

OTDK-dolgozat

2025



A KRIPTOVALUTÁK HOZAMÁT BEFOLYÁSOLÓ TÉNYEZŐK
KÜLÖNBÖZŐ PIACI KÖRÜLMÉNYEK KÖZÖTT

FACTORS AFFECTING CRYPTOCURRENCY RETURNS DURING
DIFFERENT MARKET CONDITIONS

Kovács Edina

Konzulens: Dr. Benedek Botond

Kézirat lezárásának dátuma: 2025.01.10.

Tartalomjegyzék

Absztrakt	6
Bevezető	7
Szakirodalmi áttekintés	8
Adatok és módszertan	12
Adatok	12
Módszertan	16
Eredmények	18
Következtetések	24
Irodalomjegyzék	26
Mellékletek	29

Absztrakt

Napjainkban egyre növekvő érdeklődés tapasztalható a kriptovaluták, különösen a bitcoin fejlődése és növekedése iránt. 2018 elején a bitcoin értéke 10 ezer dollár körül mozgott, 2021- ben elérte a 60 ezer dollárt, napjainkban pedig 70 ezer dollár körül van.

A jelenlegi kutatás 2018 január 1. és 2023 december 31. közötti időszakban vizsgálja a bitcoin, ethereum és binance hozamának érzékenységet különböző tényezőkre. Ezek közé tartoznak az arany és tőkepiaci index hozamok, valamint elemzi a Google Trend által mért bitcoin hírekre vonatkozó keresések számának hatását, és figyelembe veszi a volatilitás index hatását is egyaránt. A kutatás során a legkisebb négyzetek módszerét (Ordinary Least Square - OLS) használtam, amelyet a Bai-Perron teszt által azonosított strukturális töréspontok figyelembevételével három különböző periódusra alkalmaztam.

Az eredmények alapján néhány tényező a különböző periódusokban más-más befolyásoló erővel bír a vizsgált kriptovaluták hozamára nézve.

Bevezető

Az elmúlt évtizedben a kriptovaluta piacok egyre nagyobb figyelmet kaptak a pénzügyi szakemberek, a média, a szabályozók, a befektetők és a pénzügyi kutatók részéről magas volatilitásuk miatt. Számos empirikus kutatás tanulmányozta azokat a tényezőket, amelyek befolyásolják a kriptovaluták árát és hozamát. Olyan változók hatását vizsgálták, mint a tőzsdei hozamok és árfolyamok, az arany ára vagy épp a gazdaságpolitikai bizonytalanság. Ezen empirikus kutatások egy átfogó összefoglalása megtalálható Demir et al. (2018) vagy Jareño et al. (2020) kutatásában.

A bitcoin 2009-es megjelenése után az elmúlt évtizedben számos kriptovaluta jelent meg, például az ethereum (2015), a tether (2015), a binance (2017), majd az utóbbi néhány évben több ezer másik. A kriptovaluták közül a bitcoin a legtöbbet kutatott. A bitcoin ára az elmúlt tíz évben a 2013-as 13 dollárról 2023 végére 42 000 dollár körüli értékre nőtt (Coinmarketcap, 2023). Ebben a periódusban megfigyelhetők voltak magas volatilitással rendelkező alperiódusok is, például 2020-ban a COVID-19 világjárvány idején a bitcoin árfolyama 300%-kal nőtt júliustól decemberig (Bloomberg, 2021). Hasonlóan, 2021 áprilisában a bitcoin árfolyama közelített a 60 000 dollárhoz, majd július közepére a felére csökkent. 2021 novemberében elérte a vizsgált periódus legmagasabb értékét (67 549 dollárt). Ilyen nagy ármozgás nem jellemző a hagyományos valutákra vagy a tőzsdére, ami arra utal, hogy a kriptovaluták árát más tényezők befolyásolják.

A korábbi tanulmányok (például Auer és Claessens (2018); Baker et al. (2016); Jareño et al. (2020)) nem veszik figyelembe a bitcoin árfolyamának esetleges strukturális töréseit, ami az ökonometriai becslések elvégzésekor torzított eredményekhez vezethet. Éppen ezért, jelen tanulmány regresszió alkalmazásával vizsgálja a különböző kriptovalutákra ható változókat, a 2018. január 1. és 2023. december 29. közötti időszakban, figyelembe véve az árfolyamban megfigyelhető strukturális töréseket. A vizsgált befolyásoló tényezők közé tartozik az arany, a VIX index, a NASDAQ index, az Amihud féle illikviditási mutató és a "Bitcoin" kulcsszóra történő keresések száma. A tanulmány további része a következőképpen épül fel. A következő rész a kriptovalutákkal kapcsolatos meglévő tanulmányok elméleti keretét mutatja be. A 3. fejezetben ismertetjük az adatokat, a felhasznált változókat és a módszertani megközelítést. A 4. fejezetben bemutatjuk és megvitatjuk az empirikus eredményeket. Az 5. fejezet zárja a tanulmányt.

Szakirodalmi áttekintés

A kriptovaluták hozamát befolyásoló tényezők azonosításának első lépése a kapcsolódó szakcikkek azonosítása volt egy átfogó kép elérése érdekében. A Scopus és Google Science adatbázisokban található tudományos kutatások közül a cím és a kulcsszavak alapján választottam ki a relevánsakat. Azokat a cikkeket tanulmányoztam alaposan, amelyek a „bitcoin hozamát befolyásoló tényezők”, a „kriptovaluta-árfolyam”, a „kriptovaluta-hozam”, a „kriptovaluták hozamát befolyásoló tényezők” és kapcsolódó kifejezések alapján megjelentek.

A szakirodalmi áttekintés első lépését követően megállapítható, hogy az eddigi kutatások vizsgálták a tőzsdei hozamok és árfolyamok (Malladi et al. 2021; Nguyen 2022; Ahmed et al. 2023), az arany (Panagiotidis et al. 2018; Jareño et al. 2020; Huynh et al. 2020), a Google-keresések számának (Kristoufek 2013; Chang et al. 2021), a piaci bizonytalanság (Chang et al. 2021), az illikviditás (Eross et al. 2019; Zhang–Li 2023), a gazdasági és politikai instabilitás (Shaikh 2020), az olajárváltozás (Salisu et al. 2023), a szabályozási hírek (Auer–Claessens 2018), illetve a GDP és munkanélküliség (Corbet et al. 2018) hatását a kriptovalutákra.

Van Wijk (2013) megállapította, hogy a bitcoin árazásával kapcsolatos tanulmányok többsége az amerikai gazdasághoz kapcsolódik.

Corbet et al. (2018) tanulmánya a makrogazdasági mutatókkal kapcsolatos hírek (GDP, munkanélküliség, fogyasztói árindex) és a bitcoin hozamok közötti kapcsolatot vizsgálja. A munkanélküliséggel kapcsolatos hírek jelentősen befolyásolták a bitcoin hozamát. A GDP-vel és a fogyasztói árindexszel kapcsolatos hírek nem mutattak statisztikailag szignifikáns kapcsolatot a bitcoin hozamokkal. Auer és Claessens (2018) vizsgálták a szabályozási hírek (a kriptovaluták általános tilalmával vagy értékpapírszabályozással kapcsolatos hírek, a pénzmosás és a terrorizmus finanszírozása elleni küzdelemmel kapcsolatos hírek) hatását a bitcoin és más kriptovaluták árfolyamára, kiemelve két eseményt. Az első eset (pozitív híreseemény) 2018 februárjában történt, amikor az Egyesült Államok Értékpapír- és Tőzsd felügyelete (United States Securities and Exchange Commission, SEC) és az Árutőzsdei Határidős Kereskedési Bizottság (Commodity Futures Trading Commission, CFTC) tisztviselői olyan nyilatkozatokat tettek az amerikai kongresszus előtt, amelyeket a média "a kriptovalutákat viszonylag hosszú pórázon tartják" módon értelmezett. A második eset (negatív híreseemény) az volt, amikor a német felügyeleti hatóság (BaFin) 2018 januárjában utasítást adott ki egy németországi kriptotőzsde bezárására ugyanazon a napon, amikor a japán

hatóságok kötelező informatikai biztonsági intézkedéseket hoztak a kriptotőzsdék számára. Összesen 32 hasonló híreseményt azonosítottak. Az elemzés szerint a kedvező események átlagosan 0,33% nyereséget, míg kedvezőtlen események 0,32% és 3,12% veszteséget eredményeznek rövid és hosszabb távon. Zhang et al. (2022) azt vizsgálta, hogy hogyan hatnak a járványokkal kapcsolatos hírek, a nyersolaj és az arany árfolyam a bitcoin piacokra. Eredményeik azt mutatják, hogy a járványokkal kapcsolatos hírek rövidtávon gyors és erőteljes hatást gyakorolnak a vizsgált piacok hozamaira és volatilitására. Akin et al. (2023) tanulmánya feltárja a központi banki digitális valutákkal kapcsolatos hírek és események hatását a bitcoin hozamára. Az eredmények azt mutatják, hogy a központi banki digitális valutákkal kapcsolatos hírek jelentősen befolyásolják a bitcoin hozamát.

Kristoufek (2013) tanulmányában a bitcoin árfolyamát a Google Trend és a Wikipedia keresési lekérdezéseivel kapcsolja össze. A kutatás eredményeként arra a következtetésre jutott, hogy a bitcoin árfolyama és a két internetes platform (Google Trend és a Wikipedia) között rendkívül erős korreláció van. Az árak és a keresett kifejezések (a keresési lekérdezések gyakorisága nem tesz különbséget a kis- és nagybetűk között, így a szó különböző változatai is bele tartoznak, pl. „BitCoin”, „Bitcoin” és „bitcoin”) között erős ok-okozati összefüggést is talált. Az eredmények azt mutatják, hogy ez a kapcsolat kétirányú: nemcsak a keresési lekérdezések befolyásolják az árakat, hanem az árak is befolyásolják a keresési lekérdezéseket.

Sarkodie et al. (2022) megvizsgálta a COVID-19 hatását a különböző kriptovalutákra (bitcoin, ethereum, litecoin). Azt mutatták ki, hogy a COVID-19 megerősített esetei és halálesetei befolyásolják és hatással vannak a bitcoin, ethereum és litecoin piaci áaira. Nguyen (2022) kutatása a bizonytalansági index (EPU) bitcoinra gyakorolt hatását vizsgálta a COVID-19 időszakában. (Baker et al., 2016) eredményei rámutatnak arra, hogy a nagy bizonytalanság időszakaiban, mint például a COVID-19, az EPU jelentősen befolyásolta a bitcoin hozamát. Sőt ezekben az időszakokban a tőzsde és a kriptovaluták jobban korrelálnak egymással.

Milunovich és Seung (2022) tanulmányozzák a digitális tőzsdéken végrehajtott kibertámadások bitcoinra gyakorolt hatását. Az eredményeik azt mutatják, hogy a kriptovaluta piacok kiberbiztonságának megsértése negatív bitcoin hozamot eredményez. Azonban érdemes megjegyezni, hogy a hatás nem egységes a különböző időszakokban.

Panagiotidis et al. (2018) tanulmánya 21 olyan változót tanulmányoz, amelyek befolyásolhatják a bitcoin hozamát. Az eredményeik szerint az arany árfolyama bír a legnagyobb befolyásoló erővel, pozitívan befolyásolja a bitcoin hozamát. Huynh et al. (2020) kutatása azt vizsgálja, hogy milyen előrejelző erővel bír a bitcoin hozama esetében az arany és a platina árának aránya. Kimutatták, hogy amikor az arany ára a platinához képest emelkedik, a bitcoin

hozama is emelkedik. Jareño et al. (2020) kutatása elemzi a bitcoin hozamok érzékenységet az aranyár hozamának változásaira. A tanulmányban alkalmazott nemlineáris ARDL megközelítés szerint az arany és a bitcoin hozama között pozitív kapcsolat figyelhető meg.

Das és Kannadhasan (2018) kutatásai szerint az olaj árfolyamának a legnagyobb hatása a bitcoin hozamára, ahogyan azt Panagiotidis et al. (2018) tanulmánya is bizonyítja. Salisu et al. (2023) tanulmányában az olajárak és a bitcoin hozamok realizált volatilitása közötti kapcsolat került elemzésre. A kutatás szerint azok a bitcoin piaci befektetők, akik befektetési döntéseik során figyelembe veszik az olajár mozgását nagyobb valószínűséggel érnek el nagyobb gazdasági nyereséget, mint azok a befektetők, akik figyelmen kívül hagyják ezt. Azt tapasztalták, hogy a magasabb olajárak hajlamosak megemelni a bitcoinok előállításának költségeit, ezáltal csökkentve a hozamokat. Ez alapján negatív összefüggést feltételeztek az olajárak és a bitcoin hozamok között.

Demir et al. (2018) a Baker et al. (2016) által létrehozott gazdasági és politikai instabilitási (Economic Policy Uncertainty, EPU) indexet szintén a bitcoin árak meghatározó tényezőjeként tekinthetjük. Igazolták, hogy az EPU képes előrejelezni a bitcoin hozamát. Fang et al. (2018), valamint Shaikh (2020) szerint az EPU pozitív hatással van a bitcoin hozamára. Ezzel ellenzök, Panagiotidis et al. (2018) szerint az EPU indexe Kínában, az Európai Unióban és az Amerikai Egyesült Államokban negatívan befolyásolja a bitcoin hozamát. Gozgor et al. (2019) szerint pedig az Amerikai Egyesült Államok kereskedelempolitikai bizonytalansága jelentősen befolyásolhatja a bitcoin hozamát.

Ahmed et al. (2023) 2018 január és 2021 december között öt kriptovaluta (bitcoin, ethereum, ripple, binance, tether) és az S&P500 index közötti kapcsolatot vizsgálta VAR modell segítségével. Az elemzés alapján az S&P500 hozamok rövid és hosszú távon jelentős pozitív hatást gyakoroltak a bitcoin hozamokra. Nguyen (2022) kutatása is megerősíti a kvantilis regressziós eredmények alapján, hogy a nagy bizonytalanság időszakában, mint például a COVID-19 világjárvány, az S&P500 hozama jelentősen befolyásolta a bitcoin hozamát.

Akin et al. (2023) tanulmánya szerint az ethereum és a binance coin hozama statisztikailag szignifikáns pozitív hatással van a bitcoin hozamokra, tehát amikor az ethereum és a binance hozama növekszik, a bitcoin hozama is nő. Sifat et al. (2019) kutatása a bitcoin és az ethereum közötti összefüggést vizsgálja. Az eredmények alapján az ethereum és a bitcoin közötti kapcsolat összetett és változó. A tanulmány három különböző elemzési módszert alkalmazott (ARMA, VECM, wavelet koherencia) és több időhorizonton (óránkénti és napi adatok) vizsgálta a kriptovaluták kölcsönhatását. Arra a következtetésre jutottak, hogy nincs

egyértelmű minta arra vonatkozóan, hogy az ethereum vagy a bitcoin rendelkezik nagyobb befolyásoló erővel. A kölcsönhatás változó és a különböző elemzési módszerek és időhorizontok eltérő eredményeket mutatnak. Masiak et al. (2018) tanulmányában VAR modell és Granger okozati összefüggés alkalmazásával a bitcoin és az ethereum közötti kapcsolatot vizsgálta. Eredményei alapján a bitcoin jobban befolyásolja az ethereumot, mint ahogyan az ethereum befolyásolja a bitcoint. Sifat et al. (2019) eredményei alapján a bitcoin és az ethereum közötti kapcsolatra nincs egyértelmű minta.

Malladi et al. (2021) tanulmányukban idősoros elemzést végeztek a bitcoin, az XRP, a részvénytőzsdék (S&P500 index, MSCI World Index, MSCI Emerging Markets Index) területén. Azt találták, hogy az MSCI World napi hozam az egyetlen statisztikailag szignifikáns változó, amely befolyásolja a napi bitcoin hozamokat.

A szakirodalomban a leggyakrabban vizsgált, a kriptovaluták hozamát befolyásoló tényezők a tőkepiaci hozamok, a nemesfémek (főként az arany) hozamai és árfolyamai, a piaci kockázatok (például a volatilitás vagy az illikviditás), valamint a kriptovalutákkal kapcsolatos hírek és keresési gyakoriságok. Emellett az is megfigyelhető, hogy a korábbi tanulmányok nem vizsgálták e tényezők hatását a különböző periódusokban. A kutatás célja ennek a hiányosságnak a pótlása, azaz hogy a különböző időszakok részletes elemzésével hozzájáruljon a kriptovaluta-piac dinamikájának jobb megértéséhez és a hatékonyabb befektetési stratégiák kialakításához.

A szakirodalom alapján megfogalmazott hipotézisek a következők:

H1: A tőkepiaci hozamok változása és a vizsgált kriptovaluták hozamának változása között pozitív irányú szignifikáns kapcsolat van.

H2: Az arany hozamának változása és a vizsgált kriptovaluták hozamának változása között pozitív irányú szignifikáns kapcsolat van.

H3: A piaci kockázatok (a volatilitásindex és az illikviditás) változása és a vizsgált kriptovaluták hozamának változása között negatív irányú szignifikáns kapcsolat van.

H4: A bitcoinra vonatkozó keresési gyakoriság és a vizsgált kriptovaluták hozamának változása között pozitív irányú szignifikáns kapcsolat van.

H5: A különböző periódusokban a vizsgált tényezők befolyásoló ereje változik, más-más tényezők dominánsok az egyes periódusokban.

Adatok és módszertan

Adatok

A kutatásba bevont változók meghatározásakor két szempontot tartottunk szem előtt. Kiválasztottam azokat a kriptovalutákat és befolyásoló tényezőket, amelyekkel a szakirodalomban a leggyakrabban találkoztam. Ezen kívül, mivel napi adatokkal dolgoztam, csak azokat a változókat tudtam elemezni, amelyek napi gyakorisággal álltak rendelkezésre. E két szempont figyelembevételével a függő változók a bitcoin, az ethereum és a binance hozamai lettek (az adatok forrását lásd a 1. táblázatban), míg a magyarázó változók 1. a tőkepiaci hozamok, melynek mérésére a NASDAQ-részvényindexet használtam, 2. az arany hozama, 3. a piaci kockázat, melynek mérésére a VIX volatilitásindexet és az Amihud illikviditási mutatót (Ødegaard 2018) használtam, és 4. a bitcoin kulcsszóra történő Googlekeresések száma.

Mivel a részvénypiacokon hétvégén nem kereskednek, de a kriptovalutákkal igen, a hétvégeket el kellett távolítani az adatkészletből. Az elemzés megbízhatóságának és pontosságának biztosítása érdekében a 2020. 03. 13-i dátumhoz társított 574. megfigyelés el lett távolítva az adatbázisból kiugró értéke miatt, így az adatkészlet 1565 megfigyelést tartalmaz a 2018. január 1. és 2023. december 31. közötti időszakból.

1. táblázat: Az elemzésben vizsgált változók és forrásaik

Rövidítés	Megnevezés	Forrás
BTC_GT	A „bitcoin” kulcsszóra történt keresések száma	trends.google.com
GOLD	Arany ára unciánként	investing.com
BTC	Bitcoin záró árfolyam (USD)	finance.yahoo.com
ETH	Ethereum záró árfolyam (USD)	finance.yahoo.com
BNB	Binance záró árfolyam (USD)	finance.yahoo.com
VIX	CBOE Volatilitási Index (USD)	finance.yahoo.com
NASDAQ	Tőkepiaci index (USD)	finance.yahoo.com
AMIHU	Amihud illikviditási mutató	Saját számítás

Forrás: saját szerkesztés

A teljes időszakot három alperiódusra bontottam a bitcoin árfolyamára alkalmazott Bai–Perron-teszt által azonosított strukturális töréseknek megfelelően (lásd 1. ábra): 1. 2018.

január 1. – 2020. december 28., 2. 2020. december 28. – 2022. május 6. és 3. 2022. május 6. – 2023 december 31. között.

1. ábra: A bitcoin árfolyamának alakulása 2018 és 2023 között



Forrás: Saját szerkesztés

A 2. táblázat az empirikus vizsgálatban használt változók leíró statisztikáit mutatja be. A bitcoin árfolyam hozamának átlaga 0.04%, a legnagyobb érték a vizsgált periódusban 9%, a legkisebb értéke pedig -11% volt.

2. táblázat: A változók leíró statisztikai jellemzői

Variable	Mean	Median	Maximum	Minimum	Standard Deviation
BTC_H	0.0004	0.0004	0.09	-0.11	0.02
ETH_H	0.0005	0.0001	0.15	-0.14	0.02
BNB_H	0.0012	0.0007	0.22	-0.17	0.02

Variable	Mean	Median	Maximum	Minimum	Standard Deviation
GOLD_H	0.0001	0.0002	0.02	-0.02	0.00
NASDAQ_H	0.0002	0.0004	0.03	-0.05	0.00
BTC_GT	914.47	627.00	629.8	105.00	875.09
VIX	20.51	18.89	82.69	9.15	7.82
Amihud_Illiquidity	1.59	0.81	18.99	0.00	2.49

Forrás: saját számítás

Az elemzés során logaritmikus hozamokat alkalmaztam az egyes vizsgált tényezőkre. A logaritmikus hozamok alkalmazása lehetővé tette az adatok összehasonlíthatóságát. Ødegaard (2018) munkája szerint Amihud (2002) az illikviditás mérésére a részvények abszolút hozamának és dollárvolumenének arányát javasolja. Érvelése szerint ez úgy értelmezhető, mint „az egy dollárnyi kereskedési volumenhez kapcsolódó napi árreakció, amely így az árhatás durva mérőszámaként szolgál”. Az elemzésben vizsgáltam az Amihud-féle illikviditási mutatót is, melyet úgy kaptam meg, hogy először kiszámoltam az abszolút hozamot, majd ezt osztottam a bitcoin volumenével. Ezután az így előkészített adatokon végeztem el az elemzéseket.

A változók stacionaritását a kiterjesztett Dickey-Fuller (ADF), a Phillips-Perron (PP), a Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) tesztek segítségével vizsgáltam, valamint a Zivot-Andrews tesztet is alkalmaztam, ami strukturális törések esetén vizsgálja az egységgyököket. A tesztek célja az volt, hogy meghatározza, hogy az idősrnak van-e egységgyöke vagy sem. Az eredmények alapján megállapítottam, hogy a bitcoin, ethereum, binance, arany és tőkepiaci index hozamok stacionáriusak, viszont a “Bitcoin” kulcsszóra való keresések száma (BTC_GT), a VIX index, az az Amihud illikviditási mutató. Ezeket a változókat differenciáltam, aminek eredményeképpen a differenciált idősorok stacionáriusak lettek.

A korrelációs együttható segítségével vizsgáltam, hogy az egyes változók milyen erős kapcsolatban vannak egymással.

Faizi és Alvi (2023: 109-126) könyve alapján a Pearson-féle korreláció a változók közötti lineáris kapcsolatot méri, értéke -1 és 1 között mozog, ahol -1 erős negatív korrelációt, 1 pedig erős pozitív korrelációt jelent. Az értékek közelebb az abszolút 1-hez erősebb

kapcsolatot jelölnek. A p-értékek arra utalnak, hogy a megfigyelt korreláció mennyire valószínű, hogy véletlenül alakult ki. A kisebb p-értékek arra utalnak, hogy a korreláció statisztikailag szignifikánsabb.

A következő táblázatok (3. - 5. táblázat) segítenek megérteni és vizualizálni az adatkészlet változói közötti korrelációs kapcsolatokat periódusonként.

3. táblázat: Az elemzett változók Pearson-féle korrelációs mátrixa az első periódusban (2018. január 1. - 2020. december 28.)

Periodus 1						
	<i>BTC_H</i>	<i>GOLD_H</i>	<i>dif_BGT</i>	<i>dif_VIX</i>	<i>dif_AMI</i>	<i>NASDAQ_H</i>
<i>BTC_H</i>						
<i>GOLD_H</i>	0.15***					
<i>dif_BGT</i>	-0.05	0.03				
<i>dif_VIX</i>	-0.19***	0.00	-0.14***			
<i>dif_AMI</i>	-0.10**	0.07	0.17***	0.09**		
<i>NASDAQ_H</i>	0.17***	0.08*	0.07*	-0.78***	-0.04	
Computed correlation used pearson-method with listwise-deletion.						

Forrás: Saját szerkesztés

Statisztikailag szignifikáns kapcsolat van az alábbi változók és a bitcoin között az első periódusban: arany (0,15), volatilitási index (-0,19), Amihud féle illikviditás (-0,10) és tőkepiaci index (0,17). Megvizsgáltam az ethereum és a binance esetében is a korrelációs együtthatókat (lásd 1.-6. melléklet) és hasonló eredmények jöttek ki, mint a bitcoin és az elemzett változók esetében.

4. táblázat: Az elemzett változók Pearson-féle korrelációs mátrixa a második periódusban (2020. december 28. – 2022. május 6.)

Periodus 2						
	<i>BTC_H</i>	<i>GOLD_H</i>	<i>dif_BGT</i>	<i>dif_VIX</i>	<i>dif_AMI</i>	<i>NASDAQ_H</i>
<i>BTC_H</i>						
<i>GOLD_H</i>	-0.10					
<i>dif_BGT</i>	-0.15**	-0.03				
<i>dif_VIX</i>	-0.32***	0.05	0.06			
<i>dif_AMI</i>	0.01	-0.01	0.07	0.10*		
<i>NASDAQ_H</i>	0.36***	-0.06	-0.04	-0.75***	0.00	
Computed correlation used pearson-method with listwise-deletion.						

Forrás: Saját szerkesztés

Statisztikailag szignifikáns lineáris kapcsolat áll fenn a bitcoin hírekre való keresések száma (-0,15), a volatilitás index (-0,32) és a tőkepiaci index (0,36) változók között a második periódusban.

5. táblázat: Az elemzett változók Pearson-féle korrelációs mátrixa a harmadik periódusban (2022. május 6. – 2023 december 31.)

Periodus 3						
	<i>BTC_H</i>	<i>GOLD_H</i>	<i>dif_BGT</i>	<i>dif_VIX</i>	<i>dif_AMI</i>	<i>NASDAQ_H</i>
<i>BTC_H</i>						
<i>GOLD_H</i>	0.18***					
<i>dif_BGT</i>	-0.05	0.04				
<i>dif_VIX</i>	-0.38***	-0.08	0.13**			
<i>dif_AMI</i>	-0.03	-0.04	0.16**	0.11*		
<i>NASDAQ_H</i>	0.44***	0.19***	-0.09	-0.70***	-0.08	
<i>Computed correlation used pearson-method with listwise-deletion.</i>						

Forrás: Saját szerkesztés

Statisztikailag szignifikáns lineáris kapcsolat áll fenn az alábbi változók között a harmadik periódusban: arany (0,18), volatilitás index (-0,38) és tőkepiaci index (0,44).

A volatilitás index és a tőkepiaci index mindhárom vizsgált időszakban szignifikáns kapcsolatot mutatnak a bitcoin hozamával. Ez arra utal, hogy ezek a változók valószínűleg közös hatások alatt álltak és erőteljesen reagáltak egymás változásaira. Az arany hozama az első és harmadik periódusban szignifikánsak, tehát a nagy árfolyamingadozások időszakában (2. periódus) más tényezők befolyásolták a bitcoin hozamát.

Módszertan

Burton (2021) szerint a legkisebb négyzetek (ordinary least squares, OLS) módszere használható egy vagy több független mennyiségi változó és egy függő változó közötti kapcsolat leírására és a lineáris regressziós egyenletek együtthatóinak becslésére. A regresszió segítségével tudjuk mérni a változók közötti kapcsolatok erősségét és irányát, valamint azt, hogy milyen mértékben magyarázzák a függő változó varianciáját a független változók. p darab magyarázó változóval rendelkező regressziós modell egyenlete a következő:

$$Y = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j X_j + \varepsilon,$$

ahol Y a függő változó, β_0 a modell metszéspontja, X_j a modell j -edik magyarázó változójának felel meg ($j= 1$ -től p -ig), és ε a hibatag.

A modellfeltevések és a modelldiagnosztikák fontos lépéseket jelentenek a regressziós elemzés során. A modellfeltevés folyamán először is meg kell vizsgálnunk az alkalmazott modell alapvető feltételeit. Ez magában foglalja a stacionaritás ellenőrzését, ami azt jelenti, hogy a változók statisztikailag állandóak-e az idő során. Ez fontos a megfelelő eredmények és következtetések érdekében, mivel a nem stacionárius változók torzíthatják az elemzést és az eredmények értelmezését. Emellett fontos figyelembe venni a multikollinearitást, amely akkor merül fel, ha a független változók között erős korreláció van.

A modell becslése után fontos elvégezni a modelldiagnosztikákat annak érdekében, hogy meggyőződjünk a modell megbízhatóságáról és megfelelőségéről. Ezek a tesztek segítenek azonosítani és kezelni olyan problémákat, mint például a heteroszkedaszticitás, amikor a hibaegységek változóak a független változók mentén, valamint az autokorreláció, amikor a hibaegységek korreláltak az időben.

Ezek az elemzések és diagnosztikák az adott modell megbízhatóságának és hatékonyságának felméréséhez szükségesek, és lehetővé teszik számunkra, hogy érvényes következtetéseket vonjunk le a kapott eredmények alapján. Fontos megérteni és megfelelően kezelni ezeket a problémákat annak érdekében, hogy a regressziós modellünk valósághű képet nyújtson a vizsgált adathalmazról.

Eredmények

Az elemzett három időszakra külön OLS regressziós modelleket becsültem, ahol a függő változó a bitcoin hozama volt, míg a magyarázó változók közé tartozott az arany, a bitcoinra vonatkozó keresési számok, a volatilitás index, a tőkepiaci index és az Amihud féle illikviditás.

A következő lépésben elvégeztem a modelldiagnosztikai teszteket a linearitásra (Reset teszt, Rainbow teszt), a homoszkedaszticitásra (Breusch–Pagan teszt, White teszt, NCV teszt), az autokorrelációra (Durbin-Watson teszt, Breusch–Godfrey teszt) és a multikollinearitásra vonatkozóan (lásd 6. táblázat). A modelldiagnosztikai tesztek eredményei alapján heteroszkedaszticitási problémák merültek fel a modellekben. Ez a probléma azt jelenti, hogy a reziduumok (hibatagok) varianciája nem állandó, azaz a becsült értékekhez tartozó hibák nagysága eltérő varianciájú. A heteroszkedaszticitás jelenléte torzíthatja a becsléseket és a kapcsolódó statisztikákat. Kezelésére a heteroszkedaszticitással korrigált kovariancia mátrixot használtam. A heteroszkedaszticitás-konzisztens kovariancia-mátrix lehetővé teszi az OLS becslések korrigálását a heteroszkedaszticitás hatásának figyelembevételével. Ezzel a módszerrel a torzításokat minimalizálhatjuk, és megbízhatóbb becsléseket kaphatunk a modellek paramétereire és azok standard hibáira.

6. táblázat: Diagnosztikai tesztek eredményei az elemzett kriptovalutákra

BITCOIN						
Tesztek	Első periódus		Második periódus		Harmadik periódus	
	Teszt eredménye		Teszt eredménye		Teszt eredménye	
Reset teszt *	0.1671	jól specifikált a modell	0.2901	jól specifikált a modell	0.0001	a függvényforma nem helyes
NCV teszt**	0.0001	heteroszkedaszticitás	0.0634	a hibatagokszórása konstans	0.0001	heteroszkedaszticitás
DurbinWatson teszt**	0.5508	nincs autokorreláció	0.2711	nincs autokorreláció	0.2681	nincs autokorreláció
ETHEREUM						
Reset teszt	0.7972	jól specifikált a modell	0.0565	jól specifikált a modell	0.0001	a függvényforma nem helyes
NCV teszt	0.0001	heteroszkedaszticitás	0.0001	heteroszkedaszticitás	0.0001	heteroszkedaszticitás
DurbinWatson teszt	0.3968	nincs autokorreláció	0.3965	nincs autokorreláció	0.6910	nincs autokorreláció

BINANCE						
Reset teszt	0.0093	a függvényforma nem helyes	0.0054	a függvényforma nem helyes	0.0992	jól specifikált a modell
NCV teszt	0.0059	heteroszkedaszticitás	0.0001	heteroszkedaszticitás	0.0001	heteroszkedaszticitás
DurbinWatson teszt	0.0304	van autokorreláció	0.5265	nincs autokorreláció	0.4656	nincs autokorreláció

Forrás: Saját szerkesztés

*A RESET teszt p-értéke azt jelzi, hogy van-e elegendő bizonyíték a modell specifikálási hibáira, ahol a magas p-érték azt jelenti, hogy a modell specifikálása valószínűleg helyes, míg az alacsony p-érték specifikálási hibák jelenlétét valószínűsíti.

Az NCV teszt p-értéke azt jelzi, hogy van-e statisztikailag jelentős eltérés a hiba varianciájának állandóságától, ahol a magas p-érték az állandó varianciát, míg az alacsony p-érték a variancia nem állandóságát jelzi. *A Durbin-Watson teszt nullhipotézise (H_0) azt állítja, hogy nincs autokorreláció ($\rho = 0$), vagyis az elsőrendű autokorrelációs együttható nem különbözik szignifikánsan a nullától. Ezzel szemben az alternatív hipotézis (H_1) azt jelzi, hogy van autokorreláció ($\rho > 0$), ami azt jelenti, hogy az elsőrendű autokorrelációs együttható szignifikánsan nagyobb, mint nulla.

Az eredmények alapján (lásd 7. táblázat) az első periódusban az arany és a volatilitás index, a második periódusban az arany, a bitcoinra vonatkozó keresési számok, a volatilitás index és a tőkepiaci index, míg a harmadik periódusban az arany és a tőkepiaci index szignifikánsan befolyásolja a bitcoin hozamát.

A bitcoin után az ethereum és a binance a két legnagyobb és legkereskedettebb kriptovaluta a piacon (Coinmarketcap, 2023). Annak érdekében, hogy teljesebb képet kapjunk, megvizsgáltam, hogy a fent említett hatások, melyeket a bitcoin esetében tapasztaltam, ugyanúgy érvényesek-e az ethereum és a binance esetében is. Ezáltal lehetőség nyílt arra, hogy összehasonlítsam ezeket a hatásokat a különböző kriptovaluták között.

7. táblázat: A három periódusban becsült modellek eredményei

	Első periódus	Második periódus	Harmadik periódus
BTC			
GOLD_H	0,7013 ***	−0,4090.	0,4416 .
dif_BGT	−0,0000	−0,0000.	−0,0000
dif_VIX	−0,0015 *	−0,0011 .	−0,0020
NASDAQ_H	0,0142	0,87558 ***	0,7197 ***
dif_AMI	−0,0004	0,0006	0,0003
Adj R square	0,0667	0,1508	0,2067
F-statistic	F(5,773)=12,12 p<0,001	F(5,349)=13,57 p<0,001	F(5,425)=23,41 p<0,001
ETH			
GOLD_H	0,6219 **	−0,1509	0,4678
dif_BGT	0,0000	0,0000 **	−0,0000
dif_VIX	−0,0018 *	0,0001	−0,0027 .
NASDAQ_H	0,2403	1,0729 ***	0,9012 ***
dif_AMI	−0,0006.	−0,0015	0,0000
Adj R square	0,0725	0,1775	0,1979
F-statistic	F(5,773)=13,16 p<0,001	F(5,349)=16,28 p<0,001	F(5,425)=22,21 p<0,001
BNB			
GOLD_H	0,68572 ***	−0,0427	0,3512
dif_BGT	−0,0000	0,0000 *	0,000
dif_VIX	−0,0024 *	0,0001	−0,0024 .
NASDAQ_H	0,0599	1,3471 ***	0,7181 **
dif_AMI	−0,0009 *	−0,0017	−0,0004
Adj R square	0,0795	0,1103	0,1907
F-statistic	F(5,773)=14,44 p<0,001	F(5,349)=9,78 p<0,001	F(5,425)=21,27 p<0,001

Megjegyzés: * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Forrás: Saját szerkesztés

Az ethereum és a binance hozama esetében hasonló eredményeket kaptunk (lásd 7. táblázat). Az első periódusban szignifikáns hatást mutat az arany, a volatilitás index és az Amihud féle illikviditás, a második periódusban szignifikáns hatással van a bitcoinra vonatkozó hírek keresési száma és a tőkepiaci index, a vizsgált utolsó periódusban a volatilitás index és a tőkepiaci index.

Megfigyelhetjük, hogy az eddigi regressziók determinációs együtthatója viszonylag alacsony, ami arra utal, hogy valamilyen fontos tényező hiányzik a modellekből. Katsiampa (2022) szerint a bitcoin számít a kriptopiac mozgatórugójának. Ezért megnéztem, hogy milyen hatást gyakorol a bitcoin hozamának bevonása a modellekben, mint független változó.

Ha bevonjuk a bitcoint a magyarázó változók közé, akkor az ethereum esetében az első periódusban szignifikáns lesz a bitcoin és a tőkepiaci index (lásd 8. táblázat), a második periódusban a bitcoin, a bitcoinra vonatkozó keresési számok és az Amihud-féle illikviditás, a harmadikban pedig csak a bitcoin.

A kutatási eredmények összegzéseként megállapítható, hogy a tőkepiaci index hozama csak a második és harmadik időszakban van szignifikáns pozitív hatással a vizsgált kriptovaluták hozamára. Az első periódusban a hatás nem szignifikáns, tehát az első hipotézis (H1) csak részben igazolódott be. Hasonló eredményeket kaptam az arany hozamára vonatkozóan is: az első időszakban mindhárom vizsgált kriptovaluta esetében szignifikáns pozitív hatás mutatkozott, de a második és harmadik időszakban nem volt szignifikáns hatás. Ez arra utal, hogy a tőkepiaci indexek hozamaihoz hasonlóan az arany befolyásoló ereje is időben változó. Így a második hipotézist (H2) is csak részben sikerült igazolni. A piaci kockázatok, a VIX- és az Amihud illikviditási mutató negatív szignifikáns hatást mutat a vizsgált kriptovaluták hozamára. A hatás ebben az esetben is változik a különböző periódusokban. Tehát a harmadik hipotézis (H3) is csak részben nyert igazolást. A bitcoinra vonatkozó keresések száma csak a második periódusban mutatott szignifikáns hatást, így a negyedik hipotézist (H4) is csak részben sikerült igazolni. Megfigyelhető, hogy az ethereum és binance esetén ez a hatás jóval erősebb, mint a bitcoin esetében, azonban mivel az együttható értéke minden esetben nagyon alacsony, elmondható, hogy a hatás a második periódusban is marginális. Az eddigiek azt mutatják, hogy a vizsgált kriptovaluták árfolyamát a különböző periódusokban eltérő tényezők befolyásolták, és hogy az egyes tényezők hatásának erőssége periódusonként változik. Az első periódusban az arany árfolyama és a volatilitás dominált, míg a második periódusban a tőkepiaci index és a keresési számok váltak meghatározóvá. A harmadik periódusban a tőkepiaci index volt a fontos tényező. Ezek alapján megállapítható,

hogy az ötödik hipotézis (H5) beigazolódott, azaz érdemes az elemzést különböző periódusokra elvégezni.

8. táblázat: A bitcoin hozamát tartalmazó regressziós eredmények

	Első periódus	Második periódus	Harmadik periódus
ETH			
BTC	1,0150 ***	0,9804 ***	1,1069 ***
GOLD_H	-0,0898	0,2501	0,0210
dif_BGT	0,0000	0,001 **	-0,0000
dif_VIX	-0,00027	-0,0000	-0,0004
NASDAQ_H	0,2258 .	0,0000	0,1045
dif_AMI	-0,0002	0,2144 *	-0,0003
Adj R square	0,6351	0,6366	0,7820
F-statistic	F (6,772)=226,7 p<0,001	F(6,348)=104,4 p<0,001	F(6,424)=258,1 p<0,001

BNB

BTC	0,8547 ***	0,9504 ***	0,7882 ***
GOLD_H	0,0862	0,3460	0,0030
dif_BGT	-0,0000	-0,0000 *	-0,0000
dif_VIX	-0,0011 *	0,0013 .	-0,0008
NASDAQ_H	0,0477	0,5148 .	0,1507
dif_AMI	-0,0005 *	-0,0023 .	-0,0007
Adj R square	0,4151	0,4114	0,5916
F-statistic	F(6,772)= 93,02 p<0,001	F(6,348)=42,24 p<0,001	F(6,424)= 104,8 p<0,001

Megjegyzés: * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Forrás: Saját szerkesztés

A binance esetében az első periódusban szignifikáns lesz a bitcoin, a volatilitás index (lásd 8. táblázat) és az Amihud-féle illikviditás, a második periódusban a bitcoin, a volatilitás index és a tőkepiaci index, a bitcoinra vonatkozó hírek keresési száma és az Amihud féle illikviditás, az utolsó periódusban csak a bitcoin.

Következtetések

A kutatás eredményei alapján levonható legfontosabb következtetés, hogy a kriptovaluta-piac dinamikáját befolyásoló tényezők időben változnak, és különböző periódusokban eltérő fontossági sorrendben jelennek meg, ezért a jövőbeni kutatásokban érdemes az egyes időszakokat külön-külön is vizsgálni.

Emellett az is megfigyelhető, hogy az első periódusban, amikor a kriptovaluta piacot viszonylagos stabilitás és nyugalom jellemezte, a bitcoin, az ethereum és a binance hozamát leginkább az arany hozama és a volatilitásindex befolyásolta. Ez összhangban van Panagiotidis et al. (2018) eredményeivel.

Amikor a piac turbulenciákkal küzd, lásd második periódus, akkor a bitcoinra történő keresések száma és a tőkepiaci index váltak a legfontosabb befolyásoló tényezőkké a vizsgált kriptovalutákra. A kapott eredményeket alátámasztja Lahmiri et al. (2020) tanulmánya is. Ez az időszak a piaci feszültség és bizonytalanság időszaka, amikor a befektetők figyelme főként a bitcoinhoz kapcsolódó információkra és a piaci tőkepiaci index változásaira irányul.

A harmadik periódusban, amikor a piac visszaesést mutat, a tőkepiaci hozamok válnak a legdominánsabb befolyásoló tényezővé. Ez az időszak általában a piaci korrekció és lefelé irányuló tendenciák időszaka, amikor a befektetők főként a tőkeszerkezet változásaira összpontosítanak.

Megfigyelhető, hogy az ethereum és a binance hozamának változásait nagymértékben magyarázza a bitcoin hozamváltozása. Ez összhangban van Masiak et al. (2018) és Katsiampa (2022) megállapításaival.

Ezek az elemzések alátámasztják, hogy a kriptopiacot számos tényező befolyásolja, és ezeknek a tényezőknek időbeni változása jelentős hatással van a kriptovaluták árfolyammozgásaira és piaci dinamikájára.

Az elemzés során felmerülnek kutatási korlátok, hiszen az elemzés során csak három kriptovalutát vizsgáltam, így eredményeim nem feltétlenül reprezentálják a teljes kriptopénzpiacot, emellett a vizsgált időszak korlátozottsága miatt (2018-2023) nem tudtam átfogó képet kapni a kriptopénzek piaci dinamikájáról, és arról, hogy ugyanez a folyamat lejátszódott-e korábbi buborékperiódusok során is. A másik korlát az volt, hogy az elemzés során csak az OLS (ordinary least squares) regressziós módszert használtam fel. Bár ez egy elterjedt és megbízható módszer, komplexebb modellek alkalmazásával esetlegesen részletesebb és pontosabb eredményeket kaphattam volna.

A lehetőségek tekintetében további kutatásokat javasolhatnánk, amelyek kiterjednek több kriptovalutára és hosszabb időszakra, valamint más típusú modellek alkalmazását is magukban foglalhatják, hogy még mélyebb betekintést nyerjünk a kriptopénzek piaci dinamikájába és a buborékjelenségek kialakulásába.

Irodalomjegyzék

- Ahmed, M. Y., Sarkodie, S. A., & Leirvik, T. (2023). Mutual coupling between stock market and cryptocurrencies. *Heliyon*, 9(5), e16179. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e16179>
- Akin, I., Khan, M. Z., Hameed, A., Chebbi, K., & Satiroglu, H. (2023). The ripple effects of CBDC-related news on Bitcoin returns: Insights from the DCC-GARCH model. *Research in International Business and Finance*, 66, 102060. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2023.102060>
- Auer, R., & Claessens, S. (2018). Regulating cryptocurrencies: assessing market reactions. *BIS Quarterly Review* September.
- Baker, S. R., Bloom, N., & Davis, S. J. (2016). Measuring economic policy uncertainty. *The quarterly journal of economics*, 131(4), 1593-1636. Pages 1593–1636, <https://doi.org/10.1093/qje/qjw024>
- Bouteska, A., Mefteh-Wali, S., & Dang, T. (2022). Predictive power of investor sentiment for Bitcoin returns: Evidence from COVID-19 pandemic. *Technological Forecasting and Social Change*, 184, 121999. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121999>
- Burton, A. L. (2021). OLS (Linear) regression. *The encyclopedia of research methods in criminology and Criminal Justice*, 2, 509-514. Chapter 104 <https://doi.org/10.1002/9781119111931.ch104>
- Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, D. A. (2016). The economics of BitCoin price formation. *Applied economics*, 48(19), 1799-1815. <https://doi.org/10.1080/00036846.2015.1109038>
- Corbet, S., Larkin, C. J., Lucey, B. M., Meegan, A., & Yarovaya, L. (2018). The volatility generating effects of macroeconomic news on cryptocurrency returns. Available at SSRN 3141986.
- Das, D., & Kannadhasan, M. (2018). Do global factors impact bitcoin prices? Evidence from wavelet approach. *Journal of Economic Research*, 23(3), 227-264.
- Demir, E., Gozgor, G., Lau, C. K. M., & Vigne, S. A. (2018). Does economic policy uncertainty predict the Bitcoin returns? An empirical investigation. *Finance Research Letters*, 26, 145-149. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.01.005>
- Faizi, N., Alvi, Y. (2023). *Biostatistics Manual for Health Research*. Academic Press, Elsevier. <https://doi.org/10.1016/C2022-0-00374-3>

- Fang, L., Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2019). Does global economic uncertainty matter for the volatility and hedging effectiveness of Bitcoin?. *International Review of Financial Analysis*, 61, 29-36.
<https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.12.010>
- Gozgor, G., Tiwari, A. K., Demir, E., & Akron, S. (2019). The relationship between Bitcoin returns and trade policy uncertainty. *Finance Research Letters*, 29, 75-82.
<https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.03.016>
- Huynh, T. L. D., Burggraf, T., & Wang, M. (2020). Gold, platinum, and expected Bitcoin returns. *Journal of Multinational Financial Management*, 56, 100628.
<https://doi.org/10.1016/j.mulfin.2020.100628>
- Jareño, F., de la O González, M., Tolentino, M., & Sierra, K. (2020). Bitcoin and gold price returns: A quantile regression and NARDL analysis. *Resources Policy*, 67, 101666.
<https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2020.101666>
- Katsiampa, P., Yarovaya, L., & Zięba, D. (2022). High-frequency connectedness between Bitcoin and other top-traded crypto assets during the COVID-19 crisis. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 79, 101578.
<https://doi.org/10.1016/j.intfin.2022.101578>
- Kristoufek, L. (2013). BitCoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era. *Scientific reports*, 3(1), 3415.
<https://doi.org/10.1038/srep03415>
- Lahmiri, S., Bekiros, S., & Bezzina, F. (2020). Multi-fluctuation nonlinear patterns of European financial markets based on adaptive filtering with application to family business, green, Islamic, common stocks, and comparison with Bitcoin, NASDAQ, and VIX. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 538, 122858.
<https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.122858>
- Malladi, R. K., & Dheeriyaa, P. L. (2021). Time series analysis of cryptocurrency returns and volatilities. *Journal of Economics and Finance*, 45(1), 75-94.
<https://doi.org/10.1007/s12197-020-09526-4>
- Masiak, C., Block, J. H., Masiak, T., Neuenkirch, M., & Pielen, K. N. (2018). The triangle of ICOs, Bitcoin and Ethereum: A time series analysis. *SSRN Electronic Journal*.
- Milunovich, G., & Lee, S. A. (2022). Measuring the impact of digital exchange cyberattacks on Bitcoin Returns. *Economics Letters*, 221, 110893.
<https://doi.org/10.1016/j.econlet.2022.110893>

- Nguyen, K. Q. (2022). The correlation between the stock market and Bitcoin during COVID-19 and other uncertainty periods. *Finance research letters*, 46, 102284.
<https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102284>
- Panagiotidis, T., Stengos, T., & Vravosinos, O. (2018). On the determinants of bitcoin returns: A LASSO approach. *Finance Research Letters*, 27, 235-240.
<https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.03.016>
- Salisu, A. A., Ndako, U. B., & Vo, X. V. (2023). Oil price and the Bitcoin market. *Resources Policy*, 82, 103437.
<https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2023.103437>
- Sarkodie, S. A., Ahmed, M. Y., & Owusu, P. A. (2022). COVID-19 pandemic improves market signals of cryptocurrencies—evidence from Bitcoin, Bitcoin Cash, Ethereum, and Litecoin. *Finance Research Letters*, 44, 102049.
<https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102049>
- Shaikh, I. (2020). Policy uncertainty and Bitcoin returns. *Borsa Istanbul Review*, 20(3), 257-268.
<https://doi.org/10.1016/j.bir.2020.02.003>
- Sifat, I. M., Mohamad, A., & Shariff, M. S. B. M. (2019). Lead-lag relationship between bitcoin and ethereum: Evidence from hourly and daily data. *Research in International Business and Finance*, 50, 306-321.
<https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.06.012>
- Van Wijk, D. (2013). What can be expected from the BitCoin. *Erasmus Universiteit Rotterdam*, 18.
- Zhang, H., Hong, H., Guo, Y., & Yang, C. (2022). Information spillover effects from media coverage to the crude oil, gold, and Bitcoin markets during the COVID-19 pandemic: Evidence from the time and frequency domains. *International Review of Economics & Finance*, 78, 267-285.
<https://doi.org/10.1016/j.iref.2021.12.005>
- Ødegaard, B. A. (2018). *Liquidity—The Amihud Illiquidity Estimator*, Academic Press
- ***bloomberg.com
- ***coinmarketcap.com

Mellékletek

1. melléklet: Az elemzett változók Pearson-féle korrelációs mátrixa az első periódusban

Periodus 1						
	<i>ETH_H</i>	<i>GOLD_H</i>	<i>dif_BGT</i>	<i>dif_VIX</i>	<i>dif_AMI</i>	<i>NASDAQ_H</i>
<i>ETH_H</i>						
<i>GOLD_H</i>	0.10**					
<i>dif_BGT</i>	-0.03	0.03				
<i>dif_VIX</i>	-0.23***	0.00	-0.14***			
<i>dif_AMI</i>	-0.12***	0.07	0.17***	0.09**		
<i>NASDAQ_H</i>	0.21***	0.08*	0.07*	-0.78***	-0.04	
<i>Computed correlation used pearson-method with listwise-deletion.</i>						

Forrás: Saját szerkesztés

2. melléklet: Az elemzett változók Pearson-féle korrelációs mátrixa a második periódusban

Periodus 2						
	<i>ETH_H</i>	<i>GOLD_H</i>	<i>dif_BGT</i>	<i>dif_VIX</i>	<i>dif_AMI</i>	<i>NASDAQ_H</i>
<i>ETH_H</i>						
<i>GOLD_H</i>	-0.03					
<i>dif_BGT</i>	-0.30***	-0.03				
<i>dif_VIX</i>	-0.29***	0.05	0.06			
<i>dif_AMI</i>	-0.08	-0.01	0.07	0.10*		
<i>NASDAQ_H</i>	0.32***	-0.06	-0.04	-0.75***	0.00	
<i>Computed correlation used pearson-method with listwise-deletion.</i>						

Forrás: Saját szerkesztés

3. melléklet: Az elemzett változók Pearson-féle korrelációs mátrixa a harmadik periódusban

Periodus 3

	<i>ETH_H</i>	<i>GOLD_H</i>	<i>dif_BGT</i>	<i>dif_VIX</i>	<i>dif_AMI</i>	<i>NASDAQ_H</i>
<i>ETH_H</i>						
<i>GOLD_H</i>	0.16***					
<i>dif_BGT</i>	-0.08	0.04				
<i>dif_VIX</i>	-0.38***	-0.08	0.13**			
<i>dif_AMI</i>	-0.05	-0.04	0.16**	0.11*		
<i>NASDAQ_H</i>	0.43***	0.19***	-0.09	-0.70***	-0.08	
<i>Computed correlation used pearson-method with listwise-deletion.</i>						

Forrás: Saját szerkesztés

4. melléklet: Az elemzett változók Pearson-féle korrelációs mátrixa az első
periódusban

Periodus 1

	<i>BNB_H</i>	<i>GOLD_H</i>	<i>dif_BGT</i>	<i>dif_VIX</i>	<i>dif_AMI</i>	<i>NASDAQ_H</i>
<i>BNB_H</i>						
<i>GOLD_H</i>	0.10**					
<i>dif_BGT</i>	-0.05	0.03				
<i>dif_VIX</i>	-0.23***	0.00	-0.14***			
<i>dif_AMI</i>	-0.15***	0.07	0.17***	0.09**		
<i>NASDAQ_H</i>	0.19***	0.08*	0.07*	-0.78***	-0.04	
<i>Computed correlation used pearson-method with listwise-deletion.</i>						

Forrás: Saját szerkesztés

5. melléklet: Az elemzett változók Pearson-féle korrelációs mátrixa a
második periódusban

Periodus 2						
	<i>BNB_H</i>	<i>GOLD_H</i>	<i>dif_BGT</i>	<i>dif_VIX</i>	<i>dif_AMI</i>	<i>NASDAQ_H</i>
<i>BNB_H</i>						
<i>GOLD_H</i>	-0.01					
<i>dif_BGT</i>	-0.25***	-0.03				
<i>dif_VIX</i>	-0.20***	0.05	0.06			
<i>dif_AMI</i>	-0.07	-0.01	0.07	0.10*		
<i>NASDAQ_H</i>	0.25***	-0.06	-0.04	-0.75***	0.00	
<i>Computed correlation used pearson-method with listwise-deletion.</i>						

Forrás: Saját szerkesztés

6. melléklet: Az elemzett változók Pearson-féle korrelációs mátrixa a harmadik periódusban

Periodus 3						
	<i>BNB_H</i>	<i>GOLD_H</i>	<i>dif_BGT</i>	<i>dif_VIX</i>	<i>dif_AMI</i>	<i>NASDAQ_H</i>
<i>BNB_H</i>						
<i>GOLD_H</i>	0.14**					
<i>dif_BGT</i>	-0.11*	0.04				
<i>dif_VIX</i>	-0.38***	-0.08	0.13**			
<i>dif_AMI</i>	-0.08	-0.04	0.16**	0.11*		
<i>NASDAQ_H</i>	0.42***	0.19***	-0.09	-0.70***	-0.08	
<i>Computed correlation used pearson-method with listwise-deletion.</i>						

Forrás: Saját szerkesztés