Eötvös Loránd Tudományegyetem

Informatikai Kar

Információs Rendszerek

Tanszék

Szemantikus reprezentáció magyar nyelv esetén

Témavezető:
Grad-Gyenge László
egyetemi tanársegéd

Szerző:
Kántor Attila
programtervező informatikus MSc

Budapest, 2020

Az eredeti szakdolgozati / diplomamunka témabejelentő helye.

Tartalomjegyzék

1. fejezet

Bevezetés

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. In eu egestas mauris. Quisque nisl elit, varius in erat eu, dictum commodo lorem. Sed commodo libero et sem laoreet consectetur. Fusce ligula arcu, vestibulum et sodales vel, venenatis at velit [**dahl1972structured**]. Aliquam erat volutpat. Proin condimentum accumsan velit id hendrerit. Cras egestas arcu quis felis placerat, ut sodales velit malesuada. Maecenas et turpis eu turpis placerat euismod.[1]

Aliquam suscipit dignissim tempor. Praesent tortor libero, feugiat et tellus porttitor, malesuada eleifend felis. Orci varius natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus [**cormen2009algorithms**, **krasner1988mvc**]. Nullam eleifend imperdiet lorem, sit amet imperdiet metus pellentesque vitae. Donec nec ligula urna. Aliquam bibendum tempor diam, sed lacinia eros dapibus id. Donec sed vehicula turpis. Aliquam hendrerit sed nulla vitae convallis. Etiam libero quam, pharetra ac est nec, sodales placerat augue. **dijkstra1979goto** praesent eu consequat purus [**dijkstra1979goto**].

[1] Maecenas a urna viverra, scelerisque nibh ut, malesuada ex.

2. fejezet

Előzmények

Ahogy a nyelvet is szétválaszthatjuk elemeire – például lexéma (szó) , szintagma (szószerkezet) , mondat – , úgy a nyelvi elemeket reprezentáló módszereket is csoportosíthatjuk. Ugyan a nyelvi elemek és a közöttük található nyelvtani kapcsolatok matematikai ábrázolására való törekvés már az előző évszázad közepén megjelent, valódi eredményt csak az elmúlt egy-két évtized tud felmutatni. Az idő során a különböző nyelvi elemek reprezentációs módszerei párhuzamos módon fejlődtek, de a figyelem napjainkban leginkább a magasabb szintekre összpontosul. A mondatokat és a magasabb nyelvi szinteket ábrázoló algoritmusok jobbnál jobb pontosságot mutatnak a különböző NLP feladatok megoldását illetően.

2.1. Reprezentáció a szavak szintjén

A szószintű reprezentációs módszerek azt a célt szolgálják, hogy a természetes nyelven írott szöveg szavait numerikusan feldolgozhatóvá tegyék. Ha egy algoritmus képes abszolválni ezt a célt, a számítógép többé már nem karakterláncokat, hanem értelmet is talál a bemenet mögött.

Bár az a gondolat, hogy szavakat matematikailag ábrázoljunk már a '80-as években felütötte a fejét, ezek a módszerek többnyire ritka reprezentációkat eredményeztek. A ritka reprezentációk csak kevés esetben hoznak hatékony megoldást. Számításigényük nagy lehet és néhány feladat esetén a kellő pontosság elérésére is alkalmatlanok.

2.1.1. Szótár keresés

A legegyszerűbb technika a szótár keresés, mely során L nyelv minden eleméhez injektív módon egy természetes számot rendelünk. L elemeit szótövezhetjük (*lemmatization*) is, így kisebb szótárat kapunk.

Ez egy kezdetleges és relatíve kis memóriaigényű algoritmus, azonban a neurális hálónkat könnyedén félrevezetheti. A természetes nyelven írott szöveg szavai között csak ritkán találhatunk rendezést. A szótár keresést alkalmazva neurális modellünk fontosabbnak ítélheti azon szavakat, melyek nagyobb azonosítóval rendelkeznek, így ebben az esetben a módszer használhatatlanná válik.

2.1.2. Valószínűség alapú ábrázolás

Valószínűség alapú ábrázolásnak nevezünk minden olyan módszert, amely a matematikai valószínűségszámítás eszközeit használja, többnyire eloszlást és gyakoriságot. Ezen reprezentációkat gyenge szemantikai erejük ellenére a mai napig alkalmazzák. Egyszerűek, de memóriaigényük nagy és a tanításuk is körülményes.

Gyakoriság és feltételes valószínűség

A csoportot képviselő alapvető algoritmus a gyakoriság alapú leképezés, amely azt az információt veszi figyelembe, hogy a dokumentumok halmazában hányszor szerepel egy adott szó. Használhatunk relatív gyakoriságot is, ha a gyakoriságot elosztjuk a dokumentumok összes szavának számával. Az így kinyert adat akár egyszerűbb szociális média analízisre is alkalmas lehet.

Szekvenciális adatok feldolgozására megfelelő választás lehet a feltételes valószínűség alapú leképezés, mely segítségével képesek lehetünk a következő szó prediktálására az előzőek függvényében.

Tf-Idf

A tf-idf egy statisztikai módszer, amely arra hivatott, hogy egy szó előfordulásának fontosságát ragadja meg egy dokumentumban, a dokumentumhalmazban. A modell a Bag Of Words (BOW) modellen alapszik, mely lényege, hogy L szótár esetén egy adott $d \in D$ dokumentumot egy $v \in \{0,1\}^{|L|}$ vektor reprezentál. Ahányszor

előfordul $w \in L$ szó d dokumentumban, $v_{index(w)}$ értéke eggyel növekszik, egyébként marad 0.

A tf-idf két részből áll: *term frequency* és *inverse document frequency*. A végeredmény a két metrika szorzata. Mindkét metrikára több variáció is van, a legnépszerűbb a következő:

1. Definíció.

$tf\,(t,d) = \log\left(1 + freq\,(t,d)\right)$, *ahol freq(t,d) t szó gyakorisága d dokumentumban.*

$idf\,(t,D) = \log\left(\dfrac{N}{count\,(d \in D : t \in d)}\right)$, *ahol D dokumentumhalmaz elemszáma N.*

$$tfidf(t,d,D) = tf(t,d) \cdot idf(t,D)$$

Bár a módszer számításigénye kicsi, továbbá jó választás lehet olyan esetben, ahol dokumentumok hasonlóságát szeretnénk mérni, csak lexikális adatok reprezentálására képes.

Megjegyzés. *Természetesen a később bemutatott módszerekben is fellelhetők matematikai valószínűségszámítási eszközök.*

2.1.3. Szóvektorok

A valószínűségi modellek jól generalizálnak ritka bemenet esetén, azonban ha sűrűbb a bemenet, azok az algoritmusok bizonyulnak hasznosabbnak, amelyek a szavak jelentéstartalmát is képesek ábrázolni.

Azon feladatok esetén, amikor a szemantikának nagyobb szerepe van – ilyen lehet az írott szöveg érzelmi tartalmának vizsgálata – , nem használhatjuk a fenti technikákat. Olyan reprezentációs módszert kell találnunk, amely képes komplexebb problémákat is megoldani. Ilyen probléma például, ha egy szó több jelentéssel is bír (pl.: mész), a szinonímák és a kontextusfüggő szóhasználat (pl.: víz - H_2O).

A szóvektorok részben megoldást nyújthatnak ezen komplikációkra. Szóvektorokat úgy kapunk, ha a lexémákat leképezzük valamely vektortérbe. Ha két szó szemantikai tartalma hasonló, szóvektoruk Euklideszi távolsága kicsi.

One-hot kódolás

2. Definíció. *Legyen L egy $n \in \mathbb{N}$ elemű nyelv. Ekkor $w \in L$ szó one-hot kódolásán $v \in \{0,1\}^n$ vektort értjük, ahol*

$$v_i = \begin{cases} 1, & \text{ha } L_i = w \\ 0, & \text{egyébként.} \end{cases}$$

A *one-hot* kódolás egy egyszerű és nem hatékony reprezentációs módszer, azonban mégis a szóvektorokhoz sorolhatjuk. Minden szóvektort a vektortér egy-egy dimenziója reprezentál, így a vektorok merőlegesek egymásra. Az algoritmus legfőbb gyengesége, hogy képtelen relációs információkat és szemantikát kódolni, így nem tudja kezelni a szinonímákat, teljesen különböző szavaknak tekinti azokat.

Megjegyzés. *A one-hot kódolás ritka reprezentációt eredményez.*

Szóvektorok - folytatás

Ha egy gyors megoldásra lenne szükségünk, vagy egyszerűen szeretnénk neurális modellünk bemenetére juttatni a szöveg szavait a *one-hot* kódolás jó választás lehet. Azonban ha jelentéstartalmat szeretnénk modellezni, ennél komplexebb reprezentációs módszerre lesz szükségünk, ilyen lehet például a szóbeágyazás.

A szóbeágyazás azon a feltevésen alapszik, hogy a hasonló kontextusban előforduló szavak hasonló jelentéstartalommal bírnak. A Word2Vec és a GloVe algoritmusok képesek feldolgozni ezen relációs információt a lexémák között.

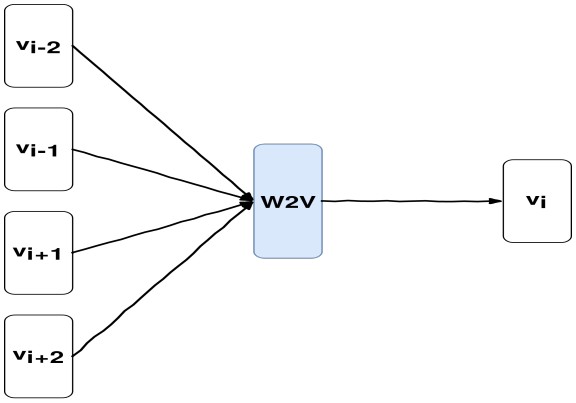
Word2vec

A Word2Vec módszer egy sekély neurális hálón alapuló szóbeágyazási algoritmus, melyet 2013-ban mutattak be. A háló tanítását a szerzők alapvetően két felügyelet nélküli feladattal végezték: Continuous Bag of Words (CBOW) vagy Skip-Gram.

A tanítás során a mondatokat token-ekre bontották és one-hot kódolták. Majd a szöveg minden egyes token-jén végigiterálva a következőket hajtották végre:

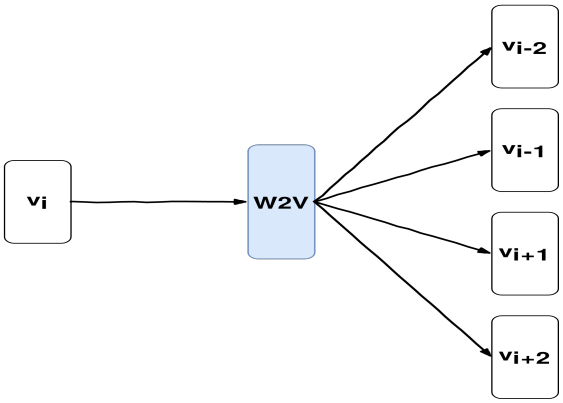
A CBOW modell szerint a háló bemenete v_i $(i \in |D|)$ vektorra a v_i vektor k méretű kontextusa $(v_{i-k}, ..., v_{i-1}, v_{i+1}, ..., v_{i+k} : k \in \mathbb{N})$, azaz a környezetében lévő

vektorok. A háló feladata prediktálni v_i vektort a kontextus függvényében. A folyamat közben a háló rejtett rétegében létrejön a Word2Vec reprezentáció.



2.1. ábra. CBOW modell

Skip-Gram modell esetén pont az ellenkezője történik. A háló bemenete v_i ($i \in |D|$) vektor lesz. A tanítás célja, hogy a háló prediktálja az i. szó k méretű kontextusának one-hot kódolt vektorait $(v_{i-k}, ..., v_{i-1}, v_{i+1}, ..., v_{i+k} : k \in \mathbb{N})$, közben a háló a rejtett rétegében megtanulja a Word2Vec reprezentációt.



2.2. ábra. Skip-Gram modell

Egy jól tanított Word2Vec modell a hasonló jelentéstartalmú szóvektorokat közel re képezi egymáshoz a vektortérben. A teljesítmény növelése érdekében finomhangolhatjuk a tanítási paramétereket. Ilyen beavatkozás lehet ha növeljük a halmaz méretét, amellyel Word2Vec modellünket tanítjuk, vagy emeljük a kontextus ablak méretét és a reprezentációs dimenziót.

Megjegyzés. *A Skip-Gram modell a ritka szavak, míg a CBOW modell a gyakori szavak esetén készít pontosabb reprezentációt.*

GloVe

A Word2Vec bemutatását követő évben újabb nagy lépés történt a szóbeágyazás világában, a *Stanford University* NLP kutatócsoportja publikálta a GloVe módszert.

A GloVe (*Global Vectors*) reprezentációs módszer a Word2Vec-hez képest egy korpusz lokális statisztkáján kívül a globális statisztikáit is figyelembe veszi.

3. Definíció. *Adott egy korpusz, melynek elemszáma V. Az* $X \in \mathbb{N}^{V \times V}$ *mátrixot közös előfordulási mátrixnak nevezzük, ahol* X_{ij} *az a szám, ahányszor i. szó kontextusában j. szó megjelenik.*

A GloVe modell tanítása egy korpusz közös előfordulási mátrixának nemnulla elemein történik. A GloVe modell egy log-bilineáris modell, amely feladata, hogy kiszámítsa a következő szó valószínűségét azon kontextusa alapján.

A módszer mögötti intuíció az, hogy a közös előfordulási valószínűségek hányadosa értékes információval szolgálhat a leképezés során. Így a feladat célja, hogy a tanult szóvektorok skaláris szorzata megegyezzen a szavak közös előfordulási valószínűségének logaritmusával. Mivel $\log\left(\frac{A}{B}\right) = \log(A) - \log(B)$, így ez a cél összekapcsolja az előfordulási valószínűségek arányszámát a vektorok távolságával.

Ugyan a globális statisztikáknak köszönhetően a GloVe több feladatban is túlteljesíti a Word2Vec-et, a tanításához szükséges közös előfordulási mátrix memóriaigénye magas. Paraméterhangolás esetén újból fel kell építenie a mátrixot, mely költséges művelet.

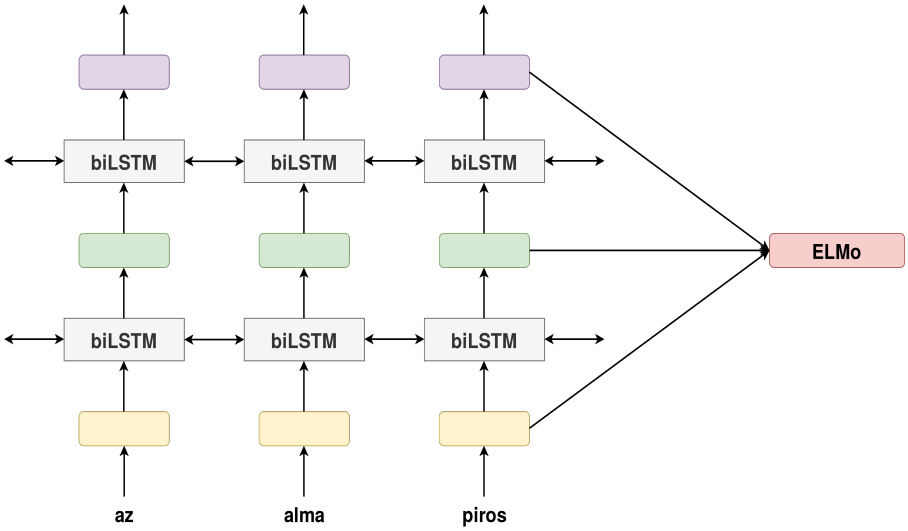
ELMo

A Word2Vec és a GloVe már képes szemantikus információ leképezésére, azonban esetükben az ellentétes szópárok közel kerülnek egymáshoz. Azon feladatoknál, melyeknél az ellentétes szavak kiemelt szerepűek – például a hangulatelemzés – limitációk jelentkezhetnek, továbbá ezen algoritmusok rosszul kezelik az ismeretlen szavakat is.

Míg a Word2Vec és a GloVe csak szavankénti kontextusfüggetlen reprezentáció tanulására képes – azaz nem számít az adott szó környezete, melyre alkalmazzák –, addig az Embeddings from Language Models (ELMo) figyelembe veszi a lexémák

kontextusát, mondaton belüli elhelyezkedését is. Az ELMo használat közben állítja elő a vektorokat.

A modell tanításához használt neurális háló több réteg kétirányú LSTM (biLSTM) konkatenációja. A különböző rétegek más és más típusú információt képesek eltárolni.



2.3. ábra. ELMo modell

Az ELMo a különböző rétegek kimenetének feladatspecifikus kombinációján alapszik. Egy adott NLP feladatra minden biLSTM réteg egyedi súlyt kap. A végső háló 2 darab biLSTM rétegből áll, minden LSTM réteg 4096 széles.

Az így kapott sekély kétirányú módszer jelentősen javított a szóvektorok pontosságán.

Bár az ELMo egy karakter (konkatenáció) alapú reprezentációs algoritmus, szavakat ábrázol. Ezen tulajdonsága alapján képes kezelni az addig nem látott szavak problémáját is.

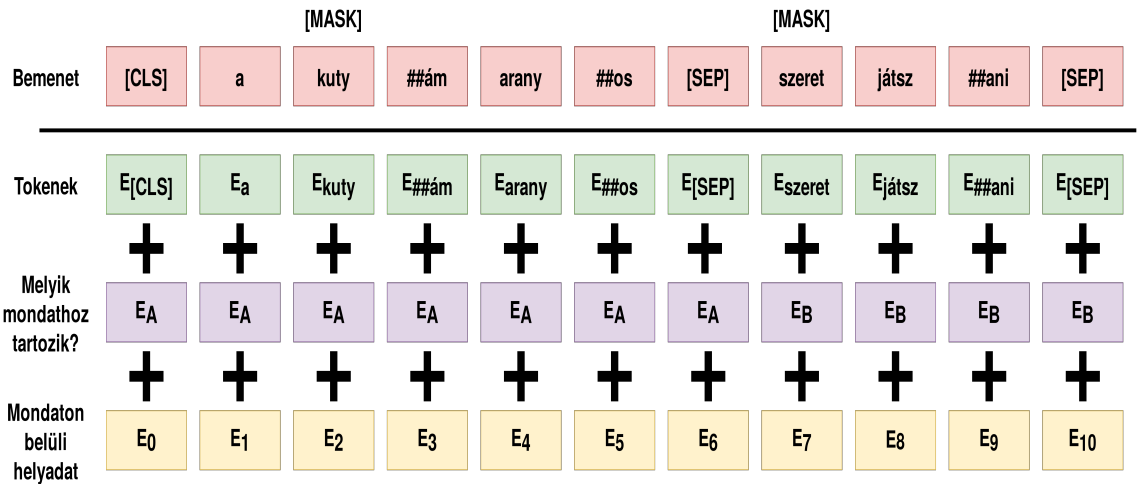
BERT

Egy 2018-ban publikált cikk rámutatott arra, hogy a karakteralapú algoritmusok nem teljesítenek olyan jól, mint a szóalapú társaik. A Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) egy a Google által kifejlesztett transformer architektúrájú nyelvi modell. Az ELMo-hoz hasonlóan ez is kétirányú, azaz

egy szó mindkét oldali kontextusát figyelembe veszi a tanulás alatt. A BERT azonban bemenetként nem szavakat és nem is karaktereket kap, hanem szótöredékeket.

A tanítást a *transfer learning* szerint két fázisra bontották: előtanítás és finomhangolás.

Az előtanítás két feladatból állt: *következő mondat* és *maszkolás*. A bemenetben megadták a szótöredék token-eket, a token-ekhez tartozó mondaton belüli helyadatokat és azt, hogy az adott token A vagy B mondat közül melyikhez tartozik.



2.4. ábra. A BERT bemenete

A *következő mondat* esetében a mélyháló feladata kitalálni, hogy A[SEP]B input mondatokra B rákövetkezője-e A-nak. A *maszkolás* során véletlenszerűen letakarták a token-eket a mondatokban és a mélyháló megpróbálta kitalálni, hogy eredetileg melyik szó volt a [MASK] token helyén. A [CLS] token a klasszifikációs feladat alatt a mondatot ábrázolja, a [SEP] a mondatok közötti szeparátor és a [MASK] a letakart szótöredékeket helyettesíti.

A továbbiakban a modell finomhangolása az adott NLP feladat szerint történik.

Míg az ELMo különböző balról-jobbra és jobbról-balra olvasó rétegek konkatenációjaként állítja elő a vektorokat, addig a BERT a valódi mély architektúrájával csak egyszer dolgozza fel a token-eket. A *transformer* architektúra nem igényel vektoriális bemenetet, saját reprezentációt épít a token-ek számára is.

A BERT szótöredék alapú megoldása egyesíti a karakteralapú modellek előnyét a szóalapú modellek előnyével. Képes kezelni az ismeretlen szavakat és performanciája mégis magas marad. A *következő mondat* feladat a szövegben található mondatok

közötti relációk, a *maszkolás* pedig a mondatokon belüli szemantikai és szintaktikai információ ábrázolását segíti. Több NLP feladat megoldásában is jelenleg a BERT a *State-of-the-art*.

2.2. Reprezentáció a mondatok és magasabb nyelvi elemek szintjén

Ahogy a lexémák szemantikai tartalmát sem határozza meg az őket alkotó karakterek lánca, úgy a mondatok sem értelmezhetőek pusztán a magukban foglalt szavak halmaza alapján. A mondatok és magasabb nyelvi elemek interpretálása során fontos tényezők lehetnek a bennük lévő szintaktikai viszonyok és a kontextus is.

Néhány NLP feladatnál, mint például a dokumentumok szemantikus keresésénél, vagy szöveg összegzésnél szükség lehet magasabb szintű reprezentációkra. Ezek a módszerek szavak helyett mondatokat, bekezdéseket, vagy akár egész dokumentumokat tesznek numerikusan értelmezhetővé.

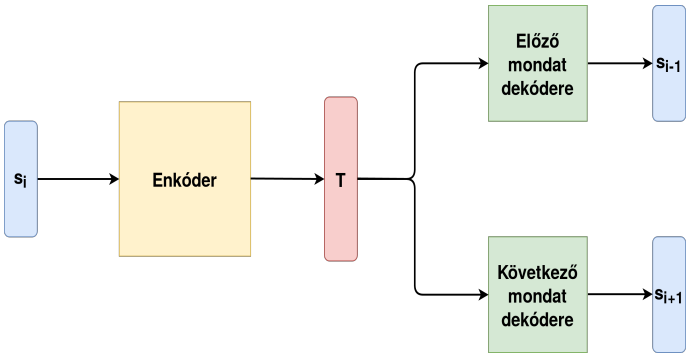
2.2.1. Mondatvektorok

A szóvektorokhoz hasonlóan úgy kaphatunk mondatvektorokat, ha mondatokat helyezünk el egy vektortérbe. A tanítás során azonban a sorrendiség, az egyes lexémák változó súlya és a szintaktikai viszonyok megnehezíthetik dolgunkat. Szükség van egy technikára, mely segítségével leképezhetjük és szemantikai tartalmuknál fogva összegezhetjük a megfelelő rendezett szóvektorok sorozatát, így hozzájutva az adott mondat reprezentációjához. A módszerünk akkor hatékony, ha az azonos jelentéstartalmú mondatvektorok klaszterekbe tömörülnek a vektortérben.

Skip-thought vektorok

A Skip-though egy 2015-ben bemutatott mondatreprezentációs módszer – a Skip-Gram algoritmus kiterjesztése – , amely a környező mondatokat is figyelembe veszi a tanulás során.

A szerzők rekurrens enkóder-dekóder architektúrát használtak a tanításhoz. A neurális háló bemenete mondathármasok szavainak Word2Vec vektoraiból állt. A háló feladata s_i mondat esetén s_{i-1} és s_{i+1} mondatok generálása volt.



2.5. ábra. A Skip-thought enkóder-dekóder architektúrája

Az enkóder és dekóder blokkokhoz rekurrens hálót használtak, melyek lehetnek LSTM és GRU rétegek is. Az enkóder célja a legjobb teljesítményével segíteni a dekóder blokkokat, míg a dekóder blokkok célja minimalizálni az előző és a következő mondat rekonstrukciós hibáját.

Olyan szavak esetén, melyeket a háló még nem ismert, tanítottak egy $f : V_{w2v} \rightarrow V_{rnn}$ lineáris leképezést, ahol V_{w2v} és V_{rnn} rendre a Word2Vec és a rekurrens modell szótára. A reprezentáció vektora a rejtett, úgy nevezett *thought* vektor (T).

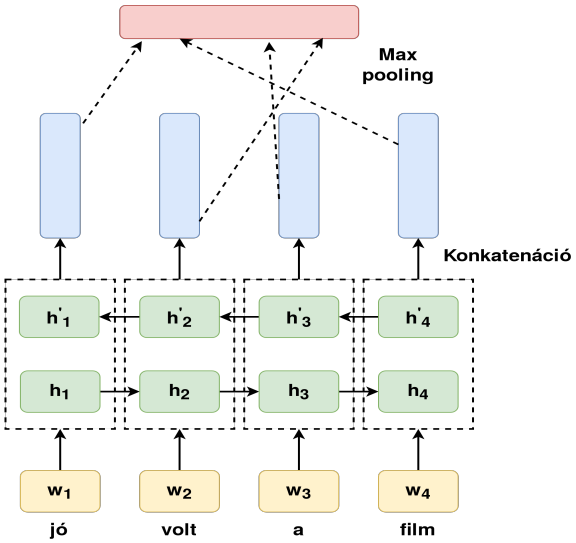
Bár a *Skip-thought* módszer képes a mondaton belüli és kívüli sorrendiségi információ leképezésére is, csak olyan esetben teljesít megfelelően, ahol az egyes mondatok – melyekre alkalmazzák – megfelelő kontextusban szerepelnek, nem izoláltak.

InferSent

2017-ben a Facebook kutatói jelentős áttörést értek el a mondatszintű reprezentációs módszerek terén, a technika neve InferSent. Hasonló algoritmusokkal ellentétben a szerzők felügyelt tanítást végeztek, melyhez az SNLI adathalmazt vették igénybe. A cikk megmutatta, hogy egy kisebb adathalmazon történő felügyelt tanítás felülmúlhatja a nagyobb adathalmazon nem felügyelt módon tanított modellek teljesítményét.

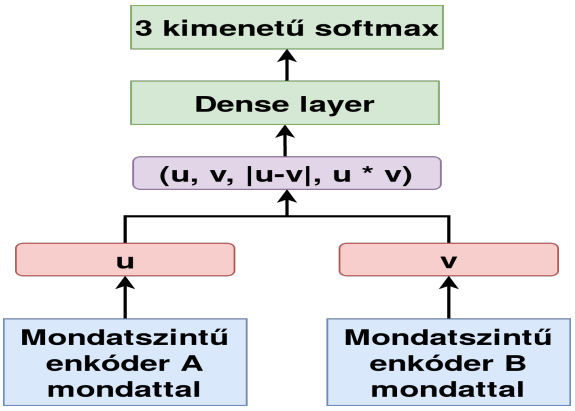
Az SNLI adathalmaz 570 ezer darab – ember által írt és címkézett – mondatpárból áll. A címkék a következők: következmény, ellentmondás és semleges.

Négyféle neurális architektúrát összemérve a legpontosabb eredményt a biLSTM + max pooling mutatta.



2.6. ábra. A biLSTM + max pooling architektúra

Az SNLI feldolgozásához szükséges NLI feladat speciális szerkezetet igényel. Mivel kontextusfüggetlen reprezentációt akartak előállítani, amely izolált formában is működik, a mondatpárok GloVe vektorait szeparáltan enkódolták.



2.7. ábra. Az NLI feladat

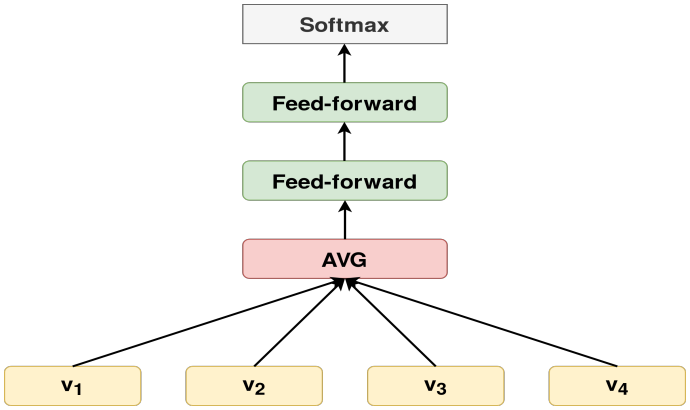
Az így készült u és v vektorokból egy speciális reprezentáció készült: u, v, $|u - v|$ és $u * v$ (vektoriális szorzat) konkatenációjával, melyet végül egy 3 osztályú klasszifikáló hálóba vezettek.

A szerzők a reprezentációs vektorméret növelésével pontosabb eredményt kaptak, de a vektorok memóriaigénye emelkedett. Az InferSent megoldja a kontextusfüggőség problémáját, így a módszer már szövegrészletekre is alkalmazható.

Megjegyzés. *Az InferSent napjaink egyik legjobb teljesítményű szemantikus reprezentációs algoritmusa.*

USE

Az InferSent bemutatását követő évben a Google Research csapata a modern reprezentációs módszereket vizsgálta a *transfer learning* aspektusából. A Universal Sentence Encoder (USE) egy mondatszintű algoritmus, mely célja, hogy a használója könnyedén igényeire tudja formálni, annak érdekében, hogy pontosabb leképezést kapjon. A szerzők két architektúrát használtak: a BERT-ben említett *transformer*-t és a DAN-t (*Deep Averaging Network*).



2.8. ábra. DAN architektúra

A *transformer* modell egyik algráfja a mondatokban lévő szavak kontextusfüggő reprezentációját állítja elő. A folyamat során figyelembe veszi az egyes lexémák sorrendi és egyéni információit is, majd összegzi őket, így megkapja a végső mondatszintű reprezentációt. A *DAN* modell az input tokenek vektorait először átlagolja, majd *feed forward* rétegek segítségével előállítja a mondatvektorokat. A USE szavakból, mondatokból, vagy akár rövidebb bekezdésekből is képes 512 méretű vektorokat generálni.

A neurális hálók tanítását két részre bontották, bemenetként angol nyelvű karakterláncokat kaptak. Az első rész a *Skip-thought*-hoz hasonló módon, dialógusokból vett mondat-válasz párokkal, illetve felügyelt módon a *Stanford Natural Language Inference* (SNLI) korpuszon történt.

A cikk során kiemelt szerepet kapott a tanítás második fázisa. Számos módon finomhangolták a modelleket és mérték a teljesítményüket. A feladatok közé tarto-

zott, hogy filmes értékelések szövege alapján ki kellett találnia a neurális hálóknak az értékelések pontszámát 1 és 5 között. Továbbá vásárlói értékelések hangulati töltetét kellett prediktálniuk.

Az algoritmusokat kipróbálták a szavak szintjén, a mondatok szintjén és a kettő módszer konkatenációjaként is. A legjobb teljesítményt a mondatszintű reprezentációk mutatták. A transformer architektúra pontosabb eredményt hozott, mint a DAN alapú modell, de a transformer modell $\mathcal{O}(n^2)$, míg a DAN modell $\mathcal{O}(n)$ időkomplexitású a bemeneti hossz függvényében. Továbbá memóriahasználatban is kedvezőbb választás a DAN.

A *GloVe*-hoz hasonlóan a USE is képes asszociációkra, de jóval gyengébb ezen képessége az olyan kényes témák esetében, mint a szexizmus és a rasszizmus. Ez a tény alkalmassá teheti a USE-t az ipari használatra is.

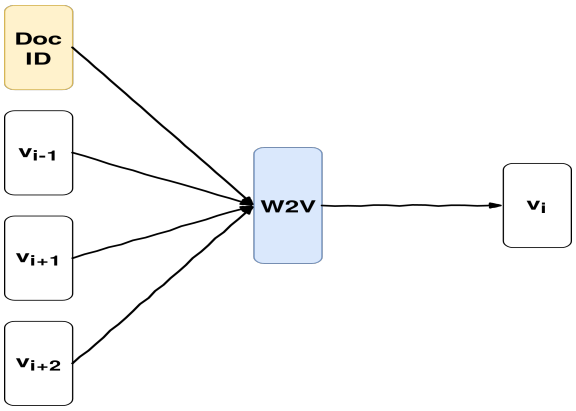
A szerzők rávilágítottak arra, hogy kevés adat esetén jó választás lehet a *transfer learning* módszere, és a magasabb szintű reprezentációk pontosabb eredményt érhetnek el a legtöbb feladat esetében.

2.2.2. Dokumentumszintű reprezentáció

Ahogy a technológia fejlődik, úgy növekszik a világon az egységnyi idő alatt előállított információ mennyisége is. Gyakori eset, hogy ez írott formában, dokumentumokban jelenik meg. Dokumentumnak tekinthetünk minden, a mondatnál hosszabb emberi nyelven írott szöveget.

Bár a magasabb nyelvi egységek értelmezése és feldolgozása sok területen előkerülő feladat, mégsem triviális. Nagy kihívást jelent a szemantikai szimilaritás mérése, az olyan gyakorlati problémákat nem is említve, mint a duplikációk kiszűrése a fórumokról, vagy a szociális média analízis.

2014-ben a Word2Vec szerzői előálltak egy dokumentumszintű reprezentációs algoritmussal. A Doc2Vec módszer a Word2Vec modell kiterjesztése a dokumentumok szintjére. Mivel a dokumentumokat nem lehet a szavakhoz hasonló logikai struktúrába rendezni, ezért a megszokott *CBOW* modell bemeneti vektorai mellé egy speciális, a magasabb nyelvi elem azonosítóját jelölő vektort konkatenáltak. Az algoritmus neve PV-DM. A modell tanítása végén a speciális vektor reprezentációja képviseli a dokumentumot.



2.9. ábra. Doc2Vec PV-DM architektúra

A Word2Vec-hez hasonlóan a Doc2Vec-nek is létezik *Skip-Gram* alternatívája, ez a PV-DBOW. A PV-DBOW modell gyorsabb és memóriahasználat szempontjából is gazdaságosabb a PV-DM-hez képest.

Mivel relatíve kevés algoritmus képes dokumentumszintű modellezésre és azok teljesítménye is limitált, a Doc2Vec egy jó választás lehet. A modell egyszerre mutat jó teljesítményt és a használata is könnyű.

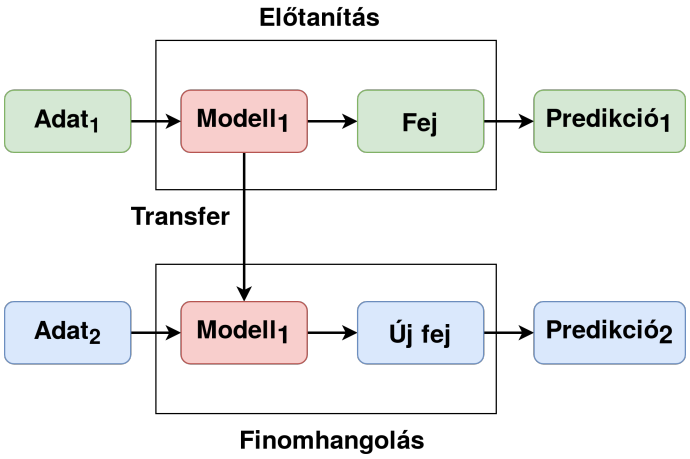
2.3. Transfer learning

A modern szemantikus reprezentációs algoritmusok tanítása összetett folyamat. A feladatok során egyszerre kell több szempontra figyelni, melyek befolyásolhatják a modellünk pontosságát. Példának okáért mondatszintű reprezentációnknak képesnek kell lennie értelmezni a lexémák egymáshoz fűződő viszonyait és a mondatok közötti kohéziót is. A *transfer learning* egy kiváló eszköz arra, hogy modellünket tanítsuk több aspektus szerint.

A *transfer learning* napjainkban közkedvelt tanítási módszer, melynek ötletét az NLP ágazata a számítógépes látás eszközkészletéből merítette. A folyamatot két fázisra lehet bontani: előtanítás és a finomhangolás. Az előtanítás általában nagy mennyiségű adaton történik. A finomhangolás az előtanítás után kapott modell – adott NLP feladathoz szükséges – speciális feladatokon való tanítását jelenti, amely szignifikánsan kevesebb adatot igényel.

4. Definíció. *Jelölje D_s a forrástartományt, D_t a céltartományt, T_s a forrástartományhoz tartozó feladatot, továbbá X_t és Y_t rendre a T_t célfeladathoz tartozó in-*

putváltozók és címkék halmazát. A ***transfer learning*** *célja megtanulni* $P(Y_t|X_t)$ *feltételes eloszlást* D_t*-ben* D_s *által gyűjtött információ alapján úgy, hogy* $D_s \neq D_t$ *vagy* $T_s \neq T_t$*.*



2.10. ábra. Transfer learning

Az előtanítási szakasz olyan feladattal kezdődik, mely kellőképpen generalizál és a neurális hálónk sok, hasznos és általános információhoz tud jutni. A folyamathoz használt adathalmaz általában nagy mennyiségű annotálatlan adatot tartalmaz, de vannak kivételek, például az InferSent esetében.

A finomhangolási fázis alatt használt feladatok az előtanítás után kapott modell súlyait alkalmazzák, de a bemeneti adatok és a feladatok végrehajtásához szükséges fej lehet eltérő is. Ezen szakasz állhat feladatok sorozatából is, ekkor a súlyokat inkrementálisan használják azok. A sikeres végrehajtást követően modellünk képes lesz komplexebb összefüggések felismerésére és pontosabb eredmény elérésére.

A jelenlegi trendek szerint a reprezentációs módszerek tanítási módja nagyobb hangsúlyt kap, mint maga a neurális háló szerkezete. A *transfer learning* használata a numerikus ábrázolás során még kiaknázatlan terület, mely rendkívül sok eredményt hozhat a jövőben.

3. fejezet

Az adathamazok és az előkészítés

Ahogy az előzmények fejezetben is láthattuk, a mai modern szemantikus reprezentációs modellek neurális hálók segítségével képezik le a nyelvi elemeket valamely vektortérbe. A neurális modellek a feladatok során felfedezik az adathalmaz rejtett mintáit és megtanulják az halmaz elemeinek eloszlását. Kevés adat esetén nem várhatjuk el a hálónktól a megfelelő pontosságot, mivel az adathalmazunk nem reprezentatív az adott problémára, továbbá a kis tanítóminta a túltanulás miatt is erősen eltérítheti a tanulási folyamatot.

Bár az olyan nyelveken, amelyeken a kutatásokat folytatják és amelyeket széles körben beszélnek előfordulhat ember által annotált adat is – ilyen például az SNLI – , a reprezentációs módszerek tanítását jellemzően auto-annotált adatokon végzik. Auto-annotált adatnak tekintünk minden olyan adatot, amelyek címkézését nem ember hajtotta végre. Az auto-annotált tanítóhalmazok hátulütője, hogy pontosságuk sokszor nem éri el az emberi szintet és jelentős zajt is tartalmazhatnak. A reprezentációs algoritmusok a kevesebb, de humán annotált halmazokon precízebb eredményt érnek el.

A magyar nyelv a kisebb körben használt nyelvek közé tartozik, így bátran vonhatjuk le azt a következtetést, hogy a web és egyéb források által hozzáférhető tartalmak mennyisége is erősen limitált. Munkám során fontos tényezőnek tartottam, hogy olyan jellegű adatokkal dolgozzak, melyek könnyen megszerezhetőek. Megfelelő választásnak bizonyultak a többnyelvű, publikus adathalmazok és az olyan profilú online elérhető dokumentumok, melyeket valamely webscraper-el össze lehet gyűjteni. Az így kialakult módszerek alkalmasak lehetnek arra, hogy akár más, kevésbé

széleskörűen beszélt nyelvek esetén is alkalmazzák őket.

3.0.1. Magyar wikipédia

3.0.2. Oscar

3.0.3. Hungarian web corpus

3.0.4. Árukereső vélemények

3.0.5. Értelmező kéziszótár

3.0.6. Általános előkészítési lépések

A nyers szöveg előkészítése elengedhetetlen folyamat az NLP feladatok során, mely nélkül értelmetlen eredményeket kapnánk. A jól elkülöníthető lépések után olyan kimenetet kapunk, mely lényegesen jobb feltételeket biztosít algoritmusunknak ahhoz, hogy képes legyen a dokumentumokat numerikusan értelmezni.

A nyers szöveget a legtöbb esetben úgynevezett token-ekre kell bontani. A **tokenizáció** a dokumentumok granularitásának növelésére szolgál. A bekezdéseket mondatokra, majd szavakra oszthatjuk, így hozzáférhetünk az olyan relációs információkhoz is, melyeket az alacsonyabb rétegek tárolnak.

Az adathalmaz **tisztítása**, vagy zaj csökkentése az olyan karakterek és karakterláncok eltávolítását jelenti, amelyek nem elemei a célnyelvnek. Adataink tartalmazhatnak akár speciális karaktereket, írásjeleket, HTML tag-eket, számokat és túl rövid – például 1 karakter hosszú – token-eket is, melyek megzavarhatják modellünk működését. A tisztítás során törölhetjük az adott nyelvben sűrűn előforduló szavakat (*stopword*) is, így csak azok a token-ek maradnak a halmazban, amelyek valódi információtartalommal bírnak.

A szöveg **normálása** olyan módosításokat jelent, mely során az adathalmazunk token-eit hasonló formára hozzuk. A token-eket kis-, vagy nagybetűssé konvertálhatjuk, illetve a numerikus tartalommal rendelkező szavakat számokká alakíthatjuk. Természetesen ebben az esetben is célszerű törölni a numerikus token-eket, ha a tisztítás során is így jártunk el.

Megkülönböztethetünk két **szótövezési** formát, a *stemming*-et és a *lemmatization*-t. Mindkét módszernek az a célja, hogy eltávolítsa a ragokat a szótövekről. Míg a *stemming* egy nyers heurisztikákon alapuló módszer, addig a *lemmatization* pontosan próbálja meg szótári alakba konvertálni a szavakat szótár és morfológiai analízis segítségével.

n-grams - bigrams

4. fejezet

A módszer leírása

5. fejezet

A módszer kiértékelése

6. fejezet

Összegzés

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. In eu egestas mauris. Quisque nisl elit, varius in erat eu, dictum commodo lorem. Sed commodo libero et sem laoreet consectetur. Fusce ligula arcu, vestibulum et sodales vel, venenatis at velit. Aliquam erat volutpat. Proin condimentum accumsan velit id hendrerit. Cras egestas arcu quis felis placerat, ut sodales velit malesuada. Maecenas et turpis eu turpis placerat euismod. Maecenas a urna viverra, scelerisque nibh ut, malesuada ex.

Aliquam suscipit dignissim tempor. Praesent tortor libero, feugiat et tellus porttitor, malesuada eleifend felis. Orci varius natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Nullam eleifend imperdiet lorem, sit amet imperdiet metus pellentesque vitae. Donec nec ligula urna. Aliquam bibendum tempor diam, sed lacinia eros dapibus id. Donec sed vehicula turpis. Aliquam hendrerit sed nulla vitae convallis. Etiam libero quam, pharetra ac est nec, sodales placerat augue. Praesent eu consequat purus.

Ábrák jegyzéke