

UNIVERSITY OF LJUBLJANA  
FACULTY OF COMPUTER AND INFORMATION SCIENCE

Romana Grilj

**Performance comparison of open  
source and commercial information  
extraction tools**

MASTER'S THESIS  
THE 2<sup>ND</sup> CYCLE MASTER'S STUDY PROGRAMME  
COMPUTER AND INFORMATION SCIENCE

SUPERVISOR: doc. dr. Slavko Žitnik  
CO-SUPERVISOR: akad. prof. dr. Martin Krpan

Ljubljana, 2023



UNIVERZA V LJUBLJANI  
FAKULTETA ZA RAČUNALNIŠTVO IN INFORMATIKO

Romana Grilj

**Primerjava uspešnosti odprtokodnih  
in komercialnih orodij za luščenje  
podatkov**

MAGISTRSKO DELO  
MAGISTRSKI ŠTUDIJSKI PROGRAM DRUGE STOPNJE  
RAČUNALNIŠTVO IN INFORMATIKA

MENTOR: doc. dr. Slavko Žitnik  
SOMENTOR: akad. prof. dr. Martin Krpan

Ljubljana, 2023



To delo je ponujeno pod licenco *Creative Commons Priznanje avtorstva-Deljenje pod enakimi pogoji 2.5 Slovenija* (ali novejšo različico). To pomeni, da se tako besedilo, slike, grafi in druge sestavine dela kot tudi rezultati diplomskega dela lahko prosto distribuirajo, reproducirajo, uporabljajo, priobčujejo javnosti in predelujejo, pod pogojem, da se jasno in vidno navede avtorja in naslov tega dela in da se v primeru spremembe, preoblikovanja ali uporabe tega dela v svojem delu, lahko distribuira predelava le pod licenco, ki je enaka tej. Podrobnosti licence so dostopne na spletni strani [creativecommons.si](http://creativecommons.si) ali na Inštitutu za intelektualno lastnino, Streliška 1, 1000 Ljubljana.



Izvorna koda diplomskega dela, njeni rezultati in v ta namen razvita programska oprema je ponujena pod licenco GNU General Public License, različica 3 (ali novejša). To pomeni, da se lahko prosto distribuira in/ali predeluje pod njenimi pogoji. Podrobnosti licence so dostopne na spletni strani <http://www.gnu.org/licenses/>.



## ACKNOWLEDGMENTS

*Worth mentioning in the acknowledgment is everyone who contributed to your thesis.*

*Romana Grilj, 2023*





To all the flowers of this world.

*"The only reason for time is so that  
everything doesn't happen at once."*

— Albert Einstein



# Contents

Abstract

Povzetek

<b>1</b>	<b>Uvod</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Sklicevanje na besedilne konstrukte</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Plovke: slike in tabele</b>	<b>5</b>
3.1	Formati slik . . . . .	5
<b>4</b>	<b>Razno</b>	<b>9</b>
4.1	Notacije . . . . .	9
4.2	Lepe tabele in psevdokoda . . . . .	9
<b>5</b>	<b>Kaj pa literatura?</b>	<b>11</b>
<b>6</b>	<b>Opis funkcionalnosti</b>	<b>13</b>
6.1	Prepoznavanje imenskih entitet . . . . .	13
6.2	Analiza sentimenta . . . . .	14
6.3	Povzemanje besedila . . . . .	15
6.4	Izvleček besedne zveze . . . . .	15
6.5	Klasifikacija besedila . . . . .	15
6.6	Zaznava objektov . . . . .	16

## *CONTENTS*

<b>7</b>	<b>Dataseti</b>	<b>19</b>
7.1	Kaj je dataset? . . . . .	19
7.2	Uporabljeni dataseti . . . . .	20
<b>8</b>	<b>Dataseti</b>	<b>27</b>
8.1	Metrike . . . . .	27
<b>9</b>	<b>Analiza raziskave</b>	<b>33</b>
<b>10</b>	<b>Sklepne ugotovitve</b>	<b>39</b>
<b>A</b>	<b>Title of the appendix 1</b>	<b>41</b>

# List of used acronmys

acronym	meaning
CA	classification accuracy
DBMS	database management system
SVM	support vector machine
...	...



# Abstract

**Title:** Performance comparison of open source and commercial information extraction tools

This sample document presents an approach to typesetting your BSc thesis using L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X. A proper abstract should contain around 100 words which makes this one way too short. A good abstract contains: (1) a short description of the tackled problem, (2) a short description of your approach to solving the problem, and (3) (the most successful) result or contribution in your thesis.

## Keywords

*Data analysis, Information Retrieval, structural data, Web Mining*





# Povzetek

**Naslov:** Primerjava uspešnosti odprtokodnih in komercialnih orodij za luščenje podatkov

V vzorcu je predstavljen postopek priprave magistrskega dela z uporabo okolja L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X. Vaš povzetek mora sicer vsebovati približno 100 besed, ta tukaj je odločno prekratek. Dober povzetek vključuje: (1) kratek opis obravnavanega problema, (2) kratek opis vašega pristopa za reševanje tega problema in (3) (najbolj uspešen) rezultat ali prispevek magistrske naloge.

## Ključne besede

*analiza podatkov, ekstrakcija podatkov, strukturni podatki, spletno rudarjenje*



# Chapter 1

## Uvod

Datoteka `magistrska_naloga.tex` na kratko opisuje, kako se pisanja magistrskega dela lotimo z uporabo programskega pateka `LATEX`. V tem dokumentu bomo predstavili nekaj njegovih prednosti in hib. Kar se slednjih tiče, mi pride na misel ena sama. Ko se srečamo z njim, nam izgleda kot kislo jabolko, nismo prepričani, da bi želeli vanj ugrizniti. Lahko pa z njim pripravimo odličen zavitek ali pa pridemo na okus.

V Poglavju 1 bomo na hitro spoznali besedilne konstrukte kot so izreki, enačbe in dokazi. Naučili se bomo, kako se na njih sklicujemo. V Poglavju 2 se bomo srečali s sklicevanjem na besedilne konstrukte. Poglavje 3 bo predstavilo vključevanje plovk: slik in tabel. V Poglavju 5 se bomo srečali s sklicevanjem na literaturo. Sledil bo samo še zaključek.

Bodite pozorni, da se v glavni mapi nahajata še datoteki `declaration.tex` in `izjava.tex`. Ti datoteki se ločeno prevedeta, ju podpišete in oddate v referat ločeno od magistrske naloge.



## Chapter 2

### Kaj pa literatura?

Kot smo omenili že v uvodu, je pravi način za citiranje literature uporaba `BIBTEX`a [4]. Programski paket `LATEX` je prvotno predstavljen v priročniku [3] in je v resnici nadgradnja sistema `TEX` avtorja Donalda Knutha, znanega po denimo, če izpustim njegovo umetnost programiranja, Knuth-Bendixovem algoritmu [2].

Vsem raziskovalcem s področja računalništva pa svetujem v branje mnenje L. Fortnowa [1].



# Chapter 3

## Opis funkcionalnosti

### 3.1 Prepoznavanje imenskih entitet

Prepoznavanje imenskih entitet je tehnika na področju obdelave naravnega jezika, ki se uporablja za prepoznavanje in klasifikacijo besed v besedilu. Te posebne vrste so imenovane entitete, kot so imena oseb, organizacij, lokacij, datumov, števil, denarnih zneskov in drugih specifičnih poimenovanj.

Cilj je prepoznati in določiti začetek in konec posameznih entitet v besedilu ter jim pripisati ustrezno kategorijo. Na primer, v stavek "Janez Novak je rojen 10. avgusta 1985 v Ljubljani" bi sistem prepoznal "Janez Novak" kot ime osebe, "10. avgust 1985" kot datum in "Ljubljana" kot lokacijo.

Številne praktične uporabe:

1. Avtomatsko označevanje imenskih entitet v novicah, člankih in drugih besedilnih vsebinah.
2. Razumevanje strukture in vsebine dokumentov za informacijsko iskanje in kategorizacijo.
3. Pomoč pri analizi sentimenta, kjer se želimo razumeti, kako se osebe, organizacije ali druge entitete omenjene v besedilu nanašajo na določeno temo ali izdelek.

## 3.2 Analiza sentimenta

Analiza sentimenta je proces določanja čustvenega odziva, nagnjenosti ali stališča zapisanega besedila. Cilj analize sentimenta je ugotoviti, ali je določeno besedilo pozitivno, negativno ali nevtrarno. To je lahko koristno pri analizi mnenj strank, razumevanju čustvenega odziva na izdelke, blagovne znamke, dogodke in druge. Na primer, če imamo naslednji stavek: "Ta film je fantastičen, vreden ogleda!", bi analiza sentimenta prepoznala, da je izraz pozitiven. Ta analiza temelji na uporabi naravnojezikovnega procesiranja in strojnega učenja. Obstaja več pristopov k analizi sentimenta, vključno z naslednjimi:

1. **Pravilni pristopi:** Uporabljajo se predvsem pravila in vzorci za identifikacijo pozitivnih in negativnih izrazov v besedilu. Na primer, besede, kot so "dobro", "fantastično", "radostno" itd., bi bile označene kot pozitivne, medtem ko bi bile besede, kot so "slabo", "žalostno", "neznosno" itd., označene kot negativne.
2. **Strojno učenje na podlagi besedila:** Ta pristop vključuje uporabo algoritmov strojnega učenja, ki so naučeni prepoznati čustveni naboj besed v besedilu na podlagi velikega števila označenih podatkov (besedil s čustvenimi oznakami).
3. **Analiza sentimenta s čustvenimi slovarji:** Ta pristop vključuje uporabo slovarjev z besedami in izrazoslovjem, ki so povezani z določenimi čustvi. Besedilo se nato preveri in oceni glede na prisotnost pozitivnih ali negativnih besed iz čustvenih slovarjev.
4. **Algoritmi globokega učenja:** V zadnjem času so se pojavili tudi pristopi, ki temeljijo na globokem učenju.



### 3.3 Povzemanje besedila

Pri povzemanju besedila gre za postopek ustvarjanja krajšega in jedrnatega povzetka izdaljšega besedila, kot je članek ali dokument. Namen povzemanja je izluščiti ključne informacije in ideje iz izvirnega besedila ter jih predstaviti na bolj pregleden in krajši način. To je zelo koristno v velikih količinah podatkov, ko želimo hitro pridobiti bistvo informacij, ne da bi brali celotno besedilo.

NLP tehnike za povzemanje uporabljajo različne algoritme in metode, ki vključujejo strojno učenje in obdelavo naravnega jezika, da bi učinkovito izluščile ključne besede, stavke ali odstavke, ki predstavljajo osrednje ideje v izvirnem besedilu. Rezultat je običajno kratek povzetek, ki ohranja pomembne informacije iz izvirnega besedila. Ta tehnologija ima širok spekter uporab, kot so samodejno povzemanje novic, generiranje opisov izdelkov, izdelava povzetkov raziskovalnih člankov in še veliko več.

### 3.4 Izvleček besedne zveze

Nanaša se na besede ali izraze, ki so najpomembnejši ali najbolj značilni za določeno besedilo ali dokument. Te besede so običajno tiste, ki nosijo ključne informacije ali so bistvene za razumevanje vsebine.

Identifikacija ključnih besed je pomembna naloga, saj nam omogoča, da hitro ugotovimo, o čem govori določen tekst. Te besede so lahko uporabne tudi za avtomatsko indeksiranje dokumentov, iskanje relevantnih informacij in razumevanje teme besedila brez potrebe po branju celotnega besedila.

### 3.5 Klasifikacija besedila

Klasifikacija besedil je tehnika, pri kateri avtomatizirano določimo kategorijo ali razred določenega besedila na podlagi vsebine besedila. To je lahko zelo uporabno, saj nam omogoča razvrščanje besedil v različne skupine glede na njihovo vsebino. Na primer, lahko klasificiramo e-poštna sporočila kot

”spam” ali ”ne-spam”, novice glede na tematiko, uporabniške komentarje glede na ton (pozitiven, negativen, nevtralen), itd.

Postopek klasifikacije besedil se običajno začne s pripravo in čiščenjem besedil. To vključuje odstranjevanje nepotrebnih znakov, šumnikov, posebnih znakov, pretvorbo vseh črk v male črke, lahko pa tudi odstranjevanje pogostih besed, ki nimajo velikega pomena za klasifikacijo (npr. ”in”, ”ali”, ”je”, ”na”, ”s”, itd.).

Nato se besedila predstavijo v obliki, ki jo lahko uporabimo za učenje modela. Pogosto se uporablja metoda imenovana vreča besed (”Bag-of-Words”), kjer se besedilo pretvori v nabor besed, ki se pojavljajo v njem, in število pojavitev teh besed. Ta postopek lahko ponazorimo s pomočjo vektorja.

## 3.6 Zaznava objektov

Je tehnika, ki se uporablja za avtomatsko zaznavanje in identifikacijo objektov na digitalnih slikah ali video posnetkih. Namen te tehnike je, da prepozna in označi različne objekte v podobi ter jih loči od ozadja ali drugih objektov.

Postopek objektnega zaznavanja običajno vključuje naslednje korake:

1. Zaznavanje: Model preučuje sliko ali video posnetek in identificira regije, kjer bi se lahko nahajali objekti.
2. Lokalizacija: Po tem, ko so bile regije prepoznane, algoritem določi omejitveno okvirje (bounding boxes), ki natančno označujejo položaje in mejne točke objektov na sliki.
3. Klasifikacija: Ko so objekti omejeni z omejitvenimi okviri, analizira vsebino znotraj teh okvirov in jih razvrsti v različne kategorije (npr. avto, pes, zgradba, itd.).
4. Sledenje: V video posnetkih je lahko zaželeno, da algoritem sledi objektom skozi različne kadre in tako beleži njihovo gibanje.

---

Objektno zaznavanje se uporablja v številnih aplikacijah, kot so samovozeča vozila za zaznavanje drugih vozil in pešcev, nadzorne kamere za varnostne namene, prepoznavanje obrazov, identifikacija prometnih znakov, analiza medicinskih slik in še veliko drugega. Gre za enega ključnih elementov umetne inteligence.



# Chapter 4

## Dataseti

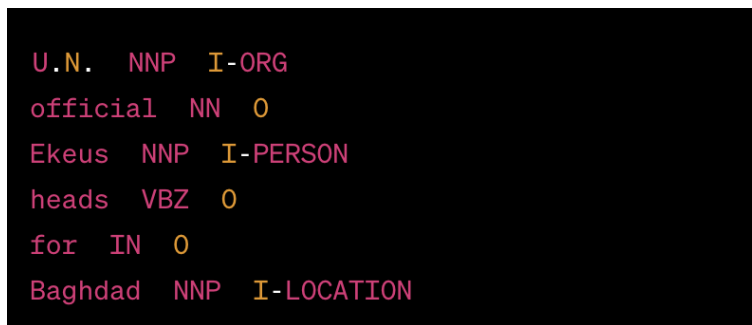
### 4.1 Kaj je dataset?

Dataset je zbirka podatkov, ki so organizirani in shranjeni v strukturirani ali ne-strukturirani obliki ter označeni za namen analize, raziskav, učenja modelov ali drugih postopkov obdelave podatkov. Dataseti vsebujejo različne vrste podatkov, od števil, besedil, slik, zvokov, videoposnetkov do drugih tipov informacij. V kontekstu računalniškega znanstvenega modeliranja in strojnega učenja so dataseti ključnega pomena, saj služijo kot osnova za razvoj, treniranje in evalvacijo modelov. Modeli se učijo na teh podatkih, tako da prepoznajo vzorce in povezave med vhodnimi podatki in ciljnim izhodi. Na primer, v naravnojezikovni obdelavi dataset vsebuje besedilne podatke, ki so lahko članki, knjige, novičarski članki ali socialni mediji. Te podatke lahko uporabimo za različne naloge, kot je sentimentna analiza, klasifikacija tem, generiranje besedil itd. V poslovnem okolju se dataseti uporabljajo za analizo strank, trženjske kampanje, obdelavo naravnega jezika v storitvah za stranke in še veliko drugih aplikacij. Pomembno je, da so dataseti pravilno pripravljeni, imajo ustrezne metapodatke in so primerni za ciljno nalogo, da bi omogočili kakovostno analizo in doseganje uporabnih rezultatov.

## 4.2 Uporabljeni dataseti

### 4.2.1 CoNLL 2003

Je zbirka podatkov, ki se uporablja za razvoj in evalvacijo sistemov za obdelavo naravnega jezika, zlasti za nalogo imenovanja imenovalnih entitet. Imenuje se po konferenci CoNLL (Conference on Computational Natural Language Learning) leta 2003, kjer je bil ta nabor podatkov predstavljen v okviru tekmovanja za prepoznavanje imenovanih entitet. Dataset CoNLL 2003 je priljubljen referenčni dataset za prepoznavanje poimenovanih entitet naravnega jezika v obdelavi naravnega jezika. Uporabljen je bil v skupni nalogi na konferenci o računalniškem učenju naravnega jezika (CoNLL) leta 2003.



```
U.N. NNP I-ORG
official NN O
Ekeus NNP I-PERSON
heads VBZ O
for IN O
Baghdad NNP I-LOCATION
```

**Figure 4.1:** CoNLL2003 dataset

Poimenovane entitete so razdeljene v štiri glavne kategorije:

1. Oseba (PER): Posamezna imena ljudi.
2. Organizacija (ORG): Imena podjetij, ustanov ali organizacij.
3. Lokacija (LOC): Imena geografskih lokacij, kot so mesta, države ali regije.
4. Razno (MISC): Druge poimenovane entitete, ki ne spadajo v zgoraj navedene kategorije, na primer datumi, odstotki ali denar.

Podatki v datasetu so predstavljeni v obliki ene besede na vrstico, kjer vsaka vrstica predstavlja besedo in pripadajočo oznako v stavku. Besede in oznake so ločene z belim prostorom. Dataset CoNLL 2003 se pogosto uporablja za evalvacijo zmogljivosti modelov za prepoznavanje poimenovanih entitet in že več let je standardni benchmark za raziskovalce in strokovnjake v skupnosti obdelave naravnega jezika. Ostaja dragocen vir za razvoj in preizkušanje novih algoritmov in sistemov za NER. Dataset je sestavljen/razdeljen na tri različne skupine in sicer: CoNLL2003 podatkovna zbirka je običajno razdeljena na tri sklope:

1. učni (train) z 14.000 vrsticami primerov
2. validacijski (validation) z 3.250 vrsticami primerov
3. preizkusni (test) z 3.450 vrsticami primerov

#### 4.2.2 IMDB Reviews dataset

IMDB podatkovna zbirka, znana tudi kot IMDB Movie Reviews Dataset, je priljubljen benchmark podatkovni niz v področju obdelave naravnega jezika. Ta niz je sestavljen iz pregledov filmov, ki so jih prispevali uporabniki na spletni strani IMDB (Internet Movie Database).

Podatki vsebujejo ocene in besedilne komentarje, ki jih je ustvarila skupnost uporabnikov IMDB. Vsak pregled vsebuje besedilni komentar in oceno filma, ki se giblje med 1 (najslabša) in 10 (najboljša). Cilj te podatkovne zbirke v naravnem jeziku je razviti modele, ki lahko avtomatsko analizirajo besedilne komentarje in napovedo, ali je pregled pozitiven ali negativen glede na oceno in besedilo. IMDB podatkovna zbirka je običajno razdeljena na dva sklopa:

1. učni (train) z 25.000 vrsticami primerov
2. preizkusni (test) z 25.000 vrsticami primerov

Vsak sklop vsebuje tisoče pregledov filmov. To je idealna podatkovna zbirka za naloge analize čustvenega tona besedil (sentiment analysis), kjer modeli ocenjujejo, ali je mnenje v besedilu pozitivno, negativno ali nevtrarno.

### 4.2.3 COCO dataset

COCO (Common Objects in Context) je široko uporabljen nabor podatkov v področju računalniškega vida in detekcije objektov. Namenjen je zagotavljanju celovite in raznolike zbirke slik za različne naloge, vključno z detekcijo objektov, segmentacijo in podnaslavljanjem. Nabor podatkov naj bi odražal scenarije iz resničnega sveta in vsebuje slike, ki so kompleksne ter vključujejo več objektov v različnih kontekstih.

Nabor podatkov COCO je obsežen in vsebuje deset tisoče slik z milijoni označenih posameznih objektov. Slike prihajajo iz različnih virov, zajemajo raznolike prizore, ozadja, svetlobne pogoje in velikosti objektov.

Tukaj je nekaj ključnih značilnosti nabora podatkov COCO:

1. Kategorije slik: Nabor podatkov COCO vsebuje slike, ki zajemajo 80 različnih kategorij objektov, od splošnih objektov, kot so "oseba," "avto" in "pes," do bolj specifičnih objektov, kot so "mobilni telefon," "zobna ščetka" in "zmaj."
2. Anotacije: Vsaka slika v naboru podatkov COCO je opremljena z oznakami na ravni objekta in koordinatami okvirja. To pomeni, da je vsak posamezen objekt določene kategorije znotraj slike označen, okoli njega pa je narisano območje z okvirjem, ki označuje njegovo lokacijo. Informacije o anotacijah so ključnega pomena za usposabljanje modelov za detekcijo objektov in segmentacijo.
3. Segmentacija objektov: Poleg anotacij območja z okviri nabor podatkov COCO prav tako zagotavlja maske segmentacije na ravni slikovnih pik za vsak posamezen objekt. To pomeni, da so objekti ne le lokalizirani z okviri, ampak so natančno določene tudi meje objektov na ravni slikovnih pik.



4. Izzivi in tekmovanja: Nabor podatkov COCO je spodbudil številne izzive in tekmovanja v skupnosti računalniškega vida. COCO izziv je priljubljen dogodek, na katerem raziskovalci in inženirji predstavijo svoje modele za detekcijo objektov, segmentacijo in podnaslavljanje, s čimer premikajo meje tega, kar je mogoče v teh področjih.

COCO podatkovna zbirka je običajno razdeljena na dva sklopa:

1. učni (train) z 117.000 primeri
2. preizkusni (test) z 4.950 primeri

#### 4.2.4 CNN/Daily Mail Dataset

CNN/Daily Mail je zbirka novičarskih člankov skupaj s povzetki, ki se uporablja za usposabljanje in preizkušanje modelov za avstraktivno povzemanje besedil. Ta nabor podatkov vsebuje različne novičarske članke in njihove povzetke, zaradi česar je primeren za naloge avstraktivnega povzemanja, kjer se ustvarijo povzetki v lastnih besedah, ne le izbirajo stavke iz izvirnega besedila. Nabor podatkov vsebuje na tisoče člankov s pripadajočimi povzetki, kar omogoča raziskovalcem obsežno usposabljanje in preizkušanje modelov. Tukaj je nekaj ključnih značilnosti nabora podatkov CNN/Daily Mail:

1. Novičarski Članki in Povzetki: Nabor podatkov vsebuje novičarske članke iz medijskih virov, kot sta CNN (Cable News Network) in Daily Mail, skupaj s pripadajočimi povzetki. Ti članki pokrivajo različne teme in dogodke ter so različnih dolžin.
2. Avstraktivno Povzemanje: Za razliko od ekstraktivnega povzemanja, kjer se izvlečejo in združijo stavki iz izvirnega besedila, avstraktivno povzemanje vključuje ustvarjanje povzetka v povsem novih besedah. Nabor podatkov CNN/Daily Mail je priljubljen za tovrstno naloge avstraktivnega povzemanja.

CNN/Daily Mail podatkovna zbirka je običajno razdeljena na tri sklope:

1. učni (train) z 287.000 vrsticami primerov
2. validacijski (validation) z 13.400 vrsticami primerov
3. preizkusni (test) z 11.500 vrsticami primerov

#### 4.2.5 semeval-2017 dataset

SemEval podatkovne zbirke so zbirke besedilnih podatkov, ki so anotirane za različne naloge na področju obdelave naravnega jezika.

Tukaj je nekaj ključnih značilnosti SemEval podatkovnih zbirk:

1. Anotacije: Podatki v SemEval podatkovnih zbirkah so običajno anotirani, kar pomeni, da so označeni z dodatnimi informacijami. Na primer, v podatkovni zbirki za naloge razreševanja sentimenta bi bili vzorci besedil označeni s pozitivnimi, negativnimi ali nevtralnimi sentimenti.
2. Naloge: Vsaka SemEval podatkovna zbirka je oblikovana za reševanje specifične naloge naravnega jezika. To lahko vključuje naloge, kot so analiza sentimenta, prepoznavanje imenovanih entitet, razreševanje ko-reference, klasifikacija besedil itd.
3. Raznolikost: SemEval podatkovne zbirke zajemajo širok spekter nalog, jezikov in domen. To omogoča raziskovalcem primerjavo modelov in pristopov na različnih področjih.
4. Uporaba v tekmovanjih: SemEval podatkovne zbirke se pogosto uporabljajo v tekmovanjih, imenovanih SemEval naloge. Tekmovalci tekmujejo za razvoj najboljših algoritmov za določeno nalogo in se primerjajo z drugimi udeleženci.

Raziskovalna skupnost: SemEval podatkovne zbirke so postale pomemben del naravnega jezika raziskovalne skupnosti, saj omogočajo primerjavo najnovejših pristopov in tehnologij na enotnem naboru podatkov. SemEval podatkovna zbirka je običajno razdeljena na tri sklope:

1. učni (train) z 49.547 vrsticami primerov
2. validacijski (dev) z 12.285 vrsticami primerov
3. preizkusni (test) z 12.285 vrsticami primerov



# Chapter 5

## Dataseti

### 5.1 Metrike

#### 5.1.1 Opis spremenljivk za izračun metrik

##### **Pravilno pozitivni (True Positive)**

Je izraz, ki se uporablja v statistiki in strojnem učenju za opis primerov, kjer je model pravilno napovedal pozitiven rezultat za določen razred. To pomeni, da je model prepoznal pozitiven pojav, ko je bil dejansko prisoten.

*Primer:*

Predpostavimo, da razvijamo model za prepoznavanje spam sporočil v elektronski pošti. Model pravilno prepozna 25 sporočil kot nezaželeno (spam), ki dejansko vsebujejo nezaželeno vsebino. To pomeni, da imamo 25 primerov "pravih pozitivnih". Te primere model pravilno prepozna kot spam, ker resnično vsebujejo neželeno vsebino.

##### **Napačno pozitivni (False Positive)**

Označuje situacijo, ko model napačno napove, da je nekaj pozitivno, medtem ko je v resnici negativno. Gre za vrsto napake, kjer model napačno identificira primer kot pripadajoč pozitivnemu razredu, čeprav dejansko pripada negativnemu razredu.

*Primer:*

Predpostavimo, da imamo model za prepoznavanje spam sporočil v elektronski pošti. Če model označi sporočilo kot "spam", čeprav ni dejansko spam, imamo situacijo lažno pozitivnega primera. Drugače povedano, model je napačno napovedal pozitiven primer (spam), ko je dejansko negativen primer (ni spam).

### **Napačno negativni (False Negatives)**

Označuje napako, ki se pojavi v kontekstu klasifikacije ali analize besedila, ko model napačno napove, da je nekaj negativno, čeprav je v resnici pozitivno. To je vrsta napake, kjer model spregleda ali ne prepozna pozitivnih primerov.

V primeru analize besedila v naravni jezikovni obdelavi (NLP), false negative se zgodi, ko model ne uspe zaznati pozitivnega elementa v besedilu, ki bi ga moral prepoznati. Na primer, če imamo model za prepoznavanje pozitivnih izjav v komentarjih in model spregleda pozitivno izjavo, to bi bil primer false negative.

#### *Primer:*

Predpostavimo, da imamo napreden sistem za filtriranje neželenih sporočil (spam), ki ga uporabljamo za preverjanje prihajajočih e-poštnih sporočil. Sistem je zasnovan tako, da prepozna in premika neželena sporočila v mapo za neželeno pošto.

Vendar pa se zgodi False Negative, ko sistem napačno presodi e-poštno sporočilo kot varno (ne-spam), čeprav vsebuje vse znake neželene vsebine. Na primer, če e-poštno sporočilo vsebuje povezave do nerealnih ponudb ali oglasev za sumljive izdelke, bi bila takšna sporočila številčno gledano ena od "False Negatives".

V tem primeru je sistem spregledal prepoznavo neželene vsebine, kar je povzročilo, da je sporočilo pristalo v glavnem predalu prejete pošte namesto v mapi za neželeno pošto. To lahko predstavlja težavo, saj se takšni neželeni vsebini lahko izognemo le, če sistem zanesljivo prepozna vse takšne primere.

### 5.1.2 Precision

Precision je pomembna metrika za ocenjevanje uspešnosti modelov v različnih nalogah, kot je klasifikacija, kjer se ukvarjamo z razdelitvijo podatkov v različne razrede. Poudarja natančnost pozitivnih napovedi, torej tistih primerov, ki jih model prepozna kot pozitivne. Visoka preciznost pomeni, da so pozitivne napovedi modela zanesljive in imajo malo lažno pozitivnih napak.

V kontekstu naravne jezikovne obdelave (NLP), precision igra ključno vlogo pri razumevanju besedila. Na primer, pri analizi sentimenta želimo natančno ugotoviti, ali je izraz pozitiven ali negativen. Visoka preciznost v tem primeru pomeni, da so napovedi modela o sentimentu točne in se malo zmotijo.

Formula za izračun:

$$\text{Precision} = \frac{\text{TruePositive}}{\text{TruePositive} + \text{FalseNegatives}}$$

Povzeto po: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/07/metrics-to-evaluate-your-classification-model-to-take-the-right-decisions/>

### 5.1.3 Recall

Nanaša se na eno od metrik uspešnosti pri vrednotenju modelov za obdelavo naravnega jezika. Recall se meri kot razmerje med številom pravilno prepoznanih relevantnih primerov in celotnim številom dejansko obstoječih relevantnih primerov. Višji recall pomeni, da je model boljše usposobljen za iskanje in pridobivanje vseh relevantnih informacij, vendar to lahko vodi tudi v več lažno pozitivnih rezultatov. Zato je pomembno doseči uravnoteženost med recallom in natančnostjo (precision) pri oceni uspešnosti modelov. Primer uporabe recalla je v iskalnih sistemih, kjer želimo zagotoviti, da se relevantni dokumenti ali informacije ne izpustijo pri iskanju. S pravilno optimizacijo modelov lahko dosežemo visoko kakovostno izluščevanje informacij iz besedil, kar je ključno za številne aplikacije, kot so avtomatizirano odzivanje na

povratne informacije strank, analiza sentimenta in razumevanje besedil v različnih jezikih.

Formula za izračun:

$$\text{Recall} = \frac{\text{TruePositive}}{\text{TruePositive} + \text{FalsePositive}}$$

#### 5.1.4 F1

F1-metrika je pomembna za ocenjevanje uspešnosti modelov v obdelavi besedil in naravnojezikovnem procesiranju. Združuje oceni natančnosti (precision) in prepoznavnosti (recall) v eno številko, ki odraža ravnotežje med temi dvema metrikama. Pri NLP nalogah, kot so klasifikacija besedil, izluščanje informacij ali identifikacija entitet, sta tako natančnost kot prepoznavnost ključni. Visoka natančnost pomeni pravilno identifikacijo relevantnih elementov, medtem ko visok recall zagotavlja prepoznavanje vseh resnično pozitivnih primerov. F1-metrika se izračuna kot povprečje med natančnostjo in prepoznavnostjo, dajeta pa ji enako težo. To omogoča, da ocenimo, kako dobro model obvladuje oba cilja hkrati. Visoka vrednost F1-metrike kaže, da je model uspešno uskladil identifikacijo pravih pozitivnih primerov z izogibanjem napačno pozitivnim rezultatom. Uporaba F1-metrike je zlasti smiselna, ko sta natančnost in prepoznavnost pomembni za končni rezultat in ko želimo doseči optimalno uravnoteženost med tema dvema vidikoma.

Formula za izračun:

$$\text{F1} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recal}}{\text{Precision} + \text{Recal}}$$

#### 5.1.5 Accuracy

Natančnost je metrika, ki se pogosto uporablja za ocenjevanje uspešnosti modelov v strojnem učenju, vključno z modeli uporabljenimi v obdelavi naravnega jezika. Ta metrika meri, kako pravilno model napove razrede ali kategorije za vhodne podatke v primerjavi z dejanskimi vrednostmi.

V kontekstu NLP se natančnost uporablja, na primer, pri nalogah klasifikacije besedil. Predpostavimo, da imamo model, ki se uči razvrščati besedila



v določene kategorije, kot so "pozitivno", "negativno" ali "neutra." Za vsako besedilo ima model svojo napoved, kateri kategoriji pripada.

Formula za izračun:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TruePositive} + \text{TrueNegative}}{\text{TruePositive} + \text{TrueNegative} + \text{FalsePositive} + \text{FalseNegative}}$$

### 5.1.6 ROUGE

ROUGE je metrika, ki se uporablja za ocenjevanje kakovosti generiranih besedil v primerjavi s referenčnimi besedili. Gre za kratico, ki označuje "Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation" (ali v prevodu "ocena za podporo povzemanju z osrednjim poudarkom na priklicu"). Metrika ROUGE je pogosto uporabljena v področju obdelave naravnega jezika, še posebej v nalogah avtomatskega povzemanja besedil.

Metrika ROUGE primerja generirano besedilo s referenčnim besedilom (običajno človeško ustvarjenim besedilom) in oceni, kako dobro so se ujele. Metrika upošteva različne vidike, kot so prekrivanje besed, besedni nizi in skupna dolžina besedil. Glavni cilj metrike ROUGE je merjenje stopnje, do katere je generirano besedilo sposobno pravilno povzeti pomembne informacije iz referenčnega besedila.

Obstajajo različne različice metrike ROUGE, kot so ROUGE-1, ROUGE-2, ROUGE-L itd. Vsaka različica meri različne vidike podobnosti med generiranim besedilom in referenčnim besedilom. Na primer, ROUGE-1 meri prekrivanje eno-besednih nizov med generiranim in referenčnim besedilom, medtem ko ROUGE-2 meri prekrivanje dvo-besednih nizov.

Metrika ROUGE je široko uporabljena v raziskavah in nalogah NLP, ki vključujejo avtomatsko povzemanje besedil, strojno prevajanje in druge naloge, kjer je pomembno oceniti kakovost generiranih besedil v primerjavi z referenčnimi besedili. Metrika ROUGE lahko pomaga raziskovalcem in razvijalcem oceniti učinkovitost svojih modelov in tehnik ter izboljšati rezultate pri generiranju besedil.



# Chapter 6

## Analiza raziskave

### 6.0.1 Prepoznavanje imenskih entitet (Named Entity Recognition)

Table 6.1: Prepoznavanje imenskih entitet

	Precision	Recall	F1
Transformers	0.949	0.953	0.951
Vertex AI	0.920	0.919	0.919
AWS SageMaker	<b>0.954</b>	<b>0.961</b>	<b>0.958</b>
Azure Cognitive Services	0.858	0.824	0.840

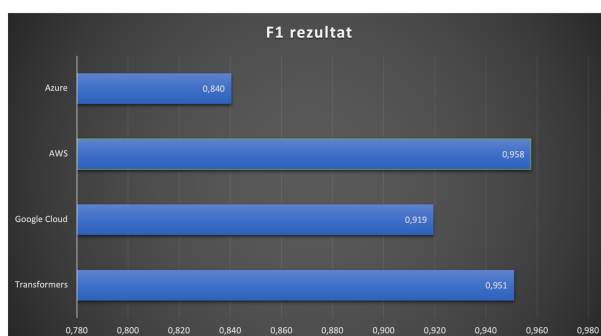


Figure 6.1: Prepoznavanje imenskih entitet F1 rezultat

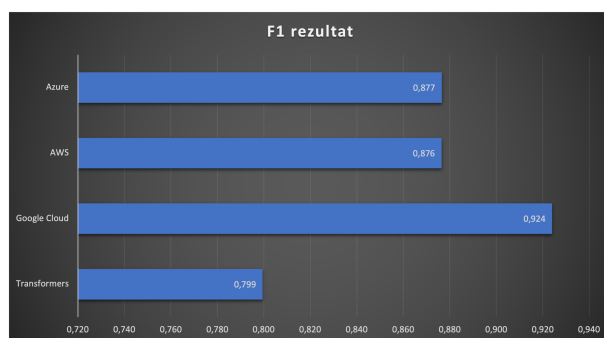
Pri analizi imenskih entitet je bil uporabljen CONLL-2003 dataset.

Za prepoznavanje oseb (PER) in organizacij (ORG) se je najbolje izkazal Vertex AI storitev. Na splošno pa je bil v vseh področjih najboljši AWS SageMaker storitev.

### 6.0.2 Analiza sentimenta (Sentiment Analysis)

**Table 6.2:** Analiza sentimenta

	Precision	Recall	F1
Transformers	0.800	0.799	0.799
Vertex AI	<b>0.924</b>	<b>0.924</b>	<b>0.924</b>
AWS SageMaker	0.862	0.891	0.876
Azure Cognitive Services	0.862	0.891	0.877



**Figure 6.2:** Analiza sentimenta F1 rezultat

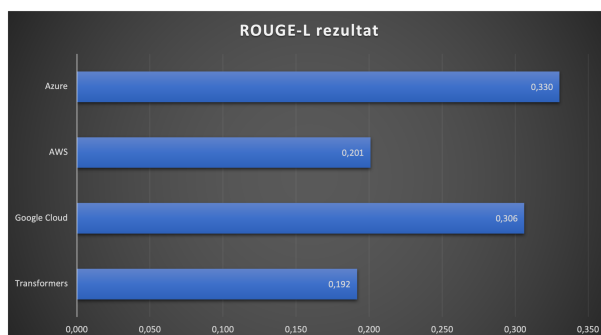
Pri analizi imenskih entitet je bil uporabljen IMDb Reviews dataset.

Za analizo sentimenta je bila najboljša Vertex AI storitev.

### 6.0.3 Povzetek (Summarisation)

**Table 6.3:** Povzetek

	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
Transformers	0.209	0.190	0.192
Vertex AI	<b>0.429</b>	<b>0.208</b>	<b>0.306</b>
AWS SageMaker	0.226	0.021	0.201
Azure Cognitive Services	0.426	0.220	0.330



**Figure 6.3:** Povzetek F1 rezultat

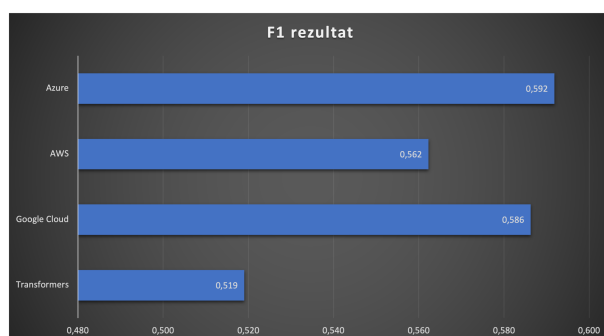
Pri izdelavi povzetka je bil uporabljen dataset CNN/Daily Mail.

Kot vrhunska izbira za ustvarjanje povzetkov pa se je izkazala storitev Vertex AI.

#### 6.0.4 Izvleček besedne zveze (Key Phrases)

**Table 6.4:** Izvleček besedne zveze

	Precision	Recall	F1
Transformers	0.475	0.573	0.519
Vertex AI	0.637	0.543	0.586
AWS SageMaker	0.513	0.622	0.562
Azure Cognitive Services	<b>0.530</b>	<b>0.670</b>	<b>0.592</b>



**Figure 6.4:** Izvleček besedne zveze F1 rezultat

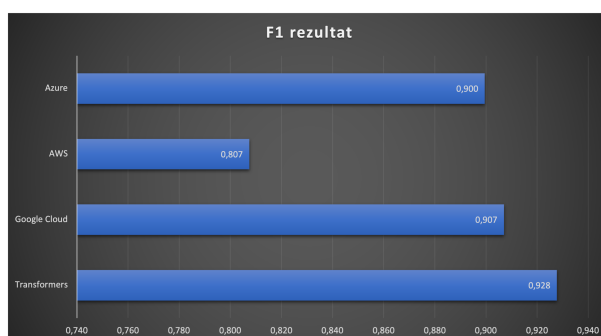
Pri izvajanju naloge zvlečka besedne zveze je bil uporabljen podatkovni niz [semeval-2017](#).

Kot najboljša rešitev za naloge izvlečka besedne zveze pa se je izkazala storitev Azure Cognitive Services.

### 6.0.5 Klasifikacija besedila (Text Classification)

**Table 6.5:** Klasifikacija besedila

	Precision	Recall	F1
Transformers	<b>0.930</b>	<b>0.926</b>	<b>0.928</b>
Vertex AI	0.957	0.862	0.907
AWS SageMaker	0.858	0.763	0. 807
Azure Cognitive Services	0.880	0.920	0.900



**Figure 6.5:** Klasifikacija besedila F1 rezultat

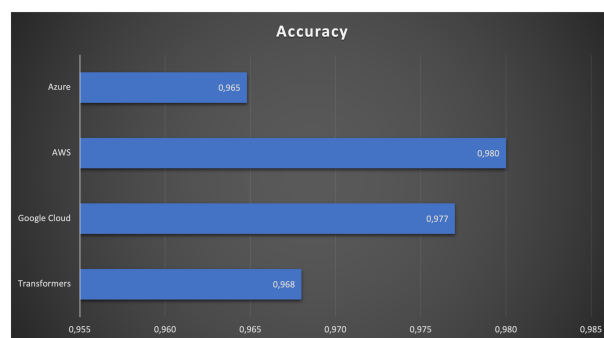
Pri izvajanju naloge klasifikacije besedila je bil uporabljen podatkovni niz IMDb Reviews.

Kot najboljša rešitev za naloge klasifikacije besedila pa se je izkazala storitev Transformers.

### 6.0.6 Zaznava objektov (Object Detection)

**Table 6.6:** Klasifikacija besedila

	Accuracy
Transformers	0.968
Vertex AI	0.977
AWS SageMaker	<b>0.980</b>
Azure Cognitive Services	0.965



**Figure 6.6:** Zaznava objektov Accuracy rezultat

Pri zaznavi objektov je bil uporabljen COCO dataset.

Kot najboljša izbira za zaznavanje objektov pa se je izkazala storitev AWS SageMaker.



# Chapter 7

## Sklepne ugotovitve

Izbira  $\text{\LaTeX}$  ali ne  $\text{\LaTeX}$  je seveda prepuščena vam samim. Res je, da so prvi koraki v  $\text{\LaTeX}$ u težavni. Ta dokument naj vam služi kot začetna opora pri hoji.



# Appendix A

## Title of the appendix 1

Example of the appendix.



# Bibliography

- [1] L. Fortnow, “Viewpoint: Time for computer science to grow up”, *Communications of the ACM*, št. 52, zv. 8, str. 33–35, 2009.
- [2] D. E. Knuth, P. Bendix. “Simple word problems in universal algebras”, v zborniku: *Computational Problems in Abstract Algebra* (ur. J. Leech), 1970, str. 263–297.
- [3] L. Lamport. *LaTEX: A Document Preparation System*. Addison-Wesley, 1986.
- [4] O. Patashnik (1998) BiBT<sub>E</sub>Xing. Dostopno na: <http://ftp.univie.ac.at/packages/tex/biblio/bibtex/contrib/doc/btxdoc.pdf>
- [5] licence-cc.pdf. Dostopno na: <https://ucilnica.fri.uni-lj.si/course/view.php?id=274>