LATVIJAS UNIVERSITĀTE

DATORIKAS FAKULTĀTE

DAUDZVALODĪGU JĒDZIENTELPU PIELIETOJUMS NODOMU NOTEIKŠANĀ

MAĢISTRA DARBS

Autors: **Viktorija Leimane**

Studenta apliecības Nr.: vl16047

Darba vadītājs: Dr.sc.comp. Kaspars Balodis

RĪGA 2023

ANOTĀCIJA

Daudzvalodīga lietotāja nodomu noteikšana ir nozīmīga virtuālo asistentu darbībā, un klientu apkalpošanas automatizācija kļūst arvien izdevīgāka un aktuālāka. Viens veids noteikt nodomu ir attēlojot ievades teksta virknes daudzdimensionālā vektoru telpā jeb jēdzientelpā, kuru izmanto nodomu klasifikācijas modeļi, lai piegādātu lietotājiem tiem nepieciešamo informāciju. Darbā tiks apmācīti dažādi mašīnmācīšanās modeļi un salīdzinātas dažādas pieejas: ievades teksta attēlojums uz daudzvalodīgu tekstu korpusu apmācītas jēdzientelpas un ievades teksta mašīntulkošana uz angļu valodu un attēlojums uz angļu valodas korpusa apmācītas jēdzientelpas.

Atslēgas vārdi: daudzvalodīgas jēdzientelpas, nodomu noteikšana

ABSTRACT

Multilingual intention detection is important for virtual assistants, and customer-service automation is becoming more cost-effective and relevant. One way of detecting intent is mapping input text strings to to multidimensional vector space, which is used by intent classification models to supply users with the information they need. This thesis focuses on training a variety of machine learning models and comparing different approaches, such as mapping input text to multingual word embeddings and machine translating input text to English and using English corpus-based word embeddings for intent detection.

Keywords: multilingual word embeddings, intent detection

SATURS

APZĪMĒJUMU SARAKSTS

NLP (*natural language processing*) – dabisko valodu apstrāde.

Jēdzientelpa (*word embeddings*) – vārdu vai frāžu attēlojums daudzdimensionālā vektoru telpā.

Word2Vec (*word to vector*) – jēdzientelpas implementācija, kurā individuālus vārdus aizstāj daudzimensionāli vektori.

PCA (*Principal Component Analysis*) – galveno komponentu analīze.

GPT (*Generative Pre-trained Transformer*) – dziļo neironu tīklu modelis, kas spēj producēt tekstu, kas līdzīgs cilvēka rakstītam.

Transformeris (*transformer*) – dziļās mācīšanās modelis ar uzmanības (attention) mehānismu, kas spēj novērtēt ievades daļas nozīmīgumu.

Pārpielāgošana (*overfitting*) – pārmērīga pielāgošanās kādam konkrētai datu kopai, zaudējot spēju ģeneralizēt uz citām datu kopām.

Pietrenēšana (*fine-tuning*) – metode, kurā iepriekš apmācīts modelis tiek pietrenēts jaunam uzdevumam.

IEVADS

Arvien lielāku daļu tirgus pārņem pakalpojumu industrija, un pakalpojumi arvien biežāk tiek piedāvāti starptautiski. Tam ir nepieciešams lietotāju dzimtās valodas atbalsts gan valstu valodu regulējumu, gan tirgus nišas ieņemšanas un tirgus konkurences dēļ.

Uzņēmumiem tas ir izdevīgi, jo ļauj samazināt personālizdevumus. Tas savukārt samazina barjeru iekļūšanai un dalībai starptautiskā tirgū, kas nozīmē lielāku konkurenci un piedāvāto pakalpojumu daudzveidību. Lietotājiem, kuru dzimto valodu pārvalda mazs cilvēku skaits kā tas ir, piemēram, latviešu valodā, kļūst pieejami pakalpojumi, kuru tulkojumus būtu ekonomiski nerentabli nodrošināt ar algotu profesionālu personālu.

Darbā apskatītā metode nodrošina automatizāciju divos veidos:

- daudzvalodīgs modelis aizvieto profesionālu tulkotāju;
- virtuālais asistents aizvieto klientu apkalpošanas speciālistu.

Darbs ir sadalīts teorētiskajā un praktiskajā daļā. Teoretiskajā daļā ir īsi aprakstīti mūsdienu modeļi un pieejas. Praktiskajā daļā ir veikti eksperimenti ar mērķi pielietot daudzvalodīgus modeļus un salīdzināt tos ar esošiem risinājumiem.

Pētījuma jautājums: Kādas ir efektīvākās metodes un daudzvalodīgi jēdzientelpu modeļi daudzvalodu nodomu noteikšanai?

1. DABISKO VALODU APSTRĀDE

Dabiskā valodas apstrāde (NLP – *natural language processing*) ir starpdisciplināra datorlingvistikas un mākslīgā intelekta nozare, kas strādā pie tā, lai datori varētu saprast cilvēka dabiskās valodas ievadi. Dabiskās valodas pēc būtības ir sarežģītas, un daudzi NLP uzdevumi ir slikti piemēroti matemātiski precīziem algoritmiskajiem risinājumiem. Palielinoties korpusu (liela apjoma rakstītas vai runātas dabiskās valodas kolekcija) pieejamībai, NLP uzdevumi arvien biežāk un efektīvāk tiek risināti ar mašīnmācīšanās modeļiem [1]. Dabiskās valodas apstrādei ir liels biznesa potenciāls, jo tas ļauj uzņēmumiem palielināt peļņu samazinot izdevumus, no kuriem lielākais parasti ir darbs.

Viens no svarīgākajiem korpusiem tieši nodomu noteikšanā ir aviokompāniju ceļojumu informācijas sistēmu (ATIS – *Airline Travel Information Systems*) datu kopa. Tā ir audioierakstu un manuālu transkriptu datu kopa, kas sastāv no cilvēku sarunām ar automatizētām aviolīniju ceļojumu informācijas sistēmām. ATIS datu kopa nodrošina lielu ziņojumu un ar tiem saistīto nodomu skaitu, ko plaši izmanto kā novērtējuma (*benchmark*) datu kopu klasifikatoru apmācībai nodomu noteikšanā [2].

2. JĒDZIENTELPA

Jēdzientelpa ir vārdu vai frāžu attēlojums daudzdimensionālā vektoru telpā. Jēdzientelpu pamatā ir ideja, ka vārdiem, kuriem ir līdzīga nozīme un kurus lieto līdzīgos kontekstos, daudzdimensiju telpā jābūt savstarpēji tuvākiem, bet vārdiem ar atšķirīgu nozīmi un kontekstiem jābūt tālākiem, piemēram, vārds "suns" būs tuvāk vārdiem "kaķis" un "mājdzīvnieks" nekā vārds "koks".

Noderīgs sākumpunkts izpratnei par vārdu attēlošanu ar skaitļu vektoriem un šo attēlojumu pielietojamības robežām ir vienizcēluma kodējums (*one hot encoding*). Vienizcēluma kodējums dabiskās valodas apstrādē ir vektors, kurā katrs vektora elements ir sasaistīts ar vārdu krājuma elementu. Līdz ar to katrs vārds ir vektors, kurā atbilstošais elements ir 1 un visi pārējie elemeni ir 0. Piemēram, ja vārdu krājumā ir četri vārdi: karalis, karaliene, sieviete, vīrietis, karaliene tiktu kodēta kā [0, 1, 0, 0] [3].

Taču vektora garuma sasaiste ar vārdu krājuma izmēru ir trūkums, jo vārdu vektori ir cieši savienoti (*coupled*) ar korpusu un statiski, piemēram, pievienot jaunu vārdu nozīmē katram esošajam vārdu vektoram pievienot papildus nulli, tātad nāktos pārtrenēt visu modeli. Tāpat palielinoties dimensiju skaitam telpa pieaug tik strauji, ka daudzdimensiju telpām raksturīgs neblīvums/izretinātība (*sparsity*): vienizcēluma kodējuma vektorā ir tikai viens nenulles elements un korpusos mēdz būt miljardiem vārdu. Visbeidzot vienizcēluma kodējums nesatur kontekstuālu vārdu nozīmi, nav korelācijas starp vārdiem ar līdzīgu nozīmi un lietojumu [3].

Atšķirībā no dabisko valodu apstrādes metodēm, kas katru vārdu uztver kā vienu atsevišķu vienību un tādēļ vienīgā iespējamā darbība ar vārdiem ir pārbaudīt vienādību, katras jēdzientelpas vektora vērtības ietekmē vārdi tiem apkārt jeb reprezentācija ir izkliedēta (*distributed representation*) un būtībā jēdzientelpas uztver attiecības starp vārdiem. Rezultātā vārdam atbilstošais vektors satur semantisku un sintaktisku informāciju par vārdu. No tā izriet praktiskā implikācija – ar vektoriem var veikt lineārās algebras operācijas, piemēram, saskaitīt un atņemt [3].

Vārdus ir daudz grūtāk salīdzināt nekā skaitļus, tādēļ mēs piešķiram vārdiem vektorus. Tomēr vārdi apraksta objektus ar noteiktām kvantificējamām īpašībām, piemēram, vieglāks/smagāks (svars), lētāks/dārgāks (cena). Šādai reprezentācijai ir jēga, jo dažādus objektus var salīdzināt savā starpā pēc īpašību vērtības jeb izteiktības pakāpes, piemēram, velosipēds ir vieglāks nekā mašīna. Tādā veidā vārda attēlojums tiek sadalīts pa visiem vektora elementiem, un katrs elements pievieno nozīmi daudziem vārdiem (2.1 attēls). Zinot, ka objektu īpašību skaitliska reprezentācija

palīdz tos salīdzināt, atklājas jēga kvantitatīvi izteikt semantiku, tādējādi vārdi tiek attēloti veidā, kas izsaka to nozīmi caur kontekstu.

2.1. att. **Vārdu vektoru piemērs, kur katra dimensija ir novērtēta ar svariem un atbilst hipotētiskai vārda nozīmes niansei [3].**

Cilvēkiem uztverama jēdzientelpu analoģija ir krāsas nosaukums un tam atbilstošais vektors RGB krāsu modelī ar R, G un B koordinātēm no 0 līdz 255, piemēram, red = (255, 0, 0). Ar krāsu jēdzientelpām ir iespējams veikt saskaitīšanu un atņemšanu, kam ir fizikāla nozīme [4].

Atrast tuvākās krāsas sarkanam.

```
closest(colors, colors['red'])
# red (229, 0, 0)
# fire engine red (254, 0, 2)
# bright red (255, 0, 13)
# tomato red (236, 45, 1)
# cherry red (247, 2, 42)
```

Operācijas ar vektoriem darbojas gan krāsu nosaukumiem semantiski, gan skaitliskiem vektoriem krāsu telpā. Piemēram, tuvākais vektors violeta un sarkana starpībai ir zils, kas atbilst cilvēku intuīcijai par RGB krāsām.

$$purple - red = blue$$

$$(126, 30, 156) - (229, 0, 0) = (-103, 30, 156)$$

```
closest(colors, subtractv(colors['purple'], colors['red']))
# cobalt blue (3, 10, 167)
# royal blue (5, 4, 170)
# darkish blue (1, 65, 130)
# true blue (1, 15, 204)
# royal (12, 23, 147)
```

Tā saskaitot zaļu un zilu rodas kaut kas pa vidu – tirkīzs.

$$blue + green = turquoise$$

$$(3, 67, 223) + (21, 176, 26) = (24, 243, 249)$$

```
closest(colors, addv(colors['blue'], colors['green']))
# bright turquoise (15, 254, 249)
# bright light blue (38, 247, 253)
# bright aqua (11, 249, 234)
# cyan (0, 255, 255)
# neon blue (4, 217, 255)
```

No vektoru operācijām var nolasīt secinājumus par semantiskajām attiecībām starp vārdiem, piemēram, rozā sarkanam ir tas pats, kas gaiši zils zilam.

$$pink - red + blue = lightblue$$

$$(255, 129, 192) - (229, 0, 0) + (3, 67, 223) = (29, 196, 415)$$

```
closest(colors, addv(subtractv(colors['pink'], colors['red']), colors['blue
                                                                        ']))
# neon blue (4, 217, 255)
# bright sky blue (2, 204, 254)
# bright light blue (38, 247, 253)
# cyan (0, 255, 255)
# bright cyan (65, 253, 254)
```

Vēl viena analoģija ir vietas ar līdzīgām ģeogrāfiskā platuma un garuma koordinātēm ir līdzīgākas klimata/kultūras/etc ziņā.

Izrādās, tādas pašas sakarības, kādas ir krāsu nosaukumiem un to attēlojumiem krāsu telpā, ir spēkā jebkuram vārdam. Vārdi, kuri bieži atrodas līdzīgos kontekstos, ir tuvāki nozīmē. Jēdzientelpas ietver gan sintaktiskas (2.2 tabula), gan semantiskas (2.1 tabula) attiecības starp vārdiem. Jāuzsver, ka tādas semantiskas attiecības kā valsts–galvaspilsēta (2.2) nav eksplicīti uzdotas, jēdzientelpu modelis tās ir novērojis tikai balstoties uz vārdu atrašanās vietām teksta korpusā. Iespēja trenēt modeli uz neanotētiem datiem kā šajā gadījumā samazina modeļa trenēšanas izmaksas valodām, kurās anotēti dati ir mazāk pieejami, un daudzkārt palielina potenciālās treniņu kopas apjomu, kas parasti ļauj sasniegt lielāku precizitāti.

Spēja noteikt sintaktiskas un semantiskas vārdu attiecības ir īpaši būtiska virtuālo asistentu jomā, jo, pirmkārt, semantiski līdzīgiem nodomiem ir līdzīgi vektori, tātad tie vienādi klasificēsies, otrkārt, informācija par sintakses attiecībām noder, jo lietotāji ievada jautājumus brīvā formā un tas ir it īpaši svarīgi fleksīvām valodām kā latviešu.

2.1. tabula

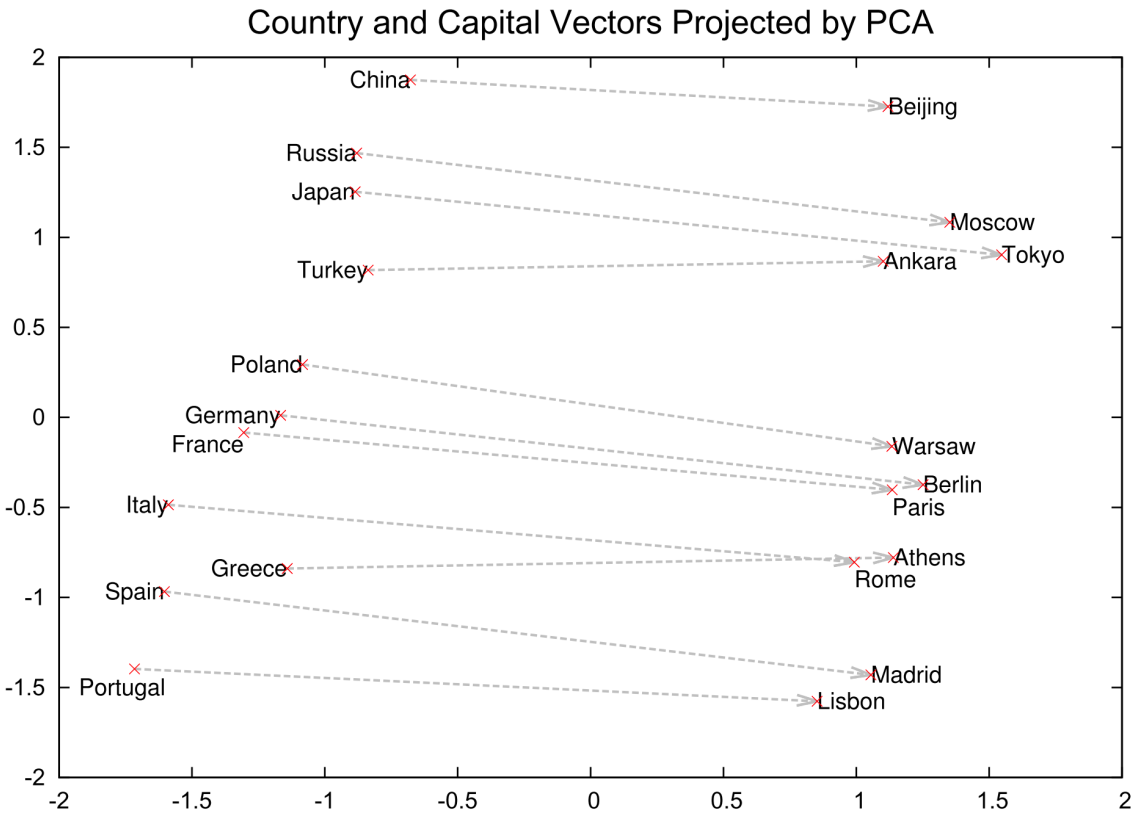
Semantisko attiecību piemēri [5]

attiecība	piemērs
valsts–galvaspilsēta	Parīze - Francija + Itālija = Roma
valsts–valūta	dolāri - ASV + Latvija = eiro
vīrietis–sieviete	karalis - vīrietis + sieviete = karaliene

2.2. tabula

Sintaktisko attiecību piemēri [5]

attiecība	piemērs
daudzskaitlis	pele - peles
pagātne	staigā - staigāja
salīdzināmā pakāpe	labs - labāks



2.2. att. **Divdimensionāla PCA projekcija uzrāda attiecības starp valstu un galvaspilsētu jēdzientelpām [3]**

2.1. Daudzvalodīga jēdzientelpa

Daudzvalodīgas jēdzientelpas no vienvalodīgām jēdzientelpām atšķiras ar to, ka uztver attiecības starp vārdiem no dažādām valodām.

Tā kā vienvalodīgas jēdzientelpas tiek trenētas tikai uz vienas valodas, tās nespēj notvert attiecības/relācijas starp vārdiem dažādās valodās, un spēj raksturot tikai attiecības starp vārdiem vienā valodā, piemēram, vārds ”suns” tiek reprezentēts kā vektors kas jēdzientelpā ir tuvs citiem ar suņiem saistītiem vārdiem, piemēram, ”kucēns” un ”riet”.

Turpretī daudzvalodīgas jēdzientelpas tiek trenētas uz paralēliem datiem - vienādas nozīmes tekstiem dažādās valodās. Tas ļauj notvert starpvalodu (*cross-lingual*) attiecības/relācijas/reprezentācijas/sakarības starp līdzīgas nozīmes vārdiem kopējā jēdzientelpā, piemēram, vārdi ”suns” un ”dog” (”suns” angļu valodā) tiek reprezentēti kā tuvi vektori kopējā jēdzientelpā, kas norāda

uz līdzīgu nozīmi. Daudzvalodīgas jēdzientelpas īpaši noder valodām ar mazākām treniņdatu kopām, jo palīdz tulkot un atgriezt informāciju starp valodām (*cross-language information retrieval*) - piemēram atgriezt angļu Wikipedia lapu vaicājumam, kuram nav latviešu Wikipedia ekvivalenta.

3. JĒDZIENTELPU MODEĻI

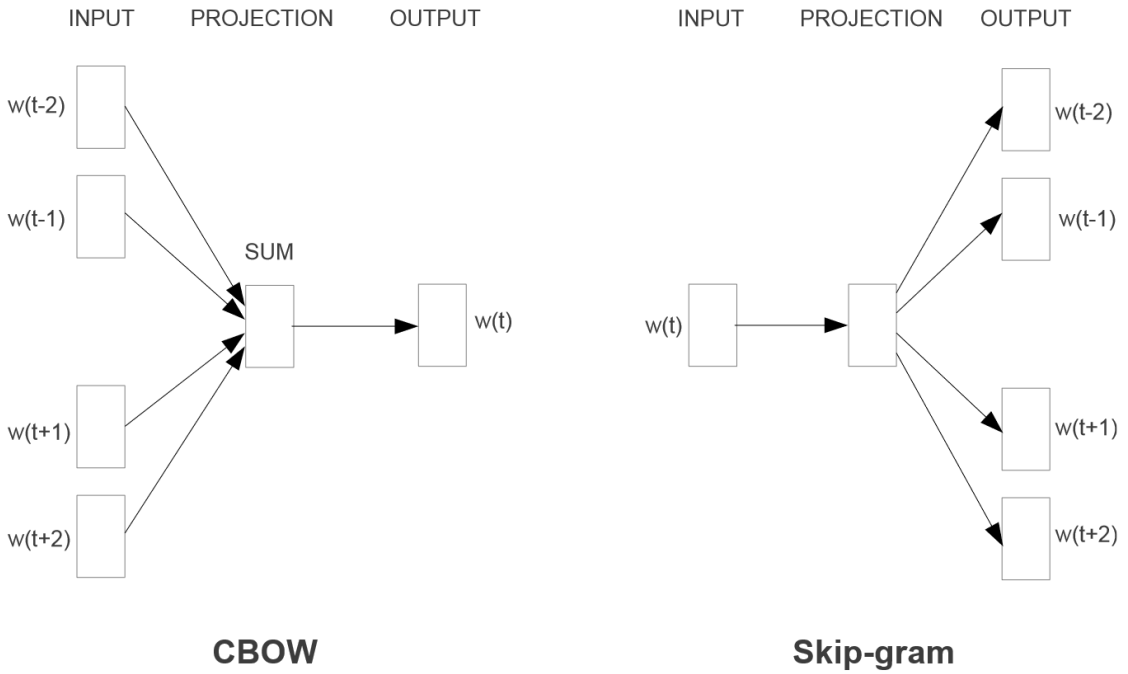
Uzskaitījums un apraksts visiem jēdzientelpu modeļiem, trenēšanas algoritms etc.

- multilingual BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)
- XLM-RoBERTa
- Cross-Lingual Projected Embeddings (CLWE)
- Multilingual Universal Sentence Encoder (MUSE)
- VecMap
- Cross-lingual Language Model (XLM)

4. JĒDZIENTELPU MODEĻU APMĀCĪBA

Jēdzientelpas no teksta korpusa iegūst ar neironu tīkliem, kuri uztver kontekstu no tuvākajiem vārdiem tekstā.

Continuous Bag-of-Words (CBOW) un Continuous Skip-gram Model ir divas neironu tīklu modeļu arhitektūras jēdzientelpu izveidei balstoties uz teksta korpusa. Metožu priekšrocība ir tajā, ka nav nepieciešama anotēta treniņu datu kopa, trenēšanai izmanto lielus teksta korpusus. CBOW modelī apkārt esošos vārdus izmanto vidū esošā vārda paredzēšanai. Skip-gram modelī vārda vektoru izmanto konteksta paredzēšanai (4.1 attēls).



4.1. att. **CBOW un Skip-gram modeļu arhitektūra [5].**

4.1. Continuous Bag-of-Words

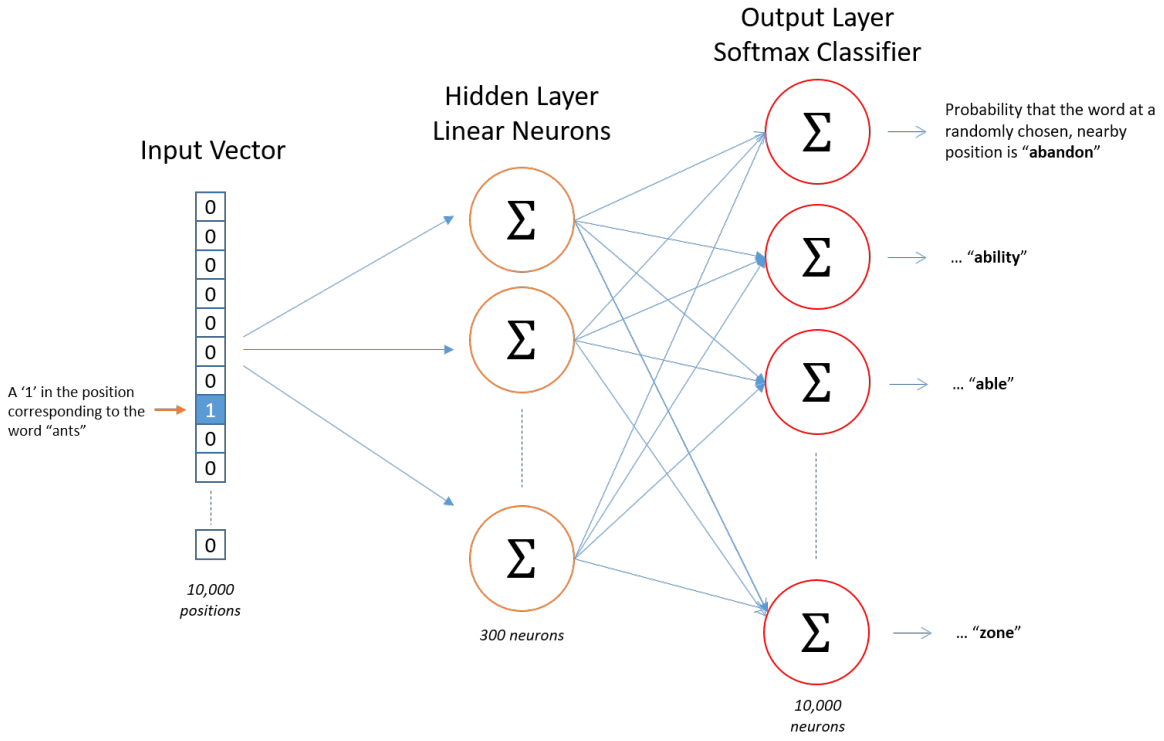
Bag-of-Words (BOW) apzīmē vārdu grupu nesaglabājot kārību. Vienā izlasē (bag) vārda tuvums mērķa vārdam konkrētā izlasē nav tik svarīgs, atkārtojot procesu uz korpusa no konteksta tāpat tiks sīkāk (granulētāk) izšķirti svari tuvākajiem vārdiem, piemēram, Rīga un Latvija būs tuvumā 1000 reizes biežāk nekā Rīga un sniegs.

CBOW (Continuous Bag-of-Words) metodē neironu tīkls mēģina uzminēt esošo (vidējo)

vārdu no n iepriekšējiem un n nākošajiem vārdiem. Procesu atkārtojot, vārdiem, kas bieži parādās vienā kontekstā, būs līdzīgi vektori. Pēc izkliedētības (*distributional*) hipotēzes vārdi, kas atrodas līdzīgos kontekstos, ir ar līdzīgu nozīmi [5]. Tāpat kā BOW modelī, CBOW vārdu secība neietekmē projekciju. Nepārtrauktība (*continuuity*) modelī rodas no tā, ka izmanto nepārtrauktu izkliedētu konteksta reprezentāciju jeb svari starp ievades un projekcijas slāņiem tiek lietoti visiem vārdiem. [5].

4.2. Continuous Skip-gram Model

Koncepts ir uztrenēt neironu tīklu ar slēpto slāni (*hidden layer*) un iegūt slēptā slāņa svarus, kas patiesībā arī ir vārdu vektori. Uzdevums ir no ievades vārdu pa vārdam paredzēt apkārt esošos vārdus. Kaimiņu vārdu skaits – loga izmērs (*window size*) – ir hiperparametrs (4.2 attēls).



4.2. att. **Skip-gram modeļa arhitektūra. Ievades vektors – vārda vienizcēluma kodējums** $1xn$ **– kur** n **ir vārdu skaits; slēptais slānis –** nxl**, kur** l **ir loga izmērs; Softmax slānis –** $1xl$**; Izvades slānis –** $1xn$ **[6].**

5. NODOMU NOTEIKŠANA

Nodoms ir mērķis, kas lietotājam ir padomā, rakstot jautājumu. Nodomu noteikšana ir lietotāja ievades teksta klasifikācija tam piešķirot visvarbūtīgāko nodomu no iepriekš definētu nodomu kopas [7]. Piemēram, klasificējot lietotāja nodomu kā vilciena atiešanas laiks, čatbots var sniegt lietotājam nepieciešamo atbildi no vilcienu grafika (5.1 tabula).

5.1. tabula

Lietotāja ievada un nodoma piemērs

Ievads	Cikos ir nākošais vilciens no Rīgas uz Siguldu?
Nodoms	vilciena atiešanas laiks

Pirms mašīnmācīšanās nodomi tika noteikti ar pattern-based recognition, bet izveidot un uzturēt lielu skaitu ar patterns ir darbietilpīgi. Advancētāka pieeja nodomu noteikšanai ir apmācīt neironu tīklu klasifikatoru uz anotētas datu kopas – lietotāju ievades tekstiem un atbilstošajiem klientu apkalpošanas speciālista identificētajiem lietotāja nodomiem. Ierobežotās apmācību kopas dēļ dialogsistēmas/virtuālie asistenti var atbildēt uz ierobežotu jautājumu klāstu, piemēram, aptverot bieži uzdotos jautājumus (FAQ – *Frequently Asked Questions*) [7].

Lai arī jaunāko valodas modeļu, piemēram, GPT-3, izvades teksti lietotājam rada iespaidu par tekošu valodu, pastāv neparastās ielejas (*uncanny valley*) efekts, kurā novērotā plūstošā atbildes valoda rada ekspektācijas, kuras virtuālie asistenti nevar attaisnot un izraisa neapmierinātību [8]. Tāpēc klienta nodoma noteikšana ir svarīga, lai nodrošinātu patīkamu lietotāja pieredzi.

Jāpiebilst, ka labuma gūšanai no nodomu noteikšanas automatizācijas nav nepieciešams pārklāt 100% lietotāju pieprasījumu. Veiksmīgas izmantošanas piemērs telekomunikāciju industrijā validācijā izmantoja 1732 klientu pieprasījumu datu kopu anotētu ar attiecīgajiem nolūkiem. Šajā gadījumā divi visbiežākie nodomi ir rēķina atlikšana (356 pieprasījumi; 21% datu kopas) un nokavēta rēķina maksājuma apstiprināšana (207 pieprasījumi; 12% datu kopas). Trīs mēnešus ilgā eksperimentālā pētījuma tika apstrādāti 14000 lietotāju pieprasījumi. Sākotnējos testos nodomu noteikšana un izvēlētā atbildes veidne bija precīza 90% gadījumu, eksperimenta gaitā iegūtie dati ļāva uzlabot nodomu noteikšanu par 2%, tātad klientu apkalpošanas speciālistiem bija jāveic izmaiņas tikai 8% pieprasījumu rēķinu kategorijā [8].

Tipiski soļi nodomu noteikšanas biznesa pielietojumā:

1. Atrast visbiežākos pieprasījumu tipus;

2. Sagatavot atbildes veidni (*template*);

3. Nodomu noteikšanas sistēma identificē, vai lietotāja pieprasījums pieder iepriekšdefinētajaiem tipiem un izdod potenciālo atbildi;

4. Klientu apkalpošanas speciālists izvērtē un koriģē atbildi pirms nosūtīšanas;

5. Automātiski uzlabot nodomu noteikšanas sistēmu, balstoties uz speciālista veiktajām korekcijām [8].

6. EXPERIMENTAL SETUP

Daudzvalodu nodomu noteikšana ir lietotāja vaicājumu nolūka identificēšana dažādās valodās. Šajā sadaļā tiks dots ieskats trīs pieejām daudzvalodu nodomu noteikšanas modeļu apmācībai un testēšanai, tās pamatojot ar pieejamo teorētisko literatūru par šo tēmu:

1. apmācība vienā valodā, un testēšana tajā pašā valodā, piemēram, apmācība latviešu valodā, un testēšana arī latviešu valodā;

2. apmācība uz visām valodām kopā, testēšana vienā valodā, piemēram, apmācība par datu kopu, kura ir angļu, latviešu, krievu, igauņu, lietuviešu datu kopas apvienotas vienā, testēšana latviešu valodā;

3. apmācība angļu valodā, testēšana ne-angļu valodā.

Katrai no trim pieejām ir savas priekšrocības un ierobežojumi, un pieejas izvēle ir atkarīga no konkrētajām uzdevuma prasībām. Apmācība un testēšana vienā un tajā pašā valodā var nodrošināt augstāku precizitāti, savukārt, apmācot visas valodas kopā, var izveidot vienu modeli vairākām valodām, taču dažās valodās var būt zemāka precizitāte. Apmācība angļu valodā un testēšana valodās, kas nav angļu valoda, ir noderīgas, ja ir ierobežoti resursi citām valodām un ir sagaidāms, ka modelis labi darbosies angļu valodā. Pieejas izvēlei jābūt balstītai uz pieteikuma īpašajām prasībām un resursiem.

6.1. Trenēšana un testēšana vienā valodā

Modeļa apmācība un testēšana vienā un tajā pašā valodā ir piemērota, ja paredzams, ka nodomu noteikšanas modelis konkrētajā valodā darbosies ar labi precizitāti. Vairāki pētījumi ir parādījuši, ka apmācība un testēšana vienā un tajā pašā valodā var nodrošināt lielāku nodomu noteikšanas modeļu precizitāti. Piemēram, savā pētījumā par nodomu noteikšanu (valodā) valodā autors (gads) atklāja, ka uz tās pašas valodas trenēta modeļa izmantošana uzlaboja klasifikācijas precizitāti. Līdzīgi savā pētījumā par nodomu noteikšanu (valodā) valodā autors (gads) atklāja, ka apmācība un testēšana vienā un tajā pašā valodā nodrošināja lielāku precizitāti, salīdzinot ar apmācību vairākās valodās. Autors (gads) veica eksperimentu, kurā apmācīja un pārbaudīja nodomu noteikšanas modeļus (datu kopa) datu kopā (skaits) dažādās valodās: (valodu uzskaitījums). Rezultāti parādīja, ka apmācība uz vienas valodas datu kopas ievērojami uzlaboja modeļa veiktspēju salīdzinot

ar apmācību uz vairākām valodām vienlaicīgi. Turklāt autors (gads) novērtēja dažādu pārsūtīšanas mācīšanās paņēmienu efektivitāti daudzvalodu nodomu noteikšanai un noteica, ka iepriekš apmācīta modeļa pietrenēšana (*fine-tuning*) mērķa valodas datu kopā pārspēja citas metodes.

Priekšrocības šādai pieejai ir iespēja ieviest nepārtrauktu attīstību (*continuous integration*), kurā ienākošie lietotāju ievades teksti un nodomi tiek izmantoti papildus apmācībai, izolējot efektus vienā valodā. Trūkums ir resursietilpīgāka vairāku modeļu trenēšana un uzturēšana.

6.2. Trenēšana uz visām valodām, testēšana vienā valodā

Otrā pieeja ir modeļa apmācība daudzvalodu datu kopā, kas ietver visas interesējošās valodas, un tā testēšana konkrētā valodā. Šī pieeja ir noderīga, ja paredzams, ka modelis dažādās valodās darbosies pietiekami labi un mērķis ir izveidot vienu nodomu noteikšanas modeli, kas spēj apstrādāt vairākas valodas.

Vairāki pētījumi ir izmantojuši šo pieeju un parādījuši, ka tā var būt efektīva. Piemēram, autors (gads) pētīja modeļa apmācības efektivitāti daudzvalodu datu kopā, kas ietvēra (skaits) valodas: (valodu uzskaitījums), un testēja to noteiktā valodā. Rezultāti parādīja, ka modelis var sasniegt labu veiktspēju (%) visās valodās. Līdzīgi autors (gads) izmantoja daudzvalodu datu kopu, kurā bija (skaits) valodas: (valodu uzskaitījums), un apmācīja nodomu noteikšanas modeli, kas sasniedza konkurētspējīgus rezultātus (valodu uzskaitījums) valodās. Tomēr šī pieeja var izraisīt zemāku precizitāti valodām, kurām ir mazāk apmācības piemēru. Savā pētījumā par daudzvalodu nodomu noteikšanu autors (gads) skaidroja, ka visu valodu apmācība kopā un konkrētas valodas testēšana var izraisīt šīs valodas precizitātes samazināšanos.

Priekšrocības ir mazākas modeļa apmācības izmaksas (viens modelis visiem datiem). Taču ir vairākas negatīvas sekas trenējot daudzvalodu jēdzientelpu modeli uz datu kopas, kurā kāda valoda, piemēram, angļu, ir disproporcionāli pārstāvēta (*over represented*) un testējot uz maz-resursu (*low-resource*) valodu, piemēram, latviešu. Pirmkārt, modelim var būt zemāka precizitāte latviešu valodā, kas nozīmē nepareizi klasificētus lietotāja nodomus un lietotāju neapmierinātību ar virtuālo asistentu. Otrkārt, modelis, kas trenēts uz disbalansētas datu kopas var ciest no katastrofiskas aizmiršanas (*catastrophic interference*) fenomena, kurā modelis ”aizmirst” maz-resursu valodu kad tiek iepazīstināts ar jauniem datiem citās valodās, kas noved pie zemas precizitātes un

nepieciešamības pārtrenēt modeli. Šī darba kontekstā klasifikators ir uz Jābūt daudz pētījumu par šo, jo angļu valodas korpusi ir būtiski lielāki nekā citās valodās.

6.3. Trenēšana angļu valodā, testēšana valodās, kas nav angļu

Trešā pieeja ietver modeļa apmācību angļu valodā un tā testēšanu valodā, kas nav angļu valoda. Šī pieeja ir noderīga, ja ne-angļu valodām ir ierobežoti treniņkopas resursi un ja paredzams, ka modelis labi darbosies angļu valodā. Vairāki pētījumi ir izmantojuši šo pieeju un parādījuši, ka tā var būt efektīva, piemēram, autors (gads) izmantoja (datu kopa) datu kopu un parādīja, ka, apmācot nodomu noteikšanas modeli angļu valodā un testējot to (valoda) valodā, tika sasniegta līdzīga veiktspēja (% precizitātes angļu, % precizitāte citā valodā) ar modeļa apmācību (citā valodā) datu kopā. Tomēr šī pieeja paredz, ka valodu struktūra ir pietiekami līdzīga, lai modelis varētu pārnest zināšanas no angļu valodas uz citām valodām. Savā pētījumā par nodomu noteikšanu vairākās valodās autors (gads) atklāja, ka angļu valodas apmācība un citu valodu testēšana var izraisīt zemāku precizitāti, salīdzinot ar apmācību un testēšanu tajā pašā valodā.

6.4. Mašīntulkošana uz angļu valodu

Mašīntulkošana izvēlēta lai apietu šķērsli kurā maz-resursu valodās ir mazāk datu uz kā trenēt modeli. Ideja ir nevis gaidīt līdz tiks savākti pietiekami daudz datu, bet nodrošināt iespēju ienākt maz-resursu valodas lietotāju tirgū un sākt nodomu noteikšanu jau no pirmās dienas, lietotāju ievadus mašīntulkojot angļu valodā un izmantojot jau eksistējošos klasificēšanas modeļus angļu valodās. Kādu nepareizu nodomu noteikšanas % pieļaut ir biznesa lēmums, bet tam arī nav jābūt 99.9% vai nekas, jo iespējams lietot human-in-the-loop pieeju, kurā noteiktais nodoms pirms tikt padots lietotājam iziet caur klientu apkalpošanas speciālistu [8]. Arī nepilna automatizācija ir noderīga, jo strādniekam novērtēt vaicājuma atbilstību konkrētam nodomam ir vieglāk (source) nekā izvērtēt kuram no daudziem nodomiem tas atbilst.

Taču mašīntulkošana rada papildu trokšņus un kļūdas, kas var ietekmēt ievades datu kvalitāti un klasifikācijas modeļu veiktspēju. Turklāt mašīntulkošanas rezultātā var tikt zaudētas svarīgas nianses un katrai valodai raksturīgā semantiskā informācija, kas var vēl vairāk pasliktināt ievades datu kvalitāti un apgrūtināt precīzu nodomu noteikšanu. Mani darbā interesē tieši noskaidrot

pielietojamības robežas maz-resursu valodām un kādi trade-offs uzlabo modeļa precizitāti; šajā gadījumā vai modeļa veiktspēja ar mašīntulkošanas troksni atsver nepietiekamos datos. Tāpēc ir svarīgi novērtēt modeļu veiktspēju gan ar oriģinālajiem, gan mašīntulkotajiem ievades datiem un salīdzināt rezultātus, lai labāk izprastu modeļu stiprās puses un ierobežojumus daudzvalodu nodomu noteikšanas uzdevumos.

7. KODS

IZMANTOTĀ LITERATŪRA UN AVOTI

[1] Venkat N. Gudivada un Kamyar Arbabifard. „Chapter 3 - Open-Source Libraries, Application Frameworks, and Workflow Systems for NLP". *Computational Analysis and Understanding of Natural Languages: Principles, Methods and Applications*. Izdevis Venkat N. Gudivada un C.R. Rao. 38. sējums. Handbook of Statistics. Elsevier, 2018, 31.—50. lpp. DOI: https://doi.org/10.1016/bs.host.2018.07.007. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169716118300221.

[2] Charles T. Hemphill, John J. Godfrey un George R. Doddington. „The ATIS Spoken Language Systems Pilot Corpus". *Speech and Natural Language: Proceedings of a Workshop Held at Hidden Valley*. 1990. URL: https://catalog.ldc.upenn.edu/docs/LDC93S4B/corpus.html.

[3] Adrian Colyer. *The amazing power of word vectors*. 2016. URL: https://blog.acolyer.org/2016/04/21/the-amazing-power-of-word-vectors/.

[4] Allison Parrish. *Understanding word vectors*. 2017. URL: https://gist.github.com/aparrish/2f562e3737544cf29aaf1af30362f469.

[5] Tomás Mikolov u. c. „Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space". (2013). arXiv: 1301.3781 [cs.CL]. URL: https://arxiv.org/abs/1301.3781v3.

[6] Chris McCormick. *Word2Vec Tutorial - The Skip-Gram Model*. 2016. URL: http://mccormickml.com/2016/04/19/word2vec-tutorial-the-skip-gram-model/.

[7] Kaspars Balodis un Daiga Deksne. „FastText-Based Intent Detection for Inflected Languages". *Information* 10.5:161 (2019). ISSN: 2078-2489. DOI: 10.3390/info10050161. URL: https://www.mdpi.com/2078-2489/10/5/161.

[8] Pēteris Paikens, Artūrs Znotiņš un Guntis Bārzdiņš. „Human-in-the-Loop Conversation Agent for Customer Service". *Natural Language Processing and Information Systems*. Izdevis Elisabeth Métais u. c. Cham: Springer International Publishing, 2020, 277.—284. lpp. ISBN: 978-3-030-51310-8. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-51310-8_25. URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-51310-8_25.

PIELIKUMS

Kods

Koda piemērs literatūras ievadā. Krāsu dati "xkcd.json" `https://github.com/dariusk/corpora/blob/master/data/colors/xkcd.json`.

Ideja un hex_to_int un closest funkcijas [4], pārējās pārrakstītas ātrdarbībai ar numpy.

```
import numpy as np
import json

def hex_to_int(s):
    s = s.lstrip("#")
    return int(s[:2], 16), int(s[2:4], 16), int(s[4:6], 16)



def distance(coord1, coord2):
  """Euclidean distance between two points
  """
  return np.sqrt(np.sum(np.subtract(coord1, coord2)**2))


def subtractv(coord1, coord2):
  """coord1 - coord2
  """
  return np.subtract(coord1, coord2)


def addv(coord1, coord2):
  """coord1 + coord2
  """
  return np.sum([coord1, coord2], axis=0)


def closest(space, coord, n=10):
  closest = []
  for key in sorted(space.keys(),
            key=lambda x: distance(coord, space[x]))[:n]:
```

```
    closest.append(key)
  return closest


color_data = json.loads(open("xkcd.json").read())

colors = dict()
for item in color_data['colors']:
    colors[item["color"]] = hex_to_int(item["hex"])
```