

SVEUČILIŠTE U ZAGREBU  
FAKULTET ELEKTROTEHNIKE I RAČUNARSTVA

Jelena Novosel

**Sustav računalnog vida za automatsko  
prepoznavanje vozila u svrhu nadzora prometa**

Zagreb, 2011

Ovaj rad izrađen je u Zavodu za elektroničke sustave i obradbu informacija pod vodstvom Prof. dr. sc. Svena Lončarića i predan je na natječaj za dodjelu Rektorove nagrade u akademskoj godini 2010./2011.

## Popis slika

Slika 1 (A-C): Slika prometnice, pozadine i apsolutne razlike .....	5
Slika 2: Slika prometnice, estimirane pozadine i apsolutne razlike.....	5
Slika 3: Dijagram detekcije vozila .....	6
Slika 4 (A-B): Slika u boji i siva slika .....	6
Slika 5: Detekcija rubova .....	8
Slika 6: Primjer dilatacije strukturnim elementom 3x3.....	9
Slika 7: Krajnji rezultat .....	9
Slika 8: Regije od interesa .....	10
Slika 9 (A-D): Slika u rgb, slika u normaliziranom rgb-u, Binarizacija Rgb slike, Binarizacija normalizirane rgb slike.....	11
Slika 10: Izdvajanje vozila .....	13
Slika 11: Vertikalni rubovi slike i vertikalna projekcija.....	14
Slika 12 (A-B): Originalna i „zaglađena“ vertikalna projekcija.....	15
Slika 13: Vertikalna projekcija.....	15
Slika 14 (A-B): Originalna i konvoluirana horizontalna projekcija .....	16
Slika 15: Mogući kandidati za registarsku tablicu .....	17
Slika 16: Obrada registarskih tablica .....	18
Slika 17: Preslikavanje točki u Houghov prostor .....	19
Slika 18: Ispravljanje zakrivljenja tablica.....	20
Slika 19: Registarska oznaka i horizontalna projekcija.....	21
Slika 20: Registarska oznaka s izvojenim znakovima .....	22
Slika 21: Vozilo s kontrolnim točkama .....	23
Slika 22: Korištene logo oznake .....	26
Slika 23: Progresivno skeniranje i skeniranje s ispreplitanjem .....	27
Slika 24: Problem spojenih vozila .....	30
Slika 25: Problem krovnih nosača.....	31
Slika 26: Ispravna detekcija .....	31
Slika 27: Djelomična detekcija .....	32
Slika 28: Lažna detekcija s točnom tablicom .....	32
Slika 29: Lažna detekcija bez točne tablice .....	33

## Popis tabela

Tabela 1: Maske gradijentnih operatora.....	7
Tabela 2: Prosječni iznos karakteristika.....	24
Tabela 3: Detekcija Vozila .....	29
Tabela 4: Klasifikacija Tipa Vozila .....	30
Tabela 5: Lokalizacija Registarske oznake .....	33
Tabela 6: Optičko prepoznavanje znakova .....	33
Tabela 7: Optičko prrepoznavanje znakova – točnost.....	34
Tabela 8: Najčešće greške .....	34
Tabela 9: Klasifikacija marke automobila.....	35

## **Popis i pojašnjenje kratica**

RGB – Red Green Blue

OPEN CV – Open Computer Vision

OCR – Optical component recognition

HDV – High density video

FPS – Frame per second

ASCII – American Standard Code for Information Interchange

ANPR – Automatic license plate recognition

# Sadržaj

1. Uvod.....	1
2. Opći i specifični ciljevi rada.....	3
3. Detekcija motornih vozila.....	4
3.1. Odabir interesnog područja.....	4
3.2. Tehnike detekcije vozila.....	6
3.3. Uklanjanje sjene.....	10
4. Prepoznavanje registarskih oznaka na vozilu.....	12
4.1. Ograničenja.....	12
4.1.1. Predobrada.....	12
4.2. Lokalizacija registarske tablice.....	13
4.2.1. Vertikalna i horizontalna projekcija.....	13
4.2.2. Statističke metode analize.....	14
4.2.3. Obrada pronađenih kandidata.....	17
4.2.4. Ispitivanje kandidata za tablicu.....	18
4.3. Ispravljavanje zakrivljene tablice.....	19
4.3.1. Houghova analiza.....	19
4.4. Segmentacija slova iz tablice.....	20
4.5. Optičko prepoznavanje znakova.....	22
5. Klasifikacija vrste vozila.....	23
6. Klasifikacija marke automobila.....	25
7. Proces snimanja.....	27
8. Rezultati i rasprava.....	29
8.1. Detekcija vozila.....	29
8.2. Klasifikacija tipa vozila.....	30
8.3. Detekcija registarskih tablica.....	31
8.3.1. Ispravna detekcija.....	31
8.3.2. Djelomična detekcija.....	31
8.3.3. Lažna detekcija s točnom tablicom.....	32
8.3.4. Lažna detekcija bez tablice.....	32
8.4. Optičko prepoznavanje znakova.....	33
8.5. Klasifikacija marke automobila.....	34
9. Zaključak.....	36
10. Literatura.....	37
Naslov, sažetak i ključne riječi.....	38
Title, summary and keywords.....	39

# 1. Uvod

U današnje vrijeme, tehnologija ulazi u gotovo sve aspekte ljudskog života. Procesi koji zahtijevaju nadzor čovjeka pokušavaju se u potpunosti prebaciti na računala. Jedan od takvih procesa je analiza i nadzor prometa. S konstantnim povećanjem broja vozila na prometnicama, ljudski nadzor postaje neefikasan. Počevši od detekcije vozila na prometnici, automatskog plaćanja cestarina na autoputu, efikasne provedbe zakona o prometnim pravilima pa sve do satelitskog praćenja vozila, sve spomenuto spada u kategoriju analize i nadzora prometa. Postoji širok spektar komercijalnih sustava koji obrađuje spomenute tematike s visokim postotkom uspješnosti i velikom brzinom rada. U sklopu ovog rada razmatrani su problemi detekcija i određivanjem tip vozila na prometnici, te prepoznavanje i čitanje registarskih oznaka sa slike. Cilj razrade i razvoja svakog od problema, razmatranih u ovom radu, je stvaranje automatiziranog sustava koji omogućuje detekciju automobila i dobivanje informacija o tipu vozila i registraciji. Razvojem takvog sustava moguća je daljnja implementacija i korištenje u razne svrhe, posebice za provođenje zakona o prometnim pravilima. Tematika svakog od spomenutih problema izuzetno je složena i kompleksna. Poteškoće u razvoju ovakvih sustava predstavljaju različiti vremenski uvjeti i osvjetljenje, raznolikost prometnih vozila i registarskih tablica, slaba kvaliteta snimljenih slika i slično. Problemi su riješeni metodama računalnog vida. Računalni vid je disciplina, koja obradom i analizom slike omogućuje dobivanje korisnih informacija, u ovom slučaju podataka o vozilu na prometnici. Kroz rad prikazani su jednostavni pristupi rješavanja spomenute problematike, te razvijeni algoritmi s visokim postotkom točnosti.

Detekcija vozila na prometnici predstavlja početni korak u svim sustavima za nadzor i kontrolu prometa. Osnovna ideja detekcije mogla bi se opisati manualnim brojanjem vozila na prometnici. Osoba stoji pokraj prometnice i korištenjem brojača, ovisno o prolasku vozila, pritišće gumb i povećava brojač za 1. Takav pristup je neefikasan, te je razvijen niz uređaja za detekciju vozila. Kroz ovaj rad pokazat će računalni pristup rješavanju problematike, koji se sastoji od odabira interesnog područja, tehnike detekcije vozila, te uklanjanja sjene. Svaki od procesa je prikazan i detaljno objašnjen. Već i razvojem ovakvog sustava, moguće je korištenje u svrhu dobivanja informacija o broju vozila na prometnici, vremenu stvaranja pojačanog prometa, te prometnih čepova. Uz dodatak metode klasifikacije tipa vozila, dan je uvid u broj osobnih i motornih vozila koja prolaze prometnicom.

Automatsko prepoznavanje registarske oznake postaje aplikacija od sve većeg značaja unutar nadzora prometa i velik broj istraživanja uložen je u to područje, koje kao rezultat daje niz komercijalnih sustava. Poznavanjem registarske oznake, automatski se dobivaju informacije o vlasniku vozila, te je značaj procesa jasan sam po sebi. Proces

prepoznavanja registarske oznake sastoji se od nekoliko faza: lokalizacija tablice, separacija znakova, te prepoznavanje znakova. Problematika prepoznavanja znakova riješena je optičkim prepoznavanje. Optičko prepoznavanje znakova je postupak pretvaranja tiskanog materijala u oblik koje računalo prepoznaje i može mijenjati. Laički, optičko prepoznavanje znakova omogućuje računalu da čita tekst sa slike. Kao što je već spomenuto, ovaj proces povezuje vozila na prometnici s vlasnikom, te je time razvoj sustava za provođenje prometnih propisa moguć.

Pristup rješavanju problematike klasifikacije tipa vozila je intuitivan i jednostavan. Kategorije klasifikacije vozila u sklopu ovog rada su: automobil, kombi, autobus i kamion. Ljudi razlikuju te kategorije na temelju veličine vozile, te je ta činjenica iskorišten i kod računalnog rješavanja problema. Ovaj korak dodan je u sustav radi mogućnosti raspoznavanja tipa vozila prilikom detekcije.

Pristup klasifikaciji marke automobila, također, se temelji na ljudskom principu raspoznavanju. Odnosno, klasifikacija koristi logo oznaka za raspoznavanje. Klasifikacijom je moguće raspoznati osam marki automobila: Audi, Peugeot, Renault, Mercedes, Volkswagen, Hyundai, Mazda i Opel.

U sklopu ovom rada, detaljno će biti opisani svi spomenuti problemi detekcije i klasifikacije, te objašnjena razvijena programska podrška. Implementirani algoritmi testirani su na različitim lokacijama i pod različitim osvjetljenjima, ne bi li se što bolje procijenila stvarna primjenjivost. Prikazat će se točnost algoritama i objasniti mane.



## **2. Opći i specifični ciljevi rada**

Cilj ovog rada je razviti sustav računalnog vida za nadzor prometa, koji uključuje automatsku detekciju vozila na prometnicama, prepoznavanje i čitanje registracijskih oznaka iz detektiranih vozila, te određivanje tipa vozila na prometnici.

### **3. Detekcija motornih vozila**

Prvi problem s kojim se susreće ovaj rad je detekcija vozila na prometnici. Osnovna ideja detekcije prikazana je u uvodu. Takva vrsta detekcije je neefikasna, uključuje probleme ljudske pogreške, osjetljivost na vremenske uvjete i dugotrajnost procesa. Stoga je razvijen niz uređaja za detekciju vozila na prometnici, koji se mogu se podijeliti u dvije kategorije: nametljive i nenametljive [1]. Prvu kategorije čine induktivni senzori, magnetometri, piezoelektrični kablovi i drugi. To su uređaji, izravno ugrađeni na površinu pločnika. Njihova prednost je izuzetno visoka točnost, ali problemi nastaju kada dođe do kvara ili ih je potrebno zamijeniti. Kako bi se popravili ili zamijenili potrebno je napraviti zastoj prometa na prometnici, što je često nepraktično. Drugu kategoriji čine uređaji koji rješavaju probleme održavanja prethodnih. Ovo su uređaji koji daju približno jednaku točnost uz jednostavnije održavanje. Ovoj kategoriji pripadaju radari, infracrveni i ultrazvučni senzori, te procesiranje slika iz video snimke.

Ovaj rad rješava detekciju vozila procesiranjem slika iz video zapisa, dobivenih korištenjem stacionarne kamere. Istraživanja vezana uz to područje započela su kasnih 1970-tih, a prvi razvijen sustav bio je AutoScope, koji je i danas u komercijalnoj prodaji. Računalnim pristupom detekciji, osim brojanja prolaska vozila određenom prometnicom, mogu se dobiti informacije o tipu vozila, brzini, te registarskim oznaka, što detekciju vozila čini zanimljivim problemom.

Problem detekcije sastoji se od odabira interesnog područja, tehnike detekcije vozila, te uklanjanja sjene.

#### **3.1. Odabir interesnog područja**

Detekcija vozila mora biti neovisna o osvjetljenju, vremenskim uvjetima, smetnjama kao potresanje kamere, promjena u sceni (pješak šeće pločnikom) i slično. Prvi korak detekcije je odvajanje vozila od pozadine (prometnica i okolni objekti), odnosno odabir interesnog područja.

Najjednostavniji način je uzeti sliku bez prometnih vozila (pozadina) i oduzimati tu pozadinu od svake slike koja je dobiva iz video zapisa, te provesti proces binarizacije s nekim pragom unaprijed određenim pragom. Ovakvo rješenje nije najbolja metoda jer ne uzima u obzir promjene koje se mogu dogoditi u različitim vremenskim uvjetima, kao i različitom dobu dana. Također, ovisna je o pragu i s različitim pragovima rezultati su drugačiji.



(A) (B) (C)  
SLIKA 1 (A-C): SLIKA PROMETNICE, POZADINE I APSOLUTNE RAZLIKE

Sljedeća metoda, korištena u ovom radu, uključuje problematiku različitih vremenskih utjecaja i osvjetljenja, a naziva se metoda osvježavanja pozadine [2]. Metoda omogućuje da se pozadina mijenja sukladno s različitim vremenskim uvjetima, osvjetljenjem i eventualnim promjenama scene. Jedna je od najbržih i najčešće korištenih metoda za dobivanje modela pozadine scene. U sklopu ove metode, estimacije pozadine izvodi se aritmetičkim usrednjavanjem prema sljedećom formuli:

$$BG_t = \alpha BG_{t-1} + (1 - \alpha)I_t, \quad (1)$$

gdje  $BG$  predstavlja pozadinu,  $I$  trenutnu sliku, a  $\alpha$  je prilagodna stopa. Za prvu sliku, estimacija pozadine se ne odvija, već se pretpostavlja da je prva slika, ujedno i pozadina:

$$BG_1 = I_1. \quad (2)$$

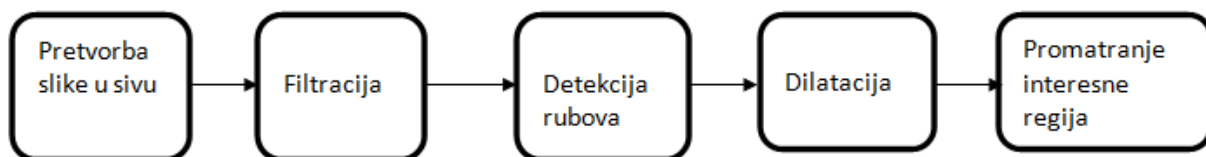
Kao što je vidljivo iz formule 1., estimacija pozadine obavlja se za svaku sliku. Time se omogućuje da promjene osvjetljenja ne utječu na detekciju interesnog objekta. Prilagodna stopa,  $\alpha$ , može se nalaziti unutar vrijednosti (0,1), a najčešće je se kreće između 0.5 i 1. Interesno područje, odnosno objekt koji se kreće, određuje se kao razlika trenutne slike i estimirane pozadine. Metoda je osjetljiva na iznenadne i brze promjene, ali usprkos tome koristi se u većini sustava koji rade u stvarnom vremenu. Zbog niske složenost računanja i malih zahtjeva na memoriju, nije potrebna složena hardverska podrška i time nalazi široku primjenu.



(A) (B) (C)  
SLIKA 2: SLIKA PROMETNICE, ESTIMIRANE POZADINE I APSOLUTNE RAZLIKE

### 3.2. Tehnike detekcije vozila

Tehnike detekcije vozila uključuju izdvajanje vozila iz slike 2c. Koraci primijenjeni za izdvajanje vozila dani su slikom 3.



SLIKA 3: DIJAGRAM DETEKCIJE VOZILA

Početni korak u procesu detekcije je pretvaranje sliku u boji u sivu sliku. Slika u boji određena je s tri kanala (crvena, zelena i plava boja), od kojih svaki ima 8 bitova, odnosno 256 vrijednosti na raspolaganju. Raspon vrijednosti je 0-255, gdje 0 znači potpuno odsustvo određene boje, a 255 upravo suprotno. Sive slike imaju za reprezentaciju samo jedan kanal s 8 bitova. Prelazak iz RGB modela boja u model sive obavlja se za svaki piksel korištenjem formule 3 [6].

$$G(x, y) = 0.299 * Crvena(x, y) + 0.587 * Zelena(x, y) + 0.114 * Plava(x, y). \quad (3)$$



SLIKA 4 (A-B): SLIKA U BOJI I SIVA SLIKA

Dobivenu sivu sliku potrebno je „zagladiti“ i ukloniti joj šum što omogućuje filtriranje medijan filtrom. Ono predstavlja nelinearnu digitalnu tehniku filtriranja [6]. Široku uporabu nalazi zbog mogućnosti uklanjanja šuma uz očuvanje rubova u slici. Kao što samo ime filtra kaže, radi na principu medijana, te mijenja vrijednost piksela s medijan vrijednošću sivih tonova susjednih piksela. Točnije, uzima susjedne piksele, poreda ih po veličini i uzima medijan (vrijednost koja se nalazi na sredini skupa). Veličina samog filtra ovisi o broju

susjednih piksela koji se gledaju (tri, pet, sedam). Procesom filtracije, granice objekata na slici su blaže, te je rezultat procesa detekcije rubova i dilatacije bolji.

Detekcija rubova je jedan od osnovnih alata u području detekcije i ekstrakcije značajki na slici. Rubovi određuju granice objekta, te su u procesima segmentacije, registracije i identifikacije vrlo važni. To je pristup koji omogućuje detekciju diskontinuiteta u slikama sive boje, odnosno nagle promjene svjetline. Općenito, za identifikaciju naglih promjena funkcije koriste se gradijenti:

$$\nabla f = \left( \frac{\partial f}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n} \right). \quad (4)$$

U obradi slika, gradijenti će imati dvije parcijalne derivacije  $\left( \frac{\partial f}{\partial x_1}, \frac{\partial f}{\partial x_2} \right)$ . S obzirom na detekciju smjera ruba, detektori se dijele na gradijentne (u dva ortogonalna smjera) i kompas (u više smjerova). Spomenute parcijalne derivacije mogu se implementirati za cijele slike korištenjem maski. Tako primjerice, za gradijentne operatore razlikujemo nekoliko maski, od kojih su neke prikazane u tabeli 1.

TABELA 1: MASKE GRADIJENTNIH OPERATORA

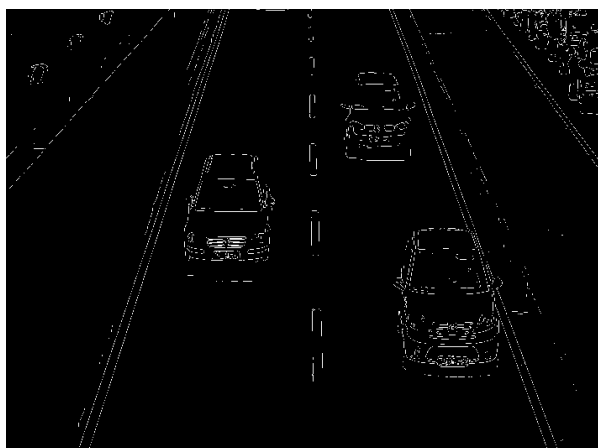
	Horizontalna maska	Vertikalna maska
Roberts	$\begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$
Prewitt	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$
Sobel	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$
Frei Chen	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -\sqrt{2} & 0 & \sqrt{2} \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & -\sqrt{2} & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & \sqrt{2} & 1 \end{bmatrix}$
Laplace	$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$

Svaki filter, odnosno maska, je specifičan prema svojim svojstvima i koristi se za drugačije primjene. Laplaceov filter posebno je zanimljiv zbog svoja tri oblika. Koristi se za pronalazak rubova kod blažih prijelaza svjetline. Spomenute maske imaju problem s detekcijom rubova uz prisutnost velikog šuma. Rješenje je u povećavanju dimenzionalnosti maske, čime se postiže efekt usrednjavanja, koji smanjuje utjecaj šuma.

U sklopu ovog rada, za detekciju granica vozila korišten je Sobelov filter. Kako bi se izdvojili rubovi, korištena je konvolucija maske Sobelovog gradijentnog operatora sa sivom slikom. Diskretna konvolucije između dvije funkcije  $(f(x,y), h(x,y))$  definirana je izrazom:

$$f(x,y) * h(x,y) = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m,n)h(x-m,y-n). \quad (5)$$

Riječima, konvolucija je proces, u kojem zrcaljena maska prelazi preko svakog piksela slike i računa vrijednost izlaza množenjem susjednih piksela s elementima maske.



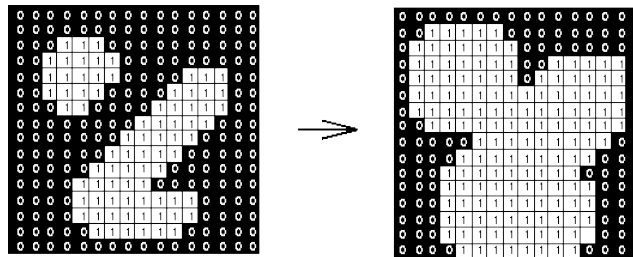
SLIKA 5: DETEKCIJA RUBOVA

Detektirani rubovi nedovoljni su za izdvajanje vozila iz slike. Potrebno je rubove pojačati i ispuniti objekt, u ovom slučaju vozilo. Operacija koja obavlja navedeno je dilatacija. U području matematičke morfologije, dilatacija i erozija su dva temeljna operatora [6]. Osnovnu primjenu imaju na binarnim slikama, iako postoje verzije gdje rade i na slikama sive boje. Doprinos dilatacije u procesiranju slika je pojačanje rubova (granica objekta) ili povećanje nekog objekta, popunjavanje rupa, te povezivanje područja čiji razmak je manji od veličine strukturnog elementa.

Matematička definicija procesa dilatacije je sljedeća:

$$A \oplus B = \{z \in E | (B)_z \cap A \neq \emptyset\}, \quad (6)$$

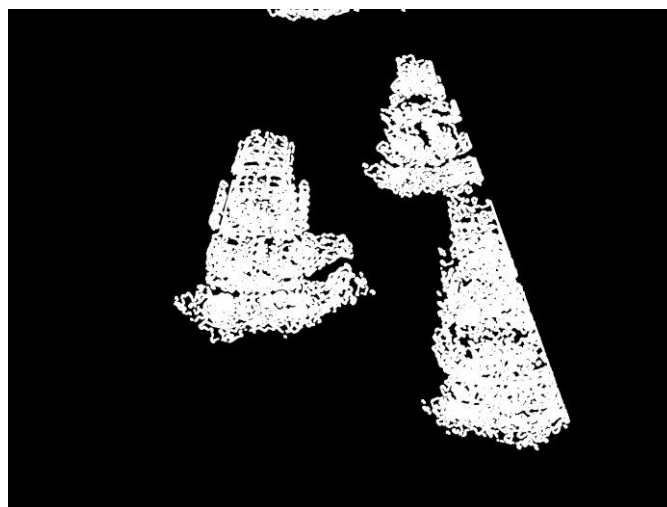
gdje  $E$  predstavlja euklidski prostor,  $A$  binarnu sliku u  $E$ ,  $B$  strukturni element, te  $B_z$  translirani strukturni element s ishodištem u  $z$ . Drugim riječima, dilatacije slike  $A$  strukturnim elementom  $B$  je skup svih točaka  $z$ , za kojeg presjek transliriranog strukturnog elementa i skupa  $A$  nije prazan skup.



SLIKA 6: PRIMJER DILATACIJE STRUKTURNIM ELEMENTOM 3X3

Strukturni element je binarna slika koja reprezentira određeni oblik. Oblici se mogu kretati od linija, krugova, pravokutnika, trokuta i slično.

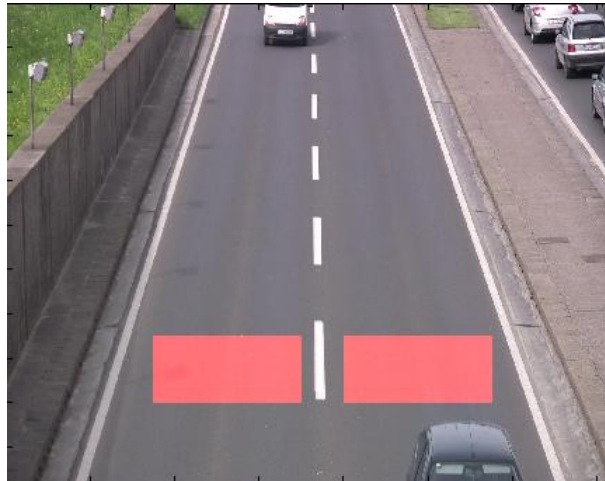
Na slici dobivenoj procesom dilatacije, vrši se množenje s maskom. Maska se generira zasebno za svaku primjenu i odvaja prometnicu od okoline, te se kao rezultat dobiva slika 7.



SLIKA 7: KRAJNJI REZULTAT

Na slici 7., jasno se vide binarna područja triju vozila. Na temelju tih slika, vrši se daljnja obrada koja kao rezultat daje informaciju je li vozilo prošlo prometnicom ili ne. Željena informacije dobiva se promatranjem područja od interesa. Na slici 8., crvenom bojom označene su regije od interesa na lijevoj i desnoj traci prometnice. Na tom području računa se srednja vrijednost piksela slike, koja je obrađena prethodno opisanim operacijama. Ukoliko je srednja vrijednost veća od zadanog praga, vozilo se nalazi unutar promatrane regije, te zaključujemo da je vozilo prošlo prometnom. Vozilo kroz nekoliko slika video zapisa

prolazi kroz promatranu regiju i srednja vrijednost tokom tih prolazaka je veća od praga. Da se spriječi pogrešno detektiranje, odnosno brojenje istog vozila nekoliko puta koriste se zastavice. Kada vrijednost unutar regije postane veća od praga, postavi se zastavica i ukoliko su prethodne četiri zastavice bile 0, vozilo se detektira. U suprotnom, pretpostavlja se da prometnicom prolazi isto vozilo.



SLIKA 8: REGIJE OD INTERESA

Određivanje tipa vozila koje je prošlo prometnicom, spomenut će se nešto kasnije.

### 3.3. ***Uklanjanje sjene***

Iako u ovom radu uklanjanje sjene nije korišteno jer su dobiveni dovoljno dobri rezultati i uz prisustvo sjene, metoda je razvijena. Metoda se sastoji od pretvorbe RGB sustava boje u sustav normaliziranog RGB-a. Normalizirani RGB sustav boja omogućuje uklanjanje izobličenja uzrokovana svjetlošću kao i eliminaciju sjena. Prijelaz iz RGB u normalizirani RGB definiran je na sljedeći način:

$$\begin{aligned}
 crvena(x,y) &= \frac{crvena(x,y)}{\sqrt{(crvena(x,y))^2 + zelena(x,y)^2 + plava(x,y)^2}} \\
 zelena(x,y) &= \frac{zelena(x,y)}{\sqrt{(crvena(x,y))^2 + zelena(x,y)^2 + plava(x,y)^2}} \\
 plava(x,y) &= \frac{plava(x,y)}{\sqrt{(crvena(x,y))^2 + zelena(x,y)^2 + plava(x,y)^2}}
 \end{aligned} \tag{7}$$





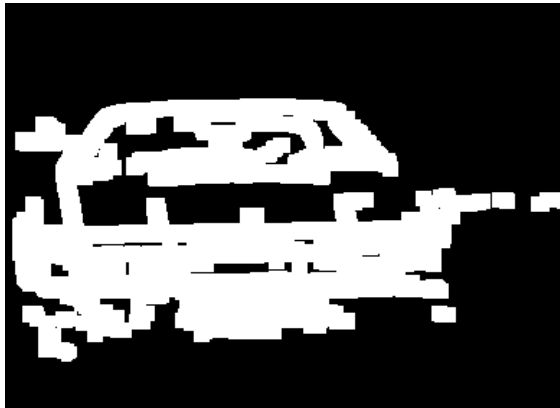
(A)



(B)



(C)



(D)

SLIKA 9 (A-D): SLIKA U RGB, SLIKA U NORMALIZIRANOM RGB-U, BINARIZACIJA RGB SLIKE, BINARIZACIJA NORMALIZIRANE RGB SLIKE

## 4. Prepoznavanje registarskih oznaka na vozilu

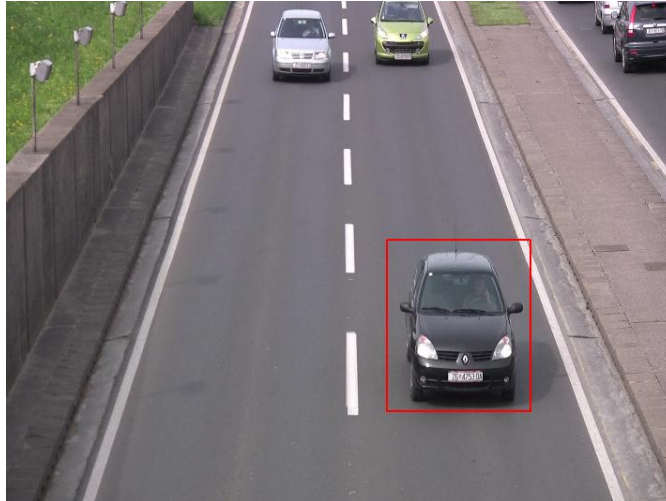
Prepoznavanje registarskih tablica je, kao i detekcija vozila na prometnica, aktivnost koja sve više nalazi primjenu u današnjem svijetu. Postoji čitav niz ANPR aplikacije koje se komercijalno prodaju: CitySync (Velika Britanija), Safe-T-Cam (Australija), Tutor (Italija) i mnoge druge. Prednost ovakvih aplikacije prije svega je njihova jednostavnost. Naime, nakon što je algoritam za detekciju tablice i prepoznavanje znakova razvijen, potrebna je ugradnja algoritam s kamerom u kućište i povezivanje sa centralnom jedinicom [4]. Primjena je raznolika. U nekim zemljama, Španjolska/Grčka, karte za ulazak na parkirališta sadrže registracijsku oznaku. Time se povezuje broj karte i broj registarske tablice i poboljšava upravljanje parkiralište. Slična primjena je i kod dozvole pristupa određenim objektima, gdje se rampa otvara ukoliko je registarska oznaka unutar baze. Sustavi za automatsko prepoznavanje registarskih oznaka, jednu od većih primjena svakako nalaze u problemima provođenja prometnih pravila [5]: nadzora prosječne brzine vozila, vožnje kroz zaustavnu traku, nadzora plaćanja cestarina i mnoge druge. Sustavi za automatsko prepoznavanje registarskih oznaka sastoje se od tri glavna procesa: lokalizacija registarske tablice, separacija znakova, te prepoznavanje znakova.

### 4.1. Ograničenja

Izrada sustave napravljena je s nekim pretpostavkama koja predstavljaju ograničenja. Ukoliko ograničenja nisu zadovoljena, uspješnost detekcije registarskih tablica je smanjena. Izrađena aplikacija radi na vozilima slikanim s prednje strane, te pretpostavlja da se tablica nalazi na sredini slike. Također tablica mora bit vidljiva ljudskim okom, odnosno ne smiju se nalaziti predmeti koji ju prekrivaju.

#### 4.1.1. Predobrada

Detekcijom vozila dobivene su slike vozila koja su prošla prometnicom. Prije početka detekcije i izdvajanja registarskih tablica iz slike potrebno je napraviti predobradu. Predobrada slike izdvaja jedno vozila iz slike prometnice, na kojem će se vršiti daljnja obrada. Izdvajanje vozila raditi se pomoću binarnih slika dobivenih iz procesa detekcije vozila (slika 7). U ovaj proces uključeno je i prebacivanje slike iz RGB sustava boja u sive boje.



SLIKA 10: IZDVAJANJE VOZILA

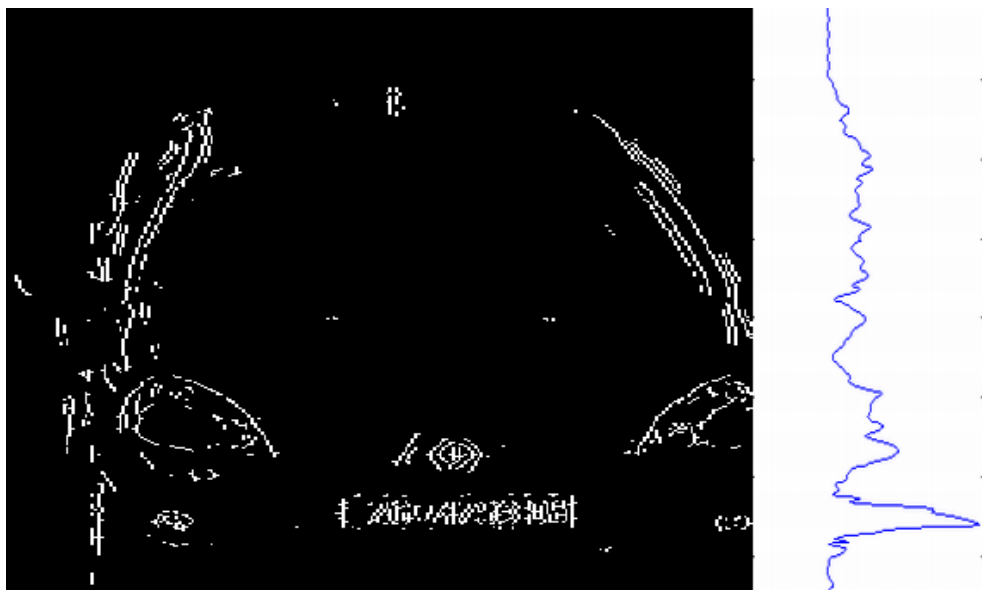
## 4.2. *Lokalizacija registarske tablice*

Osnovna ideja koja leži iza lokalizacije registarske tablice je činjenica da u sklopu tablice postoje izraženi prijelazi, koji su posljedica bijele pločice i tamnih slova. Smatra se da je dovoljno na temelju statističkih analiza rubova slike odlučiti koji prostor na vozilu pripada registarskoj tablici. Proces lokalizacije registarske tablice započinje detekcijom rubova slike. U poglavlju 3., već je bilo riječi o tome. U ovoj fazi rada, računa se konvolucija s vertikalnim i horizontalnim maskama odgovarajućeg tipa. Maske koje su se pokazale najboljima su Sobelove, te su one odabrane za daljnji rad. Konvolucijom s vertikalnom i horizontalnom maskom, kao rezultat, dobivaju se vertikalni i horizontalni rubovi slike, odnosno izdvojenog vozila.

### 4.2.1. **Vertikalna i horizontalna projekcija**

Kombinacijom statističkih metoda analize, utvrdit će se prostor na kojem se nalazi registarska tablica. Statističke metode korištene u tu svrhu su vertikalna i horizontalna projekcija.

Vertikalna projekcija slike kao rezultat daje graf, koji je posljedica preslikavanja svih piksela slike na y-os. U sklopu ove primjene, projekcija je graf čije amplitude pokazuju količinu vertikalnih rubova na slici (gdje je amplituda veća, rubovi su izraženiji). To omogućuje detekciju mogućih vertikalnih pozicija tablica, odnosno izdvajanjem najizraženijih vrhova dobivaju se „trake“ (potencijalni kandidati za registarsku tablicu). U slučaju horizontalne projekcije, graf daje amplitudu rubova slike preslikanih na x-os.



SLIKA 11: VERTIKALNI RUBOVI SLIKE I VERTIKALNA PROJEKCIJA

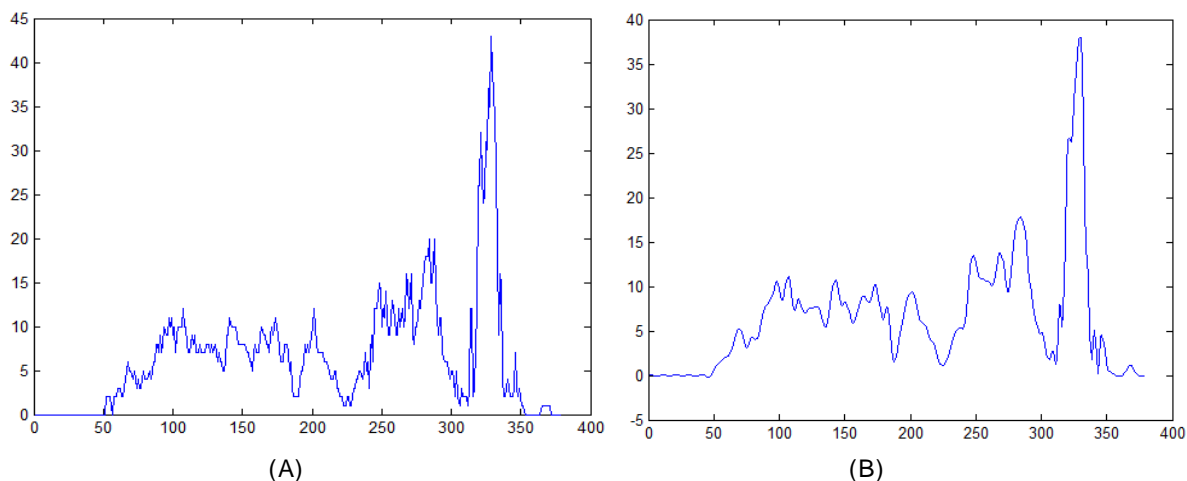
Matematički vertikalna i horizontalna projekcija definirane su na sljedeći način:

$$p_y(y) = \sum_{i=0}^m f(i, y) \quad p_x(x) = \sum_{i=0}^n f(x, i), \quad (8) \quad (9)$$

gdje je  $f(x,y)$  slika rubova, a  $m \times n$  dimenzije slike. Riječima, vertikalna projekcija duž visine slike, uzima svaki redak i zbraja sve piksele unutar njega. Horizontalna se kreće duž širine slike i zbraja piksele slike u svakom stupcu.

#### 4.2.2. Statističke metode analize

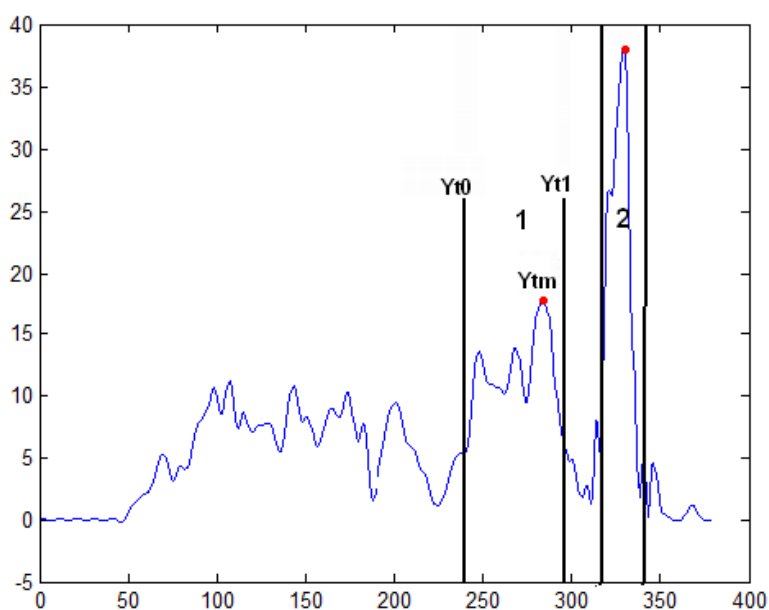
Prije početka bilo kakve analize na projekcijama, važno je spomenuti da dobiveni grafovi imaju jako oštre prijelaze („čupav oblik“). To predstavlja probleme za daljnju analizu, pa je vertikalna projekcija „zaglađena“ korištenjem smanjenja šuma pomoću „valića“ (engl. wavelet). Wavelet je vrsta matematičke funkcije koja se koristi kako bi dani signal podijelila na različite frekvencijske komponente. Cilj je promatrati svaku komponentu u najmanjem razlučivom dijelu koji odgovara danoj skali. Wavelet transformacija daje prikaz signala pomoću waveleta. Korištenje wavelet transformacije za uklanjanje šuma je jednostavno i efikasno. Od signala kojem želimo smanjiti šum, napravi se wavelet transformacija željenog broja razina. Na transformirani šum primjeni se prag, prilagođen svakom signalu i korištenom waveletu, te se inverznom wavelet transformacijom signal vraća u izvornu domenu. Poznatiji waveleti koji se koriste su: haar-ovi, bioortogonalni, meyer-ovi i drugi.



(A) (B)  
SLIKA 12 (A-B): ORIGINALNA I „ZAGLAĐENA“ VERTIKALNA PROJEKCIJA

#### 4.2.2.1. Analiza vertikalne projekcije

Kao što je rečeno, vertikalna projekcija imaće veću amplitudu na mjestima gdje je veći broj vertikalnih rubova slike. Promatranje same projekcije nije dovoljno za izdvajanje granica „traka“ koje su mogući kandidati područja registarskih tablica. Prema radu [3], razvijena je metoda dobivanja granica traka.



SLIKA 13: VERTIKALNA PROJEKCIJA

Prvi korak je pronalazak vrhova na grafu „zaglađene“ vertikalne projekcije. Pretpostavka koja je stavljena je da tablica daje vrlo visoke vrhove, te se ispod neke granice vrhovi ne uzimaju. Kroz praksu se pokazalo da kombiji i autobusi zahtijevaju nešto niže granice od osobnih automobila zbog raznih natpisa koji su prisutni na njima, što može dovesti do pogrešnih

detekcija. U primjeru na slici 13., izdvojena su 2 vrha. Nakon detektiranih vrhova, gornja ( $y_0$ ) i donja ( $y_1$ ) svake „trake“ određuju se na sljedeći način:

$$y_{t0} = \max_{y_0 \leq y \leq y_{tm}} \{y | p_y(y) \leq c_y * p_y(y_{tm})\} \quad (10)$$

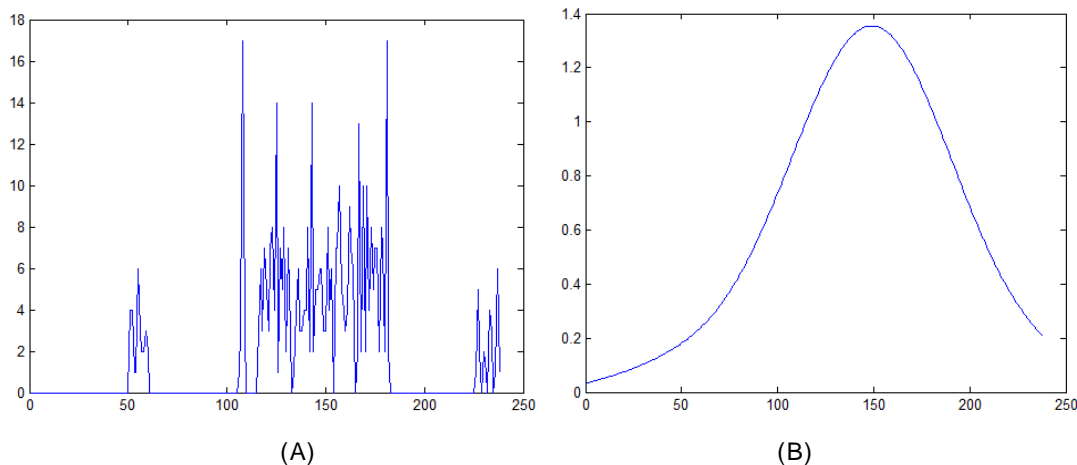
$$y_{t1} = \max_{y_{tm} \leq y \leq y_1} \{y | p_y(y) \leq c_y * p_y(y_{tm})\}, \quad (11)$$

gdje  $c_y$  predstavlja empirijski određenu konstantu za dobivanje granica trake i iznosi 0.55.

Ukoliko se nakon detektiranja  $y_{t0}$  i  $y_{t1}$ , dogodi da se područja susjednih traka preklapaju, ono se spaja u jedno područje.

#### 4.2.2.2. Analiza horizontalna projekcija

Proces analize horizontalne projekcije sličan je analizi vertikalne, uz neke dopune. Osnovna razlike je što se ne promatra horizontalna projekcija cijele slike, već svake detektirane trake. Analizom horizontalne projekcije dobivaju se lijeva i desna granica tablice. Na grafu projekcije, područje tablice je jako izraženo. Probleme na grafu predstavljaju bočne komponente koje se javljaju zbog razlike između guma vozila i prometnice.



SLIKA 14 (A-B): ORIGINALNA I KONVOLUIRANA HORIZONTALNA PROJEKCIJA

Eliminiranje bočnih komponenti riješeno je konvolucijom projekcije i Blackmann-Harrisovog otvora. Proces konvolucije signala ekvivalentan je onom na slikama, izuzevši dimenzije manje. Izraz je sljedeći:

$$z(n) = x(n) * y(n) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} x(i)h(n-i). \quad (12)$$

Blackmann-Harrisov otvor odabran je zbog najvećeg prigušena bočnih komponenti signala [6].

Opisan je izrazom:

$$w(n) = a_0 - a_1 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) + a_2 \cos\left(\frac{4\pi n}{N-1}\right) - a_3 \cos\left(\frac{6\pi n}{N-1}\right), \quad (13)$$

gdje su  $a_0 = 0.356$ ,  $a_1 = 0.487$ ,  $a_2 = 0.144$ ,  $a_3 = 0.013$ , a N veličina otvora.

Ponovno se detektira vrh projekcije ( $x_m$ ), a lijeva i desna granica ( $x_0$ ,  $x_1$ ) određuju se formulama:

$$x_0 = \max_{x_0 \leq x \leq x_{tm}} \{x | p_x(x) \geq c_y * p_x(x_m)\} \quad (14)$$

$$x_1 = \min_{x_{tm} \leq x \leq x_1} \{x | p_x(x) \leq c_y * p_x(x_m)\}, \quad (15)$$

gdje je  $c_y$  konstanta, čija vrijednost je empirijski određena i iznosi 0.7.

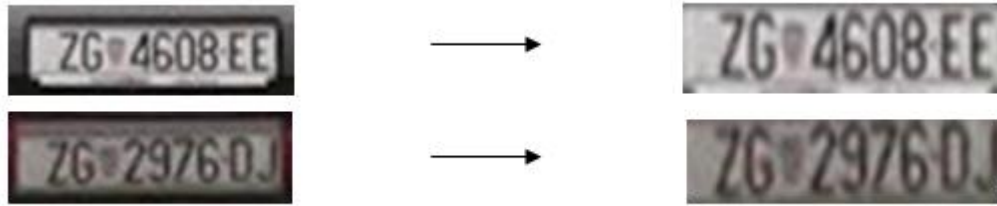
Završetkom opisane obrade, nađeni su mogući kandidati za registarske tablice, ali još uvijek nije moguće odlučiti koji od kandidata daje pravu registarsku tablicu.



SLIKA 15: MOGUĆI KANDIDATI ZA REGISTARSKU TABLICU

### 4.2.3. Obrada pronađenih kandidata

Prije donošenja odluke koji od kandidat je prava tablica, obavlja se dodatna obrada područja. Dodatna obrada uklanja dijelovi detektiranih pravokutnika koji nisu dio registarske tablice. Sa svake strane pravokutnika uklanjaju se linije sve dok se ne postigne nekoliko uzastopnih linija bijele boje, tada se zaključuje da smo došli do tablice. U slučaju pravokutnika s registarskom tablicom dolazi se do preciznijih granica tablice. Ukoliko pravokutnik ne sadrži registarsku tablicu, dimenzije se mijenjaju, što uzrokuje eliminaciju te regije prema kriterijima koji slijede.



SLIKA 16: OBRADA REGISTARSKIH TABLICA

#### 4.2.4. Ispitivanje kandidata za tablicu

Rezultati prethodne analize daju nekoliko mogućih kandidata za tablice. Ispitivanje kandidata provodi se na temelju značajki tablice i njenog položaja na slici.

##### 4.2.4.1. Omjer stranica tablice

Značajka omjera stranica tablica koristi činjenicu da registarske tablice imaju jednake omjer širine i visine bez obzira na udaljenost snimanja slike. Ovaj omjer sličan se u većini zemalja i kreće se oko broja 5. Ukoliko pravokutnik koji ne zadovoljava zadan omjer, eliminira se iz skupa.

##### 4.2.4.2. Količini bijele boje

Još jedna značajka registarskih tablica, koja se koristi kao metoda eliminacije mogućih kandidata, je količina bijele boje koja se nalazi u pravokutniku kandidatu. Ukoliko minimalna količina bijele boje nije zadovoljena, pravokutnik se odbacuje.

##### 4.2.4.3. Položaj tablice

Ako je nakon opisanih procesa eliminacije i dalje ostalo više od jednog kandidata za registarsku tablicu, kao rješenje uzima se najniži kandidat. Pokazalo se kroz rad da je registarska pločica gotovo uvijek najniža i ispod nje nema mogućih kandidata za tablicu, pa ova metoda, iako trivijalna, ne unosi pogrešku u sustav.



### 4.3. Ispravljanje zakrivljene tablice

Zbog različitog položaja kamere, u nekim slučajevima tablica je zakrivljena, te ju je potrebno izravnati zbog procesa čitanja znakova. Ispravljanje zakrivljene tablice vrši se pomoću Houghove analize.

#### 4.3.1. Houghova analiza

Houghova transformacija je tehnika koja se koristi za detekciju određenog oblika u slici. Prvobitno je razvijena za detekciju linija, ali danas se može primijeniti na velik niz oblika (krugovi, elipse). Osnovna prednost ove transformacije je neosjetljivost na šum i pukotine između granica objekta. Ovdje je korištena klasična Houghova transformacije za detekciju linija [7].

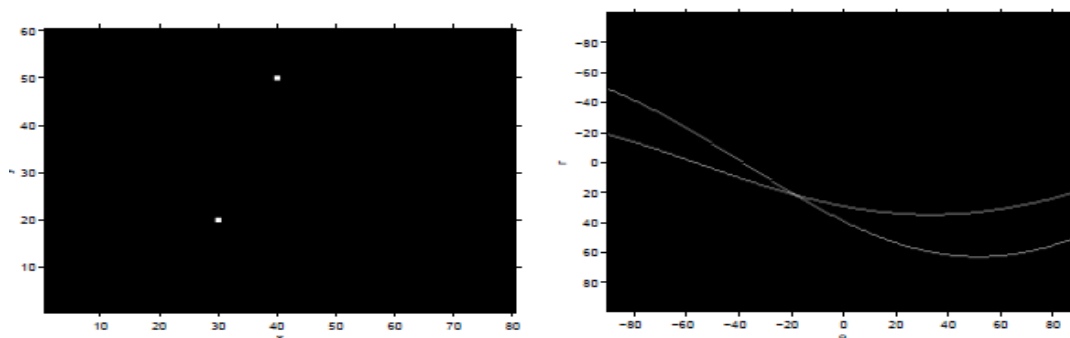
Općenito, linije (pravci) zapisuju se na sljedeći način:

$$y = ax + b, \quad (16)$$

gdje su  $a$  i  $b$  koeficijent specifični za svaki pravac. Houghova transformacija koristi oblik zapisan pomoću radijusa  $r$  i kuta  $\theta$ , gdje je  $r$  udaljenost ishodišta od linije, a  $\theta$  nagib pravca koji prolazi kroz ishodište i okomit je na liniju.

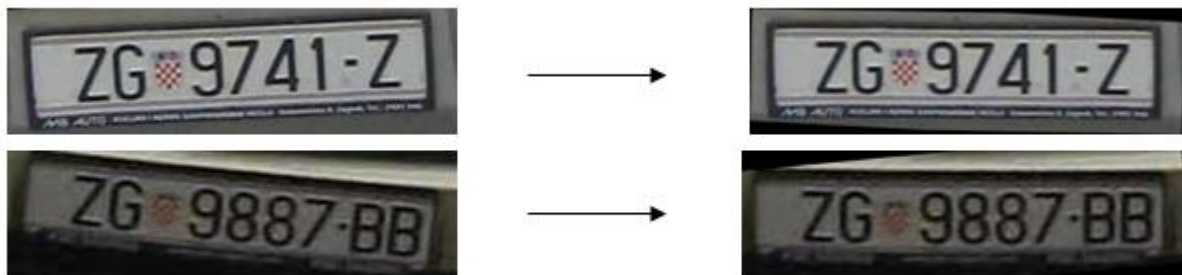
$$r = x \cos \theta + y \sin \theta \quad \Leftrightarrow \quad y = -\frac{\cos \theta}{\sin \theta} x + \frac{r}{\sin \theta}. \quad (17)$$

Jasno je da se svaka jednadžba pravca može zapisati pomoću parametara  $r$  i  $\theta$ . Houghov prostor za linije ima dvije dimenzije ( $r$ ,  $\theta$ ) i svaka linija preslika se u točku. Odnosno, svaka točka iz Kartezijevog prostora, u Houghovom prostoru preslikavana je u skup linija koje mogu proći kroz tu točku u Kartezijevom prostoru. Preslikavanje dviju točaka iz Kartezijevog prostora, rezultira dvjema krivuljama koje su nalik sinusu. Sjecište tih krivulja daje pravac određen s  $r$  i  $\theta$ , koji prolazi tim točkama. Princip detekcija linija za dvije točke, jednak je



SLIKA 17: PRESLIKAVANJE TOČAKA U HOUGHOV PROSTOR

onome za mnoštvo njih. Jedini problem s kojim se suočava Houghova transformacija je nemogućnost detekcije vertikalnih linija.



SLIKA 18: ISPRAVLJANJE ZAKRIVLJENJA TABLICA

#### 4.4. Segmentacija slova iz tablice

U svrhu čitanja registarske tablice, potrebno je napraviti segmentaciju na slova i brojeve sadržane u samoj tablici. Najjednostavniji i najefikasniji način za segmentaciju je promatranjem horizontalne projekcija, koja je već prethodno opisana. No prije primjene projekcije, slika se mora obraditi na adekvatan način. Na slici 18., vidljivo je kolika razlika u svjetlini može biti između dvije slike. Problem svjetline rješava se jednostavnom linearnom operacijom rastezanja kontrast slike. Ideja koja leži iza rastezanja kontrast je povećavanje dinamičkog raspona sive boje u slici [6]. Matematička definicija operacija je:

$$P_{out} = (P_{in} - c) \left( \frac{b-a}{d-c} \right) + a, \quad (18)$$

gdje je  $P_{out}$  i  $P_{in}$  izlazni i ulazni pikseli slike, a  $c$  i  $d$  najniža i najviša vrijednost piksela prisutna u slici, te  $a$  i  $b$  raspon na koji želimo rastegnuti kontrast slike. Na slikama rastegnutog kontrasta primjenom Otsu metode [10] određuje se prag i provodi binarizacija. Otsu metoda opisuje jedan od mnogim algoritama za binarizaciju slika. Osnovna ideja je da se slika sastoji od dvije klase, pozadine i prednjeg plana. Cilj je odrediti vrijednost pri kojoj su te klase odijeljene uz minimalno preklapanje. Otsu je, u svojoj metodi, pokazao da je klase moguće odijeliti korištenjem histograma slike i varijance unutar i između razreda. Za svaki prag računa se varijanca unutar razreda i vrijednost pri kojoj je minimalna odabire se za prag binarizacije. Računanje varijance unutar razreda je složeno i zahtjeva mnogo računskih operacija. Maksimizacija varijance između razreda ekvivalentna je minimizaciji varijance unutar razreda, uz manje računskih operacija, a time i kraćim vremenom računanja, te se ona koristi prilikom određivanja praga.

Matematički to izgleda ovako:

$$\sigma_{unutar}^2(T) = \omega_B(T)\sigma_B^2(T) + \omega_O(T)\sigma_O^2(T) \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{izmedu}^2(T) &= \sigma^2 - \sigma_{within}^2(T) \\ &= \omega_B(T)[\mu_B(T) - \mu]^2 + \omega_O(T)[\mu_O(T) - \mu]^2 \\ &= \omega_B(T)\omega_O(T)[\mu_B(T) - \mu_O(T)]^2, \end{aligned} \quad (20)$$

gdje su  $\sigma_B^2(T)$  i  $\sigma_O^2(T)$ , varijanca pozadine ispod razine praga, te varijanca prednjeg plana iznad razine praga. Vrijednosti  $\omega_B$  i  $\omega_O$  definirane su:

$$\omega_B = \sum_{i=0}^{T-1} p(i), \quad \omega_O = \sum_{i=T}^{L-1} p(i), \quad (21) \quad (22)$$

ukoliko se intenzitet sive slike kreće u rasponu  $[0 \ L-1]$ , a  $p$  je histogram.

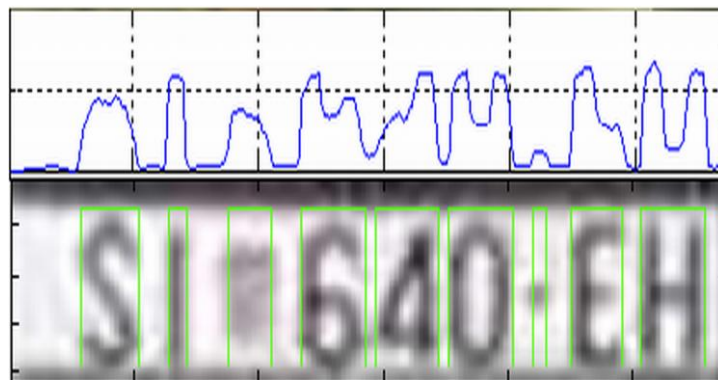
#### Pseudokod

1. Izračunaj histogram i vjerojatnost pojave svake vrijednosti
2. Inicijalno postavi  $\omega_i(0)$  i  $\mu_i(0)$
3. Prođi kroz sve moguće vrijednosti praga  $t = [1 \dots \text{maksimalni intenzitet}]$ 
  1. Obnovi  $\omega_i$  i  $\mu_i$
  2. Izračunaj  $\sigma_b^2(t)$
4. Željeni prag odgovara maksimumu  $\sigma_b^2(t)$

Dobivenim pragom provodi se binarizacija slike:

$$I_n(x, y) = \begin{cases} 1 & I(x, y) > \text{prag} \\ 0 & I(x, y) \leq \text{prag} \end{cases} \quad (23)$$

Slike su obrađene i slijedi horizontalna projekcija za određivanje granica svakog znaka na registarskim tablicama.



SLIKA 19: REGISTARSKA OZNAKA I HORIZONTALNA PROJEKCIJA

## 4.5. Optičko prepoznavanje znakova

Optičko prepoznavanje teksta (OCR) je postupak pretvaranja tiskanog materijala u oblik koje računalo prepoznaje i može mijenjati [15]. Ova tehnologija omogućila je automatsko prebacivanje knjiga u oblik koji se može spremi na računalu, bez ručnog prepisivanja podataka. Znatno je utjecala na način spremanja, editiranja i dijeljenja podataka. Optičko prepoznavanje znakova spada pod grupu istraživanja kao što je prepoznavanje uzoraka, umjetna inteligencija i strojni vid. Postoje dva osnovna principa rada optičkog prepoznavanja znakova [11]: prepoznavanje uzoraka i ekstrakcija značajki. Prepoznavanje uzoraka je jednostavnija metoda koja se temelji na uspoređivanju. Uzorak dobiven OCR skenerom uspoređuje se s matricama svakog znaka ili njihovih predložaka i onaj s kojim pokaže najveću sličnost odabire se kao prepoznat ASCII znak. Ekstrakcija značajki je složenija metoda optičkog prepoznavanja znakova, poznata kao inteligentno prepoznavanje znakova. Prepoznavanje znaka radi pomoću značajki kao što su otvorena područja, zakrivljene ili dijagonalne linije i slično. Taj princip rada omogućuje proširenje optičkog prepoznavanja znakova na više različitih fondova, slova pisanih u kurzivu ili rukom. U sklopu ovog rada optičko prepoznavanje znakova izvedeno je na dva načina. Prvi način uključuje korištenje otvorenog softverskog rješenja Tesseract preuzetog s [16]. Tesseract je besplatno softversko rješenje za optičko prepoznavanje znakova. Radi pod operacijskih sustavom Windows-a i Linux-a. Ne dolazi s grafičkim sučeljem, već se pokreće pozivom iz komandne linije, zbog čega je i odabran. Korištenjem alata Tesseract nije potrebno izdvajanje slova iz registarske oznake, ali je potrebna dodatna obrada podataka koja uključuje uklanjanje raznih oznaka na tablici, kao što su grb i crtice. Obradena slika, kojom se poziva Tesseract, prikazana je na slici 20.



SLIKA 20: REGISTARSKA OZNAKA S IZVOJENIM ZNAKOVIMA

Drugi pristup optičkom prepoznavanju znakova u ovom radu temeljeni se na opisanom principu prepoznavanja znakova. U sklopu tog pristupa napravljena je baza predložaka slova i brojki. Svaki znak izdvaja se s registarske oznake, te se računa korelacijski koeficijent predložka i izdvojenog znaka. Opis korelacijskog koeficijenta dan je u poglavlju 6.

## 5. Klasifikacija vrste vozila

Poglavlje detekcije vozila bavilo se brojanjem (izdvajanjem) vozila koja su prošla prometnicom. Uz dodatak ovog dijela koda, od vozila koja su prošla prometnicom, moguće je napraviti klasifikaciju na teretna i osobna vozila. Razvijena je programska podrška za podjelu na četiri kategorije: automobil, kombi, kamion i autobus. Ovime je omogućen uvid u statistiku vozila koja prolaze određenom prometnicom. Osnovni princip na kojem ova metoda radi je veličina vozila u svakoj kategoriji. Automobili su manji od kombija, kamion i autobusa, kombiji su manji od autobusa i kamiona, a kamion i bus razlikuju se po veličini vjetrobranskog stakla. Korištenje veličine kao značajke za klasifikaciju moguće je jer kamera snima s iste udaljenosti i vozila se detektiraju na istom mjestu (promatranje određene regije tijekom video zapisa), te je odnos veličina očuvan. Ključan korak u procesu određivanja vrste vozila je dobivanje 5 kontrolnih točaka prikazanih na slici 21. Nakon preodrade slike opisane u poglavlju 4.1.1., izdvojeno vozilo pretvara se iz RGB slike u sliku sive boje, te binarizira primjenom Otsu metode određivanja praga. Ukoliko se radi o vozilu tamne boje, binarizacijom nisu dobiveni podaci omogućuju dobivanje dobrih kontrolnih točaka. U tom slučaju, postupak binarizacije se ponavlja korištenjem višeg praga. Proces određivanje da li je auto bio svijetle ili tamne boje vrši se na binarnim slika, utvrđivanjem količine bijelih piksela unutar slike. Kontrolne točke su na sljedećim pozicijama: iznad i ispod vjetrobranskog stakla, ispod registarske tablice, te bočne točke s lijeve i desne strane koji određuju širinu vozila. Na temelju tih kontrolnih točaka jasno se može odrediti širini i visina vozila, te veličina vjetrobranskog stakla. Klasifikacija se vrši pomoću empirijski određenih vrijednosti za svaku primjenu.



SLIKA 21: VOZILO S KONTROLNIM TOČKAMA

TABELA 2: PROSJEČNI IZNOS KARAKTERISTIKA

Karakteristike (u piskelima)	Visina (prosječna)	Širina (prosječna)	Visina vjetrobranskog stakla (prosječna)
Tip vozila			
Automobil	260	270	80
Kombi	330	270	100
Autobus	550	370	250
Kamion	520	400	120

**Pseudokod:**

Neka je a visina, a b širina slike

for i=1:a

    računaj zbroj piksela stupca (i) slike

    ako zbroj > praga -> gornja granica vozila (g)

    break

end

for i = g:a

    računaj zbroj piksela stupca (i) slike

    ako zbroj < praga -> gornja granica stakla (sg)

    break

end

for i = sg:a

    računaj zbroj piksela stupca (i) slike

    ako zbroj > praga -> donja granica stakla (sd)

    break

end

for i = a:1

    računaj zbroj piksela stupca (i) slike

    ako zbroj > praga -> donja granica vozila (sd)

    break

end

for i = 1:b

    računaj zbroj piksela retka (i) slike

    ako zbroj > praga -> lijeva granica (l)

    break

end

for i = b:1

    računaj zbroj piksela stupca (i) slike

    ako zbroj > praga -> desna granica (d)

    break

end

## 6. Klasifikacija marke automobila

U svrhu detaljnijeg uvida u statistiku vozila koja prolaze prometnicom, razvijen je dodatan klasifikator, odnosno metoda određivanja marke automobila. Ovom metodom moguće je detektirati osam marki automobila, a to su: Audi, Peugeot, Renault, Mercedes, Volkswagen, Hyundai, Mazda i Opel. Ove marke odabrane zbog karakterističnih oznaka koja ih razlikuju od drugih automobila. Kada se govori o karakterističnim oznakama, prvenstveno se misli na logo automobila. Logo svakog od navedenih vrsta automobila je specifičan, vrlo jasno definiran oblikom i krivuljama unutar oblika, i time je vjerojatnost pogrešne detekcije smanjenja. Izbjegnuto je uzimanje marki kao što su Fiat, Ford, Subaru jer je logo tih automobila neizražajan i malen, te i ljudima prepoznavanje tih logo oznaka, s većih udaljenosti, predstavlja problem. Pretpostavlja se da bi se metoda mogla proširiti na veći broj marki automobila ukoliko im je logo dovoljno prepoznatljiv, primjerice Kia, Citroen, Toyota. Ključno u procesu klasifikacije je detekcija i izdvajanje logo oznake iz slike automobila. Proces detekcije logo oznake na automobilu nije moguće napraviti bez prethodno ispravno detektirane registarske oznake. Uz poznavanje položaja registarske oznake, određuje se približni položaj logo oznaka, uzdizanjem za određen broj piksela. Visina uzdizanja mora biti dovoljno velika jer automobili imaju logo oznake na različitim mjestima, neke logo oznake nalaze na većem visini u odnosu na tablicu (Peugeot), dok su druge na mnogo nižoj (Audi). Izdvajanje logo oznake iz regije približnog položaja provodi se pomoću detekcije rubova, dilatacije i labeliranja. Metoda radi na principu korelacije pripremljenih predložaka i detektirane logo oznake. Odnosno, računa se njihov koeficijent korelacije. Korelacija je statistička povezanost dviju ili više varijabli. Skup metoda kojima se mjeri stupanj jakosti statističkih veza zove se korelacijska analiza, a normirani pokazatelji korelacije koeficijenti korelacije [8]. Jedan od najpoznatijih koeficijenata korelacije je svakako Pearsonov koeficijent ( $r$ ). Mjeri stupanj korelacije (linearne zavisnosti) dviju varijabli ( $X, Y$ ), dajući kao rezultat vrijednost između -1 i 1. Veliku primjenu ima unutar statističke analize, prepoznavanja uzoraka i procesiranja slika. Za sive slike definira se na sljedeći način [9]:

$$r = \frac{\sum_i (x_i - x_m)(y_i - y_m)}{\sqrt{\sum_i (x_i - x_m)^2} \sqrt{\sum_i (y_i - y_m)^2}}, \quad (24)$$

gdje su  $x_i$  i  $y_i$  vrijednosti piksela  $i$ , a  $x_m$  i  $y_m$  srednje vrijednosti prve ( $x$ ) i druge slike ( $y$ ). Koeficijent korelacije iznosi 1, ako su slike identične. Vrijednost 0 poprima, ako su slike potpuno nekorelirane, a vrijednost -1, kada su slike potpuno antikorelirane (ako je jedna slika negativ druge).

Prilikom računanja koeficijenta korelacije važno je da slike budu jednake orijentacije, skale i kontrasta. Procesom Houghove transformacije detektiran je kut zakrivljenosti registarske tablice. Taj kut pokazuje odnos kuta kamere i registarske oznake, što se može poopćiti na cjelokupno vozilo. Ukoliko se slika automobila inverzno rotira, kao i tablice, za detektiran kut, smatra se da se postiglo da logo oznake, one iz predloška i detektirane, budu u jednakoj orijentaciji. Problem jednake skale je nešto kompliciran. Kao što je vidljivo na slici s logo oznaka, svaki logo ima drugačiju veličinu. Logo oznakama iz predloška, dimenzije su smanjene do rubnih granica. Sukladno tome, prilikom detekcije logo oznake, one se izdvajaju s najmanjim mogućim dimenzijama. Ukoliko su obe slike, dane s najmanjim mogućim dimenzijama, dovoljno je jednoj od njih promijeniti veličinu, odnosno smanjiti ili povećati logo oznaku u odnosu na drugu, te tako računati korelacijski koeficijent. Problem kontrasta riješen je korištenjem binarnih slika.



SLIKA 22: KORIŠTENE LOGO OZNAKE



## 7. Proces snimanja

Sve snimke snimljene su s Canon-ovom videokamerom HV20. To je videokamera koja ima mogućnost snimanja snimki visoke rezolucije (engl. HDV). Snimljeni video kodira „loosy“ kompresijom [12], nakon koje se video i audio multipleksiraju u prijenosni tok podataka, te spremaju na magnetsku kazetu. Postoje tri osnovna formata zapis: HDV 720p, HDV 1080i, HDV 1080p. Broj u navedenim oznakama govori o tome sa koliko je linija slika iscrtana (720/1080), a slova *p* i *i* odnose se na progresivnu tehniku skeniranje i tehniku skeniranja sa preplitanjem. Pod pojmom skeniranje podrazumijeva se postepeno ispisivanje ili prikaz slike (piksel po piksel ili linija po linija). Progresivna tehnika je skeniranje u kojem su sve linije svake slike crtane jedna za drugom. . Za razliku od progresivnog, kod skeniranja s preplitanjem slika se prikazuje s dva skeniranja, prvo se skeniraju parne linije, zatim neparne.



SLIKA 23: PROGRESIVNO SKENIRANJE I SKENIRANJE S ISPREPLITANJEM

Snimke za ovaj rad snimane su u HDV 1080p formatu. Rezolucija slika je 1440x1080. Sljedeća stavka koja je od značaja je definiranje ekspozicije. Naime, vozila se kreću određenim brzinama, te da bi se omogućila ispravna detekcija registarske oznake, mogućnost segmentacije i čitanje registarskih tablica važno je da slike nisu zamućene. Zamućenje slike može se izbjeći adekvatnim podešavanjem ekspozicije. Ekspozicija u fotografskom terminu znači vremensko puštanje svjetla na film ili senzor[14]. Dvije značajke ekspozicije su od velike važnosti prilikom snimanja objekata u pokretu, a tu su otvor blende i trajanje ekspozicije. Blenda kontrolira površinu otvora kroz kojeg svjetlost dolazi do senzora, a trajanjem ekspozicije se kontrolira trajanje dolaska svjetlosti. Pošto je uloga blende

zaustavljanje svjetlosti, otvori blende se označavaju f-stop brojem, koji je zapravo omjer fokusne duljine objektivna i promjera otvora blende. Manji f-stop broj označava veći otvor blende, koji omogućuje ulazak više svjetlosti do senzora. Standardne vrijednosti otvora blende su: f/0.7, f/1, f/1.4, f/2, f/2.8, f/4, f/5.6, f/8, f/11, f/16, f/22, f/32, f/45, f/64, f/90 i f/128. Trajanje ekspozicije se označava u sekundama i uobičajeno je da svaki slijedeći korak traje dvostruko više. Standardne vrijednosti trajanja ekspozicije su: 1/2000, 1/1000, 1/500, 1/250, 1/125, 1/60, 1/30, 1/15, 1/8, 1/4 i 1/2. Navedene značajke ekspozicije međusobno su vezane jedna uz drugu. Naime, veće trajanje ekspozicije zahtjeva otvoreniju blendu jer zbog kraćeg trajanja dolaska svjetlosti do objektivna, potrebna je veća površina. Kroz razvoj raznih sustava za automatsko prepoznavanje registarskih oznaka, dobivene su optimalne vrijednost za postavke ekspozicije [13]. Pokazalo se da je idealno vrijeme trajanja ekspozicije 1/1000 sekundi. Trajanje ekspozicije od 1/500 daje dobre rezultate s vozilima do 64 km/h, 1/250 radi s brzinama do 8 km/h, a 1/2000 omogućuje čitanja registarskih tablica s vozila koja putuju brzinom od 190 km/h. Osim adekvatnog podešavanja trajanja ekspozicije i otvora blende, prije početka snimanja, manualno je podešen fokus, odnosno slike su izoštrene.

## 8. Rezultati i rasprava

Programska podrška za opisane metode i tehnike napravljena u programskim alatima OpenCV i Matlab. OpenCv je skup otvorenih kodova (engl. open source) optimiranih za rad s računalnim vidom. Alat je prvenstveno namijenjen razvoju aplikacija u realnom vremenu i radu s video zapisima i slika, te je zbog toga odabran i u ovom radu. Matlab je programski jezik četvrte generacije. Unutar svog okruženja povezuje računanje, vizualizaciju i programiranje. Jednostavan je za korištenje i optimiran za rad s različitim matematičkim problemima.

Za testiranjem algoritama napravljeno je nekoliko snimki ukupnog trajanja 12 minuta i 23 sekunde. Snimke su napravljene na dvije lokacije, te snimane u različito doba dana, s različitim pogledima na prometnicu. Time je postignuto testiranje pod različitim uvjetima i dan je uvid u stvarnu primjenjivost razvijenih metoda i algoritama. Kako je navedeno kroz rad, postoji nekoliko algoritama koje je potrebno testirati: detekcija vozila na prometnici, klasifikacija tipa vozila, detekcija i čitanje registarske oznake, te klasifikacija marke automobila. Programska podrška za detekciju vozila implementirana je u OpenCV-u, a za ostale algoritme u Matlab-u.

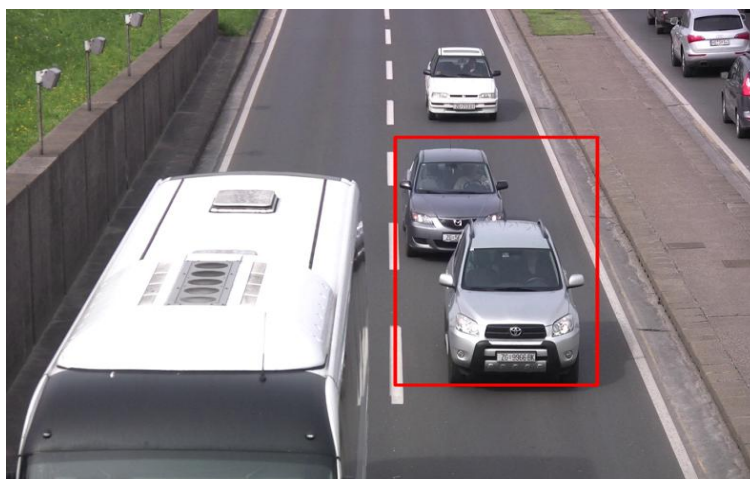
### 8.1. *Detekcija vozila*

Algoritam za detekciju automobila obrađuje svaku sliku video zapisa. Ukoliko je vozilo detektirano, tu sliku izdvaja iz video zapisa i sprema. Kroz napravljene snimke, prometnicama prođe 421 vozilo.

TABELA 3: DETEKCIJA VOZILA

Ukupan broj vozila	421
Ukupan broj detektiranih vozila	406
Broj ispravno detektiranih vozila	399
Broj pogrešno detektiranih vozila	7
Broj vozila koja nisu detektirana	22
<b>Točnost algoritma</b>	<b>94.77 %</b>

Algoritam se pokazao osjetljiv na udaljenost između vozila na prometnice. Ako udaljenost između dva vozila nije dovoljno velika, vozilo koje se nalazi iza prvog (detektiranog), neće biti detektirane. Dodatnu poteškoću predstavljaju autobusi i kamioni. Naime, kamion i autobusi su veliki, te često zaklanjaju automobile i onemogućuju njihovu detekciju ako je udaljenost mala. To je posebice izraženo kod horizontalnog snimanja.



SLIKA 24: PROBLEM SPOJENIH VOZILA

## 8.2. *Klasifikacija tipa vozila*

Na 399 uspješno detektiranih vozila na prometnici, vrši se klasifikacija tipa vozila. Iako većinu vozila na snimkama čini automobili, postoji određen broj ostalih vozila, koji omogućuje testiranje algoritma.

TABELA 4: KLASIFIKACIJA TIPRA VOZILA

Broj vozila	399
Broj uspješno klasificiranih vozila	369
<b>Točnost algoritma</b>	<b>92.48 %</b>

Metoda klasifikacije tipa vozila u srži je vrlo jednostavna, pomoću kontrolnih točaka dobiva informacije o veličini i određuje tip. Samim time, pretpostavka je bila da će točnost sustava biti veća zbog jednostavnosti metode. Ovakav postotak posljedica je loše obrade podataka opisane u poglavlju 4.1.1., i krovnih nosača na automobilima. Obrada slika u sklopu poglavlja 4.1.1. kao rezultat daje sliku jednog vozila. U nekim slučajevima, zbog premale udaljenosti između vozila, nije izdvojen jedno vozilo, već više njih i klasifikacija je pogrešna. Nadalje, krovni nosači na automobilima prilikom binarizacije daju jasne granice, te se detektiraju pogrešne kontrolne točke.



SLIKA 25: PROBLEM KROVNIH NOSAČA

### 8.3. *Detekcija registarskih tablica*

Detekcija tablica testirana je na 399 slika. U sklopu detekcije registarskih razmatrano je nekoliko mogućih slučajeva detekcije: ispravna detekcija, djelomična detekcija, lažna detekcija s točnom tablicom i bez točne tablice.

#### 8.3.1. **Ispravna detekcija**

Ispravna detekcija daje tablicu koja je u cijelosti detektirana, te se proslijeđuje algoritmu segmentacije i čitanja registarskih oznaka.



SLIKA 26: ISPRAVNA DETEKCIJA

#### 8.3.2. **Djelomična detekcija**

Djelomična detekcija daje tablicu koja nije u cijelosti detektirana. Uzroci tome su višestruki. Konstante  $c_x$  i  $c_y$  prilikom promatranja horizontalne i vertikalne projekcije mogu kao rezultat dati preniske ili previsoke granice tablice. Najčešći uzrok djelomične detekcije je obrada kandidata. Prilikom odsijecanja granica kandidata, zbog nedovoljnog postotka bijele

boje dolazi do odsijecanja dijela tablice. Razlog tome, najčešće je nedovoljno osvjetljenje registarske tablice.



SLIKA 27: DJELOMIČNA DETEKCIJA

### 8.3.3. Lažna detekcija s točnom tablicom

Ovaj slučaj opisuje ispravno detektiranu tablicu koja se ispitivanjem kandidata za registarsku tablicu odbacuje. Razlog tome može biti tablica koja je nečista, pa je postotak bijele boje malen. Problem kod vozila bijele boje je što su granice često mnogo veće, a prilikom obrade kandidata one se ne smanje. Time omjer duljine i širine tablice nije 5 i ona se odbacuje.



SLIKA 28: LAŽNA DETEKCIJA S TOČNOM TABLICOM

### 8.3.4. Lažna detekcija bez tablice

Registarska tablica neće biti detektirana ukoliko na vozilu postoje izraženi vertikalni rubovi (razni natpisi, znakovi). Taj problem izražen je kod autobusa, kamion i kombija, te je tamo prag promatranja vertikalne projekcije povećan. Usprkos tome, lažna detekcija bez registarske oznake, javlja se i na nekom automobilima.



SLIKA 29: LAŽNA DETEKCIJA BEZ TOČNE TABLICE

TABELA 5: LOKALIZACIJA REGISTRARSKE OZNAKE

Ispravna detekcija	348
Djelomična detekcija	15
Lažna detekcija s točnom tablicom	19
Lažna detekcija bez točne tablice	5
<b>Točnost detekcije (ispravna + djelomična)</b>	<b>93.1 %</b>
<b>Točnost ispravne detekcije</b>	<b>88.79 %</b>

#### 8.4. Optičko prepoznavanje znakova

Rezolucije slika registarskih tablica kreće se od 55x15 do 85x25. Testiranja su pokazala da rezolucija tablice ispod 60 piksela po duljini i 15 piksela po širini nije dovoljno za ispravno prepoznavanje znakova registarske tablice. Pri rezoluciji od 75x20, sa sedam znakova, moguće je točno prepoznati sve znakove. Za tablice sa osam znakova, pri rezoluciji od 85x20, postignuto je točno prepoznavanje. Iz navedenog zaključuje se da točnost prepoznavanja raste s rezolucijom, posebice povećanjem broja piksela po duljini tablice. Testirana su dva algoritma radi mogućnosti usporedbe rezultata. Postotak točno prepoznatih svih znakova na registarskog tablici nije velik zbog rezolucije slika. U rezultatima prevladavaju registarske oznake s jednim ili dva krivo prepoznata znaka na jednoj tablici. Iz testiranja izostavljene su slike čija rezolucija je niža od 60x15.

TABELA 6: OPTIČKO PREPOZNAVANJE ZNAKOVA

	Tesseract	Prepoznavanje pomoću baze predložaka
Ukupan broj slika	300	300
Broj točno prepoznatih slika	54 (129)	57
Broj krivo prepoznatih slika	15	17

TABELA 7: OPTIČKO PRREPOZNAVANJE ZNAKOVA – TOČNOST

	Tesseract	Prepoznavanje pomoću baze predložaka
Ukupan broj slika	300	300
Ukupan broj znakova na slikama	2328	2328
Broj točno detektiranih Znakova	1887(2062)	1873
Broj pogrešno detektiranih znakova	441(266)	455
<b>Točnost algoritma</b>	<b>81.05 % (88.57 %)</b>	<b>80.45 %</b>

Softversko rješenje Tesseract u svim slikama pokazalo je detekciju slova G kao znak 6. U tabeli 6. i 7., brojevi u zagradi prikazuju rezultate ako se to zanemari. Prilikom testiranja razlika između slova / i broja 1, te slova O i broja 0 nije rađena jer pri ovoj rezoluciji ni ljudsko oko ih ne razlikuje. Optičko prepoznavanje pomoću baze predložaka slova i brojeva gotovo jednake rezultate kao Tesseract.

TABELA 8: NAJČEŠĆE GREŠKE

Najčešće greške prepoznavanja pomoću predloška	
Z	2, 7
G, C	6
B	8
D	O,0
S	5

Iz tabele 8., vidljivo je da algoritam nema problema sa osnovnim prepoznavanjem znakova, već greške nastaju zbog sličnih znakova. Razlog tome je mala rezolucija slika.

## 8.5. *Klasifikacija marke automobila*

Klasifikacija marke automobila pokazala se vrlo izazovnom. Najveći problem predstavlja izdvajanje logo oznake. Promatranjem šireg područja, javljaju se razni rubovi koji onemogućuju ispravnu detekciju logo oznake. To je posebno izraženo za mercedese. Kod svijetlih automobila, izdvajanje logo oznake je otežano jer su sve korištene logo oznake metalik boje, te se „stope“ s automobilom.



TABELA 9: KLASIFIKACIJA MARKE AUTOMOBILA

Broj testiranih automobila	142
Broj ispravne klasifikacije	110
<b>Točnost algoritma</b>	<b>77.46 %</b>

Ovako visoku točnost, algoritam je postignuo s prosječnom veličinom logo oznaka 20x20 piksela. Pretpostavka je da bi s većom rezolucijom logo oznake, točnost bila veća.

Prikazana je točnost razvijenih algoritama. Ako se uzme u obzir, složenost svakog od navedenih problema, ovako visoko postignuta točnost je izvrsna. Usprkos tome, poboljšanja su uvijek moguća. Navedene su mane i problemi algoritma i oni predstavljaju prvi korak u procesu poboljšavanja i postizanja veće točnosti.

## 9. Zaključak

U sklopu ovog rada razvijen je sustav računalnog vida za prepoznavanje vozila u svrhu nadzora prometa, točnije provođenja prometnih propisa. Sustav je u potpunosti automatiziran i omogućuje detekciju vozila na prometnici, prepoznavanje tipa vozila, „čitanje“ registarske oznaka, te prepoznavanje osam marki automobila. Kombinacijom implementiranih algoritama stvoren je sustav koji omogućuje dobivanje mnogo informacija o vozilu koje prolazi prometnicom. Posebnost prikazanih metoda i razvijenih algoritama je prvenstveno njihova jednostavnost. Usprkos tome, svaka komponenta sustava pokazuje visok postotak točnosti. Detekcija vozila, određivanje tipa i lokalizacija registarske oznake imaju točnost preko 90%. Optičko prepoznavanje znakova ispitano je korištenjem otvorenog softvera Tesseract i algoritma razvijenog u ovom radu, koji pokazuju jednak postotak točnosti, oko 80%, što je posljedica male rezolucije slika registarskih tablica. Sustav je testiran na desetak minuta snimki, točnije 420 vozila. Ako se uzme u obzir da su snimke snimljenim na dvije različite lokacije, u različito doba dana, te s različitim pogledima na prometnicu, slijedi da implementirani algoritmi pokazuju visoku primjenjivost u različitim uvjetima i potencijalnu stvarnu primjenu. Iako je primarni cilj razvijenog sustava primjena u svrhu nadzora prometa, uz neke preinake moguće ga je koristiti na mjestima kao što su parkirališta, naplatne kućice na autocestama i područja ograničenog pristupa. Složenost svakog od problema opisanih u sklopu ovog rada je izrazito velika i kompleksna, te je jednostavnost implementiranih algoritama velika prednost jer uvelike smanjuje brzinu rada cijelog sustava. Zbog visokog postotka točnosti, razvijeni sustav daje temelje za razvoj ozbiljnijeg sustava koji bi se mogao komercijalno prodavati, a spojem razvijenih algoritama, dobiva se primjena koja je izuzetno široka.

## 10. Literatura

- [1] Wang, Guolin; Xiao, Deyun; Deyun, Jason. Review on Vehicle Detection Based on Video for Traffic Surveillance. Proceedings of the IEEE, International Conference on Automation and Logistics. Qingdao, China (2008), str 2961 - 2966
- [2] Sigari, Mohamad Hoseyn; Mozayani, Naser; Pourreza, Hamid Reza; Fuzzy Running Average and Fuzzy Background Subtraction: Concepts and Application; International Journal of Computer Science and Network, VOL.8 No.2, February 2008, str 138 – 143
- [3] Martinsky, Ondrej. Algorithmic and Mathematical Principles of Automatic Number Plate Recognition systems. B. Sc. Thesis. Brno University of Technology, 2007
- [4] The automatic number plate recognition tutorial, <http://www.anpr-tutorial.com/>, ožujak 2011
- [5] An Introduction to ANPR, [http://www.cctv-information.co.uk/i/An\\_Introduction\\_to\\_ANPR](http://www.cctv-information.co.uk/i/An_Introduction_to_ANPR), ožujak 2011
- [6] Gonzales Rafael C.; Woods, Richard E. Digital Image processing. Second Edition. New Jersey: Prentice Hall, 2002
- [7] Line Detection by Hough transformation, [http://www.cvmt.dk/education/teaching/f09/VGIS8/AIP/hough\\_09gr820.pdf](http://www.cvmt.dk/education/teaching/f09/VGIS8/AIP/hough_09gr820.pdf), ožujak 2011
- [8] Correlation and Dependence, [http://en.wikipedia.org/wiki/Correlation\\_and\\_dependence](http://en.wikipedia.org/wiki/Correlation_and_dependence), ožujak 2011
- [9] Rodgers, Joseph Lee.; Nicewander, W. Alan. Thirteen Ways to Look at the Correlation Coefficient. *The American Statistician*, Vol. 42, No. 1. (Feb., 1988), str. 59-66.
- [10] Otsu, Noboyuki. A threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. Smc-9, No. 1, January 1979, str. 62-66
- [11] Optical Character Recognition, <http://www.aimglobal.org/technologies/othertechnologies/ocr.pdf>, ožujak 2011
- [12] HDV, <http://en.wikipedia.org/wiki/HDV>, travanj 2011
- [13] Automatic number plate recognition, [http://en.wikipedia.org/wiki/Automatic\\_number\\_plate\\_recognition](http://en.wikipedia.org/wiki/Automatic_number_plate_recognition), ožujak 2011
- [14] Watson, John. Understanding Exposure: Shutter time, aperture and iso <http://photodoto.com/understanding-exposure-shutter-speed-aperture-and-iso/>, travanj 2011
- [15] What is OCR?, <http://www.dataid.com/aboutocr.htm>, travanj 2011
- [16] Tesseract, <http://code.google.com/p/tesseract-ocr/>, travanj 2011

# Naslov, sažetak i ključne riječi

**Naslov:** Sustav računalnog vida za automatsko prepoznavanje vozila u svrhu nadzora prometa

**Autor:** Jelena Novosel

## Sažetak

U sklopu ovog rada razvijen je sustav za nadzor vozila na prometnica. Problemi koji su razmatrani prilikom razvoja sustava su detekcija vozila na prometnici, prepoznavanje tipa vozila, te prepoznavanje i čitanje registarskih oznaka s detektiranih vozila. Problem detekcije vozila sastoji se od odabira interesnog područja, tehnike detekcije vozila, te uklanjanja sjene. Svaki od navedenih koraka detaljno je objašnjen i prezentiran. Klasifikacija vrste vozila napravljena je na jednostavan i efikasan način koji pokazuje visoku točnost. Klasifikacija uključuje četiri tipa vozila: automobil, kamion, bus i kombi. Osim klasifikacije vrste vozila, razvijena je metoda za klasifikaciju marki automobila na temelju logo oznaka. Moguće je klasificirati osam marki automobila: Audi, Peugeot, Renault, Mercedes, Volkswagen, Hyundai, Mazda i Opel. Proces prepoznavanja registarskih tablica, također se sastoji od nekoliko faza. Faze prepoznavanja registarskih oznaka su: lokalizacija tablice, separacija znakova, te prepoznavanje znakova i svaka od njih je prikazana i objašnjena. Nakon lokalizacije registarske tablice, prikazana je metoda ispravljanja zakrivljenosti tablice, ukoliko ono postoji. Separacija znakova i njihovo prepoznavanje izvedeno je korištenjem dva algoritma. Testiranje i obrada rezultata je napravljena, te komentirane mane i eventualna poboljšanja izrađenih algoritama.

## Ključne riječi

Detekcija automobila, prepoznavanje registarskih oznaka, čitanje registarskih oznaka, klasifikacija vrste vozila

## **Title, summary and keywords**

**Title:** Computer vision system for automatic vehicle recognition in traffic control

**Author:** Jelena Novosel

### **Summary**

In this paper, computer vision system for traffic control has been developed. Problems which have been considered during development of the system are vehicle detection vehicle type classification and automatic license plate recognition. Automatic vehicle detection consists of three phase: defining region of interest, technique for vehicle detection and shadow removal. Each phase has been well explained and documented. Method for vehicle type classification has been developed in a simple but efficient way which gives high accuracy. Vehicle type classification includes four types of vehicles: car, van, bus and truck. Also method for vehicle brand classification has been developed. Vehicle brand classification includes eight car brands: Audi, Peugeot, Renault, Mercedes, Volkswagen, Hyundai, Mazda and Opel. License plate detection and recognition is divided into three phases: license plate localization, character segmentation and recognition and each phase is documented. After license plate localization, method for correction of license plate tilt is presented. Character segmentation and two optical character recognition algorithms are compared. Testing and result validation is made.

### **Keywords**

Vehicle detection, license plate recognition, license plate segmentation, vehicle types classification