VILNIAUS UNIVERSITETAS
MATEMATIKOS IR INFORMATIKOS FAKULTETAS
INFORMATIKOS KATEDRA

Baigiamasis bakalauro darbas

Dokomentų klasterizavimas

(Document clustering)

Atliko: 4 kurso 1 grupės studentas
Dominykas Ablingis (parašas)
Darbo vadovas:
Partn. Prof., Dr. Rimantas Kybartas (parašas)
Recenzentas:
(parašas)

Vilnius
2019

Turinys

Įvadas

Šiais laikais sparčiai vystantis informacinėms technologijoms ir gausėjant informacijos kiekiams, vis aktualesnė tampa kokybiška ir greita reikiamos informacijos paieška, jos organizavimas ir naujų įžvalgų išgavimas. Darbą su dideliais tekstinės informacijos kiekiais galėtų pagreitinti ir palengvinti įprastai skaitmeninių duomenų analizei naudojami klasterizavimo metodai. Norint pasiekti gerų klasterizavimo rezultatų, svarbu tinkamai parengti tekstinius duomenų rinkinius. Tam yra daug skirtingų metodų ir ne visada aišku, kurie iš jų būtų tinkamiausi.

Darbo tikslas – palyginti skirtingus tekstinių duomenų parengimo klasterizavimui metodus ir nustatyti, kurie iš jų geriausiai tinka lietuviškiems dokumentams.

Kad pasiekti šio tikslo buvo iškelti tokie **darbo uždaviniai:**

1. Išgauti duomenų rinkinį.
2. Palyginti tekstinių duomenų parengimo klasterizavimui metodus.
3. Atlikti klasterizavimo eksperimentus.
4. Įvertinti gautus rezultatus ir nustatyti, kurie iš metodų tinkamiausi lietuviškiems tekstams.

Šiems uždaviniams įgyvendinti pirmoje darbo dalyje apžvelgiama reikalinga teorija ir atliekamas pasirengimas klasterizavimui. Visa medžiaga išdėstoma tokia pat eilės tvarka, kaip yra atliekamas klasterizavimo eksperimentas.

Pirmiausia išgaunamas duomenų (straipsnių) rinkinys. Tam parašomas internetinis robotas, kurio pagalba surenkami straipsniai iš naujienų svetainės. Kad išsiaiškinti, kuri straipsnio dalis yra tinkamiausia būti duomenų šaltiniu, buvo nuspręsta atlikti eksperimentą.

Rengiant tekstinių duomenų rinkinį klasterizavimui, pirmiausia atliekama leksikos analizė, kurios metu tekstas suskaidomas į atskirus žodžius. Siekiant supaprastinti ir suvienodinti teksto žodžius yra panaudojami dviejų tipų teksto filtravimo metodai: nereikšmingų žodžių pašalinimas ir panašių žodžių suvienodinimas (morfologine analizė). Visiems šiems metodams išbandyti ir palyginti atliekami eksperimentai.

Turėdami apdorotą tekstą, toliau paverčiame jį į skaitmeninę formą, pritaikytą darbui su klasterizavimo metodais. Tam panaudojamas požymių išskyrimo metodas tf-idf.

Turint skaitinius duomenis galima atlikti klasterizavimą. Tam išanalizuojami skirtingi klasterizavimo metodai ir pasirenkami tinkamiausi eksperimentams.

Išnagrinėjami klasterizavimo kokybės vertinimo kriterijai ir pasirenkama, kurie iš jų bus naudojami eksperimentuose.

Antroje darbo dalyje atliekami šeši eksperimentai ir įvertinami jų rezultatai. Pirmame eksperimente skirtingais metodais suklasterizuojami ir palyginami duomenų šaltiniai, trijuose – tekstinių duomenų rinkiniai, sudaryti pašalinus nereikšmingus žodžius, o likusiuose dviejuose – duomenų rinkiniai, sudaryti suvienodinus panašius žodžius. Gautų klasterizavimo rezultatų kokybė vertinama trimis išoriniais kriterijais, požymių pašalinimo kiekiu ir požymių lentelėmis. Išanalizuojami

eksperimentų rezultatai ir nustatoma, kurie iš tekstų filtravimo metodų yra tinkamiausi lietuviškiems tekstams.

Darbo pabaigoje pateikiamos išvados ir pasiūlymai.

1. Teorija ir pasirengimas eksperimentams

Šiame skyriuje aptarsime teorinę eksperimentų dalį, kas lėmė tokį eksperimentų pasirinkimą ir kaip jiems buvo pasirengta. Informacija bus dėstoma tokia pat eilės tvarka kaip yra atliekamas įprastas dokumentų klasterizavimo eksperimentas.

1.1. Duomenų šaltiniai ir jų išgavimas

Pirmas žingsnis bet kokioje duomenų analizėje yra duomenų rinkinio gavimas. Galima naudoti jau paruoštą rinkinį arba jį susikurti pačiam. Jei duomenų rinkinį sudarome patys, reikia iš įvairių formų (pvz., nuotraukos, garso įrašai) ir formatų (pvz., HTML, PDF, EPUB) dokumentus paversti į patogius analizei tekstus. Pašalinti formatavimą, paveiksliukus, išdėstymą ir kitą informaciją, kurią sunku paversti į vertingą analizei tekstą.

Buvo atliktas eksperimentas su alternatyviais duomenų šaltiniais (žr. sk. 2.1) – ne tik su straipsnių tekstais, bet ir su kitomis jų dalimis. Ankstesni tyrimai parodė, kad galima alternatyva yra straipsnių žymės [Žal06]. Alternatyvių informacijos šaltinių naudojimas yra prasmingas, jeigu galime sumažinti apdorojamų duomenų kiekį (straipsnio tekstas gali būti sudarytas iš kelių šimtų žodžių, tuo tarpu turėti tik kelias žymes) arba, jeigu tas šaltinis pateikia koncentruotesnę informaciją (kai kurie naujienų portalai straipsnio įvade pateikia svarbiausius temos akcentus).

Šio darbo eksperimentai buvo atlikti su internetiniais naujienų straipsniais, nes tai dažnas tekstinių duomenų analizėje naudojamas šaltinis. Neradus jau paruošto duomenų rinkinio ar patogios sąsajos atsisiųsti didelius kiekius straipsnių iš populiariausių naujienų svetainių (`https://www.delfi.lt/`, `https://www.lrytas.lt/`, `https://www.15min.lt/`, `https://www.alfa.lt/`, `https://www.tv3.lt/`), buvo nutarta parašyti savo internetinį robotą[1]. Internetiniam robotui rašyti pasinaudota Scrapy biblioteka[2].

Iš anksčiau išvardintų lietuviškų naujienų svetainių, šiam darbui buvo pasirinktas „Delfi“. Tokį pasirinkimą lėmė šios svetainės populiarumas[3], plati straipsnių įvairovė, straipsnių puslapiuose esanti papildoma vertinga informacija ir svarbiausia, archyvo funkcija[4], kur galima atlikti straipsnių paiešką pagal raktinį žodį, datą ir kategoriją. Buvo nuspręsta išgauti 2017 m. sausio 1 d. – gruodžio 31 d. archyve iš 5-ių skirtingų kategorijų po 1000 straipsnių. Kategorijos buvo pasirinktos remiantis tuo, kad jas vieną nuo kitos galėtų lengvai atskirti eilinis vartotojas. Pasirinktos šios kategorijos: „Auto“, „Veidai“[5], „Sportas“, „Mokslas“ ir „Verslas“.

Po to, internetinio roboto pagalba išgavus reikiamus straipsnius[6] (duomenų rinkinį), buvo atliktas duomenų valymas: panaikinti blogai nuskaityti straipsniai (keletas straipsnių turėjo išskir-

[1] Visą analizei naudotą kodą galima rasti `https://github.com/Kablys/Bakalaurinio-experiment`

[2] `https://scrapy.org/`

[3] Pagal `https://www.similarweb.com/top-websites/lithuania` delfi.lt yra populiariausia lietuviška svetainė.

[4] `https://www.delfi.lt/archive/`

[5] Šios kategorijos straipsniuose rašoma apie garsenybių gyvenimus.

[6] Straipsniai patalpinti `https://raw.githubusercontent.com/Kablys/projektinio-eksperimentas/master/delfi.json`

tinį formatavimą, nors vizualiai atrodė identiškai kitiems) ir straipsniai, turintys mažiau nei 1000 simbolių tekstą (iš 5233 nuskaitytų, tolesnei analizei liko 4058 straipsniai[7] arba 78 % straipsnių). Sudarant duomenų rinkinį, buvo išsaugoti ne tik straipsnių tekstai ir kategorijos, bet ir papildoma informacija: nuorodos, pavadinimai, publikacijų datos, įvadai (angl. *intro*) ir žymės (angl. *tags*, „Delfi“ jos vadinamos temomis). Pirmame eksperimente atskirai, kaip galimus duomenų šaltinius, buvo nuspręstą palyginti straipsnių tekstus, pavadinimus, įvadus ir žymes. Bet tyrinėjant duomenis buvo pastebėta, kad net 25 % straipsnių neturi žymių[8] arba turi tik vieną žymę, todėl buvo nuspręsta eksperimento su žymėmis neatlikti.

1 lentelė. Straipsnių skaičius ir procentinė dalis su skirtingais žymių kiekiais

Žymių kiekis	0	1	2	3	4	5	6	≥ 7
Straipsnių	547	481	786	857	549	534	136	168
Procentais	13,48%	11,85%	19,37%	21,12%	13,53%	13,16%	3,35%	4,14%

Likę tyrimo eksperimentai priklauso nuo to, koks duomenų šaltinis bus naudojamas. Norint išbandyti visus šaltinius, visus eksperimentus reikėtų kartoti po 3 kartus, todėl šiame etape nuspręsta pasirinkti vieną iš jų. Atsižvelgus į gerus rezultatus[9], straipsnių tekstai buvo pasirinktas kaip pagrindinis duomenų šaltinis.

Visų kitų eksperimentų rezultatai bus papildomai lyginami su straipsnių tekstų (neapdorotų) rezultatais, kurie bus laikomi apatiniu rėžiu. Jei lyginamas metodas pasirodys prasčiau, nei tik naudojant tekstą, tai reikš, kad jis yra netinkamas ir prastina rezultatus.

1.2. Teksto filtravimas

Tekstų filtravimas, tai analizei nereikalingos tekstinės informacijos panaikinimas ir supaprastinimas. Dalis kalbos dalių, kaip įvardžiai, prielinksniai ir pan., nesuteikia analizei vertingos informacijos, todėl gali būti pašalintos. Tuo tarpu prasmingi žodžiai gali turėti daug skirtingų formų, kurias galima suvienodinti. Gali atrodyti, kad filtruotas tekstas praranda daug vertingos informacijos, lyginant su originaliu dokumentu, tačiau, kaip rodo praktika, teksto požymių sumažinimas (angl. *dimensionality reduction*) gali net padidinti klasterizavimo efektyvumą ir tikslumą [MPP].

Šiame poskyryje aptarsime teorinį ir praktinį leksikos analizės, nereikšmingų žodžių pašalinimo ir morfologinės analizės panaudojimą.

Nors yra ir kitų filtravimo metodų (pvz.: sinonimų ir daugiareikšmių žodžių analizė, klaidų tekste taisymas), buvo išbandyti tik tie, kurie turi prieinamus įrankius lietuvių kalbos tekstams.

[7] Auto – 895, Veidai – 779, Sportas – 760, Mokslas – 837, Verslas – 787 straipsnių; vidutiniškai 812 straipsnių.

[8] Delfi straipsnis gali turėti žymes, kurios nėra matomos pačiame straipsnyje, bet tik atskirame žymių puslapyje `https://www.delfi.lt/temos/`. Šiame puslapyje galima rasti visas žymes ir vieną iš jų pasirinkus, išrinkti visus straipsnius susietus su ta žyme. Todėl norint sužinoti visas straipsniui priskirtas žymes, reikėtų patikrinti visoms žymėms visus priklausančius straipsnius.

[9] Straipsnių tekstai taip pat turėjo daugiausia unikalių žodžių (požymių), todėl gerai tiktų teksto filtravimo metodų sugebėjimą mažinti požymių kiekį.

1.2.1. Leksikos analizė

Leksikos analizė (angl. *lexical analysis, tokenization*) – tai dažniausiai būna pirmas teksto apdorojimo žingsnis. Jo metu iš neapdoroto teksto yra išgaunami atskiri žodžiai (angl. *tokens*) ir patalpinami į patogią duomenų struktūrą tolesniam apdorojimui. Šiame etape taip pat panaikinami visi skyrybos ženklai, nespausdinami simboliai ir skaičiai. Nors iš pirmo žvilgsnio atrodo paprasta, leksikos analizė kai kurioms sudėtingesnėms kalboms vis dar yra problematiška ir aktyviai tiriama sritis. Teksto apdorojimui taip pat yra problematiški žodžiai su ženklais viduje, pavyzdžiui, I.B.M., Vincas Mykolaitis-Putinas, O'Reilly, pre-diabetes.

Šiame darbe leksikos analizei buvo panaudota paprasta reguliarioji reikšmė (angl. *regular expression*): „`[\W\d_]+`“, kad pakeisti visus simbolius, kurie nėra raidės (`\W`) ir skaičiai (`\d`), į tarpo simbolį ir tada tekstas buvo suskaidytas pagal tarpo simbolius. Nors yra keli atvejai, kai šis metodas neidealiai susitvarko su tekstu („1992-ųjų“, romėniškais skaičiais, „2 mln.“), bet gauti rezultatai yra pakankamai geri.

Atlikus leksikos analizę, buvo nustatyta, kad straipsnius sudarė vidutiniškai 416 žodžių (trumpiausias – 97, o ilgiausias – 3335 žodžiai), vidutinis žodžio ilgis buvo iš 6,3 simbolio.

1.2.2. Nereikšmingų žodžių pašalinimas

Sudarant tekstinių dokumentų žodyną, galima neįtraukti dažnai vartojamų nereikšmingų, bet visuose dokumentuose pasitaikančių, žodžių (angl. *stop-word*). Tokios kalbos dalys kaip jungtukai, dalelytės, prielinksniai, įvardžiai turi palyginti mažai reikšmės ir yra kaip teksto „klijai“. Išmetus šiuos žodžius, paspartėja analizė ir pagerėja jos rezultatai. Verta pastebėti, kad kai kurios frazės gali būti sudarytos iš atskirai nereikšmingų žodžių, bet būdamos kartu gali turėti prasmę (pvz., „to be or not to be“). Taip pat reikia atkreipti dėmesį, kad skirtingose srityse nereikšmingų žodžių žodynai gali skirtis (pvz., internete žodis „nuoroda“ kur kas dažniau sutinkamas nei kitose srityse ir gali būti laikomas nereikšmingu).

Šiai problemai spręsti įprastai sudaromas arba naudojamas specifinis kalbos ir srities žodynų junginys (angl. *top-word dictionary*). Jeigu nėra galimybės gauti jau sudaryto žodyno, galima jį sugeneruoti iš turimo tekstų rinkinio (žr. sk. 1.2.2.3).

Šią sritį patyrinėsime atlikdami nereikšmingų žodžių pašalinimo eksperimentus trimis skirtingais metodais.

1.2.2.1. Nereikšmingų žodžių sąrašas

Paprastas ir dažniausiai naudojamas metodas iš teksto pašalinti nereikšmingus žodžius yra pasinaudoti iš anksto sudarytu nereikšmingų žodžių sąrašu. Šie sąrašai sudaromi specifinėms kalboms ir sritims. Šiam eksperimentui buvo panaudotas iš anksto sudarytas lietuvių kalbos nereikšmingų žodžių sąrašas[10].

[10] `https://gist.github.com/revelt/01524e76c6e5e0970d2d0fe8797e92ed`

1.2.2.2. Kalbos dalis

Jei nėra galimybės pasinaudoti nereikšmingų žodžių sąrašu, arba reikia sudėtingesnio bei platesnio žodžių atrinkimo, galima pašalinti žodžius pagal tai, kokiai kalbos daliai jie priklauso [Gel09].

Žodžių į kalbos dalis suskirstymui buvo pasinaudota VDU internetiniu morfologiniu anotatoriumi[11] (toliau – anotatorius). Kad anotuoti didelius kiekius tekstų, buvo parašyta programa, kuri komunikuoja su internetine programa ir pateikus tekstą, grąžina jo anotuotą versiją.

Anotuotame tekste kiekvienam žodžiui pateikiama tokia informacija[12]:

- Anotuoto žodžio forma (pvz.: <word=”tikroji”).
- Žodžio formos lema (antraštinis pavidalas, pvz., lemma=”tikras”).
- Morfologinė informacija apie anotuotą žodžio formą (pvz.: type=”bdv., teig, nelygin. l., įvardž., mot. g., vns., V.”/>).

Jei žodis yra morfologiškai daugiareikšmis ir anotatorius negali išspręsti daugiareikšmiškumo, tada pagal nustatymus grąžina arba labiausiai tikėtiną variantą, arba visus galimus variantus apsuptus „<ambiguous>“ žyme. Anotatorius taip pat atpažįsta simbolius, romėniškus skaičius, dalį tikrinių daiktavardžių, akronimas ir sutrumpinimus. Veikimo pavyzdys:
Įvestis:
Tikroji kalbos vartosena atsiskleidžia tik tekste.
Išvestis:

```
 <word="Tikroji" lemma="tikras" type="bdv., teig, nelygin. l., įvardž., mot. g., vns., V."/>
<space/>
<ambiguous>
<word="kalbos" lemma="kalba" type="dkt., mot. g., vns., K."/>
<word="kalbos" lemma="kalba" type="dkt., mot. g., dgs., V."/>
</ambiguous>
<space/>
<ambiguous>
<word="vartosena" lemma="vartosena" type="dkt., mot. g., vns., V."/>
<word="vartosena" lemma="vartosena" type="dkt., mot. g., vns., Įn."/>
</ambiguous>
<space/>
<ambiguous>
<word="atsiskleidžia" lemma="atsiskleisti(-džia,-dė)" type="vksm., teig., sngr., tiesiog. n., es. l., vns., 3
asm."/>
```

[11] `http://donelaitis.vdu.lt/main.php?id=4&nr=7_2`. Egzistuoja ir ne internetinė šio įrankio versija MorfoLema (`http://donelaitis.vdu.lt/main.php?id=4&nr=3`), bet nuoroda jai atsisiųsti neveikia.

[12] Ši programa pati atlieka leksikos analizę, todėl jai buvo pateikti neapdoroti straipsnių tekstai.

```
<word="atsiskleidžia" lemma="atsiskleisti(-džia,-dė)" type="vksm., teig., sngr., tiesiog. n., es. l., dgs., 3
asm."/>
</ambiguous>
<space/>
<ambiguous>
<word="tik" lemma="tikti(-nka,-ko)" type="vksm., teig., nesngr., liep. n., vns., 2 asm."/>
<word="tik" lemma="tik" type="prv., teig., nelygin. l."/>
<word="tik" lemma="tik" type="dll."/>
<word="tik" lemma="tik" type="jng."/>
<word="tik" lemma="tik" status="galimas" type="išt."/>
</ambiguous>
<space/>
<word="tekste" lemma="tekstas" type="dkt., vyr. g., vns., Vt."/>
<sep="."/>
<p/>
```

Kadangi anotatorius sugeba atskirti kokiai kalbos daliai[13] priklauso žodis, buvo nuspręsta pirmiausia palyginti eksperimente naudojamo duomenų rinkinio sandarą su pusiau rankiniu būdu anotuoto teksto sandara [Utk09].

[13] Anotatorius veiksmažodžio bendratį, būdinius, dalyvius, padalyvius, pusdalyvius atskiria nuo kitų veiksmažodžio formų, nurodydamas morfologinę informaciją. Tyrimo metu šios veiksmažodžių formos buvo prijungtos prie veiksmažodžių. Tas pats buvo atlikta ir su tikriniais daiktavardžiais.

2 lentelė. Kalbos dalių ir elementų procentinis pasiskirstymas.
Pirmame stulpelyje – šiame darbe naudotas tekstų rinkinys, antrame – tie patys duomenys tik be neatpažintų („Nežinomų“) žodžių, trečiame – palyginimui panaudoti [VDU] atlikto tyrimo duomenys.

Kalbos dalys ir elementai	Procentais	Procentais, be nežinomų žodžių	Procentais iš [Utk09] tyrimo
Akronimas	0,37%	0,40%	0,25%
Būdvardis	6,14%	6,57%	7,34%
Daiktavardis	35,43%	37,92%	39,38%
Dalelytė	1,79%	1,92%	1,98%
Ištiktukas	0,05%	0,06%	0,01%
Jungtukas	8,40%	9,00%	7,62%
Jaustukas	0,21%	0,22%	0,18%
Nežinomas	6,58%	X	X
Prielinksnis	4,67%	5,00%	4,65%
Prieveiksmis	6,09%	6,52%	6,72%
Romėniški skaičiai	0,13%	0,14%	0,10%
Skaitvardis	1,08%	1,16%	0,96%
Sutrumpinimas	1,38%	1,48%	1,59%
Veiksmažodis	20,15%	21,57%	20,51%
Įvardis	7,52%	8,05%	8,71%

Kadangi dalies žodžių anotatorius nesugebėjo atpažinti ir pažymėjo „nežinomas“, buvo nuspręsta palyginti su jais ir be jų. Abiem atvejais rezultatai buvo labai artimi ir nei viena kalbos dalis neišsiskyrė, todėl šis eksperimentas buvo tęsiamas ir tekstai suklasterizuoti paliekant juose tik būdvardžius, daiktavardžius ir veiksmažodžius (visa kita laikant nereikšmingais žodžiais).

1.2.2.3. Pasikartojimo dažnis ir kiekis

Paprasčiausias ir universaliausias metodas pašalinti nereikšmingus žodžius yra pasinaudoti jų pasikartojimo kiekiais duomenų rinkinyje. Žodis, pasirodantis kiekviename tekste, tampa nevertingu, jeigu norima tekstus suskirstyti į atskiras grupes, bet žodis pasirodo tik viename ar keliuose dokumentuose, tampa sunku jį priskirti grupei (klasteriui).

Dėl tyrimui naudojamo požymių išskyrimo (angl. *feature extraction*) metodo (žr. sk. 1.3), lengvai galima gauti žodžių dažnius tekste ir visame duomenų rinkinyje. Scikit-learn bibliotekos tf-idf realizacija suteikia patogią galimybę atlikti požymių filtravimą pagal jų dažnį. Tam yra skirti du parametrai `max_df` ir `min_df` .

- `max_df` – nustato maksimalų požymio dažnį. Jei parametrui suteikiamas slankiojo kablelio skaičius (nuo 0.0 iki 1.0 imtinai, atitinka 0% – 100%), tai yra traktuojama kaip proporcija, o

jei suteikiamas sveikasis skaičius, tai traktuojama kaip absoliutus kiekis. Numatyta reikšmė lygi 1.0.

- `min_df` – nustato minimalų požymių dažnį. Galimos parametro reikšmės tokios pat kaip ir `max_df`. Numatyta reikšmė lygi 1.

Pasikartojimo dažniui išbandyti buvo atlikti du eksperimentai. Pirmame eksperimente buvo išbandyti skirtingi minimalūs požymių pasikartojimo kiekiai, nustatant `min_df` su reikšmėmis 2, 3 …10. Antrame eksperimente buvo išbandytos skirtingos maksimalios požymių pasikartojimo proporcijos, nustatant `max_df` su reikšmėmis 0.9, 0.8, …0.1.

1.2.3. Morfologinė analizė

Žodžiai gali turėti daug skirtingų morfologinių formų, bet duomenų analizės atveju, jos dažnai nėra reikšmingos. Todėl kaip ir aptariant ankstesnius teksto parengimo metodus, taip ir šiuo atveju, naudinga supaprastinti tekstų žodyną. Šiai problemai išspręsti yra sukurta daug skirtingų metodų, bet jie visi bando rasti balansą tarp realizacijos sudėtingumo, veikimo greičio ir tikslumo. Taip pat skirtingoms kalboms reikia skirtingo sudėtingumo metodų. Kai kurioms kalboms tai vis dar neišspręsta problema ir aktyviai tyrinėjama sritis (pvz., arabų ir hebrajų kalbos). Bendrai visus morfologinius analizatorius galima suskirstyti į dvi grupes, kurios buvo palygintos eksperimentais.

1.2.3.1. Kamienų atskyrimas

Kamieno atskyrimo programos (angl. *stemmer*) – išgauna žodžių kamienus. Egzistuoja keli realizacijos būdai:

- Paremti taisyklėmis ir išimčių žodynu. Kokybiškai sistemai sukurti taisyklių parengimas ir visų išimčių išrinkimas reikalauja daug žmogiškųjų išteklių, todėl tokios sistemos yra sukurtos tik populiarioms ir paprastoms kalboms.

- Paremti tikimybėmis. Pirmiausia šiuos algoritmus reikia apmokyti, kaip atpažinti kalbos dalis su iš anksto anotuotais tekstais. Tada algoritmas sugeba su tikimybe nuspėti, kuriai kalbos daliai priklausytų žodis ir pagal tai parenka kaip išgauti žodžio kamieną.

Kamienų išgavimo eksperimentui buvo panaudota Snowball[14] programa su Lietuvių kalbos taisyklėmis[15]. Veikimo pavyzdys:

Įvestis:

Tikroji kalbos vartosena atsiskleidžia tik tekste.

Išvestis:

tikr kalb vartosen atsiskleid tik tekst.

[14] `https://snowballstem.org/`

[15] `https://github.com/snowballstem/snowball/blob/master/algorithms/lithuanian.sbl`

1.2.3.2. Lemavimas

Lemuokliai (angl. *lemmatizer*) – išgauna pirmines žodžių formas (lemas). Tai kur kas sudėtingesnė problema, nei kamieno atskyrimas. Dažnai reikia žinoti kokiame kontekste buvo panaudotas žodis, kad nustatytume kuriai kalbos daliai jis priklauso ir galėtume teisingai išgauti pirminę formą. Tačiau žodžiai gauti lemuoklio pagalba yra aiškesni, negu tik žodžių kamienai. Taip pat lemuoklis grąžina labiau praretintą duomenų rinkinio žodyną, sujungdamas žodžius su skirtingais kamienais. Pavyzdžiui, lemuoklis gavęs žodžius „yra“, „esu“, „buvo“ grąžintų žodį „būti“.

Lemavimui išbandyti buvo panaudotas morfologinis anotatorius 1.2.2.2. Veikimo pavyzdys:
Įvestis:
Tikroji kalbos vartosena atsiskleidžia tik tekste.
Išvestis:
tikras kalba vartosena atsiskleisti tik tekstas

1.2.3.3. N-gramos

Jeigu nėra galimybės pasinaudoti kamienų išgavimo arba lemavimo įrankiais, prasminga pabandyti suskaidyti tekstą į simbolines[16] n-gramas (angl. *character n-grams*), kurių pagalba galima išgauti artimus ar net geresnius rezultatus. N-gramos, tai gretimų elementų sekos iš teksto. Pavyzdžiui, žodžio „tekstas“ 4-grama būtų: „teks“, „ekst“, „ksta“, „stas“. Daugumai europietiškų kalbų geriausiai tinka $n = 4$ [MNM08].

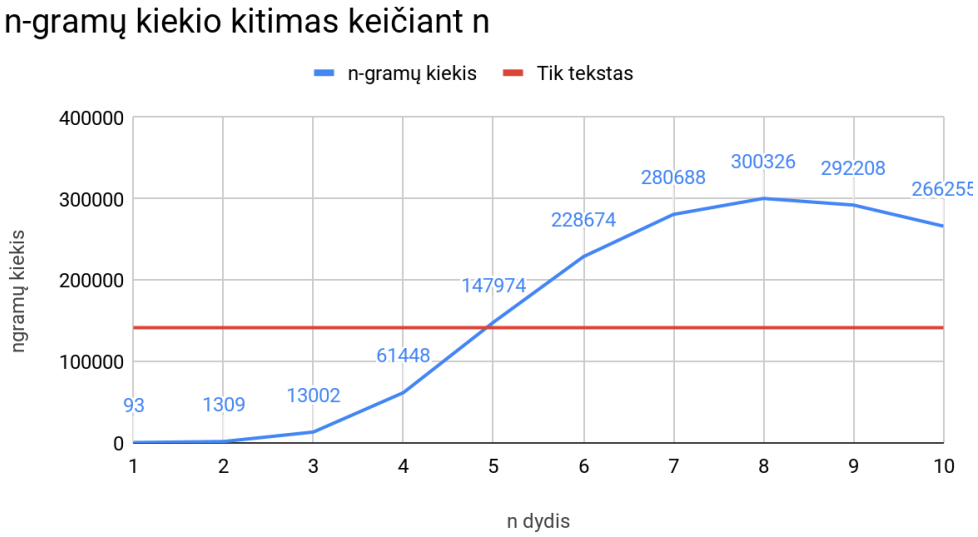
Scikit-learn bibliotekoje n-gramos realizuotos požymių išskyrimo etape (šiuo atveju tf-idf). Yra du parametrai atsakingi už n-gramų veikimą:

- `analyzer` – nustato kaip bus skaidomas tekstas ir iš ko sudaryti požymiai. Šis parametras priima teksto eilutę (angl. *string*) su vienu iš trijų galimų parametrų („word“, „char“, „char_wb“) arba funkciją. Numatyta reikšmė „word“.
  - „word“ – reiškia, kad tekstas bus skaidomas į atskirus žodžius ir n-gramos bus sudarytos iš n žodžių (šis parametras tinkamas, jeigu analizuojame frazes).
  - „char“ – reiškia, kad tekstas bus skaidomas į atskirus ženklus (angl. *character*). Pavyzdžiui, eilutės „ir iš” 3-gramos bus: „ir “, „r i“, „ iš“.
  - „char_wb“ – kaip „char“, bet sudaro n-gramas tik iš ženklų, esančių žodžio ribose, o n-gramos, esančios ties riba, yra užpildytos (angl. *padded*) tarpo ženklais. Pavyzdžiui, eilutės „ir iš” 3-gramos bus: „ ir“, „ir “, „ iš“, „iš “. Užpildymas tarpo ženklais atskiria ar n-grama yra žodžio pradžioje, ar pabaigoje.
  - funkcija – taip pat galima nurodyti savo parašytą funkciją, kuri atlieka skaidymą.

[16] Skaidyti galima ne tik pagal simbolius, bet ir žodžius, fonemas ar kitaip, priklausomai nuo pritaikymo srities.

- `ngram_range` – nustato n-gramų n reikšmes. Šis parametras priima seką (angl. *tuple*), sudarytą iš dviejų sveikųjų skaičių (min_n, max_n). Šie skaičiai nurodo apatines ir viršutines n reikšmių intervalo ribas imtinai.

Eksperimento su n-gramomis **analyzer** parametrui buvo parinkta reikšmė „char_wb“, nes ji buvo artimiausia kituose tyrimuose naudotiems metodams. **Ngram_range** parametrui abi sekos reikšmės buvo nustatomos vienodos, nuo 1 iki 5. Reikšmės didesnės nei 5 nebuvo pasirinktos, nes jau su ja požymių kiekis pasiekė 147974 ir viršijo neapdoroto straipsnio požymių kiekį –141331. Su reikšme 6 požymių kiekis būtų išaugęs iki 228674 ir klasterizavimui prireiktų kur kas didesnių skaičiavimo resursų.



1 pav. N-gramų (požymių) kiekis su n reikšmėmis nuo 1 iki 10.
Horizontali linija – tai neapdoroto teksto požymių kiekis. Kai n = 1, n-gramų net 93 (nors lietuvių kalboje tėra 32 unikalios raidės), nes tekstuose yra raidžių iš kitų kalbų abėcėlių.

1.3. Požymių išskyrimas

Norint atlikti tekstinių duomenų analizę su dauguma klasterizavimo metodų, pirmiausia tekstai turi būti pateikiami skaitine išraiška, todėl iškyla problema, kaip tinkamai paversti tekstinius duomenis į skaitinius. Nors yra daugybė požymių išskyrimo (angl. *feature extraction*) metodų, bet geriausiai naudoti tuos, kurie pritaikyti duomenims [ATL13]. Populiariausias tekstiniams duomenims skirtas metodas yra tf-idf (angl. *term frequency-inverse document frequency*). Jis yra sudarytas iš dviejų metodų:

- Terminų dažnis (angl. *term frequency*) – suskaičiuoja kiek kartų žodis pasirodė visame dokumentų rinkinyje.

$$\mathrm{tf}(t,d) = f_{t,d}$$

- Atvirkštinis dokumentų dažnis (angl. *inverse document frequency*) – išmatuoja kiek dažnas yra žodis tarp visų dokumentų. Retesniems žodžiams suteikiama didesnė reikšmė.

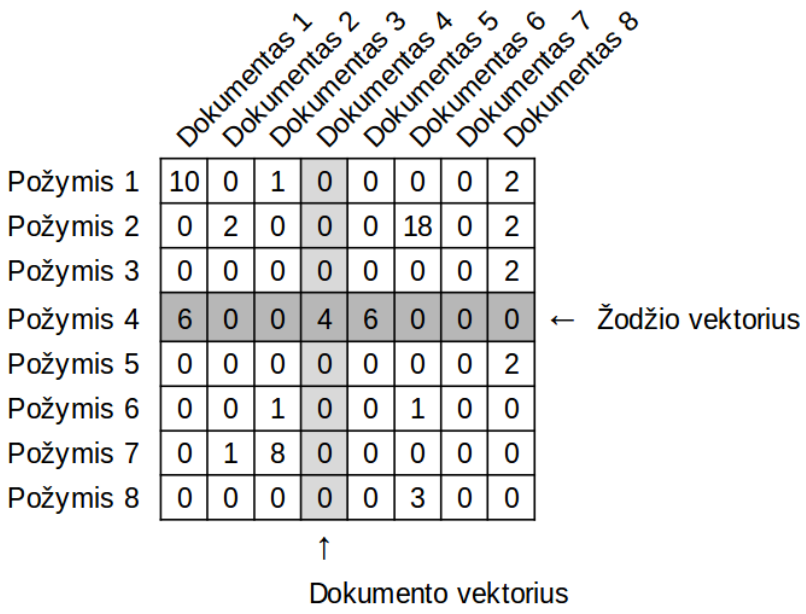
$$\text{idf}(t, D) = \log \frac{N}{|\{d \in D : t \in d\}|}$$

Sujungus šiuos metodus gauname:

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

Iš tf-idf apibrėžimo seka kelios savybės:

- Didžiausi svoriai priskiriami terminams, kurie dažnai pasirodo mažoje dokumentų grupėje.
- Daugumoje dokumentų pasirodantys žodžiai turės mažesnius svorius.



2 pav. Vektorinės erdvės modelio vizualizacija
Eilutės – žodžių vektoriai, stulpeliai – dokumentų vektoriai.
Šaltinis: [MCS14]

1.4. Klasterizavimo metodai

Klasterizavimas tai viena iš neprižiūrimo mokymosi (angl. *unsupervised learning*) sričių. Jos tikslas – sugrupuoti duomenis į klasterius, neturint išankstinės informacijos kaip jie turėtų atrodyti.

Atstumas – visų pirma, turime apibrėžti atstumo tarp analizuojamų objektų (duomenų) matą. Yra sukurta daugybė skirtingų matų ir dažnai jų parinkimas priklauso nuo to, kokius duomenis analizuojame. Ankstesniuose žingsniuose tekstiniai duomenys buvo paversti į skaitmeninius duomenis, todėl galima panaudoti daugumą populiarių matų.

Šiame skyriuje aptarsime keturis, populiarius [WKQ+08] ir skirtingai veikiančius, klasterizavimo metodus[17]:

- **K-vidurkių** (angl. *k-means*, toliau – KV) – šis metodas sukuria k centroidų, kurie atitinka klasterio objektų reikšmių vidurkį. Tada iteratyviai vis tikslinama, kurie objektai kuriam centroidui turėtų priklausyti ir kokioje padėtyje turėtų būti patys centroidai. Kai skirstymas stabilizuojasi, turime sudarytus klasterius.

- **Lūkesčių-maksimizavimo** (angl. *expectation–maximization*, toliau – LM) – veikimo principas labai panašus į KV metodą, tik vietoje centroidų naudojami Gauso pasiskirstymai. Dėl to sudaryti klasteriai nėra griežti ir kiekvienas objektas priklauso visiems klasteriams su tikimybe.

- **Hierarchinis** (angl. *hierarchical*) – skirtingai nei ankstesni metodai, šis sugeneruoja ne atskirus klasterius, bet klasterių hierarchiją. Dėl to galime duomenyse atrasti kur kas sudėtingesnes struktūras. Bet šis metodas reikalauja, kad apibrėžtume kaip matuojami atstumai ne tik tarp objektų, bet ir tarp klasterių. Trys populiarūs būdai yra šie:

  - Tolimiausio kaimyno (angl. *furthest neighbor arba complete link*) – atstumas tarp tolimiausių objektų atskiroje poroje klasterių.
  - Vidutinių atstumų (angl. *average link*) – vidutinis atstumas tarp visų įmanomų objektų atskiroje poroje klasterių.
  - Ward metodas – atstumas tarp klasterių centroidų.

- **DBSCAN** (angl. *density-based spatial clustering of applications with noise*) – metodas kurdamas klasterius, remiasi objektų tankiu. Objektai, kurie turi šalia savęs pakankamai kaimyninių objektų, virsta klasteriais ir plečiasi kol surenka visus pakankamai tankius kaimyninius objektus. Šis metodas sėkmingai ignoruoja triukšmą, laikydamas jį nepakankamai tankia zona. Taip pat gali sudaryti sudėtingos formos klasterius, vienas klasteris gali net pilnai apsupti kitą.

Be šių yra dar daugybė skirtingų klasterizavimo metodų ir modifikacijų. Nėra vieno geriausio universalaus metodo, kiekvienas iš jų turi privalumų ir trūkumų, todėl reikia parinkti metodą, atsižvelgus į turimus duomenis ir norimus gauti rezultatus. Buvo atliktas tarpinis eksperimentas ir nustatyta, kurie iš šių metodų būtų tinkamiausi tekstų klasterizavimui[18].

[17] Klasterizavimo metodai buvo detaliau aprašyta kursiniame darbe `https://github.com/Kablys/Kursinis/blob/master/kursinis.pdf`

[18] Detaliai šis eksperimentas buvo aprašytas kursiniame projektiniame darbe `https://github.com/Kablys/Projektinis/blob/master/kursinis.pdf`

1.4.1. Metodų parinkimas

Rengiant tekstinių duomenų rinkinį klasterizavimui buvo atlikti šie žingsniai:

- Panaudoti straipsnių tekstai kaip duomenų šaltinis.
- Atliktas teksto filtravimas: leksinė analizė, naudojant sąrašą pašalinti nereikšmingi žodžiai, išgauti žodžių kamienai.
- Išskirti požymiai, panaudojus tf-idf metodą.

Atlikus šiuos žingsnius, buvo gauta 4058×47581 dydžio matrica (4058 – atskiri dokumentai, 47581 – požymiai). Deja, ši matrica buvo per didelė porai metodų (LM ir hierarchinio jungiamojo), todėl buvo pasinaudota „max_features“ parametru ir palikta pusė požymių (23790). Klasterizavimas buvo atliktas su „Sci-kit learn“ biblioteka, klasterizavimo metodams buvo nustatyti šie parametrai:[19]

- **K-vidurkių**
  - `n_clusters` – šis parametras nurodo, kiek klasterių ir tuo pačiu kiek centroidų k bus sudaryta. Kadangi straipsniai buvo parinkti iš 5 kategorijų, todėl šis parametras taip pat buvo nustatytas 5.
  - `init` – centroidų inicijavimo metodas. Pasirinktas k-means++.
  - `n_init` – ši KV realizacija lokalaus maksimumo problemą sprendžia pakartotinai paleidžiant metodą ir šis parametras nurodo kiek kartų tai bus atlikta. Šiuo atveju palikta numatyta reikšmė – 10.
  - `max_iter` – kiek iteracijų atlikti, palikta numatyta reikšmė – 300.
  - `random_state` – KV veikimui reikalingos atsitiktinės reikšmės, todėl norint rezultatus padaryti deterministinius, galima nurodyti atsitiktinumo inicializavimo reikšmę (angl. *random seed*). Kad rezultatai tarp skirtingų bandymų išliktų stabilūs ir nepriklausytų nuo atsitiktinumo, nustatyta inicializavimo reikšmę – 42.
- **Lūkesčių-maksimizavimo**
  - `n_components` – atitinka KV parametrą *n_clusters*.
  - `n_init, max_iter, random_state` – reiškia tą patį kaip ir KV parametrai. `n_init, max_iter` buvo paliktos numatytos reikšmės, atitinkamai 1 ir 100, `random_state` nustatyta – 42.
- **Hierarchinis**

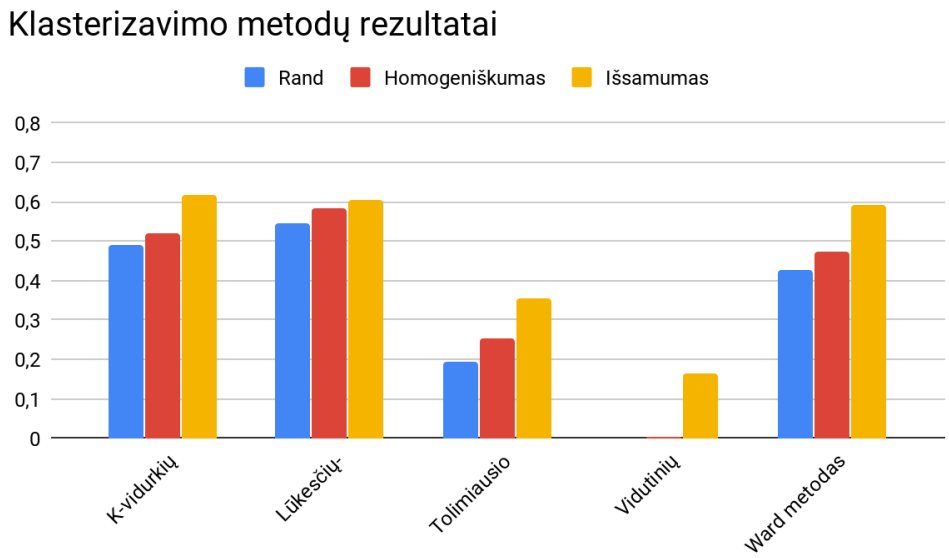
[19] Sci-kit learn bibliotekoje kiekvienam klasterizavimo metodui yra realizuoti skirtingi atstumo matai, todėl buvo nuspręsta palikti numatytas atstumo mato parametrų reikšmes.

  - `n_clusters` – atitinka KV parametrą.
  - `linkage` – nurodo atstumo matavimo / jungimo metodą. „Sci-kit learn“ bibliotekos palaikomi: tolimiausio kaimyno, vidutinių atstumų ir Ward metodai. Buvo išbandyti visi šie trys metodai.

- **DBSCAN** – šiam metodui neįmanoma nurodyti grąžinamo klasterių skaičiaus, reikia papildomai reguliuoti šiuos parametrus:

  - `eps` - maksimalus atstumas iki kaimyno. Buvo išbandytos reikšmės nuo 0.6 iki 1.3. Mažesnės reikšmės visus duomenis priskirdavo triukšmui, didesnės – visus duomenis priskirdavo vienam klasteriui.
  - `min_samples` – minimalus kaimynų kiekis. Buvo išbandytos reikšmės nuo 3 iki 8. Mažesnės reikšmės nėra teoriškai prasmingos naudoti, o kuo reikšmė didesnė, tuo klasterių kiekis ir dydžiai mažesni. Be to, tyrimo rezultatai parodė, kad išbandyti didesnes reikšmes, netikslinga.

Klasteriai buvo įvertinti 4 skirtingais būdais, kurie detaliau bus aptarti 1.5 skyriuje. 3 diagrama parodo klasterizavimo metodų rezultatus, įvertintus naudojant išorinius kokybės vertinimo kriterijus.



3 pav. Klasterizavimo metodų rezultatai įvertinti naudojant išorinius kriterijus

Įvertinus sudarytų klasterių kokybę, buvo išsiaiškinta, kad:

- Mažiausiai tinkamas DBSCAN metodas, nes eksperimento metu buvo gauti prasčiausi rezultatai ir reikalavo daugiausia parametrų reguliavimo. Nepavyko gauti prasmingo dydžio klasterių be triukšmo, todėl nebuvo galima panaudoti išorinio vertinimo kriterijų.

- Praktiškai tokie pat prasti rezultatai gauti naudojant hierarchinį vidutinių atstumų metodą.
- Hierarchinis tolimiausio kaimyno metodas pasirodė truputį geriau, bet didžioji dalis duomenų pateko į vieną klasterį.
- Ward metodas pateikė pakankamai gerus rezultatus.
- Dėl rezultatų interpretavimo paprastumo ir geros jų kokybės KV ir LM metodai geriausiai tinka lietuviškiems tekstiniams duomenims klasterizuoti.

Atsižvelgus į tarpinio eksperimento rezultatus, buvo nuspręsta šio darbo pagrindiniame tyrime naudoti KV, LM ir Ward klasterizavimo metodus[20] su tokiais pat parametrais. Buvo panaudoti trys skirtingi metodai, nes šių klasterizavimo metodų rezultatai yra dalinai priklausomi nuo atsitiktinumo, todėl norėjosi būti įsitikinus, kad gauti rezultatai nėra tik atsitiktinumas.

1.5. Kokybės vertinimas

Visi klasterizavimo metodai turi bendrą silpnybę – jų paskirtis atrasti duomenų struktūras, tačiau jie gali atrasti jas ir tais atvejais, kai duomenyse nėra jokių struktūrų. Todėl klasterizavimo kokybės įvertinimas (angl. *evaluation*) yra vienas svarbiausių klasterizavimo proceso etapų. Jo metu gauti rezultatai parodo ar objektai (duomenys) buvo teisingai sugrupuoti į klasterius be išankstinės informacijos apie grupes. Egzistuoja 4 kriterijai klasterizavimo rezultatų kokybei įvertinti:

1. **Vidiniai** (angl. *internal*) kriterijai kokybę vertina lygindami objektų vienoduose klasteriuose panašumą ir jų skirtumus skirtinguose klasteriuose. Deja, šio tipo kriterijai nėra universalūs, skirtingiems klasterizavimo metodams reikia parinkti skirtingus vidinius kriterijus.
2. **Išoriniai** (angl. *external*) kriterijai kokybę vertina lygindami gautus klasterius su jau iš anksto žinomomis duomenų klasėmis. Taigi, šiuo atveju vertiname neprižiūrimo mokymosi metodus, naudodami prižiūrimam mokymuisi skirtus duomenis. Nors labai tikėtina, kad neprižiūrimo mokymosi metodu sugeneruoti rezultatai bus blogesni, bet tai vis tiek labai vertingas vertinimo metodas. Tačiau svarbu atkreipti dėmesį, kad duomenis dažnai galima sugrupuoti keliais skirtingais būdais ir su duomenimis atėjusios etiketės (angl. *labels*) nebūtinai yra vienintelis galimas variantas.
3. **Rankiniai** (angl. *manual*) kriterijai, kai kokybė yra vertinama žmogaus. Praktikoje tokiu būdu visų sudarytų klasterių vertinimas užimtų labai daug laiko. Todėl dažniausiai vertintojui duodama pora objektų ir klausiama, ar jie turėtų būti kartu, ar atskirai. Surinkę pakankamai rezultatų iš vertintojų, palyginame su rezultatais, gautais taikant klasterizavimo algoritmą. Taip pat šiuo atveju galima taikyti duomenų vizualizaciją, deja tai tampa ypač sudėtinga su didelės apimties duomenimis (tekstiniais dokumentais).

[20] Šio tyrimo metu panaudoti visi minėti klasterizavimo metodai, bet jie pasirodė taip pat prastai kaip ir tarpiniame eksperimente, todėl aptariant šio darbo rezultatus, nebus minimi.

4. **Netiesioginiai** (angl. *indirect*) kriterijai įvertina ar klasterizavimas yra vertingas žingsnis, didesnės problemos sprendimui (pvz., klasterizavimas naudojamas vaizdų atpažinimui kaip tarpinis žingsnis matmenų kiekiui sumažinti). Todėl galime stebėti didesnės problemos sprendimo rezultatus su skirtingais klasterizavimo metodais (ar jų parametrais) ir parinkti tinkamiausią metodą.

Eksperimente naudosime 3 išorinius kriterijus:

1. **Rand indeksas** (toliau Rand) [Ran71] – teisingai suklasterizuotų objektų dalis:

$$Rand = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

3 lentelė. Klasterių kokybės vertinimas

	Priklauso klasei	Nepriklauso klasei
Priskirtas klasteriui	Teisingai priskirtas (angl. *true positive*) (TP)	Neteisingai priskirtas (angl. *false positive*) (FP)
Nepriskirtas klasteriui	Neteisingai nepriskirtas (angl. *false negative*) (FN)	Teisingai nepriskirtas (angl. *true negative*) (TN)

2. **Homogeniškumas** (angl. *homogeneity*) [RH07] – kiekvienam klasteriui priklauso objektai tik iš vienos klasės:

$$h = 1 - \frac{H(C|K)}{H(C)}$$

$$H(C) = -\sum_{c=1}^{|C|} \frac{n_c}{n} \cdot \log\left(\frac{n_c}{n}\right)$$

$$H(C|K) = -\sum_{c=1}^{|C|}\sum_{k=1}^{|K|} \frac{n_{c,k}}{n} \cdot \log\left(\frac{n_{c,k}}{n_k}\right)$$

kur n – bendras objektų kiekis,
n_c, n_k – objektų kiekis, priklausantis klasei c ir objektų kiekis priskirtas klasteriui k,
$n_{c,k}$ – objektų, priklausančių klasei c ir priskirtų klasteriui k, kiekis.

3. **Išsamumas** (angl. *completeness*) [RH07] – visi klasės objektai priklauso tik vienam klasteriui.

$$c = 1 - \frac{H(K|C)}{H(K)}$$

Specifiniais atvejais homogeniškumo ir išsamumo kriterijai gali gerai įvertinti blogus klasterius. Pavyzdžiui, suklasterizavimą, kuriame kiekvienas objektas turi po atskirą klasterį, homogeniškumo kriterijus įvertins tobulai. Iš kitos pusės, jeigu visi objektai pateks į vieną klasterį, išsamumo kriterijus jį irgi įvertins tobulai. Nors šie kriterijai turi trūkumų, bet kartu jie suteikia daug informacijos apie klasterių savybes.

Be šių kriterijų, tarpiniame eksperimente (žr. sk. 1.4.1) rezultatų kokybė dar buvo vertinta ir su keletu kitų būdų, kuriuos galima būtų laikyti rankiniais kriterijais:

- Sudarytų klasterių dydžiai – paprasčiausias vertinimo būdas, nes kiekvienai kategorijai priklauso panašus kiekis duomenų, todėl vien tik stebint sudarytų klasterių dydžius, galima spręsti apie jų kokybę. Pavyzdžiui, jeigu didžioji dalis duomenų pateko į vieną klasterį, tai galime iš karto nuspręsti, kad rezultatai nebus geri ir nekreipti dėmesio į kitus vertinimo metodus. Vertinant DBSCAN metodo rezultatus pakako tik šio vertinimo būdo.

- Geriausiai klasterius atitinkančių požymių lentelė (toliau – požymių lentelė). KV ir LM klasterizavimo metodai leidžia paprastai surasti klasterių centrus, todėl galime sužinoti, kurie požymiai geriausiai atitinka klasterius. Kiekvienam klasteriui buvo atspausdinta po 10 požymių;

- Sumišimo matrica (angl. *confusion matrix*) – pavaizduoja kiek kurios kategorijos straipsnių pateko į kurį klasterį.

Kur buvo prasminga, rezultatai buvo papildomai palyginti, atlikus klasterių perrikiavimą[21]. Nors šio darbo tyrime buvo išbandyti visi vertinimo būdai, darbe nuspręsta pasinaudoti išoriniais kriterijais, požymių lentelėmis ir papildomai stebėti požymių kiekį.

[21] Perrikiavimas veikia taip: kiekvienam klasteriui priskiriamas naujas indeksas pagal tai, kuriai kategorijai daugiausia jo elementų priklauso. To pasekoje, klasteriai gali būti sujungti į vieną (tai ypač svarbu, jei klasterių skaičius būtų didesnis nei kategorijų).

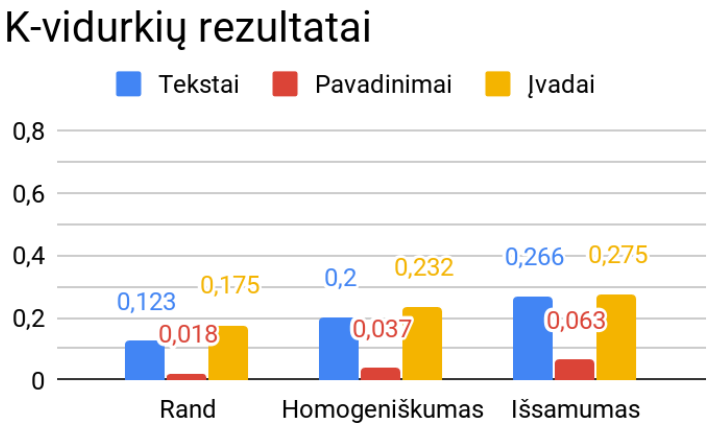
2. Eksperimentinio tyrimo rezultatai

Šiame skyriuje aptarsime tyrime atliktų šešių eksperimentų rezultatus. Pirmame eksperimente buvo palyginti duomenų šaltiniai, trijuose – nereikšmingų žodžių pašalinimo metodai, o likusiuose dviejuose – morfologinės analizės metodai. Nors įprastai atliekant klasterizavimo tyrimą filtravimo metodai yra kombinuojami, šiuose eksperimentuose jie bus išbandyti atskirai vienas nuo kito.

Visų tyrimų duomenys buvo suklasterizuoti k-vidurkių, lūkesčių-maksimizavimo ir Ward metodais. Eksperimentų metu gauti klasterizavimo rezultatai buvo įvertinti naudojant išorinius kokybės vertinimo kriterijus[22], požymių kiekį, požymių lenteles[23] ir remtasi asmenine patirtimi[24], įgyta pasiruošiant ir atliekant šiuos eksperimentus.

Dalis eksperimentų, pareikalavusių daugiausia operatyviosios atminties (angl. *RAM*), buvo atlikta naudojantis MIF paskirstytų skaičiavimų tinklu[25].

2.1. Duomenų šaltinių palyginimas



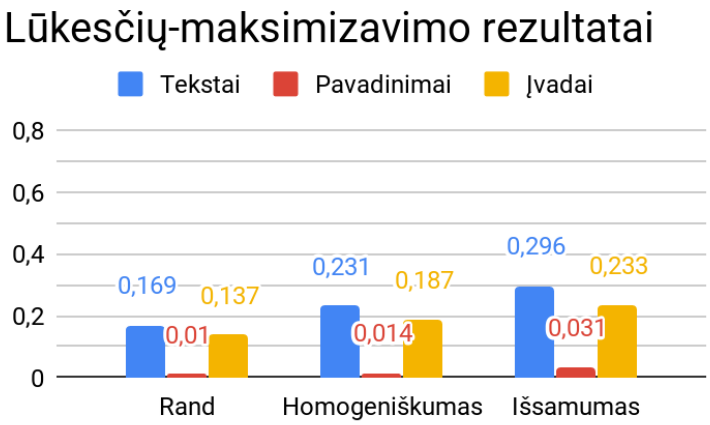
4 pav. Duomenų šaltinių, suklasterizuotų KV metodu, išoriniai kriterijai

[22] Šie rezultatai pateikiami stulpelių diagramoje. Nors naudojamų išorinių kriterijų galimų reikšmių intervalai yra [-1; 1], bet diagramos yra nuo 0 iki 0,8, nes į šį intervalą pateko visi rezultatai.

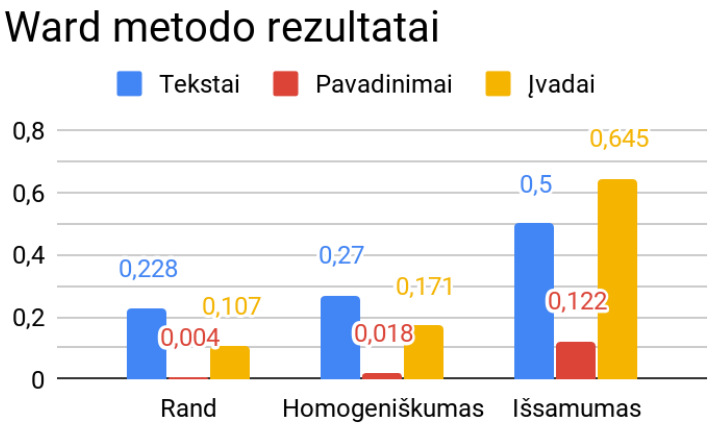
[23] Dėl didelio rezultatų kiekio pagrindiniame tekste pateikiamos tik požymių lentelės, kurios aiškiausiai atspindi rezultatus, pilnus rezultatus galima rasti `https://github.com/Kablys/Bakalaurinio-experiment`

[24] Vertinant metodų realizavimo sudėtingumą, pritaikymą kitose srityse ir kitoms kalboms, galimybę kombinuoti su kitais metodais.

[25] `https://mif.vu.lt/cluster/`



5 pav. Duomenų šaltinių, suklasterizuotų LM metodu, išoriniai kriterijai



6 pav. Duomenų šaltinių, suklasterizuotų Ward metodu, išoriniai kriterijai

4 lentelė. Požymių kiekis skirtinguose duomenų šaltiniuose.

Eksperimentas	Tekstai	Pavadinimai	Įvadai
Požymių kiekis	141331	13987	32069

5 lentelė. Straipsnių tekstų, suklasterizuotų KV metodu, požymių lentelė

Klasteris 0	ir min lietuvos po vietą sek su tšk komanda iš
Klasteris 1	ir kad yra su iš buvo tai automobilių ar kaip
Klasteris 2	ir min lietuvos po vietą sek su tšk komanda iš
Klasteris 3	ir kad tai yra su bet ar labai kaip buvo
Klasteris 4	proc ir eurų mln tūkst kad iki jav dolerių metų

6 lentelė. Straipsnių pavadinimų, suklasterizuotų KV metodu, požymių lentelė

Klasteris 0	automobilių kas naują vokietijos naudotų po ataskaita specialistų kilometrų tūkst
Klasteris 1	su kad ir tai apie iš dėl kaip eksperimentą mokslininkai
Klasteris 2	kaip iš dėl apie lietuvoje ar metų dar už po
Klasteris 3	ir apie iš už tik pasaulio savo kaip dėl lietuvoje
Klasteris 4	lietuvos čempionato rinktinė metų čempionate ir ledo iš europos balso

7 lentelė. Straipsnių įvadų, suklasterizuotų KV metodu, požymių lentelė

Klasteris 0	bild auto su kiekvieną sporto žurnalu pastabą smulkiausias ilgalaikiais atliekamais
Klasteris 1	ir kad ne ar tik yra gali bet tai tačiau
Klasteris 2	lietuvos futbolo čempionato lygos ir pasaulio metų europos čempionate ledo
Klasteris 3	ir automobilių metų nuo eurų lietuvos proc pranešime rašoma žiniasklaidai
Klasteris 4	ir iš savo su buvo lietuvos jau metų po apie

Pirmame eksperimente buvo išbandyti skirtingi duomenų šaltiniai. Iš aukščiau pateiktų rezultatų matome, kad straipsnių pavadinimai, kaip duomenų šaltinis, visuose eksperimentuose pasirodė labai prastai. Rezultatai buvo beveik tokie pat prasti kaip atsitiktinai parinkus kuriam klasteriui priklauso dokumentas (atsitiktinis suklasterizavimas grąžintų Rand, homogeniškumo ir išsamumo reikšmes lygias 0). Vienintelė išimtis – išsamumo kriterijaus rezultatai buvo šiek tiek geresni. Kaip matyti ir iš kitų eksperimentų, išsamumo kriterijus dažnai turėjo aukščiausias reikšmes, palyginti su kitais kriterijais (ypač kai naudojamas Ward metodas). Iš to galima teigti, kad skirtingos kategorijos yra sujungiamos į vieną klasterį[26]. Prastus rezultatus taip pat galima įžvelgti ir 6 požymių lentelėje, tik klasteris 4 ryškiai sudarytas iš sporto kategorijos žodžių. Pavadinimai gerai pasirodė tik vienu atžvilgiu – požymių kiekiu. Jų straipsnių pavadinimai turėjo net 10 kartų mažiau, nei straipsnių tekstai. Atlikę šį eksperimentą išsiaiškinome, kad straipsnių pavadinimai yra netinkamas duomenų šaltinis klasterizavimui. Tam gali būti daug priežasčių: per mažas požymių kiekis, straipsnių pavadinimais siekiama skaitytojus sudominti, o ne informuoti.

Tuo tarpu straipsnių įvadų, suklasterizuotų su KV metodu, rezultatai buvo net geresni, nei klasterizuojant straipsnių tekstus. Klasterizuojant kitais dviem metodais, rezultatai buvo blogesni. Deja, iš požymių lentelės vėl buvo galima atskirti tik sporto kategoriją, o klasterio 1 rezultatus sudarė vien nereikšmingi žodžiai. Tačiau įvadai turėjo beveik 4,5 karto mažiau požymių, nei straipsnių tekstai. Visa tai apibendrinus, galima daryti išvadą, kad straipsnių įvadai yra vertingas duomenų šaltinis klasterizavimui ir verti papildomų eksperimentų.

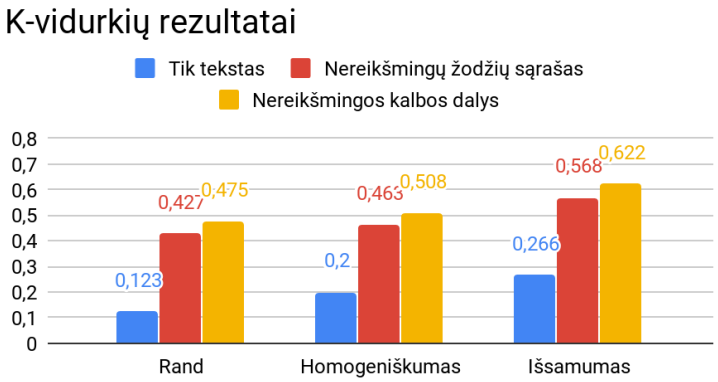
Straipsnių tekstai pasirodė geriausiai. Vertinant klasterizavimo rezultatus su išoriniais kriterijais, dviem iš trijų atvejų, tekstai pasirodė geriausiai. Požymių lentelėje galima įžvelgti, kad klasteriai 0 ir 2 yra apie sportą, 1 – apie automobilius ir 4 yra apie verslą. Deja, klasteris 3 buvo sudarytas iš nereikšmingų žodžių (kitoje grupėje eksperimentu bus išbandyti metodai, kurie gali padėti su tuo

[26]Taip pat tam įtakos turi perrikiavimas, kaip buvo paminėta 1.5 skyriuje.

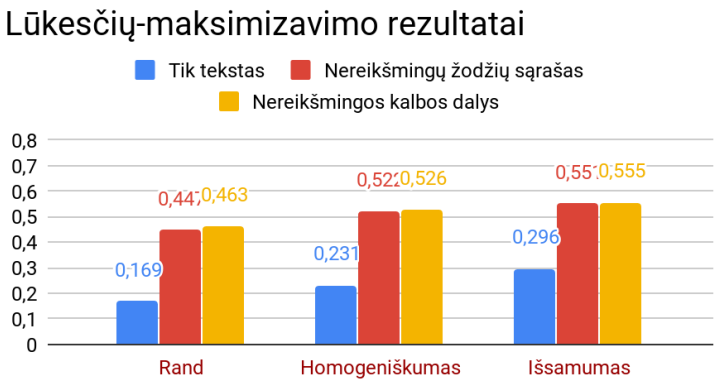
susitvarkyti). Tekstai turėjo daugiausia požymių, jų rezultatai buvo geriausi, todėl buvo laikomi tinkamiausiu šaltiniu ir bus naudojami kituose eksperimentuose (didelis požymių kiekis net padės, nes leis lengviau atskirti, kurie metodai sėkmingai mažina požymių kiekį tekstinių duomenų rinkinyje).

2.2. Nereikšmingų žodžių pašalinimas

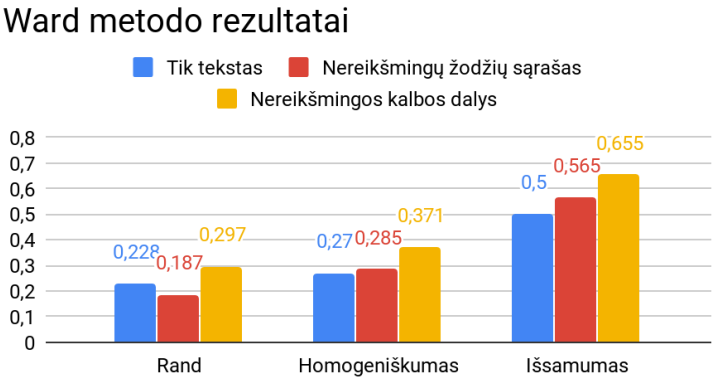
2.2.1. Nereikšmingų žodžių sąrašas ir kalbos dalis



7 pav. Nereikšmingų žodžių, pašalintų naudojant sąrašą ir kalbos dalis, su KV metodu sudarytų klasterių, išoriniai kriterijai



8 pav. Nereikšmingų žodžių, pašalintų naudojant sąrašą ir kalbos dalis, su LM metodu sudarytų klasterių, išoriniai kriterijai



9 pav. Nereikšmingų žodžių, pašalintų naudojant sąrašą ir kalbos dalis, su Ward metodu sudarytų klasterių, išoriniai kriterijai

8 lentelė. Požymių kiekis naudojant skirtingus nereikšmingų žodžių pašalinimo metodus

Eksperimentas	Tik tekstas	Nereikšmingų žodžių sąrašas	Nereikšmingos kalbos dalys
Požymių kiekis	141331	141031	79916

9 lentelė. Nereikšmingų žodžių, pašalintų naudojant sąrašą, su KV metodu sudarytų klasterių, požymių lentelė

Klasteris 0	proc eurų mln yra tūkst darbo metų es lietuvos buvo
Klasteris 1	yra buvo labai gali jau metų jos jų jie metu
Klasteris 2	min rungtynių komanda lygos rungtynes komandos lygoje lietuvos buvo futbolo
Klasteris 3	automobilių eismo transporto automobilio yra iphone automobilis automobilį bus gali
Klasteris 4	sporto lietuvos sek pasaulio plaukimo ralio europos buvo vieta lenktynių

10 lentelė. Nereikšmingų žodžių, pašalintų naudojant kalbos dalis, su KV metodu sudarytų klasterių, požymių lentelė

Klasteris 0	rungtynių komanda lygos rungtynes komandos lygoje taškų minutę lietuvos pelnė
Klasteris 1	sporto lietuvos sek pasaulio buvo ralio lenktynių metų varžybų vieta
Klasteris 2	yra buvo gali metų metu bus sakė būti metais žmonių
Klasteris 3	eurų yra darbo lietuvos metų bus buvo valstybės mokesčių lietuvoje
Klasteris 4	automobilių eismo transporto automobilio yra automobilis automobilį automobiliai gali bus

Nereikšmingų žodžių, pašalintų naudojant kalbos dalis, su KV metodu sudarytų klasterių, požymių lentelė.

Šiame eksperimente buvo palyginti du metodai nereikšmingiems žodžiams pašalinti – naudojant nereikšmingų žodžių sąrašą ir nereikšmingas kalbos dalis. Kaip parodė eksperimento rezultatai, pašalinus nereikšmingus žodžius naudojant kalbos dalių metodą, išorinių kriterijų rezultatai

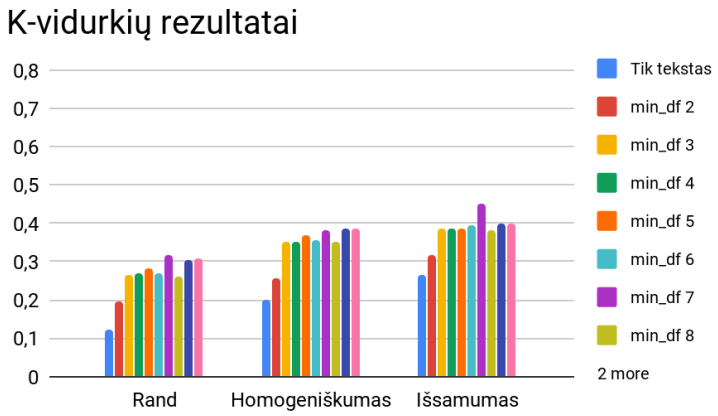
buvo šiek tiek geresni, nei naudojant sąrašą. KV ir LM metodai parodė geresnius rezultatus, pašalinus nereikšmingus žodžius, nei lyginant su neapdorotais straipsnių tekstais, bet Ward metodas pasirodė praktiškai taip pat.

Požymių lentelėse taip pat galima matyti geresnius rezultatus – abiejų metodų lentelėse galima atpažinti konkrečias temas. Bet jose taip pat yra akivaizdūs du trūkumai. Pirma, iš 9 lentelės klasterio 1 žodžių sunku atpažinti temą ir daugumą šių žodžių laikytume nevertingais. Šią problemą būtų galima išspręsti, papildant nereikšmingų žodžių sąrašą. Antra, abiejose lentelėse galima pastebėti, kad yra daug to pačio žodžio morfologinių variacijų, tai aiškiausiai matosi 10 lentelės klasteryje 4, kur net 5 iš 10 žodžių prasideda kamienu „automobil“. Šią problemą padėtų išspręsti morfologinės analizės metodai.

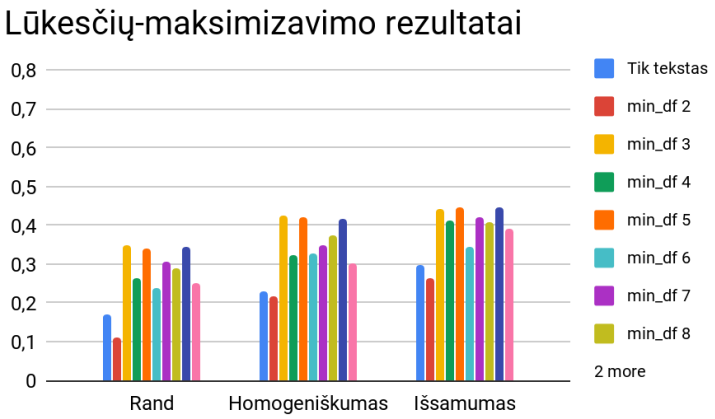
Požymių kiekio sumažinimas, naudojant kalbos dalis, taip pat pasirodė geriau – panaikino 61415 (43,45 %) požymius, tuo tarpu naudojant sąrašą (kuris sudarytas iš 485 žodžių.) – tik 300 (0,21 %). Iš šio rezultato galima daryti išvadą, kad nebūtina atlikti didelių pakeitimų duomenų rinkinyje, kad gauti geresnius rezultatus.

Apibendrinus rezultatus galima teigti, kad, esant galimybei, verta panaudoti įrankį, kuris gali pašalinti nereikšmingus žodžius pagal kalbos dalis, bet naudojant sąrašo metodą, galima pasiekti beveik tokių pat gerų rezultatų.

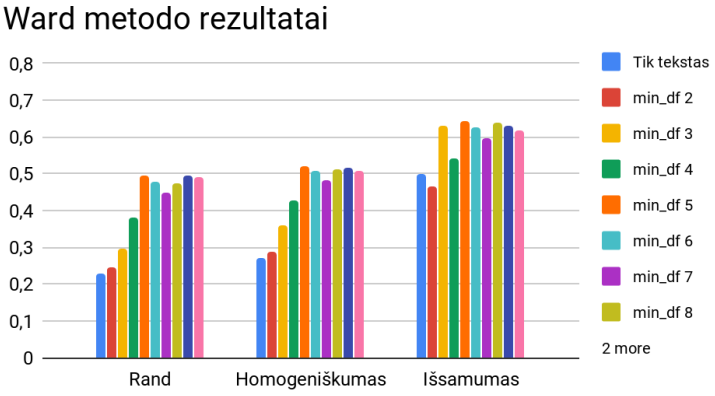
2.2.2. Minimalus kiekis



10 pav. Skirtingų `min_df` parametrų, suklasterizuotų KV metodu, išoriniai kriterijai



11 pav. Skirtingų `min_df` parametrų, suklasterizuotų KV metodu, išoriniai kriterijai



12 pav. Skirtingų `min_df` parametrų, suklasterizuotų KV metodu, išoriniai kriterijai

11 lentelė. Požymių kiekis su skirtingais min_df parametrais

Eksperimentas	Tik tekstas	min_df 2	min_df 3	min_df 4	min_df 5	min_df 6	min_df 7	min_df 8	min_df 9	min_df 10
Požymių kiekis	141331	68277	47605	37051	30647	26180	22900	20388	18358	16765

Šiame ir sekančiame eksperimente išbandėme nereikšmingų žodžių pašalinimą, pasinaudodami pačio tekstų rinkinio savybe – žodžių pasikartojimų dažniais. Šiame eksperimente buvo palyginta, kokią įtaką klasterizavimo kokybei turi pašalinimas žodžių pagal minimalų jų pasikartojimo kiekį duomenų rinkinyje (nustatomą parametru `min_df` su reikšmėmis nuo 2 iki 10, neapdorotas tekstas atitinka reikšmę 1), kitaip tariant, retus žodžius.

Pagal išorinių kriterijų rezultatus galima matyti, kad buvo pagerinti visų trijų klasterizavimo metodų rezultatai:

- KV metodo rezultatai gerėjo iki `min_df` 3 ir tada išsilygino, su nežymiu pakilimu `min_df` 7. Rezultatai nebuvo tokie geri kaip ankstesniame eksperimente, bet vis tiek buvo geresni, palyginti su neapdorotu tekstu.

- LM metodo rezultatai buvo nestabilūs. Su `min_df` 2 rezultatai buvo blogesni nei su neapdorotu tekstu, o su `min_df` 3, pasiekė geriausią rezultatą ir toliau osciliavo (su lyginiais parametrais rezultatai blogesni, su nelyginiais – geresni), bet išliko geresni nei su neapdorotu tekstu.

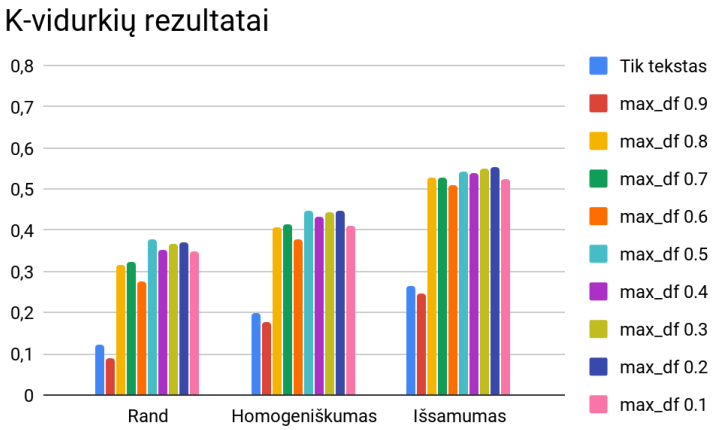
- Ward metodo rezultatai gerėjo iki `min_df` 5 ir tada išsilygino. Rezultatai buvo žymiai geresni nei ankstesniame eksperimente, o su `min_df` 5 Rand rezultatai net viršijo ankstesnio eksperimento geriausius rezultatus.

Kadangi šis metodas pašalina retai pasitaikančius žodžius, požymių lentelės nesuteikia vertingų įžvalgų, nes jose matomi dažnai pasirodantys žodžiai.

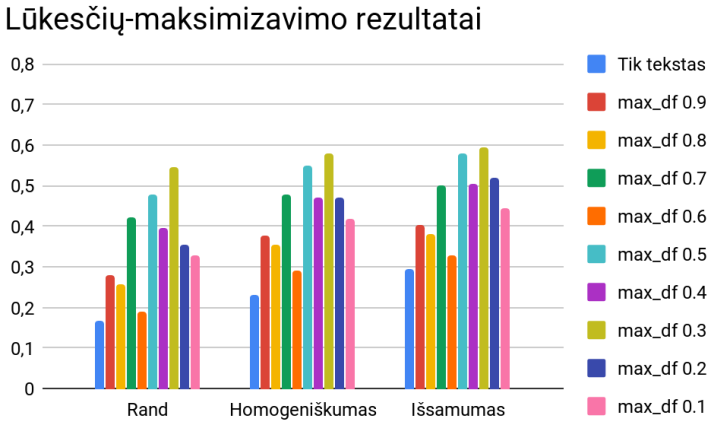
Šis būdas taip pat labai efektyvus mažinant požymių kiekį. Su parametru `min_df` 2 požymių kiekis buvo sumažintas daugiau nei perpus (73054 požymiais, 51,69 %) ir toliau didinant parametrą buvo pašalinamas žymus požymių kiekis. Pasiekus `min_df` 10 teliko 16765 požymiai (11,86 %).

Apibendrinant galima teigti, kad retai pasitaikančių žodžių pašalinimas yra vertingas gerinant klasterių kokybę ir sumažinant požymių kiekį. Taip pat šis metodas lengvai pritaikomas (tinka ne tik tekstiniams duomenims), realizuojamas ir kombinuojamas su kitais metodais. Verta atkreipti dėmesį, kad šio parametro reikšmės įtaka rezultatams yra priklausoma nuo duomenų rinkinio dydžio. Nors šiame eksperimente tokio atvejo nebuvo, bet galima tikėtis, kad su pakankamai didele `min_df` reikšme, rezultatai gali pradėti blogėti.

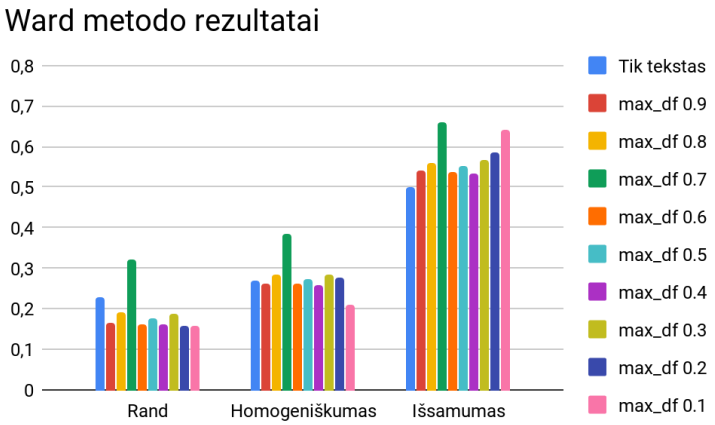
2.2.3. Maksimali dalis



13 pav. Skirtingų `max_df` parametrų, suklasterizuotų KV metodu, išoriniai kriterijai.



14 pav. Skirtingų `max_df` parametrų, suklasterizuotų LM metodu, išoriniai kriterijai.



15 pav. Skirtingų `max_df` parametrų, suklasterizuotų Ward metodu, išoriniai kriterijai.

12 lentelė. Požymių kiekis su skirtingais `max_df` parametrais.

Eksperimentas	Tik tekstas	max_df 0.9	max_df 0.8	max_df 0.7	max_df 0.6	max_df 0.5	max_df 0.4	max_df 0.3	max_df 0.2	max_df 0.1
Požymių kiekis	141331	141330	141329	141325	141320	141306	141293	141268	141233	141096

13 lentelė. `Max_df` parametrą nustačius 0.1, su KV metodu sudarytų klasterių, požymių lentelė

Klasteris 0	es valstybės mokesčių prekybos mlrd paslaugų eur įmonių dolerių bendrovės
Klasteris 1	sporto kino mokslininkai muzikos filmo saulės moteris gyvenimo mane pasakojo
Klasteris 2	plaukimo sek krūtine stiliumi meilutytė vieta nugara rapšys laisvuoju peteliške
Klasteris 3	eismo iphone automobilis km automobilį automobiliai greičio vairavimo bmw ralio
Klasteris 4	min rungtynių lygos rungtynes lygoje tšk minutę rungtynėse taškų rungtynės

Šiame eksperimente buvo palyginta, kaip klasterizavimo kokybė yra įtakojama, pašalinus žodžius pagal maksimalų jų pasikartojimą duomenų rinkinyje (nustatomą parametru `max_df` reikš-

mėmis nuo 0.9 iki 0.1, neapdorotas tekstas atitinka reikšmę 1.0), kitaip tariant, dažnus žodžius.

Įvertinę klasterizavimo kokybę išoriniais kriterijais, matome, kad kaip ir 2.2.1 eksperimente su KV ir LM metodais parengti rezultatai pagerėjo, bet su Ward metodu – pablogėjo:

- KV metodo rezultatai su `max_df` 0.9 reikšme pablogėjo, bet su 0.8 reikšme smarkiai pagerėjo, o su likusiomis reikšmėmis, stebima nežymi rezultatų gerėjimo tendencija. Bendrai galima pastebėti, kad rezultatai pagal kokybę patenka per vidurį tarp anksčiau aprašytų dviejų eksperimentų rezultatų.

- LM metodo rezultatai buvo labai nestabilūs. Galima įžvelgti tendenciją, kad nuo 0.9 reikšmės kas antras rezultatas vis gerėjo (iš šios sekos išsiskyrė blogesniais rezultatais tik 0.1 reikšmė), o nuo 0.8 – kas antras rezultatas buvo blogesnis už praėjusį.Tikėtina, kad šis nestabilumas kyla dėl to, kad požymių kiekis tarp skirtingų parametrų, nežymiai skiriasi (žr. lentelę 12), todėl klasteriai sustoja skirtinguose lokaliuose maksimumuose[27].

- Ward metodo rezultatai pasirodė prasčiau, nei neapdorotas tekstas ir praktiškai nesikeitė su skirtingomis `max_df` reikšmėmis. Vienintelė išimtis buvo 0.7 reikšmė. Bendrai galima pastebėti, kad norint gauti gerus rezultatus su šiuo metodu, reikia panaikinti ne dažnus o retus žodžius.

Nors klasterizavimo rezultatai nebuvo tokie geri kaip minimalaus kiekio eksperimente (žr. sk. 2.2.2), bet iš požymių lentelės galima matyti, kad šis metodas sėkmingai pašalino nereikšmingus žodžius ir padarė klasterius suprantamesnius. Taip pat matome, kad kaip ir nereikšmingų žodžių sąrašo ir kalbos dalių eksperimente (žr. sk. 2.2.1), egzistuoja daug požymių, kurie tėra to pačio žodžio morfologinės variacijos.

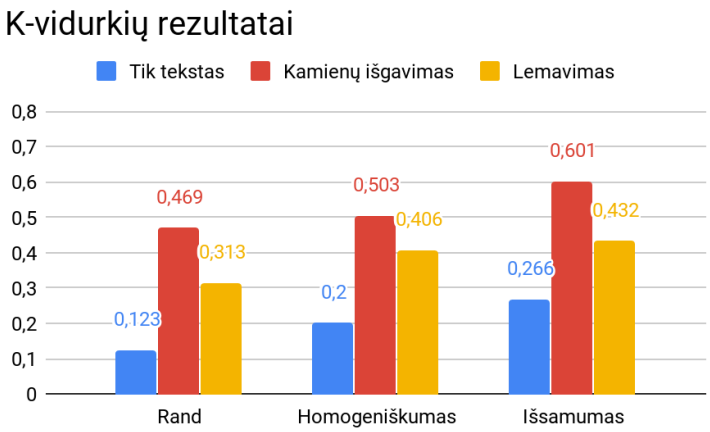
Iš požymių šalinimo pusės, šis metodas labai neefektyvus: 0.9 ir 0.8 reikšmės pašalina tik po vieną požymį, o tarp 1.0 (neapdorotas tekstas) ir 0.1 buvo pašalinti tik 235 (0,17%) požymiai (mažiau nei naudojant nereikšmingų žodžių sąrašą).

Apibendrinus maksimaliai pasikartojančių žodžių kiekio eksperimento rezultatus, galima teigti, kad šis metodas yra vertingas gerinant klasterių, parengtų su dalimi klasterizavimo metodų, kokybę, padeda klasterius padaryti suprantamesnius, bet požymių kiekį sumažina nereikšmingai. Kaip ir minimalaus kiekio metodas (žr. sk. 2.2.2), šis metodas lengvai pritaikomas įvairiems duomenims, paprastai realizuojamas ir kombinuojamas su kitais metodais.

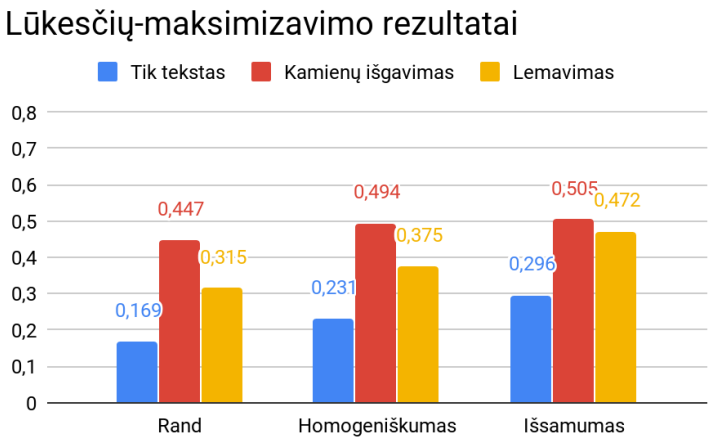
[27] Kaip paminėta 1.4.1 skyriuje, LM realizacijoje numatytas *n_init* parametras lygus 1.

2.3. Morfologinė analizė

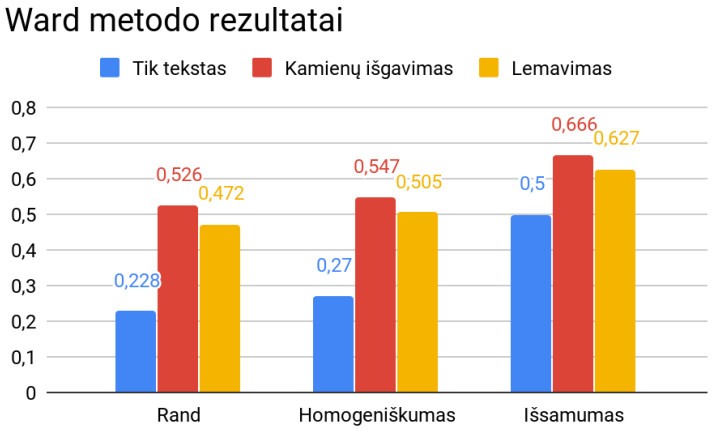
2.3.1. Kamienų išgavimas ir lemavimas



16 pav. Tekstų kamienų ir lemų, suklasterizuotų su KV metodu, išoriniai kriterijai



17 pav. Tekstų kamienų ir lemų, suklasterizuotų su LM metodu, išoriniai kriterijai



18 pav. Tekstų kamienų ir lemų, suklasterizuotų su Ward metodu, išoriniai kriterijai

14 lentelė. Požymių kiekis su skirtingais morfologinės analizės būdais

Eksperimentas	Tik tekstas	Kamienų išgavimas	Lemavimas
Požymių kiekis	141331	47668	56848

15 lentelė. Tekstų kamienų, suklasterizuotų LM metodu, požymių lentelė

Klasteris 0	ir kad kur yr met telefon buv gal iš su
Klasteris 1	rungtyn ir komand įvart tašk lietuv žaid pergal lyg čempion
Klasteris 2	ir eur proc kad met lietuv darb įmon kain mokest
Klasteris 3	ir kad man kur tai vis film yr su met
Klasteris 4	automobil ir vair eism kad model transport kel kur gal

16 lentelė. Tekstų lemų, suklasterizuotų LM metodu, požymių lentelė

Klasteris 0	ir būti jis mokslininkas kad žemė galėti tyrimas šis žmogus
Klasteris 1	ir būti jis aš kad tas su kuris žmogus filmas
Klasteris 2	ir būti jis lietuva kad metai šis komanda proc iš
Klasteris 3	automobilis ir būti vairuotojas jis eismas kad transportas kelias modelis
Klasteris 4	telefonas iphone išmanus ir programėlė būti apple ekranas įrenginys galėti

Šiame eksperimente buvo palyginti du metodai morfologinei analizei atlikti – kamienų išgavimo programos (toliau – stemeris) ir lemavimo programos (toliau – lemuoklis) rezultatai. Įvertinę klasterizavimo rezultatų kokybę išoriniais kriterijais, matome, kad stemeris pasirodė pastebimai geriau visuose eksperimentuose. Ward metodas aplamai geriausiai pasirodė iš visų klasterizavimo metodų.

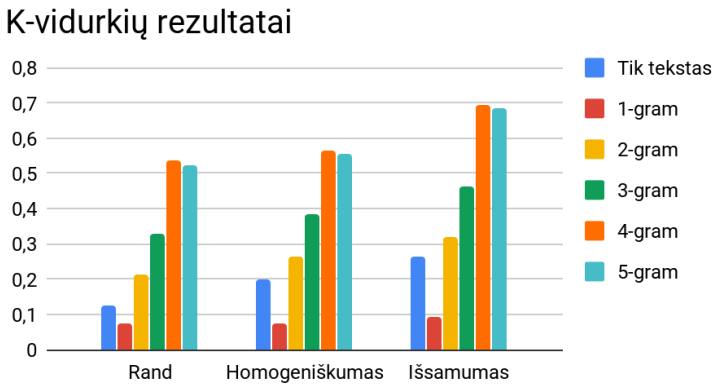
Analizuojant požymių lenteles galima matyti, kad taikant stemerio ir lemuoklio metodus, sėkmingai iš tekstų pašalintos morfologinės variacijos, bet išlieka nereikšmingų žodžių problema. Tai

ryškiausiai matoma lemuoklio lentelėje, kur net trijuose klasteriuose trys populiariausi požymiai yra „ir“, „būti“ ir „jis“. Taip pat iš šių lentelių galima matyti, kad lemuoklio rezultatai yra lengviau suprantami ir įskaitomi, nei stemerio.

Analizuojant požymių kiekį galima pastebėti, kad abu metodai pašalino panašų kiekį požymių, palikdami maždaug trečdalį jų. Vis tik, tarp šių metodų yra reikšmingas 9180 požymių skirtumas. Viena iš galimų priežasčių yra ta, kad stermeris yra „agresyvesnis“, nei lemuoklis. Kai lemuoklis nežino kaip taisyklingai išgauti lemą, palieką žodį nepakeistą, o stemeris remiasi paprastesnėmis taisyklėmis, todėl gali dažnai išgauti šaknį, kur jos nėra[28]. Tai galėjo įtakoti geresnius išorinių kriterijų rezultatus.

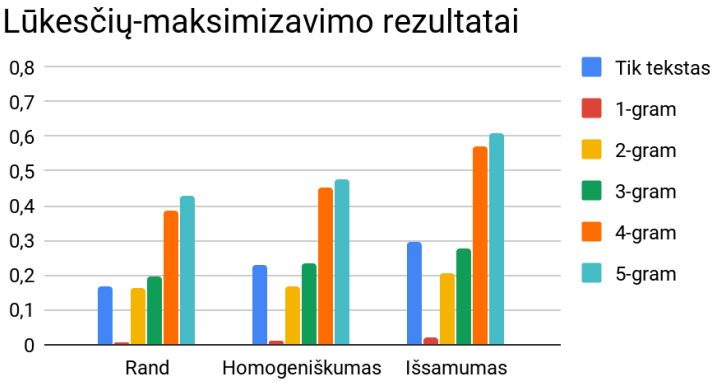
Apibendrinant galima teigti, kad abu metodai kokybiškai atlieka morfologinės variacijos pašalinimą. Kaip matyti iš išorinių kriterijų rezultatų, stemeris sugeneruoja geresnius klasterius išorinių kriterijų atžvilgiu, pašalina daugiau požymių ir yra lengviau realizuojamas (reikalingas kalbos taisyklių failas), bet rezultatai yra sunkiau įskaitomi ir kombinuojami su kitais metodais, nes yra destruktyvūs. Lemuoklio klasterizavimo rezultatai yra lengviau įskaitomi ir kombinuojami su kitais metodais (nes grąžina pilnus žodžius). Tačiau, kaip matyti iš išorinių kriterijų, lemuoklis sugeneruoja prastesnius klasterius, pašalina mažiau požymių ir yra sudėtingiau realizuojamas (reikalinga atskira programa).

2.3.2. Simbolinės n-gramos

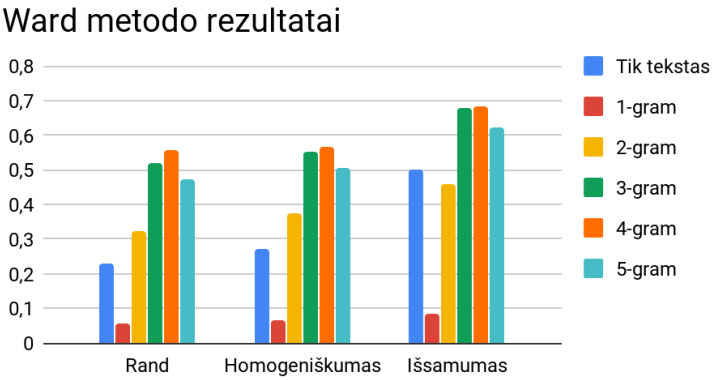


19 pav. Skirtingų n-gramų dydžių, suklasterizuotų KV metodu, išoriniai kriterijai

[28]Pavyzdžiui anglišką žodį „Apple“ kamienų išgavimo programa grąžins „appl“, o lemuoklis – „Apple“.



20 pav. Skirtingų n-gramų dydžių, suklasterizuotų LM metodu, išoriniai kriterijai



21 pav. Skirtingų n-gramų dydžių, suklasterizuotų Ward metodu, išoriniai kriterijai

17 lentelė. Tekstų 3-gramų, suklasterizuotų LM metodu, požymių lentelė

Klasteris 0	sn sni ai os is ėžo šl ieg ke kel
Klasteris 1	pa ai as os ti is ka us pr ne
Klasteris 2	os pa as ai is pr us ių ka ti
Klasteris 3	as ai pa ka os is ti us ir ir
Klasteris 4	as os pa ai is us ir ir je ka

18 lentelė. Tekstų 4-gramų, suklasterizuotų LM metodu, požymių lentelė

Klasteris 0	ir oksl moks kad mok slin kad ksli gal kosm
Klasteris 1	ir pas kad kad pri tai pro iau kur iai
Klasteris 2	ir spo spor port čemp mpio pion empi ktyn nkty
Klasteris 3	omob mobi obil utom aut auto tomo ir bili pri
Klasteris 4	gtyn ngty run rung ungt ir oman mand žai žaid

Paskutiniame eksperimente išbandytos simbolinės n-gramos, kaip paprastesnė morfologinės analizės alternatyva stemeriams ir lemuokliams. Kaip matome iš pateiktų rezultatų, pagal išorinius

kriterijus n-gramos pasirodė gerai su visais trimis klasterizavimo metodais. 1-gramos pasirodė žymiai prasčiau, nei neapdorotas tekstas, bet to buvo galima tikėtis, nes šiuo atveju požymiai sudaryti tik iš atskirų raidžių. Tekstą suskaidžius į simbolines 2-gramas, LM metodu sudarytų klasterių rezultatai buvo tokie pat geri, kaip ir su neapdorotu tekstu, o rezultatai parengti KV ir Ward metodais, net geresni. Toliau suskaidžius tekstą 3-gramomis, rezultatai gerėjo, kol išsilygino ties 4-gramomis (viršydami ankstesnio eksperimento KV ir Ward rezultatus) kaip ir su kitomis europinėmis kalbomis.

Iš požymių lentelių galime pastebėti, kodėl rezultatų gerėjimas sustoja ties 4-gramomis. Iš 3-gramų vis dar sunku atpažinti žodžius ar atskiras kategorijas, bet su 4-gramomis jau galima atpažinti žodžius, pavyzdžiui, „moks“, „rung“, „auto“[29].

Iš anksčiau pateikto grafiko 1 galima matyti, kad su mažomis n reikšmėmis n-gramos yra efektyvus metodas sumažinti požymių kiekį, bet su didesnėmis n reikšmėmis, požymių kiekis gali labai smarkiai išaugti (šių duomenų atveju net viršyti neapdoroto teksto požymių kiekį).

Apibendrinant galima teigti, kad parinkus tinkamą n reikšmę, n-gramos gali parengti panašios kokybės klasterizavimo rezultatus kaip stermeriai ir lemuokliai, smarkiai sumažinti požymių kiekį ir yra lengvai realizuojamos. Bet n-gramų rezultatai yra sunkiau įskaitomi (iš raidžių sekos sunkiau atpažinti žodį nei iš šaknies), požymių kiekis gali staiga netikėtai išaugti.

[29] Vidutinis stemerio sugeneruoto požymio ilgis yra 4,69 (vidutinis žodžio ilgis 6,33, lemos – 6,24), iš to galime spėti, kad galbūt n-gramos gali dalinai išgauti kamienus.

Išvados

Šiame darbe buvo pasiektas užsibrėžtas tikslas – palyginti skirtingi tekstinių duomenų parengimo klasterizavimui metodai ir nustatyta, kurie iš jų geriausiai tinka lietuviškiems tekstiniams dokumentams.

Siekiant užsibrėžto tikslo buvo atlikti šie darbai:

- Sudarytas didelės apimties lietuviškų tekstinių duomenų rinkinys iš 5-ių skirtingų kategorijų ir 4058 skirtingų straipsnių. Kaip galimi klasterizavimo duomenų šaltiniai, eksperimentų metu buvo palyginti straipsnių pavadinimai, įvadai ir tekstai.
- Rengiant tekstinių duomenų rinkinius klasterizavimui pritaikyta leksikos analizė ir eksperimentuose buvo palyginti tekstinių duomenų filtravimo metodai:
  - Nereikšmingų žodžių pašalinimas: su nereikšmingų žodžių sąrašu, pašalinant nereikšmingas kalbos dalis ir pagal tai kaip dažnai žodžiai pasikartoja duomenų rinkinyje.
  - Morfologinė analizė: atskiriant žodžių kamienus, išgaunant žodžių lemas, suskaidant žodžius į n-gramas.
- Skaitinių požymių išskyrimui iš tekstų buvo panaudotas tf-idf metodas.
- Apžvelgti ir išbandyti šeši klasterizavimo metodai ir nuspręsta, kad eksperimentuose naudoti: k-vidurkių, lūkesčių-maksimizavimo, hierarchinio jungiamojo su Ward atstumo matavimo / jungimo metodus.
- Klasterizavimo rezultatų kokybė buvo vertinama išoriniais kriterijais: Rand indeksu, homogeniškumu ir išsamumu. Taip pat eksperimentų rezultatams vertinti naudotas požymių kiekis ir požymių lentelės.

Kaip parodė eksperimentų rezultatai:

- Klasterizavimui tinkamiausias duomenų šaltinis yra straipsnių tekstai, kiek prasčiau tinka įvadai ir visai netinkami straipsnių pavadinimai.
- Nereikšmingų žodžių pašalinimas naudojant kalbos dalis, grąžina šiek tiek geresnius rezultatus, nei nereikšmingų žodžių sąrašas. Tačiau žodžių sąrašas yra kur kas paprastesnis metodas. Taikant minimalaus kiekio metodą šiek tiek pagerėjo eksperimento rezultatai, bet buvo pašalintas didžiausias požymių kiekis palyginti su kitais metodais. Maksimalios dalies metodo rezultatai irgi buvo geri ir lengvai įskaitomi. Šie du metodai lengvai pritaikomi įvairiems duomenims ir kombinuojami su kitais metodais.

- Atliekant morfologinę analizę kamienų išgavimo metodas sugrąžino geresnius rezultatus, nei lemavimo metodas. Be to, kamienų išgavimo metodas lengviau realizuojamas, bet lemuoklio rezultatai yra lengviau įskaitomi. N-gramos grąžino geriausius rezultatus ir yra labai paprastai realizuojamos. Kaip parodė tyrimo rezultatai, lietuviškiems tekstams tinkamiausios yra 4-gramos. Deja, bet n-gramų rezultatai yra sunkiausiai įskaitomi ir kombinuojami su kitais metodais.

Apibendrinus eksperimentų rezultatus galima teigti, kad geriausias duomenų šaltinis yra straipsnių tekstai, geriausias būdas pašalinti nereikšmingus žodžius – naudoti kalbos dalis, geriausias būdas atlikti morfologinę analizę – naudoti 4-gramas. Tačiau visi apžvelgti metodai yra vertingi ir pasirinkimas priklauso nuo to kas svarbiau: klasterių kokybė, rezultatų suprantamumas ar realizavimo sudėtingumas.

Galimos tolimesnės tyrimų sritys. Atliekant eksperimentus buvo pastebėta keletas sričių, kurias verta detaliau patyrinėti:

- Išbandyti skirtingų metodų kombinacijas. Prasmingiausia būtų pabandyti sujungti nereikšmingų žodžių metodą su morfologine analize.
- Paeksperimentuoti su skirtingais klasterizavimo metodų parametrais.
- Kadangi straipsnių įvadai, kaip duomenų šaltinis, parodė neblogus rezultatus, būtų vertinga išbandyti juos kaip pagrindinį šaltinį arba pabandyti sujungti su straipsnių tekstais.
- Leksikos analizės etape pabandyti palikti tekste skaičius (ar kitus simbolius).
- Išbandyti nuo kokios `min_df` ir `max_df` parametrų reikšmės rezultatai pradeda blogėti ir kaip jie yra priklausomi nuo dokumentų skaičiaus.
- Pakartoti maksimalios dalies (žr. sk. 2.2.3) eksperimentą su LM algoritmu, bet su didesnėmis `n_init` reikšmėmis.

Atliekant šį darbą buvo susidurta su šalutinėmis temomis, kurios buvo nesusijusios su iškeltais uždaviniais, bet vertos patyrinėti ir įvertinti su lietuviškais tekstais.

- Išbandyti kitus klasterizavimo metodus:
  - **Tinkleliu** (angl. *grid*) pagrįstus metodus [MV10].
  - Klasterizavimą Kohonen **neuroniniu tinklu** (angl. *Kohonen net clustering)* [KH07].
  - **Genetiniais** algoritmais grindžiamus klasterizavimo algoritmus (angl. *genetically guided algorithm*) [HOB+99].

- Klasterių žymėjimas (angl. *Cluster labeling*) – metodas, skirtus surasti žodžius, geriausiai apibendrinančius klasteryje esančius dokumentus.
- Dokumentų klasifikavimas (angl. *Document Classification*) – prižiūrimo mokymosi sritis, kur dokumentą bandoma priskirti vienai iš kelių, iš anksto žinomų klasių.

Conclusions

With ever-increasing amount of data being produced it is becoming more and more relevant to find a better ways of searching, organizing and making insights into data. Work with a big amounts of text data could be improved by using document clustering methods. However, to get good clustering results it is important to properly prepare a data sets for clustering. There are a lot of methods for filtering text data and sometimes it is not clear which ones are best for the task at hand. So the main objective of this work was: to evaluate different ways of preparing text data for clustering and find out which of them works best for Lithuanian language text.

To accomplish the main objective, all relevant topics for document clustering were addressed. Extracting data set from a Lithuanian news website. Lexical analysis to break text into a series of words. Three ways to remove unnecessary word (stop-words) from a text: stop-word lists, parts of speech, frequency of word in the data set. Three ways of combining similar words into one: extracting word stems from words, turning word into its lemma (dictionary form), split words into n-grams. Numerical feature extraction from the text data using tf-idf. Overview of different types of clustering methods. Types and examples of cluster evaluation.

In conclusion for best clustering results: as a source of a data article texts were best, for removing stop-words it is best to remove parts of speech, for morphological analysis 4-grams are the best. However, all evaluated methods, had advantages and drawbacks depending what is the goal: the best possible clustering, intelligible results or difficulty of implementation.

Literatūra

[ATL13] Salem Alelyani, Jiliang Tang ir Huan Liu. Feature selection for clustering: a review. *Data clustering: algorithms and applications*, 29:110–121, 2013.

[Gel09] Giedrius Gelažnikas. Elektroninių dokumentų kategorizavimas spaudos monitoringo uždaviniuose. Disertacija. Vytautas Magnus University, 2009.

[HOB+99] Lawrence O Hall, Ibrahim Burak Ozyurt, James C Bezdek ir k.t. Clustering with a genetically optimized approach. *Ieee transactions on evolutionary computation*, 3(2):103–112, 1999.

[KH07] Teuvo Kohonen ir Timo Honkela. Kohonen network. *Scholarpedia*, 2(1):1568, 2007.

[MCS14] Phillip Marksberry, Joshua Church ir Michael Schmidt. The employee suggestion system: a new approach using latent semantic analysis. *Human factors and ergonomics in manufacturing & service industries*, 24(1):29–39, 2014.

[MNM08] Paul McNamee, Charles Nicholas ir James Mayfield. Don't have a stemmer?: be un+ concern+ ed. *Proceedings of the 31st annual international acm sigir conference on research and development in information retrieval*. ACM, 2008, p.p. 813–814.

[MPP] K Mugunthadevi, SC Punitha ir M Punithavalli. Survey on feature selection in document clustering.

[MV10] ILANGO MR ir Dr V MOHAN. A survey of grid based clustering algorithms. *International journal of engineering science and technology*, 2, 2010-08.

[Ran71] William M Rand. Objective criteria for the evaluation of clustering methods. *Journal of the american statistical association*, 66(336):846–850, 1971.

[RH07] Andrew Rosenberg ir Julia Hirschberg. V-measure: a conditional entropy-based external cluster evaluation measure. *Proceedings of the 2007 joint conference on empirical methods in natural language processing and computational natural language learning (emnlp-conll)*, 2007.

[Utk09] Andrius Utka. Dažninis rašytinės lietuvių kalbos žodynas: 1 milijono žodžių morfologiškai anotuoto tekstyno pagrindu. *Kaunas: vytauto didžiojo universitetas*, 2009.

[WKQ+08] Xindong Wu, Vipin Kumar, J Ross Quinlan, Joydeep Ghosh ir k.t. Top 10 algorithms in data mining. *Knowledge and information systems*, 14(1):1–37, 2008.

[Žal06] Marius Žalinauskas. Individualiai klasifikuotų dokumentų klasterizavimo metodas. Disertacija. Kaunas University of Technology, 2006.