang (1997) és Heathcote-Perri (2004) egyaránt rámutatott a tőkepiacok reálgazdaság esetében már Viturka és mtsai. (2009) valamint Lengyel (2006) által is leírthoz hasonló regionális tagozódására, a tőkepiacok fertőzéseinek vizsgálata során ezért a nemzetközi súlypontok meghatározó szerepén alapuló hierarchikus logika mentén állítottam össze a vizsgált piacok körét. A valutaárfolyamok USD-ben történő kifejezését Babetskaia-

Kukharchuk és mtsai. (2008) valamint Stavárek (2009) javasolják a piacok közötti dinamika vizsgálata esetén.

Munkám során az alábbi piacok 2002. január 1. és 2011. július 31. közé eső napi záró értékeinek differenciáltját tartalmazó – egy gazdaságilag felívelő és egy, a szakirodalom által is elismerten fertőzésekkel terhelt, válságos szakaszt tartalmazó – idősorral dolgoztam:

- részvénypiacok: Dow Jones Industrial (USA, $r_e^{m_{V_1}}$), DAX (Németország, $r_e^{m_{V_2}}$), BUX (Magyarország, $r_e^{m_1}$), PX (Csehország, $r_e^{m_1}$), WIG-20 (Lengyelország, $r_e^{m_1}$)
- kötvénypiacok 3 hónapos (3M) és 10 éves (10Y) lejáratai az amerikai , $r_{3M,10Y}^{m_{V_1}}$, eurozóna $r_{3M,10Y}^{m_{V_2}}$, magyar $r_{3M,10Y}^{m_1}$, cseh $r_{3M,10Y}^{m_2}$ és lengyel $r_{3M,10Y}^{m_3}$ piacokon
- valutapiacok: EUR/USD – $r_c^{m_V}$, HUF/USD – $r_c^{m_1}$, CZK/USD – $r_c^{m_2}$, PLN/USD – $r_c^{m_3}$ valutapárok

4.1 A tőkepiaci hatékonyság tesztelése

A piacok hatékonysága elvethető a 3. táblázatban látható alapmodell eredményei alapján. Látható, hogy az alap idősorok logaritmikus differenciáltjából számított hozamok valószínűségi eloszlása nem követ normál eloszlást egy esetben sem, miközben kifejezett csúcsosságot (*kurtosis*) és aszimmetriát (*skewness*) mutatnak. A háromnál magasabb csúcsosság (*excess kurtosis*) vastagfarkúságra utal, ami az extrém elmozdulások relatív gyakoriságát erősíti, míg a nullától eltérő aszimmetria az extrém elmozdulások egyik oldalon történő csoportosulására utal. Negatív aszimmetria esetén az eloszlás bal oldalán csoportosulnak az elmozdulások (a valószínűségi eloszlás balra ferdül), miközben a jobb oldal gyors lecsengésű. Mindez a részvénypiacon az esések, devizapiacokon a deviza erősödésének a preferenciáját, míg kötvénypiacon a hozamok csökkenésén keresztül a likviditás bővülésének magasabb arányát jelenti[44]. A kötvénypiacokon a leginkább likvidnek tartott 3 hónapos hozamok esetében az euró-zóna és az amerikai eloszlás majdhogynem szimmetrikus, miközben a magyar piacon extrém mértékű likviditásszűkülésre utaló elmozdulások hemzsegnek – ellentétben az inkább likviditásbővülés felé eltolódott lengyel és cseh piacokkal. A magyar hozamgörbe rövidebbik vége mutatja emellett a legmagasabb csúcsosságot a teljes mintán belül (ide értve a részvény és devizapiacokat is), amitől némileg elmarad az amerikai és a cseh érték. Paradox módon tehát, bár ez a lejárat áll leginkább a monetáris politika fókuszában, a vastagfarkúság is itt érhető leginkább tetten – szemben

[44] Tehát a részvénypiacon találunk majd meglepően komoly valószínűségű jelentős eséseket, míg a jelentős emelkedések valószínűsége alacsony marad.

mondjuk a lebegő árfolyamrendszerek miatt szabályozatlan devizapiacokkal, vagy akár a részvénypiacokkal. A monetáris politika és a likviditásáramlás által kevésbé érintett 10 éves hozamok esetében a lengyel és magyar piacon még mindig jobb oldali aszimmetriát, míg a csehek és az Egyesül Államok esetében kifejezett baloldalra tolódást tapasztalhatunk – ami e két piac „*biztonságos menedék"*-jellegére[45] utal. A hozamgörbe hosszabb lejárata kapcsán már látható, hogy a fejlett piacok csúcsossága alacsonyabb, tehát kevésbé hajlamosak az extrém ingadozásokra. A részvénypiacokon a vezető piacok esetében a pozitív aszimmetria a növekedés terén mérhető nagyobb tömeget jelöli, miközben a kelet-közép európai (továbbiakban CEE) piacokon inkább az esés válik dominánssá a sűrűségfüggvény alapján. Sajátos, hogy a német és amerikai részvénypiaci indexek aszimmetriája majdnem megegyezik – miközben az amerikai piac csúcsossága jóval magasabb. A devizapiacokon mindegyik piac esetében erősödést tapasztalhatunk – mindez elsősorban a 2008 előtti trendek lenyomataként értelmezhető.

Az alap idősorokkal ellentétben a logaritmikus differenciálást követően már stacioner idősorokkal rendelkezünk – a dinamikus feltételes korreláció kiszámíthatóságához egyébként is szükségünk van legalább aszimptotikus stacionaritásra.

[45] Bár az ameriaki kötvénypiac esetében ez magától értetődő, a cseh piacokon 2008 második felétől tetten érhetőek voltak hasonló mozgások (Lízal L. 2011: Economic Outlook and Financial Stability – keynote presentation. *13th International Conference on Finance and Banking*, Ostrava).

3. táblázat: A vizsgált piacokon mért hozamok leíró statisztikái

vizsgált piacok	aszimmetria	csúcsosság	Normál eloszlás (Jarque-Bera)	Stacionaritás-vizsgálat (ADF-teszt) 1 lag			Heteroszkedaszticitás (ARCH-LM) 1 lag		Autokorreláció (Ljung-Box) 1 lag	
			p	t érték		kritikus érték	p		p	
US 3M	0,2300	70,0669	0,001	-55,4620	*	-1,9416	0,0000		0,0000	
EURO 3M	-0,0200	42,0711	0,001	-51,2232	*	-1,9416	0,0000		0,2245	***
HU 3M	1,3047	85,5834	0,001	-50,2077	*	-1,9416	0,0000		0,8346	***
CZ 3M	-3,9396	63,4792	0,001	-46,9896	*	-1,9416	0,8460	**	0,0033	
PL 3M	-0,7997	37,5076	0,001	-44,1657	*	-1,9416	0,0334		0,0000	
US 10Y	-0,2763	8,4496	0,001	-52,3948	*	-1,9416	0,0000		0,0188	
EURO 10Y	0,0321	4,9600	0,001	-46,9331	*	-1,9416	0,0000		0,0016	
HU 10Y	0,3541	14,6869	0,001	-47,6824	*	-1,9416	0,0000		0,0171	
CZ 10Y	-1,6999	63,9912	0,001	-49,1197	*	-1,9416	0,0000		0,3756	***
PL 10Y	0,6234	16,2843	0,001	-42,2279	*	-1,9416	0,0000		0,0000	
DJI	0,1068	12,2829	0,001	-55,5017	*	-1,9416	0,0000		0,0000	
DAX	0,1070	8,2694	0,001	-52,2590	*	-1,9416	0,0000		0,0276	
BUX	-0,0930	9,9225	0,001	-47,6622	*	-1,9416	0,0000		0,0178	
PX	-0,5618	17,8663	0,001	-46,4961	*	-1,9416	0,0000		0,0003	
WIG	-0,2971	6,2382	0,001	-46,3625	*	-1,9416	0,0000		0,0002	
EUR/USD	-0,1148	5,2043	0,001	-49,7133	*	-1,9416	0,0000		0,8173	***
HUF/USD	-0,4760	7,2750	0,001	-50,6851	*	-1,9416	0,0000		0,4640	***
CZK/USD	-0,2709	5,5867	0,001	-48,0621	*	-1,9416	0,0000		0,0573	***
PLN/USD	-0,1601	8,5734	0,001	-50,0457	*	-1,9416	0,0000		0,9433	***
*: stacioner idősor; **: homoszkedaszticitás; ***: autokorrelálatlanság										

Forrás: saját szerkesztés

A vizsgált idősorok többsége egyszerre mutatja heteroszkedaszticitás és autokorreláció jeleit, ami megalapozza a GARCH modellek alkalmazásának szükségességét. A heteroszkedaszticitás jelenléte a piaci volatilitás klaszteresedésére utal, aláhúzva az extrém hozamok előfordulásából fakadó jelenségek fontosságát.

A fenti eredmények tükrében elvethetjük a mintában szereplő piacok hatékonyságát, azonban kérdés, hogy a komplex piacok modellje képes-e alternatívát nyújtani. Ehhez meg kell vizsgálnom, hogy tapasztalhatunk-e a hipotéziseimnek eleget tevő kollektív cselekvés nyomait a mintán.

4.2 Dinamikus feltételes korreláció illesztése

A piacok gyenge hatékonyságának igazolása és az ennek nyomán fellépő extrém események tárgyalását követően ki kell térni arra, hogy mely GARCH modellek illesztésével sikerült kiszűrni legalább a heteroszkedaszticitást a vizsgált idősorokból. A módszertani fejezetben négyféle modell 21-féle kompozíciója került bemutatásra.

4. táblázat: GARCH modellek illeszthetősége a vizsgált idősorokra

vizsgált eszköz	AIC	GARCH modell	paraméterek			standardizált hibatagok		
						ARCH-LM	Ljung-Box	csúcsosság
US 3M	2,4777	aparch221	0,0105 ω	0,1925 α(1)	0,0236 α(2) -0,6257 γ(1) 0,9995 γ(2) 0,7836 β(1) 2,0406 δ	0	0	9,2584
EUR 3M	1,6261	aparch112	0,0210 ω	0,1985 α(1)	-0,2413 γ(1) 0,2612 β(1) 0,5401 β(2) 2,1090 δ	0	0	14,3066
HU 3M	1,3282	aparch222	0,2087 ω	0,2031 α(1)	0,2864 α(2) 0,3180 γ(1) -0,3249 γ(2) 0,0000 β(1) 0,5103 β(2) 0,7890 δ	0	1*	28,4839
CZ 3M	1,2870	aparch111	0,0547 ω	0,0157 α(1)	-0,9995 γ(1) 0,9371 β(1) 0,4887 δ	0	1*	72,0963**
PL 3M	0,7049	aparch112	0,1502 ω	0,3115 α(1)	-0,2915 γ(1) 0,1940 β(1) 0,3894 β(2) 0,6995 δ	0	1*	40,9225**
US 10Y	1,8623	gjr111	0,0055 ω	0,0173 α(1)	0,0360 γ(1) 0,9639 β(1)	0	1*	4,0258
EUR 10Y	1,5155	gjr111	0,0036 ω	0,0115 α(1)	0,0403 γ(1) 0,9666 β(1)	0	1*	3,4805
HU 10Y	1,5723	aparch112	0,0836 ω	0,2116 α(1)	0,2014 γ(1) 0,2997 β(1) 0,4807 β(2) 1,4632 δ	0	1*	6,7130
CZ 10Y	1,4797	aparch112	0,5358 ω	0,0056 α(1)	0,9994 γ(1) 0,0502 β(1) 0,4051 β(2) 3,9999 δ	0	1*	90,9041**
PL 10Y	0,9395	garch23	0,0001 ω	0,2796 α(1)	0,0000 α(2) 0,2645 β(1) 0,0807 β(2) 0,3750 β(3)	0	1*	33,7219**
DJI	1,3527	aparch111	0,0153 ω	0,0522 α(1)	-0,9995 γ(1) 0,9314 β(1) 1,3619 δ	0	1*	4,0942
DAX	1,6331	tarch111	0,0264 ω	0,0000 α(1)	0,1346 γ(1) 0,9293 β(1)	0	0	3,5871
BUX	1,7794	gjr111	0,0673 ω	0,0551 α(1)	0,0681 γ(1) 0,8845 β(1)	0	0	3,9039
PX	1,5973	gjr211	0,0663 ω	0,0050 α(1)	0,0700 α(1) 0,1242 γ(1) 0,8303 β(1)	0	1*	4,4311
WIG	1,5750	gjr211	0,0243 ω	0,0000 α(1)	0,0453 α(1) 0,0447 γ(1) 0,9180 β(1)	0	1*	4,0084
EUR/USD	0,9431	garch11	0,0023 ω	0,0468 α(1)	0,9490 β(1)	0	0	3,5023
HUF/USD	1,3254	gjr112	0,0449 ω	0,0548 α(1)	0,1098 γ(1) 0,1467 β(1) 0,6939 β(2)	0	0	6,5195
CZK/USD	1,122	garch11	0,0036 ω	0,0436 α(1)	0,9512 β(1)	0	0	4,8839
PLN/USD	1,2732	aparch112	0,0240 ω	0,1140 α(1)	-0,3081 γ(1) 0,3790 β(1) 0,4950 β(2) 1,4620 δ	0	0	5,3167
Megjegyzés: *: a standardizált hibatag autokorrelált, **: a csúcsosság nőtt								

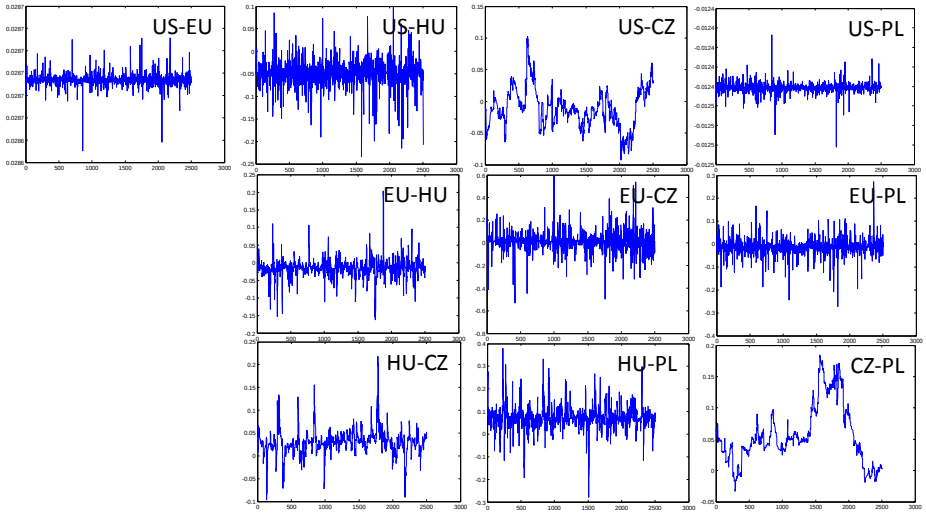
Forrás: saját szerkesztés

Mint a 4. táblázaton is látszik, elsősorban a kötvénypiacok igényelték a komolyabb aszimmetrikus modellek alkalmazását, a részvény- és devizapiacok esetében az egyszerűbb, kevesebb késleltetést alkalmazó modellek is elegendőek voltak a megfelelő jóságot mutató illesztés és a heteroszkedaszticitás kiszűrésére. Sajátos eredmény még a β által szimbolizált múltbeli volatilitás fennmaradásának (*volatility persistence*) komoly szerepe – ez esetben a minta nagy hányadában sokkal több múltbeli tagot, határozottan komolyabb súllyal kellett bevonni, mint az α-val szimbolizált innovációk esetében.

Mindazonáltal elmondható, hogy a GARCH-ok még így is csak korlátozottan voltak alkalmazhatóak az autokorreláció kiszűrésére, valamint a standardizált hibatagok egy esetben sem vettek fel normál eloszlást. Bali és Engle (2010) alapján azonban a dinamikus feltételes korrelációszámítás így is elvégezhető. Pukthuanthong és Roll (2011) nyomán megvizsgáltam, alacsonyabb lett-e a standardizált hibatag eloszlásának csúcsossága – meglepő módon a cseh és lengyel kötvénypiacon nem sikerült elérni ezt a hatást.

Miután a GARCH modellek illesztésével elkerültem a Forbes és Rigibon (2002) által kiemelt, heteroszkedaszticitás által okozott torzítást, a kinyert standardizált hibatagok alapján kiszámítottam a piacok közötti dinamikus feltételes korrelációt. A korreláció dinamikája eltérő az egyes piactípusok esetében (9. ábra), míg a 3M piacok a korrelálatlanság körül ingadoznak, addig a 10Y illetve a részvénypiacok esetében már eltérő mértékű

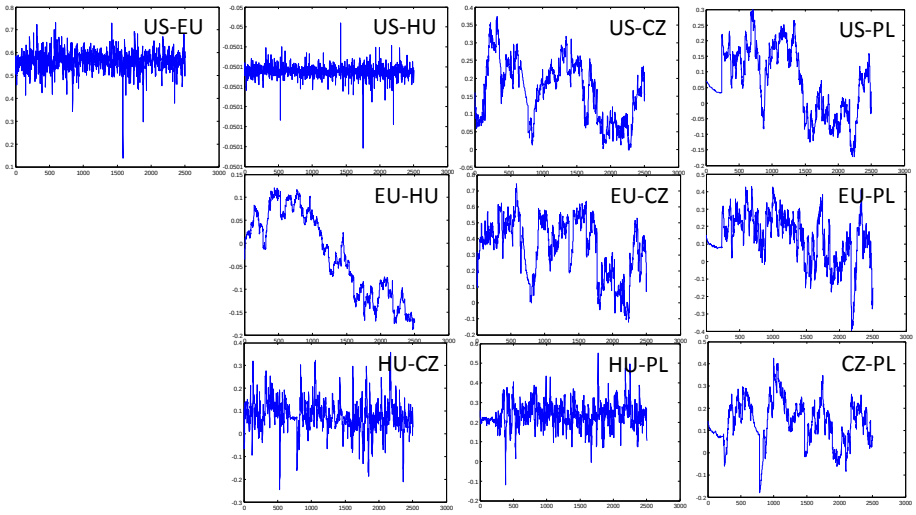
együttmozgásokat tapasztalhatunk a piacpárok esetében. A devizapiacok kapcsán tetten érhetjük a Stavárek (2009) és Babetskaia-Kukharchuk és mtsai. (2008) által mélyebben vizsgált árfolyam konvergenciát, ami a 2008-as válság után sem esett szét.



9. ábra: A feltételes dinamikus korreláció (DCC) alakulása a 3 hónapos hozamok között

Forrás: saját szerkesztés

A három hónapos hozamok esetében egy nullához közeli várható érték körül ingadozik a korreláció, miközben a kilengések sem érik lépnek át az erősebb együtt- illetve ellentétes mozgás tartományába. Mindez azt jelenti, hogy a hozamgörbék ez esetben meglehetősen autonóm módon viselkednek és eredményesen tudunk diverzifikált portfoliót létrehozni. Másfelől viszont nyomát se látni bármiféle konvergenciának a kelet-közép európai országok részéről (igaz, ezt a maastrichti kritériumok is a 10 éves lejáratnál várják el).

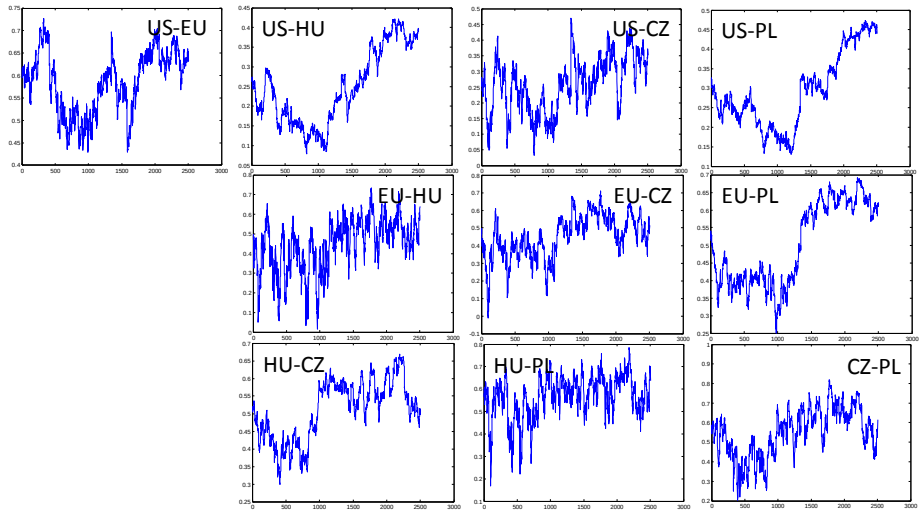


10. ábra: A feltételes dinamikus korreláció (DCC) alakulása a 10 éves hozamok között

Forrás: saját szerkesztés

A 10 éves hozamok esetében (10. ábra) már tapasztalhatunk bizonyosfajta ingadozást a korrelálatlanság és a gyenge együttmozgás között a teljes mintát tekintve. Ebből kilóg a magyar minta, ami egyfelől határozottan korrelálatlan az amerikai piaccal szemben, másfelől az euró-zónával mutatott korábbi halovány együttmozgása a válság hatására ellentétes mozgásba csapott át. A cseh és lengyel piacok korábban a gyenge illetve erős együttmozgás valamilyen formáját mutatták a Lehman Brothers (mint a válság kezdőpontja) bukása előtt, azonban a globális likviditáshiány ezt kioltotta. A három kelet-közép európai piac együttmozgása a 0,1-0,2-es érték körül ingadozik. Összességében tehát elmondható[46], hogy a 10 éves lejáraton valóban megfigyelhetjük a bevezetésben említett, válság hatására fellépő divergenciát – azaz a korábban valamelyes homogénnek kezelt EU esetében a fundamentális különbségek a piaci árazás heterogenizálódását vonták maguk után. Ez természetesen azt is jelenti, hogy a kelet-közép európai országok kötvénypiacain nem érvényesültek a fejlett országok likviditásélénkítő lépései: a 3M piacon eleve nincs együttmozgás, a 10Y piacon pedig pont ekkor lazult fel.

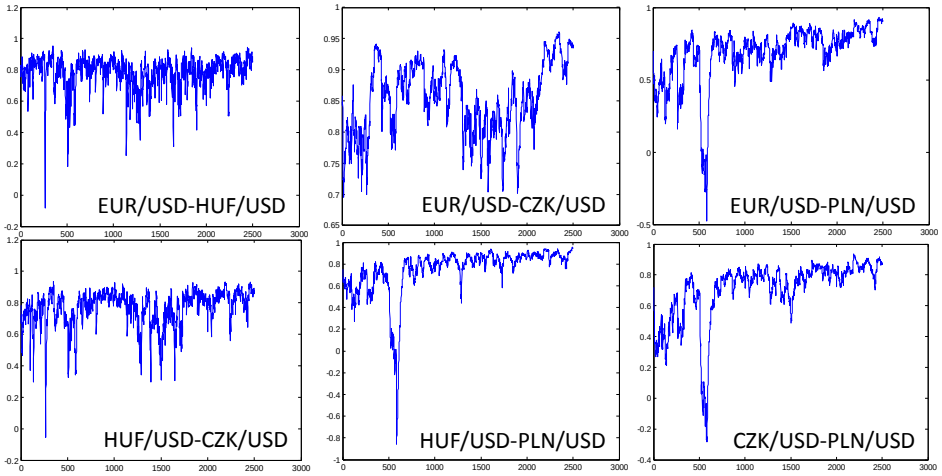
[46] A szerző figyelmét a probléma effajta megközelítésére először az alábbi előadás hívta fel: Manasse P. 2011: Lessons From/For The European Crisis – keynote presentation. *13th International Conference on Finance and Banking*, Ostrava http://www.opf.slu.cz/kfi/icfb/proc2011/pdf/keynote/Manasse.pdf



11. ábra: A feltételes dinamikus korreláció (DCC) alakulása a részvénypiaci indexek között

Forrás: saját szerkesztés

A részvénypiacok együttmozgása (11. ábra) már a válságot megelőzően vált mind szorosabbá. A kereskedelmi, finanszírozási és anyavállalati kapcsolatok folytán a kelet-közép európai piacok az amerikainál jóval szorosabb együttmozgást mutatnak a német részvénypiaccal és egymással is. Miután az együttmozgás szorosabbá válása már az 1000. kereskedési nap (2005. október 27.) után elkezdődik, a folyamatot nem lehet egyértelműen a válsághoz kötni.



12. ábra: A feltételes dinamikus korreláció (DCC) alakulása a devizapiacok között

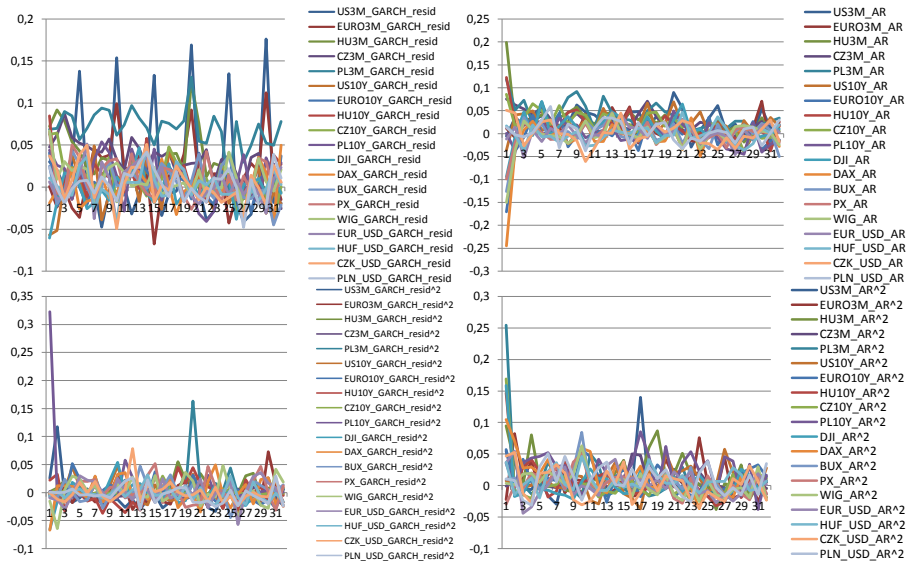
Forrás: saját szerkesztés

A jövőbeli euró-bevezetés hitelességét a hosszú lejáraton tapasztalható hozam konvergencia mellett a devizák szorosabb együttmozgása (12. ábra) is alátámasztja – mindezt oly módon,

hogy 2008. márciusa óta egyik kelet-közép európai ország sem rendelkezik ERM 2 jellegű árfolyamrezsimmel. Ennek ellenére meglepő a forint euróval, cseh koronával és zlotyival szemben mutatott stabil együttmozgása. Ilyen szoros együttmozgás mellett várható, hogy az extrém elmozdulások inkább a korreláció fellazulásával járnak – ezt a sejtést a görbék lefelé szűrása támasztja alá.

4.2.1 A hibatagok lecsengő autokorrelációja

A GARCH modellek illesztését leíró 3.2.1-es módszertani fejezetben merült fel a hibatagok esetleges autokorreláltsága. Ennek meglétét Bollerslev (1986) a GARCH modellt megalapozó cikkében már említi, azonban gyors lecsengésűként emlékezik meg róla – a modell autoregresszív része elvileg arra lenne hivatott, hogy kezelje ezt a problémát. Az irodalom ennek ellenére megosztott: Matteson és Ruppert (2011) illetve Chiang és mtsai (2009) az AR(1) modellt illesztenek az idősorra, míg például Cappiello – Engle – Sheppard (2006) cikkében a probléma fel se merül a dinamikus feltételes korreláció számítása során. Mizon (1995) mindazonáltal figyelmeztet az AR(1) modell (pontosabban ALS(1) modell) illesztésével történő szűrés hatástalanságára. Ennek tesztelésére hasonlítom össze az APARCH-TARCH-GJRGARCH-GARCH illesztések eredményeként létrejövő hibatagok (és azok négyzeteinek) korrelogramjait a hibatagokra még egyszer illesztett AR(1) (azaz ALS(1)) modell korrelogramjaival.



14. ábra: A GARCH és az AR-GARCH modellek hibatagjainak és négyzetes hibatagjainak autokorreláltsága (ACF) 32 késleltetés esetén

Forrás: saját szerkesztés

A hibatagok és négyzetük autokorreláltsága nem változott érdemben az AR modell illesztését követően sem (14. ábra). A az eredeti négyzetes tagok esetében egyfelől látható a Bollerslev-féle lecsengés az első öt késleltetés alatt. Ami meglepő, hogy a négyzetes hibatagok korrelogramja az AR(1) illesztését követően sokkal többször lépi át az 5 százalékos határt és jelez autokorreláltságot. Maga a probléma tehát létezik, azonban a GARCH modellek családja nem alkalmas ennek kezelésére.

4.3 Extrém és normális időszakok szétválasztása

A tőkepiaci fertőzéseket a Világbank legszűkebb definíciójából kiindulva a piacok közötti korreláció szignifikáns változásának megragadásán keresztül érhetjük tetten. Munkám során, a piacokon mért elmozdulások valószínűségének normál és extrém jellege (továbbiakban $r_{n/x}$) volt az indikátor, amely mentén a korreláció szétválaszthatóságát vizsgáltam.

Az $r_{n/x}$ alapú megközelítésen alapuló korreláció csoportosítás esetében azonban kétféle interpretáció lehetséges az oksági kapcsolatok nem egyértelmű volta miatt: (1) optimális esetben $r_{n/x}$ valóban azért alkalmas szignifikánsan különböző korrelációjú n/x csoportok képzésére, mert ún. vezető piacról van szó, amelynek a mozgását a többi piac szereplője is figyeli. Egyéb (2) esetben a piac normál eloszláshoz közelibb ingadozása folytán csak drámai körülmények hatására lendül át extrém állapotba. Miután extrém hozamok alatt munkámban a tapasztalati eloszlás normál eloszlásból kilógó farkait értem, előfordulhat, hogy egy relatíve csekély számú extrém hozammal (az extrém gyakoriság alacsony) rendelkező piacon sokkal magasabb az átlendülés küszöbe – e küszöb és az extrém gyakoriság eme kombinációja határolja körbe a (2) esetet. Az extrém események kapcsán azok gyakorisága (eloszláson belüli súlya) és küszöbe mellett azok aszimmetriáját érdemes még vizsgálni – megragadva azt, hogy a valószínűségi eloszlás pozitív, vagy negatív oldalán találhatóak-e.

Az (1), optimális eset detektálását megkönnyítheti, hogy ez esetben az adott piacon mért $r_{n/x}$ nem csupán a vizsgált piac és a többi piac közötti korrelációkat csoportosítja szignifikánsan különböző csoportokra, de a többi piac közötti korrelációt is jobban hasítja, miközben az extrém gyakorisága magasabb és az extrémitás küszöbe alacsonyabb.

5. táblázat: A normál és extrém események jellemzői

vizsgált piac		US 3M	EUR 3M	HU 3M	CZ 3M	PL 3M	US 10Y	EUR 10Y	HU 10Y	CZ 10Y	PL 10Y
extrém "+"	db	36	60	73	23	60	100	103	91	33	85
	%	*1,44%*	*2,40%*	*2,92%*	*0,92%*	*2,40%*	*4,00%*	*4,12%*	*3,64%*	*1,32%*	*3,40%*
	r	44,79	6,201	3,054	2,278	1,192	3,235	2,144	2,559	2,628	1,57
normál		2431	2395	2399	2457	2356	2335	2334	2357	2439	2344
extrém "-"	db	36	48	31	23	87	68	66	55	31	74
	%	*1,44%*	*1,92%*	*1,24%*	*0,92%*	*3,48%*	*2,72%*	*2,64%*	*2,20%*	*1,24%*	*2,96%*
	r	-43,27	-6,694	-3,164	-2,028	-1,143	-3,569	-2,433	-2,895	-2,647	-1,616
vizsgált piac		DJI	DAX	BUX	PX	WIG	EUR/USD	HUF/USD	CZK/USD	PLN/USD	
extrém "+"	db	70	47	36	18	67	29	34	29	39	
	%	*2,80%*	*1,88%*	*1,44%*	*0,72%*	*2,68%*	0,0116	0,0136	0,0116	0,0156	
	r	2,395	3,33	3,724	4,403	2,599	1,555	2,309	1,966	2,227	
normál		2355	2351	2409	2420	2332	2395	2353	2367	2359	
extrém "-"	db	78	105	58	65	104	77	114	105	103	
	%	*3,12%*	*4,19%*	*2,32%*	*2,60%*	*4,16%*	0,0308	0,0456	0,042	0,0412	
	r	-2,334	-2,742	-3,284	-2,951	-2,212	-1,239	-1,738	-1,401	-1,748	

Megjegyzés: db: hozamok száma; % hozamok aránya az össze hozamhoz mérten; r: az extrémitás küszöbeként értelmezhető hozam

Forrás: saját szerkesztés

Az extrém események statisztikai tulajdonságainak bemutatását tárgyaló fejezetben kiemeltem azok teljes mintanagysághoz vett elenyésző számát és időbeli csoportosulását. Az 5. táblázat alapján látható, hogy a valószínűségi eloszlás farkain általam extrémként azonosított hozamok súlya egyik piacon sem haladja meg az 5%-ot.

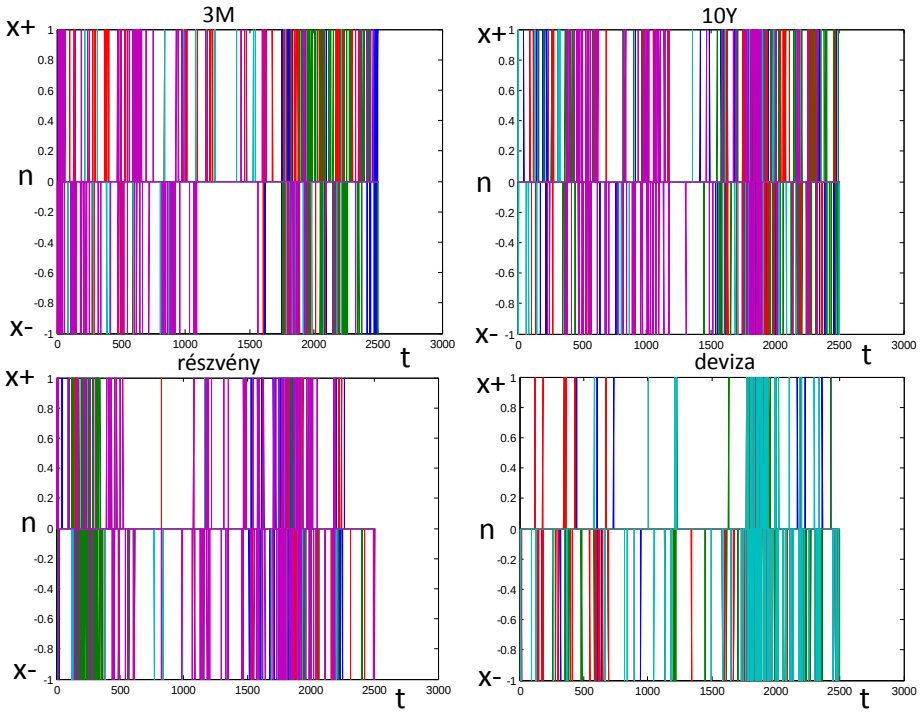
A **három hónapos (3M) hozamok** esetében a likviditás csökkenésével járó pozitív oldali extrém események fordultak elő nagyobb tömegben. E piactípuson belül a magyar piac volt a legérzékenyebb, mert itt fordult elő a legmagasabb arányban is extrém mértékű szűkülés, amit az euró-zóna és Lengyelország követ. Az amerikai adat ez esetben félrevezető lehet, miután itt elég extrém mértékű ingadozásokat is tapasztalhatunk. Az euró-zónabeli és a lengyel adatokat azért érdemes elkülöníteni, mert a lengyel piac hatod akkora ingadozása tekinthető már extrémnek, miközben az euro-zónában csak a 6 fölötti ugrás minősül extrémnek. A magyar sérülékenységet tovább árnyalja mindez, miután a lengyel piacon mért háromszorosát és a cseh kétszeresét elérő ingadozástól számíthatunk valamit extrémnek – azaz eleve sokkal ingatagabb piacról van szó, ami ráadásul nagyobb tömegű extrém hozamokkal bíró farkakkal is rendelkezik.

A **tíz éves (10Y) hozamok** piacain már kevésbé vannak kitéve a monetáris politika, illetve a rövid távú likviditás áramlásának, azonban a magyar piacon itt is a vezető piacokéhoz hasonló

súllyal találhatunk extrém elmozdulásokat, a három hónapos hozamokhoz hasonló aszimmetria miatt itt is elsősorban a likviditás szűkülés formájában. A 3M piachoz hasonlóan az extrém kilengés küszöbe az amerikai piacon a legmagasabb, 3,2 – bár az eltérések itt már alacsonyabbak, a lengyel piacon is 1,57-tól kezdődik, míg a magyar és lengyel piacon az euro-zónánál magasabb értéket találunk a pozitív oldalon.

A **részvénypiacokon** szintén a kedvezőtlennek tartható negatív oldalon található több extrém hozam. Itt a lengyel és német részvénypiacon hemzseg a legtöbb extrém negatív irányú ingadozás, szemben a magyarral, ahol egyfelől fele ennyit találunk, másfelől az átlendülési küszöb és fele akkora. Magyarországon tehát az instabilabb kötvénypiaccal szemben egy relatíve stabilabb részvénypiacot találhatunk, ha az eloszlások vastagfarkúságából indulunk ki. A vezető piacok esetében az amerikai index kvázi szimmetriája áll szemben a német aszimmetriával – már ami az extrém ingadozások oldal-preferenciáit illeti.

A **devizapiacokon** mind a négy pár kapcsán mind az extrém erősödés dominál, ami betudható a dollár kétezres években mutatott mélyrepülésének is. A 2008-as eseményeket megelőző időkben ráadásul a CEE országok devizái erősödtek az euróval szemben is, míg a válság során a gyengülésük meglehetősen rövid idő alatt zajlott le – azaz kevesebb csökkenő hozamot találhatunk.



Megjegyzés: a vízszintes tengely a kereskedési napokat jelöli, a függőleges tengely 0 értéke a normálisnak megfelelő elmozdulásokat jelöli, míg a plusz és mínusz 1 értékek a pozitív és negatív oldalon található extrém elmozdulásokat jelölik

14. ábra: Az extrém hozamok időbeli eloszlása a vizsgált piacok esetében

Forrás: saját szerkesztés

A 14. ábra alapján látható, hogy az extrém események időbeli eloszlásában visszaköszönnek az ismert válságok – a 2008-2009-es subprime válság csakúgy, mint a 2010-et követő euró-zóna válság, illetve a tőkepiacok dot-com válságát követő magára találásának először gátat szabó 2006. májusi visszaesés. Mindez abból a szempontból is hasznos, mert megerősíti az extrém értékek kiválasztására használt módszerem érvényességét.

6. táblázat: A normál és extrém események jellemzői

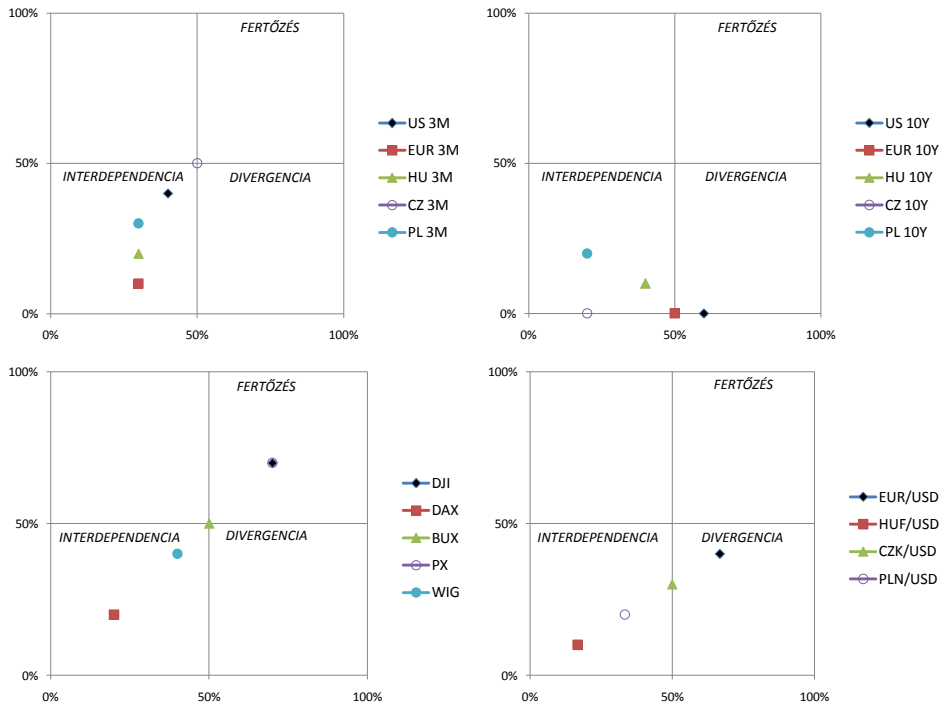
		US 3M	EUR 3M	HU 3M	CZ 3M	PL 3M	US 10Y	EUR 10Y	HU 10Y	CZ 10Y	PL 10Y
csúcsosság	teljes minta	70,0669	42,0711	85,5834	63,4792	37,5076	8,4496	4,9600	14,6869	63,9912	16,2843
	normál állapot	15,2899	7,7186	6,4723	6,1227	4,7224	2,6959	2,6747	3,7812	4,3682	3,4725
aszimmetria	teljes minta	0,2300	-0,0200	1,3047	-3,9396	-0,7997	-0,2763	0,0321	0,3541	-1,6999	0,6234
	normál állapot	-0,4296	-0,4453	0,0725	-0,0659	-0,1140	-0,0335	-0,0458	-0,1172	0,0190	-0,0428
normál eloszlás	teljes minta	nem	nem	nem	nem	nem	nem	nem	nem	nem	nem
	normál állapot	nem	nem	nem	nem	nem	nem	nem	nem	nem	nem
		DJI	DAX	BUX	PX	WIG	EUR/USD	HUF/USD	CZK/USD	PLN/USD	
csúcsosság	teljes minta	12,2829	8,2694	9,9225	17,8663	6,2382	5,2043	7,2750	5,5867	8,5734	
	normál állapot	3,2971	3,0827	3,0188	3,5862	2,8038	2,7427	2,8684	2,7738	2,8646	
aszimmetria	teljes minta	0,1068	0,1070	-0,0930	-0,5618	-0,2971	-0,1148	-0,4760	-0,2709	-0,1601	
	normál állapot	-0,1109	0,0599	0,0831	0,1585	0,0662	0,0834	0,0959	0,1842	0,0092	
normál eloszlás	teljes minta	nem	nem	nem	nem	nem	nem	nem	nem	nem	
	normál állapot	nem	igen	igen	nem	igen	nem	igen	nem	igen	

Forrás: saját szerkesztés

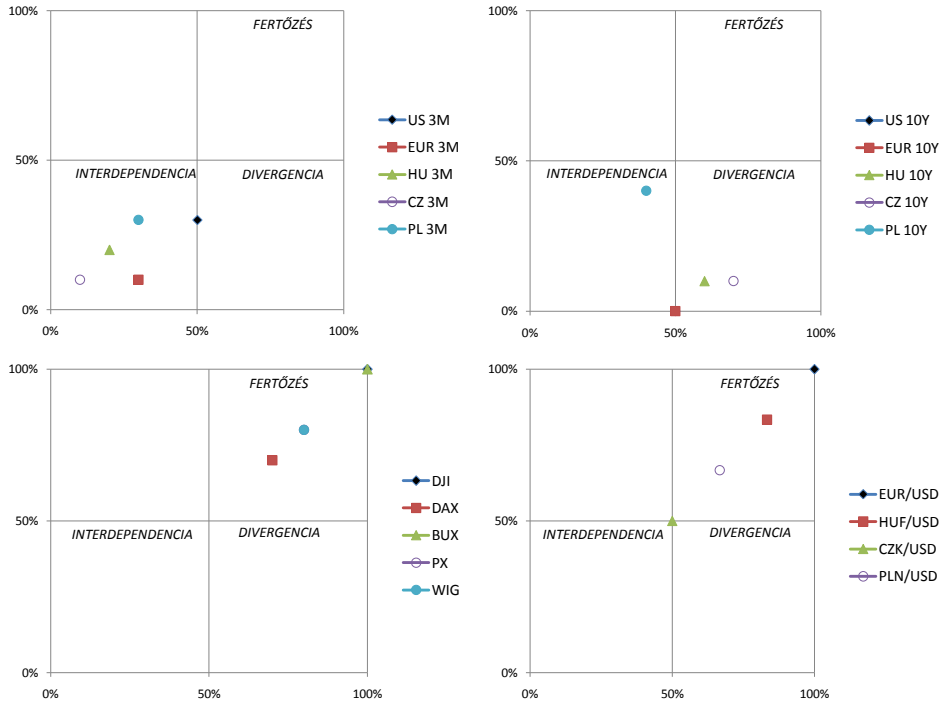
Az n/x szétválasztás eredményességét kézenfekvőnek tűnt az eredeti és a „normális” halmazok csúcsosságának, aszimmetriájának és normál eloszlásának összehasonlításával tesztelni (6. táblázat). Miután a „normális” halmazt az eredeti tapasztalati eloszlásra illesztett normál eloszlás alól „kilógó” vastag farkainak eltávolításával kaptam meg, a csúcsosság számottevő csökkentését tapasztaltam: a 3M piacot leszámítva mindenütt az ideálisnak tartott 3-hoz közeli értékeket kaptam. Az általam használt eljárás természetesen csak a legritkább esetben eredményezte a fennálló aszimmetria megszűnését, így a „normális” halmaz elenyésző esetben vált normál eloszlásúvá.

4.4 Kollektív viselkedés nevezetes formáinak (fertőzés, divergencia, interdependencia) mérhetősége

Az extrém események definiálását és a piacok közötti korreláció kiszámítását követően munkámat a hipotézisek megválaszolásához szükséges a kollektív cselekvések (fertőzések és divergenciák) kimutathatóságának témájával folytatom. Terjedelmi korlátok miatt az egyes piacokon tapasztalható fertőzésekkel kapcsolatos eredményeket tárgyaló táblázatokat az 1. mellékletben helyezetem el.



Ansari-B. teszt



páros t-próba

15. ábra: Fertőzések, divergenciák és interdependencia kimutathatósága a vizsgált piacok normál és extrém állapota esetén – az extrémitást csak a valószínűségi eloszlás pozitív tartományában értelmezve, a szignifikanciát előbb Ansari-Bradley teszttel, majd páros t-próbával vizsgálva[47]

Forrás: saját szerkesztés

[47] Megjegyzés: a függőleges tengely a szignifikánsan magasabb korrelációk arányát mutatja meg az összes korrelációhoz képest, míg a vízszintes tengely a szignifikánsan különböző korrelációk arányát ragadja meg

A 15. ábra eredményeinél a korrelációk legalább 50 százalékát kell szignifikánsan különböző szintűre illetve szignifikánsan nagyobbra bontania a vizsgált piacnak. A pozitív extrém oldal extrém erősödést jelent a részvénypiacokon, míg a devizapiacon extrém gyengülést, addig a kötvénypiacokon a kamatok emelkedését, azaz likviditásszűkülést jelöl.

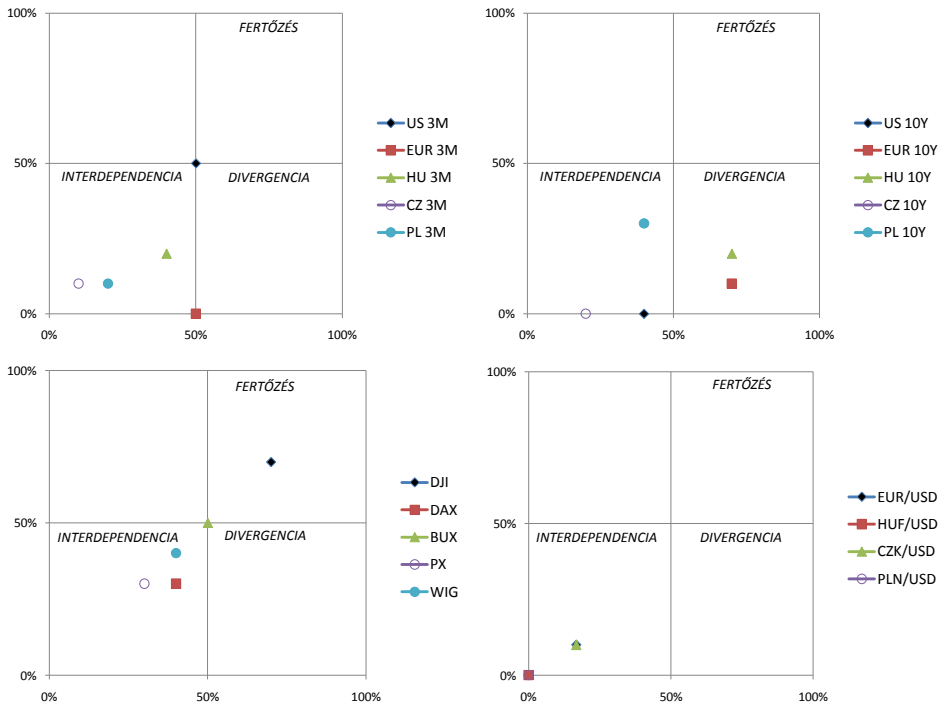
A kétféle szignifikancia teszt használatával az egyes piactípusok jellemzői nem változtak: a 3 hónapos kötvényhozamokra továbbra is jellemző volt az interdependencia, a 10 éves kötvényhozamoknál az eredmények az interdependencia és a divergencia állapota között szóródtak, míg a részvénypiacon az interdependencia és a fertőzés között volt mozgás. Egyedi esetet képeznek tehát a devizapiacok, ahol az Ansari-Bradley teszt (továbbiakban A-B teszt) alapján még divergenciát, a páros t-próba mentén pedig fertőzést állapíthattam meg. Gondoljunk azonban vissza a 3.3.6-os alfejezet végén tett megállapításra, ahol a fertőzések kimondásának túlzott, ámde a hipotézisek elfogadhatósága szempontjából indokolt szigorúságára hívtam fel a figyelmet. A fertőzés kimondása így elfogadható.

A 3 hónapos lejáratok esetében korábban már leírtam a rájuk jellemző korrelálatlanságot, így különösebben nem meglepő, hogy a piacok csak interdependencia kimutatására voltak alkalmasak. Az euro zóna és az amerikai kötvénypiac 10 éves lejáratán, extrém likviditásszűkülés esetében csak az A-B teszt használatával volt megfigyelhető divergencia létrejötte, egyébként a vezető piacokon kizárólag interdependenciát tapasztalunk. Mindez azt jelenti, hogy az amúgy nem túl magas korreláció nem változott szignifikáns mértékben a piacpárok fele között, ahol azonban változott, ott szignifikánsan alacsonyabb lett. Azokon a napokon tehát, amikor az euró-zónában extrém mértékben megnőnek a 10 éves lejáratú hozamok, a piacok fele között csökken az együttmozgás – azaz vagy még magasabb hozamokkal számolhatunk, vagy azonossal illetve alacsonyabbal. Miután a kelet-közép európai piacok hagyományosan kockázatosabbnak minősülnek a fejlett piacoknál, magasabb hozamnövekedéssel számolhatunk.

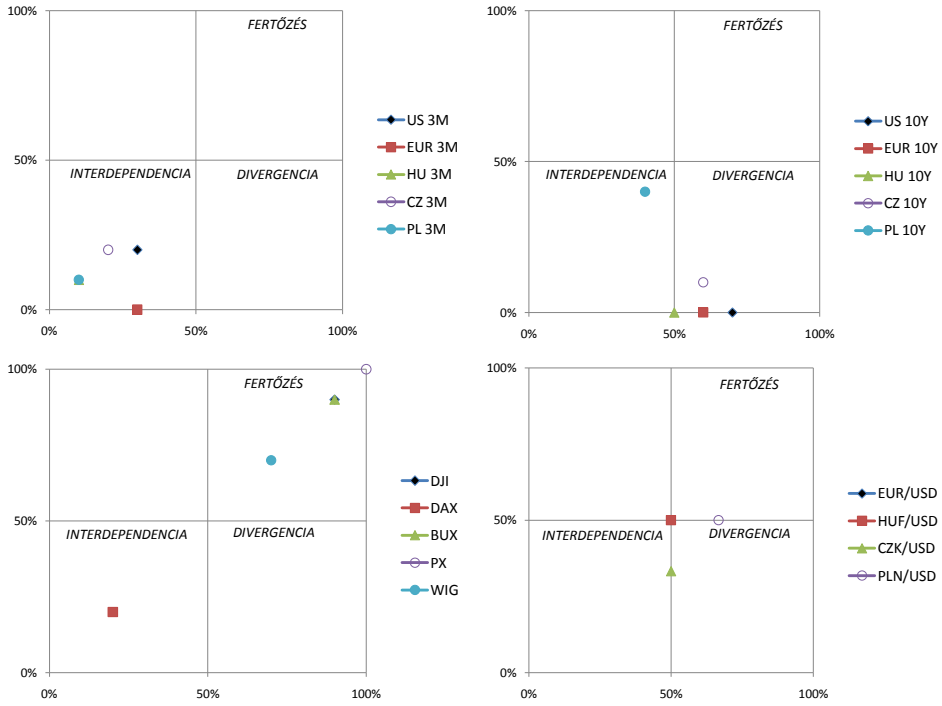
A devizák esetében az euró dollárral szembeni árfolyama az euró extrém gyengülésének napjain a piaci korreláció szignifikáns növekedésével társulhat – míg az A-B teszt esetében ez csupán a piacpárok 40 százalékára volt igaz, addig a páros t-próba 100 százalékot mutatott. Az euró árfolyama volt emellett a legmesszebb a piacok közül az origótól is, tehát a „vezető” szerep ebben is tetten érhető. Mindez azt jelenti, hogy azokon a napokon, amikor az euró extrém mértékben zuhan a dollárral szemben, a többi kelet-közép európai valuta is zuhan – hiszen az addig is 1 közelében tartózkodó korreláció még szorosabbá vált. Ez a folyamat

különösen abban az esetben kellemetlen, ha a gazdasági szereplőknek, illetve az államnak külföldi, ámde nem euróban vagy környező országok devizájában denominált kötelezettségei vannak (például svájci frank).

A bevezetésben már idézett, az euró-zóna gazdaságaival (azon belül is a német gazdasággal) ápolt szoros kapcsolat köszönt vissza a dinamikus feltételes korrelációk mértékében – miután a kelet-közép európai részvénypiaci indexek sokkal inkább együttmozogtak a némettel, mint az amerikaival. Azonban, ha a DJI extrém erősödéséről szóló napokat nézzük, akkor a piacok szignifikánsan jobban mozogtak együtt mindkét szignifikancia teszt alkalmazása esetén – miközben a DAX vagy csak interdependenciát jelez (A-B teszt), vagy fertőzést (páros t-próba), de a piacok közül akkor is ő van a legközelebb az origóhoz. Tehát, bár hosszabb távon valóban meghatározó lehet a reálgazdaság egymásba ágyazottsága (igazat adva Chen és Zhang (1997) állításának), a napi ingadozásnál ez nem meghatározó (amelyet Van Royen (2002) mondott ki). A második hipotézis tehát a részvénypiacok extrém erősödése esetén igazolásra került.



Ansari-B. teszt



páros t-próba

16. ábra: Fertőzések, divergenciák és interdependencia kimutathatósága a vizsgált piacok normál és extrém állapota esetén – az extrémitást csak a valószínűségi eloszlás negatív tartományában értelmezve[48]

Forrás: saját szerkesztés

[48] Megjegyzés: a függőleges tengely a szignifikánsan magasabb korrelációk arányát mutatja meg az összes korrelációhoz képest, míg a vízszintes tengely a szignifikánsan különböző korrelációk arányát ragadja meg

A 16. ábra eredményei kapcsán a negatív extrém oldal extrém zuhanást jelent a részvénypiacokon, míg a devizapiacon extrém erősödést, addig a kötvénypiacokon a kamatok csökkenését, azaz likviditásbővülést jelöl, míg a korlát ez esetben is 50%. A piacok nem-lineáris jellege miatt egységnyi hangulatjavuláshoz (részvénypiaci erősödéshez, kamatcsökkenéshez, devizaerősödéshez) mindig több kereskedési napra, illetve nagyobb számú jó hírre van szükségünk, mint zuhanás esetében. A kelet-közép európai országok monetáris politikai autonómiájának kérdésével a következő alfejezetben foglalkozok részletesebben, azonban a tíz éves hozamok esetében mindkét teszt alkalmazásával igazolható az euró-zóna extrém likviditásbővülése mentén fellépő divergencia. Tehát az európai centrumban bekövetkező sokk-szerű likviditásbővülés idején a korrelációk túlnyomórészt szignifikáns csökkenést mutatnak – ami kérdésessé teszi e pozitív sokkok kelet-közép európai piacokra gyűrűzését. Ennek a fajta sokknak a korreláció szinten maradásával, vagy akár erősödésén keresztül történő begyűrűződését minden kelet-közép európai gazdaság (és jegybank) szívesen látná, azonban sajnos ez nem következik be.

A devizák extrém erősödése esetében a Forbes és Rigobon (2002) által leírt interdependencia mintaszerű teljesülését tapasztalunk mindkét teszt esetében – a minta esetében tapasztalható magas korrelációt egyfelől nehéz lenne fokozni jó hírekkel. Ami persze azt is jelenti, hogy azokon a napokon, amikor az euró a dollárral szemben extrém mértékben erősödik, a kelet-közép európai devizák „csak” az 1-hez közeli együttmozgásukból fakadó erősödést produkálják – tehát még így is követik az eurót, azonban nincs meg az extrém zuhanás esetében megfigyelt visszacsatolás.

A részvénypiacok esetében az amerikai piac dominanciája extrém zuhanás esetében is megfigyelhető, míg a DAX nem bizonyult alkalmasnak a korrelációk érdemi szétválasztására. A különbséget ismét árnyalja a korrelációk trendjében megfigyelhető különbség – míg az amerikai piaccal történő együttmozgás a válság során is csak közelítette a 0,5-ös értéket, addig a többi piac között 0,7-es felső határról beszélhetünk. A második hipotézist azonban erről az oldalról is sikerült igazolni.

A két oldalt összevetve elmondhatjuk, hogy a monetáris politikai autonómia sajátosan értelmezhető: a hozamgörbén a vezető piac extrém elmozdulása bármelyik irányba is a piacok közötti egyébként is gyenge együttmozgás további fellazulásával jár. A devizapiacon az extrém erősödés interdependenciával társul – nem befolyásolva a jellemzően szoros együttmozgás szintjét, míg az euró extrém gyengülésének napjain a devizapiacon

szignifikánsan nőtt az piacok egyébként is szoros együttmozgása. A részvénypiacok esetében az egyébként gyengébb korrelációval jellemezhető DJI extrém ingadozása fertőzéssel társult – tehát hiába mozognak a minta piacai kevésbé együtt az amerikai részvénypiaccal, azokon a napokon, amikor ott extrém ingadozást tapasztalunk, megugrik a többi piac együttmozgása.

A továbbiakban még sor kerül két téma tárgyalására: kötvénypiac divergenciája által felvetett, a rövidebb intervallumokon értelmezhető együttmozgások kérdésének vizsgálatára, és a normál és extrém események elkülönítésére használt átlendülési pont kijelölésével kapcsolatos problémára. Miután bemutattam az egyes piacok alkalmasságát a fertőzés és divergencia kimutatására, kitérhetek a munkám téziseinek bemutatására az összegzés fejezetén belül.

4.5 A normál-extrém időszakok elkülöníthetőségének érzékenysége

Az általam a normálisnak és extrémnek tekinthető időszakok elkülönítésére alkalmazott módszer az eredmények tükrében bevált, miután alkalmasnak bizonyult:

- a teljes idősor elemszámához (N=2503) képest elhanyagolható számú (N=171-46), ámde rendkívüli elmozdulások kiválogatására,
- amelyek időben csoportosulva kirajzolták mind a 2006-os nyári megtorpanás, mind a későbbi sub-prime, görög, majd euro-válság pillanatait.

Emellett a normál és extrém események halmazán képes voltam divergenciák és fertőzések azonosítására. A következő alfejezetekben azt vizsgálom meg, hogy ezek az eredmények mennyiben esetlegesek a gazdasági környezet változása, illetve a paraméterezés függvényében. Látható lesz, hogy gazdasági környezet változása valóban befolyásolja az eredményeket, míg az időbeli eltérések nem okoztak érdemi változást. Alternatív megközelítésként megvizsgálom, mi történik, ha valószínűségi korlátok mentén jelölöm ki az extrém események halmazát, illetve az általam alkalmazott módszer során kevésbé járok el precízen az átlendülési pont kijelölésekor.

4.5.1 A kapott eredmények az ECB monetáris politikája alapján képzett almintákon történő értelmezhetősége

Az kötvény és devizapiacok esetében számolni kell Kelet-Közép-Európa jövőbeli euró-bevezetésének igényével, ami egyfelől visszaköszön az intézményi harmonizációban (monetáris politikai célok, árfolyamrendszerek, definíciók és módszertanok ECB konform

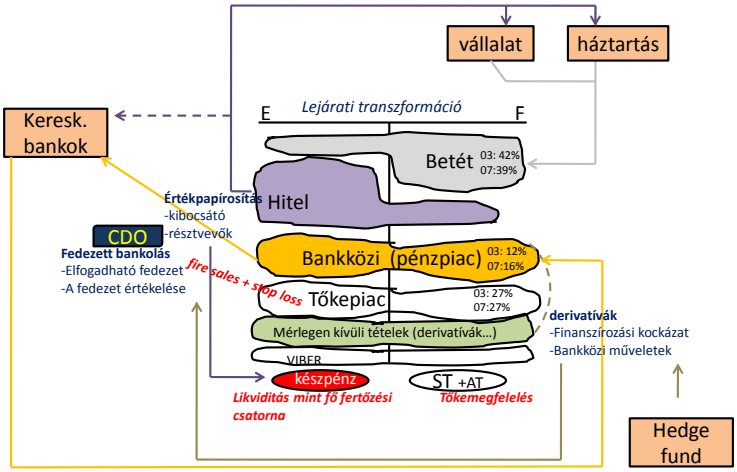
jellege), másfelől a piaci várakozásokban[49]. A hozamok és devizák együttmozgása kapcsán már vizsgáltam azok együttmozgásának dinamikus változásait egy tíz éves időtávon, ebben az alfejezetben az hasonlítom össze, hogy bekövetkezett-e szignifikáns változás a válság hatására. A „válság" jelenségét kétféle módon közelítettük meg: két időablak összehasonlításával, illetve az euró-zóna indikátorok ingadozásainak extrémitása mentén. Az időablakos megközelítés során az ECB irányadó kamatlábának változásait vettük alapul, kihasználva azt a tényt, hogy a 2005. december 6-tól 2008. október 13-ig tartó kamatemelési periódus megközelítőleg azonos hosszúságú a válságot kísérő 2008. október 14-től kezdődő kamatcsökkentési időszakkal (745 illetve 738 kereskedési nap). Az euró-zóna indikátorainak ingadozása esetében a logaritmikus első differenciált napi értékeinek eloszlási függvényét választottuk szét „normál" és „extrém" állapotokra, majd a korrelációk szignifikáns változásainak nyomait kerestük – a kockázatkezelés szempontjából ugyanis épp az ilyen drámai ugrások hatásaival szemben kell védekezni. Legkényelmesebb a korreláció számottevő változásának hiánya lenne az ilyen extrém napokon, azonban mind a monetáris politikai döntéshozók, mind az egyéb piaci szereplők számára kihívást jelenthet akár az együttmozgások gyengülése, akár az erősödésük.

A hozamgörbe egyes lejáratai és a devizák együttmozgásában megfigyelhető eseti eltérések drámai hatást gyakorolhatnak a bankrendszer működésére a lejárati transzformáció[50], mint alapvető funkció ellátása során (Kállai – Kőszeghy 2009). Így érdemes a bankszektorra gyakorolt hatások elemzése előtt magát a bankszektort alaposabban körüljárni: ennek gazdaságon belüli kivételes helyzetét ugyanis elsősorban a bizalmi jellege adja – amely a betétesek által elhelyezett vagyon bank általi kezelésén nyugszik (Botos 2003). A prudens működés elvárása hivatott megalapozni ezt a bizalmat, tehát a hitelintézeteknek a rájuk bízott idegen és saját forrásokkal a vonatkozó előírások betartása mellett úgy kötelesek gazdálkodni, hogy folyamatosan fenntartsák azonnali fizetőképességüket (likviditás) és a mindenkori fizetőképességüket (szolvencia) a vonatkozó szabályozás (esetünkben a Hitelintézetekről és pénzügyi vállalkozásokról szóló – továbbiakban HiTv – 1996. évi CXII. törvény) alapján. Az univerzális bankok korában a hagyományos kereskedelmi és befektetési banki specializálódás

[49] Ez az alfejezet a Kiss. G. D., Kosztopulosz A. 2012. *A tőkepiaci válság hatása a monetáris politikai autonómiára Kelet-Közép-Európában* című, TÁMOP-4.2.1/B-09/1/KONV-2010-0005 azonosító számú, „Kutatóegyetemi Kiválósági Központ létrehozása a Szegedi Tudományegyetemen" című project keretében készült kutatás kivonatolt változata, amely az Európai Unió támogatásával, az Európai Szociális Alap társfinanszírozásával valósult meg.

[50] A bankok működésük során rövid lejáratú forrásokból (pl. betétgyűjtés, bankközi piaci források) finanszíroznak hosszabb lejáratú eszközöket (pl. hitelezés), ezt nevezzük lejárati transzformációnak.

mind inkább megszűnt, amelynek hátterében az információs és telekommunikációs fejlődés, illetve a piaci alapú kockázatkezelés előtérbe kerülése állt (Haenlein és mtsai 2007, Goddard 2007). Az univerzális bankolás – a diverzifikáltabb termékpaletta – elterjedése egyaránt nyomás alá helyezte mind a front, mind a back office működését. Míg az előbbit MiFID (*Markets in Financial Instruments Directive - 2004/39/EK, Magyarországon a 2007. évi CXXXVIII. törvény*), addig az utóbbit a Bázel II majd III standardjai hivatottak szabályozni. A Bázel II-es szabályozás elsősorban a szolvencia fenntartására, azaz a szavatolótőkére, valamint a hitelezési és működési kockázat (kitettségi mérték meghatározásának sztenderd és belső minősítésen alapuló megközelítésére illetve a külső hitelminősítő szervezetek minősítéseinek figyelembevételére, a hitelezési kockázat mérséklésére, a kockázatvállalás szabályozása) kézbentartására fókuszált. Ezzel szemben a Bázel III-as szabályozás már a rövid és hosszú távú likviditás fenntartását is célul tűzte ki a szavatolótőke és a partnerkockázat korábbinál szorosabb szabályozását (Somogyi – Trinh 2010). A tőkeáttétel és a likviditás menedzselésének mélyebb szabályozása a bankrendszer forrásgyűjtésében beállt változásokból (Kállai – Kőszeghy 2009) fakad: míg 2003 és 2007 között a betétek átlagos súlya a forrásoldalon 42 százalékról 39 százalékra csökkent, addig a bankközi, pénzpiaci forrásgyűjtés jelentősége 12-ről 16 százalékra nőtt, míg a tőkepiac változatlanul, 27 százalékos súllyal bírt (Ondo-Ndong 2010). Az univerzális bankok hálózataik révén, határon átnyúló üzleteikkel és szabad tőkemozgatási lehetőségükkel a likviditás optimális elosztását tették lehetővé, ami minimálisra szorította a likviditási puffereket. Az ilyen optimalizálás időkritikussá teszi a likviditáskezelést, és a legkisebb áramlási akadály is komoly tovagyűrűző likviditási problémákat okozhat (Kállai – Kőszeghy 2009).



17. ábra: A banki működés főbb változásai az elmúlt évtizedben

Forrás: saját szerkesztés Ondo-Ndong 2010 és Kállai – Kőszeghy 2009 alapján

A pénz és tőkepiaci forrásgyűjtés előtérbe kerülésével a lejárati transzformáció végrehajtása során a bankok sokkal kiszolgáltatottabbá váltak a tőkepiaci fertőzésekkel szemben, miután a betétlekötésekkel fékezett reakcióidejű, atomizált struktúrájú betétesek mellett a hálózatba kötött ultrarövid reakcióidejű pénz- és tőkepiacok kerültek előtérbe. Egy-egy parciális likviditásszűkülés más piacokra való átterjedése megnehezíti a forrásoldal megújítását stresszes piaci környezet esetén – akadályozva nemhogy az új hitelek kibocsátását, de a már korábban kibocsátott hitelek mögötti forrásállomány megújítását is (17. ábra).

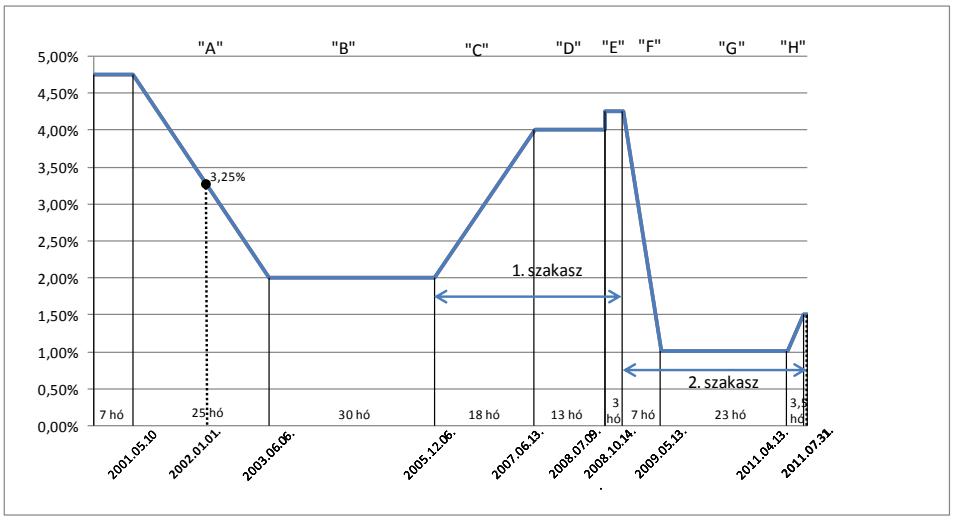
Miután mind Magyarországon, mind Európában a nyújtott hitelek értéke 2005 óta meghaladja a gyűjtött betétek összegét (ECB 2008), a bankközi piacról beszerezhető likviditás menedzselése a jövőben is kulcsfontosságú lehet a prudencia működés fenntartása szempontjából.

A szakirodalomban a likviditási kockázat definiálásához érdemes azt kétféle vetületben, a piaci **likviditási kockázat**, illetve a **finanszírozási kockázat** (*funding liquidity risk*) formájában tárgyalni Balázs-Móré (2007) szerint. A bankok szemszögéből a piaci likviditási kockázat alatt az illikvidé válás kockázatát értjük, tehát a bank csak számottevő árveszteséggel tudja értékesíteni pénzügyi eszközeit a piac nem megfelelő mélysége vagy

piaci zavarok miatt. A finanszírozási kockázat alatt annak a kockázatát értjük, hogy egyedi problémák, pénzpiaci likviditásszűke, váratlan forráskivonás vagy hitelkeret-lehívás miatt a bank nem képes teljesíteni vagy csak számottevő jövedelmezőségi veszteségek árán tudja teljesíteni fizetési kötelezettségét. A bankok likviditási pozíciójának hirtelen és nagymértékű változásának lehetősége miatt a banki likviditási kockázat fontos jellegzetessége a magas fokú nemlinearitás – ami kevésbé szofisztikált elemzési eszköztárak alkalmazását engedi meg, mint például a banki mérlegek likviditási szempontú elemzését, a „*cash capital*" megközelítést, a lejárati összhang elemzését és a kockáztatott likviditás (liquidity-at-risk, LaR) VaR-hoz hasonlóan sztochasztikus megközelítését. A kockáztatott likviditás meghatározása lényegében arra keresi a választ, hogy mennyi lehet a bank finanszírozási igénye egy „rossz napon". Más szavakkal, a kockáztatott likviditás (a VaR-hoz hasonlóan) azt mutatja, mekkora lehet a bank maximális likviditási kockázati kitettsége egy előre meghatározott időtávon, egy előre meghatározott konfidenciaszint mellett.

A fentiek alapján elmondhatjuk, hogy a bankszektor határon átnyúló tevékenysége miatt eleve nehéz lenne érdemi monetáris autonómiáról beszélni – a kérdés inkább az, hogy az Unió feldolgozóipari holdudvarának számító, de az euró-zónán kívül elhelyezkedő kelet-közép európai régió jegybankjai mennyiben részesülnek az ECB válságkezelő lépéseinek pozitív hatásaiban és mennyiben kényszerülhetnek önálló lépésekre? A kötvénypiacokon tapasztalt divergencia ugyanis felveti annak kérdését, hogy az ECB monetáris politikája kevésbé érvényesülhet ezeken a piacokon – változik-e szignifikáns mértékben a korreláció a piacok között az ECB irányadó refinanszírozási kamatlábának függvényében, illetve megfigyelhető-e egyáltalán bármilyen kamat konvergencia a kelet-közép európai piacokon?[51]

[51] Kiss, G. D. – Ács, A. 2011. *Time value of the money and contagions on the bond markets*. 13th International Conference on Finance and Banking, Ostrava 12-13. 10. 2011



18. ábra: Az ECB irányadó kamatlábának változása

Forrás: saját szerkesztés, ECB

A vizsgált 2002. január 1-től 2011 júliusáig tartó időszakban az ECB monetáris politikáját tekintve nyolc fő szakaszt lehet elkülöníteni (lásd 18. ábra). A dot-com lufi 2001 tavaszi kipukkanását követő válságra az ECB az irányadó refinanszírozási kamatcsökkentésével reagált, ennek során 25 hónap alatt az irányadó kamatláb a 4,75%-os induló értékről 25 hónap alatt 275 bázisponttal csökkent. Ez az „A” jelű időszak, melynek első harmadába esik a vizsgált időszak kezdőpontja. A kamatcsökkentési periódus végére kialakult 2,00%-os irányadó refinanszírozási kamatláb, mely ezt követően 30 hónapon keresztül változatlan maradt (ez lesz a „B” időszak) a monetáris élénkítés eszközéül szolgált.

A „C” jelű időszak során az ECB kilenc lépésben 200 bázisponttal 4,00%-ra emelte az irányadó refinanszírozási kamatlábát: ez a 18 hónap már a növekvő nyersanyagárakról és a magára találó növekedésről (illetve az ingatlanszektor túlzott felfutásáról) szólt. Az ECB a „D” periódusban 13 hónapon keresztül magasan, 4,00%-os szinten tartotta az irányadó refinanszírozási kamatlábat, reflektálva a bankok elégtelen likviditására, a dollár leértékelődésével és az inflációval kapcsolatos félelmekre, majd 2008. július 3-i hatállyal 25 bázisponttal 4,25%-ra emelte (miközben a FED már 2007. szeptembere óta folyamatosan csökkentette a kamatlábat). Ezt a 3 hónapos intervallumot „E” jelű intervallumként célszerű külön kezelni a Lehman Brothers csődjét övező bizonytalanságok miatt.

A csődöt követő válság időszak során az ECB rendkívül gyors kamatcsökkentést hajtott végre: a periódus eleji magas 4,25%-os irányadó refinanszírozási kamatlábat mindössze 7

hónap alatt 8 lépésben egy történelmi mélypontot képviselő 1,00%-os szintre csökkentette. A válságra adott monetáris politikai intézkedések a kamatcsökkentésen túl további eszközökkel is kiegészültek. Ilyen volt egyrészről a magas kamatvolatilitás csökkentését célzó kamatfolyosó szűkítés lépése, melynek során 200 bázispontról 100 bázispontra szűkítette a központi banki rendelkezésre állásnak az irányadó refinanszírozási művelet körüli kamatfolyosóját (és ezt néhány hónapon keresztül 2009. január végéig fenn is tartotta), másrészről az eurórendszer hitelműveletei céljára elfogadható fedezeti eszközök körének kiterjesztése szintén a likviditásbővítést szolgálta. Ugyanakkor a hosszabb lejáratú refinanszírozás nyújtásának megkönnyítése érdekében USA dollárban denominált likviditást biztosított devizaswap megállapodásokon keresztül. Az „E" periódus egyértelműen a bankmentésről és az euró-zóna országok államadósságának növekedéséről szólt. 2009. május 13-át követően már nem csökkent tovább az irányadó eszköz kamata: a vizsgált időszak végéig tartó és „G"-vel jelölt 23 hónapos periódusban 1,00% szinten tartotta az ECB a kamatlábat, emellett likviditást nyújtó, egyéves futamidejű, hosszabb lejáratú refinanszírozó műveletek végzését jelentette be. A monetáris élénkítés sajátos formájaként 2009. július 8-tól az Európai Beruházási Bankot (EBB) elfogadható partnerként deklarálta az eurórendszer monetáris politikai műveleteiben. Ezt követően az EBB ugyanolyan feltételekkel juthat refinanszírozási forráshoz, mint bármely más szerződő fél. Ez a többletfinanszírozás az EBB becslései szerint akár 40 milliárd euró többletberuházást eredményezhetett. Ebben az időszakban mind élesebbé vált az euró-válság.

A monetáris politika terén 2010-ben is folytatta az EKB a rögzített kamatú, mennyiségi korlátozás nélküli tendereztetés gyakorlatát. 2010 májusában aztán a pénzügyi piacokon uralkodó feszültségekre válaszul az ECB beavatkozott az euróövezetben kibocsátott államkötvények és egyéb hitelviszonyt megtestesítő értékpapírok másodpiacán. Az időszak végén („H" periódus) a 2011. április 13-tól kezdődő időszakban az euróval kapcsolatos bizonytalanság következtében két lépésben 1,5%-ra növekedett az irányadó kamat (a kép teljessége érdekében megjegyezve azonban, hogy 2011. december 14. óta ismét az 1,00%-os szinten áll).

Az ECB monetáris politikájának hatását tesztelendő a tárgyalt nyolc periódus közül két, nagyjából egyforma hosszúságú időszakaszt választottunk ki (1. ábra). Az első a 2005. december 6-tól 2008. október 14-ig tartó 34 hónapos időszak (mely tehát a „C", a „D" és az „E" periódusokat foglalja magában): erre egyértelműen a likviditásszűkítés jellemző. A

második kiválasztott szakasz a 2008-as pénzügyi válsághoz kötődik, és 2008. október 14-től 2011 júliusáig tartó 36 hónapot öleli fel, mely a monetáris lazítás időszaka volt.

Két időablakot alapul véve, egy emelkedő és egy csökkenő irányadó kamatokkal jellemezhető időszak bázisán hasonlítottuk össze a mintában szereplő piacok változásait a 7. táblázatban. A rövid lejáratú hozamok szintje a válságkezelés során csak az euró-zónában és a cseh piacon mutatott érdemi csökkenést, míg a magyar és lengyel piacon magasabb szórás mellett sem. A hosszabb lejáratokon már egyik kelet-közép európai országban sem csökkentek a hozamok – ez esetben már nem voltak képesek az országok élni az euró-zónában megvalósuló monetáris könnyítéssel. A piaci likviditás mértékére és a lejárati transzformáció fenntarthatóságára indirekt módon következtethetünk a pénz időértékét jól kifejező 10Y-3M spreaden keresztül. Ennek keretén belül árnyalhatjuk a korábbi képet, a kelet-közép európai országok hozamgörbéjének meredeksége nőtt (és a spread szórása csökkent) az ECB monetáris lazítása során. Elmondhatjuk tehát, hogy bár a kamatok szintjére nincs konkrét ráhatása az ECB monetáris politikájának, a likviditásjavító szerepe valamelyest érvényesül.

7. táblázat: Átlagos hozamok és devizapiaci ingadozások az „A”-val jelzett válság előtti és „B”-vel jelölt válság időszakában

		EUR	HU	CZ	PL
3 hónapos hozam	átlag "A" időszakban	3,5003	7,5218	3,0487	4,8834
	szórás "A" időszakban	*-0,361*	*0,7361*	*0,5813*	*0,8121*
	átlag "B" időszakban	0,7093	6,9252	1,8194	4,2992
	szórás "B" időszakban	*0,2983*	*3,5459*	*0,7010*	*0,5364*
10 éves hozam	átlag "A" időszakban	4,0302	7,2212	4,2229	5,5631
	szórás "A" időszakban	*0,0954*	*0,3768*	*0,2221*	*0,1818*
	átlag "B" időszakban	3,0693	8,0788	4,2510	6,0088
	szórás "B" időszakban	*0,1264*	*1,6655*	*0,2821*	*0,0931*
10Y-3M spread	átlag "A" időszakban	0,5298	-0,3007	1,1743	0,6798
	szórás "A" időszakban	*0,1770*	*0,4704*	*0,1673*	*0,3369*
	átlag "B" időszakban	2,3600	1,1537	2,4316	1,7095
	szórás "B" időszakban	*0,2867*	*0,9540*	*0,5249*	*0,5545*
deviza	átlag "A" időszakban	0,0193	0,0121	0,0286	0,0081
	szórás "A" időszakban	*0,4055*	*1,0870*	*0,6174*	*0,9629*
	átlag "B" időszakban	0,0027	0,0004	0,0149	0,0073
	szórás "B" időszakban	*0,6574*	*1,8852*	*0,9922*	*1,8005*

Forrás: saját szerkesztés

A devizák esetében már a logaritmikus differenciáltra vonatkozó átlag és szórás értékeket mutatjuk be, ahol az ideális, nulla várható értékhez érdemes viszonyítanunk (a szórás ebben az esetben a fellépő heteroszkedaszticitás miatt kevésbé mérvadó). Meglepő módon a válság időszakában a devizák napi változása csökkent, míg szórásuk megnőtt. Hozzá kell tenni, hogy a válság előtt a régió valutái erősödtek az euróval szemben, míg a válság során olykor heveny leértékelődést mutattak.

A hozamok együttmozgása nem feltétlenül változott meg szignifikáns mértékben a válság hatására, ami megkönnyítheti az érintett jegybankok és piaci szereplők munkáját, ahogyan az a 8. táblázatban is látható. Jellemző módon ez az érzéketlenség inkább csak a kevésbé likvid 10 éves lejáraton és a régión belül alakult ki, az euró-zóna hozamaival szemben egy kivétellel mindig szignifikáns eltérést tapasztalunk. A 3M piac korrelálatlansága javarészt fennmaradt, azonban mindez magasabb varianciával társult – azaz rövidtávon könnyedén előfordulhattak 0,4-es pozitív vagy negatív együttmozgások, mint ahogyan azt már láthattuk a dinamikus feltételes korreláció kapcsán. A 10 éves hozamok esetében jól látható, hogy a piac nem

minden euró-aspiráns esetében árazta be a kamat-konvergenciát – sőt, a válság hatására még a biztonságos menedéknek („safe heaven”) számító cseh piac korábban mérsékelt együttmozgása is fellazult. A divergencia megjelenésével tehát inkább a 10Y lejáraton érdemes számolni.

8. táblázat: A piacok közötti korrelációk átrendeződése az „A”-val jelzett válság előtti és „B”-vel jelölt válság időszakában

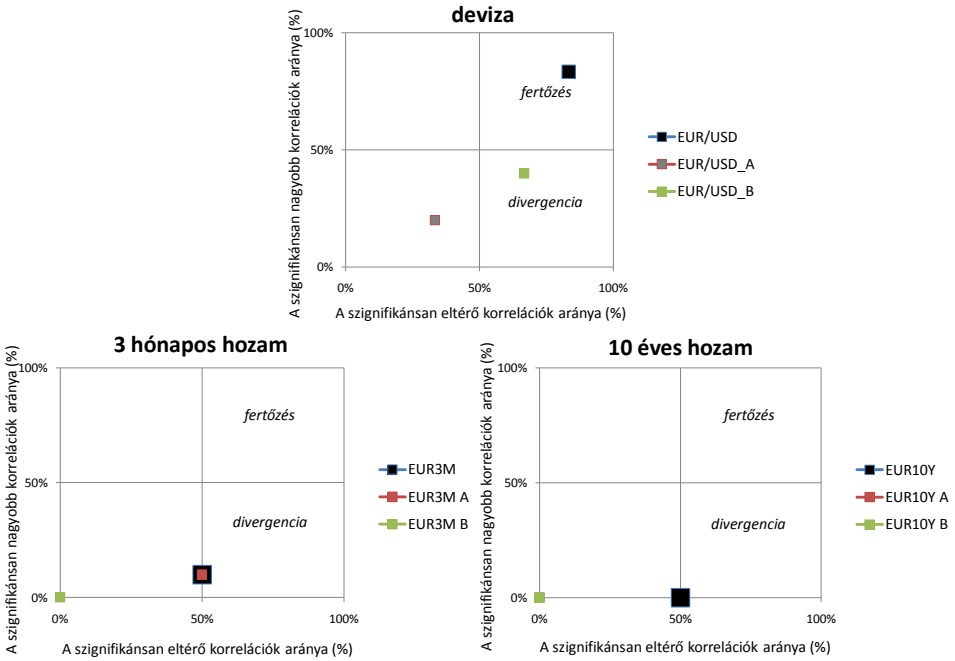
		EU-HU	EU-CZ	EU-PL	HU-CZ	HU-PL	CZ-PL
3 hónapos hozam	Ansari-Bradley teszt "A" és"B" időszak között	0	1	1	1	0	1
	átlag "A" időszakban	-0,017	0,0110	-0,014	0,0357	0,0757	0,0875
	szórás "A" időszakban	*0,0005*	*0,0029*	*0,0005*	*0,0003*	*0,0016*	*0,0019*
	átlag "B" időszakban	-0,015	0,0171	-0,010	0,0305	0,0702	0,0520
	szórás "B" időszakban	*0,0006*	*0,0060*	*0,0007*	*0,0009*	*0,0014*	*0,0033*
10 éves hozam	Ansari-Bradley teszt "A" és"B" időszak között	1	1	1	0	0	0
	átlag "A" időszakban	-0,044	0,4480	0,1575	0,0757	0,2271	0,1826
	szórás "A" időszakban	*0,0026*	*0,0107*	*0,0143*	*0,0037*	*0,0032*	*0,0073*
	átlag "B" időszakban	-0,129	0,1697	0,0197		0,2441	0,0991
	szórás "B" időszakban	*0,0009*	*0,0229*	*0,0220*	*0,0047*	*0,0038*	*0,0072*
deviza	Ansari-Bradley teszt "A" és"B" időszak között	1	1	0	1	0	0
	átlag "A" időszakban	0,7650	0,8392	0,7662	0,7323	0,8420	0,7794
	szórás "A" időszakban	*0,8272*	*0,8501*	*0,8053*	*0,8092*	*0,8720*	*0,8342*
	átlag "B" időszakban	0,0079	0,0003	0,0041	0,0056	0,0019	0,0037
	szórás "B" időszakban	*0,0038*	*0,0023*	*0,0036*	*0,0067*	*0,0010*	*0,0019*

Forrás: saját szerkesztés

Még drámaibb képet kapunk a devizapiacok együttmozgásáról, ahol lényegében megszűnt a korábban erős korreláció. Összességében tehát a válság a régiós kötvény és devizapiacainak dezintegrálódását eredményezte, ahol a helyi fundamentális sajátosságokban fennálló különbségekre helyeződött át a hangsúly a korábbi felzárkózásról és konvergenciáról.

Az extrém események definiálását és a piacok közötti korreláció kiszámítását követően érdemes tehát kitérni a kollektív cselekvések (fertőzések és divergenciák) kimutathatóságára (19. ábra). Amennyiben az euró-zónabeli eszközök ingadozásának extrémitásából indulunk ki, akkor hozamemelkedés esetén egyértelmű divergenciát, míg devizagyengülés esetén fertőzést tapasztalhatunk a teljes mintán. A korábban bemutatott almintákon („A” és „B” időszakok) mindez már nem feltétlenül maradt meg, a válság előtti időszakban az euró extrém

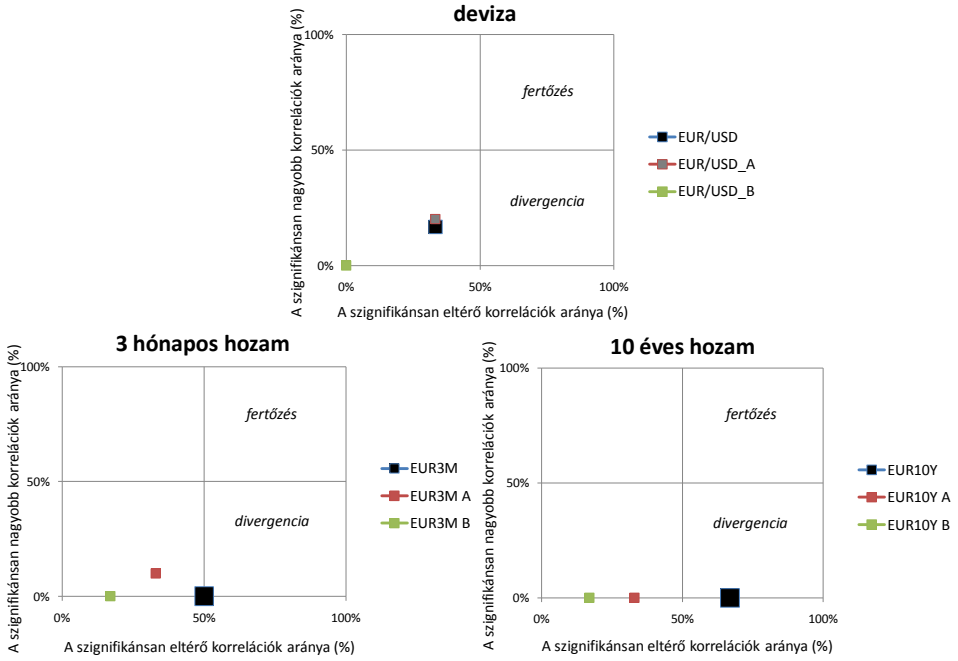
gyengülései jellemzően nem társultak a korreláció szignifikáns változásával. A válság során az extrém mértékben gyengülő euró még mindig nem járt kellő mértékben a korreláció szignifikáns emelkedésével. Bár az euró ebben az időszakban kétszer is jelentősen gyengült a dollárral szemben – mind 2008 őszén, mint 2010 nyarán – a következő időszakokban mindig visszaerősödésre került sor.



19. ábra: Fertőzések, divergenciák és interdependencia kimutathatósága a vizsgált piacok normál és extrém állapota esetén – az extrémitást csak a valószínűségi eloszlás pozitív tartományában értelmezve

Forrás: saját szerkesztés

A hozamok esetében a likviditásszűkülés a korreláció szignifikáns csökkenésével társult mindkét lejáraton. Más kérdés, hogy a 3M esetében a válság előtt nem volt kimutatható ez a divergencia, míg a válság során igen. A 10Y esetében viszont sem a válság előtt, sem az alatt nem mutathatunk ki extrém likviditás szűküléssel társuló szignifikáns korrelációváltozást. Tehát hiába állapítottuk meg korábban, hogy a tíz éves hozamok között komolyabb együttmozgást tapasztalhatunk, napi szinten az extrém ugrások nem eredményeznek szinkron-hatásokat.



20. ábra: Fertőzések, divergenciák és interdependencia kimutathatósága a vizsgált piacok normál és extrém állapota esetén – az extrémitást csak a valószínűségi eloszlás negatív tartományában értelmezve

Forrás: saját szerkesztés

Az euró erősödésének látványosan nincs hatása egyik esetben sem a korrelációk megváltozására – kontrasztos kép a gyengülés esetén mért fertőzéssel és divergenciával szemben, egyúttal rámutat a piacok aszimmetrikus viselkedésére is (20. ábra). Likviditásbővülés esetén csak a teljes mintán tapasztalunk divergenciát, az alminták esetében már nem jelentkezett ilyen hatás. Tehát hiába valósult meg hirtelen likviditásbővülés az euró-zóna kötvénypiacain, aznap nem mozogtak együtt a kelet-közép európai piacok.

A kötvénypiacon – összevetve akár a deviza, akár a részvénypiacokkal – az intézményi szereplők túlsúlya és a monetáris politika ténykedése folytán sokkal inkább tekinthető egy oligopolisztikus és szabályozott piacnak (ezt megerősítik a csúcsosságban mutatkozó különbségek is). Mindazonáltal a piacok egymásra gyakorolt hatása nagyban változik a vizsgált időszak kiválasztásától, illetve a napi elmozdulás extrémitásától. Érdemes tehát összefoglalni a főbb eredményeket.

A teljes idősoron a 3M piacok korrelálatlannak, míg az extrém elmozdulások szimmetrikusnak bizonyultak. A 10 éves hozamok a gyenge korreláció és a korrelálatlanság

között ingadoztak, miközben az extrém elmozdulások inkább a hozamnövekedés (likviditásszűkülés) oldalán váltak jellemzővé. A devizapiacok erősen korreláltnak tekinthetőek, és az erősödés volt a meghatározóbb az extrém elmozdulások között. A cseh piacokról általánosan elmondható, hogy jóval kevesebb extrém elmozdulást tapasztalhattunk esetükben, mint a minta többi tagjánál.

A válság előtti emelkedő ECB irányadó kamatlábbal („A") és válságkezelés során csökkenő kamatlábbal („B") jellemzett alminták esetében a 3 hónapos hozamoknál csak a cseh piacoknál lépett fel hozamcsökkenés az Európai Központi Bank lépései nyomán. Eközben a piacok együttmozgása szignifikánsan változott, bár átlagosan továbbra is korrelálatlanságot mutat (igaz, magasabb szórás mellett). A 10 éves lejáraton már egyöntetű hozamnövekedést tapasztaltunk a kelet-közép európai mintán, miközben a korrelációk szignifikáns mértékben csökkentek az euró-zóna és a régió országai között. A hosszú és rövid lejáratú hozamok közötti különbség azonban mindenütt megnőtt, ami a lejárati transzformáció általános javulására utal. A deviza piacokon az elmozdulások átlagos mértéke lecsökkent, de a szórás nőtt – miközben a piacok közötti korábbi erős korrelációt korrelálatlanság váltotta fel szignifikáns mértékben.

Amennyiben az euró-zóna indikátorainak napi változásának extrémitásából indulunk ki, akkor divergenciát jobbára csak a teljes időszakon állapíthatunk meg a kötvénypiacokon – a válság előtti és utáni almintánál a piacok közötti korreláció nem változott szignifikánsan az extrém mértékű euró-hozam elmozdulások nyomán. Az euró dollárral szembeni extrém erősödése alkalmas volt a teljes mintán szignifikáns korrelációnövekedés kimutatására, miközben a válság hatására már divergenciát tapasztaltunk (ami megerősíti az „A" és „B" időszak összehasonlítása során tapasztalt szignifikáns korrelációcsökkenést).

A kelet-közép európai országok monetáris politika autonómiája a válság hatására az alábbi módon rendeződött át: az intézményi keretek piac által a konvergencia formájában támogatott önkéntes harmonizációját a piaci bizalom elapadása nyomán felváltották az eltérő fundamentumokhoz igazodó egyéni stratégiák. Az ECB döntései egyedül a cseh kötvénypiacra gyűrűztek be, míg a többi ország esetében csak a hozamgörbe meredekségére voltak ráhatással. A kelet-közép európai jegybankok a válság kezelése során tehát magukra maradtak a piacon, ami paradox módon a monetáris politikai autonómia nem kívánt megerősödésével járt – hipotézisünk tehát elfogadásra került.

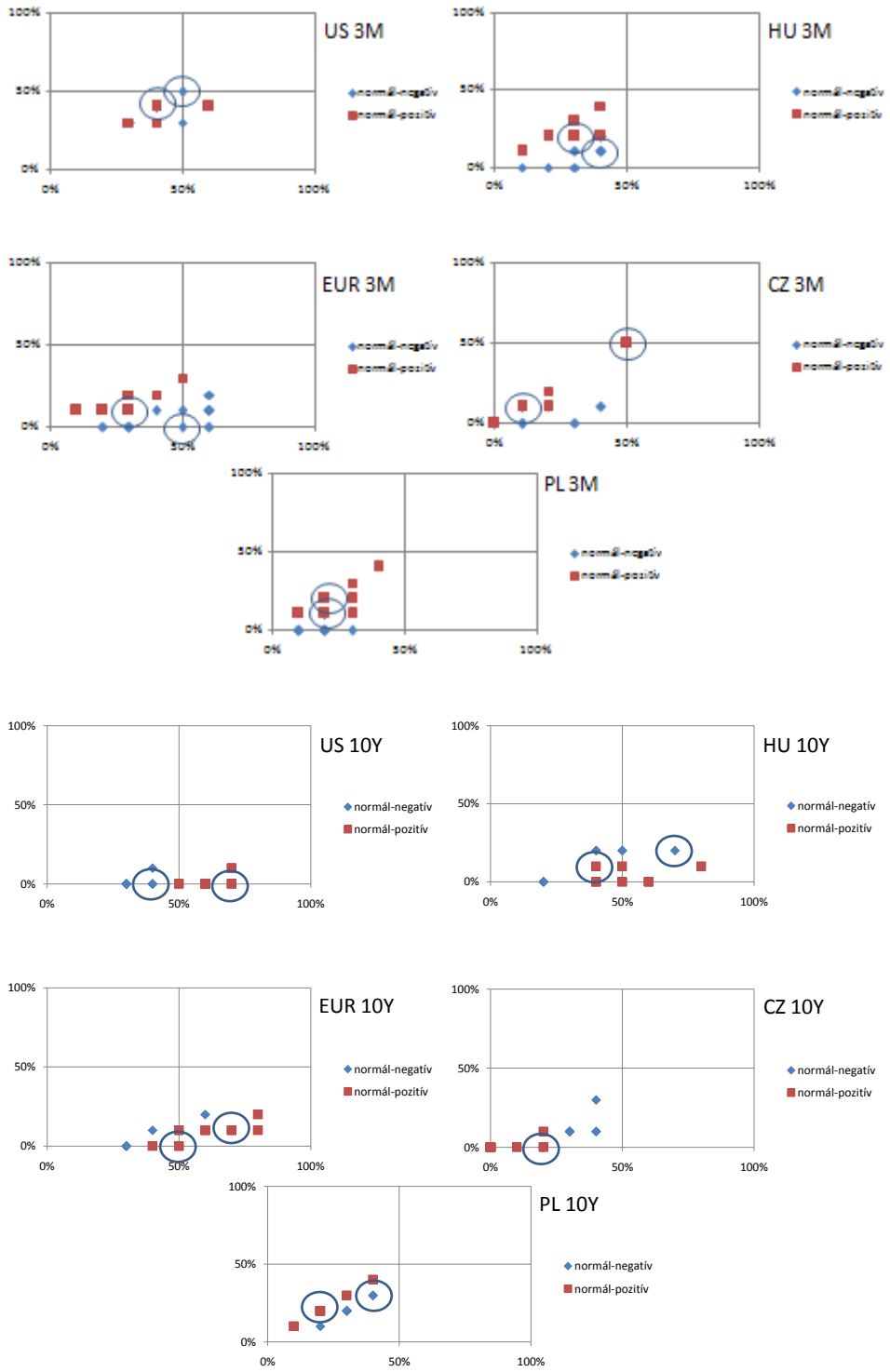
4.5.2 Az eredmények érzékenysége az idősorok eltolására

Markwat és mtsai (2009) cikkükben a válságokat dominó-szerű folyamatként írták le, ahol az egyes piacok egymást követő napokon hatnak egymásra. Figyelembe kellett vennem még emellett Savva (2009) amerikai és európai tőzsdék együttmozgásának vizsgálata során tett megállapítását, miszerint a piacok fizikai távolsága folytán fellépő időeltolódások folytán az amerikai záróárra hathatnak az európai záróárak, illetve az európai piacnyitást is befolyásolhatják az amerikai záróárak.

A fertőzésre-divergenciára-interdependenciára vonatkozó eredményeim esetében célszerűnek tűnt elvégezni azok érzékenységét az időbeli eltolásra. Amikor az adott piac normál és extrém értékei mentén szétválasztottam a piaci korrelációkat, elvégeztem mindezt az adott piac *t-1, t-2, ... t-10* napos értékei mentén is.

A kapott eredmények jellemzően a bekarikázott, eltolás nélküli *t* napi érték körül ingadoznak. Tehát, bár közgazdaságilag indokoltnak tűnhet az amerikai piacok *t-beli* eltolásnak ötlete, nem tapasztalnánk érdemi változást a tekintetben, hogy az adott piac normál-extrém állapota mentén fertőzést, divergenciát vagy interdependenciát tapasztaltunk-e korábban.

A kötvénypiacok esetében ki kell emelni a 3 hónapos hozamok határozott interdependenciáját: bár a cseh 3M esetében a t-napi eset épp az 50-50 százalékos határra esett, az eltolást követően határozottan alkalmatlannak bizonyult a korrelációk szignifikáns szétválasztására. Az amerikai és euró hozamok esetében a 21. és 22. ábrán jól látható a bekarikázott *t* napi érték körüli ingadozás.

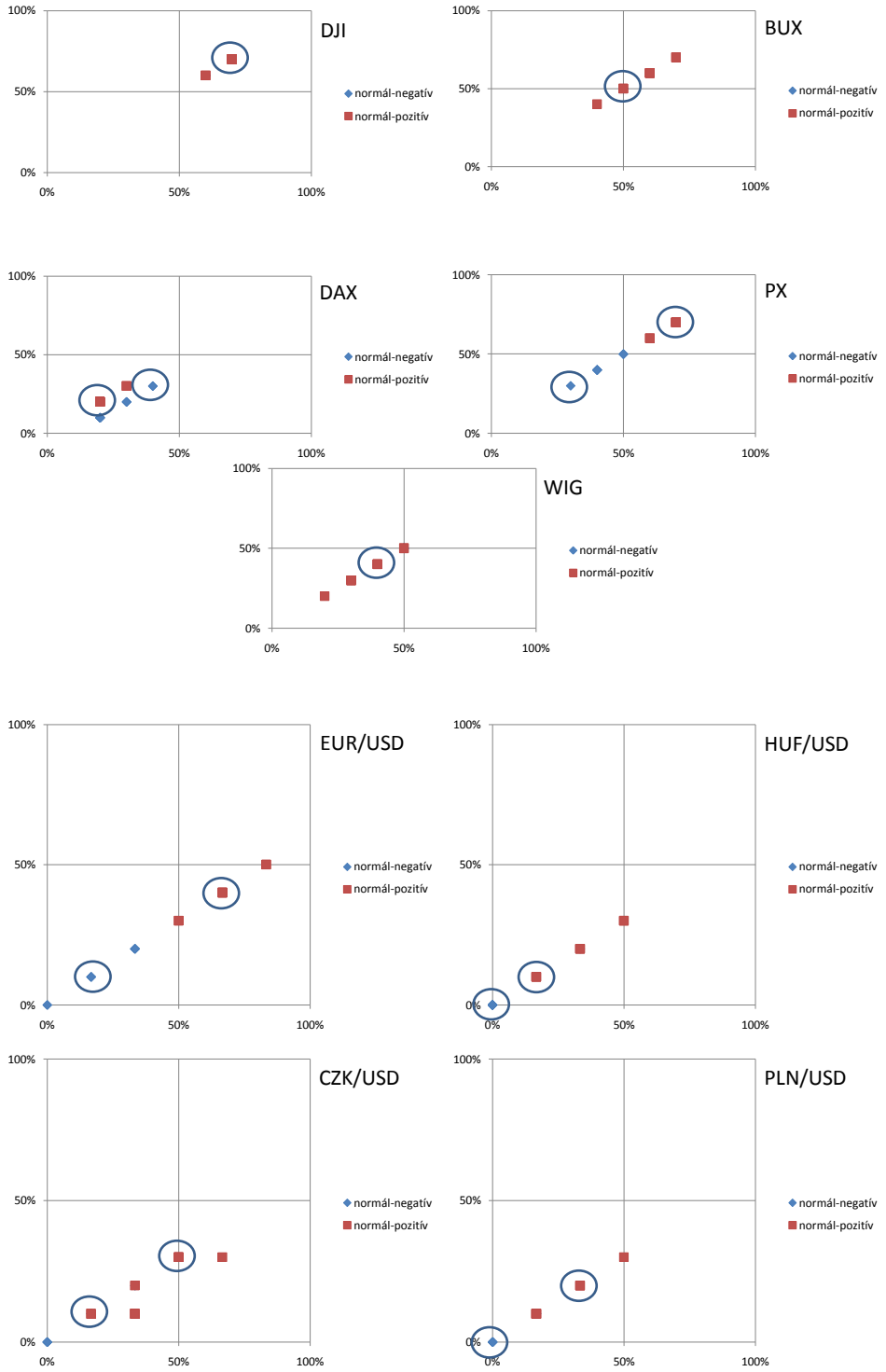


21. ábra: A kötvénypiacok együttmozgásának szétválaszthatósága a vizsgált piac időbeli eltolása esetén

Forrás: saját szerkesztés

A részvény és devizapiacok esetében szintén nem lépünk ki az eltolás nélküli eredmény alapján meghatározott kategóriából. A korábban felsorolt szakirodalmi példák alapján az

amerikai piac kapcsán számítani lehetett volna valamiféle javulásra, de ilyet nem tapasztaltam.



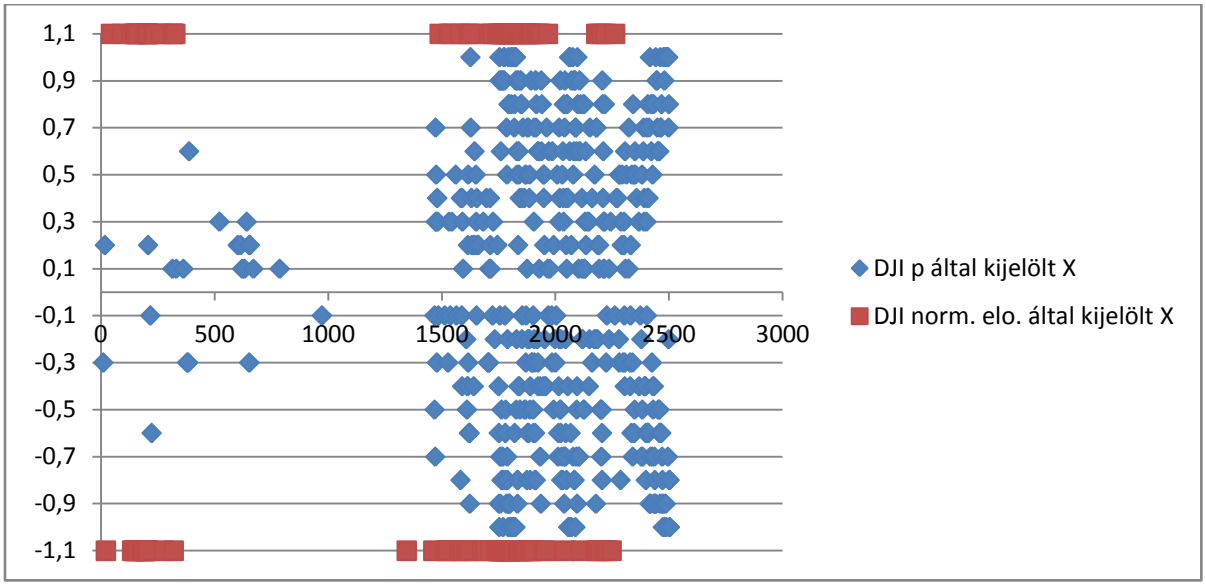
22. ábra: A részvény és devizapiacok együttmozgásának szétválaszthatósága a vizsgált piac időbeli eltolása esetén

Forrás: saját szerkesztés

Összességében tehát elmondható, hogy a hipotézisekre adható válaszokat nem befolyásolja a mintámban szereplő piacok zárása közötti időeltérés.

4.5.3 A normál-extrém időszakok határának valószínűség-alapú kijelölésére

A módszertani fejezetben leírtak szerint a Value at Risk eljárás során adott valószínűségek mellett maximalizáljuk az esetleges kockázatokat. Ennek durva leegyszerűsítéseként megvizsgálom, mennyiben jelentene alternatívát számomra adott hozam valószínűsége mentén felállítani a normál-extrém szétválasztás korlátait. Az egyszerűség kedvéért a p=1%, 2%, …, 9%, 10% eseteket próbáltam ki és kizárólag a részvénypiacokon[52].



23. ábra: Extrém elmozdulás kimutatásának lehetősége adott valószínűségi szintek, illetve az általam használt normál eloszlás alól történő kilógás alapján[53]

Forrás: saját szerkesztés

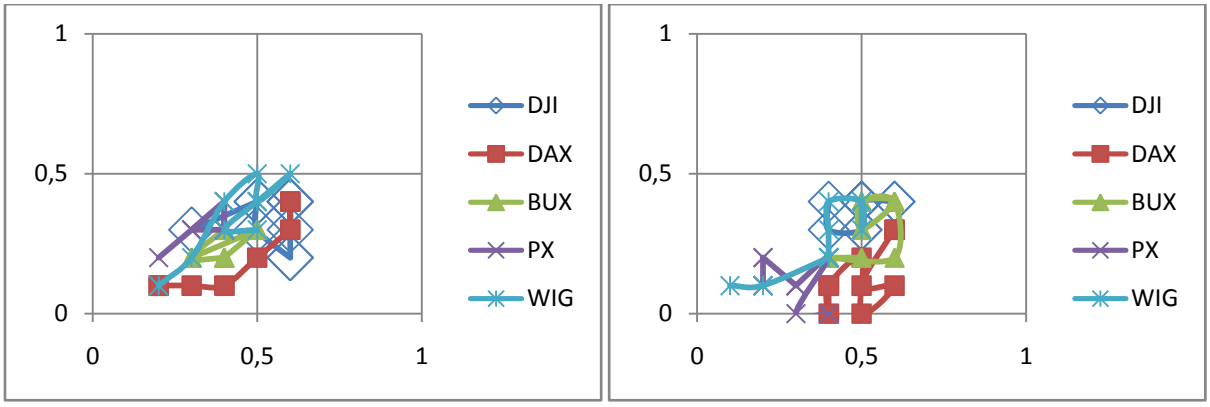
Elsőként azt érdemes megvizsgálni a Dow Jones Industrial index elmozdulásainak példáján, hogy mennyire esnek egybe az általam korábban kijelölt és a valószínűség-alapú megközelítés által sugallt extrém halmazok. A p=1%, 2%, …, 9%, 10% intervallum alkalmazása miatt minél magasabb valószínűséget engedélyezek, annál több elmozdulás minősül extrémnek – azonban, ami alacsonyabb valószínűség alatt extrémnek számított, az magasabb valószínűség mellett is az marad. Így a 23. ábrán összefoglaltam, hogy adott elmozdulások a valószínűségi

[52] Miután itt sikerült kimutatnom a fertőzések egyértelmű jelét, kézenfekvőnek tűnt ez a megoldás.

[53] A kétféle megoldás grfikus összevethetőségének biztosításához a Q-Q ploton nyugvó normál-extrém szétválasztás értékeihez rendeltem hozzá az y tengelyen az 1,1 illetve -1,1-es értéket, hogy ne fedje el a valószínűség alapú megközelítés esetében tapasztalható 100 százalékos szintek helyét.

intervallumon hány százalékban minősülnek extrémnek. Majd efölé helyeztem az általam korábban definiált extrém értékek bekövetkeztét is. Látható, hogy az extrém elmozdulások kétféle megközelítése nem fedi egymást, a valószínűségi alapú megközelítés sokkal több elmozdulást sorol extrémnek.

A pusztán valószínűségi megközelítés további hátrányát jelenti még az érzéketlensége a tapasztalati eloszlás csúcsosságára és aszimmetriájára. Természetesen egy VaR rendszer keretében ezt lehet kezelni, azonban a nyers, p alapú megközelítés nem kívánt torzításokhoz vezethet.



24. ábra: Valószínűségi alapon kijelölt extrém elmozdulások mentén kimutatható interdependencia, divergencia és fertőzés

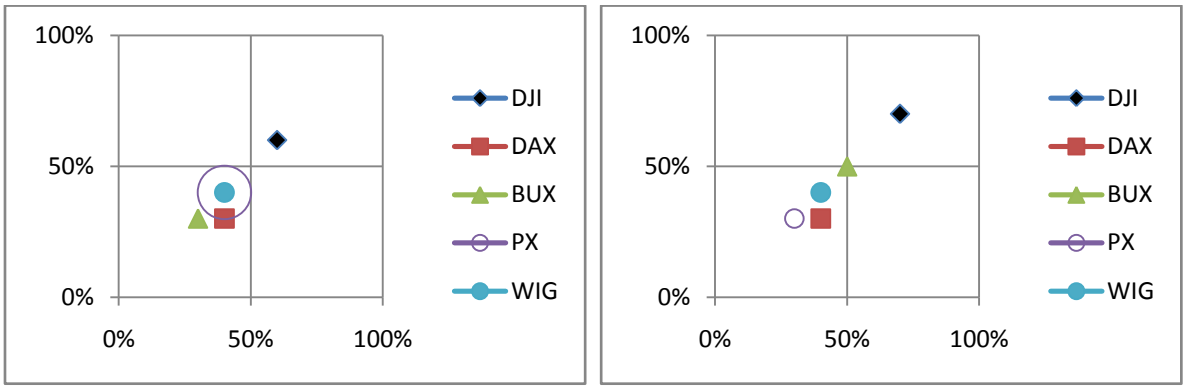
Forrás: saját szerkesztés

Ezzel az eljárással tehát a 3.3.6. fejezetben általam lefektetett szabályok mentén nem tapasztalhattuk volna fertőzés létrejöttét, a valószínű(tlen)ségi tartomány tetszőleges bővítése esetén sem. Legjobban ez a 24. ábrán látható, ahol a vonallal kötöttem össze az egy piacon jellemző 1 százalékos valószínűségű elmozdulástól a 10 százalékos valószínűségű elmozdulások mentén extrém és normális halmazba besorolható korrelációk különválasztása által elért eredményt. Mint látható, a vonalak körbe haladnak, és adott esetben egy pont többször is érintésre kerül. Ez azt jelenti, hogy a valószínűségi intervallumon bármely irányba is mozduljunk el, az interdependencia-fertőzés-divergencia tartományokba történő besorolás érdemben nem változik.

4.5.4 A normál-extrém időszakok határának eltolására

Miután az általam kapott eredmények érzékenynek bizonyultak a tapasztalati eloszlás csúcsosságának és aszimmetriájának figyelmen kívül hagyására, szükségesnek tartom

bemutatni, hogyan befolyásolja az eredményeket az, ha a pozitív (r_x^+) és negatív (r_x^-) átlendülési pontokat közelebb tolom a várható értékhez – a pont megváltozása mennyiben befolyásolja a korrelációk szétválaszthatóságát, illetve az egyes piacok hierarchiáját a fertőzések [E1,E3) halmazán belül.



25. ábra: Fertőzés, divergencia és interdependencia kimutathatósága az extrém elmozdulások halmazának bővítése esetén (bal ábra: kibővített, jobb ábra: eredeti)

Forrás: saját szerkesztés

Erre a célra az átlendülési pontok kevésbé precíz meghatározását használtam fel, a számolások során használt négy tizedes pontosság helyett nulla tizedes pontossággal számolva az extrémnek tekintett elmozdulások száma a minta elemszámához mérten csekély mértékben nőtt, ami azonban a érdemben nem befolyásolta sem a DJI alkalmasságát a fertőzés kimutatására, sem a kelet-közép európai piacok interdependenciáját. E számolás eredményeit a 3. melléklet és a 25. ábra foglalja össze.

4.5.5 Szignifikancia teszt helyett regresszió alkalmazása

Munkám módszertani fejezetének végén felvetettem, hogy a piacok között korrelációk adott piac $r_{n/x}$ által definiált extrém és normál kereskedési napok mentén végzett összehasonlítását szignifikancia tesztek mellett regresszióval is meglehetne vizsgálni. Ehhez a vizsgálathoz az egyszerűség kedvéért OLS regressziót használtam, a regressziós egyenlet bal oldalán helyezkedik el a vizsgált korreláció, míg a jobb oldalon a kereskedési napok extrémitását jelző dummy változó. Miután fertőzést a hagyományos eljárásokkal a részvénypiacon egyedül a DJI esetében sikerült meggyőzően igazolni, így most az ő dummy változóit használom egyedül.

DJI	US-EU	US-HU	US-CZ	US-PL	EU-HU	EU-CZ	EU-PL	HU-CZ	HU-PL	CZ-PL
R^2	0,51%	0,85%	0,76%	0,18%	0,87%	1,06%	0,90%	0,38%	0,42%	1,94%

9. táblázat: Részvénypiaci korrelációk és a DJI pozitív extrém és normál napjait tartalmazó dummy változó regressziójának R^2 determinációs együtthatója

Forrás: saját szerkesztés

Ahogyan az a 9. táblázatból is kitűnik, a koncepció életképességét nagyban lerontja az R^2 0-hoz közeli értéke, ami kizár bármiféle lineáris kapcsolatot a változók között – innentől pedig egyszerűbb és kézenfekvőbb eljárás az, amit a 3.3.5. alfejezetben bemutattam.

5 Összegzés, a hipotézisek elfogadása, elvetése

A tőkepiacon megfigyelhető extrém elmozdulások mérhetőségének bemutatását követően definiáltam egy olyan piacmodellt, amely alkalmas az olyan kollektív cselekvések bemutatására, mint a fertőzések, divergenciák és interdependencia. Ezt követően bemutattam az extrém elmozdulások alapján értelmezhető fertőzések kiszámításának módját, végül elemeztem az így kapott eredményeket. Ezáltal lehetőségem nyílt téziseim kifejtésére.

Tézis 1.: *A mintában szereplő részvénypiacok közül az amerikai Dow Jones Industrial alkalmasnak bizonyult a kelet-közép európai (CEE) tőkepiacokon létrejövő fertőzések (78) megragadására:*

$$r_{n/x}^{m_{DJI}} \neq 0 \rightarrow \rho_n^{m_k m_j} < \rho_x^{m_k m_j}. \qquad (78)$$

A részvénypiacon a piaci hatékonyság elvetését és a fertőzések létrejöttének igazolását követően elfogadhatjuk a tőkepiacok leírására alkalmas modellként a korlátozott racionális cselekvőkből álló Barabási-Albert-féle skálafüggetlen hálózat módjára felépülő piacmodellt. Ez esetben a piaci szereplőknek és a szabályozóknak hatványozottan oda kell figyelniük a súlyponti tőkepiaci szereplők zavartalan működésére, miután esetleges csődjük a piac felépítésének dezintegrációját azaz rendszerszintű válságot eredményezne..

Tézis 2.: *Bár hosszabb távon a külkereskedelmi kapcsolatok valóban magasabb együttmozgással járnak a német és kelet-közép európai részvénypiacok esetében, és ez a korreláció még erősödött is a válság idejére, az amerikai részvénypiaci index extrém elmozdulásainak napjain emelkedtek meg leginkább a piacpárok közötti korrelációk szignifikáns mértékben (79).*

$$r_{n/x}^{m_{DJI}} \neq 0 \rightarrow \rho_n^{m_k m_j} < \rho_x^{m_k m_j}, \text{miközben } r_{n/x}^{m_{DAX}} \neq 0 \rightarrow \rho_n^{m_k m_j} \approx \rho_x^{m_k m_j}. \qquad (79)$$

Elmondhatjuk tehát, hogy a reálgazdaság és a tőkepiac hálózatai nem párhozamosak. A centrum-periféria viszonyok ugyan hasonlóan épülnek fel, azonban a tőkepiacok esetében az amerikai extrém napokon megfigyelhetjük az együttmozgás egész hálózaton történő megugrását. Mindez ráadásul független az amerikai piacokra jellemző időeltolódástól. Ebből azt a következtetést vonhatjuk le, hogy a részvénypiaci hálózat sokkal több szállal kötődik az amerikai piachoz, mint azt a reálgazdaság esetében tapasztaljuk.

Tézis 3.: *Kötvény és devizapiaci extrém ugrások napjain a kelet-közép európai jegybankok autonómiája hirtelen nem kívánt mértékben megnő (80) – a kockázati felárak növekedése miatt hirtelen kevésbé támaszkodhatnak a térség EU tagságának és jövőbeli euró-bevezetésének implicit garanciájára:*

$$r_{n/x}^{m_i} \neq 0 \rightarrow \rho_n^{m_k m_j} > \rho_x^{m_k m_j} \ . \qquad (80)$$

A 10 éves hozamok divergenciája és a devizapiac esetében fellépő fertőzés a fentieket támasztja alá. Az egyébként szabadon lebegő devizák roppant szoros együttmozgása még szorosabbá válik az euró extrém gyengülésének napjain – ekkor a kelet-közép európai devizák még erőteljesebb gyengülésének lehetünk tanúi. A 10 éves hozamok esetében az extrém mértékű euró és dollárhozam-csökkenés szintén gyengülő együttmozgással társul (a kedvező folyamatok tehát aznap elkerülik a régiót), akárcsak a hozamemelkedés (ahol a kedvezőtlen folyamatok hatványozottan jelennek meg a régióban).

Munkám közgazdasági vonatkozásaként elmondhatom, hogy az általam kapott eredmények tükrében a tőkepiacok hatékonysága rendkívül gyengének bizonyult. Az erős együttmozgást mutató fertőződő részvénypiacok, a gyengén együttmozgó és divergáló kötvénypiacok, valamint a rendkívül szorosan együttmozgó ámde csak zuhanás idején divergáló devizapiacok által jellemzett tőkepiacokon elfogadható a komplex tőkepiacok modellje. A tőkepiacok komplexitásának kimondása egyúttal versenypolitikai kérdéseket is felvet – a jegybankoknak egyfelől törekedniük kell a hub-jellegű piaci szereplők (lásd az LTCM, vagy a Lehman Brothers esetét) csődjének elkerülésére, másfelől a kapcsolódási preferencia mérséklésével társuló verseny-élénkítő lépések alkalmasak lehetnek a válságok pusztításának mérséklésére.

A gyakorlatban mindez komoly kihívás elé állítja a bank- és befektetési közvetítő szektor szereplőit és a jegybankokat egyaránt, miután extrém napi ingadozások során a lejárati transzformáció komoly nyomás alá kerül és a diverzifikáció hatásossága leromlik. A tőkepiaci napi extrém ingadozások és együttmozgások közötti kapcsolatra vonatkozó megfigyelésem emellett alkalmas lehet befektetési stratégia kialakítására is.

5.1 Záró gondolatok

A dolgozatban az extrém események statisztikai és dinamikus tulajdonságai mentén áttekintésre kerültek a tőkepiaci együttmozgások változásának – interdependenciáját, fertőzését vagy éppen divergenciáját – leírását szolgáló modellek. Az extrém események statisztikai tulajdonságai kapcsán az extrém mértékű napi árfolyam és hozamváltozások

definiálására alkalmas valószínűségi eloszlásokat és megoldásokat tekintettem át az extrém érték elmélettől (*EVT*) a kockáztatott értéken (*VaR*) át a határérték feletti (*POT*) megközelítésekig. Miután munkám szempontjából az extrém és normálisnak tekinthető elmozdulások szétválogatása volt a célom, egy, a normál eloszlástól való eltérés kifejezésére alkalmas kvantilis-kvantilis alapú módszer mellett döntöttem. Az extrém események dinamikus tulajdonságát jelenti azok rendszerbe ágyazottsága – létrejöttük értelmezhetőségéhez tehát szükség van a mögöttes piaci hálózat, valamint a cselekvők modellezésére. A hatékony piacok elméletének hátteréül szolgáló racionális cselekvő (*homo oeconomicus*) illetve a tökéletes verseny leírására alkalmas Erdős-Rényi-féle véletlen (*random*) hálózatok modelljeit hasonlítottam össze a korlátozott racionalitás és a Barabási-Albert-féle skálafüggetlen (*scale invariant*) hálózatok modelljével. Utóbbiak keretein belül már mód nyílik többek között a valószínűségi eloszlások vastagfarkúságának (*fat tailness*) és aszimmetriájának leírására, továbbá a volatilitás időbeli csoportosulásának (*volatility clustering*) megragadására.

Az extrém események tulajdonságainak definiálását követően már lehetőségem nyílt azok piacok együttmozgásra gyakorolt hatásának megvizsgálására 2002 és 2011 között a mintában szereplő kelet-közép európai országok és fejlett tőkepiacok vonatkozásában. Ennek során megállapíthatóvá vált, hogy a részvény, illetve deviza piacokon kimutathatóak a fertőzések – sokk hatására szignifikánsan megemelkedő korreláció – nyomai. Az általam alkalmazott módszertan következtében az amerikai mellett részben a cseh piacok is alkalmasnak bizonyultak a fertőzések detektálására – miután ezek voltak a legkevésbé hajlamosak az extrém elmozdulásokra. A minta kelet-közép európai országok szempontjából legfontosabb külkereskedelmi partner (Németország) részvénypiacán fellépő extrém ingadozások azonban alkalmatlannak bizonyultak a fertőzések megragadására – a tőkepiaci és reálgazdasági hálózatok párhuzamba állíthatósága ebben a régióban tehát megkérdőjelezhető. A kötvénypiac általam vizsgált 10 éves lejáratainak együttmozgását ellenben a divergencia jellemezte, azaz sokk hatására a piacok közötti korreláció szignifikáns csökkenésének lehettünk tanúi. Hiába figyelhető meg tehát a kamatkonvergencia valamilyen szintje a kelet-közép európai új EU tagállamok esetében, ha extrém piaci elmozdulások során megnőnek a kamatok közötti különbségek.

Eredményeim fényében a diverzifikáció a részvénypiacon bizonyulhat a legkevésbé eredményes megoldásnak, miközben a divergenciák létrejötte kellemetlenül érinti a tőkeáttételes pozícióban lévő piaci szereplőket is.

Egy Bretton Woods utáni korban, amikor a tőkepiaci szereplők felelősek a devizaárfolyamok és kamatok változásaiból fakadó kockázatok kezeléséért, szabályozói oldalról alapvető feladat keresleti és kínálati oldal közötti egyensúly felborulásának megelőzése. Az aranydeviza-standard legfontosabb tapasztalata, hogy az állam a devizaárfolyam- és kamatkockázatokat önmaga nem képes kézben tartani, így egy, a tőkeáramlások korlátozásával járó újabb szegmentáció nem oldaná meg a problémát. Ellenben a piaci hálózat kritikus pontjainak azonosítása, az endogén kockázatok széleskörű tőke- és likviditás megfelelésen alapuló szabályozásán és szuverén puffereken (hagyományos jegybanki tartalékok és szuverén alapok kombinációja) keresztül történő mérséklése előremutató lehet.

6 Köszönetnyilvánítás

A szerző köszönetet mond édesanyjának és Hajninak mindenért; témavezetőinek, opponenseimnek és Dr. Farkas Beátának (SZTE GTK Pénzügyek és Nemzetközi Gazdasági Kapcsolatok Intézete) a kutatás támogatásáért; Dr. Kovács Péternek (SZTE GTK Üzleti Tudományok Intézete) valamint Dudás Lászlónak, Násztor Zoltánnak és Tátrai Dávidnak (SZTE TTIK Fizikus tanszékcsoport) a módszertani segítségért; Dr. Kovács Árpádnak és Kulyassa Krisztinának (Aranykor Nyugdíjpénztár) az idősorok összeállításában nyújtott segítségükért. Vajda Beának és Kuba Péternek (SZTE GTK Üzleti Tudományok Intézete), továbbá Ács Attilának és Gábor Tamásnak, mint kiváló szerzőtársaknak; valamint Megyeri Eszternek, Udvari Beátának, Kincses Zoltánnak, Tupcsia Évának, Mezei Péternek, Keliger Szandrának, Vidéki Jánosnak, Csetneky Juditnak, Pénzes Jánosnak, Farkas Gergelynek és Polyák Ferencnek a barátságukért. A szerző hálásan köszöni az Országos Tudományos Diákköri Konferenciára, a Budapesti Értéktőzsde Kochmeister Díjára, valamint Szegedi Akadémiai Bizottság pályázatára történő felkészítést Dr Halmosi Péternek, Dr. Kosztopulosz Andreásznak (SZTE GTK Pénzügyek és Nemzetközi Gazdasági Kapcsolatok Intézete), Dr Málovics Évának (SZTE GTK Üzleti Tudományok Intézete) és Dr Tóth Lászlónak (Szeged Biztonságpolitikai Központ).

A szerző számára a 2006. május-júniusában végbement nyersanyag- és részvénypiaci árzuhanás világított rá a tőkepiaci fertőzések jelenségére.

7 Irodalomjegyzék

Ackert, L. F. – Deaves, R. 2010: *Behavioral Finance*. South-Western Cengage Learning, Mason

Ács A. 2011: A likviditás dimenziói. *Hitelintézeti Szemle*, 10, 3, 241-261

Albeverio S. – Piterbarg V. 2006: Mathematical Methods and Concepts for the Analysis of Extreme Events. In: Albeverio S. – Jentsch V. – Kantz H. (eds.): *Extreme Events in Nature and Society*. Springer

Alderson, D. L. 2008: Catching the "Network Science" Bug: Insight and Opportunity for the Operations Researcher. *Operations Research*, 56, 5, 1047–1065

Alexander C. 2008: *Market Risk Analysis: Practical Financial Econometrics*. Wiley

Allen F. – Babus, A. 2009: Networks in Finance. In: Kleindorfer P., Wind J., Gunther, R. E., (eds.): *Network Challenge, The Strategy, Profit, and Risk in an Interlinked World*, Pearson Prentice Hall, 367-382

Ananda, K. – Gaib, P. – Marsilid, M. 2012: Rollover risk, network structure and systemic financial crises. *Journal of Economic Dynamics and Control*, http://dx.doi.org/10.1016/j.jedc.2012.03.005

Arrow, Kenneth J. 1986: Rationality of Self and Othersin an Economic System. *Journal of Business*, 59, 4, 2

Árvai, Zs. – Driessen, K. – Ötker-Robe, İ. 2009: *Regional Financial Interlinkages and Financial Contagion Within Europe*. IMF Working Paper

Babetskaia-Kukharchuk O. – Babetskii I. – Podpiera J. 2008: Convergence in exchange rates: market's view on CE-4 joining EMU. *Applied Economics Letters*, 15, 385-390

Balás T. - Móré Cs. 2007: Milyen a hazai bankok likviditási sokktűrő képessége? *MNB-Szemle*, 2007. Június

Bali T. G. – Engle R. F. 2010: The international capital asset pricing model with dynamic conditional correlation. *Journal of Monetray Economics*, 57, 377-390

Barabási, A-L. – Albert, R. 1999: Emergence of Scaling in Random Networks. *Science*, 286, 509

Barrel R. – Davis E. P. – Karim D. – Liadze I. 2010: *Calibrating Macroprudential Policy*. Euroframe

Bearce D. 2002: *Monetary Divergence: Domestic Policy Autonomy in the Post-Bretton Woods Era*. University of Michigan Press

Bech, M. L. – Atalay, E. 2008: *The Topolgy of the Federal Fundas Market*. ECB Working Paper Series 986

Bekaert, G. – Harvey, C. R. – Ng, A. 2005: Market Integration and Contagion. *Journal of Bussiness*, 78, 1, 39-69

Benedek, G. – Lublóy, Á. – Szenes, M. 2007: A hálózatelmélet banki alkalmazása. *Közgazdasági Szemle*, 54, 682-702

Berlinger, E. – Michaletzky, M. – Szenes, M. 2011: A fedezetlen bankközi forintpiac hálózati dinamikájának vizsgálata a likviditási válság előtt és után. *Közgazdasági Szemle,* 58, 229-252

Black, F. 1976: Studies in stock volatility changes. In *Proceedings of the 1976 Meetings of the Business and Economies Statistics Section*. American Statistical Association, 177-181

Blanchard, P. – Krüger, T. 2006: Networks of the Extreme: A Search for the Exceptional. In: Albeverio S. – Jentsch V. – Kantz H. (eds.): *Extreme Events in Nature and Society*. Springer

Bollerslev, T. 1986: Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327

Bonanno, G. – Caldarelli, G. – Lillo, F. – Micciche, S. – Vandewalle, N. – Mantegna, R.N. 2004: Networks of equities in financial markets. *Eur. Phys. J. B*, 38, 363–371

Bonanno, G. – Lillo, F. – Mantegna, R. 2001: Levels of complexity in financial markets. *Physica A*, 299, 16-27

Borak, Sz. – Härdle, W. – Weron, R. 2005: Stable Distributions. In Cížek P. – Härdle, W. – Weron, R. (eds.): *Statistical Tools for Finance and Insurance*. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg

Botos, K. 2003: Likviditás, Szolvencia, Prudencia. In Botos Katalin (ed.): *Pénzügypolitika az ezredfordulón*. JATEPress, Szeged, 156-168

Brock, W.A., Hommes, C.H., Wagener, F.O.O. 2008: *More hedging instruments may destabilize markets*. CeNDEF working paper, University of Amsterdam

Brockwell, P. J. – Davis, R. A. 2002: *Introduction to Time Series and Forecasting.* Springer-Verlag, New York

Bródy, A. 2009: A pénz cseréje pénzre – pénzbőség és pénzszűke. *Közgazdasági Szemle*, 56, 1110-1124

Bubák V., Kocenda E., Zikes F. 2011. Volatility transmission in emerging European foreign exchange markets. *Journal of Banking & Finance*, 35 (2011) 2829–2841

Campbell, R. – Koedij, K. – Kofman, P. 2002: Increased Correlation in Bear Markets. *Financial Analysts Journal*, 58, 1, 87-94

Caporale, G. M. – Cipollini, A. – Spagnolo, N. 2005: Testing for contagion: a conditional correlation analysis. *Journal of empirical finances*, 12, 476-489

Chan, N. H. 2002: *Time Series Applications to Finance*. John Wiley & Sons, Inc.

Chen, N. – Zhang, F. 1997: Correlations, trades and stock returns of the Pacific-Basin Markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 5, 559-577

Chen, P. 2008. Equilibrium Illusion, Economic Complexity and Evolutionary Foundation in Economic Analysis. *Evolutionary and Institutional Economics Review*, 5, 1, 81–127

Chiang, T. C. – Yub, H-C. – Wuc M-C. 2009: Statistical properties, dynamic conditional correlation and scaling analysis: Evidence from Dow Jones and Nasdaq high-frequency data. *Physica A*, 388, 1555-1570

Christoffersen, P. F. 2012: *Elements of Financial Risk Management*, Second Edition, Academic Press, 153-171

Clauset, A. – Shalizi, C. R. – Newman, M. E. J. 2009: Power-law distributions in empirical data. *SIAM Review*, 51, 4, 661-703

Coles, S. 2001: *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values.* Springer-Verlag, London

Csaba, L. 2008: Módszertan és relevancia a közgazdaságtanban – A mai közgazdaságtan és a társtudományok. *Közgazdasági Szemle*, 55, 285-307

Csávás, Cs. – Kóczán, G. – Varga, L. 2006: *A főbb hazai pénzügyi piacok meghatározó szereplői és jellemző kereskedési stratégiái*. MNB-tanulmányok, 54

Csermely, P. 2005: *A rejtett hálózatok ereje*. Vince kiadó, Budapest

Csermely, P. 2008: Creative elements: network-based predictions of active centres in proteins and cellular and social networks. *Trends in Biochemical Sciences*, 33, 12, 569-576

Darvas Zsolt – Szapáry György 2008. *Az euróövezet bővítése és euróbevezetési stratégiák*. MT-DP – 2008/19, MTA Közgazdaságtudományi Intézet

Dávid L. 2009: A piaci kockázatkezelési eszközök viselkedése extrém piaci körülmények között. *Hitelintézeti Szemle*, 8, 3, 198-234

Davidson, R. – MacKinnon, J. G. 2003: *Econometric Theory and Methods*. Oxford University Press, New York

Deutsch H-P. 2002: *Derivatives and Internal Models*. Palgrave

di Mauro, F. – Rüffer, R. – Bunda, I. 2008: The Changing Role of The Exchange Rate in a Globalised Economy. *ECB Occasional Paper Series*, 94

Ding, Z. – Granger, C. W. J. – Engle, R. F. 1993: A Long Memory Property of Stock Market Returns and a New Model. *Journal of Empirical Finance*, 1, 83-106

Dunbar, N. 2000: *Inventing Money, Long-Term Capital Management and the Search for Risk-Free Profits*. Wiley, New York

ECB 2008: *EU Banking Structures – 2008. October*. European Central Bank

ECB 2011: *Financial Stability Review June 2011*. European Central Bank

Eisenschmidt J. – Holthausen C. 2010: *The minimum liquidity deficit and the maturity structure of central bank's open market operations: lessons from the financial crisis*. Euroframe

Engle, R. F. 1982: Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of U.K. inflation. *Econometrica*, 50, 987-1008

Engle, R. F. 2002: Dynamic Conditional Correlation - A Simple Class of Multivariate GARCH Models. *Journal of Business and Economic Statistics*, 20, 3, 377-389

Erdős, P – Rényi, A. 1960: *On the evolution of random graphs*, Publ. Math. Inst. Hung. Acad. Sci., Ser. A 5, 17-61

Fama, E. F. 1965: The behavior of stock market prices. *Journal of Business*, 38, 34-105

Fama, E. F. 1970: Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *Journal of Finance*, 25, 5, 383-417

Farkas, B. 2011a: A piacgazdaság intézményrendszere az Európai Unió új tagállamaiban. *Statisztikai Szemle*, 89, 1, 50-76

Farkas, B. 2011b: The Central and Eastern European model of capitalism. *Post-Communist Economies*, 23, 1, 15-34

Feller, W. 1978: *Bevezetés a valószínűségszámításba és alkalmazásába*. Műszaki könyvkiadó, Budapest

Fischer, Klaus P. – Chenard, Martin 1997. *Financial Liberalization Causes Banking System Fragility*. Working Paper No 97-12 Centre de recherche en économie et finance apliquées (CRÉFA) June 16, 1997

Forbes, J. K. – Rigobon, R. 2002: No contagion, only interdependence: measuring stock market comovements. *Journal of Finance*, 57, 6, 2223-2261

Friedman, M. 1953: Essays of Positive Economics - The Methodology of Positive Economics. In Hausman, D. M. (ed.): *The Philosophy of Economics: An Anthology*. Cambridge University Press, 1994

Gabaix X. – Gopikrishnan P. – Plerou V. – Stanley H. E. 2003: A theory of power-law distributions in financial market fluctuations. *Nature* 423, 267-270

Gál, Z. 2010: *Pénzügyi piacok a globális térben: A válság szabdalta pénzügyi tér.* Akadémiai Kiadó, Budapest

García-Solanes José – Sancho-Portero, Francisco – Torrejón-Flores Fernando 2007. *Beyond the Balassa-Samuelson Effect in some New Member States of the European Union*. CESinfo Working Paper No. 1886

Glosten, L. – Jarannathan, R. – Runkle, D. 1993: Relationship between the expected value and volatility of the nominal excess returns on stocks. *Journal of Finance*, 48, 1779-802

Goddard, J. – Molyneux, P. – Wilson, J. O. S. – Tavakoli, M. 2007: European Banking: An Overview. *Journal of Banking & Finance*, 31, 1911-1935

Goetzmann, W. N. – Li, L. – Rouwenhorst, K. G. 2005: Long-Term Global Market Correlations. *Journal of Business*, 78, 1, 1-28

Grubesic, T. H. – Matisziw, T. C. – Murray, A. T. – Snediker, D. 2008: Comparative Approaches for Assessing Network Vulnerability. *International Regional Science Review*, 31, 88

Haenlein, M. – Kaplan, A. M. – Beeser, A. J. 2007: A Model to Determine Customer Lifetime Value in a Retail Banking Context. *European Management Journal*, 25, 3, 221-234

Heathcote, J. – Perri, F. 2004: Financial globalization and real regionalization. *Journal of Financial Theory*, 119, 207-243

Herrmann-Pillath, C. 2000: How to Research Complex Systems: A Methodological Comparison of "ORDO-Liberalism" and "Regulation Theory„. In Labrousse, A. – Weisz, J-D. (eds.): *Institutional Economics in France and Germany*, Springer, Heidelberg, 272-301

Higgins, M. – Bera, A. 1990: *A class of nonlinear ARCH models*, Working Paper, Department of Economics, University of Wisconsin at Milwaukee

Hommes, C. – Wagene, F. 2008: Complex Evolutionary Systems in Behavioral Finance. In Hens, T. – Schenk-Hoppé, K. R. (eds.): *Handbook of Financial Markets: Dynamics and Evolution*. Tinbergen Institute TI 2008-054/1 Tinbergen Institute Discussion Paper, Academic Press CeNDEF, School of Economics, University of Amsterdam

Homolya D. – Benedek G. 2007: Banki működési kockázat elemzése – katasztrófaelemzés. *Hitelintézeti Szemle*, 6, 4, 358-385

Jajuga, K. – Papla, D. 2005: Extreme Value Analysis and Copulas. In Cížek P. – Härdle, W. – Weron, R. (eds.): *Statistical Tools for Finance and Insurance*. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg

Jentsch, V. – Kantz, H. – Albeverio, S. 2006: Extereme Events: Magic, Mysteries and Challenges. In Albeverio, S. – Jentsch, V. – Kantz, H. (eds.): *Extreme Events in Nature and Society*. Springer

Jiang, J. – Ma, K. – Cai, X. 2007: Non-Linear Characteristics and Long-Range Correlations in Asian Stock Markets. *Physica A*, 2007, vol. 378, pp. 399-407.

Kállai Z. – Kőszeghy T. 2009: Válságkezelés vagy mindennapi gyakorlat? Kereskedelmi banki tapasztalatok a likviditási válságban. *Hitelintézeti Szemle*, 8, 3, 173-197

Kanna, P. – Köhler-Geib, F. 2009: The *Uncertainty Channel of Contagion*. The World Bank, Policy Research Working Paper WPS4995

Kantelhardt, J.W. – Zschiegner, S.A. – Koscielny-Bunde, E. – Havlin, S. – Bunde, A. – Stanley H.E. 2002: Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. *Physica A*, 316, 87

Kantz, H. – Altman, E. G. – Hallerberg, S. – Holstein, D. – Riegert, A. 2006: Dynamical Interpretation of Extreme Events: Predictability and Predictions. In Albeverio, S. – Jentsch, V. – Kantz, H. (eds.): *Extreme Events in Nature and Society*. Springer

Kasch-Haroutounian, M. – Price, S. 2001: Volatility in the transition markets of Central Europe. *Applied Financial Economics*, 11, 93-105

Katona, T. – Lengyel, I. 1999: *Statisztikai ismerettár*. JATEPress, Szeged

Király, J. – Nagy, M. – Szabó, E. V. 2008: Egy különleges eseménysorozat elemzése - a másodrendű jelzáloghitel-piaci válság és (hazai) következményei. *Közgazdasági Szemle*, 55, 573-621

Kiss, G. D. – Kuba, P. 2009: Diverzifikáció a komplex tőkepiacokon – Az emberi tényező hatása a tőkepiacok működésére. *Hitelintézeti Szemle*, 8, 1, 25-48

Kóbor, Á. 2000: A feltétel nélküli normalitás egyszerű alternatívái a kockáztatott érték számításában. *Közgazdasági Szemle*, 47, 878-898

Komáromi, Gy. 2004: *Részvénypiaci buborékok anatómiája*. Ph.D. értekezés, Veszprémi Egyetem, Veszprém

Komáromi, Gy. 2006: *Anatomy of Stock Market Bubbles*. The ICFAI University Press, Hyderabad, India

Kotz, S. – Nadarajah, S. 2000: *Extreme value distributions - Theroy and applications*. Imperial College Press, London

Kovács, Á. 2006: Gondolatok a konvergencia programról. *Pénzügyi Szemle*, 4, 407-423

Kovács, B. – Takács, K. 2003: Szimuláció a társadalomtudományokban. *Szociológiai Szemle*, 3, 27-49

Kovács, Gy. 2009: Financial Stability and the Banking System, or the Imbalance of the Intermediary System. *Public Finances*, 54, 1, 49-67

Kovács, P. – Petres, T. – Tóth, L. 2006: *Válogatott fejezetek a statisztikából*. JATEPress, Szeged

Kuper, G. H. – Lestano 2007: Dynamic Conditional Correlation Analysis of Financial Market Interdependence: An Application to Thailand and Indonesia. *Journal of Asian Economics*, 18, 670-684

Lengyel, I. 2004: The Pyramid Model: Enhancing Regional Competitiveness in Hungary. *Acta Oeconomica*, 54, 3, 323-342

Lengyel, I. 2006: A regionális versenyképesség értelmezése és piramismodellje. *Területi Statisztika*, 2, 131-147

Liu, Y. A. – Pan, M-S. – Shieh, C. P. 1998: International Transmission of Stock Price Movements: Evidence from the U.S. and Five Asian-Pacific Markets. *Journal of Economics and Finance*, 22, 1, 59-69

Longin, F. – Solnik, B. 2001. Extreme Correlation of International Equity Markets. *Journal of Finance*, 56, 2, 649-676

Longin, F. – Solnik, B. 2001. Extreme Correlation of International Equity Markets. *Journal of Finance*, 56, 2, 649-676

Lovric, M. 2009: *International Encyclopedia of Statistical Science*. Springer

Lublóy, Á. 2005: Dominóhatás a magyar bankközi piacon. *Közgazdasági Szemle,* 52, 377-401

Lukács, O. 1999: *Matematikai Statisztika*. Műszaki Könyvkiadó, Budapest

Lütkepohl, H. – Kratzig, M. 2004: *Applied Time Series Econometrics*. Cambridge University Press

Magas, I. 2005: A pénzügyi integráció hozadékai a világgazdaságban. Empirikus tapasztalatok 1970-2002. In Botos, K. (szerk.): *Pénzügyek és globalizáció*, SZTE GTK, Jatepress, Szeged, 139-161

Mandelbrot, B. B. 1963: The variation of certain speculative prices. *Journal of Business*, 36, 394-419

Markwat, T. – Kole, E. – Dijk, D. 2009: Contagion as a Domino Effect in Global Stock Markets. *Journal of Banking and Finance*, 33, 1996-2012

Marsili, M. – Raffaelli, G. 2006: Risk Bubbles and Market Instability. *Phisica A*, 370, 18-22

Matteson, D. S. – Ruppert, D. 2011: Time Series Models of Dynamic Volatility and Correlation. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 28, 5, 72-82

Mizon G. E. 1995: A simple message for autocorrelation correctors: Don't. *Journal of Econometrics*, 69, 267-288

Molnár, M. A. 2005: A hatékony piacok elméletének történeti előzményei. *Hitelintézeti szemle*, 4, 4, 17-36

Molnár, M. A. 2006: A hatékony piacokról szóló elmélet kritikái és empírikus tesztjei. *Hitelintézeti Szemle*, 3, 44-62

Nelson, D. 1991: Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach. *Econometrica*, 59, 347-70

Nelson, D. B. 1990: Stationarity and Persistence in the GARCH (1,1) Model. *Econometric Theory*, 6, 318-334

Newman, M. E. J. 2005: Power laws, Pareto distributions and Zipf's law. *Contemporary Physics* 46, 5, 323–351

Obstfeld, Maurice – Taylor, A. M. 2002: *Globalization and Capital Markets*. Massachusetts, National Bureau of Economic Research, Working Paper 8846

Ondo-Ndong S. 2010: *Is there a case for maturity mismatch and capital ratios as complementary measures to identify risky banks and trigger for supervisory intervention?* Euroframe

Petrimán, Z. – Tulassay, Zs. 2005: Bepillantás az ARCH modellek világába. *Hitelintézeti Szemle*, 4, 2

Pukthuanthong K. – Roll. R. 2011: Gold and the Dollar (and the Euro, Pound , and Yen). *Journal of Banking and Finance*, 35, 8, 2070-2083

Quismorio, B. A. 2009: *The Tail Distribution of the Philippine Stock Price Index*. Working Paper, University of Philippines-Diliman

Reimann, J. 1972: *Ismerkedés a valószínűségszámítással*. Zrínyi katonai kiadó, Budapest

Robins, L. 1935: An Essay on the Nature and Significance of Economic Science. In Hausman, D. M. (ed.): *The Philosophy of Economics: An Anthology*. Cambridge University Press, 1994

Sajtos, L. – Mitev, A. 2007: *SPSS kutatási és adatelemzési kézikönyv*. Alinea Kiadó, Budapest

Savva C. S. 2009: International stock markets interactions and conditional correlations. *Int. Fin. Markets, Inst. and Money*,19 (2009) 645–661

Schwert, W. 1990: Stock volatility and the crash of '87. *Review of Financial Studies*, 3, 1, 77-102

Shiller, R. J. 2002: *Tőzsdemámor*. Alinea kiadó, Budapest

Simon, H. A. 1955: A Behavioral Model of Rational Choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69, 1, 99-118

Somogyi V. – Trinh T. L. 2010: A Bázel III. szabályozás várható hatásainak elemzése Magyarországon. *Hitelintézeti Szemle* 9, 5, 397-415

Sornette, D. 2006: Endogenous versus Exogenous Origins of Crises. In Albeverio, S. – Jentsch, V. – Kantz, H. (eds.): *Extreme Events in Nature and Society*. Springer

Stavárek, D. 2009: Assessment of the Exchange Rate Convergence in Euro-Candidate Countries. *Amfiteatru Economic Journal*, 11, 25, 159-180

Syllignakis M. N., Kouretas G. P. 2011: Dynamic correlation analysis of financial contagion: Evidence from the Central and Eastern European markets. *International Review of Economics and Finance*, 20 (2011) 717–732

Tadesse, S. 2002. Financial Architecture and Economic Performance: International Evidence. *Journal of Financial Intermediation*, 11, 429–454

Taylor, S. 1986: *Modelling financial time series*. John Wiley & Sons, Inc., New York

Tsay, R. S. 2005: *Analysis of Financial Time Series*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey

Van Royen, A-S. 2002: Financial Contagion and International Portfolio Flows. *Financial Analysts Journal*, 58, 1, 35-49

Vitali, S. – Glattfelder, J. B. – Battiston, S. 2011: The network of global corporate control. *PLoS ONE*, 6, 10, e25995. doi:10.1371/journal.pone.0025995

Viturka, M. – Zítek, V. – Klímová, V. – Tonev, P. 2009: Regional Analysis of New EU Member States in the Context of Cohesion Policy. *Review of Economic Perspectives*, 9, 2, 71-90

Vriend, N. J. 1996: Rational behavior and economic theory. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 29, 2, 263-285

Wang, X. F. – Chen, G. 2003: Complex networks: small-world, scale-free and beyond. *Circuits and Systems Magazine*, 3, 1, 6-20

Watts, D. J. – Strogatz, S. H. 1998: Collective dynamics of 'small-world' networks. *Nature*, 393, 440

Wong, D. K. T. – Li, K-W. 2010: Comparing the Performance of Relative Stock Return Differential and Real Exchange Rate in Two Financial Crises. *Applied Financial Economics*, 20, 137-150

Yamasaki K. - Matia, K. - Buldyrev, S. V. - Fu, D. - Pammolli, F. - Riccaboni, M. - Stanley, H. E. 2006: Preferential attachment and growth dynamics in complex systems. *Physical Review E*, 74, 035103-1-4

Yuan, B. – Wang, B-H. – Li, B. 2007: *Evolutionary Dynamics in Complex Networks of Adaptive and Competing Agents*. Great Eastern Life Assurance Co.

Zakoian, J. 1991: *Treshold heteroscedasticity model, unpublished manuscript*. INSEE

8 Melléklet (1) – a tőkepiaci fertőzések tesztelése

vizsgált korrelációk	t-teszt		átlagos DCC			ri-Bradley		DCC variancia			vezető piac
	norr	norr	normál	extrém (-)	extrém (+)	norr	norr	normál	extrém (-)	extrém (+)	
US-EU	0	0	0,028677	0,028677	0,028676	1	0	3,36E-12	1,23E-12	2,96E-11	
US-HU	0	0	-0,04921	-0,04589	-0,05236	0	0	0,000374	0,000108	0,002102	
US-CZ	0	1	-0,01124	-0,00304	0,002375	1	1	0,000891	0,001647	0,001465	
US-PL	0	1	-0,01245	-0,01245	-0,01245	1	0	3,00E-12	8,06E-13	2,73E-11	
EU-HU	1	0	-0,01634	-0,02477	-0,01717	0	0	0,000473	0,000844	0,000402	
EU-CZ	0	0	0,014142	0,02578	0,018592	0	1	0,003781	0,002874	0,004406	
EU-PL	0	1	-0,01177	-0,01341	-0,02092	0	0	0,000554	0,000491	0,002427	
HU-CZ	1	1	0,029244	0,045725	0,041165	1	1	0,000687	0,000918	0,000684	
HU-PL	0	0	0,072824	0,073633	0,079206	0	0	0,001968	0,001256	0,001721	
CZ-PL	1	1	0,055861	0,080874	0,075693	1	1	2,16E-03	3,93E-03	4,41E-03	US3M
US-EU	0	0	0,028677	0,028677	0,028677	1	0	3,75E-12	1,64E-12	2,76E-12	
US-HU	1	0	-0,049	-0,05468	-0,05435	0	0	0,000367	0,001065	0,001018	
US-CZ	1	1	-0,01021	-0,03017	-0,02821	1	0	9,04E-04	7,84E-04	7,66E-04	
US-PL	0	0	-0,01245	-0,01245	-0,01245	0	0	3,41E-12	1,30E-12	5,41E-13	
EU-HU	1	0	-0,01629	-0,02217	-0,01977	1	1	0,000443	0,000847	0,002005	
EU-CZ	0	1	0,015126	0,005752	-0,01866	1	1	0,003531	0,005388	0,015292	
EU-PL	0	0	-0,01191	-0,01375	-0,01018	0	0	0,000587	0,000308	0,000495	
HU-CZ	0	1	0,029365	0,035498	0,038004	0	0	0,000654	0,001412	0,00214	
HU-PL	0	0	0,072819	0,077101	0,073496	0	0	1,98E-03	1,18E-03	1,76E-03	
CZ-PL	0	0	0,05647	0,052434	0,062935	1	1	0,002185	0,003087	0,00352	EU3M
US-EU	0	0	0,028677	0,028678	0,028677	0	0	3,59E-12	1,31E-11	1,37E-12	
US-HU	0	1	-0,04938	-0,04772	-0,03624	0	0	3,88E-04	3,29E-04	8,53E-04	
US-CZ	0	0	-0,01078	-0,01362	-0,02158	0	0	0,000913	0,000971	0,000657	
US-PL	0	0	-0,01245	-0,01245	-0,01245	0	0	3,30E-12	2,41E-12	6,66E-12	
EU-HU	0	0	-0,01635	-0,02095	-0,02149	0	0	0,000473	0,00085	0,00038	
EU-CZ	0	0	0,014253	0,014085	0,024272	0	0	0,003616	0,008657	0,012322	
EU-PL	0	0	-0,01181	-0,01657	-0,01598	1	0	0,000567	0,001867	0,000224	
HU-CZ	0	0	0,029704	0,027491	0,026767	1	1	6,52E-04	2,73E-03	2,22E-03	
HU-PL	1	1	0,072051	0,087983	0,129312	1	1	0,001849	0,004456	0,004745	
CZ-PL	0	0	0,056394	0,057552	0,063129	1	1	0,002171	0,004444	0,004503	HU3M
US-EU	0	0	0,028677	0,028677	0,028677	0	0	3,72E-12	2,38E-12	2,25E-12	
US-HU	0	0	-0,04921	-0,0396	-0,05383	0	0	0,00038	0,001195	0,001008	
US-CZ	1	0	-0,01097	0,005426	-0,01653	0	0	0,000907	0,001468	0,000894	
US-PL	0	0	-0,01245	-0,01245	-0,01245	0	0	3,35E-12	3,28E-12	1,26E-12	
EU-HU	0	0	-0,01645	-0,01058	-0,02043	0	0	0,000482	0,000106	0,0003	
EU-CZ	0	0	0,014051	0,031465	0,028715	1	1	0,003725	0,010618	0,004291	
EU-PL	1	0	-0,01206	0,00023	-0,00775	0	1	5,75E-04	9,30E-04	7,16E-04	
HU-CZ	0	0	0,029548	0,026623	0,037571	0	1	0,000687	0,000472	0,001378	
HU-PL	0	0	0,072837	0,080566	0,075579	0	1	0,001902	0,001725	0,005837	
CZ-PL	0	1	0,056215	0,051581	0,07781	0	1	2,22E-03	8,39E-04	2,99E-03	CZ3M
US-EU	0	0	0,028677	0,028677	0,028677	0	0	3,75E-12	2,80E-12	2,23E-12	
US-HU	0	0	-0,04932	-0,04879	-0,04561	0	0	0,000399	0,000328	0,000227	
US-CZ	1	0	-0,01109	0,002874	-0,01363	0	0	0,000905	0,001485	0,000736	
US-PL	0	0	-0,01245	-0,01245	-0,01245	1	1	3,19E-12	3,63E-12	7,60E-12	
EU-HU	0	0	-0,01655	-0,01335	-0,01557	0	0	0,000482	0,000303	0,000412	
EU-CZ	0	1	0,013586	0,028506	0,033759	0	0	0,00367	0,010356	0,003438	
EU-PL	0	1	-0,01222	-0,00846	-0,00329	0	1	0,000556	0,001093	0,001048	
HU-CZ	0	0	0,029667	0,027736	0,029827	0	1	0,000696	0,000645	0,000724	
HU-PL	0	1	0,0724	0,0718	0,0913	0	0	0,001882	0,002006	0,004189	
CZ-PL	0	0	0,0564	0,0516	0,0614	1	0	0,002253	0,001148	0,001866	PL3M

vizsgált korrelációk	t-teszt		átlagos DCC			ri-Bradley		DCC variancia			vezető piac
	norr	nor	normál	extrém (-)	extrém (+)	norn	norn	normál	extrém (-)	extrém (+)	
US-EU	0	0	0,564011	0,563595	0,556625	0	1	0,001478	0,002581	0,002625	
US-HU	0	0	-0,05007	-0,05007	-0,05007	0	0	5,23E-12	6,96E-12	2,56E-12	
US-CZ	1	1	0,167995	0,128301	0,125107	1	0	0,006914	0,008279	0,006179	
US-PL	1	1	0,072363	0,001381	-0,02236	0	1	0,011531	0,00745	0,006786	
EU-HU	1	1	-0,01915	-0,07611	-0,09858	1	1	0,007933	0,007454	0,005638	
EU-CZ	1	1	0,354249	0,307751	0,242004	0	1	0,032269	0,034105	0,038137	
EU-PL	1	1	0,1383	0,07064	0,025456	1	1	0,019492	0,021847	0,021422	
HU-CZ	1	0	0,081924	0,06595	0,071592	1	1	0,004008	0,006687	0,007009	
HU-PL	0	0	0,235101	0,225063	0,231614	0	0	0,003399	0,003483	0,004241	
CZ-PL	1	0	0,140422	0,119941	0,136318	0	0	0,009729	0,007028	0,006822	US10Y
US-EU	1	0	0,564433	0,553349	0,557479	1	0	1,40E-03	3,66E-03	3,39E-03	
US-HU	0	0	-0,05007	-0,05007	-0,05007	1	0	4,90E-12	9,93E-12	9,53E-12	
US-CZ	1	1	0,169106	0,113486	0,109464	1	1	0,006874	0,007086	0,005509	
US-PL	1	1	0,072601	-0,00115	-0,02646	0	1	0,011413	0,008964	0,007352	
EU-HU	1	1	-0,01873	-0,07809	-0,11019	1	1	0,007879	0,007889	0,004505	
EU-CZ	1	1	0,356989	0,267524	0,206595	0	1	0,031613	0,038023	0,03781	
EU-PL	1	1	0,139418	0,058512	0,004505	1	1	0,018704	0,030893	0,027509	
HU-CZ	0	0	0,081034	0,075366	0,088786	1	0	0,004076	0,006658	0,004959	
HU-PL	0	0	0,23444	0,231822	0,244804	1	0	0,003335	0,004778	0,004578	
CZ-PL	0	0	0,139842	0,133261	0,136853	0	0	9,70E-03	8,66E-03	5,99E-03	EU10Y
US-EU	0	0	0,563608	0,568669	0,5637	1	0	0,001509	0,002535	0,001843	
US-HU	0	0	-0,05007	-0,05007	-0,05007	1	0	4,71E-12	1,90E-11	4,84E-12	
US-CZ	1	1	0,16802	0,125332	0,112335	0	0	0,006956	0,006464	0,006437	
US-PL	1	1	0,070392	0,027816	-0,01562	1	1	0,011491	0,011751	0,008768	
EU-HU	1	1	-0,021	-0,05488	-0,08259	1	1	0,007994	0,009266	0,006865	
EU-CZ	1	1	0,353946	0,290664	0,249106	0	0	0,032277	0,037548	0,035526	
EU-PL	1	1	0,135948	0,095699	0,047051	1	1	0,019595	0,026056	0,0235	
HU-CZ	0	0	0,081744	0,068773	0,06961	1	0	0,003958	0,010097	0,004815	
HU-PL	0	1	0,233754	0,242868	0,257441	1	1	3,15E-03	6,94E-03	9,21E-03	
CZ-PL	0	0	0,139452	0,151613	0,121199	0	0	0,009633	0,008189	0,008083	HU10Y
US-EU	0	0	0,56366	0,57337	0,564077	0	0	0,001536	0,001926	0,002487	
US-HU	0	0	-0,05007	-0,05007	-0,05007	0	1	5,19E-12	6,00E-12	7,15E-12	
US-CZ	1	1	0,166458	0,134116	0,102921	0	0	0,006993	0,00953	0,004175	
US-PL	1	1	0,068672	0,004242	-0,00146	0	0	0,011613	0,010101	0,007595	
EU-HU	1	1	-0,02243	-0,06997	-0,06495	0	0	0,008106	0,006856	0,007535	
EU-CZ	1	1	0,35219	0,270643	0,209036	1	1	0,032384	0,041622	0,038035	
EU-PL	1	1	0,134786	0,03589	0,058053	0	0	0,019823	0,030205	0,01817	
HU-CZ	0	1	0,08148	0,071683	0,053571	1	0	4,13E-03	7,52E-03	6,21E-03	
HU-PL	1	1	0,233892	0,263471	0,260044	0	0	0,003401	0,004846	0,002584	
CZ-PL	0	0	0,139898	0,139079	0,108077	0	0	0,009529	0,010243	0,010336	CZ10Y
US-EU	0	0	0,563898	0,562995	0,561409	1	0	0,001525	0,001849	0,00214	
US-HU	1	0	-0,05007	-0,05007	-0,05007	1	0	5,14E-12	8,73E-12	3,48E-12	
US-CZ	0	0	0,16537	0,169959	0,155856	0	0	0,007144	0,005503	0,005828	
US-PL	0	0	0,06598	0,084889	0,077219	0	0	0,011661	0,010017	0,012958	
EU-HU	1	1	-0,02526	0,002388	-0,00046	1	1	0,008038	0,009128	0,008671	
EU-CZ	0	0	0,349298	0,367342	0,330045	0	0	0,032758	0,033352	0,036322	
EU-PL	1	1	0,129778	0,182751	0,16207	0	1	0,019853	0,022808	0,021996	
HU-CZ	0	1	0,080608	0,079187	0,095681	0	0	0,004149	0,005969	0,003813	
HU-PL	0	0	0,234094	0,242034	0,242276	1	0	0,003204	0,007861	0,005417	
CZ-PL	1	1	0,135958	0,199748	0,182228	0	0	0,009371	0,009613	0,009092	PL10Y

vizsgált korrelációk	t-teszt		átlagos DCC			i-Bradley		DCC variancia			vezető piac
	nor	nor	normál	extrém (-)	extrém (+)	nor	norm	normál	extrém (-)	extrém (+)	
DJI-DAX	1	1	0,583989	0,614575	0,610906	1	1	0,004802	0,002336	0,001961	
DJI-BUX	1	1	0,243389	0,298755	0,302229	1	1	0,009248	0,004129	0,004211	
DJI-PX	1	1	0,25524	0,302822	0,297596	0	0	0,007662	0,004976	0,004757	
DJI-WIG20	0	1	0,290957	0,316471	0,320638	1	1	0,009603	0,00314	0,003181	
DAX-BUX	1	1	0,441681	0,518862	0,543204	1	1	0,016902	0,016038	0,009955	
DAX-PX	1	1	0,444788	0,524605	0,544689	1	1	0,01473	0,015166	0,010947	
DAX-WIG20	1	1	0,497009	0,567714	0,586652	1	1	0,013707	0,011961	0,00926	
BUX-PX	1	1	0,509021	0,542263	0,555648	0	0	0,007315	0,005146	0,004841	
BUX-WIG20	1	1	0,564819	0,603992	0,614062	0	0	0,009314	0,005297	0,004855	
PX-WIG20	1	1	0,542593	0,651336	0,670598	1	1	0,014886	0,011957	0,008022	DJI
DJI-DAX	1	1	0,583294	0,625238	0,621466	0	0	0,004718	0,003224	0,002623	
DJI-BUX	0	1	0,244959	0,271899	0,276099	1	1	0,009373	0,00349	0,004994	
DJI-PX	0	1	0,256539	0,28029	0,278118	0	0	0,007676	0,005558	0,006346	
DJI-WIG20	0	0	0,292606	0,284845	0,295815	1	1	0,009631	0,002509	0,004072	
DAX-BUX	0	1	0,444432	0,474536	0,492267	0	0	0,017095	0,017701	0,014963	
DAX-PX	0	1	0,448303	0,47199	0,481328	1	0	0,015088	0,016038	0,01336	
DAX-WIG20	0	0	0,501769	0,491622	0,506571	0	0	0,013876	0,014554	0,013833	
BUX-PX	0	0	0,511945	0,494149	0,507019	0	0	0,007328	0,005694	0,00656	
BUX-WIG20	0	1	0,565929	0,594945	0,589176	1	0	0,009378	0,004254	0,005957	
PX-WIG20	1	1	0,546916	0,578286	0,59741	0	0	0,01525	0,017899	0,014532	DAX
DJI-DAX	1	1	0,584451	0,627142	0,611152	0	1	0,004759	0,001285	0,002156	
DJI-BUX	1	1	0,244578	0,316162	0,294779	0	0	0,009057	0,006535	0,008418	
DJI-PX	1	1	0,256247	0,323365	0,285519	1	0	0,007552	0,006877	0,006919	
DJI-WIG20	1	1	0,29121	0,342063	0,319442	0	0	0,009295	0,005231	0,008354	
DAX-BUX	1	1	0,444241	0,511123	0,521948	1	1	0,016908	0,019751	0,015984	
DAX-PX	1	1	0,447118	0,543777	0,517244	1	1	0,014918	0,011462	0,013924	
DAX-WIG20	1	1	0,498671	0,606945	0,565629	1	1	0,013654	0,009558	0,014964	
BUX-PX	1	1	0,509277	0,565406	0,566237	0	0	0,007254	0,003975	0,004976	
BUX-WIG20	0	1	0,565898	0,587554	0,619392	0	0	0,009214	0,006112	0,006427	
PX-WIG20	1	1	0,544977	0,685491	0,658294	1	1	0,014959	0,010401	0,011926	BUX
DJI-DAX	1	0	0,584962	0,62259	0,602334	0	0	0,004722	0,003219	0,00325	
DJI-BUX	1	1	0,245071	0,329296	0,287226	0	0	0,009102	0,003219	0,008219	
DJI-PX	1	1	0,256817	0,323767	0,279618	0	1	0,007574	0,002844	0,008515	
DJI-WIG20	1	0	0,291738	0,343548	0,310381	0	0	0,009349	0,003423	0,006768	
DAX-BUX	1	1	0,443668	0,569469	0,537281	1	1	0,016829	0,010488	0,017103	
DAX-PX	1	1	0,447386	0,576444	0,517461	0	1	0,014795	0,004575	0,019549	
DAX-WIG20	1	1	0,499193	0,628852	0,562904	1	1	0,013681	0,0034	0,01599	
BUX-PX	1	1	0,50944	0,585399	0,564047	0	1	0,00722	0,002178	0,006113	
BUX-WIG20	1	1	0,565556	0,614552	0,624873	0	1	0,009156	0,005264	0,006947	
PX-WIG20	1	1	0,545315	0,713426	0,664657	1	1	0,014935	0,005189	0,013497	PX
DJI-DAX	1	0	0,584751	0,602976	0,595457	0	1	0,004761	0,004127	0,00319	
DJI-BUX	0	1	0,245002	0,268555	0,272414	1	0	0,009228	0,006316	0,00778	
DJI-PX	1	1	0,256287	0,281696	0,278516	0	0	0,007629	0,0079	0,006146	
DJI-WIG20	0	0	0,291855	0,303421	0,302224	1	0	0,00946	0,006071	0,006832	
DAX-BUX	1	1	0,442571	0,498106	0,51347	0	0	0,01704	0,014677	0,013978	
DAX-PX	1	1	0,446028	0,495051	0,513262	1	1	0,01487	0,018417	0,012138	
DAX-WIG20	1	1	0,498426	0,546678	0,548059	0	1	0,013775	0,011889	0,014046	
BUX-PX	1	1	0,509076	0,532603	0,549959	0	0	0,007287	0,006867	0,005293	
BUX-WIG20	0	1	0,565515	0,579524	0,603025	0	0	0,009246	0,008646	0,006524	
PX-WIG20	1	1	0,544521	0,607697	0,626625	1	1	0,014951	0,018406	0,014533	WIG20

vizsgált korrelációk	t-teszt		átlagos DCC			-Bradley		DCC variancia			vezető piac
	nor	nor	normál	extrém (-)	extrém (+)	nor	nor	normál	extrém (-)	extrém (+)	
EUR/USD-HUF/USD	1	1	0,783642	0,815952	0,814022	0	0	0,009657	0,006257	0,007022	
EUR/USD-CZK/USD	0	1	0,85358	0,859891	0,864261	0	1	0,003181	0,002993	0,004239	
EUR/USD-PLN/USD	0	1	0,683217	0,735921	0,735642	0	1	0,041367	0,020112	0,032041	
HUF/USD-CZK/USD	1	1	0,763723	0,828193	0,809715	0	0	0,013554	0,003781	0,010739	
HUF/USD-PLN/USD	0	1	0,747847	0,765824	0,770344	0	1	0,051559	0,053405	0,059438	
CZK/USD-PLN/USD	1	1	0,702666	0,770634	0,763962	1	1	0,039885	0,023262	0,033932	EUR/USD
EUR/USD-HUF/USD	0	0	0,785028	0,762798	0,790001	0	0	0,009596	0,012307	0,008216	
EUR/USD-CZK/USD	0	1	0,853521	0,834539	0,869295	0	0	0,003171	0,003969	0,003549	
EUR/USD-PLN/USD	0	1	0,681222	0,746442	0,754344	0	0	0,042011	0,007142	0,022612	
HUF/USD-CZK/USD	1	1	0,763144	0,8166	0,807364	0	0	0,013712	0,004754	0,008251	
HUF/USD-PLN/USD	1	1	0,74361	0,852797	0,823768	0	0	0,053065	0,00281	0,031123	
CZK/USD-PLN/USD	1	1	0,69901	0,822872	0,800971	0	1	0,040414	0,003355	0,0208	HUF/USD
EUR/USD-HUF/USD	0	1	0,784251	0,782064	0,80156	0	0	0,009617	0,012419	0,007602	
EUR/USD-CZK/USD	1	0	0,854398	0,821112	0,853667	0	0	0,003161	0,003443	0,00408	
EUR/USD-PLN/USD	0	0	0,684333	0,721697	0,70043	0	1	0,040982	0,010801	0,047897	
HUF/USD-CZK/USD	1	1	0,763708	0,823972	0,798959	0	0	0,013489	0,002807	0,013681	
HUF/USD-PLN/USD	0	0	0,747782	0,806678	0,75453	1	1	0,050785	0,009624	0,086155	
CZK/USD-PLN/USD	1	1	0,702564	0,793942	0,743497	0	1	0,039509	0,010435	0,047617	CZK/USD
EUR/USD-HUF/USD	0	0	0,784957	0,760674	0,794034	0	0	0,00943	0,012226	0,01168	
EUR/USD-CZK/USD	1	0	0,854067	0,829507	0,861287	0	0	0,003172	0,003696	0,003737	
EUR/USD-PLN/USD	0	1	0,682044	0,717989	0,750927	0	1	0,04195	0,032539	0,016142	
HUF/USD-CZK/USD	1	1	0,762953	0,812678	0,815371	0	0	0,013393	0,005859	0,014502	
HUF/USD-PLN/USD	1	1	0,743462	0,830309	0,838934	0	0	0,053577	0,024203	0,010521	
CZK/USD-PLN/USD	1	1	0,69923	0,800196	0,809402	0	1	0,040382	0,031766	0,011161	PLN/USD

9 Melléklet (2) – a számítások során alkalmazott program

```
%*******************************************************************
% Kiss Gábor Dávid 2012. Tőkepiaci fertőzés és divergencia meghatározása extrém %

események segítségével – kelet-közép európai részvény, kötvény és devizapiaci %

hálózatok példáján. Doktori értekezés
%*******************************************************************
% I. GARCH modell illesztése
% II. DCC illesztés
% III. N/X szignifikancia
% IV. Extrém események sűrűsödése
% V. valószínűség mentén hogyan jelölhetnénk ki az extrémumokat?
% VI. alminták létrehozása az ECB monetáris politikájának függvényében
% VII. FERTŐZÉS detektálása extrém érték alapján
% VIII. Leíró statisztikák
% XI. Eltolás időben
%*******************************************************************

%********
% I. GARCH modell illesztése
%********
%% mindenes_DCC_intelligens könyvtárból indulsz!
% GARCH selector by GD
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
data2   = 100*diff(log(data(:,1:end)));
epsilon=real(data2);
infected_by_inf=max(isinf(epsilon));
infected_by_nan=max(isnan(epsilon));
% Now estimate the univariate models using TARCH
stdresid=epsilon;
[T,K]=size(epsilon);
% Set up a matrix for the conditional variances
h_matrix=zeros(T,K);
% Outputs for the univariate fit information
univariate=cell(K,1);
tic
for j=1:K
    % GARCH model estimation
    epsilon2=epsilon(:,j);

    %% TARCH(p,o,q) options

    options  =  optimset('fminunc');
    options  =  optimset(options , 'TolFun'      , 1e-005);
    options  =  optimset(options , 'TolX'        , 1e-005);
    options  =  optimset(options , 'Display'     , 'off');
    options  =  optimset(options , 'Diagnostics' , 'off');
    options  =  optimset(options , 'LargeScale'  , 'off');
    options  =  optimset(options , 'MaxFunEvals' , 2000);

    %% TARCH(1,0,1) as GARCH(1,1) variance process - in squares
    %GARCH(1,1)


[garch11p,garch11LL,garch11ht,garch11vcvrobust,garch11VCV,garch11scores,garch11dia

gnostics]=tarch(epsilon2,1,0,1,[],[],[],options);
    [garch11text,garch11AIC,garch11BIC]=tarch_display

(garch11p,garch11LL,garch11vcvrobust,epsilon2,1,0,1);

    %% GARCH(2,1)


[garch21p,garch21LL,garch21ht,garch21vcvrobust,garch21VCV,garch21scores,garch21dia

gnostics]=tarch(epsilon2,2,0,1,[],[],[],options);
    [garch21text,garch21AIC,garch21BIC]=tarch_display

(garch21p,garch21LL,garch21vcvrobust,epsilon2,2,0,1);

    %% GARCH(1,2)
```

```
[garch12p,garch12LL,garch12ht,garch12vcvrobust,garch12VCV,garch12scores,garch12dia

gnostics]=tarch(epsilon2,1,0,2,[],[],[],options);
    [garch12text,garch12AIC,garch12BIC]=tarch_display

(garch12p,garch12LL,garch12vcvrobust,epsilon2,1,0,2);

    %% GARCH(2,2)


[garch22p,garch22LL,garch22ht,garch22vcvrobust,garch22VCV,garch22scores,garch22dia

gnostics]=tarch(epsilon2,2,0,2,[],[],[],options);
    [garch22text,garch22AIC,garch22BIC]=tarch_display

(garch22p,garch22LL,garch22vcvrobust,epsilon2,2,0,2);

    %% GARCH(3,2)


[garch32p,garch32LL,garch32ht,garch32vcvrobust,garch32VCV,garch32scores,garch32dia

gnostics]=tarch(epsilon2,3,0,2,[],[],[],options);
    [garch32text,garch32AIC,garch32BIC]=tarch_display

(garch32p,garch32LL,garch32vcvrobust,epsilon2,3,0,2);

    %% GARCH(2,3)


[garch23p,garch23LL,garch23ht,garch23vcvrobust,garch23VCV,garch23scores,garch23dia

gnostics]=tarch(epsilon2,2,0,3,[],[],[],options);
    [garch23text,garch23AIC,garch23BIC]=tarch_display

(garch23p,garch23LL,garch23vcvrobust,epsilon2,2,0,3);
    % ____________________________________________________________________
    %% TARCH(p,o,q) [], [],[] as GJR-GARCH(p,o,q) variance process - in squares
    %% GJR-GARCH(1,1,1)


[gjr111p,gjr111LL,gjr111ht,gjr111vcvrobust,gjr111VCV,gjr111scores,gjr111diagnostic

s]=tarch(epsilon2,1,1,1,[],[],[],options);
    [gjr111text,gjr111AIC,gjr111BIC]=tarch_display

(gjr111p,gjr111LL,gjr111vcvrobust,epsilon2,1,1,1);

    %% GJR-GARCH(2,1,1)


[gjr211p,gjr211LL,gjr211ht,gjr211vcvrobust,gjr211VCV,gjr211scores,gjr211diagnostic

s]=tarch(epsilon2,2,1,1,[],[],[],options);
    [gjr211text,gjr211AIC,gjr211BIC]=tarch_display

(gjr211p,gjr211LL,gjr211vcvrobust,epsilon2,2,1,1);

    %% GJR-GARCH(1,2,1)


[gjr121p,gjr121LL,gjr121ht,gjr121vcvrobust,gjr121VCV,gjr121scores,gjr121diagnostic

s]=tarch(epsilon2,1,2,1,[],[],[],options);
    [gjr121text,gjr121AIC,gjr121BIC]=tarch_display

(gjr121p,gjr121LL,gjr121vcvrobust,epsilon2,1,2,1);

    %% GJR-GARCH(1,1,2)


[gjr112p,gjr112LL,gjr112ht,gjr112vcvrobust,gjr112VCV,gjr112scores,gjr112diagnostic

s]=tarch(epsilon2,1,1,2,[],[],[],options);
```

```
    [gjr112text,gjr112AIC,gjr112BIC]=tarch_display

(gjr112p,gjr112LL,gjr112vcvrobust,epsilon2,1,1,2);
    %
```

```
_________
    %% TARCH(p,o,q) [], 1,[] variance process - absolute values
    %% TARCH(1,1,1)


[tarch111p,tarch111LL,tarch111ht,tarch111vcvrobust,tarch111VCV,tarch111scores,tarc

h111diagnostics]=tarch(epsilon2,1,1,1,[],1,[],options);
    [tarch111text,tarch111AIC,tarch111BIC]=tarch_display

(tarch111p,tarch111LL,tarch111vcvrobust,epsilon2,1,1,1,[],1);
    %% TARCH(2,1,1)


[tarch211p,tarch211LL,tarch211ht,tarch211vcvrobust,tarch211VCV,tarch211scores,tarc

h211diagnostics]=tarch(epsilon2,2,1,1,[],1,[],options);
    [tarch211text,tarch211AIC,tarch211BIC]=tarch_display

(tarch211p,tarch211LL,tarch211vcvrobust,epsilon2,2,1,1,[],1);
    %% TARCH(1,2,1)


[tarch121p,tarch121LL,tarch121ht,tarch121vcvrobust,tarch121VCV,tarch121scores,tarc

h121diagnostics]=tarch(epsilon2,1,2,1,[],1,[],options);
    [tarch121text,tarch121AIC,tarch121BIC]=tarch_display

(tarch121p,tarch121LL,tarch121vcvrobust,epsilon2,1,2,1,[],1);

    %% TARCH(1,1,2)


[tarch112p,tarch112LL,tarch112ht,tarch112vcvrobust,tarch112VCV,tarch112scores,tarc

h112diagnostics]=tarch(epsilon2,1,1,2,[],1,[],options);
    [tarch112text,tarch112AIC,tarch112BIC]=tarch_display

(tarch112p,tarch112LL,tarch112vcvrobust,epsilon2,1,1,2,[],1);

    %% TARCH(2,2,2)


[tarch222p,tarch222LL,tarch222ht,tarch222vcvrobust,tarch222VCV,tarch222scores,tarc

h222diagnostics]=tarch(epsilon2,2,2,2,[],1,[],options);
    [tarch222text,tarch222AIC,tarch222BIC]=tarch_display

(tarch222p,tarch222LL,tarch222vcvrobust,epsilon2,2,2,2,[],1);
     %% APARCH(1,1,1)


[aparch111p,aparch111LL,aparch111ht,aparch111vcvrobust,aparch111VCV,aparch111score

s,aparch111diagnostics]=aparch(epsilon2,1,1,1,[],[],[],options);
    [aparch111text,aparch111AIC,aparch111BIC]=aparch_display

(aparch111p,aparch111LL,aparch111vcvrobust,epsilon2,1,1,1);

    %% APARCH(2,1,1)


[aparch211p,aparch211LL,aparch211ht,aparch211vcvrobust,aparch211VCV,aparch211score

s,aparch211diagnostics]=aparch(epsilon2,2,1,1,[],[],[],options);
    [aparch211text,aparch211AIC,aparch211BIC]=aparch_display

(aparch211p,aparch211LL,aparch211vcvrobust,epsilon2,2,1,1);
    %% APARCH(2,2,1)
```

```
[aparch221p,aparch221LL,aparch221ht,aparch221vcvrobust,aparch221VCV,aparch221score

s,aparch221diagnostics]=aparch(epsilon2,2,2,1,[],[],[],options);
    [aparch221text,aparch221AIC,aparch221BIC]=aparch_display

(aparch221p,aparch221LL,aparch221vcvrobust,epsilon2,2,2,1);

    %% APARCH(1,1,2)


[aparch112p,aparch112LL,aparch112ht,aparch112vcvrobust,aparch112VCV,aparch112score

s,aparch112diagnostics]=aparch(epsilon2,1,1,2,[],[],[],options);
    [aparch112text,aparch112AIC,aparch112BIC]=aparch_display

(aparch112p,aparch112LL,aparch112vcvrobust,epsilon2,1,1,2);
     %% APARCH(2,2,2)


[aparch222p,aparch222LL,aparch222ht,aparch222vcvrobust,aparch222VCV,aparch222score

s,aparch222diagnostics]=aparch(epsilon2,2,2,2,[],[],[],options);
    [aparch222text,aparch222AIC,aparch222BIC]=aparch_display

(aparch222p,aparch222LL,aparch222vcvrobust,epsilon2,2,2,2);
    %% GJR-GARCH(1,0,1)


[gjr101p,gjr101LL,gjr101ht,gjr101vcvrobust,gjr101VCV,gjr101scores,gjr101diagnostic

s]=tarch(epsilon2,1,0,1,[],[],[],options);
    [gjr101text,gjr101AIC,gjr101BIC]=tarch_display

(gjr101p,gjr101LL,gjr101vcvrobust,epsilon2,1,0,1);

    %_____________________________________________________________________
    %% Compute the AICs and BICs
    % The functions above all returned the LLs, the AICs and the BICs.  This
    % code just puts them together.

    % Group the LLs
    LLs=[garch11LL ; garch21LL ; garch12LL ; garch22LL; garch32LL; garch23LL; ...
    gjr111LL ; gjr112LL ; gjr121LL ; gjr211LL ; ...
    tarch111LL ; ...
    tarch112LL ; ...
    tarch121LL ; ...
    tarch211LL ; ...
    tarch222LL ; ...
    aparch111LL ;...
    aparch112LL ;...
    aparch221LL ;...
    aparch211LL ;...
    aparch222LL ;...
    gjr101LL];

    % Group the AICs
    AICs=[garch11AIC ; garch21AIC ; garch12AIC ; garch22AIC; garch32AIC;

garch23AIC; ...
    gjr111AIC ; gjr112AIC ; gjr121AIC ; gjr211AIC ; ...
    tarch111AIC ; ...
    tarch112AIC ; ...
    tarch121AIC ; ...
    tarch211AIC ; ...
    tarch222AIC ; ...
    aparch111AIC ;...
    aparch112AIC ;...
    aparch221AIC ;...
    aparch211AIC ;...
    aparch222AIC ;...
    gjr101AIC];

    % Group the BICs
    BICs=[garch11BIC ; garch21BIC ; garch12BIC ; garch22BIC; garch32BIC;
```

```
garch23BIC; ...
    gjr111BIC ; gjr112BIC ; gjr121BIC ; gjr211BIC ; ...
    tarch111BIC ; ...
    tarch112BIC ; ...
    tarch121BIC ; ...
    tarch211BIC ; ...
    tarch222BIC ; ...
    aparch111BIC ;...
    aparch112BIC ;...
    aparch221BIC ;...
    aparch211BIC ;...
    aparch222BIC ;...
    gjr101BIC];


    %% Selecting the model

    b=size(BICs(:,1));
    darab=b(:,1);
    %
    %_____________________________________________________________
    %% sigma2 kitermelés
    sigma2(:,1)=garch11ht(:,1) ;
    sigma2(:,2)=garch21ht(:,1) ;
    sigma2(:,3)=garch12ht(:,1) ;
    sigma2(:,4)=garch22ht(:,1);
    sigma2(:,5)=garch32ht(:,1);
    sigma2(:,6)=garch23ht(:,1);
    sigma2(:,7)=gjr111ht(:,1) ;
    sigma2(:,8)=gjr112ht(:,1) ;
    sigma2(:,9)=gjr121ht(:,1) ;
    sigma2(:,10)=gjr211ht(:,1) ;
    sigma2(:,11)=tarch111ht(:,1) ;
    sigma2(:,12)=tarch112ht(:,1) ;
    sigma2(:,13)=tarch121ht(:,1) ;
    sigma2(:,14)=tarch211ht(:,1) ;
    sigma2(:,15)=tarch222ht(:,1) ;
    sigma2(:,16)=aparch111ht(:,1) ;
    sigma2(:,17)=aparch112ht(:,1) ;
    sigma2(:,18)=aparch221ht(:,1) ;
    sigma2(:,19)=aparch211ht(:,1) ;
    sigma2(:,20)=aparch222ht(:,1) ;
    sigma2(:,21)=gjr101ht(:,1) ;

    %% standardizált reziddumot készítünk belőle
    %ehat = (rets2-mean(rets2))./sqrt(sigma2);

    b=size(AICs(:,1));
    darab=b(:,1);
    for w=1:1:darab
        ehat(:,w)=(epsilon2)./sqrt(sigma2(:,w));
    end

    %-------------------------------------
    % DIAGNOSZTIKA
    %%1 standardizált reziduumokon lefuttatunk normalitás vizsgálatot
    %   H=1: nem normál eloszlás H=0: normál eloszlás
    for y=1:1:darab
        [ehat_H_jbtest(:,y)] = jbtest(ehat(:,y));
    end

    %%2 standardizált reziduumokon lefuttatunk a heteroszkedaszticitás
    %%vizsgálatot (ARCH-LM)
    %   H=1: van heteroszkedaticitás H=0: nincs heteroszkedaszticitás
    for i=1:1:darab
        epsilon3(:,i) = ehat(:,i)-mean(ehat(:,i));
        [ehat_ARCH_stat_lag1(:,i),ehat_ARCH_pval_lag1(:,i)]=lmtest1(epsilon3

(:,i),1);
        ehat_ARCH_H_lag1(:,i)=ehat_ARCH_pval_lag1(:,i)>0.05;
    end
    %%3 standardizált reziduumokon lefuttatunk a autokoreláció
    %%vizsgálatot (Ljung-Box)
    %   H=1: autokorreláció H=0: nincs autokorreláció
    for iii=1:1:darab
        [ehat_H_lbqtest_lag1(:,iii),ehat_pValue_lbqtest_lag1(:,iii)] = lbqtest
```

```
(ehat(:,iii),1,0.05);
    end
    %_____________________________________________________________________________
    %% szép automatikus kiválasztás %%
    %0. mindet egy mátrixba
    % JaBe, ARCH, Lj-B, AIC, rezidduumok

    b=size(ehat(:,1));
    cica=4+b(:,1);
    index_1=[1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21];

    elso(:,4)=AICs(:,1);
    elso(:,1)=transpose(index_1);
    elso(:,2)=transpose(ehat_ARCH_H_lag1(1,:));
    elso(:,3)=transpose(ehat_H_lbqtest_lag1(1,:));
    elso(:,5:cica)=transpose(ehat);

    %1. amennyiben létezik 1. oszlopban 0, hajtsa végre a következőket:
        tech_valtozok1=[];
        tech_valtozok2=[];
        tech_valtozok3=[];
        if min(elso(:,2))==0
            tech_valtozok1(:,:)=elso((elso(:,2)==0),:);
            tech_valtozok2(:,:)=sortrows(tech_valtozok1,4);
            tech_valtozok3(:,:)=tech_valtozok2(1,:);
            AA_optimalis_GARCH_reziduum=tech_valtozok3;
            hetero_fail=0;

        else
            tech_valtozok1(:,:)=elso(:,:);
            tech_valtozok2(:,:)=sortrows(tech_valtozok1,4);
            tech_valtozok3(:,:)=tech_valtozok2(1,:);
            hetero_fail=1;
            AA_optimalis_GARCH_reziduum=tech_valtozok3;
        end

        AA_opt_hetero_fail=hetero_fail;
        AA_opt_index=AA_optimalis_GARCH_reziduum(:,1);

        % univariate-ek kiválogatása
        % 1. univariate{i}.parameters
        if AA_opt_index==1
            univariate_Pparameters=garch11p;
            univariate_Lll=garch11LL;
            univariate_Hht=garch11ht(:,1);
            univariate_VVCVrobust=garch11vcvrobust;
            univariate_VVCV=garch11VCV;
            univariate_Vscores=garch11scores;
            univariate_Ddiagnostics=garch11diagnostics;
            p(j)=1;
            o(j)=0;
            q(j)=1;
            m=1;
            n=1;
        end
        if AA_opt_index==2
            univariate_Pparameters=garch21p;
            univariate_Lll=garch21LL;
            univariate_Hht=garch21ht(:,1);
            univariate_VVCVrobust=garch21vcvrobust;
            univariate_VVCV=garch21VCV;
            univariate_Vscores=garch21scores;
            univariate_Ddiagnostics=garch21diagnostics;
            p(j)=2;
            o(j)=0;
            q(j)=1;
            m=1
            n=1
        end
        if AA_opt_index==3
            univariate_Pparameters=garch12p;
            univariate_Lll=garch12LL;
            univariate_Hht=garch12ht(:,1);
            univariate_VVCVrobust=garch12vcvrobust;
            univariate_VVCV=garch12VCV;
            univariate_Vscores=garch12scores;
            univariate_Ddiagnostics=garch12diagnostics;
```

```
    p(j)=1;
    o(j)=0;
    q(j)=2;
    m=1;
    n=1;
end
if AA_opt_index==4
    univariate_Pparameters=garch22p
    univariate_Lll=garch22LL
    univariate_Hht=garch22ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=garch22vcvrobust
    univariate_VVCV=garch22VCV
    univariate_Vscores=garch22scores
    univariate_Ddiagnostics=garch22diagnostics
    p(j)=2
    o(j)=0
    q(j)=2
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==5
    univariate_Pparameters=garch32p
    univariate_Lll=garch32LL
    univariate_Hht=garch32ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=garch32vcvrobust
    univariate_VVCV=garch32VCV
    univariate_Vscores=garch32scores
    univariate_Ddiagnostics=garch32diagnostics
    p(j)=3
    o(j)=0
    q(j)=2
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==6
    univariate_Pparameters=garch23p
    univariate_Lll=garch23LL
    univariate_Hht=garch23ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=garch23vcvrobust
    univariate_VVCV=garch23VCV
    univariate_Vscores=garch23scores
    univariate_Ddiagnostics=garch23diagnostics
    p(j)=2
    o(j)=0
    q(j)=3
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==7
    univariate_Pparameters=gjr111p
    univariate_Lll=gjr111LL
    univariate_Hht=gjr111ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=gjr111vcvrobust
    univariate_VVCV=gjr111VCV
    univariate_Vscores=gjr111scores
    univariate_Ddiagnostics=gjr111diagnostics
    p(j)=1
    o(j)=1
    q(j)=1
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==8
    univariate_Pparameters=gjr112p
    univariate_Lll=gjr112LL
    univariate_Hht=gjr112ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=gjr112vcvrobust
    univariate_VVCV=gjr112VCV
    univariate_Vscores=gjr112scores
    univariate_Ddiagnostics=gjr112diagnostics
    p(j)=1
    o(j)=1
    q(j)=2
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==9
```

```
    univariate_Pparameters=gjr121p
    univariate_Lll=gjr121LL
    univariate_Hht=gjr121ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=gjr121vcvrobust
    univariate_VVCV=gjr121VCV
    univariate_Vscores=gjr121scores
    univariate_Ddiagnostics=gjr121diagnostics
    p(j)=1
    o(j)=2
    q(j)=1
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==10
    univariate_Pparameters=gjr211p
    univariate_Lll=gjr211LL
    univariate_Hht=gjr211ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=gjr211vcvrobust
    univariate_VVCV=gjr211VCV
    univariate_Vscores=gjr211scores
    univariate_Ddiagnostics=gjr211diagnostics
    p(j)=2
    o(j)=1
    q(j)=1
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==11
    univariate_Pparameters=tarch111p
    univariate_Lll=tarch111LL
    univariate_Hht=tarch111ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=tarch111vcvrobust
    univariate_VVCV=tarch111VCV
    univariate_Vscores=tarch111scores
    univariate_Ddiagnostics=tarch111diagnostics
    p(j)=1
    o(j)=1
    q(j)=1
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==12
    univariate_Pparameters=tarch112p
    univariate_Lll=tarch112LL
    univariate_Hht=tarch112ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=tarch112vcvrobust
    univariate_VVCV=tarch112VCV
    univariate_Vscores=tarch112scores
    univariate_Ddiagnostics=tarch112diagnostics
    p(j)=1
    o(j)=1
    q(j)=2
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==13
    univariate_Pparameters=tarch121p
    univariate_Lll=tarch121LL
    univariate_Hht=tarch121ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=tarch121vcvrobust
    univariate_VVCV=tarch121VCV
    univariate_Vscores=tarch121scores
    univariate_Ddiagnostics=tarch121diagnostics
    p(j)=1
    o(j)=2
    q(j)=1
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==14
    univariate_Pparameters=tarch211p
    univariate_Lll=tarch211LL
    univariate_Hht=tarch211ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=tarch211vcvrobust
    univariate_VVCV=tarch211VCV
    univariate_Vscores=tarch211scores
    univariate_Ddiagnostics=tarch211diagnostics
```

```
    p(j)=2
    o(j)=1
    q(j)=1
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==15
    univariate_Pparameters=tarch222p
    univariate_Lll=tarch222LL
    univariate_Hht=tarch222ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=tarch222vcvrobust
    univariate_VVCV=tarch222VCV
    univariate_Vscores=tarch222scores
    univariate_Ddiagnostics=tarch222diagnostics
    p(j)=2
    o(j)=2
    q(j)=2
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==16
    univariate_Pparameters=aparch111p
    univariate_Lll=aparch111LL
    univariate_Hht=aparch111ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=aparch111vcvrobust
    univariate_VVCV=aparch111VCV
    univariate_Vscores=aparch111scores
    univariate_Ddiagnostics=aparch111diagnostics
    p(j)=1
    o(j)=1
    q(j)=1
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==17
    univariate_Pparameters=aparch112p
    univariate_Lll=aparch112LL
    univariate_Hht=aparch112ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=aparch112vcvrobust
    univariate_VVCV=aparch112VCV
    univariate_Vscores=aparch112scores
    univariate_Ddiagnostics=aparch112diagnostics
    p(j)=1
    o(j)=1
    q(j)=2
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==18
    univariate_Pparameters=aparch221p
    univariate_Lll=aparch221LL
    univariate_Hht=aparch221ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=aparch221vcvrobust
    univariate_VVCV=aparch221VCV
    univariate_Vscores=aparch221scores
    univariate_Ddiagnostics=aparch221diagnostics
    p(j)=2
    o(j)=2
    q(j)=1
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==19
    univariate_Pparameters=aparch211p
    nivariate_Lll=aparch211LL
    univariate_Hht=aparch211ht(:,1)
    univariate_VVCVrobust=aparch211vcvrobust
    univariate_VVCV=aparch211VCV
    univariate_Vscores=aparch211scores
    univariate_Ddiagnostics=aparch211diagnostics
    p(j)=2
    o(j)=1
    q(j)=1
    m=1
    n=1
end
if AA_opt_index==20
```

```
            univariate_Pparameters=aparch222p
            univariate_Lll=aparch222LL
            univariate_Hht=aparch222ht(:,1)
            univariate_VVCVrobust=aparch222vcvrobust
            univariate_VVCV=aparch222VCV
            univariate_Vscores=aparch222scores
            univariate_Ddiagnostics=aparch222diagnostics
            p(j)=2
            o(j)=2
            q(j)=2
            m=1
            n=1
        end
        if AA_opt_index==21
            univariate_Pparameters=gjr101p
            univariate_Lll=gjr101LL
            univariate_Hht=gjr101ht(:,1)
            univariate_VVCVrobust=gjr101vcvrobust
            univariate_VVCV=gjr101VCV
            univariate_Vscores=gjr101scores
            univariate_Ddiagnostics=gjr101diagnostics
            p(j)=1
            o(j)=0
            q(j)=1
            m=1
            n=1
        end

        univariate{j}.parameters=univariate_Pparameters;
        univariate{j}.ll=univariate_Lll;
        univariate{j}.ht=univariate_Hht;
        univariate{j}.VCVROBUST=univariate_VVCVrobust;
        univariate{j}.VCV=univariate_VVCV;
        univariate{j}.SCORES=univariate_Vscores;
        univariate{j}.DIAGNOSTICS=univariate_Ddiagnostics;
%
stdresid(:,j)=transpose(AA_optimalis_GARCH_reziduum(:,5:cica));
AA_output_AICs(:,j)=transpose(AICs);
AA_output_hetero(:,j)=ehat_ARCH_H_lag1;
AA_output_autok(:,j)=ehat_H_lbqtest_lag1;
AA_opt_hetero_fail(:,j)=hetero_fail;
AA_opt_indexxx(:,j)=AA_opt_index;

end
toc

[g,std_red_size]=size(epsilon);
for i=1:std_red_size
    stdresid(:,i)=epsilon(:,i)./sqrt(univariate{i}.ht);
end

    for y=1:1:std_red_size
        [AA_stdrsd_H_jbtest(:,y)] = jbtest(stdresid(:,y));
    end

    %%2 standardizált reziduumokon lefuttatunk a heteroszkedaszticitás
    %%vizsgálatot (ARCH-LM)
    %   H=1: van heteroszkedaticitás H=0: nincs heteroszkedaszticitás
    for i=1:1:std_red_size
        [AA_stdrsd_ARCH_stat_lag1(:,i),AA_stdrsd_ARCH_pval_lag1(:,i)]=lmtest1

(stdresid(:,i),1);
        AA_stdrsd_ARCH_H_lag1(:,i)=AA_stdrsd_ARCH_pval_lag1(:,i)>0.05;
    end
    %%3 standardizált reziduumokon lefuttatunk a autokoreláció
    %%vizsgálatot (Ljung-Box)
    %   H=1: autokorreláció H=0: nincs autokorreláció
    for iii=1:1:std_red_size
        [AA_stdrsd_H_lbqtest_lag1(:,iii),AA_stdrsd_pValue_lbqtest_lag1(:,iii)] =

lbqtest(stdresid(:,iii),1,0.05);
    end

%%____ments....
_____________________________________________________________
% IIa. DCC illesztés
%% átváltassz mindenes_MFE könyvtárra!!!!
```

```
% egyszerűbb, ha csak az "stdresid" és az "epsilon" változókat hagyod meg.
% korrelációóó 5 elemre
%%
AA_stdresid=stdresid
%% 3M, 10Y, részvény piacok korrelációja
stdresid=AA_stdresid(:,11:15)

%12
for zz=2:5
    dcc_input(:,1)=stdresid(:,1)
    dcc_input(:,2)=stdresid(:,zz)
    dccP=1
    dccQ=1
    archP=[]
    garchQ=[]
    [DCC_parameters, DCC_loglikelihood, DCC_Ht, DCC_Qt,  DCC_stdresid,

DCC_likelihoods, DCC_stderrors, DCC_A,DCC_B, DCC_jointscores]=dcc_mvgarch

(dcc_input,dccP,dccQ,archP,garchQ)
    univariate_DCC{zz}.DCC_ht=DCC_Ht
    % Compute the annualized standard deviations and correlations
    DCC_av_SP100=squeeze(sqrt(252*DCC_Ht(1,1,:)));
    DCC_av_FTSE=squeeze(sqrt(252*DCC_Ht(2,2,:)));
    DCC_corr(:,(zz-1))=squeeze(DCC_Ht(1,2,:))./(squeeze(sqrt(DCC_Ht

(1,1,:))).*squeeze(sqrt(DCC_Ht(2,2,:))));
end

for i=2:5
    DCC_corr2(:,i)=squeeze(univariate_DCC{i}.DCC_ht(1,2,:))./(squeeze(sqrt

(univariate_DCC{i}.DCC_ht(1,1,:))).*squeeze(sqrt(univariate_DCC{i}.DCC_ht

(2,2,:))))
end

    %23
    dcc_input(:,1)=stdresid(:,2)
    dcc_input(:,2)=stdresid(:,3)
    dccP=1
    dccQ=1
    archP=[]
    garchQ=[]
    [DCC_parameters, DCC_loglikelihood, DCC_Ht, DCC_Qt,  DCC_stdresid,

DCC_likelihoods, DCC_stderrors, DCC_A,DCC_B, DCC_jointscores]=dcc_mvgarch

(dcc_input,dccP,dccQ,archP,garchQ)
    univariate_DCC{zz}.DCC_ht=DCC_Ht
    DCC_corr(:,6)=squeeze(DCC_Ht(1,2,:))./(squeeze(sqrt(DCC_Ht(1,1,:))).*squeeze

(sqrt(DCC_Ht(2,2,:))));

    %24
    dcc_input(:,1)=stdresid(:,2)
    dcc_input(:,2)=stdresid(:,4)
    dccP=1
    dccQ=1
    archP=[]
    garchQ=[]
    [DCC_parameters, DCC_loglikelihood, DCC_Ht, DCC_Qt,  DCC_stdresid,

DCC_likelihoods, DCC_stderrors, DCC_A,DCC_B, DCC_jointscores]=dcc_mvgarch

(dcc_input,dccP,dccQ,archP,garchQ)
    univariate_DCC{zz}.DCC_ht=DCC_Ht
    DCC_corr(:,7)=squeeze(DCC_Ht(1,2,:))./(squeeze(sqrt(DCC_Ht(1,1,:))).*squeeze

(sqrt(DCC_Ht(2,2,:))));

    %25
    dcc_input(:,1)=stdresid(:,2)
    dcc_input(:,2)=stdresid(:,5)
    dccP=1
    dccQ=1
    archP=[]
```

```
    garchQ=[]
    [DCC_parameters, DCC_loglikelihood, DCC_Ht, DCC_Qt,  DCC_stdresid,

DCC_likelihoods, DCC_stderrors, DCC_A,DCC_B, DCC_jointscores]=dcc_mvgarch

(dcc_input,dccP,dccQ,archP,garchQ)
    univariate_DCC{zz}.DCC_ht=DCC_Ht
    DCC_corr(:,8)=squeeze(DCC_Ht(1,2,:))./(squeeze(sqrt(DCC_Ht(1,1,:))).*squeeze

(sqrt(DCC_Ht(2,2,:))));

    %34
    dcc_input(:,1)=stdresid(:,3)
    dcc_input(:,2)=stdresid(:,4)
    dccP=1
    dccQ=1
    archP=[]
    garchQ=[]
    [DCC_parameters, DCC_loglikelihood, DCC_Ht, DCC_Qt,  DCC_stdresid,

DCC_likelihoods, DCC_stderrors, DCC_A,DCC_B, DCC_jointscores]=dcc_mvgarch

(dcc_input,dccP,dccQ,archP,garchQ)
    univariate_DCC{zz}.DCC_ht=DCC_Ht
    DCC_corr(:,9)=squeeze(DCC_Ht(1,2,:))./(squeeze(sqrt(DCC_Ht(1,1,:))).*squeeze

(sqrt(DCC_Ht(2,2,:))));

    %35
    dcc_input(:,1)=stdresid(:,3)
    dcc_input(:,2)=stdresid(:,5)
    dccP=1
    dccQ=1
    archP=[]
    garchQ=[]
    [DCC_parameters, DCC_loglikelihood, DCC_Ht, DCC_Qt,  DCC_stdresid,

DCC_likelihoods, DCC_stderrors, DCC_A,DCC_B, DCC_jointscores]=dcc_mvgarch

(dcc_input,dccP,dccQ,archP,garchQ)
    univariate_DCC{zz}.DCC_ht=DCC_Ht
    DCC_corr(:,10)=squeeze(DCC_Ht(1,2,:))./(squeeze(sqrt(DCC_Ht(1,1,:))).*squeeze

(sqrt(DCC_Ht(2,2,:))));

     %45
    dcc_input(:,1)=stdresid(:,4)
    dcc_input(:,2)=stdresid(:,5)
    dccP=1
    dccQ=1
    archP=[]
    garchQ=[]
    [DCC_parameters, DCC_loglikelihood, DCC_Ht, DCC_Qt,  DCC_stdresid,

DCC_likelihoods, DCC_stderrors, DCC_A,DCC_B, DCC_jointscores]=dcc_mvgarch

(dcc_input,dccP,dccQ,archP,garchQ)
    univariate_DCC{zz}.DCC_ht=DCC_Ht
    DCC_corr(:,11)=squeeze(DCC_Ht(1,2,:))./(squeeze(sqrt(DCC_Ht(1,1,:))).*squeeze

(sqrt(DCC_Ht(2,2,:))));

    DCC_3M_corr=DCC_corr

_____________________________________________________________
% IIIa. N/X szignifikancia
    %% menj fel gyökérbe!
    %% extrém pontok azonosítása 5 elemből álló piacon
    % forrás:
    %       epsilon, ami az alapsokaság valós differenciáltja
    %       DCC_xxxx ami a korreláció részvény piacok között


   % tegyük egybe részvény piac diffjét és a kapcsolódó DCC-ket!
    data=[]
    data(:,1:5)=epsilon(:,1:5)
    data(:,6:16)=DCC_3M_corr(:,:)
```

```
    % --- ADATBEVITEL ---
%oszlop: vizsgált oszlop
oszlop=5;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
 dcc_lelohely=6;
    %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    %dcc_szama: hány db DCC van?
    dcc_szama=11;
    end_of_line=16
    %hol kezdodik DCC
    zsolti=dcc_lelohely-5

    % --- RUN ---
    dcc_trafozott=end_of_line+1;
    % 0 --- Fisher tranformáció a DCC-re
    % vizsgált DCC oszlopot kivág
    f=data(:,dcc_lelohely);
    % Fisher transzformációt végrehajt
    Fisher_trafozott_DCC=0.5.*(log((1+f)./(1-f)));
    % data végére betesszük a transzformált DCC-t
    data(:,dcc_trafozott)=Fisher_trafozott_DCC;
    % 1 ---  a mátrix sorbarendezése a kiemelt oszlop alapján
    b=sortrows(data,oszlop);
    % 2 --- QQ plotot rátesz b 2. oszlopára

    f_ = clf;
    figure(f_);
    set(f_,'Units','Pixels','Position',[473 88 688 529.45]);
    probplot('normal');
    ax_ = gca;
    title(ax_,'');
    set(ax_,'Box','on');
    hold on;
    % --- Plot data originally in dataset "b(:,2)"
    h_ = probplot(ax_,b(:,oszlop),[],[],'noref'); % add to probability plot
    set(h_,'Color',[0.333333 0 0.666667],'Marker','o', 'MarkerSize',6);
    xlabel('Data');
    ylabel('Probability')
    % Nudge axis limits beyond data limits
    xlim_ = get(ax_,'XLim');
    if all(isfinite(xlim_))
       xlim_ = xlim_ + [-1 1] * 0.01 * diff(xlim_);
       set(ax_,'XLim',xlim_)
    end
    x_ = linspace(xlim_(1),xlim_(2),100);
    % --- Create fit "fit 1"
    % Fit this distribution to get parameter values
    % To use parameter estimates from the original fit:
    %     p_ = [ 0.007089197039824, 0.01415597155177];
    pargs_ = cell(1,2);
    [pargs_{:} ]= normfit(b(:,oszlop), 0.05);
    p_ = [pargs_{:}];
    h_ = probplot(ax_,@normcdf,p_);
    set(h_,'Color',[1 0 0],'LineStyle','-', 'LineWidth',2);
    % hdata a probplotban!

    % 3 --- manuálisan kijelöl pöttyöt, beírás után futtat tovább
    % tizedes PONT! Fűzővel kifelé!!
    leolvasott_felso_ertek=1.57;
    leolvasott_also_ertek=-1.616

for laci=6:16
    %dcc_lelohely: melyik DCC-t darabolom?
    dcc_lelohely=laci;
    %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    %dcc_szama: hány db DCC van?
    dcc_szama=11;
    end_of_line=16
    %hol kezdodik DCC
    zsolti=dcc_lelohely-5

    % --- RUN ---
    dcc_trafozott=end_of_line+1;
    % 0 --- Fisher tranformáció a DCC-re
    % vizsgált DCC oszlopot kivág
    f=data(:,dcc_lelohely);
```

```
    % Fisher transzformációt végrehajt
    Fisher_trafozott_DCC=0.5.*(log((1+f)./(1-f)));
    % data végére betesszük a transzformált DCC-t
    data(:,dcc_trafozott)=Fisher_trafozott_DCC;
    % 1 ---  a mátrix sorbarendezése a kiemelt oszlop alapján
    b=sortrows(data,oszlop);
    % 2 --- QQ plotot rátesz b 2. oszlopára
   %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    szelso_ertek(:,oszlop)=[leolvasott_felso_ertek,leolvasott_also_ertek]

    tech_valtozok1=b(b(:,oszlop)>leolvasott_felso_ertek)
    tech_valtozok1a=size(tech_valtozok1)
    tech_valtozok_a=size(b)
    leolvasott_also_sor=tech_valtozok_a(:,1)-tech_valtozok1a(:,1)

    tech_valtozok2=b(b(:,oszlop)<leolvasott_also_ertek)
    tech_valtozok2a=size(tech_valtozok2)
    leolvasott_felso_sor=tech_valtozok2a(:,1)

    % 4 --- b kijelölt oszlopa alapján kivág extrém és normál darabokat a
    % kijelölt Fisher-tranformált DCC-ből
    % pozitív extrém:
    ex1=b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_trafozott);
    % negatív extrém:
    ex2=b(leolvasott_also_sor:end,dcc_trafozott);
    % normál:
    norm=b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-1),dcc_trafozott);
    % 5 --- átlagos korreláció (Fisher tranformáltak!)
    mean_ex1=mean(b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_lelohely));
    var_ex1=var(b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_lelohely));
    mean_ex2=mean(b(leolvasott_also_sor:end,dcc_lelohely));
    var_ex2=var(b(leolvasott_also_sor:end,dcc_lelohely));
    mean_norm=mean(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),dcc_lelohely));
    var_norm=var(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),dcc_lelohely));
    % 6 --- t-teszt (0: nem független - nem szign kül; 1: független - szign kül)
    ttest2_poz = ttest2(ex1,norm);
    ttest2_neg = ttest2(ex2,norm);
    ansaribradley_poz = ansaribradley(ex1,norm);
    ansaribradley_neg = ansaribradley(ex2,norm);
    % --- EREDMÉNY ---
    output(:,1)=ttest2_neg;
    output(:,2)=ttest2_poz;
    output(:,3)=mean_norm;
    output(:,4)=mean_ex2;
    output(:,5)=mean_ex1;
    output(:,6)=ansaribradley_neg;
    output(:,7)=ansaribradley_poz;
    output(:,8)=var_norm;
    output(:,9)=var_ex2;
    output(:,10)=var_ex1;

    AA_output(zsolti,:)=output
end
%-----------------------------------------------------------------------------
%% Hatékony volt-e az X/N szétválasztás? kurtózisok összehasonlítása teljes
% és N mintán
% "kurtozis=3"
%---->teljes mintán
K_entire_sample(1,1:5)=kurtosis(data(:,1:5))
S_entire_sample(1,1:5)=skewness(data(:,1:5))

%---->normális állapot
for i=1:5
    N_entire_sample(1,i)=jbtest(data(:,i))
    leolvasott_felso_ertek=szelso_ertek(1,i)
    leolvasott_also_ertek=szelso_ertek(2,i)
    b=[]
    b=sortrows(data,i)
    tech_valtozok1=[]
    tech_valtozok1a=[]
    tech_valtozok1=b(b(:,i)>leolvasott_felso_ertek)
    tech_valtozok1a=size(tech_valtozok1)
    tech_valtozok_a=size(b)
```

```
    leolvasott_also_sor=tech_valtozok_a(:,1)-tech_valtozok1a(:,1)
    tech_valtozok2=[]
    tech_valtozok2a=[]
    tech_valtozok2=b(b(:,i)<leolvasott_also_ertek)
    tech_valtozok2a=size(tech_valtozok2)
    leolvasott_felso_sor=tech_valtozok2a(:,1)

    K_entire_sample(2,i)=kurtosis(b((leolvasott_felso_sor+1):

(leolvasott_also_sor-1),i))
    S_entire_sample(2,i)=skewness(b((leolvasott_felso_sor+1):

(leolvasott_also_sor-1),i))
    N_entire_sample(2,i)=jbtest(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),i))
end
```

```
% IIb. DCC illesztés
%% átváltassz mindenes_MFE könyvtárra!!!!
% egyszerűbb, ha csak az "stdresid" és az "epsilon" változókat hagyod meg.
% korrelációóó 4 elemre
%%
AA_stdresid=stdresid
%% 3M, 10Y, részvény piacok korrelációja
stdresid=AA_stdresid(:,1:4)

    %12
    dcc_input(:,1)=stdresid(:,1)
    dcc_input(:,2)=stdresid(:,2)
    dccP=1
    dccQ=1
    archP=[]
    garchQ=[]
    [DCC_parameters, DCC_loglikelihood, DCC_Ht, DCC_Qt,  DCC_stdresid,

DCC_likelihoods, DCC_stderrors, DCC_A,DCC_B, DCC_jointscores]=dcc_mvgarch

(dcc_input,dccP,dccQ,archP,garchQ)
    univariate_DCC{12}.DCC_ht=DCC_Ht
    DCC_corr(:,1)=squeeze(DCC_Ht(1,2,:))./(squeeze(sqrt(DCC_Ht(1,1,:))).*squeeze

(sqrt(DCC_Ht(2,2,:))));

    %13
    dcc_input(:,1)=stdresid(:,1)
    dcc_input(:,2)=stdresid(:,3)
    dccP=1
    dccQ=1
    archP=[]
    garchQ=[]
    [DCC_parameters, DCC_loglikelihood, DCC_Ht, DCC_Qt,  DCC_stdresid,

DCC_likelihoods, DCC_stderrors, DCC_A,DCC_B, DCC_jointscores]=dcc_mvgarch

(dcc_input,dccP,dccQ,archP,garchQ)
    univariate_DCC{13}.DCC_ht=DCC_Ht
    DCC_corr(:,2)=squeeze(DCC_Ht(1,2,:))./(squeeze(sqrt(DCC_Ht(1,1,:))).*squeeze

(sqrt(DCC_Ht(2,2,:))));

    %14
    dcc_input(:,1)=stdresid(:,1)
    dcc_input(:,2)=stdresid(:,4)
    dccP=1
    dccQ=1
    archP=[]
    garchQ=[]
    [DCC_parameters, DCC_loglikelihood, DCC_Ht, DCC_Qt,  DCC_stdresid,

DCC_likelihoods, DCC_stderrors, DCC_A,DCC_B, DCC_jointscores]=dcc_mvgarch

(dcc_input,dccP,dccQ,archP,garchQ)
    univariate_DCC{14}.DCC_ht=DCC_Ht
```

```
    DCC_corr(:,3)=squeeze(DCC_Ht(1,2,:))./(squeeze(sqrt(DCC_Ht(1,1,:))).*squeeze

(sqrt(DCC_Ht(2,2,:))));

    %23
    dcc_input(:,1)=stdresid(:,2)
    dcc_input(:,2)=stdresid(:,3)
    dccP=1
    dccQ=1
    archP=[]
    garchQ=[]
    [DCC_parameters, DCC_loglikelihood, DCC_Ht, DCC_Qt,  DCC_stdresid,

DCC_likelihoods, DCC_stderrors, DCC_A,DCC_B, DCC_jointscores]=dcc_mvgarch

(dcc_input,dccP,dccQ,archP,garchQ)
    univariate_DCC{23}.DCC_ht=DCC_Ht
    DCC_corr(:,4)=squeeze(DCC_Ht(1,2,:))./(squeeze(sqrt(DCC_Ht(1,1,:))).*squeeze

(sqrt(DCC_Ht(2,2,:))));

    %24
    dcc_input(:,1)=stdresid(:,2)
    dcc_input(:,2)=stdresid(:,4)
    dccP=1
    dccQ=1
    archP=[]
    garchQ=[]
    [DCC_parameters, DCC_loglikelihood, DCC_Ht, DCC_Qt,  DCC_stdresid,

DCC_likelihoods, DCC_stderrors, DCC_A,DCC_B, DCC_jointscores]=dcc_mvgarch

(dcc_input,dccP,dccQ,archP,garchQ)
    univariate_DCC{24}.DCC_ht=DCC_Ht
    DCC_corr(:,5)=squeeze(DCC_Ht(1,2,:))./(squeeze(sqrt(DCC_Ht(1,1,:))).*squeeze

(sqrt(DCC_Ht(2,2,:))));

    %34
    dcc_input(:,1)=stdresid(:,3)
    dcc_input(:,2)=stdresid(:,4)
    dccP=1
    dccQ=1
    archP=[]
    garchQ=[]
    [DCC_parameters, DCC_loglikelihood, DCC_Ht, DCC_Qt,  DCC_stdresid,

DCC_likelihoods, DCC_stderrors, DCC_A,DCC_B, DCC_jointscores]=dcc_mvgarch

(dcc_input,dccP,dccQ,archP,garchQ)
    univariate_DCC{34}.DCC_ht=DCC_Ht
    DCC_corr(:,6)=squeeze(DCC_Ht(1,2,:))./(squeeze(sqrt(DCC_Ht(1,1,:))).*squeeze

(sqrt(DCC_Ht(2,2,:))));


    DCC_4elemu_corr=DCC_corr

_____________________________________________________________
% IIIb. N/X szignifikancia
    %% menj fel gyökérbe!
    %% extrém pontok azonosítása 4 elemből álló piacon
    % forrás:
    %       epsilon, ami az alapsokaság valós differenciáltja
    %       DCC_xxxx ami a korreláció részvény piacok között


   % tegyük egybe részvény piac diffjét és a kapcsolódó DCC-ket!
    data=[]
    data(:,1:4)=epsilon(:,1:4)
    data(:,5:10)=DCC_4elemu_corr(:,:)

    % --- ADATBEVITEL ---
%oszlop: vizsgált oszlop
oszlop=4;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    % melyik oszlopban kezdődik a DCC?
```

```
    dcc_lelohely=5;
    %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    %hány db DCC van?
    dcc_szama=6;
    end_of_line=10
    %hány oszlopnyi hozam van? (zsolti az output kimeneti mátrixához kell)
    zsolti=dcc_lelohely-4
    b=sortrows(data,oszlop);
    % 2 --- QQ plotot rátesz b 2. oszlopára

    f_ = clf;
    figure(f_);
    set(f_,'Units','Pixels','Position',[473 88 688 529.45]);
    probplot('normal');
    ax_ = gca;
    title(ax_,'');
    set(ax_,'Box','on');
    hold on;
    % --- Plot data originally in dataset "b(:,2)"
    h_ = probplot(ax_,b(:,oszlop),[],[],'noref'); % add to probability plot
    set(h_,'Color',[0.333333 0 0.666667],'Marker','o', 'MarkerSize',6);
    xlabel('Data');
    ylabel('Probability')
    % Nudge axis limits beyond data limits
    xlim_ = get(ax_,'XLim');
    if all(isfinite(xlim_))
       xlim_ = xlim_ + [-1 1] * 0.01 * diff(xlim_);
       set(ax_,'XLim',xlim_)
    end
    x_ = linspace(xlim_(1),xlim_(2),100);
    % --- Create fit "fit 1"
    % Fit this distribution to get parameter values
    % To use parameter estimates from the original fit:
    %     p_ = [ 0.007089197039824, 0.01415597155177];
    pargs_ = cell(1,2);
    [pargs_{:} ]= normfit(b(:,oszlop), 0.05);
    p_ = [pargs_{:}];
    h_ = probplot(ax_,@normcdf,p_);
    set(h_,'Color',[1 0 0],'LineStyle','-', 'LineWidth',2);
    % hdata a probplotban!

    % 3 --- manuálisan kijelöl pöttyöt, beírás után futtat tovább
    leolvasott_felso_ertek=2.227;
    leolvasott_also_ertek=-1.748;
% --- RUN ---

for laci=5:10
    %dcc_lelohely: melyik DCC-t darabolom?
    dcc_lelohely=laci;
    zsolti=dcc_lelohely-4
    % 0 --- Fisher tranformáció a DCC-re
    dcc_trafozott=end_of_line+1;
    % vizsgált DCC oszlopot kivág
    f=data(:,dcc_lelohely);
    % Fisher transzformációt végrehajt
    Fisher_trafozott_DCC=0.5.*(log((1+f)./(1-f)));
    % data végére betesszük a transzformált DCC-t
    data(:,dcc_trafozott)=Fisher_trafozott_DCC;
    %visszacsempésszük
    b=sortrows(data,oszlop);
    % 2 --- QQ plotot rátesz b 2. oszlopára
   %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    szelso_ertek(:,oszlop)=[leolvasott_felso_ertek,leolvasott_also_ertek]

    tech_valtozok1=b(b(:,oszlop)>leolvasott_felso_ertek)
    tech_valtozok1a=size(tech_valtozok1)
    tech_valtozok_a=size(b)
    leolvasott_also_sor=tech_valtozok_a(:,1)-tech_valtozok1a(:,1)

    tech_valtozok2=b(b(:,oszlop)<leolvasott_also_ertek)
    tech_valtozok2a=size(tech_valtozok2)
    leolvasott_felso_sor=tech_valtozok2a(:,1)

    % 4 --- b kijelölt oszlopa alapján kivág extrém és normál darabokat a
    % kijelölt Fisher-tranformált DCC-ből
    % pozitív extrém:
    ex1=b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_trafozott);
```

```
    % negatív extrém:
    ex2=b(leolvasott_also_sor:end,dcc_trafozott);
    % normál:
    norm=b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-1),dcc_trafozott);
    % 5 --- átlagos korreláció (Fisher tranformáltak!)
    mean_ex1=mean(b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_lelohely));
    var_ex1=var(b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_lelohely));
    mean_ex2=mean(b(leolvasott_also_sor:end,dcc_lelohely));
    var_ex2=var(b(leolvasott_also_sor:end,dcc_lelohely));
    mean_norm=mean(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),dcc_lelohely));
    var_norm=var(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),dcc_lelohely));
    % 6 --- t-teszt (0: nem független - nem szign kül; 1: független - szign kül)
    ttest2_poz = ttest2(ex1,norm);
    ttest2_neg = ttest2(ex2,norm);
    ansaribradley_poz = ansaribradley(ex1,norm);
    ansaribradley_neg = ansaribradley(ex2,norm);
    % --- EREDMÉNY ---
    output(:,1)=ttest2_neg;
    output(:,2)=ttest2_poz;
    output(:,3)=mean_norm;
    output(:,4)=mean_ex2;
    output(:,5)=mean_ex1;
    output(:,6)=ansaribradley_neg;
    output(:,7)=ansaribradley_poz;
    output(:,8)=var_norm;
    output(:,9)=var_ex2;
    output(:,10)=var_ex1;

    AA_output(zsolti,:)=output
end
%% Hatékony volt-e az X/N szétválasztás? kurtózisok összehasonlítása teljes
% és N mintán
% "kurtozis=3"
%---->teljes mintán
K_entire_sample(1,1:4)=kurtosis(data(:,1:4))
S_entire_sample(1,1:4)=skewness(data(:,1:4))

%---->normális állapot
for i=1:4
    N_entire_sample(1,i)=jbtest(data(:,i))
    leolvasott_felso_ertek=szelso_ertek(1,i)
    leolvasott_also_ertek=szelso_ertek(2,i)
    b=[]
    b=sortrows(data,i)
    tech_valtozok1=[]
    tech_valtozok1a=[]
    tech_valtozok1=b(b(:,i)>leolvasott_felso_ertek)
    tech_valtozok1a=size(tech_valtozok1)
    tech_valtozok_a=size(b)
    leolvasott_also_sor=tech_valtozok_a(:,1)-tech_valtozok1a(:,1)
    tech_valtozok2=[]
    tech_valtozok2a=[]
    tech_valtozok2=b(b(:,i)<leolvasott_also_ertek)
    tech_valtozok2a=size(tech_valtozok2)
    leolvasott_felso_sor=tech_valtozok2a(:,1)

    K_entire_sample(2,i)=kurtosis(b((leolvasott_felso_sor+1):

(leolvasott_also_sor-1),i))
    S_entire_sample(2,i)=skewness(b((leolvasott_felso_sor+1):

(leolvasott_also_sor-1),i))
    N_entire_sample(2,i)=jbtest(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),i))
end
```

```
%IV. Extrém események sűrűsödése
c=epsilon
[g,oszlop_sz]=size(c)

% tölsd fel adattal!***************
```

```
%szelso_ertek=[]
%**********************************

% kell egy sorrendet rögzítő oszlopvektor
sorrend=[]
sorrend = transpose(sum(triu(ones(g))));
%**********************************

% VÁLASSZ: ************************
% 4 elemű datánál (pl devizák)
data=[]
data(:,2:5)=c(:,1:4)
data(:,1)=sorrend
% 5 elemű datánál (pl kötvény, részvény)
data=[]
data(:,1)=sorrend
data(:,2:6)=c(:,1:5)
%**********************************

[g,oszlop_sz]=size(data)

for oszlop=2:oszlop_sz


    % a mátrix sorbarendezése a 2. oszlop alapján
    b=[]
    b=sortrows(data,oszlop);
    % határpontok betöltése
    leolvasott_felso_ertek=szelso_ertek(1,oszlop-1)
    leolvasott_also_ertek=szelso_ertek(2,oszlop-1)

    tech_valtozok1=b(b(:,oszlop)>leolvasott_felso_ertek)
    tech_valtozok1a=size(tech_valtozok1)
    tech_valtozok_a=size(b)
    leolvasott_also_sor=tech_valtozok_a(:,1)-tech_valtozok1a(:,1)

    tech_valtozok2=b(b(:,oszlop)<leolvasott_also_ertek)
    tech_valtozok2a=size(tech_valtozok2)
    leolvasott_felso_sor=tech_valtozok2a(:,1)

    % legyen érték 1 (1:leolvasott_felso_sor) és (leolvasott_also_sor:end)

tartományban és 0 a (leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-1)
    % melyik oszlopot akarom vizsgálni
    ex_transform=b(:,oszlop)
    % vizsgált oszlop extrém értéke -1, +1 és normál értéke 0 legyen
    ex_transform(1:leolvasott_felso_sor)=-1;
    ex_transform(leolvasott_also_sor:end)=1;
    ex_transform((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-1))=0;
    % összekapcsolom a -1, +1, 0 értékű oszlopot a sorrend oszlopával és
        % visszaállítom az eredeti sorrendet
    ordered(:,1)=b(:,1);
    ordered(:,2)=(ex_transform);
    % kiemnetet képzek
    op=sortrows(ordered,1);
    SURUSODES_output(:,oszlop-1)=op(:,2)

end

_____________________________________________________________
% Extrém események sűrűsödések elemzése
szorodas_dev=SURUSODES_output
data=[]
%1. hány extrém "+", normál és extrém "-" eseményünk van?
for i=1:5
    data(1,i)=sum(szorodas_3M(:,i)>0)
    data(2,i)=sum(szorodas_3M(:,i)==0)
    data(3,i)=sum(szorodas_3M(:,i)<0)
end

for i=1:5
    data(1,i+5)=sum(szorodas_10Y(:,i)>0)
    data(2,i+5)=sum(szorodas_10Y(:,i)==0)
    data(3,i+5)=sum(szorodas_10Y(:,i)<0)
end

for i=1:5
```

```
    data(1,i+10)=sum(szorodas_rv(:,i)>0)
    data(2,i+10)=sum(szorodas_rv(:,i)==0)
    data(3,i+10)=sum(szorodas_rv(:,i)<0)
end

for i=1:4
    data(1,i+15)=sum(szorodas_dev(:,i)>0)
    data(2,i+15)=sum(szorodas_dev(:,i)==0)
    data(3,i+15)=sum(szorodas_dev(:,i)<0)
end

% 2. hány százaléka a teljes sokaságnak az extrém "+" és "-" állapot?
for i=1:19
    data_szazalek(1,i)=data(1,i)./(data(1,i)+data(2,i)+data(3,i))
    data_szazalek(2,i)=data(3,i)./(data(1,i)+data(2,i)+data(3,i))
end
```

```
%% V. valószínűség mentén hogyan jelölhetnénk ki az extrémumokat?
%1. CDF kiszámítása, valószínűségek kitermelése

% 1%-nál kisebb p-k kijelölése
%Extrém események sűrűsödése 5 elemű piacon

% tölsd fel adattal!***************
szelso_ertek=[];
    % --- ADATBEVITEL ---
%dcc_szama: hány db DCC van?
    dcc_lelohely=7;
    dcc_szama=11;
    end_of_line=17;
    %ebből következnek a határok
    zsolti=dcc_lelohely-5
    dcc_trafozott=end_of_line+1;
%**********************************

% kell egy sorrendet rögzítő oszlopvektor
sorrend=[];
sorrend=transpose(1:size(epsilon))
%**********************************
% 5 elemű datánál (pl kötvény, részvény)
%**********************************
    data=[];
    data(:,1)=sorrend;
    data(:,2:6)=epsilon(:,1:5)
    data(:,7:16)=DCC_3M_corr(:,:)
    [g,oszlop_sz]=size(epsilon(:,1:5));

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    % --- RUN ---
for konf_int=1:10
for oszlop=2:(oszlop_sz+1)
    laci=(oszlop+5);
    dcc_lelohely=laci;
    zsolti=(oszlop-1);
    % a mátrix sorbarendezése a 2. oszlop alapján
    b=[];
    % Fisher transzformált DCC-k még egy csoportja
        for dcc_lelohely=7:16
            f=data(:,dcc_lelohely);
            % Fisher transzformációt végrehajt
            Fisher_trafozott_DCC=0.5.*(log((1+f)./(1-f)));
            % data végére betesszük a transzformált DCC-t
            data(:,dcc_lelohely+10)=Fisher_trafozott_DCC;
        end
    % 1 ---  a mátrix sorbarendezése a kiemelt oszlop alapján
    b=sortrows(data,oszlop);
    % határpontok betöltése
    % empírikus eloszlás illesztése
[f,x] = ecdf(data(:,oszlop));
% "f" a gyakoriság, "x" a hozzá kapcsolódó változó
dist=[f,x];
% "felso_f" a felső határ

% "also_f" az alsó határ
also_f=(konf_int*0.01);
    % mekkora a "also_f=f" esetnél az "x"?
```

```
    border_f1=dist(dist(:,1)<also_f);
    [x_also,zzz]=size(border_f1);
    % "x_felso=leolvasott_felso_ertek"
    leolvasott_also_ertek=x(x_also,1);

felso_f=(1-also_f);
    % mekkora a "felso_f=f" esetnél az "x"?
    border_f1=dist(dist(:,1)>felso_f);
    border_f1a=size(border_f1);
    border_fa=size(dist);
    x_felso=border_fa(:,1)-border_f1a(:,1);
    % "x_felso=leolvasott_felso_ertek"
    leolvasott_felso_ertek=x(x_felso,1);

    border1=b(b(:,oszlop)>leolvasott_felso_ertek);
    border1a=size(border1);
    border_a=size(b);
    leolvasott_also_sor=border_a(:,1)-border1a(:,1);

    border2=b(b(:,oszlop)<leolvasott_also_ertek);
    border2a=size(border2);
    leolvasott_felso_sor=border2a(:,1);

    % legyen érték 1 (1:leolvasott_felso_sor) és (leolvasott_also_sor:end)

tartományban és 0 a (leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-1)
    % melyik oszlopot akarom vizsgálni
    ex_transform=b(:,oszlop);
    % vizsgált oszlop extrém értéke -1, +1 és normál értéke 0 legyen
    ex_transform(1:leolvasott_felso_sor)=-1;
    ex_transform(leolvasott_also_sor:end)=1;
    ex_transform((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-1))=0;
    % összekapcsolom a -1, +1, 0 értékű oszlopot a sorrend oszlopával és
        % visszaállítom az eredeti sorrendet
    ordered(:,1)=b(:,1);
    ordered(:,2)=(ex_transform);
    % kimenetet képzek
    op=sortrows(ordered,1);
    surusodes_szazalek_output(:,oszlop-1)=op(:,2);

    %**************************************************
    % szignifikánsan különböző korrelációk vannak-e?
        for dcc_trafozott=17:26
            ex1=b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_trafozott);
            % negatív extrém:
            ex2=b(leolvasott_also_sor:end,dcc_trafozott);
            % normál:
            norm=b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),dcc_trafozott);
            % 6 --- var-teszt (0: nem független - nem szign kül; 1: független -

szign kül)
            ansaribradley_poz(:,(dcc_trafozott-16)) = ansaribradley(ex1,norm);
            ansaribradley_neg(:,(dcc_trafozott-16)) = ansaribradley(ex2,norm);
        end
    % 5 --- átlagos korreláció (Fisher tranformáltak!)
        for dcc_lelohely=7:16
            mean_ex1(:,(dcc_lelohely-6))=mean(b

(1:leolvasott_felso_sor,dcc_lelohely));
            var_ex1(:,(dcc_lelohely-6))=var(b

(1:leolvasott_felso_sor,dcc_lelohely));
            mean_ex2(:,(dcc_lelohely-6))=mean(b

(leolvasott_also_sor:end,dcc_lelohely));
            var_ex2(:,(dcc_lelohely-6))=var(b

(leolvasott_also_sor:end,dcc_lelohely));
            mean_norm(:,(dcc_lelohely-6))=mean(b((leolvasott_felso_sor+1):

(leolvasott_also_sor-1),dcc_lelohely));
            var_norm(:,(dcc_lelohely-6))=var(b((leolvasott_felso_sor+1):

(leolvasott_also_sor-1),dcc_lelohely));
        end
```

```
    % --- EREDMÉNY ---
    output(1,:)=mean_norm;
    output(2,:)=mean_ex2;
    output(3,:)=mean_ex1;
    output(4,:)=ansaribradley_neg;
    output(5,:)=ansaribradley_poz;
    output(6,:)=var_norm;
    output(7,:)=var_ex2;
    output(8,:)=var_ex1;

    AA_output((((zsolti-1)*10)+1):(zsolti*10),:)=transpose(output);
end

%****************************
%FERTŐZÉS detektálása extrém érték alapján
%****************************
% adott: AA_output, mint 8*50-es mátrix

%1 szign eltérő korrelációk száma - vízszintes tengely
%(1. oszlop: normál-negatív, 2. oszlop: normál-pozitív)
for piac=1:5
    koll_csel(piac,1)=(sum(AA_output((piac*10-9):(piac*10),4))/10);
    koll_csel(piac,2)=(sum(AA_output((piac*10-9):(piac*10),5))/10);
end

%2 szign nagyobb korreláció (=fertőzés)
%2a szign különböző dcc-k
szign_csel(:,1)=AA_output(:,1).*AA_output(:,4);
szign_csel(:,2)=AA_output(:,2).*AA_output(:,4);
szign_csel(:,3)=AA_output(:,1).*AA_output(:,5);
szign_csel(:,4)=AA_output(:,3).*AA_output(:,5);
%2b szign nagyobb korrelációk
for ddd=1:50
    sz_cs(ddd,1)=szign_csel(ddd,1)<szign_csel(ddd,2);
    sz_cs(ddd,2)=szign_csel(ddd,3)<szign_csel(ddd,4);
end
%2c leválogatás piacra
for piac=1:5
    koll_csel(piac,3)=(sum(sz_cs((piac*10-9):(piac*10),1))/10);
    koll_csel(piac,4)=(sum(sz_cs((piac*10-9):(piac*10),2))/10);
end
    AA_KCS_konfint_validator(((konf_int*5)-4):(konf_int*5),:)=koll_csel;
    SURUSODES(:,((konf_int*5)-4):(konf_int*5))=surusodes_szazalek_output;
end

for rendezo=1:5
        PIACI_surusodes(:,((rendezo-0)*10-10)+1)=SURUSODES(:,rendezo);
end
for rendezo=6:10
    PIACI_surusodes(:,((rendezo-5)*10-10)+2)=SURUSODES(:,rendezo);
end
for rendezo=11:15
    PIACI_surusodes(:,((rendezo-10)*10-10)+3)=SURUSODES(:,rendezo);
end
for rendezo=16:20
    PIACI_surusodes(:,((rendezo-15)*10-10)+4)=SURUSODES(:,rendezo);
end
for rendezo=21:25
    PIACI_surusodes(:,((rendezo-20)*10-10)+5)=SURUSODES(:,rendezo);
end
for rendezo=26:30
    PIACI_surusodes(:,((rendezo-25)*10-10)+6)=SURUSODES(:,rendezo);
end
for rendezo=31:35
    PIACI_surusodes(:,((rendezo-30)*10-10)+7)=SURUSODES(:,rendezo);
end
for rendezo=36:40
    PIACI_surusodes(:,((rendezo-35)*10-10)+8)=SURUSODES(:,rendezo);
end
for rendezo=41:45
    PIACI_surusodes(:,((rendezo-40)*10-10)+9)=SURUSODES(:,rendezo);
end
for rendezo=46:50
    PIACI_surusodes(:,((rendezo-45)*10-10)+10)=SURUSODES(:,rendezo);
end
```

```
% for nian=1:g
%     for nyah=1:5
%         PIACI_EXTREM_MERTEKE_KONFINT_FGVBEN(:,nyah)=sum(PIACI_surusodes(:,

(nyah*10-9):(nyah*10)));
%     end
% end
```

```
% VI. alminták létrehozása az ECB monetáris politikájának függvényében
%-> A: (2005.12.06.->2008.10.14)
%-> B: (2008.10.15.->end)
% az idősoron:

% 1. tegyük egybe kötvénypiaci hozamokat és a kapcsolódó DCC-ket!
    data=[]
    data(:,1:10)=epsilon(:,1:10);
    data(:,11:30)=dCC_corr(:,:);

% 2. DCC Fisher transzformációja a 31:50 oszlopba!
for i=1:20
    f=data(:,i+10);
    fisher_trafozott_DCC=0.5.*(log((1+f)./(1-f)));
    data(:,i+30)=fisher_trafozott_DCC;
end

% 3. definiáljuk az idő intervallumokat!
A=data(1026:1770,:);
B=data(1771:end,:);

% 3. jellemezzük az idő intervallumokat!
% 3a. átlagos hozamok
for i=1:10
mean_A(:,i)=mean(A(:,i));
mean_B(:,i)=mean(B(:,i));
end
% 3B. hozamok varianciája
for i=1:10
var_A(:,i)=var(A(:,i));
var_B(:,i)=var(B(:,i));
end
% 3C. 10Y-3M alakulása
for i=1:5
A_10Y_3M(:,i)=((A(:,i+5))-(A(:,i)));
B_10Y_3M(:,i)=((B(:,i+5))-(B(:,i)));
end
% 3Ca. 10Y-3M átlagos hozamok
for i=1:5
mean_A_10Y_3M(:,i)=mean(A_10Y_3M(:,i));
mean_B_10Y_3M(:,i)=mean(B_10Y_3M(:,i));
end
% 3Cb. 10Y-3M hozamok varianciája
for i=1:5
var_A_10Y_3M(:,i)=var(A_10Y_3M(:,i));
var_B_10Y_3M(:,i)=var(B_10Y_3M(:,i));
end
% 3Da. átlagos korrelációk
for i=1:20
mean_A_corr(:,i)=mean(A(:,i+10));
mean_B_corr(:,i)=mean(B(:,i+10));
end
% 3Db. korrelációk varianciája
for i=1:20
var_A_corr(:,i)=var(A(:,i+10));
var_B_corr(:,i)=var(B(:,i+10));
end

% 4. mely kapcsolatokra vagyunk kíváncsiak?
%******
% időszakok összevetése
% ALACSONY és a többiek A-B, A-C, A-D, A-F
% emelkedő és a többiek B-C, B-D, B-E
% magas és a többiek C-D, C-E, C-F
%******
for i=1:20
A_B_ansaribradley(:,i) = ansaribradley(A(:,i+30),B(:,i+30));
```

```
end

%*******************************
% 5. kimenet generálása
% 5A. hozamgörbe részei
AA_hozamgorbe_reszei(1,1:10)=mean_A;
AA_hozamgorbe_reszei(2,1:10)=mean_B;
AA_hozamgorbe_reszei(3,1:10)=var_A;
AA_hozamgorbe_reszei(4,1:10)=var_B;
AA_hozamgorbe_reszei(5,1:5)=mean_A_10Y_3M;
AA_hozamgorbe_reszei(6,1:5)=mean_B_10Y_3M;
AA_hozamgorbe_reszei(7,1:5)=var_A_10Y_3M;
AA_hozamgorbe_reszei(8,6:10)=var_B_10Y_3M;
AA_hozamgorbe_reszei(9,1:10)=mean_A_corr(1:10);
AA_hozamgorbe_reszei(10,1:10)=mean_B_corr(1:10);
AA_hozamgorbe_reszei(11,1:10)=mean_A_corr(11:20);
AA_hozamgorbe_reszei(12,1:10)=mean_B_corr(11:20);
AA_hozamgorbe_reszei(13,1:10)=var_A_corr(1:10);
AA_hozamgorbe_reszei(14,1:10)=var_B_corr(1:10);
AA_hozamgorbe_reszei(15,1:10)=var_A_corr(11:20);
AA_hozamgorbe_reszei(16,1:10)=var_B_corr(11:20);


%5B. korrelációk a hozamgörbék között
AA_korrelaciok(1,:)=A_B_ansaribradley;
AA_korrelaciok(2,:)=mean_A_corr;
AA_korrelaciok(3,:)=mean_B_corr;
AA_korrelaciok(4,:)=var_A_corr;
AA_korrelaciok(5,:)=var_B_corr;

%%6. extrém-normál állapotok összehasonlítása külön-külön
   % tegyük egybe részvény piac diffjét és a kapcsolódó DCC-ket!

   % 3M
   %A-t mérem
%       data=[];
% %     %data(:,1:5)=real(100*diff(log(epsilon(1025:1770,1:5))));
%       data(:,1:5)=epsilon(1026:1770,1:5);
%       data(:,6:15)=dCC_corr(1026:1770,1:10);
%
    %B-t mérem
    data=[];
    %data(:,1:5)=real(100*diff(log(epsilon(1770:end,1:5))));
    data(:,1:5)=epsilon(1771:end,1:5);
    data(:,6:15)=dCC_corr(1771:end,1:10);

    % --- ADATBEVITEL ---
%oszlop: vizsgált oszlop
oszlop=4;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
 dcc_lelohely=6;
    %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    %dcc_szama: hány db DCC van?
    dcc_szama=10;
    end_of_line=15
    %hol kezdodik DCC
    zsolti=dcc_lelohely-5

    % --- RUN ---
    dcc_trafozott=end_of_line+1;
    % 0 --- Fisher tranformáció a DCC-re
    % vizsgált DCC oszlopot kivág
    f=data(:,dcc_lelohely);
    % Fisher transzformációt végrehajt
    Fisher_trafozott_DCC=0.5.*(log((1+f)./(1-f)));
    % data végére betesszük a transzformált DCC-t
    data(:,dcc_trafozott)=Fisher_trafozott_DCC;
    % 1 ---  a mátrix sorbarendezése a kiemelt oszlop alapján
    b=sortrows(data,oszlop);
    % 2 --- QQ plotot rátesz b 2. oszlopára

    f_ = clf;
    figure(f_);
    set(f_,'Units','Pixels','Position',[473 88 688 529.45]);
    probplot('normal');
    ax_ = gca;
    title(ax_,'');
```

```
    set(ax_,'Box','on');
    hold on;
    % --- Plot data originally in dataset "b(:,2)"
    h_ = probplot(ax_,b(:,oszlop),[],[],'noref'); % add to probability plot
    set(h_,'Color',[0.333333 0 0.666667],'Marker','o', 'MarkerSize',6);
    xlabel('Data');
    ylabel('Probability')
    % Nudge axis limits beyond data limits
    xlim_ = get(ax_,'XLim');
    if all(isfinite(xlim_))
       xlim_ = xlim_ + [-1 1] * 0.01 * diff(xlim_);
       set(ax_,'XLim',xlim_)
    end
    x_ = linspace(xlim_(1),xlim_(2),100);
    % --- Create fit "fit 1"
    % Fit this distribution to get parameter values
    % To use parameter estimates from the original fit:
    %     p_ = [ 0.007089197039824, 0.01415597155177];
    pargs_ = cell(1,2);
    [pargs_{:} ]= normfit(b(:,oszlop), 0.05);
    p_ = [pargs_{:}];
    h_ = probplot(ax_,@normcdf,p_);
    set(h_,'Color',[1 0 0],'LineStyle','-', 'LineWidth',2);
    % hdata a probplotban!

    % 3 --- manuálisan kijelöl pöttyöt, beírás után futtat tovább
    % tizedes PONT! Fűzővel kifelé!!
    leolvasott_felso_ertek=3.008;
    leolvasott_also_ertek=-1.715;

for laci=6:15
    %dcc_lelohely: melyik DCC-t darabolom?
    dcc_lelohely=laci;
    %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    %dcc_szama: hány db DCC van?
    dcc_szama=10;
    end_of_line=15
    %hol kezdodik DCC
    zsolti=dcc_lelohely-5

    % --- RUN ---
    dcc_trafozott=end_of_line+1;
    % 0 --- Fisher tranformáció a DCC-re
    % vizsgált DCC oszlopot kivág
    f=data(:,dcc_lelohely);
    % Fisher transzformációt végrehajt
    Fisher_trafozott_DCC=0.5.*(log((1+f)./(1-f)));
    % data végére betesszük a transzformált DCC-t
    data(:,dcc_trafozott)=Fisher_trafozott_DCC;
    % 1 ---  a mátrix sorbarendezése a kiemelt oszlop alapján
    b=sortrows(data,oszlop);
    % 2 --- QQ plotot rátesz b 2. oszlopára
   %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    szelso_ertek(:,oszlop)=[leolvasott_felso_ertek,leolvasott_also_ertek]

    tech_valtozok1=b(b(:,oszlop)>leolvasott_felso_ertek)
    tech_valtozok1a=size(tech_valtozok1)
    tech_valtozok_a=size(b)
    leolvasott_also_sor=tech_valtozok_a(:,1)-tech_valtozok1a(:,1)

    tech_valtozok2=b(b(:,oszlop)<leolvasott_also_ertek)
    tech_valtozok2a=size(tech_valtozok2)
    leolvasott_felso_sor=tech_valtozok2a(:,1)

    % 4 --- b kijelölt oszlopa alapján kivág extrém és normál darabokat a
    % kijelölt Fisher-tranformált DCC-ből
    % pozitív extrém:
    ex1=b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_trafozott);
    % negatív extrém:
    ex2=b(leolvasott_also_sor:end,dcc_trafozott);
    % normál:
    norm=b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-1),dcc_trafozott);
    % 5 --- átlagos korreláció (Fisher tranformáltak!)
    mean_ex1=mean(b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_lelohely));
    var_ex1=var(b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_lelohely));
    mean_ex2=mean(b(leolvasott_also_sor:end,dcc_lelohely));
    var_ex2=var(b(leolvasott_also_sor:end,dcc_lelohely));
```

```
    mean_norm=mean(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),dcc_lelohely));
    var_norm=var(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),dcc_lelohely));
    % 6 --- t-teszt (0: nem független - nem szign kül; 1: független - szign kül)
    ttest2_poz = ttest2(ex1,norm);
    ttest2_neg = ttest2(ex2,norm);
    ansaribradley_poz = ansaribradley(ex1,norm);
    ansaribradley_neg = ansaribradley(ex2,norm);
    % --- EREDMÉNY ---
    output(:,1)=ttest2_neg;
    output(:,2)=ttest2_poz;
    output(:,3)=mean_norm;
    output(:,4)=mean_ex2;
    output(:,5)=mean_ex1;
    output(:,6)=ansaribradley_neg;
    output(:,7)=ansaribradley_poz;
    output(:,8)=var_norm;
    output(:,9)=var_ex2;
    output(:,10)=var_ex1;

    AA_output(zsolti,:)=output
end
%-----------------------------------------------------------------------
%% Hatékony volt-e az X/N szétválasztás? kurtózisok összehasonlítása teljes
% és N mintán
% "kurtozis=3"
%---->teljes mintán
data=epsilon(:,11:15)

K_entire_sample(1,1:5)=kurtosis(data(:,1:5))
S_entire_sample(1,1:5)=skewness(data(:,1:5))

%---->normális állapot
for i=1:5
    N_entire_sample(1,i)=jbtest(data(:,i))
    leolvasott_felso_ertek=szelso_ertek(1,i)
    leolvasott_also_ertek=szelso_ertek(2,i)
    b=[]
    b=sortrows(data,i)
    tech_valtozok1=[]
    tech_valtozok1a=[]
    tech_valtozok1=b(b(:,i)>leolvasott_felso_ertek)
    tech_valtozok1a=size(tech_valtozok1)
    tech_valtozok_a=size(b)
    leolvasott_also_sor=tech_valtozok_a(:,1)-tech_valtozok1a(:,1)
    tech_valtozok2=[]
    tech_valtozok2a=[]
    tech_valtozok2=b(b(:,i)<leolvasott_also_ertek)
    tech_valtozok2a=size(tech_valtozok2)
    leolvasott_felso_sor=tech_valtozok2a(:,1)

    K_entire_sample(2,i)=kurtosis(b((leolvasott_felso_sor+1):

(leolvasott_also_sor-1),i))
    S_entire_sample(2,i)=skewness(b((leolvasott_felso_sor+1):

(leolvasott_also_sor-1),i))
    N_entire_sample(2,i)=jbtest(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),i))
end
AA_elo_output(1:2,:)=K_entire_sample
AA_elo_output(3:4,:)=S_entire_sample
AA_elo_output(5:6,:)=N_entire_sample

%*********************************************************
   % 10M
%*********************************************************
   %A-t mérem
%     data=[];
%     data(:,1:5)=real(100*diff(log(epsilon(1025:1770,6:10))));
%     data(:,6:15)=dCC_corr(1026:1770,11:20);
% %
    %B-t mérem
```

```
    data=[];
    data(:,1:5)=real(100*diff(log(epsilon(1770:end,6:10))));
    data(:,6:15)=dCC_corr(1771:end,11:20);
%
    % --- ADATBEVITEL ---
%oszlop: vizsgált oszlop
oszlop=5;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
 dcc_lelohely=6;
    %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    %dcc_szama: hány db DCC van?
    dcc_szama=10;
    end_of_line=15
    %hol kezdodik DCC
    zsolti=dcc_lelohely-5

    % --- RUN ---
    dcc_trafozott=end_of_line+1;
    % 0 --- Fisher tranformáció a DCC-re
    % vizsgált DCC oszlopot kivág
    f=data(:,dcc_lelohely);
    % Fisher transzformációt végrehajt
    Fisher_trafozott_DCC=0.5.*(log((1+f)./(1-f)));
    % data végére betesszük a transzformált DCC-t
    data(:,dcc_trafozott)=Fisher_trafozott_DCC;
    % 1 ---  a mátrix sorbarendezése a kiemelt oszlop alapján
    b=sortrows(data,oszlop);
    % 2 --- QQ plotot rátesz b 2. oszlopára

    f_ = clf;
    figure(f_);
    set(f_,'Units','Pixels','Position',[473 88 688 529.45]);
    probplot('normal');
    ax_ = gca;
    title(ax_,'');
    set(ax_,'Box','on');
    hold on;
    % --- Plot data originally in dataset "b(:,2)"
    h_ = probplot(ax_,b(:,oszlop),[],[],'noref'); % add to probability plot
    set(h_,'Color',[0.333333 0 0.666667],'Marker','o', 'MarkerSize',6);
    xlabel('Data');
    ylabel('Probability')
    % Nudge axis limits beyond data limits
    xlim_ = get(ax_,'XLim');
    if all(isfinite(xlim_))
       xlim_ = xlim_ + [-1 1] * 0.01 * diff(xlim_);
       set(ax_,'XLim',xlim_)
    end
    x_ = linspace(xlim_(1),xlim_(2),100);
    % --- Create fit "fit 1"
    % Fit this distribution to get parameter values
    % To use parameter estimates from the original fit:
    %     p_ = [ 0.007089197039824, 0.01415597155177];
    pargs_ = cell(1,2);
    [pargs_{:} ]= normfit(b(:,oszlop), 0.05);
    p_ = [pargs_{:}];
    h_ = probplot(ax_,@normcdf,p_);
    set(h_,'Color',[1 0 0],'LineStyle','-', 'LineWidth',2);
    % hdata a probplotban!

    % 3 --- manuálisan kijelöl pöttyöt, beírás után futtat tovább
    % tizedes PONT! Fűzővel kifelé!!
    leolvasott_felso_ertek=1.855;
    leolvasott_also_ertek=-2.008;

for laci=6:15
    %dcc_lelohely: melyik DCC-t darabolom?
    dcc_lelohely=laci;
    %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    %dcc_szama: hány db DCC van?
    dcc_szama=10;
    end_of_line=15
    %hol kezdodik DCC
    zsolti=dcc_lelohely-5

    % --- RUN ---
    dcc_trafozott=end_of_line+1;
```

```
    % 0 --- Fisher tranformáció a DCC-re
    % vizsgált DCC oszlopot kivág
    f=data(:,dcc_lelohely);
    % Fisher transzformációt végrehajt
    Fisher_trafozott_DCC=0.5.*(log((1+f)./(1-f)));
    % data végére betesszük a transzformált DCC-t
    data(:,dcc_trafozott)=Fisher_trafozott_DCC;
    % 1 ---  a mátrix sorbarendezése a kiemelt oszlop alapján
    b=sortrows(data,oszlop);
    % 2 --- QQ plotot rátesz b 2. oszlopára
   %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    szelso_ertek(:,oszlop)=[leolvasott_felso_ertek,leolvasott_also_ertek]

    tech_valtozok1=b(b(:,oszlop)>leolvasott_felso_ertek)
    tech_valtozok1a=size(tech_valtozok1)
    tech_valtozok_a=size(b)
    leolvasott_also_sor=tech_valtozok_a(:,1)-tech_valtozok1a(:,1)

    tech_valtozok2=b(b(:,oszlop)<leolvasott_also_ertek)
    tech_valtozok2a=size(tech_valtozok2)
    leolvasott_felso_sor=tech_valtozok2a(:,1)

    % 4 --- b kijelölt oszlopa alapján kivág extrém és normál darabokat a
    % kijelölt Fisher-tranformált DCC-ből
    % pozitív extrém:
    ex1=b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_trafozott);
    % negatív extrém:
    ex2=b(leolvasott_also_sor:end,dcc_trafozott);
    % normál:
    norm=b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-1),dcc_trafozott);
    % 5 --- átlagos korreláció (Fisher tranformáltak!)
    mean_ex1=mean(b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_lelohely));
    var_ex1=var(b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_lelohely));
    mean_ex2=mean(b(leolvasott_also_sor:end,dcc_lelohely));
    var_ex2=var(b(leolvasott_also_sor:end,dcc_lelohely));
    mean_norm=mean(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),dcc_lelohely));
    var_norm=var(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),dcc_lelohely));
    % 6 --- t-teszt (0: nem független - nem szign kül; 1: független - szign kül)
    ttest2_poz = ttest2(ex1,norm);
    ttest2_neg = ttest2(ex2,norm);
    ansaribradley_poz = ansaribradley(ex1,norm);
    ansaribradley_neg = ansaribradley(ex2,norm);
    % --- EREDMÉNY ---
    output(:,1)=ttest2_neg;
    output(:,2)=ttest2_poz;
    output(:,3)=mean_norm;
    output(:,4)=mean_ex2;
    output(:,5)=mean_ex1;
    output(:,6)=ansaribradley_neg;
    output(:,7)=ansaribradley_poz;
    output(:,8)=var_norm;
    output(:,9)=var_ex2;
    output(:,10)=var_ex1;

    AA_output(zsolti,:)=output
end
%-------------------------------------------------------------------------
%% Hatékony volt-e az X/N szétválasztás? kurtózisok összehasonlítása teljes
% és N mintán
% "kurtozis=3"
%---->teljes mintán
K_entire_sample(1,1:5)=kurtosis(data(:,1:5))
S_entire_sample(1,1:5)=skewness(data(:,1:5))

%---->normális állapot
for i=1:5
    N_entire_sample(1,i)=jbtest(data(:,i))
    leolvasott_felso_ertek=szelso_ertek(1,i)
    leolvasott_also_ertek=szelso_ertek(2,i)
    b=[]
    b=sortrows(data,i)
    tech_valtozok1=[]
    tech_valtozok1a=[]
```

```
    tech_valtozok1=b(b(:,i)>leolvasott_felso_ertek)
    tech_valtozok1a=size(tech_valtozok1)
    tech_valtozok_a=size(b)
    leolvasott_also_sor=tech_valtozok_a(:,1)-tech_valtozok1a(:,1)
    tech_valtozok2=[]
    tech_valtozok2a=[]
    tech_valtozok2=b(b(:,i)<leolvasott_also_ertek)
    tech_valtozok2a=size(tech_valtozok2)
    leolvasott_felso_sor=tech_valtozok2a(:,1)

    K_entire_sample(2,i)=kurtosis(b((leolvasott_felso_sor+1):

(leolvasott_also_sor-1),i))
    S_entire_sample(2,i)=skewness(b((leolvasott_felso_sor+1):

(leolvasott_also_sor-1),i))
    N_entire_sample(2,i)=jbtest(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),i))
end

%****************************
% VII. FERTŐZÉS detektálása extrém érték alapján
%****************************
% adott: AA_output, mint 8*50-es mátrix
% mátrix felépítése:
% 1 sor felépítése: DCC n átlag; DCCx-á; DCCx+á; A-B n+; A-B n-; DCCszórn-+

%1 szign eltérő korrelációk száma - vízszintes tengely
%(1. oszlop: normál-negatív, 2. oszlop: normál-pozitív)
% sorok: piacok bonthatósága adott piac alapján százalékban kifejezve
% oszlopok: negatív farok, pozitív farok
for piac=1:5
    koll_csel(piac,1)=(sum(AA_output((piac*10-9):(piac*10),4))/10);
    koll_csel(piac,2)=(sum(AA_output((piac*10-9):(piac*10),5))/10);
end

%2 szign nagyobb korreláció (=fertőzés)
%2a szign különböző dcc-k
szign_csel(:,1)=AA_output(:,1).*AA_output(:,4);
szign_csel(:,2)=AA_output(:,2).*AA_output(:,4);
szign_csel(:,3)=AA_output(:,1).*AA_output(:,5);
szign_csel(:,4)=AA_output(:,3).*AA_output(:,5);
%2b szign nagyobb korrelációk
for ddd=1:50
    sz_cs(ddd,1)=szign_csel(ddd,1)<szign_csel(ddd,2);
    sz_cs(ddd,2)=szign_csel(ddd,3)<szign_csel(ddd,4);
end
%2c leválogatás piacra
% adott piac mennyiben produkál szignifikánsan magasabb korrelációt
% 3. és 4. orszlopok a két farkat jelölik, a sorok pedig az adott piac
% bontását
for piac=1:5
    koll_csel(piac,3)=(sum(sz_cs((piac*10-9):(piac*10),1))/10);
    koll_csel(piac,4)=(sum(sz_cs((piac*10-9):(piac*10),2))/10);
end


%*********************************************************
% 4 elemű piacra
%   24*8-as mátrixot
%*********************************************************
for piac=1:4
    koll_csel(piac,1)=(sum(AA_output((piac*6-5):(piac*6),4))/6);
    koll_csel(piac,2)=(sum(AA_output((piac*6-5):(piac*6),5))/6);
end
%6
% 1,7,13,19,


%2 szign nagyobb korreláció (=fertőzés)
%2a szign különböző dcc-k
szign_csel(:,1)=AA_output(:,1).*AA_output(:,4);
szign_csel(:,2)=AA_output(:,2).*AA_output(:,4);
szign_csel(:,3)=AA_output(:,1).*AA_output(:,5);
szign_csel(:,4)=AA_output(:,3).*AA_output(:,5);
%2b szign nagyobb korrelációk
```

```
for ddd=1:24
    sz_cs(ddd,1)=szign_csel(ddd,1)<szign_csel(ddd,2);
    sz_cs(ddd,2)=szign_csel(ddd,3)<szign_csel(ddd,4);
end
%2c leválogatás piacra
% adott piac mennyiben produkál szignifikánsan magasabb korrelációt
% 3. és 4. orszlopok a két farkat jelölik, a sorok pedig az adott piac
% bontását
for piac=1:4
    koll_csel(piac,3)=(sum(sz_cs((piac*6-5):(piac*6),1))/10);
    koll_csel(piac,4)=(sum(sz_cs((piac*6-5):(piac*6),2))/10);
end
```

```
%*********************************************************************
% VIII. Leíró statisztikák
%*********************************************************************
data2   = 100*diff(log(data(:,1:end)));
data=real(data2);
% 0. előkészítési fázis
Alpha=0.05
b=size(data(1,:))
hossz=b(:,2)
% 1. normál eloszlás tesztje Jarque-Bera test
%   H=1: nem normál eloszlás H=0: normál eloszlás
for i=1:1:hossz
    [h_jbtest(:,i),p_jbtest(:,i)] = jbtest(data(:,i))
    descriptive_output1(i,1)=transpose(h_jbtest(:,i))
    descriptive_output1(i,2)=transpose(p_jbtest(:,i))
end
K_entire_sample(1,:)=kurtosis(data)
S_entire_sample(1,:)=skewness(data)
% K_entire_sample(1,:)=kurtosis(stdresid)
% S_entire_sample(1,:)=skewness(stdresid)
% 2. stacionaritás vizsgálat
%       augmented Dickey-Fuller unit root test based on zero drift AR model
%       H=1: stacioner, H=0: nem stacioner
for i=1:1:hossz
    % 2.1. lag =0
    [H_dfARTest_lag0(:,i),pValue_dfARTest_lag0(:,i),TestStat_dfARTest_lag0

(:,i),CriticalValue_dfARTest_lag0(:,i)] = dfARTest(data(:,i),0,Alpha)
    % 2.2. lag =1
    [H_dfARTest_lag1(:,i),pValue_dfARTest_lag1(:,i),TestStat_dfARTest_lag1

(:,i),CriticalValue_dfARTest_lag1(:,i)] = dfARTest(data(:,i),1,Alpha)
    % 2.3. lag =2
    [H_dfARTest_lag2(:,i),pValue_dfARTest_lag2(:,i),TestStat_dfARTest_lag2

(:,i),CriticalValue_dfARTest_lag2(:,i)] = dfARTest(data(:,i),2,Alpha)
    % 2.4. lag =3
    [H_dfARTest_lag3(:,i),pValue_dfARTest_lag3(:,i),TestStat_dfARTest_lag3

(:,i),CriticalValue_dfARTest_lag3(:,i)] = dfARTest(data(:,i),3,Alpha)
    descriptive_output1(i,3)=transpose(H_dfARTest_lag0(:,i))
    descriptive_output1(i,4)=transpose(pValue_dfARTest_lag0(:,i))
    descriptive_output1(i,5)=transpose(TestStat_dfARTest_lag0(:,i))
    descriptive_output1(i,6)=transpose(CriticalValue_dfARTest_lag0(:,i))
    descriptive_output1(i,7)=transpose(H_dfARTest_lag1(:,i))
    descriptive_output1(i,8)=transpose(pValue_dfARTest_lag1(:,i))
    descriptive_output1(i,9)=transpose(TestStat_dfARTest_lag1(:,i))
    descriptive_output1(i,10)=transpose(CriticalValue_dfARTest_lag1(:,i))
    descriptive_output1(i,11)=transpose(H_dfARTest_lag2(:,i))
    descriptive_output1(i,12)=transpose(pValue_dfARTest_lag2(:,i))
    descriptive_output1(i,13)=transpose(TestStat_dfARTest_lag2(:,i))
    descriptive_output1(i,14)=transpose(CriticalValue_dfARTest_lag2(:,i))
    descriptive_output1(i,15)=transpose(H_dfARTest_lag3(:,i))
    descriptive_output1(i,16)=transpose(pValue_dfARTest_lag3(:,i))
    descriptive_output1(i,17)=transpose(TestStat_dfARTest_lag3(:,i))
    descriptive_output1(i,18)=transpose(CriticalValue_dfARTest_lag3(:,i))
end
% 3. heteroszkedaszticitás vizsgálat
%   ARCH-LM
%   null hypothesis that a time series of sample residuals consists of
%   independent identically distributed (i.i.d.) Gaussian disturbances; that
%   is, that no ARCH effects exist
%   H=1: van heteroszkedaticitás H=0: nincs heteroszkedaszticitás
for i=1:1:hossz
```

```
    % 3.1. lag =1
    [H_archtest_lag1(:,i),pValue_archtest_lag1(:,i),ARCHstat_archtest_lag1

(:,i),CriticalValue_archtest_lag1(:,i)] = archtest(data(:,i),1,Alpha)
    % 3.2. lag =2
    [H_archtest_lag2(:,i),pValue_archtest_lag2(:,i),ARCHstat_archtest_lag2

(:,i),CriticalValue_archtest_lag2(:,i)] = archtest(data(:,i),2,Alpha)
    % 3.3. lag =3
    [H_archtest_lag3(:,i),pValue_archtest_lag3(:,i),ARCHstat_archtest_lag3

(:,i),CriticalValue_archtest_lag3(:,i)] = archtest(data(:,i),3,Alpha)
    descriptive_output1(i,19)=transpose(H_archtest_lag1(:,i))
    descriptive_output1(i,20)=transpose(pValue_archtest_lag1(:,i))
    descriptive_output1(i,21)=transpose(ARCHstat_archtest_lag1(:,i))
    descriptive_output1(i,22)=transpose(CriticalValue_archtest_lag1(:,i))
    descriptive_output1(i,23)=transpose(H_archtest_lag2(:,i))
    descriptive_output1(i,24)=transpose(pValue_archtest_lag2(:,i))
    descriptive_output1(i,25)=transpose(ARCHstat_archtest_lag2(:,i))
    descriptive_output1(i,26)=transpose(CriticalValue_archtest_lag2(:,i))
    descriptive_output1(i,27)=transpose(H_archtest_lag3(:,i))
    descriptive_output1(i,28)=transpose(pValue_archtest_lag3(:,i))
    descriptive_output1(i,29)=transpose(ARCHstat_archtest_lag3(:,i))
    descriptive_output1(i,30)=transpose(CriticalValue_archtest_lag3(:,i))
end
% 4. autokorreláció vizsgálat
%    Ljung-Box Q-statistic
%   H=1: autokorreláció H=0: nincs autokorreláció
for i=1:1:hossz
    % 4.1. lag =1
    [H_lbqtest_lag1(:,i),pValue_lbqtest_lag1(:,i),Qstat_lbqtest_lag1

(:,i),CriticalValue_lbqtest_lag1(:,i)] = lbqtest(data(:,i),1,Alpha)
    % 4.2. lag =2
    [H_lbqtest_lag2(:,i),pValue_lbqtest_lag2(:,i),Qstat_lbqtest_lag2

(:,i),CriticalValue_lbqtest_lag2(:,i)] = lbqtest(data(:,i),2,Alpha)
    % 4.2. lag =3
    [H_lbqtest_lag3(:,i),pValue_lbqtest_lag3(:,i),Qstat_lbqtest_lag3

(:,i),CriticalValue_lbqtest_lag3(:,i)] = lbqtest(data(:,i),3,Alpha)
    descriptive_output1(i,31)=transpose(H_lbqtest_lag1(:,i))
    descriptive_output1(i,32)=transpose(pValue_lbqtest_lag1(:,i))
    descriptive_output1(i,33)=transpose(Qstat_lbqtest_lag1(:,i))
    descriptive_output1(i,34)=transpose(CriticalValue_lbqtest_lag1(:,i))
    descriptive_output1(i,35)=transpose(H_lbqtest_lag2(:,i))
    descriptive_output1(i,36)=transpose(pValue_lbqtest_lag2(:,i))
    descriptive_output1(i,37)=transpose(Qstat_lbqtest_lag2(:,i))
    descriptive_output1(i,38)=transpose(CriticalValue_lbqtest_lag2(:,i))
    descriptive_output1(i,39)=transpose(H_lbqtest_lag3(:,i))
    descriptive_output1(i,40)=transpose(pValue_lbqtest_lag3(:,i))
    descriptive_output1(i,41)=transpose(Qstat_lbqtest_lag3(:,i))
    descriptive_output1(i,42)=transpose(CriticalValue_lbqtest_lag3(:,i))
end
```

```
% XI. Eltolás időben
%********************
    %3M
    data2=[];
    data2(:,1:5)=epsilon(:,1:5);
    data2(:,6:15)=corr(:,1:10);
    szelso_ertek=szelso_ertek_nagy(:,1:5);
    %10Y
    data2=[];
    data2(:,1:5)=epsilon(:,6:10);
    data2(:,6:15)=corr(:,11:20);
    szelso_ertek=szelso_ertek_nagy(:,6:10);
    %rv
    data2=[];
    data2(:,1:5)=epsilon(:,11:15);
    data2(:,6:15)=corr(:,21:30);
    szelso_ertek=szelso_ertek_nagy(:,11:15);

length=size(data2)
    % --- ADATBEVITEL ---
%oszlop: vizsgált oszlop
```

```
for tolas=1:10
    % --- ADATBEVITEL ---
%oszlop: vizsgált oszlop
for oszlop=1:5

    tolt_data(1:(length(1,1)-tolas),1)=data2(tolas+1:(length(1,1)),oszlop);
    tolt_data((length(1,1)-tolas+1):length(1,1),1)=0;
    data=[];
    data=data2;
    data(:,oszlop)=tolt_data;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
 dcc_lelohely=6;
    %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    %dcc_szama: hány db DCC van?
    dcc_szama=10;
    end_of_line=15;
    %hol kezdodik DCC
    zsolti=dcc_lelohely-5;

    % --- RUN ---
    dcc_trafozott=end_of_line+1;
    % 0 --- Fisher tranformáció a DCC-re
    % vizsgált DCC oszlopot kivág
    f=data(:,dcc_lelohely);
    % Fisher transzformációt végrehajt
    Fisher_trafozott_DCC=0.5.*(log((1+f)./(1-f)));
    % data végére betesszük a transzformált DCC-t
    data(:,dcc_trafozott)=Fisher_trafozott_DCC;
    % 1 ---  a mátrix sorbarendezése a kiemelt oszlop alapján
    b=sortrows(data,oszlop);
    % 2 --- QQ plotot rátesz b 2. oszlopára

    % 3 --- manuálisan kijelöl pöttyöt, beírás után futtat tovább
    % tizedes PONT! Fűzővel kifelé!!
    leolvasott_felso_ertek=szelso_ertek(1,oszlop);
    leolvasott_also_ertek=szelso_ertek(2,oszlop);

for laci=6:15
    %dcc_lelohely: melyik DCC-t darabolom?
    dcc_lelohely=laci;
    %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    %dcc_szama: hány db DCC van?
    dcc_szama=10;
    end_of_line=15;
    %hol kezdodik DCC
    zsolti=dcc_lelohely-5;

    % --- RUN ---
    dcc_trafozott=end_of_line+1;
    % 0 --- Fisher tranformáció a DCC-re
    % vizsgált DCC oszlopot kivág
    f=data(:,dcc_lelohely);
    % Fisher transzformációt végrehajt
    Fisher_trafozott_DCC=0.5.*(log((1+f)./(1-f)));
    % data végére betesszük a transzformált DCC-t
    data(:,dcc_trafozott)=Fisher_trafozott_DCC;
    % 1 ---  a mátrix sorbarendezése a kiemelt oszlop alapján
    b=sortrows(data,oszlop);
    % 2 --- QQ plotot rátesz b 2. oszlopára
   %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

    tech_valtozok1=b(b(:,oszlop)>leolvasott_felso_ertek);
    tech_valtozok1a=size(tech_valtozok1);
    tech_valtozok_a=size(b);
    leolvasott_also_sor=tech_valtozok_a(:,1)-tech_valtozok1a(:,1);

    tech_valtozok2=b(b(:,oszlop)<leolvasott_also_ertek);
    tech_valtozok2a=size(tech_valtozok2);
    leolvasott_felso_sor=tech_valtozok2a(:,1);

    % 4 --- b kijelölt oszlopa alapján kivág extrém és normál darabokat a
    % kijelölt Fisher-tranformált DCC-ből
    % pozitív extrém:
    ex1=b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_trafozott);
    % negatív extrém:
    ex2=b(leolvasott_also_sor:end,dcc_trafozott);
```

```
    % normál:
    norm=b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-1),dcc_trafozott);
    % 5 --- átlagos korreláció (Fisher tranformáltak!)
    mean_ex1=mean(b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_lelohely));
    var_ex1=var(b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_lelohely));
    mean_ex2=mean(b(leolvasott_also_sor:end,dcc_lelohely));
    var_ex2=var(b(leolvasott_also_sor:end,dcc_lelohely));
    mean_norm=mean(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),dcc_lelohely));
    var_norm=var(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),dcc_lelohely));
    % 6 --- t-teszt (0: nem független - nem szign kül; 1: független - szign kül)
    ttest2_poz = ttest2(ex1,norm);
    ttest2_neg = ttest2(ex2,norm);
    ansaribradley_poz = ansaribradley(ex1,norm);
    ansaribradley_neg = ansaribradley(ex2,norm);
    % --- EREDMÉNY ---
    output(:,1)=mean_norm;
    output(:,2)=mean_ex2;
    output(:,3)=mean_ex1;
    output(:,4)=ansaribradley_neg;
    output(:,5)=ansaribradley_poz;
    output(:,6)=var_norm;
    output(:,7)=var_ex2;
    output(:,8)=var_ex1;

    A_output(zsolti,:)=output;
end
AA_output((oszlop*10-9):(oszlop*10),:)=A_output(:,:);
end

    for piac=1:5
        koll_csel(piac,1)=(sum(AA_output((piac*10-9):(piac*10),4))/10);
        koll_csel(piac,2)=(sum(AA_output((piac*10-9):(piac*10),5))/10);
    end
    %2 szign nagyobb korreláció (=fertőzés)
    %2a szign különböző dcc-k
    szign_csel(:,1)=AA_output(:,1).*AA_output(:,4);
    szign_csel(:,2)=AA_output(:,2).*AA_output(:,4);
    szign_csel(:,3)=AA_output(:,1).*AA_output(:,5);
    szign_csel(:,4)=AA_output(:,3).*AA_output(:,5);
    %2b szign nagyobb korrelációk
    for ddd=1:50
        sz_cs(ddd,1)=szign_csel(ddd,1)<szign_csel(ddd,2);
        sz_cs(ddd,2)=szign_csel(ddd,3)<szign_csel(ddd,4);
    end
    %2c leválogatás piacra
    % adott piac mennyiben produkál szignifikánsan magasabb korrelációt
    % 3. és 4. orszlopok a két farkat jelölik, a sorok pedig az adott piac
    % bontását
    for piac=1:5
        koll_csel(piac,3)=(sum(sz_cs((piac*10-9):(piac*10),1))/10);
        koll_csel(piac,4)=(sum(sz_cs((piac*10-9):(piac*10),2))/10);
    end
AAA_koll_csel((tolas*5-4):(tolas*5),:)=koll_csel;
end
for csiga=1:10
AAA_US_koll_csel(csiga,:)=AAA_koll_csel(5*csiga-4,:);
AAA_EU_koll_csel(csiga,:)=AAA_koll_csel(5*csiga-3,:);
AAA_HU_koll_csel(csiga,:)=AAA_koll_csel(5*csiga-2,:);
AAA_CZ_koll_csel(csiga,:)=AAA_koll_csel(5*csiga-1,:);
AAA_PL_koll_csel(csiga,:)=AAA_koll_csel(5*csiga,:);
end

%*********************************************************
% 4 elemű piacra
%   24*8-as mátrixot
%*********************************************************

    data2=[]
    data2(:,1:4)=eps_dev(:,1:4)
    data2(:,5:10)=DCC_4elemu_corr(:,:)
    length=size(data2)

for tolas=1:10
```

```
    % --- ADATBEVITEL ---
%oszlop: vizsgált oszlop
for oszlop=1:4

    tolt_data(1:(length(1,1)-tolas),1)=data2(tolas+1:(length(1,1)),oszlop)
    tolt_data((length(1,1)-tolas+1):length(1,1),1)=0
    data=[]
    data=data2
    data(:,oszlop)=tolt_data

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    % melyik oszlopban kezdődik a DCC?
    dcc_lelohely=5;
    %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    %hány db DCC van?
    dcc_szama=6;
    end_of_line=10
    %hány oszlopnyi hozam van? (zsolti az output kimeneti mátrixához kell)
    zsolti=dcc_lelohely-4
    b=sortrows(data,oszlop);
    % 2 --- QQ plotot rátesz b 2. oszlopára
    leolvasott_felso_ertek=szelso_ertek(1,oszlop)
    leolvasott_also_ertek=szelso_ertek(2,oszlop)
for laci=5:10
    %dcc_lelohely: melyik DCC-t darabolom?
    dcc_lelohely=laci;
    zsolti=dcc_lelohely-4
    % 0 --- Fisher tranformáció a DCC-re
    dcc_trafozott=end_of_line+1;
    % vizsgált DCC oszlopot kivág
    f=data(:,dcc_lelohely);
    % Fisher transzformációt végrehajt
    Fisher_trafozott_DCC=0.5.*(log((1+f)./(1-f)));
    % data végére betesszük a transzformált DCC-t
    data(:,dcc_trafozott)=Fisher_trafozott_DCC;
    %visszacsempésszük
    b=sortrows(data,oszlop);
    % 2 --- QQ plotot rátesz b 2. oszlopára
   %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%


    tech_valtozok1=b(b(:,oszlop)>leolvasott_felso_ertek)
    tech_valtozok1a=size(tech_valtozok1)
    tech_valtozok_a=size(b)
    leolvasott_also_sor=tech_valtozok_a(:,1)-tech_valtozok1a(:,1)

    tech_valtozok2=b(b(:,oszlop)<leolvasott_also_ertek)
    tech_valtozok2a=size(tech_valtozok2)
    leolvasott_felso_sor=tech_valtozok2a(:,1)

    % 4 --- b kijelölt oszlopa alapján kivág extrém és normál darabokat a
    % kijelölt Fisher-tranformált DCC-ből
    % pozitív extrém:
    ex1=b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_trafozott);
    % negatív extrém:
    ex2=b(leolvasott_also_sor:end,dcc_trafozott);
    % normál:
    norm=b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-1),dcc_trafozott);
    % 5 --- átlagos korreláció (Fisher tranformáltak!)
    mean_ex1=mean(b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_lelohely));
    var_ex1=var(b(1:leolvasott_felso_sor,dcc_lelohely));
    mean_ex2=mean(b(leolvasott_also_sor:end,dcc_lelohely));
    var_ex2=var(b(leolvasott_also_sor:end,dcc_lelohely));
    mean_norm=mean(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),dcc_lelohely));
    var_norm=var(b((leolvasott_felso_sor+1):(leolvasott_also_sor-

1),dcc_lelohely));
    % 6 --- t-teszt (0: nem független - nem szign kül; 1: független - szign kül)
    ttest2_poz = ttest2(ex1,norm);
    ttest2_neg = ttest2(ex2,norm);
    ansaribradley_poz = ansaribradley(ex1,norm);
    ansaribradley_neg = ansaribradley(ex2,norm);
    % --- EREDMÉNY ---
    output(:,1)=mean_norm;
    output(:,2)=mean_ex2;
```

```
    output(:,3)=mean_ex1;
    output(:,4)=ansaribradley_neg;
    output(:,5)=ansaribradley_poz;
    output(:,6)=var_norm;
    output(:,7)=var_ex2;
    output(:,8)=var_ex1;

    A_output(zsolti,:)=output
end
AA_output((oszlop*6-5):(oszlop*6),:)=A_output(:,:)
end


for piac=1:4
    koll_csel(piac,1)=(sum(AA_output((piac*6-5):(piac*6),4))/6);
    koll_csel(piac,2)=(sum(AA_output((piac*6-5):(piac*6),5))/6);
end
%2 szign nagyobb korreláció (=fertőzés)
%2a szign különböző dcc-k
szign_csel(:,1)=AA_output(:,1).*AA_output(:,4);
szign_csel(:,2)=AA_output(:,2).*AA_output(:,4);
szign_csel(:,3)=AA_output(:,1).*AA_output(:,5);
szign_csel(:,4)=AA_output(:,3).*AA_output(:,5);
%2b szign nagyobb korrelációk
for ddd=1:24
    sz_cs(ddd,1)=szign_csel(ddd,1)<szign_csel(ddd,2);
    sz_cs(ddd,2)=szign_csel(ddd,3)<szign_csel(ddd,4);
end
%2c leválogatás piacra
% adott piac mennyiben produkál szignifikánsan magasabb korrelációt
% 3. és 4. orszlopok a két farkat jelölik, a sorok pedig az adott piac
% bontását
for piac=1:4
    koll_csel(piac,3)=(sum(sz_cs((piac*6-5):(piac*6),1))/10);
    koll_csel(piac,4)=(sum(sz_cs((piac*6-5):(piac*6),2))/10);
end
AAA_koll_csel((tolas*4-3):(tolas*4),:)=koll_csel
end
```

10 Melléklet (3) – a vezető és a CEE piacok közötti hierarchia felbomlása az extrém-normál átlenülési pont kevésbé precíz meghatározásának hatására

vizsgált korrelációk	t-teszt		átlagos DCC			ri-Bradley		DCC variancia			vezető piac
	norm	norm	normál	extrém (-)	extrém (+)	norn	norn	normál	extrém (-)	extrém (+)	
US-EU	0	0	0,028677	0,028677	0,028676	1	0	3,36E-12	1,20E-12	2,88E-11	
US-HU	0	0	-0,0492	-0,04682	-0,05234	0	0	0,000374	0,000136	0,002042	
US-CZ	0	1	-0,01126	-0,00161	0,00122	1	1	0,00089	0,001673	0,001471	
US-PL	0	1	-0,01245	-0,01245	-0,01245	1	0	2,99E-12	1,00E-12	2,65E-11	
EU-HU	1	0	-0,01635	-0,02459	-0,0165	0	0	0,000473	0,000821	0,000407	
EU-CZ	0	0	0,014198	0,025401	0,014754	0	1	0,003776	0,002797	0,00481	
EU-PL	0	1	-0,01177	-0,01318	-0,02091	0	0	0,000554	0,000479	0,002358	
HU-CZ	1	1	0,029172	0,045469	0,045495	1	1	0,000676	0,000894	0,001339	
HU-PL	0	0	0,072882	0,071616	0,077081	0	0	0,001965	0,001366	0,001835	
CZ-PL	1	1	0,055838	0,078821	0,078046	1	1	0,002154	0,003969	0,004484	US3M
US-EU	0	0	0,028677	0,028677	0,028677	0	0	3,77E-12	1,64E-12	2,42E-12	
US-HU	0	0	-0,04901	-0,05385	-0,05363	0	0	0,000369	0,000988	0,000877	
US-CZ	1	1	-0,0102	-0,02801	-0,02668	1	0	0,000904	0,000827	0,000783	
US-PL	0	0	-0,01245	-0,01245	-0,01245	0	0	3,43E-12	1,30E-12	5,53E-13	
EU-HU	0	0	-0,01628	-0,02171	-0,01953	0	0	0,000445	0,000784	0,001711	
EU-CZ	0	1	0,015165	0,006382	-0,01548	1	1	0,003532	0,00538	0,013329	
EU-PL	0	0	-0,01189	-0,01439	-0,01041	0	0	0,000589	0,000298	0,000445	
HU-CZ	0	1	0,029356	0,033947	0,038492	0	0	0,000656	0,001326	0,001843	
HU-PL	0	0	0,072861	0,076909	0,071106	0	0	0,001982	0,00108	0,001646	
CZ-PL	0	0	0,056415	0,050337	0,06778	1	1	0,002174	0,003141	0,00356	EU3M
US-EU	0	0	0,028677	0,028677	0,028677	0	0	3,60E-12	7,75E-12	1,31E-12	
US-HU	0	1	-0,04936	-0,05038	-0,03495	0	0	0,000381	0,000571	0,000822	
US-CZ	0	0	-0,01069	-0,01491	-0,02088	0	0	0,000918	0,000797	0,000621	
US-PL	0	0	-0,01245	-0,01245	-0,01245	0	0	3,31E-12	2,25E-12	6,58E-12	
EU-HU	0	0	-0,01638	-0,01724	-0,02187	1	0	0,000454	0,001321	0,000361	
EU-CZ	0	0	0,014207	0,015184	0,024785	0	0	0,003617	0,005897	0,011523	
EU-PL	0	0	-0,01178	-0,01538	-0,01465	1	0	0,000567	0,001102	0,000281	
HU-CZ	0	0	0,029713	0,028962	0,02571	1	1	0,000624	0,002508	0,002093	
HU-PL	1	1	0,071882	0,084325	0,126753	1	1	0,001848	0,002802	0,005088	
CZ-PL	0	0	0,056301	0,059979	0,062684	1	1	0,002156	0,003711	0,004208	HU3M
US-EU	0	0	0,028677	0,028677	0,028677	1	0	3,71E-12	1,79E-12	3,19E-12	
US-HU	1	1	-0,04921	-0,0411	-0,05744	0	0	0,000379	0,000851	0,00147	
US-CZ	1	0	-0,01099	0,001558	-0,01758	0	0	0,000905	0,001698	0,000788	
US-PL	1	0	-0,01245	-0,01245	-0,01245	0	0	3,33E-12	3,34E-12	1,84E-12	
EU-HU	0	0	-0,01653	-0,00876	-0,01839	0	0	0,000483	0,000102	0,000255	
EU-CZ	0	0	0,014016	0,034934	0,031283	1	0	0,003741	0,007915	0,003087	
EU-PL	0	0	-0,01202	-0,0058	-0,00742	0	0	0,000575	0,000913	0,000698	
HU-CZ	0	0	0,029547	0,029858	0,039479	0	1	0,000687	0,000571	0,001671	
HU-PL	0	0	0,072812	0,076454	0,081422	1	1	0,001903	0,002867	0,006741	
CZ-PL	0	0	0,056309	0,060659	0,071453	0	0	0,002229	0,001122	0,002766	CZ3M
US-EU	0	0	0,028677	0,028677	0,028677	0	0	3,80E-12	2,14E-12	1,86E-12	
US-HU	0	0	-0,04923	-0,05184	-0,04696	0	0	0,000396	0,000444	0,000291	
US-CZ	1	0	-0,01121	0,002178	-0,01269	0	1	0,000909	0,001181	0,00071	
US-PL	0	0	-0,01245	-0,01245	-0,01245	1	1	3,08E-12	5,60E-12	8,39E-12	
EU-HU	0	0	-0,01661	-0,01248	-0,01555	0	0	0,000487	0,000266	0,00035	
EU-CZ	0	1	0,013483	0,018602	0,035382	0	0	0,003661	0,007492	0,00398	
EU-PL	0	1	-0,01223	-0,01052	-0,00448	1	1	0,000545	0,001394	0,000925	
HU-CZ	0	0	0,029667	0,028101	0,029996	0	0	0,0007	0,000575	0,000655	
HU-PL	0	1	0,072332	0,067571	0,092644	1	1	0,001826	0,002856	0,004458	
CZ-PL	0	0	0,056338	0,051043	0,064288	1	0	0,002253	0,001354	0,002029	PL3M

vizsgált korrelációk	t-teszt		átlagos DCC			i-Bradley		DCC variancia			vezető piac
	nor	norm	normál	extrém (-)	extrém (+)	norr	norr	normál	extrém (-)	extrém (+)	
US-EU	0	0	0,564089	0,563959	0,556919	0	1	0,001475	0,00248	0,002292	
US-HU	0	0	-0,05007	-0,05007	-0,05007	0	0	5,23E-12	7,64E-12	2,46E-12	
US-CZ	1	1	0,168659	0,126482	0,130383	1	0	0,006876	0,008546	0,006322	
US-PL	1	1	0,073658	0,002191	-0,01393	0	1	0,01153	0,007588	0,006793	
EU-HU	1	1	-0,01832	-0,07386	-0,08772	1	1	0,007884	0,007819	0,006607	
EU-CZ	1	1	0,354697	0,307535	0,273815	0	1	0,032227	0,031916	0,041128	
EU-PL	1	1	0,139098	0,072134	0,049966	1	1	0,019511	0,021501	0,020963	
HU-CZ	1	0	0,081904	0,067282	0,075711	1	1	0,004005	0,00649	0,006069	
HU-PL	0	0	0,234913	0,223793	0,239524	0	0	0,003348	0,004168	0,004323	
CZ-PL	1	0	0,14062	0,118549	0,136946	1	1	0,009792	0,007119	0,006422	US10Y
US-EU	1	0	0,564536	0,555923	0,557145	1	0	0,001384	0,003361	0,002979	
US-HU	0	0	-0,05007	-0,05007	-0,05007	1	0	4,98E-12	8,85E-12	6,40E-12	
US-CZ	1	1	0,169835	0,118555	0,12209	1	0	0,006861	0,007429	0,005979	
US-PL	1	1	0,073981	0,004058	-0,00782	0	1	0,011401	0,009435	0,008361	
EU-HU	1	1	-0,01735	-0,07297	-0,09635	1	1	0,007821	0,00835	0,00554	
EU-CZ	1	1	0,358052	0,279425	0,248478	0	1	0,031301	0,039244	0,041567	
EU-PL	1	1	0,140466	0,069392	0,040079	1	1	0,018328	0,030796	0,031259	
HU-CZ	0	0	0,080918	0,075981	0,087845	1	0	0,004067	0,00634	0,004754	
HU-PL	0	0	0,234746	0,230553	0,235964	1	0	0,003325	0,004572	0,004326	
CZ-PL	0	0	0,13936	0,138658	0,142953	0	0	0,00976	0,008334	0,006827	EU10Y
US-EU	0	0	0,563355	0,567165	0,568172	1	0	0,001525	0,002139	0,001398	
US-HU	0	0	-0,05007	-0,05007	-0,05007	1	0	4,78E-12	1,36E-11	4,19E-12	
US-CZ	1	1	0,168806	0,133894	0,134071	0	0	0,006953	0,006276	0,007492	
US-PL	1	1	0,071299	0,032716	0,024473	0	1	0,011454	0,011689	0,011971	
EU-HU	1	1	-0,02118	-0,04256	-0,0471	1	1	0,007962	0,009368	0,008914	
EU-CZ	1	1	0,353771	0,314847	0,305575	0	1	0,031972	0,039088	0,039798	
EU-PL	1	1	0,136331	0,105473	0,092155	1	1	0,019356	0,026572	0,024748	
HU-CZ	0	0	0,081941	0,071	0,074789	1	1	0,003813	0,009204	0,005821	
HU-PL	1	1	0,233476	0,242824	0,24642	1	1	0,003048	0,007195	0,006113	
CZ-PL	0	0	0,138992	0,1549	0,131603	0	0	0,00958	0,008122	0,01047	HU10Y
US-EU	1	0	0,563251	0,578652	0,567374	0	0	0,001497	0,002778	0,002031	
US-HU	0	0	-0,05007	-0,05007	-0,05007	0	1	5,07E-12	8,87E-12	6,69E-12	
US-CZ	1	1	0,167	0,14144	0,128682	0	0	0,006981	0,008475	0,006112	
US-PL	1	1	0,070073	0,023266	0,00346	0	0	0,011608	0,010092	0,008625	
EU-HU	1	1	-0,02216	-0,04568	-0,05029	0	0	0,00807	0,008671	0,008553	
EU-CZ	1	1	0,352898	0,305358	0,270925	0	0	0,032231	0,039303	0,041342	
EU-PL	1	1	0,135675	0,087589	0,069458	0	1	0,019788	0,025422	0,020377	
HU-CZ	0	0	0,080748	0,089724	0,081004	1	1	0,004088	0,00618	0,006295	
HU-PL	0	0	0,234184	0,238804	0,244928	1	0	0,00334	0,00555	0,00426	
CZ-PL	0	0	0,139456	0,151813	0,128087	0	0	0,009587	0,008347	0,009584	CZ10Y
US-EU	0	0	0,563796	0,563465	0,564074	1	0	0,001502	0,001931	0,001752	
US-HU	1	0	-0,05007	-0,05007	-0,05007	1	0	4,98E-12	8,95E-12	4,12E-12	
US-CZ	0	0	0,165558	0,16944	0,157979	1	1	0,007266	0,005652	0,006026	
US-PL	1	0	0,064339	0,08323	0,079569	0	1	0,011509	0,010728	0,013651	
EU-HU	1	1	-0,02682	-0,00294	-0,00843	1	0	0,008019	0,00853	0,00825	
EU-CZ	0	0	0,349821	0,368795	0,326063	0	0	0,032733	0,030521	0,036056	
EU-PL	1	1	0,12757	0,168634	0,151593	0	1	0,019728	0,020785	0,021998	
HU-CZ	0	1	0,079988	0,079838	0,092921	1	0	0,003965	0,006932	0,00409	
HU-PL	0	1	0,233121	0,238688	0,246595	1	1	0,003073	0,005808	0,004829	
CZ-PL	1	1	0,133114	0,185973	0,163935	0	0	0,009069	0,01025	0,011107	PL10Y

vizsgált korrelációk	t-teszt		átlagos DCC			i-Bradley		DCC variancia			vezető piac
	norm	norm	normál	extrém (-)	extrém (+)	nor	norm	normál	extrém (-)	extrém (+)	
DJI-DAX	1	1	0,582977	0,615643	0,611836	0	1	0,004829	0,002769	0,002059	
DJI-BUX	1	1	0,241931	0,295915	0,297489	1	1	0,009305	0,004826	0,004371	
DJI-PX	1	1	0,254464	0,294773	0,291937	0	0	0,007697	0,005828	0,004867	
DJI-WIG20	1	1	0,289855	0,320072	0,321618	1	1	0,009715	0,00377	0,00374	
DAX-BUX	1	1	0,440233	0,507945	0,524878	1	1	0,01678	0,017782	0,012953	
DAX-PX	1	1	0,44408	0,510317	0,514709	1	1	0,014689	0,015292	0,014558	
DAX-WIG20	1	1	0,495401	0,563757	0,571103	1	0	0,013689	0,012319	0,010135	
BUX-PX	1	1	0,508594	0,536682	0,543741	0	0	0,00737	0,005534	0,005119	
BUX-WIG20	1	1	0,56449	0,596271	0,599547	0	0	0,009334	0,006319	0,006699	
PX-WIG20	1	1	0,540685	0,640728	0,642982	1	1	0,014924	0,011898	0,009772	DJI
DJI-DAX	1	1	0,582302	0,62215	0,613887	0	0	0,004732	0,00359	0,003207	
DJI-BUX	1	1	0,243948	0,275788	0,270779	1	1	0,009454	0,003627	0,006143	
DJI-PX	1	1	0,256139	0,284013	0,270195	0	0	0,007673	0,005983	0,006974	
DJI-WIG20	0	0	0,292082	0,291462	0,299004	1	1	0,009737	0,002929	0,005695	
DAX-BUX	1	1	0,443161	0,484784	0,480225	1	0	0,017141	0,018278	0,014814	
DAX-PX	1	0	0,448303	0,478073	0,462784	1	0	0,014948	0,017664	0,015468	
DAX-WIG20	0	0	0,501318	0,502109	0,507113	0	0	0,013855	0,014616	0,014043	
BUX-PX	0	0	0,511955	0,500479	0,508406	0	0	0,007352	0,00602	0,006678	
BUX-WIG20	1	1	0,565276	0,598932	0,582997	0	0	0,009348	0,004823	0,007922	
PX-WIG20	1	1	0,546084	0,585955	0,579734	0	0	0,015263	0,018476	0,014393	DAX
DJI-DAX	1	1	0,584476	0,602658	0,60386	0	0	0,00477	0,003702	0,00268	
DJI-BUX	1	1	0,244044	0,286657	0,286211	0	0	0,009065	0,008183	0,008746	
DJI-PX	1	1	0,256294	0,284974	0,277025	1	1	0,007553	0,008123	0,007566	
DJI-WIG20	1	1	0,290653	0,326702	0,314618	0	0	0,009314	0,006941	0,008568	
DAX-BUX	1	1	0,443103	0,493748	0,514382	0	1	0,016958	0,015912	0,016032	
DAX-PX	1	1	0,446355	0,498468	0,512157	0	1	0,014947	0,013405	0,014272	
DAX-WIG20	1	1	0,49765	0,565844	0,557605	1	1	0,013606	0,012551	0,015843	
BUX-PX	1	1	0,508522	0,544759	0,562455	0	0	0,007302	0,004953	0,004749	
BUX-WIG20	1	1	0,564914	0,590197	0,619351	0	0	0,009302	0,00496	0,006399	
PX-WIG20	1	1	0,543138	0,63513	0,65336	1	1	0,014992	0,012168	0,010755	BUX
DJI-DAX	1	0	0,584693	0,62259	0,596361	0	0	0,004761	0,003219	0,003508	
DJI-BUX	1	1	0,244437	0,329296	0,272457	0	0	0,009153	0,003219	0,007962	
DJI-PX	1	1	0,256392	0,323767	0,272883	0	1	0,007562	0,002844	0,008102	
DJI-WIG20	1	0	0,291565	0,343548	0,302229	0	1	0,009453	0,003423	0,00672	
DAX-BUX	1	1	0,441849	0,569469	0,510703	1	1	0,01685	0,010488	0,015781	
DAX-PX	1	1	0,445724	0,576444	0,502118	1	1	0,014757	0,004575	0,01639	
DAX-WIG20	1	1	0,498015	0,628852	0,543909	1	1	0,013645	0,0034	0,014887	
BUX-PX	1	1	0,508597	0,585399	0,545239	0	0	0,007256	0,002178	0,006174	
BUX-WIG20	1	1	0,564337	0,614552	0,609042	0	0	0,009239	0,005264	0,006531	
PX-WIG20	1	1	0,543366	0,713426	0,625191	1	1	0,014956	0,005189	0,013577	PX
DJI-DAX	1	0	0,584304	0,600559	0,593108	0	1	0,004784	0,004193	0,00331	
DJI-BUX	0	1	0,244857	0,256852	0,268612	1	0	0,009255	0,007346	0,008342	
DJI-PX	0	0	0,256328	0,269832	0,271667	0	0	0,007602	0,007966	0,00697	
DJI-WIG20	0	0	0,292084	0,292335	0,301647	1	0	0,009548	0,006518	0,007383	
DAX-BUX	1	1	0,441132	0,485502	0,50572	0	0	0,017185	0,012682	0,01522	
DAX-PX	1	1	0,445591	0,475258	0,500654	1	1	0,014911	0,016099	0,013402	
DAX-WIG20	1	1	0,498164	0,522621	0,541064	0	1	0,013735	0,013663	0,014555	
BUX-PX	1	1	0,508626	0,52589	0,543252	0	0	0,007238	0,007393	0,006348	
BUX-WIG20	0	1	0,565842	0,56707	0,595438	0	0	0,009068	0,01113	0,008107	
PX-WIG20	1	1	0,543435	0,58724	0,614737	1	1	0,014677	0,0198	0,016339	WIG20

vizsgált korrelációk	t-teszt		átlagos DCC			-Bradley		DCC variancia			vezető piac
	nor	nor	normál	extrém (-)	extrém (+)	nor	nor	normál	extrém (-)	extrém (+)	
EUR/USD-HUF/USD	0	1	0,804084	0,81291	0,821085	0	0	0,006897	0,00659	0,005016	
EUR/USD-CZK/USD	0	0	0,846092	0,849708	0,848703	0	1	0,000987	0,001065	0,001308	
EUR/USD-PLN/USD	0	1	0,736173	0,743744	0,761549	0	1	0,012445	0,014409	0,014587	
HUF/USD-CZK/USD	1	1	0,770621	0,791168	0,789785	0	1	0,006693	0,005447	0,007657	
HUF/USD-PLN/USD	0	1	0,808898	0,805238	0,821299	1	1	0,007733	0,010882	0,009346	
CZK/USD-PLN/USD	1	1	0,752902	0,766454	0,78703	1	1	0,013239	0,015765	0,014151	EUR/USD
EUR/USD-HUF/USD	0	0	0,804941	0,803269	0,811461	1	0	0,006976	0,009235	0,004967	
EUR/USD-CZK/USD	0	1	0,846061	0,846207	0,849257	1	1	0,000958	0,002142	0,001167	
EUR/USD-PLN/USD	1	1	0,733307	0,780187	0,763557	0	0	0,013115	0,005066	0,010574	
HUF/USD-CZK/USD	1	1	0,769006	0,816241	0,792053	0	0	0,006727	0,005785	0,006109	
HUF/USD-PLN/USD	1	1	0,80468	0,854838	0,832972	0	0	0,008269	0,003022	0,006306	
CZK/USD-PLN/USD	1	1	0,748468	0,825517	0,792564	1	1	0,013945	0,00351	0,009976	HUF/USD
EUR/USD-HUF/USD	0	0	0,805179	0,805762	0,810871	0	1	0,006766	0,007168	0,006378	
EUR/USD-CZK/USD	1	0	0,846054	0,849441	0,847002	0	1	0,001001	0,000843	0,001311	
EUR/USD-PLN/USD	1	1	0,736188	0,745673	0,749537	1	1	0,012183	0,014861	0,015265	
HUF/USD-CZK/USD	1	1	0,768899	0,792053	0,79006	0	1	0,006795	0,005454	0,006711	
HUF/USD-PLN/USD	1	1	0,807677	0,815023	0,820173	1	1	0,007577	0,01038	0,009376	
CZK/USD-PLN/USD	1	1	0,751226	0,771211	0,782274	1	1	0,01297	0,015873	0,014794	CZK/USD
EUR/USD-HUF/USD	0	0	0,805528	0,790781	0,809931	0	0	0,006564	0,009571	0,007846	
EUR/USD-CZK/USD	0	0	0,846397	0,839831	0,848221	0	1	0,000956	0,002373	0,001215	
EUR/USD-PLN/USD	0	1	0,734801	0,765708	0,760374	0	0	0,013171	0,004865	0,010118	
HUF/USD-CZK/USD	1	1	0,7696	0,809265	0,793484	0	1	0,006606	0,006087	0,007045	
HUF/USD-PLN/USD	1	1	0,805561	0,856221	0,831601	0	0	0,008325	0,00134	0,005957	
CZK/USD-PLN/USD	1	1	0,749186	0,825821	0,795666	0	0	0,014044	0,002388	0,008686	PLN/USD

11 Melléklet (4) – a kötvénypiaci korrelációk változása az ECB irányadó refinanszírozási rátájának függvényében

	3M										10Y									
	US-EU	US-HU	US-CZ	US-PL	EU-HU	EU-CZ	EU-PL	HU-CZ	HU-PL	CZ-PL	US-EU	US-HU	US-CZ	US-PL	EU-HU	EU-CZ	EU-PL	HU-CZ	HU-PL	CZ-PL
"A-B" időszak összehasonlítása Ansari-Bradley teszttel (0: nincs szign. kül., 1: szign. kül.)	0	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	0	1
"A" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,050	0,008	-0,012	-0,016	0,014	-0,013	0,023	0,071	0,046	0,564	-0,050	0,178	0,134	0,083	0,398	0,227	0,089	0,241	0,162
"B" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,049	-0,014	-0,012	-0,015	0,016	-0,014	0,033	0,077	0,050	0,570	-0,050	0,224	0,185	-0,015	0,403	0,216	0,089	0,237	0,213
"A" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,003	0,000	0,001	0,002	0,000	0,002	0,000	0,004	0,006	0,000	0,031	0,009	0,004	0,004	0,012
"B" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,003	0,000	0,000	0,001	0,000	0,001	0,000	0,001	0,002	0,001	0,010	0,004	0,003	0,003	0,006
"A-C" időszak összehasonlítása Ansari-Bradley teszttel (0: nincs szign. kül., 1: szign. kül.)	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0	1	0	1	1
"A" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,050	0,008	-0,012	-0,016	0,014	-0,013	0,023	0,071	0,046	0,564	-0,050	0,178	0,134	0,083	0,398	0,227	0,089	0,241	0,162
"C" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,048	-0,025	-0,012	-0,018	0,008	-0,013	0,036	0,073	0,128	0,558	-0,050	0,195	-0,034	-0,068	0,507	0,055	0,064	0,212	0,124
"A" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,003	0,000	0,001	0,002	0,000	0,002	0,000	0,004	0,006	0,000	0,031	0,009	0,004	0,004	0,012
"C" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,002	0,000	0,000	0,003	0,001	0,003	0,000	0,004	0,003	0,002	0,007	0,012	0,003	0,003	0,005
"A-D" időszak összehasonlítása Ansari-Bradley teszttel (0: nincs szign. kül., 1: szign. kül.)	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0
"A" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,050	0,008	-0,012	-0,016	0,014	-0,013	0,023	0,071	0,046	0,564	-0,050	0,178	0,134	0,083	0,398	0,227	0,089	0,241	0,162
"D" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,049	0,004	-0,012	-0,027	-0,007	-0,017	0,046	0,075	0,135	0,576	-0,050	0,184	0,011	-0,108	0,472	0,246	0,052	0,223	0,251
"A" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,003	0,000	0,001	0,002	0,000	0,002	0,000	0,004	0,006	0,000	0,031	0,009	0,004	0,004	0,012
"D" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,000	0,000	0,002	0,008	0,001	0,000	0,001	0,000	0,002	0,000	0,001	0,002	0,001	0,004	0,012	0,006	0,003	0,002
"A-F" időszak összehasonlítása Ansari-Bradley teszttel (0: nincs szign. kül., 1: szign. kül.)	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	0	0
"A" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,050	0,008	-0,012	-0,016	0,014	-0,013	0,023	0,071	0,046	0,564	-0,050	0,178	0,134	0,083	0,398	0,227	0,089	0,241	0,162
"F" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,049	-0,028	-0,012	-0,017	0,015	-0,010	0,023	0,073	0,037	0,565	-0,050	0,071	-0,037	-0,125	0,162	0,024	0,076	0,246	0,095
"A" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,003	0,000	0,001	0,002	0,000	0,002	0,000	0,004	0,006	0,000	0,031	0,009	0,004	0,004	0,012
"F" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,001	0,001	0,000	0,000	0,006	0,001	0,001	0,001	0,002	0,001	0,000	0,002	0,005	0,001	0,024	0,025	0,004	0,004	0,009
"B-C" időszak összehasonlítása Ansari-Bradley teszttel (0: nincs szign. kül., 1: szign. kül.)	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0	0
"B" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,049	-0,014	-0,012	-0,015	0,016	-0,014	0,033	0,077	0,050	0,570	-0,050	0,224	0,185	-0,015	0,403	0,216	0,089	0,237	0,213
"C" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,048	-0,025	-0,012	-0,018	0,008	-0,013	0,036	0,073	0,128	0,558	-0,050	0,195	-0,034	-0,068	0,507	0,055	0,064	0,212	0,124
"B" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,003	0,000	0,000	0,001	0,000	0,001	0,000	0,001	0,002	0,001	0,010	0,004	0,003	0,003	0,006
"C" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,002	0,000	0,000	0,003	0,001	0,003	0,000	0,004	0,003	0,002	0,007	0,012	0,003	0,003	0,005
"B-D" időszak összehasonlítása Ansari-Bradley teszttel (0: nincs szign. kül., 1: szign. kül.)	0	0	1	0	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
"B" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,049	-0,014	-0,012	-0,015	0,016	-0,014	0,033	0,077	0,050	0,570	-0,050	0,224	0,185	-0,015	0,403	0,216	0,089	0,237	0,213
"D" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,049	0,004	-0,012	-0,027	-0,007	-0,017	0,046	0,075	0,135	0,576	-0,050	0,184	0,011	-0,108	0,472	0,246	0,052	0,223	0,251
"B" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,003	0,000	0,000	0,001	0,000	0,001	0,000	0,001	0,002	0,001	0,010	0,004	0,003	0,003	0,006
"D" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,000	0,000	0,002	0,008	0,001	0,000	0,001	0,000	0,002	0,000	0,001	0,002	0,001	0,004	0,012	0,006	0,003	0,002
"B-E" időszak összehasonlítása Ansari-Bradley teszttel (0: nincs szign. kül., 1: szign. kül.)	0	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0
"B" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,049	-0,014	-0,012	-0,015	0,016	-0,014	0,033	0,077	0,050	0,570	-0,050	0,224	0,185	-0,015	0,403	0,216	0,089	0,237	0,213
"E" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,051	-0,011	-0,012	-0,010	0,032	-0,009	0,062	0,066	0,146	0,546	-0,050	0,085	-0,042	-0,121	0,113	0,010	0,059	0,250	0,136
"B" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,003	0,000	0,000	0,001	0,000	0,001	0,000	0,001	0,002	0,001	0,010	0,004	0,003	0,003	0,006
"E" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,001	0,000	0,000	0,001	0,006	0,001	0,002	0,002	0,000	0,003	0,000	0,002	0,001	0,000	0,013	0,012	0,010	0,007	0,002
"C-D" időszak összehasonlítása Ansari-Bradley teszttel (0: nincs szign. kül., 1: szign. kül.)	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	1	1	1	0	1
"C" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,048	-0,025	-0,012	-0,018	0,008	-0,013	0,036	0,073	0,128	0,558	-0,050	0,195	-0,034	-0,068	0,507	0,055	0,064	0,212	0,124
"D" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,049	0,004	-0,012	-0,027	-0,007	-0,017	0,046	0,075	0,135	0,576	-0,050	0,184	0,011	-0,108	0,472	0,246	0,052	0,223	0,251
"C" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,002	0,000	0,000	0,003	0,001	0,003	0,000	0,004	0,003	0,002	0,007	0,012	0,003	0,003	0,005
"D" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,000	0,000	0,002	0,008	0,001	0,000	0,001	0,000	0,002	0,000	0,001	0,002	0,001	0,004	0,012	0,006	0,003	0,002
"C-E" időszak összehasonlítása Ansari-Bradley teszttel (0: nincs szign. kül., 1: szign. kül.)	0	0	1	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1	0	1	1	1
"C" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,048	-0,025	-0,012	-0,018	0,008	-0,013	0,036	0,073	0,128	0,558	-0,050	0,195	-0,034	-0,068	0,507	0,055	0,064	0,212	0,124
"E" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,051	-0,011	-0,012	-0,010	0,032	-0,009	0,062	0,066	0,146	0,546	-0,050	0,085	-0,042	-0,121	0,113	0,010	0,059	0,250	0,136
"C" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,002	0,000	0,000	0,003	0,001	0,003	0,000	0,004	0,003	0,002	0,007	0,012	0,003	0,003	0,005
"E" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,001	0,000	0,000	0,001	0,006	0,001	0,002	0,002	0,000	0,003	0,000	0,002	0,001	0,000	0,013	0,012	0,010	0,007	0,002
"C-F" időszak összehasonlítása Ansari-Bradley teszttel (0: nincs szign. kül., 1: szign. kül.)	0	0	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0	1
"C" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,048	-0,025	-0,012	-0,018	0,008	-0,013	0,036	0,073	0,128	0,558	-0,050	0,195	-0,034	-0,068	0,507	0,055	0,064	0,212	0,124
"F" időszak átlagos korrelációi	0,029	-0,049	-0,028	-0,012	-0,017	0,015	-0,010	0,023	0,073	0,037	0,565	-0,050	0,071	-0,037	-0,125	0,162	0,024	0,076	0,246	0,095
"C" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,002	0,000	0,000	0,003	0,001	0,003	0,000	0,004	0,003	0,002	0,007	0,012	0,003	0,003	0,005
"F" időszak korrelációinak varianciája	0,000	0,001	0,001	0,000	0,000	0,006	0,001	0,001	0,001	0,002	0,001	0,000	0,002	0,005	0,001	0,024	0,025	0,004	0,004	0,009