

UNIVERZITET U BEOGRADU  
МАТЕМАТИЧКИ ФАКУЛТЕТ



Nikola Grulović

TEHNIKE AUGMENTACIJE I KREIRANJA  
PODATAKA ZA DETEKCIJU OBJEKATA

master rad

Beograd, 2022.

**Mentor:**

dr Milena VUJOŠEVIĆ JANIČIĆ, vandredni profesor  
Univerzitet u Beogradu, Matematički fakultet

**Članovi komisije:**

dr Mladen NIKOLIĆ, vandredni profesor  
Univerzitet u Beogradu, Matematički fakultet

Lester de ABREU FARIA, Professor at ITA & PHD in Microelectronics  
IPFacens, Sorocaba, São Paulo, Brazil

**Datum odrane:** Septembar, 2022.



**Naslov master rada:** Tehnike augmentacije i kreiranja podataka za detekciju objekata

**Rezime:** Automatska detekcija i prepoznavanje objekata ima veoma važnu ulogu u svakodnevnom životu. Jedan od najznačajnijih primera korišćenja detekcije i prepoznavanja objekata je kod autonomne vožnje. Da bi se omogućilo efikasno prepoznavanje objekata, koriste se metode mašinskog učenja, na primer neuronske mreže, duboko učenje i metode računarske vizije. Međutim, da bi se dobili rezultati u skladu sa željenim kvalitetom, obično je neophodna velika količina podataka, velika procesorska snaga i označavanje podataka koje može da bude veoma skupo ili u velikoj meri nedostupno. Ovaj rad se bavi metodama za proširivanje podataka, kao i metodama za smanjenje vremena potrebnog za obučavanje modela, u slučaju da velika količina podataka ili velika procesorska snaga nisu na raspolaganju. U radu se podaci proširuju standardnim augmentacijama i metodama kreiranja novih sintetičkih podataka. Korišćenjem transfornog učenja smanjuje se vreme koje je potrebno neuronskim mrežama da nauče glavne karakteristike raspoloživih podataka. Korišćenjem navedenih metoda dobijaju se poboljšani rezultati u odnosu na trenutno najbolji model za detekciju objekata. Poboljšanja modela se ogledaju u boljoj detekciji i u boljem prepoznavanju objekata.

**Ključne reči:** veštačka inteligencija, mašinsko učenje, računarska vizija, duboko učenje, digitalna slika, VGG16, YOLO, StyleGAN

# Sadržaj

<b>1</b>	<b>Uvod</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Detekcija objekata</b>	<b>3</b>
2.1	Razvojni put detekcije objekata . . . . .	3
2.2	Model za detekciju objekata VGG16 . . . . .	4
2.3	Model za detekciju objekata R-CNN . . . . .	5
2.4	Model za detekciju objekata YOLO . . . . .	6
<b>3</b>	<b>Tehnike proširivanja skupa podataka</b>	<b>7</b>
3.1	Problem malog skupa podataka . . . . .	7
3.2	Standardne metode augmentacije . . . . .	7
3.3	Generativne suparničke mreže . . . . .	12
3.4	Tehnika transfernog učenja . . . . .	17
<b>4</b>	<b>Tehnike evaluacije modela</b>	<b>18</b>
4.1	Presek po uniji . . . . .	18
4.2	Matrica konfuzije za detekciju objekata . . . . .	18
4.3	Preciznost, odziv i $F_1$ -mera . . . . .	20
4.4	Srednja prosečna preciznost . . . . .	21
4.5	Fréchet-ova udaljenost . . . . .	21
4.6	Funkcija greške za generativne suparničke mreže . . . . .	22
<b>5</b>	<b>Implementacija i rezultati</b>	<b>23</b>
5.1	Dostupni podaci . . . . .	23
5.2	Kreiranje sintetičkih podataka . . . . .	25
5.3	Model za detekciju i predviđanje objekata VGG16 . . . . .	32
5.4	Model za detekciju i predviđanje objekata YOLO . . . . .	33

*SADRŽAJ*

---

<b>6 Zaključak</b>	<b>50</b>
<b>Bibliografija</b>	<b>52</b>

# Glava 1

## Uvod

Mašinsko učenje (eng. *machine learning*) se odnosi na sposobnost maštine da donosi zaključke koristeći dostupne podatke umesto strogog definisanih i kodiranih pravila. Zapravo, mašinsko učenje omogućava računarima da sami uče. Rezultati mašinskog učenja posredno se javljaju u svakodnevnom životu, od predviđanja vremenske prognoze do autonomne vožnje.

Tehnike nadgledanog mašinskog učenja podrazumevaju korišćenje velike količine označenih podataka. Međutim, postoji više razloga zbog kojih velika količina označenih podataka nije uvek dostupna. Prikupljanje i obeležavanje podataka je proces koji može biti izuzetno skup ili čak i nemoguć [4]. Na primer, u oblasti medicine, obeležavanje podataka od strane stručnjaka radiologije je skupo i nije izvodljivo u velikim razmerama [23]. U takvim situacijama, mašinsko učenje ima na raspolaganju samo malu količinu podataka i potrebno je primeniti posebne tehnike i pristupe kako bi se problem dostupnosti male količine podataka, ukoliko je to moguće, prevazišao.

U ovom radu se rešava problem dostupnosti male količine podataka, pri čemu su podaci slike sa obeleženim okvirima objekata. Za rešavanje problema male količine podataka koriste se dva pristupa: proširivanje skupa podataka i transferno učenje (eng. *transfer learning*). U radu je opisan postupak proširivanja skupa podataka, pri čemu se podaci proširuju standardnim tehnikama za augmentaciju slika i podacima dobijenim pomoću modela za generisanje sintetičkih slika. Proširivanje skupa podataka navedenim metodama i dalje ne rešava dovoljno dobro problem male količine podataka, u radu su opisane i tehnike transfernog učenja [36] na već treniranom modelu za detekciju objekta [5]. Korišćenje transfernog učenja ima za cilj da se nauče reprezentacije iz jednog domena i prenesu naučene karakteristike u blisko povezan ciljni domen [6, 3]. Indirektan doprinos korišćenja metoda transfernog učenja je i

## *GLAVA 1. UVOD*

---

smanjivanje procesorskse snage potrebne za obuku modela. Korišćenjem navedenih metoda proširivanja skupa podataka i transfernog učenja, dobija se model sa boljim karakteristikama.

U glavi 2 je dat kratak pregled modela za detekciju objekata koji se koriste u ovom radu. U glavi 3 je dat pregled tehnika i generativne suparničke mreže koje se koriste u rešavanju problema male količine podataka, dok u glavi 4 se opisuju tehnike evaluacije tih modela. U glavi 5 su predstavljeni eksperimenti i rezultati dobijenih modela navedenim tehnikama. U glavi 6 su ukratko prikazani problemi sa kojima se ovaj rad susreće, metode njihovog prevazilaženja i moguća dalja unapređenja rešenja.

# Glava 2

## Detekcija objekata

Računarska vizija (eng. *computer vision*) je oblast mašinskog učenja, koja se bavi izgradnjom i korišćenjem sistema za obradu, analizu i interpretaciju digitalnih slika ili video zapisa [2, 17]. Detekcija objekata je tehnika računarske vizije, koja za zadatak ima da otkrije objekte na slici. Za uspešnu detekciju objekta potrebno je obučiti model na velikoj količini podataka. Kako je nekada nemoguće nabaviti dovoljnu količinu podatka, koristi se augmentacija podataka: podaci se proširuju dodavanjem modifikovanih ili sintetički generisanih podataka [31].

### 2.1 Razvojni put detekcije objekata

Detekcija objekata se koristi u velikom broju aplikacija, kao što su, na primer, autonomna vožnja, robotski vid, video nadzor, itd [37]. U poslednje dve decenije, napredak u detekciji objekata je prošao kroz dva perioda [37]: „tradicionalni period detekcije objekata” (pre 2014. godine), i „period detekcije objekata zasnovan na dubokom učenju (eng. *deep learning*)” (posle 2014. godine).

Učinak detekcije objekata je značajno poboljšan zahvaljujući dubokoj konvolutivnoj neuronskoj mreži (eng. *convolutional neural networks, CNN*), što je dovelo do izuzetnih otkrića. Razvoj duboke konvolutivne neuronske mreže takođe je omogućio otkrivanje graničnih okvira<sup>1</sup> i značajnih delova objekta na slikama [12, 30, 19, 1].

U eri dubokog učenja, detekcija objekata se može grupisati u dva tipa: *dvostepena detekcija* i *jednostepena detekcija* [37]. U okviru dvostepene detekcije, prva faza

---

<sup>1</sup>Granični okviri predstavljaju koordinate na delu ili celoj slici u okviru kojih se nalazi prepoznati objekat.

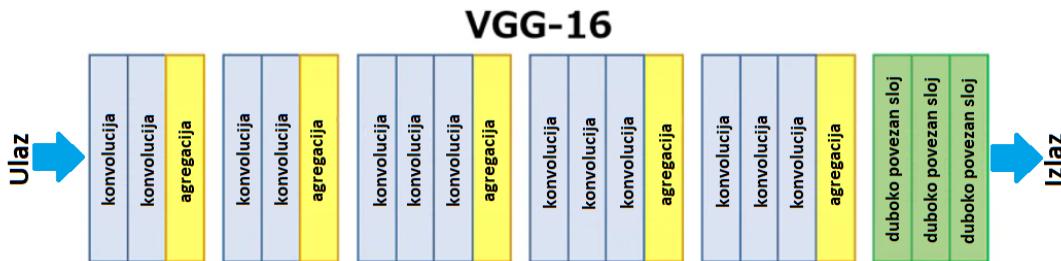
## GLAVA 2. DETEKCIJA OBJEKATA

modela se koristi za izdvajanje regionala<sup>2</sup>, dok se druga koristi za klasifikaciju i dalje preciziranje objekata. Ovakav metod detekcije objekata je relativno spor, ali daje veoma precizne rezultate. Modeli jednosecene detekcije objekata odnose se na klasu modela koji preskaču fazu predloga regionala. Ovakvi modeli zahtevaju samo jedan prolaz kroz neuronsku mrežu i predviđaju sve granične okvire u jednom prolazu na kraju. Ovaj tip modela obično ima bržu detekciju, ali manje je precizan pri otkrivanju i prepoznavanju objekata.

## 2.2 Model za detekciju objekata VGG16

Model VGG16 koristi CNN i smatrao se jednim od najboljih modela računarske vizije 2014. godine nakon pobeđe na takmičenju ILSVR (Imagenet) [32]. Autori ovog modela su posmatrali druge modele i zapazili da povećanjem dubine i koristeći arhitekturu sa manjim konvolutivnim filterima, može doći do poboljšanja performansi. Promena arhitekture se pokazala kao značajno poboljšanje u odnosu na prethodne modele [32].

Model VGG16 spada u model jednosecene detekcije i dobio je svoj naziv po šesnaest slojeva koji mogu da uče, dok se celokupna mreža sastoji od trinaest konvolutivnih slojeva, pet slojeva agregacija (eng. *max pooling*) i tri duboko povezana sloja koji se sumiraju u ukupno dvadeset i jedan sloj. Arhitektura modela VGG16 je data na slici 2.1.



Slika 2.1: VGG16 arhitektura

Model je bio u mogućnosti da predviđa objekte na datim slikama za validaciju sa 6.8% greške nadmašujući prvi naredni model za 0,9%. [32]. Nedostatak modela VGG16 je da nije u mogućnosti da odredi okvire detektovanog objekta na slici.

<sup>2</sup>Regioni predstavljaju delove slike koji mogu da sadrže objekte ili delove objekata

## 2.3 Model za detekciju objekata R-CNN

Zbog ponovne upotrebe konvolutivnih neuronskih mreža i veće računarske snage na raspolaganju, 2014. godine pojavljuje se model pod nazivom regioni sa CNN karakteristikama (eng. *regions with CNN features, (R-CNN)*) [12]. Model R-CNN je prvi model dvostepene detekcije i sastoji se od tri modula koji obavljaju različite zadatke [12]:

1. Prvi modul generiše predloge regiona pomoću algoritma selektivne pretrage. Algoritam selektivne pretrage vrši segmentaciju slike na osnovu intenziteta piksela koristeći metod segmentacije zasnovan na grafu [27]. Na osnovu dobijene mape segmentacije stvaraju se predlozi regiona koji se koriste u sledećem modulu [33].
2. Drugi modul je velika konvolutivna neuronska mreža. Svaki predlog se skalira na sliku fiksne veličine i unosi u obučeni CNN model za izdvajanje vektora karakteristika fiksne dužine.
3. Treći modul je skup linearnih metoda potpornih vektora (eng. *support vector machines, (SVM)*) specifičnih za svaku klasu, koji vrše prepoznavanje objekata iz vektora karakteristika.

Problemi koji se javljaju kod R-CNN-a su [10]:

- Zbog moguće klasifikacije velikog broja predloga regiona po slici, obučavanje modela nije moguće koristiti u realnom vremenu.
- Algoritam selektivne pretrage je fiksiran i kao takav se ne prilagodava podacima. To može da ima za posledicu da se u nekim situacijama dobijaju loši predlozi regiona.

Tokom nekoliko iteracija razvoja R-CNN-a dolazi do znatnog ubrzavanje modela i time nastaju novi modeli brz R-CNN (eng. *fast R-CNN*) [11] i brži R-CNN (eng. *faster R-CNN*) [30]. Model za detekciju objekata brz R-CNN ima sličan pristup kao R-CNN uz nekoliko jednostavnih poboljšanja modela. Model za detekciju objekata brži R-CNN je sastavljen od dva modula. Prvi modul je duboko povezana konvolutivna mreža koja predlaže regione, dok je drugi modul model R-CNN koji koristi predložene regione za prepoznavanje objekata. Ceo sistem je jedinstvena, ujedinjena mreža za detekciju objekata [30].

## 2.4 Model za detekciju objekata YOLO

Model za detekciju objekata R-CNN koristi regione da otkrije objekte unutar slike. Model ne gleda na kompletну sliku, već umesto toga, gleda delove slike koji imaju visoku verovatnoću da sadrže objekte. YOLO (eng. *you only look once*) je model za otkrivanje objekata koji se razlikuje od modela zasnovanih na regionima. Model YOLO spada u model zasnovan na jednostenoj detekciji i nastao je 2015. godine [29]. Kod modela YOLO jedna konvolutivna mreža predviđa regije i otkriva objekte u graničnim okvirima.

Odvojene komponente detekcije objekata objedinjuju se u jednu neuronsku mrežu. Model koristi pronađene karakteristike iz cele slike da predviđi svaki granični okvir. Takođe, predviđaju se svi granični okviri za sve objekte na slici istovremeno. To znači da model globalno razmišlja o celokupnoj slici i svim objektima na njoj [29].

# Glava 3

## Tehnike proširivanja skupa podataka

Skup podataka je moguće proširiti kreiranjem novih podataka. U tehnike za kreiranje podataka spadaju augmentacija podataka i generativne suparničke mreže. U nekim slučajevima i nakon proširenja skupa za obuku, količina podataka koja je na raspolaganju može da bude nedovoljna za obuku modela. Takav problem se može ublažiti tehnikom transfernog učenja.

### 3.1 Problem malog skupa podataka

Modeli obučeni na malom skupu podataka teže ka tome da pronađu karakteristike koje ne postoje, što rezultira velikom varijansom i velikom greškom na skupu za validaciju. U ovom radu koriste se dve metode kako bi se izbeglo ovakvo poнаšanje. Prvi metod je proširivanje skupa podataka. Podaci se proširuju slikama koje su izmenjene pomoću standardnih metoda augmentacije i slikama koje su sintetički generisane pomoću generativnih suparničkih mreža. Drugi metod predstavlja korišćenje transfernog učenja.

### 3.2 Standardne metode augmentacije

U standardne metode augmentacije spadaju rotacija (eng. *rotation*), refleksija (eng. *flip*), skaliranje (eng. *scale*), seckanje (eng. *crop*), zamućenje (eng. *blur*) i augmentacija boja (eng. *color augmentation*). Nasumičnim kombinovanjem navedenih metoda se kreiraju novi podaci koji služe kao proširenje skupa podataka za obučavanje.

## Refleksija

Refleksija slike se odnosi na kreiranje nove slike koja odgovara slici u ogledalu, u odnosu na vertikalnu ili horizontalnu osu. Operaciju refleksije nije moguće primeni u svakom domenu. Na primer, vertikalna refleksija neće imati mnogo smisla u slučaju saobraćajnih vozila. Primeri refleksije su prikazani na slici 3.1.



Slika 3.1: Primer refleksije: originalna slika (levo), vertikalna refleksija (sredina) i horizontalna refleksija (desno) [26]

## Rotacija

Rotacija predstavlja transformaciju koja kreira nove slike koje odgovaraju originalnoj slici okrenutoj za proizvoljan ugao. Primenom operacije rotacije dimenzije slike se često menjaju. Ukoliko je neophodno sačuvati originalne dimenzije, slika se po potrebi seče, dok se prazni delovi slike popunjavaju određenom metodom. Primeri rotacija su dati na slici 3.2.



Slika 3.2: Primer rotacije: originalna slika (levo), rotacija za  $45^\circ$  (sredina) i rotacija za  $120^\circ$  (desno) [26]

## *GLAVA 3. TEHNIKE PROŠIRIVANJA SKUPA PODATAKA*

---

### **Skaliranje**

Skaliranje predstavlja transformaciju koja povećava ili smanjuje sliku za zadati faktor koji je veći od nule. Prilikom korišćenja faktora skaliranja većeg od jedan, dimenzije konačne slike su veće od originalne. Da bi se sačuvala originalna dimenzija, nova slika se seče na originalnu dimenziju. U slučaju da je faktor skaliranja između nule i jedinice, dimenzije slike su manje od originalnih. Da bi se sačuvale originalne dimenzije, prazan prostor se popunjava određenom metodom. Primeri skaliranja su dati na slici 3.3.



Slika 3.3: Primer skaliranja: originalna slika (levo), faktor skaliranja veći od 1 (sredina) i faktor skaliranja između 0 i 1 (desno) [26]

### **Isecanje**

Isecanje slike se odnosi na kreiranje nove slike nasumičnim uzorkovanjem dela originalne slike. Isečak se potom skalira na dimenzije originalne slike. Primer isecanja je dat na slici 3.4.



Slika 3.4: Primer isecanja: originalna slika (levo), nasumično isecanje (sredina i desno) [26]

## Translacija

Translacija podrazumeva pomeranje slike u horizontalnom ili vertikalnom pravcu. Ovaj metod je veoma koristan, jer se većina objekata može nalaziti na bilo kom mestu na slici. Prazan prostor koji nastaje nakon trasnlacije se boji odgovarajućim metodama. Primer translacije je prikazan na slici 3.5.



Slika 3.5: Primer translacije: originalna slika (levo), nasumična translacija (sredina i desno) [26]

## Gausov šum

Gausov šum predstavlja dodavanje nasumičnih vrednosti iz normalne raspodele na piksele originalne slike. Time se dobija nova slika sa šumom. Dodavanjem Gausovog šuma, deformišu se sve karakteristike u podacima. To je bitno jer u skupu podataka za obučavanje mogu postojati podaci koji sadrže slične karakteristike, što može dovesti do preprilagođavanja modela koji se obučava na tom skupu. Primer šuma je dat na slici 3.6.



Slika 3.6: Primer dodavanja šuma: originalna slika (levo), srednja vrednost 1 i standardna devijacija 0.1 (sredina), srednja vrednost 0 i standardna devijacija 0.5 (desno) [26]

## Gausovo zamućenje

Gausovo zamućenje slike predstavlja primenu operacije konvolucije<sup>1</sup> sa Gausovim zvonom [25]. Povećanjem standardne devijacije dobija se jači efekat zamućenosti. Primer zamućenja je prikazan na slici 3.7.



Slika 3.7: Primer zamućenja: originalna slika (levo), standardna devijacija 7 (sredina), standardna devijacija 21 (desno) [26]

## Augmentacija boja

Augmentacija boja (eng. *color augmentation*) menja svojstava boje slike izmeđom vrednosti njenih piksela. Vrednosti piksela mogu se menjati na različite načine.

Tehnika osvetljenja (eng. *brightness*) podrazumeva množenje svakog piksela slike odgovarajućom faktorom osvetljenja većim od nule. Ako je faktor osvetljenja između nule i jedinice, dobija se tamnija slika, a ako je veći od jedinice dobija se svetlijia slika. Primer osvetljenja je prikazan na slici 3.8.



Slika 3.8: Primer menjanja osvetljenja, originalna slika (levo), faktor osvetljenja između 0 i 1 (sredina), faktor osvetljenja veći od 1 (desno) [26]

---

<sup>1</sup>konvolucija je operacija nad dve funkcije  $f$  i  $g$  koja proizvodi treću funkciju  $f * g$ , koja izražava kako se oblik jedne modifikuje od strane druge

## *GLAVA 3. TEHNIKE PROŠIRIVANJA SKUPA PODATAKA*

---

Tehnika menjanja kontrasta (eng. *contrast*) predstavlja menjanje stepena razlike izmedju svetlijih i tamnijih delova slike. Povećanjem kontrasta se povećava razlika između svetlijih i tamnijih delova, dok smanjivanjem razlika se umanjuje. Primer promene kontrasta je prikazan na slici 3.9.



Slika 3.9: Primer promene kontrasta, originalna slika (levo), primer pojačanih kontrasta (sredina i desno) [26]

Tehnika menjanja intenziteta (eng. *saturation*) slike predstavlja menjaje jačine boja. Povećavanjem intenziteta se dobija slika sa izraženijim bojama. Primer promene intenziteta je prikazan na slici 3.10.



Slika 3.10: Primer promene intenziteta, originalna slika (levo), slabije povećanje intenziteta (sredina), jače povećanje intenziteta (desno) [26]

Tehnika menjanja nijanse (eng. *HUE*) pomera piksele na slići u drugu tačku na krugu boja. Nasumično pomeranje generiše nove slike sa drugim bojama. Primer promene nijanse je prikazan na slici 3.11.

### **3.3 Generativne suparničke mreže**

Tokom razvoja mašinskog učenja, razvijen je koncept generativnih suparničkih mreža (eng. *generative adversarial network, GAN*). Kod generativnih suparničkih

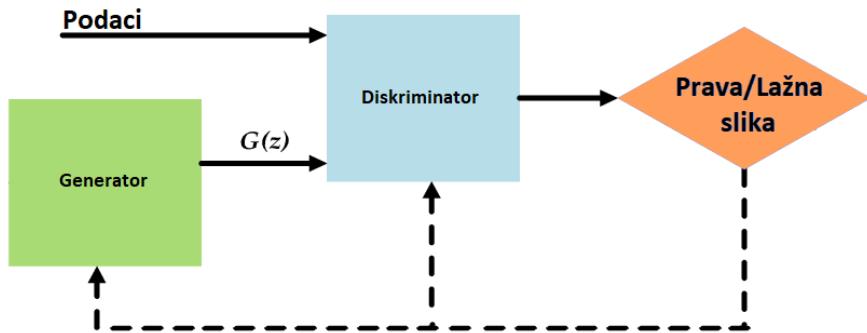
### GLAVA 3. TEHNIKE PROŠIRIVANJA SKUPA PODATAKA

---



Slika 3.11: Primer promene nijanse, originalna slika (levo), pomereni pikseli za našumice vrednosti (sredina i desno) [26]

mreža postoje dva modela: *generator* i *diskriminat*. Generator za zadatku ima da generiše slike, a diskriminat da razlikuje slike generisane generatorom od pravih slika [13]. Generativne suparničke mreže se u velikoj meri oslanjaju na velike količine raznovrsnih i visokokvalitetnih podataka za obučavanje, kako bi generisali fotorealistične slike [35]. Oni nasumično uče i može se reći da je rezultat dobar kada diskriminat ima približnu preciznost od 50%, tačnije kada počne da nagadja da li je slika prava ili ne. Osnovna arhitektura generativnih suparničkih mreža je prikazana na slici 3.12.

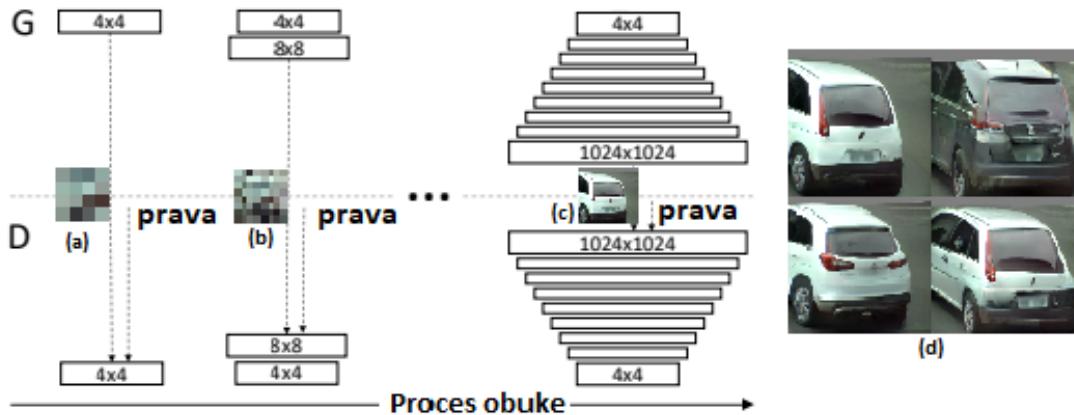


Slika 3.12: Generativne suparničke mreže: ulazni podaci predstavljaju slike,  $G(z)$  je generisana slika od strane generatora [9]

Progresivne generativne suparničke mreže (eng. *progressive generative adversarial network*) modifikuju arhitekturu na taj način da obučavanje generativnih suparničkih mreža počinje sa niskom rezolucijom slike, a zatim progresivno povećava rezoluciju dodavanjem slojeva u mrežu. Proses obuke je prikazan na slici 3.13. Ova-

## GLAVA 3. TEHNIKE PROŠIRIVANJA SKUPA PODATAKA

kva inkrementalna priroda omogućava da model tokom obuke prvo otkrije vizuelne karakteristike koje se manifestuju na početnim slojevima, od standardnih osobina pa do sitnih detalja [20].

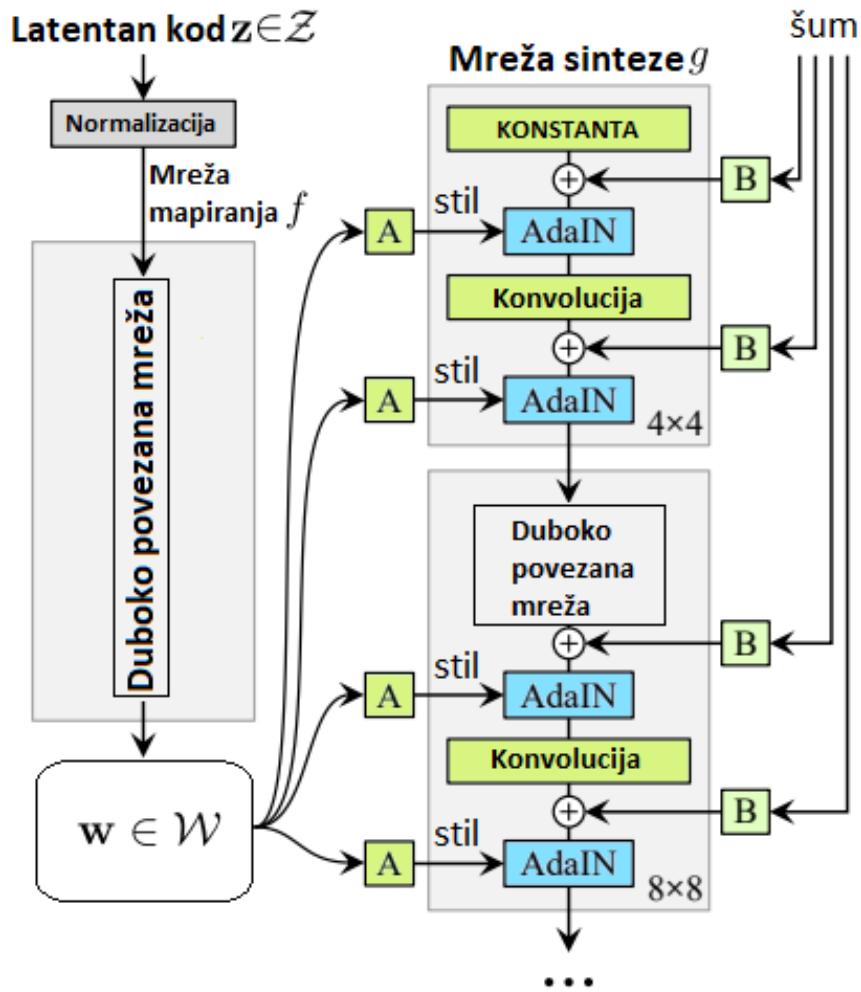


Slika 3.13: Proces obuke progresivnih generativnih suparničkih mreža počinje od slike niske rezolucije ( $4 \times 4$ ) i progresivno se dodaju slojevi u mrežu i rezolucija povećava do ( $1024 \times 1024$ ). Prva slika (slika a) predstavlja prvu iteraciju obuke modela, druga slika (slika b) predstavlja drugu iteraciju obuke, dok treća slika (slika c) predstavlja poslednju iteraciju. Slike automobila (slika d) predstavljaju generisane slike sa najvećom rezolucijom [20].

Tokom razvijanja generativnih suparničkih mreža najviše se radilo na poboljšanju diskriminatora, što je vodilo ka boljim rezultatima. S druge strane, *StyleGAN* (eng. *style generative adversarial network*) je dodatak arhitekturi generativnih suparničkih mreža, koji uvodi značajne modifikacije u model generatora [21].

Generator modela zasnovan na stilu se sastoji iz dva dela i prikazan je na slici 3.14. Prvi deo čini duboko povezanu mrežu sa osam slojeva. Mreža je predstavljena kao funkcija  $f : Z \rightarrow W$  i naziva se mreža mapiranja (eng. *mapping network*). Ulaz mreže predstavlja normalizovani latentni kod  $z \in Z$ . Latentni kod (eng. *latent code*) ili z-vektor  $z$ , je vektor koji sadrži slučajne vrednosti iz Gausove raspodele. Prostor u kome se nalaze svi z-vektori se naziva Z-prostor (eng. *Z-space*) i obeležava se sa  $Z$ . Kao izlaz mreže se dobija vektor  $w$  koji pripada latentnom prostoru  $W$ . Latentni prostor (eng. *latent space*) je apstraktni višedimenzionalni prostor koji sadrži vrednosti karakteristika koje se ne mogu direktno interpretirati. Drugi deo generatora predstavlja mrežu koja uz pomoć konstantnog vektora, slučajnog šuma i vektora  $w$  transformisanog afnim transformacijama generiše sliku.

Vektor  $w$  transformisan afinim transformacijama služi za prilagođavanje stila sintetički generisanim slikama pomoću adaptivne normalizacije instance (eng. *adaptive instance normalization, AdaIN*). Stil slike predstavlja vektor u latentnom prostoru koji je razdvojen od vektora semantičkog sadržaja slike [18]. Primer prenosa stila sa jedne slike na drugu je dat na slici 3.15.



Slika 3.14: Model generatora zasnovanog na stilu, „A“ predstavlja affine transformacije dok „B“ predstavlja faktor skaliranja za šum [21].

Model *StyleGAN* generiše fotorealistične slike. Tokom razvoja, model *StyleGAN* je prošao kroz fazu optimizacije i manje izmene mreže sinteze. Nova verzija *StyleGAN-a*, *StyleGAN2* donosi i do 60% brže obučavanje modela u odnosu na prvu verziju [22]. Zbog ovakvih ubrzanja, direktno se smanjuje procesorska snaga potrebna za obučavanje. U radu se koristi ova poboljšana verzija, tačnije arhitektura *StyleGAN2*.



Slika 3.15: Prenos stilova na željene slike i rezultati operacije AdaIN [18].

Ukoliko ne postoji na raspolaganju velika količina podataka, rad sa generativnim suparničkim mrežama može da rezultira nekvalitetnim modelima. Da bi se takav problem ublažio, uvedena je metoda diferencijabilne augmentacije (eng. *differentiable augmentation*) za model *StyleGAN2*. Metoda koristi različite tipove augmentacija nad stvarnim i lažnim podacima. Metoda omogućava stabilnije obučavanje i dovodi do bolje konvergencije u odnosu na obučavanje modela bez metode diferencijabilne augmentacije nad istim skupom podataka. Model *StyleGAN2* sa metodom diferencijabilne augmentacije je u stanju da proizvede realistične slike, čak i nad skupom podataka koji sadrži samo sto slika [35].

### **3.4 Tehnika transfernog učenja**

U nadgledanom učenju, modeli se obučavaju da nauče odnose koji važe između datih ulaza i izlaza. Modeli zatim mogu da vrše predviđanja izlaza nad novim podacima. Modeli razvijeni na ovaj način davaće bolje rezultate kada rešavaju problem koji se nalazi u istom domenu kao i podaci za obučavanje. Rezultat će se pogoršati ako se domen problema promeni. U najgorem slučaju, može da bude potrebno obučavati novi model čak i kada su domeni problema slični [36].

Tehnika transfernog učenja se često koristi kada obuka modela za rešavanje novog problema zahteva veliku količinu resursa. Korišćenje tehnike transfernog učenja donosi niz prednosti od kojih su glavne ušteda resursa i smanjivanje greške tokom obuke modela [36]. Tehnika transfernog učenja uzima relevantne delove postojećeg naučenog modela i primenjuje ih za rešavanje sličnih problema.

Tehnika transfernog učenja je jedna od tehnika koja se koristi kako bi se premostio problem nepostojanja dovoljne količine podataka. Transfernim učenjem se prenosi znanje iz postojećeg modela u novi model koji treba da rešava sličan zadatak. Ključni deo transfernog učenja je generalizacija. To znači da se prenosi samo ono znanje koje se može koristiti u drugim domenima. Umesto da modeli budu čvrsto vezani za skup podataka za obučavanje, modeli koji se koriste u transfernom učenju su opštiji [36].

# Glava 4

## Tehnike evaluacije modela

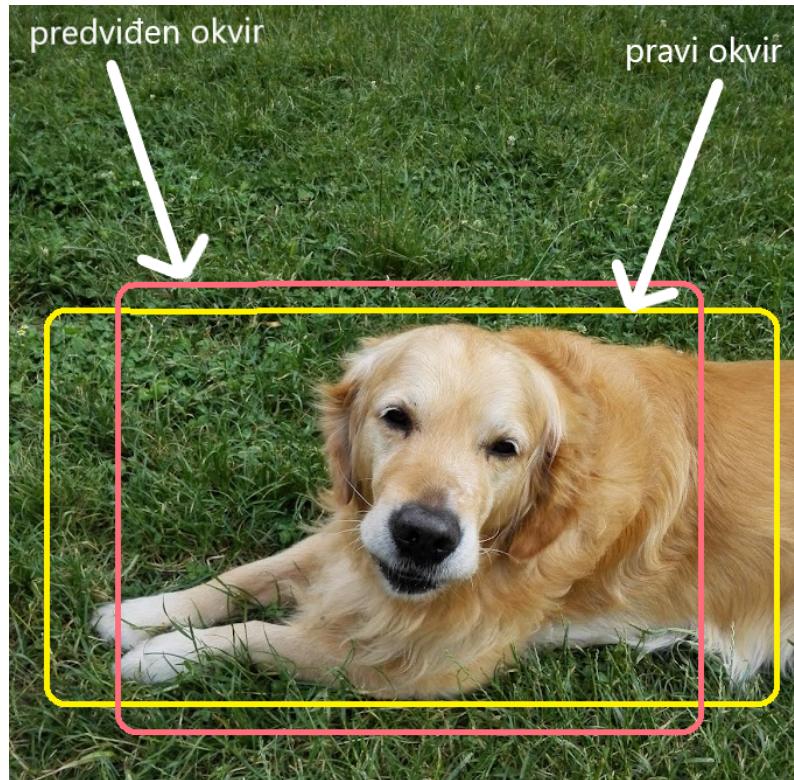
Za evaluaciju modela kod detekcije objekta koristi se mera srednje prosečne preciznosti (eng. *mean average precision, mAP*), koja uzima u obzir preciznost (eng. *precision*) i odziv (eng. *recall*). Takođe, koristi se i matrica konfuzije, kod koje računanje ispravno i pogrešno klasifikovanih objekta zavisi od zadatog praga metrike preseka po uniji (eng. *intersection over union, IoU*) i ocene pouzdanoosti (eng. *confidence score*) klasifikovanih objekata. Ocena pouzdanosti predstavlja vrednost verovatnoće objekta koju joj je model dodelio prilikom klasifikacije.

### 4.1 Presek po uniji

Za zadatke otkrivanja objekata, preciznost se izračunava pomoću metrike preseka po uniji. IoU je metrika evaluacije koja se koristi za merenje tačnosti detektora objekata na određenom skupu podataka. Na slici 4.1 dat je primer okvira, gde je predviđen okvir nacrtan crvenom bojom, dok je pravi okvir nacrtan žutom bojom. Metrika se računa tako što se presek dva okvira podeli sa njihovom unijom (slika 4.2).

### 4.2 Matrica konfuzije za detekciju objekata

Matrica konfuzije je tabelarni prikaz brojeva ispravno i pogrešno klasifikovanih objekata na osnovu kojih se mogu vršiti ocene modela klasifikacije. Za višeklasnu klasifikaciju detekcije objekata matrica konfuzije se proširuje jednom kolonom i vrstom. Nova kolona služi za zapis broja objekata koji su klasifikovani na slici, a na njoj se ne nalaze. Vrsta služi za zapis broja objekata koji se nalaze na slici, ali nisu



Slika 4.1: Predviđen okvir (crveno) i pravi okvir (žuto) nad zadatim objektom

$$\text{IoU} = \frac{\text{Oblast preseka}}{\text{Oblast unije}}$$


Slika 4.2: Demostracija računanja IoU metrike

klasifikovani. Objekti se klasifikuju ispravno ili pogrešno i na osnovu IoU praga (obično se u praksi koristi 0.5) i praga ocene pouzdanosti.

Matrica kofnuzije se računa i za svaku klasu pojedinačno i slična je binarnoj klasifikaciji. Prilikom računanja matrice konfuzije, posmatra se jedna konkretna klasa i ta klasa se smatra pozitivnom, dok skup koji sadrži sve objekte ostalih klasa se smatra negativnom klasom. Ocena pouzdanosti ne učestvuje u računanju matrice konfuzije za svaku klasu.

*Stvarno pozitivni* (eng. *True Positive*,  $TP$ ) je broj objekata koji pripadaju pozitivnoj klasi i model im je dodelio pozitivnu klasu. Takođe, IoU vrednost svakog objekta je veća od zadatog praga.

*Stvarno negativni* (eng. *True Negative*,  $TN$ ) je broj objekata koji ne pripadaju pozitivnoj klasi i model im nije dodelio pozitivnu klasu. IoU se ne računa, jer ako objekti ne postoje, neće postojati ni njihovi granični okviri.

*Lažno pozitivni* (eng. *False Positive*,  $FP$ ) je broj objekata koji pripadaju negativnoj klasi ali im je model dodelio pozitivnu klasu. Takođe, to mogu biti objekti koji pripadaju pozitivnoj klasi i model im je dodelio pozitivnu klasu, ali IoU vrednost svakog objekta ne prelaze zadati prag.

*Lažno negativni* (eng. *False Negative*,  $FN$ ) je broj objekata koji pripadaju pozitivnoj klasi a model im je dodelio negativnu klasu. IoU se ne upoređuje sa pragom jer je klasifikacija pogrešna.

### 4.3 Preciznost, odziv i $F_1$ -mera

Preciznost je procenat stvarno pozitivnih objekata među objektima koji su klasifikovani kao pozitivni i definiše se formulom:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.1)$$

Veća preciznost takođe znači da postoji manji broj lažno pozitivnih objekata.

Odziv predstavlja procenat pozitivnih objekata koji su ispravno klasifikovani i definiše se formulom:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.2)$$

Visok odziv znači da postoji mali broj lažno negativnih objekata.

Preciznost i odziv se mogu sumirati u meru, koja se zove  $F_1$ -mera (eng.  *$F_1$ -score*) i definiše se formulom:

$$F_1 = 2 \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (4.3)$$

Srednja  $F_1$ -mera ili (eng. *macro-averaged  $F_1$ -score*) računa se kao aritmetička sredina:

$$F_{1avg} = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{k=n-1} F_{1k} \quad (4.4)$$

gde je  $F_{1k}$  vrednost  $F_1$ -mere za  $k$ -tu klasu.

Srednja težinska  $F_1$ -mera se računa sledećom formulom:

$$F_{1wavg} = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{k=n-1} (F_{1k} S_k) \quad (4.5)$$

gde su  $F_{1k}$  i  $S_k$  vrednost  $F_1$ -mere i ukupan broj instanci u  $k$ -toj klasi.

## 4.4 Srednja prosečna preciznost

Prosečna preciznost (eng. *average precision*) je način računanja površine ispod krive preciznosti i odziva za jednu klasu. Vrednosti preciznosti i odziva se računaju za zadate vrednosti IoU pragova iz intervala [0.5 do 1.0), najčešće sa korakom 0.05. Niz izračunatih vrednosti odziva i preciznost se dopunjaju sa **0** i **1**, respektivno. Prosečna preciznost se računa sledećom formulom:

$$AP = \sum_{k=0}^{k=n-1} (R_k - R_{k+1}) P_k \quad (4.6)$$

gde su  $R_k$  i  $P_k$  odziv i prezicnost za  $k$ -ti IoU prag. Srednja prosečna preciznost se računa kao srednja vrednost svih prosečnih preciznosti koja je data formulom:

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (4.7)$$

gde  $N$  predstavlja broj klasa, a  $AP_i$  prosečnu preciznost za klasu  $i$ .

## 4.5 Fréchet-ova udaljenost

Fréchet-ova udaljenost (eng. *Fréchet inception distance, FID*) je metrika koja se koristi za procenu kvaliteta slika koje su generisane od strane generativnih suparničkih mreža [15]. Fréchet-ova udaljenost upoređuje distribuciju generisanih slika sa distribucijom stvarnih slika koje su korišćene za obuku generatora. Fréchet-ova udaljenost za dve iste slike daje vrednost nula, dok za različite daje broj koji je veći od nule.

Fréchet-ova udaljenost se računa za dve zajedničke normalne raspodele  $\mathcal{N}(\mu, \Sigma)$  i  $\mathcal{N}(\mu', \Sigma')$  sledećom formulom [8]:

$$d_F(\mathcal{N}(\mu, \Sigma), \mathcal{N}(\mu', \Sigma'))^2 = \|\mu - \mu'\|_2^2 + \text{tr} \left( \Sigma + \Sigma' - 2 \left( \Sigma^{\frac{1}{2}} \cdot \Sigma' \cdot \Sigma^{\frac{1}{2}} \right)^{\frac{1}{2}} \right) \quad (4.8)$$

U praktičnoj upotrebi, distribucije slika se dobijaju računanjem srednjih vrednosti ( $\mu, \mu'$ ) i matrica kovarijansi ( $\Sigma, \Sigma'$ ) pomoću vektora dobijenih modelom *InceptionV3*<sup>1</sup>.

## 4.6 Funkcija greške za generativne suparničke mreže

Funkcije grešaka za generativne suparničke mreže mogu se formulisati preko igre nulte sume [14, 16]. Generator pokušava da minimizuje funkciju dok diskriminatator pokušava da maksimizuje. Za dati generator  $G$  i diskriminatator  $D$  problem igre nulte sume se definiše kao [14, 24]:

$$\min_G \max_D \mathbb{E}_x[\log D(x)] + \mathbb{E}_z[1 - \log D(G(z))] \quad (4.9)$$

U datoј formuli:

- $D(x)$  predstavlja procenu diskriminatatora da je pravi podatak  $x$  stvaran,
- $\mathbb{E}_x$  je očekivanje po raspodeli stvarnih podataka,
- $G(z)$  je izlaz generatora za vrednost  $z$  iz latentnog prostora,
- $D(G(z))$  predstavlja procenu diskriminatatora da je lažni podatak stvaran,
- $\mathbb{E}_z$  je očekivanje po raspodeli podataka u latentnom prostoru.

Funkcija greške za generator se definiše sa:

$$\min \log(1 - D(G(z))) \quad (4.10)$$

i za diskriminatator sa:

$$\max \log D(x) + \log(1 - D(G(z))) \quad (4.11)$$

---

<sup>1</sup>InceptionV3 je konvolutivna neuronska mreža koja se koristi za analizu slika i detekciju objekata.

# Glava 5

## Implementacija i rezultati

U okviru implementacije, dostupan skup podataka se proširuje metodama augmentacije i sintetičkim podacima koje generiše model *StyleGAN2*. Da bi se ocenilo da li primenjene tehnike omogućavaju poboljšanje, vrši se i obučavanje modela na osnovnom skupu podataka i njegovo poređenje sa modelima koji su obučeni na proširenom skupu podataka. Kod koji je razvijen u okviru rada na tezi je dostupan na adresi [github-a za detekciju objekata](#).

### 5.1 Dostupni podaci

Institut BRAIN (eng. *Brazilian Artificial Intelligence Nucleus*), u okviru fakulteta FASCENS (pt. *Faculdade de Engenharia de Sorocaba*, eng. *Faculty of Engineering of Sorocaba*) Sao Paulo, Brazil je obezbedio označeni skup podataka, pod nazivom BVS (eng. *Brazilian vehicle set, BVS*), koji je korišćen u ovom radu. Skup podataka BVS sadrži četiri klase: *car*, *motorbike*, *truck* i *bus*. Primeri iz ovih klasa su prikazani na slici 5.1. Ukupna količina podataka iznosi 1872 slike, od kojih većina pripada klasama *car* i *motorbike*. U skupu podataka BVS, rezolucija svih slika iznosi  $800 \times 600$ px.

Slike se dele u dva skupa, skup za obuku i skup za validaciju modela. Nasumično je uzeto 10% slika iz svake klase za validacioni skup. Validacioni skup nije učestvovao ni u jednoj tehnici augmentacije.

Ukupan broj slika svake klase, broj slika koji pripadaju skupu za obuku i broj slika koji pripada validacionom skupu je prikazan u tabeli 5.1. Iz tabele 5.1 se vidi da je neizbalansiranost između klasa izuzetno visoka, čak 1:15 između klasa *bus* i *car*.

Tabela 5.1: Ukupan broj slika za svaku klasu, i broj nakon podele u skup za obuku i u skup za validaciju

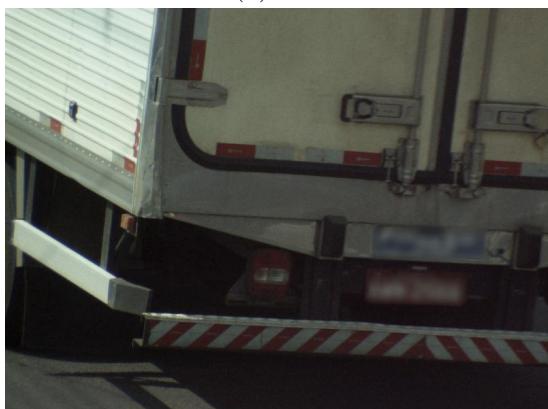
klasa	ukupan broj	skup za obuku	validacioni skup
car	889	800	89
motorbike	966	869	97
truck	10	9	1
bus	7	6	1



(a) car



(b) motorbike



(c) truck



(d) bus

Slika 5.1: Primeri slika iz dostupnih klasa

## 5.2 Kreiranje sintetičkih podataka

Skup za obučavanje je proširivan na dva načina: slike su generisane standardnim metodama augmentacije i modelom *StyleGAN2*. U tabeli 5.2 je dat prikaz tačnog broja slika koji je generisan da bi se doble izbalansirane klase, tačnije da svaka klasa sadži podjednaki broj slika u skupu za obuku. Broj slika koji je izabran za proširivanje skupa za obuku je izabran na osnovu klase koja je sadržala najveću količinu podataka, tačnije klase *motorbike*. Klasa *motorbike* je proširena sa 869 slika, tačnije sa onoliko slika koliko je prisutno u skupu za obuku. Nakon proširenja skupa za obuku, svaka klasa sadrži po 1738 slika.

Tabela 5.2: Ukupan broj generisanih slika

<i>klasa</i>	<i>car</i>	<i>motorbike</i>	<i>truck</i>	<i>bus</i>
broj generisanih slika	938	869	1732	1729

### Generisanje podataka standardnim augmentacijama

Zbog potrebe proširivanja skupa podataka BVS, generišu se novi podaci tehnika augmentacije (poglavlje 3.2). Prošireni skup se dalje u radu naziva BVSstandard. Skup augmentacija koje se primenjuju su:

- refleksija — vrši se samo u horizontalnom smeru i vodi se računa o promeni koordinata graničnih okvira,
- rotacija — vrši sa nasumičnim uglom između jednog i pet stepeni i prazan prostor se dopunjava bojama graničnih piksela,
- translacija — pomera sliku u nasumičnom smeru za deset piksela i prazan prostor se dopunjava bojama graničnih piksela,
- Gausov šum — dodaje šum na sliku sa konstatnom standardnom devijacijom 0.1 i srednjom vrednošću 1.0,
- Gausovo zamućenje — primenjuje se na sliku sa konstantom standardnom devijacijom koja iznosi 7. Vrednost standardne devijacije je izabrana zbog rezolucije slika u skupu BVS. Korišćenjem vrednosti 7 za standardnu devijaciju, slike se zamućuju dok je i dalje moguće prepoznati objekat na slici.

## GLAVA 5. IMPLEMENTACIJA I REZULTATI

---

- augmentacija boja — Parametar osvetljenja se nasumično bira iz uniformne raspodele iz intervala 0.5 do 1.5. Parametri kontrasta, inteziteta i nijanse se nasumično biraju iz uniformne raspodele iz intervala 0.0 do 10.0. Intervalli augmentacija boja su izabrani nakon testiranja intervala različitih opsega. Zaključeno je da se najbolji rezultati dobijaju korišćenjem navedenih intervala.

Iz opisanog skupa augmentacija primenjuju se četiri nasumično izabrane augmentacije. Nasumično se bira jedna afina transformacija iz skupa koji čine refleksija, rotacija i translacija. Takođe, bira se jedna augmentacija između Gausovog zamućenja i Gausovog šuma. Iz skupa augmentacija boja koje čine osvetljenje, kontrast, intezitet i nijansa, nasumično se biraju dve augmentacije. Primeri generisanih slika su prikazani na slici 5.2.



Slika 5.2: Primeri slika generisanih standardnim augmentacijama

## Generisanje podataka modelom *StyleGAN2*

Skup podataka BVS se proširuje i sintetičkim podacima generisanim od strane modela *StyleGAN2*. Za ovako proširen skup u radu se koristi naziv BVSstyle.

## *GLAVA 5. IMPLEMENTACIJA I REZULTATI*

---

Međutim, problem male količine podataka se takođe javlja za generisanje novih slika modelom *StyleGAN2*. Korišćenjem metode diferencijabilne augmentacije koja je navedena u poglavlju 3.3 prevazilazi se problem male količine podataka i model uspešno generiše slike. Implementirani metod diferencijabilne augmentacije je testiran nad skupom podataka CIFAR-10 [34].

Arhitektura modela *StyleGAN2* je implementirana pomoću biblioteke *Tensorflow* 2.0<sup>1</sup>. Generisane slike su dimenzija  $512 \times 512$ . Modeli su obučeni na grafičkoj karti NVIDIA Tesla P100-PCIE u trajanju od dvanaest do četrdeset osam sati u zavisnosti od same klase. Na svakih šest sati obuke ili, tačnije, na dvadeset pet hiljada epoha, pravljena je tačka provere (eng. *checkpoint*). Nakon svake tačke provere generisane su slike za računanje Fréchet-ove udaljenosti.

Za evaluaciju modela *StyleGAN2* koristila se metrika Fréchet-ove udaljenosti i funkcije grešaka za generativne suparničke mreže. Nakon svake tačke provere, pomoću Fréchet-ove udaljenosti procenjivana je sličnost između dva skupa slika: generisane slike pomoću modela poređene su sa pravim slikama iz validacionog skupa BVS. Računanje Fréchet-ova udaljenosti odvijalo se na grafičkoj karti NVIDIA 780Ti i trajalo bi ukupno deset minuta. Kada se na generisanoj slici mogao prepoznati objekat i kada se funkcija greške diskriminatora i generatora nije znatno smanjivala, dalja obuka modela je prekidana. Tačan broj epoha svake klase je dat dalje u tekstu.

### **Klase *Bus* i *Truck***

Obuka modela *StyleGAN2*-a nad klasama *truck* i *bus* predstavljala je veliki izazov zbog male količine dostupnih podataka. Rezultati Fréchet-ove udaljenosti su dati u tabelama 5.3, 5.4.

Tabela 5.3: Klasa *truck*

broj epohe	Fréchet-ova udaljenost
25 hiljada	432.8
50 hiljada	188.5

Tabela 5.4: Klasa *bus*

broj epohe	Fréchet-ova udaljenost
25 hiljada	369.2
50 hiljada	220.5

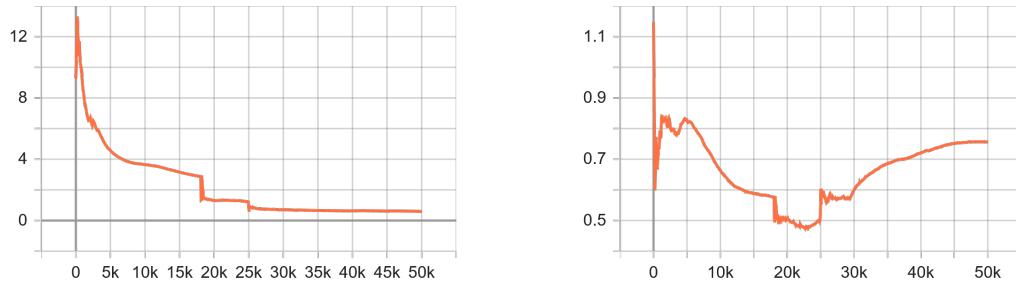
Obuka modela je trajala dvadeset četiri sata. Za obuku modela je generisano dvesta hiljada slika pomoću metode diferencijabilne augmentacije. Originalan skup

<sup>1</sup>Biblioteka *Tensorflow* 2.0 je otvorenog koda i pruža sveobuhvatan ekosistem alata. Objavljena je 2015. godine, a objavio ju je <https://www.overleaf.com/project/61012a88798d391d153ca901> tim *Google Brain*. Osnovna namena je pravljenje modela mašinskog učenja. Biblioteka je namenjena za korišćenje u programskom jeziku *Python*.

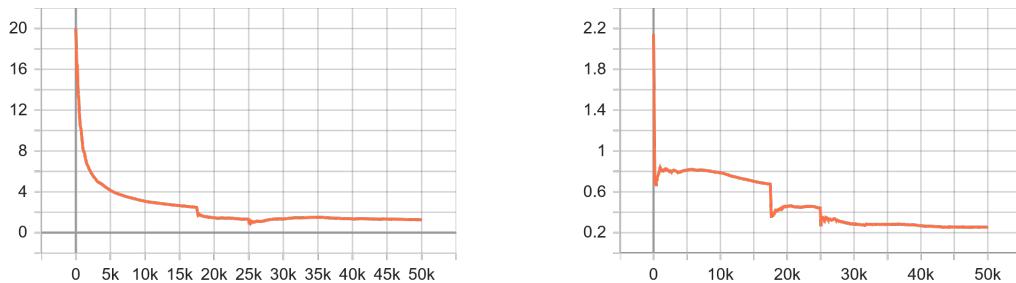
## GLAVA 5. IMPLEMENTACIJA I REZULTATI

slika za obuku klase *bus* je sadržao šest slika, a skup za obuku klase *truck* je sadržao devet slika.

Iz funkcije greške (slika 5.3) i rezultata Fréchet-ove udaljenosti (tabela 5.3) za klasu *truck* može se zaključiti da se daljim treniranjem za narednih dvadeset pet hiljada epoha ne dobijaju znatno bolji rezultati. Primeri generisanih slika klase *truck* su prikazani na slici 5.5. Za klasu *bus* iz funkcije greške (slika 5.4) i rezultata Fréchet-ove udaljenosti (tabela 5.4) može se zaključiti da se daljim treniranjem za narednih dvadeset pet hiljada epoha ne dobijaju znatno bolji rezultati. Primeri generisanih slika klase *bus* su prikazani na slici 5.6.



Slika 5.3: Funkcije grešaka za klasu *truck*, generator (levo) i diskriminator (desno). U oba slučaja,  $x$  osa predstavlja epohe, dok  $y$  osa predstavlja vrednosti odgovarajuće funkcije greške.



Slika 5.4: Funkcije grešaka za klasu *bus*, generator (levo) i diskriminator (desno). U oba slučaja,  $x$  osa predstavlja epohe, dok  $y$  osa predstavlja vrednosti odgovarajuće funkcije greške.

### Klase *car* i *motorbike*

Obuka modela nad klasom *car* je trajala oko trideset šest sati i metodom diferencijabilne augmentacije je generisano trista hiljada slika. Obuka za klasu *motorbike* je trajala četrdeset osam sati i metodom diferencijabilne augmentacije je generisano četrsto hiljada slika.



Slika 5.5: Primeri generisanih slika klase *truck*



Slika 5.6: Primeri generisanih slika klase *bus*

## GLAVA 5. IMPLEMENTACIJA I REZULTATI

---

Za klasu *car*, funkcija greške je prikazana na slici 5.7. Rezultat Fréchet-ove udaljenosti je prikazan u tabeli 5.5. Daljim treniranjem klase *car* ne dobijaju se značajna poboljšanja modela. Primeri generisanih slika klase *car* su prikazani na slici 5.9.

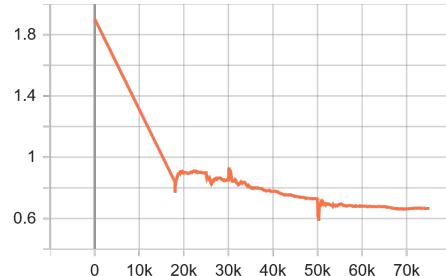
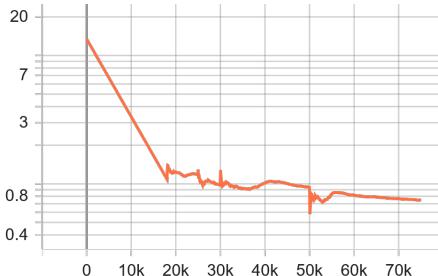
Klasa *motorbike* ima malo lošije rezultate funkcije greške koja je prikazana na slici 5.8. Funkcija greške generatora raste što ukazuje da diskriminator postaje dosta bolji u prepoznavanju stvarnih od lažnih slika. Slike generisane generatorom nisu savršene, ali moguće je prepoznati glavne karakteristike objekata koji su od značaja za obuku modela detekcije objekata. Rezultat Fréchet-ove udaljenosti (tabela 5.6) ukazuje da tokom obuke dolazi do poboljšanja generisanih slika. Primeri generisanih slika klase *motorbike* su prikazani na slici 5.10.

Tabela 5.5: Klasa *car*

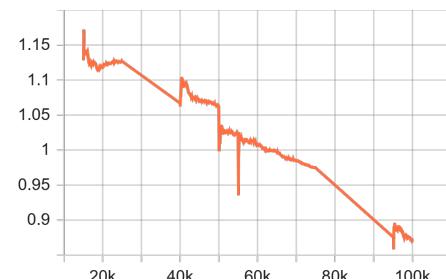
broj epohe	Fréchet-ova udaljenost
25 hiljada	107.6
75 hiljada	87.5

Tabela 5.6: Klasa *motorbike*

broj epohe	Fréchet-ova udaljenost
25 hiljada	386.8
100 hiljada	151.1



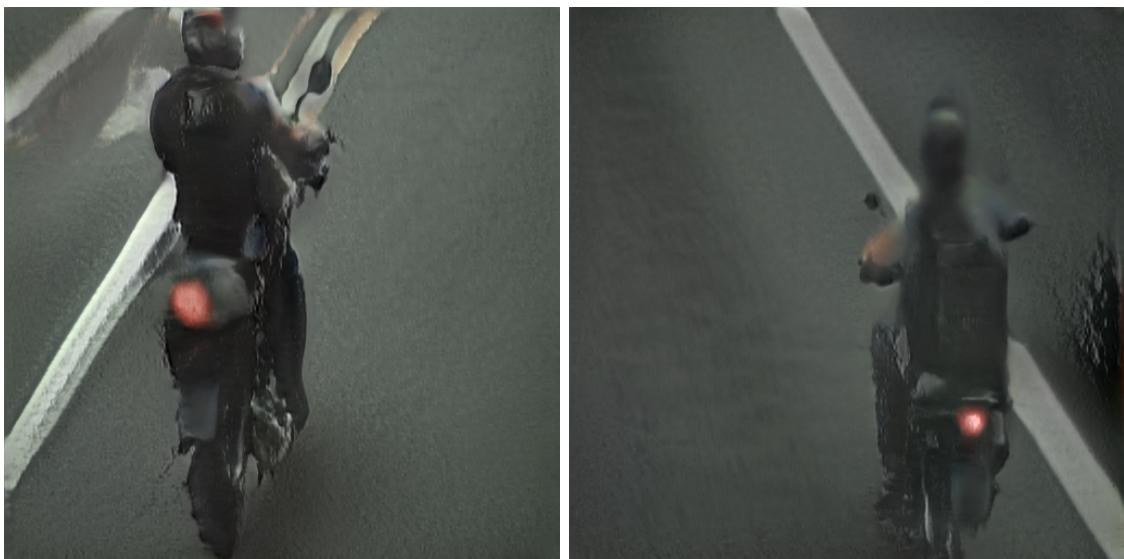
Slika 5.7: Funkcije grešaka za klasu *car*, generator (levo) i diskriminator (desno). U oba slučaja, *x* osa predstavlja epohe, dok *y* osa predstavlja vrednosti odgovarajuće funkcije greške.



Slika 5.8: Funkcije grešaka za klasu *motorbike*, generator (levo) i diskriminator (desno). U oba slučaja, *x* osa predstavlja epohe, dok *y* osa predstavlja vrednosti odgovarajuće funkcije greške.



Slika 5.9: Primeri generisanih slika klase *car*



Slika 5.10: Primeri generisanih slika klase *motoribke*

Generisane slike nisu savršene, ali je moguće prepoznati glavne karakteristike objekata. Neke generisane slike su sklone da sadrže artifakte i zamućenosti.

## 5.3 Model za detekciju i predviđanje objekata VGG16

Osnovni model VGG16 je ograničen na klasifikaciju slika bez predviđanja graničnih okvira i u okviru ovog rada osnovni model je proširen odgovarajućim mrežama da se omogući predviđanje graničnih okvira. Osnovni model je proširen na sledeći način:

- Na poslednji sloj dodato je račvanje na dve nove duboko povezane mreže dubine četiri.
- Na izlazu prve mreže dodata je aktivaciona funkcija *softmax*, koja se tumači kao dodeljivanje verovatnoće da objekat pripada jednoj od četiri klase.
- Na izlazu druge mreže dodata je *sigmoid*-na aktivaciona funkcija, koja se tumači kao dodeljivanje relativnih graničnih okvira predviđenim objektima.

Prošireni osnovni model je obučen na skupu podataka BVS na grafičkoj karti NVidia Tesla P100-PCIE u trajanju od oko deset minuta.

Zbog problema neizbalansiranosti klase koji se javlja u skupu podataka BVS, dobija se rezultat modela koji ima visoku pristrasnost ka klasi *car*, kao što se vidi iz tabele 5.7. Model pogrešno daje izlaze graničnih okvira, kao što je prikazano na slici 5.12.

Rezultati evaluacije modela su dati u tabeli 5.8. Iz rezultata se vidi da se model ponaša loše nad celim skupom podataka. Neki od razloga koji utiču da model daje loše rezultate je visoka neizbalansiranost između klasa, mala količina dostupnih podataka i model je suviše jednostavan i ne može da obradi sve moguće karakteristike koje se nalaze na slikama. Preciznost klasa u odnosu na IoU prag je prikazana na slici 5.11.

Kako je osnovni model VGG16 proširen, ne postoje odgovarajuće težine drugog modela koje mogu da se koriste za metodu transfernog učenja. Korišćenjem proširenog skupa podataka BVSstandard ili BVSstyle, dostupna količina podataka bi i dalje bila nedovoljna. Za obuku modela potrebno je desetine hiljada slika koje ni u proširenim skupovima BVS nisu dostupne.

## *GLAVA 5. IMPLEMENTACIJA I REZULTATI*

---

Tabela 5.7: Matrica konfuzije modela VGG16 za IoU prag 0.5 i prag ocene pouzdanosti za prepoznatu klasu 0.5

	car	motorbike	bus	truck	bez detekcije
car	85	26	0	1	0
motorbike	0	0	0	0	0
bus	0	0	0	0	0
truck	0	0	0	0	0
bez detekcije	4	71	1	0	0

Tabela 5.8: Rezultati modela VGG16

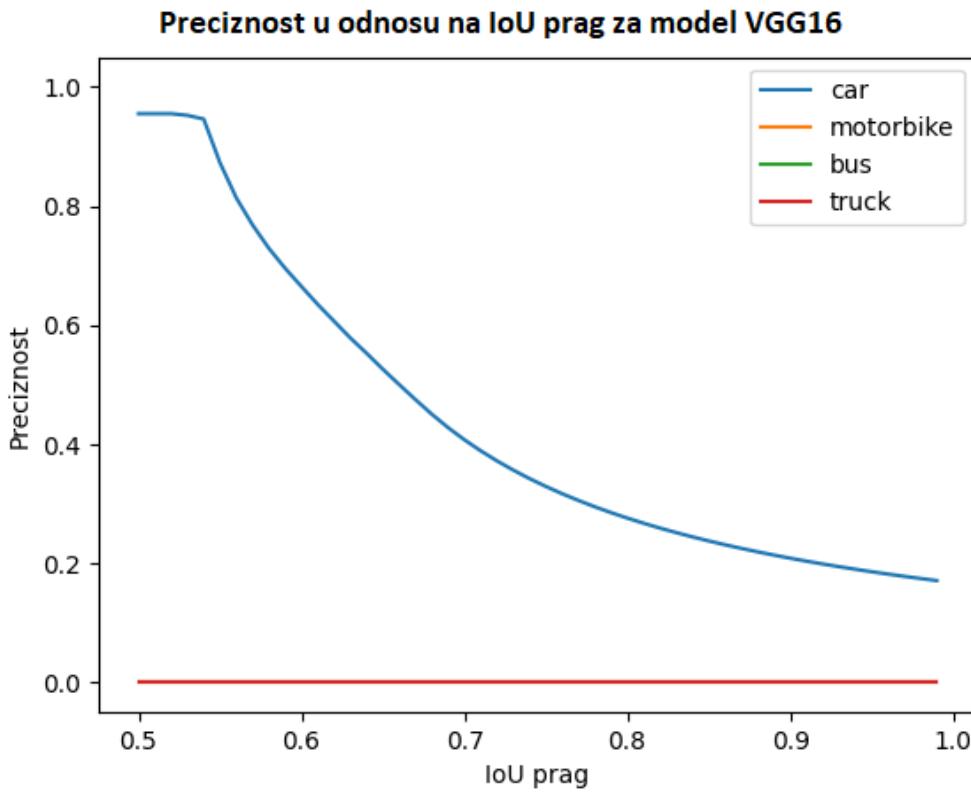
klasa	prosečna preciznost (jedn. 4.6)	srednja $F_1$ -mera (jedn. 4.4)
car	0.95	0.57
motorbike	0.0	0.0
bus	0.0	0.0
truck	0.0	0.0
Srednja prosečna preciznost (jedn. 4.7)		0.24
Srednja težinska $F_1$ -mera (jedn. 4.5)		0.27

## **5.4 Model za detekciju i predviđanje objekata YOLO**

Kako model VGG16 ne može da dâ zadovoljavajuće rezultate, u okviru rada razmatra se i model za detekciju i predviđanje objekata YOLO. Koriste se dve konfiguracije modela YOLO. Prva konfiguracija modela YOLO služi za poređenje rezultata, i u mogućnosti je da predvidi do osamdeset klasa. Druga konfiguracija modela YOLO je u stanju da predvidi do četiri klase.

### **Predikcija modela YOLO koji je obučen na skupu podataka COCO**

Koristi se model YOLO koji je obučen na skupu podataka COCO (eng. *common objects in context*) koji sadrži osamdeset klasa i 328 hiljada slika. Dalje u radu model YOLO obučen na skupu podataka COCO se označava sa  $\text{YOLO}_{\text{coco}}$ . Eva-



Slika 5.11: Preciznost u odnosu na IoU prag za model VGG16. Za klase *motorbike*, *bus* i *truck* preciznost u svim vrednostima IoU iznosi 0.

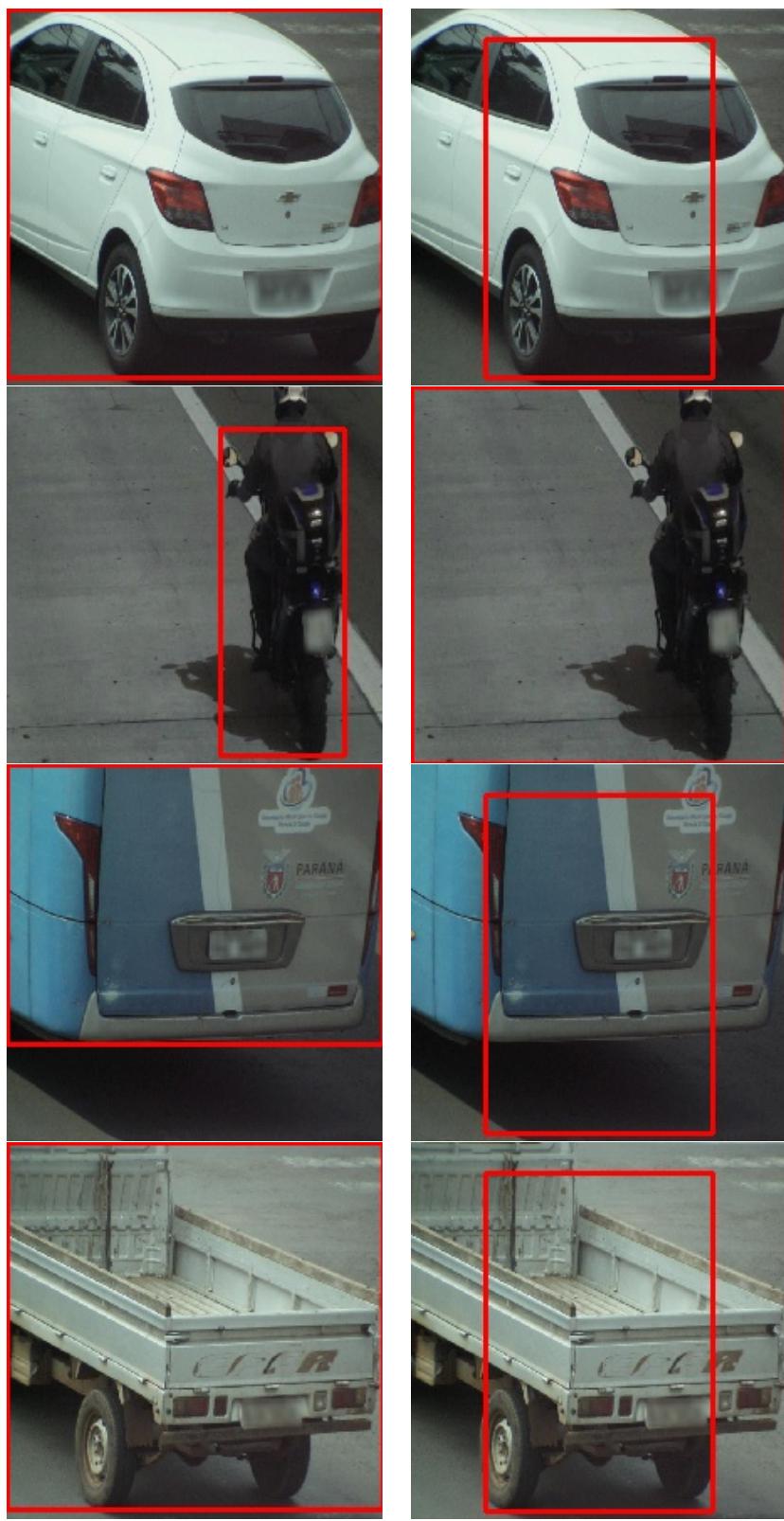
luacija modela se vrši nad validacionim skupom podataka BVS. Matrica konfuzije je izračunata za vrednost IoU praga 0.5 i za ocenu pouzdanosti veću od 0.5. Tokom računanja prosečne preciznosti i srednje  $F_1$ -mere nije se uzimala u obzir ocena pouzdanosti klasa.

Iz rezultata matrice konfuzije (tabela 5.9) i metoda evalvacije modela (tabela 5.10) zaključuje se sledeće:

- Klasu *car* model YOLO<sub>coco</sub> predviđa sa visokom ocenom preciznosti. Predviđena je osamdeset i jedna instanca od ukupno osamdeset i devet. Iz matrice konfuzije može da se vidi da je model YOLO<sub>coco</sub> za tri instance imao ocenu pouzdanosti manju od 0.5. Takođe, pogrešno se klasificiše pet instanci kao instance klase *truck*. Prosečna preciznost za klasu *car* iznosi 0.88, dok srednja  $F_1$ -mera iznosi 0.91.
- Klasa *motorbike* se predviđa lošije od klase *car*. Model YOLO<sub>coco</sub> predviđa

## *GLAVA 5. IMPLEMENTACIJA I REZULTATI*

---



(a) Stvarni okviri

(b) Predviđeni okviri

Slika 5.12: Primeri rezultata modela VGG16 nad validacionim skupom podataka

## *GLAVA 5. IMPLEMENTACIJA I REZULTATI*

---

Tabela 5.9: Matrica konfuzije modela YOLO<sub>coco</sub> za IoU prag 0.5 i prag ocene verovatnoće za prepozнату класу већи од 0.5

	car	motorbike	bus	truck	bez detekcije
car	81	0	0	0	0
motorbike	0	37	0	0	0
bus	0	0	0	0	0
truck	5	0	0	1	0
bez detekcije	3	52	1	0	0

trideset sedam od ukupno devedeset sedam instanci. Većina instanci, tačnije četrdeset devet, za ocenu verovatoće ima vrednost manju od 0.5. Ocene verovatnoće klase ukazuju da model nije siguran pri predviđanju instanci iz klase *motorbike*. Prosečna preciznost iznosi 0.77 i srednja  $F_1$ -mera iznosi 0.48.

- Klasa *bus* sadrži jednu sliku za validaciju i ona se ne predviđa modelom YOLO<sub>coco</sub>. Prosečna preciznost i srednja  $F_1$ -mera iznose 0.
- Klasa *truck* se uspešno predviđa modelom YOLO<sub>coco</sub>. Prosečna preciznost iznosi 1.0 i srednja  $F_1$ -mera iznosi 0.99.

Preciznost klasa u odnosu na IoU prag je prikazana na slici 5.13. Model YOLO<sub>coco</sub> ima srednju prosečnu preciznost (mAP) koja iznosi 0.66 i srednju težinsku  $F_1$ -meru koja iznosi 0.69. Kod predviđanja modela YOLO<sub>coco</sub> možemo da zaključimo da dobro prepoznaje objekte klase *car* i *truck*. Problem koji se uočava kod predviđanja tih klasa je da postoje objekti koji imaju slične karakteristike. Takav problem se može uočiti na slici 5.15. Model YOLO<sub>coco</sub> je uspešno klasifikovao 40% instanci klase *motorbike* iz validacionog skupa BVS. Instanca klase *bus* se ne klasificuje ispravno modelom YOLO<sub>coco</sub>.

## **Obuka modela pomoću tehinke transfernog učenja**

Radi poboljšanja rezultata, naredni modeli su obučeni koristeći težine modela treniranih na skupu podataka COCO. Kako postoji razlika u broju klasa između skupa podataka BVS i COCO skupa, neki delovi težina su odbačeni.

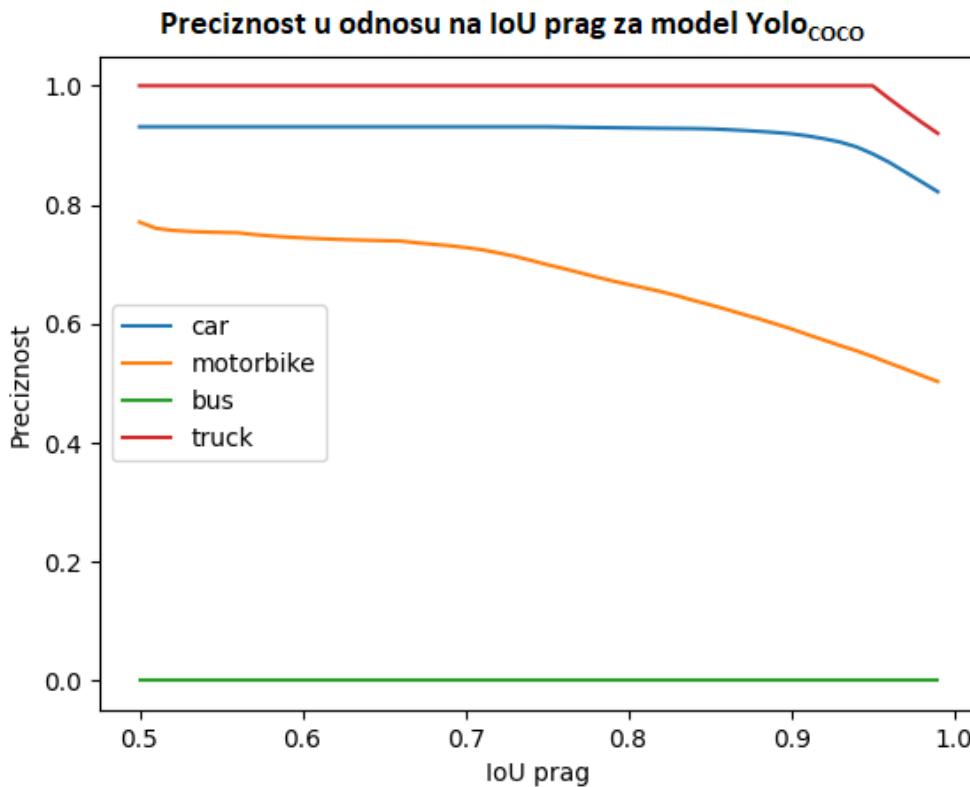
Modeli su obučeni na slikama rezolucije do  $512 \times 512$ . Slikama je nasumično menjana veličina iz intervala  $224 \times 224$  do  $512 \times 512$ , sa korakom  $32 \times 32$ . Obuka modela je bila ograničena na sto deset epoha. U prvih deset epoha obuka modela je vršena

## GLAVA 5. IMPLEMENTACIJA I REZULTATI

---

Tabela 5.10: Rezultati evaluacije modela YOLO<sub>coco</sub>

klasa	prosečna preciznost (jedn. 4.6)	srednja $F_1$ -mera (jedn. 4.4)
car	0.88	0.91
motorbike	0.77	0.48
bus	0.0	0.0
truck	1.0	0.99
Srednja prosečna preciznost (jedn. 4.7)		0.66
Srednja težinska $F_1$ -mera (jedn. 4.5)		0.69

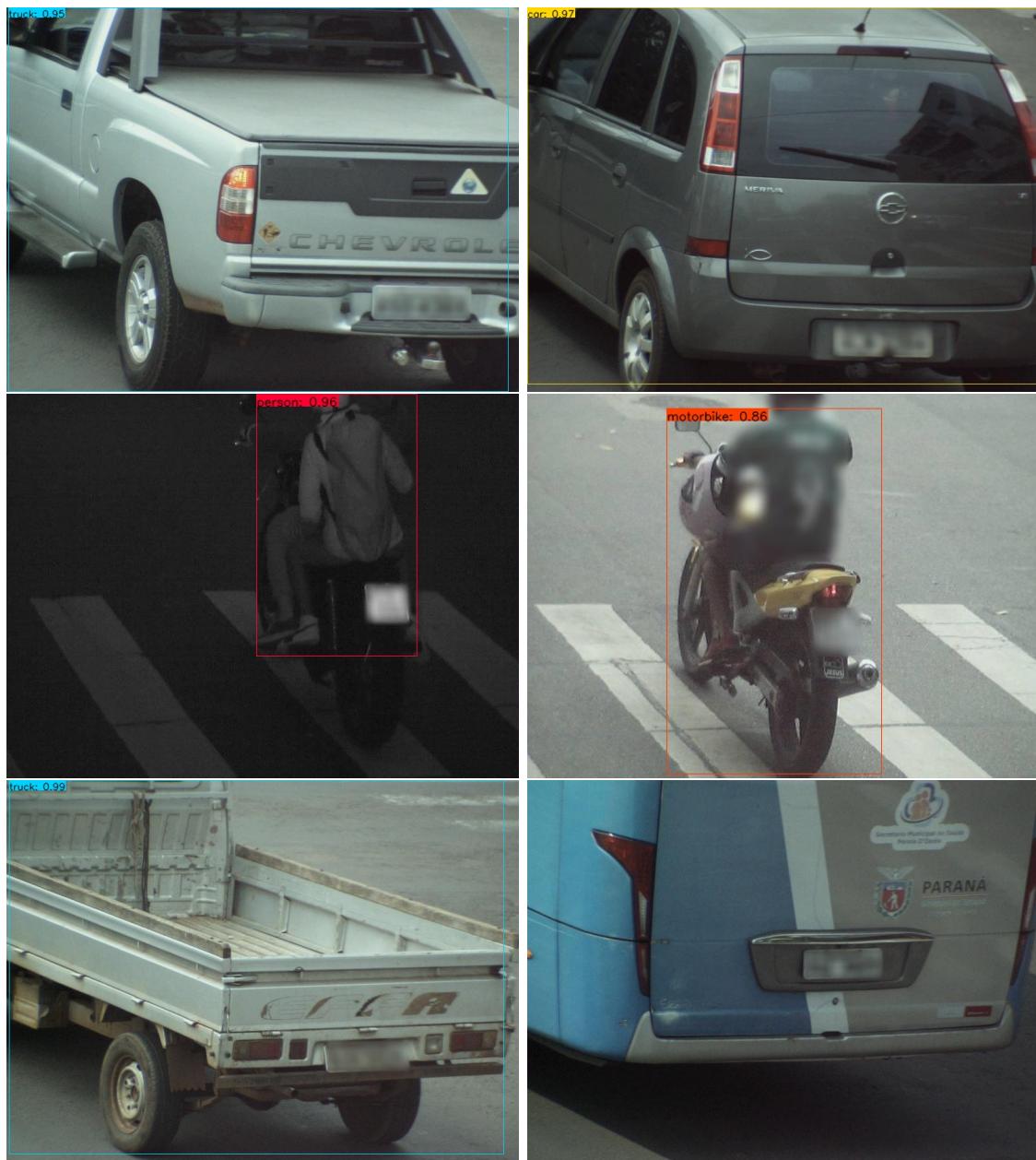


Slika 5.13: Preciznost u odnosu na IoU prag [0.5,1) modela YOLO<sub>coco</sub>

u samo poslednja tri sloja, dok su ostali slojevi bili zamrznuti. Nakon deset epoha, odmrznuti su ostali slojevi i nastavljeno je sa normalnom obukom modela. U prvih deset epoha, stopa obuke optimizatora modela se umanjivala svake tri epohe za konstantu vrednost 0.001, u slučaju da se funkcija greške nije smanjivala. Nakon deset

## *GLAVA 5. IMPLEMENTACIJA I REZULTATI*

---



Slika 5.14: Slike iz validacionog skupa i predviđanja nad njima modelom YOLO<sub>coco</sub>, klasa *car* (gore), klasa *motorbike* (sredina), klasa *truck* (dole levo) i klasa *bus* (dole desno).



Slika 5.15: Slične karakteristike dveju različitih klasa, klasa *car* (levo) i klasa *truck* (desno)

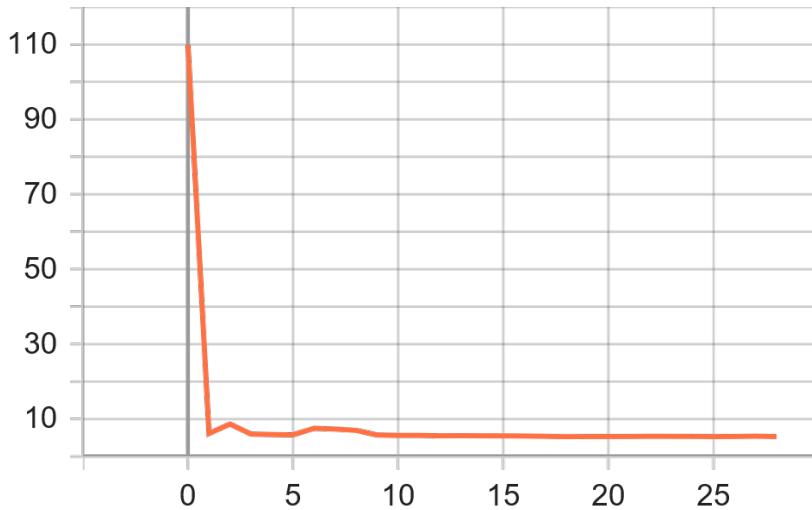
epoha stopa obuke optimizatora modela se umanjivala za 0.00001. Time se postizalo usavršavanje modela. Takođe, postavljena je zastavica za rano zaustavljanje ukoliko se u deset uzastopnih epoha funkcija greške nije umanjila.

### **Obuka modela pomoću tehnike transfernog učenja na skupu podataka BVS**

Koristi se model YOLO koji je obučen na skupu podataka BVS koji sadrži četiri klase i 1872 slike. Dalje u radu model YOLO obučen na skupu podataka BVS se označava sa  $\text{YOLO}_{\text{BVS}}$ . Funkcija greške modela je prikazana na slici 5.16. Iz funkcije greške se vidi da je došlo do ranog zaustavljanja obuke modela nakon dvadeset sedam epoha. Model je obučen na grafičkoj karti NVIDIA Tesla P100-PCIE u trajanju od oko dva sata.

Iz rezultata matrice konfuzije (tabela 5.11) i metoda evaulacije modela (tabela 5.12) zaključuje se sledeće:

- klasu *car* model  $\text{YOLO}_{\text{BVS}}$  uspešno klasificuje u 66% slučajeva. Predviđeno je pedest devet od ukupno osamdeset devet instanci. Iz matrice konfuzije može da se vidi da je model  $\text{YOLO}_{\text{BVS}}$  za trideset instanci ima ocenu pouzdanosti manju od 0.5. Prosečna preciznost za klasu *car* iznosi 0.06 i srednja  $F_1$ -mera iznosi 0.04, što ukazuje na veoma loše rezultate.
- deset instanci klase *motorbike* se pogrešno predviđa. Model  $\text{YOLO}_{\text{BVS}}$  ih predvideo kao instance klase *car*. Ostatak klase *motorbike* se ne predviđa. Prosečna preciznost i srednja  $F_1$ -mera iznose 0.



Slika 5.16: Funkcija greške  $\text{YOLO}_{\text{BVS}}$  modela

Tabela 5.11: Matrica konfuzije modela  $\text{YOLO}_{\text{bvs}}$  za IoU prag 0.5 i prag ocene pouzdanosti za prepoznatu klasu 0.5

	car	motorbike	bus	truck	bez detekcije
car	59	10	0	0	0
motorbike	0	0	0	0	0
bus	0	0	0	0	0
truck	0	0	0	0	0
bez detekcije	30	79	1	1	0

- klasa *bus* i klasa *truck* se ne predviđaju ni u jednoj instanci. Prosečna preciznost i srednja  $F_1$ -mera takođe iznose 0.

Preciznost klase u odnosu na IoU prag je prikazana na slici 5.17. Model  $\text{YOLO}_{\text{bvs}}$  ima srednju prosečnu preciznost (mAP) koja iznosi 0.01 i srednju težinsku  $F_1$ -meru koja iznosi 0.02. Može se zaključiti bez dalje analize da se model ponaša loše i da su predviđanja loša. Primer rezultata detekcije je prikazan na slici 5.18. Sa slika se vidi da model klasificiše samo klasu *car* i to veoma loše sa velikim brojem graničnih okvira.

### Obuka modela pomoću tehnike transfernog učenja na skupu podataka BVSstandard

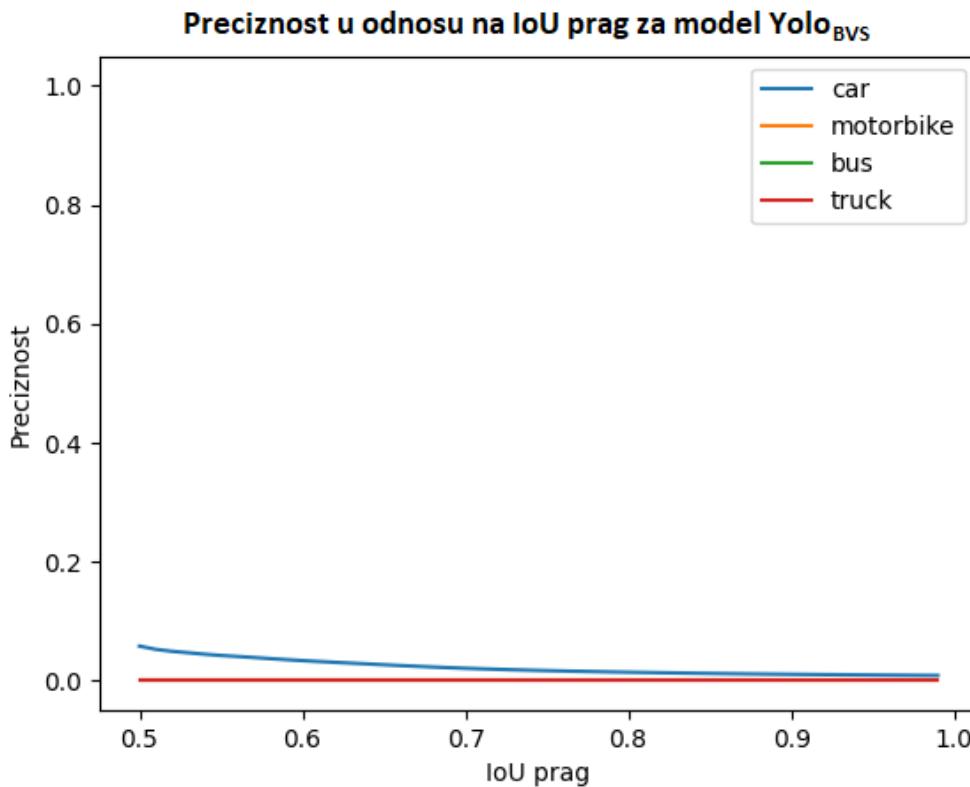
Koristi se model YOLO koji je obučen na skupu podataka BVSstandard koji sadrži četiri klase i 6952 slike. Dalje u radu model YOLO obučen na skupu podataka

## GLAVA 5. IMPLEMENTACIJA I REZULTATI

---

Tabela 5.12: Rezultati evaluacije modela  $\text{YOLO}_{bvs}$

klasa	prosečna preciznost (jedn. 4.6)	srednja $F_1$ -mera (jedn. 4.4)
car	0.06	0.04
motorbike	0.00	0.00
bus	0.00	0.00
truck	0.00	0.00
Srednja prosečna preciznost (jedn. 4.7)		0.01
Srednja težinska $F_1$ -mera (jedn. 4.5)		0.02

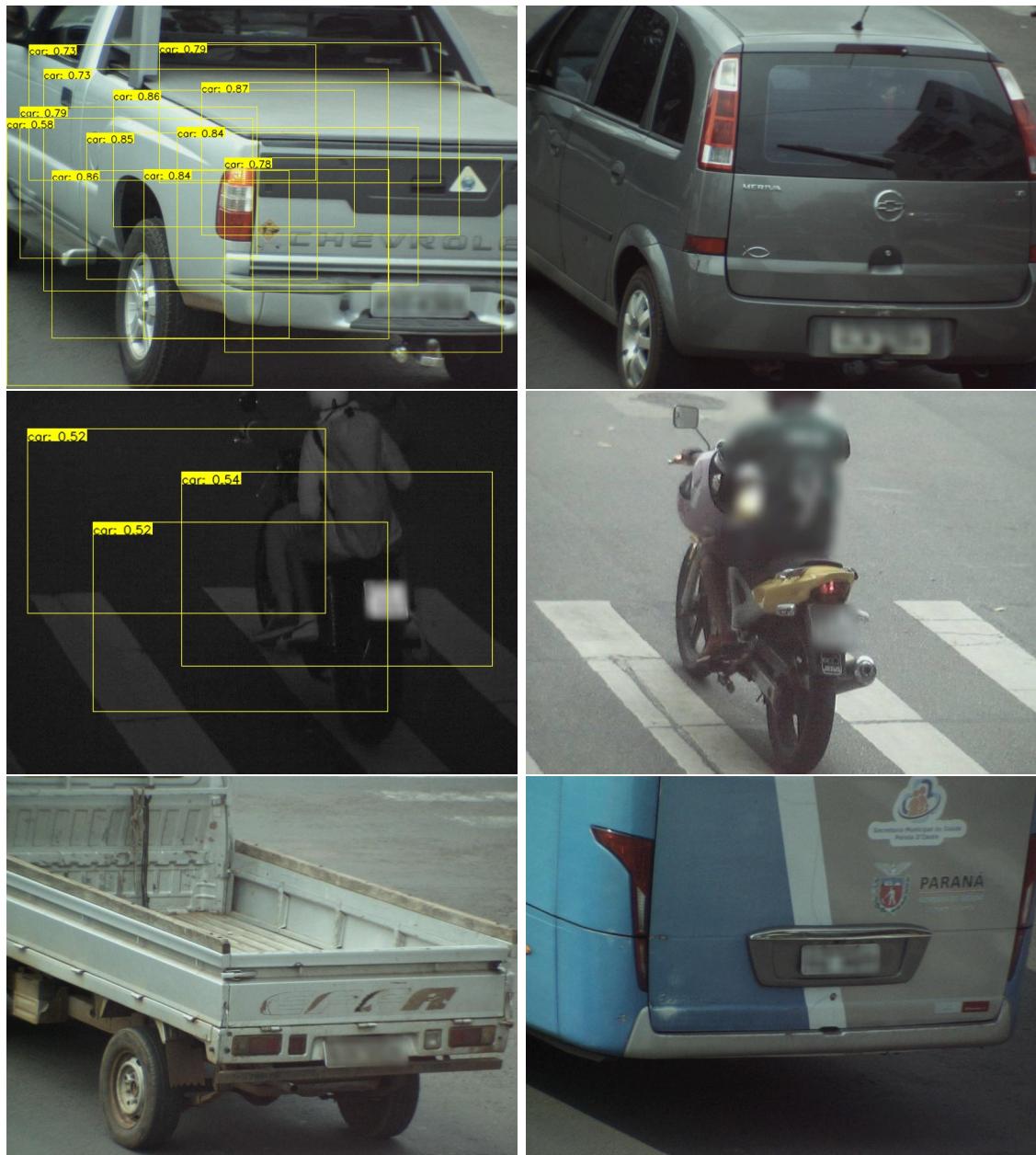


Slika 5.17: Preciznost u odnosu na IoU prag [0.5,1) modela  $\text{YOLO}_{BVS}$ , za klase *motorbike*, *bus* i *truck* preciznost u svim vrednostima IoU iznosi 0

BVSstandard se označava sa  $\text{YOLO}_{BVSstandard}$ . Funkcija greške modela je prikazana na slici 5.19. Iz funkcije greške se vidi da je došlo do ranog zaustavljanja obuke modela nakon četrdeset epoha. Model je obučen na NVIDIA Tesla P100-PCIE grafičkoj

## *GLAVA 5. IMPLEMENTACIJA I REZULTATI*

---

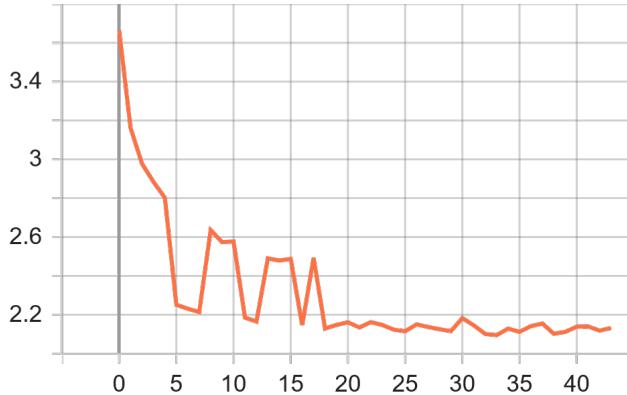


Slika 5.18: Slike iz validacionog skupa i predviđanja nad njima modelom  $\text{YOLO}_{\text{BVS}}$ , klasa *car* (gore), klasa *motorbike* (sredina), klasa *truck* (dole levo) i klasa *bus* (dole desno). Slike bez graničnih okvira nisu upešno klasifikovane modelom  $\text{YOLO}_{\text{BVS}}$ .

## *GLAVA 5. IMPLEMENTACIJA I REZULTATI*

---

karti u trajanju od jedanaest sati.



Slika 5.19: Funkcija greške  $\text{YOLO}_{\text{BVS}standard}$  modela

Iz rezultata matrice konfuzije (tabela 5.13) i metoda evaulacije modela (tabela 5.14) zaključuje se sledeće:

- klasu *car* model  $\text{YOLO}_{\text{BVS}standard}$  predviđa sa visokom ocenom preciznosti. Predviđeno je osamdeset dva od ukupno osamdeset devet instanci. Iz matrice konfuzije može da se vidi da je model  $\text{YOLO}_{\text{BVS}standard}$  za sedam instanci imao ocenu pouzdanosti manju od 0.5. Prosečna preciznost za klasu *car* iznosi  $1.0^2$ , dok srednja  $F_1$ -mera iznosi 0.92. Ovi rezultati ukazuju na veoma dobro predviđanje modela  $\text{YOLO}_{\text{BVS}standard}$  nad klasom *car*.
- klasa *motorbike* se predviđa bolje od klase *car*. Model  $\text{YOLO}_{\text{BVS}standard}$  predviđa devedeset pet od ukupno devedeset sedam instanci. Dve instance za ocenu verovatoće imaju vrednost manju od 0.5. Prosečna preciznost iznosi 0.99 i srednja  $F_1$ -mera iznosi 0.97.
- klasa *truck* se pogrešno predviđa kao klasa *car*.
- klasa *bus* se ne predviđa modelom  $\text{YOLO}_{\text{BVS}standard}$ .

Preciznost klase u odnosu na IoU prag je prikazana na slici 5.20. Model  $\text{YOLO}_{\text{BVS}standard}$  ima srednju prosečnu preciznost (mAP) koja iznosi 0.50 i srednju težinsku  $F_1$ -meru koja iznosi 0.93. Kod predviđanja modela  $\text{YOLO}_{\text{BVS}standard}$  možemo da zaključimo da dobro prepoznaće objekte klase *car* i *motorbike*. Srednja prosečna preciznost je manja u odnosu na model  $\text{YOLO}_{coco}$ , ali ta preciznost ne uzima u obzir broj instanci

<sup>2</sup>Za računanje prosečne preciznosti i srednje  $F_1$ -mere nije se koristila ocena pouzdanosti, već samo da li je objekat uspešno klasifikovan ili ne.

## GLAVA 5. IMPLEMENTACIJA I REZULTATI

---

Tabela 5.13: Matrica konfuzije modela YOLO<sub>BVSstandard</sub> za IoU prag 0.5 i prag pozdanosti za prepozнату класу 0.5

	car	motorbike	bus	truck	bez detekcije
car	82	0	0	1	0
motorbike	0	95	0	0	0
bus	0	0	0	0	0
truck	0	0	0	0	0
bez detekcije	7	2	1	0	0

Tabela 5.14: Rezultati modela YOLO<sub>BVSstandard</sub>

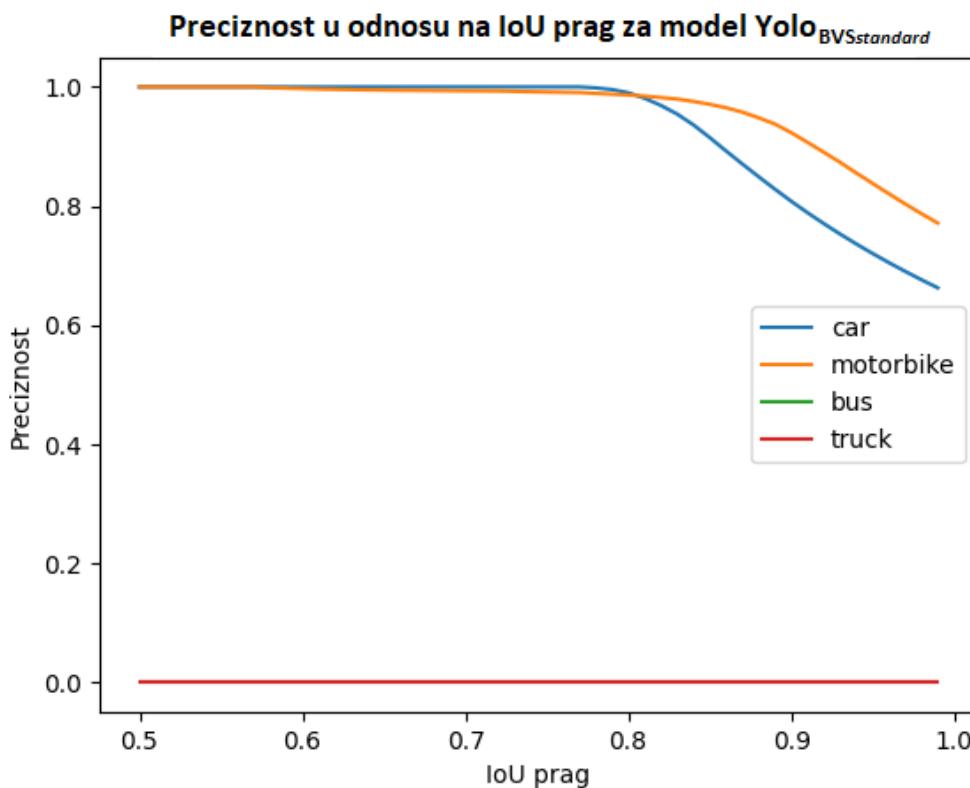
klasa	prosečna preciznost (jedn. 4.6)	srednja $F_1$ -mera (jedn. 4.4)
car	1.0	0.92
motorbike	0.99	0.97
bus	0.00	0.00
truck	0.00	0.00
Srednja prosečna preciznost (jedn. 4.7)	0.50	
Srednja težinska $F_1$ -mera (jedn. 4.5)		0.93

u validacionom skupu. Srednja težinska  $F_1$ -mera iznosi 0.93 što predstavlja izuzetno poboljšanje u odnosu na model YOLO<sub>coco</sub>. Gubitak se javlja u predviđanju klase *truck*. Primer rezultata detekcije je prikazan na slici 5.21. Može se zaključiti da model YOLO<sub>BVSstandard</sub> daje bolje rezultate od modela YOLO<sub>coco</sub>.

### Obuka modela pomoću tehnike transfernog učenja na skupu BVSstyle

Koristi se model YOLO koji je obučen na skupu podataka BVSstyle koji sadrži četiri klase i 6952 slike. Dalje u radu model YOLO obučen na skupu podataka BVSstyle se označava sa YOLO<sub>BVSstyle</sub>. Funkcija greške modela je prikazana na slici 5.22. Iz funkcije greške se vidi da je došlo do ranog zaustavljanja obuke modela nakon četrnaest epoha. Funkcija greške u odnosu na druge modele se ponaša dosta lošije. Tokom obuke, model je proizvodio sve veće greške. Model je obučen na NVIDIA Tesla P100-PCIE grafičkoj karti u trajanju od dva sata.

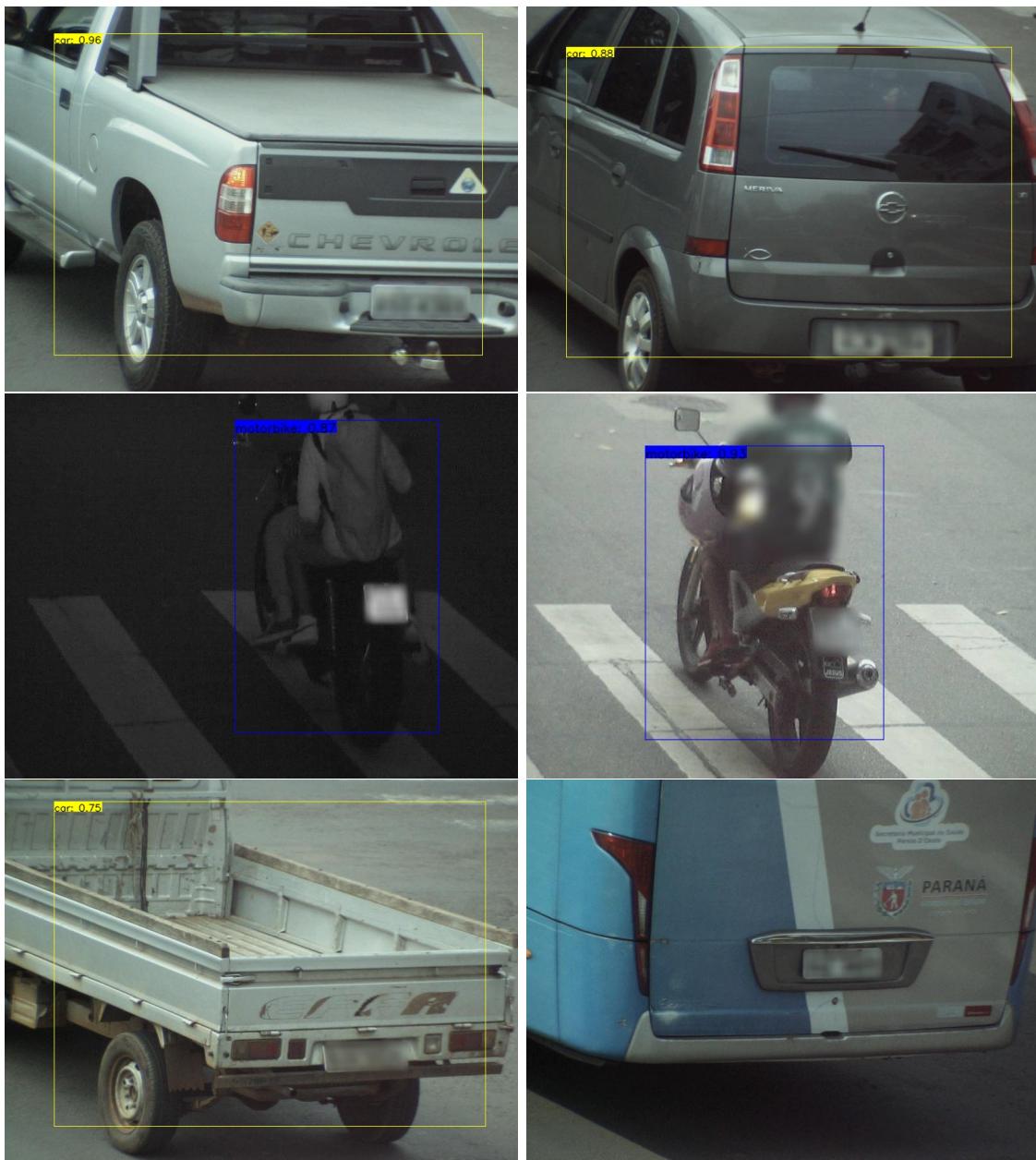
Iz rezultata matrice konfuzije (tabela 5.15) i metoda evalvacije modela (tabela 5.16) zaključuje se sledeće:



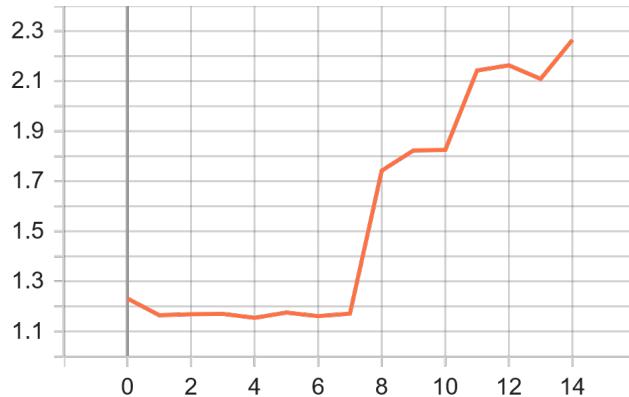
Slika 5.20: Preciznost u odnosu na IoU prag [0.5,1) modela YOLO<sub>BVS<sup>standard</sup></sub>. Za klase *bus* i *truck* preciznost u svim vrednostima IoU iznosi 0.

- klasu *car* model YOLO<sub>BVS<sup>style</sup></sub> predviđa za svaku instancu. Predviđeno je osamdeset devet od ukupno osamdeset devet instanci. Prosečna preciznost za klasu *car* iznosi 1,0, dok srednja  $F_1$ -mera iznosi 0.96. Ovi rezultati ukazuju na savršeno predviđanje modela YOLO<sub>BVS<sup>style</sup></sub> nad klasom *car*.
- klasa *motorbike* se predviđa lošije od klase *car*. Model YOLO<sub>BVS<sup>style</sup></sub> predviđa sedamdeset osam od ukupno devedeset sedam instanci. Devetnaest instanci za ocenu verovatoće imaju vrednost manju od 0.5. Prosečna preciznost iznosi 1.0 i srednja  $F_1$ -mera iznosi 0.87.
- klasa *truck* se pogrešno predviđa kao klasa *car*.
- klasa *bus* se ne predviđa modelom YOLO<sub>BVS<sup>style</sup></sub>.

Preciznost klasa u odnosu na IoU prag je prikazana na slici 5.23. Model YOLO<sub>BVS<sup>style</sup></sub> ima srednju prosečnu preciznost (mAP) koja iznosi 0.50 i srednju težinsku  $F_1$ -meru



Slika 5.21: Slike iz validacionog skupa i predviđanja nad njima modelom  $\text{YOLO}_{\text{BVS}standard}$ , klasa *car* (gore), klasa *motorbike* (sredina), klasa *truck* (dole levo) i klasa *bus* (dole desno). Slika bez graničnih okvira nije upešno klasifikovane modelom  $\text{YOLO}_{\text{BVS}standard}$ .



Slika 5.22: Funkcija greske  $\text{YOLO}_{\text{BVS}style}$  modela

Tabela 5.15: Matrica konfuzije modela  $\text{YOLO}_{\text{BVS}style}$  za IoU prag 0.5 i prag pouzdanosti za prepoznatu klasu 0.5

	car	motorbike	bus	truck	bez detekcije
car	89	0	0	1	0
motorbike	0	78	0	0	0
bus	0	0	0	0	0
truck	0	0	0	0	0
bez detekcije	0	19	1	0	0

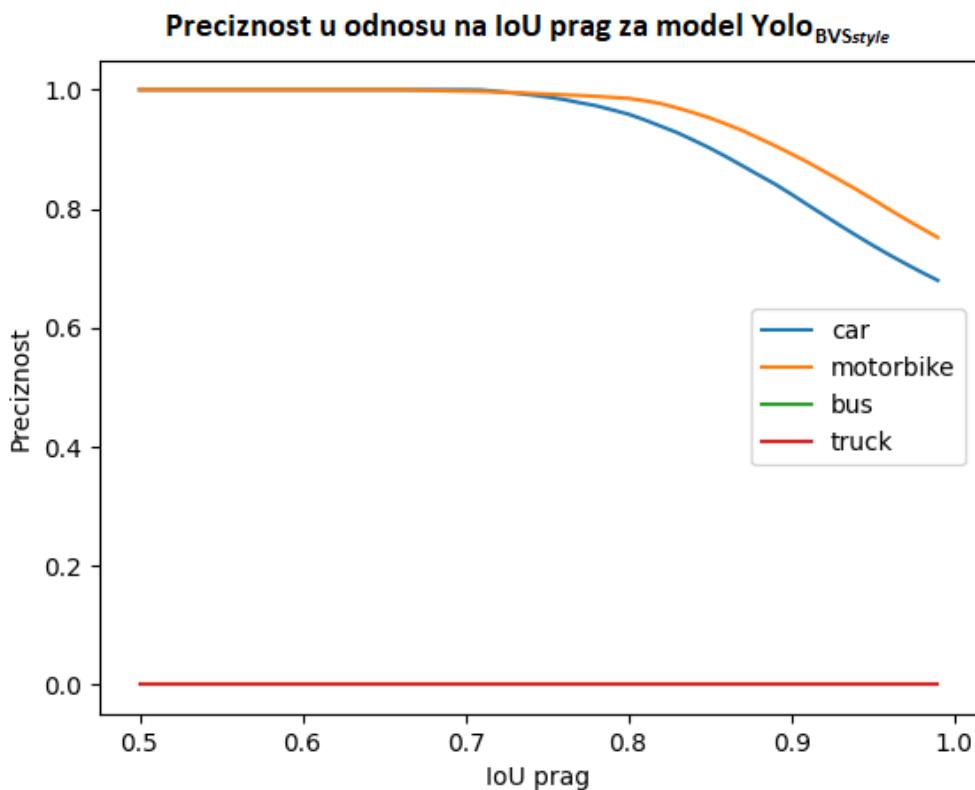
Tabela 5.16: Rezultati modela  $\text{YOLO}_{\text{BVS}style}$

klasa	prosečna preciznost (jedn. 4.6)	srednja $F_1$ -mera (jedn. 4.4)
car	1.00	0.96
motorbike	1.00	0.87
bus	0.00	0.00
truck	0.00	0.00
Srednja prosečna preciznost (jedn. 4.7)		0.50
Srednja težinska $F_1$ -mera (jedn. 4.5)		0.90

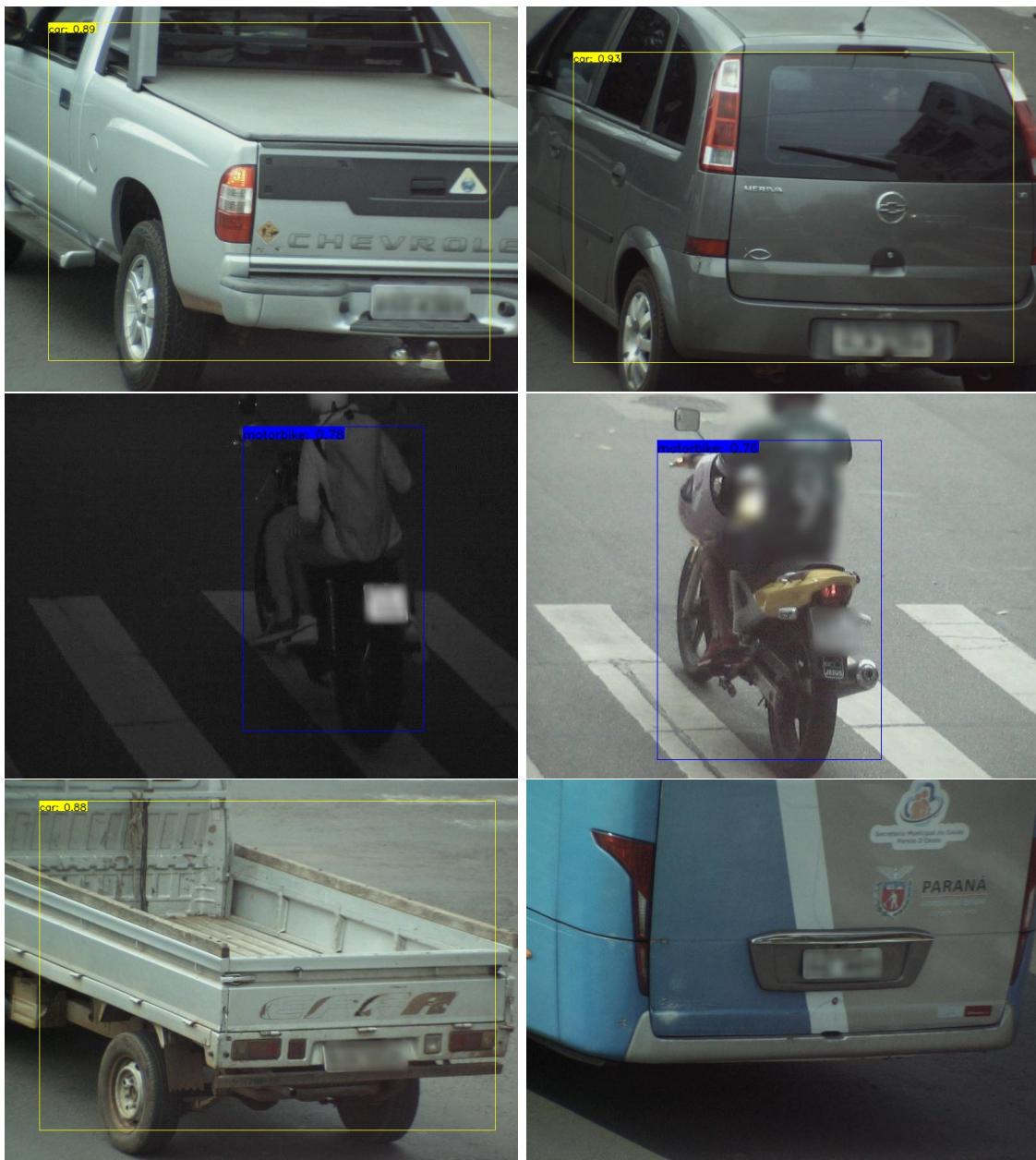
## *GLAVA 5. IMPLEMENTACIJA I REZULTATI*

---

koja iznosi 0.90. Kod predviđanja modela  $\text{YOLO}_{\text{BVS}style}$  možemo da zaključimo da dobro prepoznae objekte klase *car* i *motorbike*. Srednja prosečna preciznost je manja u odnosu na model  $\text{YOLO}_{coco}$ , ali ta preciznost ne uzima u obzir ukupan broj instanci u validacionom skupu. Srednja prosečna preciznost je ista kao i kod modela  $\text{YOLO}_{\text{BVS}standard}$ . Srednja težinska  $F_1$ -mera iznosi 0.90 što predstavlja izuzetno poboljšanje u odnosu na model  $\text{YOLO}_{coco}$ , ali pogoršanje u odnosu na model  $\text{YOLO}_{\text{BVS}standard}$ . Gubitak, kao i kod modela  $\text{YOLO}_{\text{BVS}standard}$ , javlja se u predviđanju klase *truck*. Primer rezultata detekcije je prikazan na slici 5.24. Može se zaključiti da model  $\text{YOLO}_{\text{BVS}style}$  daje bolje rezultate od modela  $\text{YOLO}_{coco}$ , ali malo lošije rezultate od modela  $\text{YOLO}_{\text{BVS}standard}$ .



Slika 5.23: Preciznost u odnosu na IoU prag [0.5,1) modela  $\text{YOLO}_{\text{BVS}style}$ , za klase *bus* i *truck* preciznost u svim vrednostima IoU iznosi 0



Slika 5.24: Slike iz validacionog skupa i predviđanja nad njima modelom  $\text{YOLO}_{\text{BVSstyle}}$ , klasa *car* (gore), klasa *motorbike* (sredina), klasa *truck* (dole levo) i klasa *bus* (dole desno). Slika bez graničnih okvira nije upešno klasifikovane modelom  $\text{YOLO}_{\text{BVSstyle}}$ .

# Glava 6

## Zaključak

U ovom radu je rešavan problem proširivanja skupa podataka koji se koriste za obučavanje modela za detekciju objekata. Skup podataka je proširivan slikama koje su dobijene standardnim augmentacijama (translacija, okretanje, menjanje boja i itd.) i sintetički generisanim slikama od strane generativnih suparničkih mreža. Ukupno je dodato oko pet hiljada slika u skup podataka. Tako prošireni skupovi podataka, BVSstandard i BVSstyle, su zasebno korišćeni za obučavanje modela za detekciju objekata YOLO, dok je model VGG16 obučen na originalnom skupu podataka BVS. Radi poboljšanja rezultata kod modela YOLO, korišćena je i metoda transfernog učenja. Težine modela koje su se koristile su bile naučene na skupu podataka COCO. Model YOLO je učio na skupovima podataka BVS, BVSstandard i BVSstyle.

Rezultati koji se dobijaju nakon obuke modela YOLO na skupovima podataka BVSstandard i BVSstyle su bolji od rezultata koji se dobijaju sa modelom VGG16. Model YOLO obučen na skupu podataka BVS daje slične rezultate kao i model VGG16. Kod modela YOLO koji su obučeni na skupovima podataka BVSstandard i BVSstyle, iz rezultata može da se zaključi da se preciznost popravila kod klase *car* i *motorbike*. Kod modela YOLO koji je treniran na skupovima podataka BVSstandard i BVSstyle, srednja prosečna preciznost je opala jer se klasa *truck* više ne prepoznaje, što može da bude uzrok deljenja karakteristika sa klasom *car*. Svi modeli YOLO daju najlošije rezultate prilikom predviđanja klase *bus*.

Bolji rezultati za detekcije objekta mogu da se dobiju povećanjem količine podataka koja je dostpuna modelima *StyleGAN2* i njihovom obukom duži vremenski period. Time se skup za obuku proširuje kvalitetnijim i raznovrsnijim slikama koje su generisane od strane modela *StyleGAN2*. Unapređenje takođe može da se postigne

## *GLAVA 6. ZAKLJUČAK*

---

korišćenjem unije skupova podataka BVSstandard i BVSstyle.

Na osnovu razvijanja novih tehnologija, može da bude moguće generisati sintetičke podatke potpuno novim metodama. Na primer, modeli *DALLE-2* [28] i *MidJourney* [7] su u stanju da generišu realistične slike na osnovu njihovih opisa u tekstualnom obliku. Ovakav pristup, međutim, zahteva nove podatke , tj. tekstualne opise slika.

# Bibliografija

- [1] Yali Amit, Pedro Felzenszwalb, and Ross Girshick. Object detection. *Computer Vision: A Reference Guide*, pages 1–9, 2020.
- [2] Dana H Ballard and Christopher M Brown. Computer vision. englewood cliffs. *J: Prentice Hall*, 1982.
- [3] Yoshua Bengio. Deep learning of representations for unsupervised and transfer learning. In *Proceedings of ICML workshop on unsupervised and transfer learning*, pages 17–36. JMLR Workshop and Conference Proceedings, 2012.
- [4] Yoshua Bengio, Yann LeCun, et al. Scaling learning algorithms towards ai. *Large-scale kernel machines*, 34(5):1–41, 2007.
- [5] Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang, and Hong-Yuan Mark Liao. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection. *arXiv preprint arXiv:2004.10934*, 2020.
- [6] Lorenzo Brigato and Luca Iocchi. A close look at deep learning with small data. In *2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pages 2490–2497. IEEE, 2021.
- [7] Jack Daniel, Max. midjourney creating images from text, 2022.
- [8] DC Dowson and BV666017 Landau. The fréchet distance between multivariate normal distributions. *Journal of multivariate analysis*, 12(3):450–455, 1982.
- [9] Jie Feng, Xueliang Feng, Jiantong Chen, Xianghai Cao, Xiangrong Zhang, Lic-heng Jiao, and Tao Yu. Generative adversarial networks based on collaborative learning and attention mechanism for hyperspectral image classification, 2020.
- [10] Rohith Gandhi. R-cnn, fast r-cnn, faster r-cnn, yolo - object detection algorithms, Jul 2018.

## BIBLIOGRAFIJA

---

- [11] Ross Girshick. Fast r-cnn. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pages 1440–1448, 2015.
- [12] Ross Girshick, Jeff Donahue, Trevor Darrell, and Jitendra Malik. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 580–587, 2014.
- [13] Ian Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. Generative adversarial nets. *Advances in neural information processing systems*, 27, 2014.
- [14] Ian Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. Generative adversarial networks. *Communications of the ACM*, 63(11):139–144, 2020.
- [15] Martin Heusel, Hubert Ramsauer, Thomas Unterthiner, Bernhard Nessler, and Sepp Hochreiter. Gans trained by a two time-scale update rule converge to a local nash equilibrium. *Advances in neural information processing systems*, 30, 2017.
- [16] Geoffrey M Hodgson. Microeconomics: Behavior, institutions, and evolution, samuel bowles, princeton university press and russell sage foundation, 2004, 584 pages. *Economics & Philosophy*, 22(1):166–171, 2006.
- [17] Thomas Huang. Computer vision: Evolution and promise. 1996.
- [18] Xun Huang and Serge Belongie. Arbitrary style transfer in real-time with adaptive instance normalization. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pages 1501–1510, 2017.
- [19] Kai Kang, Hongsheng Li, Junjie Yan, Xingyu Zeng, Bin Yang, Tong Xiao, Cong Zhang, Zhe Wang, Ruohui Wang, Xiaogang Wang, et al. T-cnn: Tubelets with convolutional neural networks for object detection from videos. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 28(10):2896–2907, 2017.
- [20] Tero Karras, Timo Aila, Samuli Laine, and Jaakko Lehtinen. Progressive growing of gans for improved quality, stability, and variation. *arXiv preprint arXiv:1710.10196*, 2017.

## BIBLIOGRAFIJA

---

- [21] Tero Karras, Samuli Laine, and Timo Aila. A style-based generator architecture for generative adversarial networks. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pages 4401–4410, 2019.
- [22] Tero Karras, Samuli Laine, Miika Aittala, Janne Hellsten, Jaakko Lehtinen, and Timo Aila. Analyzing and improving the image quality of stylegan. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pages 8110–8119, 2020.
- [23] Geert Litjens, Thijs Kooi, Babak Ehteshami Bejnordi, Arnaud Arindra Adiyoso Setio, Francesco Ciompi, Mohsen Ghafoorian, Jeroen Awm Van Der Laak, Bram Van Ginneken, and Clara I Sánchez. A survey on deep learning in medical image analysis. *Medical image analysis*, 42:60–88, 2017.
- [24] Andelka Zecević Mladen Nikolić. *Mašinsko učenje*. Beograd, 2019.
- [25] Andelka Zecević Mladen Nikolić. *Naučno izračunavanje*. Beograd, 2019.
- [26] Mae Mu. Orange fruit photo, 2019. [Online; accessed August 16, 2022].
- [27] Deepthi Narayan, Srikanta Murthy, and G Hemantha Kumar. Image segmentation based on graph theoretical approach to improve the quality of image segmentation. *International Journal of Computer and Information Engineering*, 2(6):1803–1806, 2008.
- [28] Mr D Murahari Reddy, Mr Sk Masthan Basha, Mr M Chinnaiahgari Hari, and Mr N Penchalaiah. Dall-e: Creating images from text. *UGC Care Group I Journal*, 8(14):71–75, 2021.
- [29] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, and Ali Farhadi. You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 779–788, 2016.
- [30] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, and Jian Sun. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks. *Advances in neural information processing systems*, 28, 2015.
- [31] Connor Shorten and Taghi M Khoshgoftaar. A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of big data*, 6(1):1–48, 2019.

## *BIBLIOGRAFIJA*

---

- [32] Karen Simonyan and Andrew Zisserman. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556*, 2014.
- [33] Jasper RR Uijlings, Koen EA Van De Sande, Theo Gevers, and Arnold WM Smeulders. Selective search for object recognition. *International journal of computer vision*, 104(2):154–171, 2013.
- [34] Shengyu Zhao, Zhijian Liu, Ji Lin, Jun-Yan Zhu, and Song Han. Data-efficient gans with diffaugment. Technical report, 2020.
- [35] Shengyu Zhao, Zhijian Liu, Ji Lin, Jun-Yan Zhu, and Song Han. Differentiable augmentation for data-efficient gan training. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33:7559–7570, 2020.
- [36] Fuzhen Zhuang, Zhiyuan Qi, Keyu Duan, Dongbo Xi, Yongchun Zhu, Hengshu Zhu, Hui Xiong, and Qing He. A comprehensive survey on transfer learning. *Proceedings of the IEEE*, 109(1):43–76, 2020.
- [37] Zhengxia Zou, Zhenwei Shi, Yuhong Guo, and Jieping Ye. Object detection in 20 years: A survey. *arXiv preprint arXiv:1905.05055*, 2019.

# Biografija autora

**Nikola Grulović** (*Beograd, Srbija, 14. jul 1993.*) je diplomirani Informatičar Univerziteta u Beogradu. Završio je „Petu Beogradsku Gimnaziju”, prirodni smer 2012. godine u Beogradu. Matematički fakultet u Beogradu je upisao 2013. godine, smer Informatika i diplomirao je u septembru 2018. godine. Po završetku akademskih studija upisao je master studije, i u toku akademske 2019-2020 položio sve ispite predviđene planom i programom master studija. U periodu od novembra 2020. godine do aprila 2022. godine je radio kao stažista u kompaniji *AM Energia*, Sorokaba, Brazil. Tokom svoj prakse je radio na poboljšanju postojećih sistema i nadogradnjom sistema novim tehnologijama.