Dokumentacija

Faza I – Prikupljanje podataka

Grupa se sastoji od 5 članova, stoga je bilo neophodno pokriti 6 domena i prikupiti najmanje 5000 tokena po domenu. Domeni koji su izabrani su književni, pravno-administrativni, novinski, muzički, filmsko-pozorišni i tviter domen. Izabrani su jer u velikoj meri oslikavaju različite stilove i načine korišćenja jezika. Takođe prethodna analiza je pokazala da svaki od ovih domena potencijalno sadrži značajan broj entiteta relevantnih za klase od interesa. Za svaku od kategorija, svaki od članova tima prikupljao je najmanje po 1000 tokena. Po dogovoru, svaki pronađeni tekst iz različitog izvora je sačuvan u zaseban fajl.

Književni domen

Tekstovi koji pripadaju književnom domenu su izabrani iz dela koja su prevedeni na srpski jezik kao i dela koja su u originalnom izdanju na srpskom jeziku. Takođe su za ovaj domen izabrani tekstovi moderne i klasične književnosti. Tekstovi birani za književni domen su uglavnom sa sajtova knjižara, na kojima je bila dostupna opcija delimičnog pregleda izabrane knjige. Izazov je bilo naći književne tekstove gde u prva dva poglavlja (pošto pregled knjige uglavnom sadrži svega par početnih poglavlja) postoji dovoljan broj entiteta od interesa. Tokom faze prikupljanja tekstova za književni domen, primećeno je da je jednostavnije naći tekstove sa potencijalno dovoljnim brojem različitih eniteta za PER anotaciju i LOC, ali ne toliko za ORG.

Tekstovi su pronađeni na sajtovima knjižara Laguna i Delfi zbog količine sadržaja i dostupnih tekstova. Primećeno je da najčešće dovoljan broj za sve tri anotacije sadrže najviše književni rodovi poput putopisa i istorijskih romana. Međutim radi pokrivanja što većeg spektra književnih tipova, podstaknut je dodatni trud za pretragom tekstova koji pripadaju klasičnoj književnosti, fantaziji itd.

Broj sakupljenih fajlova za književni domenu je 7.

Novinski domen

Novinski domen se pokazao značajno manje izazovnim u odnosu na domene koji obuhvataju kulturne delatnosti. Izvori su mnogobrojni, a svake novine za sebe predstavljaju ogroman izvor tekstova. Takođe način pisanja je jako koncizan i takav da uglavnom se tekstovi, pogotovo za politiku i sport,sastoje od kraćih rečenica sa dosta informacija u kojima se nalaze uvek bar neki entitet a često i sva tri. Obuhvaćeni su različiti izvori, sa različitim stavovima. Takođe fokus nije bio samo na pronalaženje teksta vezano za domaću politiku i dešavanja, već je aktivno podstaknuta i pretraga vesti vezanih za inostrana dešavanja time obuhvatajući i mogućnost obrade stranih naziva.

Sajtovi sa kog su preuzeti novinski članci su:

1. Blic (https://www.blic.rs)
2. N1 info (https://n1info.rs)
3. Nova (https://nova.rs)
4. Sport Klub (https://sportklub.n1info.rs)
5. Nin (https://www.nin.rs)
6. Sportal u okviru Blic-a (https://sportal.blic.rs)
7. Politika (https://www.politika.rs)
8. Forbes u okviru N1 info (https://forbes.n1info.rs)
9. Rts (https://rts.rs)

Broj sakupljenih tekstova su raspoređeni u 23 fajla. Može se primetiti značajno veća količina fajlova u odnosu na domen kulture u svakom smislu, usled manjih tekstova u pojedinačnim vestima i člancima.

Broj tokenaje takođe veći. Što jasno ukazuje potrebu za celim tekstom usled njegove konciznosti bez rasparčavanja, kao i dostupnost tesktova koji zadovoljavaju kriterijume.

Pravno-administrativni domen

Tekstovi pravno-administrativnog domena, koji su izabrani, su presude Vrhovnog suda u Beogradu jer sadrže sve tri klase za NER anotaciju od značaja. Tekstovi pravno-administrativnog domena su svi imali problem slabe raznolikosti potencijalnih entiteta. Takođe često se koriste samo inicijali ukoliko se radi o osobama koje nisu sudije, advokati itd.. Zbog toga akcenat je postavljen da se traže tekstovi sa raznovrsnijim entitetima za svaku grupu, iako sam njihov broj je generalno mali procentualno u odnosu na ostatak teksta.

Sajt sa kog su uzeti tekstovi za pravni domen je sajt Vrhovnog suda (https://www.vrh.sud.rs).

Broj sakupljenih fajlova je 11.

Tviter domen

Tviter domen obuhvata tekstove informativnog karaktera, kao i one koji prikazuju svakodnevni život ljudi. Budući da je Tviter platforma sa ograničenjem broja karaktera po objavi,domen sadrži najveći broj pojedinačnih fajlova, usled manjeg obima tekstova. Zbog pretežno neformalnog stila komunikacije, process traženja tvitova koji sadrže entitete je bio vremenski zahtevniji.

Zajedničkim dogovorom dozvoljeno je odabir tvitova koji sadrže i po dva potencijalna entiteta, ali da u svekupnom korpusu tekstova budu zastupljeni sva tri tipa entiteta. Često se dešava nemanja raznolikosti u okviru jednog tvita, međutim to je nadomešteno broju tvitova koji su nađeni. Ispostavilo se da tvitovi vezani za sport i politiku poput tekstova iz domena novosti najviše sadrže tražene entitete, stoga je akcenat pao na njih. Ali je podržano traženje i komentara na različite teme od korisnika.

Broj sakupljenih fajlova je 56.

Film-pozorište domen

Tekstovi za domen pozoriste i filma su izabrani tako da obuhvataju kritike zasebnih pozorišnih izvođenja ili filmova kao i najave kulturnih dešavanja, poput raznoraznih festivala. Dosta poznatih, i manje poznatih novina u okviru sebe sadrže poseban deo za kulturu što je bio značajan izvor tekstova za biranje.

Tokom traženja tekstova primećeno je da ukoliko bi se uzimala kritika nekog dela, kako je akcenat stavljen na glumce, većina potencijalnih entiteta se odnosila na tip PER. Eventualno se ponekad našlo dovoljno entiteta za tip LOC, najčešće u kontekstu mesta izvedba ili premijera. S druge strane bilo teže naći tekst sa dovoljno različitih entiteta, koji bi potencijalno pripadali ORG. Više primera za ORG i LOC je pronađeno u tekstovima čiji su za cilj imali prenos i najavu nekog dešavanja i festivala. Ipak, priroda takvih tekstova podrazumeva ograničeno navođenje konkretnih imena — fokus je uglavnom na sadržaju događaja i samoj radnji, a ne na učesnicima ili organizatorima.

Sajtovi sa kog su prikupljeni tekstovi za konkretan domen su:

1. Sajt City Magazine, odeljak popkultura (https://citymagazine.danas.rs/popkultura)
2. Filmske radosti (https://filmske-radosti.com)
3. Sajt Doma omladine (https://domomladine.org)
4. Sajt Nova.rs, odeljak kultura (https://nova.rs/kultura)
5. Sajt Narodnog pozorišta (https://www.narodnopozoriste.rs)
6. Univerzitetski odjek, odeljak kultura (https://www.univerzitetskiodjek.com/kultura)
7. SeeCult – Portal za kulturu Jugoslavije (https://www.seecult.org/)

Broj sakupljenih fajlova u domenu, koji obuhvata film i pozorište, je 11 fajlova.

Muzički domen

Tekstovi prikupljani za muzički domen birani su sa online dostupnih izvora posvećenih muzici što uključuje najavu muzičkih festivala, konkretne kritike vezane za albume, nastupe i uopšteno za bendove. Za tekstove iz ovog domena, nije bio problem nalaženje dovoljnog broja različitih entiteta za sve tri kategorije, već njihova generalna retkost pojavljivanja u tekstovima. Tekstovi su uglavnom bili dužeg formata, međutim akcenat ovih tekstova jeste opis i pisanje doživljaja sa konkretnog koncerta, što je smanjivalo potrebu navođenja bendova i mesta posle prvog pominjanja.

Kako u većini nađenih tekstova postojali su pasusi koji nisu sadržali ni jedan entitet, stoga sakupljanje teksta se ograničilo na njihove delove koji su sadržali zadovoljavajući broj entiteta. Drugim rečima, u korpus nisu uključivani čitavi tekstovi, već selektovani odlomci.

Naravno razmatran je spektar tekstova tako da se uključe različiti žanrovi muzike, što od metal muzike do nastupa klasične, čime se obezbedio veći broj različitih termina,usled raznovrsnosti samih tekstova i izražavanja.

Online sajtovi sa kog su prikljupeni tekstovi su:

1. Balkanrock (https://balkanrock.com)

2. Sajt Klasicni Mirko (https://www.klasicnimirko.com/muzicke-kritike)

3. Muzički Limbo (https://muzickilimbo.rs)

Broj sakupljenih fajlova za muzički domen jeste 15.

Faza II – Anotacija podataka

Svako član tima je anotirao tekstove koje je sam pronašao tokom faze traženja tekstova. Na taj način je obezbeđeno da svi članovi ravnomerno učestvuju u procesu I da približno anotira isti broj tokena u okviru svakog domena.

Anotacioni uzorak 10 procenata

U skladu sa dogovorom unutar tima, za potrebe koraka kalibracije anotatora, svaki član je iz svog skupa podataka izrabrao okvirno 10% tekstova. Izabrani uzorci teksta su korišćeni za međusobno usklađivanje načina anotiranja I proveru doslednosti u primeni pravila.

Kod, kao i dobijeni izveštaji za određivanje saglasnosti između dva anotatora se nalaze u folderu Prodjenje anotiranih fajlova. Takođe u izveštajima su sačuvane i konkretne razlike nađenje u tekstovima tokom procesa anotiranja.

Tabela 1. – Tabelarni prikaz stepena saglasnosti između anotatora

Anotator 1	Anotator 2	Broj anotiranih tokena	Broj razlika u anotiranju	Stepen saglasnosti svih tokena (%)	Stepen saglasnoti za anotirane tokene (%)
Aleksandar	Marija	1304	155	97,42	88,11
Aleksandar	Milena	1341	177	97,05	86,80
Aleksandar	Ognjen	1375	203	96,62	85,24
Aleksandar	Teodora	1303	158	97,37	87,87
Marija	Milena	1246	96	98,40	92,30
Marija	Ognjen	1294	131	97,82	89,88
Marija	Teodora	1324	155	97,42	88,29
Milena	Ognjen	1240	85	98,58	93,15
Milena	Teodora	1318	146	97,57	88,92
Ognjen	Teodora	1325	149	97,52	88,75

- *Globalna statistika za korak kalibracije anotatora*

Ukupan broj tokena: 6005

Ukupan broj anotiranih tokena: 1811

Procenat slicnosti anotiranih tokena (svaki anotirani token ima vrednost izmedju 0 i 1 u zavisnosti od toga koliko anotatora se slaze): 68.29%

Procenat slicnosti svih tokena (svaki anotirani token ima vrednost izmedju 0 i 1 u zavisnosti od toga koliko anotatora se slaze): 90.44%

Procenat slicnosti anotiranih tokena (anotirani tokeni se uzimaju kao dobro anotirani samo ako se svi anotatori slazu): 44.06%

Procenat slicnosti svih tokena (anotirani tokeni se uzimaju kao dobro anotirani samo ako se svi anotatori slazu): 83.13%

Anotaciona pravila

Pravila za anotaciju su definisana u rules.md dokumentu, koji se nalazi u okviru projekta. Na osnovu izveštaja o razlikama anotatora, sve nedoumice koje su se javile dodatno su razjašnjenje i obrazložene. Ukoliko se anotatori nisu složili za neke primere, konačna odluka se dobijala odlukom većine. Konačne odluke i objašnjena su zabeleženi u sledećim pravilima anotacije:

Tabela 2. – Tabelarni prikaz anotacionih pravila

Pravila	Primer uz pojašnjenje
1. *Prisvojni pridev zavisi od konteksta*	- Janin film = B-PER O - Milenina kuca = B-LOC I-LOC - somborska regija = B-LOC I-LOC - Somborac Ernest Bosnjaku - Ernest Bosnjaku je B-PER, Somborac nije nista - Princ Hari vojvoda od Saseksa - Hari je B-PER, vojvoda nista, Saseksa – loc - Gradonacelnik Beograda Aleksandar Sapic - (0 B-LOC B-PER I-PER), gradonacelnik je nista (titula), Beograd - loc
2. *Festival/fondacija/muz. bend je organizacija*	- Hills of Rock festivala - festival nije org, ostalo jeste - Nazivi casopisa - sve je org
3. *Ako je deo naziva muzičkog dela ne anotira se*	
4. *Ako pise grad Nis, da li je grad deo anotiranja ili ne*	- kao organizaciona jedinica I grad je deo org - ako je naznačen kao lokacija onda nije deo
5. *Ako ima titulu dr. Ana Peric, dr nije B-PER*	
6. *Inicijali AA su B-PER*	
7. *Šta je O*	- Ime naroda je nista - austrijska vladavina – nista - Zakon o informisanju - nista
8. *Imena ljudi, mesta, ustanova... u nazivima filmova nisu ni jedan entitet*	- Npr Vanjin dnevnik, Vanjin nije B-PER
9. *Ukoliko je lokacija deo naziva organizacije onda se beleži kao org*	- Filmski festival u Lokranu - B-ORG (sve je org, i mesto)
10. *Imena naučnih institucija sa nazivima lokacije zavisi od konteksta (pravilo 9.)*	- Institut u Vinci - sve je org, Institut nista ne znaci (izuzetak)

	- Naučni institut Vinča - onda je sve org - Institu Kiri u Parizu - Institut Kiri org, Parizu – loc (Pariz nije deo naziva instituta)
11. *Državne institucije*	- Osnovni sud u Novom Sadu - sve je org, mora mesto ima vise osn. Sudova - Vlada je org - Ustavni sud - samo jedan je Ustavni - Ukrajinska vlada - sve org - Izraelska mornarica - sve je org
12. *Naziv drzave je loc samo ako se refereise kao lokacija, inace je uvek org*	- Gradonacelnig Beograda - 0 B-LOC - predsendik Srbije - 0 B-ORG
13. *Nazivi nagrade - nije nista*	- Miselinova zvezdica - isto nista
14. *Deo mesta lokacije - konkretno mesto je loc, delovi tog mesta nisu*	- atrijumu Gradske kuce - ovo je loc, Gradska kuca nije organizacija kao naziv restorana ili kafica.. atrijum nista
15. *nazivi kafica*	- zaposleni restorarana Usce - zap. nije org, ostalo jesto - basta restorana Usce - zavisno od konteksta, ukoliko se nesto desava u restoranu Usce - loc, inace je org
16. *Imena ljudi, mesta, ustanova u nazivima ulica su deo LOC.*	

Statistika tokena za skup podataka

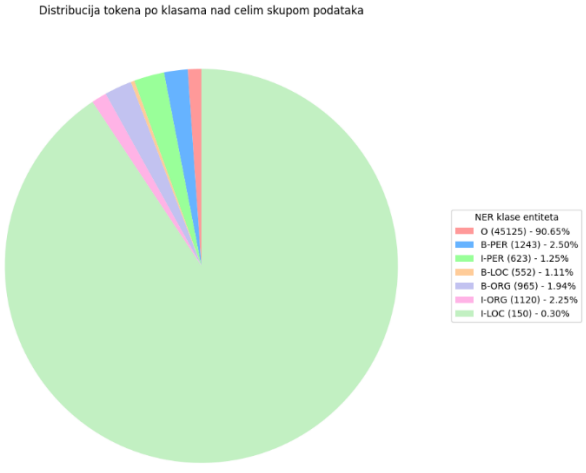
Cilj sprovedene statističke analize je da se prikaže ukupna raspodela tokena po svim klasama (B-PER, I-PER, B-LOC, I-LOC, B-ORG, I-ORG i O), odnosno da se utvrdi učestalost pojavljivanja u skupu podataka. Analiza omogućava uvid u uravnoteženosti skupa podatakapo klasama i proceni kvaliteta i reprezentativnosti podataka pre evaluacije modela za prepoznavanje entiteta.

Za izračunavanje statistike korišćena je Python skriptatoken_statistics.py, a dobijeni podaci su sačuvani u statistics.txt.

Analiza je sprovedena nad skupom od ukupno 49778 tokena u skupu podataka. Raspodela tokena po klasama od interesa je prikazana u tabeli 3., dok je vizuleni prikaz raspoređenosti podataka prikazan na slici 1.

Tabela 3. – Raspodela tokena po NER klasama

Klasa	**Broj tokena**	**Procenat (%)**
B-PER	1243	2,50
I-PER	623	1,25
Ukupno (PER)	1866	3,75
B-LOC	552	1,11
I-LOC	150	0,30
Ukupno (LOC)	702	1,41
B-ORG	965	1,94
I-ORG	1120	2,25
Ukupno (ORG)	2085	4,19
O	45125	90,65
Ukupno	49778	100



Slika 1. Distribucija tokena po klasama nad celim skupom podataka

Može se primetiti da je 90,65% prikupljenih tekstova čine tokeni klafikovani kao O, dok svega 9,35% tokena predstavlja tokene koji su označeni labelama od interesa. Procenat NER tokena ukazuje na umerenu gustinu pojavljivanja označenih tokena, što je i očekivano u većini prirodnih tekstova.

Najzastupljenija kategorija označenih tokena jeste ORG (4,19% svih tokena), potom PER (3,75%) i LOC (1,41%), ukazujući da tekst nije

primarno orijentisan na lokacije, već organizacije i osobe. Što je razumljivo s obzirom na prirodu tekstova iz izabranih domena.

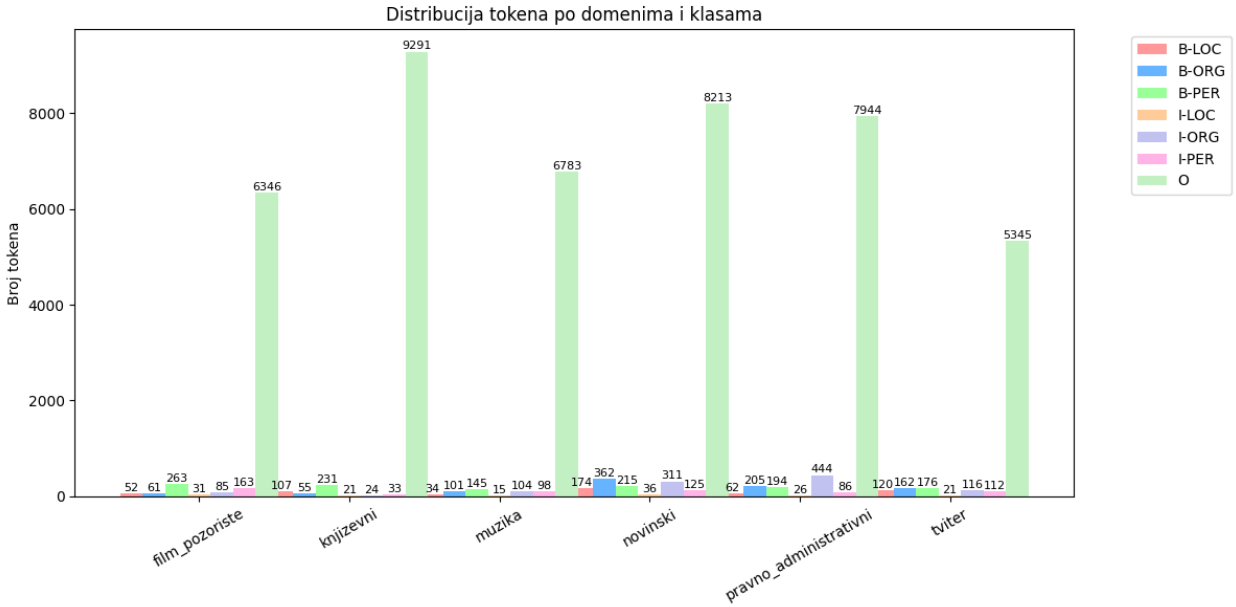
Analiza po domenima

U nastavku izveštaja analiza je takođe izvršena nad celim skupom podatakam pri čemu su svi tokeni sa svojim labelama grupisani u tematske domene (književni, film-pozorište, muzika, novinski, tviter, pravno-administrativni). Na ovaj način je prikazana je zastupljenost klasa unutar pojedinačnih domena, kao i procena doprinosa širem kontekstu. Raspodela tokena po domenima, potom i klasama je prikazana na sledećim tabela.

Tabela 4. Tabelarni prikaz raspoređenosti tokena grupisanih po domenu, potom po klasi

Domen	Klasa	Broj tokena	Procenat nad celim skupom(%)	Procenat u okviru domena (%)
Književni	B-PER	231	0,46	2,37
	I-PER	33	0,07	0,34
	Ukupno (PER)	264	0,53	2,71
	B-LOC	107	0,21	1,10
	I-LOC	21	0,04	0,22
	Ukupno (LOC)	128	0,25	1,32
	B-ORG	55	0,11	0,56
	I-ORG	24	0,05	0,25
	Ukupno (ORG)	79	0,16	0,81
	O	9291	18,66	95,18
	Ukupno	9762	19,61	100,00
Film-pozorište	B-PER	263	0,53	3,76
	I-PER	163	0,33	2,33
	Ukupno (PER)	426	0,83	6,09
	B-LOC	52	0,10	0,74
	I-LOC	31	0,06	0,44
	Ukupno (LOC)	83	0,16	1,18
	B-ORG	61	0,12	0,87
	I-ORG	85	0,17	1,21
	Ukupno (ORG)	146	0,29	2,08
	O	6346	12,75	90,64
	Ukupno	7001	14,06	100,00
Muzika	B-PER	145	0,29	1,99
	I-PER	98	0,20	1,35
	Ukupno (PER)	243	0,49	3,34
	B-LOC	34	0,07	0,47
	I-LOC	15	0,03	0,21

	Ukupno (LOC)	49	0,10	0,68
	B-ORG	101	0,20	1,39
	I-ORG	104	0,21	1,43
	Ukupno (ORG)	205	0,41	2,82
	O	6783	13,63	93,17
	Ukupno	7280	14,61	100,00
Novinski	B-PER	215	0,43	2,28
	I-PER	125	0,25	1,32
	Ukupno (PER)	340	0,68	3,60
	B-LOC	174	0,35	1,84
	I-LOC	36	0,07	0,38
	Ukupno (LOC)	210	0,42	2,22
	B-ORG	362	0,73	3,84
	I-ORG	311	0,62	3,30
	Ukupno (ORG)	673	1,35	7,14
	O	8213	16,50	87,04
	Ukupno	9436	18,96	100,00
Tviter	B-PER	176	0,35	2,91
	I-PER	112	0,22	1,85
	Ukupno (PER)	288	0,57	4,76
	B-LOC	120	0,24	1,98
	I-LOC	21	0,04	0,35
	Ukupno (LOC)	141	0,28	2,33
	B-ORG	162	0,32	2,66
	I-ORG	116	0,23	1,92
	Ukupno (ORG)	277	0,55	4,58
	O	5345	10,74	88,33
	Ukupno	6052	12,16	100,00
Pravno-administrativni	B-PER	194	0,39	2,16
	I-PER	86	0,17	0,96
	Ukupno (PER)	270	0,56	3,12
	B-LOC	62	0,12	0,69
	I-LOC	26	0,05	0,29
	Ukupno (LOC)	88	0,17	0,98
	B-ORG	205	0,41	2,29
	I-ORG	444	0,89	4,95
	Ukupno (ORG)	649	1,30	7,24
	O	7944	15,96	88,65
	Ukupno	8961	18,00	100,00


Distribucija tokena po domenima i klasama
Broj tokena
0
2000
4000
6000
8000
B-LOC
B-ORG
B-PER
I-LOC
I-ORG
I-PER
O
52 61 263 31 85 163 6346
107 55 231 21 24 33 9291
34 101 145 15 104 98 6783
174 362 215 36 311 125 8213
62 205 194 26 444 86 7944
120 162 176 21 116 112 5345
film_pozoriste
knjizevni
muzika
novinski
pravno_administrativni
tviter

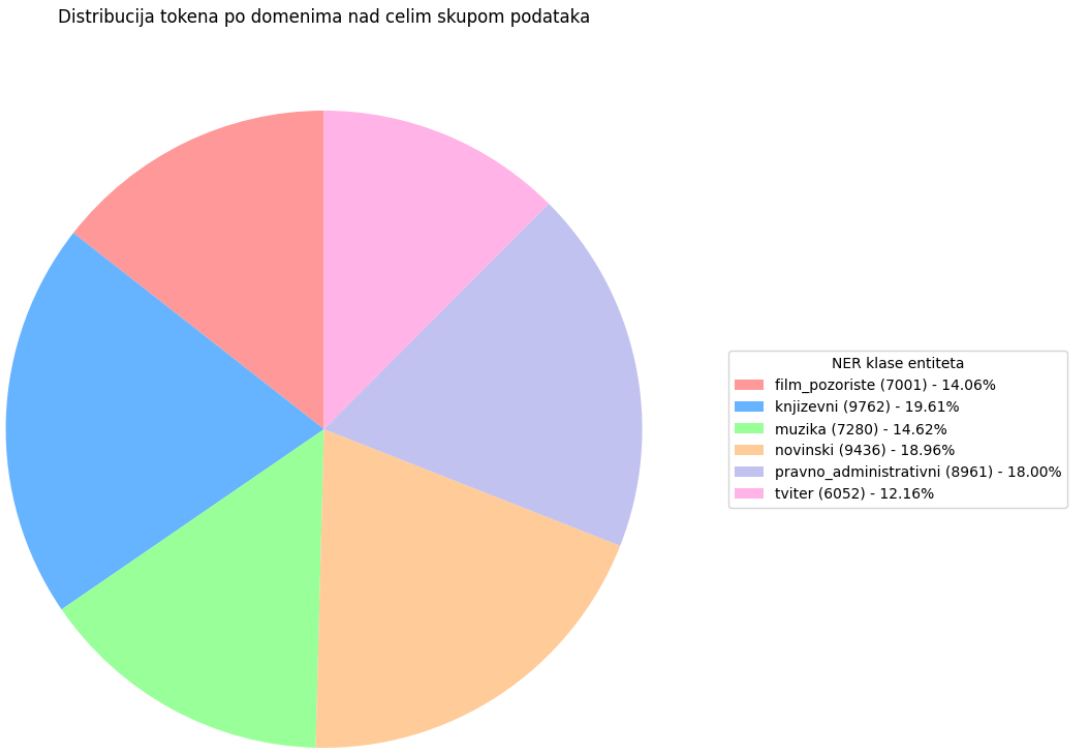
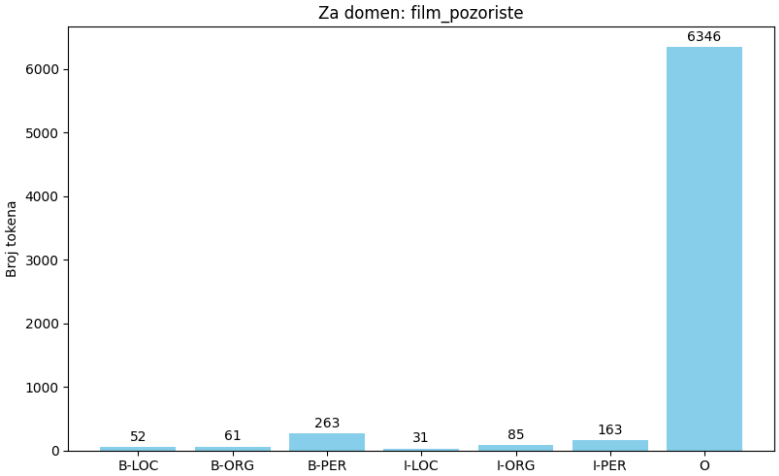
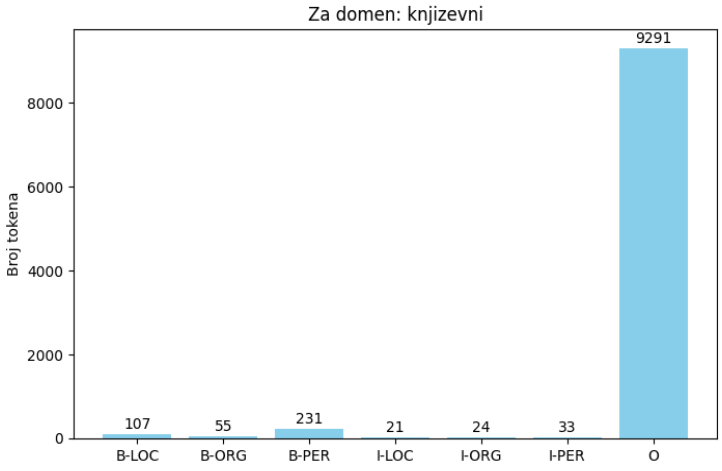

Distribucija tokena po domenima nad celim skupom podataka
NER klase entiteta
film_pozoriste (7001) - 14.06%
knjizevni (9762) - 19.61%
muzika (7280) - 14.62%
novinski (9436) - 18.96%
pravno_administrativni (8961) - 18.00%
tviter (6052) - 12.16%

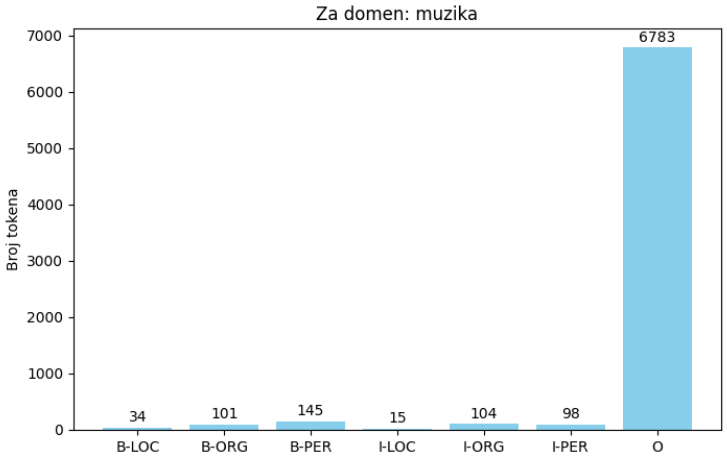
Tabela 4. – Tabelarni prikaz distribucije tokena unutar klasa grupisanih po domenima.

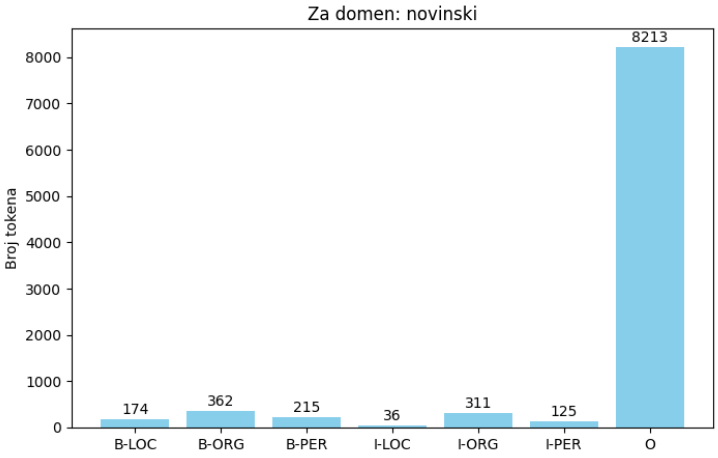
Klase	Domen	Broj tokena	Procenat za ceo skup podataka(%)	Procenat za klasu (%)
PER (B-PER, I-PER)	Književni	264	0,53	14,42
	Filmovi-pozorište	426	0,83	23,27
	Muzika	243	0,49	13,27
	Novinski	340	0,68	18,57
	Pravno-administrativni	270	0,56	14,75
	Tviter	288	0,57	15,73
LOC (B-LOC, I-LOC)	Književni	128	0,25	18,31
	Filmovi-pozorište	83	0,16	11,87
	Muzika	49	0,10	7,01
	Novinski	210	0,42	30,04
	Pravno-administrativni	88	0,17	12,59
	Tviter	141	0,28	20,17
ORG (B-ORG, I-ORG)	Književni	79	0,16	3,89
	Filmovi-pozorište	146	0,29	7,20
	Muzika	205	0,41	10,10
	Novinski	673	1,35	33,17
	Pravno-administrativni	649	1,30	31,99
	Tviter	278	0,55	13,65
O	Književni	9291	18,66	21,15
	Filmovi-pozorište	6346	12,75	14,45
	Muzika	6783	13,63	15,44
	Novinski	8213	16,50	18,70
	Pravno-administrativni	7944	15,96	18,09
	Tviter	5345	10,74	12,17

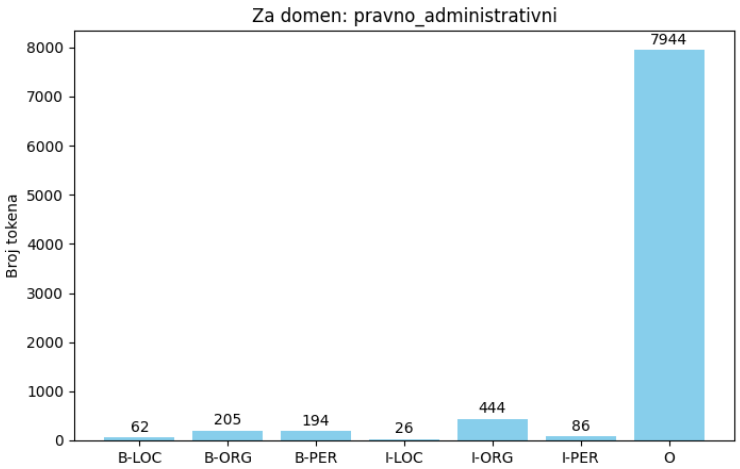
Grafički prikazi broja tokena u zasebnim domenima

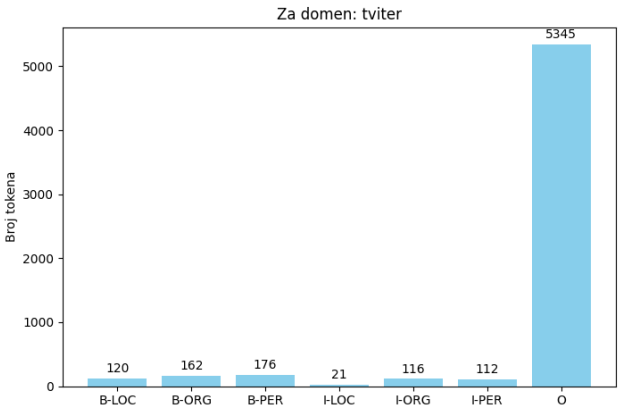








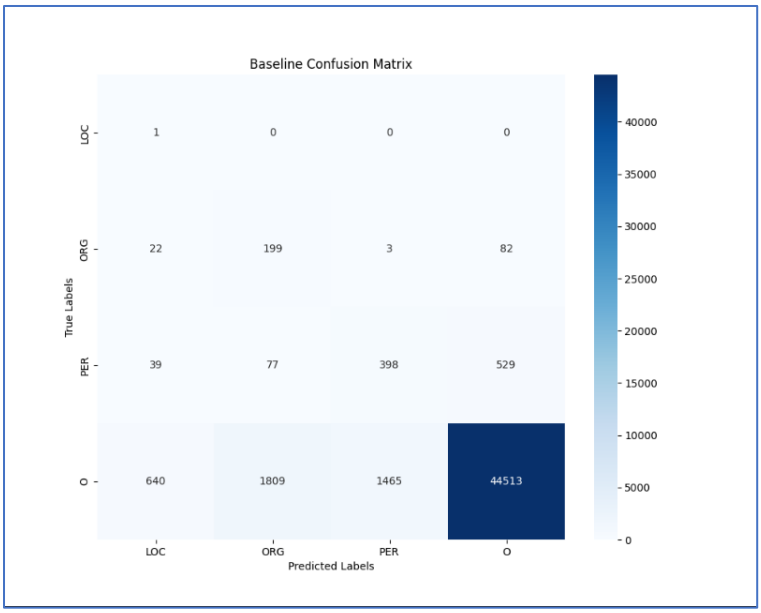




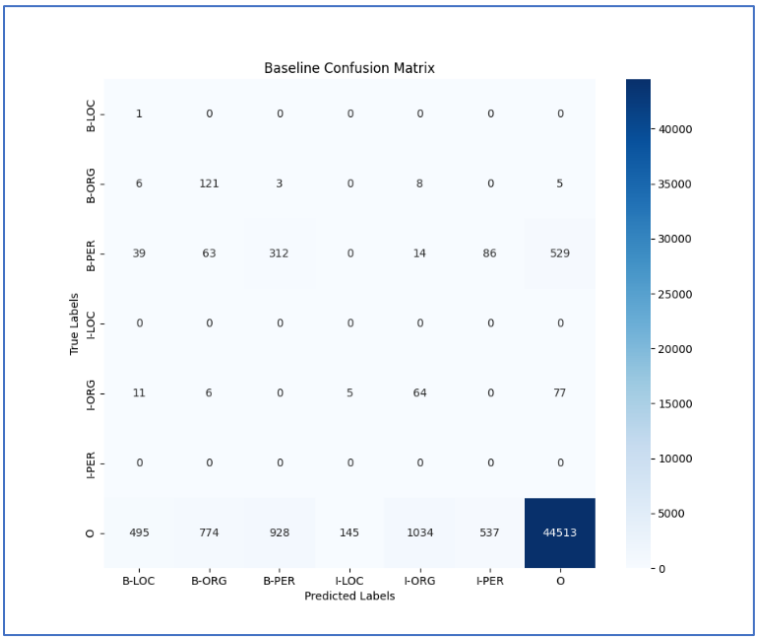
Faza III – Evaluacija statističkih modela

Multinomijalni Bayes – Baseline model

Program i izvestaji u okviru projekta za model MB se nalazi u folderu faza-3/Baseline. Python skripta iskoritena za to je main.py. Izveštaj za model koji results.txt.



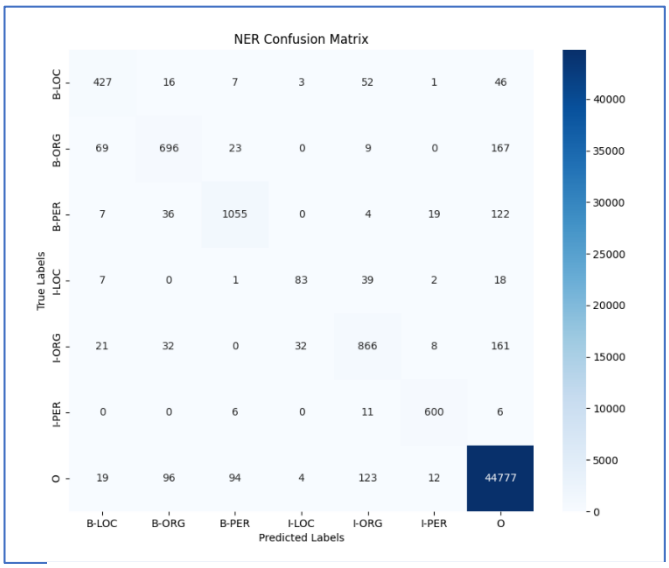
Slika 2. – MB matrica konfuzije za klase bez prefiksa



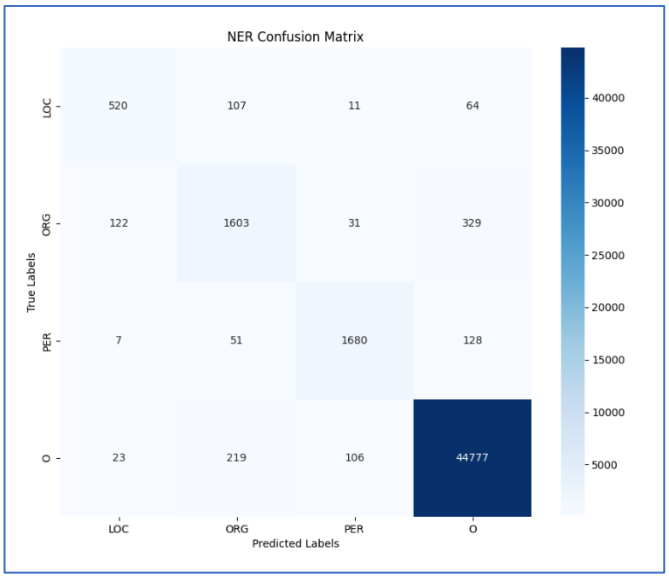
Slika 3. MB matrica konfuzije za klase sa prefiksima B- i I-

BERTić NER

Program i izvestaji u okviru projekta za model BERTic se nalazi u folderu faza-3/bertic. Python skripta iskoritena za to je bertic.py. Izveštaj za model koji razmatra prefikse je classification_report.txt a bez prefiksa classification_report_no_prefix.txt.



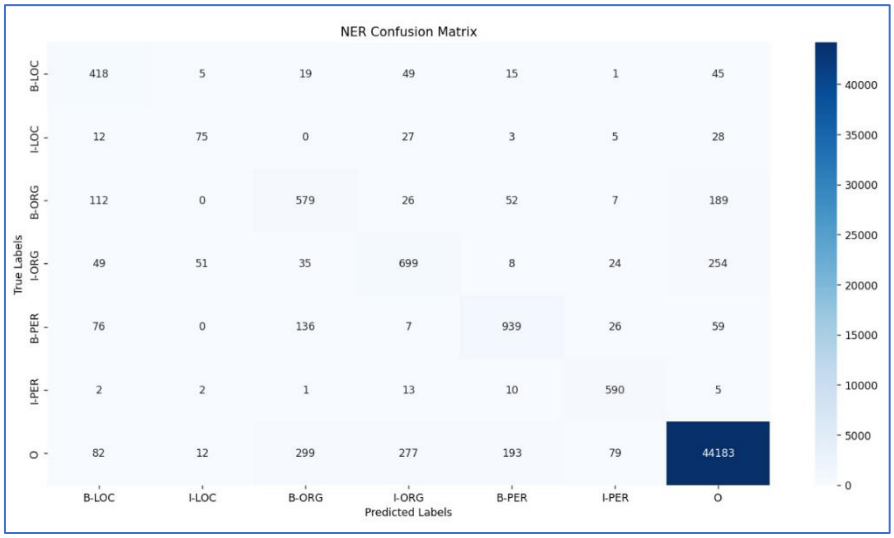
Slika 4. BERTić – matrica konfuzije za klase sa prefiksima B- i I-



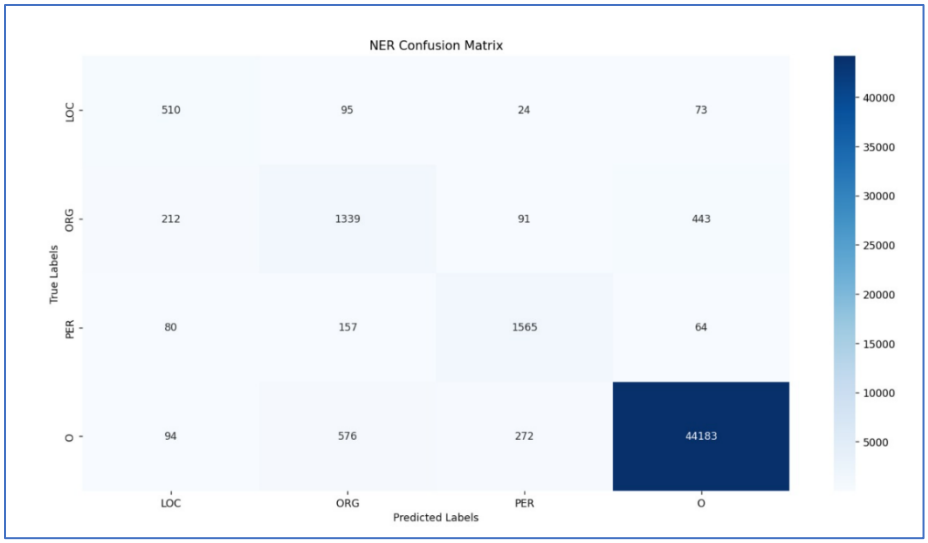
Slika 5. BERTić – matrica konfuzije za klase bez prefiksa

CLASSLA – standardni (novinski) jezik

Program i izvestaji u okviru projekta za model CLASSLA za standardni jezik se nalazi u folderu faza-3/classla. Python skripta iskoritena za to je evaluate_classla_standard.py. Izveštaj za je classla/out/classla_standard_report_mapped.txt.



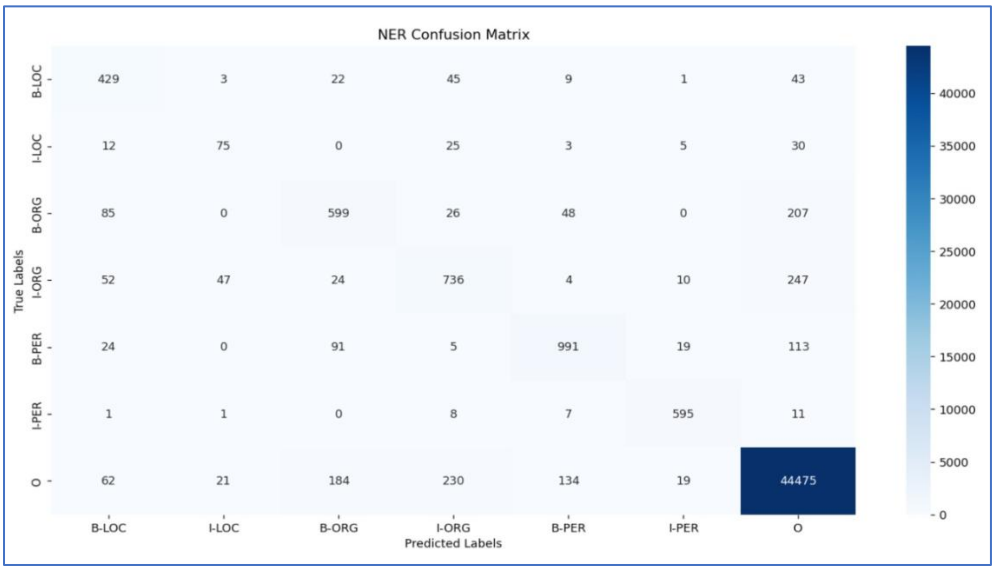
Slika 6. CLASSLA std – matrica konfuzije za klase sa prefiksima B- i I-



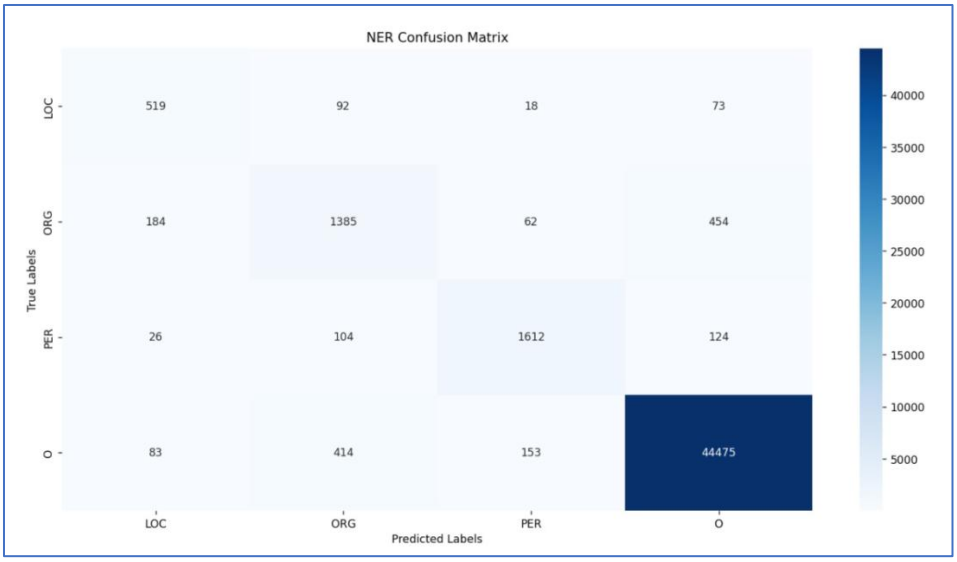
Slika 7.CLASSLA std– matrica konfuzije za klase bez prefiksa

CLASSLA – nestandardni jezik (Tviter)

Program i izvestaji u okviru projekta za model CLASSLA za nestandardni jezik se nalazi u folderu faza-3/classla. Python skripta iskoritena za to je evaluate_classla_nonstandard.py. Izveštaj za je classla/out/classla_nonstandard_report_mapped.txt.



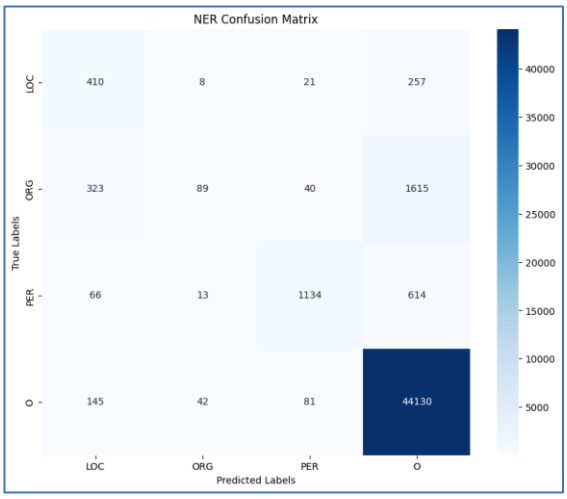
Slika 8. CLASSLA nonstd– matrica konfuzije za klase bez prefiksa



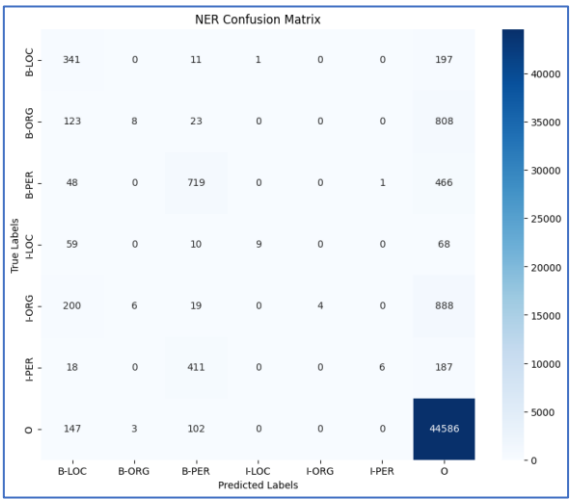
Slika 9. CLASSLA nonstd – matrica konfuzije za klase bez prefiksa

COMtext.SR NER

Program i izvestaji u okviru projekta za model COMtext.SR se nalazi u folderu faza-3/COMtext.sr. Python skripta iskoritena za to je test.py. Izveštaj za model koji razmatra prefikse je classification_report.txt a bez prefiksa classification_report_no_prefix.txt.



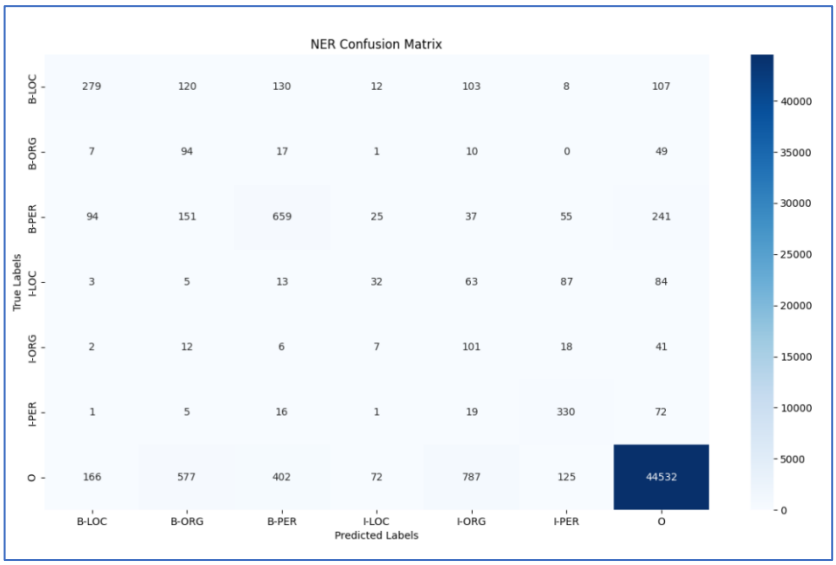
Slika 10. COMtext.SR – matrica konfuzije za klase sa prefiksima B- I I-



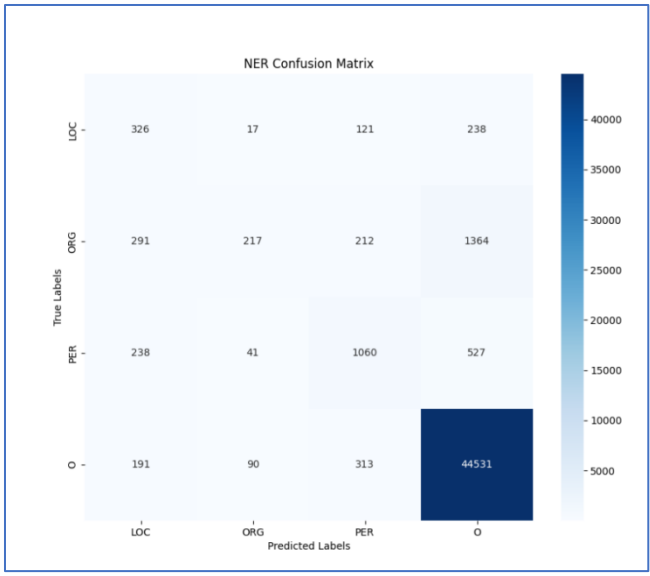
Slika 11. COMtext.SR – matrica konfuzije za klase bez prefiksa

SrpCNNER

Program i izvestaji u okviru projekta za model SrpCNNER se nalazi u folderu faza-3/srbCNNER. Python skripta iskoritena za to je main.py. Izveštaj za model koji razmatra prefikse je classification_report.txt a bez prefiksa classification_report_no_prefix.txt.



Slika 12. SrbCNNER – matrica konfuzije za klase sa prefiksima B- I I-



Slika 13. SrbCNNER – matrica konfuzije za klase bez prefiksa

Tabelarni prikaz rezultata – sa prefiksima

Tabela 5. Tabelarni prikaz grupisani po klasama

Klasa	Model	Precision	Recall	F1
B-PER	MB	0,2991	0,2510	0,2730
	CLASSLA - standardni	0,7697	0,7554	0,7625
	CLASSLA - nestandardni	0,8286	0,7973	0,8126
	BERTić-NER	0,8895	0,8488	0,8687
	COMtext.SR NER	0,5650	0,5896	0,5771
	SrpCNNER	0,5222	0,5302	0,5261
I-PER	MB	0,000	0,0000	0,0000
	CLASSLA - standardni	0,8060	0,9470	0,8708
	CLASSLA - nestandardni	0,9168	0,9551	0,9355
	BERTić-NER	0,9346	0,9631	0,9486
	COMtext.SR NER	0,8571	0,0098	0,0194
	SrpCNNER	0,7432	0,5297	0,6186
B-ORG	MB	0,8462	0,1254	0,2184
	CLASSLA - standardni	0,5416	0,6000	0,5693
	CLASSLA - nestandardni	0,6511	0,6207	0,6355
	BERTić-NER	0,7945	0,7220	0,7565

	COMtext.SR NER	0,5395	0,0428	0,0794
	SrpCNNER	0,5281	0,0975	0,1646
I-ORG	MB	0,3926	0,0571	0,0998
	CLASSLA - standardni	0,6366	0,6241	0,6303
	CLASSLA - nestandardni	0,6847	0,6571	0,6706
	BERTić-NER	0,7844	0,7732	0,7788
	COMtext.SR NER	0.1579	0,0108	0,0202
	SrpCNNER	0,5401	0,0902	0,1546
B-LOC	MB	1,00	0,0018	0,0036
	CLASSLA - standardni	0,5566	0,7572	0,6416
	CLASSLA - nestandardni	0,6451	0,7772	0,7050
	BERTić-NER	0,7764	0,7736	0,7750
	COMtext.SR NER	0,3651	0,6200	0,4596
	SrpCNNER	0,3676	0,5054	0,4256
I-LOC	MB	0,0000	0,0000	0,0000
	CLASSLA - standardni	0,5172	0,5000	0,5085
	CLASSLA - nestandardni	0,5102	0,5000	0,5051
	BERTić-NER	0,6803	0,5533	0,6103
	COMtext.SR NER	0,9000	0,0616	0,1154
	SrpCNNER	0,1115	0,2133	0,1465
O	MB	0,9192	0,9865	0,9516
	CLASSLA - standardni	0,9870	0,9791	0,9831
	CLASSLA - nestandardni	0,9856	0,9856	0,9856
	BERTić-NER	0,9885	0,9923	0,9904
	COMtext.SR NER	0,9467	0,9940	0,9697
	SrpCNNER	0,9544	0,9868	0,9703

Tabela 6. Tabelarni prikaz macro rezulata za modele

Model	Macro Precision	Macro Recall	Macro F1	Accuracy
MB	0,4321	0,1777	0,1933	0,9042
CLASSLA - standardni	0,6878	0,7376	0,7094	0,9539
CLASSLA - nestandardni	0,7460	0,7561	0,7500	0,9623
BERTić-NER	0,8355	0,8037	0,8183	0,9744
COMtext.SR NER	0,6188	0,3327	0,3201	0,9238
SrpCNNER	0,5382	0,4219	0,4295	0,9246

Tabelarni prikaz rezulatata – bez prefiksa

Tabela 7. Tabelarni prikaz rezultata grupisanih po klasama

Klasa	Model	Precision	Recall	F1
PER	MB	0,3816	0,2133	0,2736
	CLASSLA - standardni	0,8017	0,8387	0,8198
	CLASSLA - nestandardni	0,8737	0,8639	0,8688
	BERTić-NER	0,9190	0,9003	0,9096
	COMtext.SR NER	0,8887	0,6207	0,7309
	SrpCNNER	0,6213	0,5681	0,5935
ORG	MB	0,6503	0,0954	0,1665
	CLASSLA - standardni	0,6179	0,6422	0,6298
	CLASSLA - nestandardni	0,6942	0,6643	0,6789
	BERTić-NER	0,8096	0,7688	0,7887
	COMtext.SR NER	0,5855	0,0431	0,0802
	SrpCNNER	0,5945	0,1041	0,1772
LOC	MB	1,0000	0,0014	0,0028
	CLASSLA - standardni	0,5692	0,7265	0,6383
	CLASSLA - nestandardni	0,6392	0,7393	0,6856
	BERTić-NER	0,7738	0,7407	0,7569
	COMtext.SR	0,4343	0,5891	0,5000

	NER			
	SrpCNNER	0,3117	0,4644	0,3730
O	MB	0,9192	0,9865	0,9516
	CLASSLA - standardni	0,9870	0,9791	0,9831
	CLASSLA - nestandardni	0,9856	0,9856	0,9856
	BERTić-NER	0,9885	0,9923	0,9904
	COMtext.SR NER	0,9467	0,9944	0,9697
	SrpNNER	0,9544	0,9868	0,9703

Tabela 8. Tabelarni prikaz macro rezulata za modele

Model	Macro Precision	Macro Recall	Macro F1	Accuracy
MB	0,5902	0,2593	0,2789	0,9062
CLASSLA - standardni	0,7440	0,7966	0,7677	0,9562
CLASSLA - nestandardni	0,7982	0,8133	0,8047	0,9641
BERTić-NER	0,8727	0,8505	0,8614	0,9759
COMtext.SR NER	0,7138	0,5617	0,5702	0,9238
SrpCNNER	0,6205	0,5309	0,5285	0,9268

Diskusija

U prethodnim tabelama prikaza su rezultati evaluacije različitih NER modela. Model MB je, pored evaluacije, treniran nad prikupljenim skupom podataka, i predstavlja baseline kao referentna tačka za merenje performansi ostalih modela. Svi modeli su evaluirani nad istom skupu podataka, sa i bez BIO prefiksa.

Metrike koje su korišćene obuhvataju Precision, Recall, F1-score za svaku klasu i makro-proseci, kao i Accuracy nad celim skupom podataka.

- Opšti pregled performansi

Opšti pregled performansi dat je u tabelama 6 i 8, gde su predstavljani makro rezultati svih modela. Time se dobija uvid u celokupne performanse modela nad svim klasama. U obe varijante evaluacije modela, model BERTić-NER sa vrednostima macro F1=0.8183 i macro F1 = 0.8614, sa i bez BIO prefiksa respektivno, pokazuje superiornost u odnosu na druge modele u zadatku razumevanja konteksta

srpskog jezika. Modeli CLASSLA (nestandardni i standardni) takođe ostvaruju dobre rezultate (macro F1 u opsegu 0.75–0.80). Posebno je zanimljivo da ostvaruju konkurente rezultate i pri radu sa tekstovima koji ne odgovaraju tipu jezika nad kojim je tip modela CLASSLA treniran. SrpCNNER beleži niže rezultate, ukazujući da konvolutivni pristup funkcioniše donekle ali ne dostiže sposobnost kontekstualnog shvatanja kao transformer modeli. COMtext.SR NER **i** MB baselineostvaruju najslabije rezultate, s tim da baseline služi kao donja granica performansi.

Vrednosti accuracy-ja su genralno visoki kod svih modela, što ukazuje na dominaciju klase O u odnosu na druge klase, time ne dajući dobar uvid u tačnost i efikasnost modela modela.

- Analiza po klasama

Analiza po klasama data je u tabeli 7 i 9. Primećeno je da su modeli imali najbolje rezultate u prepoznavanju klase PER (lična imena). Najverovatnije zbog učestalosti i karakteristike kapitalizacije imena.

Klasa ORG (organizacije) rezulati su slabiji u odnosu na PER, naročito kod jednostavnijih modela. Ukazujući da je klasa teža za prepoznavanje, imajući u vidu da organizacije mogu sadržati različite dužine i strukture, često sa elementima koji se preklapaju sa imenima i lokacijama, što dodatno otežava sitauciju.Kod klase LOC (lokacija), modeli imaju niži rezultat. Naime broj tokena za LOC je znatno manji u odnosu na broj tokena ostalih klasa, i ima dosta preklapanja sa klasom ORG,što je moguće da je dovelo do slabijih performansi generalno nad klasom LOC. O klasa svi modeli imaju visok F1 preko 0.95, što je razumljivo jer klasa O sadrži oko 90% sveukupnih podataka.

- Uticaj prefiksa (BIO oznaka)

Kod svih modela se vidi blago povećanje F1 kada se koristi bez prefiksa. Ukazuje na deo grešaka koji potiče iz netačne segmentacije entiteta. Međutim BERTić i CLASSLA najmanje gube performanse kad su prefiski uključeni, što znači da dobro razumeju strukturu entiteta.

- Zaključak

Na osnovu prikazanih rezultata, može se zaključiti da su transformer modeli (BERTić-NER) najefikasniji za izvršavanje zadatka prepoznavanja imenovanih entiteta na srpskom jeziku. CLASSLA modeli predstavljaju dobru alternative, naročito u uslovima nestandardnog jezika. Tradicionalni modeli i modeli zasnovani na konvoluciji, postižu zadovoljavajuće rezultate u osnovnim slučajevima, ali su manjkaju sposobnos generalizacije.