VENTSPILS AUGSTSKOLA

INFORMĀCIJAS TEHNOLOĢIJU FAKULTĀTE

BAKALAURA DARBS

Ziņu portālu rakstu klasifikācija (ar mašīnmācīšanās algoritmiem)

Autors: Ventspils Augstskolas
Informācijas tehnoloģiju fakultātes
bakalaura studiju programmas
„Datorzinātnes”
3. kursa students
Matīss Kalniņš
Matrikulas Nr. 23020018

_____

(paraksts)

Fakultātes dekāns: doc. Dr.sc.comp. Vairis Caune

_____

(paraksts)

Zinātniskais vadītājs: Mg.sc.comp. Agris Traškovs

_____

(paraksts)

Recenzents:

_____

(Ieņemamais amats, zinātn. nosaukums, vārds, uzvārds)

_____

(paraksts)

Ventspils, 2023

Saturs

ANOTĀCIJA

Darba nosaukums:	Ziņu portālu rakstu klasifikācija (ar mašīnmācīšanās algoritmiem)
Darba autors:	Matīss Kalniņš
Darba vadītājs:	Mg.sc.comp. Agris Traškovs
Darba apjoms:	35. lpp, XX tabulas, 13 attēli, XX formulas, 11 bibliogrāfiskās norādes, 2 pielikumi
Atslēgas vārdi:	Dabiskās valodas apstrāde, mašīnmācīšanās, tekstu klasifikācija

Bakalaura darbā ir aprakstīta dabīgās valodas apstrāde un kā mašīnmācīšanās metodes var palīdzēt risināt teksta klasifikācijas problēmu, konkrēti apskatot tieši ziņu klasifikāciju latviešu valodas rakstiem.

Darba ietvaros tiek ievākta rakstu kopa no ziņu portāliem un pārbaudīts kāda pieeja sniedz augstāko precizitāti teksta klasifikācijai latviešu valodā. Tiek izvērtētas un salīdzinātās dažādas pazīmju izvēles pieejas un apmācības algoritmi (naivā Bajesa metode, loģistiskā regresija, lēmumu koki, atbalsta vektora mašīnas, neironu tīkli).

Papildus apskatītas dažādas atvērtā pirmkoda bibliotēkas mašīnmācīšanās problēmu risināšanai kā scikit-learn un Tensorflow, to praktiskais pielietojums dabīgo valodu apstrādei.

ABSTRACT

The title:	Classification of news articles (with machine learning algorithms)
Author:	Matīss Kalniņš
Academic Advisor:	Mg.sc.comp. Agris Traškovs
The volume of the work:	35. pages, XX tables, 13 images, XX equations, 11 literature sources, 2 appendices
Keywords:	Natural language processing, machine learning, text classification

The bachelor thesis describes natural language processing and how machine learning methods can help to resolve text classification problems, focusing specifically the classification of news articles in the Latvian language.

As part of this work a data set of articles is gathered from Latvian news websites and the best approach is researched for achieving the highest accuracy of Latvian text classification. Various feature generation approaches and learning algorithms (e.g. Naïve Bayes, logistic regression, decision trees, support vector machines, neural networks) are evaluated and compared.

In addition, various open source libraries for machine learning as scikit-learn and Tensorflow along with their practical applications for natural language processing are explored as part of this work.

IZMANTOTIE SAĪSINĀJUMI UN TERMINI

DVA - Dabisko valodu apstrāde (angliski - natural language processing)

TF-IDF - Terminu biežums - inversais dokumentu biežums (angliski - term frequency - inverse document frequency)

Epoha - Apmācības periods. Apmācības procesa daļa, kurā neironu tīkls tieši vienu reizi tiek apmācīts uz visiem apmācības piemēriem (no angliskā termina - epoch).

PA - pareiza atbilsme (angliski - true positive)

PA - pareiza atbilsme (angliski - true positive)

PN - pareiza neatbilsme (angliski - true negative)

KA - kļūdaina atbilsme (angliski - false positive)

KN - kļūdaina neatbilsme (angliski - false negative)

IEVADS

Mūsdienās internets ir kļuvis par galveno informācijas avotu lielai daļai cilvēku, kuri ikdienā ar dažādu mediju palīdzību caur to gūst informāciju par jaunākajām aktualitātēm savā rajonā, valstī un pasaulē. Svarīga loma informācijas iegūšanā un izplatīšanā ir arī pareizai teksta klasifikācijai, lai šī informācija sasniegtu vēlamo lasītāju. Pārsvarā problēma tiek atrisināta autoram klasificējot savu darbu jau izveides procesā, tomēr bieži ar to vien nepietiek – tiek pārpublicēti raksti no ārējiem resursiem, mainās kategoriju iedalījums, aktuālas kļūst jaunas tēmas u.t.t. Lai gan arī šādos gadījumos klasifikāciju iespējams darīt manuāli, pie liela informācija apjoma kļūst jēgpilni šo klasifikāciju automatizēt ar mašīnmācīšanās algoritmiem, ietaupot laiku un resursus. Autors plāno izpētīt metodes ar kurām iespējams veikt šādu tekstu klasifikāciju un kā tās ir piemērotas latviešu valodas tekstu apstrādei, konkrētāk apskatot tieši ziņu portālu rakstu klasifikācijas problēmu. Darba mērķis ir izveidot mašīnmācīšanās modeli, kas ar augstu precizitāti spētu klasificēt ziņu portālu rakstus. Lai sasniegtu šo mērķi, tiek izvirzīti sekojoši uzdevumi:

1. Veikt literatūras izpēti par mašīnmācīšanos un tekstu klasifikāciju
2. Izveidot rāpuli ar kura palīdzību izgūt un marķēt ziņu portālu rakstus, pielietojamus modeļu apmācībā
3. Implementēt dažādus mašīnmācīšanās algoritmus tekstu klasifikācijai
4. Izpētīt kā dažāda tekstu priekšapstrāde / pazīmju izveides metodes ietekmē klasifikācijas rezultātus
5. Veikt precizitātes novērtējumus un salīdzināt cik labi dažādi algoritmi spēj veikt latviešu valodas tekstu klasifikāciju

Lai veiktu algoritmu implementēšanu un analīzi tiks izmantota programmēšanas valoda Python un plaši pielietotas bibliotēkas mašīnmācīšanās problēmu risināšanai (scikit-learn, Tensorflow)

1. TEORIJA

1.1. Dabiskās valodas apstrāde

Dabiskās valodas apstrāde (angliski – natural language processing jeb NLP) ir daudznozaru joma, kas apvieno lingvistikas, datorzinātnes un mašīnmācīšanās elementus, lai ļautu datoriem saprast, interpretēt un ģenerēt cilvēka valodu.

DVA sastāv no vairākām pamata komponentēm:

- Tokenizācija: teksta sadalīšanas process vārdos vai frāzēs (tokenos)
- Morfoloģiskā marķēšana: gramatikas marķējumu piešķiršana vārdiem
- Sintakses parsēšana: teikumu gramatiskās struktūras analīze
- Nosaukto entitāšu atpazīšana: nosaukumu atpazīšana un kategorizācija, piemēram, personvārdi, datumi un atrašanās vietas
- Lemmatizācija: vārdu pārveidošana pamatformā

Pielietojot daļu no šīm komponentēm tālāk iespējami sarežģītāki pielietojumi teksta apstrādei – kategorizācijai, noskaņojuma analīzei, mašīntulkošanai, čatbotu izveidei.

Sākotnējās DVA sistēmas balstījās uz manuāli izstrādātām noteikumiem, taču šīs sistēmas ir ierobežotas ar savu nespēju apstrādāt cilvēka valodas daudzveidību un sarežģītību, kā rezultātā DVA sistēmas mūsdienās bieži tiek veidotas tieši ar mašīnmācīšanās iesaisti.

1.2. Mašīnmācīšanās

Mašīnmācīšanās ir mākslīgā intelekta nozare, kas nodarbojas ar datorprogrammu izstrādi, kuras, izmantojot algoritmus un statistikas modeļus, mācās no datiem un uzlabo savu precizitāti. Toms Mičels savukārt apraksta mašīnmācīšanās jomu, izvirzot centrālo jautājumu, ko tā pēta: ”Kā mēs varam izveidot datoru sistēmas, kas automātiski uzlabojas, iegūstot pieredzi, un kādi ir pamatlikumi, kas nosaka visus mācīšanās procesus?” [1].

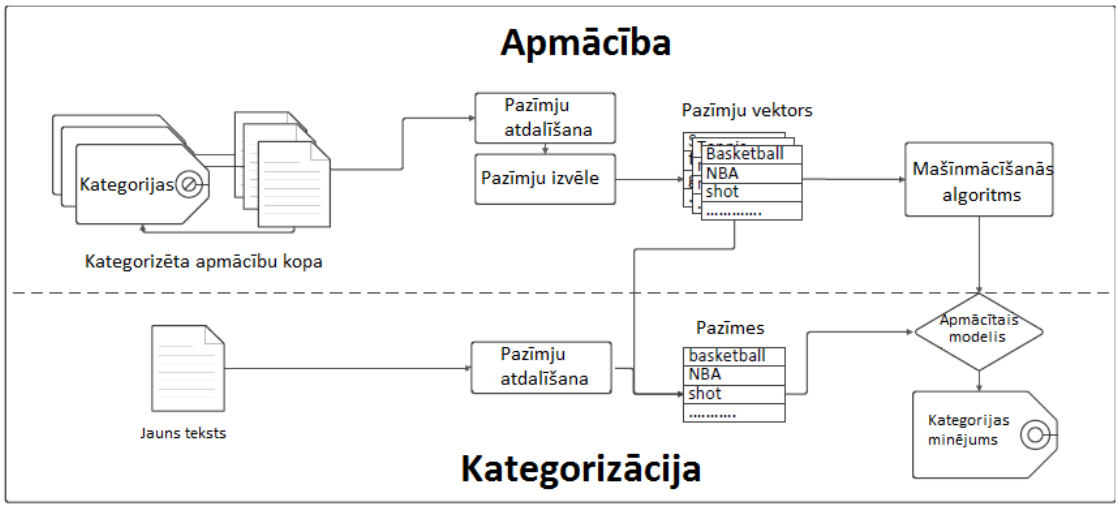
Induktīvā mācīšanās ir mašīnmācīšanās apakšnozare, kas specifiski nodarbojas ar modeļu mācīšanos no novērojumiem. Šajā nozarē mācīšanās uzdevumi bieži tiek raksturoti, pamatojoties uz atgriezenisko saiti, kas tiek sniegta apmācības veicējam [2], šādi:

- Uzraudzīta mācīšanās: Apmācības procesā tiek sniegts vēlams izvads katram novērojumam. Mērķis ir iemācīties funkciju, kas paredz pareizo izvades vērtību brīdī kad tiek sniegts iepriekš neredzēts novērojums.
- Neuzraudzīta mācīšanās: Apmācības laikā netiek sniegts izvads. Mērķis ir atklāt paraugus un regulāras iezīmes datos.
- Stimulētā mācīšanās: Šis ir īpašs uzraudzītās mācīšanās gadījums, kur apmācības posmā tiek sniegta atlīdzība pēc katras darbības.

Uzraudzītas mācīšanās gadījumus, kad uzdevums ir iemācīties diskrēti vērtētu funkciju, sauc par klasifikāciju. Uzdevums, kad jāiemācās nepārtraukti vērtēta funkcija, tiek saukts par regresiju. Savukārt klasterošana ir neuzraudzītās mācīšanās uzdevums, kas atrod līdzīgu objektu grupas datu kopā.

1.3. Tekstu klasifikācija

Teksta klasifikācijas mērķis ir tekstu piesaiste konkrētai kategorijai, balstoties uz teksta saturu. Šāda klasifikācija ir ļoti izplatīta ziņu portālos un citur, kur nepieciešams kategorizēt lielu rakstu daudzumu, piemēram akadēmisko darbu datubāzēs. Mašīnmācīšanās algoritmi ļauj rast risinājumu automātiskai šādu tekstu kategorizēšanai un daudzām citām klasifikācijas problēmām, piemēram, ar augstu precizitāti noteikt vai ienākošais e-pasts ir vai nav mēstule. Iespējams arī veikt sentimentu analīzi un noteikt cilvēku attieksmi par kādu konkrētu tematu, piemēram, M. Kandias ir apskatījis kā ar tekstu klasifikācijas palīdzību noteikt negatīvu attieksmi pret likumsargiem, balstoties uz konkrēta lietotāja ierakstiem vietnē YouTube [3].



1.1. att. **Mašīnmācīšanās tekstu klasifikācijai**

Teksta klasifikācijas piemēru ar mašīnmācīšanās pielietojumu iespējams redzēt attēlā 1.1.. Pieņemsim, ka dota datu kopa ar sporta ziņām, un risināmā problēma ir - kā klasificēt jaunu dokumentu, piešķirot tam atbilstošā sporta veida kategoriju. Sākumā būs nepieciešami apmācības dokumenti (ar klases marķējumiem) no kuriem mācīties. Tālāk katru ziņu mēs pārveidojam par pazīmju kopu, kuru vektorizētā veidā mēs varam padot tālāk mašīnmācīšanās algoritmam. Ar šo informāciju algoritms izveido modeli, kas var paredzēt iepriekš neredzētu tekstu kategoriju.

1.3.1. Klasiskie algoritmi tekstu klasifikācijai

Naivā Bejesa metode

Naivā Bejesa mašīnmācīšanās algoritms bieži tiek lietots tieši klasifikācijas uzdevumos tā veiktspējas un efektivitātes dēļ. Tas balstās uz Bejesa teorēmu, kas ir viena no pamatteorēmām varbūtību teorijā. Šī teorija apraksta notikuma varbūtību, pamatojoties uz iepriekš zināmiem datiem. Teksta klasifikācijas kontekstā teorēma palīdz mums aprēķināt varbūtību dokumenta piederībai noteiktai klasei.

Bejesa teorēmu var izteikt šādi:

$$P(klase|dokuments) = \frac{P(klase) \cdot P(dokuments|klase)}{P(dokuments)} \tag{1.1}$$

Kur formulā 1.1.:

- $P(klase|dokuments)$ ir varbūtība, ka dokuments pieder norādītajai klasei.

- $P(klase)$ ir apriorā klases varbūtība.
- $P(dokuments|klase)$ ir varbūtība novērot dokumentu, zinot klasi.
- $P(dokuments)$ ir varbūtība, ka dokuments parādās datu kopā.

”Naivais” aspekts Naivajā Bejesā nāk no pieņēmuma, ka pazīmes (vārdi tekstā) ir neatkarīgas. Citiem vārdiem sakot, mēs pieņemam, ka katra vārda klātbūtne vai neesamība dokumentā ir neatkarīga no citu vārdu klātbūtnes vai neesamības. Šis ir vienkāršs pieņēmums, bet tāds kurš bieži darbojas praksē.

Loģistiskā regresija

Loģistiskā regresija modelē varbūtību, ka dokuments pieder konkrētai klasei, izmantojot loģistisko (sigmoidālo) funkciju [4], kas nodrošina, ka izvades varbūtība ir starp 0 un 1. Loģistiskā funkcija tiek definēta šādi:

$$P(y = 1|x) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \tag{1.2}$$

Kur formulā 1.2. $P(y = 1|x)$ ir varbūtība, ka dokuments pieder klasei 1 un z ir lineāra kombinācija no ievades iezīmēm un modeļa parametriem. Lineāra kombinācija tiek aprēķināta šādi:

$$z = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \ldots + \theta_n x_n \tag{1.3}$$

Kur formulā 1.3. $x_1, x_2, \ldots, x_n$ ir skaitliskās iezīmes, kas izgūtas no teksta dokumenta un $\theta_0, \theta_1, \ldots, \theta_n$ ir modeļa parametri, arī saukti par svariem vai koeficientiem.

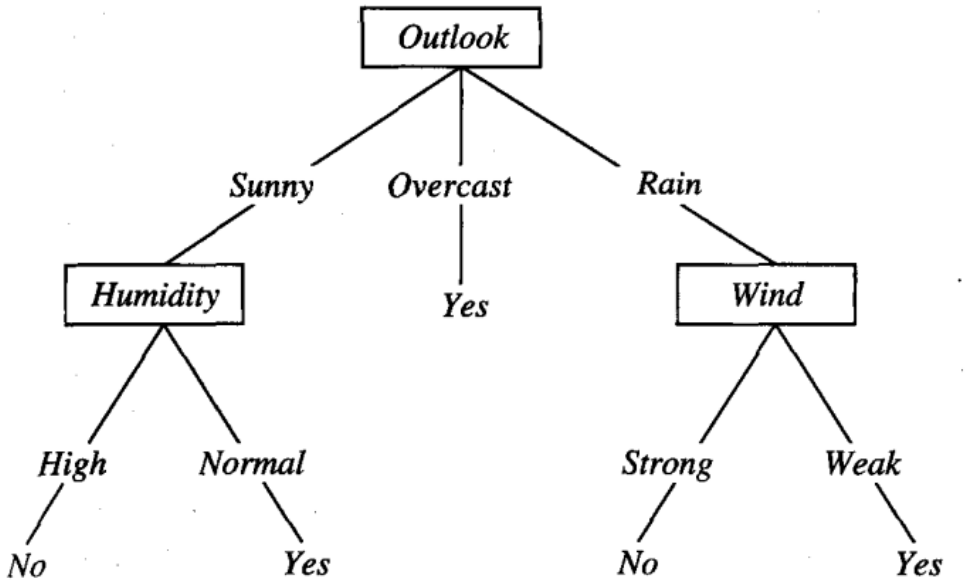
Apmācības fāzē loģistiskās regresijas modelis mācās optimizēt savus parametrus (θ) no marķētajiem datiem, lai iegūtu pēc iespējas pareizākus minējumus.

Lēmumu koki

Lēmumu koka klasifikators izmanto koka modeli, lai prognozētu teksta klasi. Koks sastāv no viena saknes mezgla, kas ir uzskatāms par klasifikatora sakuma punktu. Pārējie mezgli ir lapu mezgli, ja tiem nav zaru, vai iekšējie mezgli. Iekšējie mezgli un saknes mezgls ir iezīme un pārbaude, kas jāveic šai iezīmei. Katrs iespējamais testa rezultāts ir mezgla atzars, kas ved uz nākamo mezglu. Šādi veicot pārbaudes uz katra mezgla, tiek iziets caur visiem mezgliem līdz pirmajam lapu mezglam. Lapu mezgli galu galā norāda uz klasi, kurai

šis teksts pieder. Citiem vārdiem – klase tiek paredzēta, sekojot ceļam no koka saknes mezgla, līdz tas saskaras ar lapas mezglu [5].

Apmācības algoritma mērķis šajā gadījumā ir izveidot lēmumu koku, pamatojoties uz apmācību datu piemēriem. Tomēr algoritmam ir jāizvairās veidot koku, kas pārmērīgi atbilst apmācības datiem. Tāpēc optimālais koks ir mazākais lēmumu koks, kas vislabāk atšķir klases.

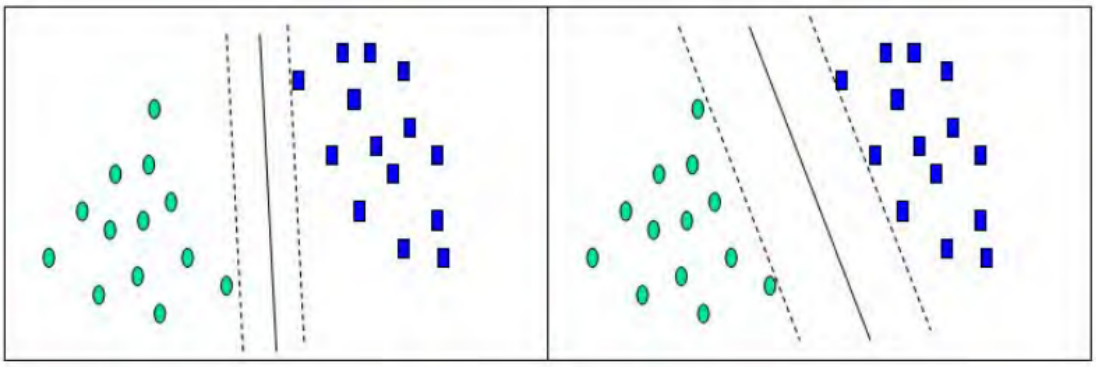


1.2. att. **Lēmumu koka ilustrācija [5]**

Piemērā 1.2. apskatām vienkāršu šāda koka reprezentāciju, kur veicam klasifikāciju par to vai šis ir piemērots laiks tenisa spēlei ārpus telpām. Ar ieejas datiem kā laikapstākļi (outlook) – saulaini (sunny), mitrums (humidity) – augsts (high), mēs virzītos pa mezgliem "Laikapstākļi", "Mitrums" līdz lapas mezglam kurš klasificētu laiku kā nepiemērotu tenisa spēlei.

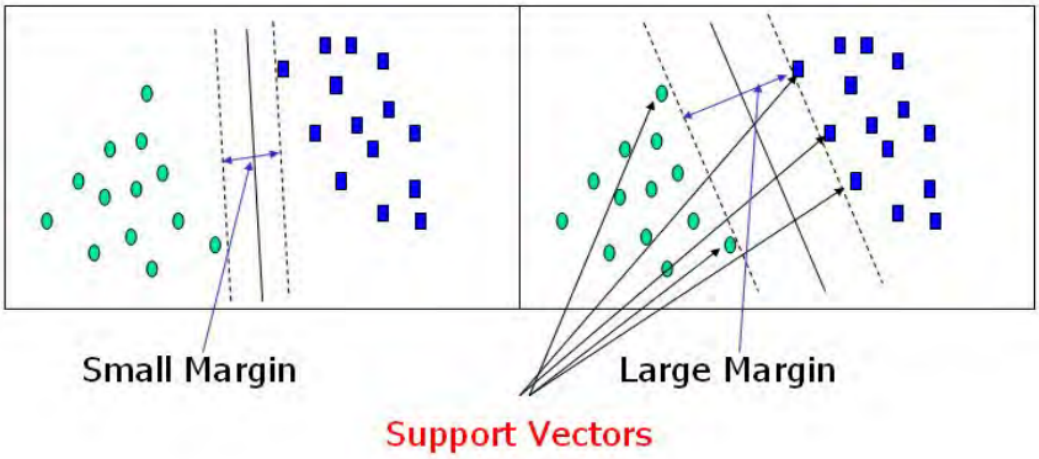
Atbalsta vektoru mašīnas (SVM)

Atbalsta vektora mašīnas [6] (angliski - support vector machines jeb SVM) ir pārraudzītās mācīšanās algoritms kurš ir diezgan populārs tieši klasificēšanas problēmu risināšanā. Šis algoritms veic klasifikāciju konstruējot n-dimensiju hiperplakni kura optimāli ierobežo datus divās nošķirtās kategorijās. Lai vieglāk ilustrētu algoritma darbību, varam apskatīt divdimensiju piemēru.



1.3. att. **Atbalsta vektora mašīnas algoritma ilustrācija [6]**

Šajā piemērā 1.3. gadījumi ar vienu kategoriju atrodas pa kreisi (apzīmēti ar zaļiem apļiem) un ar otru kategoriju – pa labi (apzīmēti ar ziliem kvadrātiem). Atbalstu vektora mašīnas analīze mēģinās atrast 1-dimensijas hiperplakni (līniju) kura atdala datus balstoties uz kategoriju kurai tie pieder. Ir praktiski neierobežots līniju skaits, kas spētu veikt šādu nodalījumu, attēlā norādīti 2 piemēri un atliek gūt atbildi uz jautājumu – kura līnija ir labāka kategorizācijas veikšanai vispārīgā gadījumā. Raustītās līnijas, kuras zīmētas paralēli atdalošajai līnijai, iezīmē attālumu starp atdalošo līniju un tai tuvāko vektoru. Šo attālumu sauc par robežu (angliski – margin). Vektori kas atrodas pie šīs robežas ir atbalsta vektori.



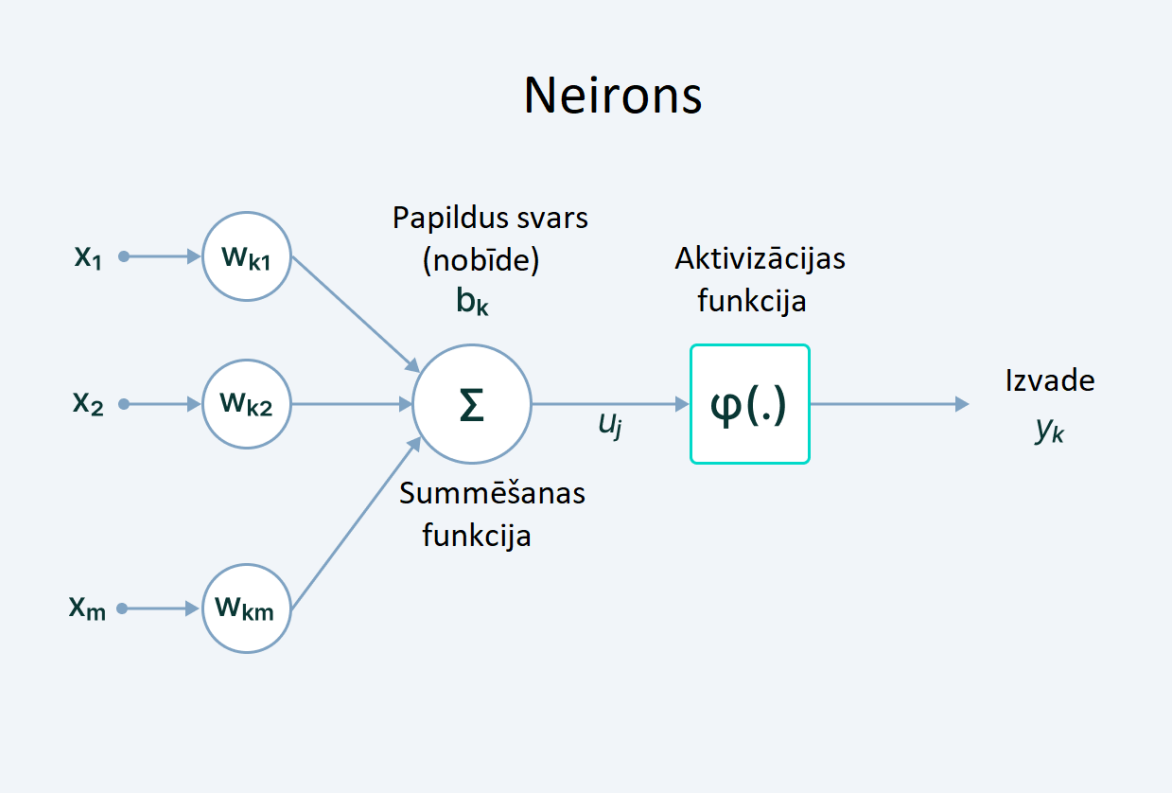
1.4. att. **Robežas un atbalsta vektoru ilustrācija [6]**

Atbalstu vektora mašīnas analīze atradīs līniju (vispārīgi – hiperplakni), kas novietota pēc iespējas lielāku robežu starp atbalsta vektoriem.

1.3.2. Neironu tīkli

Cilvēka smadzenes ir neironu tīkla arhitektūras iedvesmas avots. Cilvēka smadzeņu šūnas, ko sauc par neironiem, veido sarežģītu, savstarpēji cieši saistītu tīklu, kurā neironi sūta viens otram elektriskus signālus ar mērķi palīdzēt cilvēkiem apstrādāt informāciju. Līdzīgi mākslīgais neironu tīkls ir veidots no mākslīgiem neironiem, kas strādā kopā, lai atrisinātu problēmu [7].

Sākumā jāapskata māklīgā neironu tīkla pamatvienība - neirons.



1.5. att. **Mākslīgā neirona attēlojums**

Kā redzams attēlā attēlā 1.5., šī neirona uzbūvi raksturo tā 4 pamatelementi - ieejas signāls, svars, summēšanas funkcija, aktivizācijas funkcija un nobīde.

Ieejas signāls - tas ir neironā ienākošais signāls. Izcelsme tam var būt ārēja vai arī tas var būt cita neirona izejas signāls. Šādi ieejas signāli neironam var būt vairāki.

Svars - tā galvenā funkcija ir piešķirt tiem ieejas signāliem, kas ir svarīgas pareizam problēmas risinājumam. Piemēram, negatīvs vārds ietekmētu noskaņojuma analīzes modeļa lēmumu vairāk nekā neitrālu vārdu pāris. Svara vērtības tiek noteiktas apmācības procesā.

Summēšanas funkcija - šīs funkcijas mērķis ir apvienot vairākus ieejas signālus un to svarus vienā vērtībā, ko tālāk padot aktivizācijas funkcijai.

Aktivizācijas funkcija - šī funkcija izrēķina aktivitātes stāvokli, kas bieži ir arī neirona izejas vērtība.

Papildus svars (novirze) - novirzes uzdevums ir novirzīt aktivizācijas funkcijas radīto vērtību. Tās loma ir līdzīga konstantes lomai lineārā funkcijā un gluži kā svars tā vērtība tiek noteikta apmācībnas procesā.

Kad vairāki neironi ir salikti kopā pēc kārtas, tie veido slāni. Vairākus slāņus apvienojot varam iegūt daudzslāņu neironu tīklu. Vienkārša daudzslāņu neironu tīkla arhitektūra aprakstāma kā savstarpēji savienoti mākslīgie neironi trīs slāņos.

Ievades slānis

Informācija no ārpasaules caur ievades slāni nonāk mākslīgajā neironu tīklā. Ievades mezgli apstrādā datus, analizē vai klasificē tos un nodod tos nākamajam slānim.

Slēptais slānis

Slēptie slāņi izmanto ievadi no ievades slāņa vai citiem slēptiem slāņiem. Mākslīgajiem neironu tīkliem var būt liels skaits slēpto slāņu. Katrs slēptais slānis analizē iepriekšējā slāņa izvadi, apstrādā to tālāk un nodod nākamajam slānim.

Izvades slānis

Izvades slānis sniedz visu mākslīgā neironu tīkla veiktās datu apstrādes gala rezultātu. Tam var būt viens vai vairāki mezgli. Piemēram, ja mums ir binära (jā/nē) klasifikācijas problēma, izvades slānim būs viens izvades mezgls, kas dos rezultātu 1 vai 0. Tomēr, ja mums ir vairāku klašu klasifikācijas problēma, izvades slānis var sastāvēt no vairāk nekā viena izvades mezgla.

1.4. Modeļu novērtēšana un validācija

Pēc apmācīta modeļa iegūšanas ir svarīgi novērtēt izveidotā modeļa veiktspēju un to, cik labi tas spēs veikt tekstu klasifikāciju ar jauniem datiem. Viena no izplatītākajām novērtēšanas metodēm ir metode ar noturēšanu (holdout method), kur paraugu kopa tiek sadalīta divās daļās – apmācības kopa un testa kopa. Klasifikators tad tiek apmācīts ar apmācību kopu un validēts ar testa kopu. Šīs metodes mīnuss ir tas, ka apmācībai pieejama mazāka datu kopa. Cita negatīvā īpašība šai metodei ir arī tā, ka rezultāti ir atkarīgi no nevienlīdzīgā datu sadalījuma starp šīm abām kopām.

Cita metode ir nejauša paraugu atlase (Random Subsampling). Šī metode atkārto metodi ar noturēšanu vairākas reizes, lai labāk noteiktu modeļa veiktspēju, tomēr arī šai metodei

piemīt pirmās metodes negatīvās īpašības. Modeļa novērtēšana ar apmācību datiem nav ieteicama, jo tādējādi notiks pārmērīga pielāgošana (overfitting) un mašīnmācīšanās modelis iegaumēs apmācības datus, bet nespēs pareizi klasificēt jaunus datus.

Visbeidzot var izmantot arī šķērsvalidāciju (cross-validation). Šī metode sadala paraugu kopu k vienādās daļās un izmanto katru no šīm daļām tieši vienu reizi priekš testēšanas Citas, k-1, reizes katra daļa tiek izmantota apmācībai.

1.4.1. Klasifikācijas mēri

Klasifikācijas problēma ir bieži apskatīts mašīnmācīšanās temats un visizplatītākie mēri, ar kuriem novērtēt modeļa precizitāti ir aprakstīti zemāk.

Pārpratumu matrica

Pārpratumu matrica ļauj pārredzami attēlot modeļa precizitāti modelim ar 2 un vairāk klasēm. Matrica sastāv no 2 asīm, kur uz x ass tiek attēlotas visas klases un uz y ass tiek attēloti klases minējumi. Katra matricas šūna satur minējumu skaitu attiecīgajai klases un minētās klases kombinācijai.

Bināras klasifikācijas gadījumā pārpratumu matrica varētu būt attēlojama ar šādu tabulu:

1.1. tabula

Pārpratuma matrica

	+	-
+	PA	KA
-	KN	PN

Kur tabulas 1.1. vērtības raksturojamas šādi:

- PA - pareiza atbilsme (tabulā - gadījumi, kad ’+’ tiek pareizi klasificēts)
- PN - pareiza neatbilsme (tabulā - gadījumi, kad ’-’ tiek pareizi klasificēts)
- KA - kļūdaina atbilsme (tabulā - gadījumi, kad ’-’ tiek nepareizi klasificēts kā ’+’)
- KN - kļūdaina neatbilsme (tabulā - gadījumi, kad ’+’ tiek nepareizi klasificēts kā ’-’)

Akurātums

Akurātums ir mērs, kurš norāda cik no minējumiem ir bijuši pareizi. Tas ir pareizo minējumu dalījums ar visu minējumu skaitu.

$$Akurātums = \frac{PA + PN}{PA + PN + KA + KN} \tag{2.4}$$

Precizitāte

$$Precizitāte = \frac{PA}{PA + KA} \tag{2.5}$$

Pārklājums

$$Pārklājums = \frac{PA}{PA + KN} \tag{2.6}$$

F1 mērs

F1 mērs ir precizitātes un pārklājuma mēru harmoniskais vidējais.

$$F1 = \frac{(2 * precizitāte * pārklājums)}{(precizitāte + pārklājums)} \tag{2.7}$$

Atšķirībā no aritmētiskas vidējās vērtības, harmoniska vidējā vērtība tiecas uz mazāko vērtību no diviem mēriem, no tā izriet, ka F1 mērs būs zems ja precizitāte vai pārklājums ir zems.

1.5. Tekstu priekšapstrādei

Pirms iespējams izveidot klasifikācijas modeli, DVA problēmvidē nepieciešams veikt teksta priekšapstrādi, lai dati būtu pielietojami tālākā apstrādē. Tas sevī ietver gan dažādu teksta fragmentu atmešanu, gan pārveidošanu formā kuru spētu saprast apmācIbas algoritmi. Tālāk apskatīti konkrēti priekšapstrādes soļi.

1.5.1. Vārdu atdalīšana

Lai tekstu izmantotu klasificēšanā, ir jāspēj atdalīt atsevišķas šī teksta daļas. To iespējams paveikt dažādos veidos – tekstu iespējams sadalīt pa individuāliem vārdiem vai arī

secīgu vārdu grupām. Vārdu atdalīšanai var izmantot dažādus atdalošos simbolus, piemēram atstarpi un jaunas līnijas sākuma simbolu (\n'). Tomēr ne visi atdalošie simboli ir vienno-zīmīgi, piemēram punkts var būt gan kā teikuma beigas, gan kā daļa no konkrētas vērtības (skaitlis 10.5). Vārdu atdalīšana secīgās vārdu grupās izmanto n-grammas, kas ir n secīgu vārdu un/vai simbolu kopa tekstā. Izmantojot n-grammas, iespējams iegūt plašāku teksta kontekstu no atdalītajiem vārdiem.

1.5.2. Sakņu atdalīšana un lemmatizācija

Apstrādājot tekstus, svarīgi ir arī ņemt vērā faktu, ka dažādos tekstos viens un tas pats vārds bieži tiek lietots dažādos locījumos un visbiežāk locījumam nav ietekme uz to vai teksts pieder konkrētai kategorijai vai nē. Svarīgi arī ņemt vērā, ka liels individuālo vārdu atkārtojums dažādos locījumos palielina klasifikācijai nepieciešamo laiku un resursus. Sakņu atdalīšana un lemmatizācija risina šo problēmu, pārvēršot vārdus to pamatformā.

1.5.3. Stopvārdu dzēšana

Bieži vien noderīga ir arī tā sauktā stopvārdu (angliski - stopwords) dzēšana no apstrā-dāmajiem datiem. Tie ir vārdi kuri neietekmē teksta saturu un to biežais lietojums var atstāt negatīvu ietekmi uz klasifikācijas akurātumu. Latviešu valodā piemērs šādiem vārdiem būtu palīgvārdi, kuri tiek saprasti kā saikļi (un, bet, vai u.c.), prievārdi (uz, no u.c.), partikulas (arī, diezin, gan u.c.).

1.5.4. Vektorizācija

Teksta vektorizācija ir process, kurā teksta informācija tiek pārveidota skaitļu formā, ko tālāk savukārt var izmantot mašīnmācīšanai. Šis solis ir būtisks, jo lielākā daļa mašīn-mācīšanās algoritmu strādā ar skaitļiem, bet teksta dati ir paši par sevi neskaitliski. Teksta vektorizācijai ir vairākas metodes, populārākās no tām uzskaitītas zemāk.

Vārdu maiss

Vārdu maiss – tā ir nesakārtota vārdu kopa, kur vārdu secība tiek ignorēta, saglabājot tikai vārdu biežumu dokumentā [8]. Teksts tiek pārveidots vektorā, kur katram unikālam vārdam dokumentā tiek piešķirts indekss, kā vērtību indeksā norādot konkrētā vārda biežumu. Ar šo pieeju mēs veicam šādus pieņēmumus:

- Tekstu iespējams analizēt, ignorējot vārdu / tekstvienību secību.
- Nepieciešams zināt tikai kuri vārdi / tekstvienības atrodas tekstā un cik bieži tie atkārtojas.

TF-IDF

Terminu biežums - inversais dokumentu biežums (angliski, saīsināti - TF-IDF) ir vektorizācijas paveids ko izmanto, lai novērtētu termina (vārda) svarīgumu dokumentā attiecībā uz dokumentu kopu (korpusu) [9].

Termina biežums (TF):

Termina biežums nosaka, cik bieži konkrēts termins parādās konkrētā dokumentā. To aprēķina kā attiecību starp termina parādīšanos dokumentā un kopējo terminu skaitu šajā dokumentā. Termina biežuma (TF) formula ir šāda:

$$TF(t,d) = \frac{f(t,d)}{|d|} \tag{2.8}$$

Kur:

- $TF(t,d)$ ir termina biežums terminam t dokumentā d.
- $f(t,d)$ ir termina t biežums dokumentā d.
- $|d|$ ir kopējais terminu skaits dokumentā d.

Inversais dokumenta biežums (IDF): Inversais dokumenta biežums nosaka cik unikāls vai svarīgs ir termins visā dokumentu kopā (korpusā). To aprēķina kā logaritmisku attiecību starp visu dokumentu kopā esošo dokumentu skaitu un dokumentu skaitu, kuros šis termins parādās. Inversās dokumentu biežuma (IDF) formula ir šāda:

$$IDF(t,D) = \log\left(\frac{|D|}{|d \in D : t \in d|}\right) \tag{2.9}$$

Kur:

- $IDF(t,D)$ ir termina t inversais dokumenta biežums kopā D.
- $|D|$ ir kopējais dokumentu skaits korpusā.
- $|d \in D : t \in d|$ ir dokumentu skaits, kas satur terminu t.

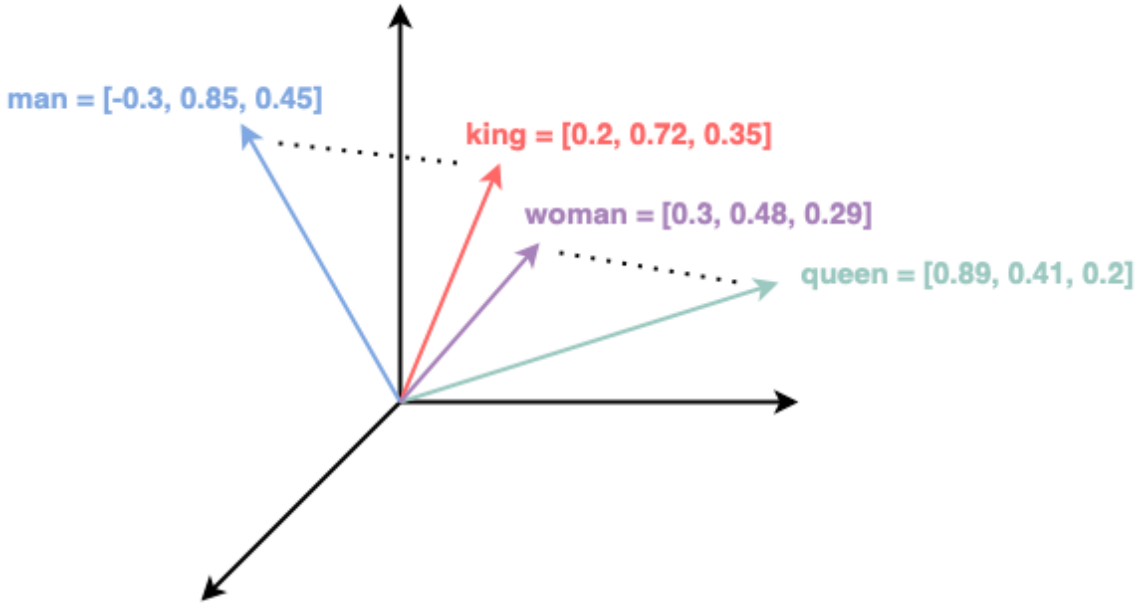
TF-IDF beigu rezultāts ir termina biežuma (TF) un inversā dokumenta biežuma (IDF) reizinājums:

$$TF\text{-}IDF(t, d, D) = TF(t, d) \times IDF(t, D) \tag{2.10}$$

TF-IDF rezultāts atspoguļo, cik svarīgs ir vārds konkrētajā dokumentā, ņemot vērā visu tekstu kopu. Augstāki TF-IDF vērtējumi tiek piešķirti terminiem, kas bieži parādās dokumentā, bet reti visā kopā. Tas palīdz uzsvērt terminu svarīgumu, kuri ir raksturīgi tieši konkrētiem dokumentiem, vienlaikus samazinot kopīgu terminu nozīmi, kas parādās daudzos dokumentos.

1.5.5. Vārdlietojuma kartējums

Vārdlietojuma kartējums (angliski - word embedding) ir jaunāka metode, kur vārdi tiek attēloti kā skaitliski vektori daudzdimensiju telpā. Šie vektori spēj saglabāt informāciju par vārdu kontekstu / nozīmi / saikni ar citiem vārdiem, respektīvi - vārdi ar līdzīgu nozīmi vai pielietojumu ir attēloti ar vektoriem, kas ģeometriski tuvi viens otram vektoru telpā. Piemēram, labi apmācītā vārdu iegulšanas modelī vārdi ”karalis” un ”karaliene” tiek attēloti kā vektori, kas ir tuvu viens otram, norādot to semantisko līdzību [10].



1.6. att. **Vārdlietojuma kartējums vektora telpā [10]**

Vārdlietojuma kartējums ļauj arī veikt dažādas operācijas ar vārdiem vektoru telpā, to skaitā arī saskaitīšanu un atņemšanu. Piemēram, ”karalis - vīrietis + sieviete” varētu izveidot

vektoru, kas vektora telpā ir tuvu vārdam ”karaliene”.

1.5.6. Pazīmju izvēle

Iepriekš tika apskatīts kā atlasīt pazīmes no dokumentu kopas. Atkarībā no apskatīto tekstu daudzuma un sarežģītības, rezultātā var tikt iegūts liels pazīmju skaits, kas var apgrūtināt mašīnmācīšanās algoritmu pielietošanu. Pārāk plaša vai pārāk maza pazīmju kopa var atstāt negatīvu iespaidu uz modeļa veiktspēju. Lai risinātu šo problēmu tiek apskatīta pazīmju izvēle.

Viena no izplatītākajām metodēm, kas samazina pazīmju skaitu ir retu vārdu izņemšana. Dēļ to retuma, tās visdrīzāk nav pazīmes, kas ir raksturīgas visiem kategoriju tekstiem, un nepalīdzēs izveidot precīzāku modeli.

1.6. Biežākās problēmas tekstu klasifikācijā

1.6.1. Vārdu neskaidrība

Dabiskā valoda ir būtībā neskaidra, ar vārdiem un frāzēm, kuriem ir vairākas nozīmes atkarībā no konteksta. Šīs neskaidrības precīza risināšana ir izaicinājums teksta klasifikācijas modeļiem.

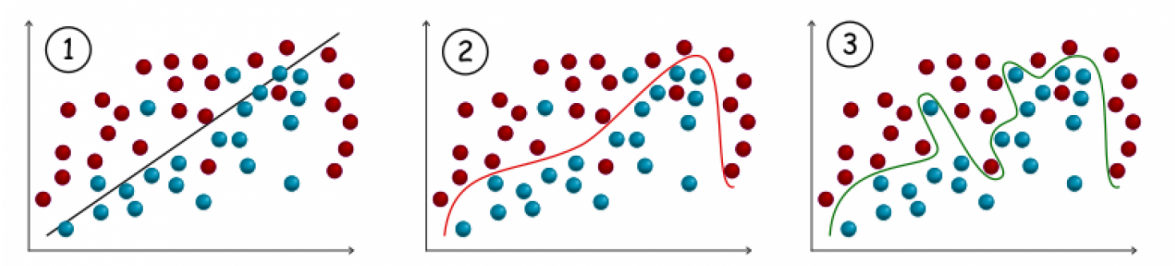
1.6.2. Tekstu nevienmērība

Teksta dati ir dažādi un atšķiras pēc garuma, struktūras un kvalitātes. Tie var ietvert rakstos raksturīgas kļūdas, slengu, saīsinājumus un plašu rakstīšanas stilu klāstu, kas padara tos grūti standartizējamus.

1.6.3. Pārmērīga pielāgošana

Pārmērīga pielāgošana nozīmē to, ka klasifikators ir pārāk labi modelējis apmācības datus un nedarbojas labi uz iepriekš neredzētiem datiem. Kļūdas, ko klasifikators pieļauj uz apmācības datiem sauc par apmācības kļūdām, savukārt kļūdas, kuras tiek pieļautas uz iepriekš neredzētiem datiem, sauc par vispārināšanas kļūdām. Labam modelim ir gan zems apmācības kļūdu skaits, gan zems vispārināšanas kļūdu skaits. Nepietiekama pielāgošana notiek ja modelim ir gan augsts apmācības kļūdu skaits, gan arī augsts vispārinājuma kļūdu skaits. No otras puses - pārmērīga pielāgošana notiek kad modelim ir zems apmācības kļūdu

skaits, bet augsts vispārināšanas kļūdu skaits [11]. Zemāk apskatāmajā attēlā 1.7. attēloti piemēri divdimensiju klasifikācijas scenārijā.



1.7. att. **Pielāgošanas scenāriji (1 - nepietiekama, 2 - optimāla, 3 - pārmērīga)**

Visbiežāk šāda veida kļūdas rodas no apmācību datiem, kuros ir pārāk daudz ar konkrēto klasifikāciju nesaistīti dati (lieks fona "troksnis") vai arī izvēlētais apmācību datu apjoms ir pārāk mazs.

1.7. Mašīnmācīšanās rīki

1.7.1. scikit-learn

Viena no Python valodas populārākajām mašīnmācīšanās bibliotēkām, kas palīdz risināt problēmas kā klasteru veidošana, regresija, klasifikācija, dimensiju skaita samazināšana, ir 'sckit-learn'. Sākotnēji bibliotēku izstrādājis Dāvids Kornepū (David Cournapeau) 2007. gadā, tomēr ātri vien projekts ir izaudzis par atvērtā pirmkoda projektu kuru uztur vairāki simti izstrādātāju. Bibliotēku izmanto daudzi lieli uzņēmumi kā J.P. Morgan, Spotify u.c. Autors ir izvēlējies lietot šo bibliotēku lai atvieglotu plaši lietotu klasifikācijas algoritmu implementāciju (Naivā Bejesa metode, loģistiskā regresija, lēmumu koki, atbalsta vektoru mašīnas).

1.7.2. Tensorflow

TBD

2. PRAKTISKĀ DAĻA

2.1. Datu izgūšana no ziņu portāliem ar rāpuli

Lai veiktu izpēti, sakumā ir nepieciešams ievākt treniņdatus / valodas korpusu, kas raksturo problēmvidi – ziņu portālu rakstus. Praktiskai rāpuļa implementācijai tika izvēlēts Python ietvars "Scrapy", ar kura palīdzību iespējams izveidot tīmekļa rāpuļus, kas pārmeklē mājaslapas un izvelk no tām datus strukturētā formā. Šis ietvars izvēlēts, jo tas ir viens no populārākajiem rīkiem šajā kategorijā un tas labi spēj apstrādāt un formatēt lielu datu apjomu. Tā kā tīmekļa rāpuļi ir jāpielāgo konkrētai mājaslapas struktūrai, lai iegūtu vēlamos datus, tika izvēlēts konkrēts portāls - delfi.lv, dēļ tā daudzveidīgā kategoriju klāsta un rakstu daudzuma. Darba ietvaros izveidots rāpulis, kas ievāc datus no šī portāla un saglabā tos JSON formā ar 4 pamatlaukiem – virsraksts, kategorija, saturs, hipersaite. Lai sašaurinātu problēmvidi un ierobežotu nepieciešamos resursus tika izvēlētas 10 apskatāmās kategorijas – kmūzika, atpūta, kriminālziņas, finanses, tehnoloģijas, kino, literatūra, politika, sports, auto. Izgūta raksta piemēru JSON formātā iespējams apskatīt 1. pielikumā.

Rezultātā tika ievākti 13762 raksti ar sadalījumu pa kategorijām kāds redzams tabulā 2.1.

2.1. tabula

Ievākto rakstu sadalījums pa kategorijām

Kategorija	Raksti
Mūzika	1722
Atpūta	1523
Kriminālziņas	1517
Finanses	1363
Tehnoloģijas	1333
Kino	1282
Literatūra	1277
Politika	1263
Sports	1250
Auto	1232

Ievācot rakstus novērots, ka bez rakstu satura atšķiras arī vidējie rakstu garumi katrā kategorijā. Piemēram atpūtas ziņām raksturīgi gari raksti ar vidēji vairāk nekā 662 vārdiem, savukārt auto, sporta un kriminālziņām – krietni īsāki raksti (īpaši auto ziņām ar vidējo rakstu garumu ap 227 vārdiem). Šāda atšķirība garumos varētu atstāt ietekmi uz konkrētu kategoriju klasifikāciju akurātumu. Rakstu iedalījumu garumos sīkāk iespējams apskatīt 2. pielikumā.

2.2. Tekstu priekšapstrāde

2.2.1. Stopvārdu atmešana

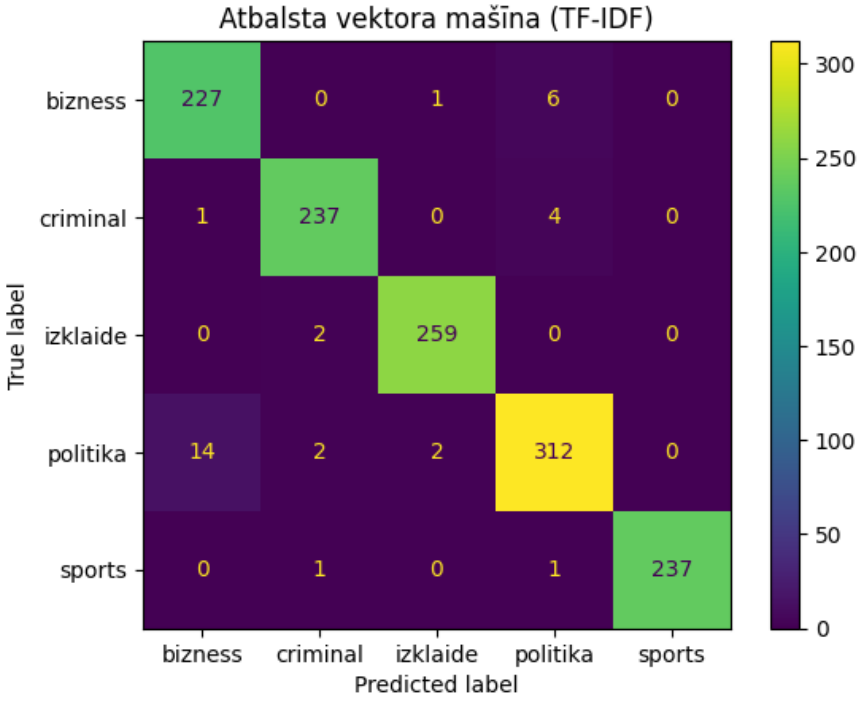
Izmantotajās Python bibliotēkās ir iekļauti saraksti ar stopvārdiem daudzām izplatītām valodām, tomēr latviešu valodai šāds sarakts jādefinē neatkarīgi. Tika veikta izpēte par to vai šāds saraksts jau ir publiski pieejams un kā viens no populārākajiem atrasts 'stopwords-lv' repozitorijs iekš github. Lai gan tas ir izmantojams kā labs pamats un uzskaita palīgvārdus (saikļus, prievārdus, partikulas), trūkst citas svarīgas morfoloģiskās grupas kā vietniekvārdi (attieksmes vietniekvārdi – kurš, kura u.c., norādāmie vietniekvārdi – šis, šī, tas, tā, viņš u.c, kā arī locījumi šiem vārdiem), jo arī šo vārdu esamība neraksturo teksta fragmenta jēgu vai piederību kādai kategorijai. Darba ietvaros izveidots uzlabots stopvārdu saraksts latviešu valodai, kas labāk spētu veikt vārdu filtrēšanas soli teksta priekšasptrādē, un pielietots uz

apmācības datiem.

2.3. Algoritmu rezultāti

2.3.1. Atbalsta vektora mašīnas

Atbalsta vektora mašīnas apmācības algoritms ir implementēts ar scikit-learn SVM klases komponenti LinearSVC (sklearn.svm.LinearSVC). Sasniegtais akurātums ar testa rakstu kopu un izmantojot vārdu maisa vektorizācijas pieeju - 0.952, pielietojot TF-IDF pazīmju izveidē savukārt tiek iegūts augstāks akurātums - **0.966**. Kā redzams pārpratuma matricā 2.1. - piecu kategoriju klasifikācija tiek veikta ļoti precīzi un biežākā kļūda ir nepareizi klasificētas politikas ziņas, klasificējot tās kā biznesa ziņas. Precīzāki novērtējumi pa kategorijām apskatāmi 2.2. tabulā.



2.1. att. **Atbalsta vektora mašīnas pārpratuma matrica**

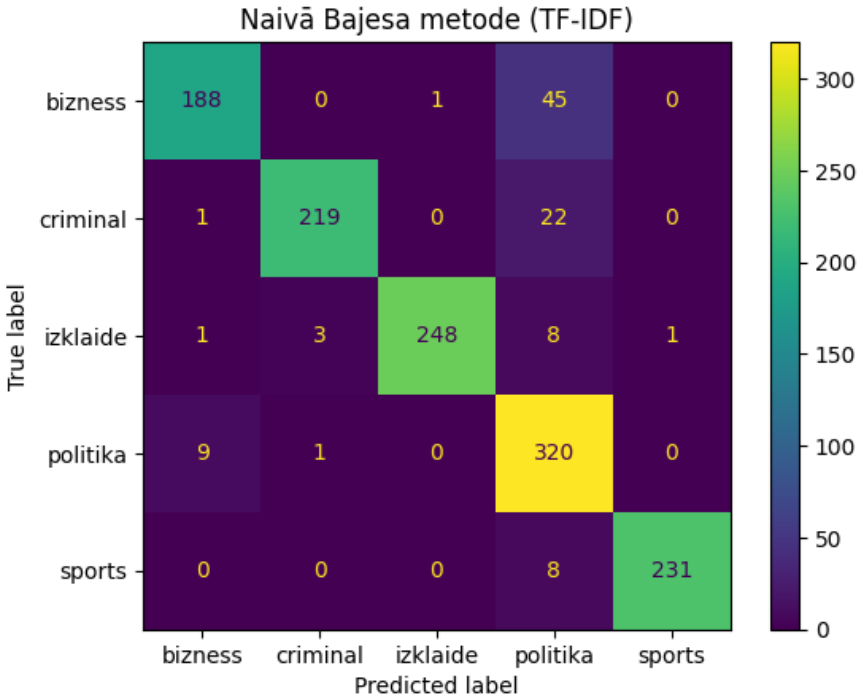
2.2. tabula

AVM algoritma novērtējums pa kategorijām

kategorija	precizitāte	pārklājums	F1 mērs
bizness	0.938017	0.970085	0.953782
criminal	0.979339	0.979339	0.979339
izklaide	0.98855	0.992337	0.99044
politika	0.965944	0.945455	0.95559
sports	1	0.991632	0.995798

2.3.2. Naivā Bajesa metode

TBD



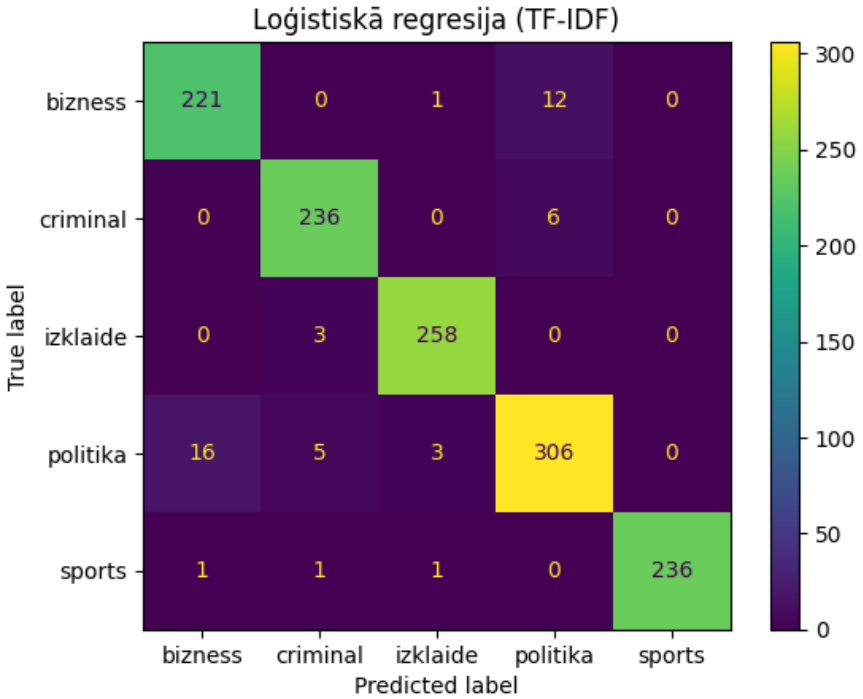
2.2. att. **Naivā Bajesa metode pārpratuma matrica**

Naivā Bajesa algoritma novērtējums pa kategorijām

kategorija	precizitāte	pārklājums	F1 mērs
bizness	0.944724	0.803419	0.86836
criminal	0.982063	0.904959	0.941935
izklaide	0.995984	0.950192	0.972549
politika	0.794045	0.969697	0.873124
sports	0.99569	0.966527	0.980892

2.3.3. Loģistiskā regresija

TBD



2.3. att. **Loģistiskās regresijas pārpratuma matrica**

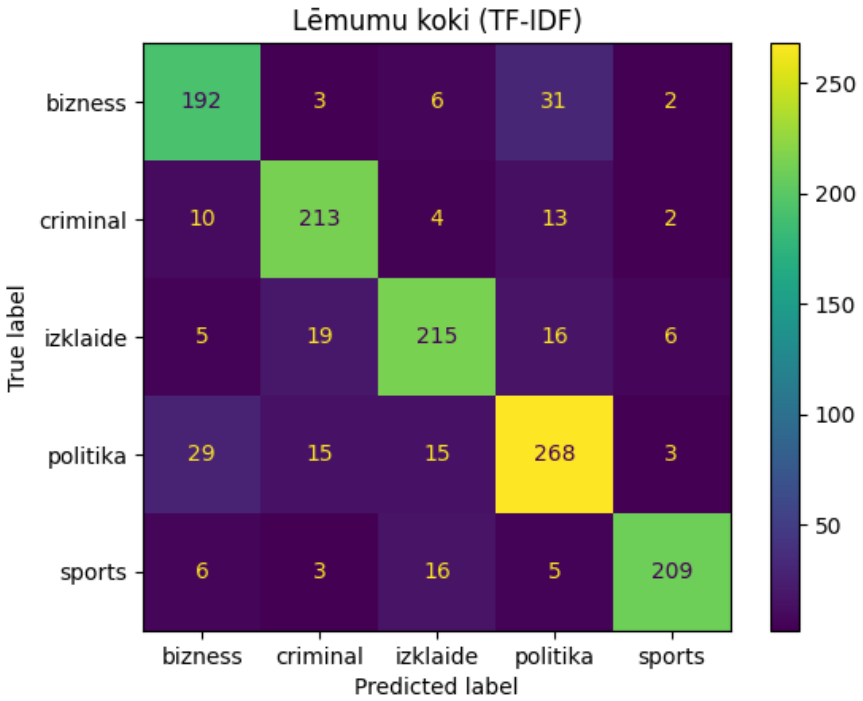
2.4. tabula

Loģistiskā regresijas algoritma novērtējums pa kategorijām

kategorija	precizitāte	pārklājums	F1 mērs
bizness	0.928571	0.944444	0.936441
criminal	0.963265	0.975207	0.969199
izklaide	0.980989	0.988506	0.984733
politika	0.944444	0.927273	0.93578
sports	1	0.987448	0.993684

2.3.4. Lēmumu koki

TBD



2.4. att. **Lēmumu koki - pārpratuma matrica**

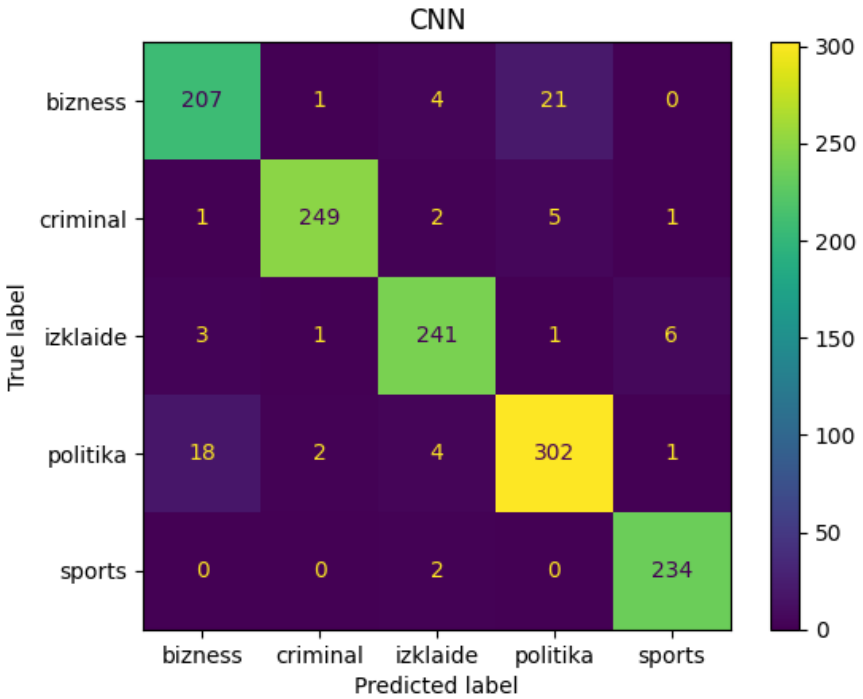
2.5. tabula

Lēmumu koku algoritma novērtējums pa kategorijām

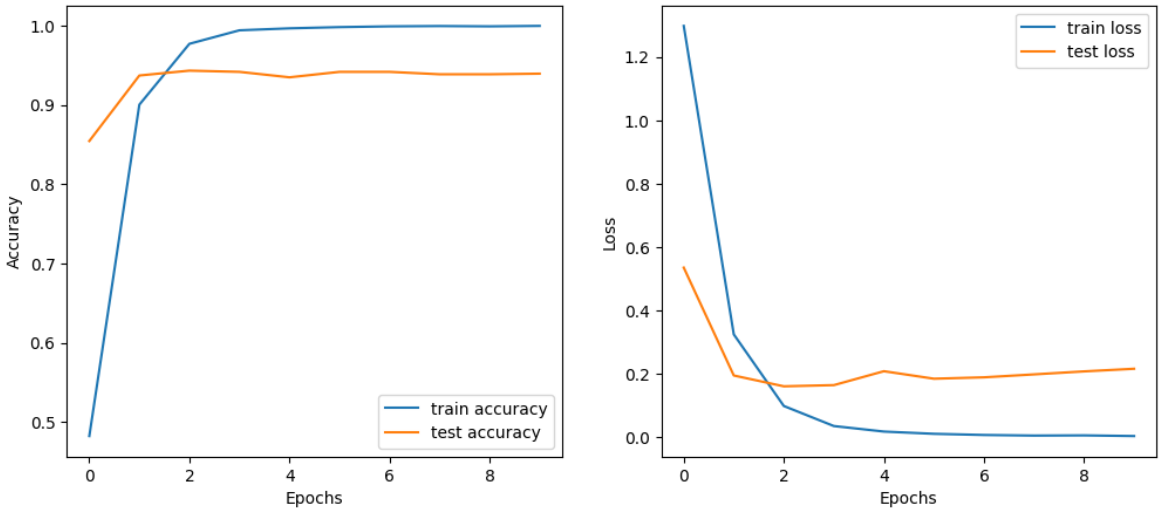
kategorija	precizitāte	pārklājums	F1 mērs
bizness	0.840517	0.833333	0.83691
criminal	0.823529	0.867769	0.84507
izklaide	0.848249	0.835249	0.841699
politika	0.817365	0.827273	0.822289
sports	0.912281	0.870293	0.890792

2.3.5. Konvolūcijas neironu tīkli

TBD



2.5. att. **Konvolūcijas neironu tīkli - pārpratuma matrica**



2.6. att. **Konvolūcijas neironu tīkli - novērtējums pa apmācības posmiem**

2.6. tabula

Konvolūcijas neironu tīkli - novērtējums pa kategorijām

kategorija	precizitāte	pārklājums	F1 mērs
bizness	0.891775	0.88412	0.887931
criminal	0.96124	0.96124	0.96124
izklaide	0.968	0.960317	0.964143
politika	0.920245	0.917431	0.918836
sports	0.958506	0.978814	0.968553

2.4. Modeļu salīdzinājums

TBD

SECINĀJUMI UN PRIEKŠLIKUMI

Darba procesā tika noskaidrots ka ziņu klasifikācijā pielietot mašīnmācīšanās algoritmus ir noderīgi, jo iespējams veikt šo klasifikāciju ļoti precīzi, augstāko akurātuma rādītāju 0.966 sasniedzot ar atbalsta vektora mašīnas algoritmu un TF-IDF pielietojumu pazīmju ģenerēšanā.

Novērots arī tas, ka ne visas kategorijas ir vienlīdz viegli klasificēt. Sporta ziņas visiem algoritmiem sanāca klasificēt daudz veiksmīgāk nekā politikas un biznesa ziņas. Tas izskaidrojams ar saturisku pārklājumu starp tēmām (politikas un biznesa ziņas bieži kļūdīgi tika klasificētas kā pretējā kategorija) un rakstu garumiem (sporta ziņas pārsvarā ir īsākas).

Lai gan izpētīt un implementēt konvolūcijas neironu tīklus autora ieskatā bija jēgpilni, izveidotais modelis nespēja sasniegt augstāku precizitāti par vienkāršākiem algoritmiem.

Autora ieskatā publiskas ziņu rakstu datu kopas ir ļoti noderīgas mašīnmācīšanās eksperimentos, piemēram, angļu valodā ziņu kopas kā "20 Newsgroup" tiek plaši pielietotas un pat iekļautas populārās bibliotēkās kā sckit-learn. Latviešu valodā šādas publiskas datu kopas netika atrastas un rakstu kopas izveide ne vienmēr ir triviāls uzdevums. Autora ievākto datu kopu publiskojot iespējama tālāka tās pielietošana citu autoru darbos.

Teksta priekšapstrāde latviešu valodā ir ierobežota morfoloģisko rīku pieejamības dēļ. Zināmus uzlabojumus priekšapstrādē autoram ir izdevies panākt ar paplašināta stopvārdu saraksta izveidi.

Priekšlikumi:

Autora ieskatā noderīgi būtu uzlabot modeļu apmācību ar papildus tekstu morfoloģisko apstrādi (piemēram, lemmatizāciju). Šāda apstrāde angļu un citu izplatītāku valodas tekstiem ir pieejama dažādās Python bibliotēkās, diemžēl latviešu valodas tekstiem nav tāda atbalsta. Nepieciešams veikt papildus darbu šādu rīku izstrādei.

Nepieciešama tālāka izpēte par neironu tīkliem un iespējām sasniegt augstāku precizitāti – iespējams autora izvēlētie slāņi un paramatri tīkla izveidei nebija optimāli. Labākus rezultātus iespējams varētu sasniegt ar LSTM neironu tīkliem.

IZMANTOTĀS LITERATŪRAS UN AVOTU SARAKSTS

[1] Tom Mitchell. *The Discipline of Machine Learning*. Carnegie Mellon University, 2006.

[2] Stuart Russell and Peter Norvig. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Prentice Hall, 3 edition, 2010.

[3] Miltiadis Kandias, Vasilis Stavrou, Nick Bozovic, and Dimitris Gritzalis. Proactive insider threat detection through social media: The youtube case. pages 261 – 266, 11 2013.

[4] Ian H.Witten, Eibe Frank, and Mark A.Hall. *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques(Third Edition)*. Morgan Kaufmann, third edition edition, 2011.

[5] Tom Mitchell. *Machine Learning*. McGraw - Hill Education, 1997.

[6] Corinna Cortes and Vladimir Vapnik. Support - vector networks. *Machine Learning*, 20(3):273–297, 1995.

[7] AWS. What is a neural network? https://aws.amazon.com/what-is/neural-network/, 2023. [Tiešsaistē; Skatīts Okt. 24, 2023].

[8] Daniel Jurafsky and James Martin. *Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition*. 2008.

[9] Prabhakar Manning, Christopher D.and Raghavan and Hinrich Schütze. *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press, 2008.

[10] Baeldung. Dimensionality of word embeddings. https://www.baeldung.com/cs/dimensionality-word-embeddings, 2023. [Tiešsaistē; Skatīts Okt. 14, 2023].

[11] Pang Ning Tan, Michael Steinbach, and Vipin Kumar. *Introduction to Data Mining*. Addison Wesley, 2005.

GALVOJUMS

Ar šo es, Matīss Kalniņš, galvoju, ka šis bakalaura darbs ir manis paša patstāvīgi izpildīts oriģināls darbs. Visi informācijas avoti, kā arī no tiem ņemtie dati un definējumi ir norādīti darbā. Šis darbs tādā vai citādā veidā nav iesniegts nevienai citai pārbaudījumu komisijai un nav nekur publicēts.

Esmu informēts (-a), ka mans bakalaura darbs tiks ievietots un apstrādāts Vienotajā datorizētajā plaģiāta kontroles sistēmā plaģiāta kontroles nolūkos.

202___.gada _____._____ _____

Es, Matīss Kalniņš, atļauju Ventspils Augstskolai savu bakalaura darbu bez atlīdzības ievietot un uzglabāt Latvijas Nacionālās bibliotēkas pārvaldītā datortīklā Academia (www.academia.lndb.lv), kurā tie ir pieejami gan bibliotēkas lietotājiem, gan globālajā tīmeklī tādā veidā, ka ikviens tiem var piekļūt individuāli izraudzītā laikā, individuāli izraudzītā vietā.

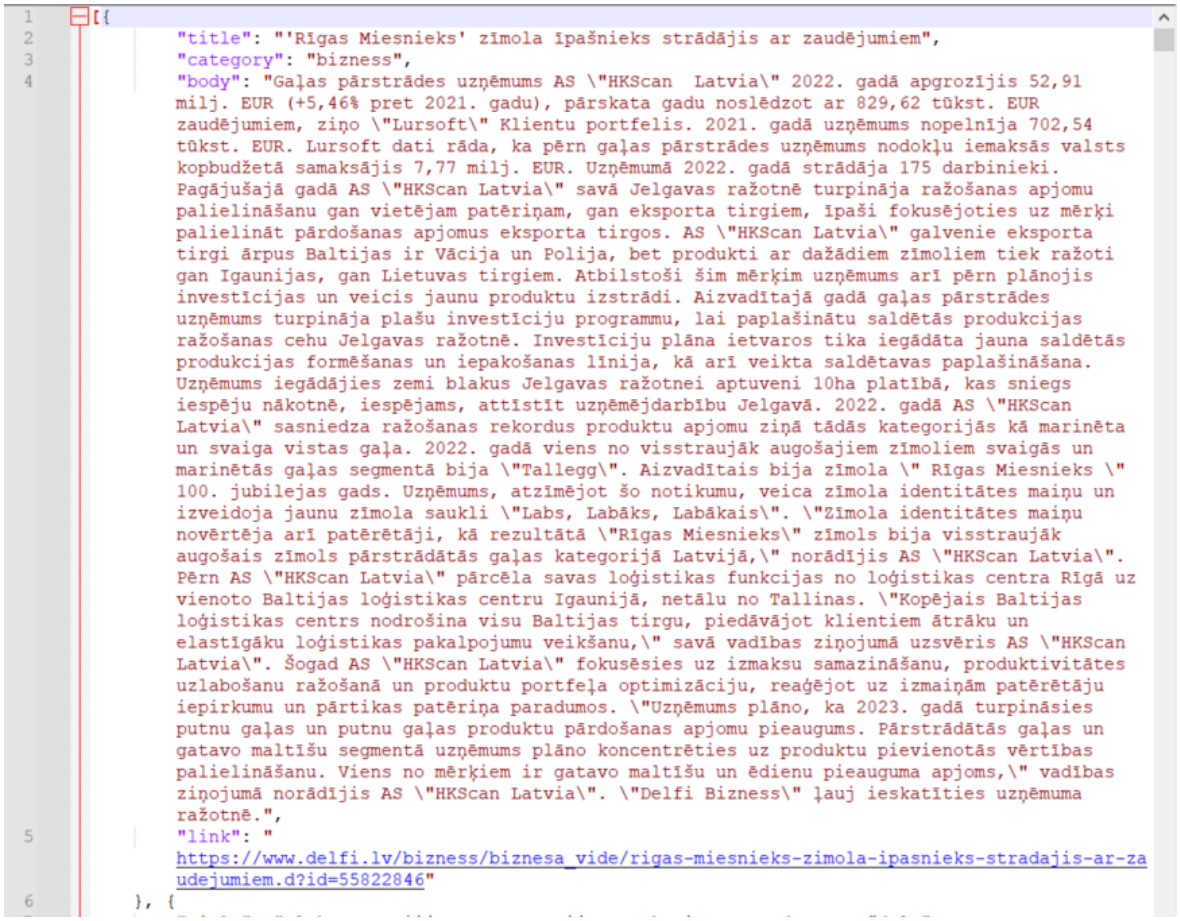
Piekrītu _____

Nepiekrītu _____

202___.gada _____._____

PIELIKUMS

1. pielikums. Ar rāpuļa palīdzību izgūta raksta piemērs




```
[{
    "title": "'Rīgas Miesnieks' zīmola īpašnieks strādājis ar zaudējumiem",
    "category": "bizness",
    "body": "Gaļas pārstrādes uzņēmums AS \"HKScan  Latvia\" 2022. gadā apgrozījis 52,91
    milj. EUR (+5,46% pret 2021. gadu), pārskata gadu noslēdzot ar 829,62 tūkst. EUR
    zaudējumiem, ziņo \"Lursoft\" Klientu portfelis. 2021. gadā uzņēmums nopelnīja 702,54
    tūkst. EUR. Lursoft dati rāda, ka pērn gaļas pārstrādes uzņēmums nodokļu iemaksās valsts
    kopbudžetā samaksājis 7,77 milj. EUR. Uzņēmumā 2022. gadā strādāja 175 darbinieki.
    Pagājušajā gadā AS \"HKScan Latvia\" savā Jelgavas ražotnē turpināja ražošanas apjomu
    palielināšanu gan vietējam patēriņam, gan eksporta tirgiem, īpaši fokusējoties uz mērķi
    palielināt pārdošanas apjomus eksporta tirgos. AS \"HKScan Latvia\" galvenie eksporta
    tirgi ārpus Baltijas ir Vācija un Polija, bet produkti ar dažādiem zīmoliem tiek ražoti
    gan Igaunijas, gan Lietuvas tirgiem. Atbilstoši šim mērķim uzņēmums arī pērn plānojis
    investīcijas un veicis jaunu produktu izstrādi. Aizvadītajā gadā gaļas pārstrādes
    uzņēmums turpināja plašu investīciju programmu, lai paplašinātu saldētās produkcijas
    ražošanas cehu Jelgavas ražotnē. Investīciju plāna ietvaros tika iegādāta jauna saldētās
    produkcijas formēšanas un iepakošanas līnija, kā arī veikta saldētavas paplašināšana.
    Uzņēmums iegādājies zemi blakus Jelgavas ražotnei aptuveni 10ha platībā, kas sniegs
    iespēju nākotnē, iespējams, attīstīt uzņēmējdarbību Jelgavā. 2022. gadā AS \"HKScan
    Latvia\" sasniedza ražošanas rekordus produktu apjomu ziņā tādās kategorijās kā marinēta
    un svaiga vistas gaļa. 2022. gadā viens no visstraujāk augošajiem zīmoliem svaigās un
    marinētās gaļas segmentā bija \"Tallegg\". Aizvadītais bija zīmola \" Rīgas Miesnieks \"
    100. jubilejas gads. Uzņēmums, atzīmējot šo notikumu, veica zīmola identitātes maiņu un
    izveidoja jaunu zīmola saukli \"Labs, Labāks, Labākais\". \"Zīmola identitātes maiņu
    novērtēja arī patērētāji, kā rezultātā \"Rīgas Miesnieks\" zīmols bija visstraujāk
    augošais zīmols pārstrādātās gaļas kategorijā Latvijā,\" norādījis AS \"HKScan Latvia\".
    Pērn AS \"HKScan Latvia\" pārcēla savas loģistikas funkcijas no loģistikas centra Rīgā uz
    vienoto Baltijas loģistikas centru Igaunijā, netālu no Tallinas. \"Kopējais Baltijas
    loģistikas centrs nodrošina visu Baltijas tirgu, piedāvājot klientiem ātrāku un
    elastīgāku loģistikas pakalpojumu veikšanu,\" savā vadības ziņojumā uzsvēris AS \"HKScan
    Latvia\". Šogad AS \"HKScan Latvia\" fokusēsies uz izmaksu samazināšanu, produktivitātes
    uzlabošanu ražošanā un produktu portfeļa optimizāciju, reaģējot uz izmaiņām patērētāju
    iepirkumu un pārtikas patēriņa paradumos. \"Uzņēmums plāno, ka 2023. gadā turpināsies
    putnu gaļas un putnu gaļas produktu pārdošanas apjomu pieaugums. Pārstrādātās gaļas un
    gatavo maltīšu segmentā uzņēmums plāno koncentrēties uz produktu pievienotās vērtības
    palielināšanu. Viens no mērķiem ir gatavo maltīšu un ēdienu pieauguma apjoms,\" vadības
    ziņojumā norādījis AS \"HKScan Latvia\". \"Delfi Bizness\" ļauj ieskatīties uzņēmuma
    ražotnē.",
    "link": "
    https://www.delfi.lv/bizness/biznesa_vide/rigas-miesnieks-zimola-ipasnieks-stradajis-ar-za
    udejumiem.d?id=55822846"
}, {
```

2. pielikums. Klasificējamo kategoriju rakstu garumi