



UNIVERZITET U NOVOM SADU
FAKULTET TEHNIČKIH NAUKA
KATEDRA ZA TELEKOMUNIKACIJE I
OBRADU SIGNALA



FAZIFIKACIJA GABOROVOG FILTRA I NJENA PRIMENA U DETEKCIJI REGISTARSKIH TABLICA

Doktorska disertacija

Kandidat:

mr Tadić Vladimir, DE-26/2016

Mentor:

prof. dr Tatjana Lončar Turukalo

Novi Sad 2018.



KLJUČNA DOKUMENTACIJSKA INFORMACIJA

| | |
|---|--|
| Redni broj, RBR: | |
| Identifikacioni broj, IBR: | |
| Tip dokumentacije, TD: | Monografska dokumentacija |
| Tip zapisa, TZ: | Tekstualni štampani materijal |
| Vrsta rada, VR: | Doktorska disertacija |
| Autor, AU: | Vladimir Tadić |
| Mentor, MN: | vanr. prof. Tatjana Lončar Turukalo |
| Naslov rada, NR: | Fazifikacija Gaborovog filtra i njena primena u detekciji registarskih tablica |
| Jezik publikacije, JP: | Srpski |
| Jezik izvoda, JI: | Srpski, engleski |
| Zemlja publikovanja, ZP: | Republika Srbija |
| Uže geografsko područje, UGP: | Vojvodina |
| Godina, GO: | 2018. |
| Izdavač, IZ: | Autorski reprint |
| Mesto i adresa, MA: | 21000 Novi Sad, Trg Dositeja Obradovića 6 |
| Fizički opis rada, FO: (poglavlja,strana/citata/tabela/slika/grafika/priloga) | (7/120/77/2/56/0/0) |
| Naučna oblast, NO: | Elektrotehničko i računarsko inženjerstvo |
| Naučna disciplina, ND: | Telekomunikacije i obrada signala |
| Predmetna odrednica/Ključne reči, PO: | Gaborov filter, fazi logika, segmentacija slike, prepoznavanje objekata, detekcija registarskih tablica |
| UDK | |
| Čuva se, ČU: | Biblioteka Fakulteta Tehničkih Nauka 21000 Novi Sad, Trg Dositeja Obradovića 6 |
| Važna napomena, VN: | Nema |
| Izvod, IZ: | Disertacija prikazuje novi algoritam za detekciju i izdvajanje registarskih tablica iz slike vozila koristeći fazi 2D Gaborov filter. Parametri filtra: orientacija i talasna dužina su fazifikovani u cilju optimizacije odziva Gaborovog filtra i postizanja dodatne selektivnosti filtra. Prethodno navedeni parametri dominiraju u rezultatu filtriranja. Bellova i trougaona funkcija pripadnosti pokazale su se kao najbolji izbor pri fazifikaciji parametara filtra. Algoritam je evaluiran nad više baza slika i postignuti su zadovoljavajući rezultati. Komponente od interesa su efikasno izdvojene i postignuta značajna otpornost na šum i degradaciju na slici. |
| Datum prihvatanja teme, DP: | 14.09.2017. |
| Datum odbrane, DO: | |
| Članovi komisije, KO: | Predsednik: prof. dr Vlado Delić, redovni profesor Fakultet tehničkih nauka, Univerzitet u Novom Sadu |

| | | | |
|--|---------|--|-----------------|
| | Član: | prof. dr Željen Trpovski vanredni profesor Fakultet tehničkih nauka, Univerzitet u Novom Sadu | |
| | Član: | prof. dr Milan Sečujski vanredni profesor Fakultet tehničkih nauka, Univerzitet u Novom Sadu | |
| | Član: | doc. dr Jelena Nikolić docent Elektronski fakultet, Univerzitet u Nišu | |
| | Mentor: | prof. dr Tatjana Lončar Turukalo vanredni profesor Fakultet tehničkih nauka, Univerzitet u Novom Sadu | Potpis mentora: |



KEY WORDS DOCUMENTATION

| | |
|--|---|
| Accession number, ANO: | |
| Identification number, INO: | |
| Document type, DT: | Monographic publication |
| Type of record, T3: | Textual material, printed |
| Contents code, CC: | PhD thesis |
| Author, AU: | Vladimir Tadić |
| Mentor, MN: | associate prof. Tatjana Lončar Turukalo, PhD |
| Title, TI: | Fuzzification of Gabor Filter for License Plate Detection Application |
| Language of text:, LT: | Serbian |
| Language of abstract, LA: | Serbian, English |
| Country of publication, CP: | Serbia |
| Locality of publication, LP: | Vojvodina |
| Publication year, PY: | 2018. |
| Publisher, PB: | Author's reprint |
| Publication place, PP: | 21000 Novi Sad, Trg Dositeja Obradovića 6 |
| Physical description, PD: (chapters/ pages/ ref. / tables/ pictures/ graphs/ appendixes) | (7/120/77/2/56/0/0) |
| Scientific field, SF: | Electrical and Computer Engineering |
| Scientific discipline, SD: | Telecommunications |
| Subject/ Key words, S/KW: | Gabor filter, fuzzy logic,image segmentation; object recognition, license plate detection |
| UC | |
| Holding data, HD: | Library of Faculty of Technical Sciences 21000 Novi Sad, Trg Dositeja Obradovića 6 |
| Note, N: | None |
| Abstract, AB: | The thesis presents a new algorithm for detection and extraction of license plates from a vehicle image using a fuzzy two-dimensional Gabor filter. The filter parameters, orientation and wavelengths are fuzzified to optimize the Gabor filter's response and achieve a greater selectivity. It was concluded that Bell's function and triangular membership function are the most efficient methods for fuzzification. Algorithm was evaluated on several databases and has provided satisfactory results. The components of interest were efficiently extracted, and the procedure was found to be very noise-resistant. |
| Accepted by the Scientific Board on, ASB: | 14.09.2017. |
| Defended on, DE: | |

| | | |
|---------------------|------------|---|
| Defended board, DB: | President: | Vlado Delić, PhD full professor Faculty of Technical Sciences, University of Novi Sad |
| | Member: | Željen Trpovski, PhD associate professor Faculty of Technical Sciences, University of Novi Sad |
| | Member: | Milan Sečujski, PhD associate professor Faculty of Technical Sciences, University of Novi Sad |
| | Member: | Jelena Nikolić, PhD assistant professor Faculty of Electronic Engineering, University of Niš |
| | Advisor: | Tatjana Lončar Turukalo, PhD associate professor Faculty of Technical Sciences, University of Novi Sad |

SADRŽAJ

| | |
|---|-----------|
| 1. UVOD..... | 1 |
| 1.1. PREGLED OBLASTI | 2 |
| 1.2. CILJ I DOPRINOS RADA | 5 |
| 1.3. PREGLED TEZE | 9 |
| 2. OSNOVNI TEORIJSKI KONCEPTI..... | 11 |
| 2.1. REPREZENTACIJA SLIKE..... | 11 |
| 2.2. DIGITALIZACIJA SLIKE | 12 |
| 2.3. SEGMENTACIJA SLIKE | 14 |
| 2.3.1. Morfološke operacije | 15 |
| 2.3.2. Savremene tehnike segmentacije slike | 20 |
| 2.4. GABOROV FILTAR..... | 22 |
| 2.4.1. Neke primene Gaborovog filtra | 27 |
| 3. FAZI LOGIKA – TEORIJSKE OSNOVE..... | 30 |
| 3.1. DEFINICIJE U FAZI TEORIJI | 32 |
| 3.2. FUNKCIJE PRIPADANJA | 35 |
| 3.3. FAZI SISTEMI | 38 |
| 4. FAZIFIKACIJA GABOROVOG FILTRA I POSTUPAK DETEKCIJE REGISTARSKE TABLICE..... | 42 |
| 4.1. FAZIFIKACIJA GABOROVOG FILTRA..... | 42 |
| 4.2. ALGORITAM ZA DETEKCIJU REGISTARSKIH TABLICA | 51 |
| 5. EVALUACIJA PREDLOŽENOG ALGORITMA..... | 59 |
| 5.1. UTICAJ RAZLIČITIH USLOVA SNIMANJA NA ALGORITAM.... | 60 |
| 5.2. UTICAJ 3D ROTIRANJA NA ALGORITAM..... | 76 |
| 5.2.1. Evaluacija predloženog postupka nad javno dostupnim bazama | 76 |
| 5.3. UTICAJ FAZIFIKACIJE PARAMETARA GABOROVOG FILTRA – KOMPARATIVNI PREGLED..... | 82 |
| 6. ZAKLJUČAK | 89 |
| 7. LITERATURA | 91 |

Lista slika

| | |
|---|----|
| Slika 1.1. Opšta blok šema sistema za prepoznavanje registarskih tablica..... | 1 |
| Slika 1.2. Uprošćena blok šema sistema za detekciju registarskih tablica fazi Gaborovim filtrom | 6 |
| Slika 1.3. Formiranje impulsnog odziva jednodimenzionalnog Gaborovog filtra: (a) sinusoida, (b) Gausova funkcija i (c) modulisana sinusoida, tj. Gaborov filter | 7 |
| Slika 2.1. (a) Binarna slika, (b) strukturni element, (c) dilatirana slika, (d) erodirana slika , (preuzeto iz [16])..... | 16 |
| Slika 2.2. Primer zatvaranja i otvaranja respektivno (preuzeto iz [16]) | 18 |
| Slika 2.3. (a) Originalna slika, (b) rezultat bottom hat trasformacije | 19 |
| Slika 2.4. (a) 2D sinusoida, (b) Gausova funkcija, (c) odgovarajući 2D Gaborov filter | 23 |
| Slika 2.5. Primer 2D Gaborovog filtra pod uglom od 45° i prostornom frekvencijom od 100 piksela; (a) kosinusna komponenta, (b) sinusna komponenta, (c) amplitudska karakteristika, (d) frekvencijski odziv kosinusne komponente, (e) frekvencijski odziv sinusne komponente, (f) frekvencijski odziv amplitude..... | 26 |
| Slika 3.1. (a) Primer klasičnog i (b) fazi razmišljanja..... | 31 |
| Slika 3.2. (a) Primer dva skupa, (b) komplement, (c) unija, (d) presek | 34 |
| Slika 3.3. Prikaz osobina funkcije pripadanja | 36 |
| Slika 3.4. (a) Normalan i (b) subnormalan fazi skup | 37 |
| Slika 3.5. (a) Konveksan i (b) nekonveksan fazi skup | 37 |

| | |
|--|----|
| Slika 3.6. Funkcije pripadanja | 38 |
| Slika 3.7. Proces formiranja fazi sistema..... | 41 |
| Slika 4.1. Ulagana i izlagana funkcija pripadanja za opisivanje orijentacija | 45 |
| Slika 4.2. Fazi sistem i njegova aproksimacija za orijentacije | 46 |
| Slika 4.3. Ulagana i izlagana funkcija pripadanja za opisivanje talasnih dužina..... | 48 |
| Slika 4.4. Fazi sistem i njegova aproksimacija za talasne dužine | 49 |
| Slika 4.5. Primer jednog od fazifikovanih filtera; (a) kosinusna komponenta, (b) sinusna komponenta, (c) amplitudska karakteristika, (d) frekvencijski odziv kosinusne komponente, (e) frekvencijski odziv sinusne komponente, (f) frekvencijski odziv amplitudne | 50 |
| Slika 1.2. Uprošćena blok šema sistema za detekciju registarskih tablica fazi Gaborovim filtrom | 51 |
| Slika 4.6. (a) Originalna slika i (b) odziv fazi Gaborovog filtra..... | 52 |
| Slika 4.7. (a) Slika odziva samo na fazifikovane orijentacije i (b) samo na fazifikovane talasne dužine | 53 |
| Slika 4.8. (a) Rezultat vertikalne detekcije ivica Sobelovim operatorom i (b) rezultat zatvaranja sa horizontalnim SE većim od dužine razmaka između karaktera u tablici . | 54 |
| Slika 4.9. Rezultat dva uzastopna otvaranja | 55 |
| Slika 4.10. (a) Rezultat oduzimanja i (b) rezultat finalne operacije otvaranja..... | 55 |
| Slika 4.11. Rezultat operacije množenja; slika prikazuje kandidate za tablicu | 56 |
| Slika 4.12. Binarna maska tablice i izdvojen sadržaj tablice | 57 |
| Slika 4.13. (a) Detektovana i (b) izdvojena tablica..... | 58 |

| | |
|---|----|
| Slika 5.1. (a) Originalna ulazna slika i (b) odziv na fazi Gaborov filter (c) odziv filtra u okolini tablice | 60 |
| Slika 5.2. (a) Slika sa vertikalno detektovanim ivicama i (b) detektovana registarska tablica u polaznoj slici..... | 61 |
| Slika 5.3. Detektovana i izdvojena tablica | 61 |
| Slika 5.4. (a) Originalna ulazna slika i (b) odziv na fazi Gaborov filter..... | 62 |
| Slika 5.5. (a) Slika sa vertikalno detektovanim ivicama i (b) detektovana registarska tablica u polaznoj slici..... | 63 |
| Slika 5.6. Detektovana i izdvojena tablica | 63 |
| Slika 5.7. (a) Originalna ulazna slika i (b) odziv na fazi Gaborov filter..... | 64 |
| Slika 5.8. (a) Slika sa vertikalno detektovanim ivicama i (b) detektovana registarska tablica u polaznoj slici..... | 65 |
| Slika 5.9. Detektovana i izdvojena tablica | 65 |
| Slika 5.10. (a) Originalna ulazna slika i (b) odziv na fazi Gaborov filter..... | 66 |
| Slika 5.11. (a) Slika sa vertikalno detektovanim ivicama i (b) detektovana registarska tablica u polaznoj slici..... | 66 |
| Slika 5.12. Detektovana i izdvojena tablica | 67 |
| Slika 5.13. Primer slike snimljene iz blizine priojakoj sunčevoj svetlosti i sa namerno ubaćenom senkom | 67 |
| Slika 5.14. Primer detekcije prljave tablice pod krivim ugлом..... | 68 |
| Slika 5.15. Primer slike snimljene iz daljine sa strane pod krivim ugлом i jakim odsjajem..... | 69 |

| | |
|--|----|
| Slika 5.16. Primer detekcije tablice, kada je vozilo snimljeno u mraku | 70 |
| Slika 5.17. Primer slike snimljene sa strane pod krivim uglom sa oštećenom tablicom | 71 |
| Slika 5.18. Primer slike snimljene profesionalnom REG kamerom..... | 72 |
| Slika 5.19. Primer primene fazi Gaborovog filtra na slike snimljene pod različitim uslovima snimanja i različitim pozicijama tablice u slici; (a) ulazne slike i (b) rezultati filtriranja..... | 75 |
| Slika 5.20. Primer izdvojenih detektovanih tablica | 75 |
| Slika 5.21. Rezultati verifikacije algoritma..... | 78 |
| Slika 5.22. (a) Originalna slika u boji; (b) slika konvertovana u sivu skalu | 83 |
| Slika 5.23. (a) Rezultat primene Gaborove filter banke, (b) odziv fazifikovanog Gaborovog filtra | 84 |
| Slika 5.24. (a) Rezultat detekcije ivica na odziv Gaborove filter banke, (b) rezultat detekcije ivica na odziv fazifikovanog Gaborovog filtra | 85 |
| Slika 5.25. (a) Binarna maska u slučaju algoritma sa filter bankom, (b) binarna maska kod algoritma sa fazifikovanim filtrom..... | 86 |
| Slika 5.26. (a) Sadržaj izdvojen na osnovu binarne maske u prvom slučaju, (b) i u drugom slučaju | 86 |
| Slika 5.27. (a) Izdvojena tablica pomoću Gaborove filter banke, (b) izdvojena tablica fazifikovanim Gaborovim filtrom..... | 87 |

Lista tabela

Tabela 5.1. *Prikaz rezultata detekcije*81

Tabela 5.2. *Prikaz rezultata komparacije*88

Lista skraćenica

2D – dvodimenzionalno

3D – trodimenzionalno

A/D - analogno-digitalni

CCIR - Consultative Committee on International Radio

FCM - Fuzzy C-Means

HD - High Definition (visoki kvalitet slike)

HSI - Hue, Saturation, Intensity (nijansa, saturacija, intenzitet)

REG - Special Register Cameras

RGB - Red, Green, Blue (crveno, zeleno, plavo)

SE – Structural Element (strukturni element)

SD - Standard Definition (standardan kvalitet slike)

Zahvalnica

Ova disertacija je rezultat višegodišnjeg istraživanja iz oblasti digitalne obrade slike na temu segmentacije slike, prepoznavanja objekata u slici i na kraju detekcije i izdvajanja registarskih tablica.

Veliku zahvalnost dugujem svojim mentorima prof. dr Tatjani Lončar Turukalo na velikoj pomoći u naučno-istraživačkom radu i izradi ove disertacije, kao i prof. dr Peteru Odryju na motivaciji i velikoj podršci u naučno-istraživačkom radu.

Takođe, zahvaljujem se prof. dr Željenu Trpovskom i prof. dr Vladu Deliću na nesebičnoj pomoći u brojnim situacijama. Svojim angažovanjem mnogo su mi pomogli tokom proteklih godina za vreme mojih studija.

Želim da se zahvalim i svim članovima komisije koji su svojim sugestijama unapredili ovu disertaciju.

Na kraju ipak, najveću zahvalnost dugujem svojoj porodici i roditeljima.

FTN, Novi Sad, 2018.

Tadić Vladimir Laslo

Sažetak

Sistemi za automatsko prepoznavanje registarskih tablica predstavljaju važan primer primene prepoznavanja i identifikacije objekata. Glavni cilj ovih sistema jeste automatska segmentacija i prepoznavanje sadržaja registarske tablice. Sistemi za prepoznavanje registarske oznake uobičajeno podrazumevaju akviziciju slike, algoritam za segmentaciju tablice i detekciju karaktera i na izlazu očitanu tablicu.

Ova teza bavi se prvim delom problema automatske detekcije registarskih tablica - problemom pouzdane segmentacije registarske tablice sa slika dobijenih komercijalnim fotoaparatima pri različitim uslovima snimanja, u prisustvu šuma i/ili degradacije. Prepoznavanje karaktera sa registarske tablice je problem koji se uspešno rešava sa nekoliko pouzdanih algoritama segmentacije i prepoznavanja karaktera, dok problem detekcije registarske tablice na slici navodi se kao najčešći uzrok neuspešnog automatskog očitavanja registarskih tablica.

Predloženi algoritam za detekciju i izdvajanje registarskih tablica zasniva se na fazifikovanom dvodimenzionalnom Gaborovom filtru. Ovako modifikovan filter doprinosi lakšoj i pouzdanijoj detekciji i izdvajaju registarske tablice iz složene slike vozila. Razvijeni postupak uz manje izmene može da se primeni i u drugim aplikacijama koje uključuju detekciju, izdvajanje i prepoznavanja objekata iz slike složene sadržine.

Problematici Gaborovog filtriranja pristupilo se iz perspektive fazi logike koja predstavlja moćan matematički aparat blizak ljudskom rezonovanju. Koristeći fazi logiku, fazifikovali smo orientaciju i talasne dužine Gaborovog filtra u cilju poboljšanja odziva filtra. Prilikom razvoja algoritma zaključeno je da se najbolji rezultati pri fazifikaciji parametara Gaborovog filtra dobijaju primenom Bellove i trougaone funkcije pripadanja. Primena fazifikovanog Gaborovog filtra dala je zadovoljavajuće rezultate uz efikasnu detekciju i izdvajanje tablica, i robusnost na šum.

Algoritam je testiran koristeći različite baze slika za testiranje u kojima se snimci vozila pojavljuju u različitim uslovima i okruženju. Cilj eksperimenata je bila

procena performansi algoritma nad slikama dobijenim pomoću komercijalnih fotoaparata skromnih mogućnosti. Slike korišćene u eksperimentima ispunjavaju skup uslova nametnutih tokom razvoja samoga algoritma. Algoritam podrazumeva sledeća ograničenja: vozilo je snimljeno odnapred ili otpozadi pod određenim uglom sa bilo koje strane; dimenzije vozila moraju ostati u određenim granicama; trodimenzionalna devijacijaугла mora biti u određenim granicama. Navedene uslove zadovoljava 718 slika iz naše baze, a baza slika je proširena i slikama iz javno dostupnih baza.

U većini radova koji se bave automatskim prepoznavanjem registarskih tablica korišćene su slike dobijene aparatima specijalno dizajniranim u ovu svrhu (special register cameras - REG). REG kamere su značajno skuplje od komercijalnih fotoaparata jer obično uključuju i specijalnu optiku, kao i softversku podršku za predobradu koja doprinosi kvalitetu inicijalne slike na kojoj se vrši detekcija registarske tablice, ali uvećava troškove akvizicije slika.

U ovom istraživanju korišćene su slike snimljene komercijalnim digitalnim fotoaparatima. Slike snimane na ovaj način imaju brojne nedostatke kao što su senke, refleksija svetlosti i šum. Cilj je razvoj robusnog algoritma koji bi uspešno obradivao i slike značajno lošijeg kvaliteta, načinjene komercijalnim aparatima, uz sav šum svojstven ovom načinu akvizicije slike. Predloženi postupak daje mogućnost da se u postupku detekcije registarskih tablica koriste ekonomičnije kamere za akviziciju slike.

Glavni izazov kod detekcije tablice jeste ugao snimanja vozila i prisustvo dodatnih komponenti čije dimenzijsu slične dimenzijsama registarske tablice. U takvim slučajevima može doći do pogrešne detekcije i izdvajanja pogrešne komponente iz slike. Među loše uslove snimanja spadaju preveliko odstupanje ugla snimanja od nominalnih 90° i nedovoljna ili preterana udaljenost prilikom snimanja. Takođe, nedovoljan ili preteran osvetljaj može značajno uticati na performanse algoritma. Algoritam je otporan na loše uslove snimanja pod uslovom da su relevantni parametri u prihvatljivim granicama.

Predloženi algoritam zasnovan na fazifikovanom Gaborovom filtru efikasno izdvaja komponente od interesa iz složenih slika uz blagu devijaciju prepostavljenih

uslova. Prikazano fazi rezonovanje dozvoljava fleksibilno podešavanje parametara filtra prema specifičnim zahtevima samog problema.

U budućem radu fokus istraživanja biće na postupcima za detekciju i ispravljanje ugla vozila u slici, pošto prevelike devijacije ugla dominantno utiču na detekciju registrarske tablice.

Abstract

Automatic license plate detection is an important application of object recognition and identification. This procedure implies isolation of the license plate and recognition of the license plate's number without human influence. License plate recognition systems assume an image acquisition step, an algorithm for plate segmentation, character recognition, and the recognized license plate number as an output.

This thesis deals with the first part of the automatic license plate detection problem, i.e. with the problem of reliable license plate detection from images taken with commercial photo cameras under different conditions, in the presence of noise or/and degradation. While the character recognition problem is successfully solved with few reliable algorithms for character segmentation and recognition, the problem of license plate detection from an image is still the most common cause of unsuccessful plate recognition.

The proposed algorithm for detection and extraction of license plates from an image is based on a fuzzified two-dimensional Gabor filter. The filtering contributes to an easier and more reliable detection and extraction of license plates from a complex vehicle image. Moreover, the developed procedure can be applied with minor modifications to other procedures that involve object detection, extraction, and recognition from an image.

The problem of filtration via Gabor filters was approached in terms of fuzzy logic, which is a powerful mathematical apparatus that closely mirrors human thinking. Using this apparatus, we fuzzified the orientation and wavelengths of the Gabor filter to improve the filter response. The algorithm validation has confirmed that Bell's function and triangular membership function are the most efficient methods for selecting the filter parameters for fuzzification. The use of the fuzzified Gabor filter provided satisfactory results, along with an efficient extraction and noise-robustness.

Algorithm validation was done using multiple databases with vehicle images, where the license plate appeared in different surroundings and conditions. The goal of these experiments was to assess how well the proposed algorithm performs the detection and cropping of the license plates in images taken with a modest quality commercial cameras. During the algorithm development certain constraints in the image acquisition step had to be introduced. The algorithm relies on the following set of assumptions: the vehicle is photographed from the front or back within a certain angular deviation and skewness on either side; the range of vehicle's dimensions has to stay within a certain limit; and the angular deviation/slant in 3D has to be within specified limits. These conditions were met by 718 images in our image database and the data set was further extended with images from publically available databases.

In most applications and databases used in papers on automatic license plate recognition, the images are captured with special register cameras (REG) designed to serve these purpose. REG cameras include a special optical system and software support for image preprocessing, which significantly improves the quality of initial image, but increases the system cost. The goal of this thesis is to develop a robust algorithm that achieves good performance on the images taken with commercial cameras with all the problems inherent to this image acquisition method. The images captured with commercial digital cameras have numerous flaws such as reflections, shadows, and noise, resulting in poor image quality. The proposed algorithm would enable the use of affordable cameras for license plate detection.

The main challenge with plate extraction is the skewness and the presence of extra components of various dimensions similar to a license plate. In such cases, invalid detection can occur, and the wrong component may be extracted. Poor image capture conditions include a greater angle deviation from the regular 90° and insufficient or excessive capture distance. Sufficient or excessive illumination is also of great importance for successful performance. The algorithm is resistant to poor capture conditions if the relevant parameters are set within acceptable limits.

The proposed approach based on fuzzified Gabor filter efficiently detects the components of interest in a complex image with a slight deviation. Introduced fuzzy logic allows the flexible adjustment of the filter parameters to the specific requirements of the problem. The future work will focus on efficient procedures for detection and correction of the skewness of the vehicle in image, as larger angular deviations dominantly affect the license plate detection.

1. UVOD

Automatsko prepoznavanje registarskih tablica spada među važne aplikacije prepoznavanja objekata (*Object Recognition, Computer Vision*). Kao glavni cilj postavlja se potpuno automatizovano izdvajanje registarske tablice i prepoznavanje karaktera, odn. očitavanje tablice. Mnogi sistemi podrazumevaju primenu prepoznavanja registarskih tablica: industrija, parking servisi, aerodromi, kao i brojni bezbednosni servisi: carinska kontrola, saobraćajne kontrolne tačke, sistemi za naplaćivanje putarine, vojska, policija, itd. Sistemi za prepoznavanje registarske oznake uobičajeno se sastoje iz tri segmenta. Ulazna komponenta prepostavlja akviziciju slike vozila, dok se na izlazu kao rezultat očekuje očitana tablica. Opšta blok šema sistema, data na slici 1.1. i podrazumeva:

- deo za detekciju i izdvajanje registarske tablice iz slike,
- deo za segmentaciju same tablice gde se pojedinačno izdvajaju karakteri iz tablice
- deo za prepoznavanje karaktera iz izdvojene registarske tablice.



Slika 1.1. Opšta blok šema sistema za prepoznavanje registarskih tablica

Ova teza bavi se prvim delom problema automatske detekcije registarskih tablica, odn. problemom pouzdane segmentacije registarske tablice sa slike dobijenih komercijalnim fotoaparatima pri različitim uslovima snimanja, u prisustvu šuma i/ili degradacije. Dok je samo prepoznavanje karaktera sa registarske tablice problem koji se uspešno rešava sa nekoliko pouzdanih algoritama segmentacije i prepoznavanja karaktera, problem detekcije registarske tablice na slici navodi se kao

najčešći uzrok neuspešnog automatskog očitavanja registarskih tablica u velikoj većini radova na ovu temu [1].

Ovaj podatak nam je poslužio kao motivacija da istražimo na koji način je moguće unaprediti uspešnost detekcije registarskih tablica iz složenih slika lošijeg kvaliteta.

U većini radova koji se bave automatskim prepoznavanjem registarskih tablica korišćene su slike dobijene aparatima specijalno dizajniranim u ovu svrhu *special register cameras* u daljem tekstu označene sa REG. REG kamere su značajno skuplje od komercijalnih fotoaparata jer obično uključuju i specijalnu optiku, kao i softversku podršku za predobradu, koja značajno doprinosi kvalitetu inicijalne slike na kojoj se vrši detekcija registarske tablice. U okviru ovog istraživanja, cilj je razvoj robusnog algoritma koji bi uspešno obradivao i slike značajno lošijeg kvaliteta, načinjene komercijalnim aparatima, uz sav šum svojstven ovom načinu akvizicije slike. Algoritam koji se predlaže zasniva se na primeni Gaborovog filtra sa parametrima određenim fazi logikom [2]. Fazi Gaborov filter se koristi za detekciju komponenti tablice i njene okoline u složenoj slici vozila [1] .

1.1. PREGLED OBLASTI

Algoritmi za segmentaciju i prepoznavanja tablica su uveliko u praktičnoj primeni, a neki su javno otvoreni za testiranje i poređenje performansi (<https://github.com/tesseract-ocr/>, <http://www.openalpr.com/>). Samo izdvajanje, odnosno segmentacija registarske tablice sa slike je i dalje veoma aktuelan istraživački problem, s obzirom da u velikoj meri pozitivan ishod zavisi od uslova snimanja i sadržaja slike. Razvijene su mnoge različite procedure za detekciju i izdvajanje registarskih tablica, od kojih će u nastavku biti pomenute samo neke koje ukazuju na osnovne pravce rešavanja ovog problema. Ovi algoritmi biće upoređeni sa predloženim postupkom koji je uz manje modifikacije univerzalno primenljiv na

razne probleme koji uključuju detekciju, izdvajanje i prepoznavanje objekata iz slike [1].

Anagnostopoulos et. al. [3] daje pregled većine do sada objavljenih tehnika za detekciju, izdvajanje i očitavanje registarskih tablica. Autori ističu prednost upotrebe Gaborovog filtra za detekciju tablica, pre svega zbog mogućnosti korišćenja mnoštva uglova za orijentaciju i mogućnosti promene prostornih učestanosti i propusnog opsega. Pregled uključuje i metode koje se oslanjaju na standardne tehnike segmentacije pomoću praga, filtriranje Sobelovim operatorom za detekciju ivica, kao i morfološku obradu slike. Za obrade monohromatskih slika, ukazano je na radeve koji koriste statističke alate za izbor najpogodnijih parametara, *wavelet* [4] ili Houghovu [5] transformaciju. U slučaju primene *waveleta* spominje se tačnost ispravne detekcije tablica od 92,4%, a u slučaju primene Houghove transformacije spominje se prosečna tačnost od 98,8%. Za detekciju tablice može da se koristi i slika u boji ukoliko tablice imaju neku specifičnu boju za čiju detekciju moguće iskoristiti precizno podešen hromatski filter [6]. Za klasifikaciju i prepoznavanje karaktera u tablici koriste se neuralne mreže, kao i Bayesov klasifikator [3]. Fratavchan i Shkilnjuk [7] u svom radu opisuju sistem za praćenje vozila koji podrazumeva detekciju vozila na putu i detekciju registarske tablice. Sistem se koristi za nadzor saobraćaja i uključuje senzor sa kontinuirani monitoring brzine vozila, koji aktivira sistem za video nadzor radi snimanja vozila u prekršaju. Sistem za prepoznavanje registarskih tablica analizom histograma izdvaja i očitava tablicu.

Becerikli et. al. [8] koriste vertikalni Gaborov filter za detekciju registarske tablice na slici vozila. Orientacija i devijacija Gaborovog filtra odabrana je na osnovu empirijskih analiza. Pošto tablica sadrži uglavnom vertikalno orijentisane karaktere, vertikalna orijentacija Gaborovog filtra je dala najbolje rezultate. Rezultat filtriranja se potom koristi kao ulaz algoritma za adaptivno određivanje praga. Segmentacija i očitavanje registarske tablice vrši se pomoću neuralne mreže. Autori su testirali svoj algoritam na bazi od 132 slike vozila sa tačnošću detekcije od 83,64%.

Kolour et. al. [9] daju pregled niza tehnika za detekciju i prepoznavanje registarskih tablica. Kao mogući pristupi navode se primena Houghove transformacije, Gaborov filter, morfološka obrada, poboljšanje kontrasta i ivica, AdaBoost algoritam i dinamičko programiranje. Pristup dinamičkog programiranja ne pronalazi lokacije tablice u slici, nego vrši direktnu segmentaciju tablice na karaktere. Prednost ovog algoritma je upravo u tome što ne uzima u obzir karakteristike tablice (ivice, linije, dimenzije itd.), koje se mogu značajno razlikovati. Algoritam koristi širok spektar pragova za određivanje karaktera. AdaBoost algoritam se zasniva na ansambalskoj klasifikaciji koja kombinuje više slabih klasifikatora u jedan klasifikator dobrih performansi kojim se vrši detekcija tablice. Kao što je slučaj kod svih algoritama prepoznavanja oblika, mana ovog algoritma jeste da za veliku tačnost zahteva mnogo ulaznih podataka, a u slučaju da je algoritam dobro istreniran ovo predstavlja pogodno rešenje za sisteme koji bi trebalo da rade u realnom vremenu.

Deb et. al. [10] vrše detekciju tablice pomoću predstavljanja slike u HSI kolor sistemu. Detekcija je omogućena procenom statističkog praga segmentacije hromatskom analizom slike. Na ovaj način dobija se niz mogućih kandidata za tablicu, koji podležu daljem filtriranju i analizi histograma da bi se izdvojio oblik koji odgovara tablici. Iako je metod veoma efikasan, ne daje dobre rezultate ukoliko je ulazna slika lošijeg kvaliteta, odnosno degradirana, ili ukoliko je tablica iste boje kao okolina. Chang et al. [11] detekciju tablice vrše, pomoću seta horizontalnih linija za detekciju, nakon čega se položaj tablice određuje analizom vertikalnih ivica u datim linijama za detekciju. Detekcija linijama počinje od donjeg dela slike ka gornjem delu, pošto je veća verovatnoća da će se tablica nalaziti u donjem delu slike vozila, čime se postiže ušteda u vremenu računanja. Razmak između linija nije veći od prepostavljenje visine karaktera unutar tablice. Analizom vertikalnih ivica unutar ovih linija računa se prag. Primenom praga grupišu se vertikalne ivice, kandidati za tablicu i vrši se njihova verifikacija merenjem dužina. Kao najveći nedostatak ovog algoritma navodi se varijacija dimenzije tablica u slučaju vozila u pokretu ili promene daljine snimanja.

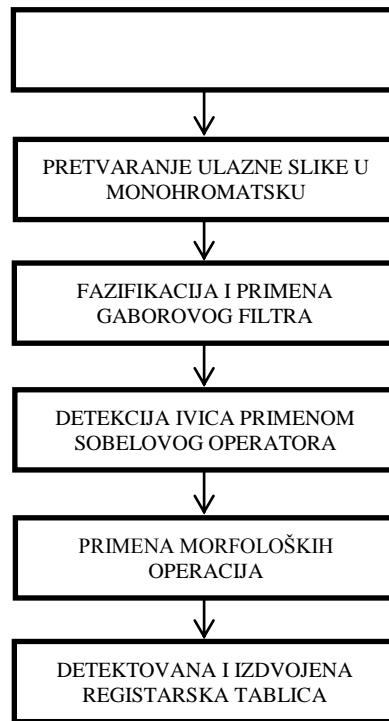
Tehnike dubokog učenja i na ovoj grupi problema postižu značajna poboljšanja [12]. Sistem za automatsko prepoznavanje tablica zasnovan na dubokim (*deep*) konvolucionim neuralnim mrežama omogućuje samostalno učenje kompleksnih karakteristika iz samih ulaznih podataka. Ovo je značajna prednost u odnosu na klasične neuralne mreže i mašinsko učenje nad manjim skupovima podataka, gde se uglavnom zahteva dizajn i izbor obeležja. Pokazano je, da su duboke neuralne mreže veoma robusne na različite uslove snimanja (slaba osvetljenost, kosi ugao itd.), kao i da razvijeni algoritam može detektovati više vrsta tablica koji se razlikuju po odnosu visine i širine i u kojima su karakteri različite veličine i oblika. Na kraju autori prikazuju uspešnost detekcije tablica od 99,09% na bazi slika vozila iz Sjedinjenih Američkih Država i uspešnost detekcije od 99,64% na bazi slika vozila iz Evrope. Može se primetiti da navedena metoda koja koristi duboko učenje daje izuzetnu uspešnost detekcije registarskih tablica, ali uvećava kompleksnost postupka i zahteva veliki broj primera za obuku neuralne mreže. Cheang et al. [13] u svom radu predstavili su algoritam baziran takođe na konvolucionim neuralnim mrežama koje se kombinuju sa rekurentnim neuralnim mrežama. Pokazali su da njihov algoritam daje značajno bolje rezultate u odnosu na pristup koji koristi klizajuće prozore za detekciju registarskih tablica.

1.2. CILJ I DOPRINOS RADA

Ovaj rad prikazuje novi algoritam za detekciju i izdvajanje registarskih tablica iz kompleksne slike koristeći fazi 2D Gaborov filter. Parametri filtra su fazifikovani u cilju optimizacije Gaborovog filtra, kako bi se što efikasnije izdvojile komponente od interesa u registarskoj tablici ili u njenoj okolini. Gaborov filter je odabran zbog svoje otpornosti na šumove i artefakte [1], [14], [16], [17], a veoma važan aspekt je i njegova jednostavna primena prilikom filtriranja [18], [19]. Fazifikovane su orijentacije i talasne dužine Gaborovog filtra. Fazifikacijom talasnih dužina postiže se dodatna selektivnost filtra [1]. Pokazano je da prethodno navedeni

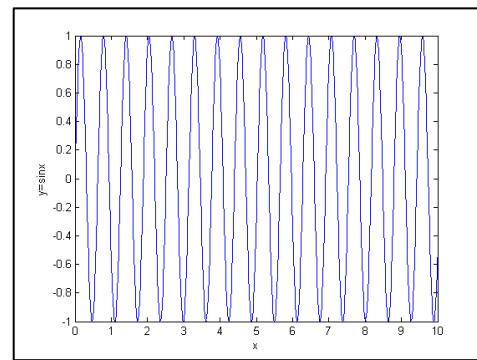
parametri dominiraju u rezultatima filtriranja. Pri fazifikaciji su korišćene Belova i trougaona funkcija pripadnosti, koje su se pokazale kao najbolji izbor za određivanje parametara filtra pri fazifikaciji u izvršenim eksperimentima. Na ovaj način fazifikovani parametri pružaju zadovoljavajuće rezultate, pošto su komponente od interesa veoma efikasno izdvojene i dokazano je da je postupak veoma otporan na razne vrste šuma [1].

Na slici 1.2. vidi se uprošćena blok šema sistema sa prikazanim osnovnim koracima algoritma. Nakon učitavanja slike u boji vrši se pretvaranje iste u sivu skalu u cilju naknadne lakše obrade. Sledеći korak je fazifikacija 2D Gaborovog filtra i njena primena na monohromatsku sliku. Nakon filtra primenjuje se Sobelov operator za detekciju ivica u slici koji rezultuje binarnom slikom sa izdvojenim ivicama. Primenom morfoloških operacija vrši se eliminacija suvišnih komponenti i kao rezultat detektuje se i izdvaja registrska tablica [1].

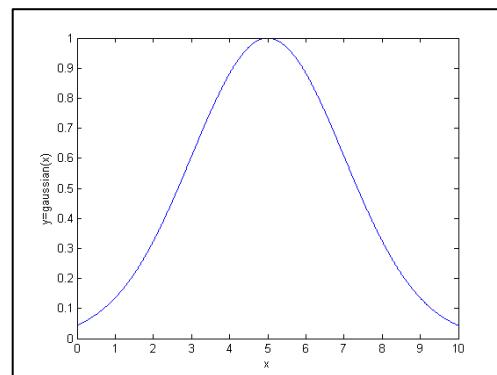


Slika 1.2. Uprošćena blok šema sistema za detekciju registrske tablice fazi Gaborovim filtrom

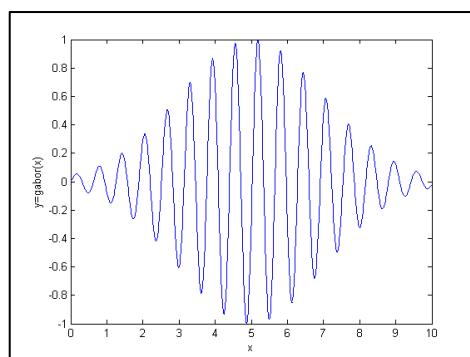
Filtriranje pomoću Gaborovog filtra je jednostavan način za izdvajanje prostorno lokalizovanih spektralnih osobina slike. Prostorne učestanosti i njihova orijentacija veoma su važne odlike tekstura u slici pogodne za segmentaciju slike, tj. za detekciju lokalizovanih tekstura u slici [1], [14], [15].



(a)



(b)



(c)

Slika 1.3. Formiranje impulsnog odziva jednodimenzionalnog Gaborovog filtra: (a) sinusoida, (b) Gausova funkcija i (c) modulisana sinusoida, tj. Gaborov filter

Impulsni odziv Gaborovog filtra dobija se modulisanjem sinusoide Gausovom funkcijom [1], [17]. Jednostavan primer formiranja Gaborovog filtra prikazan je na slici 1.3. Odgovarajući odziv dobija se pažljivim izborom parametara filtra. Neretko se više vrednosti parametara pokazuju kao pogodne za dati problem. Korišćenje filter banki jedno je od mogućih rešenja za upotrebu većeg broja vrednosti za jedan ili više parametara. Međutim, ovaj pristup zahteva veliko vreme procesiranja i čak može dovesti do nedostatka memorije u nekim ekstremnim slučajevima. Dodatno izabrane vrednosti parametara imaju distinktne, jasno određene vrednosti iz unapred zadatog skupa mogućih vrednosti. Za prevazilaženje ovog ograničenja u novijim istraživanjima koristi se fazi logika (*fuzzy logic*), tj. fazi sistemi (*fuzzy inference system – FIS*). Pomoću fazi logike-fazi sistema pripadnost nekom skupu moguće je opisati brojem iz intervala [0,1]. Ovaj matematički aparat iskorišćen je u našem istraživanju u cilju poboljšanja rezultata filtriranja fazifikacijom parametara Gaborovog filtra. Na ovaj način unapređena je detekcija i ekstrakcija registarskih tablica, čak i u slučaju slika složenijeg sadržaja. Fazifikacija Gaborovog filtra primenjena je na dva parametra od interesa: orijentaciju i talasnu dužinu. Pošlo se od prepostavke da samo ova dva parametra imaju značajan uticaj na rezultate filtriranja, detekciju tekstura i ivica i krajnji rezultat detekcije tablica dok npr. faktori skaliranja i standardna devijacija ne utiču značajno na odziv filtra za ove potrebe. Fazifikacijom orijentacije i talasne dužine Gaborovog filtra dobijena je filter banka, koja kao parametre koristi fazifikovanu orijentaciju i talasnu dužinu [1].

Važno je napomenuti da preterana fazifikacija može dovesti do značajnog uvećanja kompleksnosti računanja, što može imati uticaj na vreme procesiranja i utrošak memorije. Za svaki fazifikovan parametar određena vrednost fazi funkcije računa se posebno za svaki piksel, što uvećava računarsku kompleksnost. Zato prilikom izbora ulazne i izlazne funkcije pripadnosti moraju se izbeći vrednosti i intervali funkcija pripadnosti koje nemaju uticaj na rezultat fazifikacije [1].

Kao glavni problemi pri izdvajajući tablice su loši uslovi snimanja i prisustvo elemenata na slici sličnih dimenzija kao tablica. Eksperimentalno je utvrđeno da je predloženi algoritam otporan na neke loše uslove snimanja, kao što su loš ugao

snimanja i mala ili velika udaljenost objekta od interesa [1]. U slučaju prisustva objekata sličnih dimenzija moguća je pogrešna detekcija ili nemogućnost algoritma da se odluči za jednu komponentu.

Glavni zaključak na osnovu razultata i eksperimenata jeste, da fazi Gaborov filter veoma dobro detektuje komponente od interesa u složenoj slici sa minimalnim odstupanjima u određenim granicama. Ovo se postiže primenom fazi logike, koja na fleksibilan način vrši prilagođenje parametara filtra samom problemu, što nije moguće klasičnim matematičkim rezonovanjem [1].

Dakle, cilj je konstrukcija robusnog algoritma za detekciju i izdvajanje registarskih tablica, koji je sposoban da uspešno detektuje i izdvoji tablicu u slučaju da su ulazne slike lošeg kvaliteta i/ili snimane kamerama skromnih mogućnosti. Realizovani algoritam bi zbog svoje robusnosti trebao da bude primenljiv i u drugim aplikacijama za detekciju objekata u slikama sa minimalnim izmenama u samom algoritmu.

1.3. PREGLED TEZE

U istraživanju su kombinovani teorijski, simulacioni i eksperimentalni pristupi u cilju određivanja performansi algoritma pri detekciji i izdvajaju registarskih tablica iz složenih slika. Teza prikazuje detaljnu analizu problema i nedostataka postojećih algoritma za detekciju i izdvajanje registarskih tablica i daje smernice za prevazilaženje i rešenje tih nedostataka. Simulacijama su evaluirane performanse predloženog algoritma nad raznim tipovima tablica i kao i nad slikama različitog kvaliteta. Performanse algoritma nad degradiranim slikama vozila su eksperimentalno utvrđene u prisustvu raznih degradacija.

U simulacijama se koristi baza slika [appl-dsp.com/test-database] koja je samostalno napravljena pomoću klasičnih fotoaparata skromnih mogućnosti (*Canon PowerShot A530 i Nikon Coolpix L18*). Baza sadrži 718 slika različitog kvaliteta.

Neke od slika su dodatno degradirane u cilju pronalaženja graničnih slučajeva pri detekciji. Dodatno su u radu prikazani i rezultati nad javno dostupnim bazama slika.

U prvom poglavlju dat je uvod u kome je izložena tema rada, pregled rezultata u oblasti, pregled predloženog rešenja, cilj i doprinos rada kao i pregled čitave teze. U drugom poglavlju ukratko je opisan način reprezentacije slike kao i digitalizacija slike. U nastavku poglavlja date su teorijske osnove segmentacije slike kao i formiranje 2D Gaborovog filtra. U trećoj glavi prikazane su osnove fazi teorije i primer formiranja fazi sistema. U četvrtoj glavi detaljno je prikazan postupak fazifikacije Gaborovog filtra i opis predloženog algoritma za detekciju registarske tablice/objekata iz složene slike. Peto poglavlje evaluira performanse algoritma nad snimljenom bazom slika i javnim bazama. U šestoj glavi dat je zaključak rada i smernice za buduća istraživanja.

2. OSNOVNI TEORIJSKI KONCEPTI

Ovo poglavlje opisuje relevantne fundamentalne aspekte iz oblasti digitalne obrade slike kao što su reprezentacija i digitalizacija slike i osnove morfološke obrade i segmentacije slike. Segmentacija slike spada među najvažnije i najzahtevnije metode obrade slike i ima veoma značajnu ulogu u realizaciji aplikacija za detekciju i izdvajanje objekata iz slike. Na kraju poglavlja biće opisan način formiranja 2D Gaborovog filtra i njegove osobine.

2.1. REPREZENTACIJA SLIKE

Osnovni problem *reprezentacije slike* je karakterizacija veličine koju predstavlja jedan *element slike*, koji se kraće naziva *piksel*. Slika, zavisno od porekla, može predstavljati osvetljenost objekata na sceni (ako je dobijena kamerom osetljivom na vidljivi deo spektra), apsorpcione karakteristike tkiva (kod rendgenskog snimanja), temperaturu objekata na sceni (kod infracrvenih kamera), refleksione karakteristike tkiva (kod ultrazvučnih snimaka), itd. Važan aspekt reprezentacije slike je *vernost* kojom slika opisuje posmatranu fizičku pojavu. Vernost reprezentacije zavisi od kvaliteta senzora koji se koristi u kameri, ali i od procesa prostorne i amplitudske diskretizacije (tj. odabiranja i A/D konverzije). Reprezentacija slike se bavi i raznim postupcima *transformacije slike*, koji se koriste za drugačiji opis sadržaja slike, poboljšanje i restauraciju slike, kompresiju sadržaja, itd.

U uskoj vezi sa problemima reprezentacije slike su i postupci modelovanja slike. Slika se najčešće modeluje *statistički* pomoću statističkih karakteristika prvog i drugog reda. Pri tome se često koristi prepostavka o stacionarnosti slike, mada ova prepostavka nije uvek ispunjena. Mnogo viši nivo modelovanja se koristi u analizi slike, gde se smatra da je slika sačinjena od više objekata, a model definiše veze objekata na sceni. Poseban problem predstavlja reprezentacija i modelovanje

sekvenci slika, gde se kao promenljiva pojavljuje i vreme, odnosno, radi se o funkciji u trodimenzionalnom prostoru [16].

2.2. DIGITALIZACIJA SLIKE

Digitalna slika nastaje diskretizacijom prostornih promenljivih i kvantizacijom amplitude, a sastoji se od osnovnih elemenata slike, piksela poredanih u vrste i kolone. U praksi postoji nekoliko načina za formiranje digitalne slike.

Princip digitalizacije slike i njene osobine prikazaćemo na primeru digitalizacije monohromatske slike. Digitalna monohromatska slika se obično predstavlja kao niz binarnih podataka fiksne dužine digitalne reči. Pošto su podaci sigurno pozitivni, jer opisuju energiju izvora zračenja reflektovanu sa objekta koji se posmatra, nije potrebno korišćenje bita za znak. Ako se za predstavljanje slike koristi B bita po pikselu, ukupan broj amplitudskih nivoa je:

$$L = 2^B \quad (2.1)$$

a broj bita za reprezentaciju cele slike dimenzija $M \times N$ piksela:

$$B_{tot} = M \times N \times B \quad (2.2)$$

Za takvu sliku se kaže da ima *amplitudsку rezoluciju* od B bita po pikselu, ili 2^B amplitudskih nivoa.

Ljudsko oko je sposobno da razlikuje oko 10 do 15 apsolutnih nivoa intenziteta u monohromatskoj slici, ali je osetljivost oka veća (2%) za uočavanje razlika među intenzitetima susednih regiona [16]. Zbog toga je minimalni broj bita koji se koristi u sistemima za obradu slike šest, što zavisno od potreba i upotrebe može da varira. Najčešće dubina piksela iznosi 8 bita, (1 bajt), dok se za digitalizaciju medicinskih slika ponekad koristi 10, pa čak i 12 bita po pikselu.

Smanjivanjem broja bita za reprezentaciju intenziteta piksela vrši se jednostavna *kompresija slike*. Ako se broj nivoa smanjuje, prva izobličenja koja će se pojaviti pri reprodukciji slike biće *pojava lažnih kontura u slici*. Naime, kada se za kvantizaciju koristi mali broj nivoa, u delovima slike gde se intenzitet malo menja (delovi lica, ravnomerno osvetljene površine, itd.) pri rekonstrukciji dolazi do skokovite promene intenziteta dva piksela, iako su im stvarne vrednosti amplituda vrlo bliske. Uočavanje kontura zavisi i od karakteristika sistema za reprodukciju slike i postojanja šuma u slici [16].

Druga važna karakteristika digitalne slike je *prostorna rezolucija digitalne slike*. U obradi slike je iz praktičnih razloga broj piksela u vrstama i kolonama slike najčešće stepen broja 2, ali se sreću i drugačiji *formati slike*. Takođe, formati digitalne slike vezani su i sa izborom učestanosti odabiranja. S obzirom da je maksimalna učestanost u spektru televizijskog video signala oko 5 MHz, minimalna učestanost odabiranja iznosi 10 MHz. Naprimer, u CCIR 601 standardu propisana je učestanost odabiranja od 13.5 MHz, jer obezbeđuje najbolju kompatibilnost između 625-linijskog i 525-linijskog sistema (CCIR 601 je video standard za kodovanje analognog video signala u digitalni signal u analognim TV sistemima). U oba sistema u aktivnom delu jedne horizontalne linije uzima se 720 odmeraka. Da bi se obezbedila diskretizacija video signala bez preklapanja u spektralnom domenu, pre A/D konverzije obavezno se koristi analogni predfiltrar. Propusni opseg analognog predfiltrira treba biti do 5.75 MHz, slabljenje na frekvenciji od 6.75 MHz treba da bude najmanje 12 dB, a slabljenje iznad frekvencije od 8 MHz treba da bude najmanje 40 dB [16].

Prostorna rezolucija u velikoj meri utiče na subjektivnu ocenu kvaliteta slike. Ukoliko se slike male rezolucije uvećavaju interpolacijom piksela, uočavaju se blokovski efekti ili zamućenost slike u zavisnosti od tehnike interpolacije. Mala prostorna rezolucija otežava ili u potpunosti onemogućuje uočavanje detalja na slici [1].

2.3. SEGMENTACIJA SLIKE

U ovom poglavlju ukratko su predstavljeni osnovni postupci segmentacije slike, od kojih su neki korišćeni u predloženom algoritmu segmentacije registarskih tablica. Segmentacija slike spada u veoma zahtevne i istraživački interesantne oblasti digitalne obrade slike. Nijedan od razvijenih algoritama za segmentaciju slike nije univerzalno primenljiv na sve slike, niti su različiti algoritmi podjednako pogodni za sve primene. Cilj segmentacije jeste podela slike na regije [18], [19]. Ovaj problem može se rešiti korišćenjem više pristupa, a među najzastupljenije spadaju:

- pronalaženje diskontinuiteta intenziteta
- primena praga
- primena morfoloških operacija itd.

Postoje tri osnovne vrste diskontinuiteta: tačka, linija i ivica. Za njihovo pronalaženje najčešće se primenjuju linearni i nelinearni filtri. Za svaki piksel u slici određuje se odziv odgovarajućeg filtra.

Detekcija ivica vrši se pomoću gradijentnih operatora. Često je neophodna dodatna obrada kojom se detektovane ivice povezuju. Postupci su složeni i dele se na globalne (po celoj slici) i lokalne (po delovima slike).

Jedan od najzastupljenijih pristupa segmentaciji slike je segmentacija na osnovu praga. Kod ove metode segmentacija je zasnovana na poređenju inenziteta piksela sa jednim ili više pragova i svrstavanjem piksela u dve ili više kategorija [16]. Npr. segmentacija gde se vrši poređenje intenziteta piksela samo sa jednim pragom predstavlja najjednostavniji vid segmentacije i koristi se u postupku *binarizacije* slike, tj. formiranja slike sa samo dva nivoa intenziteta i veoma često se koristi u praksi.

Detekcija ivica jeste najpogodniji način za detekciju značajnih diskontinuiteta u slici. Ti diskontinuiteti detektuju se pomoću izvoda prvog i drugog reda. Prvi izvod od značaja u obradi slike je tzv. gradijent [18], [19]. Glavna ideja kod

detekcije ivica jeste identifikacija naglih promena intenziteta koristeći sledeće osobine:

1. prvi izvod intenziteta po amplitudi veći od nekog određenog praga.
2. drugi izvod intenziteta jednak nuli.

Postoji više prostornih filtera za detekciju ivica i svaki od njih poseduje određene kvalitete. Najčešće se koriste Prewittov, Sobelov i Cannyjev operator. Od ovih, Prewitt-ov operator detektuje ivice na najlošiji način, a Canny-ev na najbolji [18], [19]. Sobelov operator je negde između po kvalitetu, ali je po upotrebi najzastupljeniji. Sobelov filter detektuje veoma dobro glavne, horizontalne i vertikalne, ivice, a manji odziv daje na druge pravce što ga čini pogodnim za detekciju ivica registarskih tablica [18]. Odziv Sobelovog filtra dobija se primenom dva prostorna filtra za dva osnovna pravca i sumiranjem vrednosti njihovih amplituda. Izdvajanje ivica na slici obavlja se operacijom konvolucije slike i maski gradijentnih operatora [19].

2.3.1. Morfološke operacije

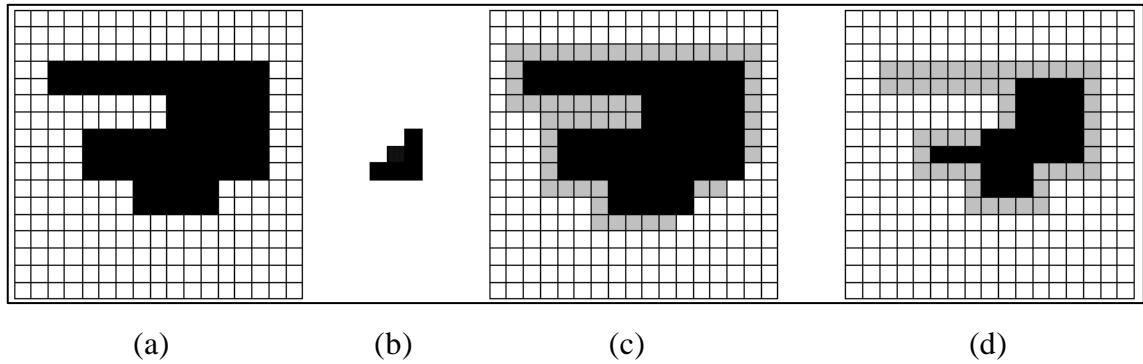
U obradi slike morfološke operacije predstavljaju postupak obrade prvenstveno razvijen za primene na binarnoj slici kojim se menja oblik ili struktura objekata na slici [16], [18], [19]. Morfološke operacije su zasnovane na matematičkim teorijama skupova i topologije. U ovom slučaju slika se posmatra kao skup piksela. Morfološke operacije su originalno definisane za binarne slike, ali su kasnije generalizovane i primenjene na monohromatsku sliku [16].

Dilatacija i erozija su osnovne morfološke operacije. Pomoću njih se definiše niz operacija koje se koriste u morfološkoj obradi slike.

Dilatacija skupa A (binarna slika sa slike 2.1.(a)) skupom B (binarna slika sa slike 2.1.(b)) koji se naziva strukturnim elementom se označava kao $A \oplus B$ i definiše se kao:

$$A \oplus B = \{x \mid (\hat{B})_x \cap A \neq \emptyset\}. \quad (2.3)$$

Skup B naziva se strukturnim elementom dilatacije, a \hat{B} je inverzija (refleksija) skupa B oko njegovog centra. Data definicija ima određenu prednost u smislu, da je intuitivno jasnija kada se element B posmatra kao maska za konvoluciju. Osnovna procedura "preslikavanja" B oko svoga centra i nakon toga sukcesivnog pomeranja tako, da ono "klizi" preko skupa A (slike) je analogno procesu konvolucije. Kao što se vidi na slici 2.1.(c), dilatacija predstavlja operaciju širenja objekta.



Slika 2.1. (a) Binarna slika, (b) strukturni element, (c) dilatirana slika, (d) erodirana slika , (preuzeto iz [16])

Za skupove A i B u Z^2 , erozija A sa B je označena kao $A \ominus B$ i definiše se kao;

$$A \ominus B = \{x \mid (B)_x \subseteq A\}. \quad (2.4)$$

Uticaj erozije vidi se na slici 2.1.(d), s obzirom da se za svaki piksel objekta zahteva da celokupan strukturni element centriran na dati piksel pripada objektu, granični pikseli objekta neće pripadati erodiranom skupu.

Dilatacija i erozija su dualne operacije sa komplementom i inverzijom kod skupova respektivno (\circ označava komplement, a $\hat{\cdot}$ inverziju, tj. refleksiju):

$$(A \ominus B)^\circ = A^\circ \oplus \hat{B}. \quad (2.5)$$

U praksi se erozija i dilatacija najčešće sprovode zajedno, ili u kombinaciji sa drugim operacijama nad skupovima: presekom, unijom, razlikom ili komplementom. Na taj način se dobijaju složene morfološke transformacije: **zatvaranje i otvaranje**. Kao što smo videli, dilatacija širi objekat, a erozija skuplja objekat. Otvaranje u osnovi konturu objekta čini glatkim, popravlja uske pukotine i eliminiše tanke izbočine. Koristi se kod proučavanja dimenzija objekata. Zatvaranje takođe čini neke delove konture glatkima, ali suprotno otvaranju ono proširuje uske pukotine i duga tanka udubljenja eliminira male rupe i popunjava pukotine u konturi. Koristi se kod proučavanja rastojanja između objekata.

Otvaranje skupa A sa strukturnim elementom B , označeno je kao:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B, \quad (2.6)$$

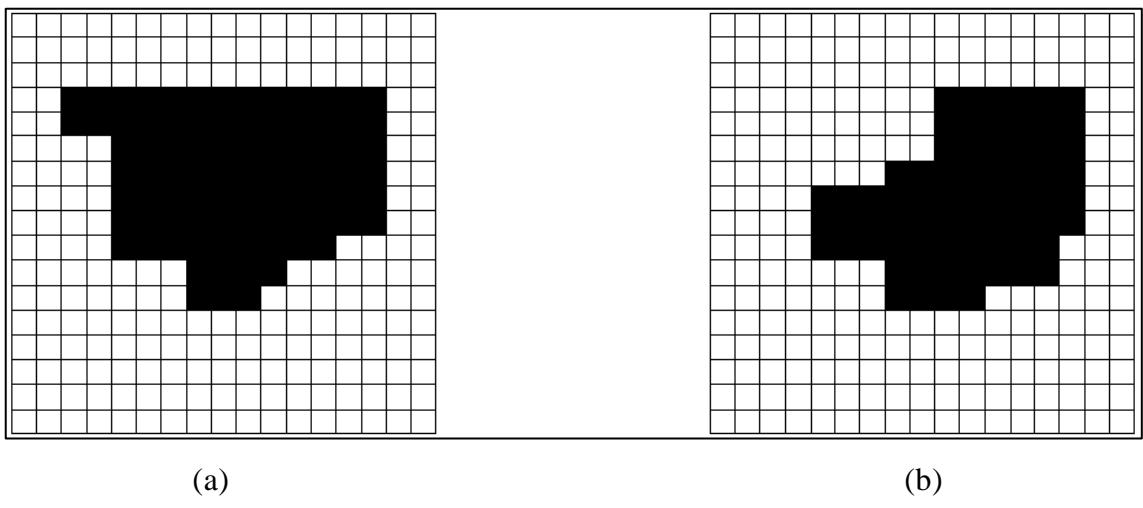
što znači da je otvaranje A sa B erozija A sa B praćena dilatacijom dobijenog rezultata sa B .

Zatvaranje skupa A sa strukturnim elementom B , označeno je kao:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B, \quad (2.7)$$

što znači da je zatvaranje A sa B dilatacija A sa B praćeno erozijom dobijenog rezultata sa B .

Na donjoj slici prikazan je primer zatvaranja i otvaranja koji se nadovezuje na primere sa slike 2.1. U prikazanom primeru vrši se zatvaranje i otvaranje binarne slike (slika 2.1.(a)) sa strukturnim elementom (slika 2.1.(b)) prikazanim na slikama 2.1.



Slika 2.2. Primer zatvaranja i otvaranja respektivno (preuzeto iz [16])

Na kraju opisa morfoloških operacija pomenućemo još “*bottom-hat*” (BH) transformaciju. Ova operacija koristi se kod izdvajanja i obeležavanja tekstura u slici (što je važan korak npr. kod detekcije registarskih tablica). Definiše se kao razlika operacije zatvaranja i ulazne slike.

$$h = (f \bullet b) - f, \quad (2.8)$$

gde je f slika, a $f \bullet b$ zatvorena slika f sa izabranim strukturnim elementom b . Ova operacija mogla bi da se koristi kao početni korak algoritma za izdvajanje tablice, budući da efikasno vrši detekciju i izdvajanje ivica [16], ali u predloženom algoritmu odlučili smo se za Gaborov filter zbog bolje selektivnosti u slučaju promene orientacije, tj. ugla slike vozila. Ova operacija ističe detalje u prisustvu senke i veoma je pogodna u primenama gde se obrađuju slike koje su slikane u senci i gde ima značajne degradacije kvaliteta same ulazne slike (loši vremenski uslovi, noć, tama, itd.). Inače, ova transformacija je pandan „*top-hat*“ transformaciji koja se dobija razlikom ulazne slike i otvorene ulazne slike [18]. Primer primene *bottom-hat*

transformacije možemo videti na donjoj slici. Kao što se može uočiti, ova operacija veoma dobro izdvaja ivice i okvire u slici.



Slika 2.3. (a) Originalna slika, (b) rezultat bottom hat trasformacije

Naravno, postoje još mnoge morfološke operacije koje u okviru ovoga rada nećemo razmatrati, ali njihov detaljan opis i mogućnost primene može se pronaći u literaturi [16], [18], [19].

Na kraju spomenimo, da se morfološke operacije mogu primeniti i na monohromatske slike. Osnovni razlog za primenu morfoloških operacija na sliku u sivoj skali je njihova prednost u slučajevima kada postoji male varijacije osvetljenosti objekta ili pozadine, prvenstveno zbog senki ili neuniformnog osvetljaja scene. U takvim slučajevima, primena praga za segmentaciju slike često unosi velike greške. Morfološke operacije nad sivom slikom primenjuju se u analizi biomedicinskih slika i kontroli industrijskih procesa [16].

2.3.2. Savremene tehnike segmentacije slike

U ovom odeljku spomenućemo ukratko neke savremene tehnike segmentacije slike u cilju zaokružavanja poglavila vezanog za tehnike segmentacije [20]. Generalno, postoje dva pristupa za rešenje problema segmentacije: tzv. metode bez modela (*model-free methods*) i metode zasnovane na znanju/učenju (*knowledge-based methods*) [20]. Metode bez modela često se zasnivaju na nekoj vrsti klasterizacije, čiji je cilj grupisanje piksela sa sličnim ili istim osobinama po nekom kriterijumu sličnosti. S druge strane, metode zasnovane na znanju prepostavljaju da je broj dopustivih rešenja ograničen i traže rešenje koje je kompromis između rešenja koji se zasnivaju na opažanju i rešenja koji su izraženi pomoću određenog prostornog modela [20].

Među neparametarske metode spadaju *mean-shift* algoritam [21], u kojem na kvalitet izlaza utiče samo izbor parametra koji određuje širinu kernela, *Mumford-Shah* poredak [22] i njegove varijante [23], kao i metode bazirane na grafovima [24], [25]. Pošto u navedenim algoritmima praktično ne postoje prepostavke/informacije o geometrijskim oblicima objekata od interesa, ovi algoritmi pod određenim kriterijumima dolaze do prihvatljivih rešenja, koja mogu biti pogrešna usled raznih smetnji u slici kao što su varijacija intenziteta svetlosti, prisustvo šuma itd.

S druge strane, metode zasnovane na učenju vođene su statističkim modelom napravljenim u fazi obuke. Među najpoznatijima su aktivni modeli oblika (*active shape models*) [26] i pojave (*active appearance models*) [27] u kojima se aktivni oblik iterativno deformeše da bi se prilagodio primeru tog objekta na slici. Oblici su utoliko ograničeni što od modela mogu da odstupaju samo na načine viđene u trening skupu. Za razliku od modela oblika, model pojave crpi više informacija iz slike, kao što je tekstura duž objekta od interesa.

Nasuprot ovim metodama metod aktivnih kontura (ACM *active contour method – snakes*), koji spada u grupu tzv. *manifold enhanced* metoda, zahteva samo

apriorno znanje o obliku željene konture. ACM imaju za cilj da prilagode deformabilni model slici koristeći minimizaciju energije kao funkciju cilja [28].

Obe vrste metoda zasnovane na učenju imaju svoja ograničenja. Aktivni modeli oblika i pojave su robustni na uticaj šuma, dok su inferiorni u primerima gde oblik odstupa od statističkog modela, dok aktivne konture često predstavljaju kompromis između ovih modelom ograničenih pristupa i neparametarskih metoda.

U narednom delu spomenemo jedan popularan postupak zasnovan na učenju koji se često koristi u obradi biomedicinskih slika, tzv. metod zasnovan na atlasima/mapama (*atlas-based method*). Osnovna ideja ovog pristupa jeste, da se postigne segmentacija registracijom atlasa na ciljnu sliku, tzv. atlas-podudaranjem. Atlas je ustvari referentna baza koja sadrži informacije o stvarnim anatomskim strukturama preko odgovarajućih koordinata. Segmentacija početne slike dobija se registracijom na atlas kao referentnu bazu koja je dobijena na osnovu posmatranja većeg broja anatomija. U suštini, dobar odabir atlasa-mape korišćenog kao početne tačke za segmentaciju je veoma važan korak za dalji tok segmentacije. Vremenom, razvijene su i sofisticirane metode zasnovane na višestrukim atlasima za snimanje varijacije oblika unutar anatomije od interesa [29].

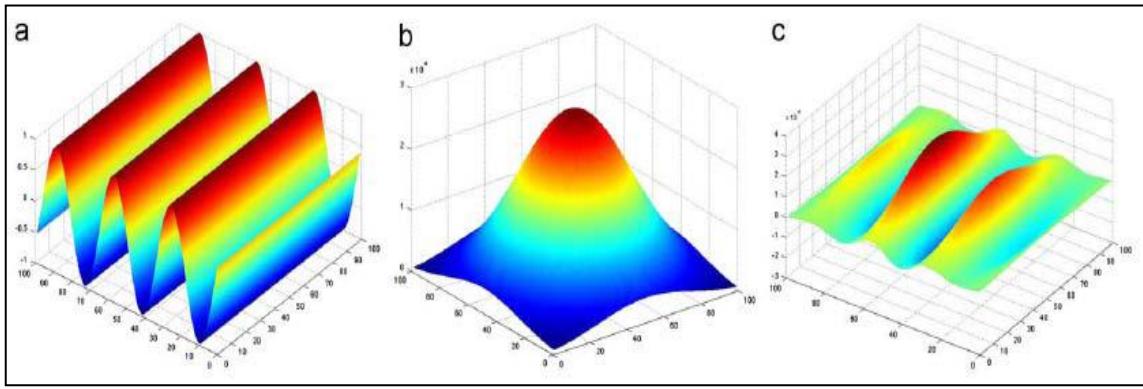
Na kraju biće ukratko opisane konvolucione neuralne mreže koje se danas koriste za segmentaciju slike metodom dubokog učenja [30]. Konvolucione neuralne mreže su vrsta neuralnih mreža koje su se pokazale veoma efikasnim za segmentaciju i prepoznavanje sadržaja u slikama. Naime, nedostatak klasičnih neuralnih mreža je veliki broj veza potrebnih za povezivanje svih neurona nekog sloja sa svim neuronima prethodnog sloja, pa zato veliki broj neurona zauzima veliku količinu memorije. Konvolucione neuralne mreže slične su klasičnim mrežama ali imaju manje potpuno povezanih slojeva. Svaki neuron sumira ulazne vrednosti skalirane težinskim faktorima i koristi neku od nelinearnih funkcija za izračunavanje izlazne vrednosti. Odstupanje izlazne vrednosti u odnosu na željenu vrednost meri se funkcijom greške koja se minimizuje prilagođavanjem vrednosti težinskih faktora. Za razliku od klasičnih neuralnih mreža, slojevi konvolucionih neuralnih mreža imaju neurone organizovane u trodimenzionalne strukture podataka tzv. filtre, a svaki neuron deluje lokalno na samo

jedan deo slike, što doprinosi smanjenju broja veza. Pošto je prilikom klasifikacije slika važno ostvariti invarijantnost u odnosu na pomeranje, potrebno je da neuron deluje nad čitavom slikom. To se ostvaruje pomeranjem-konvolucijom filtra po slici čime umesto jednog dobijamo više izlaza za svaku prostornu poziciju filtra. Skup svih izlaza jednog neurona predstavlja jedan sloj podataka. Dakle, konvolucionna neuralna mreža ima niz konvolucionih slojeva od kojih svaki pretvara ulazni skup podataka u neki izlazni skup podataka koji reprezenuje datu sliku. Većina najnovijih algoritama koji se zasnivaju na dubokom učenju koristi konvolucione neuralne mreže za segmentaciju složenih slika [31], [32], [33], [34].

2.4. GABOROV FILTAR

Primena Gaborovog filtra predstavlja efikasan način za izdvajanje prostorno lokalizovanih spektralnih osobina slike. Prostorne frekvencije i njihova orijentacija veoma su važne osobine tekstura u slici i one se mogu lako iskoristiti za segmentaciju slike, tj. za detekciju lokalizovanih tekstura u slici.

Impulsnii odziv Gaborovog filtra predstavlja 2D sinusoidu modulisano Gausovom funkcijom. Množenjem 2D sinusoide (slika 2.4.(a)) sa dvodimenzionalnom Gausovom funkcijom (slika 2.4.(b)), dobija se 2D Gaborov filter (slika 2.4.(c)) [1], [15], [16], [17], [18]:



Slika 2.4. (a) 2D sinusoida, (b) Gausova funkcija, (c) odgovarajući 2D Gaborov filter

Kompleksna Gaborova funkcija u prostornom domenu može se napisati kao [17]:

$$g(x, y) = s(x, y)w_r(x, y) \quad (2.9)$$

gde funkcija $s(x, y)$ predstavlja kompleksnu sinusoidu koja se naziva nosiocem, a funkcija $w_r(x, y)$ predstavlja 2D Gausovu krivu koja se naziva envelopom.

Kompleksna sinusoida može se napisati kao [17]:

$$s(x, y) = e^{(j(2\pi(u_0x + v_0y) + \varphi))} \quad (2.10)$$

gde su (u_0, v_0) prostorne učestanosti, a φ je faza filtra.

Ova kompleksna sinusoida može se rastaviti na realni i imaginarni deo na sledeći način:

$$\operatorname{Re}(s(x, y)) = \cos(2\pi(u_0x + v_0y) + \varphi) \quad (2.11)$$

$$\operatorname{Im}(s(x, y)) = \sin(2\pi(u_0x + v_0y) + \varphi) \quad (2.12)$$

Parametri (u_0, v_0) predstavljaju prostorne učestanosti sinusoida u Kartezijiskom koordinatnom sistemu. Ove prostorne učestanosti mogu se predstaviti i u polarnim koordinatama na sledeći način [17]:

$$f = \sqrt{u_0^2 + v_0^2} \quad (2.13)$$

$$\Phi = \arctg^{-1} \left(\frac{v_0}{u_0} \right) \quad (2.14)$$

tj. prostorne koordinate se mogu napisati kao:

$$u_0 = f \cos \Phi \quad (2.15)$$

$$v_0 = f \sin \Phi \quad (2.16)$$

Koristeći prethodne izraze, kompleksna sinusoida može se napisati kao [17]:

$$s(x, y) = e^{j(2\pi f(x \cos \Phi + y \sin \Phi) + \varphi)} \quad (2.17)$$

Neka je 2D Gausova funkcija data kao [17]:

$$w_r(x, y) = A e^{-\left(\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma_x^2} + \frac{(y-y_0)^2}{2\sigma_y^2}\right)} \quad (2.18)$$

gde je A amplituda funkcije, (x_0, y_0) predstavljaju centar funkcije, a σ_x i σ_y predstavljaju standardnu devijaciju Gausove funkcije po svakoj od prostornih koordinata.

Nakon prethodnih razmatranja, dobija se funkcija $g(x, y, f, \Phi, \sigma)$ koja definiše Gaborov filter sa orijentacijom od 0° , gde je f prostorna učestanost, a Φ je orijentacija Gaborovog filtra. Na osnovu izraza (2.9) važi [17]:

$$g(x, y, f, \Phi, \sigma) = A e^{-\left(\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma_x^2} + \frac{(y-y_0)^2}{2\sigma_y^2}\right)} e^{j(2\pi f(x \cos \Phi + y \sin \Phi) + \varphi)} \quad (2.19)$$

Pošto Gaborov filter predstavlja funkciju kompleksnih vrednosti, on se može predstaviti preko realnog i imaginarnog dela kompleksne funkcije [17], [35]:

$$g(x, y, f, \Phi, \sigma) = Re(g(x, y, f, \Phi, \sigma)) + jIm(g(x, y, f, \Phi, \sigma)) \quad (2.20)$$

gde su:

$$Re(g(x, y, f, \Phi, \sigma)) = Ae^{-\left(\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma_x^2} + \frac{(y-y_0)^2}{2\sigma_y^2}\right)} \cos[2\pi f(x\cos\phi + y\sin\phi)] \quad (2.21)$$

$$Im(g(x, y, f, \Phi, \sigma)) = Ae^{-\left(\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma_x^2} + \frac{(y-y_0)^2}{2\sigma_y^2}\right)} \sin[2\pi f(x\cos\phi + y\sin\phi)] \quad (2.22)$$

realni i imaginarni deo kompleksne funkcije respektivno.

Pokazano je da se standardna devijacija Gausovog filtra može predstaviti preko prostorne učestanosti f na sledeći način [17], [35]:

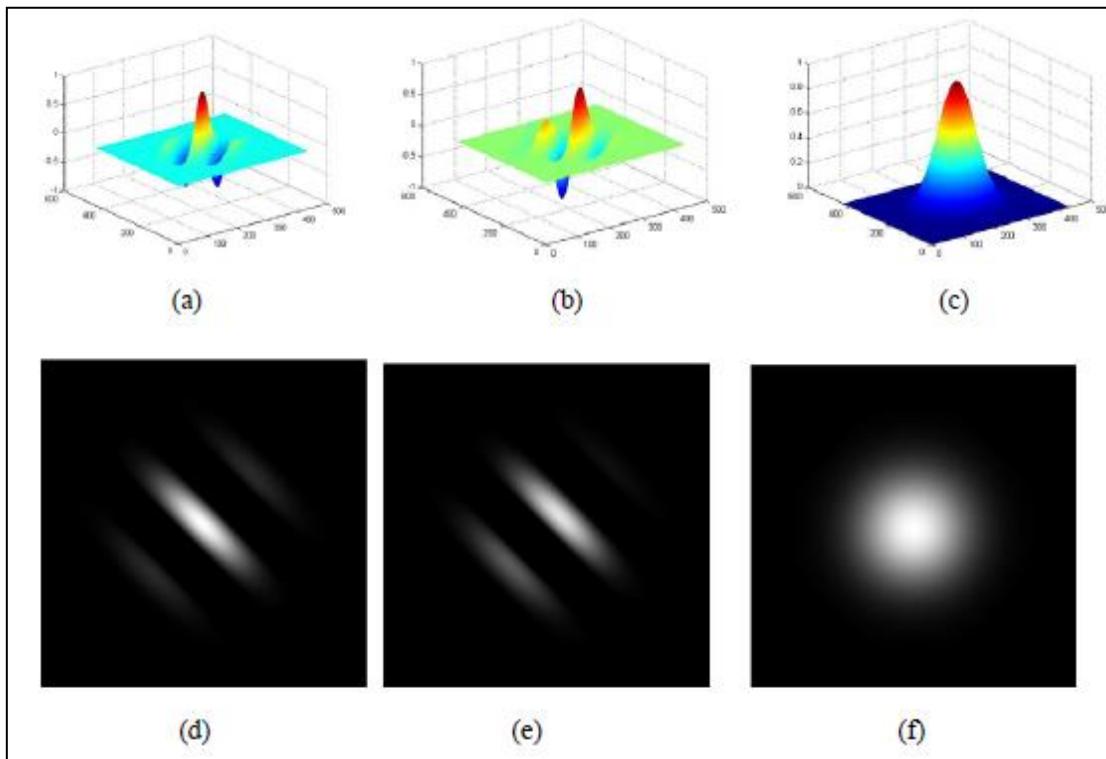
$$\sigma_x = \lambda k_x \quad i \quad \sigma_y = \lambda k_y \quad (2.23)$$

U prethodnim izrazima k_x i k_y predstavljaju faktore skaliranja pomoću kojih se određuje devijacija, tj. propusni opseg filtra. Talasna dužina λ u pikselima povezana je sa prostornom učestanošću na sledeći način [17]:

$$f = \frac{1}{\lambda} \quad (2.24)$$

Odziv Gaborovog filtra na ulaznu sliku dobija se konvolucijom [18], [19], [35]. Neka $I(x, y)$ označava sliku a $g(x, y, f, \Phi)$ odziv filtra sa frekvencijom f i orientacijom Φ u tački (x, y) u ravni slike. $G(\cdot)$ dobija se na osnovu izraza:

$$G(x, y, f, \Phi, \sigma) = \Sigma_p \Sigma_q I(p, q) g(x - p, y - q, f, \Phi, \sigma) \quad (2.25)$$



Slika 2.5. Primer 2D Gaborovog filtra pod uglom od 45° i prostornom frekvencijom od 100 piksela; (a) kosinusna komponenta, (b) sinusna komponenta, (c) amplitudska karakteristika, (d) frekvencijski odziv kosinusne komponente, (e) frekvencijski odziv sinusne komponente, (f) frekvencijski odziv amplitudne karakteristike.

Za dobijanje odgovarajućeg odziva najbitnije je pravilno izabrati parametre filtra. Ponekad je potrebno istom parametru zadati veći broj vrednosti, koji jednako pravilno opisuju prirodu problema. Jedan od načina za rešenje ovog problema jeste korišćenje filter banki. One omogućuju upotrebu većeg broja vrednosti za neki parametar, pa i za više parametara. Najveći problem kod ovog rešenja može biti veliko vreme procesiranja i problem dovoljno velike memorije u nekim ekstremnim slučajevima [1].

Drugi veliki problem jeste, što izabrane vrednosti parametara imaju unapred predefinisane vrednosti. Za prevazilaženje ovog ograničenja u novijim istraživanjima koristi se fazi logika, tj. fazi sistemi (*fuzzy inference system – FIS*). Pomoću fazi logike pripadnost nekom skupu moguće je opisati brojem iz intervala [0,1].

Dakle, u narednim poglavljima ukratko ćemo opisati fazi logiku i fazifikaciju 2D Gaborovog filtra i njegovu primenu za detekciju registarskih tablica.

2.4.1. Neke primene Gaborovog filtra

Pošto je filtriranje Gaborovim filtrom važan korak u predloženom postupku, u nastavku dat je pregled njegove primene. Gaborov filter je u širokoj upotrebi za segmentaciju tekstura u slici.

U radovima [36], [37], [38] u kojem autori obrađuju metode prepoznavanje persijskog rukopisa, koristi se tzv. „prošireni“ Gaborov filter za detekciju slova. Metod detekcije umnogome doprinosi daljem uspešnom procesiranju jer detektuje slova u slici koja sadrže kružne, eliptične i polukružne oblike u sebi. Nažalost, ovakav filter nije direktno primenljiv za detekciju registarskih tablica, koje odlikuju vertikalne i uglavnom uske, prave komponente, ali se neki elementi pri projektovanju filtra podudaraju sa pristupom korišćenim u predloženom postupku. U [37] autori dodatno koriste i klasterizacioni algoritam za određivanje sličnosti izdvojenih osobina dobijenih rukopisima različitih osoba.

Idrissa et. al. [39] koriste Gaborovu filter banku za detekciju i analizu tekstura u slici. Filter banka sadrži niz filtera različite orijentacije (ugla) čijom primenom se dobijaju različiti odzivi. Za svaki od ovih odziva se računa lokalna energija dobijenog rezultata, koja se kasnije koristi za klasifikaciju tekstura fazi klasterizacijom na osnovu osobina dobijenih analizom tekstura. Tadić et. al. u jednom sličnom radu [15] koriste sličnu filter banku za detekciju registarskih tablica, ali postprocesiranje odziva filter banke podrazumeva morfološku obradu

slike za krajnje izdvajanje tablice, a ne klasterizaciju. Bowyer et. al. [40] upoređuju primenu klasičnog 2D Gaborovog i logaritamskog filtra pri analizi tekstura irisa oka s tim, da rad daje pregled više algoritama. Za razliku od klasičnog Gaborovog filtra, logaritamski filter je striktno pojasni filter. Objasnjeno je, da Gaborovi *waveleti* imaju bolje performanse, ali su veoma ograničeni u pogledu računske kompleksnosti i vremena procesiranja. Za segmentaciju slike irisa koristi se fazi klasterizacija da bi se postiglo razdvojanje na iris, kožu, trepavice, zenicu i beonjače. Sousa, Gil i Pinto [41] u svom radu koriste Gaborov *wavelet* filter sa 12 orijentacija između 0° i 180° , pri fiksnoj frekvenciji piksela od 50Hz i sa devijacijom u pravcu ose x 0.05 i u pravcu y 0.015. Ovako konstruisani filter služi za detekciju uskih komponenti u slici. Manthalkar et. al. [42] razmatraju primenu banke simetričnih Gaborovih filtara na slikama invarijantnim na rotaciju. Ovakve slike često se sreću u oblasti biomedicine. Razmatra se podela slike na kanale primenom neuoroloških i psihofizičkih osobina ljudskog vizuelnog sistema. Dobijene teksture klasifikuju se Bayesovim klasifikatorom i fazi klasterizacijom. Cai i Liu [43] u svom radu koriste Gaborov filter za detekciju slova u ručno pisanim tekstu. Gaborov filter korišćen je zbog njegovih prednosti, kao što su mogućnost lakog podešavanja parametara, otpornost na šum, mogućnost izdvajanja striktno lokalizovanih informacija iz slike i kratko vreme procesiranja implementacijom na procesoru signala. Parametre filtra su odredili na specifičan način uzimajući u obzir prirodu problema u cilju formiranja što manje filter banke. Yue et al. [44] koriste Gaborovu filter banku od 6 filtara sa različitim orijentacijama za detekciju tekstura, u cilju prepoznavanja ljudske šake. Orientacija filtara je u rasponu od 30° između 0° i 180° , pri čemu je izbor uslovljen prirodom problema. U [45], Varkonyi-Koczy et. al. prikazuju razne mogućnosti primene fazi logike kao što su potiskivanje šuma fazi metodom i detekcija uglova fazi metodom. Opisuje se način formiranja fazi pravila, način detekcije uglova Harrisovom i Forstnerovom metodom, kao i upoređivanje rezultata prethodno pomenutih metoda sa novom fazi metodom. Prvo se vrši eliminacija šuma fazi filterom, koji je konstruisan pravilima koja uzimaju u obzir relacije između centralnog piksela filter maske sa njegovim susednim pikselima, a zatim se vrši

fazifikacija Forstnerove funkcije u skladu sa stepenom mogućnosti pravilno detektovanog ugla. Yilmaz [46] u svom radu koristi Gaborov filter za algoritam praćenja ciljeva iz vazduha snimanih infracrvenom kamerom. Pošto ulazni snimci sadrže mali broj jasnih tekstura i imaju mnogo šuma, autori primenjuju filtriranje 2D Gaborovim filtrom sa 4 orijentacije i na kraju sumiraju rezultate filtriranja u cilju jasnijeg izdvajanja tekstura. Ovaj rezultat zatim služi kao ulaz za modul koji vrši kompenzaciju pokreta između dva uzastopna snimka. Uzastopne snimljene sekвенце sadrže nagle promene i diskontinuitete u pokretima, stoga ih je potrebno nekako ublažiti, da bi se mogli pratiti snimljeni objekti. Gao et. al. [47] koriste Gaborov filter za segmentaciju snimaka polarne svetlosti pomoću primene adaptivnog i teksturnog praga. Za filtriranje Gaborovim filtrom koristili su 5 frekvencija i 8 orijentacija, tj. banku od ukupno 40 filtera. Za opis tekstura korišćene su srednje vrednosti i devijacije dobijenih rezultata filtriranja, kao glavne osobine koje su od interesa. Zatim su ovi rezultati iskorišćeni u algoritmima određivanja praga, tj. segmentacije. Autori su pokazali da algoritam, koji koristi Gaborov filter daje najmanji nivo greške, što ide u prilog upotrebi Gaborovih filtera. Choras et al. [48] koriste Gaborove filtre za izdvajanje glavnih osobina slike. Gaborov filter se pokazuje kao pogodan, pošto skoro uniformno pokriva ceo prostorni domen i ima odličnu zajedničku lokalizovanu rezoluciju u prostornom i spektralnom domenu. U radu je korišćena filter banka sa 4 frekvencije i 6 orijentacija, tj. od 24 filtera.

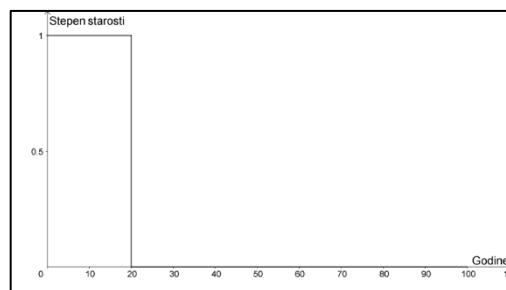
3. FAZI LOGIKA – TEORIJSKE OSNOVE

Teorija fazi (*fuzzy*) skupova definisana je pre više od četiri decenije od strane L. A. Zadeha (1965). Ova teorija predstavlja *matematički formalizovan način predstave i modeliranja neodređenosti u lingvistici*. U klasičnoj teoriji skupova neki određeni element ili pripada, ili ne pripada nekom definisanom skupu. Drugim rečima, određena je pripadnost elementa skupu. Fazi skup je u tom smislu, generalizacija klasičnog skupa, budući da se pripadnost (tj. stepen pripadnosti) elementa fazi skupu može okarakterisati brojem iz intervala $[0,1]$. Drugim rečima, *funkcija pripadnosti (membership function)* fazi skupa preslikava svaki element univerzalnog skupa u pomenuti interval realnih brojeva. Univerzalni skup predstavlja jedan dovoljno veliki unapred zadati skup koji obuhvata sve objekte (podskupove) koji nas zanimaju. Jedna od najvećih razlika izmedju klasičnih i fazi skupova jeste u tome što klasični skupovi imaju jedinstvenu funkciju pripadnosti, dok se za fazi skup može definisati beskonačno mnogo različitih funkcija pripadnosti kojima se on može opisati (izraz *fuzzy* predstavlja nešto nejasno, zamagljeno).

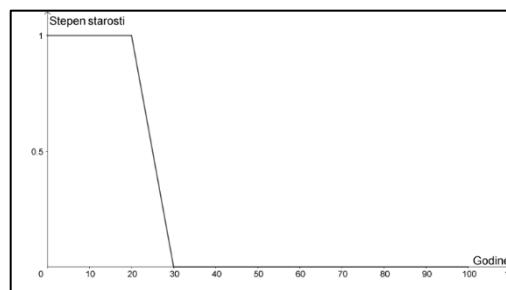
Jedna od najvažnijih osobina fazi logike jeste njena mogućnost da izrazi stepen neodređenosti u čovekovom razmišljanju i njegovu subjektivnost. Otuda su najčešći slučajevi kada se poseže za primenom fazi logike upravo oni slučajevi koji su okarakterisani nepostojanjem matematičkog modela ili postojanjem modela koji je isuviše komplikovan za rad u realnom vremenu. Tako je fazi logika našla primenu u brojnim oblastima kao što su: teorija upravljanja, prepoznavanje oblika, kvantitativna analiza, ekspertskim sistemima za dijagnostiku, planiranje i predikciju, informacionim sistemima, digitalnoj obradi slike [18]. Sama ideja primene fazi logike odnosi se na rad sa nepreciznim, nejasnim pojmovima, što ćemo objasniti u primeru koji sledi.

Primer: Ako posmatramo prvi klasični skup na slici 3.1.(a), tada osoba od 20 godina smatra se mladom osobom, ali osoba koja je tek napunila 20 godina ne

pripada skupu mlađih ljudi. Ovo predstavlja glavni problem klasičnih skupova i ograničava njihovu primenu u mnogim praktičnim aplikacijama. U ovom primeru, očigledno, postoji potreba da se fleksibilnije definiše šta znači biti "mlada osoba". Taj problem u ovom slučaju rešavamo fazi skupom čija funkcija pripadanja se vidi na slici 3.1.(b). Ovde se lepo vidi da postoji kontinualni prelaz između "mladih" i "starijih" osoba. Ovo nam omogućuje da imamo tzv. stepen starosnog doba tj. stepen pripadanja određene osobe kategoriji mlađih ili starih. Ovaj vid graduisanja pripadnosti mogli bismo izraziti podelom na podintervale [0,20], (20,24], (24,26] [26,30) i (>30). Ovakav način izražavanja je bliži ljudskom rezonovanju, što je i cilj fazi logike. U sledećom odeljku daje se matematička forma ovom konceptu [2], [18], [19].



(a)



(b)

Slika 3.1. (a) Primer klasičnog i (b) fazi razmišljanja

U daljem tekstu prikazuju se neke osnove fazi logike, kao i razvoj algoritma za detekciju i izdvajanje registarskih tablica zasnovan na fazi logici. Biće prikazano

i na koji način se definišu fazi skupovi koji pružaju formalizam za obradu nepreciznih informacija.

3.1. DEFINICIJE U FAZI TEORIJI

Neka je Z skup elementa (objekata) sa generičkim elementom označenim sa z , $z \in Z$. Fazi skup $A \subset Z$ okarakterisan je sa svojom funkcijom pripadanja $\mu_A(z)$ koja dodeljuje svakom elementu skupa Z jedan realni broj iz intervala $[0,1]$. Vrednost $\mu_A(z)$ u tački z predstavlja stepen pripadanja z u skupu A . Što je vrednost $\mu_A(z)$ bliža jedinici, to je veći stepen pripadanja elementa z skupu A i obrnuto, kada je vrednost $\mu_A(z)$ bliža nuli, to je stepen pripadanja manji. Koncept „pripadanja“ koji se koristi u klasičnim skupovima nema isto značenje u teoriji fazi skupova. Kod klasičnih skupova element pripada ili ne pripada skupu. Kod fazi skupova svi elementi skupa za koje je $\mu_A(z)=1$ u potpunosti pripadaju fazi skupu, dok elementi za koje $\mu_A(z)=0$ ne pripadaju fazi skupu. Preostali elementi skupa Z za koje važi $0 < \mu_A(z) < 1$ delimično pripadaju fazi skupu. Na ovaj način fazi skup se može predstaviti kao uređen par koji se sastoji od vrednosti z i odgovarajuće vrednosti funkcije pripadanja. Uređen par predstavljamo kao:

$$A = \{z, \mu_A(z) | z \in Z\}. \quad (3.1)$$

Ako su promenljive kontinualne, tada skup A iz gornje jednačine može imati beskonačno elemenata. Ako su vrednosti promenljive z diskretne, sa konačnim brojem elemenata moguće je skup A navesti nabrazanjem. Ako bi u primeru sa slike 3.1. ograničili godine na cele brojeve, tada bi mogli pisati sledeće:

$$A = \{(1,1), (2,1), (3,1), \dots, (20,1), (21,0.9), (22,0.8), \dots, (25,0.5), (24,0.4), \dots, (29,0.1)\}, \quad (3.2.)$$

gde, primera radi, element (22,0.8) označava da osoba od 22 godine ima pripadnost skupu A u vrednosti od 0.8. Grafik sa slike 3.1.(b) u potpunosti opisuje fazi skup A . Ako $\mu_A(z)$ ima samo dve vrednosti, recimo 0 i 1, tada se funkcija pripadanja redukuje i rezultuje klasičnim skupom. U narednom delu date su definicije koje se odnose na fazi skupove, a ekstenzije su klasičnih skupova ili se u potpunosti podudaraju sa definicijama iz klasičnih skupova [18].

Prazan skup: Fazi skup je prazan akko je njegova funkcija pripadanja identički jednaka nuli nad skupom Z .

Jednakost skupova: Dva fazi skupa su jednaka akko važi da je $\mu_A(z)=\mu_B(z)$ za $(\forall z \in Z)$ i označava se kao $A=B$.

Komplement skupa: Komplement (NOT) fazi skupa A označava se kao \bar{A} ili $\text{NOT}(A)$ i definiše se kao skup, čija funkcija pripadanja je:

$$\mu_{\bar{A}}(z) = 1 - \mu_A(z) \quad (3.3)$$

za $(\forall z \in Z)$.

Podskup skupa: Fazi skup A jeste podskup fazi skupa B , akko važi da je $\mu_A(z) \leq \mu_B(z)$ za $(\forall z \in Z)$.

Unija skupova: Unija (OR) dva fazi skupa A i B označava se kao $A \cup B$ ili $A \text{ OR } B$ i definiše se kao fazi skup U sa funkcijom pripadanja

$$\mu_U(z) = \max[\mu_A(z), \mu_B(z)] \quad (3.4)$$

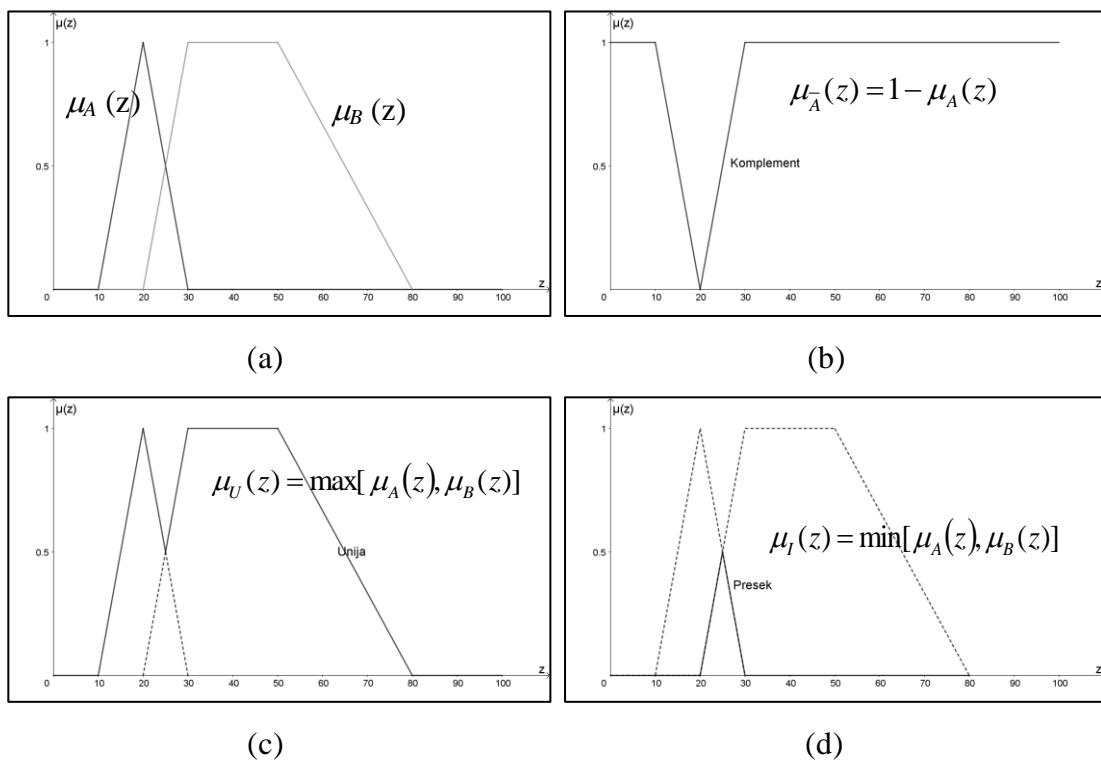
za $(\forall z \in Z)$.

Presek skupova: Presek (AND) dva fazi skupa A i B označava se kao $A \cap B$ ili A AND B i definiše se kao fazi skup I sa funkcijom pripadanja

$$\mu_I(z) = \min[\mu_A(z), \mu_B(z)] \quad (3.5)$$

za $(\forall z \in Z)$.

Na slici 3.2. slici prikazani su neki primeri prethodno navedenih definicija [18].



Slika 3.2. (a) Primer dva skupa, (b) komplement, (c) unija, (d) presek

Na slici 3.2.(a) prikazane su funkcije pripadanja dva fazi skupa A i B , dok je na slici 3.2.(b) komplement fazi skupa A . Na slici 3.2.(c) prikazana je unija skupova A i B . Na poslednjoj slici prikazan je presek dva navedena skupa.

Na primeru algoritma za detekciju i izdvajanje registarskih tablice u četvrtom poglavlju detaljno će biti prikazana primena teoretskih osnova fazi logike.

3.2. FUNKCIJE PRIPADANJA

U ovom odeljku biće prikazane neke od najčešće korišćenih funkcija pripadanja, koje se u literaturi nazivaju još i funkcije pripadnosti ili karakteristične funkcije [45].

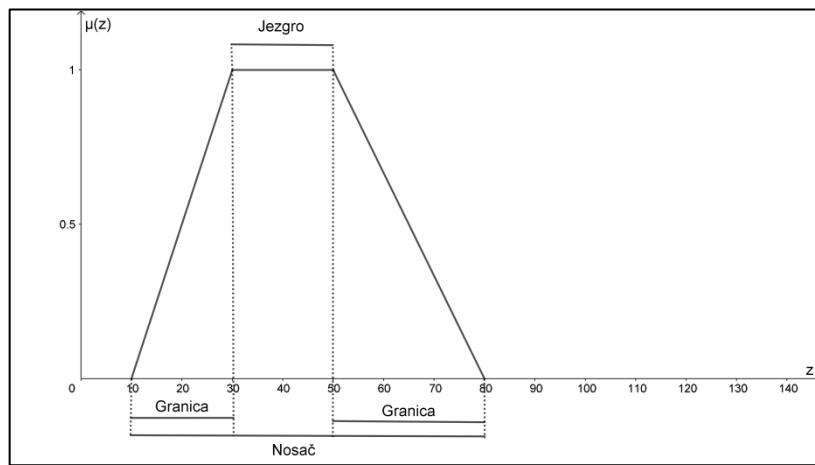
Nejasnoće i nesigurnost u fazi skupovima opisuju se korišćenjem funkcija pripadanja. Pomoću njih se u potpunosti opisuje svaki element skupa [18]. Ove funkcije se često kod fazi skupova predstavljaju i grafički, i takva reprezentacija može uključivati više različitih oblika što nije svojstveno kod „klasične“ funkcije pripadanja nekom skupu. Naravno, kod oblika funkcija pripadanja koje koristimo postoje ograničenja i pravila. U ovom odeljku biće više reči o oblicima i svojstvima funkcija pripadanja. Oblik funkcije pripadanja biće definisan uvođenjem tri pojma [49]:

- 1) Jezgro
- 2) Nosač
- 3) Granica

Jezgro predstavlja deo univerzalnog skupa čiji elementi imaju vrednost funkcije pripadanja $\mu_A(z) = 1$. Dakle to su elementi koji u potpunosti pripadaju skupu A .

Nosač predstavlja podskup univerzalnog skupa za čije elemente važi $\mu_A(z) > 0$. To su elementi koji imaju delimičnu, parcijalnu, pripadnost fazi skupu A .

Granica predstavlja podskup univerzalnog skupa čiji elementi imaju parcijalnu, ali ne i potpunu pripadnost fazi skupu. Podskup su nosača, ali su disjunktni sa jezgrom, tj. važi $0 < \mu_A(z) < 1$. Slika 3.3. ilustruje uvedene pojmove (preuzeto iz [49]).

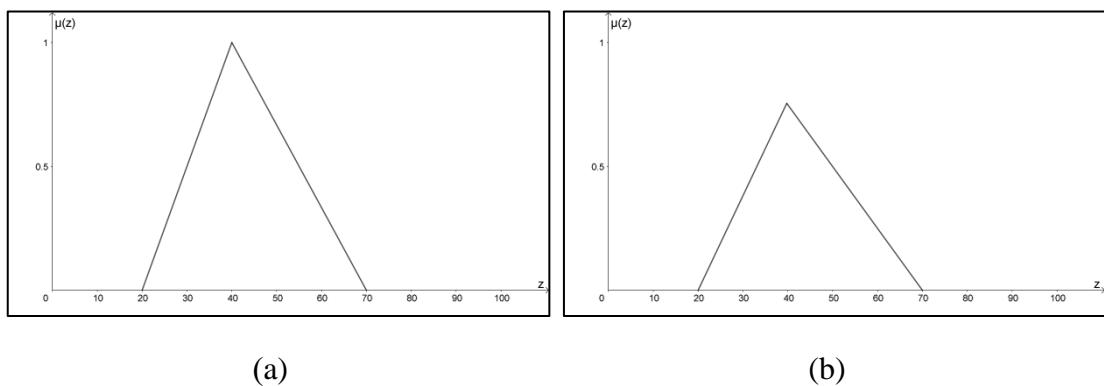


Slika 3.3. Prikaz osobina funkcije pripadanja

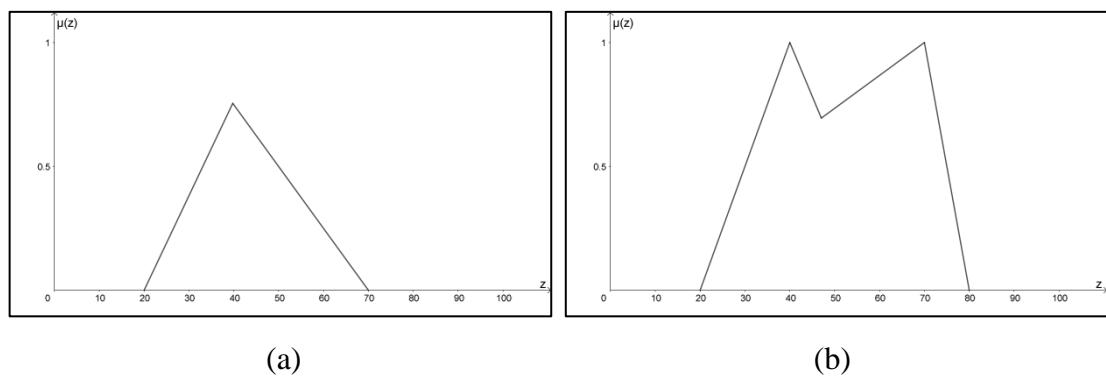
Sam izgled funkcije pripadanja može biti simetričan ili asimetričan. Na osnovu funkcije pripadanja može se izvršiti klasifikacija fazi skupova na sledeći način [49]:

- *Normalan fazi skup:* Ako u fazi skupu A ima bar jedan element takav da je vrednost funkcije pripadanja za taj element jednak jedinici, tada za taj fazi skup kažemo da je *normalan* (slika 3.4a).
- *Subnormalan fazi skup:* Ako u fazi skupu A vrednost funkcije pripadanja nije jednak jedinici ni za jedan element, tada za taj fazi skup kažemo da je *subnormalan* (slika 3.4b).
- *Konveksan fazi skup:* Za fazi skup A kažemo da je konveksan ako za bilo koje $\lambda \in [0,1]$ važi (slika 3.5):
$$\mu_A(\lambda z_1 + (1 - \lambda)z_2) \geq \min(\mu_A(z_1), \mu_A(z_2)) \quad (3.6)$$

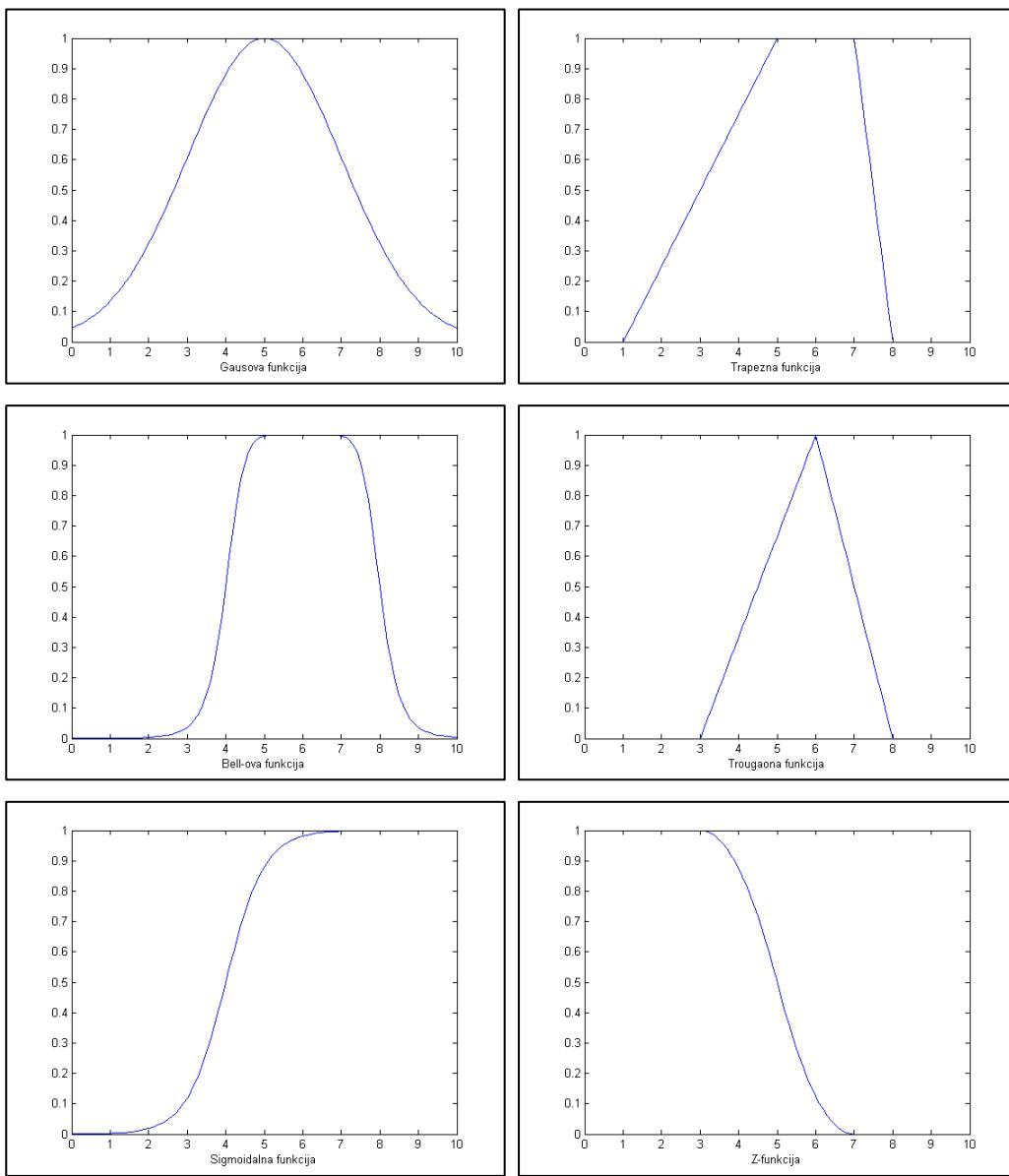
Grafici najčešće korišćenih funkcija pripadanja prikazani su na slici 3.6. [45]:



Slika 3.4. (a) Normalan i (b) subnormalan fazi skup



Slika 3.5. (a) Konveksan i (b) nekonveksan fazi skup



Slika 3.6. Funkcije pripadanja

3.3. FAZI SISTEMI

Kao što je opisano, fazi logika ima mogućnost da izrazi stepen neodređenosti u čovekovom razmišljanju i njegovu subjektivnost. Iz ovih razloga fazi sistemi

pronašli su svoje mesto u mnogim primenama za koje nije moguće u potpunosti precizno definisati problem koji je potrebno rešiti.

U projektovanju fazi sistema ključnu ulogu imaju fazi pravila kojima se izražavaju posledice koju proizvode trenutne vrednosti ulaznih pomenjivih. Ova pravila imaju oblik:

IF <uslov> THEN <posledica>

(„*IF-THEN rules*“ odn. „AKO-ONDA pravila“) pomoću kojih se prikazuje-reprezentuje određeni problem koristeći fazi promenljive. Ova pravila predstavljaju zbir svega što se zna o problemu koji se rešava. Fazi promenljive su lingvističke-jezičke promenljive [1], [18], [19]. One opisuju pojam koji se koristi u prirodnom jeziku za opisivanje nekog problema koji ima nejasnu ili neprecizno određenu vrednost (npr. u opisanom primeru na početku poglavlja starost osobe predstavlja fazi promenljivu koja može imati vrednosti npr. “mlada” ili “stara”). Sva pravila se izvršavaju paralelno i njihov redosled nije bitan. Lista formiranih pravila naziva se baza pravila. Može se uočiti da ova pravila ne mogu biti sasvim precizna. To je zato, što promenjive uzimaju lingvističke vrednosti i to iz ograničenog skupa pa samim tim imamo i ograničeni skup pravila. Ona su samo apstraktne predstave o tome kako bi trebalo upravljati nekim procesom ili rešiti neki problem. Cilj i nije preciznost, već predstavljanje relevantnih faktora za problem koji se rešava.

Pošto su prethodno definisani svi termini i sve osobine koje definišu te termine, tj. promenjive, možemo da se pristupi projektovanju sistema koji interpretira pravila.

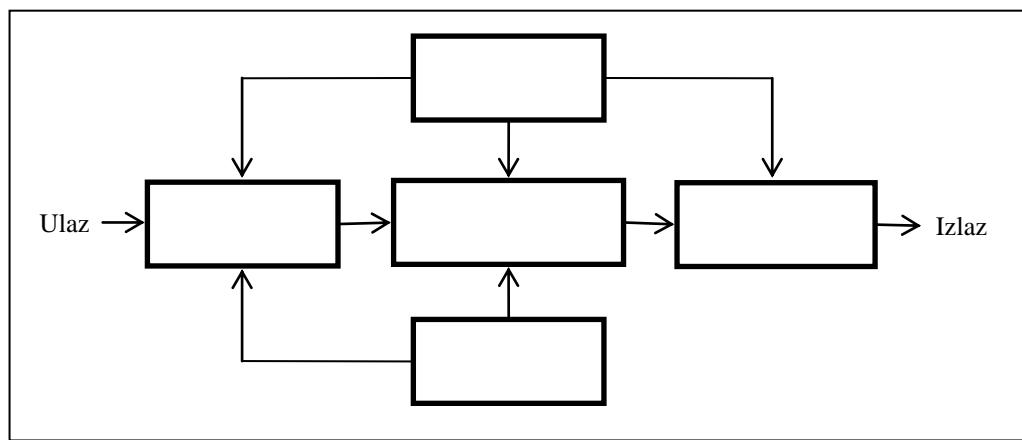
Proces projektovanja fazi sistema na osnovu fazi pravila može se ukratko opisati na sledeći način i u sledećim koracima [18], [19]:

1. *Fazifikacija ulaznih podataka (Fuzzify inputs)*: za svaki skalarni ulazni podatak potrebno je pronaći odgovarajuću fazi vrednost preslikavajući dati

ulazni podatak u interval $[0,1]$ koristeći odgovarajuću funkciju pripadanja za svako pravilo. Fazifikacija u suštini predstavlja samo vrstu predstave jasnih (*crisp*) veličina u obliku koji je primenjiv u fazi logici. Često se ovaj postupak naziva i kodiranje. Ovo omogućuju funkcije pripadanja, koje preslikavaju ulaznu vrednost u stepen istinitosti neke tvrdnje.

2. *Primena potrebnih operacija fazi logike - fazi zaključivanje (Fuzzy logical operations)*: U ovom koraku potrebno je kombinovati izlazne podatke posle fazifikacije sa svih obrađenih ulaza (IF deo pravila, koji opisuje uslove) da bi se kao rezultat dobila jedinstvena vrednost koristeći operacije max ili min u zavisnosti da li su delovi povezani preko logičkog sabiranja (OR) ili množenja (AND), respektivno. Broj uslova (IF deo pravila) i vrsta logičkog operatora koji se koristi za povezivanje može biti različit kod svakog od pravila.
3. *Primena metoda implikacije* Jedistveni izlazi posle svakog uslova (IF dela), tj. fazifikacije koriste se za formiranje posledice (izlaza) datog pravila. Za implikaciju koriste se operacije logičkog množenja (AND, min) ili sabiranja (OR, max). Ova operacija praktično odseca odgovarajuću funkciju pripadanja u vrednostima koju određuje uslov. Ovde dobijamo izlaznu funkciju posledicu svakog pravila koja pokazuje u kojoj meri je uslov sa početka pravila istinit (tj. ispunjen).
4. *Primena agregacija na fazi skupove dobijene u 3. koraku (Aggregation method)*: U ovom koraku posledice, izlaze svih pravila koji su sada fazi skupovi, kombinujemo pomoću odgovarajućih logičkih operacija sabiranja (OR, max) ili množenja (AND, min). Kombinovanjem izlaza svih pravila dobija se kompaktna matematička predstava celokupne baze znanja, koja u osnovi predstavlja presek površi.
5. *Defazifikacija finalnog fazi skupa* je suprotna procesu fazifikacije, otuda i naziv dekodiranje. Ovo je u stvari proces koji treba da pretvori rezultat agregacije-koji u osnovi predstavlja presek površi u funkciju, signal koji je razumljiv procesu. U ovom koraku vrši se transformacija fazi oblika izlaza

(signala, funkcije) u jasan (*crisp*), skalarni oblik. Izlaz mora imati jedinstvenu vrednost, najčešće predstavljenu realnim brojem. Ovo je neophodno, pošto svi procesi razumeju i prihvataju kao ulaz samo skalarne vrednosti. Metode koje se najčešće koriste za defazifikaciju su: centar površi (gravitacije), centar suma, centar najveće površi itd. [18].



Slika 3.7. Proces formiranja fazi sistema

Na kraju napomenimo da su u radu korišćene javno dostupne funkcije iz knjige *Digital Image Processing using Matlab* [19], kao i neke ugrađene funkcije programskog paketa Matlab.

4. FAZIFIKACIJA GABOROVOG FILTRA I POSTUPAK DETEKCIJE REGISTARSKE TABLICE

4.1. FAZIFIKACIJA GABOROVOG FILTRA

U ovom odeljku prikazana je primena fazi logike na primeru razvoja algoritma za detekciju i izdvajanje registrarskih tablica. Primenom fazi logike razvijena je filter banka, koja koristi fazi rezonovanje u filtriranju slike. Filter banka je skup filtera sa različitim parametrima. U mnogim slučajevima potrebno je menjati i koristiti više različitih parametara sa različitim vrednostima prilikom filtriranja i nije moguće na jednostavan način konstruisati samo jedan filter koji objedinjuje sve moguće vrednosti parametara. Konstrukcijom većeg broja jednostavnih filtera, gde se menja samo jedan ili mali broj parametara i njihovim grupisanjem u filter banku relativno lako se rešava problem složenosti. U prikazanom slučaju, eksperimentalno je utvrđeno da promene talasne dužine i orientacije Gaborovog filtra dominantno utiču na odziv, pa su promenom vrednosti ova dva parametra konstruisane filter banke. Promena vrednosti navednih parametara u filter banci urađena je fazi logikom, kako bi se postupak odlučivanja o vrednosti parametra približio ljudskom rezonovanju pri rešavanju problema. Primenom fazi logike poboljšane su performanse filter banke u odnosu na klasične filter banke u kojima je vrednost izabranih parametara fiksirana. Fazifikacijom se uvodi fleksibilnost promene vrednosti parametara. Posledično, primena filter banki u filtriranju slike može značajno poboljšati efikasnost procesa filtriranja [1].

Potrebno je napomenuti da u predloženom algoritmu nisu svi parametri fazifikovani. Prvi razlog je što fazifikacija nekih parametara nema značajnijeg uticaja na rezultat filtriranja i na krajnji rezultat detekcije tablica. Drugi važan razlog

je što preterana fazifikacija može dovesti do značajnog uvećanja kompleksnosti računanja, povećavajući vreme procesiranja i upotrebu memorije. Za fazifikovan parametar, određena vrednost fazi funkcije računa se za svaki piksel posebno, što je veliki zadatak s obzirom na veličine slika.

Eksperimentalno je utvrđeno da fazifikacija faktora skaliranja k_x i k_y nema uticaj na rezultat [1]. Ovi parametri su postavljeni na empirijski utvrđenu vrednost 0.5 i i rezultuju zadovoljavajućim performansama.

U predloženom algoritmu izvršena je fazifikacija orijentacije i talasne dužine Gaborovog filtra i na taj način dobijena je filter banka, koja kao parametre koristi fazifikovanu orijentaciju i talasnu dužinu [50]. Ovako dobijeni parametri su korišćeni za filtriranje ulazne slike u cilju detekcije registarskih tablica.

Eksperimenti su pokazali, da je dominantan faktor, koji utiče na odziv filtra orijentacija, tj. uglovi, pod kojima se nalazi filter. Promenom uglova, menja se orijentacija filtra i značajno se menja odziv filtra na kojem se vidljivo vide ovakve promene. Pošto se tablica sastoji od niza karaktera, koji se pretežno sastoje iz vertikalnih linija, potreban je vertikalno orijentisani Gaborov filter, da bi se detektovale vertikalne linije i teksture u slici, tj. filter kojem odgovara ugao od 0° . Ovo odgovara idealnom slučaju. U praksi veoma često slika vozila nije snimljena pod idealnim uglom. Kao potreban uslov postavlja se, da je ugao snimanja fiksan (vertikalni) zbog kasnijeg izdvajanja i prepoznavanja tablice. Ako je tablica snimljena pod uglom koji odstupa od idealnog slučaja, skoro sigurno će doći do odsecanja delova tablice i biće nemoguće pravilno prepoznati datu tablicu. Odstupanja ne smeju biti velika, jer će tokom procesiranja doći do odsecanja dela tablice i biće nemoguće očitati registarski broj, iako će pozicija tablice biti detektovana pravilno.

U procesu fazifikacije za ulaznu funkciju pripadnosti izabrana je generalisana Bellova kriva nad intervalom [-10 10], koja veoma „glatko“ i ujednačeno opisuje uglove od interesa. Naime, ugao od 0° je centralni ugao oko kojeg je potrebno detektovati vertikalne komponente, ali zbog nesavršenosti ulazne slike, u obzir dolaze i neki susedni uglovi, čiji uticaj u skladu sa Bellovom funkcijom opada

udaljavajući se od nule na obe strane. Ovo možemo izraziti sledećom formulom [18]:

$$\mu(z) = \begin{cases} S(z, \phi_1, \phi_2) & z < \phi_2 \\ S(2\phi_2 - z, \phi_1, \phi_2) & \phi_2 \leq z \end{cases} \quad (4.1)$$

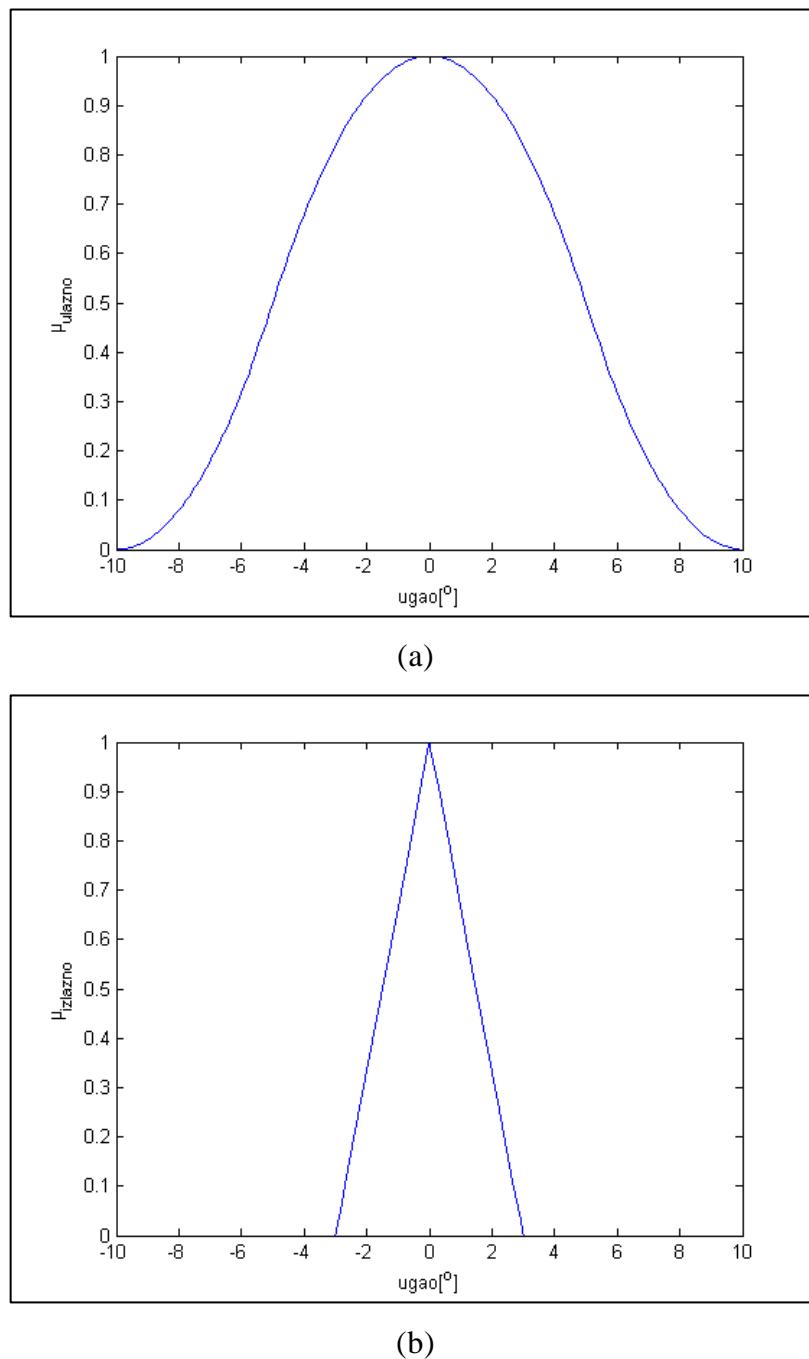
gde $\phi \in [\phi_1, \phi_2]$. U našem slučaju krajnje vrednosti intervala su empirijski izabrani da budu od -10 do 10, a funkcija S je zadata formulom (4.1).

U cilju boljeg filtriranja, potrebno je da interval mogućih orijentacija filtra bude mali, odnosno da se razmatra manji broj susednih uglova u cilju lakšeg izdvajanja tablice u kasnijim fazama. Za ove potrebe izabrana je funkcija pripadanja oblika trougla. U ovom slučaju interval izlazne funkcije pripadanja je [-3 3], koji odgovara potrebi za malim odstupanjima od 0° i dobija se da je $\mu(\phi_{crisp})=1$, gde je ϕ_{crisp} maksimalna vrednost trougaone funkcije pripadanja za vrednostугла od 0° .

Početna i krajnja tačka intervala izabrane su tako, da važi [50]:

$$\phi_{crisp} = \frac{\phi_i + \phi_f}{2} \quad (4.2)$$

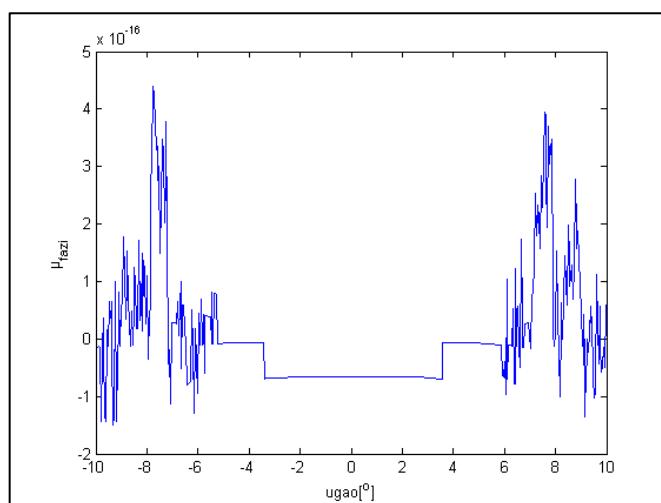
a odgovarajući interval izabran je tako, da važi $\phi_f - \phi_i = 6^\circ$. Na slikama 4.1.(a) i 4.1.(b) prikazane su obe funkcije pripadanja. Uočljivo je sužavanje intervala oko nule na slici 4.1.(b).



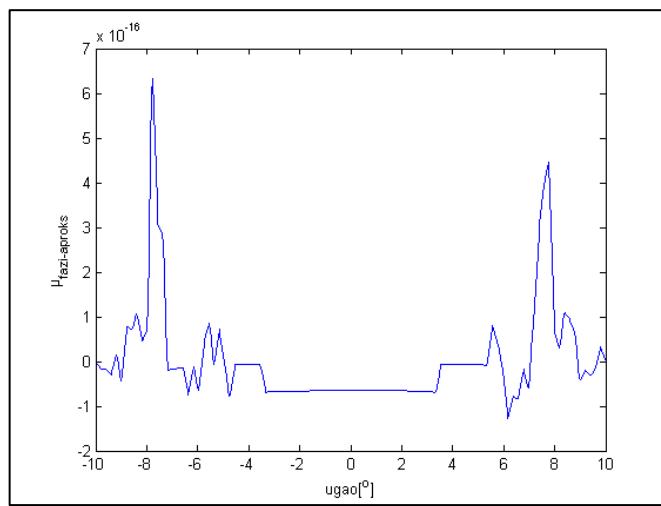
Slika 4.1. Ulazna i izlazna funkcija pripadanja za opisivanje orijentacija

Na ovaj način definisane su ulazne i izlazne funkcije pripadanja. Potrebno je još definisati IF-THEN pravila i završiti defazifikaciju u cilju dobijanja fazi sistema.

Kompletan postupak je identičan opisanom postupku u prethodnom odeljku, s napomenom da je u procesu implikacije korišćena operacija „min“, tj. presek. Nakon dobijanja fazi sistema, primenjena je aproksimacija pomoću ugrađene *lookup* tabele iz literature [19]. Potrebno je naglasiti, da u literaturi [19] postoji već kreirana funkcija koja za zadate ulazne i izlazne funkcije pripadanja automatski generiše IF-THEN pravila i kreira fazi sistem (*fuzzysysfcn* [18-19]) bez ikakvih dodatnih međukoraka. Na kraju dobija se fazi sistem prikazan na slici 4.2.(b).



(a)



(b)

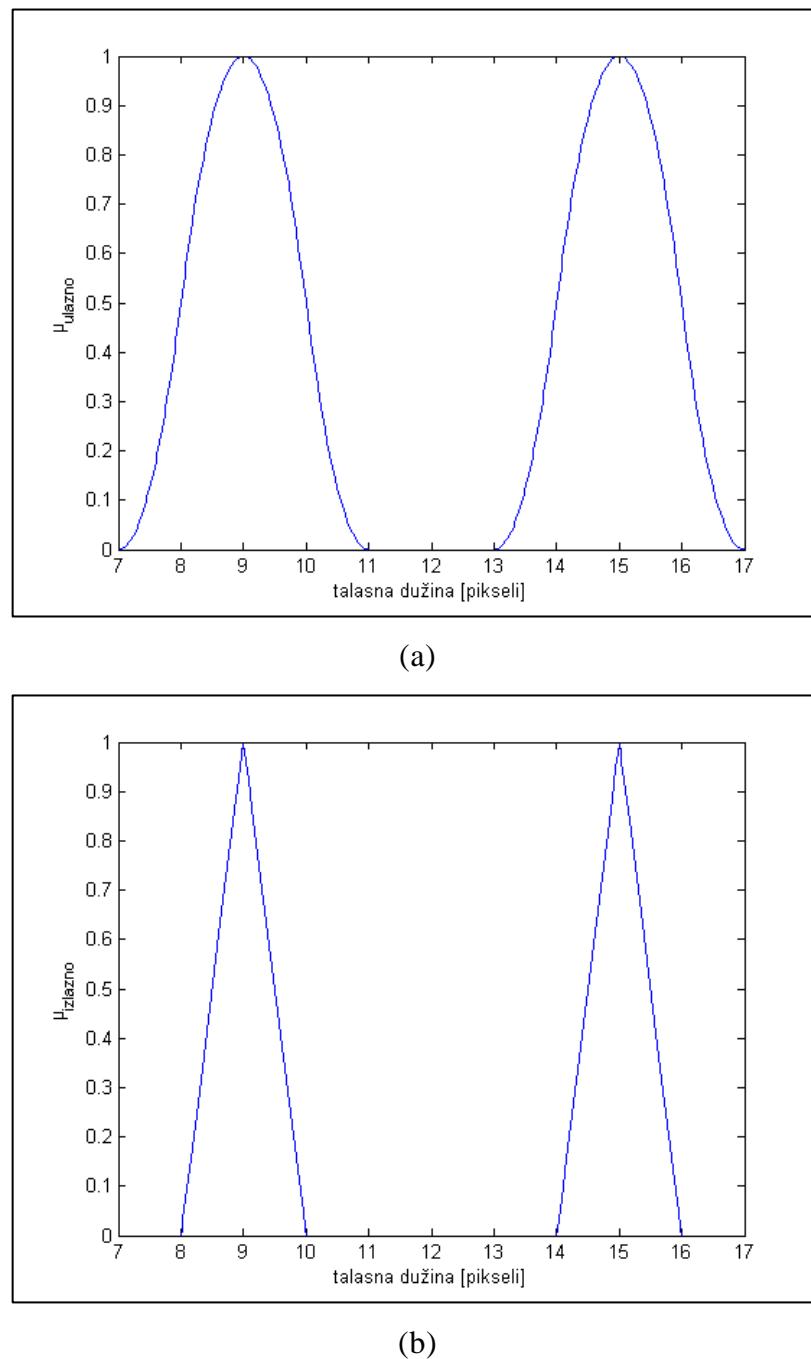
Slika 4.2. Fazi sistem i njegova aproksimacija za orijentacije

Na slici 4.2.(b) očigledna je razlika u odnosu na fazi sistem sa slike 4.2.(a), jer sistem sadrži manje komponenti koje se moraju izračunavati prilikom filtriranja. Rezultati filtriranja se ne menjaju, ali ostvaren je dobitak u pogledu računske kompleksnosti, što je i bio cilj ove aproksimacije.

Preostalo je da se izvrši fazifikacija talasnih dužina. Treba napomenuti da je postupak skoro identičan uz neke manje izmene, koje proizilaze pre svega iz prirode problema. Naime, pošto je cilj detekcija vertikalnih komponenti, potrebno je u obzir uzeti sadržaj tablice, tj. izgled karaktera. Karakteri sadrže pretežno vertikalne komponente s tim, da se širina karaktera može menjati u nekim slučajevima (npr. karakteri „I, J, 1“ su mnogo uži od ostalih karaktera i skoro da ne sadrže horizontalne linije ili krive). Ekperimentalno je utvrđeno da se prostorne talasne dužine kreću od 9 i 15 piksela zbog čega je fazifikacija vršena oko ovih vrednosti. Za fazifikaciju ovog parametra takođe se koristi generalizovana Bellova funkcija, ali ovaj put sa 2 ulaza i 2 intervala, koje pokrivaju ulazne funkcije pripadanja. To su intervali [7, 11] i [13, 17] piksela.

Na izlaznoj strani su 2 izlaza i za njihovo opisivanje koristi se trougaona funkcija jer je neophodno ostvariti što manja odstupanja od centralnih vrednosti. Za centralne vrednosti 9 i 15 piksela, intervali su [8 10] i [14 16]. Ovim funkcijama u potpunosti smo opisali ulaz i izlaz sistema.

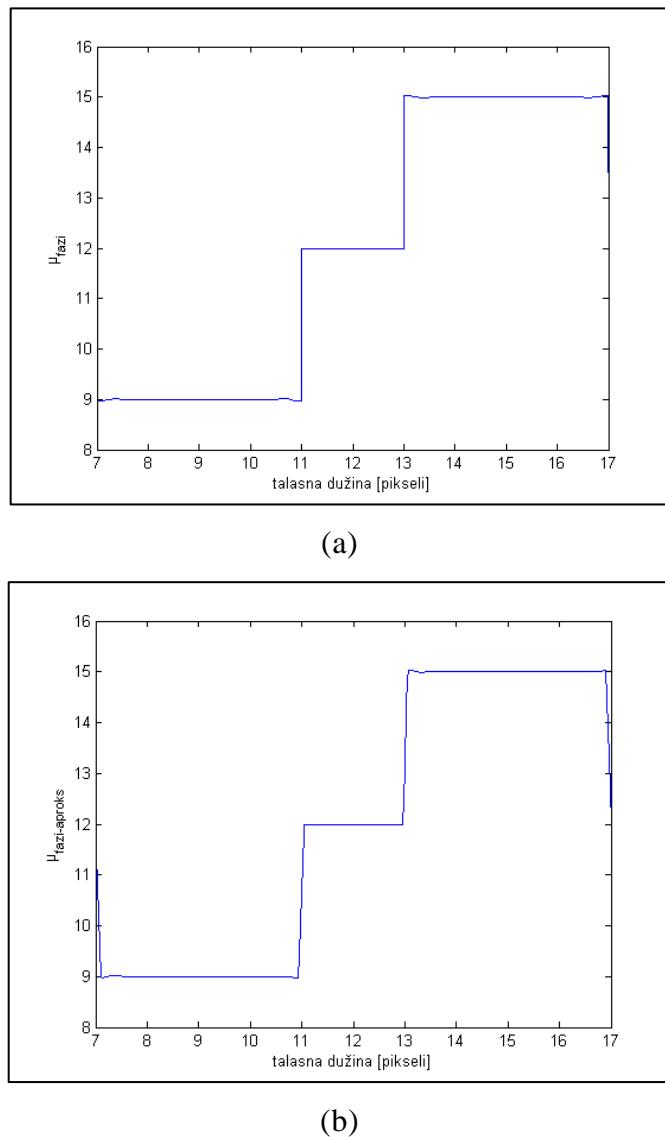
Nakon definisanja pravila i fazifikacije sistema dobija se novi fazi sistem, koji opisuje promene talasnih dužina. Na slikama 4.3.(a) i 4.3.(b) se vidi kako su funkcije postavljene nad određenim intervalima, od interesa. Izlazne funkcije opisuju centralne vrednosti piksela od interesa i način kako se one pronalaze.



Slika 4.3. Ulazna i izlazna funkcija pripadanja za opisivanje talasnih dužina

Na slikama 4.4.(a) i 4.4.(b) prikazani su fazi sistem i njegova aproksimacija. U ovom slučaju skoro i da nema razlike između originalne funkcije i njene

aproksimacije. Ovo proizilazi iz prirode samog problema i izbora funkcija pripadanja. Ipak, i u ovom slučaju ostvaruje se dobitak u smislu manje računarske kompleksnosti.

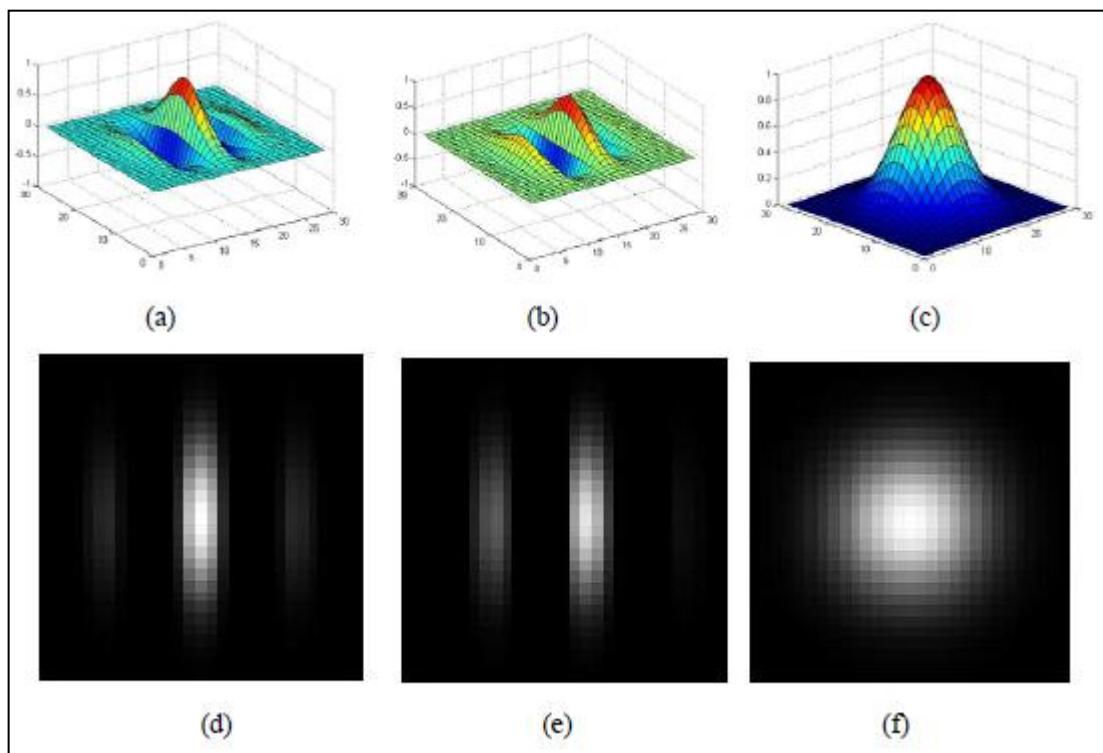


Slika 4.4. Fazi sistem i njegova aproksimacija za talasne dužine

Dobijeni fazi sistemi primenjuju se potom u algoritmu filtriranja. Fazi sistemima dobijen je niz Gaborovih filtara odnosno filter banka, koja vrši filtriranje

u skladu sa osobinama dobijenog fazi sistema i čiji će zbirni odziv proizvesti rezultat filtriranja.

Na slikama 4.5.(a)-(f) prikazani su neki primeri fazifikovanih Gaborovih filtera. U primeru sa slika 4.5.(a)-(f) prikazan je slučaj za vrednost talasne dužine vrednosti 10 piksela, gde je fazifikovani izlaz u dатој таčки jednak 9.0015 i za ugao od 5° , gde je fazi izlaz u dатој таčки jednak $-7.4810e^{-18}$ (u skladu sa dobijenim fazi sistemima).



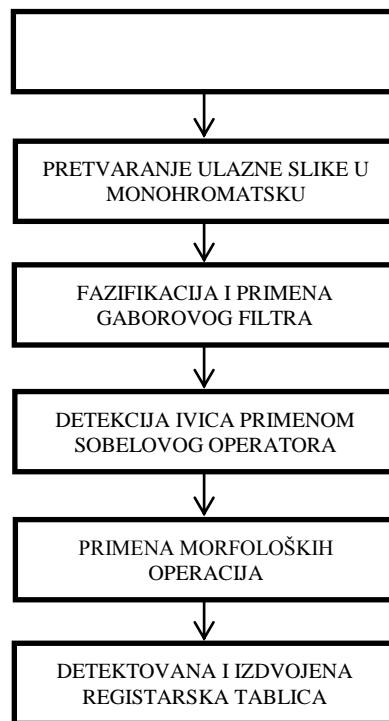
Slika 4.5. Primer jednog od fazifikovanih filtera; (a) kosinusna komponenta, (b) sinusna komponenta, (c) amplitudska karakteristika, (d) frekvencijski odziv kosinusne komponente, (e) frekvencijski odziv sinusne komponente, (f) frekvencijski odziv amplitude

Na slikama 4.5. od (d) do (f) prikazana je lokalizacija filtra kao i fazi ugao pod kojim se on nalazi. Potrebno je uočiti sitne blokove u prikaznim slikama.

Blokovi su posledica male fazifikovane talasne dužine (slike su malo povećane, zbog lakšeg posmatranja). Dakle, realizovani fazi Gaborov filter sastoji se od niza ovakvih filtara, čiji parametri su dobijeni fazifikacijom, a krajnji rezultat primene ovakvog filtra na ulaznu sliku dobija se zbirom svih odziva.

4.2. ALGORITAM ZA DETEKCIJU REGISTARSKIH TABLICA

U ovom odeljku sledi opis algoritma za detekciju registarskih tablica. Nakon primene fazi Gaborovog filtra sledi niz morfoloških operacija, primena detekcije ivica, primena praga, algoritam detekcije okvira, obeležavanje i isecanje same tablice [18], [19]. Uprošćena blok šema algoritma data je na slici 1.2.



Slika 1.2. Uprošćena blok šema sistema za detekciju registarskih tablica fazi Gaborovim filtrom

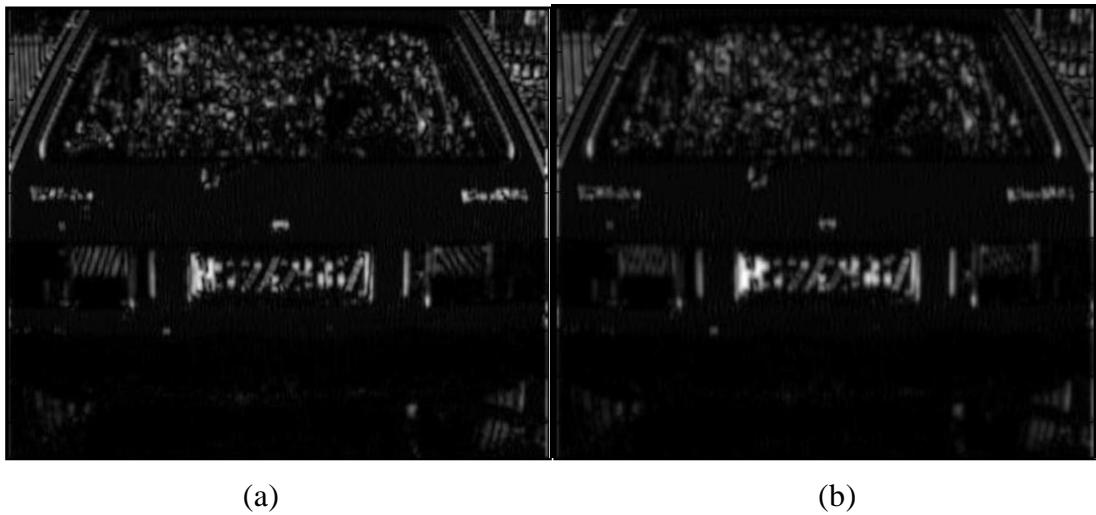
Nakon učitavanja i reskaliranja ulazne slike, kolor slika se transformiše u sliku u sivoj skali. Dimenzije ulaznih slika mogu biti različite, najčešće od 640x480 do 3000x2000 piksela, zbog čega se vrši reskaliranje na dimenzije 1300x975 piksela. Dimenzije reskaliranja su određene empirijski.

Filtriranje fazi Gaborovim filtrom vrši se nad slikom u sivoj skali. Poređenja radi, izvršeno je filtriranje zasebno: prvo samo sa fazifikovanim orientacijama, a potom samo sa fazifikovanim talasnim dužinama. Naravno, u samom algoritmu detekcije rađeno je filtriranje sa oba fazi sistema zajedno. Na slikama 4.6.(a) i (b) vidi se ulazna slika u sivoj skali i odziv fazi Gaborovog filtra.



Slika 4.6. (a) Originalna slika i (b) odziv fazi Gaborovog filtra

Na slici 4.6.(b) se vidi, da je odziv najbolji u regionu tablice, što je i bio cilj. Zbog prirode fazi sistema (zbog načina izbora funkcije pripadanja), najbolji odziv dobijen je na mestima gde su prisutne pretežno vertikalne komponente veličine određenog broja piksela (sadržaj tablice). Ostale komponente, koje ne zadovoljavaju ove uslove uglavnom su eliminisane.



Slika 4.7. (a) *Slika odziva samo na fazifikovane orijentacije i (b) samo na fazifikovane talasne dužine*

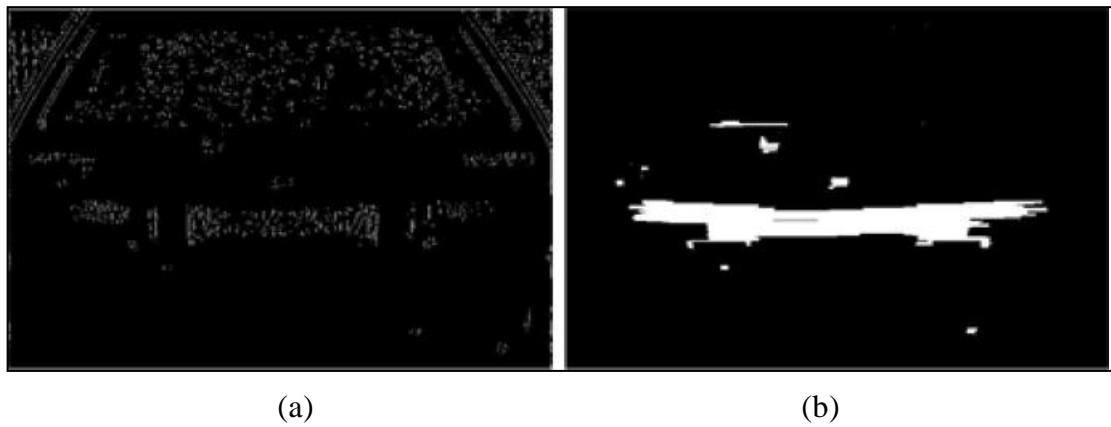
Na slici 4.7.(a) vidimo odziv filtra u slučaju fazifikovane orijentacije, a na slici 4.7.(b) nalazi se odziv u slučaju kada su primenjene samo fazifikovane talasne dužine. Na slici 4.7.(a) uočljivo je da je sadržaj tablice malo uži i da su linije oštije u slučaju kada su samo uglovi uzeti u obzir, a frekvencija je fiksirana na određenu vrednost. Odziv pri fazifikaciji talasnih dužina je nešto veći u okviru tablice, linije su malo šire u odnosu na prethodni slučaj, ponegde i spojene.

Nakon filtriranja fazi Gaborovim filtrom sledi detekcija ivica Sobelovim operatorom i binarizacija slike sa detektovanim ivicama pomoću heuristički određenog praga ugrađene funkcije za detekciju ivica u Matlabu [19] (slika 4.8.(a)), kao i niz morfoloških filtriranja operacijama otvaranja i zatvaranja sa različitim strukturnim elementima (SE).

Da bismo bili sigurni da je tablica u celosti detektovana, odn. nijedan deo tablice nije eliminisan ili oštećen, uzima se u obzir maksimalni razmak između karaktera kao važna osobina kod formiranja strukturnih elemenata (SE).

Cilj narednih koraka je izdvajanje komponenti, koje će razdvojiti tablični region od okolnih komponenti. Operacija zatvaranja primenjuje se na binarnu sliku sa

izdvojenim ivicama sa horizontalnim linijskim SE koji je duži od maksimalnog prepostavljenog razmaka između karaktera (slika 4.8.).

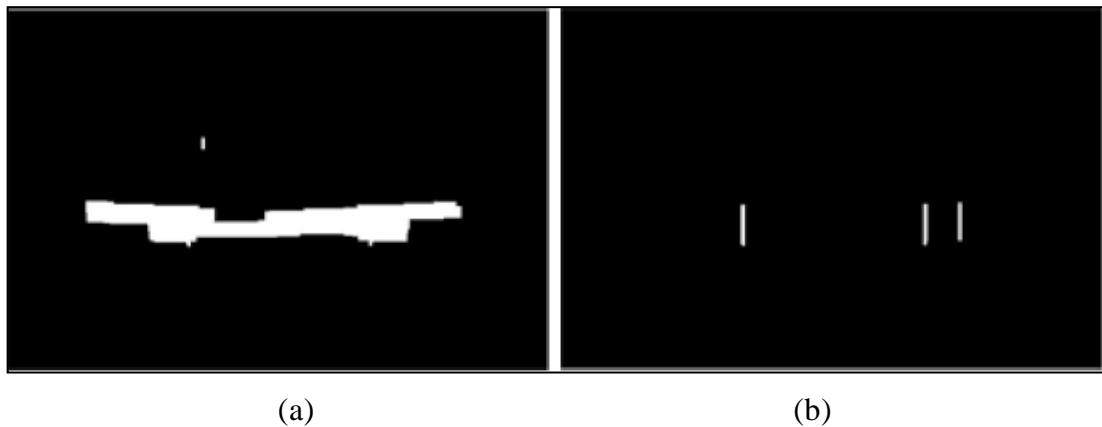


Slika 4.8. (a) Rezultat vertikalne detekcije ivica Sobelovim operatorom i (b) rezultat zatvaranja sa horizontalnim SE većim od dužine razmaka između karaktera u tablici

Pomoću zatvaranja sa horizontalnim SE (*smearing*) povezujemo vertikalne komponente u slici u kojoj su detektovane ivice Sobelovim detektorom. Možemo uočiti, da je većina vertikalnih komponenti eliminisana (slika 4.8.(b)).

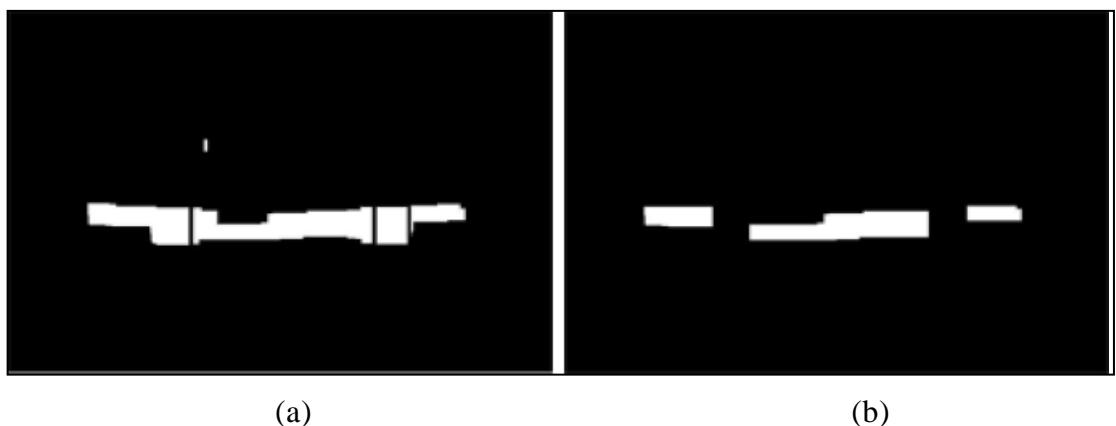
Da bi eliminisali regione koji ne sadrže registrsku tablicu, primenjuje se prvo operacija otvaranja sa vertikalnim linijskim SE čija se visina određuje kao prepostavljena minimalna visina karaktera. Na ovaj način eliminišu se oblasti čija je visina manja od prepostavljene minimalne visine karaktera. Rezultat ove operacije prikazan je na slici 4.9.(a). Posle prvog otvaranja sa vertikalnim SE, eliminisani su regioni koji sigurno ne sadrže tablicu (na osnovu prepostavljenih dimenzija tablice i dimenzija SE). Primenom operacije otvaranja, eliminišu se oblasti sa visinom većom od maksimalne visine karaktera sa vertikalnim SE čija je visina ista kao maksimalna prepostavljena visina registrske tablice. Eksperimentima je određeno, da je maksimalna visina registrske tablice do 30 piksela, a širina do 100 piksela za dimenzije slika koje smo mi izabrali u testiranjima (1300x975 piksela). Rezultat ovog koraka je na slici 4.9.(b). Treba primetiti da su eliminisane oblasti čija je visina

manja ili jednaka prepostavljenoj maksimalnoj visini tablice. Ovaj korak eliminiše i oblast same tablice.



Slika 4.9. Rezultat dva uzastopna otvaranja

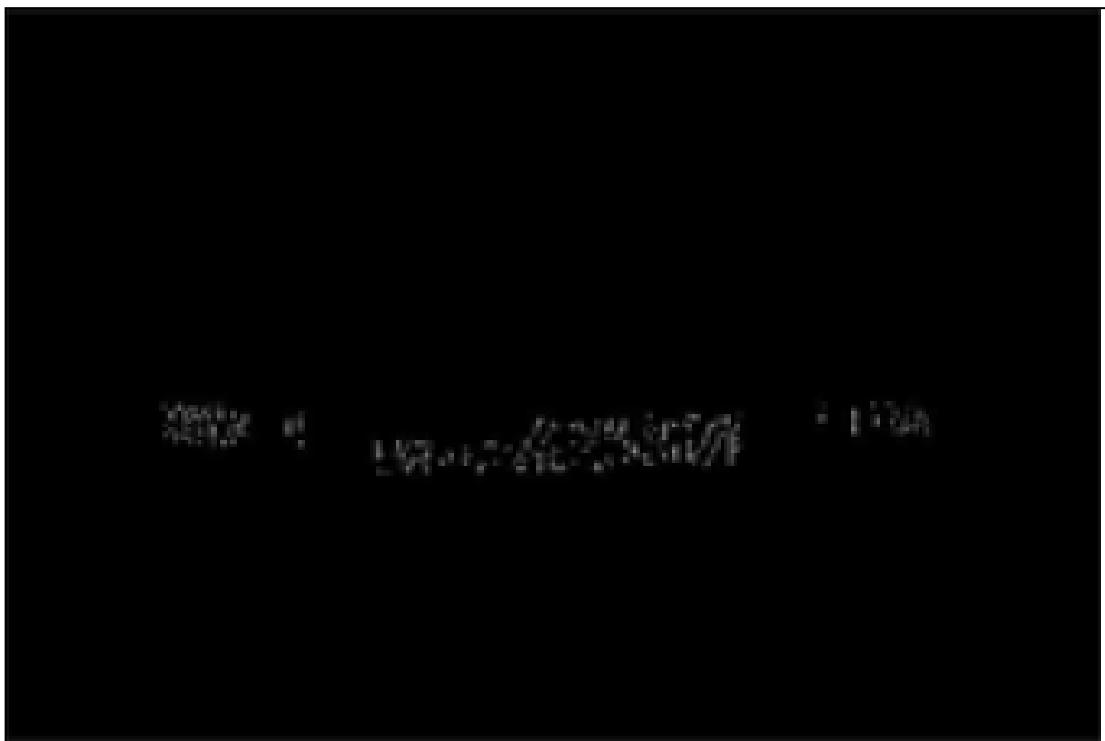
Rezultat morfološkog otvaranja oduzima se od rezultata sa slike 4.9.(a), odn. slike nakon otvaranja sa vertikalnim SE. Nakon oduzimanja dveju navedenih slika dobija se slika na kojoj su eliminisane oblasti sa visinom većom od maksimalne prepostavljene visine tablice. Rezultat je izdvojeni region od interesa sa tablicom i još nekim preostalim komponentama (slika 4.10.(a)).



Slika 4.10. (a) Rezultat oduzimanja i (b) rezultat finalne operacije otvaranja

Posle otvaranja gube se oblasti po površini manje od tablice i sam region tablice (slika 4.9.(b)). To je postignuto jednostavnim oduzimanjem slike 4.9.(b) od slike 4.9.(a). Region tablice razdvojen je od okoline, što nam je i bio cilj (slika 4.10.(a)).

Nakon oduzimanja primenjuje se otvaranje sa horizontalnim SE elementom čija širina je manja od pretpostavljene minimalne širine registarske tablice i eliminišu se komponente čija je širina manja od minimalne širine tablice (slika 4.10.(b)). Na ovaj način formirana binarna maska množi sa slikom na kojoj su izdvojene vertikalne ivice Sobelovom metodom (slika 4.8.(a)) posle filtriranja Gaborovim filtrom i dobijaju se kandidati za registarsku tablicu. Ovaj korak je potreban radi analize broja povezanih komponenti u svakom od mogućih tabličnih regiona, na osnovu čega se izdvaja tablica.



Slika 4.11. Rezultat operacije množenja; slika prikazuje kandidate za tablicu

Sledi eliminacija preostalih regiona koji su kandidati za tablicu, ali ne sadrže oblast sa tablicom. Tablica se sastoji od uskih karaktera koji se na odgovarajući način razlikuju od pozadine same tablice. Ova karakteristika je iskorišćena za izdvajanje koje se zasniva na analizi osmo-povezanih komponenti. Svaki region koji je kandidat za tablicu iz slike sa izdvojenim ivicama dovodi se na ulaz algoritma za izdvajanje povezanih elemenata [19]. Za svaki od ovih regiona kandidata za tablicu računa se broj povezanih komponenti po širini i visini. Registarska tablica sastoji se od određenog broja i određenih dimenzija karaktera i broj takvih komponenti nalazi se u nekim određenim granicama za svaku državu. Kao posledica ove analize region sa određenim brojem povezanih komponenti i određenim dimenzijama biće izabran za region koji sadrži tablicu (slika 4.11.) [1], [15]. Broj povezanih komponenti svojstven tabličnom regionu je određen empirijski. Eliminacijom na osnovu broja povezanih komponenti dobija se binarna maska tablice (slika 4.12.(a)). Ta binarna maska množi se sa ulaznom slikom, na koju je primenjen globalni prag Otsu metodom [1], [15], [16], [18], [19] i rezultat toga je izdvojen sadržaj tablice.



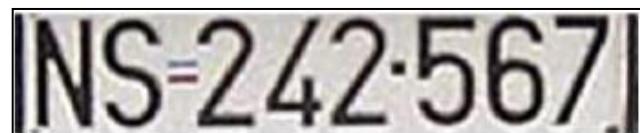
Slika 4.12. Binarna maska tablice i izdvojen sadržaj tablice

Po pronalaženju tablice, sledi analiza okvira maske i samog sadržaja tablice u cilju njegovog obeležavanja u originalnoj slici izdvajanja tablice. Analiza okvira vrši se morfološkim operacijama za analizu okvira objekata (maske tablice) pomoću

četvoro-povezanih komponenti i merenjem osobina regiona maske koji su dobijeni analizom povezanih komponenti [18], [19]. Korišćenjem informacija o okviru tablice vrši se njeno isecanje iz slike u sivoj skali. Rezultati su prikazani na slikama 4.13.(a) i (b).



(a)



(b)

Slika 4.13. (a) Detektovana i (b) izdvojena tablica

Na slici 4.13.(a) se vidi detektovana tablica u složenoj slici pozadine vozila, dok se na slici 4.13.(b) vidi izdvojena tablica. Fazifikacijom uglova i frekvencije postignuto je da odstupanja od nekoliko stepeni pri snimanju i udaljenosti od nekoliko metara pri snimanju ne utiču značajno na kvalitet detekcije tablice. Na ovaj način postignuti su dobri rezultati u smislu pronalaženja pozicije i detekcije same tablice iz složene slike.

5. EVALUACIJA PREDLOŽENOG ALGORITMA

Procenat detekcije tablica predloženim algoritmom je veoma visok i iznosi oko 98% na bazi slika koju smo sami kreirali. Baza slika je formirana pomoću fotoaparata skromnih mogućnosti (*Canon PowerShot A530 rezolucije 5 megapiksela* i *Nikon Coolpix L18 rezolucije 8 megapiksela*) i sadrži 718 slika različitog kvaliteta. Postignuta tačnost je dobijena pod uslovom da su ispunjene osnovne prepostavke vezane za uslove snimanja. Ograničenja podrazumevaju da je vozilo snimljeno otpozadi ili odnapred, da ugao snimanja odstupa od idealnog ugla od 90° minimalno do 20-tak stepeni u svim smerovima, da je daljina kamere od vozila maksimalno do 20 metara i da su uslovi osvetljenja prihvatljivi, odn. da je tablica vidljiva na snimku. U slučaju slika snimljenih profesionalnom REG kamerom detekcija je 100% s tim, da se u ovom slučaju podrazumeva, da su svi uslovi snimanja besprekorni (profesionalni). U radu su performanse algoritma evaluirane i nad javno dostupnim bazama slika.

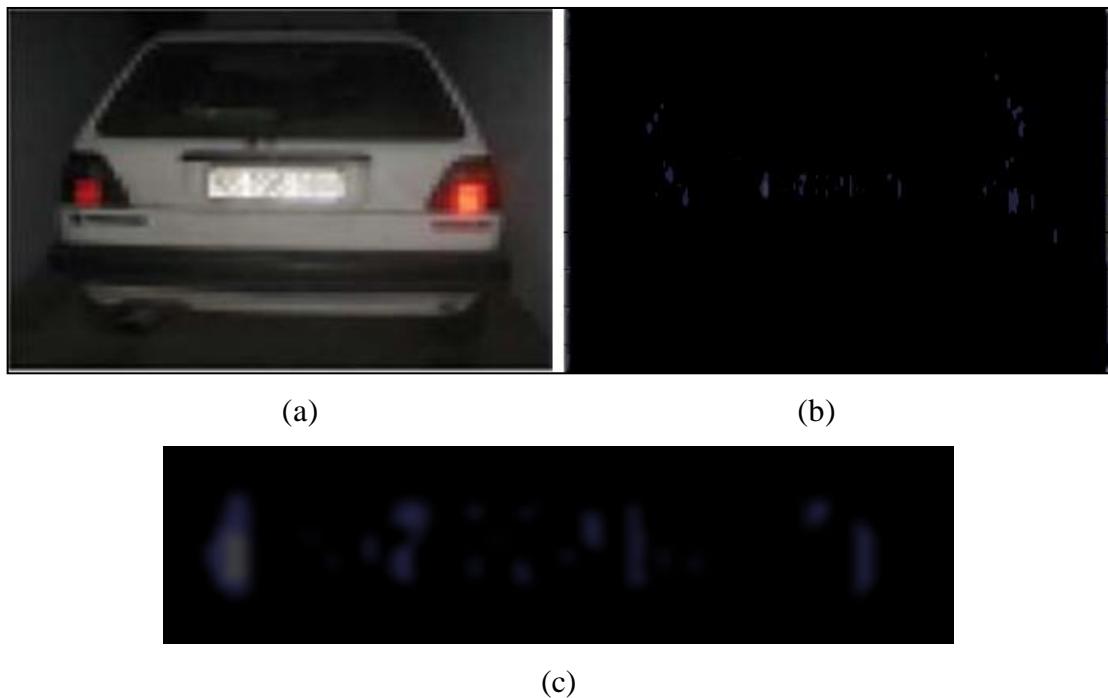
Po detekciji tablice sledeći korak je primena algoritma za segmentaciju i očitavanje izdvojene tablice, koji u zavisnosti od kvaliteta ulazne slike može biti veoma komplikovan i nije tema ovoga rada [1]. Najteži deo je segmentacija tablice, odnosno razdvajanje na karaktere i njihova priprema za očitavanje [1]. Ovi problemi se usložnjavaju ako je kvalitet ulazne slike loš. Ponekad je nemoguće očitati tablicu iako je pravilno detektovana. Ovo posebno dolazi do izražaja ukoliko je slika snimljena klasičnim fotoaparatom, koji nije predviđen za profesionalnu upotrebu. Komercijalni fotoaparati unose šum, odsjaj i artefakte koje ponekad nije moguće eliminisati. Za profesionalnu upotrebu i poboljšanje pouzdanosti ovakvog sistema potrebno je koristiti specijalne kamere sa specijalnom optikom i ugrađenim algoritmima za eliminaciju ovih oštećenja (REG kamere), koje daju značajno kvalitetniju ulaznu sliku od klasičnih digitalnih fotoaparata [1]. U cilju preglednijeg

sagledavanja rezultata i razlike među njima, prikazaćemo neke slike i rezultate primene fazi Gaborovog filtra na njih [1].

5.1. UTICAJ USLOVA SNIMANJA NA ALGORITAM

U prvom primeru potrebno je odrediti položaj tablice i izdvojiti je iz slike koja je veoma zašumljena i zamućena. Vozilo je osvetljeno reflektorom skromnih mogućnosti osvetljavanja. Registarska tablica na slici 5.1.(a) je potpuno zamućena i njen sadržaj je teško uočljiv.

Na slici 5.1.(a) nalazi se ulazna slika, dok slika 5.1.(b) prikazuje rezultat obrade ulazne slike fazifikovanim Gaborovim filtrom. Iako je slika intenzivno zašumljena i zamućena, fazifikovani filter je prikladno detektovao oblast registrarske tablice u slici. U odzivu filtra mogu se uočiti neki odlomci i linije karaktera. Slika 5.1.(c) prikazuje odziv filtra u samoj okolini tablice.



Slika 5.1. (a) Originalna ulazna slika i (b) odziv na fazi Gaborov filter (c) odziv filtra u okolini tablice

Na slici 5.2.(a) vidi se rezultat primena Sobelovog vertikalnog detektora ivica. Samo su vertikalne komponente izražene, dok je većina horizontalnih komponenti eliminisana. Ovo predstavlja veoma važan međurezultat, koji je od velikog značaja i pomoći pri formiranju binarne maske same tablice primenom morfoloških operacija. Pomoću maske će se izdvojiti tablica iz složene slike. Slika 5.2.(b) prikazuje detektovanu tablicu u polaznoj slici. Tablica je detektovana iako je sadržaj tablice potpuno neprepoznatljiv i nemoguće ga je očitati. Ovaj primer dokazuje efikasnost fazi Gaborovog filtra u slučaju filtriranja zašumljenih i zamućenih slika; filter je uspešno izdvojio oblast od interesa u složenoj slici bez obzira na značajno prisustvo šuma i zamućenu tablicu.



Slika 5.2. (a) *Slika sa vertikalno detektovanim ivicama i (b) detektovana registrarska tablica u polaznoj slici*

Poslednja slika vezana za ovaj primer prikazuje detektovanu i izdvojenu registrarsku tablicu čiji sadržaj je nemoguće očitati zbog šuma i zamućenja (slika 5.3.).



Slika 5.3. *Detektovana i izdvojena tablica*

U narednom primeru algoritam se primenjuje na zašumljenu ulaznu sliku, koja je snimljena kamerom starijeg mobilnog telefona čija kamera ima rezoluciju 320x240 piksela. Na slici 5.4.(a) vide se dva vozila, cilj je detekcija registarske tablice vozila koji se nalazi bliže na slici.

Slika 5.4.(a) prikazuje originalnu ulaznu sliku sa šumom na kojoj se vidi odsjaj sunčevih zraka sa leve strane vozila, dok je sa desne strane uočljiva i senka drveća. Slika 5.4.(b) prikazuje rezultat primene fazi Gaborovog filtra na kojoj se uočavaju oba vozila i njihove tablice. Ipak, kao što se i očekivalo, tablica udaljenijeg vozila sadrži manju količinu informacija za očitavanje i izdvajanje. Ovaj primer ponovo prikazuje da je selektivnost Gaborovog filtra najveća za prepostavljene i primenjene parametre u našem algoritmu (naročito za piksele talasnih dužina u ovom primeru), ali mana je da treba adekvatno da se adaptira i na položaj vozila od interesa. U ovom primeru je to slučaj za vozilo i registarsku oznaku koji je bliže kameri.



Slika 5.4. (a) Originalna ulazna slika i (b) odziv na fazi Gaborov filter

Na slici 5.5.(a) vidi se efekat primene vertikalnog Sobel operatora na sliku, koji izdvaja vertikalne ivice iz filtrirane slike. Pošto je Gaborov filter veoma dobro detektovao položaj tablice u slici, mogu se uočiti vertikalne komponente same

tablice u slici sa izdvojenim ivicama. Sledi primena morfoloških operacija čiji je rezultat prikazan na slici 5.5.(b), gde je obeležena detektovana tablica.



Slika 5.5. (a) *Slika sa vertikalno detektovanim ivicama i (b) detektovana registarska tablica u polaznoj slici*

Sledeća slika prikazuje izdvojenu i uvećanu registarsku tablicu. Na slici može se uočiti značajan uticaj šuma i kamere slabog kvaliteta, ali isto tako ovaj primer potvrđuje otpornost Gaborovog filtra na uticaj šuma i da ulazna slika slabijeg kvaliteta ne utiče mnogo na selektivnost filtra.



Slika 5.6. *Detektovana i izdvojena tablica*

U primeru koji sledi na slici u mraku nalazi se veći broj vozila. Najблиže vozilo je oko 10m udaljeno od fotoaparata skromnog kvaliteta, a sledeće oko 20m. Treće i četvrto vozilo sa upaljenim farovima koji se kreću prema kameri udaljeni su

oko 50m. Fotoaparat sa uključenim blicom najbliže vozilo osvetljava najbolje (slika 5.7.(a)).

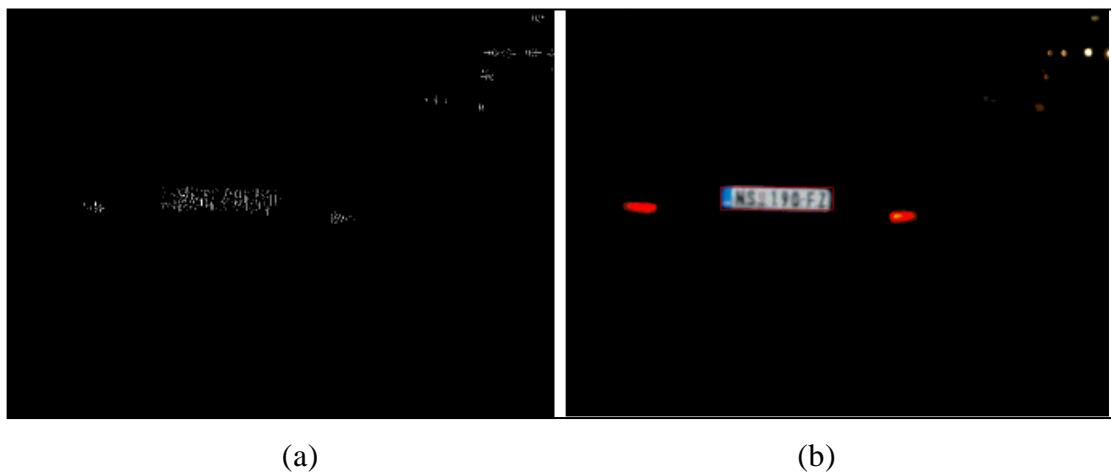
Slika 5.7.(a) prikazuje originalnu ulaznu sliku, a slika sa desne strane prikazuje odziv ulazne slike na fazifikovani Gaborov filter. Ovaj primer ponovo potvrđuje efikasnost filtra; bez obzira na mrak, efekat blica i uticaj uključenih farova, oblast tablice je na vidljiv i na prihvativ način filtrirana.



Slika 5.7. (a) Originalna ulazna slika i (b) odziv na fazi Gaborov filter

Slika 5.8.(a) prikazuje rezultat primene vertikalnog Sobel operatora, gde su vidljivo i skoro perfektno izdvojene vertikalne komponente iz filtrirane slike. Ovo je pogodno sa kasniju morfološku obradu, pošto su posle detekcije vertikalnih ivica skoro sve nepotrebne komponente eliminisane, što olakšava kasniji proces izdvajanja tablice. Slika 5.8.(b) prikazuje detektovanu registarsku tablicu posle primene morfoloških operacija. Tablica je u potpunosti detektovana bez obzira na štetne efekte.

Na slici 5.9. prikazana je izdvojena tablica; neodređenost sadržaja prouzrokovano je kvalitetom snimka kao i posledicom uvećanja dimenzija same slike.



Slika 5.8. (a) *Slika sa vertikalno detektovanim ivicama i (b) detektovana registrarska tablica u polaznoj slici*



Slika 5.9. *Detektovana i izdvojena tablica*

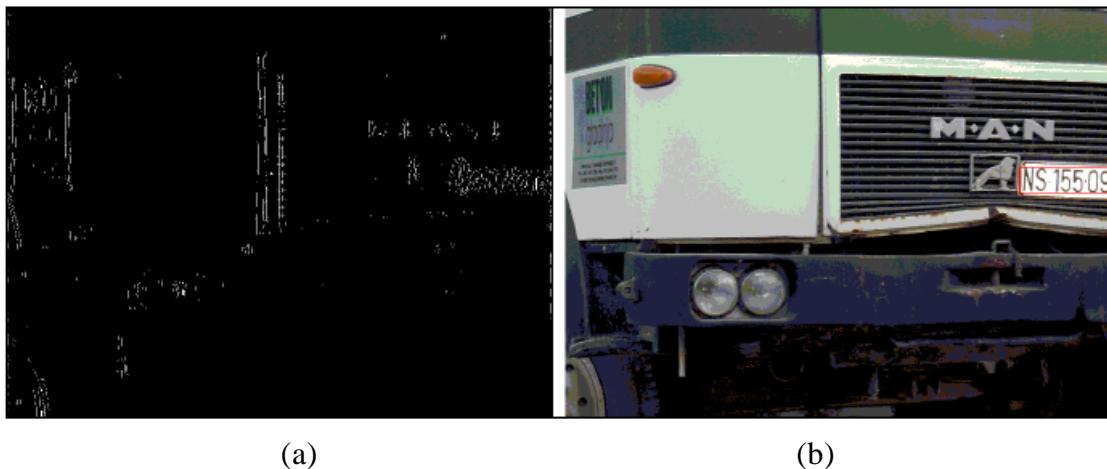
U narednom primeru biće prikazan slučaj detekcije tablice, kada postoji još neki sadržaji u slici koji su sličnih dimenzija kao i karakteri unutar tablice. Na slici 5.10.(a) iznad tablice sa leve strane postoji natpis čije su dimenzijske skoro identične kao i dimenzijske tablice. Na levoj strani slike uočljiva je nalepnica na vratima vozila koja ima natpis i znakove.

Slika 5.10.(a) prikazuje ulaznu sliku u boji, dok slika 5.10.(b) prikazuje rezultat primene fazi Gaborovog filtra; filter je izdvojio oblast tablice, kao i tekst iznad njega, nalepnicu na vratima kao i farove kamiona. Ovaj rezultat bio je očekivan uzimajući u obzir dimenzijske natpisa i njihovu orijentaciju, koji su slični registarskoj tablici.



Slika 5.10. (a) Originalna ulazna slika i (b) odziv na fazi Gaborov filter

Slika 5.11.(a) prikazuje rezultat primene vertikalne detekcije ivica Sobelovim detektorom. Samo su vertikalne komponente izdvojene, dok su horizontalne skoro potpuno eliminisane. Slika 5.11.(b) prikazuje rezultat primene skupa morfoloških operacija, pošto su sve nepotrebne komponente iz slike eliminisane i na slici se uočava detektovana registarska tablica. Slika 5.12. prikazuje korektno izdvojenu tablicu na kojoj je jasno vidljiv njen sadržaj kao u ulaznoj originalnoj slici.



Slika 5.11. (a) Slika sa vertikalno detektovanim ivicama i (b) detektovana registarska tablica u polaznoj slici



Slika 5.12. Detektovana i izdvojena tablica

U narednim primerima biće prikazan proces detekcije tablice na drugi način i sa drugačijim međurezultatima, gde će pored ulazne slike, primene fazi Gaborovog filtra i detektovane tablice biti prikazan izgled binarne maske i binarni sadržaj same binarne maske tablice.

Prvi primer prikazuje sliku vozila koja je snimljena iz blizine sa razlikom u osvetljaju upravo u regionu tablice. Slika je snimljena po danu, pri čemu je sunčevom svetlosti.



Slika 5.13. Primer slike snimljene iz blizine pri čemu je sunčevom svetlosti i sa namerno ubaćenom senkom

Na slici 5.13. uočljivi su uslovi snimanja i namerno učinjena senka. Sledi rezultat primene fazi filtra sa najboljim odzivom u okolini tablice. Zatim sledi binarna maska, koja je dobijena morfološkim procesiranjem i segmentacionim algoritmom. Naredna slika prikazuje binarni sadržaj same tablice. Uočljivo je da se na mestu senke gubi sadržaj tablice. Dodatnim procesiranjem na petoj slici primera sa slike 5.13. vidi se detektovana tablica u sivoj slici obeležena crvenim okvirom. Na poslednjoj slici primera sa slike 5.13. vidimo krajnji rezultat, tj. izdvojenu tablicu iz složene slike.

Na sledećem primeru biće prikazana detekcija inostrane tablice koja je snimljena iz blizine pod krivim ugлом.



Slika 5.14. Primer detekcije prljave tablice pod krivim ugлом

Na prvoj slici 5.14. je originalna slika, na kojoj je jasno uočljiv kriv ugao snimanja. Zatim sledi rezultat filtriranja, gde se može uočiti izdizanje sadržaja tablice i njenog okvira. Posle toga sledi slika binarne maske. Četvrta slika primera sa slike 5.14. prikazuje izdvojeni sadržaj tablice. Sledeća slika prikazuje detektovanu tablicu u složenoj slici, a poslednja slika prikazuje isečenu detektovanu tablicu. Kriv

ugao u nekim dozvoljenim granicama i nečistoća na vozilu i tablici ne utiču na rezultat detekcije i izdvajanja. U postupku prepoznavanja i očitavanja registarske oznake može doći do nemogućnosti tačnog očitavanja, u slučaju da je vozilo izrazito zaprljano.

Sledeći primer prikazuje vozilo snimljeno iz veće daljine sa strane, pod krivim uglom i pod jakim odsjajem.



Slika 5.15. Primer slike snimljene iz daljine sa strane pod krivim uglom i jakim odsjajem

Prva slika na slici 5.15. prikazuje ulaznu sliku, sa krivim uglom snimanja i jakim odsjajem, koji je posledica ugla snimanja i direktne sunčeve svetlosti. Naredna slika prikazuje rezultat filtriranja fazi Gaborovim filtrom, gde se jasno vidi najizraženiji odziv u okolini tablice, naročito dve bočne ivice kao i ivice pozadine vozila. Na ovom primeru lepo se uočavaju mogućnosti fazi Gaborovog filtra, koji na originalnoj slici slabo uočljive delove sasvim dobro detektuje i filtrira. Na trećoj slici vidi se binarna maska, a na sledećoj slici vidi se izdvojen sadržaj u binarnoj formi. Može se uočiti, da je zbog jakog odsjaja sadržaj tablice potpuno nevidljiv,

samo se vide dve bočne ivice (što može predstavljati problem u daljoj obradi u cilju prepoznavanja i očitavanja tablice). Peta slika sa slike 5.15. prikazuje detektovanu tablicu na pozadini vozila i na poslednjoj slici vidi se sama, isečena detektovana tablica. Na ovom primeru pokazana je otpornost fazi Gaborovog filtra na artefakte u originalnoj slici. Iako je tablica skoro neprepoznatljiva u ulaznoj slici, fazi filtriranjem je ona uspešno detektovana i na kraju izdvojena.

Naredni primer prikazuje detekciju tablice vozila, koje je snimljeno u mraku sa uključenim blicom na fotoaparatu, ali bez dodatnog osvetljenja kao što je bio slučaj u primeru sa slike 5.1.



Slika 5.16. Primer detekcije tablice, kada je vozilo snimljeno u mraku

Prva slika prikazuje ulaznu sliku snimljenu u mraku. Slika je ponovo iskrivljena pod manjim uglom. Na sledećem snimku vidi se odziv fazifikovanog filtra, koji je izuzetno jak u predelu tablice, što ukazuje na to, da osvetljaj manje utiče na izlaz fazifikovanog filtra. Formirana binarna maska, koja u ovom slučaju nije pravilnog pravougaonog oblika prikazana je na trećoj slici. Na četvrtoj slici uočljiv je deo okvira tablice. Naredna slika prikazuje detektovanu tablicu, a

poslednja isečenu tablicu. Cilj ovog primera je prikaz mogućnost fazifikovanog filtra da u mraku isfiltrira tražene komponente.

Sledeći primer nam prikazuje detekciju tablice, koja je oštećena i snimljena pod krivim uglom sa strane, a koja se ne nalazi po sredini pozadine vozila.



Slika 5.17. Primer slike snimljene sa strane pod krivim uglom sa oštećenom tablicom

Prvi snimak sa slike 5.17. prikazuje kombi snimljen sa strane i sa visine, pod veoma krivim uglom, gde je oštećena pozadina vozila, kao i sama tablica. Na sledećoj slici vidi se rezultat filtriranja i uočljiv jak odziv u okolini i unutar tablice. Odziv je ponovo najbolji po vertikalnim teksturama vozila, ali ove komponente biće eliminisane u procesu segmentacije. Na sledećoj slici vidi se binarna maska, koja je takođe iskrivljena, zbog ulazne slike. Naredna slika prikazuje sadržaj tablice. Peta slika prikazuje detektovanu tablicu, koja je obeležena crvenim pravougaonikom i na kraju vidi se izdvojena tablica, koja je pod krivim uglom. Ova iskrivljenost se može ispraviti u kasnijoj segmentaciji pre očitavanja sadržaja tablice.

U sledećem primeru prikazan je primer vozila snimljenog profesionalnom REG kamerom. Snimak je mnogo boljeg kvaliteta od prethodno prikazanih snimaka. Naime, REG kamere poseduju specijalnu i skupu optiku, koja pri snimanju eliminiše većinu grešaka iz slike. Takođe, ove kamere poseduju i specijalni ugrađeni softver, koji dodatno poboljšava sliku. Potrebno je napomenuti, da i pri snimanju sa ovakvom opremom potrebno je ispuniti određene uslove koji se tiču ugla snimanja, udaljenosti itd.



Slika 5.18. Primer slike snimljene profesionalnom REG kamerom

U poslednjem eksperimentu, [1] snimljeno je jedno vozilo iz različitih pozicija, pod različitim uglovima i sa različitih udaljenosti, pod različitim uslovima osvetljenja. Cilj je pokazati da varijacija pozicije tablice i uslovi osvetljenosti pri snimanju ne utiču na efikasnost fazi Gaborovog filtra.

Na slici 5.19. prikazan je test skup od 24 slike, gde su na prvih 12 slika (slika 5.19.(a)) originalne slike u sivoj skali, na kojima je obeležena detektovana pozicija tablice (pomoću algoritma). Na sledećih 12 slika (slika 5.19.(b)) nalaze se rezultati filtriranja fazi Gaborovim filtrom, respektivno. Na slici 5.20. nalazi se skup od 30

slika na kojima se nalaze detektovane, izdvojene tablice predloženim algoritmom – među njima se nalaze i izdvojene tablice sa slike 5.19. Svaka tablica ima različit ugao, oblik, poziciju, odsjaj, dimenziju koja je posledica udaljenosti itd.

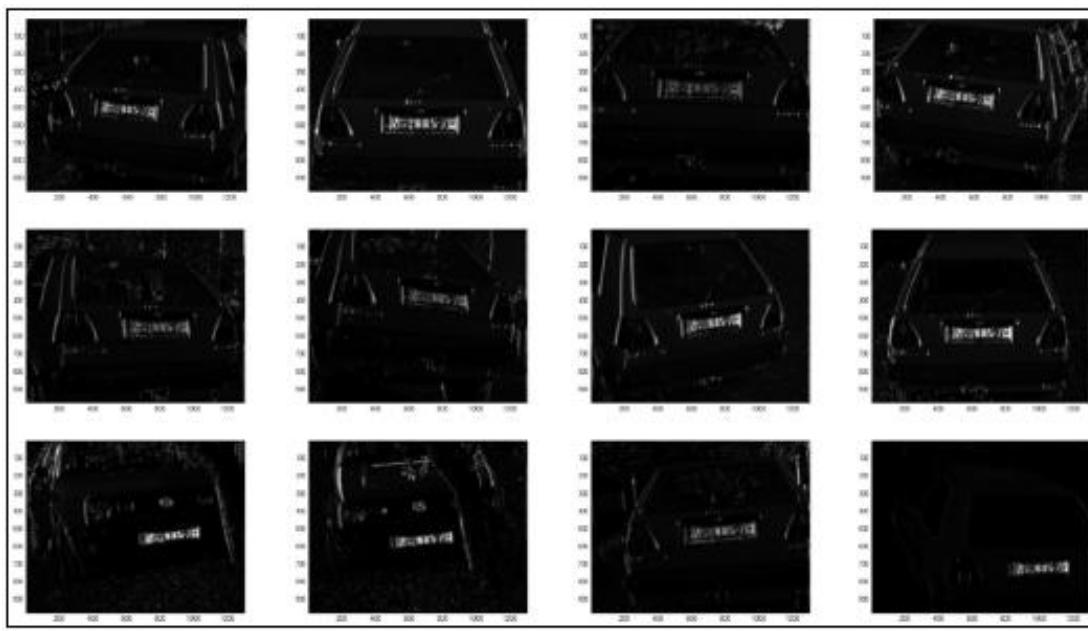
Ovaj eksperiment potvrđio je valjanost izbora parametara kod fazifikacije. Kod fazifikacije orijentacija, za uglove ulazne funkcije pripadanja Bell tipa uzet je interval između [-10 10], tako da se u ovom intervalu snimljene tablice mogu detektovati i izdvojiti sasvim pravilno. Za interval izlazne funkcije pripadanja uzet je interval [-3 3] sa trougaonom funkcijom pripadnosti, da bi se mogući uglovi što više približili željenoj vrednosti od 0° (vertikalni ugao). Ove vrednosti utvrđene su eksperimentalnom metodom, jer uzimanjem većeg intervala uglova detektuje se više nakrivenih komponenti koje je u kasnijoj fazi algoritma izdvajanja teško ili nemoguće eliminisati. Isto tako, zbog osobina korišćenih strukturnih elemenata kod morfoloških funkcija, odsekao bi se i izgubio sadržaj tablice, ili bi se odsecali delovi karaktera. Morfološki filtri konstruisani su da rade pod vertikalnim i horizontalnim uglom i prevelika odstupanja izazivaju greške. Pod uslovom da se koriste navedeni intervali za funkcije pripadanja, algoritam postiže prikazane rezultate. U ovom eksperimentu vidi se jedna od glavnih odlika Gaborovog filtriranja, a to je otpornost na šum. Slike imaju dosta odsjaja, zbog uslova snimanja, korišćenja blica, sunčevih zraka, a neke slike snimljene su u sumrak. Kod nekih slika tablica nije čista, što dodatno otežava detekciju. Bez obzira na kvalitet originalnih snimaka, Gaborov filter bez problema detektuje poziciju tablice, što se vidi na slici 5.19.(b), na osnovu čega se izdvaja tablica. Ni bliskost raznih objekata ne utiče na efikasnost algoritma.

Kod fazifikacije talasnih dužina primjenjen je isti princip fazifikacije, korišćene su iste funkcije pripadanja, sa dva intervala i na ulazu i na izlazu jer je eksperimentalno utvrđeno da se vrednosti talasnih dužina kreću oko 9 i 15 piksela. Intervali su takođe izabrani eksperimentalno, jer talasne dužine variraju, zbog dimenzija karaktera unutar tablica i samim tim menja se i gustina karaktera u tablici (veća udaljenost, manja tablica, gušće su zbijeni karakteri). Ovo se dešava, zbog različite udaljenosti pri snimanju vozila. Pokazalo se, da izabrane vrednosti za

talasne dužine odlično detektuju sadržaj unutar tablice, što je poželjno u kasnijoj fazi segmentacije i očitavanja same tablice [1].



(a)



(b)

Slika 5.19. Primer primene fazi Gaborovog filtra na slike snimljene pod različitim uslovima snimanja i različitim pozicijama tablice u slici; (a) ulazne slike i (b) rezultati filtriranja



Slika 5.20. Primer izdvojenih detektovanih tablica

5.2. UTICAJ 3D ROTIRANJA NA ALGORITAM

Dodatno se vrši i evaluacija performansi algoritma pri 3D rotaciji. Za ove potrebe slika se rotira u intervalima od -10 do 10 stepeni u x , y , z smerovima [51]. Intervali 3D rotacije izabrani su u skladu sa intervalom ulazne funkcije pripadanja za određivanje orijentacija, pošto one imaju dominantan uticaj na rezultat filtriranja, kao i detekcije.

Na primeru jedne slike prikazani su rezultati evaluacije algoritma (slika 5.21). Fazi Gaborov filter je veoma otporan na šum nastao usled lošijih uslova snimanja kao i na promenu uglova, koji su uzeti u razmatranje. Filter je najosetljivi na promenu uglova u x i y smerovima, pošto je tada tablica pod kosim uglom i teško ju je detektovati i izdvojiti. Pre svega, problem predstavljaju mnoge kose linije i komponente u slici, koje je naknadno teško eliminisati u postupku izdvajanja tablice. Promene u smeru z ose imaju mnogo manji uticaj na detekciju, ali smanjenje dimenzije karaktera zbog promena u smeru z ose predstavljaće problem pri kasnijoj segmentaciji tablice i njenom očitavanju. Uprkos tome, promene ugla u posmatranom intervalu ne utiču na efikasnost algoritma. U nekim slučajevima, pri testiranju na uglove van posmatranog intervala, tablica je uspešno detektovana i izdvojena, ali pri većim uglovima algoritam nije uspešan jer nije projektovan da radi sa izrazito kosim komponentama [1].

5.2.1. Evaluacija predloženog postupka nad javno dostupnim bazama

Sprovedeni su eksperimenti na više baza slika koje sadrže fotografije vozila u kojima se registrska tablica pojavljuje u različitim okruženjima i uslovima [1]. Cilj ovih eksperimenata bila je evaluacija predloženog algoritma u detekciji tablica u slučaju kada su slike snimljene klasičnim fotoaparatom skromnih mogućnosti pri različitim uslovima. Tabela 5.1. sumira rezultate izvedenih eksperimenata. Slike

upotrebljene u eksperimentima morale su ispuniti određene uslove koji su postavljeni na početku i tokom razvoja datog algoritma; vozilo mora biti snimljeno odnapred ili odpozadi uz odgovarajuću ugaonu devijaciju sa strane i visine, kao i odgovarajućim kosim uglom sa svake strane; svi spomenuti uglovi moraju biti u određenim granicama; takođe i 3D ugaona devijacija i kosina mora biti ograničena.



Slika 5.21. Rezultati verifikacije algoritma

Ove uslove zadovoljilo je 718 slika iz samostalno kreirane baze (slike su samostalno snimljene fotoaparatom skromnih mogućnosti) i detekcija tablice je bila uspešna nad 98% slika, što je veoma dobar rezultat. Greške su se javljale u slučajevima kada je slika bila snimljena pod veoma velikim uglom, praktično sa strane, a ne odpozadi ili odnapred. U nekim slučajevima neuspešna detekcija javljala se, kada je vozilo na slici bilo veoma malih dimenzija, što je prouzrokovalo još manje dimenzije same tablice. Takođe, greška se javljala u slučajevima kada je kvalitet slike bio izrazito loš.

Nakon provere nad kreiranom baze podataka sa slikama, za testiranje algoritma iskorisćena je i baza slika sa Univerziteta *Hertfordshire* iz Engleske i urađena je analiza rezultata. Baza slika načinjena je kvalitetnom opremom za snimanje. Prvo je testirana datoteka u kojoj su slike vozila bile najsličnije slikama (slična postavka eksperimenta i snimanje) koje se nalaze u sopstveno kreiranoj bazi za potrebe eksperimenata. Ova datoteka sadrži slike snimljene po danu i po noći, kao i slike snimljene pod kosim uglom i slike snimljene sa strane. Sve slike su u standarnom kvalitetu (SD, slike sa rezolucijom od 814x574 piksela).

Dimenzijski i odnos dimenzija širine i visine tablica su različite u odnosu na tablice koje se koriste u našoj državi. Dimenzijske strukturne elemente korišćenih u morfološkim operacijama bilo je potrebno smanjiti za otprilike 20-30%, pošto su vozila na slikama bila udaljenija u odnosu na slike u sopstvenoj bazi. Ova udaljenost je imala za posledicu manje dimenzije vozila, pa samim tim i smanjene dimenzijske registarske tablice. Ovo je minimalna izmena u algoritmu koja nije prouzrokovala nikakve suštinske promene. Nisu rađene dodatne obrade u cilju poboljšanja i eliminacije kosog ugla i rotacije, već su originalne slike primenjene u testiranju algoritma. U slučaju ove datoteke, za svih 67 slika je bila uspešna detekcija i izdvajanje registarskih tablica. Ovo je odličan rezultat, ako se zna da su slike snimale nepoznate osobe i nije poznato pod kakvim uslovima su one snimljene, niti se zna tačno kakva je oprema upotrebljena za snimanje. Pored toga, nije rađena predobrada slika pre testiranja [1].

Kada su testirane preostale dve datoteke, koje sadrže slike snimljene u visokom kvalitetu (HD, slike sa rezolucijom od 1392x1042 piksela), dobijen je procenat uspešno detektovanih tablica 85,3%. Skoro sve greške su posledica ugla snimanja, kada su vozila snimljena potpuno sa strane, što dovodi do toga da je tablica unutar slike pod veoma kosim uglom i stoga nema oblik pravougaonika. Važno je napomenuti, da je ovakva postavka slika u potpunoj suprotnosti sa postavljenim početnim uslovima u ovom radu, gde je važan uslov da vozilo mora biti snimljeno odnapred ili odpozadi [1]. Zbog fleksibilno određenih fazifikovanih orientacija Gaborov filter je veoma dobro izlova oblast registarske tablice, ali je vertikalni Sobelov detektor zbog svoje vertikalne orientacije eliminisao kose komponente tablice. Tokom morfološke obrade zbog vertikalne i horizontalne orientacije strukturnih elementa došlo je do greške u detekciji i izdvajajući, pošto je previše komponenti tablice eliminisano zbog krivog ugla same tablice. Veliki broj tablica je detektovan u slučajevima kada je vozilo snimljeno sa strane u tolerantnim granicama uglova. U tim slučajevima tablica je izdvojena pod kosim uglom ili je neki deo tablice (gornje ili donje teme tablice) nedostajao. Ipak, u svim slučajevima uspešne detekcije sadržaj tablice bio je potpuno vidljiv i prepoznatljiv. U graničnim slučajevima detekcije i izdvajanja zbog odsecanja može doći do problema pri očitavanju sadržaja tablice. Takođe treba reći, da određenim predobradama isečene tablice može da se poboljša kvalitet očitavanja. Potrebno je uraditi korekciju rotirane tablice i ispraviti kosi ugao same tablice [1].

Na nekim primerima slika gde nije bilo uspešne detekcije, problem je bila premala dimenzija registarske tablice. Ovaj rezultat je zanemarljiv u odnosu na broj grešaka prouzrokovanih uglom vozila i tablice, pošto najveći broj grešaka proizilazi zbog ugla vozila i tablice na snimku. Ovaj problem se pokazao kao dominantan, pošto uslovi snimanja vozila pri kreiranju baze nisu u skladu sa postavljenim ogranicnjima prilikom kreiranja algoritma. Rešenje ovog problema bi bio razvoj algoritma za detekciju ugla i orientacije odstupanja od vertikalnog pravca u slici i njena automatska korekcija (Gonzales, 2009). Ovo rešenje bi značajno popravilo procenat uspešne detekcije razvijenog algoritma i što je važno, ne bi bilo potrebno

vršiti značajne i suštinske izmene u samom algoritmu. Orientacija strukturnih elemenata korišćenih u morfološkoj obradi mogla bi takođe biti modifikovana za promenu ugla. Ovaj postupak bi bio učinkovit samo u slučaju 2D rotacije, dok kod 3D rotacije [51] sama kompenzacija ugla ne bi rešila problem. U slučaju 3D rotacije pošto rotacija u odnosu na pretpostavljeni ugao nije unapred poznata, a u slici postoji veliki broj elementa koje je potrebno eliminisati, a to nije moguće upotrebom strukturnih elemenata pod različitim uglovima. Na ovaj način otvorio se novi i veoma težak problem koji bi bio osnova za zaseban projekat (detekcija i korekcija veoma krivog ugla u slici). U slučaju predloženog algoritma (HD slike iz dve datoteke) samo su smanjene dimenzije struktturnih elemenata za nekih 40-50% u cilju efikasnosti algoritma, pošto su vozila na slici bila udaljenija i samim tim manjih dimenzija. Manje dimenzije vozila znače i smanjenje dimenzija tablice, što povlači za sobom i korekciju dimenzija struktturnih elemenata kod morfološke obrade. Ovo je bila jedina, ali ne suštinska promena u algoritmu [1].

| | Broj slika | Procenat uspešne detekcije | Procenat neuspešne detekcije |
|---|-------------------|-----------------------------------|-------------------------------------|
| Samostalno kreirana baza appl-dsp.com/test-database | 718 | 97.9% | 2.1% |
| Baza sa Univerziteta Hertfordshire (SD) http://mmtprojects4.mmt.herts.ac.uk/hosting/anpr/ | 67 | 100% | 0% |
| Baza sa Univerziteta Hertfordshire (HD) http://mmtprojects4.mmt.herts.ac.uk/hosting/anpr/ | 156 | 85.3% | 14.7% |

Tabela 5.1. Prikaz rezultata detekcije

Procenat uspešno detektovanih tablica korišćenjem razvijenog algoritma je veoma veliki i dostiže 98% za slike koje su snimljene klasičnim digitalnim fotoaparatom za potrebe eksperimenata, gde su unapred postavljeni određeni uslovi

snimanja. U primerima, gde su slike snimljene profesionalnom REG kamerom, procenat uspešne detekcije je 100%. REG kamera je specijalno projektovana za snimanje visokokvalitetnih snimaka za profesionalnu upotrebu (vojska, milicija, nadzor,...) [1].

Postoje još mnogi primeri snimaka, gde su vozila snimljena pod raznim uslovima snimanja kao što je snimanje pod svetлом studijskog reflektora ili snimanje pod svetлом obične sijalice itd. Ipak, svi ovi primeri, zbog istih performansi algoritma kao u navedenim slučajevima, nisu prikazani u radu.

5.3. UTICAJ FAZIFIKACIJE PARAMETARA GABOROVOG FILTRA – KOMPARATIVNI PREGLED

Kao primer uspešnosti razvijenog algoritma, urađeno je poređenje algoritma sa fazifikovanim parametrima Gaborovog filtra sa prethodno razvijenim algoritmom gde su parametri Gaborove filter banke fiksni. Cij ovog poređenja je prikaz efikasnosti algoritma sa fazi filtrom u odnosu na filter banku sa fiksnim parametrima. U nastavku biće prikazana uporedna primena dve banke filtera sa posebnim naznakama na razlikama. Nakon primene Gaborove filter banke sa konstantnim parametrima ili fazi Gaborovog filtra sledi niz morfoloških operacija, primena detekcija ivica, primena praga, algoritam detekcija obima-okvira, obeležavanje i isecanje tablice. Dva algoritma se razlikuju samo u početnom filtriranju Gaborovom filter bankom [1], [15]. Nakon učitavanja i reskaliranja ulazne slike, sledi pretvaranje kolor slike u monohromatsku sliku. Filtriranje Gaborovom filter bankom ili fazifikovanim Gaborovim filtrom se vrši nad slikom u sivoj skali. Na navedenom primeru biće prikazani rezultati, kao i poređenje dva algoritma, tj. uticaj filtriranja Gaborovim filtrom na polaznu sliku.

Na slici 5.22.(a) vidi se test slika koja je snimljena pod krivim uglom bez ikakvog veštačkog osvetljenja. Može se primetiti da je slika blago zamućena zbog vremenskih uslova. Na slici 5.22.(b) vidi se ista slika konvertovana u sivu skalu.



Slika 5.22. (a) Originalna slika u boji, (b) slika konvertovana u sivu skalu

Na slikama 5.23.(a) i (b) prikazani su redom izlaz Gaborove filter banke sa fiksnim parametrima i izlaz Gaborovog filtra sa fazifikovanim parametrima, respektivno. Odziv filter banke je najbolji u okolini same tablice, ali su u regionu tablice vidljive i neke tamnije teksture.



(a)

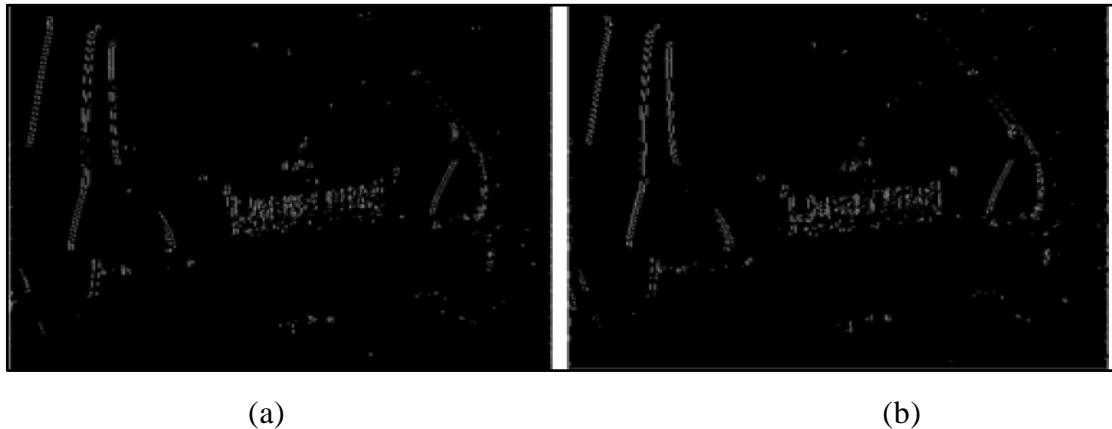


(b)

Slika 5.23. (a) Rezultat primene Gaborove filter banke, (b) odziv fazifikovanog Gaborovog filtra

Izlaz fazifikovanog Gaborovog filtra (slika 5.23.(b)) najbolji je u okolini tablice, ali sa manje tamnih tekstura u okolini tablice. Bolji odziv u okolini tablice je prednost fazifikovanog Gaborovog filtra. Nakon ovako dobijenog rezultata filtriranja sledi detekcija ivica vertikalnim Sobelovim operatorom [16], [18], [19].

Rezultati detekcije prikazani su na slikama 5.24.(a) i (b), redom posle primene filter banke i nakon primene fazifikovanog filtra. Može se primetiti da na slici 5.24.(b) postoji više sitnih komponenti od interesa u okolini registarske tablice. Ovakav rezultat ukazuje da će i krajnja detekcija tablice biti uspešnija.



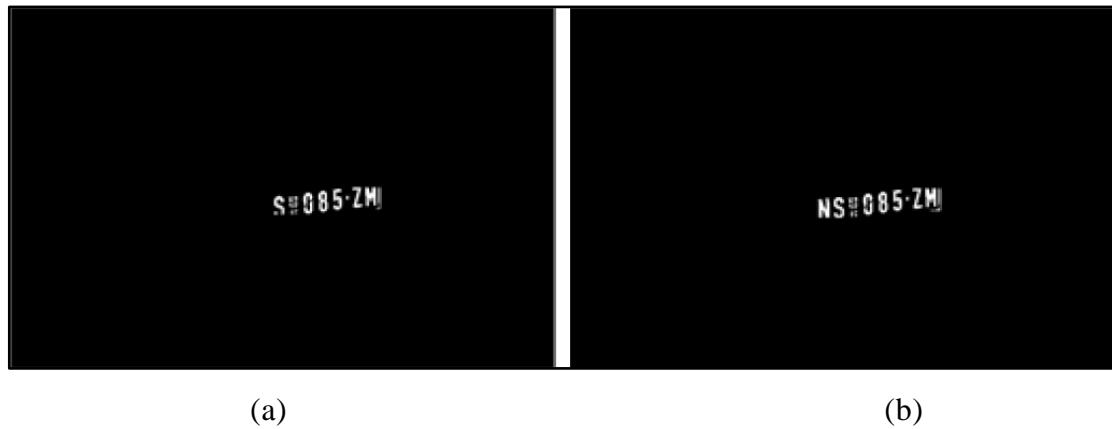
Slika 5.24. (a) Rezultat detekcije ivica na odziv Gaborove filter banke, (b) rezultat detekcije ivica na odziv fazifikovanog Gaborovog filtra

Nakon detekcije ivica sledi niz morfoloških operacija i algoritam za analizu povezanih komponenti čiji cilj je uklanjanje suvišnih delova u cilju formiranja binarne maske regiona tablice, pomoću koje će biti izdvojena tablica iz složene slike vozila i okoline [1], [15], [16].



Slika 5.25. (a) Binarna maska u slučaju algoritma sa filter bankom, (b) binarna maska kod algoritma sa fazifikovanim filtrom

Na slikama 5.25.(a) i (b) prikazane su binarne maske za oba primera. Može se primetiti da je na slici 5.25.(a) maska malo uža, nego na slici 5.25 (b). U prvom slučaju u pitanju je primer algoritma sa Gaborovom filter bankom, a u drugom primer sa fazifikovanim Gaborovim filtrom.



Slika 5.26. (a) Sadržaj izdvojen na osnovu binarne maske u prvom slučaju, (b) i u drugom slučaju

Na slikama 5.26.(a) i (b) prikazan je binarni sadržaj slika u oba primera koji su izdvojeni pomoću odgovarajućih binarnih maski. Može se uočiti, da je na slici 5.26.(a) na primeru sa filter bankom sadržaj malo okrnjen sa leve strane tablice. Na slici 5.26.(b) koji se odnosi na fazifikovani filter, vidi se kompletna tablica sa celim svojim sadržajem, mada je i u ovom slučaju mali deo prvog karaktera sa leve donje strane oštećen, tj. skraćen, zbog preterano krivog ugla snimanja.

Na kraju, nakon izvršenih odgovarajućih operacija vrši se izdvajanje, isecanje same registarske tablice iz originalne slike u boji. Razlika je znatna i ona je u korist algoritma gde se vrši filtriranje fazifikovanim Gaborovim filtrom, pošto je sadržaj tablice potpuno izdvojen i može se bez problema prepoznati. Na slici 5.27.(a) vidi se gubitak celog jednog karaktera i samim tim onemogućeno je jednoznačno prepoznavanje registarske tablice. Razlog tome je veoma kosi ugao na koji fazifikovani filter daje bolji odziv. Ovaj rezultat nam pokazuje snagu fazifikacije početnog Gaborovog filtra koji se koristi za detekciju okoline registarske tablice.



Slika 5.27. (a) Izdvojena tablica pomoću Gaborove filter banke, (b) izdvojena tablica fazifikovanim Gaborovim filtrom

Testirana su oba postupka na uzorku od 718 slika vozila koja su snimljena klasičnim digitalnim fotoaparatima skromnih mogućnosti [appl-dsp.com/test-database/]. Tabelarni prikaz efikasnosti postupaka dat je ispod u Tabeli 4.1. Kao što se vidi u tabeli, procenat tačne detekcije i izdvajanja tablice iz složene slike je veći kod algoritma sa fazifikovanim Gaborovim filtrom.

| Algoritam | Procenat uspešne detekcije | Procenat neuspešne detekcije |
|-----------------------------|----------------------------|------------------------------|
| Fazifikovani Gaborov filter | 97.9% | 2.1% |
| Gaborova filter banka | 94% | 6% |

Tabela 5.2. Prikaz rezultata komparacije

Statistički rezultati predloženog algoritma upoređeni su sa sličnim algoritmom za detekciju tablica. Algoritam korišćen za poređenje (Tan et. al. [52]) koristi morfološke operacije za detekciju i izdvajanje tabličnog regiona kao i naš predloženi algoritam. Autori ovog rada koriste razliku filtriranja Gausovim filtrom posle koje sledi primena vertikalnog Sobelovog detektora u cilju određivanja binarne maske tablice. Pre detekcije ivica primenjena je gama korekcija za poboljšanje detekcije ivica. Potom se računaju i procenjuju geometrijske osobine detektovanih oblasti u slici, koji su kandidati za tablicu. Na kraju je korišćen klasifikator, obučen za detekciju i izdvajanje registarske tablice. Prema njihovim testiranjima, procenat uspešne detekcije je 96.9% na bazi slika koju su oni sami kreirali [52]. U njihovim eksperimentima takođe su postavljeni uslovi snimanja unapreda (ugao, daljina itd.), da bi eksperiment imao smisla. Procenat detekcije predloženim fazi algoritmom u ovom radu je veći. U primenama gde su neki parametri neprecizno ili netačno postavljeni (kao što je ulazna slika kod detekcije registarskih tablica, gde su ugao snimanja, osvetljenost itd. unapred nepoznati), primena fazi sistema je dobro rešenje, pošto fazi sistem uspešno koristi ljudsko rezonovanje kod rešavanja problema [1].

6. ZAKLJUČAK

U ovom radu opisan je postupak za fazifikaciju Gaborovog filtra. Fazi logika pruža mogućnost da se problemi u obradi signala i slike približe ljudskom rezonovanju.

Kao primer, prikazan je algoritam za detekciju registarskih tablica iz složene slike vozila koji koristi fazifikovani Gaborov filter za detekciju registarske tablice na slici. Slike korišćene u istraživanju snimljene su klasičnim digitalnim fotoaparatima. Zbog načina snimanja i osobina samih fotoaparata korišćene ulazne slike odlikuje prisustvo šuma, artefakata, odsjaja, senki itd. Primeri iz formirane baze nisu uporedivi sa slikama nastalim u profesionalnim sistemima kada su uslovi snimanja kontrolisani i tehnika snimanja bolja (snimanje REG kamerom).

Glavni deo algoritma je fazifikovani Gaborov filter, koji se koristi za detekciju komponenti tablice i njene okoline u slici vozila. Fazifikacija Gaborovog filtra rađena je u dva koraka, fazifikacijom dva parametra od interesa: orientacije i talasne dužina. Ova dva parametra imaju značajan uticaj na rezultate filtriranja, dok npr. faktori skaliranja i devijacija ne utiču značajno na odziv filtra za ove primene.

Prilikom evaluacije algoritma kao glavni problem pri izdvajajući tablice, pored loših uslova snimanja je pojava dodatnih komponenti sličnih dimenzija kao tablica. U tim slučajevima može doći do pogrešne detekcije i izdvajanja pogrešne komponente, ili neodlučnosti algoritma koju komponentu da izdvoji.

Pod lošim uslovima snimanja pre svega se podrazumeva veliko odudaranje ugla snimanja od nominalnih 0° (veliki stepen krivog ugla i rotacije polazne slike vozila), zatim snimanja iz velike udaljenosti ili blizine. Odgovarajuća osvetljenost takođe igra veliku ulogu. Ukoliko bi se pri fazifikaciji koristio širok spektar uglova i talasnih dužina, algoritam ne bi bio u mogućnosti da detektuje i segmentira tablicu. U tom slučaju bi se nakon filtriranja pojavile dodatne komponente, koje bi bilo nemoguće ili veoma teško eliminisati u procesu postprocesiranja.

Pokazano je, da je algoritam otporan do određenih granica na „loše uslove snimanja“, tj. ako su uslovi odstupaju od predviđenih u prihvatljivim granicama, algoritam može funkcionisati i davati dobre rezultate.

Pokazalo se, da bi ovaj način detekcije tablica dao mnogo bolje rezultate ukoliko bi se koristila odgovarajuća oprema (REG kamere, *frame grabber*, itd.). Kao što je prikazano u radu, u slučaju slika koje su snimljene REG kamerom, izdvajanje je po pravilu uspešno.

U daljem radu na ovom problemu bi trebalo rešiti sledeće probleme:

- selekcija adekvatnog postupka predobrade radi eliminacije raznih degradacija koje utiču na segmentaciju tablice i očitavanje karaktera
- automatska detekcija i korekcija ugla rotacije u polaznoj slici, koja bi dala najveći doprinos uspešnoj segmentaciji registarske tablice
- u slučaju detekcije više kandidata za tablicu sličnih dimenzija, eliminisati neodgovarajuće regije (kriterijum bi mogao biti pozicija tablice, sadržaj teksta u regionu)
- realizacija postupka u C/C++ kodu. Takođe, kompletan algoritam, ili bar deo algoritma bi mogao biti implementiran na DSP procesoru (dobitak na brzini i smanjenje vremena obrade podataka bio bi značajan).

Detekcija i izdvajanje registarskih tablica, kao i segmentacija slike uopšte je veoma aktuelan problem. Većina radova iz ove oblasti bavi se detekcijom i izdvajanjem tablice, pošto je problem segmentacije karaktera praktično rešen sa zadovoljavajućim performansama.

Primenjeni postupci primenljivi su na mnoge druge probleme iz oblasti digitalne obrade slike i prepoznavanja/detekcije objekata.

Glavni zaključak na osnovu razultata i eksperimenata jeste, da fazifikovani Gaborov filter veoma dobro detektuje komponente od interesa u složenoj slici sa minimalnim odstupanjima. Ovo je moguće postići zahvaljujući primeni fazi logike, koja na fleksibilan način vrši prilagođenje parametara filtra samom problemu, što nije moguće ostvariti klasičnim matematičkim rezonovanjem.

7. LITERATURA

- [1] Vladimir Tadic, Miodrag Popovic, Peter Odry, "Fuzzified Gabor filter for license plate detection", Enginnering Applications of Artificial Intelligence, 48 (2016) 40-58, Elsevier
- [2] L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets", Information and Control, vol. 8, no. 3, pp. 338-353, 1965.
- [3] Christos-Nikolaos E. Anagnostopoulos, Ioannis E. Anagnostopoulos, Ioannis D. Psoroulas, Vassili Loumos, Eleftherios Kayafas, "License Plate Recognition From Still Images and Video Sequences: A Survey", IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 9, no. 3, pp. 377-391, 2008.
- [4] C.-T. Hsieh, Y.-S. Juan, and K.-M. Hung, "Multiple license plate detection for complex background", in Proc. Int Conf. AINA, 2005, vol. 2, pp. 389–392.
- [5] T. D. Duan, T. L. H. Du, T. V. Phuoc, and N. V. Hoang, "Building an automatic vehicle license-plate recognition system," in Proc. Int. Conf. Comput. Sci. (RIVF), 2005, pp. 59–63.
- [6] X. Shi, W. Zhao, and Y. Shen, "Automatic License Plate Recognition System Based on Color Image Processing", vol. 3483, O. Gervasi et. al. , Ed. New York: Springer-Verlag, 2005, pp. 1159–1168.
- [7] Valeriy Fratavchan, Dmytro Shkilnjuk, "The Automated System for Identification of License Plates of Cars", Advances in Electrical and Computer Engineering, vol. 8, no. 1, pp. 72-74, 2008.

- [8] Y. Becerikli, A.V. Olgac, E. Sen, F. Coskun, “Neural Network Based License Plate Recognition System”, Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, Orlando, Florida, pp. 3057 - 3061, Aug. 2007.
- [9] Hadi Sharifi Kolour, Asadollah Shahbahrami, “An Evaluation of License Plate Recognition Algorithms”, International Journal of Digital Information and Wireless Communications (IJDIWC), vol. 1, no. 1, pp. 247-253, 2011.
- [10] Kaushik Deb, My Ha Le, Byung-Seok Woo, Kang-Hyun Jo, “Automatic Vehicle Identification by Plate Recognition for Intelligent Transportation System Applications”, IEA/AIE 2011, Part II, LNAI 6704, Berlin, Heidelberg, Springer-Verlag, pp. 163–172, 2011.
- [11] J.K. Chang, Seungteak Ryoo, Heuiseok Lim, “Real-time vehicle tracking mechanism with license plate recognition from road images”, J Supercomput, DOI 10.1007/s11227-011-0580-x, 2011.
- [12] Syed Zain Masood, Guang Shu, Afshin Dehghan, Enrique G. Ortiz, “License Plate Detection and Recognition Using Deeply Learned Convolutional Neural Networks”, arXiv:1703.07330
- [13] Teik Koon Cheang, Yong Shean Chong, Yong Haur Tay, “Segmentation-free Vehicle License Plate Recognition using ConvNet-RNN”, arXiv:1701.06439
- [14] Tadić Vladimir, Detekcija i očitavanje registarskih tablica s posebnim osrvtom na slike snimljene klasičnim digitalnim fotoaparatom, Magistarski rad, FTN Novi Sad, 2009.

- [15] Vladimir Tadić, Željen Trpovski, Peter Odry, “License Plate Detection using Gabor Filter Banks and Texture Analysis”, Proc. 9th IEEE International Symposium on Intelligent Systems and Informatics, Subotica, pp. 381-386, sep 2011.
- [16] Miodrag Popović, Digitalna obrada slike, Akadembska misao, 2006.
- [17] Javier R. Movellan “Tutorial on Gabor Filters”, 2006, Kolmogorov Project, Machine Perception Laboratory, San Diego
- [18] Rafael C. Gonzales, Richard E. Woods, Digital Image Processing, 3rd Edition, New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2008.
- [19] Rafael C. Gonzales, Richard E. Woods, Steven L. Eddins, Digital Image Processing Using Matlab, 2nd Edition, Gatesmark, LLC. 2009.
- [20] Bo Xiang, “Knowledge-based image segmentation using sparse shape priors and high-order MRFs”, Signal and Image processing, Ecole Centrale Paris, 2013. English.
- [21] Dorin Comaniciu and Peter Meer, “Mean shift: A robust approach toward feature space analysis”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, no. 5, pages 603–619, 2002. 7
- [22] David Mumford and Jayant Shah, “Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems”, Communications on pure and applied mathematics, vol. 42, no. 5, pages 577–685, 1989. 7, 12, 19
- [23] Tony F Chan and Luminita A Vese, “Active contours without edges”, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 10, no. 2, pages 266–277, 2001. 7, 12, 19

- [24] Jianbo Shi and Jitendra Malik, “Normalized cuts and image segmentation”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, no. 8, pages 888–905, 2000. 7, 18
- [25] Yuri Boykov and Gareth Funka-Lea, “Graph cuts and efficient ND image segmentation”, International Journal of Computer Vision, vol. 70, no. 2, pages 109–131, 2006. 7, 8, 21, 28, 29, 106
- [26] Timothy F Cootes, Christopher J Taylor, David H Cooper, Jim Graham et al., “Active shape models - their training and application”, Computer Vision and Image Understanding, vol. 61, no. 1, pages 38–59, 1995. 7, 13, 38, 69, 97, 125
- [27] Timothy F. Cootes, Gareth J. Edwards and Christopher J. Taylor, “Active appearance models”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 23, no. 6, pages 681–685, 2001. 7, 15, 38
- [28] Lawrence H Staib and James S Duncan, “Model-based deformable surface finding for medical images”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 15, no. 5, pages 720–731, 1996. 8, 38, 39
- [29] Torsten Rohlfing, Robert Brandt, Randolph Menzel, Daniel B Russakoff and Calvin R Maurer Jr., “Quo vadis, atlas-based segmentation”, In Handbook of Biomedical Image Analysis, pages 435–486. Springer, 2005. 8
- [30] A. Garcia-Garcia, S. Orts-Escalano, S.O. Oprea, V. Villena-Martinez, and J. Garcia-Rodriguez, “A Review on Deep Learning Techniques Applied to Semantic Segmentation”, arXiv:1704.06857v1
- [31] Hyeonwoo Noh, Seunghoon Hong, Bohyung Han, “Learning Deconvolution Network for Semantic Segmentation”, arXiv:1505.04366

- [32] Dan Cireşan, Ueli Meier, Jonathan Masci, Jürgen Schmidhuber, "Multi-column deep neural network for traffic sign classification", Neural Networks 32 (2012) 333–338
- [33] Marko Zadravec, "Text Recognition with Convolutional Neural Networks", Master Thesis, Međimurje University, Croatia, 2017
- [34] D. M. Tsai, "Optimal Gabor filter design for texture segmentation", Machine Vision Lab, Department of Industrial Engineering and Management, Yuan-Ze University, Chung-Li, Taiwan, R.O.C.
- [35] Nicolai Petkov, "2D Gabor functions and filters for image processing and computer vision" Intelligent Systems group Institute for Mathematics and Computing Science, University of Groningen, 2011
- [36] Behzad Helli, Mohsen Ebrahimi Moghadam, "Persian Writer Identification Using Gabor Filter", Image Analysis and Recognition, Lecture Notes in Computer Science, vol 5112, pp. 579-586, 2008
- [37] Helli, B.,Moghaddam, "A writer identification method basedon XGabor and LCS", IEICE Electron. Express 6(10), 623–629, 2009
- [38] Behzad Helli, Mohsen Ebrahimi Moghaddam, "A text-independent Persian writer identification based on feature relation graph (FRG)", Journal Pattern Recognition, vol. 43, no. 6, pp. 2199-2209, 2010.
- [39] Mahamadou Idrissa, Marc Acheroi, "Texture classification using Gabor filters", Pattern Recognition Letters vol. 23, no. 9, pp. 1095–1102, 2002.

- [40] Kevin W. Bowyer, Karen Hollingsworth, Patrick J. Flynn, “Image understanding for iris biometrics: A survey”, Computer Vision and Image Understanding, vol. 110, no. 2, pp. 281–307, 2008.
- [41] João M. C. Sousa, Member, IEEE, João M. Gil, João R. Caldas Pinto, “Word Indexing of Ancient Documents Using Fuzzy Classification”, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 15, no. 5, pp. 852-862, 2007.
- [42] Ramchandra Manthalkar, P.K. Biswas, B.N. Chatterji, “Rotation invariant texture classification using even symmetric Gabor filters”, Pattern Recognition Letters vol. 24, no. 12, pp. 2061–2068, 2003.
- [43] Jinhai Cai, Zhi-Qiang Liu, “Off-Line Unconstrained Handwritten Word Recognition”, Computer Vision and Machine Intelligence, vol. 14, no.3, pp. 259-280, 2000.
- [44] Feng Yue, Wangmeng Zuo, David Zhang, Kuanquan Wang, “Orientation selection using modified FCM for competitive code-based palmprint recognition”, Pattern Recognition vol. 42, no.11, 2841 – 2849, 2009.
- [45] Annamaria R. Varkonyi-Koczy, “Fuzzy logic supported corner detection”, Journal of Intelligent & Fuzzy Systems vol. 19, no. 1, pp. 41–50, 2008.
- [46] Alper Yilmaz, Khurram Shafique, Mubarak Shah, “Target tracking in airborne forward looking infrared imagery”, Image and Vision Computing, vol. 21, no. 7, pp. 623–635, 2003.

- [47] Xinbo Gao, Rong Fu, Xuelong Li, Dacheng Tao, Beichen Zhang, Huigen Yang, "Aurora image segmentation by combining patch and texture thresholding", Computer Vision and Image Understanding, vol. 115, no. 3, pp. 390–402, 2011.
- [48] R.S.Choras, "Fuzzy Approach for Image Retrieval", Institute of Telecommunications, Pattern Recognition and Image Analysis, vol. 17, no. 2, pp. 259-267, 2007.
- [49] Nebojša Perić, Neke primene teorije fazi skupova i fazi logike u procesiranju slika, Master rad, Univerzitet u Beogradu, Matematički fakultet, 2014.
- [50] Arindam Samanta, Sangram Ganguly, S. K. Ghosh, Doug Gray, A. K Ray, "Application of 2D-Fuzzy Gabor Filters in SAR Change Detection", ICMARS 2004, India, pp. 1-6, 2004.
- [51] Juan Jurado, "Enhanced Image-aided Navigation Algorithm with Automatic Calibration and Affine Distortion Prediction", Master Thesis, Air Force Institute of Technology, Wright Patterson AFB, OH 45433, March 2011.
- [52] Jinn-Li Tan, Syed A. R. Abu-Bakar, Musa M. Mokji, "License plate localization based on edge-geometrical features using morphological approach", Image Processing (ICIP), 2013 20th IEEE International Conference
- [53] Shaofeng Jiang, Wufan Chen, Qianjin Feng, Suhua Yang, "Weighted Fuzzy Feature Matching for Region-Based Medical Image Retrieval: Application to Cerebral Hemorrhage Computerized Tomography", Proceedings of the 5th International conference on Image Analysis and Recognition, ICIAR, pp. 271-280, 2008.

- [54] J.K. Chang, Seungteak Ryoo, Heuiseok Lim, “Real-time vehicle tracking mechanism with license plate recognition from road images”, *J Supercomput*, DOI 10.1007/s11227-011-0580-x, 2011.
- [55] Jianbin Jiao, Qixiang Ye, Qingming Huang, “A configurable method for multi-style license plate recognition”, *Pattern Recognition*, vol. 42, no. 3, pp. 358 – 369, 2009.
- [56] Ioannis Giannoukos, Christos-Nikolaos Anagnostopoulos, Vassili Loumos, Eleftherios Kayafas, “Operator context scanning to support high segmentation rates for real time license plate recognition”, *Journal of Pattern Recognition*, vol. 43, no. 11, pp. 3866–3878, 2010.
- [57] B. K. Cho et all, „License Plate Extraction Method for Identification of Vechicle Violations at a Railway Level Crossing”, *International Journal of Automotive technology*, vol. 12, no. 2, pp. 281-289, 2011.
- [58] Nicolas Thome, Antoine Vacavant, Lionel Robinault, Serge Miguet, „A cognitive and video-based approach for multinational License Plate Recognition”, *Machine Vision and Applications*, vol. 22, no. 2, pp: 389–407, 2011.
- [59] Amir Sedighi, Mansur Vafadust, “A new and robust method for character segmentation and recognition in license plate images”, *Journal: Expert Systems With Applications - ESWA* , vol. 38, no. 11, pp. 13497-13504, 2011.
- [60] Juh-Shing Roger Jang, Chuen-Tsai Sun, Eiji Mizutani, “Neuro-Fuzzy and Soft Computing, Prentice Hall, New Jersey, 1997.

- [61] Mike Nachtegael, Dietrich Van der Weken, Etienne E. Kerre, Wilfried Philips (Editors), Soft Computing in Image Processing, Berlin, Heidelberg, Springer-Verlag, 2007.
- [62] Zheru Chi, Hong Yan, Tuan Pham, Fuzzy Algorithms: With Applications to Image Processing and Pattern Recognition, Singapore, World Scientific, 1996.
- [63] James C. Bezdek, James Keller, Raghu Krishnapuram, Nikhil Pal, Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing, New York, Springer Science, 2005.
- [64] Željko Đurović, Teaching materials about „Soft Computing Methods“, ETF Beograd, 2010.
- [65] Gurwinder Kaur, Reecha Sharma, ”A Systematic Performance Comparison of Artificial Intelligence Techniques used for ALNPR System”, Research Cell : an International Journal of Engineering Sciences, 17(1), 2016, pp 161-167, ISSN: 2229-6913
- [66] Shouyuan Yu, Baopu Li, Qi Zhang, Changchun Liu, MaxQ.-H. Meng, “A novel license plate location method based on wavelet transform and EMD analysis”, Pattern Recognition, 48(1), 2015, pp: 114–125, ISSN: 0031-3203
- [67] Juan Climente, Luiz S. Oliveira, “A new algorithm for number of holes attribute filtering of grey-level images”, Pattern Recognition Letters, 53(C), 2015, pp 24–30, ISSN: 0167-8655
- [68] Worawut Yimyam, Mahasak Ketcham, “The Automated Parking Fee Calculation Using License Plate Recognition System”, 2017 International

Conference on Digital Arts, Media and Technology (ICDAMT), DOI: 10.1109/ICDAMT.2017.7904985, IEEE

[69] Khadija Ahmad Jabar, Mohammad Faidzul Nasrudin, "Libyan Vehicle Plate Recognition Using Region-Based Features and Probabilistic Neural Network", Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 15th December 2016. Vol.94. No.1

[70] G. L. Corneto, F. A. Silva, D. R. Pereira, L. L. Almeida, A. O. Artero, J. P. Papa, V. H. C. de Albuquerque and H. M. Sapia, "A New Method for Automatic Vehicle License Plate Detection", IEEE Latin America Transactions, Vol. 15, No. 1, Jan. 2017, DOI: 10.1109/TLA.2017.7827890

[71] Mahesh Babu K, M V Raghunadh, "Vehicle Number Plate Detection and Recognition using Bounding Box Method", 2016 International Conference on Advanced Communication Control and Computing Technologies (ICACCCT), ISBN No.978-1-4673-9545-8

[72] Hung Ngoc Do, Minh-Thanh Vo, Bao Quoc Vuong, Huy Thanh Pham, An Hoang Nguyen, and Huy Quoc Luong, "Automatic License Plate Recognition Using Mobile Device", 2016 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC), 978-1-5090-2710-1/16 ©2016 IEEE

[73] Jianing Qiu, Naida Zhu, Yi Wei, XiaoQing Yu, "An Optimized License Plate Recognition System for Complex Situations", ICALIP 2016, 978-1-5090-0654-0/16 ©2016 IEEE

[74] Animesh Chandra Roy, Muhammad Kamal Hossen, Debasish Nag, "License Plate Detection and Character Recognition System for Commercial Vehicles based

on Morphological Approach and Template Matching”, iCEEiCT 2016, 978-1-5090-2906-8/16 ©2016 IEEE

[75] Wang Naiguo, Zhu Xiangwei, Zhang Jian, “License Plate Segmentation and Recognition of Chinese Vehicle Based on BPNN”, 2016 12th International Conference on Computational Intelligence and Security, DOI 10.1109/CIS.2016.97

[76] Yule Yuan, Member, IEEE, Wenbin Zou, Yong Zhao, Xinan Wang, Xuefeng Hu, and Nikos Komodakis, “A Robust and Efficient Approach to License Plate Detection” IEEE Transactions on Image Processing, 1057-7149 (c) 2016 IEEE

[77] Tejendra Panchal, Hetal Patel, Ami Panchal, “License Plate Detection using Harris Corner and Character Segmentation by Integrated Approach from an Image”, 7th International Conference on Communication, Computing and Virtualization 2016, Procedia Computer Science 79 (2016) 419 – 425, Elsevier