

# TŐZSDEI ANOMÁLIÁK MEGLÉTÉNEK VIZSGÁLATA A BUDAPESTI ÉRTÉKTŐZSDÉN<sup>1</sup>

BIDLÓ ESZTER BÍBORKA – SZABÓ DÁVID ZOLTÁN  
*Budapesti Corvinus Egyetem*

A viselkedési pénzügyek szerint a befektetőket az érzelmeik is befolyásolják, nem racionálisan döntenek, ezzel magyarázatot szolgáltatva a tőzsdei anomália jelenségére. A tanulmányban a naptárhatás és az időjárás hatásának a meglétét vizsgáltuk 1991 és 2022 között a BUX indexen általános lineáris modell, dekompozíciós modell, valamint aszimmetrikus GJR-GARCH modell segítségével. A hónapforduló és az újév hatása statisztikailag szignifikánsan jelen van a magyar tőzsdén. Továbbá az OTP, a MOL és a Richter részvények napon belüli kereskedésének vizsgálata során arra jutottunk, hogy az egyes órák közötti forgalom jelentős mértékben eltér, így igazolható a nemzetközi tőkepiacokon is megfigyelt ebédszüneti és záróra anomália. További eredmények azt is feltárják, hogy az esős napokon jelentősen alacsonyabb tőzsdei forgalom volt megfigyelhető a magyar tőzsdén. A cikk alapján tehát érdemes figyelembe venni a viselkedési torzításokat a magyar tőzsdén való befektetések tervezésekor.

## 1 Bevezetés

A hagyományos pénzügyi megközelítés szerint az emberek racionálisak, a piacok hatékonyak és a részvényárfolyamok jól leírhatók a sztenderd eszközárzási modellekkel (Medvegyev & Száz, 2010). Azonban, ha csak a részvénypiacokon tapasztalható anomáliákra gondolunk, vagy a befektetők azon döntéseire, amit nem racionálisan, hanem érzelmi alapon hoznak, láthatjuk, hogy ezek a feltételek gyakran nem állják meg a helyüket. Ezeknek a viselkedéseknek sokszor különböző megjósolható, rendszerszintű hatásai vannak a tőzsdei árfolyamokra. E hatások jobb megértésében segíthet a viselkedési pénzügyek területe. A viselkedési közgazdaságtan, a viselkedési pénzügyek a közgazdaságtudomány azon fiatal területe, ami a pszichológiából, egyéb társadalomtudományokból és az agytudományból származó ismeretek bevonásával igyekszik jobb gazdasági döntéseket és előrejelzéseket elérni (Kőszegi, 2014).

A viselkedési pénzügyek a pszichológiai tényezőknek a befektetők viselkedésére, döntéseire és a pénzügyi piacokra gyakorolt hatásával foglalkozik. Azt állítja, hogy az egyének sokszor tények helyett személyes elfogultságuk,

---

<sup>1</sup>Beérkezett 2024. június 11. DOI: <https://doi.org/10.15170/SZIGMA.55.1218>. E-mail: [bidloeszter@gmail.com](mailto:bidloeszter@gmail.com), [davidzoltan.szabo@uni-corvinus.hu](mailto:davidzoltan.szabo@uni-corvinus.hu).

hangulatuk alapján irracionális (befektetési) döntéseket hoznak. Így a viselkedési pénzügyek nem zárja ki a szezonális anomáliák vagy az időjárás hatásának az esetleges meglétét a tőzsdén. Számos nemzetközi tanulmány vizsgálta a naptári hozammintázatok és az időjárás hatásának tőzsdére gyakorolt hatását. Rozeff és Kinney (1976) azt figyelte meg, hogy a New York-i tőzsdén a januárban elért hozamok szisztematikusan és tartósan magasabbak, mint az év többi hónapján, French (1980) a hétfői hozamokban talált szignifikáns eltérést, Saunders (1993) pedig azt találta, hogy az erősen felhős napokon az indexhozamok általában negatívak. Jelen dolgozat azt vizsgálja, hogy vajon a nemzetközi kutatásokban megfigyelt naptárhatások és időjárás-hatások a magyar tőkepiacon is teljesülnek-e.

A cikk 2. fejezetében a viselkedési pénzügyek tudományág főbb ismérveit mutatjuk be, ismertetve a legfontosabb heurisztikákat és a naptárhatásokkal és az időjárás tényezők hatásával kapcsolatos nemzetközi és hazai kutatásokat. A 3. fejezetben bemutatjuk a kutatásunk módszertani háttérét és a vizsgált pénzügyi és időjárás adatokat. A 4. fejezetben a naptárhatás, míg az 5. fejezetben az időjárás hatásának vizsgálatát ismertetjük. Végül a 6. fejezetben összefoglaljuk a főbb eredményeket, és kitekintünk.

## 2 Viselkedési pénzügyek és tőzsdei anomáliák

Jelen fejezetben ismertetésre kerülnek a legfontosabb viselkedési torzítások és heurisztikák, melyek magyarázatot nyújthatnak a tőzsdei anomáliákra. A heurisztika az ógörög heureszisz (rátalálás) szóból származik. Azt a folyamatot jelenti, amikor nem szabályok, előírt módszerek alapján döntünk, hanem az eddigi tapasztalatainkra hagyatkozunk. Amos Tyersky és Daniel Kahneman 70-es, 80-as években számos, a döntéseinkkel kapcsolatos torzítást és a mögöttük húzódó heurisztikákat vizsgált, mint például a reprezentativitás heurisztikát vagy a keretezési hatást („framing effect”) (Tversky, és Kahneman (1973), Kahneman és Tversky (1981), Kahneman és Tversky (1984)). A legismertebb heurisztikák és viselkedési torzítások az 1. táblázatban kerültek felsorolásra.

Az utóbbi évtizedekben számos kutató vizsgálta, hogy vajon ezek a viselkedési heurisztikák hogyan hatnak a tőzsdepiacra, vajon a hatásukra megfigyelhetőek-e szisztematikusan eltérések a hozamokban. A következő részfejezetben az ezzel kapcsolatos nemzetközi és hazai kutatásokat fogjuk ismertetni, kiemelt figyelmet fordítva a naptárhatásokkal és az időjárás tényezők hatásával kapcsolatos kutatásokra.

Heurisztikák	Jelentése	Példák, következmény
Birtoklási hatás	A javakat, amelyeket már birtoklunk, értékesebbnek tartjuk, mint amelyeket most kéne megszerezni.	Saját ház, autó, cég eladásakor a piaci árnál magasabb árat kérünk, mivel többre értékeljük.
Csomagolási vagy keretezési hatás	A mód, ahogy egy problémát vagy információt megfogalmaznak, befolyásolja a döntés kimenetelét.	Az A opció (20% az esély, hogy veszítesz), B opció (80% az esély, hogy nem fogsz veszíteni) ugyanaz, de mégis a B opciót választják.
Csordaszellem hatás	Valahova tartozni akarás, ami arra készíti az embereket, hogy a helyes döntés helyett a népszerű döntést válasszák.	Befektetők hajlamosak a trendeknek megfelelően befektetni, ami sokszor a tőzsdei buborékok kialakulásához vezet.
Elérhetőségi heurisztika	Emlékezetből könnyen felidézhető, látványos vagy személyesen tapasztalt események szisztematikus túlértékelése.	Nő az érdeklődés egy adott eszköz iránt, egyre többet hallunk róla (média, hírek), megerősíti a befektetők elvárásait, így tovább nő a spekuláció, ami spekulatív buborékokhoz vezethet.
Érzelmek hatása	Pillanatnyi hangulatunk, érzelmi állapotunk befolyásolja a döntéseinket.	Amikor pozitív a hangulatunk, általában alacsony kockázatot és nagy lehetőséget látunk mindenben, így hajlandóak vagyunk magasabb áron is befektetni.
Kilátáselemlet	Nyereséges helyzetekben az emberek kockázatkerülők (hasznosságfüggvényük konkáv), míg a veszteséges helyzetben kockázatkedvelők.	Befektetők félnek realizálni a veszteséges pozícióikat, nyereség esetén hajlamosak túl korán eladni a részvényeiket.
Kontroll illúziója	A képesség túlbecsülése az események befolyásolásával és ellenőrzésével kapcsolatban.	Csak egyes szektorokba, iparágba való befektetés, hiszen szűkebb terület jobban átlátható, ami egyfajta kontrollt jelent.
Lehorgonyzás, rögzítés	Kiindulóponthoz, kezdőértékhez való viszonyítás a döntéseink során.	Amikor egy befektető egy korábbi magas árfolyamhoz rögzíti a vételi vagy eladási döntését anélkül, hogy figyelembe venné a jelenlegi piaci információkat
Megerősítéstorzítás	Kiemelt figyelem az olyan információkra, amelyek megerősítik az egyén álláspontját, és figyelmen kívül hagyják az ennek elmentmondó információkat.	A meglévő befektetéssel kapcsolatos pozitív információkra, hírekre való fókuszálás, pozitív információk túlreagálása.
Mentális könyvelés	Felhasználástól függően eltérő módon (külön „számlákon”) kezelik a pénzt.	Emberek külön kezelik a befektetéseiket, nem képeznek belőlük egy portfóliót.
Status quo	Viselkedésünk során arra törekszünk, hogy a dolgok úgy maradjanak, ahogy megszoktuk azokat.	Amikor egy befektető ragaszkodik a meglévő portfóliójához vagy befektetési stratégiájához, még akkor is, ha új információk azt javasolják, hogy változtasson.
Túlzott önbizalom	Befektetők túlértékelik a saját képességüket és a saját várható teljesítményüket.	Túlzott kereskedés, sikerhez nagy valószínűségű rendelése.

1. táblázat. Összefoglaló tábla a főbb heurisztikákról

## 2.1 Naptárhatás

A hatékony piacok gyenge elmélete szerint a jövőbeni tőzsdei árak véletlenszerűen alakulnak, vagyis érvényes rájuk a véletlen bolyongás hipotézise. E feltétel teljesülése esetén a tőzsdei árakban semmiféle szezonalitást nem lehet megfigyelni. Ezzel szemben az utóbbi 50 évben számos kutatás jelent meg, mely megkérdőjelezi a piac hatékonyságát, és rámutat arra, hogy a részvényárfolyamokban a naptári időszakokhoz köthető szisztematikus ingadozás

figyelhető meg, ezt a jelenséget a szakirodalomban naptárhatásnak vagy szezonális anomáliának szokták nevezni. A naptárhatás a naptárhoz kapcsolódó gazdasági hatás vagy piaci anomália, mely szerint a piac különbözőképpen viselkedik a nap különböző óráiban, a hét különböző napjain, a hónap és az év különböző időszakában.

Anomália neve	Anomália jelentése	Hozamok	
		Magas	Alacsony
H ó n a p o k			
Január-hatás	Januárban jobban teljesít a tőzsde, magasab- bak a hozamok	Január	
„Sell in May and Go Away”	Májusban add el a részvényed, és maradj ki a piacról októberig, hiszen ekkor alulteljesít a tőzsde		Május-okt.
Halloween- effektus	Október 31-től (Halloween) május 1-ig job- ban teljesít a tőzsde	November- április	
Mikulás rally	Novemberben és decemberben emelkednek a tőzsdei árfolyamok	November, december	
N a p o k			
Hónapforduló- hatás	Hónap elején és hónap végén magasabb hozamok	Hónap eleje, hónap vége	
Hétfő-hatás	Részvénypiacok gyengébb teljesítményt nyújtanak hétfőn, mint a hét többi napján		Hétfő
Péntek-hatás	Részvénypiacok hajlamosak jobb teljesítményt nyújtani pénteken, mint a hét többi napján	Péntek	
Szerda-hatás	Részvénypiacok hajlamosak jobban teljesíte- ni szerdán, mint a hét többi napján	Szerda	
Ó r á k			
Nyitási óras anomália	Nagy volatilitás és magas forgalom a tőzsdenyitáskor, a reggeli órákban	9-10 óra	
Záróóra anomália	Nagy volatilitás és magas forgalom a késő délutáni órákban, a záráskor	16-17 óra	
Ebédszüneti anomália	Alacsonyabb volatilitás és kereskedési forga- lom napközben, ebédszünet alatt		12-14 óra
Hétfő reggel hatás	Magas volatilitás, alacsony hozamok hétfő reggel		Hétfő reggel
Ü n n e p			
Karácsony	Karácsony előtt és után magasabb hozamok	Karácsony előtt, után	
Újév-hatás	Év első napjaiban emelkednek az árfolyamok	Január eleje	

2. táblázat. Összefoglaló tábla a főbb naptárhatásokról. Forrás: Saját szerkesztés az irodalmi összefoglalók alapján.

A legismertebb és a legtöbbet kutatott naptár-anomália a január-hatás, mely szerint januárban a tőzsdén elért hozamok szisztematikusan és tartósan magasabbak, mint az év többi hónapjában. Már 1942-ben megfigyelte Wachtel az amerikai tőzsdén a januári abnormális hozamokat, de Rozeff és Kinney (1976) volt az első, aki formálisan dokumentálta a jelenséget. Kimutatták, hogy a New York-i tőzsde indexei jelentősen magasabb hozamot értek el januárban, mint az 1904-1974 közötti időszak többi tizenegy hónapjában. Hasonló eredményre jutott Lakonishok és Smidt (1984) és Barone (1990), aki a milánói tőzsdeindexre (MIB) vizsgálta a jelenséget 1975 és 1989 között, vagy akár Agrawal és Tandon (1994) aki 18 országban mutatta ki az anomáliát. Azonban az utóbbi időben egyre több kutatás utasítja el a január-hatás meglétét, többek szerint bár az anomália 1980-1990 között valóban megfigyelhető volt, az utóbbi évtizedekben eltűnőben van (Gu, 2003).

A befektetők körében elterjedt a „Sell in May and Go Away” stratégia, mely azt javasolja, hogy májusban adjuk el részvényeinket és majd csak ősszel

térjünk vissza a tőzsdére, hiszen a szezonális hatások miatt május és október között alulteljesít a tőzsde. Egy közmondás is kialakult a jelenségről: „Sell in May and go away, come back on St. Leger’s Day”, vagyis add el a részvényt májusban, majd gyere vissza a piacra szeptember végén, a St. Leger napi lóversenyek idején. A szakirodalmak szerint a stratégia angliai kereskedőktől és bankároktól ered, akik a nyári hónapokat Londontól távol, vidéken töltötték, és csak szeptember közepén tértek vissza Londonba. Erre a hatásra szokás Halloween-effektusként, vagy „Sell in May and Buy in November” hatásként hivatkozni, az utóbbiak manapság már elterjedtebbek, és a szeptembernél későbbi, novemberi visszatérést javasolnak (Bouman és Jacobsen, 2002).

A szakirodalomban a „week-of-the-month” hatásnak hívott jelenséggel, vagyis a hónap hetének a hatásával nem foglalkoznak olyan széles körben, mint az előbbieken említett szezonális anomáliákkal. E szerint a hónap különböző hetein azonos irányban változó periodikus ismétlődések figyelhetőek meg a heti hozamokban. Ariel (1987) 1963-tól 1981-ig tartó időszakban vizsgálta a New York-i tőzsdén, ahol azt találta, hogy az aktuális hónap utolsó napja és a következő hónap első kilenc napja szignifikánsan nagyobb hozamot mutat a többi naphoz képest. Ariel (1987) 0,47%-os hozamot talál a hónap fordulója körül, szemben a többi négynapos időszak 0,061%-val. A jelenséget hónapfordulós-hatásnak, angolul „turn-of-the-month” hatásnak vagy „pay-day effect”-nek is szokás nevezni. Lakonishok és Smidt (1988) kiterjesztették Ariel vizsgálatát 90 éves minta időszakra (1897–1986), és szűkítették a vizsgált időablakot, amely így egy hónap utolsó kereskedési napját és a következő hónap első négy kereskedési napját foglalja magában (–1, +4). Ők is bizonyítékot találtak a tartósan szokatlan hozamokra a Dow Jones Industrial Average (DJIA) tőzsdeindexen.

Nem csak a hónapok és hetek között figyelhető meg szignifikáns eltérés a részvényhozamokban, hanem a hét napjaiban is. Cross (1973) az Egyesült Államok piacán a héten belüli szezonalitást vizsgálta – melyre „day-of-the-week” hatásként szoktak hivatkozni – az S&P 500 index hozamára 1953 és 1970 között. Eredményei szerint a pénteki hozamok átlagosan magasabbak, a hétfői hozamok pedig alacsonyabbak, mint a hét többi napján a hozamok. Hasonló eredményekről számol be French (1980), aki az 1953–1977 közötti időszakra vonatkozó S&P 500 indexet tanulmányozta, és talált a hétfői napon negatív hozamokat. Gibbons és Hess (1981) negatív hétfői hozamot talált a DJIA index 30 részvényénél. A hétfői gyengébb teljesítményre utaló hétfőhatást hétvége-hatásnak is szokták nevezni a szakirodalomban.

Az előzőekben láthattuk, hogy a hónap és a hét különböző napjain is megfigyelhetőek kereskedési mintázatok. A napon belüli (intraday) kereskedésben is mindegyik minta megtalálható, vagyis az U-alak, W-alak, a fordított J-alak (vagy L-alak). Az U-alakú minta arra utal, hogy reggel, nyitáskor magas a forgalom, majd napközben csökken, dél körül éri el minimumot, majd a délután során egyre nő a kereskedés, és a legnagyobb forgalom a záró órában tapasztalható (Admati & Pfleiderer, 1988).

Andor, Ormos és Szabó (1999) 1990–1999 között a BUX indexet vizsgálva nem találtak egyértelmű bizonyítékot a magyar tőzsdén a január-hatásra vagy az alacsonyabb hétfői hozamokra. Ezzel egy irányba mutat Neszveda és Simon (2021) kutatása is, akik 2000.02.01. és 2018.10.02. között a Budapesti Értéktőzsdén kereskedett részvényeken vizsgálták a január-hatás és a momentum-stratégia jelenlétét. Ezzel szemben Asteriou és Kavetsos (2006), akik több európai országot is vizsgáltak a kutatásuk során, bizonyítékot találtak 1991 januárja és 2003 májusa között a január-hatás magyarországi jelenlétére, továbbá azt is megfigyelték, hogy ez a hatás a „tax-loss selling” jelenség fennállására vezethető vissza.

### 2.1.1 Magyarázatok a naptárhatások jelenlétére

A „tax-loss selling” jelenség az adóelkerülés céljából való eladást jelenti. Vagyis azokban az országokban, ahol van árfolyamnyereség-adó, az adóköteles befektetők az év végén, decemberben a veszteséges részvényeik egy részét eladják, hogy veszteséget realizáljanak, ezáltal az adóalapjuk csökkenjen. Ennek hatására a részvényárfolyamok decemberben csökkennek, azonban januárban újraélednek, így januárban magas hozamok tapasztalhatók a tőzsdén (Givoly & Ovadia, 1983).

A január-hatást és a hónapforduló-hatást a „window dressing”, vagyis magyarul a kirakatrendezés jelenségével is szokták magyarázni. E szerint az alapkezelők az év végén szeretnének pozitív képet mutatni magukról, így decemberben a portfóliójukban eladják a kínos, rosszul teljesítő részvényeket, hogy elkerüljék azok megjelenését az éves jelentésben (azaz a kirakatban) (Bildersee & Kahn, 1987).

Coursey és Dyl (1986) szerint a héten belüli eltérő hozamok és a hétvége-hatás pszichológiai tényezőkkel is magyarázható. Péntekenként és ünnepek előtt jó hangulat figyelhető meg, ezzel szemben köztudott, hogy hétfőnként az emberek rossz kedvűek, sőt megfigyelték, hogy hétfőn gyakrabban történnek öngyilkosságok, mint bármely másik napon. Sokszor a kockázatosabb short ügyleteket lezárják a befektetők az ünnepnapok vagy a hétvége előtt, hogy úgy mehessenek pihenni, hogy emiatt már ne kelljen aggódniuk. Így ez is felelős lehet a pénteki és az ünnepek előtti magas hozamokért és a hétfő-hatás jelenlétéért, vagyis a hétfői negatív hozamokért. Emellett az újévre egy új lehetőségként is tekinthetnek a befektetők, amely új reményeket hozhat, így hajlamosabbak magasabb kockázatvállalási hajlandósággal közelíteni a befektetéseiket. Gyakran ekkor a befektetők új stratégiát állítanak elő, új célokat tűzhetnek ki, amely növekvő kereskedési aktivitást eredményezhet.

A hónap végén, elején nagyobb mértékű készpénzáramlás figyelhető meg, sok befektető ekkor kapja meg fizetését, osztalékot, a kamatokat. Ezek a kifizetések lehetőséget teremtenek a magánbefektetők számára a többletpénz befektetésére, ami növelheti a befektetési aktivitást és az árakat a részvény-piacon. Például Japánban, ahol a bónuszokat félévente fizetik ki, a részvények januárban és júniusban szezonálisan változnak. Emellett a jó és a rossz hírek szisztematikus időzítése is szerepet játszhat. A rossz hírek bejelentését

szisztematikusan a pénteki tőzsdezáras utánra halasztják. Emellett többen azt találták, hogy ha egy részvény bekerül az S&P500 index részvénykosarába, akkor az ára azonnal közel 3 százalékkal emelkedik (Thaler, 1987).

Bizonyos ágazatok és iparágak is szezonális hatásoknak vannak kitéve, amelyek befolyásolják az árfolyamokat és a kereskedési volumeneket. Például az élelmiszeripari vállalatok általában magasabb forgalmat mutatnak a nyári hónapokban.

Azonban az információk egyre szélesebb körben elérhetőek, egyre nagyobb teret nyer a Fintech vagyongkezelésre fókuszáló szegmense, a Wealthtech. Az algoritmikus kereskedés és az automatizált rendszerek elterjedése a pénzügyi piacokon növelte a kereskedés sebességét és hatékonyságát. Ezek a rendszerek gyorsan azonosítják és kihasználják a nyereséges lehetőségeket, ideértve a naptári anomáliákat is. Ennek eredményeképpen arra számíthatunk, hogy a jövőben tovább csökken a naptárhatások erőssége.

## 2.2 Időjárás hatása

Pszichológusok évtizedek óta dokumentálják a napsütés és a viselkedés közötti összefüggést. Többek között a napsütést a borralalóval (Rind, 1996), a napsütés hiányát pedig a depresszióval (Eagles, 1994) és az öngyilkossággal (Tietjen & Kripke, 1994) hozták összefüggésbe. Ezért arra számíthatunk, hogy napsütéses időben az emberek boldogabbak, hajlamosabbak lehetnek részvényeket vásárolni, ez arra utal, hogy a napsütés pozitívan korrelál a részvények hozamaival. Ezzel szemben borongós, sötét, esős időben az emberek kilátásai pesszimistábbá és kockázatkerülőbbé válnak.

Saunders (1993) a New York-i időjárás és New York-i tőzsdén jegyzett részvényindexek napi változásának a kapcsolatát vizsgálta lineáris regresszióval a 1927.01.01.–1962.07.05. és 1962.07.06.–1989.12.31 közötti időszakokra. A felhőzet mértéke alapján három kategóriába sorolta az adatokat, és azt találta, hogy felhős napokon az indexhozamok általában negatívak. Hirschleifer és Shumway (2003) 1982-től 1997-ig tartó időszakra vizsgálta 26 városban, köztük Bécsben, Stockholmban és Zürichben is az időjárás hatását a napi indexhozamokra, Saundershez hasonlóan arra jutott, hogy a napfény erősen szignifikánsan korrelál a részvények hozamával, azonban az eső és a hó nincs összefüggésben a hozamokkal.

Azonban Trombley (1997), aki megismételte Saunders kutatását, azonos adatokkal, de eltérő módszertannal, arra jutott, hogy a kapcsolat a Wall Street-i időjárás és a hozamok között nem olyan erős, mint amit Saunders kimutatott. Krämer és Runde (1997) a német tőzsdét vizsgálva azt észlelte, hogy a helyi időjárásnak nincs hatása a részvényhozamokra. Cao és Wei (2001) a hőmérséklet hatását vizsgálták a részvényhozamokra, és 8 nemzetközi piacon találtak kapcsolatot. Keef és Roush (2002) azt kutatták, hogy az új-zélandi tőzsde napi hozamát hogyan befolyásolják az időjárás különböző aspektusai Wellingtonban, és arra jutottak, hogy a felhőzet egyáltalán nincs hatással a hozamokra, a hőmérséklet csak kis mértékben, de a szél valóban jelentős hatással bír.

Más kutatások a szezonális depresszió hatását vizsgálták (angolul Seasonal affective disorder, rövidítve SAD). A szezonális depresszió olyan hangulatzavar, ami jellemzően a kevés napfényes órával rendelkező évszakokban, télen és ősszel jelentkezik. Több pszichológus, például Marvin Zuckerman (1984) is egyértelmű kapcsolatot dokumentált a depresszió és az alacsonyabb kockázatvállalási viselkedés között. A fent idézett pszichológiai tanulmányok erőteljesen alátámasztják azt a nézetet, hogy a rövidebb napokkal járó depresszió nagyobb fokú kockázatkerülést eredményez, ami a részvénytőzsi hozamokkal összefüggésben tesztelhető hipotézisekhez vezet. Molnár (2013) Magyarországon is megfigyelte a szezonális depresszió jelenlétét, azonban ő a tőzsdei piacokra kifejtett hatását nem érintette. Kamstra, Kramer és Levi (2003) több faktort is vizsgáltak, köztük a SAD hatást, a felhőzetet, a csapadékot és a hőmérsékletet, a hétfő-hatást és az adózás hatását. A SAD hatás és több nemzetközi részvényindex hozamai között kapcsolatot találtak, a legerősebb kapcsolat az északi országokban, például Svédországban volt megfigyelhető.

Bell és társai (2001) a könyvükben megmutatták, hogy extrém hideg és extrém meleg esetén az emberek viselkedése megváltozik, utóbbi esetet a pszichológusok „long and hot summer effect”-nek is szokták nevezni. Ezekben az időszakokban az emberek türelmetlenebbekké válnak, akár mérgessé is, és jelentős mértékben megnő az erőszakos cselekedetek száma.

A hőmérséklet mellett a páratartalom is kihathat az emberek viselkedésére, hiszen általában magasabb páratartalom mellett kevésbé érezzük jól magunkat. A napsugárzás is befolyásolja az egyén viselkedését. McAndrew (1993) rámutatott, hogy a napfény hiánya melankolikussá és zaklatottá teszi az embereket, és elősegíti a szezonális depresszió kialakulását. Mivel az időjárás nyilvánvalóan befolyásolja az emberi hangulatot, arra számíthatunk, hogy fontos szerepet játszhat, amikor a befektetők döntéseket hoznak, tekintettel a korlátozott racionalitásra (Simon, 1976).

Shu és Hung (2009) 18 európai országban, köztük Magyarországon is vizsgálta elsősorban a szélsőségek és a napi tőzsdei hozamok kapcsolatát 1994 és 2004 között. Csehország és Magyarország kivételével minden országban negatív szélhatást tapasztaltak. Továbbá ezek közül 9-ben e hatás szignifikáns is volt 10%-os szint mellett. Többváltozós regresszió során azonban kitért más időjárási tényezőkre is, és a magyar adatok esetén a hőmérséklettel talált negatív, szignifikáns kapcsolatot, míg a napfénytel nem. Azonban ezen kívül nem ismerünk olyan kutatást, ahol a magyar tőkepiacra vizsgálták volna az időjárás hatását.

Kathiravan és társai (2021) az irodalmi áttekintésükben 51 kutatást tekintettek át az időjárási tényezők és a tőzsdei árfolyamok területén, e kutatások összesen 33 országban vizsgálták az időjárási tényezők és a tőzsde kapcsolatát. A legnépszerűbb vizsgált tényező a hőmérséklet volt, de emellett a páratartalmat, a szélsőséget, a felhőzetet, a napfényt és a csapadékot is több kutatás vizsgálta, továbbá a SAD hatásra is kitértek. Az 51 kutatás közül 8 nem talált (szignifikáns) kapcsolatot az időjárási tényezők és a tőkepiac alakulása között. Azonban a kutatások módszertana is nagyban eltérő, a



legtöbbször, azaz 51 vizsgált kutatás közül 25-ben regresszióval vizsgálták az időjárás és a tőzsdei magatartás kapcsolatát, emellett a GARCH modellek is népszerűek voltak.

Mint a korábbiakban látható volt, széles körben elfogadott, hogy az időjárás kihat az emberek hangulatára. A legtöbb bizonyíték arra utal, hogy a borús, sötét, esős, lehangelő napokon a részvények esnek, míg a napfényes, derűs napokon a részvények emelkednek. Azonban fontos kiemelni, hogy a szignifikáns összefüggéseket azonosító tanulmányok nagyobb valószínűséggel kerülnek publikálásra, mint a negatív vagy null eredményeket adók. Robert Rosenthal (1979) „file-drawer effect”-nek vagy más néven „publication bias”-nek nevezte ezt a jelenséget. Hiszen sokszor a kutatók sem teljesen racionálisak, hajlamosak arra, hogy a pozitív eredményekre összpontosítsanak, és elhanyagolják a negatív eredményeket, mely a megerősítési és az elérhetőségi heurisztika jelenségére utal.

## **3 Adatok bemutatása, kutatási módszertan**

### **3.1 Kutatási kérdések**

A kutatás során arra keressük a választ, hogy vajon a magyar tőkepiacon is megfigyelhetők-e a tőzsdei anomáliák, és azok magyarázhatóak-e a viselkedési pénzügyek eszközeivel. Többek között azt vizsgáljuk, hogy teljesül-e a januárhatalás és a hétfő-hatalás a magyar tőkepiacon, vajon az ünnepek előtt és a hónapok elején valóban magasabbak-e a hozamok, befolyásolja-e a befektetők hangulatát, ha esik az eső, vagy ha süt a nap. A fő kutatási kérdéseink az alábbiak:

K1: Megfigyelhető-e a Budapesti Értéktőzsdén a naptárhatalás jelensége?

K2: Megfigyelhető-e a Budapesti Értéktőzsdén az időjárás-hatalás jelensége?

### **3.2 Kutatási minta és adatgyűjtés módszertana**

A kutatásunkban elsősorban a Budapesti Értéktőzsde vezető részvényindexét, a BUX indexet vizsgáljuk. A BUX index a BÉT részvényszekciójában szereplő legnagyobb tőkeértékű és forgalmú részvények árának átlagos változását tükrözi. 2023 márciusában az indexkosárban 27 részvény szerepelt, köztük legnagyobb súllyal az OTP Bank (36,18%), a MOL (27,23%) és a Richter Gedeon (24,14%) részvénye. Fontos kiemelni, hogy a BUX indexkosár összetétele többször is változott az idők alatt, például 2022 szeptemberében is, amikor is az Appennin másodjára nem teljesítette a BUX kritériumait, így ez is kihat az alakulására (Budapesti Értéktőzsde, 2020).

Emellett vizsgálni fogjuk még a BUMIX indexet, melyet a BÉT 2004. június 1. óta számol. A BUMIX a közepes és kis piaci tőkeértékű tőzsdei cégeket tömörítő index, mely olyan vállalatokat tartalmazott 2023 márciusában, mint az OPUS (14,85%), a 4IG (13,93%), MASTERPLAST (12,26%) (Budapesti Értéktőzsde, 2023). Emellett a közép-európai blue chip indexet (CE-TOP) is vizsgáljuk, amely a legnagyobb tőkeértékű és tőzsdei forgalmú közép-

európai vállalatok teljesítményét tükrözi egy euróban denominált indexben. A Budapesti Értéktőzsdén jegyzett részvények mellett a bukaresti, a ljubljanai, a pozsonyi, a prágai, a varsói és a zágrábi tőzsdén jegyzett részvények kerülhetnek bele (Budapesti Értéktőzsde, 2023).

A BUX index napi záróértékeit a Bloomberg Terminál segítségével kaptuk meg, az index indulásától, 1991.01.02-től 2022.12.30-ig. A letöltéskor az Alignment Calendar-nak HU-Hungary-t választottuk, amely csak a kereskedési napokon adott meg értékeket. Azonban az 1991-es évben több helyen is hiányos volt az adatsor, így a Budapesti Értéktőzsde oldaláról is letöltve, összefésültük a két adatsort. Továbbá nem csak az index értékére vonatkozó adatokat töltöttük le, hanem a forgalmára vonatkozót is, mivel a BUX indexszel nem kereskednek a tőzsdén (azonban a BUX határidős indexszel, melynek alapterméke a BUX index, már igen), így a forgalom az index kosarába tartozó részvények összforgalmára utal. Ezen forgalmi adatok azonban csak 1997.09.02-től voltak elérhetőek. A BUMIX és a CETOP esetében a 2000.01.04-től 2022.12.30-ig tartó időszakra töltöttük le a megfelelő adatokat. Az adatok vizsgálatát, a statisztikai elemzéseket IBM SPSS 27-ben és RStudióban végeztük.

### 3.3 Az indexek leíró statisztikája

Ebben a részben a három index alapvető statisztikai vizsgálatát fogjuk elvégezni és az eredményeket értelmezni. Mindhárom indexet 2022.12.30-ig vizsgáltuk. A BUX indexet 1991.01.02-től, mely 7999 napi megfigyelésnek felel meg, a BUMIX indexet 2004.06.02-től, a CETOP-ot pedig 2001.01.02-től, így előbbinél 4645, utóbbinál 5438 megfigyelés állt rendelkezésünkre.

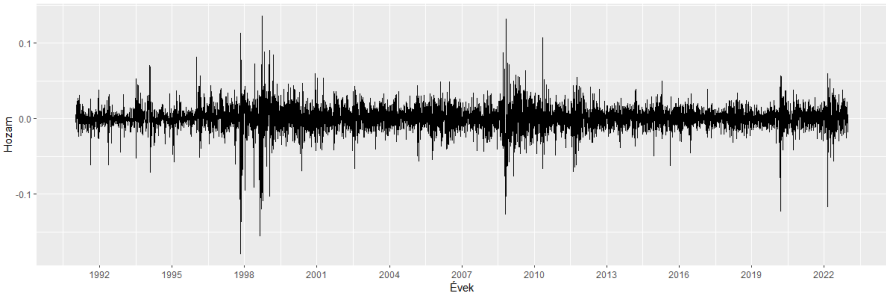
A 3. táblázat azt mutatja, hogy mindhárom index esetén a napi átlaghozam pozitív, a BUX esetén a legnagyobb 0,047%, és CETOP esetén a legalacsonyabb 0,011%, azonban a másik kettővel szemben a CETOP euróban denominált. A negatív ferdeség balra elnyúló eloszlásra utal, vagyis, hogy az átlag feletti értékek gyakoribbak. A pozitív, meglehetősen nagy csúcosság, a 3-as értéket feltételező normál eloszlásnál hosszabb, vastagabb farokrészt, a központi érték körüli tömörülést vagy mindkettőt jelezhet. Mind a ferdeségből, mind a csúcosságból arra következtethetünk, hogy a vizsgált indexek esetében is fennáll az a stilizált tény, miszerint a hozamok eloszlása nem normális. Alátámasztja a Jarque-Bera normalitásteszt is, hiszen mindhárom index esetén bármely szokásosan használt szignifikanciaszint mellett el tudjuk utasítani a nullhipotézist, miszerint az adatok normális eloszlást követnek.

A stacionaritás tesztelésére az ADF (Dickey–Fuller teszt) és a KPSS (Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin) tesztet használjuk, míg előbbi nullhipotézise, hogy az idősor nem stacionárius, utóbbi az ellenkezőjét állítja, a stacionaritásból indul ki. Mindkettőből a stacionaritás jelenlétére utaló eredményt kapunk. Az autokorrelációt pedig a Ljung-Box teszttel vizsgáljuk. Az első autokorrelációs értékre szignifikáns értéket kapunk, mely arra utal, hogy az idősorban található adatok nem teljesen függetlenek egymástól.

	N a p i l o g h o z a m o k		
	BUX	BUMIX	CETOP
Megfigyelések	7998	4645	5438
Átlag	0,047	0,026	0,011
Medián	0,055	0,042	0,038
Min	-17,896	-9,449	-12,888
Max	13,616	12,007	10,382
Szórás	0,0158	0,0116	0,0149
Ferdeség	-0,6353	0,0203	-0,5910
Csúcsosság	11,6583	11,2947	8,9090
Jarque-Bera	45860 (0,00)	24717 (0)	18319 (0,00)
Ljung-Box (lag=1)	40,8 (0,00)	8,78 (0,03)	17,1 (0,000035)
Augmented Dickey–Fuller (ADF)	-19 (<0,01)	-15,3 (<0,01)	-16,1 (<0,01)
KPSS	0,204 (0,1)	0,19 (0,1)	0,13 (0,1)

3. táblázat. BUX, BUMIX és CETOP indexek leíró statisztikái. Forrás: Saját szerkesztés.

Az 1. ábrán az látható, hogy vannak időszakok, mint például 1998–1999 vagy a 2008-as válság időszaka, vagy akár az elmúlt évek, amikor magas volt a volatilitás. Megfigyelhető továbbá a volatilitás-tömörülés jelensége is.



1. ábra. BUX index napi hozamának alakulása. Forrás: Saját szerkesztés RStudióban

## 3.4 ARMA-GARCH modell

A korábbiakban láthattuk, hogy a BUX index hozama nem normális eloszlást követ, és a volatilitása is időben változik. Így a hozamok modellezésére a klasszikus lineáris regresszió nem megfelelő, ezért az előjelzésre az ARMA-GARCH modellt használjuk. A GARCH modell lehetőséget ad a feltételes heteroszkedaszticitás kezelésére (Bollerslev, 1986).

### 3.4.1 ARMA modell választása

Az ARMA modell meghatározásához a 3 lépéses Box-Jenkins eljárást használva a legjobb illesztést a napi loghozamokra az ARMA(0,1) modellre kaptuk, tehát a BUX index  $t$ -edik napi hozamának ( $r_t$ ) várhatóérték-egyenletét a következőképpen modellezzük:

$$r_t = \mu + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

ahol  $\beta_1$  a korábbi hibatag együtthatója,  $\mu$  az állandó tag, a hozam várható értéke és  $\varepsilon_t$  az eltérésváltozó értéke a  $t$ -edik napon.

### 3.4.2 ARCH/GARCH modell választása

A variancia-egyenlet kiválasztásához az ARCH modell lenne a természetes kiindulási pont, azonban, mint ahogy a korábbiakban látható volt, a BUX index hozamain megfigyelhető a volatilitás-tömörülés, így a GARCH modell illesztésével foglalkozunk. Ahogy a 3. táblázatban láthattuk, a hozamokra jellemző az aszimmetrikusság, miszerint a negatív ingadozások erőteljesebbek, mint a pozitívok. Így érdemesnek láttuk megvizsgálni az aszimmetrikus GJR-GARCH modell illesztését is.

Modell	Reziduuumok eloszlása	AIC	BIC	Log likelihood
GJR-GARCH(1,2)	Student-t	-5,9036	-5,8957	23617,44
GJR-GARCH(1,1)	Student-t	-5,9030	-5,8969	23612,96
GJR-GARCH(1,1)	GED	-5,8933	-5,8872	23574,21
ARCH(1)	Normális	-5,4648	-5,4613	21858
GARCH(1,1)	Normális	-5,9014	-5,8962	23605,82

*Megjegyzés:* A modellek várhatóérték-egyenlete ARMA(0,1)

4. táblázat. A becslült ARCH-GARCH modellek összehasonlítása különböző eloszlások mellett.

*Forrás:* Saját szerkesztés az RStudióban számított értékek alapján.

A 4. táblázat alapján az ARMA(0,1)-GJR-GARCH(1,2) modell illesztését találtuk a legjobbnak, mely az alábbi módon írható fel:

$$r_t = \mu + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t \quad z_t \sim FAE(0, 1)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma d_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-2}^2,$$

ahol  $d_{t-1}$  egy dummy változó,  $d_{t-1} = 1$ , amennyiben  $\varepsilon_{t-1} < 0$ ,  $d_{t-1} = 0$ , amennyiben  $\varepsilon_{t-1} \geq 0$  és  $FAE$  Student-t eloszlású.

Az 5. táblázatban látható, hogy a modell mindegyik paramétere szignifikáns. A  $\gamma$  paraméter az aszimmetrikus GARCH hatását szabályozza, ez határozza meg, hogy mennyire nagy a hatás, amit a negatív árfolyamváltozások okoznak a volatilitás növekedésére. Vagyis ha  $\gamma > 0$ , akkor az arra utal, hogy a negatív sokkok hatása a volatilitásra nagyobb, mint a pozitív sokkoké.

Paraméterek	Becslült együtthatók	t-statisztika	p-érték
<i>Várhatóérték-egyenlet</i>			
$\mu$	0,000420	3,2790	0,001042
MA(1)	0,070319	5,8404	0,000000
<i>Variancia-egyenlet</i>			
$\omega$	0,000005	3,7748	0,000160
$\alpha_1$	0,132880	9,1750	0,000000
$\beta_1$	0,479670	5,1309	0,000000
$\beta_2$	0,341839	3,8878	0,000101
$\gamma$	0,059708	3,4201	0,000626
<i>Információs kritériumok</i>			
AIC	-5,9038		
BIC	-5,8968		
Log likelihood	23617,3		

5. táblázat. ARMA(0,1)-GJR-GARCH(1,2) modell eredményei Student-t eloszlást feltételezve.

*Forrás:* Saját szerkesztés az RStudióban számított értékek alapján.

## 4 Naptárhatások vizsgálata

Jelen fejezetben a K1 kutatási kérdésre keressük a választ. Célunk, hogy megértsük, hogy milyen hatása van az egyes szezonális anomáliáknak a BUX index teljesítményére és a befektetői döntéshozatalra, és hogy ezeket az ismereteket felhasználva hatékony tőzsdei stratégiát alakíthassunk ki.

### 4.1 A naptári hozammintázatok vizsgálatának módszertana

Az elemzés során a BUX index napi záróértékét és az abból képzett hozamokat vizsgáljuk a 1991.01.02-től 2022.12.30-ig tartó időszakra. Továbbá a napon belüli kereskedés vizsgálatához a magyar tőzsde három vezető blue chip, az OTP, a MOL és a Richter részvényeinek kereskedési forgalmát elemezzük a 2022.05.16-től 2023.04.08-ig tartó időszakra. A 2.1 fejezetben említett szakirodalmak a naptári hozammintázatokat elsősorban lineáris regressziós modellekkel vagy az ARCH-GARCH modellek használatával vizsgálták. Mi azonban a dekompozíciós idősormodelleken keresztül is megvizsgáljuk a hozamokat. A dekompozíciós modell az idősorokat egymástól elkülöníthető komponensekre bontja, úgy mint a trendre, a szezonálisra, a véletlenre és a ciklikusságra, azonban az utóbbit nem fogjuk vizsgálni. Az  $r_t$ , vagyis a BUX index hozamának  $t$  időpontbeli additív dekompozíciós modellje az alábbi módon írható fel:

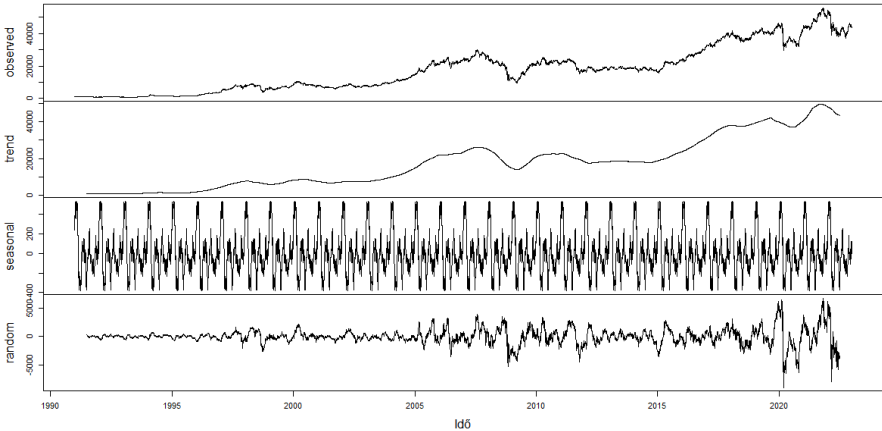
$$r_t = T_t + S_t + \varepsilon_t,$$

ahol a  $T_t$  a hosszú távú alapirányzat,  $\varepsilon_t$  a véletlen hatása a  $t$  időpontban, a trend értéke pedig az  $S_t$ , mely a rövid távú szezonális ingadozást leíró komponenst jelöli a  $t$  időpontban.

### 4.2 Dekompozíciós idősormodell

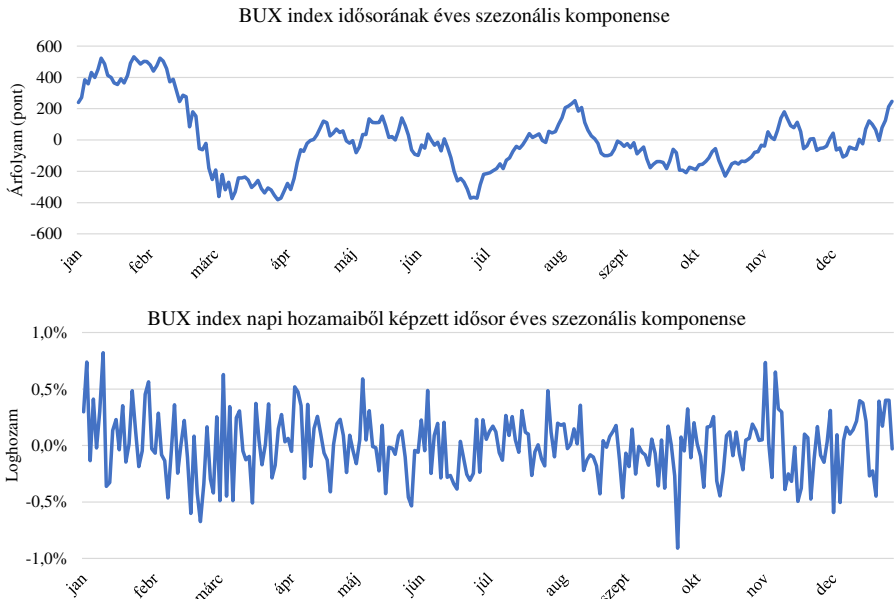
A 2. ábrán a BUX index 1991.01.02-től 2022.12.30-ig tartó időszak napi záróérték idősorának additív dekompozíciója látható. Hosszú távú, növekvő trend figyelhető meg, mely a 2008-as gazdasági válság hatására megtorpant, de 2015-től tovább folytatta a növekedést, egészen a COVID-19 járvány 2020-ban történő kirobbanásáig.

A BUX index napi záróértékének szezonális mintájából az látható, hogy a szezonális következtében év elején átlagosan 400 ponttal volt magasabb az árfolyam, mint amire a trend alapján számítottunk volna. Azonban fontos megjegyezni, hogy 400 pont egy átlagra utal, hiszen míg első években 1000 pont körül volt a BUX index értéke, 2022-re 50 000-et is meghaladta.



2. ábra. BUX záróérték idősorának additív dekompozíciója 1991–2022 között. Forrás: Saját szerkesztés RStudióban

Mindezek ellenére ki tudjuk jelteni, hogy megfigyelhető a BUX index záróértékének az idősorában a szezonális. Míg év elején és augusztus elején a szezonális következtében magasabbak voltak az árfolyamok, addig februárban és júliusban rosszabbul teljesített a tőzsde. A hozamokat vizsgálva is hasonló következtetést tudunk levonni, január elején a szezonális következtében magasabbak voltak a hozamok, a nyár során pedig alacsonyabbak (3. ábra).



3. ábra. BUX index záróértékének és hozamainak éves szezonális komponense. Forrás: Saját szerkesztés RStudióban képzett adatokkal

A BUX index havi adatait is vizsgáltuk. A hónapok szezonális komponenseit vizsgálva január-hatásra utaló jeleket láthatunk, hiszen a dekompozíciót követően azt kapjuk, hogy a januári hozamok a szezonális következtében 2,88 százalékponttal magasabbak, továbbá míg január első kereskedési napján a záróérték 273 ponttal magasabb, mint ami trend alapján várható lenne, addig február első kereskedési napján már 551-gyel. Azonban fontos megjegyezni, hogy ez egy átlag, hiszen a 90-es évek elején, amikor a BUX értéke 1000 pont körül volt, természetesen nem beszélhetünk 50%-os változásról, míg ez 2023-ban 1 százalékpont körüli változást jelent csak. Továbbá a 6. táblázatban az is megfigyelhető, hogy a szezonális hatása a vizsgált időszakok közül 1991–2002 között volt a legerősebb, ekkor januárban átlagosan több mint 9 százalékponttal volt magasabb a hozam, ami a január-hatás jelenlétére utal a magyar tőkepiacon.

	H o z a m (%)			
	1991–2022	1993–2002	2003–2012	2013–2022
Január	2,88	9,11	1,30	0,67
Február	-2,20	-3,16	0,37	-4,43
Március	-0,20	-1,08	0,34	-0,28
Április	1,83	0,66	3,05	2,11
Május	-1,37	-1,76	-2,44	-0,70
Június	-0,66	-1,54	0,81	-0,99
Július	1,15	1,60	4,25	-0,75
Augusztus	-0,34	-1,68	-0,91	0,40
Szeptember	-2,23	-4,37	-1,89	-1,23
Október	-0,50	-0,43	-3,26	1,34
November	-0,58	-2,52	-2,35	2,99
December	2,22	5,16	0,72	0,86

Megjegyzés: Hozam: BUX index havi loghozama

6. táblázat. BUX index havi idősorának szezonális komponensei

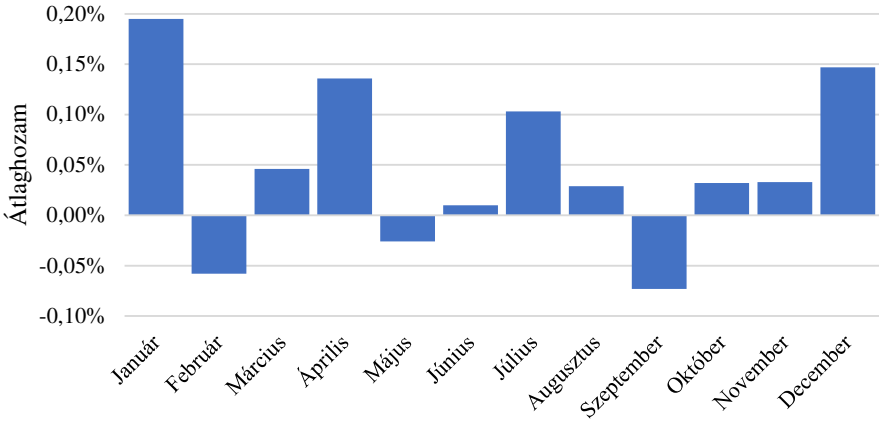
Összegezve, a BUX index idősorának additív dekompozícióját követően a szezonális komponensben a hozamok és az árfolyam esetén is január-hatás figyelhető meg, hiszen az év elejei, januárra vonatkozó értékek kimagaslóak voltak, azonban a jelenség eltűnőben van, hiszen az elmúlt két évtizedben – bár a januári hozamok továbbra is pozitívak voltak – azonban nem kiugróak. Továbbá februárban, májusban és szeptemberben pedig alulteljesített az index, hiszen a kapott értékek negatívak voltak. Következő részekben tovább vizsgáljuk a naptárhatásokat, és tesztekkel is ellenőrizzük a hatások erősségét.

### 4.3 Hónapok hatása

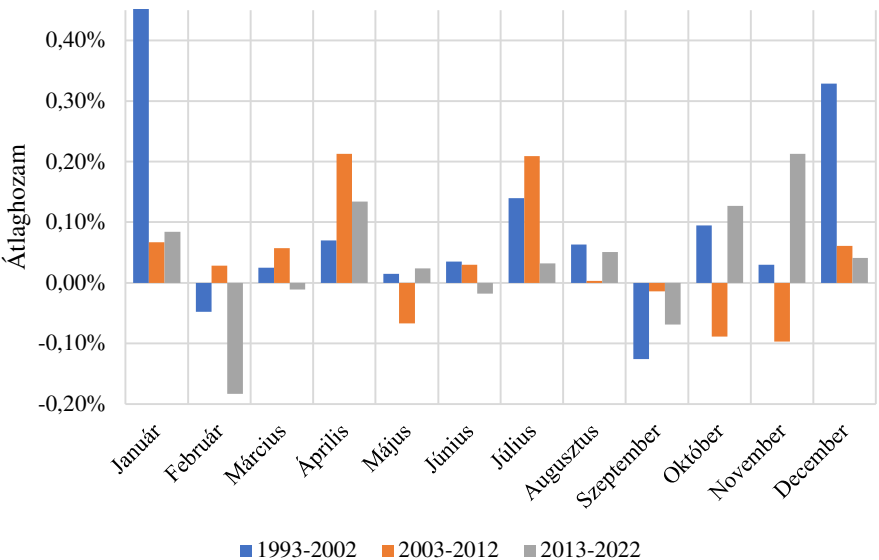
Elsőként azt vizsgáljuk, hogy vajon a különböző hónapokban eltérő-e a hozamok. A nemzetközi kutatások alapján arra számíthatunk, hogy a januári hónapban a magyar tőkepiacon is pozitív a hangulat és kiemelkedőek a hozamok.

A 4. ábrán látható, hogy 1991. január 3. és 2022. december 30. között a BUX index napi loghozamainak átlaga a januári időszakban volt a legmagasabb. Ez egy irányba mutat a Rozeff és Kinney (1976) által megfigyelt január-hatással. Továbbá a májustól novemberig tartó időszakban,

a júliusi hónaptól eltekintve, alacsonyabb átlaghozamok figyelhetőek meg. Így optimális stratégiának tűnhet, ha április és május környékén eladjuk a részvényeinket és csak november végén térünk vissza a piacra. Ez a stratégia nagyban hasonlít a nemzetközi tőzsdei gyakorlatban elterjedt „Sell in May and Go Away” stratégiára, mely szerint májustól novemberig ki kell maradni a piacról, hiszen ekkor alulteljesít a tőzsde, vagy akár a Halloween-effektuson alapuló stratégiára. Azonban azt is láthatjuk, hogy februárban az átlagosan elért hozamok több mint 0,1%-ponttal alacsonyabbak voltak.



4. ábra. Hónapok hatása a BUX index hozamára 1991–2022 között. Forrás: Saját szerkesztés az SPSS-ben kapott eredményekből



5. ábra. Hónapok hatása a BUX index hozamára különböző években. Forrás: Saját szerkesztés az SPSS-ben kapott eredményekből



Érdemes tovább vizsgálni a hozamokat rövidebb időszakokra is. Az 5. ábrán szembeűnő, hogy bár az 1993–2002 vizsgált időszakban kimagaslóak voltak a januári hozamok, de az utóbbi két évtizedben ez már nem tapasztalható, ami összhangban van Gu (2003) által tapasztaltakkal, miszerint eltűntek a januári kimagasló hozamok.

Az ábrákon láthattuk, hogy az 1993–2002-es időszakban januárban átlagosan magasabbak a hozamok, azonban kérdéses, hogy vajon az eltérés statisztikailag szignifikáns-e. A varianciaanalízis feltétele a szóráshomogenitás, melyet Levene-teszttel ellenőriztünk. A vizsgált időszakokban szignifikáns eredményt kaptuk, így ez arra utal, hogy az egyes csoportok, esetünkben a 12 hónap varianciája eltér egymástól. Emiatt a nemparaméteres Kruskal-Wallis H-próbát alkalmaztuk (a táblázatokban „K-W próba”-ként jelölve). A 7. táblázatban látható, hogy a teljes időszakra (1991–2022) vonatkozó Kruskal-Wallis H-próbához tartozó p-érték 0,051, ez arra utal, hogy 10%-os szignifikanciaszint mellett (azonban 5%-os szint mellett már nem) az egyes hónapok rangátlagai között szignifikáns különbség van.

Tovább vizsgálva az eltérés okait, azt láthatjuk, hogy bár az átlaghozam januárban volt a legmagasabb (0,195%), és 5%-os szignifikanciaszint mellett szignifikánsan eltért a főátlagtól (0,047%), viszont a rangátlag decemberben (4178) volt a legmagasabb, annak ellenére, hogy decemberben az átlaghozamok 0,05%-kal alacsonyabbak voltak. Ez arra utal, hogy bár januárban az extrém magas hozamok valóban gyakoribbak, azonban a decemberi hónapban volt megfigyelhető a legtöbb átlag feletti hozam.

BUX index napi hozama	1991 – 2022			1993 – 2002			2003 – 2012			2013 – 2022		
	Átlag	t- próba	Rang- átlag	Átlag	t- próba	Rang- átlag	Átlag	t- próba	átlag	Átlag	t- próba	Rang- átlag
Január	0,20	2,41**	4156	0,46	2,81***	1356	0,07	0,29	1251	0,08	0,57	1281
Február	-0,06	-1,67*	3879	-0,05	-1,05	1199	0,03	-0,05	1268	-0,18	-2,49**	1152
Március	0,05	-0,02	3985	0,03	-0,49	1187	0,06	0,20	1251	-0,01	-0,53	1253
Április	0,14	1,43	4146	0,07	-0,13	1244	0,21	1,51	1329	0,13	1,12	1315
Május	-0,03	-1,20	3863	0,02	-0,57	1217	-0,07	-0,86	1197	0,02	-0,13	1223
Június	0,01	-0,61	3887	0,04	-0,41	1214	0,03	-0,04	1239	-0,02	-0,62	1185
Július	0,10	0,95	4067	0,14	0,43	1270	0,21	1,53	1338	0,03	-0,04	1239
Augusztus	0,03	-0,30	4026	0,06	-0,19	1301	0,00	-0,27	1231	0,05	0,18	1251
Szeptember	-0,07	-1,99**	3833	-0,13	-1,70*	1182	-0,01	-0,41	1236	-0,07	-1,22	1169
Október	0,03	-0,25	4024	0,10	0,07	1257	-0,09	-1,05	1237	0,13	1,07	1302
November	0,03	-0,23	3964	0,03	-0,46	1209	-0,10	-1,11	1199	0,21	2,05**	1331
December	0,15	1,59	4178	0,33	1,86*	1360	0,06	0,23	1276	0,04	0,07	1255
Összesen	0,047	–	7998	0,087	–	2496	0,034	–	2508	0,035	–	2491
F-próba	1,831**	(0,044)		1,501	(0,124)		0,736	(0,705)		1,390	(0,171)	
K-W próba	19,606*	(0,051)		16,213	(0,133)		8,460	(0,672)		14,090	(0,228)	

Megjegyzések: \*, \*\* és \*\*\* jelöltek szignifikánsak a 10, 5 és 1%-os szignifikanciaszint mellett. A t-próba a  $H_0: \mu_i =$  főátlag nullhipotézist teszteli, ahol  $\mu_i$  ( $i = 1, \dots, 12$ ) az egyes hónapok átlaghozamát jelöli.

#### 7. táblázat. A hónapok hatásának vizsgálata.

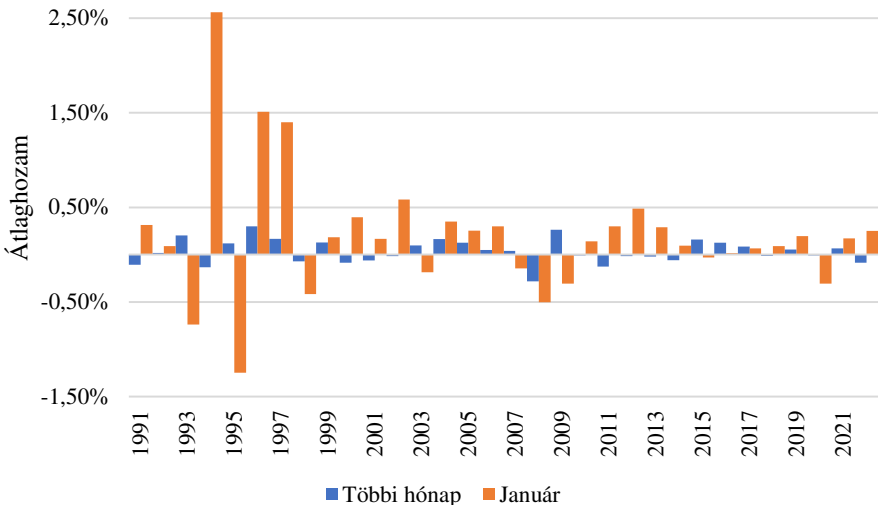
Forrás: Saját szerkesztés az SPSS-ben kapott eredményekből.

A 2.1 fejezetben említettük, hogy a január-hatást leggyakrabban az adóoptimalizálással és a kirakatrendezéssel szokták magyarázni. Mindkettő azt feltételezi, hogy a befektetők decemberben eladják a részvényeiket és így decemberben visszaesés tapasztalható a tőzsdén. Azonban pont az ellenkező figyelhető meg, a decemberi hozamok is kimagaslóak, sőt a rangátlag ekkor a

legnagyobb, így sem a „tax-loss selling” jelenséggel, sem a kirakatrendezéssel nem magyarázható. Azonban fontos kiemelni, hogy Magyarországon többször is változott a tőzsdéi árfolyamnyereség-adó, például 2003. január 1-én is, amikortól a tőzsdén kötött ügyletek árfolyamnyeresége már nem tőkejövedelemnek (1995. évi CXVII. törvény, XII. fejezet), hanem kamatnak minősül, mely jövedelem után az adó mértéke 0 százalék. Mint ahogy a 6. ábrán is látható, 2003-ban a januári hozamokban visszaesés volt megfigyelhető, melyet okozhatott az adótörvény változása is, hiszen így megérte megvárni a januárt és csak akkor eladni a nyereséges részvényeket, hogy ne kelljen utánuk adót fizetni. 2006 szeptemberétől is újabb törvény lépett életbe, a tőzsdén kötött ügylettel elért árfolyamnyereségből származó jövedelmek újra adókötelesek lettek, 20 százalékos adót kellett utánuk fizetni.

Azt is észrevehetjük, hogy az 1991–2022-es időszakban 5%-os szignifikanciaszint mellett a szeptemberi átlaghozam szignifikánsan alacsonyabb, mint a teljes időszak átlaghozama, továbbá a rangátlag is ebben a hónapban jelentősen alacsonyabb, mint a többi hónapban, mely azt jelzi, hogy szeptemberben általában alacsonyak és negatívak a hozamok. A negatív szeptemberi hozamok a vizsgált rövidebb időszakokra is jellemzők.

Ezenfelül, 2013 és 2022 között a februári hozamok átlaga  $-0,183\%$  volt, mely 5%-os szignifikancia mellett szignifikánsan alacsonyabb volt, mint az időszak főátlaga ( $0,035\%$ ). Azonban ebben az esetben a negatív hozam elsősorban nem naptári anomáliákkal, hanem az orosz-ukrán háború kitörésével magyarázható. Ha kivesszük a vizsgálatból a 2022-es évet, akkor a februári átlagos hozam már csak  $-0,093\%$  lesz, mely bár még mindig negatív, de nem szignifikáns mértékű az eltérés.



6. ábra. Január-hatás a BUX index hozamain 1991–2022 között. Forrás: Saját szerkesztés az SPSS-ben kapott eredményekből

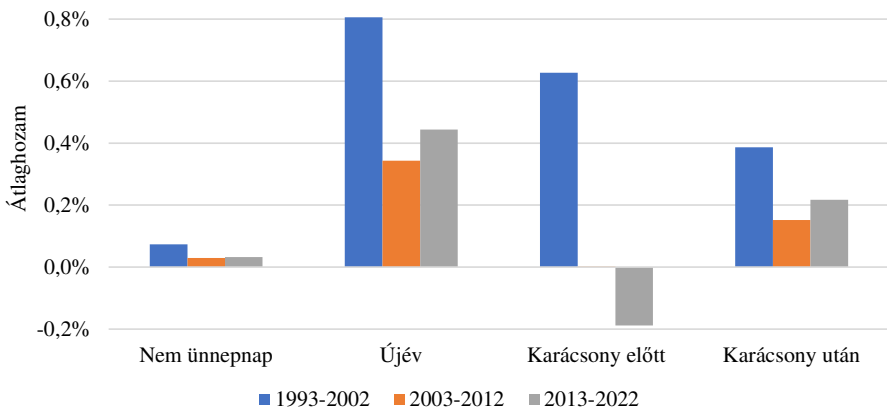
Bár az utóbbi évtizedben a novemberi hozamok valóban magasabbak voltak, azonban itt sem a szezonális befolyásolta elsősorban az árakat. 2020 novemberében kimagasló hozamok voltak megfigyelhetők, 0,87% volt a napi átlaghozam, mely arra vezethető vissza, hogy a Pfizer és a BioNTech bejelentette, hogy sikeresen tesztelték a COVID-19 elleni oltóanyagot, ami növelte a befektetők reményeit a gazdasági helyzet javulására és az újrainytásra vonatkozóan (Pfizer, 2020).

Továbbá megfigyelhető, hogy a BUX index elindulása óta, vagyis az elmúlt 32 évben, januárban, áprilisban, júliusban és decemberben átlagban magasabbak voltak a hozamok, mint az év többi hónapjában. Januárban és áprilisban az évek több mint 70%-ában pozitív volt az adott hónap átlaghozama, júliusban és decemberben pedig 65%-ában, ezzel szemben februárban és szeptemberben volt legtöbbször tapasztalható negatív hozam.

#### 4.4 Az újév és az ünnepnapok hatása

Az előző részfejezetben láthattuk, hogy januárban és decemberben gyakrabban fordultak elő magas hozamok. Bár a januári hozamokra a legnépszerűbb magyarázat a kirakatrendezés és a „tax-loss selling”, azonban több kutatás is megemlítette az újévet és az ünnepnapokat, mint az abnormális hozamok lehetséges magyarázatát. Ebben a részben a karácsony és az újév-hatást fogjuk vizsgálni.

További vizsgálathoz létrehoztunk három új dummy változót: az újév dummy változót, amely  $D_{\text{Újév},t} = 1$ , ha az adott nap az év első öt napjának valamelyikére esik, különben nulla; a karácsony előtti napok dummy változóját, amely  $D_{\text{Karácsony előtt},t} = 1$ , ha  $t$  időpont december 20–24. közé esik, és a karácsony utáni napokat jelölő dummy-t, amely  $D_{\text{Karácsony után},t} = 1$ , ha a  $t$  időpont december 27–31. nap valamelyikére esik, különben 0.



7. ábra. Újév és az ünnepek hatása a BUX index hozamára különböző években. Forrás: Saját szerkesztés az SPSS-ben kapott eredményekből

A 7. ábrán megfigyelhető, hogy az év elején és karácsony után a napi hozamok mindhárom vizsgált időszakban kimagaslóak. Azonban karácsony előtt már csak a 1993–2002-es időszakban a vizsgált időszakok közül.

A 8. táblázatban az F-próba és a Kruskal-Wallis H-próba eredményei arra utalnak, hogy az ünnepnapokon, különösképpen az év első öt napján a hozamok jelentősen magasabbak, mint az év többi napján. A BUX index újévkorai hozamainak az átlaga 0,449%, mely 0,4 százalékponttal szignifikánsan magasabb, mint az év többi napján.

Paraméterek	Becsült együtthatók (%)	t-próba	F-próba	K-W próba
Tengelymetszet	0,040	2,208**	2,358*	8,642**
Újév	0,410	2,117**	(0,067)	(0,034)
Karácsony előtt	0,101	0,616		
Karácsony után	0,241	1,525		

*Megjegyzések:* 1. \*, \*\* és \*\*\* jelöltek szignifikánsak a 10, 5 és az 1%-os szignifikanciaszint mellett. 2. A zárójeles számok az F-próbához és a Kruskal-Wallis H-próbához tartozó p-értéket jelölik. 3. A t-statisztika a  $H_0 : \beta_i = 0$  ( $i = 0, 1, 2$ ) nullhipotézist teszteli. Modell:  $r_t = \beta_0 + \beta_1 \times D_{\text{Újév},t} + \beta_2 \times D_{\text{Karácsony előtt},t} + \beta_3 \times D_{\text{Karácsony után},t} + \varepsilon_t$ , ahol  $r_t$  a  $t$  időponti napi loghozamokat jelöli,  $\beta_0$  a tengelymetszet és  $D_{.,t}$  a megfelelő dummy változók.

8. táblázat. Az ünnepnap-hatás vizsgálata.

*Forrás:* Saját szerkesztés az SPSS-ben kapott eredményekből.

A hatás robusztusnak tűnik az újév-hatás („New Year Rally”) tekintetében, így érdemes tovább vizsgálni a 3.4-es fejezetben említett ARMA-GARCH modellel. Az újév-hatást az ARMA(0,1) várhatóérték-egyenletbe tettük bele külső regresszorként, a varianciaegyenlet változatlan. Az alábbi módon írható fel az újév hatását vizsgálandó várhatóérték-egyenlet:

$$r_t = \mu + MA_1 \varepsilon_{t-1} + m D_{\text{Újév},t} + \varepsilon_t,$$

ahol  $\mu$  a hozam elvárt értéke, melynek a modell alapján a becült értéke 0,000377,  $MA_1$  a mozgóátlag paramétere, az  $m$  pedig az újév-dummy együtthatója,  $m(\text{Újév}) = 0,004498$  és szignifikáns, vagyis újévkor a BUX index hozama szignifikánsan nagyobb, mint az év többi napjának átlaghozama.

A számítások megerősítették, hogy a BUX index értékein teljesül az újév-hatás anomália.

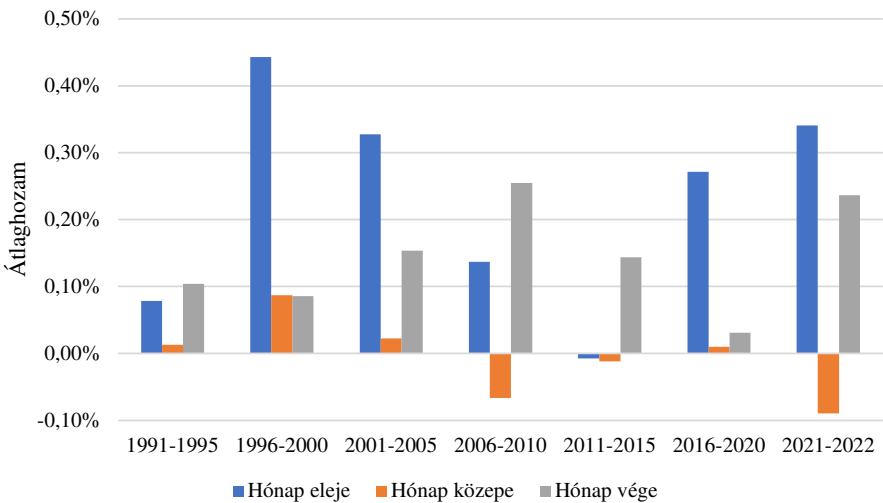
Paraméterek	Becsült együtthatók	t-próba	p-érték
<i>Várhatóérték-egyenlet</i>			
$\mu$	0,000377	2,9423	0,003258
MA(1)	0,068574	5,6816	0,000000
$m(\text{Újév})$	0,004498	3,5887	0,000332
<i>Variancia-egyenlet</i>			
$\omega$	0,000005	3,7789	0,000157
$\alpha_1$	0,134614	9,1834	0,000000
$\beta_1$	0,477343	5,1019	0,000000
$\beta_2$	0,342111	3,8942	0,000099
$\gamma$	0,060896	3,4531	0,000554
Log likelihood	23619,27		
AIC	-5,9048		
BIC	-5,8969		

9. táblázat. ARMA(0,1)-GJR-GARCH(1,2) modell eredményei az újév-hatás vizsgálatára, Student-t eloszlást feltételezve. *Forrás:* Saját szerkesztés az RStudio-ban számított értékek alapján.

## 4.5 Hónapforduló-hatás

Ariel (1987) és Lakonishok és Smidt (1988) munkája alapján nem csak az év elején, hanem minden hónap elején is jellemzően magasabbak a hozamok. A hónapforduló-hatás vizsgálatához a kereskedési napokat három csoportba soroltuk, a hónap eleje, a hónap közepe és a hónap vége. Az első csoportba tartozott minden hónap első négy napjára eső kereskedési napok. A hónap vége csoportba tartozott 31 napos hónapokban a 28–31. nap, 30 napos hónapoknál a 27–30. nap, február esetén pedig 25–29. nap (figyelmen kívül hagyva a szökőéveket). A hónap közepébe pedig azok a napok, amelyek nem kerültek bele a másik két csoport egyikébe sem, vagyis a hónap közepére esnek.

A 8. ábrán látható, hogy a hónap közepén a vizsgált időszakok közül – az 1996–2000-es időszakot leszámítva – a hónap közepén voltak a legalacsonyabbak a hozamok. A hónap eleji hozamok mind kiugróan magasak és pozitívak voltak, eltekintve a 2011–2015-ös időszaktól, azon belül is elsősorban a 2011-es évtől.



8. ábra. Hónapforduló-hatás a BUX index napi hozamára a különböző években.  
Forrás: Saját szerkesztés az SPSS-ben kapott eredményekből

A Levene-teszt nem volt szignifikáns ( $p$ -érték=0,65), így a varianciaanalízis szóráshomogenitás feltétele teljesül. A 10. táblázatban az  $F$ -próba bármely szokásosan használt szignifikanciaszint mellett szignifikáns, így megállapítható, hogy a hónapforduló-hatás jelentős. Továbbá a BUX index hónap elejei hozamainak átlaga 0,2135 százalékponttal, a hónap végi hozamainak átlaga pedig 0,1326 százalékponttal magasabb, így jelentősen eltér a hónap közepi hozamoktól. Ezt követően a post hoc tesztek segítenek azonosítani, hogy mely csoportokban vannak szignifikáns különbségek az átlagok között. Az így kapott eredmények is alátámasztják a hónapforduló-hatás jelenlétét, hiszen a Student-Newman-Keuls, a Duncan és a Tuckey teszttel is 2 csoportot

kaptunk. Az elsőhöz tartozik a közepe, a második tartozik az eleje és a vége (11. táblázat).

10. táblázat. Hónapforduló-hatás vizsgálata				11. táblázat. Post hoc teszt			
Paraméterek	Becsült (%)	t-próba	p-érték		1 (%)	2 (%)	N
Tengelymetszet	0,0028	0,137	0,891	Hónap közepe	0,0028		5926
Hónap eleje	0,2135	3,961***	0,000	Hónap eleje		0,2163	999
Hónap vége	0,1326	2,536**	0,011	Hónap vége		0,1354	1073
F-próba	9,781***	0,000		p-érték	1,00	0,17	
K-W próba	19,175***	0,000					

Megjegyzések: 1. \*\* és \*\*\* jelöltek szignifikánsak az 5% és az 1% szignifikanciaszint mellett. 2. A t-próba a  $H_0 : \beta_i = 0$  ( $i = 0, 1, 2$ ) nullhipotézist teszteli. 3. A post hoc tesztek közül a Student-Newman-Keuls-t és a Duncan-teszt eredménye látható. Modell:  $r_t = \beta_0 + \beta_1 \times D_{\text{Hónap eleje},t} + \beta_2 \times D_{\text{Hónap vége},t} + \varepsilon_t$ , ahol  $D_{\cdot,t}$  a megfelelő dummy változók.

10–11. táblázat. A hónapforduló-hatás vizsgálata és a post hoc teszt eredménye.

Forrás: Saját szerkesztés az SPSS-ben kapott eredményekből

Az ARMA-GARCH modellekkel is megvizsgáltuk a hónapforduló-hatást. Három különböző modellben vizsgálva, az elsőben a hónap eleje és a hónap vége dummy változó is megjelent külső regresszorként. Azonban míg a hónap eleje szignifikáns volt (p-érték=0,0003), addig a hónap vége már nem (p-érték=0,1255). A modell 2-ben csak a hónap elejét vizsgáltuk, láthatjuk, hogy a három modell közül itt a legalacsonyabb az információs kritériumok értéke, továbbá az eredeti alapmodellhez képest a log likelihood értéke pedig nagyobb (alapmodellnél: 23617,3), így ez egy jobb modellt jelent.

Összegezve, az tapasztalható, hogy bár a hónap végén is átlagban magasabbak a BUX index hozamai, azonban, mint ahogy a GARCH modellből is láthattuk, ahol az értéke már nem volt szignifikáns, nincs egyértelmű robusztus hatása. Ezzel szemben a hónap eleje hatás a vizsgált módszerek mindegyikében szignifikáns eredményt mutatott bármely szokásosan használatos szignifikanciaszint mellett. Így kijelenthető, hogy a hónap eleje hatás teljesül a BUX index hozamaira, és a tőzsdei stratégia kialakítása során érdemes figyelembe venni.

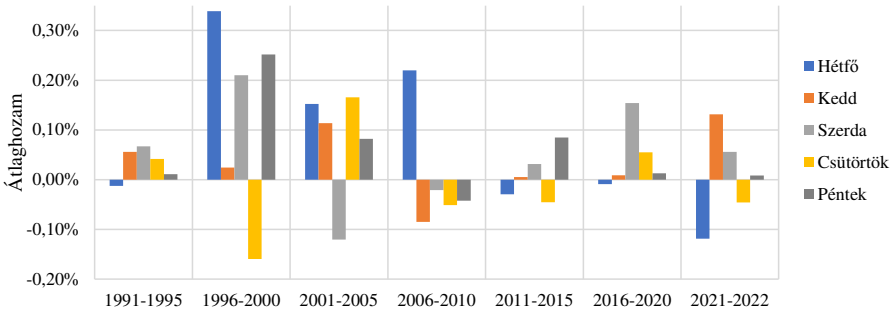
Paraméterek	Modell 1			Modell 2			Modell 3		
	Becsülés	t-próba	p-érték	Becsülés	t-próba	p-érték	Becsülés	t-próba	p-érték
<i>Várhatóérték-egyenlet</i>									
$\mu$	0,00018	1,202	0,2295	0,00026	1,953	0,0509	0,00037	2,714	0,0067
MA(1)	0,06830	5,657	0,0000	0,06839	5,666	0,0000	0,07017	5,826	0,0000
$m_1$ (Hó eleje)	0,00136	3,630	0,0003	0,00126	3,425	0,0006	-	-	-
$m_1$ (Hó vége)	0,00055	1,532	0,1255	-	-	-	0,00034	0,952	0,3412
<i>Variancia-egyenlet</i>									
$\omega$	0,00001	3,774	0,0002	0,00001	3,776	0,0002	0,00001	3,750	0,0002
$\alpha_1$	0,13247	9,134	0,0000	0,13271	9,148	0,0000	0,13323	9,160	0,0000
$\beta_1$	0,48219	5,142	0,0000	0,48065	5,146	0,0000	0,48164	5,125	0,0000
$\beta_2$	0,33935	3,849	0,0001	0,34084	3,881	0,0001	0,33962	3,847	0,0001
$\gamma$	0,06013	3,451	0,0006	0,05961	3,424	0,0006	0,05982	3,422	0,0006
Log likelihood	23620,12			23618,94			23613,52		
AIC	-5,9047			-5,9047			-5,9033		
BIC	-5,8960			-5,8968			-5,8955		
Shibata	-5,9047			-5,9047			-5,9033		
Hannan-Quinn	-5,9018			-5,9020			-5,9007		

Várhatóérték-egyenlet:  $r_t = \mu + MA_1 \varepsilon_{t-1} + m_1 D_{\text{Hónap eleje},t} + m_2 D_{\text{Hónap vége},t} + \varepsilon_t$

12. táblázat. ARMA(0,1)-GJR-GARCH(1,2) modell eredményei a hónapforduló-hatásra, Student t-eloszlást feltételezve. Forrás: Saját szerkesztés az RStudióban számított értékek alapján

## 4.6 Héten belüli szezonális

A következőkben azt fogjuk vizsgálni, hogy felfedezhető-e héten belüli minta a hozamok alakulásában, külön kitérve a hétfő – melyet szokás hétvége-hatásnak is nevezni –, a szerda és a péntek hatás vizsgálatára.



9. ábra. Hét napja hatása a BUX index napi hozamaira a különböző években.  
Forrás: Saját szerkesztés az SPSS-ben kapott eredményekből

Ha a teljes időszakra (1991–2022) vizsgáljuk a héten belüli szezonálisitást, akkor azt látjuk, hogy a nemzetközi szakirodalmakkal ellentétben – miszerint a részvénypiacok gyengébb teljesítmény nyújtanak hétfőn, mint a hét többi napján –, átlagban hétfőn voltak a legmagasabbak a loghozamok, 0,096%. Azonban rövidebb, 10 éves periódusokra nézve, már teljesen más képet kapunk. E szerint 1993–2012-es időszakban a hétfő-hatás nem teljesül, sőt pont ellenkezőleg, a hétfői napon voltak a legmagasabbak a hozamok. Ezzel szemben a 2013-tól már megfigyelhető a hétfő-hatásra utaló jelek. A 2013–2022-es időszakban a hétfői hozamok átlaga 0,052% százalékponttal volt alacsonyabb, mint a teljes időszak átlaghozama. A 2021–2022-es időszakban pedig átlagban már 0,1263% százalékponttal alacsonyabb volt. Azonban, ahogy látjuk a t-értékekből, a hozamok nem tértek el szignifikánsan a főátlagtól.

Paraméterek	1991–2022		1993–2002		2003–2012		2013–2022	
	Átlag	t-próba	Átlag	t-próba	Átlag	t-próba	Átlag	t-próba
Hétfő	0,096	1,22	0,207	1,44	0,148	1,48	-0,017	-0,91
Kedd	0,028	-0,50	0,008	-0,97	0,040	0,08	0,039	0,07
Szerda	0,053	0,16	0,107	0,25	-0,039	-0,97	0,120	1,52
Csütörtök	-0,001	-1,24	-0,011	-1,20	-0,028	-0,82	0,019	-0,30
Péntek	0,063	0,40	0,130	0,53	0,055	0,28	0,012	-0,41
Összesen	0,047		0,087		0,034		0,035	
F-próba	0,863	(0,485)	1,197	(0,310)	0,967	(0,424)	0,856	(0,490)
K-W próba	4,017	(0,404)	7,258	(0,123)	3,124	(0,537)	4,560	(0,336)
Levene	1,347	0,250	1,565	0,181	1,033	0,389	0,934	0,443

Megjegyzések: \*, \*\* és \*\*\* jelöltek szignifikánsak a 10, 5 és 1%-os szignifikanciaszint mellett. A t-próba a  $H_0 : \mu_i = \text{főátlag nullhipotézist teszteli, ahol } \mu_i (i = 1, \dots, 5) \text{ az öt hétköznap átlaghozamát jelöli.}$

13. táblázat. Héten belüli szezonális vizsgálata eredményei.  
Forrás: Saját szerkesztés az SPSS-ben kapott eredményekből

Összegezve az mondható el, hogy 1991 és 2022 között a BUX index napi hozamai a hétfői, a szerdai és a pénteki napon átlagosan magasabbak voltak,

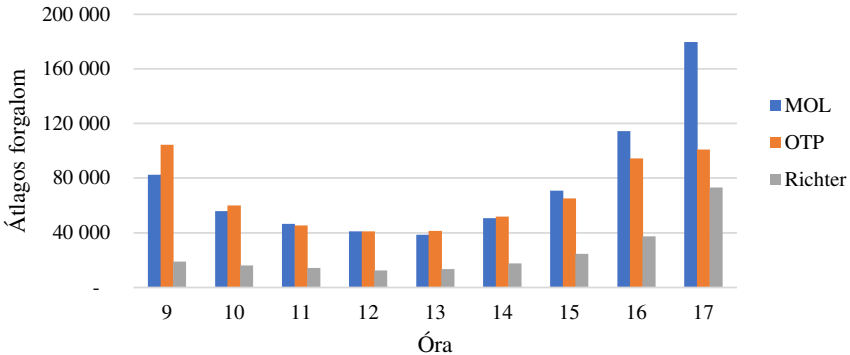
azonban a hatás nem robusztus, így a magyar tőzsdén nem tudtuk igazolni a héten belüli szezonális jelenlétét.

Ha tovább vizsgáljuk az ARMA-GARCH modellel, hasonló eredményre jutunk. A hétfő és a szerda becsült együtthatója is pozitív, azonban nem szignifikáns a hatás.

## 4.7 Órák vizsgálata

A Bloomberg felületén lehetőség van órai adatok, sőt akár percenkénti adatok letöltésére is. Azonban ezek az adatok csak rövidebb időtávra, általában fél évre elérhetőek. A BUX index esetében csak árfolyamadatok tölthetőek le, hiszen a BUX indexszel közvetlenül nem kereskednek. Így három részvény, a MOL, az OTP és a Richter forgalmát vizsgáltuk. A BUX index órai adatait 2022. szeptember 1-től 2023. március 14-ig, a részvények forgalmi adatait pedig 2022.05.16-tól 2023.04.08-ig.

Korábbi kutatások arra jutottak, hogy a hozamok helyett érdekesebb a forgalom nagyságát vizsgálni a napon belüli adatokra. A 10. ábrán megfigyelhető, hogy a délutáni órákban a legmagasabb a forgalom, vagyis a záróra anomália („closing hour anomaly”) valóban teljesül, különösképpen a MOL és a Richter esetén. Továbbá a reggeli órákban is magasabb kereskedés figyelhető meg, így a nyitási órák („opening hour”) anomália teljesülésére utaló jeleket is láthatunk, ez kiemelten igaz az OTP esetén, ahol a reggel 9-es kereskedési forgalom a délutáni csúcsidőszakot is megelőzi. Azt is érdemes kiemelni, hogy ebédidőben, 12–13 óra között a legalacsonyabb a forgalom.



10. ábra. A MOL, az OTP és a Richter részvényeinek forgalma a különböző órákban.  
Forrás: Saját szerkesztés az SPSS-ben kapott eredményekből

Az F-próba és a Kruskal-Wallis H-próba értéke is szignifikáns mindhárom részvény esetén, ami arra utal, hogy az egyes órák között eltérő a forgalom. A 14. táblázatban látható, hogy a legnagyobb forgalom az utolsó órában van, 17 órakor.

Ezt követően a post hoc összehasonlító tesztet használva meghatároztuk, hogy mely órák kereskedése tér el egymástól. A teszt az egyes órákat csoportokba osztja az egymás közti különbségek alapján (IBM, 2021). A Richter és



a MOL esetén 4, az OTP esetén 3 csoportot különböztet meg. Mindhárom esetben az első csoportba tartoztak a napközbeni órák, vagyis amikor a legalacsonyabb volt a forgalom, második csoportba a kora délelőtti órák és a kora délutáni órák, a hármas és négyes csoportba pedig a 9 órai és a nap végi kereskedések.

Órák	MOL forgalom			OTP forgalom			Richter forgalom		
	Átlag	Pr(> t )	Al-csop.	Átlag	Pr(> t )	Al-csop.	Átlag	Pr(> t )	Al-csop.
9	82371	0,351	2,3	104555	0	3	18982	0,004	1,2
10	55906	0,007	1,2	60084	0,147	1,2	16144	0	1,2
11	46617	0	1	45303	0	1,2	14117	0	1
12	41047	0	1	40959	0	1	12438	0	1
13	38595	0	1	41487	0	1	13441	0	1
14	50670	0,001	1,2	51737	0,002	1,2	17624	0	1,2
15	70783	0,511	1,2	65116	0,671	2	24660	0,762	2
16	114447	0	3	94571	0	3	37298	0	3
17	179747	0	4	101030	0	3	73273	0	4
Átlag	75553			67209			25317		
F-próba	35,18*** (0,000)			24,87*** (0,000)			69,62*** (0,000)		
K-W próba	528*** (0,000)			401*** (0,000)			707*** (0,000)		

*Megjegyzések:* 1. A számok a zárójelben az F-próbához és a Kruskal-Wallis H-próbához tartozó p-értéket jelölik. 2. A t-próba a  $H_0 : \mu_i = \text{főátlag nullhipotézist}$  teszteli, ahol  $\mu_i$  ( $i = 9, 10, \dots, 17$ ) az egyes órák forgalmának az átlagát jelöli. 3. Az alcsoportok a Tuckey HSD post hoc eredményeit mutatják.

14. táblázat. Napon belüli kereskedési forgalom vizsgálata a MOL, OTP és Richter részvényére. *Forrás:* Saját szerkesztés az SPSS-ben kapott eredményekből

Az eredmény azt bizonyítja, hogy a MOL, az OTP és a Richter részvényeinek a forgalma a különböző órákban jelentős mértékben eltér. Továbbá a nemzetközi indexekhez hasonlóan megfigyelhető az ebédszüneti és záróra anomália.

## 5 Időjárás hatásának vizsgálata

Ebben a fejezetben a K2 kutatási kérdésre fogunk válaszolni. Megvizsgáljuk, van-e kapcsolat a részvényhozamok és a specifikus hangulatproxy változók között, mint például a hőmérséklet, a csapadék, vagy a szélesebesség.

Fontosnak tartjuk kiemelni, hogy bár több nemzetközi kutatás megmutatta, hogy a hőmérséklet, a „Sell in May and Go Away” effektus (miszerint téli időszakban jobban teljesít a tőzsde, mint nyáron) és a SAD-effektus (miszerint a napfényes órák száma kihat az ember hangulatára, és így télen több ember is szezonális depresszióban szenved) hatással van a tőzsdére, azonban ezeket az eredményeket szkeptikusan kell kezelni, hiszen a három effektus korrelál egymással, így nehéz megkülönböztetni, hogy valójában melyik bír magyarázóerővel.

### 5.1 Időjárási adatok bemutatása

Az időjárás adatsorokat az Országos Meteorológiai Szolgálat Meteorológiai Adattárából töltöttük le 2002.01.01-től 2022.12.31-ig, vagyis a teljes jelenleg

elérhető időszakra. A vizsgált napi gyakoriságú meteorológiai információk a pestszentlőrinci automata mérőállomás méréseiből származnak (északi szélesség:  $47^{\circ}25'45''$ ; keleti hosszúság:  $19^{\circ}10'56''$ ; magasság: 138 m). Az elérhető meteorológia adatok közül ötre fókuszáltunk, a napi átlaghőmérsékletre ( $^{\circ}\text{C}$ ), a napi csapadékösszegre (mm), a relatív nedvesség napi átlagára (%), a napi globálsugárzás összegére ( $\text{J}/\text{cm}^2$ ) és a szélesebbességi napi átlagára (m/s).

A pénzügyi adatsorok, a BUX, BUMIX index napi loghozamának és az öt időjárás tényező leíró statisztikája a 15. táblázatban látható.

	Napi hozam		Csapadék-	Átlaghő-	Relatív	Globál	Szél-
	BUX	BUMIX	összeg	mérséklet	nedvesség	sugárzás	sebesség
	(%)	(%)	(mm)	( $^{\circ}\text{C}$ )	(%)	( $\text{J}/\text{cm}^2$ )	(m/s)
N	5248	4645	5248	5248	5248	5248	5248
Átlag	0,035	0,026	1,56	11,99	69,34	1268,60	2,33
Min	-12,65	-9,45	0	-11,80	27,00	39,70	0,20
Max	13,18	12,01	73,00	32,30	100,00	3206,30	8,50
Szórás	0,015	0,012	4,80	8,91	15,61	855,87	1,00
Ferdeség	-0,400	0,020	6,35	-0,13	-0,01	0,29	1,41
Csúcosság	7,971	11,314	60,35	-0,92	-0,83	-1,20	2,78

*Megjegyzés:* A vizsgált időszak a BUX és az időjárás változók esetén 2002.01.02-től 2022.12.30-ig; a BUMIX esetén 2004.06.01-től 2022.12.30-ig tart.

15. táblázat. Napi hozamok és az időjárás tényezők leíró statisztikája.  
Forrás: Saját szerkesztés az SPSS-ben számított értékekből

### 5.1.1 Szezonális depresszió

Több, időjárás hatását vizsgáló kutatás kitér a SAD-effektusra, vagyis a szezonális depresszió hatására. A szezonális depresszió egy olyan hangulatzavar, ami jellemzően a kevés napfényes órával rendelkező évszakokban, télen és ősszel jelentkezik. A számszerűsítéséhez a Kamstra, Kramer és Levi (2003) által használt módszert alkalmazzuk.

Első lépésként a Nap deklinációs szögének ( $\lambda_t$ ) a kiszámítására van szükségünk:

$$\lambda_t = 0,4102 \times \sin \left[ \frac{2\pi}{365} (\text{nap}_t - 80,25) \right],$$

ahol  $\text{nap}_t$  1 és 365-366 közötti értéket vehet fel, azt jelöli, hogy a  $t$  időpont az év hányadik napjára esik. Mivel Magyarország az északi féltekén fekszik, így az alábbi módon számíthatjuk ki az éjszakai órák számát, vagyis a napnyugtától napkeltéig tartó időszakot:

$$H_t = 24 - 7,72 \times \arccos \left[ -\tan \left( \frac{2\pi\delta}{365} \right) \tan \lambda_t \right],$$

ahol  $\delta$  jelöli a szélességi fokot, amihez a Budapesti Értéktőzsde szélességi fokát fogjuk használni, mely  $47,5^{\circ}$  N fok. Majd ebből az  $SAD_t = H_t - 12$  egyenlettel megkaphatjuk az  $SAD_t$  értékét a kereskedési napokra, melyek őszi-téli időszakra esnek (az északi féltekén szeptember 21-től március 20-ig), egyéb esetben az érték 0.

## 5.2 Extrém időjárás hatásának vizsgálata

### 5.2.1 Extrém időjárási változók létrehozása

A 4. fejezetben láthattuk, hogy szezonális minták fedezhetőek fel a Budapesti Értéktőzsdén kereskedett részvények árfolyamában. Azonban az időjárási tényezőkben is, hiszen télen alacsonyabb a hőmérséklet, mint nyáron. Így ha kapcsolatot találunk a hozam, a forgalom és a hőmérséklet között, az utalhatna a SAD effektusra is, vagy akár a „Sell in May and Go Away” stratégia jelenlétére. Így szezonálisan is kiigazítjuk az adatsorunkat, a Yoon és Kang (2008) által javasolt módszertant alkalmazva. Ennek előnye, hogy ezzel a szélsőséges időjárás hatását tudjuk vizsgálni, mely Bell és társai (2001) szerint az ember hangulatára is extrém hatással van. Az öt időjárási változót egy 21 napos mozgóátlag (MA) és annak a szórásával ( $\sigma$ ) igazítjuk ki. A 21 nap havi átlagra utal, hiszen csak a tőzsdei kereskedési napokat vizsgáljuk. Legyen

$$MA(W_t) = \frac{1}{21}(W_{t-10} + W_{t-9} + \dots + W_t + \dots + W_{t+9} + W_{t+10}),$$

$$\sigma(W_t) = \sqrt{\frac{1}{20} \sum_{i=-10}^{10} (W_i - MA(W_i))^2},$$

ahol  $W_t$  az időjárási változók napi értéke a  $t$  időpontban. Feltételezve, hogy az extrém időjárási viszonyok (az átlag alatt vagy felett lévők) alkalmasak lehetnek magyarázó döntéshozó változóként, minden időjárási változóhoz két dummy változót hozunk létre a következők szerint:

$$WAD_t = \begin{cases} 1 & \text{ha } W_t < MA(W_t) - \sigma(W_t) \\ 0 & \text{egyébként} \end{cases}$$

$$WND_t = \begin{cases} 1 & \text{ha } W_t > MA(W_t) + \sigma(W_t) \\ 0 & \text{egyébként} \end{cases}$$

ahol  $WAD_t$  a dummy változó az extrém mértékben átlag alatti lévő időjárásra, és  $WND_t$  pedig a dummy változó az extrém mértékben átlag feletti időjárási változókra. A csapadékösszeg időjárási változóra csak a  $WND_t$  dummy változót számoltuk, hiszen amikor nem esik, azt nem tekinthetjük az átlagtól eltérő extrém időjárási viszonyoknak. Így összesen kilenc időjárási dummy változót képeztünk, melyek a 16. táblázatban láthatók.

Jelölés	Leírás	Napok száma
dcsapadekN	Extrém magas csapadékmennyiség	516
dhomerK	Extrém alacsony hőmérséklet	894
dhomerN	Extrém magas hőmérséklet	516
dnedvK	Extrém alacsony nedvesség	796
dnedvN	Extrém magas nedvesség	872
dsugarK	Extrém alacsony globálsugárzás	960
dsugarN	Extrém magas globálsugárzás	718
dszelK	Extrém alacsony szélsébség	594
dszelN	Extrém nagy szélsébség	795
Összes megfigyelés		5248

Megjegyzés: Az extrém értékek a 21 napos mozgóátlaghoz képest értendők.

16. táblázat. Időjárási dummy változók leírása

### 5.2.2 Empirikus eredmények

Az indexhozam és az extrém időjárás változók kapcsolatának a vizsgálatát a naptárhatásokhoz hasonlóan lineáris regresszióval kezdjük. A 17. táblázatban látható, hogy egyedül az extrém alacsony globálsugárzás hatása szignifikáns, de csak 10%-os szignifikanciaszint mellett. Vagyis az extrém alacsony globálsugárzású (21-napos MA-hoz viszonyítva) napokon a hozam magasabb. Ami ellentmond a pszichológiai tanulmányok eredményeinek, miszerint kevésbé napfényes, borongós időben az emberek pesszimistábbá és kockázatkerülőbbé válnak, így pont ellenkezőleg, alacsonyabb hozamokra lehetne számítani. Továbbá a szezonális depresszió, a SAD változó értéke sem szignifikáns, így nem figyelhető meg kapcsolat a magyar tőzsde és a szezonális depresszió között. A GARCH modellekkel végzett vizsgálat is megerősítette az állítást, miszerint a magyar tőkepiacon nem figyelhető meg kapcsolat az extrém időjárás változók és az indexhozamok között.

		Becslések	t-próba	p-érték	F-próba
Napi csapadékösszeg	Konstans	0,00027	1,263	0,207	1,159
	dcsapadekN	0,00074	1,077	0,282	(0,282)
Hőmérséklet	Konstans	0,00059	2,338**	0,019	1,515
	dhomerK	-0,00054	-0,962	0,336	(0,22)
	dhomerN	-0,00090	-1,617	0,106	
	dnedvN	-0,00026	-0,422	0,673	(0,315)
Relatív nedvesség	Konstans	0,00026	1,033	0,302	1,156
	dnedvK	-0,00025	-0,422	0,673	(0,315)
	dnedvN	0,00076	1,355	0,175	
Globálsugárzás	Konstans	0,00029	1,150	0,250	3,629**
	dsugarK	0,00102	1,892*	0,059	(0,027)
	dsugarN	-0,00093	-1,527	0,127	
Szélesebesség	Konstans	0,00037	1,566	0,117	0,059
	dszelK	-0,00022	-0,343	0,732	(0,943)
	dszelN	-0,00002	-0,039	0,969	
SAD	Konstans	0,00026	0,993	0,321	0,277
	SAD	0,00008	0,527	0,598	(0,598)

*Megjegyzés:* \*, \*\* és \*\*\* jelöltek szignifikánsak a 10%, 5% és az 1% szignifikanciaszint mellett. Lineáris regressziós modell az egyes időjárás változókra:  $r_t = \beta_0 + \beta_1 Dummy_{k,t} + \beta_2 Dummy_{n,t} + \varepsilon_t$ , ahol  $r_t$  a  $t$  időponti BUX index napi hozamait jelöli,  $\beta_0$  a tengelymetszetet,  $Dummy_{k,t}$  az extrém alacsony időjárás dummy változóját,  $Dummy_{n,t}$  pedig az extrém magas időjárás dummy változóját a  $t$  időpontban.

17. táblázat. Extrém időjárás változók hatásának vizsgálata a BUX index hozamán

Egy nagyon meleg és párás nyári napon a hőségérzet és a nedves levegő együttesen okoz kellemetlen fizikai érzetet, és emiatt a hangulatunk is nagyobb mértékben romlik. Vagy egy hideg napon, ha erős szél is fúj, akkor a hideg idő és a szél együtt akár kellemetlenebb fizikai érzetet is okozhat, és ez szintén negatív hatással lehet hangulatunkra. Ezek az extrém időjárás paraméterek együtt hatva erősíthetik a hozamokra való hatás mértékét. Így azt is vizsgáljuk, hogy az extrém időjárások együttes megléte milyen hatással bír. Ehhez a vizsgálathoz a dummy változókat szorozzuk, például  $dhomerN \times dnedvN = 1$  azt jelenti, hogy amellet, hogy extrém magas a hőmérséklet, a relatív nedvesség is extrém magas. Kutatásunk során az összes párosítást vizsgáltuk, a 18. táblázatban csak az a modell látható, amelybe a szignifikáns hatást mutató változók kerültek be. Az figyelhető meg a BUX index esetén,

hogy az átlaghoz képest extrém meleg időben döntő szempontok az egyéb időjárás-faktorok is, vagyis ha emellett magas a páratartalom, akkor a hozamok várhatóan magasabbak lesznek, viszont ha magas hőmérséklet mellett esős nap van, akkor az ellenkező várható, vagyis a hozamok várhatóan alacsonyabbak lesznek. Utóbbi a BUMIX index esetén is megfigyelhető. Azonban fontos megjegyezni, hogy a BUX index esetén magas hőmérsékletű és relatív nedvességű időre csak 55 megfigyelésünk van, a BUMIX esetén pedig a napos és relatív nedvességű időre pedig csak 5, így a véletlen is nagyban befolyásolja a kimenetelt, ezért nem lehet általános érvényű megállapításokat levonni az eredményből.

Paraméterek	BUX hozam			BUMIX hozam		
	Becslés	t-próba	p-érték	Becslés	t-próba	Pr(>  t )
$\mu$	0,00051	3,174	0,002	0,00032	2,981	0,003
AR(1)	0,02083	1,459	0,144	-0,01540	-1,013	0,311
$m_1$	-0,00271	-1,892	0,059	-0,00165	-1,756	0,079
$m_2$	0,00279	1,816	0,069	-0,00606	-2,405	0,016
$m_3$	-	-	-	0,00147	1,849	0,064
$\omega$	0,00000	2,829	0,005	0,00000	1,307	0,191
$\alpha_1$	0,05144	5,648	0,000	0,12160	6,412	0,000
$\beta_1$	0,89042	79,877	0,000	0,80422	28,076	0,000
$\gamma$	0,07335	5,036	0,000	0,09022	5,216	0,000
Log likelihood	15515			15107		
AIC	-5,90940			-6,5006		
BIC	-5,89810			-6,4867		

Várhatóérték-egyenlet:  $r_t = \mu + AR_1 r_{t-1} + \sum_{i=1}^3 m_i D_{i,t} + \varepsilon_t$ . Paraméterek BUX esetén:  $m_1$ : (dcsapadekN  $\times$  dhomerN) (75 megfigyelés);  $m_2$ : (dhomerN  $\times$  dnedvN) (55); BUMIX esetén:  $m_1$ : (dcsapadekN  $\times$  dhomerN) (71);  $m_2$ : (dsugarN  $\times$  dnedvN) (5);  $m_3$ : (dszelK  $\times$  dsugarK) (102).

18. táblázat. ARMA(1,0)-GJR-GARCH(1,1) modell eredményei az extrém időjárások együttes hatására, Student-t eloszlást feltételezve. Forrás: Saját szerkesztés az RStudióban számított értékek alapján

### 5.3 Időjárás hatásának vizsgálata tőzsdei forgalomra

Ebben a fejezetben azt fogjuk vizsgálni, hogy vajon a kereskedési forgalmat befolyásolja-e az időjárás. Csak a BUX index részvényeinek összforgalmát tekintjük, mivel BUMIX index esetén kevesebb az elérhető adat.

A hozamokhoz hasonlóan lineáris regresszióval vizsgáltuk az eredményeket. A 19. táblázatban látható, hogy egyedül a dcsapadekN változó szignifikáns (t-próba = -2,024, p-érték = 0,043). Az eredmény arra utal, hogy az extrém esős napokon várhatóan alacsonyabb lesz a kereskedési forgalom, ami összhangban van a nemzetközi tanulmányokkal. Azzal magyarázható, hogy az extrém csapadékos időjárás sokszor viharokkal, borús nappal jár, ami általában negatív hangulatot eredményezhet a befektetők körében. Ez az általános negatív hangulat átterjedhet a befektetési döntésekre is, és a befektetőket pesszimistábbá teheti. Továbbá a rossz időjárás viszonyok néha megzavarhatják a kereskedést. Különösen igaz ez a fizikai kereskedésben, hiszen viharok esetén az emberek nehezebben juthatnak el a tőzsdére vagy más kereskedési helyszínekre, azonban manapság már a fizikai kereskedés nem jellemző.

BUX forgalom		Becslések	t-próba	p-érték	F-próba
Napi csapadékösszeg	Konstans	4120395,8	98,641	0,000	4,098**
	dcsapadekN	-269684,7	-2,024**	0,043	(0,043)
Hőmérséklet	Konstans	4090842,4	83,732	0,000	0,356
	dhomerK	65823,2	0,610	0,542	(0,7)
	dhomerN	-48101,7	-0,446	0,656	
Relatív nedvesség	Konstans	4098315,5	85,307	0,000	0,662
	dnedvK	69972,5	0,621	0,535	(0,516)
	dnedvN	-90571,2	-0,834	0,404	
Globálsugárzás	Konstans	4096385,2	85,146	0,000	0,567
	dsugarK	-72223,9	-0,691	0,490	(0,567)
	dsugarN	78252,3	0,666	0,506	
Szélsebesség	Konstans	4089446,8	88,370	0,000	0,228
	dszelK	74607,5	0,589	0,556	(0,796)
	dszelN	-26482,9	-0,237	0,813	
SAD	Konstans	4014924,0	79,304	0,000	6,294
	SAD	72141,0	2,509	0,012	(0,012)

*Megjegyzések:* \*, \*\* és \*\*\* jelöltek szignifikánsak a 10%, 5% és az 1% szignifikanciaszint mellett. Lineáris regressziós modell az egyes időjárás változóira:  $f_t = \beta_0 + \beta_1 Dummy_{k,t} + \beta_2 Dummy_{n,t} + \varepsilon_t$ , ahol  $f_t$  a  $t$  időpontban a BUX index részvényeinek napi összforgalmát jelöli,  $\beta_0$  a tengelymetszetet,  $Dummy_{k,t}$  az extrém alacsony időjárás dummy változóját,  $Dummy_{n,t}$  pedig az extrém magas időjárás dummy változóját a  $t$  időpontban.

19. táblázat. Extrém időjárás változók hatásának vizsgálata a tőzsdei forgalmon.

*Forrás:* Saját szerkesztés az SPSS-ben kapott eredményekből

Az extrém csapadékos napokat tovább vizsgálva, a csapadékmennyiség alapján két kategóriába eső napok forgalmát hasonlítottuk össze. Az első kategória azokat a napokat tartalmazza, amikor nem, vagy alig volt eső Budapesten, a második kategóriába azok a napok tartoznak, amikor a 21 napos mozgóátlaghoz képest sok eső volt, vagyis ahol a dcsapadekN dummy értéke 1-gyel egyenlő. A 20. táblázat adatai alátámasztják, hogy pusztán a szezonálitással nem magyarázható az eltérés a csapadékos és nem csapadékos napok között, hiszen 9 hónapban is alacsonyabb a napi forgalmak átlaga az esős napokon.

	0		1		Eltérés
	N	Átlag	N	Átlag	
Január	404	4105426	43	3764729	-8,3
Február	371	4172462	52	3929747	-5,8
Március	399	5000269	38	4311306	-13,8
Április	383	4559515	39	3771601	-17,3
Május	388	4389706	47	4414778	0,6
Június	392	4029585	49	3690892	-8,4
Július	427	3468760	38	3374992	-2,7
Augusztus	406	3307812	38	3129140	-5,4
Szeptember	406	3582112	45	3138180	-12,4
Október	400	4255704	40	4353867	2,3
November	389	4838225	43	4160805	-14,0
December	367	3825917	44	4091408	6,9

*Megjegyzés:* 0 jelöli azokat a napokat, amikor a dcsapadekN=0, vagyis amikor nem, vagy csak minimális eső esett; 1 jelöli azokat a napokat, amikor a dcsapadekN=1, vagyis az esős napokat. N jelöli a napok számát, Átlag pedig a BUX index részvényeinek napi átlagos összforgalmát.

20. táblázat. Forgalom összehasonlítása a csapadékos és nem csapadékos napokon a különböző hónapokban. *Forrás:* Saját szerkesztés az SPSS-ben kapott eredményekből

Nem paraméteres módszereket használva, a BUX index napi forgalmának az átlaga mellett, a mediánját és a rangátlagát is összehasonlítottuk. A 21. táblázatban látható, hogy mindhárom esetben az értékek kisebbek voltak az extrém esős napokon. Továbbá, mivel két csoport van, így a nemparaméteres próbák közül a Mann-Whitney U-próbát használjuk, mely 10%-os szignifikanciaszint mellett elutasítja a nullhipotézist, miszerint az esős és esőmentes napok között nincs eltérés a napi forgalmak rangátlagának tekintetében, vagyis ez alátámasztja, hogy esős napokon ritkábban fordul elő az átlagnál magasabb forgalom.

	dcsapadekN		
	0: Esőmentes vagy kis esős napok	1: Extrém esős napok	Különbség
Megfigyelések	4732	516	
Átlag	4120396	3850711	-269685
Medián	3368556	3212105	-156452
Rangátlag	2636,4	2515,1	-121,4
Mann-Whitney U-próba:	1164378 (0,0840)		

21. táblázat. Esős és a tőzsdei forgalom kapcsolatának vizsgálata. Forrás: Saját szerkesztés az SPSS-ben kapott eredményekből

Az elvégzett tesztekéből mind arra a következtetésre juthatunk, hogy a BUX index részvényeinek napi összforgalma általában alacsonyabb az esős napokon. Azonban a Mann-Whitney U-próba értéke csak 10%-os szignifikanciaszint mellett mondható szignifikánsnak.

## 6 Összefoglalás, következtetések

A tőzsdei adatok esetén megfigyelhetőek szisztematikus eltérések, tőzsdei anomáliák. A tanulmányban kettő, a nemzetközi irodalomban elterjedt anomáliát vizsgáltunk a magyar tőkepiacon.

A naptárhatások olyan szisztematikus és tartós (hozam)mintázatok, mely szerint a piac különböző módon viselkedik a nap különböző óráiban, a hét különböző napjain, a hónap és az év különböző időszakában. Többek között vizsgáltuk a nemzetközi kutatásokban dokumentált január-hatást, hétfő-hatást, a hónapforduló-hatást a BUX index napi záróértékéből képzett hozamokra az 1991.01.02-től a 2022.12.30-ig tartó időszakra, továbbá a napon belüli kereskedés vizsgálatára a MOL, az OTP és a Richter forgalmát. Az időjárási változók (átlaghőmérséklet, csapadékösszeg, relatív nedvesség, globálisugárzás, szélsébség) és a tőzsdei hozamok közötti kapcsolatot 2002.01.02-től 2022.12.30-ig vizsgáltuk a magyar tőkepiacon.

A tanulmányban a BUX index hozamainak vizsgálatához a GJR-GARCH modellt találtuk a legmegfelelőbbnek, mely egy aszimmetrikus GARCH modell, így le tudja írni a volatilitás klasztereződésének a jelenségét is.

Az empirikus eredmények alapján, melyeket a 22. táblázat foglal össze, nem jelenthető ki egyértelműen, hogy a magyar tőzsdén a hónapok hatása, a január-hatás és a héten belüli szezonális jelen lenne. Azonban a hónapforduló és az újév hatásának a vizsgálatokkor robusztus eredményt kaptunk.

Anomália neve	Teljesül?	Eredmények összefoglalása
H ó n a p o k		
Január-hatás	Múltban teljesült	90-es évek második felében teljesült, a januári hozamok szignifikánsan magasabbak voltak. Az elmúlt 20 évben már nem teljesült.
„Sell in May and Go Away” + Halloween-effekt	Részben teljesül	Érdeemes október-novemberben részvényt venni, hiszen ekkor magasabbak a hozamok, azonban a februárban tapasztalható alacsony hozamok miatt átgondolandó, hogy meddig tartsuk meg a részvényeinket.
Mikulás rally	Teljesül (nem szignifikáns)	November és december átlaghozama valóban magasabb, de nem szignifikáns az eltérés.
<i>Alacsony hozamok: február, szeptember; Magas hozamok: január, december, április, július</i>		
N a p o k		
Hónapforduló-hatás	Hónap elején teljesül (erős hatás)	Hónap első négy napján szignifikánsan magasabbak a hozamok. A hónap végén az ARMA(0,1)-GJR-GARCH(1,2) modell alapján már nem szignifikáns az eltérés.
Hétfő-hatás	Nem teljesül	1995-2010 között a hétfői napon a (hétfő-hatással elmentésen) a hozamok átlagosan magasabbak voltak. 2010-es évektől ez megfordult, azóta a hozamok átlagosan alacsonyabbak hétfőn. Azonban egyik eltérés sem robusztus.
Szerda-hatás	Nem teljesül	1991-2022 között a szerdai átlaghozamok magasabbak, azonban az eltérés nem jelentős.
Péntek-hatás	Nem teljesül	1991-2022 között a pénteki átlaghozamok magasabbak, azonban az eltérés nem jelentős.
Ó r á k		
Nyitási órák anomália	Részben teljesül	Nyitáskor magasabb a forgalom, azonban csak az OTP esetén robusztus a hatás.
Záróra anomália	Teljesül	Záróórában szignifikánsan magasabb forgalom.
Ebédészüneti anomália	Teljesül	Ebédészünetben, 12–13 óra között alacsonyabb forgalom.
Ü n n e p		
Karácsony	Részben teljesül (nem szignifikáns)	Karácsony előtt nem teljesül. Karácsonyt követő héten magasabb az átlaghozam, azonban nem szignifikánsan.
The New Year rally	Teljesül (erős hatás)	Az év első öt napján szignifikánsan magasabbak a hozamok.

*Megjegyzés:* Az órai adatokat 2022.05.16-tól 2023.04.08-ig vizsgáltuk.

22. táblázat. Összefoglaló táblázat az eredményekről. *Forrás:* Saját szerkesztés

Továbbá a napon belüli kereskedés vizsgálatakor az egyes órák közötti forgalom jelentős mértékben eltér, és igazolható a nemzetközi tőkepiacokon is megfigyelt ebédészüneti és a záróra anomália. Az időjárás hatását illetően az eredmények azt mutatták, hogy az időjárási tényezőknek nincs robusztus hatása a magyar tőzsdei hozamokra. Azonban az esős napokon jelentősen alacsonyabb forgalom volt megfigyelhető. Tehát mind a K1, mind a K2 kutatási kérdésre a válaszuk, hogy igen, a hatások megfigyelhetőek a Budapesti Értéktőzsdén, ennek a mértéke azonban korlátozott.

Az eredmények hozzájárulnak mind a naptárhatások, mind pedig az időjárás hatását vizsgáló szakirodalomhoz. A magyar tőkepiacon a január-hatás vizsgálatával több magyar kutatás is foglalkozott már eltérő eredményekre jutva (Ormos és Szabó (1999), Asteriou és Kavetsos (2006), Neszveda és Simon (2021)), melyet a vizsgált időtartam, illetve az alkalmazott módszertan különbsége is okozhat. A mi kutatásunk is úgy találta, hogy a január-hatás a budapesti tőkepiacon az elmúlt években már kevésbé volt megfigyelhető, mint a 90-es években. Ugyanakkor, tudomásunk szerint, a hónapforduló hatását,



az ünnepnap-hatást és az időjárás hatását a magyar tőkepiacon még nem vizsgálta tudományos cikk. Így e tanulmány az egyik legátfogóbb tanulmányok közé sorolható, mely a Budapesti Értéktőzsdén vizsgálja a naptárhatásokat, korábban nem vizsgált szempontokat is tartalmazva. Továbbá a legjobb tudásunk szerint ez az első magyar nyelven megjelent tanulmány, amely a BUX index és az időjárás kapcsolatát vizsgálja. A dolgozat tehát felhívja a figyelmet a viselkedési pénzügyek fontosságára is, mely egy új tudományág, azonban egyre nagyobb teret nyer magának. E témakörben számos terület van, amely még feltáratlan, és jövőbeni kutatás témájául szolgálhat.

## Irodalom

1. Admati, A. R., & Pfleiderer, P. (1988). A theory of intraday patterns: Volume and price variability. *The Review of Financial Studies*, 1(1), 3–40.
2. Agrawal, A., & Tandon, K. (1994). Anomalies or illusions? Evidence from stock markets in eighteen countries. *Journal of International Money and Finance*, 13(1), 83–106.
3. Andor, G., Ormos, M., & Szabó, B. (1999). Return Predictability in the Hungarian Capital Market. *Periodica Polytechnica Social and Management Sciences*, 7(1), 29–45.
4. Ariel, R. A. (1987). A monthly effect in stock returns. *Journal of Financial Economics*, 18(1), 161–174.
5. Arlt, J., & Arltová, M. (2001). Financial time series and their features. *Acta Oeconomica Pragensia*, 9(4), 7–20.
6. Asteriou, D., & Kavetsos, G. (2006). Testing for the existence of the ‘January effect’ in transition economies. *Applied Financial Economics Letters*, 2(6), 375–381.
7. Baker, M., & Wurgler, J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *The Journal of Finance*, 61(4), 1645–1680.
8. Barone, E. (1990). The Italian stock market: efficiency and calendar anomalies. *Journal of Banking & Finance*, 14(2–3), 483–510.
9. Bell, P. A., Green, T., Fisher, J. D., & Baum, A. (2001). *Environmental Psychology*. Psychology Press, New Jersey.
10. Bildersee, J., & Kahn, N. (1987). A preliminary test of the presence of window dressing: Evidence from institutional stock trading. *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, 2(3), 239–256.
11. Black, F. (1976). Studies of stock market volatility changes. *1976 Proceedings of the American statistical association business and economic statistics section*.
12. Bleicher, P. (2009). *calendarHeat: An R function to display time-series data as a calendar heatmap*. Forrás: <http://stat-computing.org/dataexpo/2009/posters/wicklin-allison.pdf> (Utolsó letöltés dátuma: 2023.05.10.)
13. Bless, H., Schwarz, N., & Kimmelmeier, M. (1996). Mood and stereotyping: Affective states and the use of general knowledge structures. *European Review of Social Psychology*, 7, 63–93.
14. Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327.

15. Boman, S., & Jacobsen, B. (2002). The Halloween indicator, 'sell in May and go away': Another puzzle. *American Economic Review*, 92(5), 1618–1635.
16. Budapesti Értéktőzsde (2020). A 2022. szeptember 19-i új BUX és BUMIX indexkosarak összetétele. Forrás: [https://www.bet.hu/newkibdata/128777960/Kozlemany-BUXBUMIX\\_220909.pdf](https://www.bet.hu/newkibdata/128777960/Kozlemany-BUXBUMIX_220909.pdf) (Utolsó letöltés dátuma: 2022.05.05.)
17. Budapesti Értéktőzsde (2023). Forrás: <https://www.bet.hu/> (Utolsó letöltés dátuma: 2023.05.05.)
18. Budapesti Értéktőzsde (2023). *Havi összefoglaló statisztika*. Forrás: <https://www.bet.hu/Kereskedesi-adatok/Adatletoltes/Havi-osszefoglalo-statisztika> (Utolsó letöltés dátuma: 2023.05.05.)
19. Cao, M. & Wei, J. (2001). *Stock Market Returns: A Temperature Anomaly*. Working paper, University of Toronto
20. Cont, R. (2001). Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*, 1(2), 223.
21. Coursey, D., & Dyl, E. (1986). Price effects of trading interruptions in an experimental markets, University of Wyoming. *Working Paper*
22. Cross, F. (1973). The behavior of stock prices on Fridays and Mondays. *Financial Analysts Journal*, 29(6), 67–69.
23. De Bondt, W. F., & Thaler, R. (1985). Does the stock market overreact? *Journal of Finance*, 40(3), 793–805.
24. Eagles, J. M. (1994). The relationship between mood and daily hours of sunlight in rapid cycling bipolar illness. *Biological Psychiatry*.
25. Fama, E. F. (1965). The behavior of stock-market prices. *The Journal of Business*, 38(1), 34–105.
26. Ferenci, T. (2023). *Idősorelemzés*. Forrás: <https://www.medstat.hu/oktatas/Idosorelemzes/FerenciTamas-Idosorelemzes.pdf> (Utolsó letöltés dátuma: 2023.05.17.)
27. French, K. R. (1980). Stock returns and the weekend effect. *Journal of Financial Economics*, 8, 55–69.
28. Gibbons, M. R., & Hess, P. (1981). Day of the week effects and asset returns. *Journal of Business*, 579–596.
29. Givoly, D., & Ovadia, A. (1983). Year-end tax-induced sales and stock market seasonality. *The Journal of Finance*, 38(1), 171–185.
30. Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The Journal of Finance*, 48(5), 1779–1801.
31. Greenberg, D. M., Kosinski, M., Stillwell, D. J., Monteiro, B. L., Levitin, D. J., & Rentfrow, P. J. (2016). The song is you: Preferences for musical attribute dimensions reflect personality. *Social Psychological and Personality Science*, 7(6), 597–605.
32. Gu, A. Y. (2003). The declining January effect: evidences from the US equity markets. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 43(2), 395–404.
33. Hirshleifer, D., & Shumway, T. (2003). Good day sunshine: Stock returns and the weather. *The Journal of Finance*, 58(3), 1009–1032.
34. Hyndman, R. J. and Khandakar, Y. (2008) Automatic time series forecasting: The forecast package for R, *Journal of Statistical Software*, 26(3).

35. IBM (2021). *GLM Univariate Analysis*. Forrás: <https://www.ibm.com/docs/en/spss-statistics/28.0.0?topic=features-glm-univariate-analysis> (Utolsó letöltés dátuma: 2023.05.17.)
36. Johnson, E. J., & Tversky, A. (1983). Affect, generalization, and the perception of risk. *Journal of Personality and Social Psychology*, 45, 20.
37. Kahneman, D., & Tversky, A. (1981). *The simulation heuristic*. National Technical Information Service.
38. Kahneman, D., & Tversky, A. (1984). Choices, values, and frames. *American Psychologist*, 39(4), 341–350.
39. Kamstra, M. J., Kramer, L. A., & Levi, M. D. (2003). Winter blues: A SAD stock market cycle. *American Economic Review*, 93(1), 324–343.
40. Kathiravan, C., Selvam, M., Maniam, B., & Dharani, M. (2021). Effect of weather on stock market: A literature review and research agenda. *Cogent Economics & Finance*, 9(1), 1971353
41. Keef, S. P., & Roush, M. L. (2002). The weather and stock returns in New Zealand. *Quarterly Journal of Business and Economics*, 61–79.
42. Kovács, E. (2014). *Többváltozós adatelemzés*. Typotex, Budapest
43. Kovács, K. (2018). Gondolatok a viselkedési közgazdaságtan aktuális helyzetéről. *Közgazdaság*, 13(2), 237–249.
44. Kőszegi, B. (2014). *Advances in Behavioral Industrial Organization* (doktori disszertáció). Közép-európai Egyetem, Budapest.
45. Krämer, W., & Runde, R. (1997). Stocks and the weather: An exercise in data mining or yet another capital market anomaly? *Empirical Economics*, 22(4), 637–641.
46. Lakatos, M. (2016). A befektetői túlreagálás empirikus vizsgálata a Budapesti Értéktőzsdén. *Közgazdasági Szemle*, 63(7-8), 762–786.
47. Lakonishok, J., & Smidt, S. (1988). Are seasonal anomalies real? A ninety-year perspective. *The Review of Financial Studies*, 1(4), 403–425.
48. Loewenstein, G. F., Weber, E. U., Hsee, C. K., & Welch, N. (2001). *Risk as feelings*. *Psychological Bulletin*, 127(2), 267.
49. Mandelbrot, B. (1963). The Variation of Certain Speculative Prices. *The Journal of Business*, 36(4), 394–419.
50. Mao, H., Counts, S., & Bollen, J. (2015). *Quantifying the effects of online bullishness on international financial markets*. ECB Statistics Paper.
51. Markowitz, H. (1952). The utility of wealth. *Journal of Political Economy*, 60(2), 151–158.
52. McAndrew, F. T. (1993). *Environmental psychology*. Thomson Brooks/Cole Publishing Co.
53. Medvegyev, P., & Szász, J. (2010). *A meglepetések jellege a pénzügyi piacokon*. Bankárképző Központ, Budapest.
54. Molnár, E. (2013). A szezonális affektív zavar hazai előfordulása, jellemzői és összefüggései a szerotonin-2A és kannabinoid-1 receptor génekkel (doktori disszertáció). Semmelweis Egyetem, Budapest.
55. Nagy, B., & Ulbert, J. (2007). Tőkepiaci anomáliák. *Statistikai Szemle*, 85(12), 1014–1032.
56. Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 347–370.

57. Neszveda, G. (2018). Thaler viselkedési közgazdaságtani munkássága. *Hitelintézeti Szemle*, 17(1), 153–167.
58. Neszveda, G., & Simon, P. (2021). Szezonálitás, január-hatás és a momentum-stratégia. *Szigma*, 52(4), 335–352.
59. Pfizer.com (2020). *Pfizer and BioNTech Announce Vaccine Candidate Against COVID-19 Achieved Success in First Interim Analysis from Phase 3 Study*. Forrás: <https://www.pfizer.com/news/press-release/press-release-detail/pfizer-and-biontech-announce-vaccine-candidate-against>
60. qontigo (2023). *EURO STOXX 50*. Forrás: <https://qontigo.com/index/sx5e/> (Utolsó letöltés dátuma: 2023.05.11.)
61. Rajczy, I. (2020). Viselkedési közgazdaságtan. *Képviselői Információs Szolgálat*, (4).
62. RDocumentation (2023). *decompose: Classical Seasonal Decomposition by Moving Averages*. Forrás: <https://www.rdocumentation.org/packages/stats/versions/3.6.2/topics/decompose> (Utolsó letöltés dátuma: 2023.05.11.)
63. Rind, B. (1996). Effect of beliefs about weather conditions on tipping. *Journal of Applied Social Psychology*, 26(2), 137–147.
64. Rosenthal, R. (1979). The file drawer problem and tolerance for null results. *Psychological Bulletin*, 86(3), 638–641.
65. Rozeff, M. S., & Kinney Jr, W. R. (1976). Capital market seasonality: The case of stock returns. *Journal of Financial Economics*, 3(4), 379–402.
66. Saunders, E. M. (1993). Stock prices and Wall Street weather. *The American Economic Review*, 83(5), 1337–1345.
67. Shefrin, H. (2001). Behavioral corporate finance. *Journal of applied corporate finance*, 14(3), 113–126.
68. Shefrin, H., & Statman, M. (2000). Behavioral portfolio theory. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 35(2), 127–151.
69. Shu, H. C., & Hung, M. W. (2009). Effect of wind on stock market returns: evidence from European markets. *Applied Financial Economics*, 19(11), 893–904.
70. Siegel, J. J. (2014). *Stocks for the Long Run; The definitive guide to financial market returns and long-term investment strategies*. 5. kiadás. McGraw-Hill Education.
71. Simon, H. A. (1976). *Administrative Behavior*, Macmillan Publishing Co.
72. Statman, M. (2008). What is behavioral finance. *Handbook of Finance*, 2(9), 79–84.
73. Száz, J. (2018). *Befektetések, kockázatok, folyamatok*. Citromfű Bt., Budapest.
74. Thaler, R. (1987). Anomalies: seasonal movements in security prices II: weekend, holiday, turn of the month, and intraday effects. *Journal of Economic Perspectives*, 1(2), 169–177.
75. Thaler, R. (2017). *Mi fán terem a viselkedési közgazdaságtan? – Richard H. Thaler előadása videón*. Magyar Tudományos Akadémia
76. Tietjen, G. H., & Kripke, D. F. (1994). Suicides in California (1968–1977): absence of seasonality in Los Angeles and Sacramento counties. *Psychiatry Research*, 53(2), 161–172.
77. Trombley, M. A. (1997). Stock prices and Wall Street weather: Additional evidence. *Quarterly Journal of Business and Economics*, 11–21.

78. Tversky, A., & Kahneman, D. (1973). Availability: A heuristic for judging frequency and probability. *Cognitive Psychology*, 5(2), 207–232.
79. Vincze, J. (2018). *Bevezetés az ökonometriai időszerelemzésbe*. Budapesti Corvinus Egyetem, Budapest
80. Wachtel, S. B. (1942). Certain observations on seasonal movements in stock prices. *The Journal of Business of the University of Chicago*, 15(2), 184–193.
81. Whittle, P. (1951). *Hypothesis testing in time series analysis* (Vol. 4). Almqvist & Wiksells boktr.
82. Wright, W. F., & Bower, G. H. (1992). Mood effects on subjective probability assessment. *Organizational behavior and human decision processes*, 52(2), 276–291.
83. Yoon, S. M., & Kang, S. H. (2008). Weather effects on returns: Evidence from the Korean stock market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 388(5), 682–690.
84. Zuckerman, M. (1984). Sensation seeking: A comparative approach to a human trait. *Behavioral and Brain Sciences*, 7(3), 413–434.

#### INVESTIGATING THE EXISTENCE OF STOCK MARKET ANOMALIES ON THE BUDAPEST STOCK EXCHANGE

According to behavioral finance, investors are influenced by their emotions, they do not always make rational decisions, thereby providing an explanation for the phenomenon of stock market anomaly. In this study, we examined the existence of the calendar effect and the effect of the weather on the BUX index between 1991 and 2022; using a general linear model, a decomposition model, and an asymmetric GJR-GARCH model. The effect of the turn of the month and the New Year is statistically significant on the Hungarian stock market. Furthermore, via the examination of the intraday trading of OTP, MOL and Richter shares, we found that the trading volume between individual hours differs significantly, thus the lunch break and closing hour anomaly observed in international capital markets also transfers to the Hungarian market. Further results also reveal that significantly lower trading volume was observed on the Hungarian stock exchange on rainy days. Based on the results of the article, it is worth considering behavioral distortions when planning investments on the Hungarian stock market.