Tárgyas szerkezetek elemzése tenzorfelbontással – áttekintő cikk

Makrai Márton

MTA Nyelvtudományi Intézet
makrai.marton@nytud.hu

Kivonat Áttekintjük a tenzorfelbontás számítógépes nyelvészeti alkalmazásait, különösen az igei argumentumstruktúrára vonatkozókat, és olyan asszociációs mértékekre hívjuk fel a figyelmet, amelyeket eddig nem használtak erre a feladatra.
Kulcsszavak: igei többértelműség, tenzorfelbontás, függőségi elemzés

1. Bevezetés

A *tenzorok* (>2-dimenziós tömbök) a mátrixok általánosításai: ahogy a mátrixok két tengely (sorok és oszlopok) mentén elrendezve tartalmaznak számokat, a tenzoroknak több *tengelyük* (más szóval *módjuk*[1]) van. Az együtteselőfordulás-mátrix szinguláris*értékfelbontása* (*singular value decomposition*, SVD) természetes eszközt kínál arra, hogy általánosításokat modellezzünk két mód között a kölcsönhatásokra vonatkozóan. A két módot alkothatják szavak és a dokumentumok (látens szemantikai elemzés, *latent semantic analysis*, LSA, Landauer and Dumais (1997)), szavak és függőségi kontextusaik (Levy and Goldberg, 2014a), vagy egyszerűen a cél- (avagy fókusz-) és a kontextusszavak (szokásos szóbeágyazások, Mikolov et al. (2013b); Levy and Goldberg (2014b); Pennington et al. (2014)). Turney and Pantel (2010) szerint négyféleképpen értelmezhetjük az SVD célját: mint valamiféle látens jelentés modellezését, mint zajcsökkentést, mint közvetett (avagy magasabb rendű) együttes előfordulások modellezését (vagyis amikor két szó *hasonló kontextusokban* jelenik meg), vagy mint a ritkaság csökkentését. A nyelvben az intuíciónk szerint vannak többedrendű kölcsönhatások: a *lemezjátszó szupermenesdit játszik* kifejezés furcsa (a példa Van de Cruys (2009)-ének módosítása), jóllehet azok a másodrendű kapcsolatok, hogy ⟨játszik, SUBJ, lemezjátszó⟩ és hogy ⟨játszik, OBJ, szupermenesdi⟩ tökéletesek. A mátrixfelbontás tenzorokra való általánosításai (Kolda and Bader, 2009) az ilyen háromirányú kölcsönhatások elemzéséhez nyitnak utat.

A tenzorfelbontás a neurális hálókban szereplő szóbeágyazáshoz hasonló beágyazásvektorokat biztosít minden módhoz – a mi esetünkben az alany szerepét betöltő főnevekhez, az igékhez és a tárgy szerepét betöltő főnevekhez. Annak a projektnek, amibe ez a cikk illeszkedik, az a hosszú távú motivációja, hogy szemantikai igeosztályokat nyerjünk az ige-beágyazásvektorok klaszterezésével (felügyeletlen, vagyis annotált adatot nem használó csoportosításával). Ha a klaszterek igeosztályoknak (Levin, 1993) felelnek

[1] Módokról különösen azokban az alkalmazásokban beszélünk, ahol különböző modalitásból származó adatokat fuzionálnak, ahogy pl. téri és idői koordinátákat az agyi képalkotásban.

meg[2], akkor arra számítunk, hogy a többértelmű igék, mint a fenti *játszik*, kiugrónak *(outlier)* fognak bizonyulni, hiszen a különböző használataik különböző klaszterekbe kívánkoznak.

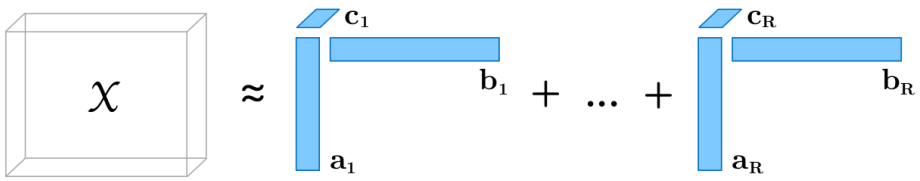
Az utóbbi évtizedben a vektoros szómodellek (amelyek neurális hálók szóbeágyazásaiként lettek különösen ismertek (Mikolov et al., 2013a)) és a tenzorfelbontási algoritmusok is figyelemre méltó mértékben fejlődtek, és nyelvtechnológiai teszthalmazokat is használtak élvonalbeli, skálázható, zajtűrő tenzorfelbontó algoritmusok tesztelésénél (Sharan and Valiant, 2017; Bailey et al., 2018; Frandsen and Ge, 2019). A szótöbbértelműség – és különösen az igei szelekció valamint argumentumszerkezet – adatközpontú megértése azonban még nem mondható érettnek. Cikkünk ezt a területet igyekszik bemutatni.

Az 2. szakasz a tenzorszámításról ad egy minimális bevezetőt, és bemutat különféle asszociációs mértékeket, olyanokat is, amelyeket tudomásunk szerint még nem használtak tenzorfelbontásban. A 3. szakasz áttekinti a tenzoros nyelvészeti munkákat, különös tekintettel a bennük alkalmazott minőségi és számszerű kiértékelésre és a kapcsolódó magyar cikkekre.

2. Tenzorfelbontás

A tenzorszámítással való ismerkedéshez Kolda and Bader (2009) és Rabanser et al. (2017) a fő kiindulópontok. Ahogy ezekből is kiderül, nemcsak egyféleképpen lehet általánosítani az SVD alapgondolatát. A következő két szakasz a két legnépszerűbb kiterjesztést, a kanonikus poliadikus felbontást és az általánosabb Tucker-felbontást ismerteti. E két algoritmuscsalád interpretálásának lehetőségeit a jelfeldolgozás és a gépi tanulás kettős szempontjából Sidiropoulos et al. (2017) mutatja be.

2.1. Kanonikus poliadikus felbontás



1. ábra: Kanonikus poliadikus felbontás, ábra Rabanser et al. (2017)-től

[2] Ahogy egy korábbi változat névtelen bírálója megjegyezte, érdekes lehet számos olyan igeosztály szóbeágyazáson alapuló vizsgálata, mint „a thetikus mondatok, egzisztenciális mondatok, aspektusok, határozatlan alanyok. Vajon például megfeleltethetők-e a kapott osztályok valamilyen módon az igei aspektusoknak (pl. igekötős igék a magyarban)? . . . Lehet-e itt szerepe a határozatlan alanyoknak?”

A kanonikus poliadikus felbontás (Canonical Polyadic Decomposition, CPD, más néven CanDecomp, `Parallel Factor` modell, rangfelbontás vagy Kruskal-felbontás, Carroll and Chang (1970)) a eredeti tenzort 1-rangú tenzorok lineáris kombinációjaként közelíti. Egy 1-rangú tenzor nem más, mint vektorok tenzorszorzata, ugyanúgy ahogy két vektor diádszorzata egy 1-rangú mátrix, lásd az 1-es ábrát.

A váltakozó legkisebb négyzetek algoritmusa (Alternating Least Squares, ALS, Carroll and Chang (1970); Harshman (1970)) iteratív módszer a CPD kiszámítására. Egy-egy iterációban egy híján az összes módot rögzítjük, és a fennmaradót illesztjük. Az ALS nem garantálja a konvergenciát, és még ha az meg is történik, nem észlelhető egykönnyen. Felhívjuk viszont a figyelmet az ALS-nak egy viszonylag új továbbfejlesztésére, az Orth-ALS-ra (Sharan and Valiant, 2017), lásd a 3. szakaszt.

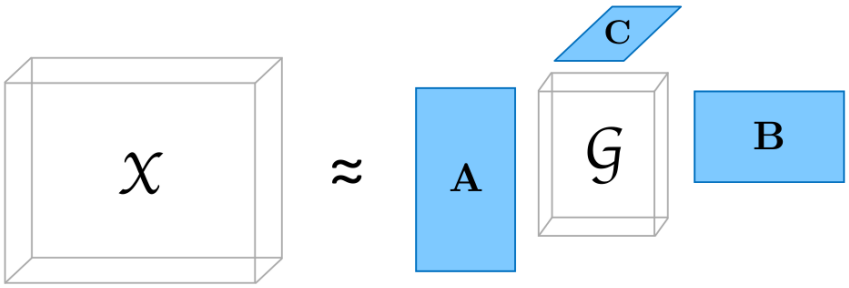
2.2. Tucker-felbontás

Noha CPD elterjedtebb a nyelvészetben, röviden bemutatjuk az általánosabb Tucker-felbontást is. A Tucker-felbontás (más néven magasabb rendű SVD, Tucker (1966)) egy kisebb méretű $\mathcal{G}$ magtenzort ad, amit tengelyenként egy-egy mátrixszal megszorozva az eredeti tenzor közelítését kapjuk, lásd a 2-es ábrát. Ha az eredeti tenzor tengelyei

$$\text{alany} \times \text{ige} \times \text{tárgy},$$

akkor a három mátrix sorai az alanyokat, az igéket illetve a tárgyakat beágyazó vektorok, a $\mathcal{G}$ tenzor elemei pedig az előbbi három közötti kölcsönhatások szintjét határozzák meg.

A Tucker-felbontás nem unikus, hiszen $\mathcal{G}$-t az illesztés romlása nélkül transzformálhatjuk, ha a tényezőmátrixokra ugyanannak a transzformációnak az inverzét alkalmazzuk. Az egyediség további követelmények bevezetésével javítható (Kolda and Bader, 2009; Lahat et al., 2015), mint például ritkaság, kis elemek, $\mathcal{G}$ teljes ortogonalitása (*all-orthogonal*), nem-negativitás vagy függetlenség.



2. ábra: Tucker-felbontás, ábra Rabanser et al. (2017)-től.

2.3. Az együtt-előfordulások számának súlyozása

	korpusz	tengelyek	asszociációs mérték	rang
Van de Cruys (2009)	holland, .5 B	10 K alany × 1 K ige × 10 K direkt tárgy	PPMI	50 . . . 300
Van de Cruys (2011)	holland, .5 B	10 K alany × 1 K ige × 10 K direkt tárgy	kétféle PMI	(nincs felbontás)
Van de Cruys et al. (2013)	UKWaC, 2 B	10 K alany × 1 K ige × 10 K tárgy	PMI	300
Jenatton et al. (2012)	2 M Wp-cikk	30 K alany × 5 K ige × 30 K direkt tárgy	$\mathbb{P} = 1/(1 + \exp(-\mathbf{s}_i \cdot \mathbf{R}_j \otimes \mathbf{o}_k))$	25, 50, 100
Sharan and Valiant (2017)	Wikipedia, 1.5 B	10 K szó × 10 K szó × 10 K szó	$\log(f+1)$, $w_i = s_i \oplus v_i \oplus o_i$ normalizálva	100
Bailey et al. (2018)	.3 B a Wp-ből	1000-es gyakorisági cut-off	($\pm$eltolt) PPMI, w_i normalizálva	300

1. táblázat. Tenzoros nyelvészeti munkák. A korpuszok méretét többnyire a szavak számában mérve tüntettük fel. A képletekhez némi magyarázatot adunk a szövegben.

A nyelvi gyakoriságok ritka tömböt alkotnak, hiszen a legtöbb szó a legtöbb szóval nem fordul elő együtt empirikusan, és a gyakoriságok sok nagyságrendet ölelnek fel (Zipf-törvény avagy hatványeloszlás, Manin (2008); Gittens et al. (2017)), ezért ritka tenzorokat érdemes használni a puszta gyakoriságoknál kifinomultabb társítási mértékekkel *(association measure)* benépesítve (*populate)*. Ezekre a mértékekre térünk most rá. Az itt csak hivatkozott nyelvi témájú, tenzorfelbontást alkalmazó munkákat az 1-es táblázat összegzi és a 3. szakasz mutatja be.

A legegyszerűbb választás $\log(f + 1)$, ahol f az együttes előfordulási gyakoriság (Sharan and Valiant, 2017). Jenatton et al. (2012) a sokrelációs tanulás kontextusába helyezi az $\langle \text{alany}, \text{ige}, \text{tárgy} \rangle$ hármasok modellezését, és a log-bilineáris modell (Mnih and Hinton, 2007; Mikolov et al., 2013a) súlyozási függvényét alkalmazza. van de Cruys három cikke és Bailey et al. (2018) egy információelméleti mérték, a *(pozitív) pontonkénti kölcsönös információ ((positive) pointwise mutual information, (P)PMI)*, háromváltozós általánosítását használja (lásd a 2.4 szakaszt). A pozitivitás azt jelenti, hogy annak érdekében, hogy nagyobb pontszámokat tulajdonítsunk a tényleges együtt-előfordulásoknak, mint a nem-látottaknak, a PMI-nél és a következő bekezdésben bemutatott lexikográfiai mértékeknél is kinullázzuk a negatív elemeket.

Egyes lexikográfiai társítási mértékek is hasznosak lehetnek tenzorfelbontásban. A PMI két féle háromváltozós általánosításáról a következő szakaszban szólunk. Ezt megelőlegezve bármelyik általánosítást használva magától értődően általánosíthatjuk három változóra a Sketch Engine lexikográfiai szoftverben használt *szembetűnőséget (salience,* Kilgarriff et al. (2004)*)* is:

$$\log(f(x, y, z)) \cdot PMI(x, y, z).$$

Kísérletezhetünk a Log-Dice (Rychlý, 2008) általánosításával is:

$$\log \frac{3f(x, y, z)}{f(x) + f(y) + f(z)} + c,$$

ahol c-t úgy választjuk, hogy a Log-Dice értékek nem-negatívak legyenek.

2.4. Többváltozós PMI

Mi más lenne a pontonkénti kölcsönös információ (PMI) többváltozós általánosítása, mint

$$\log \frac{p(x,y,z)}{p(x)p(y)p(z)}, \tag{1}$$

– gondolnánk, de valójában ez csak egy a lehetséges általánosítások közül. Van de Cruys (2011) két pontonkénti asszociációs mértéket is bevezet, amelyeknek a várható értéke a kölcsönös információ (Shannon and Weaver, 1949) egy-egy különböző többváltozós általánosítása: az interakciós információ (McGill, 1954) illetve a teljes korreláció (Watanabe, 1960).

Az interakciós információ a feltételes kölcsönös információ fogalmán alapul:[3]

$$\log \frac{p(x,y)p(x,z),p(y,z)}{p(x,y,z)p(x)p(y)p(z)}$$

A teljes korreláció a változókban levő közös információ mennyiségét számszerűsíti. A pontonkénti változat képlete az 1-es egyenletben látható. Az irodalmat követve (Villada Moirón, 2005; Van de Cruys, 2009; Van de Cruys et al., 2013; Bailey et al., 2018) ebben a cikkben többváltozós PMI alatt (többváltozós pontonkénti) teljes korrelációt értünk.

Van de Cruys (2011) arról számol be, hogy holland kísérleteikben mindkét módszer ki tudott emelni száliens alany–ige–tárgy hármasokat: prototipikus SVO-kombinációkat, például *szavazás képvisel véleményt* és rögzített kifejezéseket. A *játszik* megfelelőjére szűkítve a vizsgálódást azt találják, hogy az interakciós információ prototipikus SVO kombinációkat talál, pl. *zenekar játszik szimfóniát*, míg az elterjedtebb változat, melyet ők specifikus korrelációnak neveznek, a *szerepet játszik* konstrukciót és ennek száliens alanyait taglalja.

2.5. Ritka tenzorok Python3-ban

Az adattudományban és a nyelvtechnológiában a legnépszerűbb szabad szoftverek jelenleg Python 3-on alapulnak, ezért most az itt elérhető tenzorfelbontó csomagokra térünk rá, különös tekintettel a ritka tenzorokra. A fő Python 3 könyvtárak multilineáris algebrához és tenzorfaktorizációkhoz a scikit-tensor-py3 (Nickel és Rol) és a tensorly (Kossaifi et al., 2016). Mindkét könyvtár támogatja bizonyos mértékig sűrű és ritka tenzorok CPD és Tucker-felbontását.

3. A nyelvi többértelműség tenzoros modelljei

A 1 táblázat összefoglalja a nyelvészeti munkák néhány jellemzőjét. Tudomásunk szerint Van de Cruys (2009) vezeti be a nem-negatív tenzorfaktorizációs modellt szelekciós-preferencia-indukcióhoz. Van de Cruys et al. (2013) a Kullback-Leibler divergencia

[3] A pontonkénti változat képlete a szitaformulára emlékeztet, csak fel kell cserélni a számlálót és a nevezőt, hogy matematikai értelemben is mértéket kapjunk.

minimalizálására módosítja a tenzorfaktorizációs modellt, ami szerintük az jobban illeszkedik a hosszú farkú eloszláshoz, amilyeneket a nyelvben is találunk. Ebben a cikkben a főnevek rejtett modelljeit (vagyis a szóvektorokat) előre rögzítik akkori hagyományos együttelőfordulás-alapú módszerrel, ami sajnos korlátozza a tenzorok által amúgy felderíthető harmadrendű struktúra kihasználását. Módszerük lényegi részét, a harmadrendű alany-ige-tárgy interakciók indukcióját, pedig a Tucker-felbontás ihlette.

Jenatton et al. (2012) a *sokrelációs tanulás (multi-relational learning)* kontextusában tanulnak szemantikus igereprezentációkat, amely paradigma eredetileg olyan entitásokkal (itt főnevek) foglakozik, amelyek között többféle kapcsolattal (itt ige) állhat fenn, például közösségi hálók, ajánló rendszerek, szemantikus web vagy bioinformatikai adatok. Ebben a paradigmában a kapcsolatok készletét modellezik: a kapcsolatok maguk is hasonlóak lehetnek egymáshoz különféle szempontokból. Kísérleteik során az entitásoknak egyetlen ábrázolása van az összes relációra vonatkozóan. A nyelvi tenzort ⟨alany, ige, közvetlen tárgy⟩ együtt-előfordulásokkal népesítik be.

Polajnar et al. (2014) a zaj-kontrasztív becslés módszerét (amit ők *plausibility training*nek hívnak) alkalmazzák tranzitív ige-tenzorok felbontásához.

Zhang et al. (2014) azt vizsgálja, hogy miként lehet a kézzel létrehozott szemantikai erőforrásokat neurális szóbeágyazásokkal kombinálni az antonimáknak a szinonimáktól való elválasztására, ami közismerten nehéz az eloszlásalapú eszközök számára. A tezaurusz adatait és az eloszlási hasonlóságokat tenzoruk egy-egy szeleteként (táblájaként) fecskendezik be.

A *függvényes (functional)* megközelítésben a szavaknak különböző rendű tenzorok felelnek meg. Egy szóhoz tartozó tenzor rendje összhangban van a szónak egy kategoriális nyelvtanban való típusával. Például a főnevek atomi típusok, amelyeket egy vektor képvisel, és a melléknevek olyan mátrixok, amelyek függvényként működnek (Baroni and Lenci, 2010). A tranzitív ige harmadrendű tenzor. Ebben a megközelítésben probléma, hogy meglehetősen sok paraméter lehet már alacsony dimenziónál is. (Fried et al., 2015) úgy orvosolja ezt a problémát, hogy a tenzorok alacsony rangú közelítését használják.

Hashimoto and Tsuruoka (2015) is mátrixként ábrázolják a tranzitív igéket. Modelljük implicite faktorizál egy tenzort abban az értelemben, ahogy a skip-gram is implicit mátrixfelbontás (Levy and Goldberg, 2014b). A tárgyas igék több jelentését megragadják, és egyértelműsítik őket az argumentumaik alapján. A szabad bővítmények hozzájárulását is vizsgálják.

Cotterell et al. (2017) a skip-gram modellt általánosítják tenzorfelbontásként, ami lehetővé teszi beágyazások tanítását gazdagabb, magasabb rendű együtt-előfordulásokból, pl. olyan hármasokból, amelyek a kontextusszónak a fókuszszóhoz képesti helyzetére vonatkozó információt is tartalmaznak, vagy morfológiai információt a kapcsolódó szavak közötti paramétermegosztás érdekében. Negyven nyelven kísérleteznek.

Ferraro et al. (2017) ezt a modellt használva keretszemantikán alapuló tenzorokat tanítanak. A szemantikus proto-szerepeket (*semantic proto-role*, SPR, Dowty (1991)) egyfajta folytonos keretszemantikának (Fillmore et al., 1976) tekintik, ami bizonyos tulajdonságok valószínűségét ragadja meg, a szerepeket pedig e tulajdonságok csoportjaiként jellemzi. Ferraroék ilyen SPR-alapú várható tulajdonságokat rögzítenek szóbeágyazásokban.

Sharan and Valiant (2017)[4] egy általános szóbeágyazást készít szimmetrikus 3-módú tenzorokból. Cikkük lényege az *Ortogonális ALS (Orth-ALS)*, a ALS megközelítésnek egy olyan módosítása, ami ugyanolyan hatékony, mint a szokásos ALS, de bizonyíthatóan megtalálja a valódi tényezőket véletlen inicializálással a szokásos inkoherencia-feltételezések mellett, azaz hogy a valódi tényezők kevéssé korrelálnak egymással, ami teljesül az NLP-s alkalmazásokban, ahol a közelítő tenzor rangja általában szignifikánsan szublineáris a tér dimenziójában. Az Orth-ALS időről időre „ortogonalizálja" a tényezők becslését, megakadályozva, hogy több kiszámított tényező ugyanazt a valódi tényezőt „üldözze". A szóbeágyazásokat úgy hozzák létre, hogy a három kiszámolt faktormátrixot (egyenként 100 látens dimenzió) konkatenálják egy 300-oszlopos mátrixszá, majd normalizálják a sorokat.

Megemlítjük Bailey et al. (2018)[5]-t is, akik egy 3-módú szimmetrikus tenzort képeznek, amely azzal a szójelentés-klaszterezési szempontból figyelemre méltó tulajdonsággal bír, hogy egy alkalmas kontextusvektorral való pontonkénti szorzás segítségével jelentésvektorokat kapnak. Végül Frandsen and Ge (2019) *Szintaktikus RAND-WALK* modellje különféle mondattani kapcsolatokat ragad meg egy szóhármasok közötti PMI-t alkalmazó tenzorral.

3.1. Minőségi elemzés a munkákban

⟨athlete, run, race⟩	finish (.29), attend (.27), win (.25)
⟨user, run, command⟩	execute (.42), modify (.40), invoke (.39)
⟨man, damage, car⟩	crash (.43), drive (.35), ride (.35)
⟨car, damage, man⟩	scare (.26), kill (.23), hurt (.23)

2. táblázat. Tranzitív szerkezetben kontextualizált igékhez leghasonlóbb igék Van de Cruys et al. (2013)-nál.

A Van de Cruys (2009) által végzett kvalitatív kiértékelés a látens dimenziók elemzésén alapul: az egyes dimenziókat az azokban legnagyobb abszolút értékű koordinátát kapó alanyok, igék és tárgyak szerint értelmezik. Úgy találják, hogy a 100 dimenzió közül 44 keretszemantikát példáz. Egy olyan dimenzióban, amit úgy hívhatunk, hogy *rendőrség letartóztat gyanúsítottat*, a legnagyobb súlyú alanyok, igék és tárgyak olyan szavak, mint például *rendőrség*, *letartóztat* illetve *gyanúsított*. További példák: *többség támogat javaslatot* vagy *kormány küld csapatot*. További 43 dimenzió szemantikája kevésbé egyértelmű: ezek egyetlen igét képviselnek, esetleg egy ige különféle jelentései keverednek. Tizenhárom rejtett dimenzió konkrét igei szerkezeteket tartalmaz, például x *játszik szerepet*, ahol az alanyi oszlop egyenletesen oszlik meg több tucat szó között, pl. *bosszú, szégyen, intézmény*, *kultúra* vagy *osztódás*.

Van de Cruys et al. (2013) tenzorában a szeletek igéket képviselnek. Ők úgy szemléltetik az adatokat, hogy hármasokhoz a bennük szereplő, kontextualizált igékhez leghasonlóbb igéket mutatják meg, lásd a 2-es táblázatot.

[4] `http://web.stanford.edu/~vsharan/orth-als.html`
[5] `https://github.com/popcorncolonel/tensor_decomp_embedding`

A Frandsen and Ge (2019) kvalitatív kiértékelésében együttes melléknév-főnév illetve ige-tárgy vektorokhoz legközelebbi beágyazású szavakat néznek.

3.2. Számszerű elemzés a munkákban

Van de Cruys (2009) ál-egyértelműsítési feladatban értékeli ki a modelljét, ahol azt kell megítélni, hogy melyik alany (s vagy s') és közvetlen tárgy (o vagy o') valószínűbb egy adott v ige esetében. A tesztkészletet úgy építi fel, hogy $\langle s, v, o \rangle$ -t a korpuszból veszi, míg s' és o' egy-egy véletlenszerűen választott alany illetve közvetlen tárgy a korpuszból, például *fiatal/koalíció iszik sört/részvényt*. Tudomásunk szerint a tesztkészletük nem érhető el.

Grefenstette and Sadrzadeh (2011) tárgyas igék egyértelműsítésére vonatkozó adathalmaza igepárokat tartalmaz egy-egy alannyal és tárggyal. A feladat az igék többértelműségén alapszik (Kartsaklis and Sadrzadeh, 2013; Milajevs et al., 2014; Polajnar et al., 2014). Például az angol *meet* ige többértelmű; egyik jelentésében a *satisfy*-hoz hasonlít, egy másikban a *visit*-hez: A *beach meet standard* kontextusban a *satisfy*-hoz és csak ahhoz, a *representative meet official* környezetben pedig a *visit*-hez. A feladat ezen hasonlóságok predikciója. Van de Cruys et al. (2013) ezeken a tárgyas mondatokon értékelik ki számszerűen a rendszerüket.

Kartsaklis and Sadrzadeh (2013) egy másik teszthalmazt, Mitchell and Lapata (2010) $\langle$ige, tárgy$\rangle$ szerkezetek hasonlóságára vonatkozó adatát egészíti ki: az eredeti párokat alanyokkal látja el úgy, hogy a hasonlóság mértékét igyekeznek őrizni, hogy az emberi hasonlóságítéletek érvényesek maradjanak. Kartsaklis and Sadrzadeh (2014) olyan változatát adja közre az adathalmaznak,[6] ahol már a hármasokat értékeltetik ki Amazon Türkkel. Polajnar et al. (2014), Fried et al. (2015) és Hashimoto and Tsuruoka (2015) Grefenstette-ék adathalmazán és ez(ek)en értékelnek ki.

Jenatton et al. (2012) két feladatban értékelik ki modelljeiket: adott alanyhoz és közvetlen tárgyhoz jósolják be a megfelelő igét, illetve lexikai hasonlósági osztályozást végeznek. Ők is közzéteszik a tesztadatot, de mi azt találtuk, hogy hármasaik kissé zajosabbak pl. Grefenstette-ékéinél.

Noha nem triviális, hogy az antonímia jobban támaszkodik-e a hárommódú együttes előfordulásokra, mint például a szinonímia, Zhang et al. (2014) GRE antonim kérdésekben (Mohammad et al., 2008) értékelik ki a munkájukat. A teszthalmazról Zhangék azt írják, hogy az adatkészlet „szemmel láthatóan köztulajdonban" van, és kérésre elérhető.

A szóvektorok tesztelésének egyik legnépszerűbb módszere a szóhasonlósági rangsorolási feladat (Cotterell et al. (2017) is így értékelnek ki), kiváltképp a SimLex-999 (Hill et al., 2014). Noha a szópárok hasonlósága nem közvetlenül a háromirányú interakciókat célozza meg, úgy gondoljuk, hogy a SimLex-999 igei megfelelője, a SimVerb (Gerz et al., 2016), sőt az alanyok és a tárgyak tekintetében maga a SimLex-999 is, hasznos józanság-ellenőrzést *(sanity check)* nyújt a tenzorfelbontó modellek számára is.

Sharan and Valiant (2017) nem teszteli kifejezetten a >2-rendű kapcsolatok modellezését, hanem szokásos szóanalógiában („a *kutyá*hoz úgy viszonyul a *kan*, mint a *macská*hoz a(z) x") és szemantikai szóhasonlósági feladatokban értékelik ki az ortogonalizált tenzorként nyert beágyazásokat. Azzal, hogy az Orth-ALS-t használják a szokásos ALS helyett,

[6] `http://www.cs.ox.ac.uk/activities/compdistmeaning/`

jelentős javulást kapnak, ám a mátrix-SVD módszer továbbra is felülmúlja a tenzoralapú módszereket. Miután felvetik azt a pesszimista magyarázatot, miszerint a természetes nyelv esetleg nem tartalmaz eléggé gazdag magasabb rendű függőségeket a szűk kontextusban megjelenő szavak között a 2-módú szerkezeten túl, másodikként azt a lehetséges magyarázatot adják a gyenge teljesítményre, hogy csak a két vizsgált feladathoz nem szükséges ez a fajta magasabb rendű statisztika. Végül Frandsen and Ge (2019) a már említett melléknév–főnév szókapcsolatok hasonlóságára vonatkozó feladatban (Mitchell and Lapata, 2010) értékelik ki a munkájukat.

3.3. Magyar munkák

Bár a cikkünk angol tárgynyelvű, a magyar konferencia közönsége számára érdekes lehet a kapcsolódó magyar munkák bemutatása – a teljesség leghalványabb igénye nélkül. A magyar nyelvű szójelentés-osztályozás *(word sense disambiguation)* a gépi tanulás szempontjából legalább Miháltz (2005)-ig és Vincze et al. (2008)-ig nyúlik vissza. Az igéknek sok kutató szentelte a figyelmét nyelvészektől a szűkebb értelemben vett nyelvtechnológusokig (Dressler and Ladányi, 2000; Kuti et al., 2010; Miháltz and Sass, 2013).

A magyar igei konstrukciók fő adatbázisai a megjelenés sorrendjében a Mazsola (Sass, 2015, 2018), a Tádé (Kornai et al., 2016) és a Manócska (Kalivoda et al., 2018; Kalivoda, 2019). A magyar szóbeágyazós munkák közül Makrai (2015); Siklósi (2016); Berend (2018); Kardos et al. (2019)és Döbrössy et al. (2019) munkáit emeljük ki, mint cseppeket a tengerből.

4. Következtetés és a jövőbeni kutatás

Összességében elmondhatjuk, hogy a tenzorfelbontás a fősodorra (Hewitt and Manning, 2019) merőleges irányt kínál a nyelvi szerkezet adatvezérelt megértésében. Hosszú távon, amint azt az 1. szakaszban már említettük, szemantikai igeosztályokat szeretnénk felügyeletlenül tanulni. Ha az igei beágyazás-vektorok Levin (1993)-féle igeosztályoknak megfelelő klaszterekbe rendeződnek, akkor a többértelmű igéket a klaszterekből kimaradó vektorok formájában azonosíthatjuk be. Ez a kutatási vonal a többnyelvű paradigmába is kiterjeszthető (Vulić et al., 2017; Majewska et al., 2018; Sun et al., 2010).

Köszönetnyilvánítás

Hálás vagyok Tülay Adalınak, aki a 2018-as DeepLearn nyári egyetem lelkesítő előadójaként felhívta a figyelmemet a tenzorfelbontásban rejlő lehetőségekre, valamint Berend Gábornak, Borbély Gábornak, Indig Balázsnak, Kalivoda Ágnesnek, Kornai Andrásnak, Sass Bálintnak, Simon Eszternek, Szécsényi Tibornak és korábbi változatok névtelen bírálóinak (MSZNY 2019, ACL 2019, Repl4NLP 2019, Maleczki 65) hasznos megjegyzéseikért. Kutatásomat részben a 2018-1.2.1-NKP-2018-00008 *A mesterséges intelligencia matematikai alapjai* és az NKFIH 120145-ös *Szószerkezet felismerése mélytanulással* projekt támogatta.

Irodalomjegyzék

Bailey, E., Meyer, C., Aeron, S.: Learning semantic word respresentations via tensor factorization (2018), https://openreview.net/forum?id=B1kIr-WRb, arXiv:1705.08968 [cs.AI]

Baroni, M., Lenci, A.: Distributional memory: A general framework for corpus-based semantics. Computational Linguistics 36(4), 673–721 (2010)

Berend, G.: Towards cross-lingual utilization of sparse word representations. In: Vincze, V. (ed.) XIV. Magyar Számítógépes Nyelvészeti Konferencia (MSZNY 2018). pp. 272–280. Szegedi Tudományegyetem Informatikai Tanszékcsoport (2018)

Carroll, J.D., Chang, J.J.: Analysis of individual differences in multidimensional scaling via an n-way generalization of "eckart-young" decomposition. Psychometrika 35, 283–319 (1970)

Cotterell, R., Kirov, C., Sylak-Glassman, J., Walther, G., Vylomova, E., Xia, P., Faruqui, M., Kübler, S., Yarowsky, D., Eisner, J., Hulden, M.: The CoNLL-SIGMORPHON 2017 shared task: Universal morphological reinflection in 52 languages. In: Proceedings of the CoNLL-SIGMORPHON 2017 Shared Task: Universal Morphological Reinflection. Association for Computational Linguistics, Vancouver, Canada (August 2017)

Van de Cruys, T.: A non-negative tensor factorization model for selectional preference induction. In: Proceedings of the Workshop on Geometrical Models of Natural Language Semantics. pp. 83–90. Association for Computational Linguistics, Athens, Greece (Mar 2009), https://www.aclweb.org/anthology/W09-0211

Van de Cruys, T.: Two multivariate generalizations of pointwise mutual information. In: Proceedings of the Workshop on Distributional Semantics and Compositionality. pp. 16–20. Association for Computational Linguistics, Portland, Oregon, USA (Jun 2011), https://www.aclweb.org/anthology/W11-1303

Van de Cruys, T., Poibeau, T., Korhonen, A.: A tensor-based factorization model of semantic compositionality. In: Proceedings of the 2013 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. pp. 1142–1151. Association for Computational Linguistics, Atlanta, Georgia (Jun 2013), https://www.aclweb.org/anthology/N13-1134

Döbrössy, B., Makrai, M., Tarján, B., Szaszák, G.: Investigating sub-word embedding strategies for the morphologically rich and free phrase-order Hungarian. In: Proceedings of the 4th Workshop on Representation Learning for NLP (RepL4NLP-2019). pp. 187–193. Association for Computational Linguistics, Florence, Italy (Aug 2019), https://www.aclweb.org/anthology/W19-4321

Dowty, D.: Thematic proto-roles and argument selection. Language 67(3), 547–619 (1991)

Dressler, W.U., Ladányi, M.: Productivity in word formation (wf): a morphological approach. Acta Linguistica Hungarica 47(1-4), 103–145 (2000)

Ferraro, F., Poliak, A., Cotterell, R., Durme, B.V.: Frame-based continuous lexical semantics through exponential family tensor factorization and semantic proto-roles. In: Joint Conference on Lexical and Computational Semantics (*SEM) (2017)

Fillmore, C.J., et al.: Frame semantics and the nature of language. In: Annals of the New York Academy of Sciences: Conference on the origin and development of language and speech. pp. 20–32 (1976)

Frandsen, A., Ge, R.: Understanding composition of word embeddings via tensor decomposition. In: 7th International Conference on Learning Representations, ICLR 2019 (2019), https://openreview.net/forum?id=H1eqjiCctX, arXiv preprint arXiv:1902.00613

Fried, D., Polajnar, T., Clark, S.: Low-rank tensors for verbs in compositional distributional semantics. In: ACL (2015)

Gerz, D., Vulić, I., Hill, F., Reichart, R., Korhonen, A.: SimVerb-3500: A large-scale evaluation set of verb similarity. In: Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. pp. 2173–2182. Association for Computational Linguistics, Austin, Texas (Nov 2016), https://www.aclweb.org/anthology/D16-1235

Gittens, A., Achlioptas, D., Mahoney, M.W.: Skip-gram – zipf + uniform = vector additivity. In: Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). pp. 69–76. Association for Computational Linguistics (2017), http://aclweb.org/anthology/P17-1007

Grefenstette, E., Sadrzadeh, M.: Experimenting with transitive verbs in a DisCoCat. In: Proceedings of the GEMS 2011 Workshop on GEometrical Models of Natural Language Semantics. pp. 62–66. Association for Computational Linguistics, Edinburgh, UK (Jul 2011), https://www.aclweb.org/anthology/W11-2507

Harshman, R.A.: Foundations of the parafac procedure: Models and conditions for an "explanatory" multi-modal factor analysis. UCLA Working Papers in Phonetics 16, 1–84 (1970), http://publish.uwo.ca/~harshman/wpppfac0.pdf

Hashimoto, K., Tsuruoka, Y.: Learning embeddings for transitive verb disambiguation by implicit tensor factorization. In: 3rd Workshop on Continuous Vector Space Models and their Compositionality (2015)

Hewitt, J., Manning, C.D.: A structural probe for finding syntax in word representations. In: Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers). pp. 4129–4138 (2019)

Hill, F., Reichart, R., Korhonen, A.: Multi-modal models for concrete and abstract concept meaning. Transactions of the Association for Computational Linguistics 2(10), 285–296 (2014)

Jenatton, R., Roux, N.L., Bordes, A., Obozinski, G.: A latent factor model for highly multi-relational data. In: Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 2. pp. 3167–3175. NIPS'12, Curran Associates Inc., USA (2012), http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2999325.2999488

Kalivoda, A.: Véges erőforrás végtelen sok igekötős igére [A finite resource for infinitely many Hungarian particle verbs]. In: Berend, G., Gosztolya, G., Vincze, V. (eds.) XV. Magyar Számítógépes Nyelvészeti Konferencia. pp. 331–344 (January 2019)

Kalivoda, Á., Vadász, N., Indig, B.: MANÓCSKA: A Unified Verb Frame Database for Hungarian. In: Sojka, P., Horák, A., Kopeček, I., Pala, K. (eds.) Proceedings of the 21st International Conference on Text, Speech and Dialogue—TSD 2018, Brno, Czech Republic. Lecture Notes in Artificial Intelligence, vol. 11107, pp. 135–143. Springer-Verlag (Sep 2018)

Kardos, P., Berend, G., Farkas, R.: Kísérletek tudásbázis- és mondatkörnyezet-alapú beágyazásokkal magyar nyelvre. In: Berend, G., Gosztolya, G., Vincze, V. (eds.) XV. Magyar Számítógépes Nyelvészeti Konferencia. pp. 153–162. Szegedi Tudományegyetem, Informatikai Intézet (2019)

Kartsaklis, D., Sadrzadeh, M.: Prior disambiguation of word tensors for constructing sentence vectors. In: EMNLP (2013)

Kartsaklis, D., Sadrzadeh, M.: A study of entanglement in a categorical framework of natural language. In: The 11th workshop on Quantum Physics and Logic (6 2014), arXiv:1412.8102

Kilgarriff, A., Rychlý, P., Smrž, P., Tugwell, D.: Sketch engine. In: Williams, G., Vessier, S. (eds.) Proceedings of Euralex. pp. 105–116. Lorient, Université de Bretagne-Sud, Faculté des lettres et des sciences humaines (July 2004)

Kolda, T.G., Bader, B.W.: Tensor decompositions and applications. SIAM review 51(3), 455–500 (2009)

Kornai, A., Nemeskey, D.M., Recski, G.: Detecting optional arguments of verbs. In: Chair), N.C.C., Choukri, K., Declerck, T., Goggi, S., Grobelnik, M., Maegaard, B., Mariani, J., Mazo, H., Moreno, A., Odijk, J., Piperidis, S. (eds.) Proceedings of the Tenth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2016). pp. 2815–2818. European Language Resources Association (ELRA), Paris, France (may 2016)

Kossaifi, J., Panagakis, Y., Anandkumar, A., Pantic, M.: Tensorly: Tensor learning in python. Journal of Machine Learning Research (JMLR) 20, 1–6 (2016), arXiv preprint arXiv:1610.09555

Kuti, J., Héja, E., Sass, B.: Sense disambiguation – „ambiguous sensation"? evaluating sense inventories for verbal wsd in hungarian. In: Calzolari, N., Choukri, K., Maegaard, B., Mariani, J., Odjik, J., Piperidis, S., Rosner, M., Tapias, D. (eds.) Proceedings of LREC 2010 Workshop on Exploitation of Multilingual Resources and Tools for Central and (South-)Eastern European Languages. pp. 23–30. European Language Resources Association (ELRA) (2010)

Lahat, D., Adali, T., Jutten, C.: Multimodal data fusion: an overview of methods, challenges, and prospects. Proceedings of the IEEE 103(9), 1449–1477 (2015)

Landauer, T.K., Dumais, S.T.: A solution to plato's problem: The latent semantic analysis theory of acquisition, induction, and representation of knowledge. Psychological review 104(2), 211 (1997)

Levin, B.: English Verb Classes and Alternations: A Preliminary Investigation. University of Chicago Press (1993)

Levy, O., Goldberg, Y.: Dependency-based word embeddings. In: Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers). pp. 302–308. Association for Computational Linguistics, Baltimore, Maryland (June 2014a), http://www.aclweb.org/anthology/P14-2050

Levy, O., Goldberg, Y.: Neural word embedding as implicit matrix factorization. In: Ghahramani, Z., Welling, M., Cortes, C., Lawrence, N., Weinberger, K. (eds.) Advances in Neural Information Processing Systems 27. pp. 2177–2185 (2014b)

Majewska, O., Vulić, I., McCarthy, D., Huang, Y., Murakami, A., Laippala, V., Korhonen, A.: Investigating the cross-lingual translatability of VerbNet-style classification. Language Resources and Evaluation 52(3), 771–799 (2018)

Makrai, M.: Comparison of distributed language models on medium-resourced languages. In: Tanács, A., Varga, V., Vincze, V. (eds.) XI. Magyar Számítógépes Nyelvészeti Konferencia (MSZNY 2015). pp. 22–33. Szegedi Tudományegyetem Informatikai Tanszékcsoport (2015)

Manin, D.Y.: Zipf's law and avoidance of excessive synonymy. Cognitive Science 32, 1075–1098 (2008)

McGill, W.: Multivariate information transmission. Transactions of the IRE Professional Group on Information Theory 4(4), 93–111 (1954)

Miháltz, M.: Towards a hybrid approach to word-sense disambiguation in machine translation. In: Angelova, G., Bontcheva, K., Mitkov, R., Nicolov, N., Nikolov, N. (eds.) RANLP-2005 Workshop: Modern Approaches in Translation Technologies (September 2005)

Miháltz, M., Sass, B.: What do we drink? automatically extending hungarian wordnet with selectional preference relations. In: Proceedings of the Joint Symposium on Semantic Processing. Textual Inference and Structures in Corpora. pp. 105–109 (2013)

Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., Dean, J.: Efficient estimation of word representations in vector space. In: Bengio, Y., LeCun, Y. (eds.) 1st International Conference on Learning Representations, ICLR 2013, Workshop Track Proceedings (May 2013a), http://arxiv.org/abs/1301.3781

Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G.S., Dean, J.: Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In: Burges, C., Bottou, L., Welling, M., Ghahramani, Z., Weinberger, K. (eds.) Advances in Neural Information Processing Systems 26, pp. 3111–3119. Curran Associates, Inc. (2013b), http://papers.nips.cc/paper/5021-distributed-representations-of-words-and-phrases-and-their-compositional pdf

Milajevs, D., Kartsaklis, D., Sadrzadeh, M., Purver, M.: Evaluating neural word representations in tensor-based compositional settings. In: EMNLP. pp. 708–719 (2014)

Mitchell, J., Lapata, M.: Composition in distributional models of semantics. Cognitive Science 34, 1388–1429 (2010)

Mnih, A., Hinton, G.: Three new graphical models for statistical language modelling. In: Proceedings of the 24th international conference on Machine learning. pp. 641–648. ACM (2007)

Mohammad, S., Dorr, B., Hirst, G.: Computing word-pair antonymy. In: Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. pp. 982–991. Association for Computational Linguistics (2008)

Pennington, J., Socher, R., Manning, C.: Glove: Global vectors for word representation. In: Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language

Processing (EMNLP). pp. 1532–1543. Association for Computational Linguistics (2014), http://www.aclweb.org/anthology/D14-1162

Polajnar, T., Rimell, L., Clark, S.: Using sentence plausibility to learn the semantics of transitive verbs. In: NIPS Learning Semantics Workshop (2014), in arXiv, some minor errata fixed.

Rabanser, S., Shchur, O., Günnemann, S.: Introduction to tensor decompositions and their applications in machine learning (2017), http://arxiv.org/abs/1711.10781v1, arXiv:1711.10781 [stat.ML]

Rychlý, P.: A lexicographer-friendly association score. In: Proceedings of Recent Advances in Slavonic Natural Language Processing. pp. 6–9 (2008)

Sass, B.: A lattice based algebraic model for verb centered constructions. In: TSD. pp. 231–238. Springer (2018)

Sass, B.: 28 millió szintaktikailag elemzett mondat és 500000 igei szerkezet [28 million syntactically analyzed sentences and 500 000 verb constructions in Hungarian]. In: Attila, T., Viktor, V., Veronika, V. (eds.) XI. Magyar Számítógépes Nyelvészeti Konferencia (MSZNY 2015). pp. 303–308. Szegedi Tudományegyetem Informatikai Tanszékcsoport (2015)

Shannon, C.E., Weaver, W.W.: The Mathematical Theory of Communication. University of Illinois Press, Urbana (1949)

Sharan, V., Valiant, G.: Orthogonalized ALS: A theoretically principled tensor decomposition algorithm for practical use. In: Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning, ICML 2017. pp. 3095–3104 (August 2017), http://proceedings.mlr.press/v70/sharan17a.html

Sidiropoulos, N.D., De Lathauwer, L., Fu, X., Huang, K., Papalexakis, E.E., Faloutsos, C.: Tensor decomposition for signal processing and machine learning. IEEE Transactions on signal processing 65(13), 3551–3582 (Jul 2017), https://doi.org/10.1109/TSP.2017.2690524

Siklósi, B.: Using embedding models for lexical categorization in morphologically rich languages. In: International Conference on Intelligent Text Processing and Computational Linguistics. pp. 115–126. Springer (2016)

Sun, L., Korhonen, A., Poibeau, T., Messiant, C.: Investigating the cross-linguistic potential of VerbNet: style classification. In: Proceedings of the 23rd International Conference on Computational Linguistics. pp. 1056–1064. Association for Computational Linguistics (2010)

Tucker, L.R.: Some mathematical notes on three-mode factor analysis. Psychometrika 31(3), 279–311 (1966)

Turney, P.D., Pantel, P.: From frequency to meaning: Vector space models of semantics. Journal of Artificial Intelligence Research 37, 141–188 (2010)

Villada Moirón, M.B.: Data-driven identification of fixed expressions and their modifiability. Ph.D. thesis, University of Groningen (2005)

Vincze, V., Szarvas, G., Almási, A., Szauter, D., Ormándi, R., Farkas, R., Hatvani, C., Csirik, J.: Hungarian word-sense disambiguated corpus. In: Calzolari, N., ChoukriK, Maegaard, B., Mariani, J., Odjik, J., Piperidis, S., Tapias, D. (eds.) Proceedings of the Sixth International Language Resources and Evaluation (LREC'08). pp. 3344–3349. European Language Resources Association (ELRA) (2008)

Vulić, I., Mrkšić, N., Korhonen, A.: Cross-lingual induction and transfer of verb classes based on word vector space specialisation. arXiv preprint arXiv:1707.06945 pp. 2546–2558 (Sep 2017), https://www.aclweb.org/anthology/D17-1270

Watanabe, S.: Information theoretical analysis of multivariate correlation. IBM Journal of research and development 4(1), 66–82 (1960)

Zhang, J., Salwen, J., Glass, M., Gliozzo, A.: Word semantic representations using Bayesian probabilistic tensor factorization. In: Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). pp. 1522–1531. Association for Computational Linguistics, Doha, Qatar (Oct 2014), https://www.aclweb.org/anthology/D14-1161