

# *Befolyásolta-e a Covid-19-járvány a kriptovaluták kereskedési volumene és hozamvolatilitása közötti kapcsolatot?*

Serkan Samut

*Karadeniz Műszaki Egyetem (Karadeniz Technical University)*

serkan.samut@ktu.edu.tr

Rahmi Yamak

*Karadeniz Műszaki Egyetem (Karadeniz Technical University)*

yamak@ktu.edu.tr

---

## ÖSSZEFOGLALÓ

Jelen tanulmányban azt vizsgáltuk, hogy a Covid-19-járvány, amely a világra 2020 elejétől hatással van, befolyásolta-e a kriptovaluta-piac hozamvolatilitása és kereskedési volumene közötti kapcsolatot. A vizsgálat empirikus részében 40 kriptovalutát elemeztünk. Az adatokat két különböző, a járvány előtti és közbeni időszakra osztottuk. A Garman és Klass (1980), valamint Rogers és Satchell (1991) által kidolgozott két alternatív becslőfüggvényt használtuk a kriptovaluták hozamvolatilitásának mérésére. Az oksági és egyidejű korrelációs elemzések alapján megállapítottuk, hogy a járványt megelőző időszakban a kriptovaluták piacára vonatkozóan a szekvenciális információérkezési hipotézis volt érvényes. A járványidőszakban a szekvenciális információérkezési hipotézis érvényét veszítette, és átadta helyét az eloszlási hipotézis keverékének.

**KULCSSZAVAK:** kriptovaluta-piac, Covid-19, hozamvolatilitás, kereskedési volumen

**JEL-KÓDOK:** C32, G12, G15

**DOI:** [https://doi.org/10.35551/PSZ\\_2021\\_4\\_4](https://doi.org/10.35551/PSZ_2021_4_4)

---

A 2019 decemberében Kínában azonosított és 2020 elején a világ minden táján elterjedő koronavírus számos országban maga után vonzotta a társadalmi és gazdasági élet korlátozását. A Covid-19-járvány globális pénzügyi válság formájában gazdasági bizonytalanságokat is okozott. A járvány okán hozott megelőző és tiltó rendelkezések a gazdaság számos ágazatát érintették. A koronavírus terjedése tőzsdei összeomlásokhoz és a pénzügyi eszközök árfolyamának volatilitásához vezetett (Hong et al., 2021, 2). A járvány előidézte a nemzeti és nemzetközi befektetők befektetési preferenciáinak megváltozását is. A befektetők a hagyományos befektetési eszközök közül a járvány kezdete óta az USD-t és az aranyat preferálják. A kriptovaluta az egyik új befektetési eszköz, amelyet a befektetők a járvány előrehaladtával idővel elkezdtek előnyben részesíteni. A kriptovaluták piaci értéke a járvány kezdetén, 2020 januárjában 195 milliárd USD volt, míg 2021 áprilisára nagyjából megtízszereződött, és elérte a 2 billió USD-t. Ehhez hasonlóan a járványidőszakban a napi kereskedési volumen több mint megduplázódott, 63 milliárd dollárról 144 milliárd dollárra nőtt (coinmarketcap.com). Röviden tehát: a kriptovalutákat illetően a kereskedési volumen nagyon komoly növekedése volt tapasztalható, különösen a járványidőszakban.

Mivel a kriptovaluták teljes mértékben digitális technológiákat takarnak, termelésük és kereskedelmük globális, és a nap 24 órájában, a hét minden napján végezhető. Nem érinti őket a járvány miatt hozott, hosszan tartó országos karantén. Habár a kriptovaluták piacát a kereskedési volumen és a hozam tekintetében pozitívan befolyásolta a járvány, nem ismert, hogy a járvány erre a piacra vonatkozóan megváltoztatta-e a kereskedési volumen és a hozamvolatilitás közötti oksági kapcsolatot. A két változó közötti oksági kapcsolat iránya és mértéke lényeges információkat szolgáltat a kriptovaluta-piac szerkezetéről és hatékonyságáról.

Ezért annak érdekében, hogy megjósolhassuk ennek az idő- és helykorlátozásokkal nem rendelkező digitális piacnak a jövőjét, fontos tudni, hogy a járvány előtt kialakult kriptovaluta-piaci struktúra továbbra is fennmarad-e a járvány ideje alatt.

A pénzügyi eszköz hozamvolatilitása és kereskedési volumene közötti korreláció és oksági kapcsolat alapján a pénzügyi-gazdasági szakirodalomban két alternatív hipotézis létezik. Ez a két hipotézis az eloszlási hipotézis keveréke és a szekvenciális információérkezési hipotézis. Az eloszlási hipotézis keveréke szerint minden kereskedő egyidejűleg fér hozzá az információkhoz. E hipotézis érvényességéhez tehát szimultán pozitív korrelációnak kell fennállnia a pénzügyi eszköz hozama és a kereskedési volumen között. A szekvenciális információérkezési hipotézis ezzel szemben azt feltételezi, hogy a vevők és az eladók nem egyidejűleg férnek hozzá az új piaci információkhoz. A hipotézis érvényességéhez tehát kétirányú oksági kapcsolatnak kell lennie a hozamvolatilitás és a kereskedési volumen között.

Jelen tanulmány fő célja annak megállapítása, hogy a kriptovaluták hozamvolatilitása és kereskedési volumene közötti kapcsolatot illetően a kriptovaluták piacán a járvány előtt uralkodó piaci szerkezet továbbra is fennmarad-e a járvány során. A tanulmány céljából negyven kriptovaluta hozamvolatilitása és kereskedési volumene közötti valószínű oksági kapcsolatot vizsgáltuk idősoros elemzéssel. A kriptovalutákat négy különböző kategóriába soroltuk aszerint, hogy folyamatban van-e bányászat, valamint van-e kínálati korlát. Jelen tanulmányban így a bányászat és a kriptovaluták kínálati korlátozásának mindkét hipotézisre gyakorolt hatását is vizsgáltuk. Az elemzés során az egyes kriptovaluták hozamvolatilitása és kereskedési volumene közötti korrelációt a Pearson-féle lineáris korrelációs együttható használatával kaptuk meg. Az oksági kapcsolatot a Granger-féle oksági vizsgálatral elemeztük.

tük a VAR- és a Toda–Yamamoto-módszer szerint. Az adatállományt két, a járvány előtti és közbeni időszakra bontottuk. A járvány előtti időszak a 2018. szeptember 1. és 2019. december 31. közötti periódusra terjed ki, a járvány-időszak pedig 2020. január 1-től 2021. április 30-ig tart.

A tanulmány felépítése a következő. Az 1. részben a témához felhasznált szakirodalmat mutatjuk be. A 2. részben a tanulmányban használt ökonometriai módszert és változókat ismertetjük. A 3. részben a kiválasztott kriptovaluták hozamvolatilitása és kereskedési volumene közötti oksági kapcsolatot elemezzük, valamint megvitatjuk az eredményeket. Az utolsó részben pedig záró megjegyzéseink olvashatók.

## SZAKIRODALMI ÁTTEKINTÉS

A független pénznemként működő peer-to-peer elektronikus fizetési rendszer, a bitcoin 2008-as megjelenésével megnőtt a kriptovaluták iránti érdeklődés, és azóta számos kriptovalutát vezettek be a piacra. Jelenleg, 2021-ben több mint 10 000 féle kriptovaluta létezik (coinmarketcap.com). Az Európai Központi Bank (EKB) 2015-ben közzétett jelentése szerint a kriptovaluták nem legális pénznemek. Ugyanez a jelentés azonban a kriptovalutát digitális ellenértékként határozza meg, amelyet nem központi bank, hitelintézet vagy elektronikus pénzügyi intézet bocsát ki, és amely bizonyos esetekben a pénz alternatívjaként is használható (EKB, 2015, 4). Az EKB ezenkívül egy másik, 2019-ben kiadott jelentésében a kriptoeszközöket új típusú, digitális formában rögzített és a kriptográfia használatával lehetővé tett eszközökként határozza meg, amelyek nem jelentenek pénzügyi kötelezettségeket egyetlen azonosítható eszközzel szemben sem (EKB, 2019, 3). Noha a bitcoin megjelenése óta eltelt 12

év, ráadásul ez idő alatt számos kriptovaluta jelent meg, még mindig vitatott, hogy a kriptovaluták pénznek tekinthetők-e. Ez a vita a pénz szerepeit veszi górcső alá. *Luther és White* (2014) szerint különösen a bitcoin funkciója az, hogy a hagyományos pénznemekhez hasonlóan csereszköz legyen, számos okból kifolyólag azonban ennek nem tud eleget tenni. Ezenfelül egyesek mellett érvelnek, hogy a bitcoin árfolyamának ingadozása akadályozza, hogy fizetőeszközként használják, és kockázatosabbá teszi, hogy rövid ideig rendelkezzen vele. *Ali et al.* (2014) azt állítják, hogy a kriptovalutákat viszonylag kevesen használják fizetőeszközként, elsősorban értékmegőrzőként funkcionálnak.

A járvány korai szakaszában a legtöbben csak arra voltak kíváncsiak, vajon a kriptovaluták biztonságosak-e a befektetők számára. *Corbet et al.* (2020) szerint a kriptovaluták a nemesfémekhez hasonlóan biztonságosak, még akkor is, ha figyelembe vesszük a negatív érzelmek szerepét a járvány alakulásában. *Jana és Das* (2020) ezzel szemben azt állítja, hogy a bitcoin rosszul fedezett, ezért ilyen rendkívüli időkben nem túl biztonságos. *Kristoufek* (2020) mellett érvel, hogy a bitcoin nem biztonságos alternatív befektetési megoldás az arany helyett, különösen a Covid–19-járvány alatt. Hasonlóképpen *Iqbal et al.* (2020) szerint a kriptovaluták túlnyomó többsége csak a Covid–19 kisebb sokkhatásait képes enyhíteni. Ezzel szemben *Lahmiri és Bekiros* (2020) tanulmányában azt írja, hogy a Covid–19-járvány a kriptovalutapiacokat jobban érintette, mint a nemzetközi részvénypiacokat. Az információhatékonyság szempontjából tehát nagyobb válságok, mint például a Covid–19-járvány idején digitális eszközökbe fektetni kockázatosabb, mint részvényekbe. *Conlon és McGee* (2020) azt állítja, hogy a bitcoin nem volt biztonságos a Covid–19-járvány alatt. Szerintük ugyanis az S&P 500-zal együtt bitcoint tartani a portfólióban

jelentősen növelte a befektetési kockázatot. Egy másik tanulmányban *Conlon et al.* (2020) megfigyelték, hogy a Covid-19-járvány idején a bitcoin és az Ethereum a nemzetközi tőzsdék szempontjából nem volt biztonságos. Ugyanebben a tanulmányban hangsúlyozzák, hogy a stabil Tether kevésbé kockázatos más kriptovalutákhoz képest. Kijelentik ugyanakkor, hogy a Tether eszközként szükségtelen lehet, mivel az amerikai dollárhoz van kötve. Ugyanebből a tanulmányból kiderül, hogy a vizsgált időszakban ezt az árrögzítést nem tartották fenn konzisztens módon, ami aláásta a fedezeti funkciók következetességét.

A pénzügyi-gazdasági szakirodalomban a kereskedési volumen és a hozamvolatilitás közötti kapcsolatot illetően két hipotézis áll szemben egymással. Ezek egyike a *Clark* (1973), *Epps és Epps* (1976), *Harris* (1986), valamint *Andersen* (1996) által kidolgozott eloszlási hipotézis keveréke. Az eloszlási hipotézis keveréke pozitív szimultán korrelációt jósol a hozamvolatilitás és a kereskedési volumen között. Ez a hipotézis feltételezi, hogy az információfolyamtól függően a volumen és a hozamvolatilitás együttes eloszlása feltételesen normális. Minden kereskedő egyszerre fér hozzá az új információkhoz, az árak pedig azonnal reagálnak ezekre az információkra (*Darrat et al.*, 2003, 2036; *Wang et al.*, 2019, 392). E hipotézis szerint a hozamvolatilitás és a kereskedési volumen egyidejűleg változik, a két változó közötti szimultán korrelációs együtthatónak ezért szignifikánsan pozitívnak kell lennie, a két változó között azonban nem lehet oksági kapcsolat. A másik hipotézis a hozamvolatilitás és a volumen közötti oksági kapcsolatról *Copeland* (1976), *Jennings et al.* (1981) és *Smirlock és Starks* (1988) szekvenciális információérkezési hipotézise. Ezen hipotézis feltételezése szerint az eszközpiacon az új információ a vevők és eladók számára szekvenciális. Eleinte a vevők és az eladók egyensúlyban vannak, mert azonos információkkal

rendelkeznek. Amikor új információ érkezik az érintett piacra, a vevők és az eladók átgondolhatják elvárásaikat. A piacra érkező új információk azonban nem egyszerre jutnak el a vevőkhöz és az eladókhoz. A végső egyensúly a piacon akkor következik be tehát, amikor minden piaci szereplő hozzájut az új információkhoz és azoknak megfelelően gondolja át az elvárásait. E hipotézis szerint: mivel az információra adott válasz szekvenciális, a két változó között kétirányú oksági kapcsolatnak kell lennie.

Az alkalmazott szakirodalomban *Wang et al.* (2019) megvizsgálta mindkét hipotézis bitcoinre vonatkozásában. A lineáris és nemlineáris korrelációs vizsgálatok eredményeként megállapították, hogy az eloszlási hipotézis keveréke nem érvényes a bitcoinra. Másrészt azonban a szekvenciális információérkezési hipotézist lineáris és nemlineáris Granger-féle oksági vizsgálatok során érvényesnek találták. *Balcilar et al.* (2017) valamint *Bouri et al.* (2019) elemezték a bitcoin és hét vezető kriptovaluta kereskedési volumene és hozamvolatilitása közötti lehetséges oksági kapcsolatokat. *Balcilar et al.* (2017) megállapították, hogy azokban az esetekben, amikor a medve- vagy bikapiacok nem érvényesek, a kereskedési volumen a hozam Granger-féle oka. Ezzel szemben nem találtak oksági kapcsolatot a hozamvolatilitás és a hozamsorozat négyzetével mért kereskedési volumen között. *Bouri et al.* (2019) tanulmányukban azt találták, hogy a hozameloszlás bal és jobb oldalán a kriptohozamok Granger-féle oka a kereskedési volumen. Ugyanez a vizsgálat semmilyen kvantilisben nem talált oksági kapcsolatot a kereskedési volumen és a hozamvolatilitás között. Ezen tanulmányok mellett *Yamak et al.* (2019) kétirányú oksági kapcsolatot találtak a bitcoin volumene és árfolyam-volatilitása között. Ugyanakkor pozitív és statisztikailag szignifikáns szimultán korrelációt mutattak ki a

két változó között. Mindkét megállapítás alá támasztja a bitcoin-piac szekvenciális információérkezési hipotézisét. Egy másik empirikus vizsgálatban *Samut és Yamak* (2018) kimutatta, hogy a bitcoin, az Ethereum, a bitcoin Cash és a Litecoin árfolyama és volumene között egyirányú oksági kapcsolat van. Eredményeik alapján azt állítják, hogy a szekvenciális információérkezési hipotézis nem érvényes a kriptovaluta-piacra.

## ADATHALMAZ ÉS MÓDSZERTAN

Korábbi tanulmányokkal ellentétben jelen tanulmányban azt vizsgáltuk, hogy a Covid-19-járvány hatással van-e a kiválasztott negyven kriptovaluta hozamvolatilitása és kereskedési volumene közötti lehetséges oksági kapcsolatra. A kriptovaluták árfolyamát és volumenértékét a coinmarketcap.com weboldal alapján dollárban állapítottuk meg. A vizsgált kriptovaluták a következők: 0xBitcoin (0xBTC), Bancor (BNT), Binance Coin (BNB), Bitcoin (BTC), Bitcoin Cash (BCH), Bitcoin Gold (BTG), Cardano (ADA), Chainlink (LINK), Dash (DASH), Decentraland (MANA), Decred (DCR), Dero (DERO), Dogecoin (DOGE), Energi (NRG), EOS (EOS), Ethereum (ETH), Ethereum Classic (ETC), Filecoin (FIL), ICON (ICX), INO COIN (INO), IOTA (MIOTA), iExec RLC (RLC), Lisk (LSK), Litecoin (LTC), Monero (XMR), NEO (NEO), NIX (NIX), Peercoin (PPC), Ripple (XRP), Stealth (XST), Stellar (XLM), Storj (STORJ), Stratis (STRAX), Tezos (XTZ), THETA (THETA), TRON (TRX), Ubiq (UBQ), VeChain (VET), Waves (WAVES) és Zcash (ZEC). A kriptovaluták árfolyamára és volumenére vonatkozó adatok napiak, és a 2018. szeptember 1-től 2021. április 30-ig tartó időszakot fedik le. Annak érdekében, hogy lássuk, a Covid-19-járvány milyen hatással van a hozamvolatilitás és a kereskedési vo-

lumen közötti oksági kapcsolatra, az adatokat két részidőszakra osztottuk: járvány előtti és járvány közbenire. A járvány előtti időszak a 2018. szeptember 1. és 2020. december 31. közötti adatokra vonatkozik, a járványidőszak adatai pedig a 2020. január 1-től 2021. április 30-ig tartó időszakból származnak. Eközben a tanulmányban elemzett kriptovalutákat négy különböző csoportba soroltuk aszerint, hogy folyamatban van-e bányászati tevékenység, valamint van-e felső kínálati korlát. Míg az első csoport olyan kriptovalutákból áll, amelyek esetében folyamatban van a bányászati tevékenység és van felső kínálati korlát, a második csoport kriptovalutáinál is folyamatban van a bányászat, de a felső kínálati korlát nem biztos. A nem aktív bányászati tevékenységű kriptovaluták alkotják a harmadik és negyedik csoportot. Ezek közül is a felső kínálati korlátal rendelkezők tartoznak a harmadik csoportba, a nem biztos felső kínálati korlátúak pedig a negyedikbe.

Az alkalmazott szakirodalomban az eszköz-árfolyamok volatilitási mértékét két különböző, hagyományos és modern megközelítés alapján állítják elő. A hagyományos megközelítés az eszközárfolyam szórására épül. Ezt általában a kérdéses eszköz napi záró árfolyamából számítják ki. Ha azonban a záró árfolyam mellett több árfolyam is megfigyelhető, például a napi legmagasabb és legalacsonyabb árfolyam, akkor az összes rendelkezésre álló napközbeni árfolyamot használó szórásbecslő függvény több információt fog szolgáltatni a sorozat eloszlásáról (Petneházi, Gáll, 2019). Jelen tanulmányban két alternatív volatilitási mértéket állítottunk elő két különböző szórásbecslő függvény használatával, és mindkettőt külön-külön felhasználtuk az oksági elemzésben. Az egyik becslőfüggvényt (GK) *Garman és Klass* (1980), a másikat (RS) pedig *Rogers és Satchell* (1991) dolgozta ki. Az (1) egyenletben megadott szórásbecslő függvény GK-változata nemcsak a napi legmagasabb és legmagasabb

árfolyamot veszi figyelembe, hanem a napi nyitó és záró árfolyamot is.

$$GK_t = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n 0,5((\ln P_t^H - \ln P_t^L)^2 - (2\ln(2)-1)(\ln P_t^c - \ln P_t^o)^2)}{n}} \quad (1)$$

Az (1) egyenletben  $P_t^H$ ,  $P_t^L$ ,  $P_t^c$  és  $P_t^o$  a kriptovaluta legmagasabb, legalacsonyabb, nyitó és záró árfolyamát jelentik  $t$  napon.

Rogers és Satchell (1991) a GK-becslőfüggvény feltételezését vitatva – miszerint a szóban forgó sorozat folyamatos, nem sodródó Brown-mozgású – a (2) egyenletben kifejlesztette az RS-becslőfüggvényt, amely lehetővé teszi a sodrás meglétét a sorozatban.

$$RS_t = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (F_t^1 \times F_{t-1}^1 - F_t^2) + (F_t^3 \times F_{t-1}^3 - F_t^2)}{n}} \quad (2)$$

A (2) egyenletben

$$F_t^1 = \ln\left(\frac{P_t^H}{P_t^o}\right), F_t^2 = \ln\left(\frac{P_t^c}{P_t^o}\right) \text{ és } F_t^3 = \ln\left(\frac{P_t^L}{P_t^o}\right).$$

A volatilitási sorozat létrehozása után a kriptovaluták hozamvolatilitása (RV) és kereskedési volumene (LV) közötti oksági kapcsolatot a Granger-féle oksági vizsgálat segítségével elemeztük a VAR- és a Toda–Yamamoto-módszer szerint. A (3) és (4) egyenletekben a Toda–Yamamoto oksági vizsgálat látható.

$$RV_t = \lambda_1 + \sum_{i=1}^k \beta_{1i} RV_{t-i} + \sum_{i=k+1}^{k+d_{max}} \beta_{2i} RV_{t-i} + \sum_{i=1}^k \alpha_{1i} LV_{t-i} + \sum_{i=k+1}^{k+d_{max}} \alpha_{2i} LV_{t-i} + \mu_{1t} \quad (3)$$

$$LV_t = \lambda_2 + \sum_{i=1}^k \delta_{1i} RV_{t-i} + \sum_{i=k+1}^{k+d_{max}} \delta_{2i} RV_{t-i} + \sum_{i=1}^k \theta_{1i} LV_{t-i} + \sum_{i=k+1}^{k+d_{max}} \theta_{2i} LV_{t-i} + \mu_{2t} \quad (4)$$

Ahol,

RV: a GK- és RS-becslőfüggvények által létrehozott hozamvolatilitás,

LV: a kereskedési volumen logaritmus,

$k$ : az optimális késleltetési hossz,

$d_{max}$ : a változók maximális integrálási mértéke,

$\beta_i$ ,  $\alpha_i$ ,  $\delta_i$  és  $\theta_i$ : a változók együtthatói, valamint

$\lambda_1$  és  $\lambda_2$ : állandók.

Ha a (3) egyenletben szereplő  $\alpha_{1i}$ -k statisztikailag szignifikánsak, akkor a kereskedési volumen és a hozamvolatilitás között oksági kapcsolat van. Hasonlóképpen ahhoz, hogy oksági kapcsolat legyen a hozamvolatilitás és a volumen között, a (4) egyenletben szereplő  $\delta_{1i}$ -knek statisztikailag különbözniük kell a nullától.

## EREDMÉNYEK

Mint ismeretes, bármely két idősor közötti lehetséges oksági kapcsolat vizsgálatához előzetes ismeretekkel kell rendelkezniünk ezen változók stacionaritásáról. Éppen ezért stacionaritási vizsgálatot alkalmaztunk mind a 40 kriptovaluta kereskedési volumenének és hozamvolatilitásának sorozatára vonatkozóan. A változók stacionaritási vizsgálatok figyelembe vettük a járvány előtti és közbeni időszakot is. A stacionaritási vizsgálatokhoz a kiterjesztett Dickey és Fuller (ADF) egységgyök-vizsgálatot részesítettük előnyben. Mivel a tanulmányban elemzett változók az első különbségeiket illetően általában stacionáriusak voltak, a két változó közötti lehetséges oksági kapcsolatot a Granger-féle oksági vizsgálatlal analizáltuk a Toda–Yamamoto-módszer szerint. Egyes kriptovaluták esetében azonban a szintjén mindkét sorozat stacionáriusnak bizonyult. Ezen kriptovaluták oksági vizsgálatát a hagyományos VAR-moddellel végeztük. A kriptovaluták, amelyekre a VAR-modellt alkalmaztuk a járvány előtti időszak-

ra vonatkozóan a Ripple, Cardano, Bitcoin Cash, Theta, Waves, Decred, Peercoin, Ubiq, NIX, 0xBitcoin és Stealth, a járványidőszakra vonatkozóan pedig a Cardano, Decentraland, Bitcoin Cash, Storj, Ubiq, INO Coin, NEO és iExec RLC. Az összes Granger-féle oksági vizsgálatban a maximális késleltetési hossz 30 napnak feltételeztük, az optimális késleltetési hossz pedig az Akaike információs kritérium (Akaike Information Criterion, AIC) határozta meg. Az oksági vizsgálatok kritikus értékeit a Bootstrap számította ki 1000 iterációval.

A felső kínálati korláttal rendelkező és aktív bányászati tevékenységű kriptovaluták hozamvolatilitása és volumene közötti korrelációs együtthatókat az 1. táblázatban mutatjuk be.

A járvány előtti időszakra vonatkozóan statisztikailag szignifikáns korrelációs együtthatót találtunk 8 kriptovalutánál a GK-módszer által létrehozott volatilitás tekintetében, és 9 kriptovalutánál az RS-módszer által létrehozott volatilitás tekintetében. A korrelációs együttható pozitív a BTC, ETC, FIL és TEC esetében. Ugyanebben az időszakra vonatkozóan, azaz a járvány előtt negatív és statisztikailag szignifikáns a BCH, TRX és DASH esetében. A járványidőszakban statisztikailag szignifikáns pozitív korreláció figyelhető meg több kriptovalutánál is. Ráadásul szinte minden kriptovaluta esetében a járványidőszakra kiszámított korrelációs együttható szignifikanciaszintje magasabb, mint a járvány előtti időszaké. A járványidőszakban pozitív korrelációt mutató kriptovaluták a BTC, BCH,

1. táblázat

**A VOLATILITÁS ÉS VOLUMEN KÖZÖTTI KORRELÁCIÓS EGYÜTTHATÓK  
(FELSŐ KÍNÁLATI KORLÁTTAL RENDELKEZŐ KRIPTOVALUTÁK, AMELYEK ESETÉBEN  
FOLYAMATBAN VAN A BÁNYÁSZAT)**

Kriptovaluta	GK		RS	
	A járvány előtt	Járványidőszak	A járvány előtt	Járványidőszak
Bitcoin (BTC)	0,364***	0,478***	0,375***	0,499***
Bitcoin Cash (BCH)	-0,185***	0,433***	-0,16***	0,426***
Litecoin (LTC)	0,065	0,561***	0,073	0,562***
Ethereum Classic (ETC)	0,082*	0,441***	0,102**	0,429***
TRON (TRX)	-0,133***	0,445***	-0,169***	0,439***
Filecoin (FIL)	0,163***	-0,228***	0,192***	-0,249***
Dash (DASH)	-0,165***	0,165***	-0,149***	0,152***
Zcash (ZEC)	0,093**	0,112**	0,108**	0,094**
Decred (DCR)	-0,083*	-0,102**	-0,06	-0,144***
Bitcoin Gold (BTG)	0,035	0,13***	0,09*	0,074

Megjegyzés: \*\*\*, \*\* és \* azt jelzi, hogy az együttható 1%, 5% és 10%-on szignifikáns

Forrás: saját szerkesztés

LTC, ETC, TRX, DASH és ZEC. A járvány alatt csak a FIL és a DCR korrelációja statisztikailag szignifikáns és negatív. A két időszak összehasonlításával látható, hogy az első csoport kriptovalutái eloszlási hipotézisének keveréke a járványidőszakban megerősödött.

A korrelációs elemzés megállapításait a 2. táblázatban közölt oksági vizsgálat eredményei is megerősítik.

A járvány előtt az oksági kapcsolattal nem rendelkező kriptovaluták száma kettő volt (FIL és ZEC), ez a járvány során háromra (BTC, FIL és DASH) emelkedett. Az egyik ilyen kriptovaluta, a FIL esetében a járvány előtti pozitív korreláció azonban a járvány alatt negatívra fordult. A járvány előtt négy kriptovalutánál (BTC, BCH, LTC és TRON) kétirányú oksági kapcsolat állt fenn, míg a járványidőszak-

2. táblázat

**A KRIPTOVALUTÁK OKSÁGI VIZSGÁLATÁNAK EREDMÉNYE  
(FELSŐ KÍNÁLATI KORLÁT ÉS AKTÍV BÁNYÁSZAT)**

Kriptovaluta	H0 hipotézis	GK		RS	
		A járvány előtt	Járványidőszak	A járvány előtt	Járványidőszak
Bitcoin (BTC)	Volumen → Volatilitás	47,988**	5,929	54,672***	8,107
	Volatilitás → Volumen	54,478**	4,191	83,39***	11,689
Bitcoin Cash (BCH)	Volumen → Volatilitás	43,964*	32,642	44,841*	39,577
	Volatilitás → Volumen	87,474***	77,437***	76,732***	71,503***
Litecoin (LTC)	Volumen → Volatilitás	68,221***	22,965	66,315***	29,45
	Volatilitás → Volumen	95,578***	74,578***	90,613***	70,824***
Ethereum Classic (ETC)	Volumen → Volatilitás	52,802***	37,226	46,323**	38,299
	Volatilitás → Volumen	42,198	55,74***	38,375	50,436**
TRON (TRX)	Volumen → Volatilitás	53,581***	23,799	66,733***	34,76
	Volatilitás → Volumen	87,593***	49,715**	90,941***	50,163**
Filecoin (FIL)	Volumen → Volatilitás	22,954	1,481	21,704	0,72
	Volatilitás → Volumen	32,942	2,311	26,455	1,185
Dash (DASH)	Volumen → Volatilitás	13,405**	32,752	16,224**	32,08
	Volatilitás → Volumen	4,278	30,479	5,494	28,855
Zcash (ZEC)	Volumen → Volatilitás	29,846	15,996**	29,664	19,678**
	Volatilitás → Volumen	29,479	10,504*	33,187	11,961*
Decred (DCR)	Volumen → Volatilitás	50,744*	32,418	47,092*	36,67
	Volatilitás → Volumen	23,801	54,389**	19,513	55,066**
Bitcoin Gold (BTG)	Volumen → Volatilitás	11,728*	48,585**	11,595*	46,785**
	Volatilitás → Volumen	6,724	52,416**	7,637	53,171**

Megjegyzés: \*\*\*, \*\* és \* azt jelzi, hogy az együttható 1%, 5% és 10%-on szignifikáns

Forrás: saját szerkesztés



ban mindössze két kriptovaluta (ZEC és BTG) rendelkezett kétirányú oksági kapcsolattal. Az oksági elemzés során kapott eredmények pontosan megegyeznek mindkét módszerrel létrehozott volatilitási sorozatok esetében. A korrelációs és oksági eredmények egyidejű értékelésénél arra a következtetésre jutottunk, hogy a járvány előtt az első csoportba tartozó kriptovaluták által létrehozott piacon domináns szekvenciális információérkezési hipotézis a járvány során érvényét veszítette. Az eloszlási hipotézis keveréke azonban a járványidőszakban valamivel erősebbnek bizonyult.

A 3. táblázatban azon kriptovaluták korrelációs együttthatói láthatók, amelyek esetében folyamatban van a bányászat, de a felső kínálati korlát nem biztos.

A táblázat alapján az is megfigyelhető, hogy a járvány előtti időszakban a GK-módszerrel kiszámított volatilitás tekintetében három

kriptovaluta (DOGE, PPC és NIX) korrelációs együttthatója statisztikailag szignifikáns pozitív. A járványidőszakban ez a szám 7-re (ETH, DOGE, NRG, DERO, UBQ, 0xBTC és XST) emelkedik. Az RS-módszer alkalmazásakor azonban a járvány előtt és alatt statisztikailag szignifikáns pozitív korrelációt 4 kriptovaluta esetében találtunk. A járvány előtti időszakban ezek a kriptovaluták a DOGE, PPC, NIX és XST voltak, a járványidőszakban az ETH, DOGE, 0xBTC és XST. Ezenfelül a járvány előtti időszakban a volatilitási sorozat és a kereskedési volumen között statisztikailag negatív korreláció volt kimutatható 4 kriptovalutánál (ETH, NRG, UBQ és 0xBTC). A járványidőszakban viszont statisztikailag szignifikáns negatív korrelációt egyetlen csoport kriptovalutái esetében sem észleltünk. Hasonlóképpen 3 kriptovalutánál egyik időszakra vonatkozóan sem találtunk

3. táblázat

**A VOLATILITÁS ÉS VOLUMEN KÖZÖTTI KORRELÁCIÓ  
(FELSŐ KÍNÁLATI KORLÁTTAL NEM RENDELKEZŐ KRIPTOVALUTÁK, AMELYEK ESETÉBEN  
FOLYAMATBAN VAN A BÁNYÁSZAT)**

Kriptovaluta	GK		RS	
	A járvány előtt	Járványidőszak	A járvány előtt	Járványidőszak
Ethereum Classic (ETC)	-0,134***	0,558***	-0,093**	0,603***
Dogecoin (DOGE)	0,159***	0,405***	0,216***	0,395***
Monero (XMR)	-0,019	0,054	0,039	0,056
Energi (NRG)	-0,293***	0,109**	-0,314***	0,058
Dero (DERO)	-0,019	0,124***	-0,046	0,07
Peercoin (PPC)	0,096**	0,008	0,106**	0,028
Ubiq (UBQ)	-0,139***	0,152***	-0,159***	0,053
NIX (NIX)	0,301***	-0,002	0,308***	-0,012
0xBitcoin (0xBTC)	-0,114**	0,184***	-0,109**	0,253***
Stealth (XST)	0,068	0,174***	0,108**	0,169***

Megjegyzés: \*\*\*, \*\* és \* azt jelzi, hogy az együtttható 1%, 5% és 10%-on szignifikáns

Forrás: saját szerkesztés

statisztikailag szignifikáns korrelációt a GK-módszerrel kiszámított hozamvolatilitás és a kereskedési volumen között. Ugyan a járvány előtt az RS-beclsőfüggvény használatával 3 kriptovaluta esetében statisztikailag nem szignifikáns korreláció volt látható, a járványidőszakban ez a szám 6-ra nőtt. A járványidőszak korrelációs eredményeinek értékelésekor

megfigyelhető, hogy az eloszlási hipotézis és a GK-módszer, valamint az RS-módszer és a szekvenciális információérkezési hipotézis keveréke érvényes.

A 4. táblázatban azon kriptovaluták oksági eredményei láthatók, amelyek esetében folyamatban van a bányászat, de a felső kínálati korlát nem biztos. A táblázat alapján az eloszlási

4. táblázat

**AZ OKSÁGI VIZSGÁLAT EREDMÉNYEI  
(FELSŐ KÍNÁLATI KORLÁTTAL NEM RENDELKEZŐ KRIPTOVALUTÁK, AMELYEK ESETÉBEN FOLYAMATBAN VAN A BÁNYÁSZAT)**

Kriptovaluta	H0 hipotézis	GK		RS	
		A járvány előtt	Járványidőszak	A járvány előtt	Járványidőszak
Ethereum Classic (ETC)	Volumen → Volatilitás	47,759**	29,834	55,167***	37,332
	Volatilitás → Volumen	65,044***	50,272**	84,345***	57,567***
Dogecoin (DOGE)	Volumen → Volatilitás	26,495	26,679	27,458	39,663
	Volatilitás → Volumen	66,666***	81,81***	64,457***	114,98***
Monero (XMR)	Volumen → Volatilitás	2,667	2,959	2,628	2,404
	Volatilitás → Volumen	10,127	2,323	10,398	2,547
Energi (NRG)	Volumen → Volatilitás	45,394*	1,761	47,869**	1,749
	Volatilitás → Volumen	48,092**	0,845	57,105***	0,823
Dero (DERO)	Volumen → Volatilitás	44,803*	29,935	50,913**	29,47
	Volatilitás → Volumen	34,54	27,063	31,013	27,448
Peercoin (PPC)	Volumen → Volatilitás	8,024*	47,791**	19,7**	57,41***
	Volatilitás → Volumen	5,432	55,271***	9,452	63,582***
Ubiq (UBQ)	Volumen → Volatilitás	34,642	37,711	30,882	33,15
	Volatilitás → Volumen	39,447	57,706***	32,017	61,095***
NIX (NIX)	Volumen → Volatilitás	7,145	2,325	7,513	3,556
	Volatilitás → Volumen	30,811***	2,66	29,245***	2,384
OxBitcoin (OxBTC)	Volumen → Volatilitás	29,535	1,79	30,644	1,176
	Volatilitás → Volumen	25,56	7,057	35,04	5,504*
Stealth (XST)	Volumen → Volatilitás	55,566**	29,018	15,906	29,339
	Volatilitás → Volumen	32,445	32,721	18,001	33,961

Megjegyzés: \*\*\*, \*\* és \* azt jelzi, hogy az együttható 1%, 5% és 10%-on szignifikáns

Forrás: saját szerkesztés

hipotézis keveréke a járványidőszak alatt megerősödött. Az eredmény a GK-módszerrel még egyértelműbb. A GK-módszer szerint ugyanis míg a járvány előtt 3 kriptovalutánál (XMR, UBQ és 0xBTC) nem találtunk oksági kapcsolatot, a járványidőszak alatt az oksági kapcsolattal nem rendelkező kriptovaluták száma 6-ra emelkedett (XMR, NRG, DERO, NIX, 0xBTC és XST). Az RS-módszer alapján a járvány előtt 4 kriptovaluta (XMR, UBQ, 0xBTC és XST) esetében nem állt fenn oksági kapcsolat, a járvány alatt pedig 5 kriptovalutánál (XMR, NRG, DERO, NIX és XST). Ezenfelül ugyan a járvány előtt kétirányú oksági kapcsolatot találtunk az ETH és az NRG esetében, a járványidőszakban csak a PPC-nél. Ez a megállapítás mindkét volatilitási becslési módszer esetében ugyanaz. Ennek eredményeképpen a járványidőszakban a második csoport kriptovalutái tekintetében az eloszlási hipotézis keveréke megerősödött. Az eredmény a GK-módszerrel létrehozott volatilitási sorozatokban még egyértelműbb.

A felső kínálati korláttal rendelkező és inaktív bányászati tevékenységű kriptovaluták korrelációs elemzésének eredményeit az 5. táblázatban mutatjuk be. A járvány előtti korrelációs együtthatók alapján minden kriptovaluta esetében, kivéve az EOS-t és az XLM-et, statisztikailag szignifikáns kapcsolat van a két sorozat között. A szignifikáns korrelációjú kriptovaluták közül csak az XRP negatív. A járványidőszakra vonatkozóan statisztikailag szignifikáns pozitív korrelációt észleltünk a csoport összes kriptovalutájánál. A korrelációs együttható eredményeit látva kijelenthető, hogy az eloszlási hipotézis keveréke a harmadik csoport kriptovalutáinál a járvány előtti és közbeni időszakban is érvényes, a járvány előrehaladtával ez a hipotézis pedig tovább erősödik.

tézis keveréke megerősödött. Az eredmény a GK-módszerrel létrehozott volatilitási sorozatokban még egyértelműbb.

5. táblázat

**A VOLATILITÁS ÉS VOLUMEN KÖZÖTTI KORRELÁCIÓ  
(FELSŐ KÍNÁLATI KORLÁTTAL RENDELKEZŐ KRIPTOVALUTÁK, AMELYEK ESETÉBEN  
NEM FOLYIK BÁNYÁSZAT)**

Kriptovaluta	GK		RS	
	A járvány előtt	Járványidőszak	A járvány előtt	Járványidőszak
Binance Coin (BNB)	0,112**	0,537***	0,126***	0,519***
Ripple (XRP)	-0,14***	0,556***	-0,161***	0,526***
Chainlink (LINK)	0,159***	0,107**	0,154***	0,121***
Stellar (XLM)	-0,069	0,549***	-0,067	0,553***
VeChain (VET)	0,347***	0,395***	0,344***	0,423***
EOS (EOS)	0,037	0,316***	0,042	0,299***
THETA (THETA)	0,222***	0,332***	0,203***	0,345***
Cardano (ADA)	0,221***	0,654***	0,223***	0,674***
NEO (NEO)	0,257***	0,404***	0,252***	0,404***
IOTA (MIOTA)	0,328***	0,47***	0,313***	0,489***

Megjegyzés: \*\*\*, \*\* és \* azt jelzi, hogy az együttható 1%, 5% és 10%-on szignifikáns

Forrás: saját szerkesztés

A korrelációs együtthatókkal elért eredményt nem igazolják teljes mértékben az oksági vizsgálat 6. táblázatban bemutatott eredményei. A járvány előtti időszakra vonatkozóan az eloszlási hipotézis keverékét kizárólag a THETA és MIOTA támasztja alá. Egyrészt a járványidőszakban 3 kriptovalutánál (LINK, VET és MIOTA) figyelhető meg oksági kapcsolat a

GK-módszerrel kiszámított volatilitás és kereskedési volumen között, az RS-módszerrel pedig csak a LINK esetében. Másrészt a járvány előtti időszakban 4 kriptovalutánál (XRP, XLM, ADA és NEO) találtunk kétirányú oksági kapcsolatot. A járványidőszakot illetően a kétirányú oksági kapcsolat nem volt jelen az ADA-nál, azonban a 3 kriptovaluta mellett fel-

6. táblázat

**AZ OKSÁGI VIZSGÁLAT EREDMÉNYEI  
(FELSŐ KÍNÁLATI KORLÁTTAL RENDELKEZŐ KRIPTOVALUTÁK, AMELYEK ESETÉBEN  
NEM FOLYIK BÁNYÁSZAT)**

Kriptovaluta	H0 hipotézis	GK		RS	
		A járvány előtt	Járványidőszak	A járvány előtt	Járványidőszak
Binance Coin (BNB)	Volumen → Volatilitás	51,595**	22,703	53,356**	23,858
	Volatilitás → Volumen	39,96	56,582***	41,875	67,595***
Ripple (XRP)	Volumen → Volatilitás	54,274**	56,704***	57,29**	58,137***
	Volatilitás → Volumen	116,66***	115,71***	118,44***	128,38***
Chainlink (LINK)	Volumen → Volatilitás	70,134***	3,571	36,122	2,919
	Volatilitás → Volumen	36,018	2,11	74,875***	1,814
Stellar (XLM)	Volumen → Volatilitás	56,352***	45,451*	53,487***	54,648**
	Volatilitás → Volumen	56,71***	74,15***	55,186***	92,728***
VeChain (VET)	Volumen → Volatilitás	28,342	37,736	30,829	42,919*
	Volatilitás → Volumen	48,208**	19,015	47,555**	22,493
EOS (EOS)	Volumen → Volatilitás	34,131	35,064	35,567	41,307
	Volatilitás → Volumen	50,937**	99,71***	54,698***	98,711***
THETA (THETA)	Volumen → Volatilitás	40,641	48,646**	38,713	49,949**
	Volatilitás → Volumen	40,921	55,283***	39,43	55,132***
Cardano (ADA)	Volumen → Volatilitás	51,712**	38,564	51,248**	46,576**
	Volatilitás → Volumen	53,861**	47,558*	57,547***	44,866
NEO (NEO)	Volumen → Volatilitás	55,459***	10,926**	65,833***	11,558**
	Volatilitás → Volumen	71,883***	20,578***	75,713***	15,169**
IOTA (MIOTA)	Volumen → Volatilitás	31,329	31,538	39,479	12,053**
	Volatilitás → Volumen	40,806	38,269	32,765	3,705

Megjegyzés: \*\*\*, \*\* és \* azt jelzi, hogy az együttható 1%, 5% és 10%-on szignifikáns

Forrás: saját szerkesztés

lehető volt még a THETA-nál is. A harmadik csoportba tartozó kriptovaluták esetében a járvány előtt és alatt nem történt változás a szekvenciális információérkezési hipotézist alátámasztó kriptovaluták számában.

A 7. táblázat az utolsó csoport kriptovalutáinak korrelációs együtthatóit mutatja be. A járvány előtti időszakra vonatkozóan statisztikailag szignifikáns korrelációs együtthatót találtunk 8 kriptovaluta esetében (XTZ, WAVES, BNT, LSK, STORJ, INO, RLC és STRAX). A BNT kivételével mindegyik kriptovaluta pozitív korrelációjú. A járványidőszakot illetően 8 kriptovaluta esetében (XTZ, WAVES, MANA, BNT, ICX, LSK, STORJ és STRAX) találtunk statisztikailag szignifikáns korrelációs együtthatót. A korrelációs együtthatók előjelét és szignifikanciáját tekintve első pillantásra megállapítható, hogy a csoport kriptovalutáit illetően érvényes az el-

oszlási hipotézis keveréke, és ez az eredmény nem változott a járvány alatt sem.

A kriptovaluták utolsó csoportjára vonatkozó korrelációs elemzés megállapításait a 8. táblázatban közölt oksági vizsgálat eredmények nem teljesen támasztják alá. A járvány előtti időszakban kétirányú oksági kapcsolat kizárólag a WAVES és az INO esetében állt fenn. A járvány alatt kétirányú oksági kapcsolat pedig csak az XTZ-nél látható. Ugyanerre az időszakra vonatkozóan a WAVES és a MANA esetében nem állapítottunk meg oksági kapcsolatot. A járványidőszakra vonatkozó megállapítások mindkét volatilitási becslőfüggvény esetében azonosak. Az értékelést illetően általánosságban elmondható, hogy ezen csoport kriptovalutái tekintetében a szekvenciális információérkezési hipotézis gyenge érvényességű, helyébe a járvány alatt az eloszlási hipotézis keveréke lépett. A járvány ezen

7. táblázat

**A VOLATILITÁS ÉS VOLUMEN KÖZÖTTI KORRELÁCIÓ  
(FELSŐ KÍNÁLATI KORLÁTTAL NEM RENDELKEZŐ KRIPTOVALUTÁK, AMELYEK ESETÉBEN  
NEM FOLYIK BÁNYÁSZAT)**

Kriptovaluta	GK		RS	
	A járvány előtt	Járványidőszak	A járvány előtt	Járványidőszak
Tezos (XTZ)	0,293***	0,336***	0,336***	0,358***
Waves (WAVES)	0,377***	0,407***	0,401***	0,424***
Decentraland (MANA)	0,063	0,272***	0,058	0,129***
Bancor (BNT)	-0,151***	0,173***	-0,105**	0,176***
ICON (ICX)	0,012	0,501***	0,017	0,517***
Lisk (LSK)	0,12***	0,435***	0,119**	0,459***
Storj (STORJ)	0,318***	0,275***	0,218***	0,25***
INO COIN (INO)	0,197***	-0,018	0,137***	-0,058
iExec RLC (RLC)	0,181***	0,072	0,17***	0,071
Stratis (STRAX)	0,21***	0,192***	0,218***	0,201***

Megjegyzés: \*\*\*, \*\* és \* azt jelzi, hogy az együttható 1%, 5% és 10%-on szignifikáns

Forrás: saját szerkesztés

**AZ OKSÁGI VIZSGÁLAT EREDMÉNYEI  
(FELSŐ KÍNÁLATI KORLÁTTAL NEM RENDELKEZŐ KRIPTOVALUTÁK, AMELYEK ESETÉBEN  
NEM FOLYIK BÁNYÁSZAT)**

Kriptoaluta	HO hipotézis	GK		RS	
		A járvány előtt	Járványidőszak	A járvány előtt	Járványidőszak
Tezos (XTZ)	Volumen → Volatilitás	31,198	8,823*	28,855	11,468**
	Volatilitás → Volumen	43,841*	4,806	41,58*	11,793**
Waves (WAVES)	Volumen → Volatilitás	47,606**	38,763	38,134	42,134
	Volatilitás → Volumen	73,839***	37,754	65,022***	37,781
Decentraland (MANA)	Volumen → Volatilitás	16,646	2,773	17,008	2,678
	Volatilitás → Volumen	3,616	1,399	3,88	0,346
Bancor (BNT)	Volumen → Volatilitás	38,493	16,89	42,118	26,557
	Volatilitás → Volumen	44,17*	47,044**	40,446	51,564**
ICON (ICX)	Volumen → Volatilitás	30,304	31,013	27,819	29,866
	Volatilitás → Volumen	47,883**	55,103***	42,435	58,26***
Lisk (LSK)	Volumen → Volatilitás	32,715	37,455	30,765	41,082
	Volatilitás → Volumen	70,12***	62,062***	55,947***	70,316***
Storj (STORJ)	Volumen → Volatilitás	34,699	37,092	36,905	36,452
	Volatilitás → Volumen	92,718***	44,699*	104,43***	51,55**
INO COIN (INO)	Volumen → Volatilitás	32,623***	45,242*	15,061*	52,218**
	Volatilitás → Volumen	13,008*	33,852	6,493	34,183
iExec RLC (RLC)	Volumen → Volatilitás	27,026	38,961	25,072	41,295
	Volatilitás → Volumen	53,73**	43,927*	45,084*	43,853*
Stratis (STRAX)	Volumen → Volatilitás	25,421	50,146**	23,785	51,985**
	Volatilitás → Volumen	52,384**	32,952	46,905*	37,733

Megjegyzés: \*\*\*, \*\* és \* azt jelzi, hogy az együttható 1%, 5% és 10%-on szignifikáns

Forrás: saját szerkesztés

csoport kriptoalutáira tett hatása azonban nem olyan egyértelmű, mint a többi csoport kriptoalutáinak esetében.

## KONKLÚZIÓ

A 2019 végén felbukkanó és 2020 első negyedétől az egész világot érintő koronavírus miatt

számos országban szinte teljesen leállt a gazdasági tevékenység. A Covid-19-járvány következtében a befektetők a többi hagyományos befektetési eszköz helyett többnyire az USD-t, aranyat és kriptoalutákat részesítették előnyben.

A napi kereskedési volumen 2020 folyamán átlagosan megduplázódott, különösen a kriptoaluta-piacon. A kriptoaluták piacának ezen fejlődése azt mutatja, hogy a hagyo-

mányos befektetési eszközökkel ellentétben a kriptovalutákra pozitív hatással volt a hosszasan tartó, országos karantén. Ezen eredmény legfontosabb tényezője kétségtelenül az, hogy ezek a valuták teljes mértékben digitálisak, és a nap 24 órájában, a hét minden napján lehet velük kereskedni. Habár a kriptovaluták piacát a kereskedési volumen és a hozam tekintetében pozitívan befolyásolta a járvány, nem ismert, hogy a járvány erre a piacra vonatkozóan megváltoztatta-e a kereskedési volumen és a hozamvolatilitás közötti oksági kapcsolatot. A két változó közötti oksági kapcsolat iránya és súlyossága lényeges információkat szolgáltat a kriptovaluta-piac szerkezetéről és hatékonyságáról. Ezért annak érdekében, hogy megjósolhassuk a kriptovaluták piacának jövőjét, fontos tudni, hogy a járvány előtt kialakult kriptovaluta-piaci struktúra továbbra is fennmarad-e a járvány ideje alatt.

Jelen tanulmányban azt vizsgáltuk, hogy a hozamvolatilitás és a kereskedési volumen közötti korreláció és lehetséges oksági kapcsolat alapján a Covid-19-járvány hatással van-e a kriptovaluta-piac szerkezetére. Ennek kapcsán a kriptovaluta-piacról 40 kriptovalutát választottunk ki. Az elemzett időszak 2018. szeptember 1-től 2021. április 30-ig tart. A járvány hatásainak megfigyelése érdekében az adatállományt két időszakra bontottuk. Az első alidőszak 2018. szeptember 1-től 2019. december 31-ig tart, ezt neveztük el a járvány előtti időszakknak. A második a 2020. január 1-től 2021. április 30-ig tartó időszakot foglalja magában, ezt pedig járványidőszaknak neveztük el. A kriptovalutákat továbbá 4 különböző kategóriába soroltuk aszerint, hogy folyamatban van-e bányászat, valamint van-e kínálati korlát. Az elemzés során a hozamvolatilitási sorozatokat a kriptovaluták napi nyitó, záró, legalacsonyabb és legmagasabb árfolyama alapján Garman- és Klass-, valamint Rogers- és Satchell-módszerével alkotuk meg. A volatilitási sorozat és a kereskedési

volumen közötti korrelációt a Pearson lineáris korrelációs együttható segítségével számítottuk ki. Az oksági kapcsolatot a Granger-féle oksági vizsgálattal elemeztük a VAR- és a Toda–Yamamoto-módszer szerint.

A lineáris korrelációs együttható eredményei alapján a járványidőszakban megerősödött az eloszlási hipotézis keveréke, amely az aktív bányászati tevékenységű kriptovaluták esetében a járvány előtti időszakra érvényes. Egyrészt az inaktív bányászati tevékenységű kriptovalutáknál azt láttuk, hogy az eloszlási hipotézis keveréke mindkét időszakra érvényes, és nincs nagy különbség a két időszak között. Másrészt az oksági kapcsolat vizsgálatánál megfigyeltük, hogy az eloszlási hipotézis keverékének hatása a járványidőszakban fokozódott. Ez az emelkedés azonban nem olyan szignifikáns, mint a lineáris korrelációs együttható esetében tapasztalt. A legszignifikánsabb növekedést azoknál a kriptovalutáknál tapasztaltuk, amelyeknél folyik bányászat, de a felső kínálati korlát nem biztos. A korrelációs együttható eredményei szerint a szekvenciális információérkezési hipotézis a járvány előtti időszakhoz képest a járványidőszak alatt kevesebb kriptovalutára érvényes. Ez a megállapítás nem függ a bányászati tevékenységtől és a felső kínálati korláttól, ráadásul az oksági vizsgálatokon is kimutatható, kivéve azon kriptovaluták esetében, amelyeknél nem folyik bányászat és nincs felső kínálati korlát.

Általánosságban elmondható, hogy a járvány előtti időszakban a kriptovaluták piacán domináns szekvenciális információérkezési hipotézis a járvány alatt elvesztette hatékonyságát, és felváltotta az eloszlási hipotézis keveréke. Egy ilyen eredmény egyfelől annak tudható be, hogy a kriptovaluták piacára nagy számban léptek be új befektetők, különösen a járványidőszakban, másfelől pedig megemelkedett a kriptovaluták napi kereskedési volumene. A kriptovaluták piacát illetően egy másik ok, amiért az eloszlási hipotézis keveréke a járvány

alatt érvényes, feltehetően nem más, mint a karantén bevezetése szerte a világon. Mivel az emberek több időt töltöttek otthon, szabad idejükben a kriptovalutákkal tudtak foglalkozni, amelyek inkább technológiai befektetési eszközök, és nem hagyományos befektetési eszközök. A kriptovaluta-piacra belépő összes új információ tehát – a járvány előtti időszakal ellentétben – megeremtette a lehetőséget

arra, hogy a befektetőket gyorsan és egyidejűleg lehessen elérni. Megbízhatóbb általánosítások megalkotása érdekében azonban szükség lehet a járvány után megismételni jelen tanulmányt. A jövőbeni kutatások számára ezért javasoljuk a szóban forgó hipotézisek keretein belül újraelemezni a hozamvolatilitás és a kereskedési volumen közötti kapcsolatot ugyanazon kriptovalutákra vonatkozóan. ■

### IRODALOM

ALI, R., BARRDEAR, J., CLEWS, R., SOUTHGATE, J. (2014). The Economics of Digital Currencies. [A digitális pénz nemek gazdaságtana.] *Bank of England Quarterly Bulletin*, Q3, pp. 276–286

ANDERSEN, T. G. (1996). Return Volatility and Trading Volume: An Information Flow Interpretation of Stochastic Volatility. [Hozamvolatilitás és kereskedési volumen: a sztochasztikus volatilitás információfolyam értelmezése.] *The Journal of Finance*, 51(1), pp. 169–204, <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1996.tb05206.x>

BALCILAR, M., BOURI, E., GUPTA, R., ROUBAUD, D. (2017). Can Volume Predict Bitcoin Returns and Volatility? A Quantiles-Based Approach [Előre tudja-e jelezni a volumen a bitcoin hozamát és volatilitását? Kvantilisalapú megközelítés.] *Economic Modelling*, 64, pp. 74–81, <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2017.03.019>

BOURI, E., LAU, C. K. M., LUCEY, B., ROUBAUD, D. (2019). Trading Volume and the Predictability of Return and Volatility in the Cryptocurrency Market. [A kereskedési volumen, valamint a hozam és a volatilitás kiszámíthatósága a kriptovaluta-piacon.] *Finance Research Letters*, 29, pp. 340–346, <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.08.015>

CLARK, P. K. (1973). A Subordinated Stochastic Process Model with Finite Variance for Speculative

Prices. [Véges varianciájú alárendelt sztochasztikus folyamatmodell a spekulatív áráért.] *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 41(1), pp. 135–155, <https://doi.org/10.2307/1913889>

CONLON, T., MCGEE, R. (2020). Safe Haven or Risky Hazard? Bitcoin During the COVID–19 Bear Market. [Biztonság vagy kockázat? Bitcoin a COVID–19 alatti medvepiacon.] *Finance Research Letters*, 35, 101607, <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101607>

CONLON, T., CORBET, S., MCGEE, R. J. (2020). Are Cryptocurrencies a Safe Haven for Equity Markets? An International Perspective from the COVID-19 Pandemic. [Biztonságosak-e a kriptovaluták a részvénytőzsdák számára? A COVID–19-járvány nemzetközi szemszögből.] *Research in International Business and Finance*, 54, 101248, <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101248>

COPELAND, T. E. (1976). A Model of Asset Trading under the Assumption of Sequential Information Arrival. [Az eszközkereskedelem modellje a szekvenciális információérkezés feltételezését alapul véve.] *The Journal of Finance*, 31(4), pp. 1149–1168, <https://doi.org/10.2307/2326280>

CORBET, S., HOU, Y. G., HU, Y., LARKIN, C., OXLEY, L. (2020). Any Port in a Storm:



- Cryptocurrency Safe-Havens During the COVID-19 Pandemic. [A szükség törvényt bont: biztonságos kriptovaluták a COVID-19-járvány idején.] *Economics Letters*, 194, 109377, <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2020.109377>
- DARRAT, A. F., RAHMAN, S., ZHONG, M. (2003). Intraday Trading Volume and Return Volatility of the DJIA Stocks: A note. [A DJIA-részvények napon belüli kereskedési volumene és hozamvolatilitása: jegyzet.] *Journal of Banking & Finance*, 27(10), pp. 2035–2043, [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(02\)00321-7](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(02)00321-7)
- DICKEY, D. A., FULLER, W. A. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root. [Az autoregresszív idősorok becslőfüggvényeinek eloszlása egységgyökkel.] *Journal of the American Statistical Association*, 74(366a), pp. 427–431, <https://doi.org/10.1080/01621459.1979.10482531>
- DICKEY, D. A., FULLER, W. A. (1981). Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root. [Valószínűségiairány-statisztika egységgyökös autoregresszív idősorokhoz.] *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 49(4), pp. 1057–1072, <https://doi.org/10.2307/1912517>
- EPPS, T. W., EPPS, M. L. (1976). The Stochastic Dependence of Security Price Changes and Transaction Volumes: Implications for the Mixture-of-Distributions Hypothesis. [Az értékpapírok árfolyamának változásai, és a tranzakcióvolumenek sztochasztikus függése: következmények az eloszlási hipotézis keverékére nézve.] *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 44(2), pp. 305–321, <https://doi.org/10.2307/1912726>
- GARMAN, M. B., KLASS, M. J. (1980). On the Estimation of Security Price Volatilities from Historical Data. [Az értékpapírok árfolyamvolatilitásának becsléséről korábbi adatokból.] *Journal of Business*, 53(1), pp. 67–78
- GRANGER, C. W. J. (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods. [Az oksági kapcsolatok vizsgálata ökonometria modellekkel és kereszt spektrális módszerekkel.] *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 37(3), pp. 424–438, <https://doi.org/10.2307/1912791>
- HARRIS, L. (1986). Cross-Security Test of the Mixture of Distribution Hypothesis. [Az eloszlási hipotézis keverékének keresztbiztonsági vizsgálata.] *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 21(1), pp. 39–46, <https://doi.org/10.2307/2330989>
- HONG, H., BIAN, Z., LEE, C. C. (2021). COVID-19 and Instability of Stock Market Performance: Evidence From the US. [A COVID-19 és a tőzsdéi teljesítmény instabilitása: bizonyítékok az USA-ból.] *Financial Innovation*, 7(1), pp. 1–18, <https://doi.org/10.1186/s40854-021-00229-1>
- JANA, R. K., DAS, D. (2020). Did Bitcoin Act as an Antidote to the Chinese Equity Market and Booster to Altcoins During the Novel Coronavirus Outbreak? [A bitcoin volt-e a kínai részvény piac ellenszere és az altcoinok erősítője az új típusú koronavírus-járvány idején?]. *Elérhető: SSRN 3544794*, <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3544794>
- IQBAL, N., FAREED, Z., WAN, G., SHAHZAD, F. (2021). Asymmetric Nexus Between COVID-19 Outbreak in the World and Cryptocurrency Market. [Aszimmetrikus kapcsolat a COVID-19-járvány és a kriptovaluta-piac között.] *International Review of Financial Analysis*, 73, 101613, <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2020.101613>
- JENNINGS, R. H., STARKS, L. T., FELLINGHAM, J. C. (1981). An Equilibrium Model of Asset Trading with Sequential Information Arrival. [Az eszközkereskedelem egyensúlyi modellje szekvenciális információérkezéssel.] *The Journal of Finance*, 36(1), pp. 143–161, <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1981.tb03540.x>

- KRISTOUFEK, L. (2020). Grandpa, Grandpa, Tell me the one About Bitcoin Being a Safe Haven: Evidence from the COVID-19 Pandemics. [Nagy-papa, mesélj a biztonságos bitcoinról: bizonyítékok a COVID-19-járványból.] *arXiv preprint arXiv:2004.00047*
- LAHMIRI, S., BEKIROS, S. (2020). The Impact of COVID-19 Pandemic Upon Stability and Sequential Irregularity of Equity and Cryptocurrency Markets. [A COVID-19-járvány hatása a részvény- és kriptovaluta-piacok stabilitására és szekvenciális szabálytalanságára.] *Chaos, Solitons & Fractals*, 138, 109936, <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.109936>
- LUTHER, W. J., WHITE, L. H. (2014). Can Bitcoin Become a Major Currency? [Válhat-e a bitcoinból fő pénznem?] *GMU Working Paper in Economics*, No. 14–17, Elérhető: SSRN: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2446604>
- PETNEHÁZI, G., GÁLL, J. (2019). Exploring the Predictability of Range-Based Volatility Estimators Using Recurrent Neural Networks. [A tartomány-alapú volatilitási becslőfüggvények kiszámíthatóságának feltárása ismétlődő neurális hálózatok használatával.] *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 26(3), pp. 109–116, <https://doi.org/10.1002/isaf.1455>
- ROGERS, L. C. G., SATCHELL, S. E. (1991). Estimating Variance from High, Low and Closing Prices. [A variancia becslése a magas, alacsony és záró árfolyamok alapján.] *The Annals of Applied Probability*, 1(4), pp. 504–512, <https://doi.org/10.1214/aoap/1177005835>
- SAMUT, S., YAMAK R. (2018). *Price-Volume Relationship in Cryptocurrencies: Rolling Window Causality Tes*. [A kriptovaluták ár-volumen kapcsolata: gördülő ablak oksági vizsgálat.] (törökül: *Kripto Paralarda Fiyat-Hacim İlişkisi: Rolling Window Nedensellik Testi*), in B. Polat, M. Güler, H. Derin (Ed.). *Studies on Social Sciences*, Iksad Publishing, pp. 133–151
- SMIRLOCK, M., STARKS, L. (1988). An Empirical Analysis of the Stock Price-Volume Relationship. [A részvények árfolyama és volumene közötti kapcsolat empirikus elemzése.] *Journal of Banking & Finance*, 12(1), pp. 31–41, [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(88\)90048-9](https://doi.org/10.1016/0378-4266(88)90048-9)
- TODA, H. Y., YAMAMOTO, T. (1995). Statistical Inference in Vector Autoregressions with Possibly Integrated Processes. [Statistikai következtetés vektoros autoregressziókban lehetséges integrált folyamatokkal.] *Journal of Econometrics*, 66(1–2), pp. 225–250, [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)01616-8](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01616-8)
- WANG, P., ZHANG, W., LI, X., SHEN, D. (2019). Trading Volume and Return Volatility of Bitcoin Market: Evidence for the Sequential Information Arrival Hypothesis. [A bitcoin-piac kereskedési volumene és hozamvolatilitása: bizonyíték a szekvenciális információérkezési hipotézisre.] *Journal of Economic Interaction and Coordination*, 14(2), pp. 377–418, <https://doi.org/10.1007/s11403-019-00250-9>
- YAMAK, N., YAMAK, R., SAMUT, S. (2019). Causal Relationship Between Bitcoin Price Volatility and Trading Volume: Rolling Window Approach. [Oksági kapcsolat a bitcoin árfolyam-volatilitása és kereskedési volumene között: gördülő ablak megközeletés.] *Financial Studies*, 23(3), pp. 6–20
- CoinMarketCap (2021). Today's Cryptocurrency Prices by Market Cap. [A mai kriptovaluta-árfolyamok felső piaci határ szerint.] <https://coinmarketcap.com>, e.t.: 2021.05.14.
- Crypto List (2021). <https://cryptoli.st>, e.t.: 2021.05.14.
- Európai Központi Bank (2015). Virtual Currency Schemes – a Further Analysis. [Virtuális pénznem-

rendszerek – további elemzés.] ISBN 978-92-899-1560-1

Európai Központi Bank (2019). *Crypto-Assets: Implications for Financial Stability, Monetary Policy, and Payments and Market Infrastructures.*

[Kripto eszközök: következmények a pénzügyi stabilitás, a monetáris politika, valamint a kifizetések és a piaci infrastruktúrák vonatkozásában.] *ECB Occasional Paper* No. 223, ISBN 978-92-899-3688-0, Elérhető: SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3391055>