

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

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 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/>.

ZAHVALA

Na tem mestu zapišite, komu se zahvaljujete za izdelavo magistrske naloge. V zahvali se poleg mentorja spodobi omeniti vse, ki so s svojo pomočjo prispevali k nastanku vašega izdelka.

Romana Grilj, 2023

Vsem rožicam tega sveta.

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

— Albert Einstein

Kazalo

Povzetek

Abstract

1	Uvod	1
1.1	Motivacija in ciji	1
1.2	Prispevki	3
2	Opis ponudnikov in storitev	5
2.1	Hugging Face	6
2.2	Google Cloud	7
2.3	Amazon Web Services	10
2.4	Microsoft Azure	12
3	Izbrana področja uporabe	19
3.1	Najpogostejše uporabljeni algoritmi po področjih uporabe . . .	20
3.2	Prepoznavanje imenskih entitet	21
3.3	Analiza sentimenta	22
3.4	Povzemanje besedila	23
3.5	Prepoznavanje besednih zvez	23
3.6	Uvrščanje besedil	24
3.7	Zaznava objektov	25
4	Korpusi	27
4.1	Uporabljeni korpusi	28

5	Metrike	35
5.1	Spremenljivke za izračun metrik	35
5.2	Natančnost	37
5.3	Priklic	37
5.4	Ocena F1	38
5.5	Točnost	38
5.6	ROUGE	39
6	Primerjava orodij	41
6.1	Prepoznavanje imenskih entitet (angl. Named entity recognition)	43
6.2	Analiza sentimenta (angl. Sentiment Analysis)	49
6.3	Povzemanje besedila (angl. Summarization)	54
6.4	Prepoznavanje besednih zvez (angl. Key pharses)	58
6.5	Uvrščanje besedil (angl. Text classification)	64
6.6	Zaznava objektov (angl. Object detection)	69
6.7	Diskusija	73
6.8	Odločitvena tabela	74
7	Zaključek	77

Seznam uporabljenih kratic

kratica	angleško	slovensko
NLP	Natural language processing	Obdelava nara
AI	Artificial intelligence	Umetna intelig
AWS	Amazon Web Services	
IMDB	Internet Movie Database	
COCO	Common Objects in Context	
CNN	Cable News Network	
Rouge	Recall- Oriented Understudy for Gisting Evaluation	
SVM	Support Vector Machine Algorithm	
CRF	Conditional Random Field	
R-CNN	ICable News Network	
R-FCN	ICable News Network	
FPN	ICable News Network	
Casecade R-CNN	ICable News Network	

Povzetek

Naslov: Primerjava uspešnosti odprtokodnih in komercialnih orodij za luščenje podatkov

Magistrsko delo obravnava področja obdelave naravnega jezika ter zaznavo objektov. Primerjali smo različne oblačne storitve kot so: Vertex AI, AWS SageMaker, Azure Cognitive Services ter odprtokodno rešitev Hugging Face Transformers. Cilj naloge je raziskati in analizirati ter primerjati njihove zmogljivosti, značilnosti ter ustreznost na različnih področjih uporabe obdelave naravnega jezika, kot so prepoznavanje imenskih entit, analiza sentimenta, prepoznavanje objektov, povzetek besedila, uvrščanje besedila ter izvleček besedne zveze.

V delu bodo podrobno predstavljene storitve treh največjih oblačnih ponudnikov: Vertex AI je Googlova platforma, Amazonova storitev SageMaker ter Microsoftova storitev Azure Cognitive Services so trenutno največje platforme za strojno učenje, obdelavo podatkov ter razvoj modelov, ki omogočajo integracijo funkcionalnosti obdelave naravnega jezika ter zaznavo objektov ter primerjava z odprtokodno platformo Hugging Face Transformers.

V raziskavi so bila preučena naslednje naloge obdelave naravnega jezika, kot je prepoznavanje imenskih entitet, kot so imena oseb, krajev, datumov in organizacij v besedilu. Analiza sentimenta je naloga za določanje čustvenega naboja besed ali besednih zvez, ki je lahko pozitiven, negativen ali nevtralen. Povzemanje zajema ustvarjanje krajšega povzetka daljšega besedila. Izvleček besedne zveze obravnava metodologije za ekstrakcijo ključnih besed ali besednih zvez v besedilu. Klasifikacija besedila za avtomatsko razvrščanje be-

sedila v različne kategorije. Zaznava objektov preučuje algoritme in tehnike za prepoznavanje objektov ali entitet na slikah.

Za primerjavo uspešnosti modelov so bile uporabljene različne metrike kot so priklic, natančnost, Ocena F1, ROUGE ter točnost. Uporabljeni so bili naslednji korpusi za evaluiranje modelov: CoNLL2003 za prepoznavo imenskih entit, IMdb Reviews za analizo sentimenta, COCO za prepoznavo objektov v slikah, CNN/Daily Mail za povzemanje besedila ter semeval-2017 za uvrščanje besedil ter prepoznavanje besedne zveze.

Skupaj s predstavitvijo ponudnikov oblačnih storitev, njihovih zmogljivosti in rezultatov evalvacije na različnih področjih uporabe, je magistrsko delo prispevalo k boljšemu razumevanju primernosti ter učinkovitosti omenjenih orodij za različne naloge obdelave naravnega jezika.

Ključne besede

analiza podatkov, ekstrakcija podatkov, strukturni podatki, spletno rudarjenje

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^AT_EX. 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

Poglavje 1

Uvod

1.1 Motivacija in ciji

Sodobni digitalni svet je priča izjemnemu napredku na področju obdelave naravnega jezika, ki seže preko širokega spektra aplikacij in storitev ter ima pomembno vlogo v sodobnem digitalnem okolju. Sposobnost učinkovitega obvladovanja in analize besedila postajata nepogrešljiva veščina, ki se širi iz informacijskih tehnologij in trženja v številne druge sektorje, vključno z zdravstvom in novinarstvom. Kljub temu se tako večja kot manjša podjetja vsakodnevno soočajo z izzivi, ki jih prinaša obdelava in razumevanje besedilnih in vizualnih podatkov. Eden izmed ključnih izzivov, ki jim lahko oljša, je povezan s tako imenovanimi tehnikami naravnega jezika in zaznavo objektov.

Umetna inteligenca je v današnjem času ključna za številna področja. AI modeli se uporabljajo v različnih industrijah, kot so računalniški vid (angl. Computer Vision), analiza zvoka (angl. Audio), obdelava tabelarnih podatkov (angl. Tabular), okrepitveno učenje (angl. Reinforcement Learning), večmodalni pristop (angl. Multimodal), prepoznavanje govora (angl. Speech), odločitveno modeliranje (angl. Decision Making) in analitika podatkov (angl. Analytics). Vendar se bomo v naši raziskavi osredotočili na dve ključni področji: obdelavo naravnega jezika, ki se ukvarja z razumevanjem in generiranjem besedil, ter zaznavanje objektov (angl. Object detection), ki

omogoča identifikacijo objektov v slikah.

Kot najbolj zanimiva poročja v obdelavni naravnega jezika se bomo osredotočili na šest zelo uporabnih ter zanimivih poročij. Prvo področje opisuje prepoznavanje imenskih entitet, katera uporabnikom lahko močno olajša vsakodnevno delo z strankami, saj lahko prepozna imena strnk ter datume v elektronskih sporočilih za lažje sledenje naročilom. Naslenje področje pokriva analizo sentimenta s pomočjo katere uporabniki na družbenih omrežjih lahko ugotovijo, kako se stranke odzivajo na njihove produkte ter s tem prilagajajo svoje produkte glede na rezultate. Naslednje zelo pomembno področje je povzemanje, ki hitro ustvarja krajše povzetke dolgih poročil in analiz, kar zaposlenim omogoča bolj učinkovito pregledovanje ključnih informacij. Zelo pomembno je tudi prepoznavanje besednih zvez za indetifikacijo ključnih pojmov v strateških dokumentih, kar pomaga pri načrtovanju marketinških kompanij in analiz konkurenčnega okolja. Uvrščanje besedil pomaga uporabnikom pri analizi strankinih mnenj in ocen, kar jim pomaga razumeti, kako se izdelki ali storitve pozicionirajo na trgu v primerjavi z konkurenco. Zadnje področje, ki ga bomo raziskali se na naša na zaznavo objektov, ki jo lahko uporabljamo za nadzor in identifikacijo neželenih oseb ali predmetov na območju objekta, kar prispeva k izboljšani varnosti in nadzoru.

Preverili bomo kateri so najboljši odprtokodni ponudniki na trgu in izbrali enega izmed najboljših ter naredili primerjavo z najbolj prepoznavnimi oblračnimi ponudniki. Trenutno so na trgu najbolj prepoznavni Google Cloud, Microsoft Azure ter Amazon Web Services .

Za merjenje uspešnosti posameznega področja, bodo uporabljene dobro uveljavljene in standardne metrike. Te metrike predstavljajo ključno orodje za oceno učinkovitosti različnih rešitev na izbranem področju.

Cilj magistrske naloge je raziskati, kateri ponudnik je najboljši na določenem področju, ter na podlagi analize cenovne ugodnosti, enostavnosti uporabe in uspešnosti določiti, katerega ponudnika se najbolj izplača izbrati.

1.2 Prispevki

Magistrska naloga bo temeljila na obsežni analizi specifičnih področij naravnega jezika in obdelave slik. Naša raziskava bo usmerjena v prepoznavanje najboljših ponudnikov za vsako od teh izbranih področij. Osredotočili se bomo na razumevanje, kateri ponudniki na teh področjih izstopajo in kako se primerjajo glede na pomembne dejavnike, kot so cenovna konkurenčnost, uspešnost ter enostavnost uporabe njihovih rešitev.

Glavni cilj magistrske naloge bo organizacijam in posameznikom pomagati pri odločitvi, kateri ponudnik obdelave naravnega jezika in slik rešitev je najbolj primeren za njihove specifične potrebe. S tem bomo izvedli poglobljeno analizo in preverili, kako se posamezni ponudniki odrežejo na različnih področjih uporabe naravnega jezika in obdelave slik.

Naš prispevek bo poudaril, kateri ponudnik ponuja najboljšo kombinacijo cenovne ugodnosti, visoke uspešnosti in enostavne uporabe na izbranih področjih. S tem bomo zagotovili bolj preučene odločitve in pripomogli k uspešni uporabi teh tehnologij na raznolikih področjih.

Poglavje 2

Opis ponudnikov in storitev

Izbrani oblačni ponudniki so Google Cloud, Amazon Web Services in Microsoft Azure, saj so bili identificirani kot najbolj razširjeni in zanesljivi ponudniki storitev na trgu, na podlagi raziskave, opravljene na spletu

V članku, ki ga je pripravil Marek Hernans in ki je vključen v literaturo[25], je bila izvedena raziskava stotih najboljših ponudnikov storitev v oblaku, pri čemer je bil poudarek na dejstvu, da trenutno prevladujejo Google Cloud, Microsoft in Amazon Web Services kot vodilni igralci v tem sektorju.

Prav tako je Paulo Gardini Miguel v svojem članku[26], izvedel analizo najboljših 23 ponudnikov storitev v oblaku, pri čemer je ugotovil, da je najboljši ponudnik Amazon Web Services, Microsoft Azure pa se uvršča na drugo mesto, medtem ko je Google Cloud na tretjem mestu.

Pri izvedbi analize je bila uporabljena odprtokodna platforma Hugging Face Transformers, ki je po rezultatih, predstavljenih v več objavljenih člankih, dosegla najboljše rezultate. Ta platforma je bila prepoznana kot izjemno učinkovita in zmogljiva, z izvrstnimi zmogljivostmi pri obdelavi različnih nalog.

Raziskava, ki so jo izvedli ODSC (Open Data Science Community)[28], kot tudi Juliette iz NLP Cloud portala[29], potrjujeta, da je Hugging Face najboljša izbira med odprtokodnimi ponudniki. Prepoznana je kot ponudnik, pri katerem je enostavno uporabljati in dodajati nove modele.

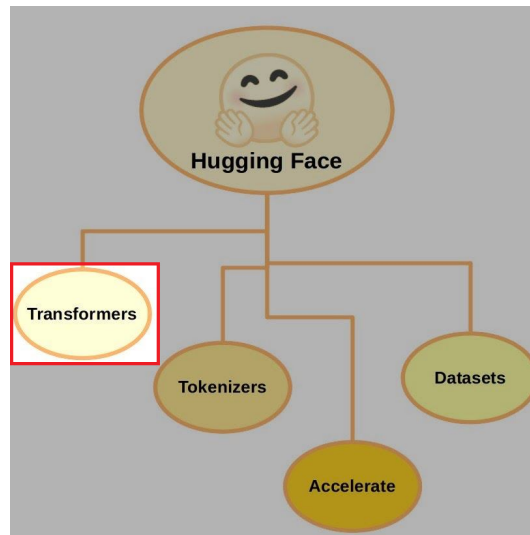
2.1 Hugging Face

Hugging Face je platforma na področju obdelave naravnega jezika in strojnega učenja. Njihova rešitev je postala zelo uporabna na področju raziskav, razvoja in uporabe strojnega učenja.

Njihova glavna odprtokodna knjižnica Hugging Face Transformers je postala temelj raziskav obdelave naravnega jezika, saj ponuja več kot 315.000 modelov, kot so GPT, BERT, RoBERTa in drugih, ki so ključni za različne naloge, vključno z razumevanjem jezika, strojnim prevajanjem, analizo čustev in generiranjem besedila.

Hugging Face Hub [1] je platforma, ki spodbuja sodelovanje in izmenjavo med raziskovalci, razvijalci in navdušenci nad strojnim učenjem. Ta platforma omogoča enostavno odkrivanje modelov, kar olajša razvoj novih aplikacij in omogoča dostop do vnaprej treniranih modelov. Področje obdelave naravnega jezika je prvič bilo na voljo leta 2017. Podpora različnih jezikov je pogojena v prvi vrsti z izbiro modela.

Vizija Hugging Face je "demokratizirati" obdelavo naravnega jezika in postati "Github strojnega učenja".



Slika 2.1: Hugging Face

2.1.1 Hugging Face Transformers

Hugging Face Transformers [2] je odprtokodna knjižnica, ki je postala ena najpomembnejših orodij za obdelavo naravnega jezika in strojnega učenja. Njen cilj je ponuditi razvijalcem enostaven dostop do najnovejših arhitektur in modelov. Zgrajena je na osnovi Pythona in je postala ključno orodje za reševanje izzivov na področju obdelave naravnega jezika in razvoja aplikacij ter storitev.

Ena od ključnih prednosti Hugging Face Transformers je enostavnost uporabe. Razvijalci lahko z nekaj vrsticami kode dostopajo do pred-treniranih modelov za takojšno uporabo. Med drugim knjižnica omogoča tudi prilagajanje modelov in ponuja odprtokodno skupnost, ki nenehno prispeva z novimi modeli, izboljšavami in rešitvami.

Knjižnica ponuja tudi funkcionalnosti za preprosto prenosljivost modelov med različnimi platformami in orodji za povečanje učinkovitosti uporabe modelov na različnih sistemih. Med drugim Hugging Face Transformers omogoča tudi preprosto združevanje z drugimi knjižnicami za strojno učenje in obdelavo podatkov.

Podpora različnih jezikov je pogojena v prvi vrsti z izbiro modela. Ponujajo širok nabor storitev za obdelavo naravnega jezika in sicer: uvrščanje besedil, prevajanje, povzemanje, znakovno uvrščanje, tabela vprašanj odgovorov, odgovori na vprašanja, razvrščanje brez vzorcev, klepet, generiranje besedila, dodajanje manjkajočih besed, podobnost besed, in druge.

2.2 Google Cloud

Google Cloud[3] je vodilna platforma za računalništvo v oblaku, ki zagotavlja široko paleto storitev in rešitev za podjetja in razvijalce. Ta platforma omogoča shranjevanje in obdelavo podatkov, razvoj aplikacij, umetno inteligenco, strojno učenje in še veliko več.

Google Cloud podpira številne storitve, vključno z Cloud Storage, Cloud SQL in Cloud Bigtable, ki omogočajo enostavno in zanesljivo shranjevanje

ter upravljanje podatkov v oblaku. Poleg tega omogoča obdelavo podatkov s storitvami, kot so Google Cloud Dataflow in BigQuery, ki omogočajo analizo in obdelavo podatkov v realnem času.

Kar zadeva umetno inteligenco, Google Cloud ponuja številne storitve in orodja za razvoj, usposabljanje in razporejanje modelov strojnega učenja. Na primer, Google Cloud AutoML omogoča enostavno ustvarjanje strojno učenih modelov brez potrebe po globokem strojnem znanju. Poleg tega platforma podpira tudi TensorFlow in PyTorch za razvoj naprednih modelov.

Ko se osredotočimo na obdelavo naravnega jezika, Google Cloud ponuja močne rešitve, kot je Vertex AI, ki omogoča analizo besedil, razumevanje sentimenta in identifikacijo entitet v besedilih. Poleg tega Cloud Translation omogoča prevajanje besedil med različnimi jeziki, kar je koristno za globalna podjetja in aplikacije.

Poleg tega je Google Cloud Vertex AI postala nepogrešljiva platforma za razvoj aplikacij s področja obdelave naravnega jezika. S svojimi zmogljivostmi za upravljanje podatkov, treniranje modelov in avtomatizacijo razvojnega cikla omogoča hitro in učinkovito razvijanje in razširjanje modelov za obdelavo naravnega jezika. Vertex AI prinaša napredne tehnologije, kot so transformerski modeli, ki so postali temeljni gradnik v razvoju najnovejših aplikacij za obdelavo naravnega jezika. S tem omogoča razvijalcem ustvarjanje bolj natančnih in zmogljivih sistemov za razumevanje in generiranje besedila, kar ima velik vpliv na različna področja, od obdelave besedilnih podatkov do avtomatizacije odzivanja na stranke. Vertex AI tako omogoča razvijalcem, da izkoristijo najnovejše dosežke na področju NLP in jih vključijo v svoje aplikacije ter izboljšajo uporabniško izkušnjo in učinkovitost svojih sistemov.

Področje obdelave naravnega jezika je bilo dodano v Google Cloud leta 2015. Ponuja več kot 100 različnih modelov, najbolj prepoznavni modeli so OWL-ViT, BERT ter PaLM, kateri se uporablja za obdelavo naravnega jezika.



Slika 2.2: Google Cloud storitve

2.2.1 Vertex AI

Vertex AI [4] je napredna platforma za umetno inteligenco v oblaku, ki jo ponuja Google Cloud. S podporo za številne priljubljena ogrodja za strojno učenje, kot so TensorFlow ter PyTorch je Vertex AI odlična izbira za razvijalce z različnimi potrebami in izkušnjami. Platforma Vertex AI ponuja tudi številne napredne storitve in orodja za razvoj in optimizacijo modelov. Vključuje integrirano orodje, ki omogoča hitro in enostavno oceno uspešnosti modelov na različnih primerih rabe. Prav tako ponuja samodejno prilagajanje hiperparametrov, kar omogoča avtomatsko iskanje najboljših hiperparametrov za izboljšanje zmogljivosti modelov. Prvotno je bila izdana leta 2020

in ima že več kot 100.000 uporabnikov po vsem svetu. Uporabljajo jo raznolika podjetja, od majhnih startupov do velikih korporacij, kot so Walmart, Pfizer in Coca-Cola. Podpirajo kar 11 različnih jezikov in sicer: Angleščina, Francoščina, Nemščina, Španščina, Kitajščina (poenostavljena), Kitajščina (tradicionalna), Japonsščina, Korejščina, Portugalsščina ter Ruščina.

Vertex AI ponujajo širok nabor storitev za obdelavo naravnega jezika in sicer: analiza sentimenta, analiza entitete, povzemanje, izvleček besedne zveze analiza sintakse, vsebinsko uvrščanje in ostale. Vertex AI lahko uporabljamo z več programskimi jeziki kot so: Go, Java, Node.js, Python.

Ena od ključnih funkcij Vertex AI je tudi funkcija Vertex Data Labeling, ki omogoča enostavno označevanje podatkov za učenje modelov.

2.3 Amazon Web Services

Amazon Web Services[5] je ena izmed platform za računalniške storitve v oblaku, ki ponuja širok nabor storitev za podjetja in razvijalce. Zagotavlja zmogljivosti za shranjevanje podatkov, obdelavo, analizo, varnost in dostop do oblčnih virov za izvajanje aplikacij in storitev na globalni ravni. Med glavnimi področji, ki jih podpira, so računalništvo v oblaku, shranjevanje, mreženje, baza podatkov, analitika, umetna inteligenca, strojno učenje in obdelava naravnega jezika.

V kontekstu obdelave naravnega jezika se uveljavlja kot močna platforma za razvoj in izvajanje aplikacij. AWS ponuja storitve, kot je SageMaker, ki omogočajo analizo besedil in razumevanje sentimenta, jezika ter entitet v besedilih. Amazon Transcribe omogoča pretvorbo govora v besedilo, medtem ko Amazon Polly omogoča sintezo besedila v govor. Poleg tega AWS omogoča tudi gradnjo naprednih modelov obdelave naravnega jezika s storitvijo Amazon SageMaker.

Amazon SageMaker je platforma za strojno učenje, ki omogoča razvijalcem in strokovnjakom za podatke gradnjo, usposabljanje in izvajanje modelov strojnega učenja. Z SageMakerjem lahko enostavno ustvarimo modele

za različne naloge. Storitve ponuja orodja za obdelavo in analizo besedila, izboljšano prepoznavanje besed in ustvarjanje visoko zmogljivih modelov za NLP aplikacije. Poleg tega omogoča avtomatizacijo celotnega cikla strojnega učenja, kar pospešuje razvoj in implementacijo NLP projektov v okviru AWS ekosistema. SageMaker je zato ključna komponenta za razvoj naprednih NLP rešitev na platformi Amazon Web Services.

Področje obdelave naravnega jezika je bilo dodano leta 2017. V Evropi pa je bil dostopen šele leto kasneje. Ponuja več kot 500 vnaprej treniranih modelov, med njimi lahko najdemo Mobilenet, YOLO, Faster R-CNN, BERT, lightGBM ter druge.

Podpora različnih jezikov je pogojena v prvi vrsti z izbiro modela.



Slika 2.3: Amazon Web Services storitve

2.3.1 Amazon SageMaker

Amazon SageMaker [6] je storitev za strojno učenje, ki jo ponuja Amazon Web Services. Omogoča hitro in enostavno izgradnjo, usposabljanje in razporejanje zmogljivih modelov, kar omogoča razvoj naprednih rešitev in izboljšanje procesov. Ponuja intuitiven uporabniški vmesnik in API-je, ki omogočajo hitro postavitev in upravljanje. SageMaker ponuja tudi integrirano okolje Jupyter, ki omogoča uporabo interaktivnih beležnic za raziskovanje in analizo podatkov.

Amazon SageMaker ponujaja širok nabor storitev za obdelavo naravnega jezika in sicer: uvrščanje besedil, analiza sentimenta, prepoznavanje imenskih entitet, prevajanje, povzemanje ter druge.

Uporabljamo ga lahko z pomočjo dveh različnih programskih jezikov R ter Python.

Področje obdelave naravnega jezika je bilo dodano leta 2017.

2.4 Microsoft Azure

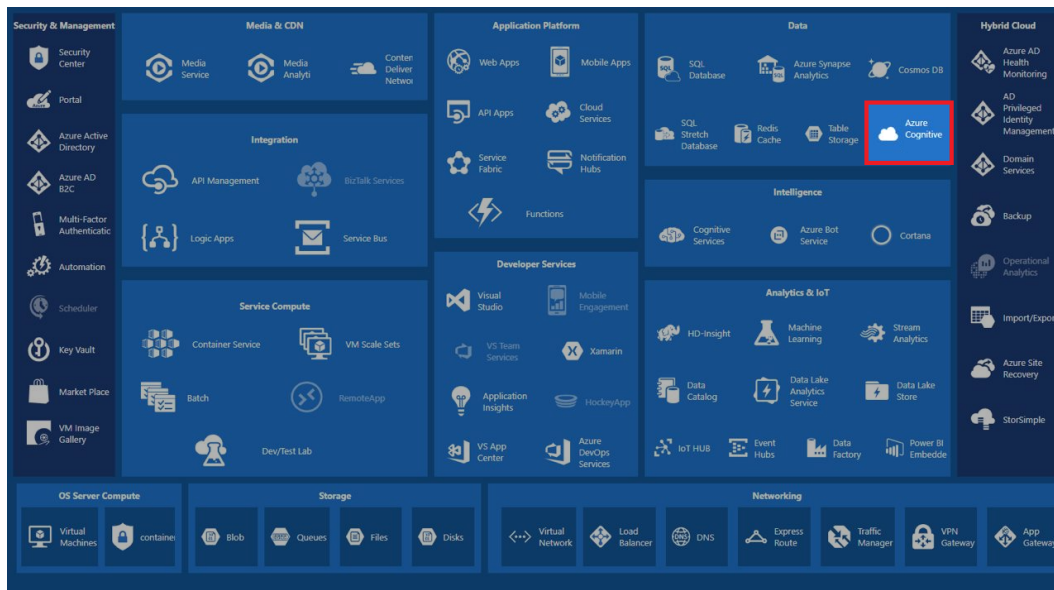
Microsoft Azure[7] je oblachna platforma, ki omogoča organizacijam, da razvijajo, upravljajo in gostujejo svoje aplikacije ter storitve v varnem in skalabilnem okolju. Azure ponuja širok nabor storitev in funkcionalnosti, ki podpirajo različna področja, vključno z računalništvom v oblaku, infrastrukturnimi storitvami, kot so virtualni stroji in omrežna infrastruktura, razvojem in upravljanjem aplikacij, oblaknimi storitvami za podatkovno analitiko in umetno inteligenco ter varnostjo in upravljanjem identitet. Na področju računalništva v oblaku Azure omogoča uporabnikom, da svoje aplikacije izvajajo v skalabilnem in visoko razpoložljivem okolju, ki se samodejno prilagaja obremenitvam. V področju razvoja aplikacij Azure ponuja različne storitve za razvijalce, kot so Azure App Service, Azure Functions in Azure DevOps, ki olajšajo razvoj in testiranje aplikacij. Poleg tega Azure omogoča tudi oblachno shranjevanje in obdelavo podatkov. Ponuja storitve za učinkovito upravljanje ter hranjenje podatkovnih baz in drugih virov. Na področju

umetne inteligence in obdelave naravnega jezika pa Azure omogoča uporabo naprednih analitičnih algoritmov, strojnega učenja in globokih nevronske mreže za reševanje kompleksnih nalog na področju razumevanja in generiranja naravnega jezika.

Azure Cognitive Services ponuja izjemno zmogljive in specializirane funkcionalnosti na področju obdelave naravnega jezika in slik. Podpira različne naloge v povezavi z obdelavo naravnega jezika, vključno s prepoznavanjem in analizo besedila, prevajanjem besedil med jeziki, določanjem sentimenta v besedilih, izvajanjem poizvedb v naravnem jeziku (NLP Search), prepoznavanjem imenovanih entitet, in še veliko več. Na primer, organizacije lahko uporabljajo Azure Cognitive Services za avtomatizacijo odgovarjanja na vprašanja strank prek chatbotov, za analizo sentimenta na družbenih omrežjih, za prepoznavanje ključnih informacij v besedilih, kot so datumi ali kraji, ter za strojno prevajanje med različnimi jeziki.

Področje obdelave naravnega jezika je bilo dodano leta 2018. Ponuja 26 osnovnih modelov, ki so pripravljeni za takojšno uporabo. Kot zanimivost lahko omenimodva svetovo poznana modela text-davinci-003 ter GPT-35-turbo, ki je svetovo znan kot ChatGPT.

Ponuja široko podporo različnim jezikom, skupno več kot 96. Nekateri izmed njih so: Angleščina, Finščina, Francoščina, Danščina ter druge. Pomembno bi bilo izpostaviti da podpira tudi Slovenski jezik.



Slika 2.4: Microsoft Azure storitve

2.4.1 Azure Cognitive Services

Azure Cognitive Services [8] je celovita in napredna platforma za umetno inteligenco, ki jo ponuja Microsoftova platforma Azure. Te storitve omogočajo analizo in Microsoft Azure je vodilna platforma za računalništvo v oblaku, ki zagotavlja širok nabor storitev in zmogljivosti za organizacije in razvijalce. Podpira gostovanje virtualnih strojev, omogoča razvoj in upravljanje aplikacij s pomočjo aplikacijskih strežnikov, kot so Azure App Service in Azure Functions, ter ponuja različne podatkovne storitve, vključno s SQL Database, Cosmos DB in Azure Synapse Analytics. Kar zadeva obdelavo naravnega jezika, je Azure izredno zmogljiv. Omogoča razvijalcem, da ustvarijo aplikacije in rešitve, ki razumejo, analizirajo in generirajo človeški jezik. Azure ponuja številne orodja in storitve za podporo obdelave naravnega jezika, vključno s strojnim učenjem, globokim učenjem in analizo besedila.

Azure Cognitive Services so ključni del Azure-jevih zmogljivosti za NLP. Te storitve uporabljajo napredne algoritme in modele, da omogočijo razvoj aplikacij za razumevanje govora, prepoznavo besedila, prevajanje jezikov,

analizo sentimenta in še več.

S pomočjo Azure Cognitive Services lahko razvijalci enostavno integrirajo obdelavo naravnega jezika v svoje aplikacije in storitve, ne da bi morali globoko razumeti podrobnosti obdelave jezika. To omogoča hitrejši razvoj in uporabo naprednih aplikacij, ki lahko razumejo, komunicirajo in se odzivajo na človeški jezik, kar pa povečuje uporabniško izkušnjo in funkcionalnost številnih aplikacij v različnih panogah. Azure Cognitive Services tako prispevajo k razvoju bolj inteligentnih in interaktivnih aplikacij ter spodbujajo inovacije na področju naravne obdelave jezika.

Azure podpira kontejnerizacijo z orodji, kot sta Azure Kubernetes Service in Azure Container Instances, za enostavno upravljanje in orkestracijo kontejnerjev. Za razvojnih skupin ponuja Azure DevOps orodja za upravljanje procesov razvoja in nenehno dostavo aplikacij.

Azure Cognitive Services ponujajo širok nabor storitev za obdelavo naravnega jezika in sicer: prepoznavanje imenskih entitet, sentimentalna analiza, odgovarjanje na vprašanja, prevajanje ter druge.

Uporabljamo ga lahko z pomočjo več različnih programskih jezikov, kot so: C#, Java, JavaScript ter Python.

2.4.2 Stroški storitev

Storitev	Cena	
Hugging Face Transformers	<u>Instanca:</u> Nvidia A10G – small - 1.05€/h	
	<u>Hranjenje podatkov:</u> 150GB X2 => 0.068€/h	
	<u>Skupen strošek: 1,12€/h</u>	
Azure Cognitive Services	Analiza sentimenta	0M-0.5M tekstovnih zapisov - €0.9235 za 1,000 tekstovnih zapisov
	Prepoznavanje besednih zvez	0.5M-2.5M tekstovnih zapisov - €0.6926 za 1,000 tekstovnih zapisov
	Prepoznavanje imenskih entitet	2.5M-10.0M tekstovnih zapisov - €0.2771 za 1,000 tekstovnih zapisov
	Uvrščanje besedil	€9.235 za milijon znakov
	Zaznava objektov	10-100M transactions - €0.555 za 1,000 transakcij
AWS SageMaker	<u>Instanca:</u> ml.m5.xlarge - 0.922€/h	
	<u>Hranjenje podatkov:</u> 100GB X2 => 0.14€/h	
	<u>Skupen strošek: 1,062€/h</u>	
Google Vertex AI	<u>Instanca:</u> n1-standard-16 - 0.874€/h	
	<u>Hranjenje podatkov:</u> 100GB X2 => 0.18€/h	
	<u>Skupen strošek: 1,05€/h</u>	

Slika 2.5: Primerjava stroškov med ponudniki

V spodnji tabeli so predstavljeni stroški uporabe posameznih storitev za obdelavo besedila in slik. Pri nekaterih storitvah je potrebno plačati le za uporabo virtualnih okolij, medtem ko pri storitvah Azure Cognitive Services plačujemo glede na dejansko uporabo. Pomembno je poudariti, da je cena za uporabo Hugging Face Transformers v tej tabeli navedena za primer brez potrebe po plačljivi infrastrukturi. Izbrane instances ponudnikov AWS in Google so bile izbrane v skladu s priporočili ponudnikov storitev.

Za izvajanje storitve AWS SageMaker smo uporabili instanco “ml.m5.xlarge”, ki je opremljena s štirimi virtualnimi procesorskimi enotami in 16 GB delovnega pomnilnika. Za shranjevanje podatkov smo uporabili dva pomnilnika velikosti 100 GB.

Pri izvajanju storitve Google Vertex AI smo uporabili instanco “n1-standard-16”, ki vključuje štiri virtualne procesorske enote in 15 GB delovnega pomnilnika. Za shranjevanje podatkov smo uporabili dva pomnilnika velikosti 100 GB.

Obdelavo besedila in slik s pomočjo Hugging Face Transformers smo izvajali lokalno, vendar smo za namene primerjave storitev dodali ekvivalentno strojno opremo, ki jo ponuja Hugging Face Hub. Uporabili smo instanco “Nvidia A10G - small”, ki je opremljena s štirimi virtualnimi procesorskimi enotami in 10 GB delovnega pomnilnika. Za shranjevanje podatkov smo uporabili dva pomnilnika velikosti 150 GB.

Poglavje 3

Izbrana področja uporabe

V tem poglavju se bomo podrobneje posvetili analizi izbranih področij obdelave naravnega jezika in zaznave objektov. Na področju obdelave naravnega jezika bomo izvedli celovito analizo na enem konkretnem primeru, ki bo zajemal vse ključne vidike tega področja. Hkrati pa se bomo osredotočili na obdelavo slik, pri čemer bomo prav tako uporabili en primer za poglobljeno analizo.

Besedilo za ponazoritev analize:

The tower is 324 metres tall, about the same height as an 81-storey building, and the tallest structure in Paris. Its base is square, measuring 125 metres on each side. During its construction, the Eiffel Tower surpassed the Washington Monument to become the tallest man-made structure in the world. Due to the addition of a broadcasting aerial at the top of the tower in 1957, it is now taller than the Chrysler. The Eiffel Tower is connected with an organization known as the Société d'Exploitation de la Tour Eiffel or the Eiffel Tower Operating Company in English . It was designed by the French engineer Gustave Eiffel.

3.1 Najpogosteje uporabljeni algoritmi po področjih uporabe

Različni algoritmi strojnega učenja se uporabljajo za različne naloge, najboljši algoritem za uporabo pa je odvisen od specifičnega problema. Na primer, linearna regresija je dobra izbira za naloge, pri katerih je potrebno napovedati stalno vrednost, kot je cena hiše. Logistična regresija je dobra izbira za naloge, pri katerih morate predvideti kategorično vrednost, na primer, ali je e-poštno sporočilo nezaželeno ali ne. Odločitvena drevesa so dobra izbira za naloge, pri katerih se je potrebno odločiti na podlagi niza funkcij, na primer, ali odobriti posojilo ali ne. SVM-ji so dobra izbira za naloge, pri katerih morate ločiti podatkovne točke v različne razrede, kot je razvrščanje slik kot mačk ali psov. K najbližjih sosedov je dobra izbira za naloge, kjer morate poiskati podobne podatkovne točke, kot je priporočanje izdelkov strankam.

Za prepoznavanje imenskih entitet v naravnem jeziku je najbolj poznan algoritem CRF[24], ki se uporablja zaradi svoje visoke natančnosti in učinkovitosti. Uporablja se v številnih aplikacijah, ki zahtevajo identifikacijo imenskih entitet, kot so prepoznavanje imen oseb, krajev, organizacij ter druge.

Pri analizi sentimenta so med najbolj znanimi algoritmi Naive Bayes, Support Vector Machine, Logistic Regression, Decision Tree, Maximum Entropy ter K-nearest Neighbors[30]. Ti algoritmi se uporabljajo za določanje čustvenega tona v besedilu, kot je pozitiven, negativen ali nevtralen. Pri izbiri ustreznega algoritma za analizo sentimenta je ključno upoštevati specifične potrebe naloge in raznolikost podatkov.

Za povzemanje besedila sta najpogosteje uporabljena algoritma Page-Rank in TextRank[37]. Za luščenje ključnih besed je najpogosteje uporabljen algoritem TextRank[38]. Pri uvrščanju besedila je najpogosteje uporabljen algoritem SVM[37]. Pri zazavi objektov so najpogosteje uporabljeni R-CNN, R-FCN, FPN, in Cascade R-CNN algoritmi[36].

3.2 Prepoznavanje imenskih entitet

Prepoznavanje imenskih entitet[9] je tehnika na področju obdelave naravnega jezika, ki se uporablja za prepoznavanje in uvrščanje 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.

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 želimo razumeti, kako se osebe, organizacije ali druge entitete omenjene v besedilu nanašajo na določeno temo ali izdelek.

Primer prepoznavanja imenskih entitet:

The tower is 324 metres tall, about the same height as an 81-storey building, and the tallest structure in **Paris** (LOC). Its base is square, measuring 125 metres on each side. During its construction, the **Eiffel Tower** (LOC) surpassed the **Washington Monument** (LOC) to become the tallest man-made structure in the world. Due to the addition of a broadcasting aerial at the top of the tower in 1957, it is now taller than the **Chrysler** (ORG). **Eiffel Tower** (LOC) is connected with an organization known as the **Société d'Exploitation de la Tour Eiffel** (ORG) or the **Eiffel Tower Operating Company** (ORG) in **English** (MISC). It was designed by the French engineer **Gustave Eiffel** (PER).

3.3 Analiza sentimenta

Analiza sentimenta [10] 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.

Obstaja več pristopov k analizi sentimenta:

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' in tako dalje 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.

Tabela 3.1: Rezultat sentimentalne analize besedila dodanega v začetku poglavja (glej začetek poglavja 3)

sentiment	verjetnost
pozitiven	0.557
nevtralen	0.437
negativen	0.006

3.4 Povzemanje besedila

Pri povzemanju besedila [11] gre za postopek ustvarjanja krajšega in jedrnatega povzetka iz daljšega 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 pri velikih količinah podatkov, ko želimo hitro pridobiti bistvo informacij, ne da bi brali celotno besedilo.

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 izvornem besedilu. Rezultat je običajno kratek povzetek, ki ohranja pomembne informacije iz izvirnega besedila. Ta tehnologija ima širok spekter uporabe, kot so samodejno povzemanje novic, generiranje opisov izdelkov, izdelava povzetkov raziskovalnih člankov in še veliko več.

Rezultat povzemanja besedila dodanega v začetku poglavja (glej začetek poglavja 3):

The tower is 324 metres tall, about the same height as an 81-storey building. Its base is square, measuring 125 metres on each side. During its construction, it surpassed the Washington Monument to become the tallest man-made structure in the world. Due to the addition of a broadcasting aerial at the top of the tower, it is now taller than the Chrysler.

3.5 Prepoznavanje besedih zvez

Prepoznavanje besedih zvez [12] se nanaša 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.

Je pomembna naloga, saj nam omogoča, da hitro ugotovimo, o čem govorijo določeno besedilo. Te besede so lahko uporabne tudi za avtomatsko in-

deksiranje dokumentov, iskanje relevantnih informacij in razumevanje teme besedila brez potrebe po branju celotnega besedila.

Rezultat prepoznavanja besedih zvez besedila dodanega v začetku poglavja (glej začetek poglavja 3):

The tower is 324 metres tall, about the same height as an 81-storey building, and the tallest structure in Paris. Its base is square, measuring 125 metres on each side. During its construction, the Eiffel Tower (KEY) surpassed the Washington Monument (KEY) to become the tallest man-made structure in the world. Due to the addition of a broadcasting (KEY) aerial at the top of the tower in 1957, it is now taller than the Chrysler (KEY). The Eiffel Tower (KEY) is connected with an organization known as the Société d'Exploitation de la Tour Eiffel or the Eiffel Tower Operating Company (KEY) in English . It was designed by the French engineer Gustave Eiffel.

3.6 Uvrščanje besedil

Uvrščanje besedil [13] 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.

Postopek uvrščanja besedila se običajno začne s pripravo in čiščenjem besedila. 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 uvrščanje besedila (npr. 'in', 'ali', 'je', 'na' ter ostali).

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

Tabela 3.2: Rezultat uvrščanja besedila (glej začetek poglavja 3)

sentiment	verjetnost
finance	. 0.399
potovanje	0.157
slike	0.100
novice	0.086
poltika	0.041

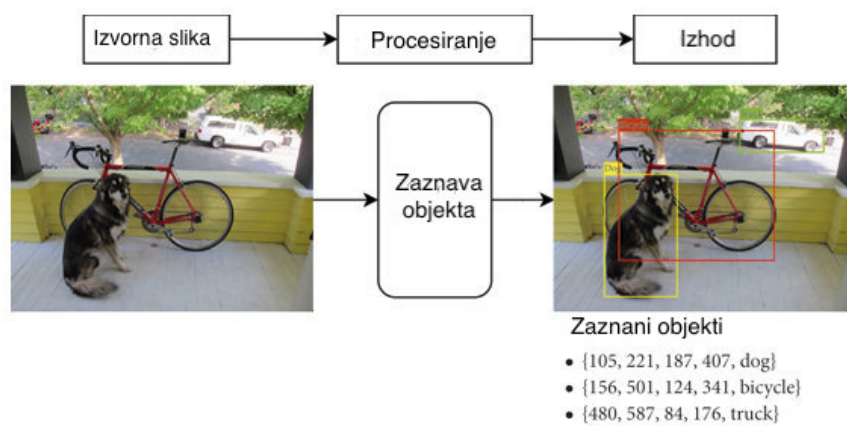
3.7 Zaznava objektov

Zaznava objektov [14] 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, 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. Zaznava lokacije: Po tem, ko so bile regije prepoznane, algoritem določi omejitvene okvirje, ki natančno označujejo položaje in mejne točke objektov na sliki.
3. Uvrščanje: 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.

Zaznava objektov se uporablja v številnih aplikacijah, kot tudi v samovozečih vozilih za zaznavanje drugih vozil in pešcev, identifikacijo prometnih znakov, nadzorne kamere, prepoznavanje obrazov, analiza medicinskih slik in še veliko drugega. Gre za enega ključnih elementov umetne inteligence.



Slika 3.1: Primer zaznave objektov

Poglavje 4

Korpusi

Je zbirka podatkov, ki so organizirani in shranjeni v strukturirani ali nestrukturirani obliki ter označeni za namen analize, raziskave, učenja modelov ali drugih postopkov obdelave podatkov. Korpusi vsebujejo različne vrste podatkov od števil, besedil, slik, zvokov, videoposnetkov do drugih tipov informacij. V kontekstu računalniškega znanstvenega modeliranja in strojnega učenja so korpusi 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 korpusov vsebuje besedilne podatke, ki so lahko članki, knjige, novinarski članki ali socialni mediji.

Nekatere ključne točke o uporabi korpusov:

Učenje modelov: Korpusi se uporabljajo za učenje modelov, pri čemer modeli na osnovi teh podatkov pridobivajo razumevanje jezika in njegove strukture. Čeprav obstajajo tudi nespremljani pristopi, večina uspešnih modelov zahteva velike, kakovostne in označene korpusove za doseganje najboljših rezultatov.

Razvoj in optimizacija: Razvijalci modelov uporabljajo različne korpusove za optimizacijo modelov in prilagajanje hiperparametrov. Z vzorci podatkov iz korpusov se preizkušajo različne arhitekture modelov in strategije učenja.

Evaluacija: Korpusi se uporabljajo za evalvacijo modelov. Preizkušajo se na ločenem testnem korpusu, ki modelom omogoča, da se oceni, kako dobro delujejo na novih, nevidenih podatkih.

Nadzor kakovosti: Kvaliteta korpusov je ključnega pomena za uspešno delovanje modelov. Zato je pomembno, da so korpusi natančno označeni in urejeni. Nadzor kakovosti pomaga prepoznati morebitne napake ali pristranskosti v korpusih.

Prilagajanje specifičnim aplikacijam: Včasih so potrebni specializirani modeli za določene aplikacije ali domene. V takih primerih je morda potrebno ustvariti ali prilagoditi korpuse, ki se bolje prilagodijo ciljni uporabi.

Razvoj modelov za redke jezike: Razvoj modelov obdelave naravnega jezika za redke jezike zahteva ustrezne korpuse v ciljnem jeziku, kar je lahko izziv, saj so ti korpusi pogosto omejeni ali pa jih sploh ni na voljo.

Pomembno je, da so korpusi pravilno pripravljeni, imajo ustrezne metapodatke in so primerni za ciljno nalogo, da bi omogočili kakovostno analizo in doseganje uporabnih rezultatov.

4.1 Uporabljeni korpusi

4.1.1 CoNLL 2003

Je zbirka podatkov, ki se uporablja za razvoj in evalvacijo sistema obdelavo naravnega jezika, prevsem za nalogo imenskih entitet. Imenuje se po konferenci CoNLL leta 2003, kjer je bil ta nabor podatkov predstavljen v okviru tekmovanja za prepoznavanje imenovanih entitet. Korpus CoNLL 2003 je priljubljen referenčni korpus 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.

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 korpusu so predstavljeni v obliki ene besede na vrstico, kjer vsaka vrstica predstavlja besedo in pripadajočo oznako v stavku. Besede in oznake so ločene z presledkom. Korpus CoNLL 2003[16] se pogosto uporablja za evalvacijo zmogljivosti modelov za prepoznavanje poimenovanih entitet in je že več let standardno merilo za raziskovalce in strokovnjake v skupnosti obdelave naravnega jezika. Ostaja dragocen vir za razvoj in preizkušanje novih algoritmov in sistemov za prepoznavo imenskih intitet.

Tabela 4.1: Primer CoNLL 2003 korpusa

He	PRP	B-NP	O
will	MD	B-VP	O
probably	RB	I-VP	O
be	VB	I-VP	O
replaced	VBN	I-VP	O
by	IN	B-PP	O
Shearer	NNP	B-NP	B-PER
's	POS	B-NP	O
Newcastle	NNP	I-NP	B-ORG

CoNLL2003 podatkovna zbirka je razdeljena na tri sklope:

1. učni z 14.000 vrsticami primerov
2. validacijski z 3.250 vrsticami primerov
3. preizkusni z 3.450 vrsticami primerov

4.1.2 IMDb Reviews

IMDB podatkovna zbirka, znana tudi kot IMDB Movie Reviews Dataset [17]. Sestavljen iz pregledov filmov, ki so jih prispevali uporabniki na spletni strani IMDb[39].

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 je razviti modele, ki lahko avtomatsko analizirajo besedilne komentarje in napovedo, ali je pregled pozitiven ali negativen glede na oceno in besedilo.

Tabela 4.2: Primer IMDB korpusa

pregled	sentiment
If you like original gut wrenching laughter you will like movie.	positive
A rating of '1', depressing and relentlessly bad this movie is.	negative

IMDB podatkovna zbirka je razdeljena na dva sklopa:

1. učni z 25.000 vrsticami primerov
2. preizkusni z 25.000 vrsticami primerov

Vsak sklop vsebuje tisoče pregledov filmov. To je idealna podatkovna zbirka za naloge analize čustvenega tona besedil, kjer se ocenjuje ali je mnenje v besedilu pozitivno, negativno ali nevtrarno.

4.1.3 COCO

COCO[18] je nabor podatkov v področju računalniškega vida in zaznave objektov. Namenjen je zagotavljanju celovite in raznolike zbirke slik za različne naloge, vključno z zaznavo 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 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.

Ključne značilnosti:

1. Kategorije slik: Nabor podatkov 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 korpusu 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: 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.

Korpus je razdeljen na dva sklopa:

1. učni z 117.000 primeri
2. preizkusni z 4.950 primeri



Slika 4.1: 000000502136.jpg

```
[{
  'license': 3,
  'file_name': '000000502136.jpg',
  'coco_url': 'http://images.cocodataset.org/val2017/000000502136.jpg',
  'height': 423,
  'width': 500,
  'date_captured': '2013-11-15 17:08:30',
  'flickr_url': 'http://farm3.staticflickr.com/2253/1755223462_fabb8dc3_z.jpg',
  'id': 502136
},
{
  'segmentation': [
    [
      54.74,
      350.34,
      53.75,
      353.33,
      ...
      349.35
    ]
  ],
  'area': 4651.359250000001,
  'iscrowd': 0,
  'image_id': 502136,
  'bbox': [
    3.98,
    289.63,
    120.43,
    103.51
  ],
  'category_id': 64,
  'id': 21011
}]
```

Slika 4.2: COCO .json primer

4.1.4 CNN/Daily Mail

CNN/Daily Mail je zbirka novičarskih člankov skupaj s povzetki, ki se uporablja za usposabljanje in preizkušanje modelov za povzemanje besedil. Ta nabor podatkov vsebuje različne novičarske članke in njihove povzetke, zaradi česar je primeren za naloge abstraktivnega 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 treniranje in evaluiranje modelov.[19]

Ključne značilnosti korpusa:

1. Novičarski članki in povzetki: Nabor podatkov vsebuje novičarske članke iz medijskih virov, kot sta CNN in Daily Mail, skupaj s pripadajočimi povzetki. Ti članki pokrivajo različne teme in dogodke ter so različnih dolžin.
2. Abstraktno Povzemanje: Vključuje ustvarjanje povzetka v povsem novih besedah.

Tabela 4.3: Primer cnn_dailymail korpusa

label	text	highlights
002509a...	Fears are growing that Britain's jails are becoming...	Athens pushes through...
7526a1...	It was a farce that would lead to...	AZ Alkmaar were playing....

Korpus je razdeljen 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

4.1.5 SemEval 2017

SemEval- 2017 [20] je zbirka besedilnih podatkov, ki je anotirana za različne naloge na področju obdelave naravnega jezika.

Ključne značilnosti korpusa SemEval:

1. Anotacije: Podatki so anotirani, kar pomeni, da so označeni z dodatnimi informacijami. Na primer, v korpus zbirki za naloge razreševanja sentimenta bi bili vzorci besedil označeni s pozitivnimi, negativnimi ali nevtralnimi sentimenti.
2. Raznolikost: Zajemajo širok spekter nalog, jezikov in domen. To omogoča raziskovalcem primerjavo modelov in pristopov na različnih področjih.

Raziskovalna skupnost: So postale pomemben del naravnega jezika raziskovalne skupnosti, saj omogočajo primerjavo najnovejših pristopov in tehnologij na enotnem naboru podatkov.

Tabela 4.4: Primer Semeval-2017 korpusa

label	text
-1	I missed the Barcelona game yesterday.
0	I'm bout to just listen to nicki minaj all night
1	One Night like In Vegas I make dat Nigga Famous

Korpus razdeljen na tri sklope:

1. učni z 49.547 vrsticami primerov
2. validacijski z 12.285 vrsticami primerov
3. preizkusni z 12.285 vrsticami primerov

Poglavje 5

Metrike

V tem poglavju bomo obravnavali ključne metrike, ki so izbrane zaradi njihove univerzalnosti in razširjenosti v znanstvenih člankih za poročanje rezultatov. Te metrike predstavljajo standardni način izražanja in ocenjevanja raziskovalnih ugotovitev ter omogočajo primerjavo z drugimi študijami. Uporaba teh splošno priznanih metrik bo zagotovila natančno in ustrezno vrednotenje rezultatov naše raziskave.

5.1 Spremenljivke za izračun metrik

Pravilno pozitivni

Pravilno pozitivni [15] je izraz, ki se uporablja v statistiki in strojnem učenju za opis primerov, kjer je model pravilno napovedal pozitiven rezultat za določeno skupino. To pomeni, da je model prepoznal pozitiven pojav, ko je bil dejansko prisoten.

Primer:

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

Napačno pozitivni

Napačno pozitivni [15] označujejo 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 nezaželenih sporočil v elektronski pošti. Če model označi sporočilo kot nezaželeno, čeprav dejansko ni imamo situacijo lažno pozitivnega primera. Drugače povedano, model je napačno napovedal pozitiven primer (nezaželeno), ko je dejansko negativen primer torej ni nezaželeno.

Napačno negativni

Napačno negativni [15] označujejo napako, ki se pojavi v kontekstu uvrščanja besedila 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, 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 napačno negativni.

Primer:

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

Vendar pa se pojavi napačno negativen rezultat, ko sistem napačno presodi e-poštno sporočilo kot varno (ne nezaželeno), čeprav vsebuje vse znake neželene vsebine. Na primer, če e-poštno sporočilo vsebuje povezave do nerealnih ponudb ali oglasov za sumljive izdelke, bi bila takšna sporočila številčno gledano ena od 'Napačno negativni'.

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.

5.2 Natančnost

Natančnost [22] je pomembna metrika za ocenjevanje uspešnosti modelov v različnih nalogah. Povdarja 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, natančnost 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:

$$\text{Natančnost} = \frac{\textit{PravilnoPozitivni}}{\textit{PravilnoPozitivni} + \textit{NapacnoPozitivni}}$$

5.3 Priklic

Priklic se [22] nanaša na eno od metrik uspešnosti pri vrednotenju modelov za obdelavo naravnega jezika. Meri kot razmerje med številom pravilno prepoznanih relevantnih primerov in celotnim številom dejansko obstoječih relevantnih primerov. Višji priklic pomeni, da je model bolje usposobljen za iskanje in pridobivanje vseh relevantnih informacij, vendar to lahko vodi tudi v več lažno pozitivnih rezultatov. Zato je pomembno doseči uravnoteženost med priklicom in natančnostjo pri oceni uspešnosti modelov. Primer uporabe priklica 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 bese-

dil, 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:

$$\text{Priklic} = \frac{\text{PravilnoPozitivni}}{\text{PravilnoPozitivni} + \text{NapacnoNegativni}}$$

5.4 Ocena F1

F1 ocena je pomembna metrika za ocenjevanje uspešnosti modelov v obdelavi besedil. Združuje natančnost in priklic v eno metriko, ki odraža ravnotežje med tema dvema metrikama. Pri nalogah, kot so uvrščanje besedil, luščenje informacij ali identifikacija entitet, sta tako natančnost kot priklic ključni. Visoka natančnost pomeni pravilno identifikacijo relevantnih elementov, medtem ko visoki priklic zagotavlja prepoznavanje vseh resnično pozitivnih primerov. Izračuna se kot povprečje med natančnost in priklicom, dajeta pa ji enako težo. To omogoča, da ocenimo, kako dobro model obvladuje oba cilja hkrati. Visoka vrednost F1 ocene kaže, da je model uspešno uskladił identifikacijo pravih pozitivnih primerov z izogibanjem napačno pozitivnim rezultatom. Uporaba metrike je zlasti smiselna, ko sta metriki natančnost in priklic pomembni za končni rezultat in ko želimo doseči optimalno uravnoteženost med tema dvema vidikoma.

Formula za izračun:

$$\text{Ocena F1} = 2 \times \frac{\text{Natančnost} \times \text{Priklic}}{\text{Natančnost} + \text{Priklic}}$$

5.5 Točnost

Točnost [21] 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 obdelave naravnega jezika se natančnost uporablja, na primer, pri nalogah uvrščanja besedila. Predpostavimo, da imamo model, ki se uči razvrščati besedila v določene kategorije, kot so 'pozitivno', 'negativno' ali 'neutralno'. Za vsako besedilo ima model svojo napoved, kateri kategoriji pripada.

Formula za izračun:

$$\text{Točnost} = \frac{\text{PravilnoPozitivni} + \text{PravilnoNegativni}}{\text{PravilnoPozitivni} + \text{PravilnoNegativni} + \text{NapacnoPozitivni} + \text{NapacnoNegativni}}$$

5.6 ROUGE

Je metrika, ki se uporablja za ocenjevanje kakovosti generiranih besedil v primerjavi z referenčnimi besedili. Gre za kratico, ki označuje 'Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation'. Metrika je pogosto uporabljena v področju obdelave naravnega jezika, še posebej v nalogah avtomatskega povzemanja besedil.

Primerja generirano besedilo z referenčnim besedilom (običajno človeško ustvarjenim besedilom) in oceni, kako dobro so se ujemale. Metrika upošteva različne vidike, kot so prekrivanje besed, besedni nizi in skupna dolžina besedil. Glavni cilj metrike 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 ima širok nabor uporabe v raziskavah in nalogah, ki vključujejo avtomatsko povzemanje besedil, strojno prevajanje in druge naloge, kjer je pomembno oceniti kakovost generiranih besedil v primerjavi z referenčnimi besedili. Metrika lahko pomaga raziskovalcem in razvijalcem oceniti učinkovitost svojih modelov in tehnik ter izboljšati rezultate pri generiranju besedil.

Poglavje 6

Primerjava orodij

Pimerjava ponudnikov ter storitev je bila izvedena v času od Februarja do Maja 2023.

Izbrani so bili trije največji ponudniki storitev v oblaku: Google Cloud, Amazon Web Services ter Microsoft Azure. Pri izbiri odprtokodne rešitve je bilo težko izbrati najboljšega, saj so v tem času tri najboljše odprtokodne rešitve zelo tesno skupaj kakor tudi povezane. Na podlagi pregledanih funkcionalnosti ter uporabe je bil izbran Hugging Face Transformers.

Analiza napak

Pri raziskovanju modelov in korpusov, hitro spoznamo da so lahko modeli celo preveč prilagojeni določenemu področju, kar pomeni da preveč podrobno pozna eno področje, na katerem je bil model treniran in ne more dobro razumeti novih podatkov/primerov, kakor tudi da so premalo podrobni ali premalo raznoliki.

Zato so najbolj poznani in razširjeni modeli, učeni na širokem naboru različnih podatkov, da je možnost napake manjša.

Prepoznane pogoste napake modelov:

Nezadostni podatki: Za gradnjo natančnega modela je potrebna velika količina podatkov. Če ni dovolj podatkov, bo model morda težko naučil vzorce v podatkih.

Nezadostna raznolikost podatkov: Pomembno je, da imajo podatki za

usposabljanje dobro razpršenost. Če so podatki preveč homogeni, bo model morda težko naučil vzorce, ki veljajo za splošne primere.

Nekvalitetni podatki: Pomembno je, da so podatki za usposabljanje kakovostni. Če so podatki napačni ali pristranski, bo model morda težko naučil natančen model.

Napačen algoritem: Obstaja veliko različnih algoritmov za stojno učenje, zato je pomembno, da se izbere algoritem, ki je primeren za specifično nalogo. Če je izbran algoritem napačen, bo morda težko zgraditi natančen model.

Napačna nastavitve parametrov: Večina algoritmov stojnega učenja ima parametre, ki jih je mogoče prilagoditi za izboljšanje natančnosti modela. Če niso pravilno nastavljeni parametri, bo morda težko zgraditi natančen model.

V nadaljevanju so predstavljeni podrobnejši rezultati treh iteracij z povprečnimi vrednostmi pripadajočih metrik ter standardni odklon kateri je merilo razpršenosti podatkov. Pomaga nam razumeti, koliko se podatki razlikujejo od povprečne vrednosti. Rezultati v vseh tabelah so zaokroženi na tri decimalna mesta.

Izbrani testni podatki

Za analizo obdelave naravnega jezika so bile izbrane tri množice testne testnih podatkov, vsaka od njih je vsebovala 50 primerov. Razdeljene so bile v tri različne kategorije: novice, finance ter šport. Pri zaznavi objektov pa so bile izbrane naslednje kategorije: osebe, živali ter vozila.

V nadaljevanju so predstavljeni podrobnejši rezultati treh iteracij z povprečnimi vrednostmi pripadajočih metrik ter standardni odklon kateri je merilo vrednosti od povprečja. Pomaga nam razumeti, koliko se podatki razlikujejo od povprečne vrednosti. Rezultati v vseh tabelah so zaokroženi na tri decimalna mesta.

Stroški glede na ponudnika**Tabela 6.1:** Stroški uporabe storitev

	Strošek
Google	2.05€
AWS	2.39€
Azure	2.24€
Hugging Face	0.0€

V tabeli so prikazani stroški obdelave besedilne in slikovne množice na omenjenih področjih. Pri izbiri strojnih virov smo upoštevali priporočene instance ponudnikov storitev, transformatorje smo uporabljali na lokalnem okolju, kar pomeni, da stroški uporabe niso nastali.

6.1 Prepoznavanje imenskih entitet (angl. Named entity recognition)

Uporabljene metode za prepoznavanje imenskih entitet

Amazon Web Services:

Za analizo besedila je bila uporabljena funkcija "DetectEntities" z dvema obveznima parametroma, "LanguageCode" (ki določa jezik besedila) in "Text" (ki vsebuje besedilo, ki bo analizirano). Odgovor funkcije vsebuje eno ali več zaznanih imenskih entitet ter njihovo lokacijo v stavku.

Azure:

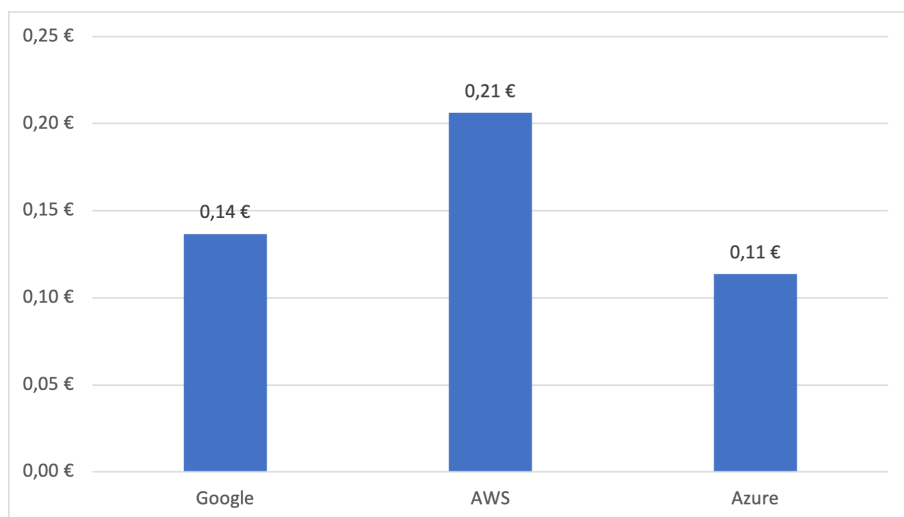
Uporabljena je bila funkcija "EntityRecognition" z obveznim parametrom "Text" (besedilo na katerem bo narejena analiza), ter "Language" (jezik besedila), privzeti jezik je "en" (angleški jezik), odgovor je vseboval zaznano kategorijo ter podkategorijo ter verjetnost.

V kontekstu storitve Azure je bila uporabljena funkcija "EntityRecognition" s ključnima parametroma "Text" (vsebina besedila, ki bo analizirana) ter "Language" (jezik besedila). V primiru da jezika ne podamo, je privzeti jezik

za analizo je angleščina ("en"). Odgovor funkcije vsebuje zaznano kategorijo, podkategorijo in verjetnost za vsako entiteto.

Google: Za analizo entitet je bila uporabljena funkcija "AnalyzeEntities", ki zahteva dva parametra: "Type" (tip vhoda, ki je lahko dokument ali besedilo) ter "Content" (vsebina besedila, ki bo analizirana). Kot odgovor prejmemo več entitet, vsako z imenom in tipom.

Stroški uporabe

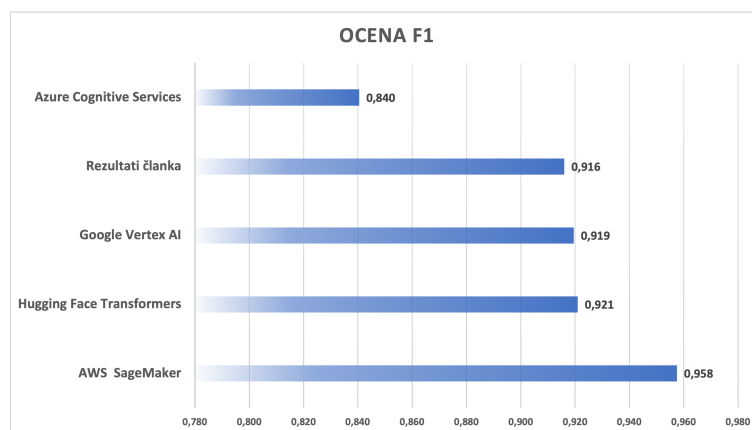


Slika 6.1: Stroški uporabe prepoznavanja imenskih entitet

Graf prikazuje strošek obdelave testne množice, kjer je potrebno omeniti da smo transformatorje uporabljali na lokalnem okolju, kar pomeni, da stroški uporabe niso nastali.

Tabela 6.2: Prepoznavanje imenskih entitet

		Množica 1	Množica 2	Množica 3	Povprečje
Hugging Face Transformers	Priklic	0.929	0.912	0.917	0.919 (± 0.009)
	Natančnost	0.924	0.945	0.901	0.923 (± 0.022)
	F1 ocena	0.927	0.928	0.909	0.921 (± 0.011)
Google Vertex AI	Priklic	0.946	0.914	0.896	0.919 (± 0.025)
	Natančnost	0.895	0.923	0.942	0.920 (± 0.024)
	F1 ocena	0.920	0.918	0.918	0.919 (± 0.001)
AWS SageMaker	Priklic	0.981	0.962	0.941	0.961 (± 0.020)
	Natančnost	0.962	0.980	0.921	0.954 (± 0.030)
	F1 ocena	0.971	0.971	0.931	0.958 (± 0.023)
Azure Cognitive Services	Priklic	0.821	0.831	0.821	0.824 (± 0.006)
	Natančnost	0.831	0.841	0.903	0.858 (± 0.039)
	F1 ocena	0.826	0.836	0.860	0.841 (± 0.017)
Najboljši rezultat z članka	Priklic				0.918
	Natančnost				0.913
	F1 ocena				0.916 (± 0.33)

**Slika 6.2:** Prepoznavanje imenskih entitet Ocena F1

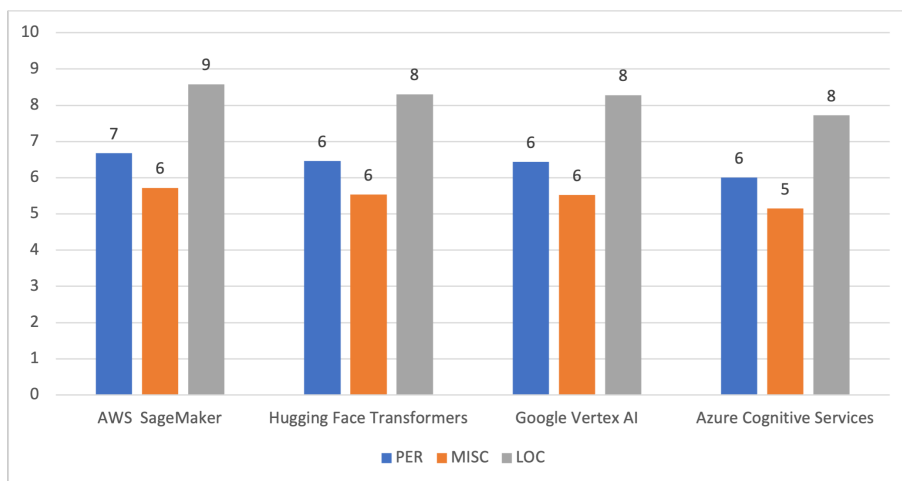
Pri analizi imenskih entitet je bil uporabljen CONLL-2003 korpus (glej poglavje 4.1.1).

Za prepoznavanje oseb (PER) in organizacij (ORG) se je najbolje izkazala storitev Vertex AI. Na splošno pa je bil v vseh področjih najboljši AWS SageMaker, saj je bil najboljši kar na obeh področjih, tako pri priklicu kot pri natančnosti.

Kot referenco vidimo v tabeli tudi najboljše rezultate iz članka[24], kjer je Arya Roy naredil primerjavo med več modeli, razberemo lahko da se je najboljše izkazal model “Chiu and Nichols (2015) + emb + lex”.

6.1.1 Analiza napak pri prepoznavanje imenskih entitet

Za analizo je bil uporabljen korpus CoNLL-2003, ki vsebuje več kot 200.000 stavkov z označenimi imenskimi entitetami. Vsako besedilo je bilo obdelano z vsako od navedenih storitev.



Slika 6.3: Napake pri prepoznavanje imenskih entitet

Iz grafa je razvidno, da je pri prepoznavanju oseb največ napak naredil AWS Sagemaker, medtem ko so vsi ostali ponudniki dosegli enako število napak. Ko gre za prepoznavanje lokacij, je AWS Sagemaker tudi izstopal s številnimi napakami, medtem ko so vsi preostali ponudniki dosegli isto stopnjo napak. Pri prepoznavanju imenske entitete “razno” pa se je izkazal Azure Cognitive Services, saj je naredil najmanj napak, medtem ko so vsi drugi ponudniki dosegli enako število napak.

Natančnost

Na podlagi rezultatov iz tabele (glej tabelo Prepoznavanje imenskih entitet) je razvidno, da je najvišjo stopnjo natančnosti dosegel AWS Sagemaker, saj je bil za 3,1% boljši od drugo uvrščenega Hugging Face Transformers. Google Vertex AI pa je bil le za 0,1% boljši od drugega uvrščenega modela. Na koncu lestvice pa se je uvrstil Azure Cognitive Services, saj je zaostajal za kar 6,4% v primerjavi z Google Vertex AI.

Kot zanimivost lahko navedemo, da je razlika med najboljšim in najslabše uvrščenim rezultatom znašala kar 9,6 odstotnih točk.

Priklic

Najboljši priklic je dosegel AWS Sagemaker, ki je bil 4,2% boljši od Google Vertex AI in Hugging Face Transformers, ki sta bila drugo uvrščena. Na zadnjem mestu pa je še vedno Azure Cognitive Services, ki je za 9,5% manj učinkovit od drugo uvrščenih. Kot zanimivost lahko omenimo, da je razlika med najboljšim in najslabše uvrščenim rezultatom znašala kar 13,7 odstotnih točk.

Hitrost obdelave

Google Vertex AI je izkazal večjo učinkovitost v primerjavi z obema drugima storitvama. Povprečen čas obdelave dokumenta je znašal 1,1 sekunde, medtem ko sta Azure Cognitive Services in AWS SageMaker za enak postopek potrebovala 1,5 sekunde oziroma 1,6 sekunde. Vredno omeniti je, da so bili HuggingFace Transformers najhitrejši za en zahtevek, s časom 0,6 sekunde, vendar pa je bila ta analiza izvedena v lokalnem okolju.

Tabela 6.3: Primeri napak pri prepoznavanju imenskih entitet

Besedilo	Imenske entitete	AWS SageMaker	Hugging Face Transformers
John Doe je živel v San Franciscu.	John Doe, San Francisco	John Doe, San Francisco	John Doe, San Fran
Apple je bila ustanovljena leta 1976.	Apple, 1976	Apple, 1976	Apple, ustanovljena
To je velikanski robot.	robot		robot

Kot je razvidno iz tabele so pri prvem primeru Hugging Face Transformers naredil napako pri zvezi 'San Franciscu', kjer je izpustil del besede. V drugem primeru je AWS SageMaker izpustil pomembno entiteto 'ustanovljena'. V zadnjem primeru pa lahko vidimo da AWS SageMaker ni zaznal nobene imenske entitete.

Najpogostejše opažene napake pri prepoznavi imenskih entitet:

1. Napake imen: to so napake v imenu imenske entitete, na primer napačna črka ali napačen zlog, zapletene besede ali tuje besede. To lahko oteži identifikacijo imena in njegovo kategorizacijo.
2. Napake v tipu: napaka v tipu imenske entitete, na primer napačno označitev osebe kot kraja ali obratno. Ime je zapleteno ali dvoumno zato, ker imajo zapletena imena lahko več kot eno pomensko področje.
3. Izpuščanje/nekategorizacija: napaka, pri katerih se imenska entiteta izpusti iz besedila.
4. Ponavljanje: napaka, pri katerih se imenska entiteta ponovi v besedilu.

6.2 Analiza sentimenta (angl. Sentiment Analysis)

Uporabljene metode za analizo sentimenta

Amazon Web Services:

Za analizo sentimenta besedila je bila uporabljena funkcija "DetectSentiment" z dvema obveznima parametroma, in sicer "LanguageCode" (ki predstavlja izbrani jezik) ter "Text" (vsebino besedila, nad katerim je bila izvedena analiza). Odgovor funkcije vključuje zaznan sentiment ter točkovanje, pri čemer pozitiven sentiment pomeni vrednost večjo od 0, negativen manjšo od 0, in nevtralen 0.

Azure:

Uporabljena je bila funkcija "SentimentAnalysis" z parametroma, ki sta "Language" (jezik besedila), privzeti jezik je "en" (angleški jezik) ter "Text" (besedilo na katerem bo narejena analiza), odgovor je vseboval zaznan sentiment ter točkovanje.

Pri storitvi Azure je analizo sentimenta bila uporabljena funkcija "SentimentAnalysis" s parametri "Language" (ki določa jezik besedila, pri čemer je privzeti jezik angleščina, "en") in "Text" (besedilo, ki bo analizirano). Odgovor funkcije vsebuje zaznan sentiment ter točkovanje.

Google:

Za analizo sentimenta je bila uporabljena funkcija "AnalyzeSentiment", ki zahteva dva parametra: "Type" (tip vhoda, ki je lahko dokument ali besedilo) ter "Content" (vsebino besedila, ki bo analizirana). Kot odgovor prejmemo več entitet, vsako z imenom, tipom entitete ter točkovanjem.

Stroški uporabe

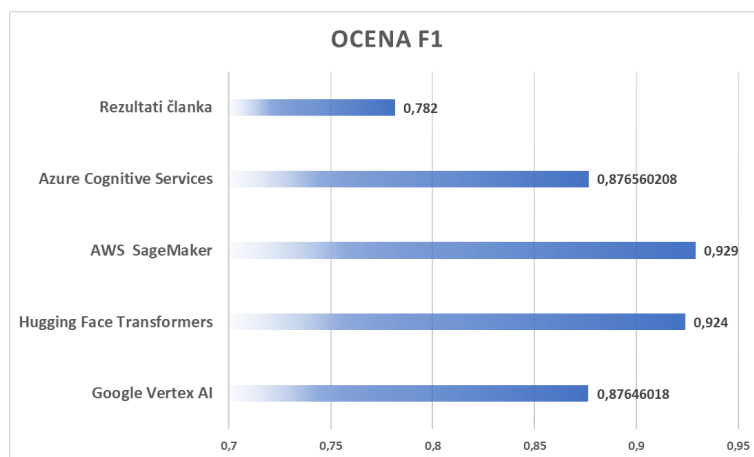


Slika 6.4: Stroški uporabe analize sentimenta

Graf prikazuje strošek obdelave testne množice, kjer je potrebno omeniti da smo smo transformatorje uporabljali na lokalnem okolju, kar pomeni, da stroški uporabe niso nastali.

Tabela 6.4: Analiza sentimenta

		Množica 1	Množica 2	Množica 3	Povprečje
Hugging Face Transformers	Priklic	0.937	0.912	0.930	0.926 (± 0.013)
	Natančnost	0.938	0.987	0.860	0.928 (± 0.064)
	F1 ocena	0.937	0.952	0.893	0.929 (± 0.031)
Google Vertex AI	Priklic	0.921	0.948	0.938	0.936 (± 0.014)
	Natančnost	0.942	0.888	0.943	0.924 (± 0.031)
	F1 ocena	0.931	0.917	0.940	0.930 (± 0.012)
AWS SageMaker	Priklic	0.901	0.882	0.891	0.891 (± 0.010)
	Natančnost	0.821	0.853	0.912	0.862 (± 0.046)
	F1 ocena	0.859	0.867	0.901	0.876 (± 0.022)
Azure Cognitive Services	Priklic	0.881	0.905	0.887	0.981 (± 0.012)
	Natančnost	0.852	0.884	0.851	0.862 (± 0.019)
	F1 ocena	0.866	0.894	0.869	0.876 (± 0.015)
Najboljši rezultat z članka	Priklic				0.928
	Natančnost				0.915
	F1 ocena				0.921

**Slika 6.5:** Analiza sentimenta Ocena F1

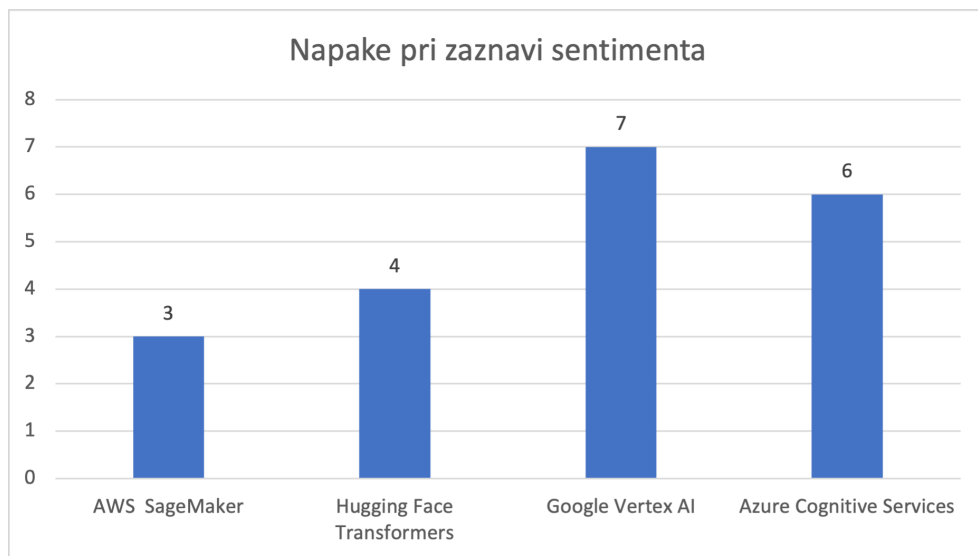
Pri analizi sentimenta je bil uporabljen IMDb Reviews korpus (glej poglavje 4.1.2).

Za analizo sentimenta je bila najboljša Vertex AI storitev.

Kot referenco vidimo v tabeli tudi najboljše rezultate iz članka[31], kjer so Guizian Xu in ostali naredili analizo na Twiter korpusu.

6.2.1 Analiza napak pri analizi sentimenta

Analiza je bila izvedena na 50 besedilih, ki so bili opremljeni z označbami pozitivnega, negativnega ali nevtralnega sentimenta. Število napak je izračunano kot število stavkov, pri katerih se sentiment ne ujema z označbo.



Slika 6.6: Napake pri zaznavi sentimenta

Iz grafa je mogoče razbrati, da je največ napak pri analizi naredila platforma Google Vertex AI, takoj za njo pa se je uvrstila platforma Azure Cognitive Services. Na drugi strani pa sta platformi Hugging Face Transformers in AWS Sagemaker pokazali najmanjšo stopnjo napak. V kontekstu tega specifičnega področja se je najbolje izkazala platforma AWS Sagemaker, saj je zagotovila najvišjo natančnost pri analizi podatkov.

Natančnost

Na podlagi rezultatov iz tabele (glej tabelo Analiza sentimenta) je razvidno, da je najvišjo stopnjo natančnosti dosegel Azure Cognitive Services vendar je bil od drugouvrščenega Google Vertex AI boljši le za 0,4%. AWS Sagemaker kot tudi Azure Cognitive Services pa sta bila od drugouvrščenega slabša za 6,2. Kot zanimivost lahko navedemo, da je razlika med najboljšim

in najslabše uvrščenim rezultatom znašala kar 6,6 odstotnih točk.

Priklic

Najboljši priklic je dosegel Azure Cognitive Services ki je bil 4,5% boljši od Google Vertex AI, kateri je bil za 1% boljši od Hugging Face Transformers. Na zadnjem mestu pa AWS Sagemaker, ki je za 3,5% manj učinkovit od drugo uvrščenega. Kot zanimivost lahko omenimo, da je razlika med najboljšim in najslabše uvrščenim rezultatom znašala kar 9 odstotnih točk.

Hitrost obdelave

Google Vertex AI se je izkazal za bolj učinkovitega v primerjavi z obema drugima storitvama. Povprečen čas obdelave dokumenta v okviru Google Vertex AI je znašal 1,1 sekunde, medtem ko je Azure Cognitive Services za isto nalogo zahteval 1,5 sekund, AWS SageMaker pa 1,6 sekund.

Tabela 6.5: Primeri napak pri analizi sentimenta

Besedilo	Imenske entitete	Google Vertex AI	Hugging Face Transformers
Ta knjiga je zelo zanimiva.	Pozitivno	Pozitivno	Negativno
To je zelo dolgočasno.	Negativno	Nevtralno	Nevtralno
Ta igra je bila zelo napeta.	Pozitivno	Pozitivno	Nevtralno
Ta politični govor je bil zelo kontroverzen.	Negativno	Negativno	Pozitivno

Opazimo da sta obe storitvi naredili isto napako pri istem primeru, saj sta zaznali dolgočasno kot nevtralno in ne negativno.

Najpogostejše opažene napake pri analizi sentimenta:

1. Nepravilna identifikacija sentimenta: je ena izmed najpogostejše opaženih napak, ki se je pojavila pri analizi sentimenta, kar je lahko ko je beseda

ali besedna zveza dvoumna in lahko pomeni tako pozitiven kot negativen sentiment. Lahko je tudi napaka v zapisu same besede ali besedne zveze, kot tudi da je model premalo naučen za določeno področje.

2. Nepravilna kategorizacija sentimenta: se pojavi, ko analiza sentimenta pravilno identificira sentiment, vendar ga napačno kategorizira. To lahko povzroči, da analiza sentimenta ne bo uporabna za namen, za katerega je bila namenjena.
3. Napaka v kontekstu: se zgodi ko analiza sentimenta pravilno identificira sentiment in ga pravilno kategorizira, vendar ga napačno razvrsti v kontekstu. To lahko povzroči, da analiza sentimenta ne bo uporabna za namen, za katerega je bila namenjena.
4. Napaka v viru: zaznamo jo, ko analiza sentimenta pravilno identificira sentiment, ga pravilno kategorizira in ga pravilno razvrsti v kontekstu, vendar ga napačno dobi iz vira. To lahko povzroči, da analiza sentimenta ne bo uporabna za namen, za katerega je bila namenjena.

6.3 Povzemanje besedila (angl. Summarization)

Uporabljene metode za povzemanje besedila

Amazon Web Services:

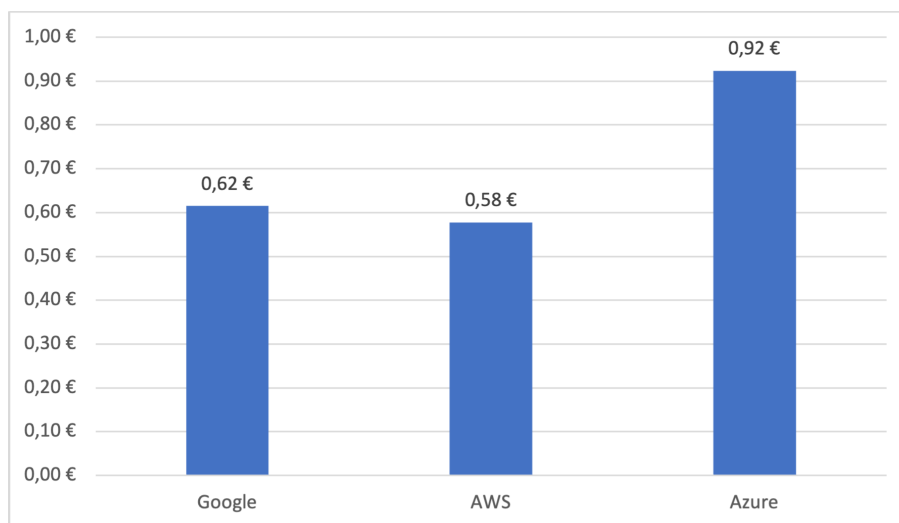
Uporabljena je bila funkcija “Summarize” z obveznim parametrom, ki je Text (besedilo na katerem bo narejena analiza), odgovor je vseboval povzeto besedilo.

Azure:

Uporabljena je bila funkcija “AbstractiveSummarization” z parametroma, ki sta “Language” (jezik besedila), privzeti jezik je “en” (angleški jezik) ter “Text” (besedilo na katerem bo narejena analiza), odgovor je vseboval povzeto besedilo.

Google: Uporabljena je bila funkcija “SummarizeText” z dvema parametroma “Type” (tip vhoda, ki je lahko dokument ali besedilo) ter “Content” (besedilo na katerem bo narejena analiza), odgovor je vseboval povzeto besedilo.

Stroški uporabe

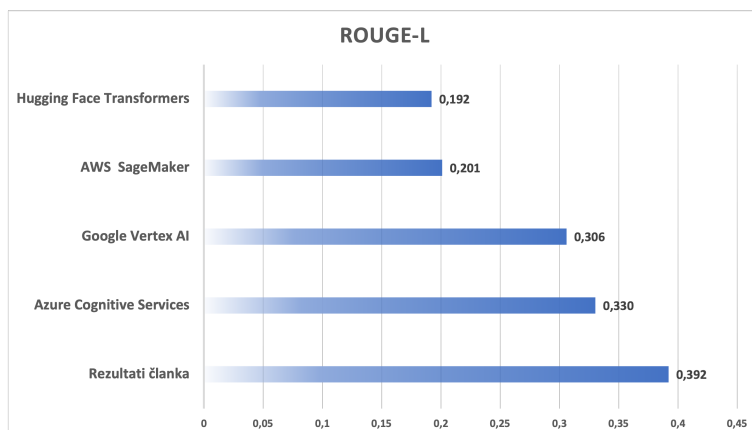


Slika 6.7: Stroški uporabe povzemanja besedila

Graf prikazuje strošek obdelave testne množice, kjer je potrebno omeniti da smo transformatorje uporabljali na lokalnem okolju, kar pomeni, da stroški uporabe niso nastali.

Tabela 6.6: Povzemanje besedila

		Množica 1	Množica 2	Množica 3	Povprečje
Hugging Face Transformers	ROUGE-L	0.178	0.187	0.212	0.192 (± 0.018)
Google Vertex AI	ROUGE-L	0.312	0.291	0.315	0.306 (± 0.013)
AWS SageMaker	ROUGE-L	0.203	0.184	0.216	0.201 (± 0.016)
Azure Cognitive Services	ROUGE-L	0.387	0.318	0.284	0.330 (± 0.052)
Rezultati članka	ROUGE-L				0.392



Slika 6.8: Povzemanje Ocena F1

Pri povzemanju je bil uporabljen korpus CNN/Daily Mail (glej poglavje 4.1.4).

Kot najboljša izbira za ustvarjanje povzetkov se je izkazala storitev Azure Cognitive Services.

Kot referenco vidimo v tabeli tudi najboljše rezultate iz članka[32], kjer so Guizian Xu in ostali naredili analizo na različnih korpusih, kjer pa je najboljši rezultat dosegel CNN/ DailyMail.

6.3.1 Analiza napak pri povzemanju besedila

Izbrana množica 50 primerov za izvajanje postopkov povzemanja je bila različnih dolžin.

ROUGE-L

Za merjenje kakovosti povzetkov v primerjavi z originalnim besedilom smo uporabili metriko ROUGE-L. Najboljše povzetke je generiral Azure Cognitive Services, sledi mu Google Vertex AI na drugem mestu. Tretje mesto je zasedel AWS SageMaker, medtem ko je Hugging Face Transformers zasedel četrto mesto.

Hitrost obdelave

Na tem področju se je Google Vertex AI izkazal za najhitrejšega. Povprečen čas obdelave dokumenta v okviru Google Vertex AI je znašal le 0,45

sekunde, medtem ko je AWS Sagemaker za izvajanje na lokalnem okolju potreboval 0,42 sekunde. Za isto nalogo je Azure Cognitive Services potreboval 0,37 sekunde, Hugging Face Transformers pa so za izvajanje na lokalnem okolju potrebovali največ časa in sicer 0,82 sekunde. Hugging Face Transformers pa so za izvajanje na lokalnem okolju potrebovali najdlje in sicer 1,4s.

Tabela 6.7: Primeri napak pri povzemanju besedila

Besedilo	Imenske entitete	Azure Cognitive Services	Hugging Face Transformers
John Doe je živel v San Franciscu. Bil je uspešen poslovnež.	John Doe, uspešen poslovnež iz San Francisca.	John Doe je živel v San Franciscu in bil poslovnež.	John Doe, poslovnež, živel v San Franciscu.
Apple je bila ustanovljena leta 1976. Je ena največjih tehnoloških podjetij na svetu.	Apple, ustanovljeno leta 1976, je eno največjih tehnoloških podjetij na svetu.	Apple, ustanovljeno leta 1976, je največje tehnološko podjetje na svetu.	Apple, tehnološko podjetje, ustanovljeno leta 1976.
To je velikanski robot.	Robot je velikanski.	To je velikanski robot, ki je zelo močan.	Velikanski, robot.

Kot je razvidno iz tabele je Hugging Face Transformers vse stavke zelo slabo oblikoval in so zelo nepovezani.

Najpogostejše opažene napake pri povzemanju besedila:

1. Izpuščanje pomembnih informacij: kar pomeni, da je povzetek netočen ali nepopoln. To se lahko zgodi iz več razlogov, na primer zaradi tega, da model ne prepozna pomembnih informacij ali pa ne more pravilno razumeti pomena besedila.
2. Dodajanje napačnih informacij: povzroča, da je povzetek netočen ali zavajajoč. To se lahko zgodi iz več razlogov, na primer zaradi tega, da model napačno intepretira besedilo ali pa uporablja napačne podatke pri treniranju modela.
3. Slab slog in gramatika: ustvarjeni povzetki, ki so slabo napisani ali vsebujejo napake v slogu in gramatiki, kar je lahko posledica napačnega algoritma.

6.4 Prepoznavanje besednih zvez (angl. Key phrases)

Uporabljene metode za povzemanje besedila

Amazon Web Services:

Uporabljena je bila funkcija “DetectKeyPhrases” z dvema obveznima parametroma, ki sta “LanguageCode” (predstavlja izbran jezik) ter “Text” (podano besedilo, nad katerim je bila izvedena analiza), odgovor je vseboval več zaznanih ključnih besed.

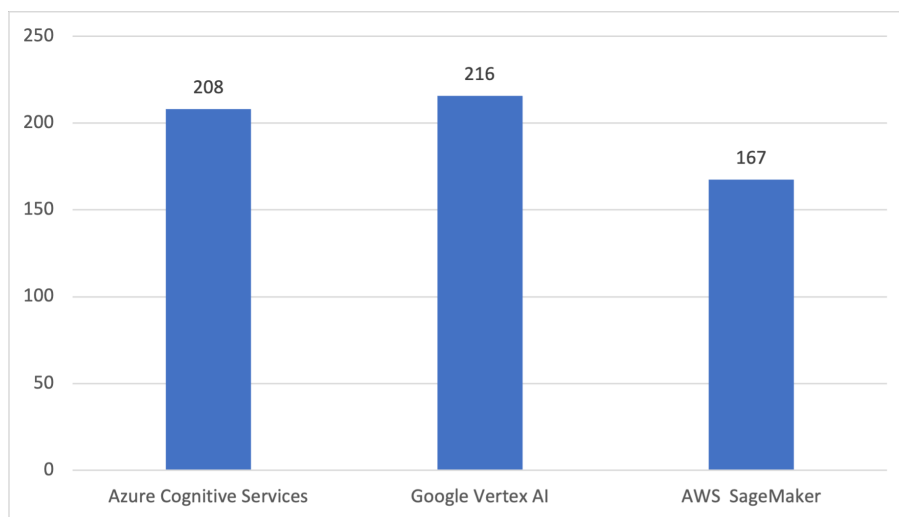
Azure:

Uporabljena je bila funkcija “KeyPhraseExtraction” z dvema obveznima parametroma, ki sta “Language” (predstavlja izbran jezik) ter “Text” (podano besedilo, nad katerim je bila izvedena analiza), odgovor je vseboval več zaznanih ključnih besed.

Google: Uporabljena je bila funkcija “ExtractKeywords” z dvema obveznima parametroma, ki sta “Type” (tip vhoda, ki je lahko dokument ali

besedilo) ter “Content” (besedilo na katerem bo narejena analiza), odgovor je vseboval več zaznanih ključnih besed.

Stroški uporabe

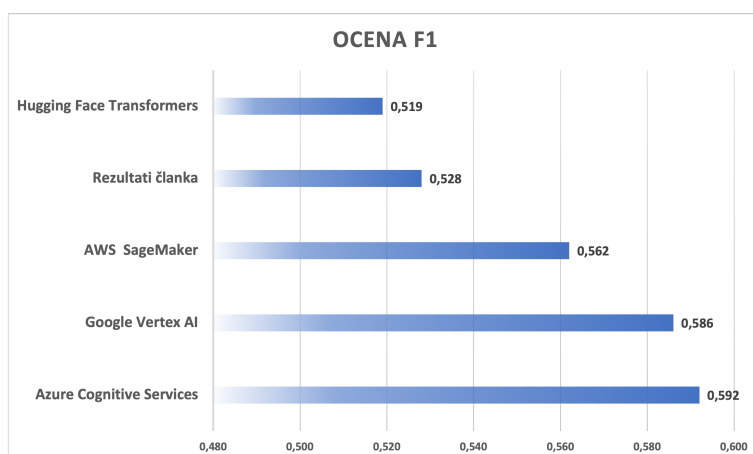


Slika 6.9: Stroški uporabe prepoznavanja besednih zvez

Graf prikazuje strošek obdelave testne množice, kjer je potrebno omeniti da smo smo transformatorje uporabljali na lokalnem okolju, kar pomeni, da stroški uporabe niso nastali.

Tabela 6.8: Prepoznavanje besednih zvez (Key phrases)

		Množica 1	Množica 2	Množica 3	Povprečje
Hugging Face Transformers	Priklic	0.523	0.640	0.556	0.573 (± 0.060)
	Natančnost	0.398	0.499	0.528	0.475 (± 0.068)
	F1 ocena	0.452	0.561	0.542	0.519 (± 0.058)
Google Vertex AI	Priklic	0.499	0.541	0.589	0.543 (± 0.045)
	Natančnost	0.688	0.635	0.589	0.637 (± 0.050)
	F1 ocena	0.578	0.584	0.589	0.586 (± 0.005)
AWS SageMaker	Priklic	0.675	0.605	0.587	0.622 (± 0.046)
	Natančnost	0.520	0.492	0.526	0.513 (± 0.018)
	F1 ocena	0.587	0.543	0.555	0.562 (± 0.023)
Azure Cognitive Services	Priklic	0.532	0.559	0.500	0.530 (± 0.030)
	Natančnost	0.674	0.648	0.689	0.670 (± 0.021)
	F1 ocena	0.595	0.600	0.579	0.592 (± 0.011)
Rezultati članka		F1 ocena			0.406

**Slika 6.10:** Prepoznavanje besednih zvez Ocena F1

Pri izvajanju naloge zvlečka besedne zveze je bil uporabljen korpus SemEval 2017 (glej poglavje 4.1.5).

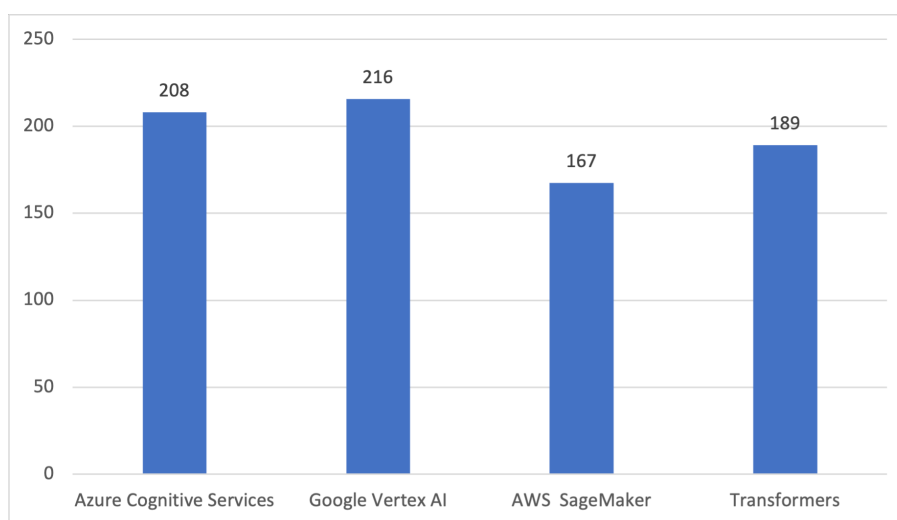
Kot najboljša rešitev za izvleček besedne zveze pa se je izkazala storitev Azure Cognitive Services.

Kot referenco vidimo v tabeli tudi najboljše rezultate iz članka [23], kjer so Xingdi Yuan in ostali naredili analizo na različnih korpusih, kjer pa je najboljši rezultat dosegel NUS, na drugem mestu pa je bil SemEval, kateri

je dosegel oceno 0,357.

6.4.1 Analiza napak pri izvlečku besedne zveze

Vsak od 50 primerov v množici je bil označen s ključnimi besedami in nato obdelan s pomočjo vsake od navedenih storitev. Število napak je predstavljeno kot število napačno zaznanih ključnih besed.



Slika 6.11: Napake pri prepoznavanju besednih zvez

Iz grafa je razvidno, da je največje število napak zabeleženo pri platformi Google Vertex AI, pri čemer ji takoj sledi Azure Cognitive Services. Nasprotno, platformi Hugging Face Transformers in AWS Sagemaker sta pokazali najmanjše število napak. V tem konkretnem kontekstu se je platforma AWS Sagemaker izkazala kot najboljša, saj je zagotovila najvišjo stopnjo natančnosti pri analizi podatkov.

Natančnost

Na podlagi rezultatov iz tabele (glej tabelo Prepoznavanje besednih zvez) je razvidno, da je najvišjo stopnjo natančnosti dosegel Google Vertex AI vendar je bil od drugouvrščenega Azure Cognitive Services boljši za 4,5%. AWS Sagemaker je bil od Hugging Face Transformers boljši za 7,9%. Kot zanimi-

vost lahko navedemo, da je razlika med najboljšim in najslabše uvrščenim rezultatom znašala kar 16,2 odstotnih točk.

Priklic

Najboljši priklic je dosegel Hugging Face Transformers ki je bil 4,9% boljši od AWS Sagemaker. Na tretjem mestu je bil Google Vertex AI, kateri je bil od zadnje uvrščenega Azure Cognitive Services boljši za 1,3%. Kot zanimivost lahko omenimo, da je razlika med najboljšim in najslabše uvrščenim rezultatom znašala kar 9,2 odstotne točke.

Hitrost obdelave

Google Vertex AI se je izkazal za bolj učinkovitega. Povprečen čas obdelave dokumenta v okviru Google Vertex AI je znašal 0,2 sekunde, medtem ko je AWS SageMaker za isto nalogo zahteval 0,3 sekunde, Azure Cognitive Services 0,5 sekunde. Hugging Face Transformers pa so za izvajanje na lokalnem okolju potrebovali najdlje in sicer 1s.

Tabela 6.9: Primeri napak pri izvlečku besedne zveze

Besedilo	Imenske entitete	Azure Cognitive Services	Hugging Face Transformers
John Doe je živel v San Franciscu. Bil je uspešen poslovnež.	John Doe, uspešen poslovnež, San Francisco	John Doe, San Francisco	John Doe, Francisco
Apple je bila ustanovljena leta 1976. Je ena največjih tehnoloških podjetij na svetu.	Apple, podjetje, tehnološko, ustanovljeno leta 1976	Apple, tehnološko podjetje, ustanovljeno 1976	Apple, podjetje, ustanovljeno leta 1976, tehnološko
To je velikanski robot.	velikanski robot	velikanski, robot	velikanski, robot, ki je zelo močan

Iz tabele lahko razberemo, da je do napak prišlo pri uporabi obeh storitev, kot pri Hugging Face Transformers kakor tudi pri Azure Cognitive Services. Opazimo lahko makajoči del ključne besede kateri je zelo pomemben, napačno povezovanje besed ter dodajanje neresničnih podatkov.

Najpogostejše opažene napake pri izvlečku besedne zveze:

1. Napačne oznake: napake v oznaki besednih zvez, na primer napačno označitev besedne zveze kot pomembne, čeprav ni pomembna ali obratno.
2. Izpuščanje: napake, pri katerih se besedna zveza izpusti iz izvlečka,

na primer zaradi napake pri prepoznavanju besednih zvez ali zaradi napake pri razdelitvi besedila na stavke.

3. Ponavljanje: To so napake, pri katerih se besedna zveza ponovi v izvlečku, na primer zaradi napake pri razdelitvi besedila na stavke ali zaradi napake pri ohranitvi besedne zveze.

6.5 Uvrščanje besedil (angl. Text classification)

Uporabljene metode za povzemanje besedila

Amazon Web Services:

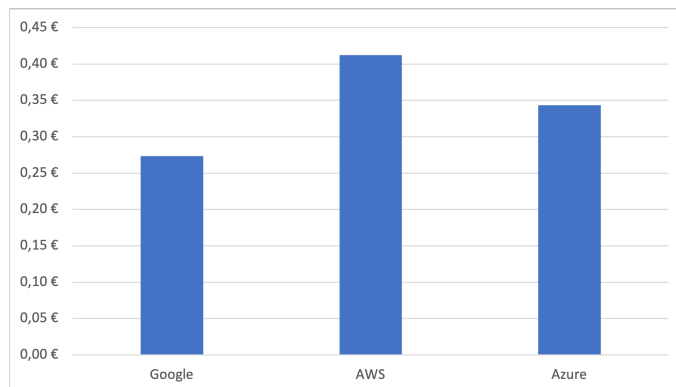
Uporabljena je bila funkcija “DetectKeyPhrases” z dvema obveznima parametroma, ki sta “LanguageCode” (predstavlja izbran jezik) ter “Text” (podano besedilo, nad katerim je bila izvedena analiza), odgovor je vseboval več zaznanih ključnih besed.

Azure:

Uporabljena je bila funkcija “KeyPhraseExtraction” z dvema obveznima parametroma, ki sta “Language” (predstavlja izbran jezik) ter “Text” (podano besedilo, nad katerim je bila izvedena analiza), odgovor je vseboval več zaznanih ključnih besed.

Google: Uporabljena je bila funkcija “ExtractKeywords” z dvema obveznima parametroma, ki sta “Type” (tip vhoda, ki je lahko dokument ali besedilo) ter “Content” (besedilo na katerem bo narejena analiza), odgovor je vseboval več zaznanih ključnih besed.

Stroški uporabe

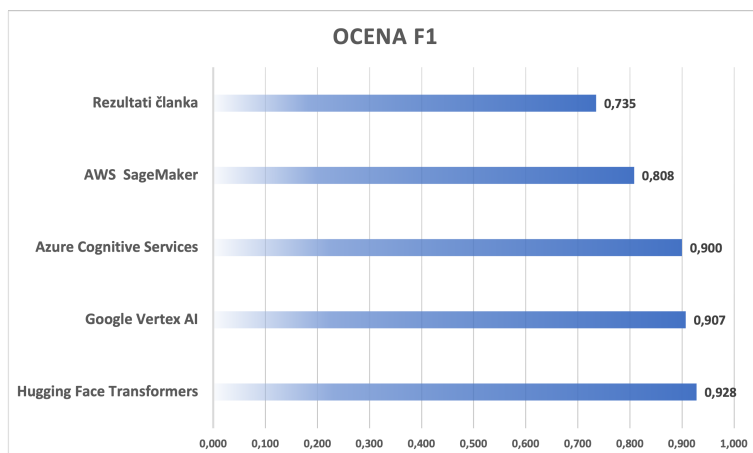


Slika 6.12: Stroški uporabe uvrščanja besedil

Graf prikazuje strošek obdelave testne množice, kjer je potrebno omeniti da smo smo transformatorje uporabljali na lokalnem okolju, kar pomeni, da stroški uporabe niso nastali.

Tabela 6.10: Uvrščanje besedil

		Množica 1	Množica 2	Množica 3	Povprečje
Hugging Face Transformers	Priklic	0.933	0.948	0.896	0.926 (± 0.027)
	Natančnost	0.898	0.935	0.958	0.930 (± 0.030)
	F1 ocena	0.915	0.941	0.926	0.928 (± 0.013)
Google Vertex AI	Priklic	0.842	0.901	0.844	0.962 (± 0.034)
	Natančnost	0.989	0.924	0.959	0.957 (± 0.033)
	F1 ocena	0.910	0.912	0.989	0.907 (± 0.008)
AWS SageMaker	Priklic	0.789	0.802	0.697	0.763 (± 0.057)
	Natančnost	0.879	0.799	0.895	0.858 (± 0.051)
	F1 ocena	0.832	0.800	0.784	0.808 (± 0.024)
Azure Cognitive Services	Priklic	0.935	0.925	0.900	0.920 (± 0.018)
	Natančnost	0.827	0.888	0.925	0.880 (± 0.049)
	F1 ocena	0.878	0.906	0.912	0.900 (± 0.018)
Rezultati članka	Priklic				0.9057
	Natančnost				0.8975
	F1 ocena				0.9018



Slika 6.13: Uvrščanje besedil Ocena F1

Pri izvajanju naloge uvrščanja besedila je bil uporabljen korpus IMDb Reviews (glej poglavje 4.1.2).

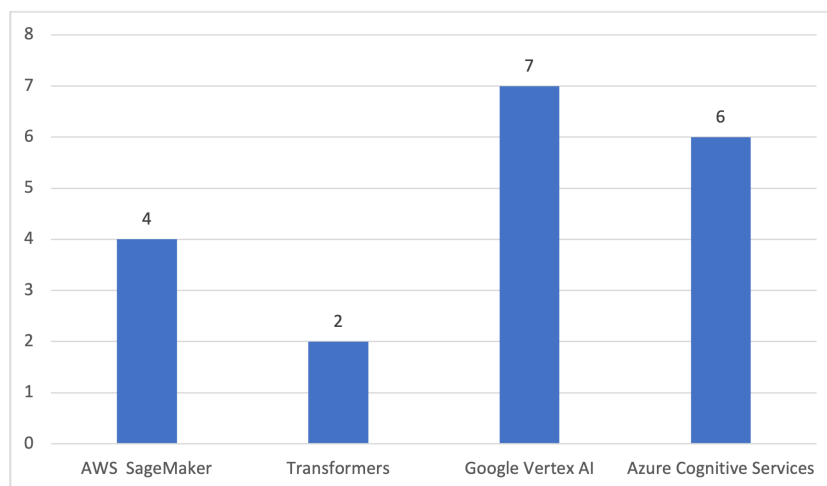
Kot najboljša rešitev za naloge uvrščanje besedila pa se je izkazala storitev Hugging Face Transformers.

Kot referenco vidimo v tabeli tudi najboljše rezultate iz članka[33], kjer so Shanshan Yu in ostali naredili analizo na IMDb Reviews korpusu.

6.5.1 Analiza napak pri uvrščanje besedila

Za potrebe analize smo uporabili množico 50 primerov, pri čemer je vsak primer označen s kategorijo, ki je bila predmet klasifikacije. Vsebina besedil je bila nato obdelana s pomočjo vsake od navedenih storitev.

Število napak je izraženo kot število primerov, kjer je bila kategorija napačno zaznana, glede na skupno število 50 besedil v množici.



Slika 6.14: Napake pri uvrščanju besedil

Iz grafa je jasno razvidno, da je največ napak zabeležil Google Vertex AI, pri čemer mu tesno sledi Azure Cognitive Services. Nasprotno pa sta platformi AWS Sagemaker in Hugging Face Transformers pokazali najmanjše število napak. Na tem specifičnem področju se je izkazala platforma Hugging Face Transformers kot najboljša, saj je zagotovila najvišjo stopnjo natančnosti pri analizi podatkov.

Natančnost

Na osnovi podatkov iz prikazane tabele (glej Tabelo Uvrščanje besedil) je razvidno, da je Google Vertex AI dosegel najvišjo stopnjo natančnosti, vendar pa je bil njegov rezultat boljši le za 2,7% v primerjavi z drugouvrščenim Hugging Face Transformers. Azure Cognitive Services pa je zaostal za kar 5% v primerjavi z drugo uvrščenim, a zadnjem mestu pa je le za 0,8% slabši AWS Sagemaker. Vredno omeniti je, da je razlika med najboljšim in najslabše uvrščenim rezultatom znašala 9,9 odstotnih točk.

Priklic

Najboljši priklic je dosegel Google Vertex AI ki je bil 3,6% boljši od Hugging Face Transformers. Na tretjem mestu je bil Azure Cognitive Services, kateri je bil od zadnje uvrščenega AWS Sagemaker boljši za 15,7%. Kot zanimivost lahko omenimo, da je razlika med najboljšim in najslabše uvrščenim

rezultatom znašala kar 19,9 odstotne točke.

Hitrost obdelave

Google Vertex AI se je izkazal za najbolj učinkovitega. Povprečen čas obdelave dokumenta v okviru Google Vertex AI je znašal 0,5 sekunde, medtem ko je AWS SageMaker za isto nalogo zahteval 0,7 sekunde, Azure Cognitive Services 0,9 sekunde. Hugging Face Transformers pa so za izvajanje na lokalnem okolju potrebovali najdlje in sicer 1,4s.

Tabela 6.11: Primeri napak pri uvrščanje besedila

Besedilo	Imenske entitete	Google Vertex AI	Hugging Face Transformers
John Doe je živel v San Franciscu.	Novice	Novice	Novice
Apple je bila ustanovljena leta 1976.	Novice	Tehnologija	Novice
Ta koncert je bil zelo ganljiv.	Umetnost	Glasba	Glasba

Iz tabele lahko razberemo da so bile narejene napake pri obeh ponudnikih, vendar je Hugging Face Transformers imel manj napak.

Najpogostejše opažene napake pri uvrščanju besedila:

1. Napačno uvrščanje razredov: zaradi pomanjkanja jasnih ločnic med razredi ali zaradi podobnosti med besedili različnih razredov.
2. Nezaznavanje: kadar se izpustijo pomembne informacije iz besedila, kar la povzroči, da je uvrščanje netočno ali nepopolno.

6.6 Zaznava objektov (angl. Object detection)

Uporabljene metode za zaznavo objektov

Amazon Web Services:

Uporabljena je bila funkcija “DetectLabels” z obveznim parametrom, ki je “Image” (slika v formatu base64), odgovor je vseboval zaznane objekte z lokacijskimi okvirji.

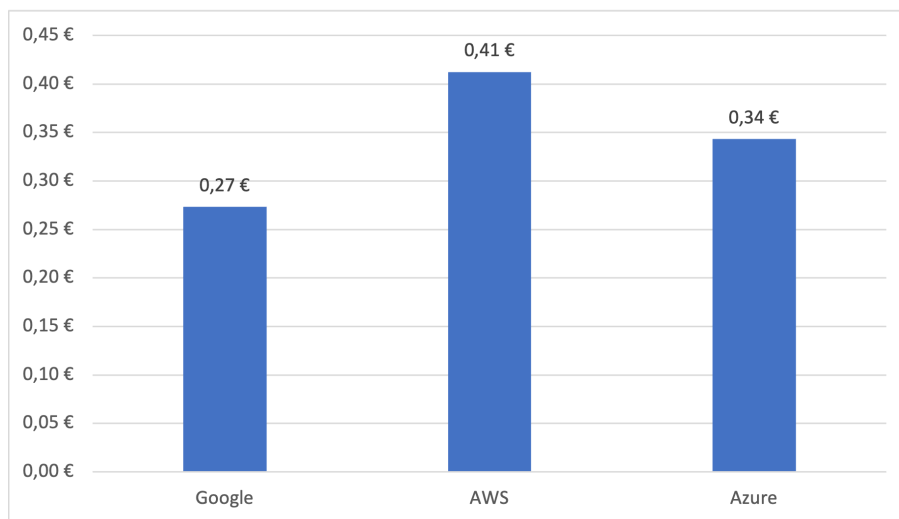
Azure:

Uporabljena je bila funkcija “ImageAnalysis” z obveznim parametrom “Image” (format [‘image/*’, ‘application/octet-stream’]), odgovor je vseboval zaznane objekte z kategorijo ter verjetnostjo za zaznani objekt.

Google:

Uporabljena je bila funkcija “DetectLabels” z obveznim parametrom “Image” (format [‘image/*’, ‘application/octet-stream’]), odgovor je vseboval zaznane objekte z kategorijo ter verjetnostjo za zaznani objekt.

Stroški uporabe

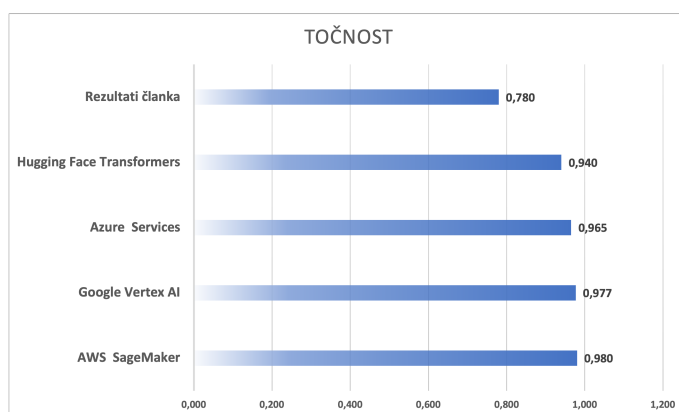


Slika 6.15: Stroški uporabe zaznave objektov

Graf prikazuje strošek obdelave testne množice, kjer je potrebno omeniti da smo smo transformatorje uporabljali na lokalnem okolju, kar pomeni, da stroški uporabe niso nastali.

Tabela 6.12: Zaznava objektov

		Množica 1	Množica 2	Množica 3	Povprečje
Hugging Face Transformers	Točnost	0.900	0.970	0.940	0.940 (± 0.018)
Google Vertex AI	Točnost	0.963	0.991	0.977	0.977 (± 0.014)
AWS SageMaker	Točnost	0.995	0.963	0.982	0.980 (± 0.016)
Azure Cognitive Services	Točnost	0.960	0.950	0.985	0.965 (± 0.017)
Rezultati članka	Točnost				0.948



Slika 6.16: Zaznava objektov Ocena F1

Pri zaznavi objektov je bil uporabljen COCO korpus (glej poglavje 4.1.3).

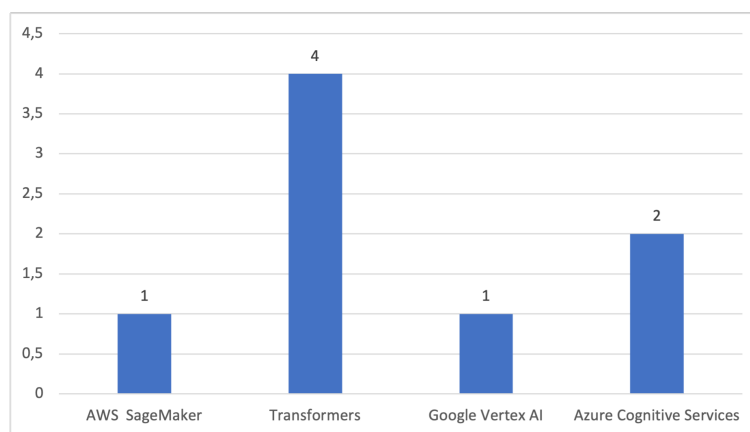
Kot najboljša izbira za zaznavanje objektov pa se je izkazala storitev AWS SageMaker.

Kot referenco vidimo v tabeli tudi najboljše rezultate iz članka[27] spisa-nega leta 2019, kjer sta Ali Borji in Seyed Mehdi Iranmanesh naredila analizo na različnih korpusih, kjer pa je najboljši rezultat dosegel VOC, tretje mesto pa je zasedel COCO z 0.867.

6.6.1 Analiza napak pri zaznavi objektov

Pri izvedbi analize smo sestavili množico 50 slik, na katerih so bili jasno označeni predmeti iz COCO dataseta. Za vsako od izbranih ponudnikov smo izvedli postopek zaznave predmetov na teh slikah.

Število napak smo nato določili kot število slik, pri katerih je posamezni ponudnik napačno zaznal prisotnost predmeta v sliki.



Slika 6.17: Napake pri zaznavanju objektov

Iz grafa je jasno razvidno, da je največje število napak naredila platforma Hugging Face Transformers, takoj za njo pa se je uvrstila platforma Azure Cognitive Services. Platformi Google Vertex AI in AWS Sagemaker sta napačno prepoznali samo en objekt.

Točnost

Na osnovi podatkov iz prikazane tabele (glej graf Zaznava objektov) je razvidno, da je AWS Sagemaker dosegel najvišjo stopnjo točnosti, vendar pa je bil njegov rezultat boljši le za 0,3% v primerjavi z drugouvrščenim Google Vertex AI. Azure Cognitive Services pa je zaostal za kar 1,2% v primerjavi z drugo uvrščenim. Na zadnjem mestu pa je za kar 2,5% slapši Hugging Face Transformers. Pomembno je omeniti, da je razlika med najvišje in najnižje uvrščenim rezultatom znašala zgolj 4 odstotne točke.

Hitrost obdelave

Google Vertex AI se je izkazal za najbolj učinkovitega. Povprečen čas obdelave dokumenta v okviru Google Vertex AI je znašal 0,5 sekunde, medtem ko je AWS SageMaker za isto nalogo zahteval 0,7 sekunde, Azure Cognitive Services 0,9 sekunde. Hugging Face Transformers pa so za izvajanje na lokalnem okolju potrebovali najdlje in sicer 1,4s.

Tabela 6.13: Primeri napak pri zaznavi objektov

Slika	Pravilni objekti	AWS SageMaker	Hugging Face Transformers
Psa	Pes	Pes	Mačka
Avtomobila	Avtomobil	Avtomobil, cesta	Avtomobil
Slika mize z rožami	Miza, roža	Miza	Miza, roža
Avtomobil, ki vozi po cesti	Avtomobil, cesta	Avtomobil, cesta	Avtomobil, oseba, cesta
Oseba, ki hodi po ulici	Oseba, ulica, cesta	Oseba, ulica, cesta	Oseba, ulica

Tudi pri tej tabeli lahko vidimo da sta obe storitvi naredili napake. Opazimo da je Hugging Face Transformers večkrat napačno kategoriziral.

Do napak pri zaznavanju objektov prihaja zaradi različnih razlogov, na primer zaradi napak v algoritmu za zaznavanje objektov, zaradi slabe kakovosti slik ali zaradi prisotnosti motenj v okolju.

Najpogostejše opažene napake pri zaznavi objektov:

1. Nenamerna zaznava: zaznava objektov, ki v dejanskem okolju niso prisotni.
2. Nezaznavanje: izpuščanje objektov, ki so dejansko prisotni v okolju.

3. Napačna zaznava: AI modeli lahko nepravilno zaznajo objekte.

6.7 Diskusija

Tabela 6.14: Tabela analize

		Hugging Face Transformers	Google Vertex AI	AWS SageMaker	Azure Cognitive Services
Prepoznavanje imenskih entitet	Priklje	0.919	0.919	0.961	0.824
	Natančnost	0.923	0.920	0.954	0.858
	F1 ocena	0.921	0.919	0.958	0.841
Analiza sentimenta	Priklje	0.926	0.936	0.891	0.981
	Natančnost	0.928	0.924	0.862	0.862
	F1 ocena	0.929	0.930	0.876	0.876
Povzemanje	ROUGE-L	0.192	0.306	0.201	0.330
Prepoznavanje besednih zvez	Priklje	0.573	0.543	0.622	0.530
	Natančnost	0.475	0.637	0.513	0.670
	F1 ocena	0.519	0.586	0.562	0.592
Uvrščanje besedil	Priklje	0.926	0.962	0.763	0.920
	Natančnost	0.930	0.957	0.858	0.880
	F1 ocena	0.928	0.907	0.808	0.900
Zaznava objektov	Točnost	0.940	0.977	0.980	0.965

Pomembno je omeniti, da so vse oblačne storitve po rezultatih tesno skupaj v nekaterih primerih, kot je razvidno iz tabele analize je za uvrščanje besedila odprtokodna rešitev Hugging Face Transformers je imela najboljši rezultat. Pri testiranju imenovanje imenskih entitet je najvišjo uspešnost dosegla storitev AWS Sage Maker. Na drugem mestu je bila odprtokodna storitev Hugging Face Transformers, medtem ko je tretje mesto zasedla storitev Vertex AI ponudnika Google Cloud.

Pri testiranju sentimentalne analize je najboljše rezultate dosegla storitev AWS SageMaker. Na drugo mesto se je uvrstila odprtokodna rešitev Hugging Face Transformers, medtem ko je tretje mesto zasedla storitev Vertex AI podjetja Google.

Najboljši rezultati pri povzemanju besedila so bili doseženi z uporabo storitve Azure Cognitive Services. Na drugem mestu se je uvrstil Vertex AI, medtem ko je tretje mesto pripadlo AWS SageMaker.

Pri ocenjevanju izvlečka besednih zvez je prvo mesto osvojila storitev Azure Cognitive Services. Na drugem mestu je Vertex AI, medtem ko je tretjem mestu AWS SageMaker.

Pri uvrščanju besedila se je najboljša učinkovitost pokazala pri odprtokodni platformi Hugging Face Transformers. Na drugem mestu je bila storitev Vertex AI, medtem ko je tretje mesto pripadlo storitvi Azure Cognitive Services.

V zaznavanju objektov je prvo mesto zasedla storitev Azure Cognitive Services, takoj za njo je sledil Vertex AI, medtem ko je tretje mesto pripadlo odprtokodni rešitvi Hugging Face Transformers.

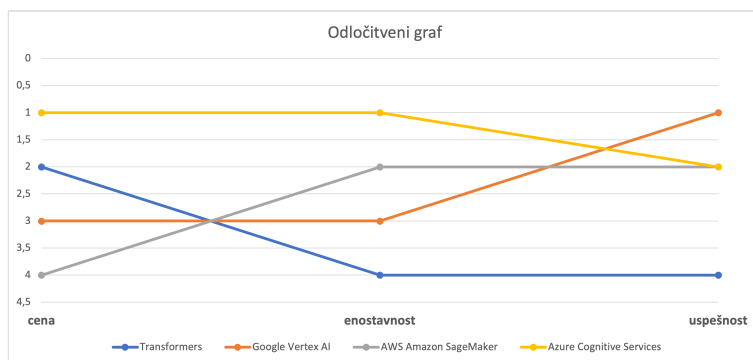
6.8 Odločitvena tabela

Tabela 6.15: Odločitvena tabela

	Cena	Enostavnost	Uspešnost
Hugging Face Transformers	2	4	4
Google Vertex AI	3	3	1
AWS SageMaker	4	2	2
Azure Cognitive Services	1	1	2

Ocena cene v tabeli je bila določena glede na stroške ene iteracije glede na storitev. Pomembno je omeniti da smo za odprtokodno rešitev koristili virtualni stroj. Ocena enostavnosti uporabe temelji na naših izkušnjah iz uporabe storitev. Pri uporabi Azure Cognitive Services smo ugotovili, da je ta storitev izjemno enostavna za uporabo. Ponuja dobro dokumentacijo in uporabniku prijazen vmesnik, ki omogoča preprost razvoj storitev. Pri AWS SageMakerju smo opazili, da je potrebnih nekoliko več izkušenj z vmesniki. Ta platforma zahteva več truda pri učenju in je bolj tehnično zahtevna v primerjavi z Azure Cognitive Services. Google Vertex AI je bil ob v času raziskave še v razvoju in opaziti je bilo številne manjkajoče informacije. To pomeni, da ta storitev morda ni tako zrela in dobro dokumentirana kot ostale storitve v analizi raziskave. Pri uporabi Hugging Face Transformers je bilo potrebno tehnično znanje za postavitve ustreznega delovnega okolja. Za oceno uspešnosti pa so

uprabili rezultate z tabela analize (glej Tabela analize), kjer smo ponudnike razvrstili glede na uspešnost na vsakem posameznem področju (1 mesto je dobil najboljši ponudnik, ter 4 mesto najslapši ponudnik).



Slika 6.18: Slikovni prikaz odločitvene tabele

Iz grafa je razvidno, da je najprimernejša storitev Azure Cognitive Services saj je najcenejša ter najenostavnejša rešitev za uporabo.

Poglavje 7

Zaključek

Magistrska naloga je obravnavala širok spekter področij obdelave naravnega jezika z uporabo oblačnih ter odprtokodne rešitev Hugging Face Transformers. Cilj raziskave je bil razumeti, kako se različni ponudniki odzivajo na različne izzive in naloge ter določiti njihovo uspešnost na posameznih področjih. Analiza je zajemala prepoznavanje imenskih entitet, analizo sentimenta, povzemanje besedil, luščenje ključnih besed, uvrščanje besedila ter zaznavo objektov.

Po zaključku analize ponudnikov storitev laho zaključimo, da je bil Azure Cognitive Services najcenejši, če upoštevamo, da smo morali za Hugging Face Transformers ločeno zakupiti infrastrukturo. Poleg tega je Azure Cognitive Services izstopal zaradi svoje preproste uporabe, kar je olajšalo raziskavo. Kljub temu pa je Google Vertex AI blestel kot najboljši ponudnik glede uspešnosti, kar je ključnega pomena za projekte, ki zahtevajo visoko zmogljive modele globokega učenja. Končna izbira med ponudniki bo odvisna od specifičnih potreb in ciljev projekta.

Literatura

- [1] Hugging Face. Dostopno na: <https://huggingface.co/learn/nlp-course/chapter1/4> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [2] Transformers. Dostopno na: <https://huggingface.co/learn/nlp-course/chapter2/1?fw=pt> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [3] Google Cloud. Dostopno na: <https://cloud.google.com/natural-language#section-1> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [4] Vertex AI. Dostopno na: <https://cloud.google.com/vertex-ai> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [5] Amazon Web Services (AWS). Dostopno na: <https://aws.amazon.com/> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [6] Amazon SageMaker. Dostopno na: <https://aws.amazon.com/sagemaker/> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [7] Azure. Dostopno na: <https://azure.microsoft.com/en-us> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [8] Azure Cognitive Services. Dostopno na: <https://azure.microsoft.com/en-gb/products/cognitive-services> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [9] Named Entity Recognition. Dostopno na: <https://www.shaip.com/blog/named-entity-recognition-and-its-types/> [Dostopano 10. 06. 2023].

-
- [10] Sentiment Analysis. Dostopno na: <https://aws.amazon.com/what-is/sentiment-analysis/> [Dostopano 10. 06. 2023].
 - [11] Summarization. Dostopno na: <https://huggingface.co/tasks/summarization> [Dostopano 10. 06. 2023].
 - [12] Keyphrase Extraction. Dostopno na: <https://www.geeksforgeeks.org/keyphrase-extraction-in-nlp/> [Dostopano 10. 06. 2023].
 - [13] Text Classification. Dostopno na: <https://huggingface.co/tasks/text-classification> [Dostopano 10. 06. 2023].
 - [14] Object Detection. Dostopno na: <https://huggingface.co/tasks/object-detection> [Dostopano 10. 06. 2023].
 - [15] True vs. False and Positive vs. Negative. Dostopno na: <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/classification/true-false-positive-negative> [Dostopano 10. 06. 2023].
 - [16] Erik F. Tjong Kim Sang and Fien De Meulder “Introduction to the CoNLL-2003”. Dostopno na: <https://aclanthology.org/W03-0419.pdf> [Dostopano 10. 06. 2023].
 - [17] IMDB Dataset Reviews. Dostopno na: <https://www.kaggle.com/datasets/lakshmi25npathi/imdb-dataset-of-50k-movie-reviews> [Dostopano 10. 06. 2023].
 - [18] COCO 2017 Dataset. Dostopno na: <https://www.kaggle.com/datasets/awsaf49/coco-2017-dataset> [Dostopano 10. 06. 2023].
 - [19] CNN dailymail Dataset. Dostopno na: https://huggingface.co/datasets/cnn_dailymail [Dostopano 10. 06. 2023].
 - [20] SemEval-datasetst. Dostopno na: <https://www.kaggle.com/datasets/azzouza2018/semevaldatadets?resource=download> [Dostopano 10. 06. 2023].

-
- [21] Accuracy. Dostopno na: <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/classification/accuracy> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [22] Precision and Recall. Dostopno na: <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/classification/precision-and-recall> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [23] Xingdi Yuan, Tong Wang, Rui Meng, Khushboo Thaker, Peter Brusilovsky, Daqing He, Adam Trischler: One Size Does Not Fit All: Generating and Evaluating Variable Number of Keyphrases. Dostopno na: <https://arxiv.org/pdf/1810.05241.pdf> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [24] Arya Roy: Recent Trends in Named Entity Recognition (NER). Dostopno na: <https://arxiv.org/pdf/2101.11420.pdf> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [25] Marak Hernans: The 100 Coolest Cloud Computing Companies Of 2023. Dostopno na: <https://www.crn.com/news/cloud/the-100-coolest-cloud-computing-companies-of-2023> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [26] Paulo Gardini Miguel: Guide To The 23 Best Cloud Service Providers in 2023. Dostopno na: <https://thectoclub.com/tools/best-cloud-service-providers/> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [27] Ali Borji, Seyed Mehdi Iranmanesh: Empirical Upper Bound in Object Detection and More Dostopno na: <https://arxiv.org/pdf/1911.12451.pdf> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [28] ODSC: 12 Most Popular NLP Projects of 2022 So Far. Dostopno na: <https://odsc.medium.com/12-most-popular-nlp-projects-of-2022-so-far-e11cd01e9a8> [Dostopano 10. 11. 2022].

-
- [29] Juliette (Marketing manager at NLP Cloud): Top 10 Natural Language Processing Frameworks, Services And Actors In 2022. Dostopno na: <https://nlpcloud.com/top-10-nlp-frameworks-services-2022.html#hugging-face> [Dostopano 10. 11. 2022].
- [30] Mayur Wankhade, Annavarapu Chandra Sekhara Rao, Chaitanya Kul-karni: A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges. Dostopno na: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10462-022-10144-1> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [31] GUIXIAN XU, YUETING MENG, XIAOYU QIU, ZIHENG YU and XU WU: Sentiment Analysis of Comment Texts Based on BiLSTM. Dostopno na: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8684825> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [32] Divakar Yadav, Jalpa Desai, Arun Kumar Yadav: Automatic Text Summarization Methods: A Comprehensive Review. Dostopno na: <https://arxiv.org/pdf/2204.01849.pdf> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [33] Beakcheol Jang, Myeonghwi Kim, Gaspard Harerimana, Sang-ug Kang and Jong Wook Kim: Bi-LSTM Model to Increase Accuracy in Text Classification: Combining Word2vec CNN and Attention Mechanism. Dostopno na: <https://www.mdpi.com/2076-3417/10/17/5841> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [34] Xiaoyu Luo: Efficient English text classification using selected Machine Learning Techniques. Dostopno na: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1110016821000806> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [35] Debanjan Mahata, John Kuriakose, Rajiv Ratn Shah, Roger Zimmermann : Automatic Ranked Keyphrase Extraction from Scientific Articles using Phrase Embeddings. Dostopno na: <https://osf.io/j76y3/download> [Dostopano 10. 06. 2023].

-
- [36] Lixuan Du, Rongyu Zhang, Xiaotian Wang : Overview of two-stage object detection algorithms . Dostopno na: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1544/1/012033/pdf> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [37] NLP Text Summarization – Popular Machine Learning And Deep Learning Algorithms . Dostopno na: <https://spotintelligence.com/2022/12/01/nlp-text-summarization/> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [38] Algorithms to Detect Phrases and Keywords from Text . Dostopno na: <https://saturncloud.io/blog/algorithms-to-detect-phrases-and-keywords-from-text/> [Dostopano 10. 06. 2023].
- [39] IMDB . Dostopno na: <https://www.imdb.com/> [Dostopano 10. 06. 2023].