

**PREDIKCIJA POPULARNOSTI OBJAVA NA SAJTU 9GAG NA OSNOVU SLIKE
POPULARITY PREDICTION OF 9GAG POSTS BASED ON IMAGE ANALYSIS**Svetislav Simić, *Fakultet tehničkih nauka, Novi Sad***Oblast – ELEKTROTEHNIKA I RAČUNARSTVO**

Kratak sadržaj – U radu je eksperimentisano sa više modela mašinskog učenja za predikciju popularnosti objave na 9gag društvenoj mreži. Fokus je na predviđanju popularnosti objava na osnovu analize slike. Slike su analizirane izvlačenjem tri grupe obeležja, koje predstavljaju: (1) skup objekata prepoznatih na slici, (2) postojanje prepoznatog popularnog šablona na slici i (3) dužinu tekstualnog sadržaja na slici. Drugi pristup analizi slika je end-to-end pristup, koji se bazira na dubokom učenju. Modeli predstavljeni u radu su deo šireg sistema koji predviđa popularnost objave na osnovu kombinovanih informacija ekstrahovanih iz slike, teksta, i metapodataka. U radu je eksperimentisano i sa više pristupa kombinovanja ovih informacija.

Gljučne reči: istraživanje podataka, analiza podataka, računarski vid, mašinsko učenje, regresiona analiza

Abstract – This paper presents multiple experiments with machine learning models for predicting the popularity of 9gag posts. The focus is on post popularity prediction based on image analysis. The images were analyzed by extracting three groups of features: (1) a set of objects detected on the image, (2) detection of a popular meme pattern on the image, and (3) length of the textual data contained in an image. The second approach of image analysis was a deep learning end-to-end approach. The presented image analysis models are parts of a broader system that predicts the post popularity by combining various sources of information: image, text, and meta-data. The paper discusses multiple approaches to integrate this information.

Keywords: data mining, data analysis, computer vision, machine learning, regression analysis

1. UVOD

Za internet mim (eng. *internet meme*) ne postoji formalna definicija [1]. Obično se smatra da je to sadržaj koji se širi preko Interneta, tipično putem društvenih mreža, i ima za cilj da bude šaljiv. Najčešće se javlja u vidu slike sa tekstom, ali se javlja i kao video-klip, kraći tekst i sl.

Popularnost mimova i uticaj koji mogu da imaju je privukao pažnju i akademske zajednice i industrije [2]. Istraživači pokušavaju da opišu kako se neki internet mim razvija i da predvide koji mimovi će opstati i širiti se preko Interneta. Kada je u pitanju komercijalni značaj mimova, koriste se u viralnom marketingu.

NAPOMENA:

Ovaj rad proistekao je iz master rada čiji mentor je bila dr Jelena Slivka, vanredni profesor.

Ovaj rad je fokusiran na platformu i društvenu mrežu 9gag [3], koja omogućava korisnicima postavljanje i deljenje sadržaja. Platforma je zamišljena kao kolekcija internet mimova. Objave na 9gag-u mogu biti u formi slike ili video-klipa, sa pratećim naslovom i tagovima.

Konkretan problem kojim se bavi ovaj rad je predikcija popularnosti objava na sajtu 9gag¹, na osnovu multimedijalnog sadržaja povezanih sa objavama, odnosno, na osnovu slike, pošto je analiza objava koje sadrže video-klipove svedena na analizu onih koje imaju obične slike. Cilj je ustanoviti koji vizuelni elementi objave u najvećoj meri utiču na njenu popularnost. Na ovaj način bi mogla da se steknu saznanja o raspoloženju i stavovima ljudi o određenim temama, što, pre svega, može biti značajno u sferi marketinga.

Različitim metodama analize, iz slika su ekstrahovana obeležja. Za prvu grupu obeležja, detektovana su prisustva određenih tipova objekata na slici. Takođe, ekstrahovano je obeležje koje predstavlja indikaciju da li slika pripada nekom od često korišćenih, popularnih šablona ili ne. Treće obeležje se kreira na osnovu teksta, koji može biti prisutan na slici, i predstavlja prepoznatu dužinu teksta u karakterima.

Ovaj rad je deo šireg istraživanja koje za određivanje popularnosti objave sadrži i analizu tekstualnog sadržaja objava. Analiza tekstualnog sadržaja obuhvata analizu komentara i naslova objave. Prilikom određivanja konačne procene popularnosti uzimaju se u obzir i određeni metapodaci, a to su broj komentara na objavu i podatak o tome koji je tip multimedijalnog sadržaja objave.

Prilikom kombinovanja sistema koji analiziraju tekstualni sadržaj i sadržaj slike objave, isprobana su dva pristupa kombinovanja dobijenih obeležja. Prvi („jednostavni“) pristup podrazumeva konkateniranje svih ekstrahovanih obeležja i njihovo prosleđivanje jedinstvenom modelu koji vrši regresiju. U drugom („stacking“) pristupu, prvo se vrše zasebne procene popularnosti objave na osnovu podataka dobijenih: (1) analizom slike, (2) analizom sentimenta komentara (3) analizom ključnih reči u naslovu i (4) dostupnih metapodataka. Potom se dobijene predikcije prosleđuju kao ulazne vrednosti za novi regresioni model, koji donosi konačnu procenu. Rezultati pokazuju da, od analiziranih obeležja, najveći uticaj na dobru konačnu predikciju ima analiza sentimenta komentara. Analiza slike ima značaj, ali je on manji, dok analiza ključnih reči u naslovu ne doprinosi boljoj uspešnosti modela. Najznačajniji uticaj u konačnoj proceni imaju korišćeni metapodaci.

¹ <https://9gag.com/>

Konačno, isproban je takozvani „*end-to-end*“ pristup, koji se zasniva na dubokom učenju. Predikcija popularnosti objave se u ovom slučaju donosi isključivo na osnovu analize slike. Upotrebom ovog pristupa dobijani su nestabilni rezultati.

Prema znanju autora, ovo je prvi rad koji koristi ovakav skup podataka prikupljen sa *9gag* sajta. Zbog toga ne postoje rezultati najboljeg (*state-of-the-art*) rešenja sa kojima bi mogli da se porede oni koji su dobijeni u ovom istraživanju. Najbolje ostvarene performanse su 0.44 za koeficijent determinacije, 0.66 za Spirmanov koeficijent korelacije i 0.71 za srednju kvadratnu grešku. Ove vrednosti su dosta lošije kada se koriste samo podaci dobijeni analizom slika.

U poglavlju koje sledi prikazan je pregled istraživanja koja na određeni način mogu dati smernice za rešavanje problema, koji je predmet ovog istraživanja. Način formiranja skupa podataka opisan je u trećem poglavlju. U četvrtom poglavlju je opisan razvijeni sistem, kao i metode koje su korišćene za ekstrahovanje određenih informacija iz početnog skupa podataka analizom slika. Rezultati dobijeni za sve primenjene pristupe su prezentovani u petom poglavlju. Konačno, u šestom poglavlju izvršena je sumarijacija rada i opisane su neke ideje i mogućnosti za unapređivanje postojećeg rešenja.

2. SRODNA ISTRAŽIVANJA

Meghawat i saradnici su pokušali da predvide popularnost objava na društvenoj mreži *Flickr*² [4]. Opisani pristup prilikom predikcije koristi vizuelna obeležja koja se dobijaju analizom slike, obeležja dobijena analizom teksta objave i društvena obeležja, poput prosečnog broja pregleda korisnika koji je objavu postavio. Korišćen je postojeći SMP-T1 skup podataka, koji su autori dodatno proširili. Predikcija popularnosti na osnovu slike vršena je korišćenjem tehnike transfera učenja (eng. *transfer learning*) nad pretreniranom dubokom konvolutivnom neuronskom mrežom. Predikcija popularnosti na osnovu naslova i tagova se bazira na upotrebi rečnika, a sentiment opisa je određen pomoću *Stanford CoreNLP*³ biblioteke. Preostala obeležja su direktno korišćena u konačnoj predikciji. Ovakvom analizom se došlo do 15 obeležja, na osnovu kojih se vrši procena popularnosti upotrebom konvolutivnog modela. Zaključak opisanog rada je da je korišćenje multimodalnog pristupa bilo opravdano.

Mazloom i saradnici su pokušali da identifikuju koji aspekti u objavama, koje se odnose na brendove brze hrane na društvenoj mreži *Instagram*⁴, utiču na to da objave budu popularnije [5]. Za to su koristili devet obeležja. Za analizu da li se na slici nalaze logo brenda, osobe i proizvod korišćen je *Google Vision API*⁵. Određivanje sentimenta objave vršeno je na osnovu vizuelnog i tekstualnog sentimenta. Vizuelni sentiment je određivan analizom slike korišćenjem *Sentibank* detektora [6]. Sentiment teksta je dobijen analiziranjem teksta iz *hashtag*-ova, naslova i komentara na objavi pomoću *SentiStrength* [7] metode. Estetika slike je određivana analizom primenjenih filtera na sliku. Skup podataka je

dobijen sakupljanjem podataka o 75 000 objava, koje se odnose na šest poznatih lanaca brze hrane. Rezultati eksperimenata su pokazali da je značajno koristiti i vizuelna i tekstualna obeležja za predikciju popularnosti objave.

Predviđanje popularnosti multimedijskog sadržaja na osnovu multimodalnih podataka je problem koji rešavaju *Hu* i saradnici [8]. Korišćen je skup podataka *YFCC100M* [9], koji se sastoji od 100 miliona javnih slika i video klipova sa društvene mreže *Flickr*. Analizirane su vizuelne osobine slika i podaci o tagovima na objavama. Podaci o tagovima su reprezentovani rečnikom od 2000 najpopularnijih tagova. Metodama dubokog učenja izvlačene su vizuelne osobine sa svake slike. Rezultati su pokazali da korišćenje podataka o tagovima daje najbolje rezultate, koji su bolji i od multimodalnog pristupa.

Khosla i saradnici su sprovedli istraživanje o tome šta jednu sliku na društvenoj mreži *Flickr* čini popularnom [10]. Analiziraju se dva aspekta, a to su socijalni sadržaj i sadržaj slike. Korišćen je skup podataka sa ukupno oko 2.3 miliona slika sa *Flickr*-a. Analizirane su brojne stvari vezane za sadržaj slika, počevši od obeležja niskog nivoa, do objekata na slikama. Pokazalo se da dominantna boja u određenoj meri može imati veze sa popularnošću. Međutim, veći značaj imaju neka malo složenija obeležja, kao što su gradijent i teksture, a isto važi i za koncepte visokog nivoa, u vidu prepoznatih objekata.

3. SKUP PODATAKA

Prema znanju autora, nije poznato da postoji javno dostupan skup podataka pogodan za ovo istraživanje. Zbog toga je bilo potrebno formirati novi skup podataka. On je kreiran direktnim sakupljanjem podataka sa sajta *9gag*. Sakupljeni su podaci o samim objavama, kao i komentarima na objave.

Podaci su pribavljeni presretanjem poruka koje razmeњуju *frontend* i *backend* aplikacije. Na ovaj način se dobijaju podaci o grupi objava, ali i URL koji je svojevršni pokazivač na sledeću grupu objava. Sakupljanje komentara za objave je vršeno na sličan način kao i za objave. Sakupljeni su podaci o ukupno 6038 objava i 45 036 komentara.

Kao ciljno obeležje (*score*), kojim se reprezentuje popularnost objave, korišćen je odnos pozitivnih (eng. *upvotes*) i negativnih (eng. *downvotes*) glasova, koje je objava dobila. Pri računanju ovog odnosa se i pozitivnim i negativnim glasovima dodaje jedan fiktivan glas, kako bi se izbeglo deljenje sa nulom. Uočeno je da ovako formirano ciljno obeležje ima raspodelu „dugog repa“ (eng. *long tail*). Zbog toga su vrednosti ovog obeležja transformisane pomoću logaritamske funkcije.

4. SPECIFIKACIJA I IMPLEMENTACIJA SISTEMA

Ulazni podaci u sirovom obliku su podaci iz baze podataka, koja je popunjavana tokom prikupljanja podataka sa sajta *9gag*-a. U bazi podataka postoje različiti sačuvani podaci, ali nisu svi uzimani u obzir kao relevantni. Slike za objave su pribavljene praćenjem odgovarajućih URL-ova, koji direktno omogućavaju preuzimanje multimedijskog sadržaja. Za one objave koje imaju video-klipove kao multimedijski sadržaj pribavljeni sadržaj je sačuvan kao slika.

² <https://www.flickr.com/>

³ <https://stanfordnlp.github.io/CoreNLP/>

⁴ <https://www.instagram.com/>

⁵ <https://cloud.google.com/vision/>

Od podataka za ukupno 6038 inicijalno sakupljenih objava, za njih 31 nije bilo moguće dobiti sliku ili frejm videoklipa, tako je analiza slika vršena za 6007 objava.

Dva osnovna tipa analize koje su sprovedene su analiza slika i analiza tekstualnog sadržaja. U ovom radu je akcent na sprovedenoj analizi slika, koja se sastoji od tri osnovna aspekta: (1) prepoznavanje objekata na slikama, (2) prepoznavanje da li je slika nastala na osnovu nekih od često korišćenih šablona i (3) analiza teksta na slikama.

Posebno je testiran takozvani *end-to-end* pristup koji je nezavisan od ostatka sistema. Za njegovu primenu neophodno je samo da postoje pribavljene slike, na osnovu kojih se, u dva koraka, donosi procena popularnosti.

4.1 Ekstrakcija obeležja sa slika

Detekcija objekata je izvršena korišćenjem *SSD Mobile-NetV2* neuronske mreže [11] za detekciju objekata, trenirane na *Open Images* skupu podataka [12]. Detektovano je ukupno 7459 objekata na 3581 slici. Analizom dobijenih rezultata su izdvojene kategorije koje se najčešće pojavljuju, a izvršena su i određena grupisanja postojećih kategorija. Najveći broj detekcija je bio vezan za ljude na slici. Rezultat transformacija je 15 kategorija koje obuhvataju 6956 originalnih detekcija, što znači da su očuvane informacije o oko 93% prvobitno prepoznatih objekata. Naknadno je utvrđena značajna korelacija između kategorija *person* i *clothing*, pa kategorija *clothing* nije uzimana u obzir u nastavku.

Prepoznavanje da li je slika nastala na osnovu nekih od često korišćenih šablona se svodi na klasifikacioni problem sa 20 klasa, pri čemu 19 klasa predstavljaju različite šablone, a jedna klasa nasumične objave koje nisu nastale na osnovu šablona. Podaci za treniranje su *scrape*-ovani sa sajta *imgflip*⁶. Skup slika je proširen sa 1472 nasumične slike objava sa *9gag*-a. Korišćena je konvolutivna neuronska mreža sa VGG16 arhitekturom 0, pretrenirana na *ImageNet* skupu podataka 0, s tim da je vršeno dodatno treniranje potpuno povezanih slojeva. Nakon deset epoha dobijena je tačnost od 99.5% na test skupu. Pošto je uočen relativno mali broj šablona za pojedinačne odabrane kategorije, odlučeno je da obeležje pokazuje da li je, ili nije, na slici objave prepoznat bilo koji od odabranih šablona.

Konačno, analizom teksta na slikama dobijeno je obeležje koje predstavlja dužinu teksta u karakteristikama. Potencijalna veza dužine teksta sa popularnošću je pretpostavka da ljudi možda ne vole da čitaju dugačke objave [15] ili da ne žele uopšte da čitaju tekst na slikama.

4.2 Predikcija popularnosti

Predviđanje popularnosti objava je vršeno korišćenjem različitih pristupa. Obeležja dobijena analizom slike su nastala opisanim metodama. Analizom komentara i naslova su dobijena obeležja koja se odnose na tekstualni sadržaj objave. Korišćeni su metapodaci o broju komentara na objavi i tipu objave na osnovu multimedijalnog sadržaja.

Kod jednostavnog pristupa, željena obeležja se konkateniraju u jedinstveni finalni vektor, koji se potom prosleđuje regresionom modelu. Kao osnovni model (eng.

baseline) korišćen je model koji za svaku objavu predviđa srednju vrednost ciljnog obeležja, imajući u vidu celokupan skup podataka. Kao jednostavniji modeli korišćeni su višestruka linearna regresija i višestruka linearna regresija sa kombinovanom L1 i L2 regularizacijom (*Elastic net*). Modeli od kojih su se očekivali bolji rezultati su SVR, metod slučajnih šuma i model koji odluku donosi na osnovu uprosečavanja predikcija drugih modela (model glasanja). Uprosečavane su vrednosti modela koji su se najbolje pokazali pojedinačno na validacionom skupu kada se koriste svi dostupni podaci, a to su SVR i metod slučajnih šuma.

Stacking pristup se sastoji od posebne predikcije popularnosti objava za podatke iz različitih izvora. Kao regresioni model korišćen je metod slučajnih šuma. Nakon izvršene predikcije za podatke iz svih izvora, njihovi izlazi se koriste kao ulazi za novi model, koji predstavlja meta-regresor. Kao meta-regresor korišćena je višestruka linearna regresija.

End-to-end pristup vrši predviđanje popularnosti objava isključivo na osnovu analize slike objave, upotrebom dubokog učenja. Prva faza je propuštanje ulazne slike kroz konvolutivni autoenkoder, kako bi se dobila reprezentacija slike koja je kompaktnija od originalne, ali i dalje dovoljno ekspresivna. Druga faza se sastoji od iskorišćavanja istreniranog enkodera, na koji se nadovezuju tri potpuno povezana sloja, pri čemu se poslednji sloj sastoji od jednog neurona. Jedini izlaz modela je vrednost koja reprezentuje prediktovanu popularnost. Dodatno, iscrtane su *heatmap*-e za poslednji, izlazni sloj istrenirane neuronske mreže, koja vrši regresiju, kako bi se ustanovilo koji delovi slike doprinose da se prediktovana popularnost poveća ili smanji. Zapaženo je da svetli regioni na slikama imaju najveći uticaj na popularnost.

5. VERIFIKACIJA I REZULTATI

Podaci su deljeni na trening i test skup u odnosu 80:20. Kod jednostavnog pristupa, optimizacija hiper-parametara je vršena unakrsnom validacijom sa deset podela (eng. *folds*). *Stacking* pristup je realizovan po ugledu na opis ovog pristupa koji je dostupan na [16]. Kod *end-to-end* pristupa je tokom treniranja vršena evaluacija modela na test skupu. Za glavnu meru evaluacije može se smatrati koeficijent determinacije (R^2). Kod jednostavnog i *stacking* pristupa praćeni su i Spirmanov koeficijent korelacije (ρ), srednja kvadratna greška (*mean squared error* – MSE) i p-vrednost, kako bi mogla da se proverava nulta hipoteza za prediktore. Funkcija gubitka (eng. *loss function*) kod *end-to-end* pristupa je MSE.

5.1 Rezultati na osnovu analize slike

Kada se posmatraju pojedinačna obeležja, može se primetiti da dužina teksta na slici najviše doprinosi ispravnoj predikciji popularnosti objava. Predviđanje na osnovu obeležja koje ukazuje da je slika objave nastala na osnovu često korišćenih šablona daje najlošije rezultate.

Model koji skoro uvek daje najbolje vrednosti za koeficijent determinacije i MSE je metod slučajne šume. Takođe, kada se koriste svi podaci dobijeni analizom slike, metod slučajne šume je najbolji ($R^2=0.0215$, $\rho=0.1293$ i $MSE=1.2313$). Rezultati *end-to-end* pristupa nisu stabilni na testnom skupu. Iako u fazi treniranja

⁶ <https://imgflip.com/>

vrednost *loss* funkcije relativno konstantno opada do vrednosti od oko 1.25, metrike koje su praćene pokazuju nestabilnost na testnom skupu. Uzrok za ovakvo ponašanje može biti težina problema koji se rešava i relativno mali skup podataka.

5.2 Rezultati na osnovu svih obeležja

Ako se u obzir uzmu sva obeležja dobijena analizom teksta i slike, kao i metapodaci, rezultati su značajno bolji. Najuspešniji model je ponovo metod slučajne šume ($R^2=0.4353$, $\rho=0.6581$ i $MSE=0.7106$), osim kada se posmatraju vrednosti za Spirmanov koeficijent korelacije. SVR daje drastično bolje rezultate kada se koriste metapodaci i tada je slične uspešnosti kao i metod slučajne šume. Može se zaključiti i da dobrim rezultatima najviše doprinose korišćeni metapodaci. P-vrednosti za sve postavke nesumnjivo ukazuju na postojanje statistički značajne korelacije prediktovanih vrednosti i stvarne popularnosti objava. Dobijeni rezultati primenom *stacking* pristupa su praktično identični sa onima koji su dobijeni kada se u jednostavnom pristupu koriste sva obeležja.

6. ZAKLJUČAK

U ovom radu je predstavljen sistem za predviđanje popularnosti objava sa sajta *9gag* na osnovu podataka koji su ekstrahovani analizom slike objave, analizom komentara objave i analizom naslova, a korišćeni su i neki od dostupnih metapodataka. Fokus ovog rada je na ekstrahovanju i analizi podataka sa slika objava. Cilj je bio ustanoviti koji elementi doprinose tome da objava postane popularna.

Nisu pronađena istraživanja čiji bi se rezultati mogli direktno upoređivati sa rezultatima dobijenim u ovom istraživanju. Iako na prvi pogled deluje da oni nisu dobri, pogotovo ako se posmatraju predikcije na osnovu obeležja dobijenih analizom slike, treba imati u vidu težinu problema koji se rešava.

Dalji rad na ovom sistemu bi mogao da se sastoji od usavršavanja metoda koje su korišćene i ponovnog pokušaja da se analiziraju neki aspekti objava, koji do sada nisu preterano uspešno analizirani, uz eventualno uvođenje novih vidova analize i preispitivanje načina na koji se prikupljaju podaci i formira ciljno obeležje. *End-to-end* pristup bi mogao da se razvija u pravcu analize svih aspekata objave, upotrebom dubokog učenja.

7. LITERATURA

- [1] Castaño Díaz, Carlos Mauricio. "Defining and characterizing the concept of Internet Meme." *CES Psicología* 6.2 (2013): 82-104.
- [2] Kempe, David, Jon Kleinberg, and Éva Tardos. "Maximizing the spread of influence through a social network." *Proceedings of the ninth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*. 2003.
- [3] <https://www.crunchbase.com/organization/9gag> (posećeno septembra 2020.)
- [4] Meghawat, Mayank, et al. "A multimodal approach to predict social media popularity." *2018 IEEE Conference on Multimedia Information Processing and Retrieval (MIPR)*. IEEE, 2018.
- [5] Mazloom, Masoud, et al. "Multimodal popularity prediction of brand-related social media posts."

Proceedings of the 24th ACM international conference on Multimedia. 2016.

- [6] Borth, Damian, et al. "Sentibank: large-scale ontology and classifiers for detecting sentiment and emotions in visual content." *Proceedings of the 21st ACM international conference on Multimedia*. 2013.
- [7] Thelwall, Mike, et al. "Sentiment strength detection in short informal text." *Journal of the American society for information science and technology* 61.12 (2010): 2544-2558.
- [8] Hu, Jiani, Toshihiko Yamasaki, and Kiyoharu Aizawa. "Multimodal learning for image popularity prediction on social media." *2016 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Taiwan (ICCE-TW)*. IEEE, 2016.
- [9] Thomee, Bart, et al. "YFCC100M: The new data in multimedia research." *Communications of the ACM* 59.2 (2016): 64-73.
- [10] Khosla, Aditya, Atish Das Sarma, and Raffay Hamid. "What makes an image popular?." *Proceedings of the 23rd international conference on World wide web*. 2014.
- [11] Sandler, Mark, et al. "Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2018.
- [12] Kuznetsova, Alina, et al. "The open images dataset v4: Unified image classification, object detection, and visual relationship detection at scale." *arXiv preprint arXiv:1811.00982* (2018).
- [13] Simonyan, Karen, and Andrew Zisserman. "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition." *arXiv preprint arXiv:1409.1556* (2014).
- [14] Deng, Jia, et al. "Imagenet: A large-scale hierarchical image database." *2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. Ieee, 2009.
- [15] Lee, Kevan. "The proven ideal length of every tweet, Facebook post, and headline online." *Fast Company*, Apr (2014).
- [16] <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2018/06/-comprehensive-guide-for-ensemble-models/> (posećeno septembra 2020.)

Kratka biografija:



Svetislav Simić rođen je u Novom Sadu 1996. godine. Osnovne akademske studije završio je 2019. godine na Fakultetu tehničkih nauka, na kom brani i master rad 2020. godine iz oblasti Elektrotehnike i računarstva – Računarstvo i automatika. kontakt: simicsvetislav@uns.ac.rs