

# KÖZÖSSÉGI ÉS KRIPTOPÉNZ HÁLÓZATOK ELEMZÉSE

PH.D. ÉRTEKEZÉS

TÉZISFÜZET

Szerző

Béres Ferenc  
Számítástechnikai és Automatizálási Kutatóintézet  
Eötvös Loránd Kutatási Hálózat

Témavezető

ifj. Benczúr András  
Számítástechnikai és Automatizálási Kutatóintézet  
Eötvös Loránd Kutatási Hálózat

DOI

10.15476/ELTE.2022.171



EÖTVÖS LORÁND TUDOMÁNYEGYETEM  
INFORMATIKA DOKTORI ISKOLA

2022

Az elmúlt évtizedben a hálózattudomány virágzott, mivel számos, a napi rutinunk szerves részét képező alkalmazás gráfstruktúrákra épül. Kétségtelenül, a közösségi hálózatok számítanak az egyik legnagyobb adatforrásnak ezen a területen. A Facebook és az Instagram is több milliárd új aktív felhasználót szerzett ez alatt az idő alatt<sup>1</sup>. Egy másik fontos adatforrás a felhasználói mobilitáshoz, például repülőjáratok hálózatához, utazás vagy az útvonaltervező alkalmazásokhoz kapcsolódik. Szintén említésre méltó gráf adatforrás a legtöbb kriptopénz hátterében meghúzódó tranzakciós hálózat, ahol a felhasználók állami vagy harmadik fél felügyelete nélkül cserélik ki digitális pénzeszközöiket. A legtöbb közösségi hálózattal és felhasználói mobilitási platformmal ellentétben a blokklánc nyilvános jellege miatt a legtöbb kriptopénz hálózat felhasználói interakciói mindenki számára hozzáférhetőek. Éppen ezért kutatásom fontos részét képezi a két legismertebb kriptopénz hálózat, a Bitcoin és az Ethereum.

A gráfadatokkal kapcsolatos egyik fő probléma az, hogy a klasszikus gépi tanuló módszerekbe történő betáplálásuk nem egyértelmű feladat. Az olyan algoritmusok, mint a logisztikus regresszió, döntési fák vagy mély neurális hálózatok, csak táblázatos adatokkal működnek jól. A csúcs szomszédságok eltérő mérete miatt a nyers hálózati adatok nem tekinthetők táblázatosnak. Az általános gráfbányászati feladatok, például a csúcsok osztályozása, az él-előrejelzés vagy a közösség detektálás megoldása gyakran a hálózati csomópontok vektortér-reprezentációjának megtanulására épül, amely bemenetként szolgál a döntéshozó gépi tanuló eljárásoknak. A csúcs beágyazás területén végzett kutatásokat nemrégiben a Word2Vec algoritmus [8] katalizálta, amelyet eredetileg szöveges adatforrásra épülő szóreprezentáció tanulására fejlesztettek ki. A hálózati beágyazás fő ötlete az, hogy több véletlenszerű séta során feltárja a gráfot, és ezeket a csúcs-szekvenciákat betáplálja egy neurális hálózati architektúrába (pl. Skip-Gram modell), amely minden csomópont-hoz megtanul egy reprezentációt. Ennek a technikának az időbonyolultsága lineáris a csúcsok számában, így több millió csomópontot tartalmazó nagy hálózatokra is alkalmazható.

Sajnos a csomópontok számában lineáris időbonyolultsággal rendelkező algoritmusok sem mindig megfelelőek a valós idejű alkalmazások számára. Számos adatigényes feladatnál, ahol a hálózati résztvevők közötti interakciók az idő múlásával folyamatosan érkeznek, elengedhetetlen a kiszolgálást végző hálózatelemző eljárások újratanítása, amivel a módszer képes lekövetni az adateloszlásban történt változásokat, például a hirtelen népszerűségebbanást vagy valamilyen szabálytalan hálózati viselkedést. A kötegelt algoritmusok újratanítása nagyméretű gráf pillanatképek esetén jelentős késéshez vezethet az előrejelzésben. Ezekben a feladatokban éppen ezért az online gráfelemző eljárásokat részesítik előnyben.

Kutatásunk fő célja a felhasználói viselkedés elemzése és modellezése a közösségi és kriptopénz hálózatokban. Disszertációm célja többek között az alábbi kérdések megválaszolása:

- Melyek az online hálózatelemzési technikák fő előnyei a nagyméretű közösségi hálózatok kötegelt modelljeivel szemben, és hogyan lehet a legjobban összehasonlítani teljesítményüket? Kutatásunkban a gráfközpontosság és a csomópont-beágyazó technikákra koncentrálunk.
- Az újszerű gráfelemző eljárások milyen formában nyújtanak segítségek a kriptoökonómia és az adatvédelem területén felmerülő nyitott kérdéseket megválaszolásában?

Különbféle új Twitter-és kriptovaluta adathalmazok gyűjtésével, számos hálózati alkalmazásban az elsők között elemeztük a csúcs-beágyazó módszerek teljesítményét, például az oltásszkeptikus tartalmak felismerésében vagy az Ethereum-címek deanonimizálásában.

<sup>1</sup><https://www.businessofapps.com/data/facebook-statistics/>, <https://www.businessofapps.com/data/instagram-statistics/>

Eredményeink a hálózattudomány és a gépi tanulás területéhez kapcsolódnak. Munkám során közösségi és kriptopénz hálózatok felhasználói interakcióit elemeztem, valamint a kapcsolódó metaadatok segítségével felügyelt módon értékeltem ki a vizsgált gráfelemző eljárásokat.

## Kutatási eredmények

A továbbiakban egyenként mutatom be az általam vizsgált kutatási témákat. Minden témánál felsorolom és ismertetem az elért eredményeket és a publikáció eredeti forrását.

### 1. Időben változó hálózatok

Disszertációm első fejezete az időben változó hálózatok elméleti alapozásával indít. Két dinamikus gráf reprezentációs model, a statikus pillanatfelvétel alapú és a valós idejű élfolyam kerül összehasonlításra a legutóbbi munkánk érveit követve:

[BBKP2021] András A. Benczúr, **Ferenc Béres**, Domokos Kelen, and Róbert Pálovics. Tutorial on graph stream analytics. DEBS '21, page 168–171, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery.

A kutatásom során vizsgált online gráfalgoritmusok teljesítményének kvantitatív elemzése érdekében két Twitter adathalmazt (*RG17* és *UO17*) gyűjtöttem össze, amelyek a 2017-es Roland-Garros francia teniszbajnoksághoz, illetve a 2017-es US Open amerikai teniszbajnoksághoz kapcsolódnak. Mindkét sporteseményhez előre definiált hashtagok alapján gyűjtöttem tweeteket, majd felépítettem az üzenetekben található említések (@-mention) hálózatát. A következő tulajdonságok miatt az *RG17* és az *UO17* egyaránt alkalmasak az algoritmusok dinamikus gráfokon történő kiértékeléséhez:

- Dinamikus említések hálózata: az adatban található összes említés (@-mention) rendelkezik időbélyeggel, melyek a teljes adatban hosszú időtartamot ölelnek fel.
- Nagy méret: mindkét említési gráf több mint 300000 élt és 70000 csomópontot (Twitter fiók) tartalmaz.
- A Twittertől független forrásból származó játékos menetrend alapján napi felbontással rendelkező bináris relevancia címkét definiáltam az *RG17* és *UO17* említési hálózatok csúcsaihoz, amely lehetővé teszi a valós idejű (online) élfolyam algoritmusok kiértékelését.

Először az alábbi folyóirat cikkben számoltunk be az általam gyűjtött *RG17* és *UO17* Twitter adathalmazokról:

[BPOB2018] **Ferenc Béres**, Róbert Pálovics, Anna Oláh, and András A Benczúr. Temporal walk based centrality metric for graph streams. *Applied Network Science*, 3(32):26, 2018.

Továbbá mindkét adathalmaz bekerült a CIKM '21 „Best Resource Paper” díjban részesített cikkének referencia adathalmazai közé:

[R+2021] Benedek Rozemberczki, Paul Scherer, Yixuan He, George Panagopoulos, Alexander Riedel, Maria Astefanoaei, Oliver Kiss, **Ferenc Béres**, Guzmán López, Nicolas Collignon, and Rik Sarkar. Pytorch geometric temporal: Spatiotemporal signal processing with neural machine learning models. CIKM '21, page 4564–4573, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery.

## 2. Dinamikus gráf központiság mértékek élfolyamokon

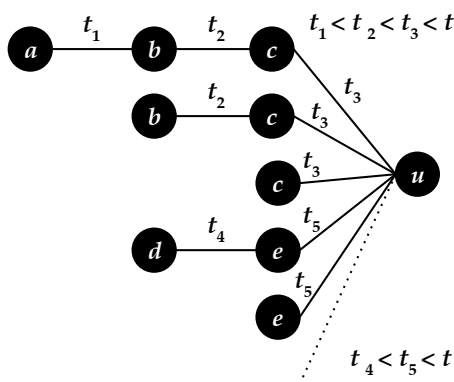
A gráf csúcsain értelmezett központiság definíciói rendkívül változatosak lehetnek, és magukba foglalhatják a felhasználó közösségi hálózaton belüli elhelyezkedésének globális és lokális tényezőit is [2]. Az utóbbi időben számos eredmény kötődött a statikus központiság mértékek időben változó gráfokra való kiterjesztéséhez [1, 5, 7, 10, 11]. Ezekben a munkákban egy-egy csúc központiságának nyomon követése és változékonyságának meghatározása játszik nagy szerepet [11], mivel a szakirodalom már korábban igazolta, hogy a gráf csomópontok központisága drasztikusan változhat egyik periódusról a másikra [3].

Kutatásom során a dinamikus központiság mértékek egy gyakorlatilag fontos változatával foglalkoztam: Célunk az volt, hogy olyan valós időben frissíthető (online) mértékeket dolgozzunk ki, amelyek időbélyeggel ellátott élek adatfolyamából számíthatók ki. A fenti eredmények [1, 5, 7, 10, 11] azonban nem használhatók fel a központiság online kiszámítására és frissítésére. Legjobb tudomásunk szerint csak két korábbi tanulmány [4, 9] javasolt élfolyamból frissíthető központiság mértékeket. Megközelítésünk hasonló a [9] cikkhez, amely szintén az időrendezett séták fogalmát használja a PageRank élfolyamokra való kiterjesztéséhez.

Eredmények:

**1. tézis:** *Definiáltuk a dinamikus Katz központiságot, egy időrendezett séták fogalmára épülő valós időben számolható (online) gráf központiság mértéket, ahogy az 1. ábrán látható.*

- Egy adott  $t$  időpontban az  $u$  csúc dinamikus Katz központisága az eddig ide érkező időrendezett séták súlyozott összege.
- Formulánkban az élek által továbbított információ frissessége tetszőleges súlyfüggvénnyel hangolható az éppen vizsgált feladathoz.
- Az általunk javasolt dinamikus Katz központiság mérték valós időben frissíthető, így ideális az adatigényes alkalmazásokhoz.
- Két konvergenciatétellel igazoltuk a módszerünk és a Katz-index [6] közötti kapcsolatot.
- Felügyelt kiértékelést végeztünk az előző fejezetben bemutatott RG17 és UO17 Twitter adatokon. Kizárólag a csúcsok központiság értékeit felhasználva igyekeztem minél hamarabb előrejelezni a napi teniszező fiókokat. Méréseim azt mutatják, hogy a dinamikus Katz



1. ábra. Dinamikus Katz központiság definíció:  $t$  időpillanatig az  $u$  csúcsban végződő időrendezett séták súlyozott összege.

központiség mind a statikus, mind pedig az online PageRank módszert felülmúlja.

- Végül kiterjedt elemzést végeztünk olyan tulajdonságokra vonatkozóan, mint a központiség variabilitása az egymást követő pillanatszeletek között, valamint az adateloszlásban beállt változásokhoz való alkalmazkodási képesség.

Eredményeinket az alábbi folyóirat cikkben tettük közzé:

[BPOB2018] **Ferenc Béres**, Róbert Pálovics, Anna Oláh, and András A Benczúr. Temporal walk based centrality metric for graph streams. *Applied Network Science*, 3(32):26, 2018.

### 3. Csomópont-beágyazás dinamikus gráfokon

Ezt követően olyan módszereket vizsgáltam, amelyek segítségével egy dinamikus hálózat csúcsai alacsony dimenziós vektortérbe ágyazhatóak be oly módon, hogy a beágyazott térben lévő reprezentációk (vektorok) tükrözzék az eredeti gráf csomópontjainak szomszédsági vagy szerkezeti tulajdonságait.

Az elmúlt években számtalan statikus csomópont-beágyazási módszert javasoltak és alkalmaztak gráfok csúcsainak osztályozására és az élek előrejelzésére. Kutatásunk során két valós időben frissíthető (online) csomópont-beágyazó algoritmust javasoltunk, a StreamWalk és az online másodlagos hasonlóság módszereit, amelyeket a statikus beágyazási modellek esetén jól ismert problémán értékeltünk ki.

Eredmények:

*2. tézis: Két valós időben frissíthető csomópont-beágyazó algoritmust javasoltunk, a StreamWalk és az online másodrendű hasonlóság módszereit, amelyek képesek hatékonyan karbantartani a hálózati csomópontok reprezentációit, ahogy a gráf idővel fejlődik.*

- Definiáltuk a StreamWalkot, egy online csomópont-beágyazó algoritmust. Az időbeli Katz-központiséghez [BPOB2018] hasonlóan a StreamWalk is időrendezett sétákon alapul.
- Definiáltuk az online másodrendű hasonlóság módszerét, amely az élfolyamot felhasználva közvetlenül megtanulja a csúcspárok hasonlóságát a szomszédságaik Jaccard-hasonlóságának közelítésével.
- Felügyelt csomópont-hasonlósági keresést végeztünk az RG17 és UO17 Twitter adathalmazokon. Megmutattuk, hogy algoritmusaink hatékonyan képesek megkülönböztetni a napi teniszező fiókokat a hálózat többi résztvevőjétől. A Twitter adatainkon végzett méréseink azt mutatják, hogy online csomópont-beágyazási módszereink felülmúlják az olyan statikus eljárásokat, mint a LINE, node2vec vagy a DeepWalk.
- Végül megmutattuk, hogy a StreamWalk és az online másodrendű hasonlóság kombinációja tovább javítja a hasonlóságkeresés pontosságát.

Eredményeinket egy folyóirat cikkben tettük közzé:

[BKPB2019] **Ferenc Béres**, Domokos M. Kelen, Róbert Pálovics, and András A Benczúr. Node embeddings in dynamic graphs. *Applied Network Science*, 4(64):25, 2019.

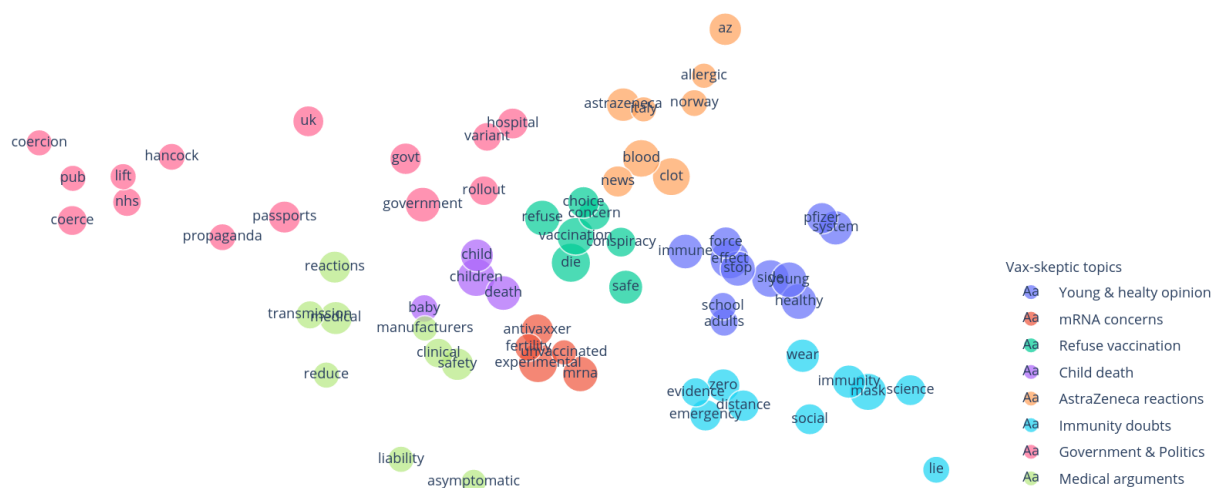
## 4. Oltásszkepticizmus észlelése hálózati beágyazással

Kutatásom során szintén részletesen vizsgáltam a csomópont-beágyazó algoritmusok alkalmazhatóságát az oltásszkepticizmus kimutatására. Egy általam gyűjtött Twitter adathalmazon a felhasználók két csoportjára összpontosítottam a Covid-19 elleni oltási hajlandóságuk szempontjából. Az első csoport támogatja az oltást, míg a második megkérdőjelezi a védőoltás hatékonyságát vagy a Covid-19 elleni kiterjedt alkalmazásának szükségességét. Az utóbbi csoportra a továbbiakban oltásszkeptikusként hivatkozom. Munkám során olyan módszerek kifejlesztését tűztük ki célul, amelyek képesek hatékonyan megkülönböztetni az eltérő oltási hajlandóságot tükröző webes tartalmakat, esetünkben tweeteket.

Eredmények:

**3. tézis:** A Twitter felhasználók közötti válaszálózatára építve, a csomópont-beágyazó algoritmusok hatékonyan képesek kimutatni az oltásszkeptikus tartalmakat.

- A Covid-19 elleni védőoltásokkal kapcsolatos nagyméretű Twitter-adathalmazt gyűjtöttünk össze és címkéztünk fel.
- Kvantitatívan értékeltem ki a csomópont-beágyazó algoritmusok teljesítményét az oltásszkeptikus tartalmak detektálásához kapcsolódó feladatban.
- Egy bináris osztályozó eljárás segítségével képesek vagyunk észlelni az oltásszkeptikus tartalmakat. Méréseink kimutatták, hogy a csomópont-beágyazó módszerek segítségével az osztályozás során sokkal jobb eredmények érhetőek el, mint a csupán szövegalapú megközelítés esetén. Továbbá a megtanult csomópont reprezentációk segítségével feltárhatóak az oltástámogató és szkeptikus felhasználói csoportok és a hozzájuk kapcsolódó témakörök hierarchiája. Lásd a 2. ábrát.
- Adatainkat és forráskódjainkat közzétettük a GitHubon.



2. ábra. Csomópont-beágyazó algoritmusok által feltárt oltásszkeptikus témák reprezentációs tere. A középpontban az oltásellenes témák (pl. gyermekhalál esetek, az mRNS-technológiától való félelem), míg a periférián a kevésbé sértő témakörök csoportosulnak (pl.: politika, orvosi érvek, védettséggel kapcsolatos aggályok).

Eredményeinket az alábbi konferencián ismertettük:

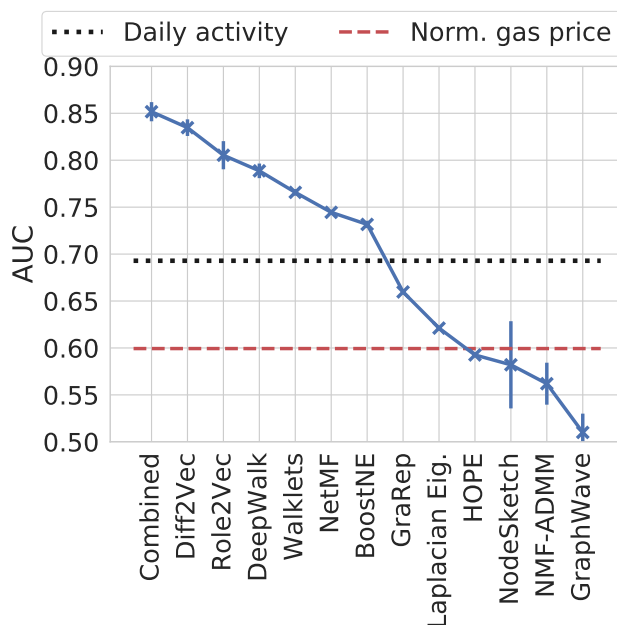
[BCMB2021] Ferenc Béres, Rita Csoma, Tamás Vilmos Michaletzky, and András A. Benczúr. Vaccine skepticism detection by network embedding. In *Book of Abstracts of the 10th International Conference on Complex Networks and Their Applications*, pages 241–243, 2021.

## 5. Az Ethereum-felhasználók profilozása és deanonimizálása

Az Ethereum a felhasználói aktivitás szempontjából a legnagyobb nyilvános blokklánc. Ez egy fiókalapú kriptovaluta, ahol a felhasználók fiókokban tárolják digitális pénzeszközeiket, amelyeket gyakran használnak fel a különféle szolgáltatásokkal és decentralizált alkalmazásokkal (például játékok, tőzsdék) történő interakcióik során. Mivel ez egy blokklánc-alapú kriptovaluta, az egyes fiókok tranzakciós előzményei nyilvánosan megfigyelhetők. Kísérletünkben vektortérbe ágyaztam az Ethereum tranzakciós gráf csomópontjait, hogy ezzel kinyerjem az egyes fiókokra jellemző felhasználói profilokat. Minden fizikai entitás (például felhasználók, cégek) több fiókot is birtokolhat, és a pontos fiók-entitás kapcsolatok általában rejtve vannak a nyilvánosság előtt. Az Ethereum tranzakciós hálózatot felhasználva célunk ezen kapcsolatok felfedése volt, hogy ezzel is felhívjuk a felhasználók figyelmét a megfelelő adatvédelem fontosságára. A kriptopénz hálózatok kutatási területén elsőként értékeltük ki kvantitatív módon a gráfokon végzett gépi tanulás egyik népszerű módszercsaládját, az úgynevezett csomópont-beágyazó algoritmusokat.

Eredmények:

*4. tézis: A gráf csomópont-beágyazó módszerek hatékonyan kapcsolják össze az azonos felhasználóhoz tartozó Ethereum fiókokat.*



3. ábra. Deanonimizálási feladat: ugyanazon felhasználóhoz tartozó fiókok feltárása. Az AUC számos csomópont-beágyazó módszer, valamint a napszak és tranzakciós díj aktivitásra épülő heurisztikák (vízszintes vonalak) esetén kerül bemutatásra.

- Az Ethereum hálózat adatait a következő forrásokból gyűjtöttük: Ethereum Name Service (ENS), Etherscan blokklánc megtekintő, Tornado Cash mixer szolgáltatás és Twitter.
- Az ENS azonosítók szolgáltatják a csúcs címkéket a kvantitatívan kiértékeléshez. A 3. ábrán látható módon egyes csomópont-beágyazó eljárások jelentősen felülmúlják a felhasználói tevékenységen alapuló heurisztikákat a fiók-entitás kapcsolatok felderítésében.
- Közvetlen alkalmazásként megmutattuk, hogy a csomópont-beágyazás alapú profilozás jelentősen csökkentheti a Tornado Cash (TC) mixer szolgáltatás adatvédelmi garanciáit.
- Végül, az eredményeink fényében, néhány gyakorlati tanácsot fogalmaztunk meg az Ethereum-felhasználók számára, amivel biztosíthatják a szükséges anonimitást a fiókjaik számára.

Eredményeinket az alábbi konferencián publikáltuk:

[BSBQ2021] **Ferenc Béres**, István András Seres, András A Benczúr, and Mikerah Quintyne-Collins. Blockchain is watching you: Profiling and deanonymizing ethereum users. In *2021 IEEE International Conference on Decentralized Applications and Infrastructures (DAPPS)*, pages 69–78, 2021.

## 6. A Bitcoin Lightning hálózatának kriptogazdasági elemzése

Végül elemeztük a Lightning Network (LN) fizetési csatorna hálózatot, amelyet a Bitcoin skálázhatósági problémáinak megoldására terveztek. Lehetővé teszi a résztvevők számára a kifizetések küldését anélkül, hogy azokat a blokkláncra továbbítanák. Így az LN megnyitja az utat az azonnali mikro-kifizetések és alacsony tranzakciós díjak előtt.

Egy általános fizetési csatorna hálózatban a csomópontok a felhasználók, az élek pedig a fizetési csatornák. Egy adott csomópont csak azoknak a résztvevőknek tud fizetni, akiket élsorozaton keresztül el tud érni a hálózatban. Egy adott fizetési útvonal közvetítő (router) csúcsai önálló árszabás mellett számítják fel a kifizetés továbbításáért elkért tranzakciós díjakat.

Eredmények:

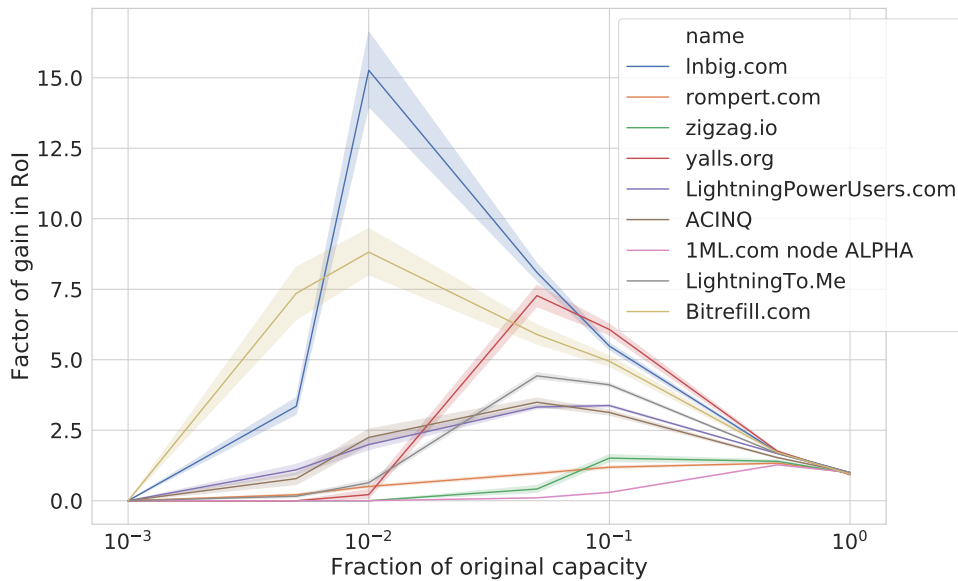
Mivel az eredeti LN-fizetések kriptográfiailag el vannak rejtve előlünk, egy fizetési forgalom szimulátort terveztünk, hogy mérésekkel is alátámasszunk számos, az LN-nel kapcsolatos aggályt, amelyeket a kriptopénz közösség már régóta sejtett. A korábbi szimuláción alapuló tanulmányokhoz képest egyik fő hozzájárulásunk, hogy több mint 100 aktív kereskedő csomópontot sikerült azonosítanunk és integrálnunk az LN szimulátorunkba.

**5. tézis:** *A közönséges felhasználoktól a kereskedők felé irányuló LN-fizetések szimulálásával igazoltuk, hogy a központi router csomópontok (1) alacsony éves megtérülési rátával és (2) erős statisztikai bizonyítékokkal rendelkeznek a fizetést küldő és fogadó felekről.*

Különböző értékű és napi tranzakciós volumenszintű fizetések szimulálásával számos megfigyelést tettünk a LN 2019. évi állapotával kapcsolatban:

- Arra a következtetésre jutottunk, hogy az alacsony tranzakciós díjak nem kompenzálják kellőképpen a hálózatot lényegében összetartó router csomópontokat. Méréseink alapján a befektetés éves megtérülése (ROI) minden nagyobb router esetében kevesebb, mint 4%. A 4. ábrán látható módon azonban lényegesen jobb megtérülést érhetnének el, ha csökkentik a jelenleg túlzott módon felhalmozott fizetési csatornaik kapacitását.





4. ábra. A központi csúcsok jövedelem nyeresége a lekötött élkapacitásaik csökkentése után.

- A router entitások jelentőségét tovább vizsgáltuk a sikertelen fizetések számának változásaival, miután egyenként kizártuk őket az LN-ből.
- Végezetül megfigyeltük, hogy az onion-routing ellenére a jelentős kifizetés továbbító csúcsok erős statisztikai bizonyítékokat gyűjthetnek az LN-fizetések feladójáról és fogadójáról, mivel a fizetések jelentős része csak egyetlen routert érintve jut célba. Ezért hosszabb, szuboptimális utak használatát javasoljuk a nagyobb adatvédelem érdekében. Genetikus algoritmus alapú megoldásunk csak kis mértékben növeli az LN felhasználók tranzakciós költségeit.

Eredményeink az alábbi folyóiratban jelentek meg:

[BSB2021] **Ferenc Béres**, István András Seres, and András A Benczúr. A cryptoeconomic traffic analysis of bitcoin's lightning network. *Cryptoeconomic Systems*, 1(1), 2021.

## 7. Szerzők hozzájárulása

Kutatásom első része az időben fejlődő hálózatokhoz kapcsolódik. Új online gráfközpontiság és csomópont-beágyazó algoritmusokat fejlesztettünk ki, amelyek felülmúlták a statikus pillanatfelvétel alapú megközelítéseket. Ebben a munkában dinamikus hálózati adatokat gyűjtöttem és annotáltam, illetve én implementáltam és mértem a legtöbb algoritmust. Kollégáim, Pálovics Róbert és Kelen Domokos Miklós szintén részt vettek az általunk javasolt csomópont-beágyazó algoritmusok implementálásában [BKPB2019]. Ezenkívül ellenőrizték a kísérleti eredményeket, és hozzájárultak az algoritmusok leírásához a közös cikkeinkben [BPOB2018, BKPB2019].

A [BSB2021, BSBQ2021] cikkekben publikált kriptopénz hálózatokkal kapcsolatos kutatásom Seres István Andrással közös munka, aki kriptográfiai ismereteivel hozzájárult az aktuális probléma felvázolásához, és mindkét cikk kriptográfiával kapcsolatos háttérnek leírásához. A Bitcoin Lightning Network alapvető gráftulajdonságainak elemzése és azok időbeni változása [BSB2021] is az ő hozzájárulása. Munkáink során a forgalomszimulációval és csomópont-beágyazással kapcsolatos kísérleteket én terveztem, implementáltam és értékeltem ki. Végezetül kiegészítettem

és összegyűjtöttem a kutatásom során vizsált Bitcoinnal és Ethereummal kapcsolatos kriptopénz hálózati adathalmazokat.

## Kapcsolódó publikációk

- [BBKP2021] András Benczúr, Ferenc Béres, Domokos Kelen, and Róbert Pálovics. Tutorial on graph stream analytics. DEBS '21, page 168–171, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery.
- [BCMB2021] Ferenc Béres, Rita Csoma, Tamás Vilmos Michaletzky, and András A. Benczúr. Vaccine skepticism detection by network embedding. In *Book of Abstracts of the 10th International Conference on Complex Networks and Their Applications*, pages 241–243, 2021.
- [BKPB2019] Ferenc Béres, Domokos M. Kelen, Róbert Pálovics, and András A Benczúr. Node embeddings in dynamic graphs. *Applied Network Science*, 4(64):25, 2019.
- [BPOB2018] Ferenc Béres, Róbert Pálovics, Anna Oláh, and András A Benczúr. Temporal walk based centrality metric for graph streams. *Applied Network Science*, 3(32):26, 2018.
- [BSB2021] Ferenc Béres, István András Seres, and András A Benczúr. A cryptoeconomic traffic analysis of bitcoin’s lightning network. *Cryptoeconomic Systems*, 1(1), 2021.
- [BSBQ2021] Ferenc Béres, István András Seres, András A Benczúr, and Mikerah Quintyne-Collins. Blockchain is watching you: Profiling and deanonymizing ethereum users. In *2021 IEEE International Conference on Decentralized Applications and Infrastructures (DAPPS)*, pages 69–78, 2021.
- [R+2021] Benedek Rozemberczki, Paul Scherer, Yixuan He, George Panagopoulos, Alexander Riedel, Maria Astefanoaei, Oliver Kiss, Ferenc Béres, Guzmán López, Nicolas Collignon, and Rik Sarkar. Pytorch geometric temporal: Spatiotemporal signal processing with neural machine learning models. CIKM '21, page 4564–4573, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery.

## Hivatkozások

- [1] Ahmad Alsayed and Desmond J Higham. Betweenness in time dependent networks. *Chaos, Solitons & Fractals*, 72:35–48, 2015.
- [2] Paolo Boldi and Sebastiano Vigna. Axioms for centrality. *Internet Mathematics*, 10(3-4):222–262, 2014.
- [3] Dan Braha and Yaneer Bar-Yam. From centrality to temporary fame: Dynamic centrality in complex networks. *Complexity*, 12(2):59–63, 2006.
- [4] Marwan Ghanem, Florent Coriat, and Lionel Tabourier. Ego-betweenness centrality in link streams. In *Proceedings of the 2017 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining 2017*, ASONAM '17, page 667–674, New York, NY, USA, 2017. Association for Computing Machinery.
- [5] Peter Grindrod and Desmond J Higham. A dynamical systems view of network centrality. In *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, volume 470, 2014.

- [6] Leo Katz. A new status index derived from sociometric analysis. *Psychometrika*, 18(1):39–43, 1953.
- [7] Hyounghick Kim and Ross Anderson. Temporal node centrality in complex networks. *Physical Review E*, 85(2):026107, 2012.
- [8] Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeffrey Dean. Efficient estimation of word representations in vector space. *arXiv preprint arXiv:1301.3781*, 2013.
- [9] Polina Rozenshtein and Aristides Gionis. Temporal pagerank. In *Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases*, pages 674–689. Springer, 2016.
- [10] John Tang, Mirco Musolesi, Cecilia Mascolo, Vito Latora, and Vincenzo Nicosia. Analysing information flows and key mediators through temporal centrality metrics. In *Proceedings of the 3rd Workshop on Social Network Systems*, page 3. ACM, 2010.
- [11] Dane Taylor, Sean A Myers, Aaron Clauset, Mason A Porter, and Peter J Mucha. Eigenvector-based centrality measures for temporal networks. *Multiscale Modeling & Simulation*, 15(1):537–574, 2017.