

# Agyi és szabad szó asszociációs hálózatok moduláris analízise

Tézisfüzet

File Bálint

Témavezető:

Dr. István Ulbert, DSc



Roska Tamás Műszaki Tudományok Doktori Iskolája  
Információs Technológiai és Bionikai Kar  
Pázmány Péter Katolikus Egyetem

Budapest, 2019

# ELŐSZÓ

A hálózatok csúcsokból (az egyes elemek) és élekből (a köztük levő interakciók) állnak. Felhasználásukkal sokszor könnyebben megválaszolhatókká válnak a jelenségek komplex szerveződéséhez kapcsolódó kérdések. Az elmúlt évtizedekben számos hálózati paraméter látott napvilágot, amik a modellezett rendszer különféle tulajdonságait hívatottak kvantifikálni. A moduláris szerveződése a hálózatoknak egy lényeges hálózattopológiai tulajdonsága, ahol a csúcsok bizonyos csoportja sűrűbben kapcsolódnak egymással, mint más csúcsokkal. Ezek a csúcsok többnyire a vizsgált rendszernek valamely hasonló tulajdonságú elemeiből állnak. A modulok meghatározására az egyik legelterjedtebb a módszer a modularitás érték maximalizálásán alapul, mivel ez a technika a modulok méretét és számát a hálózat szerkezetének megfelelően optimalizálja. A jelen tézisben 1) bemutatok egy modularitás értéken alapuló fejlesztést a csoportszintű agyi funkcionális hálózatok kiértékelésére és 2) kifejlesztettem és validáltam egy hálózati eljárást, mely szabad szó asszociációk moduláris analízisével képes polarizált vélemények kinyerésére. Habár a hálózatok moduláris analízise szorosan összekapcsolja a két témakört, mégis a felhasznált adatok különbözősége a két téziscsoport elkülönített kifejtését teszi indokolttá.

## AGYI HÁLÓZATOK MODULÁRIS ANALÍZISE

### Bevezetés

M/EEG és fMRI funkcionális hálózatok gráfelméleti analízise bizonyította az agyi funkcionális hálózatok moduláris struktúráját (Stam & van Straaten, 2012). A modul egy integrált alhálózatként működik elősegítve a szegregált információfeldolgozást. A funkcionális hálózatok moduljainak azonosítására a modularitás (Q) maximalizáláson alapuló algoritmusok terjedtek el a leginkább (M. Newman & Girvan, 2004). A jelen tanulmány célja egy olyan

módszer bemutatása, mely képes különböző kondíciók csoport-szintű moduláris struktúrái között különbséget kimutatni.

A csoport-szintű moduláris struktúra több, azonos kondícióhoz, vagy klinikai állapothoz tartozó személy agyrégióinak jellemző modulszerkezetét mutatja be. Mivel a csoport-szintű moduláris struktúra jellemzően egyedi értéként reprezentálódik, így a vizuális megjelenítés nehezen jár együtt a kondíciók közötti statisztikai összehasonlítással. A lényegében kettő megfigyelés összehasonlítása és a modularitás maximalizáló algoritmusok nem lineáris természete nehézkessé teszi a statisztikai összehasonlításokat. Például, két modul összevonása, vagy egy csúcs másik modulba sorolása különböztet meg szignifikánsabban két csoport-szintű moduláris struktúrát? Elképzelhető, hogy a vizuálisan lényegesnek tűnő különbségek igazából egy adott csúcsnak az eltérő lokális, kapcsolati rendszerének járulékos hatásai.

A kifejlesztett módszerünket idős és fiatal személyek nyugvó állapotú fMRI funkcionális hálózatán teszteltük. Több tanulmány is átalakult agyi moduláris organizációval jellemezte az idősödést (Geerligts, Renken, Saliasi, Maurits, & Lorist, 2015; Meunier, Achard, Morcom, & Bullmore, 2009), valamint csökkent modularitás értékkel (Geerligts et al., 2015), ami több modulok közötti és kevesebb modulon belüli kapcsolattal jellemezhető, mint a fiatal struktúra. Azt feltételeztük, hogy a módszerünk képes lesz meghatározni mely régiók moduláris elhelyezkedése kulcsfontosságúak a globális moduláris struktúra átalakulásának szempontjából.

## Módszerek

### **Résztevők és fMRI feldolgozás**

Fiatal (19-21 évesek; N = 20; SD= ±1; 9 nő) és idős (67-85 évesek; N = 20; SD= ±6; 10 nő) személyek nyugvó állapotú fMRI adatai kerültek elemzésre. A funkcionális kapcsolatok minden agyterület között a hemodinamikai fluktuáció időjelének korrelációja alapján lett megállapítva. Fisher transzformációval a korrelációs koefficiens z-értékké lett átalakítva. Így

minden személyhez egy súlyozott, nem irányított hálózat tartozott, ahol a csúcsok az egyrégiókat, a köztük lévő funkcionális összeköttetés erősségét pedig a korreláció nagysága adta meg.

### **Modularitás és partíciók távolsága**

A moduláris struktúra megállapítása a hálózat kisebb, nem átfedő alhálózatainak azonosításával történt. A modularitás érték ( $Q$ ) a hálózat egy lehetséges partícióját a következőképpen jellemezi:

$$Q = \sum_{s=1}^N \left[ \frac{k_s}{L} - \left( \frac{d_s}{2L} \right)^2 \right],$$

ahol  $N$  a modulok száma,  $L$  a hálózat élsúlyainak összege,  $k_s$  az  $s$  modulban lévő élsúlyok összege,  $d_s$  az  $s$  modulban lévő csúcsok súlyozott fokszámának összege (M. Newman & Girvan, 2004). A csoport-szintű moduláris struktúrát az idős és fiatal átlag kapcsolati mátrix alkalmazott maximális  $Q$  értékéhez tartozó partíció adja. Két, megfeleltethető csúcsokkal rendelkező hálózat moduláris felbontásának hasonlóságára a normalizált közös információ (MIn) szolgál mértékegységül:

$$MIn = 2 * \frac{H(Y) + H(E) - H(Y, E)}{H(Y) + H(E)}$$

ahol  $H(Y)$  és  $H(E)$  a fiatal és idős partíció entrópiája, míg  $H(Y,E)$  a két partíció együttes entrópiája (Meilă, 2007).

### **Lokális modularitás és közelítő csúcs mozgások**

Minden agyrégió relatív fontosságának meghatározása a moduláris struktúra fenntartásában a régiók egyenkénti partícióbesorolásának megváltoztatásával történt. Egy bizonytalan besorolással rendelkező régió átsorolása más modulba sokkal kisebb hatással lesz a modularitás érték megváltozására, mint egy kizárólagos partícióval rendelkező régió átsorolása (Rubinov & Sporns, 2011). Minden transzformációt a következőképpen tudunk leírni:

$$dQ_i = Q_{before\ transformation\ of\ node\ i} - Q_{after\ transformation\ of\ node\ i}$$

A lokális modularitás egy régió átlagos modularitás csökkenése minden lehetséges átsorolást követően, így megadja, hogy az adott régió milyen erősen kapcsolódik az saját moduljához. A lokális modularitás értéket úgy is interpretálhatjuk, mint az adott régió fontosságának mértékét a hálózat moduláris struktúrájának fenntartásában.

A lokális modularitás mellett meg tudunk határozni olyan régió átsorolásokat, amik közelítik az egyik hálózatot a másikhoz (közelítő csúcs mozgások). A  $MIn$  változása ( $dMIn$ ) negatív előjele jelöli ki azokat a csomópont mozgásokat, amik az egyik hálózat moduláris struktúráját közelítik a másikéhoz:

$$dMIn = MIn(young, elderly) - MIn(young', elderly),$$

Fontos megjegyezni, hogy a fenti közelítő csúcs mozgások nem szimmetrikusak, így szükséges a közelítő csúcs mozgásokat a fiataltól az idős, és fordítva, az időstől a fiatal felé is elvégezni. A lokális modularitás és közelítő csúcs mozgások statisztikai kiértékelése kevert csoport permutációs statisztikáján alapul.

## Új tudományos eredmények

A fiatalok csoportszintű moduláris felbontásának modularitás értéke ( $Q_{fiatal}=0.25$ ) szignifikánsabban magasabb volt, mint a kevert csoportok modularitás értéke ( $p=0.0036$ , 5000 permutáció), míg az idősek csoportszintű moduláris felbontásának modularitás értéke ( $Q_{idős}=0.21$ ) szignifikánsabban alacsonyabb volt, mint a kevert csoportok modularitás értéke ( $p=0.0016$ , 5000 permutáció). Négy funkcionális modul került meghatározásra a fiataloknál, míg három az öregeknél. A legnagyobb hasonlóságot az okcipitális modul mutatta a két korcsoport között, míg az idősekben a fronto-temporal és „default mode network” (DMN) egy modulba olvadt össze.

**Tézis Ia. Az agyrégiók partíció átsorolásával együttjáró modularitás csökkenés mérésével megállapítottam, hogy az okcipitális régiók a leginkább, míg a nyugalmi**

**hálózat (DMN) régiói legkevésbé felelősek a fiatal és idős funkcionális hálózatok közti modularitás különbségért.** Mivel a fiatalok hálózata magasabb modularitás értékkel rendelkezett, így a magasabb lokális modularitás értékek is értelemszerűen ennél a korcsoportnál voltak mérhetőek.

A legkiemelkedőbb lokális modularitás növekedés a kevert korcsoportú hálózathoz képest az okcipitális régiókban volt megfigyelhető a fiatalokban (15 okcipitális régió a 18-ból szignifikáns növekedést mutatott). Ezzel ellentétben a DMN struktúrái csak kevéssé mutattak növekedést a fiatalokban a kevert csoporthoz képest (csak 4 régió, a 13-ból: jobb/bal hippocampus, bal parahippocampus és bal anguláris gyrus).

Az időseknél alacsonyabb volt a csoportszintű hálózat modularitás értéke a kevert csoportnál, így kevesebb régió mutatott magasabb modularitás értéket. A mediális frontális kéreg ( $p=0.03$ ), a paracinguláris gyrus ( $p_{\text{jobb}}=0.03$ ;  $p_{\text{bal}}=0.001$ ), a felső parietális lebeny ( $p_{\text{jobb}}=0.009$ ;  $p_{\text{bal}}=0.01$ ) és az alsó temporális gyrus ( $p_{\text{jobb}}=0.004$ ;  $p_{\text{bal}}=0.05$ ) mutatott növekedett lokális modularitás értéket a kevert csoporthoz képest.

A lokális modularitás segítségével kimutatott okcipitális kérgi területek megnövekedett értéke összhangban áll a más tanulmányok által meghatározott, fiatalok vizuális kérgére jellemző szegregált funkcionális topológiával (Geerligts et al., 2015). Az eredmények azt is sejtetik, hogy a dorzális figyelmi rendszer több eleme viszont kiemelt szerepet kap az idős korcsoport funkcionális moduláris struktúrájának megőrzésében.

**Tézis Ib. A közelítő csúcs mozgások alkalmazásával azonosítottam és statisztikailag kiértékeltem azokat az agyrégiókat, amik eltérő moduláris besorolással jellemezhetők a két korcsoport esetén. Az eredmények szerint a fiatalok fronto-temporális moduljának csoportszintű elkülönülése statisztikailag meghatározza a két korcsoport moduláris struktúrájának különbözőségét.** 28 közelítő csúcs mozgás történt a fiatalok moduláris struktúrájától az idősekéig, míg 9 közelítő csúcsmozgás az idősek moduláris

struktúrájától a fiatalok felé. A fiatalok esetén a közelítő csúcsmozgatások főként a fronto-temporális modulból történtek, mivel ebben a modulban lévő agyrégiók más modulokhoz tartoztak az idősök esetén. Ezen csúcsmozgatások legtöbbször szignifikáns modularitás csökkenést okozott a kevert csoporthoz képest.

Az idősök esetén, a kétoldali középső temporális gyűrű ( $p_{\text{jobb}}=0.05$ ;  $p_{\text{bal}}=0.05$ ) és a jobb oldali supramarginális gyűrű ( $p=0.045$ ) transzformációja a 'centro-parieto-temporális' modulból a 'fronto-temporális + DMN' modulba szignifikáns modularitással csökkenéssel járt a kevert csoporthoz képest. A kétoldali felső parietális lebeny ( $p_{\text{jobb}}=0.02$ ;  $p_{\text{bal}}=0.04$ ) az idősök 'centro-parieto-temporális' moduljából a fiatalok 'okcipitális' moduljába úgyszintén szignifikáns modularitás csökkenéssel mutatott a kevert csoporthoz képest.

Összességében a 'DMN' és 'fronto-temporális' modul összeolvadását láttuk az idősökben. A módszerünkkel kimutattuk, hogy ez a vizuális különbség statisztikailag meghatározza a két korcsoport moduláris struktúrájának különbözőségét.

## SZABAD SZÓASSZOCIÁCIÓS HÁLÓZATOK MODULÁRIS ANALÍZISE

### Bevezetés

A szabad szó asszociációs technika egy félig strukturált megoldást kínál vélemény kinyerésre. A szabad szó asszociációkkal túl lehet lépni a kérdőívekre jellemző előre definiált kereteken, mivel a válaszadók kötöttségektől mentesen fejezhetik ki véleményüket, ugyanakkor a web-bányász módszerekkel szemben megvan az az előnye, hogy képes kontrolált mintán történő adatfelvételre (Lazer, Kennedy, King, & Vespignani, 2014). Tradicionálisan a szociálpszichológiában a szabad szó asszociációk a vizsgált jelenség konszenzuális jelentésére koncentráltak (azaz a leggyakoribb szó asszociációkat azonosították) (Abric, 1993; Moscovici,

1984; Wagner et al., 1999) és nem az eltérő vélemények azonosítása volt a cél (Bradley, Mogg, & Williams, 1995; Halberstadt, Niedenthal, & Kushner, 1995; Joffe & Elsey, 2014; Niedenthal, Halberstadt, & Innes-Ker, 1999).

Elsőként a 'Hős' és 'Hétköznapi Hős' kifejezések szociális reprezentációját térképeztük fel szabad szó asszociációs hálózatok segítségével. A hálózat moduljait azonosítottuk, és az asszociációkat a modulokban elfoglalt topológiai szerepük alapján klasszifikáltuk. A hálózat globális központjai (hub) voltak a legdominánsabb asszociációk, míg a modulok hubjai az eltérő dimenziók legdominánsabb asszociáció voltak.

Egy következő tanulmányban azt bizonyítottuk be, hogy a statisztikai együtt előforduláson alapuló asszociációs hálózatok képesek polarizált vélemények azonosítására a 'Migráns' kifejezés esetén. Mivel ebben az esetben, az asszociációkra, mint véleményekre tekintettünk, ezért a tanulmányban szereplő szabad asszociációs hálózatokat együtt előforduló vélemények hálózatoknak (CoOp hálózatok; co-occurring opinions) nevezzük. A CoOp hálózatokat a 'Migráns' hívóingerre készítettük el két független, reprezentatív magyar mintán. A modulokat, mint a CoOp hálózat sűrűn összekapcsolt alhálózatait azonosítottuk.

Azt feltételeztük, hogy a gyakran együtt említett szavak hasonlóbb érzelmi kontextust mutatnak (Hipotézis 1). Ezt úgy teszteltük, hogy minden résztvevőt megkértünk, hogy értékeljék ki a saját asszociációjukat érzelmi címkék segítségével. Az asszociációpárok érzelmi és együtt előfordulási hasonlóságát egy hálózatok élösszehasonlításár használt eljárással végeztük el (quadratic assignment procedure; QAP).

Feltételeztük, hogy a CoOp hálózat moduljai különböző véleménydimenziókat fednek (Hipotézis 2) le, ezért összehasonlítottuk a válaszadók explicit attitűdjeit (Észlelet Fenyegtettség kérdőíven) a bevándorlók<sup>1</sup> felé.

---

<sup>1</sup> A csoport heterogenitása, és a migrációs/menekült krízishez kapcsolódó fogalmak átpolitizáltsága, illetve a



Feltételeztük a CoOp hálózatok robusztusságát (Hipotézis 3). Először a véletlenül ketté osztott adatokon számolt LLR élsúlyok közti korrelációt vizsgáltuk a Minta 1 és Minta 2 esetén (Hipotézis 3a). Majd a minták CoOp hálózatának moduláris struktúráját hasonlítottuk össze normalizált közös információ felhasználásával (Hipotézis 3b). Végül a ritkább asszociációk kizárásával vizsgáltuk a minták CoOp hálózatát, azt feltételezve, hogy a minta ritkaságának csökkentésével növelni tudjuk a robusztusságot (Hipotézis 3c).

## Módszerek

### Résztevők

A kérdőívek az internethasználók körében nemre, korra, iskolázottságra, lakhelyre reprezentatív magyar mintán lettek felvéve. 506 válaszadó volt a 'Hős' hívóinger esetén, 503 a 'Hétköznapi Hős' esetén. A 'Migráns' hívóingerre 2016 Júniusában (Minta 1) és 2016 Októberében (Minta 2) kérdeztünk rá, mindkét esetben 505 válaszadó töltötte ki a kérdőívet.

### Asszociációs feladat

A résztvevőknek a következő kérdésre kellett válaszolnia: „Írjon öt szót, amely a Hős/Hétköznapi Hős/Migráns szóval kapcsolatban azonnal eszébe jut!”

### További feladatok (A 'Migráns' hívóinger esetén)

A válaszadók egyesével visszakapták az asszociációikat, és húsz érzelmi címkéből mindegyik asszociációra meg kellett adni a szerintük két legjellemzőbbet. A következő húsz alapérzelmi címkéből választhattak: érdeklődés, ellenszenv, remény, szégyen, öröm, irigység, rokonszenv, közömbösség, megvetés, nyugalom, szomorúság, empátia, aggodalom, hála, harag, meglepődés, félelem, büszkeség, idegesség, nagylelkűség.

A bevándorlók iránt érzett észlelt fenyegetést a hét pontból álló (Minta 1  $\alpha = .96$ , Minta

---

pontos jogi terminusok hiánya miatt nincs megfelelő kifejezés, de jelen írásban a „bevándorló” kifejezést használom.

2  $\alpha = .96$ ), Likert-skála alapú Észlelet Fenyegedtség kérdőívén mértük (Kteily, Bruneau, Waytz, & Cotterill, 2015). A magas értékei magas észlelet fenyegedtségre utalnak.

### **Asszociációs hálózatok építése**

A 'Hős' és 'Hétköznapi Hősre' adott asszociációk segítségével a két fogalomra, két hálózatot építettünk, ahol az egyedi asszociációk a csúcsokat, az együtt előfordulásuk pedig az élerősséget adta.

A 'Migráns' fogalom esetén statisztikai kiértékelést (Log-likelihood arány, LLR) használtunk az asszociációk együtt előfordulásának mérésére, így képesek voltunk vonzó és taszító kapcsolatokat is megkülönböztetni. Log-likelihood arányt számoltunk minden asszociációspár megfigyelt és független együtt előfordulása között (Dunning, 1993). Pozitív (azaz vonzó) volt a kapcsolat, ha a megfigyelt együtt előfordulás magasabb volt a függetlennél, és negatív (azaz taszító) volt a kapcsolat az ellenkező esetben.

### **Gráf paraméterek**

A hálózat skálafüggetlensége a csúcsok fokszámához ( $x$ ) tartozó eloszlásfüggvény ( $P(x)$ ) hatványeloszlására utal:

$$P(x) \sim x^{-\alpha},$$

ahol  $\alpha$  a skálázási paraméter (Barabási & Albert, 1999) és tipikusan 2 és 3 közötti szám (Clauset, Shalizi, & Newman, 2009). A Hős és Hétköznapi Hős hálózatok normalizált fokszámok skálafüggetlenségének számolása külön történt. Maximum Likelihood Becslést alkalmaztunk, hogy meghatározzuk a skálázási paramétert és azt a minimális fokszámot, ahonnan skálafüggetlennek tekinthető a hálózat.

A modularitást maximalizáló algoritmusok felhasználásával a hálózatok moduláris struktúráját is vizsgáltuk. A Louvain algoritmust (Blondel, Guillaume, Lambiotte, & Lefebvre, 2008) használtuk finomra hangolással (Sun, Danila, Josić, & Bassler, 2009), hogy

meghatározzuk a hálózat legmagasabb modularitás értékéhez tartozó partícióit. Mivel a 'Migráns' hálózatok esetén pozitív és negatív élek is jelen voltak, így itt a modularitás formulának (Gomez, Jensen, Arenas, 2009) egy módosított változatát használtuk:

$$Q = \frac{1}{v^+ + v^-} \sum_{ij} [(w_{ij}^+ + e_{ij}^+) - (w_{ij}^- + e_{ij}^-)] \partial_{M_i M_j},$$

ahol  $Q$  a modularitás értéket,  $v^+/v^-$  a pozitív/negatív súlyok összegét,  $w_{ij}^+/w_{ij}^-$  a pozitív/negatív súlyokat az  $i$  és  $j$  csomópont között,  $e_{ij}^+/e_{ij}^-$  a véletlen hálózatban elvárt pozitív/negatív kapcsolatot mutatja  $i$  és  $j$  között,  $\partial_{M_i M_j}$  pedig egy indikátor függvény, ami 1, ha  $i$  és  $j$  azonos modulhoz tartoznak, 0, ha különböző modulhoz. Konszenzus particionálást alkalmaztunk a modulok meghatározásához, így növelve az eredmények megbízhatóságát (Lancichinetti & Fortunato, 2012).

Az eredeti hálózatok élsúlyának és (súlyozott)fokszámának megfelelő véletlenszerű hálózatokat generáltunk (null-modellek), hogy megállapítsuk, hogy a 'Hős' és 'Hétköznapi Hős' hálózatok statisztikailag modulárisnak tekinthetőek-e. 5000 null-modellt generáltunk, és ezen hálózatok maximális modularitás értékét hasonlítottuk az eredeti hálózatokban megfigyelt maximális modularitás értékhez.

### **CoOp modulok, mint polarizált vélemények**

Az asszociációkhoz kiosztott érzelmi címkékből minden asszociációt egy érzelmi vektorral jellemeztünk a kiosztott érzelmi címkék összessége alapján. Az érzelmi vektorok között  $L1$  távolságot számoltunk, és összehasonlítottuk a LLR élekkel a Quadratic Assignment Procedure (QAP) permutációs korrelációs statisztika felhasználásával (Simpson, 2001). Az asszociációs modulok továbbá kiértékelésre kerültek az Észlelet Fenyegtettség kérdőívek attitűdpontjai segítségével is. Minden válaszadót ahhoz az asszociációs modulhoz soroltunk, ahova a legtöbb asszociációja származott. Majd a különböző modulba sorolt válaszadók attitűdpontjait független t-tesztekkel hasonlítottunk össze minden modul között.

A CoOp modulok robusztusságát az LLR élek és moduláris struktúra szintjén hasonlítottuk össze a Minta 1 és Minta 2 esetén. A modul hasonlóságot az nMI segítségével mértük és null-modellekhez viszonyítottuk. A ritkás asszociációk iteratív kizárásával újra mértük a hasonlóságot, hogy bemutassuk, hogy a különbségek részben az asszociációk ritkás természetéből fakadnak.

## Új tudományos eredmények

**Tézis IIa.: Szemantikai hálózatokat konstruáltam többszörös szabad szó asszociációkból a „Hős” és „Hétköznapi hős” esetén. Kísérletileg igazoltam, továbbá statisztikailg kiértékeltem globális gráf paramétereiket, melyeket összefüggésbe hozhatók releváns szociálpszichológiai konstruktumokkal.** A 'Hős' és 'Hétköznapi Hős' hálózatok skálafüggetlensége megállapításra került. A 'Hős' esetén a skálázási paraméter,  $\alpha=2.15$ , ami  $X_{\min}=0.312$  minimális normalizált fokszámtól tart. A 'Hétköznapi Hős' esetén a skálázási paraméter,  $\alpha=2.21$ , ami  $X_{\min}=0.8$  minimális normalizált fokszámtól tart. Mind a Hős, mind a Hétköznapi Hős esetén megtartottuk a null hipotézist, azaz a fokszám hatványeloszlást követ az  $X_{\min}$ -től ( $p(\text{Hős})=0.11$ ,  $p(\text{Hétköznapi Hős})=0.5$ ). A 'Hős' hálózathoz tartozó modularitás értéke ( $Q=0.19$ ) nem volt szignifikánsan magasabb a null-modelleknél mért értéknél ( $p=0.19$ ), míg a 'Hétköznapi Hős' hálózathoz tartozó modularitás értéke ( $Q=0.26$ ) szignifikánsan magasabb volt a null-modelleknél mért értéknél ( $p<0.001$ ). Ezek az eredmények azt mutatják, hogy a 'Hős' hálózata nem moduláris, míg a 'Hétköznapi Hős' hálózata moduláris. A hálózatok skálafüggetlensége összefüggésbe hozható a klasszikus mag/periféria szociálpszichológiai elmélettel. A statisztikailg moduláris hálózat moduljai elképzelhető, hogy a szociális reprezentáció különböző szocio-kognitív mintázataira utalnak.

**Tézis IIb.: Bemutattam, hogy a „migráns” hívóinger esetén a CoOp hálózatok LLR élsúlyai összefüggésbe hozhatók az érzelmi hasonlósággal, továbbá a CoOp hálózatok moduljai a válaszadók attitűdjeire reflektálnak.**

Szignifikáns korrelációt találtam az érzelmi hasonlóság és az LLR értékek között a Minta 1 ( $r_s(64) = .42$ ,  $p_{QAP} = .018$ ) és Minta 2 esetén is ( $r_s(62) = .39$ ,  $p_{QAP} = .035$ ) (Hipotézis 1). Minden páronkénti összehasonlítása a modulokhoz rendelt attitűdpontoknak szignifikáns különbséget mutatott, mind a Minta 1, mind a Minta 2 esetén (Hipotézis 2).

**Tézis IIc.: A LLR értékek és a modulbesorolás szintjén teszteltem és beláttam a CoOp hálózatok robusztusságát. Ezenfelül kimutattam, hogy a ritkás asszociációk kizárásával növekszik a hálózat robusztussága, mely az alkalmazott módszer megbízhatóságát jelzi.**

A véletlenül ketté választott minta LLR értékei szignifikáns korrelációt mutattak (Hipotézis 3a) (Minta 1 (átlag  $r_s(2209) = .26$ , átlag  $p_{QAP} < .001$ ) és Minta 2 (átlag  $r_s(2924) = .28$ , átlag  $p_{QAP} < .001$ )). Hasonlóan a szétválasztott mintán meghatározott modulok is magasabb nMI értéket mutattak, mint a null-modellek (Hipotézis 3b) (Minta 1:  $M_{valós} = 0.3$ ,  $SD_{valós} = 0.056$ ,  $M_{null} = 0.21$ ,  $SD_{null} = 0.042$ ,  $t(198) = 12.52$ ,  $p < .001$ ; Minta 2:  $M_{valós} = 0.26$ ,  $SD_{valós} = 0.058$ ,  $M_{null} = 0.2$ ,  $SD_{null} = 0.04$ ,  $t(198) = 8.9$ ,  $p < .001$ ). A ritkás asszociációk kizárásával növekedett a CoOp hálózatok közti hasonlóság (Hipotézis 3c). A ritkás asszociációk egy adott említési küszöb alatt történtek kizárásra. Ezt a küszöböt 3-tól 10-ig emeltük, és azt találtuk, hogy a szétválasztott minta LLR értékeinek hasonlósága (Minta 1  $r_s(6) = .91$ ,  $p = .002$ ; Minta 2  $r_s(6) = .97$ ,  $p < .001$ ) és modulok hasonlósága (Minta 1  $r_s(6) = .98$ ,  $p < .001$ ; Minta 2  $r_s(6) = .96$ ,  $p < .001$ ) is növekszik a minta ritkasságának csökkentésével.

**A tézisekhez kapcsolódó publikációk:**

**Cikkek:**

-File, B., Klimaj, Z., Somogyvári, Z., Kozák, L. R., Gyebnár, G., Tóth, B., ... & Molnár, M. (2016). Age-related changes of the representative modular structure in the brain. In Pattern Recognition in Neuroimaging (PRNI), 2016 International Workshop on (pp. 1-4). IEEE.

-File, B., Keczer, Z., Vancsó, A., Böthe, B., Tóth-Király, I., Hunyadi, M., ... & Orosz, G. (2019).

Emergence of polarized opinions from free association networks. *Behavior research methods*, vol. 51, no. 1, p. 280-294.

-Keczer, Z., File, B., Orosz, G., & Zimbardo, P. G. (2016). Social Representations of Hero and Everyday Hero: A Network Study from Representative Samples. *PloS one*, vol. 11, no. 8, p. e0159354.

### **Szóbeli előadások:**

-Bálint File, Dániel Gerő, Marco Bueter, Zsolt Keczer, Gábor Orosz, Zoltán Somogyvári, Júlia Góth, Noreen Hinrichs, Matteo Müller, István Ulbert (2019): Véleménykinyerés szabad szó asszociációs hálózatok moduláris vizsgálatával, Doktoranduszok Országos Szövetsége, Debrecen

-File, B., Keczer, Z., Vancsó, A., Bóthe, B., Tóth-Király, I., Hunyadi, M., ... & Orosz, G. (2018). Polarized Opinions from Free Association Networks, Singapore Conference on Applied Psychology 2018, Singapore

### **Poszter prezentációk:**

-Bálint File, Zsolt Keczer, Gábor Orosz, Beáta Bóthe, István Tóth-Király, Anna Vancsó, Márton Hunyadi, Adrienn Ujhelyi, István Ulbert, Júlia Góth (2017): Attitudes toward migrants: free word association networks bridging social and cognitive representations. 18th General Meeting of the European Association of Social Psychology, Granada, Spain

### **Referenciák:**

Abric, J. C. (1993). Central system, peripheral system: their functions and roles in the dynamics of social representations. *Papers on Social Representations*, 2(2), 75–78.

Bansak, K., Hainmueller, J., & Hangartner, D. (2016). How economic, humanitarian, and religious concerns shape European attitudes toward asylum seekers. *Science*, 354(6309), 217–222. <https://doi.org/10.1126/science.aag2147>

Barabási, A.-L., & Albert, R. (1999). Emergence of scaling in random networks. *Science*, 286(5439), 509–512.

Blondel, V. D., Guillaume, J.-L., Lambiotte, R., & Lefebvre, E. (2008). Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2008(10), P10008. Retrieved from <http://stacks.iop.org/1742-5468/2008/i=10/a=P10008>

Bradley, B. P., Mogg, K., & Williams, R. (1995). Implicit and explicit memory for emotion-congruent information in clinical depression and anxiety. *Behaviour Research and Therapy*, 33(7), 755–770.

Chan, M. Y., Park, D. C., Savalia, N. K., Petersen, S. E., & Wig, G. S. (2014). Decreased segregation of brain systems across the healthy adult lifespan. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 111(46), E4997–E5006.

Clauset, A., Shalizi, C. R., & Newman, M. E. J. (2009). Power-law distributions in empirical

- data. *SIAM Review*, 51(4), 661–703.
- Dunning, T. (1993). Accurate Methods for the Statistics of Surprise and Coincidence. *Computational Linguistics*, 19(1), 61–74. Retrieved from <http://portal.acm.org/citation.cfm?id=972454>
- Geerligs, L., Renken, R. J., Saliassi, E., Maurits, N. M., & Lorist, M. M. (2015). A brain-wide study of age-related changes in functional connectivity. *Cerebral Cortex*, 25(7), 1987–1999.
- S. Gómez, P. Jensen, and A. Arenas, “Analysis of community structure in networks of correlated data,” *Phys. Rev. E*, vol. 80, no. 1, p. 16114, 2009.
- Halberstadt, J. B., Niedenthal, P. M., & Kushner, J. (1995). Resolution of lexical ambiguity by emotional state. *Psychological Science*, 6(5), 278–282.
- Joffe, H., & Elsey, J. W. B. (2014). Free association in psychology and the grid elaboration method. *Review of General Psychology*, 18(3), 173.
- Kteily, N., Bruneau, E., Waytz, A., & Cotterill, S. (2015). The ascent of man: Theoretical and empirical evidence for blatant dehumanization. *Journal of Personality and Social Psychology*, 109(5), 901.
- Lancichinetti, A., & Fortunato, S. (2012). Consensus clustering in complex networks. *Scientific Reports*, 2.
- Lazer, D., Kennedy, R., King, G., & Vespignani, A. (2014). The parable of Google Flu: traps in big data analysis. *Science*, 343(6176), 1203–1205.
- Meilă, M. (2007). Comparing clusterings—an information based distance. *Journal of Multivariate Analysis*, 98(5), 873–895.
- Meunier, D., Achard, S., Morcom, A., & Bullmore, E. (2009). Age-related changes in modular organization of human brain functional networks. *NeuroImage*, 44(3), 715–23. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2008.09.062>
- Moscovici, S. (1984). *The Phenomenon of Social Representations*. W: RM Farr, S. Moscovici (red.), *Social Representations* (s. 3--69). Cambridge: Cambridge University Press.
- Newman, M. E. J. (2004). Fast algorithm for detecting community structure in networks. *Physical Review E*, 69(6), 66133.
- Newman, M., & Girvan, M. (2004). Finding and evaluating community structure in networks. *Physical Review E*, 1–16. Retrieved from <http://journals.aps.org/pre/abstract/10.1103/PhysRevE.69.026113>
- Niedenthal, P. M., Halberstadt, J. B., & Innes-Ker, Å. H. (1999). Emotional response categorization. *Psychological Review*, 106(2), 337.
- Rubinov, M., & Sporns, O. (2011). Weight-conserving characterization of complex functional brain networks. *NeuroImage*, 56(4), 2068–2079. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2011.03.069>
- Simpson, W. (2001). QAP: The quadratic assignment procedure. In *North American Stata Users' Group Meeting, March* (pp. 12–13).
- Stam, C. J., & van Straaten, E. C. W. (2012). The organization of physiological brain networks. *Clinical Neurophysiology: Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, 123(6), 1067–87. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2012.01.011>
- Stephan, W. G., Stephan, C. W., & Oskamp, S. (2000). An integrated threat theory of prejudice. *Reducing Prejudice and Discrimination*, 23–45.
- Sun, Y., Danila, B., Josić, K., & Bassler, K. E. (2009). Improved community structure detection using a modified fine-tuning strategy. *EPL (Europhysics Letters)*, 86(2), 28004.
- Wagner, W., Duveen, G., Farr, R., Jovchelovitch, S., Lorenzi-Cioldi, F., Markova, I., & Rose, D. (1999). Theory and method of social representations. *Asian Journal of Social Psychology*, 2(1), 95–125.