

UNIVERZITET U BEOGRADU
ELEKTROTEHNIČKI FAKULTET

Branka B. Stojanović

**RAZDVAJANJE PREKLOPLJENIH
OTISAKA PRSTIJU BAZIRANO NA
TEHNOLOGIJI
MAŠINSKOG UČENJA**

doktorska disertacija

Beograd, 2017

UNIVERSITY OF BELGRADE
SCHOOL OF ELECTRICAL ENGINEERING

Branka B. Stojanović

**OVERLAPPED FINGERPRINTS
SEPARATION BASED ON
MACHINE LEARNING
TECHNOLOGY**

Doctoral Dissertation

Belgrade, 2017

PODACI O MENTORU I ČLANOVIMA KOMISIJE

Mentor:

Dr Aleksandar Nešković, redovni profesor
Univerzitet u Beogradu - Elektrotehnički fakultet

Članovi komisije:

Datum odbrane: _____

RAZDVAJANJE PREKLOPLJENIH OTISAKA PRSTIJU BAZIRANO NA TEHNOLOGIJI MAŠINSKOG UČENJA

Rezime:

Otisci prstiju su široko rasprostranjeni biometrijski modalitet, sa brojnim primenama koje se mogu svrstati u dve osnovne grupe - civilne i istražne aplikacije.

U civilne aplikacije spadaju npr. kontrola pasoša prilikom prelaska granica, zatim različite primene automatske identifikacije pomoću ličnih karata i identifikacionih kartica raznih namena,...

Drugi tip primene su istražne aplikacije, gde se otisci prstiju uzimaju sa mesta zločina. Ovakvi otisci se uzimaju sa površina različite teksture i boje, i često predstavljaju samo fragmente otisaka jako lošeg kvaliteta, sa dosta šuma. Ovakvi otisci se nazivaju *tragovi* ili *latenti*, i predstavljaju pravi izazov sa stanovišta obrade slike i pouzdanog prepoznavanja

Preklopljeni otisci se mogu javiti u civilnim aplikacija prilikom uzimanja otisaka pomoću profesionalnih skenera, zbog zaprljane površine skenera. Takođe, u istražnim procesima, preklopljeni otisci su jako česta pojava, upravo zbog specifičnosti primene i nekontrolisanog okruženja.

Domen rešavanja problema preklopljenih otisaka, odn. njihovog razdvajanja, spada u domen digitalne obrade slike, gde sa slike preklopljenih otisaka treba izdvojiti pojedinačne otiske, i ukloniti šum.

Osnovni predmet istraživanja ove doktorske disertacije jeste razvoj konkurentne metode za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju bazirane na neuralnim mrežama, jednoj od tehnika mašinskog učenja (eng. *machine learning*), koja uključuje minimalno manuelno angažovanje u toku procesa razdvajanja otisaka.

Dodatno, predmet istraživanja doktorske disertacije jeste i razvoj automatske metode za segmentaciju regiona komponentnih otisaka, u cilju smanjenja, ili potpunog isključivanja, manuelnog angažovanja u procesu razdvajanja otisaka.

Osnovni cilj istraživanja je povećanje pouzdanosti prepoznavanja komponentnih otisaka u odnosu na postojeće metode, mereno postojećim jedinicama mere i na postojećim bazama, u cilju što pouzdanijeg poređenja sa postojećim metodama, kao i

smanjivanje manuelnog angažovanja u toku procesa razdvajanja na najmanju moguću meru.

Takođe, jedan od ciljeva je i razvoj veće i statistički značajnije baze sintetički preklopljenih otisaka prstiju, koja sadrži 120 000 preklopljenih otisaka, i uključuje varijacije u pogledu ugla između komponentnih otisaka, osvetljava slike i prisustva pozadinskog šuma koji predstavlja šum od zaostalog forenzičkog praha. Ova baza dodatno sadrži i informacije o broju singularnih tačaka sadržanih na preklopljenom regionu za svaki otisak, kao i njihov tip i poziciju na slici, pošto broj singularnih tačaka na datom regionu direktno utiče na težinu problema razdvajanja otisaka.

Značaj istraživanja se ogleda u stalnoj aktuelnosti teme i konstantnoj potrebi za boljim performansama sistema, kao i u činjenici da su dosadašnja istraživanja i ponuđene metode ostavile dosta prostora i zadataka za dalji razvoj.

Na samom početku teze predstavljeni su osnovni koncepti dizajna sistema za poređenje latentnih otisaka prstiju, kao i komponente sistema tog tipa, sa posebnim osvrtom na preklopljene latentne otiske prstiju. Opisane su i postojeće, javno dostupne, baze latentnih otisaka prstiju, sa posebnim osvrtom na nedostatke datih baza. Na osnovu opisanih nedostataka postavljeni su osnovni zahtevi u izradi nove, javno dostupne, sveobuhvatnije baze (*VID*), sa značajno većim brojem uzoraka u odnosu na postojeće (120 000 uzoraka), i detaljno opisane karakteristike nove baze.

Zatim su predstavljeni osnovni koncepti i specifičnosti segmentacije preklopljenih latentnih otisaka prstiju, gde manuelna segmentacija predstavlja standard u obradi preklopljenih latentnih otisaka prstiju (ne postoji automatska metoda za segmentaciju komponentnih otisaka prstiju sa slike preklopljenih otisaka). Opisane su i metrike za evaluaciju algoritama za segmentaciju.

U okviru disertacije predložena je nova metoda za segmentaciju preklopljenih otisaka prstiju zasnovana na mašinskom učenju. Metoda se bazira na konvolucionim neuralnim mrežama (CNN), koje su deo *deep learning* alata. Ponuđena metoda, na osnovu blokova slike preklopljenih otisaka, i prethodno trenirane CNN klasifikuje blokove kao blokove *pozadine*, blokove *ne-preklopljenog* regiona i blokove *preklopljenog* regiona. Detaljno su opisani eksperimenti na osnovu kojih su određeni optimalni parametri algoritma. Kao što će biti pokazano, ponuđena metoda daje dobre

rezultate, i otvara polje za novo istraživanje i razvoj potpuno automatske metode za razdvajanje otisaka prstiju.

Osnovni doprinos disertacije je u procesu razdvajanja preklopljenih otisaka baziranom na neuralnim mrežama, koji spada u tehnike poboljšanja kvaliteta preklopljenih otisaka prstiju.

Pre opisa same metode predstavljeni osnovni koncepti i specifičnosti postupaka poboljšanja kvaliteta preklopljenih latentnih otisaka prstiju. Data je detaljna analiza postojećih automatskih rešenja za dva osnovna koraka ovog procesa - određivanje inicijalnog orijentacionog polja i razdvajanje orijentacija.

Zatim je detaljno opisana nova metoda za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju zasnovana na mašinskom učenju. Metoda se bazira na neuralnim mrežama i 2D Furijeovoj transformaciji. Ponuđena metoda, na osnovu odziva 2D Furijeove transformacije blokova slike otisaka i prethodno treniranih neuralnih mreža, razdvaja preklopljene otiske prstiju sa slike. Cilj same metode je dobijanje komponentnih otisaka prstiju, kao nezavisnih otisaka, oslobođenih ostataka drugog otiska i šuma koji potiče od ostataka forenzičkog praha.

Detaljno su prikazani rezultati testiranja ponuđene metode razdvajanja otisaka bazirane na neuralnim mrežama. Metoda je testirana na dve javno dostupne baze - *Tsinghua OLF* i *Tsinghua SOF*, a rezultati su prikazani uporedo sa rezultatima ostalih metoda iz literature, u cilju poređenja. Metoda pokazuje dobre performanse, naročito na bazi sa realnim latentnim otiscima (*OLF*), gde nadmašuje rezultate do sada predloženih metoda. Pored rezultata, opisana je i metodologija evaluacije, kao i primeri slučajeva gde metoda pokazuje izvesna ograničenja, a takođe su prikazana i istraživanja i poređenja performansi nove, *VID* baze, u odnosu na postojeće.

Ključne reči: Otisci prstiju, preklopljeni otisci prstiju, latentni otisci prstiju, mašinsko učenje, neuralne mreže, *deep learning*, konvolucione neuralne mreže, razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju, segmentacija preklopljenih otisaka prstiju, baza otisaka prstiju, Furijeova transformacija.

Naučna oblast: elektrotehnika i računarstvo

Uža naučna oblast: telekomunikacije, digitalna obrada signala

UDK broj: 621.3

OVERLAPPED FINGERPRINTS SEPARATION BASED ON MACHINE LEARNING TECHNOLOGY

Abstract:

Fingerprints are widely used biometric modality, with numerous applications which can be divided into two main groups - civil and investigative applications.

Civil applications include, for example, passports verification at border posts, then a variety of automatic identification applications that use different identification cards for various purposes,

Investigative applications are applications where different fingerprints are taken from the crime scene. These fingerprints are taken from the surfaces of different textures and colors, and often represent only fragments of very poor quality fingerprints, with plenty of noise. These fingerprints are called latent, and represent a real challenge from the image processing and reliable recognition point of view.

Overlapped fingerprints may occur in civil applications when taking fingerprints using a professional scanner, due to residues of previous applicant fingerprints on the scanning surface. Also, overlapped fingerprints are very common in investigative applications, because of the uncontrolled environments.

Overlapped fingerprints separation problem, falls into the domain of digital image processing, where single fingerprints should be extracted from the image of overlapped fingerprints, with additionally removed noise.

The main research subject of this Doctoral Dissertation is the development of the competitive method for the overlapped fingerprints separation based on machine learning technique - neural networks, which includes a minimum of manual intervention in the separation process.

Further, the subjects of the Doctoral Dissertation is the development of automated method for the segmentation of the component fingerprints' region of interest, in order to decrease, or to completely exclude, the manual intervention in the fingerprints separation process.

The main goal of Doctoral Dissertation is to increase the reliability of the component fingerprints recognition compared to existing methods, as measured by the existing evaluation units and on existing databases.

Also, one of the goals is to develop larger and statistically more significant database of synthetically overlapped fingerprints, consisting of 120 000 overlapped fingerprints, and including variations in the angle between the component fingerprints, the brightness of the image and the presence of background noise which is the noise of the remaining forensic powder. This database additionally comprises information about the number of the singular points contained on the overlapped region in each image, as well as their type and position in the image, since the number of the singular points of the given region directly affects the complexity of the fingerprint separation problems.

The importance of this research lays in the constant need for better system performance, as well as in the fact that proposed methods so far had left a lot of space and tasks for further development.

The basic design concepts of the latent fingerprints recognition system, as well as the components of such a system are given at the beginning of the Doctoral Dissertation, with particular reference to the overlapped latent fingerprints. This description includes the description of existing, publicly available databases of latent overlapped fingerprints, with particular reference to the problems related to the given databases. The new, publicly available, more comprehensive database (*VID*), with a significantly greater number of samples (120 000 samples) in relation to the existing databases, had been created in order to overcome aforementioned problems.

The basic concepts of latent fingerprints segmentation are described next, where manual segmentation still represents a standard in the processing of the overlapped fingerprints (there is no automatic methods for the segmentation of the component fingerprints region on the image of overlapped fingerprints). Metrics for evaluation of segmentation algorithms are also described here.

The Doctoral Dissertation proposes a new method for segmentation of overlapped fingerprints based on machine learning. The method is based on convolutional neural networks (CNN), which are part of the deep learning tools. The proposed method, based previously trained CNN, classifies overlapped fingerprint image blocks as *background* blocks, *non-overlapped* region blocks and *overlapped* region blocks. Experiments helping set the optimal algorithm parameters are described in detail. As will be shown, proposed method gives good results, and opens the field for new research and development of fully automated method for the separation of fingerprints.

The main contribution of the dissertation is in the process of overlapped fingerprints separation based on neural networks. Overlapped fingerprints separation process is part of group of processes called *fingerprint quality enhancement*.

The basic concepts of the fingerprint quality enhancement methods are described prior to the description of the proposed method itself. The detailed analysis of the existing automated solutions for the two basic steps of this process - the initial orientation field estimation and orientation separation is given here.

A new method for the separation of overlapping fingerprints based on machine learning is described in detail next. The proposed method separates component fingerprints from the image of overlapped fingerprints based on neural networks and the response of 2D Fourier transformation of fingerprint image blocks. The aim of the method itself is the extraction of the component fingerprints, free from residues of the second fingerprint, and noise that originates from the residues of forensic dust.

Proposed method test results are presented in detail. The method was tested on two publicly available databases - *Tsinghua OLF* and *Tsinghua SOF*, and the results are presented along with the results of other methods from the literature, for the purpose of comparison. The method based on neural networks shows good performance, especially with real latent fingerprints (*OLF*), where proposed method exceeds the results of the existing methods so far. In addition to the results, the evaluation methodologies are described here, as well as examples of cases where the method has some limitations. The performance of the presented method on the subset of *VID* database, in relation to the performance on existing databases is also presented here.

Keywords: Fingerprints, overlapped fingerprints, latent fingerprints, machine learning, neural networks, deep learning, convolutional neural networks, overlapped fingerprints separation, overlapped fingerprints segmentation, fingerprint database, Fourier transformation.

Scientific area: electrical engineering and computer science

Specific scientific area: telecommunications, digital signal processing

UDK number: 621.3

ZAHVALNICA

Pre svega bih želela izrazim iskrenu zahvalnost mentoru prof. dr Aleksandru Neškoviću na bezrezervnoj podršci i ključnim savetima u toku istraživačkog procesa i procesa izrade teze. Takođe bih želela da se zahvalim prof. dr Jovanu Elazaru na inicijalnom vođenju i usmeravanju istraživanja.

Veliku zahvalnost dugujem upravi Instituta Vlatacom na moralnoj i finansijskoj podršci u toku celokupnog procesa istraživanja i izrade teze. Završetak celog procesa ne bi bio moguć bez njihove podrške, usmeravanja i pomoći. Posebnu zahvalnost dugujem prof. dr Miloradu Obradoviću za beskrajnu entuzijazam i moralnu podršku, i Saši Milićeviću za bezrezervnu podršku. Iskreno se zahvaljujem dragim kolegama iz Instituta Vlatacom, dr Milošu Borenoviću, dr Zdravku Popoviću, dr Snežani Puzović i Mirku Simiću na značajnim savetima i pomoći, kao i na stvaranju pozitivnog i podsticajnog radnog okruženja.

Iskrenu zahvalnost dugujem prof. dr *Oge Marques*-u sa *Florida Atlantic University* institucije, za ko-mentorstvo u toku procesa istraživanja i pripreme publikacija. On me je uveo u *Deep Learning* metodologiju, i njegovo angažovanje je dovelo istraživanje na novi nivo. Takođe bih se zahvalila prof. dr Borko Furhtu na pružanju prilike za saradnjom sa *Florida Atlantic University* institucijom.

Takođe, zahvalila bih se prijateljima na razumevanju i podršci.

Veliku zahvalnost dugujem i svojim roditeljima na nesebičnoj podršci i bratu Vladimiru na moralnoj i hardverskoj podršci.

Na kraju, želela bih da se zahvalim svom suprugu Marku, i deci Vuku i Nađi na nesebičnoj podršci i vremenu koje je omogućilo da se sve privede kraju.

ACKNOWLEDGEMENT

Firstly, I would like to express my sincere gratitude to my thesis supervisor Professor Aleksandar Nešković for the unreserved support and most valuable advices during the research process and thesis completion. I would also like to thank Professor Jovan Elazar for the initial research supervising.

I am very grateful to the management of Institute Vlatacom for moral and financial support during the complete process of research and thesis writing. The completion of this thesis would not be possible without their support, guidance and help. I would like to thank to Professor Milorad Obradović for the endless enthusiasm and moral support and Saša Milićević for his unreserved support. Special thanks to my dear colleagues from Institute Vlatacom, dr Miloš Borenović, dr Zdravko Popović, dr Snežana Puzović and Mirko Simić for valuable help and advices, and positive and inspiring working environment.

My sincere thanks go to Professor Oge Marques from Florida Atlantic University for co-supervising research process and publications preparation. He introduced me to Deep Learning applications and his engagement had raised research to a new level. I would also like to thank Professor Borko Furht for giving me a chance to cooperate with Florida Atlantic University.

I would also like to thank my friends for the appreciation and support.

I am very grateful to my parents for unselfish support and my brother Vladimir for moral and hardware support.

Last, but not the least, I would like to thank my husband Marko, and children Vuk and Nađa for unselfish support and time for all of this to may happen.

PREDGOVOR

Rezultati istraživanja koji su izloženi u okviru doktorske disertacije su bazirani na sledećim radovima:

- Međunarodni časopisi sa SCI liste, kategorija M21
 - B. Stojanović, A. Nešković, O. Marques „A novel neural network based approach to latent overlapped fingerprints separation”, *Multimedia Tools and Applications, Springer US*, Jun 2016, pp. 1-25, doi: 10.1007/s11042-016-3696-4, ISSN 1380-7501, (IF=1.331).
 - B. Stojanović, O. Marques, A. Nešković „Latent overlapped fingerprint separation: a review”, *Multimedia Tools and Applications, Springer US*, Avgust 2016, pp. 1-28, doi: 10.1007/s11042-016-3908-y, ISSN 1380-7501, (IF=1.331).
- Međunarodne konferencije, kategorija M33
 - B. Stojanović, A. Nešković, O. Marques, S. Puzovic „Fingerprint ROI segmentation based on deep learning”, *24th Telecommunications Forum TELFOR 2016*, Beograd, pp. 1 - 4.
 - B. Stojanović, A. Nešković, O. Marques „Fingerprint ROI segmentation using Fourier coefficients and neural networks”, *23rd Telecommunications Forum TELFOR 2015*, Beograd, pp. 484 - 487.
 - B. Stojanović, A. Nešković, Z. Popović, V. Lukić „ANN based fingerprint image ROI segmentation”, *22nd Telecommunications Forum TELFOR 2014*, Beograd, pp. 505 - 508.
- Domaće konferencije, kategorija M63
 - B. Stojanović, A. Nešković „Uticaj kompresije otisaka prstiju pomoću PCA metode na performanse prepoznavanja”, *20th Telecommunications Forum TELFOR 2012*, Beograd, pp. 693 – 696.

Istraživački rad doktorske disertacije je delom rađen u saradnji sa *Florida Atlantic University, Department of Computer and Electrical Engineering and Computer Science*, Florida, pod mentorstvom prof. dr Oge Marques i prof. dr Borko Furhta, u periodu 2015 - 2017.

Eksperimentalni deo doktorske disertacije i odgovarajuća istraživanja su sprovedena u Institutu Vlatacom, u Beogradu i na Elektrotehničkom fakultetu, Univerziteta u Beogradu.

SADRŽAJ

1	UVOD	1
1.1	PREDMET I CILJ ISTRAŽIVANJA	2
1.2	METODOLOGIJA ISTRAŽIVANJA.....	4
1.3	STRUKTURA DOKTORSKE DISERTACIJE	5
2	SISTEMI ZA POREĐENJE LATENTNIH OTISAKA PRSTIJU	8
2.1	LATENTNI OTISCI PRSTIJU	8
2.2	MANUELNO PREPOZNAVANJE LATENTNIH OTISAKA PRSTIJU: APE-V METODA.....	9
2.3	AUTOMATSKO PREPOZNAVANJE LATENTNIH OTISAKA PRSTIJU.....	10
2.4	PREKLOPLJENI OTISCI PRSTIJU	13
2.5	POSTOJEĆE BAZE OTISAKA PRSTIJU	15
2.5.1	<i>Postojeće baze latentnih otisaka prstiju</i>	<i>15</i>
2.5.2	<i>Specijalizovane baze preklopljenih otisaka prstiju.....</i>	<i>17</i>
2.5.3	<i>Dodatni aspekti.....</i>	<i>18</i>
3	KREIRANJE NOVE BAZE VEŠTAČKI PREKLOPLJENIH OTISAKA PRSTIJU	20
3.1	DEFINICIJA PROBLEMA	20
3.2	ZAHTEVI.....	23
3.3	STRUKTURA BAZE	23
3.4	DODATNI ASPEKTI	26
3.5	PRILOG UZ VLD BAZU – VLD-L BAZA	27
4	SEGMENTACIJA PREKLOPLJENIH LATENTNIH OTISAKA PRSTIJU	29
4.1	DEFINICIJA PROBLEMA	29
4.2	POSTOJEĆA REŠENJA	31
4.3	METODOLOGIJA EVALUACIJE SEGMENTACIJE OTISAKA PRSTIJU	34
5	SEGMENTACIJA PREKLOPLJENIH LATENTNIH OTISAKA PRSTIJU BAZIRANA NA MAŠINSKOM UČENJU	39
5.1	PRISTUP BAZIRAN NA NEURALNIM MREŽAMA.....	40
5.1.1	<i>Segmentacija pojedinačnih otisaka prstiju bazirana na neuralnim mrežama</i>	<i>40</i>
5.1.2	<i>Segmentacija preklopljenih otisaka prstiju bazirana na neuralnim mrežama.....</i>	<i>45</i>
5.2	PRISTUP BAZIRAN NA DEEP LEARNING METODI.....	49
5.2.1	<i>Opis algoritma</i>	<i>49</i>
5.2.2	<i>Treniranje konvolucione neuralne mreže.....</i>	<i>52</i>
5.2.3	<i>Arhitektura konvolucione neuralne mreže.....</i>	<i>53</i>
5.2.4	<i>Veličina bloka slike otiska za procesiranje pomoću CNN</i>	<i>58</i>
5.2.5	<i>Dodatni eksperimenti</i>	<i>59</i>
5.3	POREĐENJE REZULTATA	62
6	POBOLJŠANJE KVALITETA PREKLOPLJENIH OTISAKA PRSTIJU	67

6.1	DEFINICIJA PROBLEMA	67
6.2	ODREĐIVANJE ORIJENTACIONOG POLJA OTISAKA PRSTIJU	69
6.2.1	<i>Određivanje orijentacionog polja pojedinačnih otisaka prstiju</i>	69
6.2.2	<i>Određivanje orijentacionog polja preklapljenih otisaka prstiju</i>	71
6.3	RAZDVAJANJE PREKLOPLJENIH OTISAKA PRSTIJU	73
6.3.1	<i>Singh et al., 2008 [20]</i>	73
6.3.2	<i>Chen et al., 2011 [21]</i>	74
6.3.3	<i>Shi et al., 2011 [22]</i>	75
6.3.4	<i>Feng et al., 2012 [1]</i>	76
6.3.5	<i>Zhao and Jain, 2012 [23]</i>	76
6.3.6	<i>Zhang et al., 2014 [32] [24]</i>	77
6.3.7	<i>Stojanović et al., 2016 [31]</i>	78
6.3.8	<i>Poređenje postojećih pristupa za razdvajanje preklapljenih otisaka prstiju</i>	78
7	RAZDVAJANJE PREKLOPLJENIH OTISAKA PRSTIJU BAZIRANO NA MAŠINSKOM UČENJU	81
7.1	GENERALNI OPIS	81
7.2	PRED-PROCESIRANJE	84
7.3	ODREĐIVANJE I REGULARIZACIJA INICIJALNOG ORIJENTACIONOG POLJA	85
7.3.1	<i>Određivanje inicijalnog orijentacionog polja</i>	85
7.3.2	<i>Regularizacija inicijalnog orijentacionog polja na ne-preklapljenom regionu</i> 86	
7.4	RAZDVAJANJE ORIJENTACIONIH POLJA	87
7.4.1	<i>Razdvajanje orijentacija preklapljenog regiona bazirano na neuralnim mrežama</i>	88
7.4.2	<i>Korekcija grešaka razdvojenih orijentacija na preklapljenom regionu</i>	96
7.4.3	<i>Regularizacija orijentacionog polja komponentnih otisaka prstiju</i>	98
8	POREĐENJE REZULTATA	99
8.1	METODOLOGIJA EVALUACIJE	99
8.2	REZULTATI	102
8.3	DISKUSIJA	104
8.4	EKSPERIMENTALNI REZULTATI PONUĐENE METODE ZA SEGMENTACIJU OTISAKA PRSTIJU NA VLD BAZI	109
9	ZAKLJUČAK	111
	SKRAĆENICE	114
	REFERENCE	116
	BIOGRAFIJA	121
	PRILOG	123

1 UVOD

Rezime. U okviru uvodne glave dat je opis predmeta i cilja istraživanja, kao i primenjene metodologije. Na kraju je dat detaljan opis strukture doktorske disertacije.

Otisci prstiju su široko rasprostranjeni biometrijski modalitet, sa brojnim primenama, kao što su kontrola pasoša prilikom prelaska granica, zatim u okviru ličnih karata i identifikacionih kartica raznih namena. Pomenute aplikacije spadaju u tzv. civilne aplikacije. Za civilne aplikacije, otisci mogu da se uzimaju na dva načina - pomoću mastila (zastarela metoda u najvećem broju slučajeva) i pomoću specijalizovanih skenera za uzimanje otisaka koji obezbeđuju dobar kvalitet uzoraka za dalje korake obrade. Površina skenera može lako da se zaprlja prilikom uzimanja otisaka, u smislu zadržavanja ostataka otiska prethodnog subjekta na samoj površini skenera, što dovodi do pojave preklopljenih otisaka prilikom uzimanja otisaka sledećeg subjekta.

Drugi tip primene su istražne aplikacije, gde se otisci prstiju uzimaju sa mesta zločina. Ovakvi otisci se uzimaju sa površina različite teksture i boje, i često predstavljaju samo fragmente otisaka jako lošeg kvaliteta, sa dosta šuma. Ovakvi otisci se nazivaju *tragovi* ili *latenti*, i predstavljaju pravi izazov sa stanovišta obrade slike i pouzdanog prepoznavanja. U ovako nekontrolisanim okruženjima pojava preklopljenih otisaka, gde su dva ili više otisaka ostavljeni na istoj površini, je jako česta, i predstavlja značajno veći izazov u odnosu na pojedinačne *latente*.

Domen rešavanja problema preklopljenih otisaka, odn. njihovog razdvajanja, spada u domen digitalne obrade slike, gde sa slike preklopljenih otisaka treba izdvojiti pojedinačne otiske, i ukloniti šum.

1.1 PREDMET I CILJ ISTRAŽIVANJA

Procesi identifikacije, bilo u civilnim ili istražnim aplikacijama, zahtevaju visoku pouzdanost sistema. Preklopljeni otisci predstavljaju dodatan problem i izazov za standardne algoritme koji se koriste za prepoznavanje otisaka. Ova činjenica je ukazala na potrebu za uvođenjem dodatnog procesa razdvajanja preklopljenih otisaka, koji bi se vršio pre samog procesa prepoznavanja. Pojedinačni otisci koji su preklopljeni se nazivaju komponentni otisci.

Ova potreba je podstakla razvoj više algoritama za razdvajanje preklopljenih otisaka otisaka pre same procedure prepoznavanja. Rezultati ponuđenih algoritama su ohrabrujući, ali bliži pogled na tehnologije i pretpostavke koje koriste, kao i na javno dostupne baze preklopljenih otisaka koje služe za verifikaciju rezultata, ukazuje na to da svi aspekti problema nisu pokriveni u potpunosti i da je problem i dalje jako aktuelan u pogledu razvoja i poboljšanja.

Osetljivost problema (pouzdana identifikacija) postavlja kao osnovni zahtev visoku pouzdanost prepoznavanja, gde je poboljšanje performansi postojećih sistema jako značajno. Zatim, izazov predstavlja i razvoj potpuno automatizovanog algoritma za razdvajanje otisaka (sve postojeće metode podrazumevaju manuelnu aktivnost operatora - barem manuelnu segmentaciju regiona komponentnih otisaka na slici preklopljenih otisaka), koji uključuje i uvođenje pouzdanijih jedinica mere performansi algoritama za automatsku segmentaciju komponentnih otisaka. Takođe, razvoj većih baza preklopljenih otisaka, koje bi služile kao de fakto standard za eksperimentalne provere, još je jedan od zadataka za budući razvoj. Trenutno postoje dve javno dostupne baze preklopljenih otisaka koje sadrže po 100 uzoraka - Tsinghua OLF (eng. *Tsinghua Overlapped Latent Fingerprint Database*) [1] koja sadrži otiske dobijene pomoću forenzičkih metoda i Tsinghua SOF (eng. *Tsinghua Simulated Overlapped Fingerprint Database*) [1] koja sadrži veštački preklopljene otiske dobrog kvaliteta.

Osnovni predmet istraživanja ove doktorske disertacije jeste razvoj konkurentne metode za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju bazirane na neuralnim mrežama, jednoj od tehnika mašinskog učenja (eng. *machine learning*), koja uključuje minimalno manuelno angažovanje u toku procesa razdvajanja otisaka.

Dodatno, predmet istraživanja doktorske disertacije jeste i razvoj automatske metode za segmentaciju regiona komponentnih otisaka, u cilju smanjenja, ili potpunog isključivanja, manuelnog angažovanja u procesu razdvajanja otisaka.

Osnovni procesi u razdvajanju preklopljenih otisaka, uključujući i pod-procese su sledeći:

1. Segmentacija

- **Pred-procesiranje** - Ovaj korak uključuje segmentaciju regiona od interesa preklopljenih latentnih otisaka, i podrazumeva ili razlikovanje dva regiona komponentnih otisaka, ili razlikovanje tri regiona - *pozadina*, *ne-preklopljeni* i *preklopljeni* region. Nova metoda segmentacije (i prva automatska) je predmet istraživanja disertacije.

2. Poboljšanje kvaliteta

- **Određivanje inicijalnog orijentacionog polja** - Inicijalno orijentaciono polje preklopljenih otisaka prstiju podrazumeva uglove linija otiska prsta u svakom pikselu/bloku slike u odnosu na vertikalnu osu. Inicijalno orijentaciono polje sadrži tri različita regiona: (i) region *pozadine*, (ii) *ne-preklopljeni* region, sa jednom vrednošću orijentacije po bloku i (iii) *preklopljeni* region sa po dve vrednosti orijentacija, po bloku.
- **Razdvajanje orijentacija** - Izmešane orijentacije *preklopljenog* regiona se razdvajaju u smislu određivanja koja vrednost, od dve vrednosti orijentacije bloka, pripada kom komponentnom otisku. Ovo je ključni korak razdvajanja preklopljenih otisaka prstiju i predstavlja osnovni predmet istraživanja disertacije.
- **Izdvajanje slika komponentnih otisaka** - Dva komponentna otiska prsta se izdvajaju sa slike preklopljenih otisaka pomoću dva različita Gaborova filtra.

Osnovni cilj istraživanja je povećanje pouzdanosti prepoznavanja komponentnih otisaka u odnosu na postojeće metode, mereno postojećim jedinicama mere i na postojećim bazama, u cilju što pouzdanijeg poređenja sa postojećim metodama, kao i

smanjivanje manuelnog angažovanja u toku procesa razdvajanja na najmanju moguću meru.

Takođe, jedan od ciljeva je i razvoj veće i statistički značajnije baze sintetički preklapljenih otisaka prstiju, koja treba da sadrži minimum 100 000 preklapljenih otisaka, i da uključi varijacije u pogledu ugla između komponentnih otisaka, osvetljava sliku i prisustva pozadinskog šuma koji predstavlja šum od zaostalog forenzičkog praha. Ova baza treba da sadrži i informacije o broju singularnih tačaka sadržanih na preklapljenom regionu za svaki otisak, kao i njihov tip i poziciju na slici, pošto broj singularnih tačaka na datom regionu direktno utiče na težinu problema razdvajanja otisaka.

Značaj istraživanja se ogleda u stalnoj aktuelnosti teme i konstantnoj potrebi za boljim performansama sistema, kao i u činjenici da su dosadašnja istraživanja i ponuđene metode ostavile dosta prostora i zadataka za dalji razvoj.

1.2 METODOLOGIJA ISTRAŽIVANJA

Metodologija koja se koristi u doktorskoj disertaciji počinje sa sistematskom analizom dostupnih rešenja za razdvajanje preklapljenih otisaka prstiju, kao prvom fazom istraživanja. Poseban osvrt je biti dat na tehnologije koje se koriste, njihovu aktuelnost i performanse, kao i na ograničenja. Utvrđen je neophodan nivo manuelne intervencije za svaki dostupni algoritam i izvršeno uniformno poređenje performansi i karakteristika najznačajnijih rešenja. Takođe, posebna pažnja je posvećena i problemu segmentacije regiona od interesa komponentnih otisaka, za koji ne postoji objavljeno automatizovano rešenje. Bitan deo ove faze je i sistematska analiza javno dostupnih baza sa uzorcima za testiranje i verifikaciju algoritama, sa osvrtom na njihove karakteristike u smislu realne predstave preklapljenih otisaka prstiju koji se javljaju u realnim okruženjima i veličinu baze. Izvršena je i analiza metrika za evaluaciju koje služe za testiranje i poređenje performansi postojećih rešenja, kako za razdvajanje preklapljenih otisaka, tako i za sam proces segmentacije regiona od interesa.

Druga faza istraživanja podrazumeva razvoj nove metode za razdvajanje preklapljenih otisaka prstiju sa ciljem ostvarenja boljih performansi prepoznavanja komponentnih otisaka prstiju u odnosu na postojeće metode. Nova metoda je bazirana

na tehnologiji mašinskog učenja - neuralnim mrežama. Ova faza podrazumeva i formiranje odgovarajuće baze otisaka za treniranje neuralne mreže koja omogućava optimalnu primenu rešenja za široki spektar ulaznih uzoraka. Bitan deo ove faze je i pronalaženje optimalnog sistema za ispravljanje grešaka koje nastanu u inicijalnom procesu razdvajanja, kao i poboljšanje kvaliteta komponentnih otisaka na izlazu sistema. Ova faza podrazumeva i poređenje ponuđenog rešenja sa postojećim rešenjima na uniforman način.

Treća faza istraživanja je razvoj automatske metode za segmentaciju regiona komponentnih otisaka, u cilju smanjenja, ili potpunog isključivanja, manuelnog angažovanja u procesu razdvajanja otisaka. Ova metoda je zasnovana na tehnologiji mašinskog učenja - konvolucionim neuralnim mrežama (koje su deo *deep learning* metoda). Razvijena metoda segmentacije omogućava razlikovanje tri regiona - *pozadina*, *ne-preklopljeni* i *preklopljeni* region, i otvara polje za dalja istraživanja i razvoj potpuno automatskog rešenja za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju.

Četvrta faza istraživanja podrazumeva kreiranje sveobuhvatnije baze uzoraka preklopljenih otisaka prstiju koja može da se koristi za treniranje i testiranje rešenja za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju. Ova baza treba da sadrži veliki broj uzoraka (barem 100 000) i da odgovori na zahteve utvrđene u prvoj fazi ovog istraživanja.

1.3 STRUKTURA DOKTORSKE DISERTACIJE

Pored uvodne glave predložena doktorska disertacija se sastoji od slećih glava.

U okviru glave 2 predstavljeni su osnovni koncepti dizajna sistema za poređenje latentnih otisaka prstiju, kao i komponente sistema tog tipa. Kako se sam proces poređenja otisaka sastoji iz dva osnovna stadijuma – *pre* i *posle* izdvajanja karakteristika za poređenje, osnovni koraci sadržani u oba stadijuma su opisani u okviru ove glave, sa posebnim osvrtom na preklopljene latentne otiske prstiju. U ovoj glavi su opisane i postojeće, javno dostupne, baze latentnih otisaka prstiju.

U okviru glave 3 opisani su problemi koji su karakteristični za postojeće baze preklopljenih otisaka, postavljeni osnovni zahtevi u izradi nove, javno dostupne, sveobuhvatnije baze (*VID*), sa značajno većim brojem uzoraka u odnosu na postojeće, i detaljno opisane karakteristike nove baze.

U okviru glave 3 predstavljeni su osnovni koncepti i specifičnosti segmentacije preklopljenih latentnih otisaka prstiju. Pošto manuelna segmentacija prestavlja standard u obradi preklopljenih latentnih otisaka prstiju (ne postoji automatska metoda za segmentaciju komponentnih otisaka prstiju sa slike preklopljenih otisaka), dat je osvrt na postojeća automatska rešenja za segmentaciju pojedinačnih latentnih otisaka prstiju sa slike na kojoj pored otiska postoji i šum pozadine, ali ne i ostaci bilo kog drugog otiska, kao osnov od kog treba krenuti u rešavanju ovog problema. U ovoj glavi su opisane i metrike za evaluaciju algoritama za segmentaciju.

U glavi 5 su opisane dve nove metode za segmentaciju pojedinačnih latentnih otisaka prstiju od pozadine, zasnovane na neuralnim mrežama (NN) – jedna bazirana na vrednostima piksela blokava slike otiska, druga bazirana na Furijeovim koeficijentima računatim nad datim blokovima slike otiska. Pošto je metoda zasnovana na Furijeovim koeficijentima dala bolje rezultate, testirana je uz male izmene na problemu segmentacije preklopljenih otisaka. Rezultati testiranja su dati u ovoj glavi. Kao najvažniji deo glave 5 detaljno je opisana nova metoda za segmentaciju preklopljenih otisaka prstiju zasnovana na mašinskom učenju. Metoda se bazira na konvolucionim neuralnim mrežama (CNN), koje su deo *deep learning* alata. Ponuđena metoda, na osnovu blokova slike preklopljenih otisaka, i prethodno trenirane CNN klasifikuje blokove kao blokove *pozadine*, blokove *ne-preklopljenog* regiona i blokove *preklopljenog* regiona. Detaljno su opisani eksperimenti na osnovu kojih su određeni optimalni parametri algoritma. Ponuđena metoda je dodatno upoređena sa prethodnom metodom, zasnovanom na Furijeovim koeficijentima i neuralnim mrežama, koja je ukazivala na opravdanost manuelne segmentacije. Kao što će biti pokazano, ponuđena metoda daje dobre rezultate, značajno bolje u odnosu na prethodnu metodu i otvara polje za novo istraživanje i razvoj potpuno automatske metode za razdvajanje otisaka prstiju.

U glavi 6 su predstavljeni osnovni koncepti i specifičnosti postupaka poboljšanja kvaliteta preklopljenih latentnih otisaka prstiju. Data je detaljna analiza postojećih automatskih rešenja za dva osnovna koraka ovog procesa - određivanje inicijalnog orijentacionog polja i razdvajanje orijentacija. Cilj procesa opisanog u ovoj glavi je dobijanje uzoraka koji su pogodni za dalju obradu standardnim alatima za

prepoznavanje pojedinačnih otisaka prstiju. Pogodnim uzorcima se smatraju komponentni otisci prstiju, oslobođeni delova drugog otiska.

U glavi 7 je detaljno opisana nova metoda za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju zasnovana na mašinskom učenju. Metoda se bazira na neuralnim mrežama i 2D Furijeovoj transformaciji. Ponuđena metoda, na osnovu odziva 2D Furijeove transformacije blokova slike otisaka i prethodno treniranih neuralnih mreža, razdvaja preklopljene otiske prstiju sa slike. Cilj same metode je dobijanje komponentnih otisaka prstiju, kao nezavisnih otisaka, oslobođenih ostataka drugog otiska i šuma koji potiče od ostataka forenzičkog praha.

U okviru glave 8 su detaljno prikazani rezultati testiranja ponuđene metode razdvajanja otisaka bazirane na neuralnim mrežama. Metoda je testirana na dve javno dostupne baze - *Tsinghua OLF* i *Tsinghua SOF*, a rezultati su prikazani uporedo sa rezultatima ostalih metoda iz literature, u cilju poređenja. Metoda pokazuje dobre performanse, naročito na bazi sa realnim latentnim otiscima (*OLF*), gde nadmašuje rezultate do sada predloženih metoda. Pored rezultata, opisana je i metodologija evaluacije, kao i primeri slučajeva gde metoda pokazuje izvesna ograničenja, a takođe suprikazana i preliminarna istraživanja i poređenja performansi nove, *VID* baze, u odnosu na postojeće.

Glava 9 sadrži zaključna razmatranja i doprinose istraživanja sprovedenog u okviru doktorske disertacije.

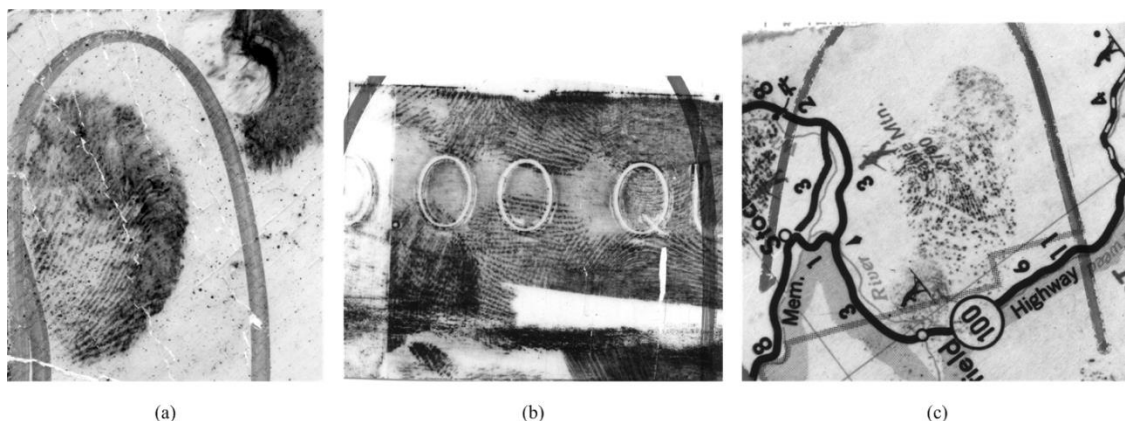
2 SISTEMI ZA POREĐENJE LATENTNIH OTISAKA PRSTIJU

Rezime. U ovoj glavi su predstavljeni osnovni koncepti dizajna sistema za poređenje latentnih otisaka prstiju, kao i komponente sistema tog tipa. Sam proces poređenja se sastoji iz dva osnovna stadijuma – pre i posle izdvajanja karakteristika za poređenje. Osnovni koraci sadržani u oba stadijuma su opisani u nastavku teksta, sa posebnim osvrtom na preklopljene latentne otiske prstiju.

2.1 LATENTNI OTISCI PRSTIJU

Latentni otisci prstiju, ili u forenzičkom žargonu **tragovi**, su delimični otisci prstiju, pronađeni na mestu zločina. Oni su obično proizvod prenosa znoja i/ili masnoće akumulirane između ispupčenja (linija) sadržanih na vrhovima prstiju određene osobe. Do prenosa dolazi kada osoba dođe u kontakt sa određenim predmetom. U forenzičkim aplikacijama, latentni otisci prstiju se prikupljaju pomoću hemijskih i fizičkih metoda, kao što su obrada otisaka forenzičkim prahom i isparenjima joda. Tako dobijene slike otisaka prstiju se porede sa poznatim otiscima sadržanim u odgovarajućim bazama otisaka, u cilju hapšenja osumnjičenih [2].

Dobijeni latentni otisci prstiju mogu značajno da variraju po kvalitetu i upotrebljivosti za pouzdano poređenje [3] (Slika 2.1).



Slika 2.1 Primeri slika latentnih otisaka prstiju različitog kvaliteta, preuzetih iz NIST SD-27A¹ baze otisaka: (a) dobar kvalitet, (b) loš kvalitet, and (c) izuzetno loš kvalitet [4].

2.2 Manuelno prepoznavanje latentnih otisaka prstiju: APE-V metoda

Prilikom razvoja automatskih rešenja za procese koji su dugo vremena obavljani manuelno, uvek je poželjno krenuti od detaljnog razumevanja tradicionalnih (manuelnih) procedura vezanih za taj proces. Ovo svakako važi i za poređenje latentnih otisaka prstiju [5].

Manuelno prepoznavanje latentnih otisaka prstiju se obavlja po APE-V (Analiza, Poređenje, Evaluacija, Verifikacija) metodi (eng. *ACE-V method - Analysis, Comparison, Evaluation, Verification*), koja se sastoji iz 4 sekvencijalna koraka [6] [7]:

1. **Analiza:** Istražitelj otisaka detaljno analizira digitalnu sliku latentnog otiska kako bi se utvrdilo da li je otisak dovoljno dobrog kvaliteta, odn. da li na otisku postoji dovoljan broj jasno vidljivih karakteristika koje se koriste za poređenje. Ova faza ima dva osnovna izlaza:

- (i) Utvrđivanje kvaliteta slike otiska - otisak se klasifikuje u smislu određivanja njegovog kvaliteta za obavljanje narednih koraka na osnovu broja i kvaliteta karakteristika za poređenje, u jednu od sleće tri klase: vrednost za individualizaciju (eng. *VID - Value for*

¹ NIST SD27-A baza je specijalizovana baza latentnih otisaka prstiju; sadrži 291 sliku latentnih otisaka prstiju i slike odgovarajućih otisaka dobrog kvaliteta uzetih pomoću specijalizovanih skenera; sve sadržane slike latentnih otisaka su klasifikovane prema kvalitetu na sledeći način: dobar kvalitet, loš kvalitet i izuzetno loš kvalitet.

Individualization), vrednost za isključenje (eng. *VEO – Value for Exclusion*) i bez vrednosti (eng. *NV – No Value*),

(ii) Označavanje karakteristika za poređenje.

2. Poređenje: Vršiti se manuelno poređenje između latentna (ukoliko je klasifikovan kao *VID* ili *VEO*) i referentnih otisaka, sa kojima se želi utvrditi poklapanje/nepoklapanje (otisci poznatih subjekata), bazirano na prethodno označenim karakteristikama. Rezultat ovog koraka je lista sličnosti i razlika između dva otiska.

3. Evalvacija: Istražitelj izvodi jedan od sledećih zaključaka:

(i) Identifikacija (ili individualizacija) – gde je prisutan dokaz da latentni i referentni otisak pripadaju istoj osobi;

(ii) Isključenje – gde nema dokaza da latent pripada istoj osobi kao referentni otisak/otisci;

(iii) Nepotpun – gde istražitelj nema dovoljno podataka za donošenje odluke u smislu prethodna dva zaključka.

Ovi zaključci se izvode na osnovu prethodno kreirane liste sličnosti i razlika.

4. Verifikacija: Drugi istražitelj pregleda zaključke inicijalnog istražitelja u cilju nezavisne potvrde nalaza.

Naučna tačnost, pouzdanost i doslednost manuelnog prepoznavanja latentnih otisaka prstiju bile su predmet mnogih studija i rasprava. Rezultati više studija o posledicama i implikacijama ljudskog uticaja na poređenje latentnih otisaka prstiju [8] [9] [10] [11] [12] [13] [14] [15] prilično su nedosledni, a u nekim slučajevima čak i kontradiktorni.

2.3 AUTOMATSKO PREPOZNAVANJE LATENTNIH OTISAKA PRSTIJU

Prilikom dizajniranja automatizovanih sistema za prepoznavanje latentnih otisaka prstiju postavljaju se tri osnovna cilja koji treba da uspostave superiornost takvog sistema nad manuelnom alternativom obavljanja tog procesa [16]:

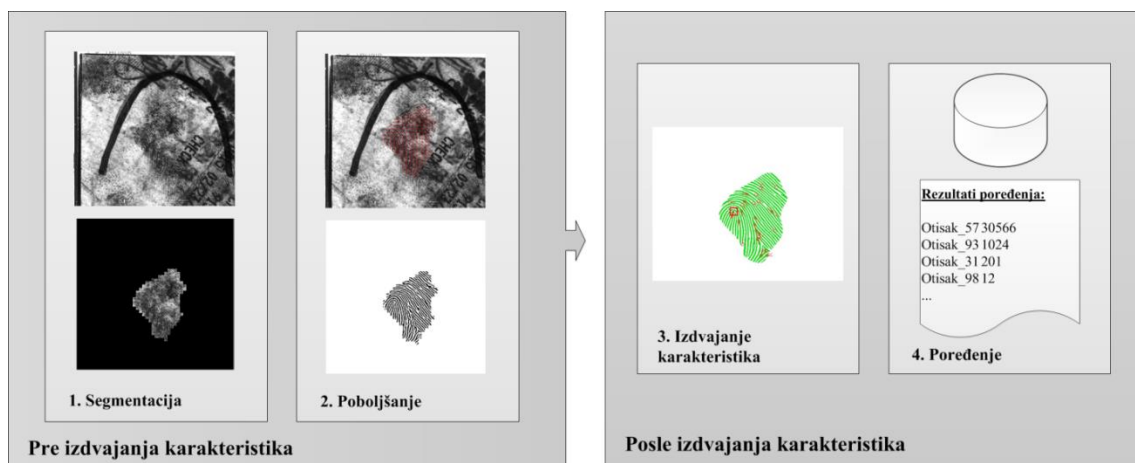
(i) minimalna ljudska intervencija u toku procesa;

(ii) odluke treba da budu determinističke, čime se eliminiše subjektivna nedoslednost; i

(iii) vreme potrebno za poređenje treba da bude znatno kraće.

Automatski sistem za prepoznavanje latentnih otisaka prstiju (Slika 2.2) se sastoji od četiri osnovna koraka, koji se obavljaju po predefinisanim redosledu, a mogu da se grupišu na sledeći način:

- **Pre** izdvajanja karakteristika
 1. Segmentacija latentnog otiska, takođe poznata i kao segmentacija regiona od interesa (eng. *ROI – Region of Interest*)
 2. Poboljšanje kvaliteta latentnog otiska
- **Posle** izdvajanja karakteristika (uključujući i samo izdvajanje karakteristika)
 3. Izdvajanje karakteristika koje služe za poređenje
 4. Poređenje



Slika 2.2 Šematski prikaz tipičnog automatskog sistema za prepoznavanje latentnih otisaka prstiju.

Četiri osnovna koraka u procesu prepoznavanja latentnih otisaka prstiju su opisana ukratko u narednom tekstu. Detaljna analiza svakog od njih, kao i osvrt na najnovija dostignuća mogu se pronaći u radu [16].

1. Segmentacija

Cilj segmentacije otiska prsta je izdvajanje samog otiska od pozadine koja vrlo često sadrži dosta šuma. Pored uobičajenih izazova vezanih za segmentaciju slike, segmentacija latentnih otisaka prstiju je posebno težak problem, jer sistem ne bi trebalo samo da bude u stanju da obeleži konture granice latentnog otiska, već i, idealno,

izostavi neke mrlje i strukturirani šum unutar granica, ne oštećujući samu strukturu otiska. Izlaz ovog procesa je region od interesa (ROI) koji uključuje sve delove otiska, a maksimalno isključuje pozadinu.

2. Poboljšanje

Nakon segmentacije latentnog otiska, obično se vrši poboljšanje kvaliteta otiska, koje ima za cilj uklanjanje preostalog šuma i poboljšanje jasnoće ispupčenja (linija) otiska prsta. Izlaz ovog procesa je poboljšani otisak prsta, koje je pogodniji za izdvajanje karakteristika i poređenje od prethodno segmentiranog otiska. Ovaj proces često uključuje i procenu kvaliteta, gde **kvalitet** predstavlja meru da li je otisak dovoljno kvalitetan za dalje poređenje [2]: ukoliko otisak ne sadrži dovoljno informacija za pouzdano poređenje on se odbacuje sa statusom „neuspešna priprema“ (eng. *FTE - Failure To Enroll* ili *FTR - Failure To Register*).

3. Izdvajanje karakteristika

Proces izdvajanja karakteristika enkodira sadržaj otiska prsta (segmentovanog i poboljšanog) u kompaktnu i robusnu predstavu, koja treba da omogući brzo poređenje, zadržavajući jedinstvenost svakog otiska. Karakteristike otisaka se mogu razvrstati u tri kategorije:

- (i) celokupan tok linija otiska (Nivo 1),
- (ii) minucije² (Nivo 2) i
- (iii) dodatne karakteristike (Nivo 3), kao što su tačke i pore [17].

4. Poređenje kvaliteta

Algoritam za poređenje dva otiska prsta daje kao izlaz ili nivo sličnosti ta dva otiska, ili binarnu odluku (poklapanje / ne poklapanje) [2]. Poređenje otisaka prstiju je dosta zahtevan problem, uglavnom zbog velikih unutar-klasnih varijacija, tj. velike varijabilnosti između različitih otisaka istog prsta [2] [18].

Dva najistaknutija problema povezana sa automatskim prepoznavanjem latentnih otisaka su: (i) ograničena količina korisnih informacija, i (ii) prisustvo šuma [19].

Nedavno objavljena komparativna studija rezultata istraživanja u svakoj od pojedinačnih faza opisanih ranije (segmentacija, procena kvaliteta, poboljšanje, automatsko izdvajanje karakteristika i poređenje) pokazala je da, čak i sa ručno izdvojenim karakteristikama, maksimalna tačnost koja se može postići u NIST SD27

² Minucije su karakteristike koje se najčešće koriste za prepoznavanje otisaka prstiju u savremenim sistemima prepoznavanja [1].

bazi [16] je oko 75%, što pokazuje potrebu za dodatnim istraživanjima u svakom aspektu sistema.

Nova rešenja i rezultati istraživanja prikazani u narednim poglavljima se tiču problema vezanih za procese **pre** izdvajanje karakteristika (segmentacija i poboljšanje), sa primenom na specijalnom slučaju latentnih otisaka prstiju – preklopljenim latentnim otiscima prstiju.

2.4 PREKLOPLJENI OTISCI PRSTIJU

Latentni otisci prstiju, prisutni na mestima zločina, često sadrže više preklopljenih otisaka. Preklopljeni otisci prstiju mogu da se jave i prilikom uzimanja otisaka subjekata specijalizovanim skenerom, kada površina koja dolazi u dodir sa rukom subjekta sadrži tragove otisaka prethodnih korisnika. Preklopljeni otisci prstiju mogu da sadrže dva ili više preklopljenih komponentnih otisaka. Zbog složenosti problema, sve novije studije se bave preklopljenim otiscima prstiju koji sadrže dva komponentna otiska [20] [21] [22] [1] [23] [24]. Obrada takvih preklopljenih otisaka predstavlja izazov, koji počinje u fazi segmentacije. Kada je na slici prisutno više otisaka koji se preklapaju, algoritam za segmentaciju mora da, pored izdvajanja ukupnog regiona otisaka od pozadine, izvrši izdvajanje regiona pojedinačnih, komponentnih otisaka prstiju

Kvalitet preklopljenih otisaka prstiju u dostupnim bazama značajno varira (Slika 2.3).



Slika 2.3 Primeri preklopljenih latentnih otisaka iz različitih baza: (a) NIST SD-27A [4], (b) Tsinghua SOF [1], i (c) Tsinghua LOF [1].

Opšti delovi automatizovanog sistema za prepoznavanje preklapljenih latentnih otisaka prstiju su isti kao kod sistema za prepoznavanje bilo kojih latentnih otisaka prstiju (opisano u poglavlju 2.3), s tim da dva koraka koja su u grupi **pre** izdvajanja karakteristika predstavljaju poseban izazov i sadrže specifičnu problematiku: segmentacija regiona od interesa (opisano u više detalja u glavi 3) i poboljšanje kvaliteta latentnog otiska (objašnjeno u glavi 6).

Tipično rešenje se sastoji od sledećih koraka (Slika 2.4):

1. Segmentacija

- **Pred-procesiranje** – Za celokupan proces razdvajanja otisaka segmentacija je izdvojena kao poseban korak i predstavlja pred-procesiranje slike preklapljenih otisaka. Ovaj korak uključuje segmentaciju regiona od interesa preklapljenih latentnih otisaka, koja se obavlja manuelno³, i podrazumeva ili razlikovanje regiona dva komponentna otiska, ili razlikovanje preklapljenog/nepreklapljenog regiona bez informacije o tome kom otisku pripada koji blok slike, bez razdvajanja linija otisaka koje su preklapljene na slici.

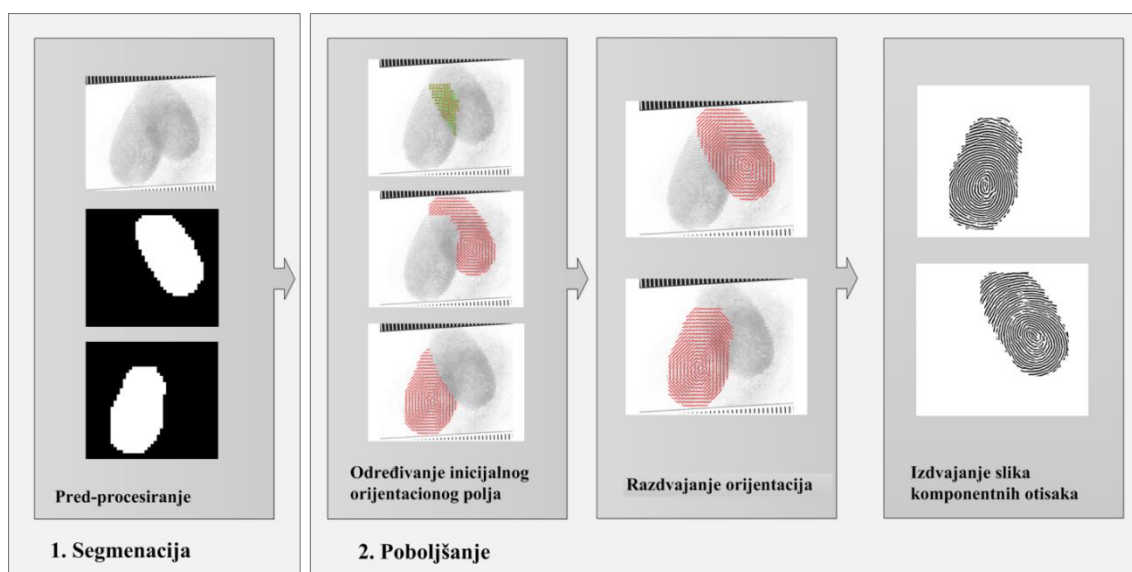
2. Poboljšanje kvaliteta

- **Određivanje inicijalnog orijentacionog polja** - Inicijalno orijentaciono polje (koje se sastoji od matrice koja sadrži informacije o uglovima linija otiska prsta u svakom pikselu / bloku slike - tzv. matrica orijentacija) preklapljenih otisaka prstiju obično se određuje korišćenjem algoritama zasnovanih na obradi blokova slike određene veličine. Ovaj korak kao izlaz daje sliku koja sadrži tri različita regiona: (i) region **pozadine**, (ii) **nepreklapljeni** region, sa jednom vrednošću orijentacije po bloku i (iii) **preklapljeni** region sa po dve vrednosti orijentacija, po bloku, bez informacije o tome kom otisku pripada koja orijentacija.
- **Razdvajanje orijentacija** - Izmešane orijentacije preklapljenog regiona se razdvajaju u smislu određivanja koja vrednost, od dve vrednosti orijentacija bloka, pripada kom komponentnom otisku. Izlaz

³ Manuelna segmentacija je i dalje norma u istraživanjima i praksi vezanim za prepoznavanje preklapljenih latentnih otisaka prstiju. U Glavi 5 su predstavljeni rezultati dva algoritma koji su razvijeni da obavljaju automatsku segmentaciju regiona od interesa na preklapljenim otiscima prstiju, u smislu razlikovanja tri regiona - pozadina, nepreklapljeni region, i preklapljeni region.

ovog koraka su orijentaciona polja komponentnih otisaka prstiju. Zatim se vrši korekcija grešaka i regularizacija novo dobijenih orijentacionih polja komponentnih otisaka.

- **Izdvajanje slika komponentnih otisaka** - Dva komponentna otiska prsta se izdvajaju sa slike preklapljenih otisaka pomoću odgovarajućih filtara - uobičajeno je korišćenje dva različita Gaborova filtra [25] [26], podešena prema orijentacionim poljima komponentnih otisaka prstiju.



Slika 2.4 Tipično automatsko rešenje za razdvajanje preklapljenih otisaka.

2.5 POSTOJEĆE BAZE OTISAKA PRSTIJU

2.5.1 Postojeće baze latentnih otisaka prstiju

Istraživanja u oblasti prepoznavanja latentnih otisaka prstiju su otežana nedostatkom velikih javnih baza otisaka prikupljenih u realnim uslovima.

Prema studiji [16], izazovi koji prate kreiranje velike baze otisaka uključuju:

- potrebu za profesionalnom ekspertizom u prikupljanju latentnih otisaka;
- vreme potrebno za prikupljanje dovoljnog broja uzoraka;
- odgovarajuću opremu i nedostatak obučениh stručnjaka za rad sa nekoliko tehnika prikupljanja latentnih otisaka prstiju;

- neslaganja o značenju izraza "simulacija u realnom okruženju", zato što latentni otisci prstiju prikupljeni na mestima zločina mogu značajno da variraju u pogledu kvaliteta i prisutnih pozadina;
- izazov stvaranja baze otisaka sa dovoljno velikim brojem uzoraka i dovoljno varijabilnosti (na primer, različita tekstura i boja pozadine, različit kvalitet otisaka, različite forenzičke tehnike prikupljanja otisaka,...).

Postoje tri javno dostupne baze latentnih otisaka prstiju (Tabela 2.1). Otisci sadržani u ovim bazama su prikupljeni u različito vreme, u različitim okruženjima, i imaju značajno različite karakteristike.

Tabela 2.1 Baze latentnih otisaka prstiju

Baza	Br. slika	Opis
<i>NIST SD-27A</i> [4]	291	Sastoji se od monohromatskih (eng. <i>grayscale</i>) slika latentnih otisaka prstiju, odgovarajućih minucija i referentnih otisaka prstiju koji odgovaraju latentnim otiscima u bazi. Baza sadrži slike sa vrednostima rezolucije 500ppi i 1000ppi.
<i>IIT-D Latent Fingerprint</i> [27]	1046	Sastoji se od latentnih otisaka prstiju 15 subjekata i njihovih uparenih otisaka uzetih pomoću optičkog skenera. Sadrži više instanci svakog otiska prsta, što omogućava testiranje poređenja između dva latentna otiska prsta. Sadrži slike sa vrednostima rezolucije 500ppi i 1000ppi.
<i>IIT-D Simultaneous Latent Fingerprint (SLF)</i> [28]	1080	Sastoji se od latentnih otisaka prstiju 15 subjekata i njihovih uparenih otisaka uzetih pomoću optičkog skenera. Sadrži slike sa vrednostima rezolucije 500ppi i 1000ppi.

2.5.2 Specijalizovane baze preklopljenih otisaka prstiju

Za specijalan slučaj preklopljenih latentnih otisaka prstiju postoje dve javno dostupne baze otisaka (Tabela 2.2): *Tsinghua Overlapped Latent Fingerprint Database (Tsinghua OLF)* [1] i *Tsinghua Simulated Overlapped Fingerprint Database (Tsinghua SOF)* [1].

Tabela 2.2 Baze preklopljenih latentnih otisaka prstiju

Baza	Br. slika	Opis
<i>Tsinghua OLF</i> [1]	100	Sastoji se od: (i) monohromatskih slika preklopljenih otisaka prstiju, dobijenih pritiskom dva prsta (od dvanaest koji su korišćeni za kreiranje baze) na beli papir, obradom forenzičkim prahom i skeniranjem; (ii) odgovarajućih maski komponentnih otisaka prstiju, kreiranih ručno; (iii) i odgovarajućih otisaka prstiju dobijenih skeniranjem optičkim skenerom. Sadrži slike sa rezolucijom 500ppi.
<i>Tsinghua SOF</i> [1]	100	Sastoji se od: (i) monohromatskih slika preklopljenih otisaka prstiju, dobijenih veštačkim preklapanjem podskupa FVC2002 baze ⁴ [29] [30]; (ii) odgovarajućih maski komponentnih otisaka prstiju, kreiranih ručno; (iii) i odgovarajućih otisaka prstiju dobijenih skeniranjem optičkim skenerom. Sadrži slike sa rezolucijom 500ppi.

⁴ Korišćen je Db1_b podskup, i to impresije br.3 i br.4, FVC2002 baze otisaka dobrog kvaliteta, uzetih pomoću profesionalnih skenera otisaka.

Tsinghua OLF i *SOF* baze otisaka se razlikuju u tri glavna aspekta:

- (i) preklapljeni otisci prstiju u *OLF* bazi su dobijeni forenzičkim metodama, dok su otisci prstiju u *SOF* bazi veštački preklapljeni;
- (ii) uzorci u *OLF* bazi su lošijeg kvaliteta nego otisci u *SOF* bazi, pošto prvi sadrže pozadinski šum; i
- (iii) veličina preklapajućeg regiona (izražena kao **nivo preklapanja** - odnos između veličine preklapajućeg regiona i veličine celog regiona komponentnih otisaka prstiju - Tabela 2.3) značajno varira između dve baze: *min* nivoa preklapanja *SOF* baze (0.27) je veći od srednje vrednosti (eng. *mean*) nivoa preklapanja *OLF* baze (0.20).

Tabela 2.3 Nivo preklapanja *OLF* i *SOF* baza [31]

Baza	<i>min</i>	<i>mean</i>	<i>max</i>
<i>Tsinghua OLF</i>	0	0,20	0,49
<i>Tsinghua SOF</i>	0,27	0,58	0,81

2.5.3 Dodatni aspekti

Pored opisanih baza, u radu je, za potrebe treniranja i testiranja pojedinih delova algoritama dodatno korišćen i *Db1* podskup javno dostupne baza otisaka dobrog kvaliteta FVC2002 [30], uzetih pomoću profesionalnih skenera. *Db1* podskup FVC 2002 baze je korešćen i za potrebe kreiranja *Tsinghua SOF* baze, kao i za potrebe kreiranja nove baze – *VLD* baze, ponuđene u okviru disertacije (poglavlje 3).

Baza	Br. slika	Opis
<i>FVC2002</i> [30]	800 u	Sastoji se od monohromatskih slika
<i>Db1</i>	<i>Db1_a</i>	pojedinačnih otisaka prstiju, dobijenih
		skeniranjem otisaka subjekata pomoću
	80 u	optičkog skenera <i>Identix TouchView II</i> . Sve
	<i>Db1_b</i>	slike su veličine 388×374 piksela, sa 500 ppi
		rezolucijom. Baza je podeljena na dva
		podskupa – <i>Db1_a</i> i <i>Db1_b</i> . <i>Db1_a</i> sadrži
		800 otisaka (8 impresija 100 različitih
		otisaka), dok <i>Db1_b</i> sadrži 80 otisaka (8
		impresija 10 različitih otisaka).

3 KREIRANJE NOVE BAZE VEŠTAČKI PREKLOPLJENIH OTISAKA PRSTIJU

***Rezime.** U okviru ove glave ponuđena je nova baza veštački preklopljenih otisaka prstiju – VID baza. Opisani su problemi koji su karakteristični za postojeće baze preklopljenih otisaka, postavljeni osnovni zahtevi u izradi nove, javno dostupne, sveobuhvatnije baze i detaljno opisane karakteristike nove baze. Uz VID bazu, kao prilog, ponuđena je i manja baza preklopljenih otisaka prstiju, dobijenih pomoću forenzičkih metoda – VID-l.*

3.1 DEFINICIJA PROBLEMA

Istraživanja u oblasti razdvajanja i prepoznavanja preklopljenih latentnih otisaka prstiju, kao što je opisano u poglavlju 2.5, su otežana nedostatkom velikih javnih baza otisaka koji su ili prikupljeni u realnim uslovima, ili dovoljno dobro simuliraju realne uslove.

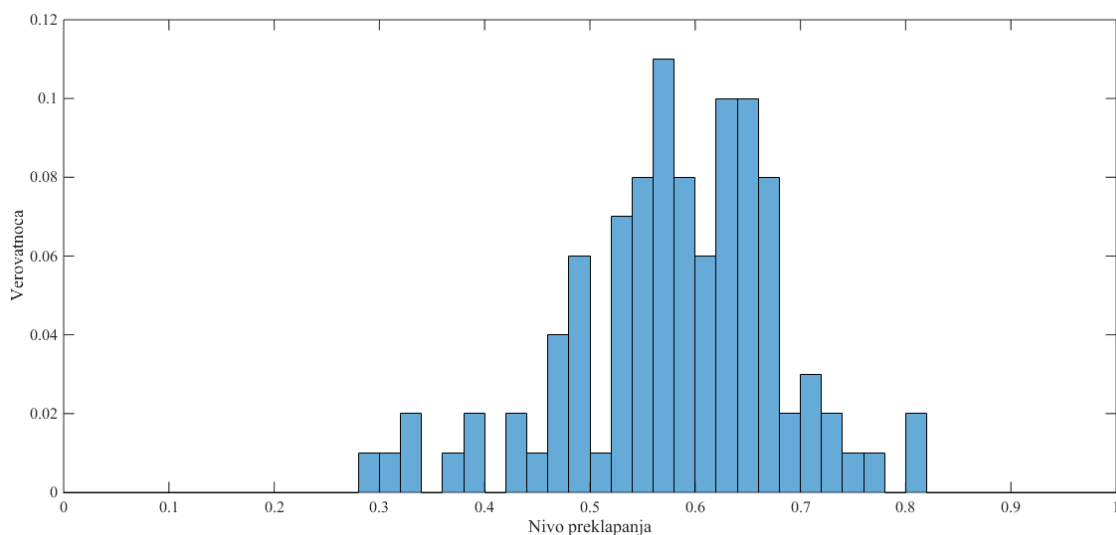
Prikupljanje otisaka u realnim uslovima je dosta otežano činjenicom da je, pored potrebe da se nađu dobrovoljci koji bi učestvovali u prikupljanju otisaka, potrebno

koristiti forenzičke metode koje zahtevaju angažovanje treniranih stručnjaka sa specifičnim iskustvom.

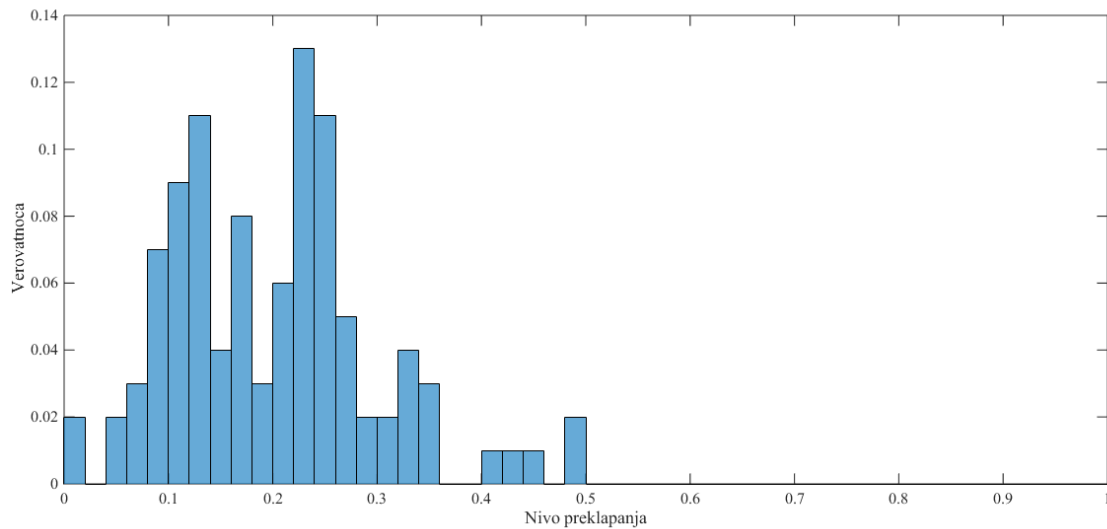
Jedine dve javno dostupne baze preklapljenih otisaka su: Tsinghua OLF i Tsinghua SOF, koje su detaljno opisane u poglavlju 2.5.

Navedene baze pokazuju određena specifična ograničenja:

- Ograničen broj uzoraka - obe baze sadrže samo po 100 uzoraka preklapljenih otisaka.
- *Tsingua SOF* baza se sastoji od veštački preklapljenih otisaka dobrog kvaliteta - dok pravi latentni sadrže šum koji potiče od ostataka forenzičkog praha.
- *Tsingua SOF* baza ne sadrži varijacije u uglu između komponentnih otisaka - ugao između komponentnih otisaka za sve uzorke je 90° .
- Baze ne sadrže dovoljno varijabilnosti u pogledu nivoa preklapanja, kao što je opisano u poglavlju 2.5 (histogrami nivoa preklapanja za ove dve baze su prikazani na slikama
- **Slika 3.1** i **Slika 3.2**).
- Baze ne sadrže informacije o faktorima kompleksnosti uzoraka - kao što su broj i lokacija singularnih tačaka, kontrast,...



Slika 3.1 Histogram nivoa preklapanja za Tsinghua SOF bazu



Slika 3.2 Histogram nivoa preklapanja za Tsinghua OLF bazu

Kreiranje nove velike i sveobuhvatne javno dostupne baze preklapljenih otisaka, koje je opisano u ovom poglavlju, je motivisano upravo ovim ograničenjima postojećih baza, kao i samom potrebom istraživačke zajednice koja se bavi problemom preklapljenih otisaka prstiju za bazom koja sadrži dovoljan broj uzoraka za treniranje, validaciju i testiranje.

Glavni doprinosi kreiranja date baze, koja je označena kao *Vlatacom Dataset* (u daljem tekstu *VID*), su sledeći:

- *VID* sadrži veliki broj (120.000) uzoraka veštački preklapljenih otisaka.
- Polovina uzoraka sadrži veštački simuliran šum ostataka forenzičkog praha.
- Baza sadrži varijacije u pogledu ugla između komponentnih otisaka, kao i osvetljaja slike.
- Baza sadrži informacije o broju i lokaciji singularnih tačaka sadržanih na preklapljenom regionu.
- Baza omogućava lak način korišćenja podskupova sa određenim karakteristikama, u cilju rešavanja specifičnih problema (poboljšanje osvetljaja/kontrasta, uklanjanje šuma i slično), kao i klasifikaciju uzoraka prema "kompleksnosti razdvajanja" (npr. prema broju singularnih tačaka sadržanih na *preklapljanom* regionu).

Eksperimentalno je potvrđeno da se *VID* baza može koristiti za razvoj i evaluaciju metoda za razdvajanje otisaka uključujući segmentaciju, poboljšanje i ostale povezane procese.

3.2 ZAHTEVI

Osnovni zahtevi korišćeni kao osnova prilikom kreiranja baze su bili sledeći:

- *Velicina*: barem 10.000 slika preklapljenih otisaka, u cilju obezbeđivanja dovoljno velikih podskupova za trening, validaciju i testiranje algoritama.
- *Varijabilnost*: slike treba da sadrže širok opseg varijacija u parametrima, kao što su: šum, ugao rotacije komponentnih otisaka, i ukupni osvetljaj.
- *Dostupnost*: Baza treba da bude javno dostupna za akademska istraživanja.
- *Dodatni parametri*: Pored slika otisaka, baza treba da sadrži dodatne informacije o broju i poziciji singularnih tačaka, sadržanih na preklapljenom regionu, kao metrike za razlikovanje "jednostavnih" i "komplikovanih" uzoraka (u suštini problem razdvajanja otisaka postaje teži sa većim brojem singularnih tačaka na preklapljenom regionu).

3.3 STRUKTURA BAZE

Baza komponentnih otisaka korišćenih kao osnova za kreiranje *VID* baze je 200 slika (impresije br. 3 i br. 4) iz *DBI_a* podskupa FVC2002 [30] baze, opisane u Poglavljima 2.5 i 7.4.1.

Imlementirane su sledeće varijacije u pogledu parametara baze:

- *Rotacija* (3) - slike komponentnih otisaka su rotirane prilikom kreiranja preklapljenih otisaka tako da je između njih jedna od sledećih vrednosti uglova:
 - 0°,
 - 45°,
 - 90°.

- *Šum* (2) - svaka slika preklopljenih otisaka je dostupna u dve varijante, u zavisnosti od prisustva šuma (Slika 3.3):
 - bez šuma,
 - sa dodatim Gausovim šumom (sa nultom srednjom vrednošću i varijansom 0,01, koje predstavljaju podrazumevane vrednosti parametara Gausovog šuma u alatu Matlab), koji simulira šum od ostataka forenzičkog praha, koji je po pravilu prisutan na realnim latentnim otiscima.
- *Osvetljaj* (3) - svaka slika preklopljenih otisaka je dostupna u dve varijante, u zavisnosti od osvetljaja:
 - svetlija slika,
 - tamnija slika.

Pošto zbog korišćenja postojećih baza nije bilo moguće kontrolisati originalni osvetljaj slika komponentnih otisaka, a originalne slike sadrže velike varijacije u pogledu osvetljaja, dve varijante osvetljaja preklopljenih slika su kreirane na sledeći način:

- pre samog preklapanja otisaka računat je prosečni osvetljaj obe komponentne slike;
- histogram svetlije (odn. tamnije slike, u zavisnosti od varijante osvetljaja koja se kreira) je korišćen kao referentni za drugu komponentnu sliku, kojoj je promenjen histogram.

Svaka krajnja podgrupa baze (jedinstvena kombinacija prethodno definisanih parametara) sadrži po 10.000 različitih slika preklopljenih otisaka. Baza sadrži dvanaest ovakvih grupa (što je direktno izvedeno iz broja kombinacija parametara), što u ukupnom zbiru daje 120.000 slika preklopljenih otisaka.



Slika 3.3 Primeri otisaka iz VID baze: (levo) bez šuma, (desno) sa šumom

Pored slika preklopljenih otisaka, baza sadži i ručno definisane maske regiona komponentnih otisaka za sve uzorke, kao i originalne otiske, čije su impresije učestvovalе u kreiranju preklopljenih otisaka - tzv. *template* otisci.



Slika 3.4 Primer maske regiona komponentnih otisaka za preklopljene otiske iz prethodnog primera

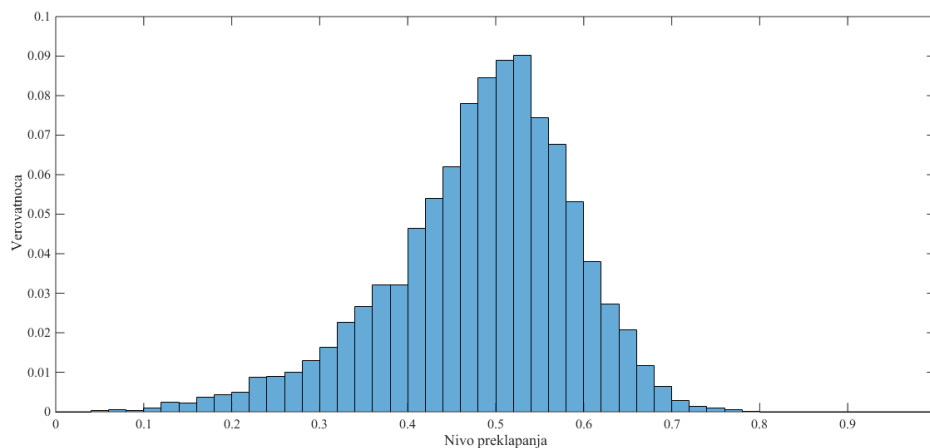


Slika 3.5 Primeri originalnih otisaka, čije su impresije učestvovalе u kreiranju preklapljenih otisaka iz prethodnog primera - template otisci

3.4 DODATNI ASPEKTI

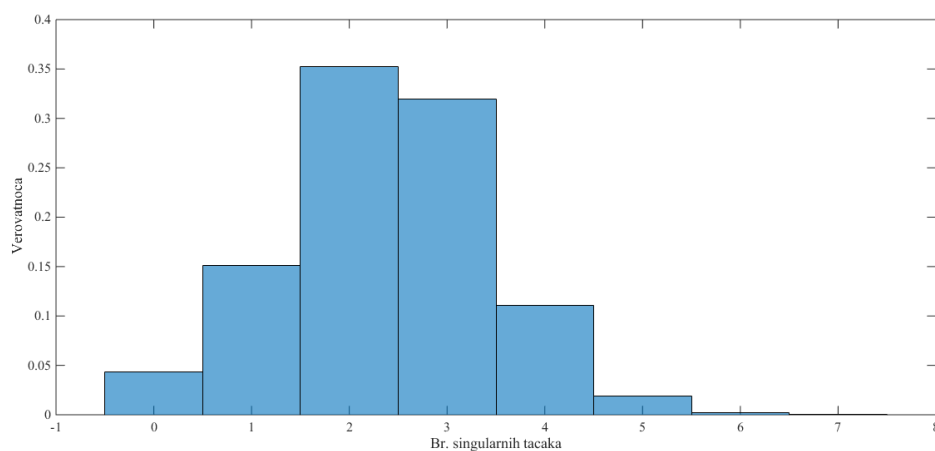
VID baza je kreirana tako da obezbedi širok opseg nivoa preklapanja, u cilju prevazilaženja ograničenja Tsinghua SOF i OLF baza, koja su navedena u poglavlju 2.5 i grafički predstavljena na histogramima nivoa preklapanja (

Slika 3.1 i Slika 3.2). Za razliku od prikazanih histograma, histogram nivoa preklapanja VID baze pokazuje distribuciju sličnu Gausovoj. Slika 3.6 prikazuje histogram nivoa preklapanja za VID bazu, za podskup sa uglom između komponentnih otisaka od 90° .



Slika 3.6 Histogram nivoa preklapanja za VID bazu

Dodatno, kao odgovor na zahteve koji su navedeni u poglavlju 3.2, slike u VID bazi sadrže informacije o broju singularnih tačaka sadržanih u preklapljenom regionu (enkodirano kao dve poslednje cifre u nazivu slike). Velika većina slika u bazi sadrži između 2 i 3 singularne tačke na preklapljenom regionu, što je očekivani ishod pošto velika većina otisaka prstiju sadrži jednu ili dve singularne tačke. Slika 3.7 prikazuje histogram broja singularnih tačaka na preklapljenom regionu za podskup VID baze sa uglom između komponentnih otisaka od 90° .

**Slika 3.7** Histogram broja singularnih tačaka sadržanih na preklapljenom regionu VID baze

VID baza takođe sadrži tri CSV fajla sa informacijom o poziciji (x i y koordinate) i tipu singularnih tačaka (*delta* ili *core*) sadržanih na *preklapljenom* regionu: SP_00.csv, SP_45.csv i SP_90.csv, za podskupove sa uglom između komponentnih otisaka od 0° , 45° i 90° , tim redom.

3.5 PRILOG UZ VLD BAZU – VLD-L BAZA

VID baza, kao prilog sadrži i 60 slika preklapljenih otisaka, uzetih pomoću forenzičkih metoda, na identičan način na koji je kreirana *Tsinghua OLF* baza - pritiskom dva prsta (od deset koji su korišćeni za kreiranje baze) na beli papir, obradom forenzičkim prahom i skeniranjem optičkim skenerom.

Prilog *VID* baze - *VID-I* (eng. *Vlatacom Dataset - latents*) sadrži sledeće komponente:

- (i) 60 slika preklopljenih otisaka,
- (ii) 120 odgovarajućih maski komponentnih otisaka prstiju, kreiranih ručno;
- (iii) 10 referentnih otisaka prstiju, koji odgovaraju otiscima od kojih je kreirana *VID-I* baza i koji su dobijeni skeniranjem optičkim skenerom.

VID-I baza sadrži slike 500 ppi rezolucije.

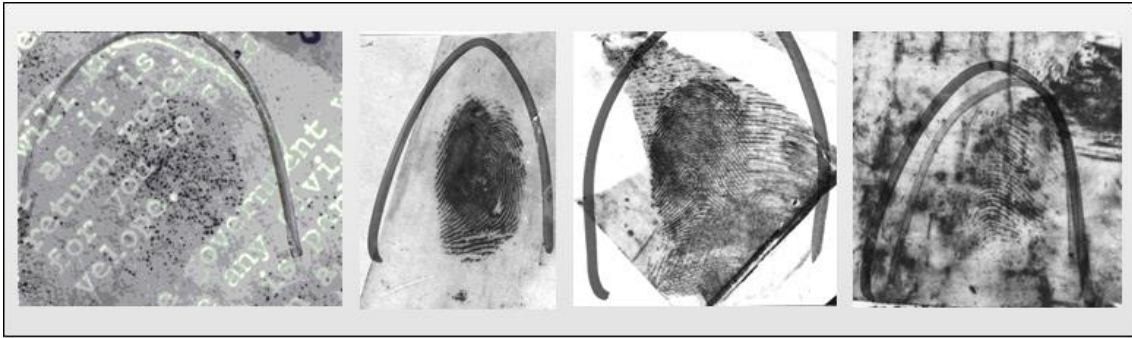
4 SEGMENTACIJA PREKLOPLJENIH LATENTNIH OTISAKA PRSTIJU

Rezime. U ovoj glavi su predstavljeni osnovni koncepti i specifičnosti segmentacije preklopljenih latentnih otisaka prstiju. Pošto je manuelna segmentacija i dalje prisutna kao jedino pouzdano rešenje, dat je osvrt na postojeća automatska rešenja za segmentaciju pojedinačnih latentnih otisaka prstiju, kao osnova od koje treba krenuti u rešavanju ovog problema. Opisana je i metrika za evaluaciju.

4.1 DEFINICIJA PROBLEMA

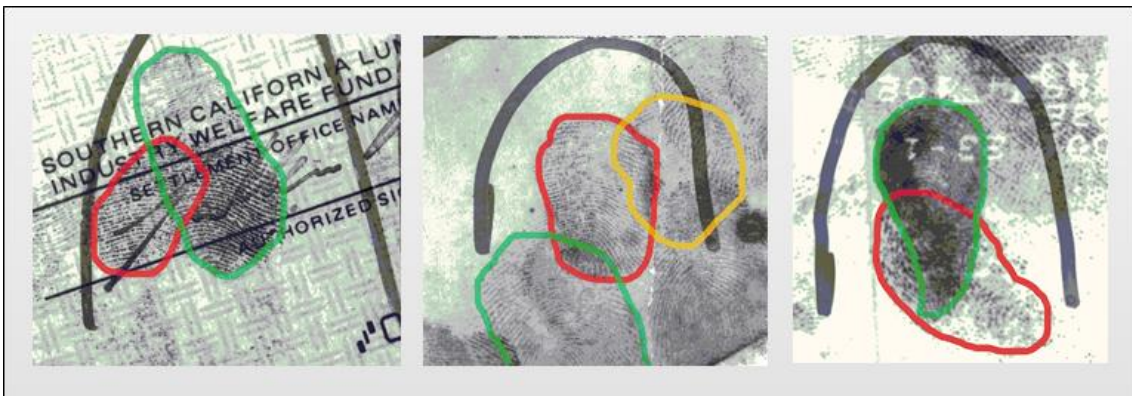
Originalni problem segmentacije **pojedinačnih** latentnih otisaka prstiju uključuje dva zadatka: (i) segmentacija regiona od interesa (regiona otiska prsta), i (ii) uklanjanje bilo koje vrste pozadinskog šuma sa regiona otiska.

Primeri prikazani na narednoj slici (Slika 4.1) vizuelno prikazuju neke od izazova u problemu segmentacije pojedinačnih latentnih otisaka prstiju, kao što su: (i) postojanje nejasno definisane granice između regiona otiska i pozadine; i (ii) činjenica da su linije otiska i pozadinski šum u velikoj meri isprepletani i preklopljeni [16].



Slika 4.1 Primeri latentnih otisaka prstiju preuzeti iz baze NIST SD-27A.

Problem segmentacije je još teži kada su na slici preklapljeni dva ili više latentnih otisaka prstiju (Slika 4.2). U ovom slučaju algoritam mora da bude sposoban da, pored izdvajanja ukupnog regiona od interesa, razlikuje i regione pojedinačnih otisaka prstiju.



Slika 4.2 Primeri preklapljenih latentnih otisaka prstiju, preuzeti iz baze NIST SD-27A, sa ilustrativno označenim regionima komponentnih otisaka prstiju.

Segmentacija **preklapljenih** otisaka prstiju uključuje tri zadatka: (i) izdvajanje ukupnog regiona otisaka, bez obzira kom otisku pripada koji segment, (ii) izdvajanje regiona pojedinačnih otisaka prstiju i (iii) uklanjanje pozadinskog šuma.

Ovaj problem ostaje otvoren i ostavlja prostor za dodatna istraživanja, pošto do sada, nije objavljena automatizovana metoda za segmentaciju preklapljenih otisaka prstiju. Najznačajniji pristupi koji se bave razdvajanjem preklapljenih latentnih otisaka prstiju, predloženi tokom poslednjih nekoliko godina [21] [1] [22] [32] [24] [23], uključuju manuelnu segmentaciju regiona komponentnih otisaka prstiju kao deo pred-procesiranja.

Dodatni izazov predstavlja i uklanjanje bilo kakvog strukturnog šuma sa slike preklapljenih otisaka prstiju, koji kao takav nije razmatran u do sada objavljenim radovima. Takođe, ne postoji javno dostupna baza otisaka koja sadrži značajnu količinu otisaka ovog tipa.

Zbog ovih činjenica, problem segmentacije preklapljenih latentnih otisaka prstiju će u narednim poglavljima biti razmatran u kontekstu izdvajanja regiona komponentnih otisaka prstiju.

Većina istraživača se oslanja na segmentaciju regiona otiska na nivou bloka slike veličine 16×16 piksela za slike sa rezolucijom 500ppi (slikama koje su skenirane sa drugačijom rezolucijom potrebno je promeniti veličinu jednostavnim alatima za obradu slike, na osnovu odnosa rezolucije slike i zahtevane rezolucije pre daljih koraka procesiranja). Ova veličina bloka predstavlja standard za razne aplikacije koje se tiču obrade otisaka prstiju, uključujući i algoritme za razdvajanje otisaka [21] [1] [22] [32] [24].

4.2 POSTOJEĆA REŠENJA

Kao što je ranije navedeno, veoma mali broj istraživača se bavio segmentacijom pojedinačnih latentnih otisaka prstiju, dok u trenutku pisanja ove disertacije nije bilo objavljenih pristupa za automatsku segmentaciju preklapljenih otisaka prstiju. U ovom svetlu, ovde su navedeni neki od najznačajnijih pristupa za segmentaciju pojedinačnih latentnih otisaka prstiju, objavljeni do sada. Dodatni motiv za pregled tehnika segmentacije pojedinačnih latentnih otisaka prstiju leži u činjenici da se ovi pristupi mogu, u principu, koristiti za deo problema segmentacije preklapljenih latentnih otisaka prstiju, i to za segmentaciju kompletnog regiona otisaka prstiju (bez razlikovanja koji segment pripada kom komponentom otisku prsta).

Proces segmentacije latentnih otisaka prstiju obično uključuje određivanje orijentacionog polja otiska, a na osnovu toga se kasnije filtrira sam otisak i na taj način izdvaja iz pozadine.

Najveći broj pristupa u literaturi [33] [26] za određivanje orijentacionog polja otisaka prstiju, generalno gledano, baziran je na lokalnim informacijama svake tačke/bloka. Latentni otisci prstiju, zbog lošeg kvaliteta, zahtevaju drugačiji pristup.

Najznačajniji automatizovani pristupi za segmentaciju latentnih otisaka su:

- U studiji [34], objavljenoj 2008. godine, predložena je tehnika za segmentaciju i poboljšanje latentnih otisaka prstiju korišćenjem kvazi-globalnog modela otiska prsta. Kvazi-globalni model otiska prsta se odnosi na činjenicu da se otisak prsta ne može predstaviti ni samo lokalnom ni samo globalnom strukturom, već strukturom na regionalnom nivou – regioni otiska prsta imaju uniformnu strukturu, kao što su paralelne linije. Ponuđena metoda pronalazi regione otiska sa uniformnom strukturom i na osnovu njih, uz određene aproksimacije, određuje region od interesa celog otiska. Ova metoda se ne oslanja na lokalne gradijente, pošto su oni osetljivi na strukturiran i nestructuriran šum. Upravo zbog ovoga, ova tehnika je otporna na odstupanja gradijenata. Rezultati su kvalitativno testirani kroz par primera, odn. slika, iz NIST SD27 baze [4].
- U studiji [35], objavljenoj 2011. godine, predložena je tehnika koja se bazira na pred-procesiranju latentnih otisaka i unakrsnoj korelaciji otiska sa idealnim šablonom linija otiska. U zavisnosti od nivoa korelacije, segmenti su klasifikovani kao region otiska/pozadina. Dodatno, ponuđena metoda uključuje i uklanjanje strukturiranog šuma u vidu paralelnih linija na osnovu *Hough-ove* metode [36], zato što upravo ovakav vid šuma generiše lažne karakteristike za poređenje (minucije) u toku procesa poređenja. Predložena metoda je prilikom testiranja dala sledeće rezultate: FAR (eng. *False Acceptance Rate*) od 32% i TAR (eng. *True Acceptance Rate*) od 68%. Dati koeficijenti evaluacije su detaljno objašnjeni u narednom poglavlju (poglavlje 4.3).
- U studiji [37], objavljenoj 2012. godine, predložena je tehnika za segmentaciju latentnih otisaka koja se bazira na adaptivnom modelu totalne varijacije (eng. *TV-L1 - Total Variation based model*) i koeficijentu sličnosti L1 (eng. *L1 fidelity coefficient*). Ponuđena metoda uključuje izdvajanje regiona od interesa latentnog otiska prsta i uklanjanje strukturiranog šuma. Modeli totalne varijacije se uspešno primenjuju na problemima dekompozicije slike i izdvajanja određenih karakteristika [38] [39] [40]. TV-L1 modeli razdvajaju ulazne slike na dva sloja – crtež i teksturu. Ponuđeni adaptivni TV-L1 model

razlaže sliku latentnog otisaka na dva sloja – crtež, koji sadrži strukturirani šum, i teksturu, koja sadrži latentni otisak i malu količinu preostalog šuma. Koeficijent sličnosti L1 se dinamički adaptira na osnovu nivoa šuma pozadine na slici otiska. Ponuđeni model je testiran na tri primera iz baze latentnih otisaka prstiju NIST SD-27.

- Kasnije, 2012. godine, ista grupa autora je objavila studiju [41] u kojoj je ponuđena metoda bazirana na modelu direkcione totalne varijacije (eng. *DTV - Directional Total Variation*) za identifikovanje obrasca otiska prsta. Razlika između ponuđene metode i prethodne metode istih autora [37] je u tome da nova metoda dodatno koristi prostorne informacije u vezi teksture, odn. orijentacionog polja otiska. Koristi se činjenica da orijentaciono polje otiska u najvećem delu ima jasan tok paralelnih linija, i na taj način isključuje strukturirani šum sličnih karakteristika kao sam otisak prsta, što u prethodnoj metodi nije bio slučaj. Ponuđena metoda je dala dobre preliminarne rezultate prilikom testiranja na istim primerima kao prethodna.
- U studiji [42], objavljenoj 2012. godine, predložen je novi pristup koji za segmentaciju latentnih otisaka koristi orijentaciono polje i frekvenciju linija otiska. U prvom koraku, orijentacioni tenzori određenih karakteristika koriste se za izdvajanje regiona otiska prsta, kao i za eliminaciju pozadinskog strukturalnog šuma. Zatim se lokalna Furijeova analiza koristi za procenu lokalne frekvencije linija latentnog otiska prsta i izdvajanje regiona otiska bazirano na proceni validnosti frekvencija. (frekvencije prema [26] spadaju u opseg $[1/3, 1/25]$ za slike sa 500ppi rezolucijom). Konačni rezultat se dobija presekom maski dobijenih u oba koraka. Eksperimentalni rezultati pokazuju da Rang-1 stopa prepoznavanja iznosi 16.28% za primere iz NIST SD-27 baze (rang-1 stopa prepoznavanja kao koeficijent evaluacije je detaljno objašnjena u narednom poglavlju, poglavlje 4.3).

4.3 METODOLOGIJA EVALUACIJE SEGMENTACIJE OTISAKA PRSTIJU

Globalni pokazatelji koji mogu da se koriste za procenu performansi segmentacije otiska prsta su pokazatelji povezani sa performansama prepoznavanja samih otisaka, na kraju procesa segmentacije:

- Rang- n stopa prepoznavanja,
- *False Non-Match Rate - FNMR*, i
- *False Match Rate - FMR*.

Rang-1 stopa prepoznavanja (u idealnom slučaju Rang-1 = 100%) je najvažnija mera pouzdanosti 1:N sistema za prepoznavanje. 1:N sistemi za prepoznavanje podrazumevaju da se jedan uzorak poredi sa N uzoraka u bazi, gde se kao rezultat dobija lista sa merom sličnosti uzoraka iz baze sa testiranim uzorkom, poređana u opadajućem redosledu (prvi rezultat u ponuđenoj listi ima najveću sličnost sa testiranim uzorkom).

Rang- n stopa prepoznavanja je procenat broja testiranih uzoraka za koje se ispravno (pravo) prepoznavanje nalazi među prvih n ponuđenih uzoraka (n uzoraka sa najvećom sličnošću), Rang-1 stopa prepoznavanja pokazuje koliko je pravih poređenja dobilo najveću vrednost mere sličnosti prilikom poređenja [43].

Uobičajeni način prikazivanja ove jedinice mere je pomoću kumulativne krive karakteristike prepoznavanja (eng. *cumulative match characteristic curve - CMC*), koja prikazuje Rang- n stopu prepoznavanja u funkciji broja n .

Stopa pogrešnog ne-prepoznavanja (eng. *False Non-Match Rate - FNMR*) je verovatnoća da sistem nije prepoznao odgovarajući uzorak, dok stopa pogrešnog prepoznavanja (eng. *False Match Rate - FMR*) izražava verovatnoću prepoznavanja pogrešnog uzorka [2]. Jedan od načina prikazivanja ovih pokazatelja performansi prepoznavanja je pomoću **ROC** krive (eng. *receiver operating characteristic - ROC*), koja prikazuje odnos *FMR* i *FNMR*.

Kao što je navedeno, prethodno navedene metode se koriste u kontekstu prepoznavanja samih otisaka, bez ulaženja u sam proces segmentacije. Ovo je posredna provera kvaliteta segmentacije, koja ne može na pravi način da prikaže performanse algoritama za segmentaciju. Zbog toga se u literaturi problem segmentacije otisaka

često posmatra kao problem binarne klasifikacije, gde se segmentacija evaluira pomoću standardnih pokazatelja klasifikacije - *konfuzione matrice* i **ROC** krive, računatih na svakom uzorku ponaosob. Uporedno se posmatraju rezultati klasifikatora za svaki ulazni parametar (blok, piksel) i ručno definisana maska otiska, koja se smatra referencom u procesu obrade latentnih otisaka prstiju. Na osnovu toga, za svaki uzorak, odn. sliku otiska, moguće je odrediti parametre konfuzione matrice i nacrtati **ROC** krivu.

Slika 4.3 prikazuje konfuzionu matricu.

	PCP	PCN
TCP	TP	FN <i>(Type II error)</i>
TCN	FP <i>(Type I error)</i>	TN

Slika 4.3 Konfuziona matrica

Osnovni parametri konfuzione matrice su opisani u narednom tekstu.

Osnovna stanja:

- **TCP** (eng. *True Condition Positive*) - prava pozitivna klasa (stanje) posmatrane slike otiska predstavlja segmente slike (blok, piksel) koji su na ručno definisanoj masci proglašeni za segmente regiona od interesa;
- **TCN** (eng. *True Condition Negative*) - prava negativna klasa posmatrane slike predstavlja segmente slike koji su na ručno definisanoj masci proglašeni za segmente pozadine;
- **PCP** (eng. *Predicted Condition Positive*) - prediktovana pozitivna klasa posmatrane slike predstavlja segmente slike koji su na automatski dobijenoj masci proglašeni za segmente regiona od interesa od strane klasifikatora;

- **PCN** (eng. *Predicted Condition Negative*) - prediktovana negativna klasa posmatrane slike predstavlja segmente slike koji su na automatski dobijenoj masi proglašeni za segmente pozadine od strane klasifikatora.

Osnovni rezultati:

- **TP** (eng. *True Positive*) - pravi pozitivni rezultati, ekvivalentno sa pogotkom;
- **TN** (eng. *True Negative*) - pravi negativni rezultati, ekvivalentno sa ispravnom klasifikacijom pozadine;
- **FP** (eng. *False Positive, Type I error*) - lažni pozitivni rezultati;
- **FN** (eng. *False Negative, Type II error*) - lažni negativni rezultati.

Izvedeni rezultati (koeficijenti):

- **TPR** (eng. *True Positive Rate*), , ekvivalentno sa **TAR** (eng. *True Acceptance Rate, sensitivity, hit rate, recall*) - stopa pozitivnih rezultata koji su ispravno identifikovani kao pozitivni (npr. procenat blokova regiona od interesa koji su ispravno klasifikovani kao takvi);
- **FPR** (eng. *False Positive Rate*) , ekvivalentno sa **FAR** (eng. *False Acceptance Rate, fall-out*) - stopa dobijenih pozitivnih rezultata koji su pogrešno klasifikovani kao pozitivni;
- **ACC** (eng. *Accuracy*) – pouzdanost je stopa ispravno klasifikovanih i pozitivnih i negativnih rezultata zajedno;
- **PPV** (eng. *Positive Predictive Value, precision*) – preciznost je procenat ispravno klasifikovanih pozitivnih rezultata u odnosu na ukupan broj pozitivnih rezultata, uključujući i ispravne i pogrešne pozitivne rezultate;
- **F1 score** - integrisana jedinica mere - harmonijska sredina pouzdanosti (**ACC**) i preciznosti (**PPV**).

Izvedeni koeficijenti su matematički definisani na sledeći način:

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN}, \quad (1)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP+TN}, \quad (2)$$

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}, \quad (3)$$

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (4)$$

$$F1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}. \quad (5)$$

Na osnovu konfuzione matrice moguće je nacrtati **ROC** krivu za svaki uzorak otiska, koja se ovde posmatra kao kriva odnosa **TAR** i **FAR**.

Pored opisanih metrika, postoje i slični koeficijenti koje se koriste u literaturi [44] [45] [46] [47], a koji su specijalizovani za evaluaciju segmentacije jednog objekta na slici, kao što je segmentacija jednog otiska:

- **Err** (eng. *Error coefficient*, *1-ACC*) - predstavlja procenat pogrešno klasifikovanih blokova slike otiska, vrednost *Err* komplementarna je vrednosti prethodno definisanog koeficijenta *ACC* u opsegu mogućih vrednosti za oba koeficijenta (0-1) [46] [47];
- **hc** (eng. *hit coefficient*, *TPR*) - predstavlja relativnu površinu otiska prsta koja je ispravno klasifikovana, vrednost *hc* jednaka je vrednosti prethodno opisanog *TPR* koeficijenta [45] [46] [47];
- **mc** (eng. *mistake coefficient*) - predstavlja relativnu površinu koja je pogrešno klasifikovana kao deo otiska prsta, a pripada pozadini [45] [46] [47];

Navedeni koeficijenti su matematički definisani na sledeći način:

$$Err = \frac{\text{Num. of blocks } (M_a \neq M_m)}{\text{Num. of blocks } (M_m)}, \quad (6)$$

gde je M_a maska otiska dobijena automatizovanom metodom, dok je M_m manuelno definisana maska. M_a i M_m moraju biti iste veličine. Veličina bloka za koji se definiše maska zavisi od primenjenog algoritma.

$$hc = \frac{\text{Area}(R_a \cap R_m)}{\text{Area}(R_m)}, \quad (7)$$

$$mc = \frac{\text{Area}(R_a - R_m)}{\text{Area}(R_m)}, \quad (8)$$

gde je R_a automatski detektovan *ROI*, dok je R_m manuelno definisan *ROI*.

Za specijalni slučaj preklapljenih otisaka, gde je potrebno razlikovati tri regiona - pozadinu, *ne-preklapljeni* i *preklapljeni* region moguće je posmatrati problem evaluacije kao **dve klase binarne segmentacije**:

- Izdvajanje *Regiona od Interesa* od pozadine (**ROI klasa** segmentacije), i
 - Izdvajanje *Preklapljenog* regiona od ostatka slike (**OV klasa** segmentacije),
- gde se za oba slučaja ponaosob računaju opisani koeficijenti.

5 SEGMENTACIJA PREKLOPLJENIH LATENTNIH OTISAKA PRSTIJU BAZIRANA NA MAŠINSKOM UČENJU

Rezime. U ovoj glavi je predložena nova metoda za segmentaciju preklopljenih otisaka prstiju zasnovana na konvolucionim neuralnim mrežama (CNN), koje spadaju u tehnike mašinskog učenja. Ponuđena metoda, korišćenjem prethodno trenirane CNN, blokove slike preklopljenih otisaka klasifikuje kao blokove pozadine, blokove nepreklopljenog regiona i blokove preklopljenog regiona. Detaljno su opisani eksperimenti na osnovu kojih su određeni optimalni parametri metode. Pored ponuđene metode opisana je i metoda koja joj je prethodila – metoda za segmentaciju preklopljenih otisaka prstiju zasnovana na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima, kao i dve metode za segmentaciju pojedinačnih otisaka prstiju koje se baziraju na neuralnim mrežama. Ponuđena metoda, zasnovana na CNN tehnici, daje značajno bolje rezultate u odnosu na prethodnu metodu, zasnovanu na Furijeovim koeficijentima i neuralnim mrežama.

5.1 PRISTUP BAZIRAN NA NEURALNIM MREŽAMA

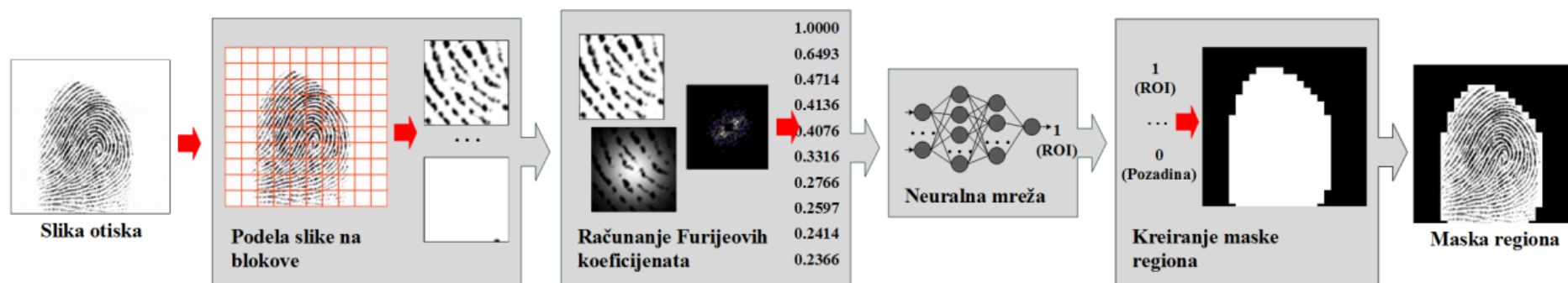
Dve metode segmentacije bazirane na neuralnim mrežama, koje su ponuđene za potrebe segmentacije pojedinačnih otisaka prstiju [46] [47], pokazale su se upotrebljivim za segmentaciju preklopljenih otisaka.

5.1.1 Segmentacija pojedinačnih otisaka prstiju bazirana na neuralnim mrežama

Dve ponuđene metode za segmentaciju pojedinačnih otisaka prstiju koje se zasnivaju na neuralnim mrežama postavljaju određene predstave blokova slike otiska (vrednosti osvetljaja piksela sadržanih u bloku ili Furijeove koeficijente računane nad blokom) na ulaz neuralne mreže, koja ih zatim klasifikuje kao blokove pozadine i regiona od interesa (ROI).

Metode se sastoje od istih osnovnih koraka (Slika 5.1):

1. Slika otiska se deli na blokove.
2. Predstave blokova se dovode na ulaz neuralne mreže, i to:
 - Vrednosti osvetljaja piksela bloka, za pristup [46],
 - Prvih 10 Furijeovih koeficijenata izračunatih za dati blok, za pristup [47].
3. Neuralna mreža klasifikuje svaki blok slike kao pozadinu ili ROI.
4. Rezultati klasifikacije se kombinuju u jedinstvenu masku regiona za svaku sliku otiska.



Slika 5.1 Segmentacija maske otiska zasnovana na Furijeovim koeficijentima i neuralnim mrežama.

Metoda za segmentaciju pojedinačnih otisaka prstiju bazirana na neuralnim mrežama i vrednostima osvetljaja piksela

Predložena metoda za segmentaciju [46], vrši segmentaciju regiona od interesa otiska prsta sa slike koja sadrži jedan otisak prsta, na osnovu prethodno trenirane neuralne mreže.

Predloženi algoritam počinje tako što se slika otiska prsta (500 ppi) podeli na segmente veličine 16×16 piksela. Dobijeni segmenti slike (256 vrednosti osvetljaja piksela sadržanih u segmentu slike) se zatim sekvencijalno postavljaju na ulaz prethodno trenirane neuralne mreže, koja ih klasifikuje kao segmente pozadine ili segmente regiona otiska. Za problem segmentacije izabrana je višeslojna *feed-forward* neuralna mreža [46].

Za treniranje neuralne mreže korišćeno je 10.000 segmenata slike veličine 16×16 piksela, nasumično izabranih sa 20 slika otisaka sadržanih u *Db1_b* podskupu FVC2002 baze (impresije br.3 i br.4). Impresije br. 3 i br. 4 su izabrane zato što sadrže razliku u rotaciji otiska prsta [48], što ih čini značajno različitim sa aspekta ovog problema, iako predstavljaju isti otisak prsta. Veličina segmenta slike (16×16 piksela) je izabrana uz pretpostavku da segment ove veličine sadrži dovoljno informacija za uspešnu klasifikaciju. Ova pretpostavka se bazira na činjenici da prosečan razmak između linija otiska (frekvencija linija otiska), na slici sa 500 ppi rezolucijom, iznosi 8 piksela [49]. Ova činjenica vodi do zaključka da segment slike otiska, duplo većih dimenzija (16×16 piksela) najverovatnije sadrži deo linija otiska ukoliko pripada region od interesa. Ova veličina bloka slike je takođe u širokoj upotrebi u različitim problemima procesiranja slike otiska [50] [51] [52].

Broja ulaza neuralne mreže mora da se poklapa sa brojem piksela sadržanih u segmentu slike – 256 ulaza za segment veličine 16×16 piksela. Problem segmentacije otisaka, sa stanovišta neuralne mreže, predstavlja problem binarne klasifikacije, tako da je potreban jedan izlaz neuralne mreže.

Višeslojne *feed-forward* neuralne mreže mogu da sadrže jedan ili više skrivenih slojeva sa perceptronima. Ne postoji tačna analitička metoda za određivanje optimalne unutrašnje strukture neuralne mreže [46]. Generalno, prvi skriveni sloj treba da ima više perceptrona od ulaznog sloja tako da se ulazni podatak razloži na manje delove. Broj perceptrona u sledećim skrivenim slojevima treba da konvergira ka broju izlaza.

Izabrana arhitektura neuralne mreže se sastoji od ulaznog sloja, dva skrivena sloja i izlaznog sloja. Broj perceptrona po sloju, je (od ulaza do izlaza) **256-500-120-1**.

Algoritam je implementiran u MATLAB-u. Za potrebe treniranja mreže korišćena je *trainscg* (eng. *scg* – *scaled conjugate gradient*) MATLAB funkcija. Ova funkcija za treniranje je specijalizovana za probleme sa velikim skupovima podataka [53] [54], u koje spada i treniranje mreže koja ima 256 ulaza, sa 10.000 podataka za treniranje. Skup za treniranje od 10.000 blokova je podeljen na sleći način: 70% blokova je korišćeno za sam proces treniranja, 15% za validaciju i 15% za testiranje. Proces treniranja se automatski zaustavlja kada se zaustavi poboljšanje generalizacije – što se detektuje prilikom povećanja srednje kvadratne greške na uzorcima za validaciju [46].

Treniranje je vršeno u 90 epoha. Srednja kvadratna greška na kraju procesa treniranja je iznosila 0.029, dok je procenat lose klasifikovanih blokova testnog podskupa iznosio 3,4%.

Neuralna mreža kao izlaz daje informaciju o tome da li segment koji je na ulazu pripada regionu otiska ili ne. Rezultati segmentacije se kombinuju u jedinstvenu masku regiona za određeni otisak prsta (Slika 5.1).

Metoda za segmentaciju pojedinačnih otisaka prstiju bazirana na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima

Pored prethodno opisane metode, ponuđena je slična metoda za segmentaciju pojedinačnih otisaka prstiju, bazirana na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima [47]. Ova metoda predstavlja modifikaciju prethodne metode, gde se na ulaz neuralne mreže dovode Furijeovi koeficijenti, računati nad datim segmentom slike. Upotreba Furijeovih koeficijenata je inspirisana činjenicom da segmenti linija otiska prsta podsećaju na 2D sinusni talas, koji se prostire duž pravca koji je ortogonalan na liniju otiska.

Identično prethodnoj metodi, algoritam počinje tako što se slika otiska (500 ppi) podeli na segmente (blokove) veličine 16×16 piksela. Furijeovi se zatim računaju za svaki od tih segmentata, na sledeći način:

- (i) Lokalni prozor veličine 64×64 piksela, koji je centriran sa datim blokom veličine 16×16 piksela, za koji se računaju Furijeovi koeficijenti, množi se sa bivarijantnom izotropnom Gausovom funkcijom. Veći prozor u odnosu na

veličinu bloka se koristi zato što se na taj način smanjuje uticaj šuma, kao i zato što se korišćenjem većeg prozora dobija veća rezolucija u frekvencijskom domenu.

- (ii) Zatim se nad rezultujućom slikom računa diskretna Furijeova transformacija (DFT).
- (iii) Amplituda komponenti na niskim frekvencijama (DC komponenta), koja predstavlja tačku sa najvećim osvetljajem u frekvencijskom domenu, se zatim postavlja na nulu.
- (iv) Dobijeni lokalni maksimumi u frekvencijskom domenu predstavljaju Furijeove koeficijente.

Ponuđena metoda koristi prvih 10 Furijeovih koeficijenata, poređanih po vrednosti u opadajućem redosledu, kao ulaz neuralne mreže. Slično prethodnoj metodi koristi se višeslojna *feed-forward* neuralna mreža, koja se sastoji od ulaznog sloja, dva skrivena sloja i izlaznog sloja. Broj perceptrona po sloju, je (od ulaza do izlaza) **10-50-25-1**.

Algoritam je takođe implementiran u MATLAB-u, korišćenjem *trainscg* funkcije za treniranje. Za potrebe treniranja neuralne mreže i testiranja ponuđene metode, u cilju konzistentnosti, korišćene su identične baze kao u prethodno opisanoj metodi, zasnovanoj na neuralnim mrežama i vrednostima osvetljaja piksela slike.

Treniranje je vršeno u 119 epoha, do trenutka kada je srednja kvadratna greška na validacionom skupu prestala da opada. Srednja kvadratna greška na kraju procesa treniranja je iznosila 0.027, dok je procenat loše klasifikovanih blokova testnog podskupa iznosio 2,8%.

Evaluacija metoda za segmentaciju pojedinačnih otisaka prstiju

Obe prethodno navedene metode evaluirane su pomoću koeficijenata specijalizovanih za probleme segmentacije pojedinačnih objekata na slici, opisanih u poglavlju 4.3 - *Err, hc i mc*.

Za procenu performanci ponuđenih metoda, upoređeni su rezultati segmentacije otisaka pomoću datih metoda sa rezultatima ručne segmentacije regiona otiska (zvanični forenzički metod) na bazi otisaka koja sadrži 200 slika pojedinačnih otisaka prstiju –

korišćen je *Db1_a* podskup (impresije br.3 i br.4), FVC2002 [30] baze, koja je detaljnije opisana u poglavlju 2.5.3.

Tabela 5.1 prikazuje srednje vrednosti posmatranih koeficijenata. Iz tabele se zaključuje da je pristup baziran na Furijeovim koeficijentima i neuralnim mrežama [47] superiorniji od prethodnog pristupa, zasnovanog na neuralnim mrežama i vrednostima osvetljaja piksela [46] prema svim koeficijentima evaluacije.

Tabela 5.1 Poređenje rezultata zasnovanih na neuralnim mrežama [46] [47]

Metoda segmentacije zasnovana na:	<i>Err/I-ACC</i>	<i>hc/TPR</i>	<i>mc</i>
Neuralnim mrežama i pikselima blokova	0.0551	0.9252	0.1153
Neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima	0.0341	0.9613	0.0711

Poređenje grešaka na testnom skupu dobijenih u toku procesa treniranja, gde procenat pogrešno klasifikovanih blokova pomoću metode zasnovane na vrednostima piksela iznosi 3,4%, a procenat pogrešno klasifikovanih blokova pomoću metode zasnovane na Furijeovim koeficijentima iznosi 2,8%, takođe ukazuje na superiornost metode zasnovane na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima.

5.1.2 Segmentacija preklapljenih otisaka prstiju bazirana na neuralnim mrežama

Dobre performanse i značajno bolji rezultati metode segmentacije pojedinačnih otisaka prstiju bazirane na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima [47], u odnosu na metodu zasnovanu na vrednostima piksela blokova [46], ukazale su na opravdanost testiranja ove metode na problemu segmentacije preklapljenih otisaka prstiju, u cilju poređenja sa standardnom procedurom - manuelnom segmentacijom [44].

Primenjeni algoritam za segmentaciju preklapljenih otisaka je u osnovi isti kao algoritam za segmentaciju pojedinačnih otisaka, opisan u prethodnom poglavlju, uz određene izmene [44]:

- Cilj metode je razlikovanje tri različita regiona na slici preklapljenih otisaka: (i) regiona *pozadine*; (ii) *ne-preklapljenog* regiona, koji uključuje ne-preklapljene delove oba komponentna otiska, bez obzira kom otisku koji blok pripada; i (iii) *preklapljenog* regiona, koji uključuje preklapljene blokove oba komponentna otiska.
- Segmentacija se vrši u dva koraka: (i) region otiska, uključujući i *ne-preklapljeni* i *preklapljeni* region oba otiska, izdvaja se od *pozadine* (*ROI klasa* segmentacije), i (ii) *preklapljeni* region izdvaja se od *ne-preklapljenog* regiona (*OV klasa* segmentacije). Oba koraka koriste različite neuralne mreže.
- Za obe javno dostupne baze preklapljenih otisaka (*Tsinghua OLF* i *SOF*) trenirane su različite neuralne mreže sa blokovima izdvojenim sa 20 nasumično odabranih slika iz obe baze.
- Obe trenirane neuralne mreže imaju istu arhitekturu - koristi se višeslojna *feed-forward* neuralna mreža, koja se sastoji od ulaznog sloja, dva skrivena sloja i izlaznog sloja; broj perceptrona po sloju, je (od ulaza do izlaza) **10-50-25-3**; za treniranje je korišćeno po 10.000 blokova izdvojenih sa prethodno definisanih podskupova *OLF* i *SOF* baza.
- Algoritam je testiran na preostalih 80 slika, za svaku bazu pojedinačno.

Tabela 5.2 prikazuje rezultate poređenja segmentacije za obe klase (*OV* i *ROI* klasa) u odnosu na manuelnu segmentaciju, za obe baze.

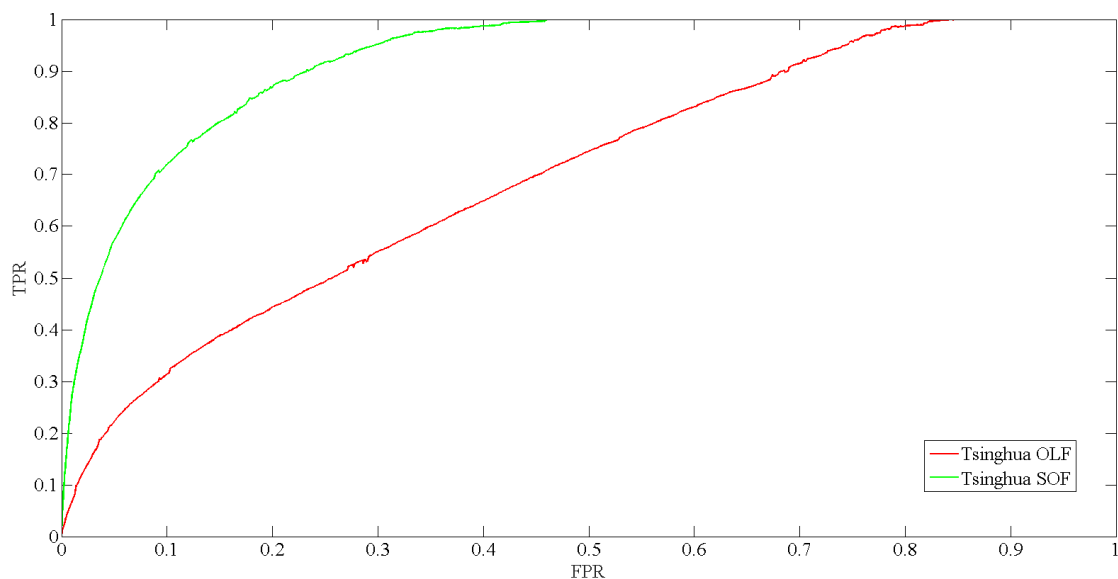
U predloženoj postavci sistema, ne vrši se više segmentacija jednog objekta na slici, već problem suštinski prerasta u problem klasifikacije, sa tri klase. Iz tog razloga, koeficijenti koji su specijalizovani za probleme segmentacije pojedinačnih otisaka - *Err*, *hc* i *mc* (poglavlje 4.3) su zamenjeni koeficijentima koji bolje oslikavaju probleme klasifikacije - *TPR*, *FPR*, *ACC* i *F1* i *ROC* kriva (poglavlje 4.3).

U tabeli 5.2 prikazane su srednje vrednosti koeficijenata - *TPR*, *FPR*, *ACC* i *F1*, za test podskup svake baze.

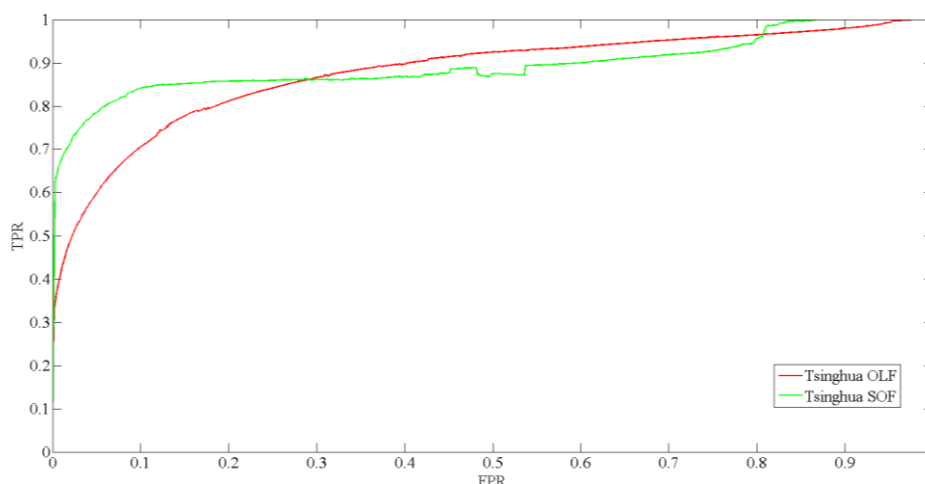
Slika 5.2 i Slika 5.3 prikazuju prosečne *ROC* krive *OV klase* i *ROI klase* segmentacije preklapljenih otisaka prstiju pomoću metode bazirane na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima za *Tsinghua OLF* i *SOF* baze, respektivno.

Tabela 5.2 Rezultati segmentacije preklapljenih otisaka prstiju pomoću metode bazirane na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima.

Klasa	Baza	TPR	FPR	ACC	F1
ROI	OLF	0.9155	0.1409	0.8926	0.8884
	SOF	0.9779	0.0656	0.9442	0.9257
OV	OLF	0.9210	0.4080	0.6264	0.2957
	SOF	0.9999	0.3454	0.7775	0.7712



Slika 5.2 ROC kriva OV klase segmentacije preklapljenih otisaka prstiju pomoću metode bazirane na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima za Tsinghua OLF i SOF baze.



Slika 5.3 ROC kriva ROI klase segmentacije preklopljenih otisaka prstiju pomoću metode bazirane na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima za Tsinghua OLF i SOF baze.

Prikazani rezultati ukazuju na to da za opisani algoritam *Tsinghua SOF* baza predstavlja lakši problem u odnosu na *OLF* bazu (rezultati za *OLF* bazu nadmašuju rezultate za *SOF* bazu u svim koeficijentima), za obe klase segmentacije,. Razlog za ovo leži u činjenici da *SOF* baza sadrži slike dobrog kvaliteta, bez šuma koji potiče od forenzičkog praha, za razliku od *OLF* baze.

Rezultati takođe ukazuju na to da algoritam pokazuje bolje rezultate za *ROI klasu* segmentacije, u odnosu na *OV klasu*, za obe baze. Razlog za ovo leži u činjenici da je za algoritam lakše da razlikuje blokove koji sadrže/ne sadrže linije otiska, predstavljene u vidu 2D sinusoida, u odnosu na razlikovanje blokova koji sadrže različit broj 2D sinusoida (blokovi *ne-preklopljenog* regiona sadrže jednu 2D sinusoidu, dok blokovi *preklopljenog* sadrže dve).

Na osnovu poređenja rezultata iz Tabela 5.2 za *SOF* bazu, sa rezultatima segmentacije pojedinačnih otisaka (Tabela 5.1), jasno je da je problem segmentacije preklopljenih otisaka dosta veći izazov za predloženi algoritam, i da rezultati nisu dovoljno dobrog kvaliteta za razvoj i implementaciju potpuno automatskog sistema za razdvajanje otisaka.

5.2 PRISTUP BAZIRAN NA *DEEP LEARNING* METODI

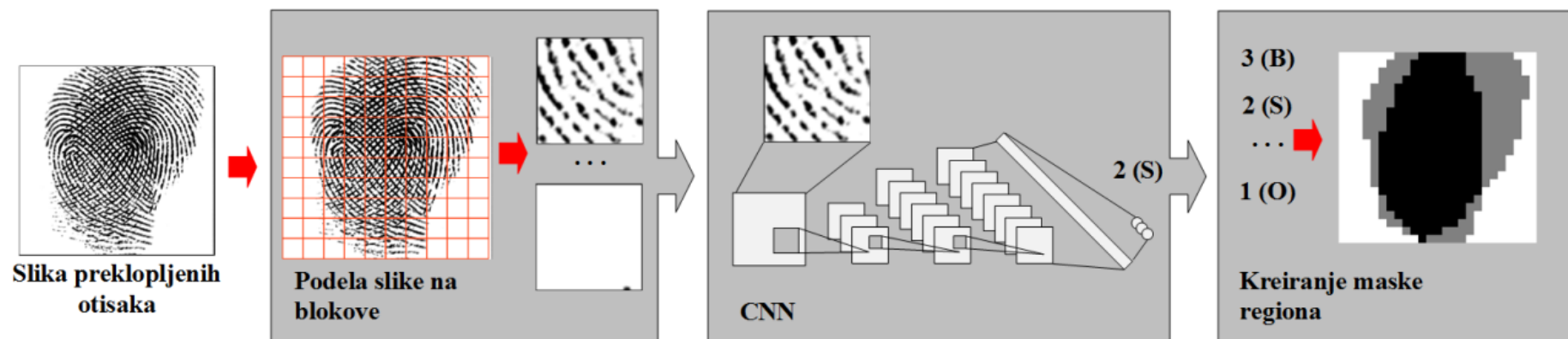
5.2.1 Opis algoritma

U cilju prevazilaženja problema opisanih u prethodnom poglavlju, gde neuralne mreže nisu pokazale dovoljno dobre performanse u segmentaciji preklopljenih otisaka prstiju, razvijena je metoda za segmentaciju koja se bazira na *Deep Learning* (DL) tehnici [55] [56] [57] optimizovanj za rad sa dvo/više-dimenzionim podacima [58] kao što su slike - **konvolucione neuralne mreže** (eng. *Convolutional Neural Networks* - *CNN*).

Nova metoda, zasnovana na DL-u, postavlja blokove slike preklopljenih otisaka na ulaz konvolucione neuralne mreže, koja ih zatim klasifikuje kao blokove *pozadine*, *ne-preklopljenog* i *preklopljenog* regiona.

Metoda se sastoji od sličnih osnovnih koraka (Slika 5.4) kao prethodno opisana metoda za segmentaciju preklopljenih otisaka, zasnovana na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima:

1. Slika otiska (500ppi) se deli na preklapajuće blokove određene veličine (
2. Slika 5.5);
3. Blokovi se sukcesivno dovode na ulaz konvolucione neuralne mreže;
4. Konvoluciona neuralna mreža klasifikuje svaki blok slike kao blok *pozadine*, *ne-preklopljenog* ili *preklopljenog* regiona;
5. Rezultati klasifikacije se kombinuju u jedinstvenu masku regiona za svaku sliku otiska.

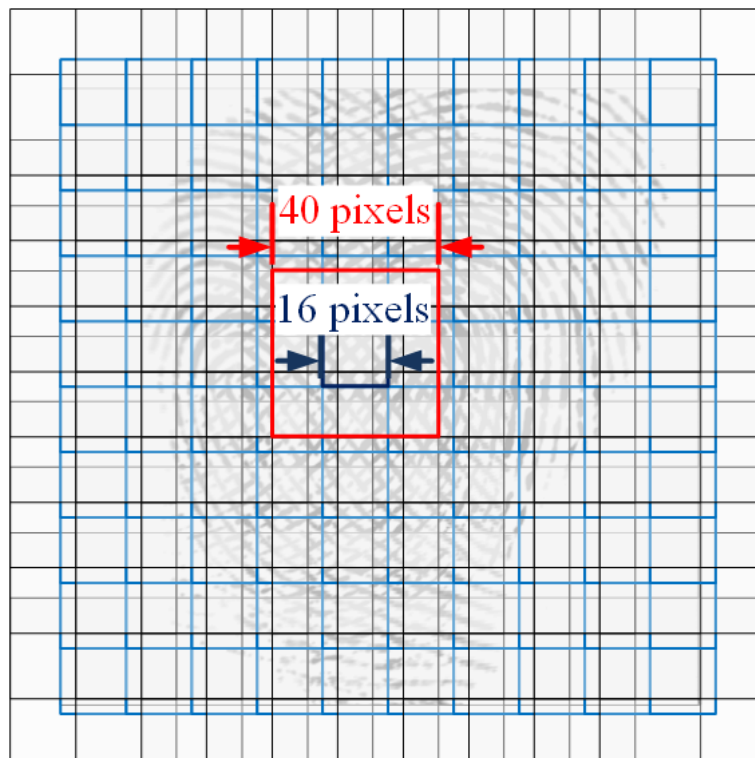


Slika 5.4 Segmentacija maske otiska zasnovana na konvolucionim neuralnim mrežama. 1(O) predstavlja klasu preklapljenog regiona, 2(S) predstavlja klasu ne-preklapljenog regiona, 3(B) predstavlja klasu pozadine,

U cilju utvrđivanja optimalnih parametara predloženog algoritma - veličine bloka i arhitekture konvolucione neuralne mreže, obavljeno je više eksperimenata. Prvo je izabrana optimalna arhitektura - vršeno je testiranje tri CNN arhitekture iz literature kao optimalnih za probleme klasifikacije - (i) *AlexNet*, dizajnirana za prepoznavanje objekata [59], (ii) *VggNet*, dizajnirana za prepoznavanje slika [60] i (iii) *simplified AlexNet (SAINet)*, dizajnirana za određivanje orijentacionog polja latentnih otisaka [61]. Tri testirane arhitekture se razlikuju pre svega po kompleksnosti, i samim tim procesorskoj zahtevnosti. Kompleksnost se u ovom slučaju, slično kao kod neuralnih mreža, ogleda u broju slojeva i perceptrona u svakom sloju. *AlexNet*, kao najkompleksnija od date tri arhitekture sadrži sedam slojeva, *VggNet* sadrži isti broj slojeva, ali manji broj perceptrona u svakom sloju, dok *SAINet*, kao najmanje kompleksna, sadrži četiri sloja. Sve tri arhitekture će biti detaljnije opisane u poglavlju 5.2.3.

U sledećem koraku određena je optimalna veličina bloka uz korišćenje izabrane arhitekture. Za veličinu bloka testirane su sledeće mogućnosti - 16×16 , 24×24 , 32×32 , 40×40 , 48×48 i 64×64 piksela.

Eksperimenti su detaljno opisani u narednim poglavljima.



Slika 5.5 Proces deljenja slike otiska na preklapajuće blokove

Pošto je u prethodnom poglavlju pokazano da *OV klasa* poređenja za *Tsinghua OLF* bazu predstavlja najveći izazov za algoritme za segmentaciju, odlučeno je da se rezultati poređenja ove opcije koriste kao pokazatelj optimalnog izbora veličine bloka.

Kao optimalne vrednosti izabrane su - *SAINet* za **arhitekturu** konvolucione neuralne mreže (detaljno objašnjeno u Poglavlju 5.2.3), i **veličina bloka 40×40** piksela (detaljno objašnjeno u Poglavlju 5.2.4).

Veličina bloka se ovde odnosi na preklapajuće blokove koji se izdvajaju sa slike (Slika 5.5), gde je širina preklapajućeg dela dva sukcesivna bloka 28 piksela - krajnji rezultat ovog procesa je maska otisaka na nivou bloka veličine 16×16 piksela, (koji se nalazi u centru inicijalnog preklapajućeg bloka), kao optimalne veličine za dalje procesiranje (objašnjeno u Poglavlju 4.1).

5.2.2 Treniranje konvolucione neuralne mreže

Predloženo rešenje uključuje nezavisno treniranje konvolucione neuralne mreže sa dva različita skupa za treniranje: (i) **CNN-SO** - mreža trenirana za segmentaciju veštački preklopljenih otisaka (*Tsinghua SOF* baza), i (ii) **CNN-OL** - mreža trenirana za segmentaciju latentnih preklopljenih otisaka (*Tsinghua OLF* baza).

Konvolucione neuralne mreže zbog svoje kompleksnosti zahtevaju treniranje sa što većim brojem uzoraka u trening skupu [60]. Iz date činjenice izveden je zaključak da podskup postojećih baza koji je korišćen za treniranje neuralnih mreža u pristupu zasnovanom na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima (po 20 nasumično izabranih slika iz *OLF* i *SOF* baza) nije dovoljan za treniranje konvolucionih neuralnih mreža i da je potrebno kreirati nove uzorke koji bi služili za treniranje kompleksnih mreža. Sa ovom motivacijom kreirane su prethodno opisane baze otisaka – *VID* i *VID-l* (glava 3).

Za treniranje **CNN-SO** mreže korišćeno je 30.000 blokova slika preklopljenih otisaka, nasumično izdvojenih sa slika veštački preklopljenih otisaka (500ppi) koje se nalaze u novoj *VID* bazi, koja je detaljno opisana u glavi 3. Otisci iz *VID* baze su kreirani na sličan način kao otisci iz *Tsinghua SOF* baze, uz korišćenje različitih komponentnih otisaka, dodatnih varijacija u pogledu ugla preklapanja otisaka, i uz dodatak Gausovog šuma na polovini uzoraka. Uzorci za treniranje su birani tako da

polovina uzoraka sadrži Gausov šum, i da su sve tri klase (*pozadina, ne-preklopljeni i preklopljeni region*) podjednako zastupljene. *VID* baza, koja sadrži značajno veći broj uzoraka od *SOF* baze, je kreirana za potrebe treniranja sistema koji zahtevaju veliki broj podataka za treniranje, kao što je treniranje CNN mreža.

Za treniranje CNN-OL mreže korišćeno je 30.000 blokova slika preklopljenih otisaka, nasumično izdvojenih sa slika latentnih preklopljenih otisaka (500ppi) koji se nalaze u *VID-1* prilogu *VID* baze, kreiranih na sličan način kao otisci iz *Tsinghua OLF* baze, pomoću forenzičkih metoda i uz korišćenje različitih komponentnih otisaka. Uzorci za treniranje su takođe birani tako da su sve tri klase (*pozadina, ne-preklopljeni i preklopljeni region*) podjednako zastupljene.

30.000 blokova iz baza za treniranje je nasumično podeljeno na dva podskupa prema sledećim procentima: (i) 60% baze je korišćeno kao trening podskup, a (ii) 40% baze kao validacioni podskup. Korišćeni alat za treniranje CNN mreža (MatConvNet [62]) ne podrazumeva definisanje posebnog testnog podskupa prilikom procesa treniranja.

Obe baze za treniranje su javno dostupne za akademska istraživanja. Opisana metoda je implementirana u Matlabu, korišćenjem alata MatConvNet [62].

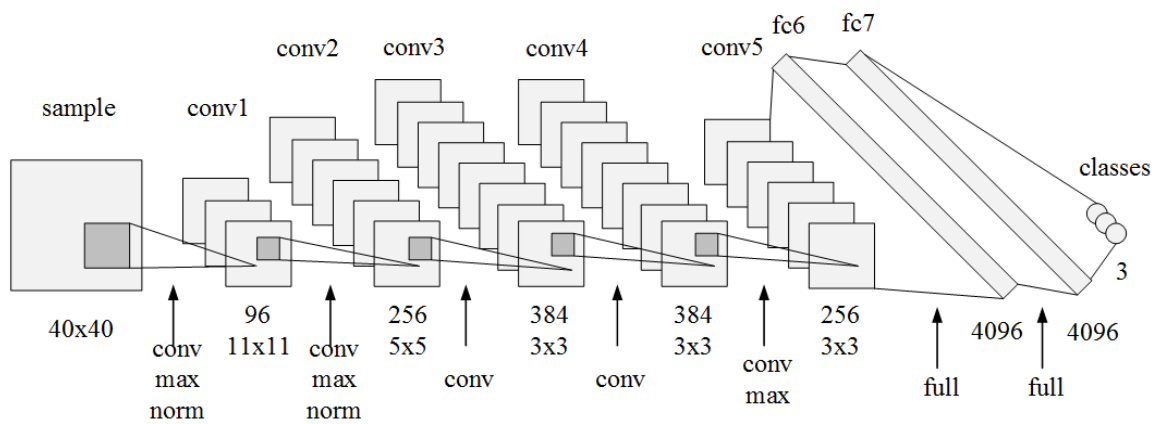
5.2.3 Arhitektura konvolucione neuralne mreže

U cilju izbora optimalne arhitekture mreže, uzeta je polazna pretpostavka o dve najverovatnije veličine bloka - 32×32 piksela i 40×40 piksela, i vršeni su nezavisni eksperimenti za obe veličine bloka. Pretpostavka se zasniva na činjenici da blok sa jedne strane treba da bude što veći da bi uključio što više korisnih informacija, a sa druge strane treba obezbediti uspešno razlikovanje regiona, što nije moguće sa prevelikim blokovima. U prethodno opisanoj metodi zasnovanoj na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima korišćena je veličina bloka 16×16 piksela, kao optimalna za dalje korake procesiranja otisaka. Iz istog razloga ovde je kao cilj postavljeno da nova metoda na izlazu daje masku regiona na nivou veličine bloka 16×16 piksela. Za inicijalne eksperimente za određivanje optimalne arhitekture konvolucione neuralne mreže izabrana je veličina preklapajućeg bloka sa duplo većom osnovicom - 32×32 piksela i veličina bloka 40×40 piksela, koja sadrži veći broj informacija. Eksperimenti

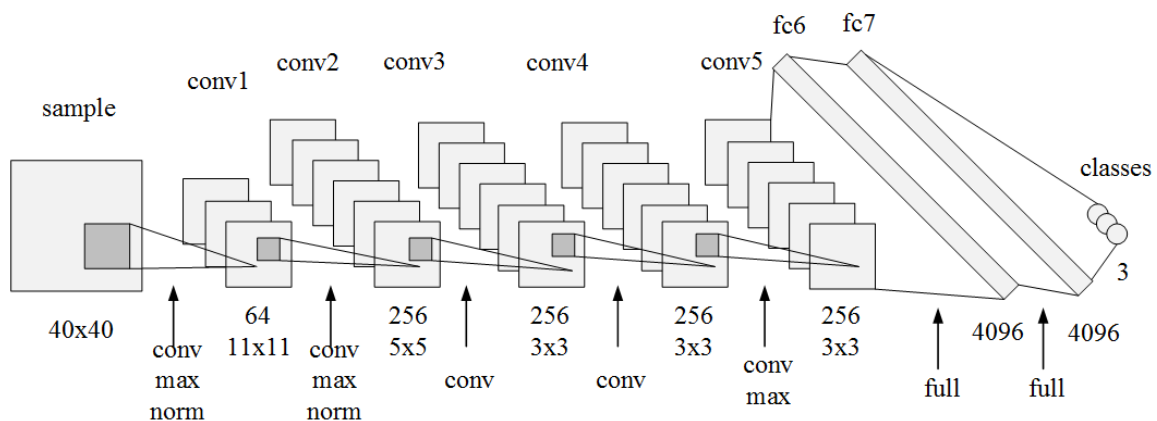
za određivanje optimalne veličine bloka, gde je testiran veći broj vrednosti je opisan u narednom poglavlju.

Za obe veličine bloka (32×32 piksela i 40×40 piksela), testirane su sve tri različite arhitekture konvolucione neuralne mreže:

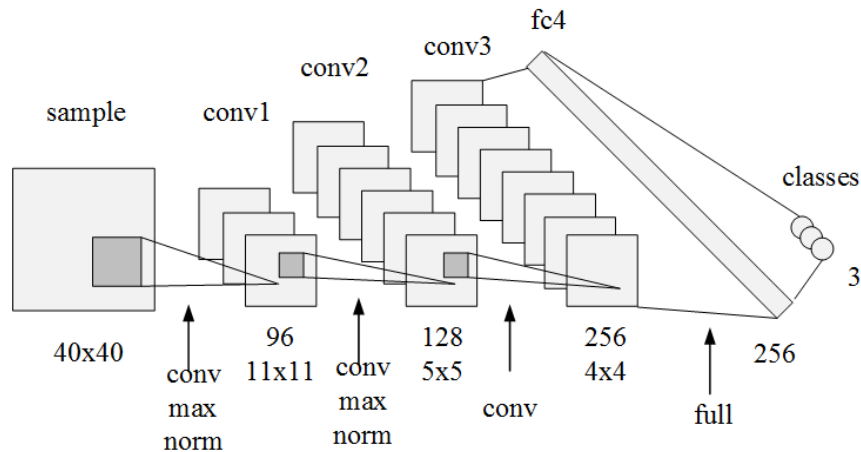
- (i) *AlexNet*, koja sadrži ukupno sedam slojeva, od kojih je pet konvolucionih, i dva potpuno-povezana sloja (eng. *Fully-connected*) (Slika 5.6),
- (ii) *VggNet*, koja sadrži takođe sedam slojeva (pet konvolucionih i dva potpuno-povezana), ali manji broj perceptrona u odnosu na AlexNet (Slika 5.7), i
- (iii) *SalNet*, koja sadrži četiri sloja, od kojih tri konvoluciona i jedan potpuno povezani (Slika 5.8).



Slika 5.6 AlexNet arhitektura



Slika 5.7 VggNet arhitektura



Slika 5.8 SAINet arhitektura

Eksperimenti uključuju, za dve prethodno usvojene veličine bloka, treniranje CNN-OL konvolucionih neuralnih mreža.

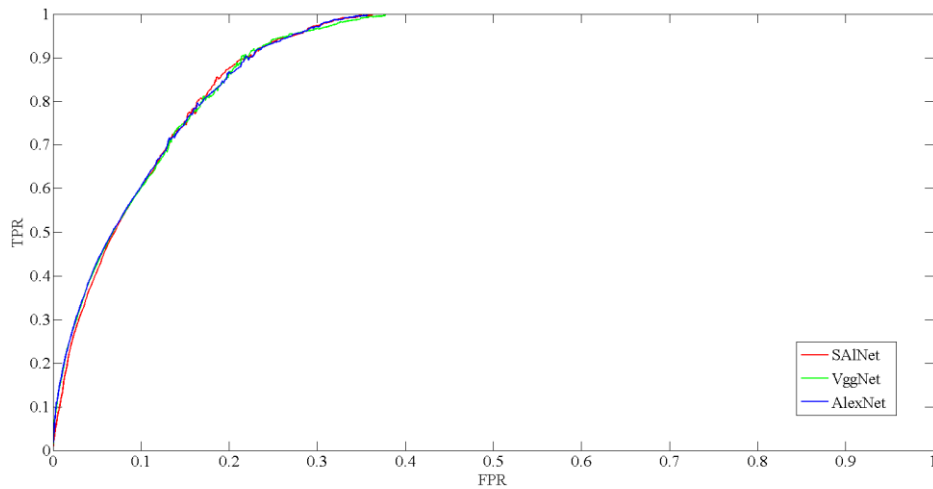
Tabela 5.3 prikazuje rezultate poređenja segmentacije *OV* klase u odnosu na manuelnu segmentaciju, za *OLF* bazu, za sve testirane vrednosti veličine bloka i CNN arhitekture. Prikazane su srednje vrednosti koeficijenata - *TPR*, *FPR*, *ACC* i *F1*.

Slika 5.9 i Slika 5.10 prikazuju prosečne ROC krive *OV klase* segmentacije preklapljenih otisaka prstiju za *Tsinghua OLF* bazu, za veličine blokova 32×32 i 40×40 piksela, tim redom.

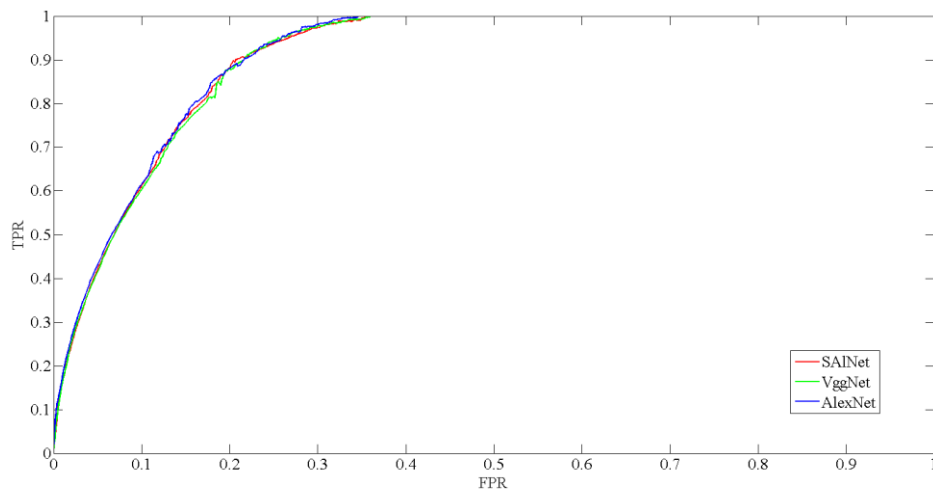
Tabela 5.3 Rezultati segmentacije preklapljenih otisaka prstiju za eksperiment određivanja optimalne CNN arhitekture. Osnovni parametri eksperimenta:

- (i) arhitektura - *SAINet*, *VggNet* i *AlexNet*, (ii) baza - *Tsinghua OLF*,
 (iii) veličina bloka - 32×32 i 40×40 piksela, (iv) klasa poređenja - *OV*.

Vel. bloka	Mreža	TPR	FPR	ACC	F1
32×32	<i>SAINet</i>	0.7698	0.1051	0.8644	0.3952
	<i>VggNet</i>	0.8481	0.1463	0.8522	0.4063
	<i>AlexNet</i>	0.7926	0.1240	0.8565	0.4004
40×40	<i>SAINet</i>	0.8690	0.1472	0.8427	0.4201
	<i>VggNet</i>	0.7930	0.1284	0.8522	0.4114
	<i>AlexNet</i>	0.8175	0.1329	0.8513	0.4024



Slika 5.9 ROC kriva OV klase segmentacije preklopljenih otisaka prstiju za eksperiment određivanja optimalne CNN arhitekture za Tsinghua OLF bazu, za veličinu bloka 32×32 piksela.



Slika 5.10 ROC kriva OV klase segmentacije preklopljenih otisaka prstiju za eksperiment određivanja optimalne CNN arhitekture za Tsinghua OLF bazu, za veličinu bloka 40×40 piksela.

Prikazani rezultati ukazuju na to da sve testirane arhitekture postižu veoma slične performanse, gledajući kako sve koeficijente, tako i ROC krive, i da je zato opravdano izabrati **SALNet arhitekturu**, kao najmanje kompleksnu (sa najmanjim brojem slojeva i perceptrona) i samim tim najmanje procesorski zahtevnu.

Izabrana arhitektura (Slika 5.8) se sastoji od tri konvoluciona sloja (*conv1-3*) i jednog potpuno povezanog sloja (*fc4*).

Ulaz CNN mreže predstavlja blok slike određene veličine.

Prvi sloj (*conv1*) sadrži konvolucioni pod-sloj koji se sastoji od 96 filtera veličine 11×11 (*stride* vrednost 4). Izlazni neuroni su modelovani pomoću ReLU aktivacione funkcije. ReLU aktivaciona funkcija, $f(x) = \max(0, x)$, korišćena je zato što pokazuje bolje performanse od sigmoidne funkcije za ovaj tip problema [63] [59]. Ovaj sloj sadrži *max-pooling* pod-sloj, koji uzima maksimalnu vrednost na blokovima veličine 3×3 (*stride* vrednost je 2). Treći pod-sloj *conv1* sloja je normalizacija lokalnog odziva [59]. (Slika 5.8).

Drugi sloj (*conv2*) sadrži konvolucioni pod-sloj sa 128 filtera veličine 5×5 (*stride* vrednost 1). Kao kod prethodnog sloja (*conv1*), korišćena je ReLU aktivaciona funkcija za modelovanje neurona. Ovaj sloj takođe sadrži *max-pooling* pod-sloj, koji uzima maksimalnu vrednost na blokovima veličine 3×3 (*stride* vrednost je 2). Treći pod-sloj *conv2* sloja je takođe normalizacija lokalnog odziva.

Treći sloj (*conv3*) sadrži samo konvolucioni pod-sloj sa 256 filtera veličine 4×4 (*stride* vrednost 1), modelovanog pomoću ReLU aktivacione funkcije. Potpuno povezani sloj (*fc4*) se nastavlja na *conv3* sloj. Nakon *fc4* sloja vrši se *dropout* metoda regularizacije, sa verovatnoćom jednakom 0,5, a u cilju izbegavanja *overfitting* problema, gde mreža daje bolje performanse na trening podskupu sa svakom epohom treniranja, dok se istovremeno performanse na validacionom skupu pogoršavaju.

Proces treniranja *SALNet* mreže je vršen u 11 epoha, do prestanka smanjenja greške na validacionom skupu.

5.2.4 Veličina bloka slike otiska za procesiranje pomoću CNN

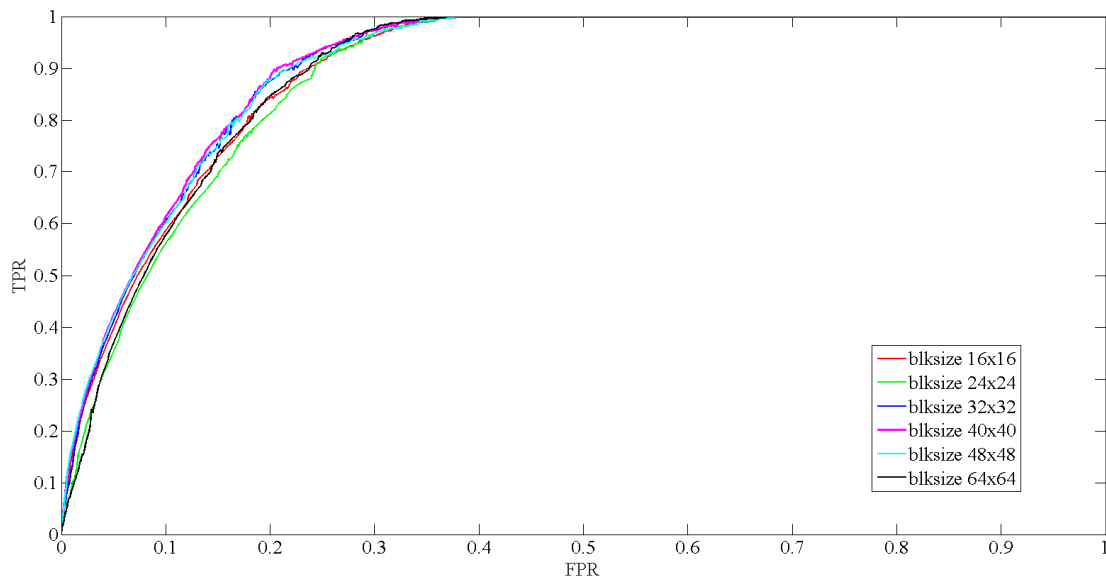
U cilju izbora optimalne veličine bloka vršeno je treniranje izabrane arhitekture mreže – *SAINet* za sledeće veličine blokova: 16×16, 24×24, 32×32, 40×40, 48×48 i 64×64 piksela. Treniranje je vršeno na način identičan opisanom u poglavlju 5.2.2.

Tabela 5.4 prikazuje rezultate poređenja segmentacije *OV* klase u odnosu na manuelnu segmentaciju, za *OLF* bazu, za sve testirane vrednosti veličine bloka, za *SAINet* arhitekturu. Prikazane su srednje vrednosti koeficijenata - *TPR*, *FPR*, *ACC* i *F1*.

Slika 5.11 prikazuje ROC krive *OV* klase segmentacije preklopljenih otisaka prstiju za *Tsinghua OLF* bazu, za sve testirane veličine blokova.

Tabela 5.4 Rezultati segmentacije preklopljenih otisaka prstiju za eksperiment određivanja optimalne veličine bloka. Osnovni parametri eksperimenta:
(i) baza - *Tsinghua OLF*, (ii) klasa poređenja - *OV*.

Mreža	Vel. bloka	TPR	FPR	ACC	F1
<i>SAINet</i>	16×16	0.8534	0.1408	0.8482	0.4248
	24×24	0.82444	0.1269	0.8519	0.4161
	32×32	0.7698	0.1051	0.8644	0.3952
	40×40	0.8690	0.1472	0.8427	0.4201
	48×48	0.8514	0.1452	0.8464	0.4185
	64×64	0.8150	0.1399	0.8534	0.4221



Slika 5.11 ROC krive OV klase segmentacije preklopljenih otisaka prstiju za eksperiment određivanja optimalne veličine bloka za Tsinghua OLF bazu, za SAINet arhitekturu.

Prikazani rezultati - ROC kriva koja za blok veličine 40×40 piksela u najvećem delu obuhvata sve ostale krive i najviša vrednost TPR koeficijenta, ukazuju na to da je veličina bloka 40×40 nešto bolja u odnosu na ostale veličine blokova, i kao takva izabrana je za implementaciju algoritma.

5.2.5 Dodatni eksperimenti

Pošto slike preklopljenih otisaka mogu imati veoma različite histograme, vršeni su eksperimenti u cilju utvrđivanja da li uvođenje predprocesiranja koje uključuje izjednačavanje histograma slike za koju se određuje maska regiona sa prosečnim histogramom baze koja je korišćena za treniranje, utiče pozitivno na performanse algoritma.

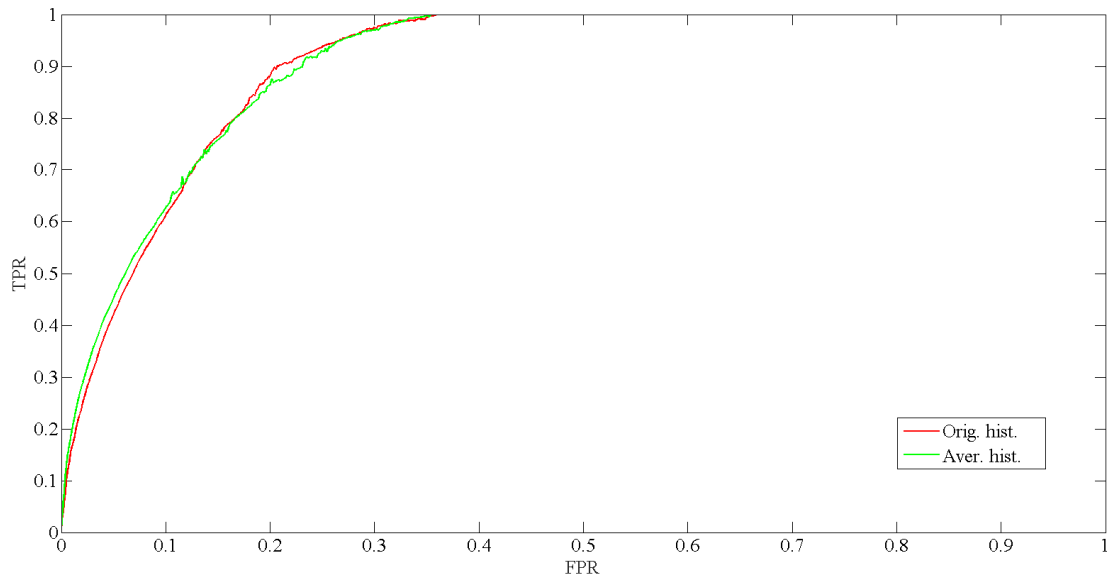
Izjednačavanje histograma testne slike je vrši pomoću Matlab alata *histeq*, koji transformiše monohromatsku testnu sliku tako da dobijena slika ima histogram identičan zadatom, što je u ovom slučaju prosečan histogram baze koja je korišćena za treniranje.

Tabela 5.5 prikazuje rezultate poređenja segmentacije *OV* i *ROI* klase u odnosu na manuelnu segmentaciju, za slike *OLF* baze sa originalnim histogramom, i za iste slike kojima je histogram izjednačen prosečnom histogramu baze za treniranje, za veličinu bloka 40×40 piksela, za *SAINet* arhitekturu. Prikazane su srednje vrednosti koeficijenta - *TPR*, *FPR*, *ACC* i *F1*.

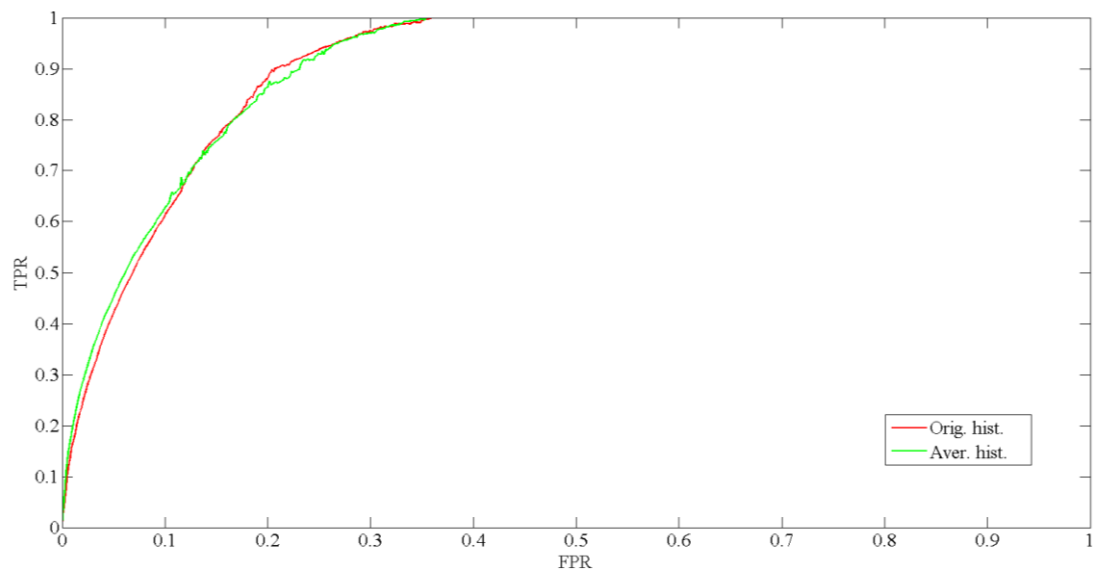
Slika 5.12 i Slika 5.13 prikazuju prosečne ROC krive *OV* i *ROI* klase segmentacije (tim redom) preklopljenih otisaka prstiju za slike *OLF* baze sa originalnim histogramom, i za iste slike kojima je histogram izjednačen prosečnom histogramu baze za treniranje, za veličinu bloka 40×40 piksela, za *SAINet* arhitekturu.

Tabela 5.5 Rezultati segmentacije preklopljenih otisaka prstiju za eksperiment uvođenja izmene histograma testne slike kao koraka predprocesiranja. Osnovni parametri eksperimenta: (i) arhitektura - *SAINet*, (ii) baza - *Tsinghua OLF*, (iii) veličina bloka - 40×40 piksela, (iv) klasa poređenja - *OV* i *ROI*.

Klasa	Opcija	TPR	FPR	ACC	F1
<i>ROI</i>	Orig. hist.	0.9802	0.0497	0.9474	0.9441
	Aver. hist.	0.9071	0.0103	0.9388	0.9381
<i>OV</i>	Orig. hist.	0.8690	0.1472	0.8427	0.4201
	Aver. hist.	0.4454	0.0362	0.9100	0.4601



Slika 5.12 ROC kriva OV klase segmentacije preklopljenih otisaka prstiju za eksperiment uvođenja izmene histograma testne slike kao koraka predprocesiranja za Tsinghua OLF bazu, za za SAINet arhitekturu i veličinu bloka 40×40 piksela.



Slika 5.13 ROC kriva ROI klase segmentacije preklopljenih otisaka prstiju za eksperiment uvođenja izmene histograma testne slike kao koraka preprocesiranja za Tsinghua OLF bazu, za za SAINet arhitekturu i veličinu bloka 40×40 piksela.

Prikazani rezultati za *OV* klasu poređenja - uporedive prosečne ROC krive za obe opcije, i značajno bolji TPR koeficijent za opciju sa originalnim histogramom, kao i rezultati za *ROI* klasu poređenja - bolja ROC kriva, i više vrednosti za tri od četiri koeficijenta (TPR, ACC, F1) ukazuju na to da se bolje performanse postižu sa testnim slikama sa originalnim histogramom. Razlog za ovo leži u činjenici, da se, iako se promenom histograma postiže veća sličnost ulaznih podataka sa onima korišćenim za treniranje, na ovaj način ipak gubi deo informacija sa slike otiska, koje su bitne u samom procesu klasifikacije blokova, odnosno segmentacije.

5.3 POREĐENJE REZULTATA

Konačni izbor parametara algoritma uključuje sledeće:

- arhitektura - *SalNet*,
- veličina bloka - *40×40 piksela*,
- preprocesiranje - *nije* uključena promena histograma.

Za izabrane vrednosti parametara trenirane su dve identične konvolucione neuralne mreže, sa dva različita skupa podataka za treniranje:

- *CNN-OL* - mreža trenirana za segmentaciju latentnih preklopljenih otisaka (sa šumom pozadine).
- *CNN-SO* - mreža trenirana za segmentaciju veštački preklopljenih otisaka (bez šuma pozadine).

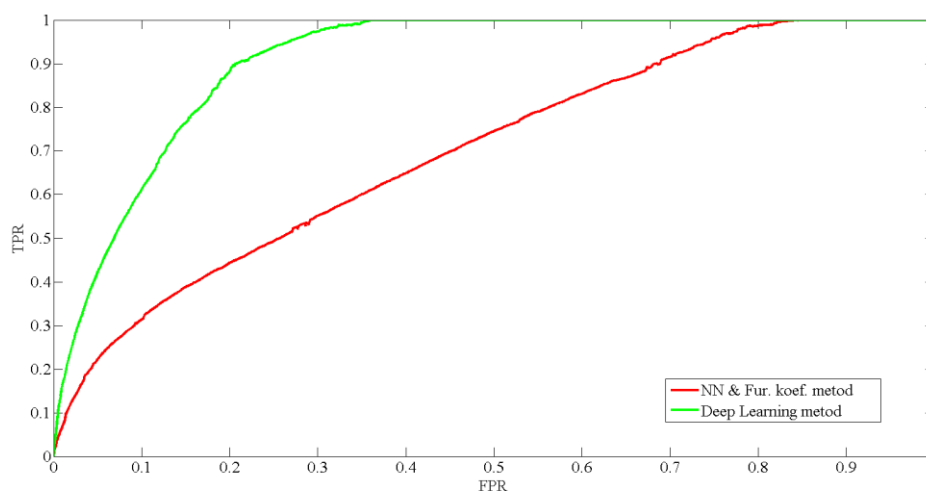
Dobijeni rezultati segmentacije preklopljenih otisaka pomoću ponuđene metode bazirane na *Deep Learning* tehnici su upoređeni sa rezultatima segmentacije dobijenim pomoću metode bazirane na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima, za obe javno dostupne baze - *Tsinghua OLF* i *SOF*, za obe klase poređenja.

Tabela 5.6 prikazuje rezultate poređenja segmentacije *OV* i *ROI* klase pomoću ponuđene metode bazirane na konvolucionim neuralnim mrežama i prethodne metode bazirane na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima, za slike otisaka koje se nalaze u *OLF* i *SOF* bazama. Prikazane su srednje vrednosti koeficijenata - *TPR*, *FPR*, *ACC* i *F1*.

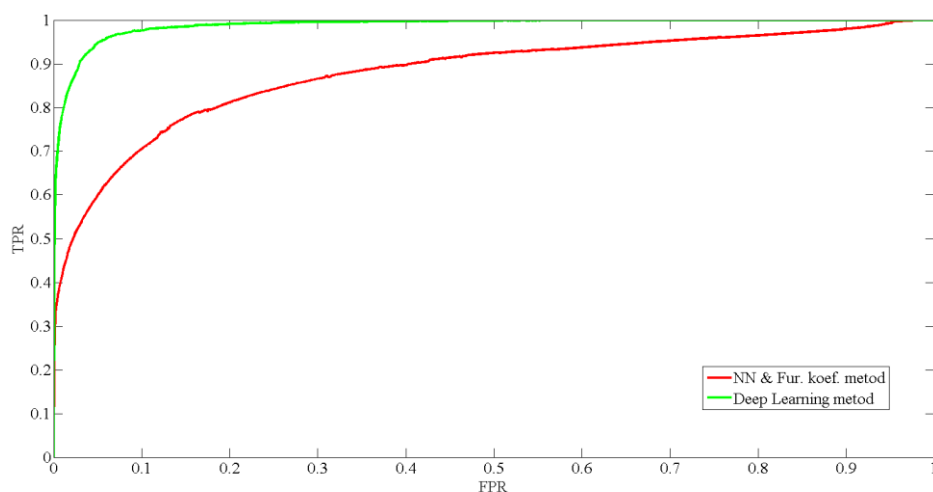
Slika 5.14 i Slika 5.15 prikazuju prosečne ROC krive *OV* i *ROI* klase segmentacije (tim redom) preklapljenih otisaka prstiju za slike *Tsinghua OLF* baze za obe metode. Slika 5.16 i Slika 5.17 prikazuju prosečne ROC krive *OV* i *ROI* klase segmentacije (tim redom) preklapljenih otisaka prstiju za slike *Tsinghua SOF* baze za obe metode.

Tabela 5.6 Rezultati segmentacije preklapljenih otisaka prstiju pomoću Deep Learning metode i pomoću metode bazirane na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima

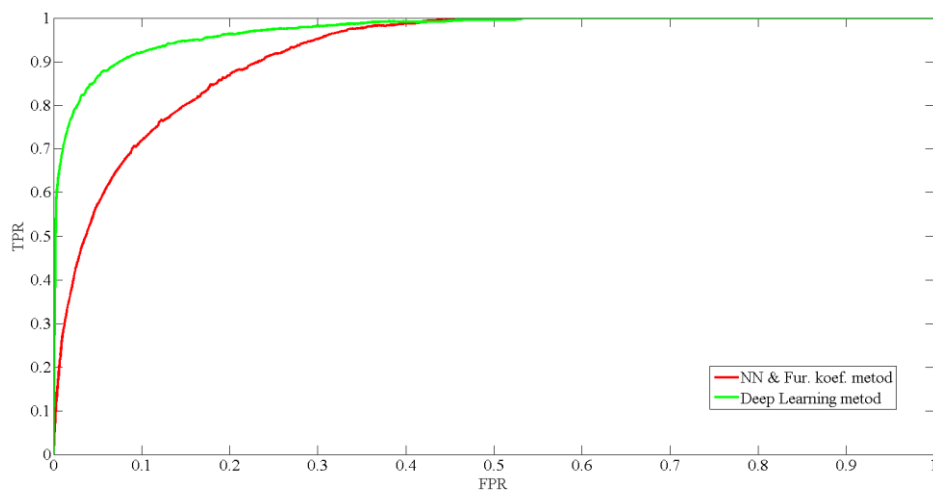
Klasa	Baza	Pristup	TPR	FPR	ACC	F1
ROI	OLF	DL	0.9802	0.0497	0.9474	0.9441
		NN&Fur.k.	0.9155	0.1409	0.8926	0.8884
	SOF	DL	0.9700	0.0676	0.9425	0.9273
		NN&Fur.k.	0.9779	0.0656	0.9442	0.9257
OV	OLF	DL	0.8690	0.1472	0.8427	0.4201
		NN&Fur.k.	0.9210	0.4080	0.6264	0.2957
	SOF	DL	0.8666	0.0191	0.9283	0.8890
		NN&Fur.k.	0.9999	0.3454	0.7775	0.7712



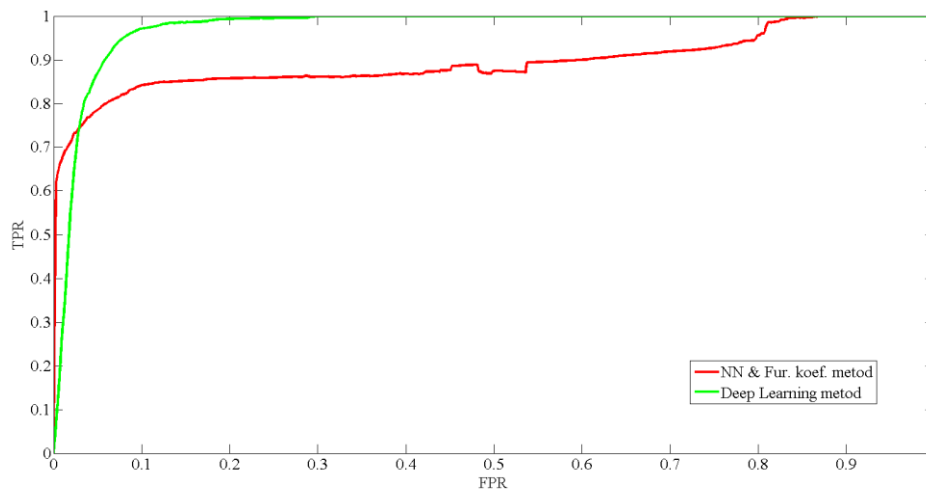
Slika 5.14 ROC kriva *OV* klase segmentacije preklapljenih otisaka prstiju pomoću ponuđene metode i pomoću metode bazirane na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima za *Tsinghua OLF* bazu.



Slika 5.15 ROC kriva ROI klase segmentacije preklopljenih otisaka prstiju pomoću ponuđene metode i metode bazirane na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima za Tsinghua OLF.



Slika 5.16 ROC kriva OV klase segmentacije preklopljenih otisaka prstiju pomoću ponuđene metode i pomoću metode bazirane na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima za Tsinghua SOF bazu.



Slika 5.17 ROC kriva ROI klase segmentacije preklapljenih otisaka prstiju pomoću ponuđene metode i metode bazirane na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima za *Tsinghua SOF*.

Prikazani rezultati za **OV klasu poredenja** - značajno bolje ROC krive za ponuđenu metodu, i značajno više vrednosti za tri od četiri koeficijenta (FPR, ACC, F1) za obe baze, ukazuju na izrazitu superiornost ponuđene metode za izdvajanje *preklapljenog* regiona na slici preklapljenih otisaka u odnosu na metodu baziranu na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima.

Prikazani rezultati za **ROI klasu poredenja** - značajno bolja ROC kriva za ponuđenu metodu, i značajno više vrednosti sva četiri koeficijenta (TPR, FPR, ACC, F1) za *Tsinghua OLF* bazu, kao i značajno bolja ROC kriva za ponuđenu metodu, i jako bliske vrednosti sva četiri koeficijenta (TPR, FPR, ACC, F1) za *Tsinghua SOF* bazu, takođe ukazuju na izrazitu superiornost ponuđene metode za izdvajanje *regiona od interesa* na slici preklapljenih otisaka u odnosu na metodu baziranu na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima.

Svi prikazani rezultati, pored superiornosti ponuđene metode u odnosu na prethodnu, ukazuju i na činjenicu da ponuđena metoda, zbog dobrih performansi, otvara prostor za razvoj potpuno automatizovanog algoritma za razdvajanje otisaka. Svi do sad objavljeni algoritmi uključuju manuelnu segmentaciju regiona komponentnih otisaka. Dalji razvoj je potreban u smislu što ponuđena metoda daje informacije o tome kom regionu pripada koji blok slike, bez informacije o tome kom komponentnom otisku taj

blok (*ne-preklopljenog* regiona) pripada, što je informacija potrebna za većinu objavljenih pristupa (poglavlje 6.3). Ovaj korak je moguće implementirati u daljim koracima postupka razdvajanja otisaka.

U svakom slučaju ponuđena metoda predstavlja značajan napredak ka razvoju potpuno automatskog sistema za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju.

6 POBOLJŠANJE KVALITETA PREKLOPLJENIH OTISAKA PRSTIJU

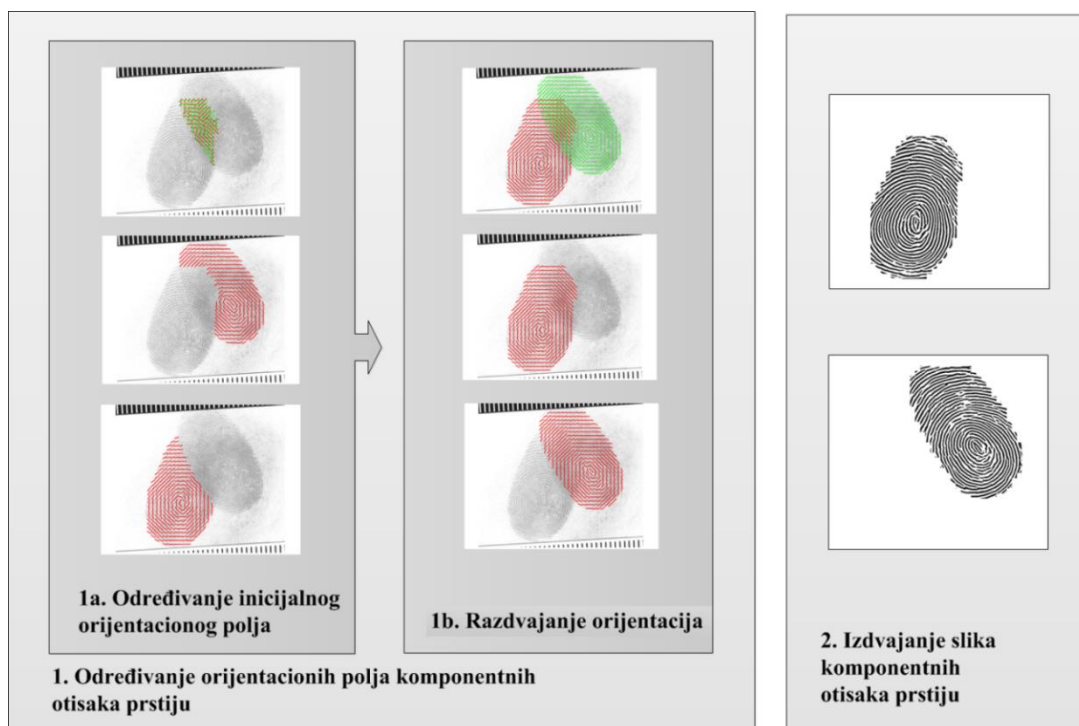
***Rezime.** U ovoj glavi su predstavljeni osnovni koncepti i specifičnosti poboljšanja kvaliteta preklopljenih latentnih otisaka prstiju. Cilj procesa opisanog u ovoj glavi je dobijanje uzoraka koji su dovoljno dobrog kvaliteta, odn. pogodni za dalju obradu koja uključuje i sam proces prepoznavanja. Pogodnim uzorcima se smatraju komponentni otisci prstiju, oslobođeni delova drugog otiska. Takođe, dat je poseban osvrt na postojeća automatska rešenja za dva glavna koraka - određivanje orijentacionog polja i razdvajanje otisaka.*

6.1 DEFINICIJA PROBLEMA

Problem poboljšanja kvaliteta preklopljenih latentnih otisaka prstiju se sastoji od razdvajanja i poboljšanja kvaliteta komponentnih otisaka, sa ciljem dobijanja pogodnih uzoraka za dalju obradu, koja uključuje izdvajanje karakteristika za poređenje, kao i samo poređenje otisaka [64] [65]. Ovaj proces obično obuhvata tri glavna koraka [21] [22] [1] [24] [31], kao što je prikazano na Slika 6.1:

- **Određivanje inicijalnog orijentacionog polja** - Inicijalno orijentaciono polje se u najvećem broju pristupa određuje na nivou bloka određene veličine, pogodne za dalju obradu. Ovaj korak kao izlaz daje sliku koja može da sadrži tri različita regiona: (i) region *pozadine*, bez orijentacija, (ii) *ne-preklopljeni* region, sa jednom orijentacijom po bloku i (iii) *preklopljeni* region, sa dve vrednosti orijentacija, nasumično raspoređenih, po bloku.
- **Razdvajanje orijentacija** - Izmešane orijentacije dva komponentna otiska prsta, sadržane na preklopljenom regionu se: (i) razdvajaju (koristeći različite pristupe), (ii) poboljšavaju kako bi se ispravile preostale greške. Izlaz ovog koraka su orijentaciona polja polja komponentnih otisaka prstiju.

Izdvajanje slika komponentnih otisaka prstiju - dva komponentna otiska prstiju se izdvajaju iz slike preklopljenih otisaka prstiju filtriranjem slike sa dva različita Gaborova filtra [66], podešena prema orijentacionim poljima odgovarajućih komponentnih otisaka prstiju. U nekim pristupima (npr. u studiji [23]) prva dva koraka su spojena u jedan - nema inicijalnog određivanja orijentacionog polja sa više regiona, već se orijentaciona polja komponentnih otisaka prstiju određuju u jednom koraku.



*Slika 6.1 Izdvajanje slika preklopljenih latentnih otisaka prstiju:
generička blok-šema*

6.2 ODREĐIVANJE ORIJENTACIONOG POLJA OTISAKA PRSTIJU

Orijentaciono polje otiska prsta je matrica, čija vrednost na pikselu (x,y) označava orijentaciju dominantne linije otiska na toj poziciji [2]. Osnovna razlika između orijentacionih polja preklapljenih otisaka i pojedinačnih otisaka je u tome da orijentaciono polje preklapljenih otisaka sadrži region (*preklapljeni region*) sa dve vrednosti orijentacija dominantnih linija otisaka u jednom polju. Najznačajniji pristupi koriste manuelno definisane maske regiona komponentnih otisaka, gde se preklapljeni region dobija presekom te dve maske.

Problem određivanja inicijalnog orijentacionog polja preklapljenih otisaka prstiju se sastoji od određivanja jedne orijentacije za svaki blok *ne-preklapljenog* regiona i dve dominantne orijentacije za svaki blok *preklapljenog* regiona. Inicijalno orijentaciono polje, kao i maske regiona, se koriste kao ulaz za naredne korake.

Tradicionalni algoritmi za određivanje orijentacionog polja se sastoje iz dva koraka: (i) početna procena (npr. metodom baziranom na gradijentu) i (ii) regularizacija orijentacionog polja [67]. Regularizacija se može vršiti jednostavnim filtrima za usrednjavanje ili globalnim metodama. Međutim, za preklapljene otiske prstiju koji sadrže linije različitih orijentacija na *preklapljenom* regionu, početno orijentaciono polje je nasumična mešavina orijentacionih polja dva otiska, koju postojeći algoritmi za regularizaciju ne mogu da reše [21].

6.2.1 Određivanje orijentacionog polja pojedinačnih otisaka prstiju

Tradicionalni algoritmi za određivanje orijentacionog polja otisaka prstiju mogu da se klasifikuju u tri kategorije [68] [69] [70].

Lokalne metode

Lokalne metode određuju lokalnu orijentaciju linije na mestu piksela $\mathbf{x} = (x,y)$, koristeći samo neposrednu okolinu datog piksela \mathbf{x} , koja je tipično veličine 32×32 piksela, za slike sa 500ppi rezolucijom.

Najpoznatiji pristupi uključuju:

- Pristupi bazirani na gradijentu [71] [72] [73] [74], koji koriste klasične gradijent operatore, kao što su *Prewitt* i *Sobel*, za određivanje dominantne orijentacije u neposrednoj okolini određene tačke.
- Pristupi bazirani na prorezu [75], koji eksplicitno koriste činjenicu da je varijacija intenziteta najmanja duž orijentacije linije otiska, a najveća u pravcu ortogonalne orijentacije.
- Pristupi bazirani na Furijeovoj transformaciji, koji aproksimiraju liniju otiska u neposrednoj okolini određene tačke pomoću 2D sinusnog talasa, čiji spektar magnituda Furijeove transformacije sadrži par magnituda koji odgovaraju parametrima sinusnog talasa. Na osnovu toga se određuje orijentacija (ugao) sinusnog talasa.

Navedeni pristupi imaju veoma dobre performanse za slike dobrog kvaliteta, dok ne daju dobre rezultate za slike latentnih otisaka koje sadrže strukturirani šum, kao ni za slike preklapljenih otisaka.

Metode za poboljšanje (regularizaciju)

Orijentaciono polje dobijeno pomoću lokalnih metoda, za slike otisaka lošeg kvaliteta, obično sadrži dosta šuma i neophodno ga je poboljšati. Regularizacija može da se obavi pomoću klasične metode za poboljšanje zasnovane na nisko-propusnom filtriranju [72]. Rezultati filtriranja nisko-propusnim filtrima u velikoj meri zavise od veličine prozora za filtriranje: veći prozori bolje uklanjaju šum, dok manji prozori zadržavaju korektne orijentacije na mestima velike zakrivljenosti linija [68].

U literaturi postoje brojne alternative standardnom nisko-propusnom filtriranju, kao što su regularizacija zasnovana na Markovljevom slučajnom polju (eng. *MRF - Markov Random Field*) [76] [77] [78] i regularizacija zasnovana na multirezolucijskom orijentacionom polju [79] [80] [75] [81]. Otisci veoma lošeg kvaliteta, uključujući i preklapljene otiske, i dalje predstavljaju preveliki izazov za bilo koji od ovih pristupa.

Globalni parametrijski modeli

Globalni parametrijski modeli predstavljaju još jednu kategoriju metoda za regularizaciju, koja koristi matematičke modele za predstavljanje orijentacionog polja

cele oblasti otiska prsta [82] [83]. Modeli mogu biti opšti (npr. polinomi [84] i Fourijeovi nizovi [85]) ili specijalizovani za otiske prstiju [86] [87] [88]. Opšti modeli mogu biti skloni *overfitting* i *underfitting* problemima, posebno kada inicijalno orijentaciono polje sadrži dosta šuma.

Postoje modeli koji posebno posmatraju singularne tačke [86] [87] [88], koje nije lako izdvojiti iz latentnih otisaka. Posledično, pojedini pristupi za određivanje orijentacionog polja [89] [90] zahtevaju manuelno označavanje singularnih tačaka kao deo predprocesiranja [68].

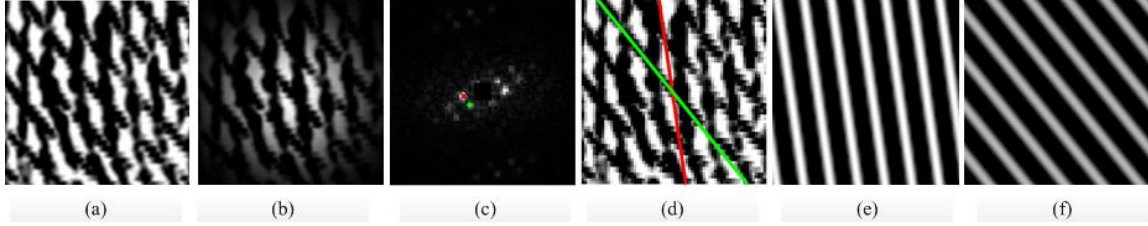
6.2.2 Određivanje orijentacionog polja preklopljenih otisaka prstiju

Određivanje orijentacionog polja *preklopljenog* regiona predstavlja previše zahtevan problem za tradicionalne metode određivanja orijentacionog polja pojedinačnih otisaka prstiju [1]. Većina autora metoda za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju [21] [22] [1] [31] usvojila je lokalnu Furijeovu analizu, ponuđenu u radu [91], kao metodu za određivanje inicijalnog orijentacionog polja. Ova metoda pripada kategoriji lokalnih metoda, prema podeli definisanoj u prethodnom poglavlju (6.2.1).

Određivanje orijentacionog polja pomoću lokalne Furijeove analize, prikazano na Slika 6.2, sastoji se od sledećih koraka:

1. Slika otiska se deli na ne-preklapajuće segmente (blokove), tipično veličine 16×16 piksela.
2. Za svaki blok se računaju Furijeovi koeficijenti, na sledeći način [91]:
 - (i) Lokalni prozor veličine 64×64 piksela, centriran oko svakog bloka, se množi sa bivarijantnom izotropnom Gausovom funkcijom ($\sigma = 16$). Razlog za korišćenje većeg prozora u odnosu na veličinu bloka ležu u činjenici da je veći prozor povećava otpornost na šum, kao i u činjenici da je rezolucija u frekvencijskom domenu veća za veći prozor;
 - (ii) Diskretna Furijeova transformacija (DFT) se računa za rezultujuću sliku - $F(u, v)$;
 - (iii) Amplitude nisko-frekventnih komponenti (tačke udaljene do tri piksela od centra u frekvencijskom domenu) se postavljaju na nulu;

(iv) Lokalni maksimumi u frekvencijskom domenu odgovaraju 2D sinusnim talasima tog bloka. Za blokove koji pripadaju *ne-preklopljenom* regionu posmatra se jedan lokalni maksimum, najvećeg intenziteta, koji odgovara jednom 2D sinusnom talasu, dok se za blokove koji pripadaju *preklopljenom* regionu posmatraju dva lokalna maksimuma najvećeg intenziteta, koji određuju dva 2D sinusna talasa.



Slika 6.2 Određivanje inicijalnih orijentacija jednog bloka koji pripada preklopljenom regionu. (a) blok; (b) blok pomnožen Gausovom funkcijom; (c) dva lokalna maksimuma u frekvencijskom domenu; (d) dve dominantne orijentacije; (e,f) odgovarajući 2D sinusni talasi.

2D sinusni talas se definiše na sledeći način:

$$w(x, y) = a * \sin(2\pi f (\cos(\theta) x + \sin(\theta) y) + \varphi), \quad (9)$$

gde a , f , θ i φ predstavljaju amplitudu, frekvenciju, orijentaciju i fazu talasa, respektivno.

Ako je diskretna Furijeova transformacija bloka definisana kao F , parametri 2D sinusnog talasa koji odgovara poziciji lokalnog maksimuma u frekvencijskom domenu (u, v) se računaju na sledeći način:

$$a = |F(u, v)|, \quad (10)$$

$$f = \frac{\sqrt{u^2 + v^2}}{64}, \quad (11)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{u}{v}\right), \quad (12)$$

$$\varphi = \arctan\left(\frac{\text{Im}(F(u, v))}{\text{Re}(F(u, v))}\right). \quad (13)$$

2D Furijeov talas detektovan na slici odgovara jednoj liniji otiska na tom bloku, a **orijentacija** predstavlja ugao tog talasa odn. te linije u odnosu na vertikalnu osu slike, i leži u opsegu $(-\pi/2, \pi/2)$.

Pored lokalne Furijeove analize, u literaturi postoji nekoliko drugih pristupa za određivanje inicijalnog orijentacionog polja preklopljenih otisaka. Zhao et al. [23] predlaže rekonstrukciju orijentacionih polja komponentnih otisaka pomoću modeliranja orijentacionog polja, gde se nepoznate orijentacije određuju na osnovu određenog broja ručno označenih orijentacija na slici otiska (videti poglavlje 6.3 za više detalja). Zhang et al. [24], sa druge strane, predlaže određivanje inicijalnog orijentacionog polja pomoću novog pristupa, zasnovanog na Gaborovim filtrima. U ovom pristupu K Gaborovih filtara je definisano za K različitih orijentacija. Na osnovu odziva filtara, nakon filtriranja slike, određuju se vrednosti orijentacija.

Određivanje inicijalnog orijentacionog polja je označeno kao deo procesa koji značajno utiče na krajnje performanse sistema [1], i kao takvo predstavlja jedno od polja za dalji razvoj i unapređenje tehnika, gde se svako poboljšanje smatra značajnim, i utiče na krajnje performanse sistema.

6.3 RAZDVAJANJE PREKLOPLJENIH OTISAKA PRSTIJU

Ovo poglavlje prikazuje i poredi najznačajnije pristupe za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju, koji su objavljeni u toku prethodnih godina.

6.3.1 Singh et al., 2008 [20]

U radu [20], objavljenom od strane autora *Singh et al.*, ponuđeno je korišćenje modifikovane *ICA* (eng. *Independent Component Analysis*) tehnike za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju. Autori su promenili konvencionalni model neuralne mreže koji se koristi u postojećim *ICA* algoritmima - konvencionalni *Rosenbaltt* model je zamenjen *GMN* (eng. *Generalized Mean Neuron*) modelom [92], ali rad ne sadrži detalje algoritma, niti opise eksperimenata. Osim toga, ovaj pristup nije potvrđen na

javnim bazama podataka i rad obuhvata samo dva vizuelna rezultata, bez ikakvog statističkog poređenja ili kvantitativne analize.

6.3.2 Chen et al., 2011 [21]

U radu [21], objavljenom od strane autora *Chen et al.*, ponuđeno je rešenje za razdvajanje preklapljenih otisaka prstiju zasnovano na *relaxation labeling* [93] metodi. Ova metoda zahteva manuelno obeležavanje maski regiona, kao i manuelno obeležavanje singularnih tačaka. Daje bolje rezultate u smislu pouzdanosti poređenja razdvojenih otisaka prstiju u odnosu na poređenje slike preklapljenih otisaka, kao takve, sa bazom za poređenje.

Ova metoda se sastoji od četiri osnovna koraka:

- (i) manuelno obeležavanje maski regiona i singularnih tačaka;
- (ii) određivanje inicijalnog orijentacionog polja, zasnovano na lokalnoj Furijeovoj analizi;
- (iii) razdvajanje izmešanih orijentacija *preklapljenog* regiona, zasnovano na *relaxation labeling* metodi;
- (iv) izdvajanje slika komponentnih otisaka sa slike preklapljenih otisaka, zasnovano na korišćenju dva Gaborova filtra, podešena prema razdvojenim orijentacionim poljima komponentih otisaka prstiju.

Određivanje inicijalnog orijentacionog polja se zasniva na uobičajenoj metodi aproksimacije linije talasa 2D sinusoidom [94] [95], odn. na određivanju orijentacije linije otiska pomoću lokalne Furijeove analize, gde je usvojena veličina bloka 16×16 .

Relaxation labeling metoda [96] [97] se koristi za označavanje inicijalnog orijentacionog polja sa dve klase. Označavanje (razdvajanje) se vrši samo na *preklapljenom* regionu, u smislu da svaka orijentacija na tom regionu treba da bude označena sa jednom od dve klase. *Relaxation labeling* metoda se zasniva na lokalnim (kontekstualnim) informacijama - klasa jedne orijentacije se određuje na osnovu susednih orijentacija i klasa kojima su označene. Ovaj proces je iterativan, gde se kvalitet poboljšava sa brojem ponavljanja. Na osnovu rezultata označavanja, inicijalno orijentaciono polje se razdvaja na dva orijentaciona polja.

Opisani pristup je inicijalno testiran samo na *Tsinghua SOF* bazi [21], ali su u kasnijem radu iste grupe autora [1] objavljeni rezultati testiranja na *OLF* bazi.

6.3.3 Shi et al., 2011 [22]

U radu [22], objavljenom od strane autora *Shi et al.* (ista istraživačka grupa kao kod prethodno opisanog pristupa), ponuđeno je rešenje zasnovano na modifikovanoj *relaxation labeling* metodi, označenoj kao *constrained relaxation labeling* metoda. Ova metoda, za razliku od prethodne [21], zahteva samo manuelno obeležavanje maski regiona. Daje bolje rezultate u smislu pouzdanosti poređenja razdvojenih otisaka prstiju u odnosu na prethodnu metodu, kao i u odnosu na poređenje preklopljenih otisaka.

Opisana metoda se sastoji od četiri glavna koraka, veoma slična koracima prethodne metode [21], sa sledećim razlikama, označenim prema koracima na koje se odnose: (i) zahteva manuelno obeležavanje samo maski regiona (ne i singularnih tačaka), i (iii) izmešano orijentaciono polje preklopljenog regiona se razdvaja na dve komponente pomoću nove metode - *constrained relaxation labeling* metode.

Sama metoda *constrained relaxation labeling* se razlikuje u odnosu na metodu ponuđenu u prethodnom radu [21] - *relaxation labeling*, u sledećim aspektima:

- Ponuđena metoda koristi orijentaciono polje *ne-preklopljenog* regiona kao polaznu osnovu, što dovodi do boljih rezultata razdvajanja i brže konvergencije u odnosu na *relaxation labeling*.
- Takođe, ponuđena metoda koristi sekvencijalno ažuriranje verovatnoće labela jednog bloka (labela je oznaka klase orijentacije bloka, odn. komponentnog otiska kome data orijentacija pripada) *preklopljenog* regiona u rastućem redosledu u odnosu na udaljenost između tog bloka i *ne-preklopljenog* regiona, umesto paralelnog ažuriranja svih blokova *preklopljenog* regiona, koje se koriste u [21]. Ova modifikacija poboljšava performanse razdvajanja orijentacija i smanjuje kompleksnost procesiranja.

Ovaj pristup je inicijalno testiran samo na *Tsinghua SOF* bazi [22], ali su u narednom radu iste grupe autora [1] objavljeni rezultati testiranja na *OLF* bazi, gde je pokazala bolje performanse u odnosu na prethodnu metodu [21].

6.3.4 Feng et al., 2012 [1]

U radu [1], objavljenom od strane autora *Feng et al.* (ista istraživačke grupa koja je objavila prethodna dva rada [21] [22]), ponuđena je poboljšana verzija *relaxation labeling* metode, zasnovana na kombinovanju orijentacionog polja *ne-preklopljenog* regiona i sekvencijalnom ažuriranju labela. Ponuđena metoda pokazuje značajno poboljšanje performansi u odnosu na metodu opisanu u radu [21], i rezultati testiranja ove metode na *Tsinghua SOF* bazi su najbolji u do sada objavljenim radovima.

Opisana metoda [1] se sastoji iz četiri koraka, identična koracima u prethodno opisanoj metodi [22]. Sama metoda [1] je, takođe, identična metodi opisanoj u radu [22]. Doprinos ovog rada je i predstavljanje nove baze preklopljenih otisaka - *Tsinghua OLF* baze, prve i za sada jedine baze koja sadrži preklopljene otiske prstiju dobijene pomoću forenzičkih metoda. U ovom radu su prikazani i rezultati testiranja prethodnih metoda na novoj bazi. Što se tiče manuelne intervencije, ova metoda zahteva minimalan nivo, koji uključuje samo manuelno označavanje regiona od interesa komponentnih otisaka.

6.3.5 Zhao and Jain, 2012 [23]

U radu [23], objavljenom od strane autora *Zhao i Jain*, ponuđen je pristup baziran na modelovanju orijentacionog polja, koji takođe daje dobre rezultate. Sa druge strane, ovaj metod zahteva najviši nivo manuelne intervencije u odnosu na sve do sada objavljene pristupe. Naime, predloženi metod zahteva, pored manelnog označavanja maski regiona, i manuelno označavanje singularnih tačaka, kao i orijentacija određenog broja blokova na slici.

Opisani pristup se sastoji od tri osnovna koraka: (i) manuelno označavanje maski regiona, singularnih tačaka i određenog broja orijentacija, (ii) rekonstruisanje orijentacionih polja komponentnih otisaka prstiju modelovanjem orijentacionog polja i predviđanjem nepoznatih orijentacija na osnovu određenog broja manuelno označenih orijentacija i (iii) treći korak je identičan poslednjim koracima ostalih metoda, i sastoji se od izdvajanja slika komponentnih otisaka sa slike preklopljenih pomoću dva Gaborova filtra.

Umesto razdvajanja izmešanog orijentacionog polja preklopljenog regiona u dva koraka (određivanje inicijalnog orijentacionog polja i samo razdvajanje) ova metoda, u jednom koraku, direktno rekonstruiše orijentaciona polja komponentnih otisaka prstiju korišćenjem tehnike modelovanja orijentacionog polja. Samo modelovanje orijentacionog polja se bazira na metodi za rekonstrukciju orijentacionog polja, ponuđenoj od strane autora *Wang et al.* u radu [98].

Metoda za razdvajanje otisaka bazirana na modelovanju orijentacionog polja[23] predviđa nepoznate orijentacije na sledeći način - prvo se računaju koeficijenti modela, na osnovu maski regiona, singularnih tačaka, i određenog broja orijentacija, a zatim se određuju orijentacije na osnovu utvrđenog modela.

Opisana metoda je testirana samo na javno dostupnoj *Tsinghua SOF* bazi, sa veštački preklopljenim otiscima. Performanse ovog pristupa su bolje u odnosu na prethodno ponuđene pristupe, uz cenu većeg nivoa manuelne intervencije - pored maski regiona i singularnih tačaka, neophodno je i manuelno označavanje određenog broja orijentacija.

6.3.6 Zhang et al., 2014 [32] [24]

U radovima [32] [24], objavljenim od strane autora *Zhang et al.*, ponuđena je metoda razdvajanja otisaka zasnovana na adaptivnom modelovanju orijentacija. U ovom pristupu koriste se različite metode za određivanje inicijalnog orijentacionog polja, kao i za razdvajanje orijentacija, u odnosu na prethodno objavljene radove.

Ovaj pristup se sastoji od četiri osnovna koraka: (i) manuelno označavanje maski regiona, (ii) određivanje inicijalnog orijentacionog polja zasnovano na Gaborovim filtrima, (iii) razdvajanje izmešanog orijentacionog polja zasnovano na adaptivnom modelovanju orijentacija, i regularizacija orijentacionih polja komponentnih otisaka pomoću globalnih modela, i (iv) izdvajanje komponentnih otisaka prstiju pomoću Gaborovih filtara.

Nova metoda za određivanje inicijalnog orijentacionog polja, ponuđena u ovim radovima se zasniva na sledećem - na slici otisaka se primenjuje K Gaborovih filtara, koji odgovaraju istom broju različitih orijentacija ($0 - \pi$). Orijetacije se određuju na osnovu odziva filtara. Veličina bloka koja se koristi je 16×16 piksela.

Ova metoda je testirana samo na *Tsinghua OLF* bazi, i predstavlja pristup sa najboljim rezultatima za tu bazu. Što se tiče manuelne intervencije, ova metoda zahteva jedino manuelno označavanje maski regiona komponentnih otisaka.

6.3.7 Stojanović et al., 2016 [31]

U nedavno objavljenom radu [31], predložena je novu metodu za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju, koja se bazira na neuralnim mrežama. Ponuđeni algoritam deli ulaznu sliku preklopljenih otisaka na blokove, određuje inicijalno orijentaciono polje, i zatim koristi neuralne mreže za razdvajanje izmešanog orijentacionog polja *preklopljenog* regiona. Dobijeno orijentaciono polje se zatim obrađuje u smislu uklanjanja preostalih grešaka, i regularizacije komponentnih orijentacionih polja korišćenjem globalnih modela.

Ponuđeni pristup se sastoji od četiri osnovna koraka: (i) manuelno označavanje maski regiona; (ii) određivanje inicijalnog orijentacionog polja pomoću 2D Furijeove analize; (iii) razdvajanje orijentacionog polja pomoću neuralnih mreža, korekcija grešaka i regularizacija; i (iv) izdvajanje komponentnih otisaka prstiju.

Ova metoda je testirana na obe javno dostupne baze preklopljenih otisaka - *Tsinghua SOF* i *Tsinghua OLF*. Eksperimentalni rezultati pokazuju da ponuđena metoda daje bolje rezultate u odnosu na postojeće metode na *OLF* bazi koja sadrži "prave" preklopljene otiske prstiju, dok su rezultati za *SOF* bazu sa veštački preklopljenim otiscima takođe ohrabrujući (prvi posle *state-of-art*). Zahtevani nivo manuelne intervencije je minimalan, i u skladu sa prethodnim metodama [22] [1] [32] - zahteva se samo manuelno označavanje maski regiona.

Detaljno objašnjenje predloženog pristupa se nalazi u glavi 7, dok su rezultati i poređenje sa prethodnim metodama prikazani u glavi 8.

6.3.8 Poređenje postojećih pristupa za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju

Do sada objavljene metode mogu, na osnovu metode određivanja inicijalnog orijentacionog polja, da se svrstaju u dve kategorije [31]: (i) pristupi koji koriste lokalnu

Furijeovu analizu za određivanje inicijalnog orijentacionog polja preklopljenih otisaka prstiju, i (ii) pristupi koji nude nove metode.

Testiranje ovih pristupa takođe sadrži značajne razlike [31]: (i) pristupi koji su testirani na pravim latentnim otiscima prstiju - *Tsinghua OLF* baza otisaka, i (ii) pristupi koji su testirani samo na veštački preklopljenim otiscima - *Tsinghua SOF* baza otisaka.

Tabela 6.1 prikazuje kategorizaciju pristupa razmatranih u ovom poglavlju, i ističe prednosti i mane svakog pristupa u odnosu na relevantnost rezultata testiranja (testirani na pravim latentnim otiscima ili ne), kao i u odnosu na nivo manuelne intervencije koji metoda zahteva (poželjno je što manje manuelne intervencije).

Tabela 6.1 Postojeća rešenja za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju

Pristup	Metoda	Inicijalno odr. or. polja	Nivo manuelne intervencije	Testirano na OLF bazi	Uticaj
<i>Singh et al.</i>	<i>Independent Component Analysis (ICA)</i>	Ne može da se zaključiti	Ne može da se zaključiti	Ne	Prvi objavljeni pristup
<i>Chen et al.</i>	<i>Relaxation labeling</i>	Lokalna Furijeova analiza	Maske regiona i sing. tačke	Ne	Viši nivo manuelne intervencije
<i>Shi et al.</i>	<i>Constrained relaxation labeling</i>	Lokalna Furijeova analiza	Maske regiona	Ne	
<i>Feng et al.</i>	<i>Constrained relaxation labeling</i>	Lokalna Furijeova analiza	Maske regiona	Da	<i>State-of-art</i> za SOF bazu
<i>Zhao and Jain</i>	<i>A model based separation</i>	Drugo	Maske regiona, sing. tačke i orijentacije	Ne	Najviši nivo manuelne intervencije

<i>Zhang et al.</i>	<i>Adaptive orientation model fitting</i>	Drugo	Maske regiona	Da	
<i>Stojanovic et al.</i>	<i>Neural networks</i>	Lokalna Furijeova analiza	Maske regiona	Da	<i>State-of-art za OLF bazu</i>

7 RAZDVAJANJE PREKLOPLJENIH OTISAKA PRSTIJU BAZIRANO NA MAŠINSKOM UČENJU

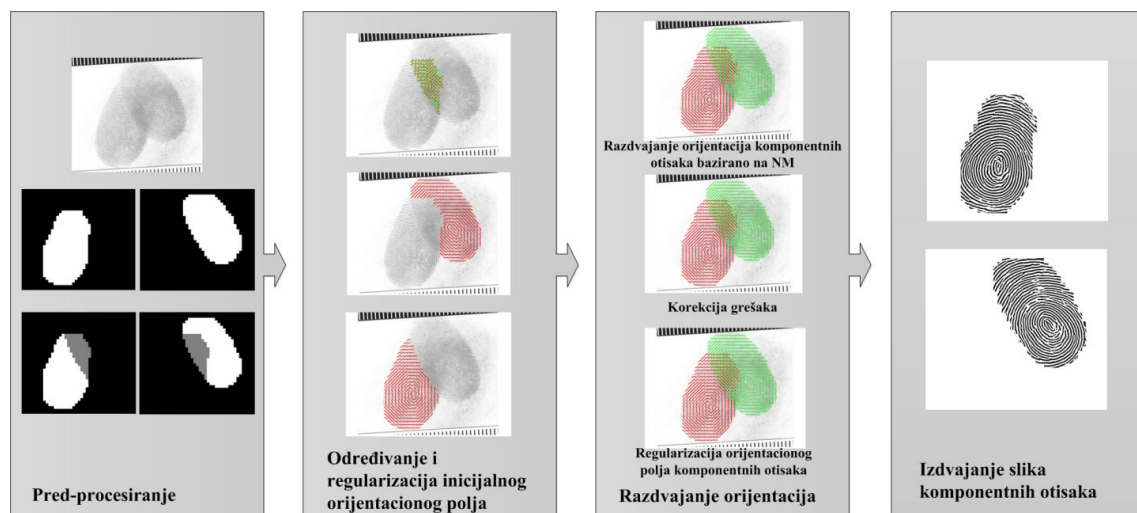
Rezime. U ovoj glavi je detaljno opisana nova metoda za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju zasnovana na neuralnim mrežama. Ponuđena metoda, na osnovu 2D Furijeove transformacije i neuralnih mreža, razdvaja preklopljene otiske prstiju sa slike. Cilj same metode je dobijanje komponentnih otisaka prstiju, kao nezavisnih otisaka, oslobođenih ostataka drugog otiska i šuma koji potiče od ostataka forenzičkog praha.

7.1 GENERALNI OPIS

Metoda za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju opisana u ovom poglavlju [31], na osnovu inicijalnog orijentacionog polja i prethodno treniranih neuralnih mreža, razdvaja izmešano orijentaciono polje preklopljenog regiona. Dati algoritam uključuje i procese uklanjanja grešaka i regularizacije orijentacionog polja komponentnih otisaka. Izlaz algoritma predstavljaju slike komponentnih otisaka prstiju oslobođene šuma koji potiče od drugog otiska, kao i šuma koji potiče od forenzičkog praha.

Ponudena metoda bazirana na neuralnim mrežama, je u suštini iterativni proces, gde se orijentaciona polja komponentnih otisaka prstiju obrađuju nezavisno jedno od drugog. Svaka iteracija uključuje obradu više blokova *preklopljenog* regiona, određivanje privremenih vrednosti orijentacija za te blokove, i krajnje dodeljivanje jedne vrednosti orijentacije jednom bloku, kao izlaz te iteracije.

Sam pod-proces razdvajanja se završava kada su svi blokovi *preklopljenog* regiona procesirani. Pošto, kao što je već navedeno, ovaj proces obrađuje oba komponentna otiska nezavisno jedan od drugog, događaju se greške, gde je ista vrednost orijentacije dodeljena blokovima na istoj poziciji oba komponentna otiska. Pod-proces korekcije grešaka, koji uzima u obzir i međusobnu zavisnost vrednosti orijentacija dva komponentna otiska, sledi pod-proces razdvajanja orijentacija. Ceo proces razdvajanja orijentacija se završava pod-procesom regularizacije orijentacionih polja komponentnih otisaka zasnovanom na globalnim modelima.



Slika 7.1 Razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju bazirano na neuralnim mrežama (NM) [15].

Ponudeno rešenje se sastoji od četiri osnovna koraka, kao što je prikazano na slici Slika 7.1:

1. **Pred-procesiranje** Vrši se pred-procesiranje slike preklopljenih otisaka, koje uključuje normalizaciju veličine i karakteristika, kao i manuelnu segmentaciju maski regiona komponentnih otisaka.

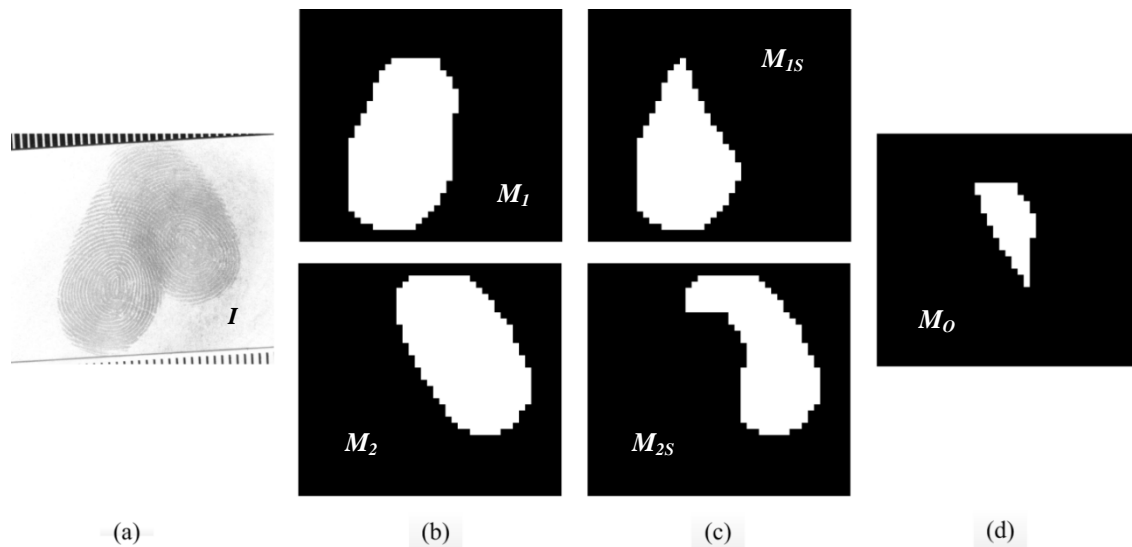
2. **Određivanje i regularizacija inicijalnog orijentacionog polja** Određuje se inicijalno orijentaciono polje pomoću 2D Furijeove transformacije primenjene na blokovima slike. Ovaj korak proizvodi orijentaciono polje sa tri regiona: (i) *pozadina* predstavlja region bez orijentacija, (ii) *ne-preklopljeni* region predstavlja region sa jednom vrednošću orijentacije po bloku, i (iii) *preklopljeni* region predstavlja region sa dve proizvoljno distribuirane vrednosti orijentacija po bloku - izmešano orijentaciono polje komponentnih otisaka.
3. **Razdvajanje orijentacionih polja** Izmešano orijentaciono polje *preklopljenog* regiona se procesira na sledeći način: (i) orijentacije se dodeljuju komponentnim otiscima prstiju pomoću neuralnih mreža, (ii) vrši se korekcija grešaka, i (iii) vrši se regularizacija orijentacionog polja komponentnih otisaka prstiju pomoću globalnih modela. Izlaz ovog koraka predstavljaju orijentaciona polja komponentnih otisaka prstiju.
4. **Izdvajanje komponentnih otisaka prstiju** Slike dva komponentna otiska se izdvajaju sa slike preklopljenih otisaka pomoću dva Gaborova filtra podešena prema prethodno dobijenim orijentacionim poljima tih otisaka prstiju.

Koraci 1, 2 i 4 su u najvećoj meri preuzeti iz literature, i biće ukratko opisani u narednim poglavljima. Doprinos u ovom delu se odnosi na korak 2 - određivanje inicijalnog orijentacionog polja, u kome je prvi put uveden proces regularizacije orijentacionog polja *ne-preklopljenog* regiona pomoću globalnih modela, koji prati određivanje orijentacija, a vrši se pre samog procesa razdvajanja orijentacija. Cilj uvođenja ovog procesa je minimalizacija uticaja lokalnog procesa određivanja orijentacija na sam proces razdvajanja, odnosno obezbeđivanje što kvalitetnijih ulaznih podataka za naredne korake.

Najveći doprinos ponuđenog pristupa se odnosi na korak 3 - razdvajanje orijentacija, gde je razvijena nova metoda za razdvajanje orijentacija, koja se bazira na neuralnim mrežama. Ovo je prvi pristup koji koristi neuralne mreže za problem razdvajanja otisaka. Ponuđena metoda pokazuje dobre performanse, što će uz opis, biti prikazano u narednim poglavljima.

7.2 PRED-PROCESIRANJE

Pred-procesiranje (Slika 7.2) se sastoji od dva glavna koraka: (i) normalizacija, i (ii) segmentacija maski regiona.



Slika 7.2 Pred-procesiranje na primeru preklopljenih otisaka: (a) Slike preklopljenih otisaka (I); (b) Maske regiona komponentnih otisaka prstiju (M_1 , M_2); (c) Maske ne-preklopljenog regiona (M_{1S} , M_{2S}); (d) Maska preklopljenog regiona (M_O).

U ovom pristupu se koristi veličina bloka 16×16 piksela ($blksize = 16$), standardna za probleme procesiranja otisaka prstiju, uključujući i probleme razdvajanja preklopljenih otisaka prstiju [21] [1] [22] [32] [24]. Ova veličina bloka je pogodna za različite probleme procesiranja otisaka prstiju zato što prosečni razmak između linija otiska (tzv. frekvencija linija otisaka), za slike sa 500ppi rezolucijom, iznosi 8 piksela [99]. Ovo ukazuje na činjenicu da blok veličine duplo veće od prosečne (16×16 piksela) najverovatnije sadrži neki deo strukture linije otiska, ukoliko taj blok pripada regionu otiska. Izbor veličine bloka je, takođe, konzistentan sa rezultatima formalne studije [100], koja daje zaključak da se optimalna veličina bloka za probleme procesiranja otisaka prstiju nalazi u opsegu između 14 i 35 piksela.

Opisani pristup zahteva da visina i širina slike otiska (I_m) bude umnožak veličine $blksize$; ukoliko ulazna slika ne zadovoljava te uslove dopunjuje se belim pikselima sa donje i desne strane pre daljeg procesiranja. Rezultujuća slika (I) se koristi za dalje

korake procesa. Ovaj korak uključuje i normalizaciju vrednosti piksela na slici na opsegu (0-1).

Sledeći korak je manuelna segmentacija maski regiona komponentnih otisaka (M_1 , M_2), standardna procedura usvojena od strane svih istraživača koji su se do sada bavili problemom razdvajanja otisaka prstiju.

Ovaj korak uključuje i trivijalno računanje blok-baziranih maski *ne-preklopljenog* regiona za oba komponentna otiska (M_{1S} , M_{2S}), kao i maske *preklopljenog* regiona (M_O), na osnovu maski regiona komponentnih otisaka (M_1 , M_2).

7.3 ODREĐIVANJE I REGULARIZACIJA INICIJALNOG ORIJENTACIONOG POLJA

Inicijalno orijentaciono polje preklopljenih otisaka prstiju se određuje na nivou bloka prethodno opisane veličine (*blksize*). Ovaj proces se sastoji od dva koraka: (i) određivanje orijentacionog polja svih regiona slike otisaka bazirano na Furijeovoj analizi i (ii) regularizacija orijentacionog polja *ne-preklopljenog* regiona bazirana na *global dictionary-based* pristupu [68].

7.3.1 Određivanje inicijalnog orijentacionog polja

Inicijalno orijentaciono polje se, kao što je ranije navedeno, sastoji od tri različita regiona: (i) region *pozadine*, koji ne sadrži vrednosti orijentacija, (ii) *ne-preklopljeni* region, koji sadrži jednu vrednost orijentacije po bloku, i (iii) *preklopljeni* region, koji sadrži dve vrednosti orijentacija po bloku, raspoređenih bez informacije o tome koja vrednost pripada kom komponentnom otisku.

Metoda za određivanje orijentacionog polja, koja je usvojena iz literature, i koja se koristi u većini dosad objavljenih pristupa za razdvajanje otisaka [21] [22] [1] [31], bazira se na 2D Furijeovoj transformaciji, i detaljno je opisana u Poglavlju 6.2.2. Određivanje orijentacionog polja preklopljenih otisaka prstiju.

Kao što je već navedeno, orijentacija predstavlja ugao linije otiska prisutne na datom bloku u odnosu na vertikalnu osu slike, i leži u opsegu $(-\pi/2, \pi/2)$. Orijetacije *ne-preklopljenog* regiona su označene sa $o_{1S(x,y)}$ i $o_{2S(x,y)}$, u zavisnosti od

toga kom otisku pripadaju, dok smo orijentacije *preklopljenog* regiona označili sa $o_{O(x,y)(1)}$ i $o_{O(x,y)(2)}$, gde (x,y) predstavlja poziciju bloka na slici.

7.3.2 Regularizacija inicijalnog orijentacionog polja na *ne-preklopljenom* regionu

Metoda za određivanje inicijalnog orijentacionog polja, koja je blok-bazirana i koja se bazira na 2D Furijeovoj transformaciji, lokalnog je karaktera - ne uzima u obzir informacije sa ostatka slike, odn. sa drugih blokova. Ovo dovodi do pojave sporadičnih grešaka koje je moguće ispraviti globalnim metodama za regularizaciju. Opisana metoda uključuje regularizaciju orijentacionog polja *ne-preklopljenog* regiona komponentnih otisaka prstiju ($o_{1S(x,y)}$, $o_{2S(x,y)}$), pre daljih koraka vezanih za samo razdvajanje orijentacija.

Cilj uvođenja ovog koraka je dobijanje što kvalitetnijih ulaznih podataka za proces razdvajanja. Korišćena metoda regularizacije je javno dostupna metoda, usvojena iz literature [68], i naziva se metoda za regularizaciju zasnovana na rečniku (eng. *dictionary-based*). Ovaj korak smanjuje uticaj lokalne prirode metode određivanja orijentacija i omogućava dobijanje realističnijeg i pouzdanijeg orijentacionog polja *ne-preklopljenog* regiona.

Metoda za regularizaciju zasnovana na rečniku [68], je predložena za obradu otisaka prstiju lošeg kvaliteta, sa ciljanom primenom na latentnim otiscima prstiju. Ponuđeni algoritam se sastoji iz dva dela

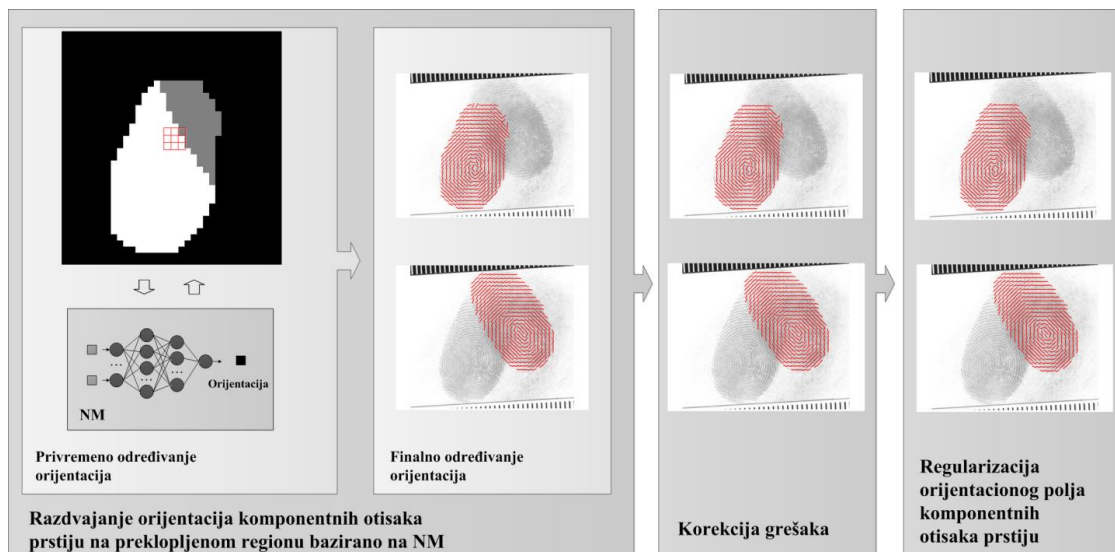
1. *offline* proces
 - kreiranje **rečnika** odn. skupa mogućih sastava segmenata slike veličine 160×160 piksela odn. orijentacionih polja datih segmenata (veličine 10×10 orijentacija);
 - segmenti su manuelno selektovani sa otisaka dobrog kvaliteta;
2. *online* proces
 - Inicijalno određivanje orijentacionog polja – pomoću lokalne Furijeove analize;

- Pregled rečnika – inicijalno orijentaciono polje se deli na segmente veličine 10×10 orijentacija, i traži se šest najpribližnijih modela segmenata iz rečnika, koji su kandidati za zamenu datog segmenta;
- Korekcija bazirana na kontekstu – bira se najoptimalniji od prethodno određenih kandidata na osnovu korelacije sa susednim segmentima.

Na osnovu prethodno opisanog postupka koriguje se kompletno orijentaciono polje

7.4 RAZDVAJANJE ORIJENTACIONIH POLJA

Proces razdvajanja orijentacionih polja se sastoji od tri pod-procesa (Slika 7.3): (i) razdvajanje orijentacija preklapljenog regiona bazirano na neuralnim mrežama, (ii) korekcija grešaka specifičnih za prethodni proces, i (iii) regularizacija komponentnih orijentacionih polja. Svi ovi pod-procesi su detaljno objašnjeni u nastavku.



Slika 7.3 Proces razdvajanja orijentacionih polja

7.4.1 Razdvajanje orijentacija preklapljenog regiona bazirano na neuralnim mrežama

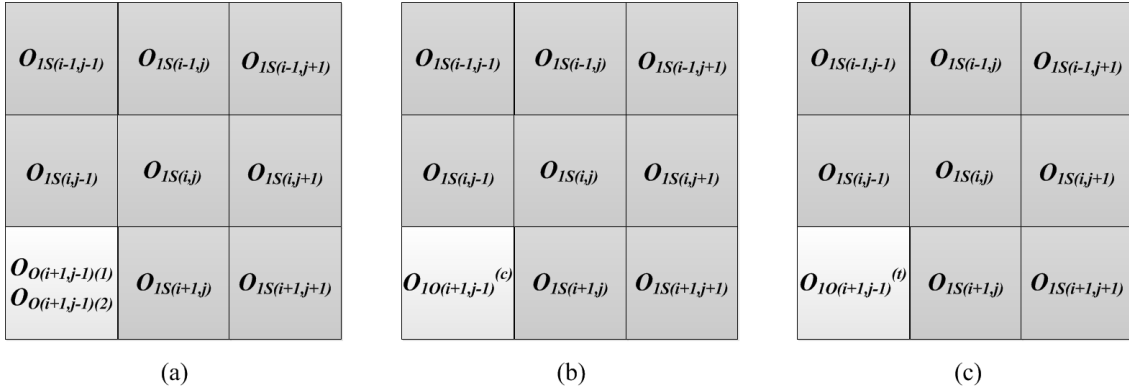
Opis ponuđenog algoritma

Ponuđeni algoritam, baziran na neuralnim mrežama, je u suštini iterativni proces, u kom se orijentaciona polja dva komponentna otiska prsta (označena kao *otisak 1* i *otisak 2*) obrađuju nezavisno jedan od drugog.

Svaka iteracija uključuje obradu više segmenata slike (naime, obrađuju se svi segmenti, odn. sve grupe blokova jednog komponentnog otiska koje odgovaraju određenim modelima koji su opisani u narednom poglavlju), privremenu dodelu orijentacija svim procesiranim blokovima *preklapljenog* regiona (jedan segment slike sadrži jedan blok *preklapljenog* regiona), i finalnu dodelu orijentacije *jednom* bloku, što je izlaz iz date iteracije.

Svaki segment koji se obrađuje sadrži više blokova *ne-preklapljenog* regiona (sa jednom vrednošću orijentacije po bloku) i jedan blok *preklapljenog* regiona (sa dve vrednosti orijentacije po bloku), koji pripadaju jednom komponentnom otisku. Segmenti slike, da bi mogli dalje da se obrađuju, moraju da odgovaraju predefinisanim modelima, dimenzije 3×3 bloka, koji su opisani u narednom poglavlju.

Slika 7.4 prikazuje primer obrade jednog segmenta slike, u jednoj iteraciji, koji pripada komponentnom otisku označenom kao *otisak 1*. Na datoj slici, $o_{1S(x,y)}$ predstavlja inicijalno određene vrednosti orijentacija za blokove *ne-preklapljenog* regiona, dok $o_{O(x,y)}$ predstavlja vrednosti orijentacija *preklapljenog* regiona. Slika 7.4 (a) prikazuje dve inicijalno određene vrednosti orijentacija jednog bloka *preklapljenog* regiona - $o_{O(x,y)(1,2)}$. Slika 7.4 (b) prikazuje privremeno izračunatu vrednost orijentacije bloka *preklapljenog* regiona - $o_{O(x,y)}^{(c)}$ (gde (c) označava izračunatu vrednost). Slika 7.4 (c) prikazuje privremeno dodeljenu vrednost orijentacije bloka *preklapljenog* regiona - $o_{O(x,y)}^{(t)}$ (gde (t) označava privremeno dodeljenu vrednost).



Slika 7.4 Obrada jednog segmenta slike (videti tekst za objašnjenje).

Kao što je prethodno navedeno, svaka iteracija se sastoji od tri osnovna koraka:

1. Privremeno računanje vrednosti orijentacija

Algoritam, u jednoj iteraciji, pronalazi sve segmente slike koji odgovaraju predefinisanim modelima - svi modeli sadrže jedan blok koji pripada *preklopljenom* regionu, dok ostali blokovi pripadaju *ne-preklopljenom* regionu, jednog komponentnog otiska prsta.

Primer jednog segmenta slike je prikazan na Slika 7.4. Prethodno trenirana neuralna mreža, na osnovu vrednosti orijentacija blokova *ne-preklopljenog* regiona ($O_{IS(x,y)}$) kao ulaza u datu neuralnu mrežu, računa, vrednost orijentacije bloka *preklopljenog* regiona, koji pripada tom segmentu ($O_{O(x,y)}^{(e)}$).

2. Privremena dodela vrednosti orijentacija

Na osnovu izračunate vrednosti orijentacije ($O_{IO(i+1,j-1)}^{(e)}$), algoritam bira vrednost orijentacije za dati blok za dati otisak prsta ($O_{IO(i+1,j-1)}^{(t)}$), između dve vrednosti orijentacije dodeljene tom bloku u procesu određivanja inicijalnog orijentacionog polja ($O_{O(i+1,j-1)(1)}$ i $O_{O(i+1,j-1)(2)}$). Algoritam bira numerički bližu vrednost izračunatoj. Algoritam, takođe, računa razliku između izabrane i izračunate vrednosti orijentacije (*diff* vrednost - $d_{I(i+1,j-1)}^{(t)}$).

3. Finalna dodela vrednosti orijentacija

Na kraju iteracije, algoritam pronalazi minimalnu *diff* vrednost dobijenu u toj iteraciji ($d_{I(xm,ym)}$), čuva je, i finalno čuva odgovarajuću vrednost orijentacije ($O_{IO(xm,ym)}$) datog bloka (na poziciji (xm,ym)) kao izlaz iz te iteracije, dok ostale dodeljene vrednosti odbacuje. *diff* vrednost je značajna za dalje korake procesiranja, tačnije za korekciju

greška razdvojenih orijentacija na preklapljenom regionu, gde se koristi kao parametar na osnovu kog se koriguje greška (poglavlje 7.4.2).

Blok kome je finalno dodeljena vrednost orijentacije u jednoj iteraciji se obeležava kao blok *ne-preklapljenog* regiona za dati otisak prsta, i kao takva uključuje u dalje procesiranje.

Modeli segmenata slike

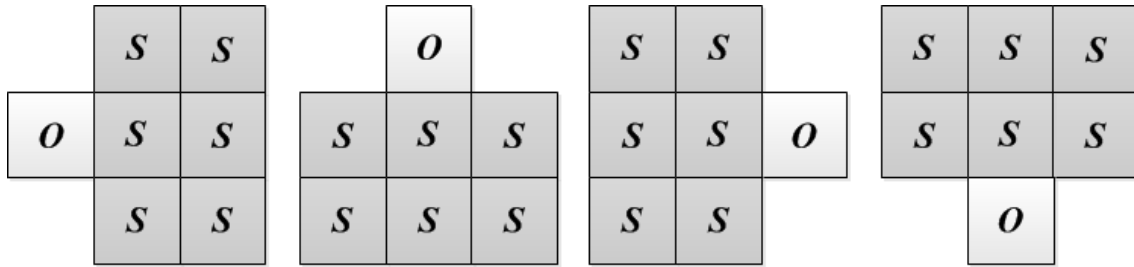
Za proces razdvajanja orijentacija pomoću neuralnih mreža, izabrani su segmenti slike dimenzija 3×3 bloka ($ptnsize = 3$). Algoritam koristi segmente kvadratnog oblika (u daljem tekstu označene kao *Kvadratni* segmenti), koji su prikazani na narednoj slici (Slika 7.5).

<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>O</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>O</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>
<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>
<i>O</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>S</i>	<i>O</i>

Slika 7.5 Varijante modela *Kvadratnog* segmenta

Praktična implementacija algoritma je pokazala da korišćenje isključivo *Kvadratnih* segmenata ostavlja određen broj blokova *preklapljenog* regiona ne procesirano, gde se, zbog specifičnosti sastava bloka, dešava da iako postoje ne procesirana polja nije moguće naći segment koji odgovara datom modelu.

Ova pojava je motivisala korišćenje dodatnog modela segmenata slike (u daljem tekstu označenih kao *T* segmenti), koji su prikazani na narednoj slici (Slika 7.6). Korišćenje *T* segmenta dopunjuje korišćenje *Kvadratnog* segmenta, i u potpunosti rešava problem na testiranim bazama.



Slika 7.6 Varijante modela *T* segmenta

Algoritam daje veći prioritet korišćenju *Kvadratnog* segmenta u odnosu na *T* segment. U svakoj iteraciji, algoritam prvo pokušava da pronađe sve segmente slike koji odgovaraju *Kvadratnim* segmentima, i procesira ih. Ukoliko ne postoji ni jedan segment slike koji odgovara *Kvadratnom* modelu, algoritam procesira sve segmente koji odgovaraju *T* segmentu, u toj iteraciji.

Kvadratni segmenti se sastoje od devet blokova (veličine 16×16 piksela), gde osam blokova pripada *ne-preklopljenom* regionu jednog otiska prsta (*S* blok), a jedan blok pripada *preklopljenom* regionu (*O* blok). *O* blok je po pravilu pozicioniran u jednom od uglova segmenta (Slika 7.5).

T segmenti se sastoje od sedam blokova, gde šest blokova pripada *ne-preklopljenom* regionu, a jedan blok pripada *preklopljenom* regionu. Sve korišćene pozicije *O* bloka su prikazane na prethodnoj slici (Slika 7.6).

Algoritam je takođe testiran za različite veličine modela segmenta slike - testirani su i segmenti veličine 5×5 blokova - sa idejom da veći segmenti sadrže više korisnih informacija od manjih segmenata. Praktična implementacija je pokazala da ova veličina segmenata slike ne odgovara datom problemu u potpunosti, zato što korišćenje većih segmenata ostavlja izvestan broj blokova *preklopljenog* regiona ne-procesiranim, i pored korišćenja i *T* i *Kvadratnih* segmenata. Broj ne-procesiranih blokova raste sa povećanjem veličine segmenta slike, tako da su usvojeni prethodno opisani segmenti veličine 3×3 bloka, kao optimalni.

Treniranje neuralne mreže

Opisana metoda koristi dve neuralne mreže, po jednu za svaki tip modela segmenta, trenirane sa vrednostima orijentacija blokova *ne-preklopljenog* regiona u cilju

računanja jedne vrednosti orijentacije koja nedostaje - orijentacija jednog bloka *preklopljenog* regiona. Odgovarajući izbor neuralne mreže za ovaj tip problema je višeslojna *feed-forward* neuralna mreža, koja kao pravilo učenja koristi *back-propagaciju*, zatim koristi sigmoide skrivene neurone i linearne izlazne neurone [101]. Struktura izabrane neuralne mreže se sastoji od ulaznog sloja, dva skrivena sloja i izlaznog sloja. Prema radu [102], većina ne-linearnih kompleksnih problema može dovoljno dobro da se reši pomoću mreže sa jednim ili dva skrivena sloja, gde korišćenje dva skrivena sloja daje izvesnu superiornost u odnosu na korišćenje jednog.

U cilju određivanja optimalnog broja perceptrona u dva skrivena sloja sproveden je eksperiment gde je za različite veličine ova dva sloja trenirana mreža i računat koeficijent regresije. Rezultati ovog eksperimenta su prikazani u narednoj tabeli (Tabela 7.1), gde *HL* predstavlja broj perceptrona u dva skrivena sloja, a *R* predstavlja koeficijent regresije. Koeficijent regresije je numerički indikator (između 0 i 1) odnosa između stvarnog izlaza mreže i ciljanog izlaza mreže. Ukoliko je $R = 1$, postoji tačna linearna veza između stvarnog i ciljanog rezultata; nasuprot tome, ako je vrednost *R* blizu nule, ne postoji takva veza.

Tabela 7.1 Veličina skrivenih slojeva: poređenje

<i>HL</i>	[20 10]	[30 20]	[30 10]	[40 30]	[40 20]	[40 10]
<i>R</i>	0.8627	0.86748	0.86909	0.8689	0.86551	0.86271
<i>HL</i>	[50 30]	[50 20]	[50 10]	[60 30]	[60 20]	[60 10]
<i>R</i>	0.87207	0.87482	0.87159	0.87275	0.87018	0.86128

Testirano je više varijanti veličine dva skrivena sloja i zaključeno, na osnovu najveće vrednosti koeficijenta regresije ($R = 0.87482$ za $HL = [50 20]$), da je optimalan broj perceptrona u dva skrivena sloja neuralne mreže trenirane za problem razdvajanja orijentacija - 50 i 20 perceptrona, respektivno. Pošto se vrednosti koeficijenta regresije za različite veličine skrivenih slojeva samo neznatno razlikuju, zaključeno je nije potrebno testirati preciznije varijante veličine za ovaj konkretan problem.

Broj ulaznih interfejsa neuralne mreže mora da se poklopi sa brojem blokova *nepreklopljenog* regiona u jednom modelu segmenta slike - 8 ulaza za *Kvadratne* segmente i 6 ulaza za *T* segmente.

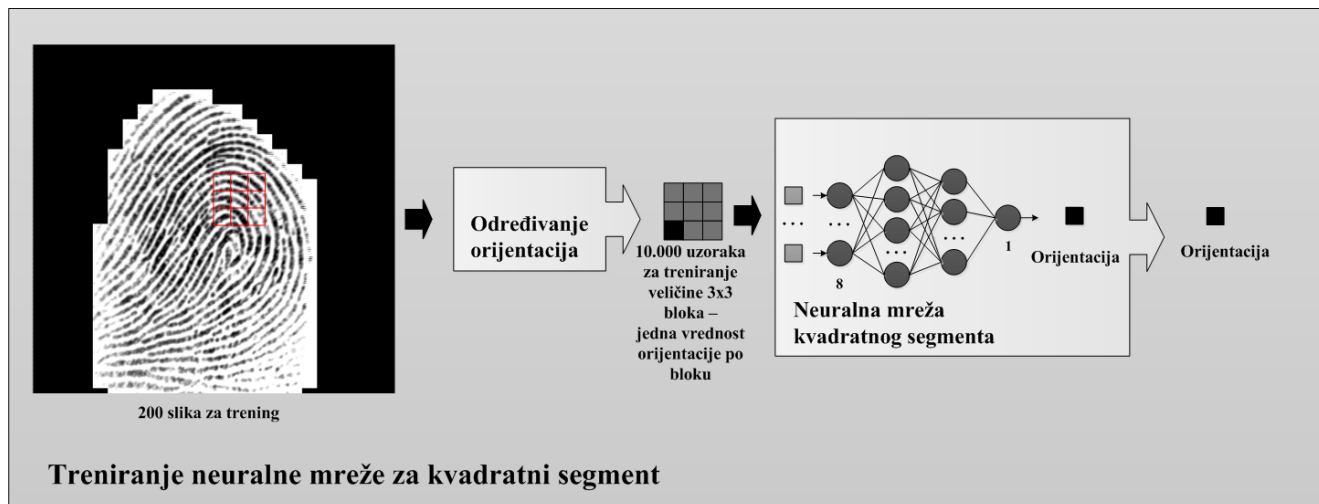
S obzirom na prethodno navedene činjenice, izabrana struktura neuralne mreže se sastoji od:

- ulaznog sloja - sa 8 ili 6 perceptrona,
- dva skrivena sloja - sa 50 i 20 perceptrona, respektivno, i
- izlaznog sloja - sa jednim perceptronom.

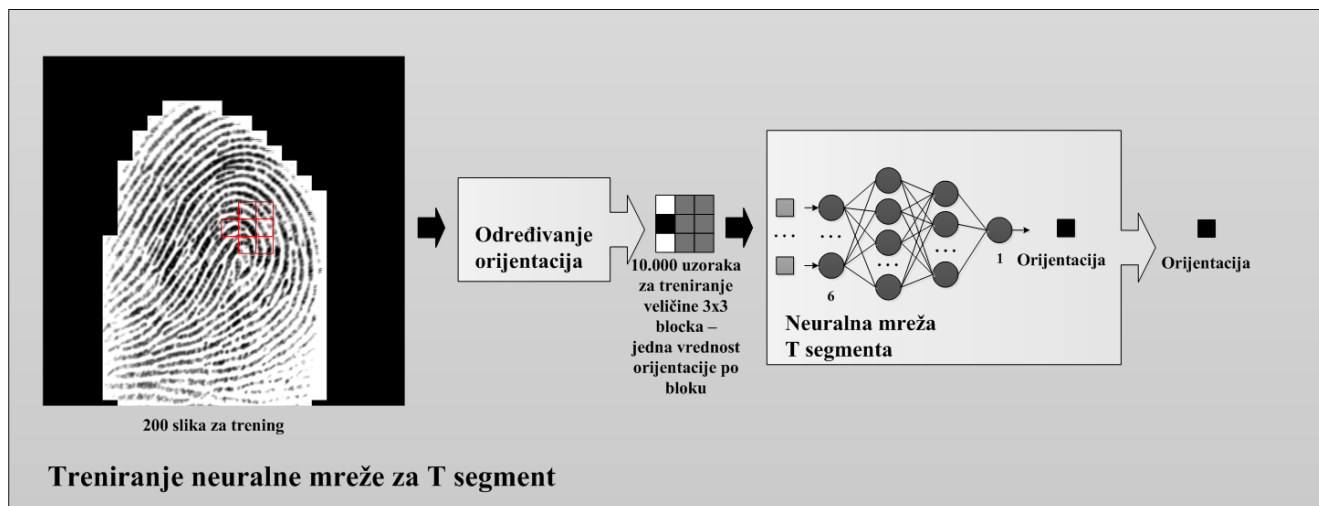
Za treniranje neuralne mreže korišćen je podskup *Db1* baze iz FVC2002 [29] [30]. *Db1* baza je podeljena na dva podskupa, *Db1_a* i *Db1_b*: *Db1_a* sadrži 800 uzoraka (8 impresija 100 različitih otisaka prstiju), dok *Db1_b* sadrži 80 uzoraka (8 impresija 10 različitih otisaka). Svaka slika je veličine 388×374 piksela (500ppi), monohromatska (*grayscale*), i sadrži pojedinačne otiske uzete pomoću različitih skenera, u organizovanim sesijama [29].

Za samo treniranje izabrane su impresije br. 3 i br. 4 *Db1_a* baze (200 uzoraka), i sa njih nasumično izdvojeno 10.000 odgovarajućih segmenata slike, spoljašnjih dimenzija 3×3 bloka, koji odgovaraju predefinisanim modelima. Da bi bio pogodan za treniranje, svaki izabrani segment mora u potpunosti da pripada regionu otiska prsta (regionu od interesa - *ROI*). Za svaki segment je određeno orijentaciono polje pomoću 2D Furijeove transformacije na nivou bloka veličine *blksize*, identično proceduri opisanoj u Poglavlju 7.3. Kao što je prethodno opisano (Slika 7.5 i Slika 7.6), postoje po četiri varijante oba modela segmenata slike. Segmenti za treniranje su birani tako da 10.000 segmenata sadrži po 2500 segmenata svake varijante modela. Pod segmentom se ovde podrazumevaju vrednosti orijentacija za date blokove sadržane u segmentu.

Naredne slike (Slika 7.7 i Slika 7.8) prikazuju procedure treniranja neuralnih mreža.



Slika 7.7 Procedura treninga neuralne mreže Kvadratnog segmenta

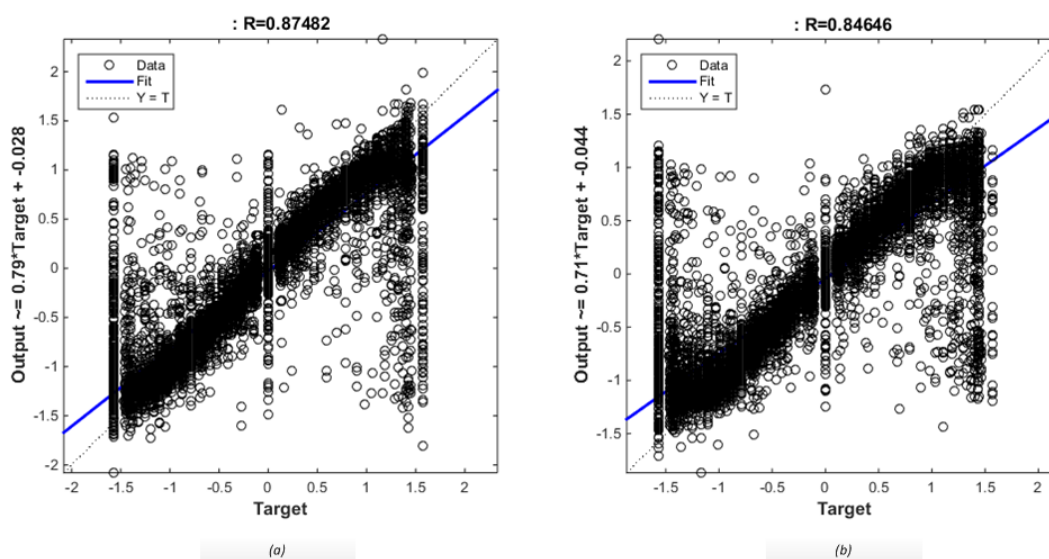


Slika 7.8 Procedura treninga neuralne mreže T segmenta

Ponudeni algoritam je implementiran u MATLAB-u, korišćenjem *trainlm* trening funkcije (*Levenberg-Marquardt back-propagacije*). Proces treniranja se završava kada se performanse mreže na vektoru validacije ne poboljšavaju, ili ostanu iste, u toku *max_fail* epoha (zadata vrednost je 6), što je indikovano povećanjem srednje kvadratne greške.

Baza za treniranje se sastoji od podskupa *ulaza* i podskupa *izlaza* za date ulaze. Podskup *ulaza* je matrica veličine 8×10.000 (10.000 uzoraka sa 8 elemenata) za *Kvadratni* segment i matrica veličine 6×10.000 (10.000 uzoraka sa 6 elemenata) za *T* segment. Podskup *izlaza* je matrica veličine 1×10.000 (10.000 uzoraka). Baza za treniranje je nasumično podeljena na tri podgrupe: set za treniranje (70% uzoraka), set za validaciju (15% uzoraka) i set za treniranje (15% uzoraka).

Treniranje neuralne mreže *Kvadratnog* segmenta je obavljeno u 5 epoha, sa koeficijentom regresije 0,87482 (koji je prikazan i u prethodnoj tabeli, a na osnovu kog je određena optimalna arhitektura mreže), i srednjom kvadratnom greškom 0,25. Treniranje neuralne mreže *T* segmenta je obavljeno u 5 epoha, sa koeficijentom regresije 0,84646, i srednjom kvadratnom greškom 0,22. Slika 7.9 prikazuje karakteristike regresije za neuralne mreže *Kvadratnog* i *T* segmenta. Razlog značajne varijacije koeficijenta regresije na granicama opsega leži u činjenici da se vrednost orijentacija nalazi u opsegu $(-\pi/2, \pi/2)$, kao što je opisano u prethodnim poglavljima, gde granične vrednosti predstavljaju isti 2D sinusni talas.



Slika 7.9 Prikaz regresije neuralne mreže za: (a) *Kvadratni* segment; (b) *T* segment

Ključni parametri vezani za proces razdvajanja orijentacija, a naročito za proces treniranja neuralnih mreža, prikazani su u narednoj tabeli (Tabela 7.2). U tabeli je dato i objašnjenje u vezi svakog parametra.

Tabela 7.2 Proces razdvajanja orijentacija: vrednosti ključnih parametara

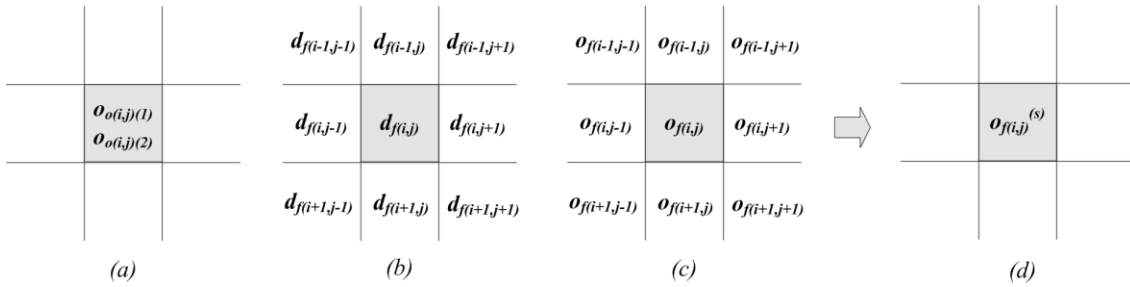
Ključni parametri	Vrednost		Komentar
<i>blksize</i>	16	Optimalna vrednost	Veličina blokova slike; objašnjeno u poglavlju 7.2.
<i>ptnsize</i>	3	Optimalna vrednost	Veličina modela segmenata slike; objašnjeno ranije u ovom poglavlju; testirano za različite vrednosti.
<i>HL</i>	[50 20]	Optimalna vrednost	Broj perceptrona u dva skrivena sloja; objašnjeno ranije u ovom poglavlju; testirano za različite vrednosti.
<i>max fail</i>	6	Zadata vrednost	Maksimalan broj neuspešnih validacija
<i>epochs</i>	1000	Zadata vrednost	Maksimalan broj epoha za treniranje
<i>goal</i>	0	Zadata vrednost	Ciljani učinak

7.4.2 Korekcija grešaka razdvojenih orijentacija na preklapljenom regionu

Nakon razdvajanja orijentacija preklapljenog regiona, opisanog u prethodnom poglavlju, dobijaju se orijentaciona polja oba komponentna otiska (označena kao $o_{fo(x,y)}$) i matrica razlika između izračunate i dodeljene vrednosti orijentacije na *preklapljenom* regionu ($d_{fo(x,y)}$, gde f ima vrednost 1 ili 2, u zavisnosti od toga kom komponentnom otisku konkretna *diff* vrednost pripada). Sam proces razdvajanja orijentacija, kao što je ranije navedeno, porcesira oba komponentna otiska nezavisno jedan od drugog, što znači da algoritam, kada procesira jedan blok *preklapljenog* regiona jednog otiska prsta,

ne uzima u obzir informaciju o vrednosti orijentacije dodeljenoj bloku na istoj poziciji, drugog otiska. Ovo dovodi do pojave sporadičnih grešaka gde je ista vrednost orijentacije dodeljena blokovima *preklopljenog* regiona oba otiska prsta.

Proces korekcije grešaka, kao nastavak procesa razdvajanja orijentacija, procesira blokove sa prethodno opisanom greškom i omogućava ispravljanje grešaka.



Slika 7.10 Proces korekcije grešaka; (a) inicijalno orijentaciono polje preklopljenog regiona $o_{o(x,y)(1,2)}$; (b) diff vrednosti $d_{f(x,y)}$; (c) dodeljene vrednosti orijentacija $o_{f(x,y)}$; (d) korigovane vrednosti orijentacija $o_{f(x,y)}^{(s)}$.

Slika 7.10 prikazuje glavne korake i vrednosti u procesu korekcije grešaka. Neka su sve vrednosti orijentacija dodeljene u prethodnom koraku označene kao $o_{f(x,y)}$. Proces korekcije grešaka, kao ulazne podatke, koristi inicijalno određeno orijentaciono polje *preklopljenog* regiona ($o_{o(x,y)(1)}$, $o_{o(x,y)(2)}$), dodeljene orijentacije blokovima *preklopljenog* regiona ($o_{f(x,y)}$) i *diff* vrednosti ($d_{f(x,y)}$). Kao izlaz ovog procesa dobija se korigovano orijentaciono polje *preklopljenog* regiona ($o_{f(x,y)}^{(s)}$).

Sam redni tok procesa korekcije grešaka uključuje sledeće korake. Prvo, algoritam pronalazi sve blokove *preklopljenog* regiona, kojima je dodeljena ista vrednost orijentacije za oba komponentna otiska, npr. gde je $o_{1(x,y)} = o_{2(x,y)}$. Za ove blokove algoritam poredi *diff* vrednosti $d_{f(x,y)}$ i dodeljuje početnu orijentacionu vrednost otisku prsta sa manjom vrednošću *diff* indikatora.

Na primer, ako je

$$d_{1(x,y)} < d_{2(x,y)}$$

i

$$o_{1(x,y)} = o_{2(x,y)} = o_{o(x,y)(1)}$$

algoritam odlučuje da je

$$o_{I(x,y)}^{(s)} = o_{o(x,y)(1)}$$

i menja vrednost orijentacije drugog komponentnog otiska na sledeći način:

$$o_{2(x,y)}^{(s)} = o_{o(x,y)(2)}$$

Nakon ovoga algoritam pronalazi sve preostale blokove *preklopljenog* regiona sa istom vrednošću orijentacije za oba otiska. Ovo su blokovi na pozicijama gde je *diff* vrednost ista za oba otiska, odn. $d_{I(x,y)} = d_{2(x,y)}$. Za ove blokove algoritam sabira *diff* vrednosti 8 blokova koji leže u neposrednom okruženju datog bloka za svaki komponentni otisak prsta. Dobijene sume se zatim porede, i zaključuje se da data vrednost orijentacije pripada otisku sa manjom sumom *diff* vrednosti, sa istom logikom koja je korišćena u inicijalnoj korekciji grešaka, i opisana u prethodnom tekstu.

7.4.3 Regularizacija orijentacionog polja komponentnih otisaka prstiju

Poslednji pod-proces u opisanom procesu razdvajanja orijentacionih polja je regularizacija orijentacionih polja komponentnih otisaka prstiju. Opisani algoritam za razdvajanje orijentacija je blok-baziran, i zavisi jedino od lokalnih informacija, odn. ne uzima u obzir globalne karakteristike slike otiska prsta. Ova činjenica dovodi do pojave izvesne količine grešaka koje mogu da se isprave korišćenjem globalnih tehnika za regularizaciju.

U cilju rešavanja ovog problema u algoritam je uključen i pod-proces regularizacije orijentacionih polja komponentnih otisaka, sa identičnom tehnikom koja je korišćena u prethodnim koracima, kao što je opisano u Poglavlju 7.3.2 - *dictionary-based* metoda za regularizaciju [68]. Regularizacija se vrši na orijentacionim poljima komponentnih otisaka prstiju, dobijenim u prethodnim koracima, nakon procesa korekcije grešaka. Cilj ovog procesa je dobijanje realističnijeg i pouzdanijeg orijentacionog polja komponentnih otisaka prstiju.

Sličan pristup je korišćen i u literaturi [32] [24], gde je takođe, nakon razdvajanja orijentacija vršena regularizacija orijentacionog polja komponentnih otisaka prstiju pomoću globalnih metoda regularizacije.

8 POREĐENJE REZULTATA

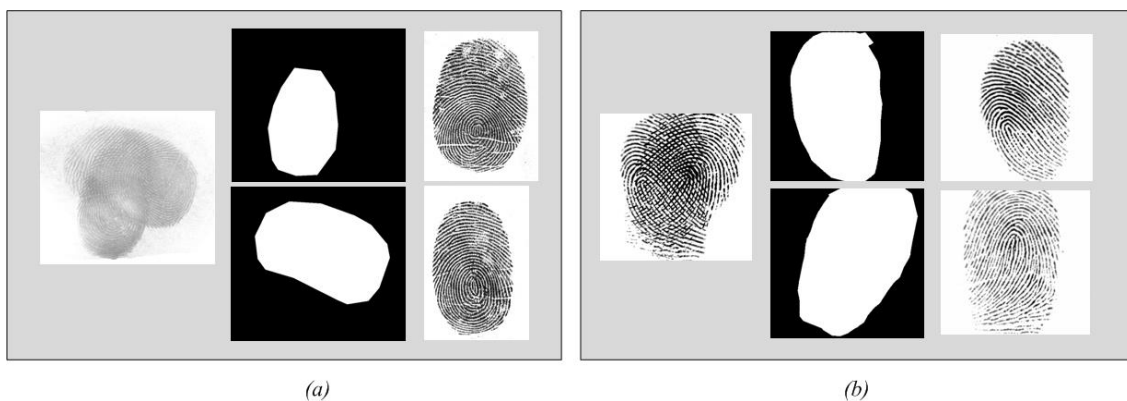
***Rezime.** U ovoj glavi su detaljno prikazani rezultati testiranja ponuđene metode razdvajanja otisaka bazirane na neuralnim mrežama. Metoda je testirana na obe javno dostupne baze - Tsinghua OLF i Tsinghua SOF, a rezultati su prikazani uporedo sa rezultatima ostalih metoda iz literature, u cilju poređenja. Metoda pokazuje veoma dobre performanse, naročito na bazi sa realnim latentnim otiscima (OLF), gde u velikoj meri nadmašuje rezultate do sada ponuđenih metoda. Pored rezultata, opisana je i metodologija evaluacije, kao i primeri slučajeva gde metoda ne pokazuje tako dobre rezultate.*

8.1 METODOLOGIJA EVALUACIJE

Problem identifikacije preklapljenih otisaka prstiju ima veliki značaj u forenzičkoj nauci, upravo zbog činjenice da se preklapljeni otisci jako često mogu naći u nekontrolisanim okruženjima, kao što su mesta zločina. U takvim slučajevima uspešna i pouzdana identifikacija subjekata čiji otisci čine komponentne otiske je ključan korak u istrazi. Proces identifikacije uključuje: (i) razdvajanje preklapljenih otisaka, i (ii) poređenje razdvojenih otisaka sa poznatim otiscima iz baze. Pouzdanost poređenja otisaka je pokazatelj performansi sistema za razdvajanje otisaka: veća pouzdanost poređenja ukazuje na bolje performanse sistema za razdvajanje.

Preklopljeni otisci, takođe mogu da budu česta pojava prilikom korišćenja optičkih skenera, kada na površini za uzimanje otisaka ostanu ostaci otisaka od prethodnog subjekta. U ovim slučajevima praksa je da se skener obriše i ponovi postupak uzimanja otisaka, što je vremenski zahtevan proces. Ponuđena metoda može da nađe primenu i u ovim slučajevima.

Ponuđena metoda je testirana na obe javno dostupne baze preklopljenih otisaka prstiju: *Tsinghua OLF* koja sadrži otiske dobijene forenzičkim metodama, i *Tsinghua SOF* koja sadrži veštački preklopljene otiske. Obe baze sadrže po 100 otisaka, rezolucije 500 ppi, i detaljno su opisane u Poglavlju 2.5. Primeri preklopljenih otisaka iz datih baza, odgovarajućih maski regiona i odgovarajućih otisaka kojima odgovaraju komponentni otisci su prikazani na narednoj slici (Slika 8.1).



Slika 8.1 Primeri iz baza, sa preklopljenim otiskom (levo), maskama regiona komponentnih otisaka (centar) i odgovarajućim otiscima koji odgovaraju komponentnim otiscima (desno) za: (a) *Tsinghua OLF* baza i (b) *Tsinghua SOF* baza.

Za testiranje ponuđene metode korišćen je komercijalno dostupni alat za poređenje otisaka - *VeriFinger 6.7 SDK* [103]. Eksperimenti uključuju poređenje razdvojenih otisaka prstiju sa otiscima iz baze, i crtanje *ROC* (*Receiver Operating Characteristic*) i *CMC* (*Cumulative Match Characteristic*) kriva, kao tipičnih pokazatelja performansi biometrijskih sistema.

ROC kriva je široko korišćena metoda za evaluaciju performansi verifikacije, koja se bazira na zbirnoj statistici pepoznavanja svih uzoraka iz test baze [104]. *ROC* kriva prikazuje odnos *TPR* i *FPR*, gde je *TPR* (eng. *True Positive Rate*) stopa tačnog

prepoznavanja, koja izražava verovatnoću prepoznavanja tačnog uzorka [2], a *FPR* (eng. *False Positive Rate*) predstavlja stopa pogrešnog prepoznavanja - verovatnoća prepoznavanja pogrešnog uzorka.

CMC kriva predstavlja meru performansi identifikacije, koja prikazuje Rang- n stopu prepoznavanja u funkciji broja n , gde Rang- n stopa prepoznavanja predstavlja verovatnoću da se ispravan identitet nalazi u prvih n ponuđenih prepoznavanja [105]. Za crtanje *CMC* krive praćen je isti pristup kao u radu [24] - poređeno je 200 komponentnih otisaka (za svaku test bazu) sa verifikacionom bazom. Verifikacionu bazu čini 2000 otisaka iz *NIST SD4* baze i otisci koji odgovaraju komponentnim otiscima (*template* otisci), i to 12 otisaka za *OLF* bazu i 10 otisaka za *SOF* bazu.

NIST SD4 je javno dostupna baza⁵. Sadrži 2000 *gray-scale* pojedinačnih otisaka, veličine 512×512 piksela, i u širokoj je upotrebi za statističku evaluaciju sistema za prepoznavanje otisaka, zato što sadrži ravnomernu distribuciju svih pet glavnih klasa otisaka (*Arch, Left and Right Loops, Tented Arch, Whirl*).

Treba istaći da se *ROC* i *CMC* krive crtaju iz istog test skupa (skupa poređenja), što dovodi do izvesnog nivoa korelacije između kriva. Ipak, u skorašnjim radovima [106] [107] se pojavila teza koja dovodi u pitanje direktnu vezu između ove dve krive. Autori su istakli da *ROC* krive ne mogu adekvatno da prikažu performanse sistema za poređenje sa velikim brojem uzoraka. U ovim radovima je takođe istaknuto da je najbolja mera performansi sistema za verifikaciju upravo *CMC* kriva, zato što se u sa ovim pokazateljem takvi sistemi tretiraju kao $1:N$ sistemi (sistemi gde se jedan testni uzorak poredi sa N uzoraka iz baze, u cilju utvrđivanja kom uzorku/uzorcima iz baze odgovara testni), što oni po prirodi i jesu [107]. Takođe, dodatni argumenti koji idu u prilog ovim tvrdnjama su i da *CMC* kriva daje više informacija o vezi između korisnika uključenih u biometrijski sistem [104].

Sve prethodno navedene tvrdnje i argumenti ukazuju na to da je *CMC* kriva bolji (realističniji) pokazatelj performansi biometrijskih sistema u odnosu na *ROC* krivu.

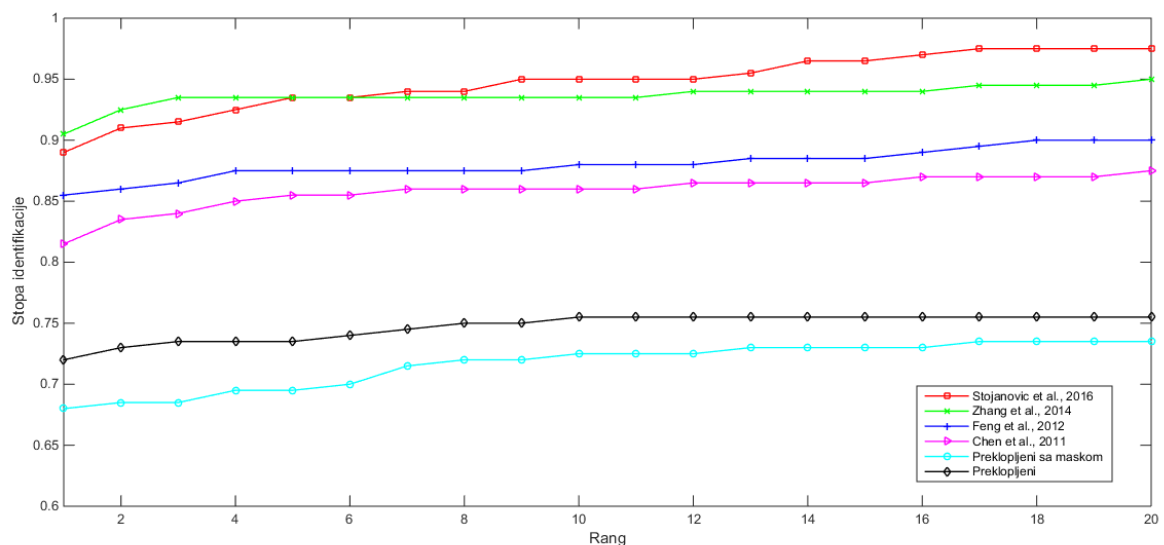
⁵ <http://www.nist.gov/srd/nistsd4.cfm>

8.2 REZULTATI

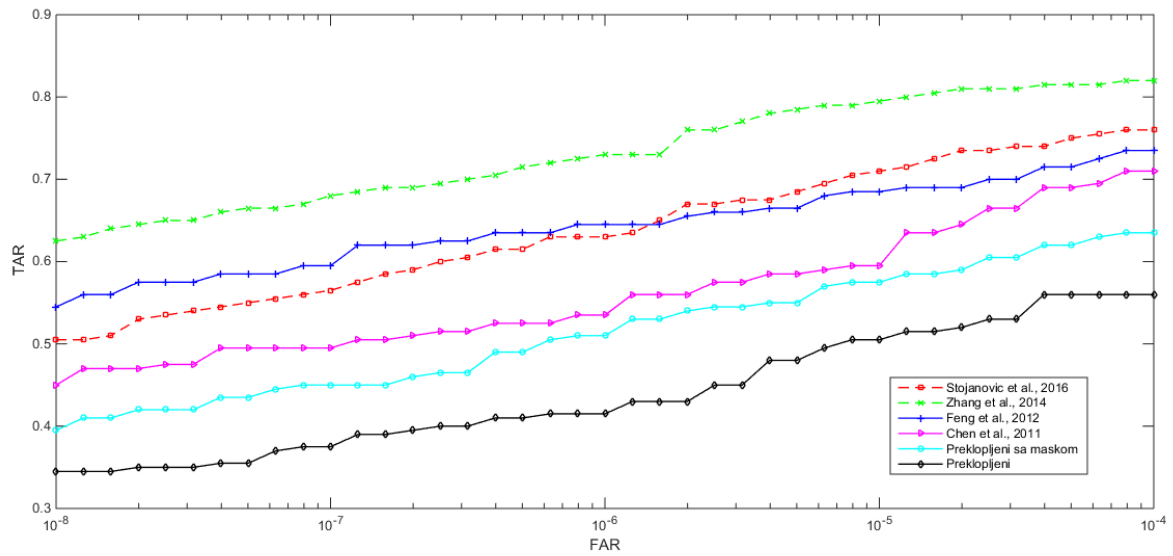
Performanse ponuđenog sistema su testirane na obe javno dostupne baze (*OLF* i *SOF*), i upoređene sa *ROC* i *CMC* krivama do sada objavljenih pristupa sa najboljim rezultatima. Za *Tsinghua OLF* bazu najbolji su, tim redom, *Zhang et al.* [24], *Feng et al.* [1] i *Chen et al.* [21], dok su na *Tsinghua SOF* bazi najbolje rezultate do sada postigli, tim redom, *Feng et al.* [1] i *Chen et al.* [21].

Rezultati su takođe upoređeni sa dva bazična slučaja, koja predstavljaju osnovu za svako poređenje: (i) direktno poređenje preklopljenih otisaka sa verifikacionim skupom, i (ii) poređenje preklopljenih otisaka sa kojih je samo izdvojen region svakog komponentnog otiska pomoću maske (bez razdvajanja linija otiska) sa verifikacionim skupom.

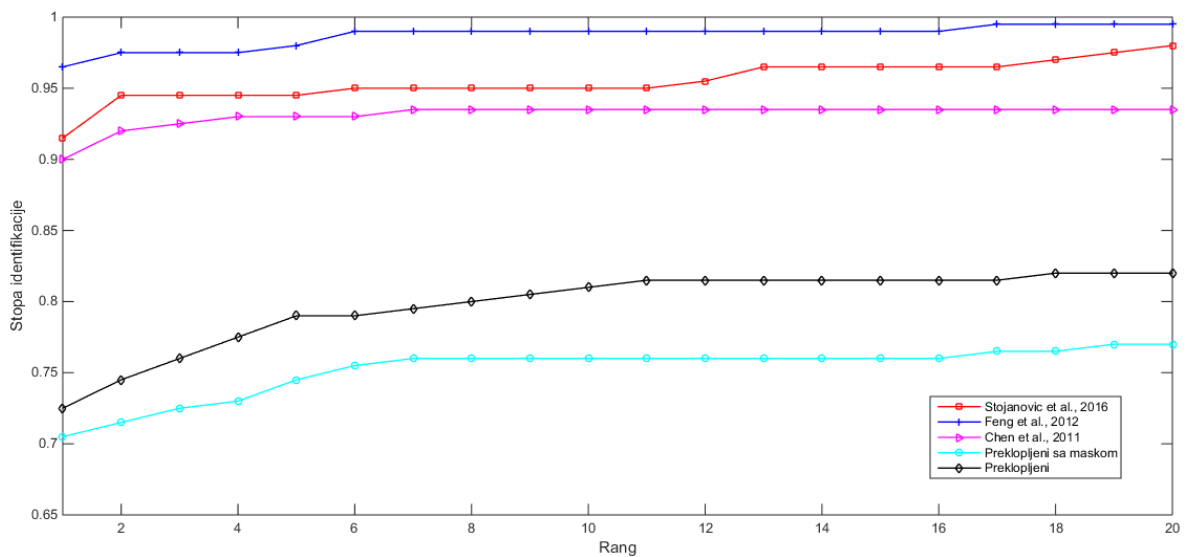
Slika 8.2 i Slika 8.3 prikazuju *CMC* i *ROC* krive za *Tsinghua OLF* bazu, tim redom. Slika 8.4 i Slika 8.5 prikazuju *CMC* i *ROC* krive za *Tsinghua SOF* bazu.



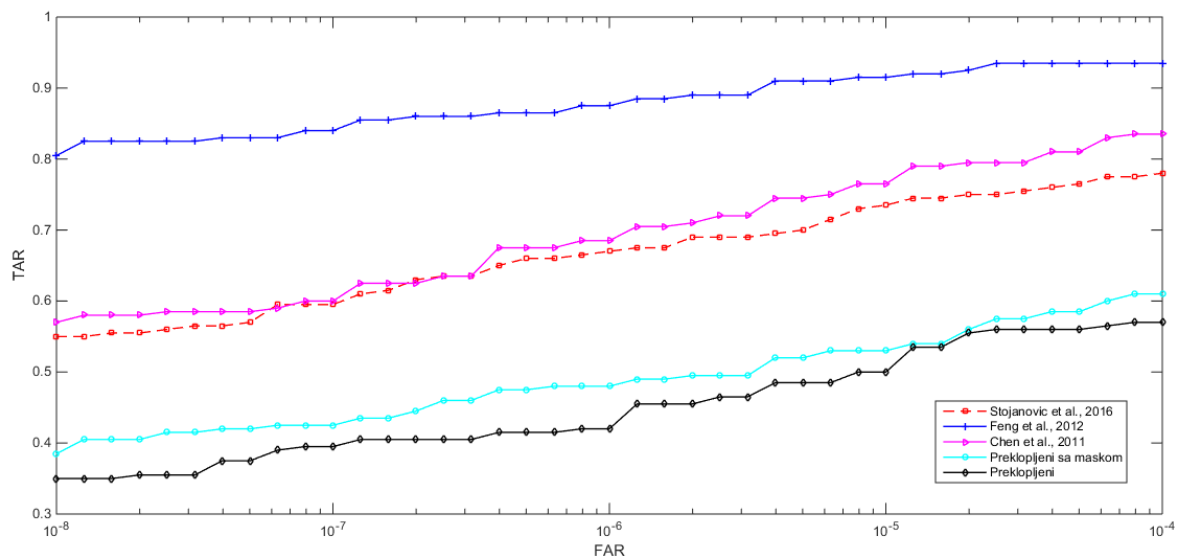
Slika 8.2 *CMC* indikator performansi za *Tsinghua OLF* bazu: ponuđena metoda [31] (crvena kriva) upoređena sa pet drugih pristupa



Slika 8.3 ROC indikator performansi za Tsinghua OLF bazu: ponuđena metoda [31] (crvena kriva) upoređena sa pet drugih pristupa



Slika 8.4 CMC indikator performansi za Tsinghua SOF bazu: ponuđena metoda [31] (crvena kriva) upoređena sa četiri druga pristupa



Slika 8.5 ROC indikator performansi za *Tsinghua* SOF bazu: ponuđena metoda [31] (crvena kriva) upoređena sa četiri druga pristupa

Ekperimentalni rezultati ukazuju da ponuđena metoda:

1. nadmašuje ostalih pet metoda sa sve vrednosti $Rang \geq 6$, gledajući *CMC* indikator performansi za *Tsinghua* OLF bazu (Slika 8.2);
2. pokazuje uporedive performanse u odnosu na drugi najbolji pristup u literaturi [1] (nadmašuje ga za oko polovinu slučajeva), gledajući *ROC* indikator performansi za *Tsinghua* OLF bazu (Slika 8.3);
3. postaje drugi najbolji pristup (ispod jedino [1] pristupa), gledajući *CMC* indikator performansi za *Tsinghua* SOF bazu (Slika 8.4);
4. postiže performanse bliske performansama drugog najboljeg pristupa u literaturi [21], gledajući *ROC* indikator performansi za *Tsinghua* SOF bazu (Slika 8.2).

8.3 DISKUSIJA

Tipičan automatski sistem za prepoznavanje otisaka prstiju - AFIS (eng. *Automated Fingerprint Identification System*) sistem, kada vrši 1:N pretragu (pretraga gde se baza sa N otisaka pretražuje po jednom otisku), daje kao izlaz rangiranu listu

svih pozitivnih rezultata. U slučaju latentnih otisaka, zbog lošeg kvaliteta uzoraka, broj izlaza može da bude veliki. Zbog te činjenice, glavni zadatak AFIS sistema je da ljudskom ekspertu obezbedi razumnu polaznu osnovu (listu koja sadrži razuman broj potencijalnih prepoznavanja), na osnovu koje će odrediti pravo prepoznavanje. To znači, da je od najvećeg značaja da skup potencijalnih prepoznavanja sadrži i pravo prepoznavanje (koje će biti izdvojeno od strane ljudskog eksperta), odn. lažna prepoznavanja su očekivana pojava, i manje značajna od lažnog ne-prepoznavanja.

Ključni test ponuđene metode je *CMC* kriva za *Tsinghua OLF* bazu (Slika 8.2), koja pokazuje da ponuđena metoda nadmašuje ostalih pet metoda za sve vrednosti *Rang* ≥ 6 .

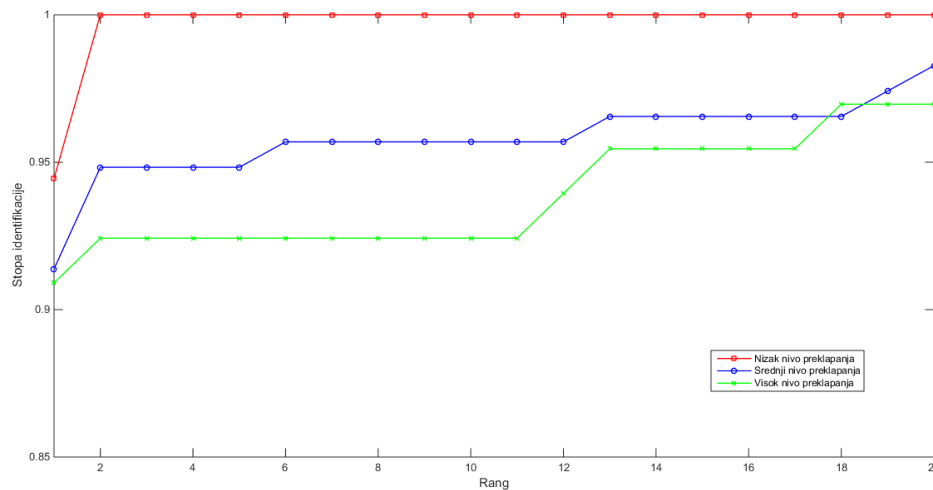
Činjenica da *ROC* i *CMC* krive nisu direktno povezane, kao i činjenica da je *CMC* kriva pouzdaniji indikator performansi za biometrijske sisteme, kao što je objašnjeno u Poglavlju 8.1, dovodi do zaključka da, iako nije nadmašila najbolju metodu za *Tsinghua OLF* bazu [24] gledajući *ROC* krivu, ponuđena metoda generalno postiže bolje rezultate i obezbeđuje bolji ulaz za dalje korake procesiranja u praktičnim implementacijama.

Tsinghua OLF baza prikazuje realnije prave slučajeve (npr. sa mesta zločina) u odnosu na *SOF* bazu, pošto *SOF* baza sadrži otiske dobrog kvaliteta, uzete pomoću profesionalnog skenera, koji su preklopljeni na veštački način. Pristup [1] predstavlja pristup sa najboljim rezultatima za *Tsinghua SOF* bazu. Ponuđena metoda bazirana na neuralnim mrežama, iako ne daje bolje rezultate od datog metoda za *SOF* bazu (Slika 8.4 i Slika 8.5), nadmašuje tu metodu za *OLF* bazu (Slika 8.2 i Slika 8.3), koja sadrži realne latentne otiske (u suprotnosti sa sintetički preklopljenim otiscima). Ovo vodi do zaključka da bi ponuđena metoda u praktičnim implementacijama davala bolje rezultate u odnosu na metodu opisanu u radu [1].

Razlog zbog kog ponuđena metoda ne postiže bolje rezultate u odnosu na metodu opisanu u radu [1] za *SOF* bazu, iako je nadmašuje za *OLF* bazu, leži u činjenici da je ponuđeni algoritam osetljiv na veličinu *preklopljenog* regiona. Kao što je prikazano u poglavlju 2.5 (Tabela 2.3) - *min* nivoa preklapanja *SOF* baze (0.27) je veći od srednje vrednosti nivoa preklapanja *OLF* baze (0.20).

U cilju testiranja ove hipoteze, obavljani su dodatni testovi na *Tsinghua SOF* bazi, gde su otisci klasifikovani prema nivou preklapanja, na sledeći način - *nizak*, *srednji* i *visok* nivo preklapanja. *CMC* krive za ove tri kategorije su prikazane na narednoj slici

(Slika 8.6). Dodatno, *Rang-1* stope identifikacije su prikazane u sledećoj tabeli (Tabela 8.1). Kao što je i očekivano, pouzdanost poređenja za kategoriju sa *niskim* nivoom preklapanja značajno nadmašuje pouzdanost poređenja ta ostale kategorije, gde je pouzdanost za *srednju* kategoriju neznatno veća u odnosu na *visoku*.



Slika 8.6 CMC kriva za različite nivoe preklapanja za Tsinghua SOF bazu

Sumirano, ponuđeni algoritam pokazuje bolje performanse u odnosu na do sada objavljene algoritme na *Tsinghua OLF* bazi (pravi latentni, slike lošijeg kvaliteta), dok pokazuje osetljivost na nivo preklapanja otisaka prema testovima sprovedenim na *Tsinghua SOF* bazi (veštački preklapljeni otisci dobrog kvaliteta). Ova zapažanja, zajedno, ukazuju da je ponuđeni algoritam mnogo više osetljiv na veličinu nivoa preklapanja, nego na kvalitet slike.

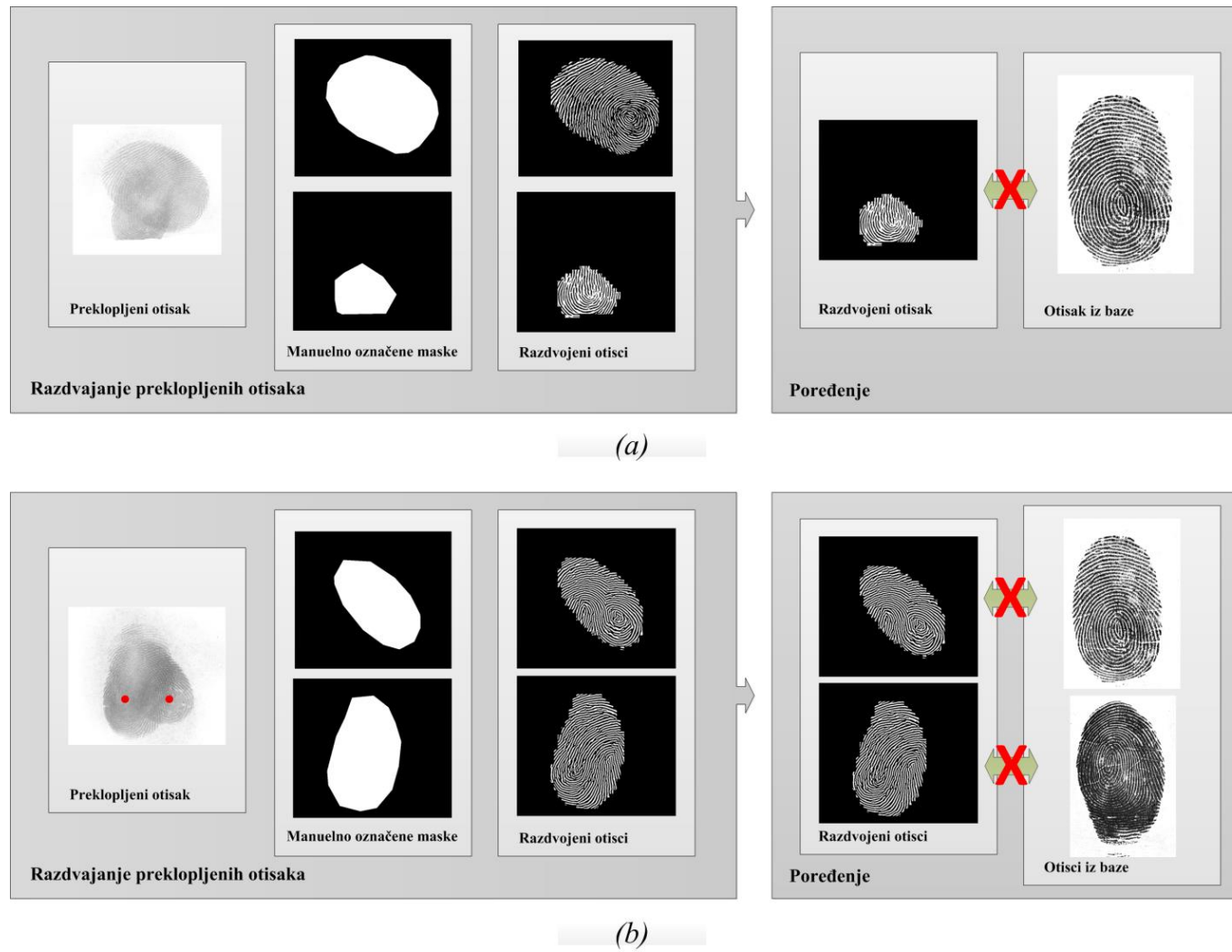
Tabela 8.1 Rang-1 stope identifikacije za različite nivoe preklapanja za Tsinghua SOF bazu

Nivo preklapanja	nizak	srednji	visok
Rang-1 stopa identifikacije	0.9444	0.9138	0.9091

U cilju boljeg razumevanja ograničenja ponuđenog pristupa za razdvajanje preklapljenih otisaka, Slika 8.7 prikazuje tipične slučajeve neuspešnog prepoznavanja.

Prvi prikazani slučaj (Slika 8.7 (a)) je izazvan lošom segmentacijom maske - maska pokriva samo deo regiona otiska, što dovodi do toga da rezultujuća slika sadrži premalo podataka za uspešno obavljanje narednih koraka, uključujući i poređenje. Ovaj problem je specifičan za sve do sada objavljene pristupe za razdvajanje otisaka, i ističe potrebu za razvojem automatizovanog sistema za generisanje maski regiona.

Drugi prikazani slučaj (Slika 8.7 (b)) je izazvan pozicijom singularnih tačaka - nalaze se na samoj granici *preklopljenog* regiona. Singularne tačke, su tačke gde linije otiska pokazuju diskontinuitet. Pošto ponuđeni algoritam zavisi delimično i od kontinuiteta linija otiska, kada se singularne tačke nalaze na samoj granici *preklopljenog* regiona, postoji velika šansa da dođe do grešaka u prvoj iteraciji, koje se prenose na naredne iteracije - dolazi do propagacije greške. Ovo izaziva nepuzdane rezultate razdvajanja otisaka. Singularne tačke predstavljaju problem i kod drugih pristupa (poglavlje 6.3).



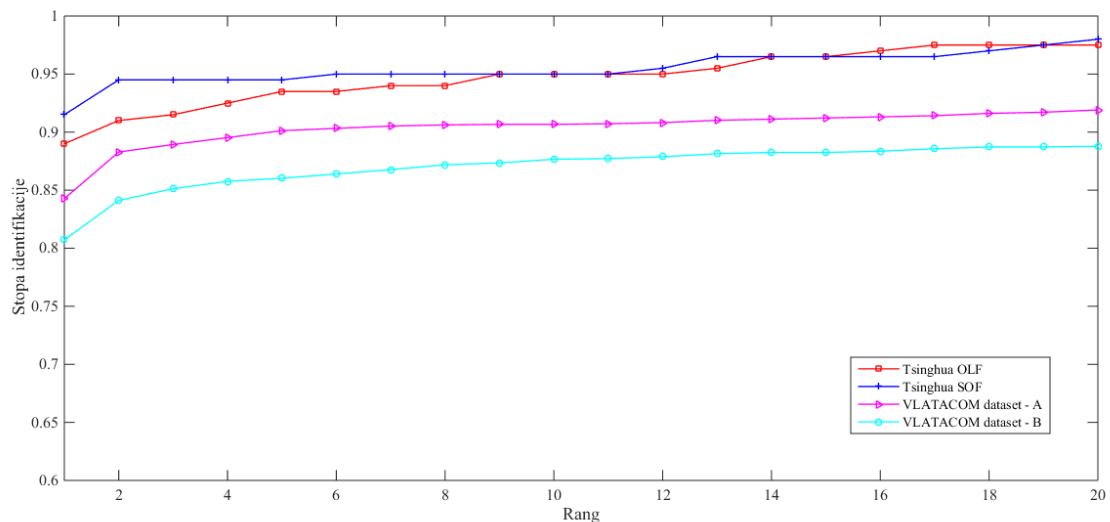
Slika 8.7 Tipični slučajevi neuspešnog prepoznavanja, izazvani: (a) lošom segmentacijom maske; (b) singularnim tačkama (obeležanim crvenim tačkama) pozicioniranim na samoj granici preklopljenog regiona.

8.4 EKSPERIMENTALNI REZULTATI PONUĐENE METODE ZA SEGMENTACIJU OTISAKA PRSTIJU NA VLD BAZI

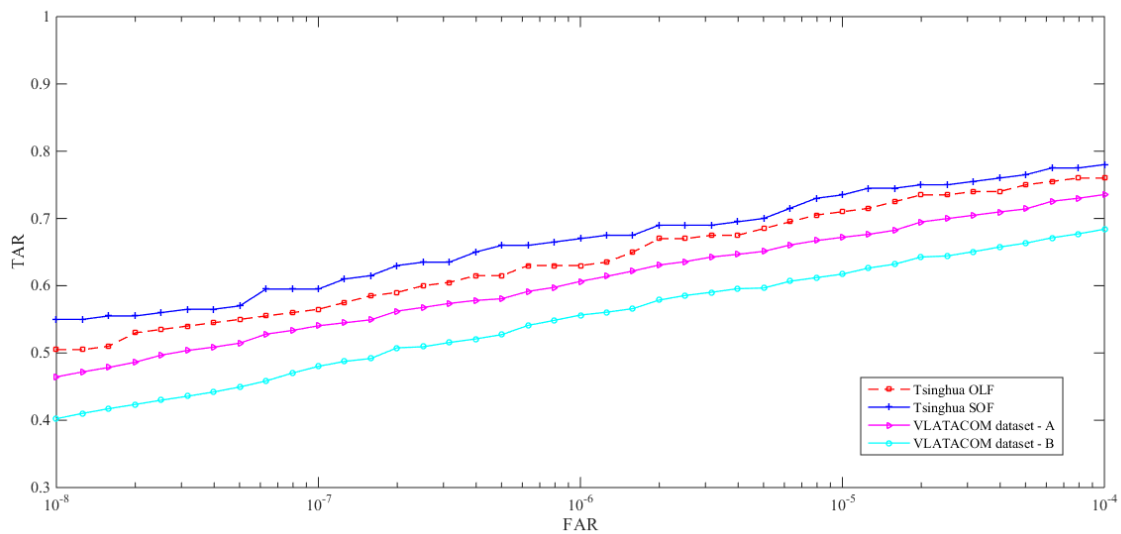
Na VLD bazi su izvršeni preliminarni eksperimenti, u cilju utvrđivanja upotrebljivosti date baze u naučnim istraživanjima u polju razdvajanja preklapljenih otisaka prstiju. Zbog velikog broja uzoraka u bazi za testiranje su izabrana dva reprezentativna podskupa VID baze. Metoda razdvajanja otisaka bazirana na neuralnim mrežama, opisana u prethodnim poglavljima, primenjena je na četiri različite baze:

- *Tsinghua SOF* baza;
- *Tsinghua OLF* baza;
- *VID - varijanta A*: 90° ugao, svetlija slika, bez šuma; i
- *VID - varijanta B*: 90° ugao, svetlija slika, sa šumom.

Eksperimenti su vršeni na način identičan opisanom u Poglavlju 8.1. *CMC* i *ROC* krive poredjenja ove četiri baze su prikazane na narednim slikama (Slika 8.8 prikazuje *CMC* krive, Slika 8.9 prikazuje *ROC* krive).



Slika 8.8 CMC kriva za četiri različite baze



Slika 8.9 ROC kriva za četiri različite baze

Komparativna analiza *CMC* i *ROC* kriva ukazuje na jasan zaključak da ponuđena baza predstavlja "teži" problem za postojeće algoritme od postojećih baza, što je dobra i očekivana osobina, naročito u slučaju *CMC* krive, gde se krive za *Tsinghua SOF* i *OLF* baze približavaju idealnom slučaju stope identifikacije od 100%. Ovo omogućava analize i poređenja koja ne zavise u tolikoj meri od ograničenja koja imaju postojeće baze. Takođe, kao što je i očekivano, uzorci sa šumom, označeni kao *varijanta B*, daju lošije rezultate u odnosu na uzorke bez šuma, označene kao *varijanta A*.

U skladu sa opisanim osobinama baze, izvlači se zaključak da *VID* baza predstavlja potencijalno veoma korisnu alatku u istraživanjima vezanim za razdvajanje preklapljenih otisaka prstiju. Glavne osobine *VID* baze su sledeće:

- dosta veći broj uzoraka u odnosu na postojeće baze;
- logične varijante parametara (sa/bez šuma, različit osvetljaj, različiti uglovi između komponentnih otisaka);
- informacija o broju i poziciji singularnih tačaka na *preklapljenom* regionu;
- distribucija nivoa preklapanja koja podseća na Gausovu;
- javna dostupnost za potrebe naučnih istraživanja.

9 ZAKLJUČAK

Rezime. U okviru poslednje glave data su zaključna razmatranja i doprinosi srovedenog istraživanja. Takođe, razmatrane su i smernice za dalja istraživanja u cilju unapređenja predloženih metoda za segmentaciju i razdvajnje preklopljenih otisaka prstiju.

Preklopljeni otisci prstiju, kao specifična pojava u raznim civilnim i istražnim aplikacijama, predstavlja značajan izazov za postojeće algoritme za prepoznavanje otisaka prstiju. U određenim situacijama praktično je nemoguće pouzdano obraditi preklopljene otiske prstiju pomoću postojećih alata. Osnovni problem leži u *preklopljenom* delu otisaka, sa kog je praktično nemoguće izdvojiti karakteristike koje služe za poređenje, bez dodatnog procesiranja koje uključuje razdvajanje otisaka prstiju. U literaturi je ponuđeno više metoda za razdvajanje latentnih otisaka prstiju. Detaljna komparativna analiza, izložena u okviru doktorske disertacije, ukazala je na jasnu potrebu za stalnim poboljšanjem performansi ovakvih sistema. Takođe, postoji jasna potreba za razvojem automatskog algoritma za segmentaciju preklopljenih otisaka prstiju, pošto se ovaj korak u svim postojećim metodama obavlja ručno. Dodatno, jedan od nedostataka dosadašnjih istraživanja je i ograničena količina uzoraka za testiranje u postojećim bazama – postoje samo dve javno dostupne baze otisaka, *Tsinghua* OLF i *Tsinghua* SOF, koje sadrže po 100 uzoraka.

Istraživanje sprovedeno u okviru doktorske disertacije, dalo je novu metodu za razdvajanje preklapljenih otisaka prstiju, baziranu na neuralnim mrežama. Ovo je prva metoda koja koristi neuralne mreže za problem razdvajanja preklapljenih otisaka prstiju.

Ponuđena metoda daje veoma dobre performanse, koje su nadmašile performanse svih do sada objavljenih pristupa na *Tsinghua OLF* bazi, koja sadrži prave latentne otiske, sa izraženim šumom koji potiče od forenzičkog praha, gde je do sada najbolji pristup bio *N. Zhang et al.* [24]. Sa druge strane, na *Tsinghua SOF* bazi ponuđena metoda postiže takođe dobre rezultate, druge posle najboljeg pristupa - *J. Feng et al.* [1].

Ponuđena metoda koristi minimalni nivo manuelne intervencije, koji je prisutan i u ostalim radovima – manuelnu segmentaciju maski regiona komponentnih otisaka prstiju.

U okviru istraživanja razvijene su dve automatske metode za segmentaciju preklapljenih otisaka prstiju. Prva metoda, bazirana na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima, nije postigla dovoljno dobre performanse i ukazala je na opravdanost korišćenja manuelne segmentacije.

Nova automatska metoda za segmentaciju preklapljenih otisaka prstiju bazira se na *deep learning* tehnici optimizovanoj za rad sa slikama - konvolucionim neuralnim mrežama (*CNN*). Rezultati segmentacije pomoću ove metode ukazuju na izrazitu superiornost ponuđene metode za izdvajanje *regiona od interesa* na slici preklapljenih otisaka u odnosu na metodu baziranu na neuralnim mrežama i Furijeovim koeficijentima. Dobijeni rezultati, pored superiornosti ponuđene metode u odnosu na prethodnu, ukazuju i na činjenicu da ponuđena metoda, zbog dobrih performansi, otvara prostor za razvoj potpuno automatizovanog algoritma za razdvajanje otisaka. Svi do sad objavljeni algoritmi uključuju manuelnu segmentaciju regiona komponentnih otisaka. Dalji razvoj je potreban u smislu da ponuđena metoda daje informacije o tome kom regionu pripada koji blok slike (*pozadina*, *ne-preklapljeni* i *preklapljeni* region), bez informacije o tome kom komponentnom otisku taj blok (prvenstveno blokovi *ne-preklapljenog* regiona) pripada, što je informacija potrebna za većinu objavljenih pristupa. Ovaj korak je moguće implementirati u daljim koracima razdvajanja otisaka. U svakom slučaju, ponuđena metoda predstavlja prvu automatsku metodu za segmentaciju regiona i predstavlja značajan napredak ka razvoju potpuno automatskog sistema za

razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju, što je vrlo aktuelno i otvoreno polje za dalji razvoj.

Dodatno, u okviru istraživanja razvijena je nova, javno dostupna baza veštački preklopljenih otisaka prstiju - *VID*, sa slećim osobinama:

- dosta veći broj uzoraka u odnosu na postojeće baze (120.000 uzoraka);
- logične varijante parametara (sa/bez šuma, različit osvetljaj, različiti uglovi između komponentnih otisaka);
- informacija o broju i poziciji singularnih tačaka na *preklopljenom* regionu;
- distribucija nivoa preklapanja koja podseća na Gausovu;
- javna dostupnost za potrebe naučnih istraživanja.

Komparativna analiza performansi ponuđenog algoritma na *VID* bazi, sa performansama postignutim na *Tsinghua SOF* i *OLF* bazama ukazuje na to da ponuđena baza predstavlja "teži" problem za postojeće algoritme od postojećih baza, što je dobra i očekivana osobina. Ovo omogućava analize i poređenja koja ne zavise u tolikoj meri od ograničenja koja imaju postojeće baze. U skladu sa opisanim osobinama i performansama baze, izvlači se zaključak da *VID* baza predstavlja potencijalno veoma korisnu alatku u istraživanjima vezanim za razdvajanje preklopljenih otisaka prstiju.

SKRAĆENICE

ACC	<i>Accuracy</i>
ACE-V	<i>Analysis, Comparison, Evaluation, Verification</i>
AFIS	<i>Automated Fingerprint Identification System</i>
CMC	<i>Cumulative Match Characteristic curve</i>
CNN	<i>Convolutional Neural Network</i>
CNN-OL	<i>Convolutional neural network - Overlapped Latent</i>
CNN-SO	<i>Convolutional neural network - Simulated Overlapped</i>
DFT	<i>Discrete Fourier Transformation</i>
DL	<i>Deep Learning</i>
DTV	<i>Directional Total Variation</i>
Err	<i>Error coefficient</i>
FAR	<i>False Acceptance Rate</i>
FMR	<i>False Match Rate</i>
FN	<i>False Negative</i>
FNMR	<i>False Non-Match Rate</i>
FP	<i>False Positive</i>
FPR	<i>False Positive Rate</i>
FTE	<i>Failure To Enroll</i>
FTR	<i>Failure To Register</i>
FVC	<i>Fingerprint Verification Competition</i>
hc	<i>hit coefficient</i>
mc	<i>mistake coefficient</i>

MRF	<i>Markov Random Field</i>
NIST SD27	<i>The National Institute of Standards and Technology Special Database 27</i>
NN	<i>Neural Network</i>
OLF	<i>Overlapped Latent Fingerprint Database</i>
PCN	<i>Predicted Condition Negative</i>
PCP	<i>Predicted Condition Positive</i>
PPV	<i>Positive Predictive Value</i>
ROC	<i>receiver operating characteristic</i>
ROI	<i>Region of Interest</i>
SOF	<i>Simulated Overlapped Fingerprint Database</i>
TAR	<i>True Acceptance Rate</i>
TCN	<i>True Condition Negative</i>
TCP	<i>True Condition Positive</i>
TN	<i>True Negative</i>
TP	<i>True Positive</i>
TPR	<i>True Positive Rate</i>
TV	<i>Total Variation</i>
VID	<i>Vlatacom Dataset</i>

REFERENCE

- [1] J. Feng, Y. Shi / J. Zhou, „Robust and Efficient Algorithms for Separating Latent Overlapped Fingerprints,“ *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, t. 7, br. 5, pp. 1498-1510, Oct 2012.
- [2] D. Maltoni, D. Maio, A. Jain / S. Prabhakar, Handbook of fingerprint recognition, Springer Science & Business Media, 2009.
- [3] X. Si, J. Feng / J. Zhou, „Enhancing latent fingerprints on banknotes,“ u *Biometrics (IJCB), 2014 IEEE International Joint Conference on*, 2014.
- [4] M. D. Garris / R. M. McCabe, „Fingerprint minutiae from latent and matching tenprint images,“ u *“Tenprint Images”, National Institute of Standards and Technology*, 2000.
- [5] A. Jain, P. Flynn / A. A. Ross, Handbook of biometrics, Springer Science & Business Media, 2007.
- [6] D. Ashbaugh, Quantitative-Qualitative Friction Ridge Analysis: An Introduction to Basic and Advanced Ridgeology, CRC Press, 1999.
- [7] *Standard for the Documentation of Analysis, Comparison, Evaluation, and Verification (ACE-V) (Latent)*, 2012.
- [8] K. Wertheim, G. Langenburg / A. Moenssens, „A report of latent print examiner accuracy during comparison training exercises,“ *Journal of forensic identification*, t. 56, br. 1, p. 55, 2006.
- [9] G. Langenberg, „Precision, Reproducibility, Repeatability, and Biasability of Conclusions Resulting from the ACE-V Process,“ *Journal of Forensic Identification*, t. 59, br. 2, p. 219, 2009.
- [10] I. E. Dror / D. Charlton, „Why experts make errors,“ *Journal of Forensic Identification*, t. 56, br. 4, p. 600, 2006.
- [11] I. E. Dror, A. E. Peron, S.-L. Hind / D. Charlton, „When emotions get the better of us: the effect of contextual top-down processing on matching fingerprints,“ *Applied Cognitive Psychology*, t. 19, br. 6, pp. 799-809, 2005.
- [12] I. E. Dror, D. Charlton / A. E. Peron, „Contextual information renders experts vulnerable to making erroneous identifications,“ *Forensic science international*, t. 156, br. 1, pp. 74-78, 2006.
- [13] L. J. Hall / E. Player, „Will the introduction of an emotional context affect fingerprint analysis and decision-making?,“ *Forensic Science International*, t. 181, br. 1, pp. 36-39, 2008.
- [14] I. E. Dror, C. Champod, G. Langenburg, D. Charlton, H. Hunt / R. Rosenthal, „Cognitive issues in fingerprint analysis: inter-and intra-expert consistency and the effect of a ‘target’ comparison,“ *Forensic Science International*, t. 208, br. 1, pp. 10-17, 2011.
- [15] P. A. Fraser-Mackenzie, I. E. Dror / K. Wertheim, „Cognitive and contextual influences in determination of latent fingerprint suitability for identification judgments,“ *Science & Justice*, t. 53, br. 2, pp. 144-153, 2013.
- [16] A. Sankaran, M. Vatsa / R. Singh, „Latent fingerprint matching: A survey,“ *Access, IEEE*, t. 2, pp. 982-1004, 2014.

- [17] A. Jain / J. Feng, „Latent Fingerprint Matching,“ *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, t. 33, br. 1, pp. 88-100, Jan 2011.
- [18] A. Paulino, J. Feng / A. Jain, „Latent Fingerprint Matching Using Descriptor-Based Hough Transform,“ *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, t. 8, br. 1, pp. 31-45, Jan 2013.
- [19] T. Rajasekar / N. Uma Maheswari, „Latent Overlapped Fingerprint Matching Using Level-2 and Level-3 Features Refinement,“ *International Journal of Engineering & Computer Science*, t. 3, br. 12, pp. 9696-9699, 2014.
- [20] M. Singh, D. K. Singh / P. K. Kalra, „Fingerprint separation: an application of ICA,“ 2008.
- [21] F. Chen, J. Feng, A. Jain, J. Zhou / J. Zhang, „Separating Overlapped Fingerprints,“ *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, t. 6, br. 2, pp. 346-359, June 2011.
- [22] Y. Shi, J. Feng / J. Zhou, „Separating overlapped fingerprints using constrained relaxation labeling,“ u *Proc. International Joint Conference on Biometrics*, 2011.
- [23] Q. Zhao / A. Jain, „Model Based Separation of Overlapping Latent Fingerprints,“ *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, t. 7, br. 3, pp. 904-918, June 2012.
- [24] N. Zhang, Y. Zang, X. Yang, X. Jia / J. Tian, „Adaptive Orientation Model Fitting for Latent Overlapped Fingerprints Separation,“ *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, t. 9, br. 10, pp. 1547-1556, Oct 2014.
- [25] J. G. Daugman, „Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters,“ *JOSA A*, t. 2, br. 7, pp. 1160-1169, 1985.
- [26] L. Hong, Y. Wan / A. Jain, „Fingerprint image enhancement: algorithm and performance evaluation,“ *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, t. 20, br. 8, pp. 777-789, 1998.
- [27] A. Sankaran, T. I. Dhamecha, M. Vatsa / R. Singh, „On matching latent to latent fingerprints,“ u *Biometrics (IJCB), 2011 International Joint Conference on*, 2011.
- [28] A. Sankaran, M. Vatsa / R. Singh, „Hierarchical fusion for matching simultaneous latent fingerprint,“ u *Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS), 2012 IEEE Fifth International Conference on*, 2012.
- [29] D. Maio, D. Maltoni, R. Cappelli, J. L. Wayman / A. K. Jain, „FVC2000: fingerprint verification competition,“ *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, t. 24, br. 3, pp. 402-412, Mar 2002.
- [30] D. Maio, D. Maltoni, R. Cappelli, J. L. Wayman / A. K. Jain, „FVC2002: Second fingerprint verification competition,“ u *Pattern recognition, 2002. Proceedings. 16th international conference on*, 2002.
- [31] B. Stojanovic, A. Neskovic / O. Marques, „A novel neural network based approach to latent overlapped fingerprints separation,“ *Multimedia Tools and Applications*, pp. 1-25, June 2016.
- [32] N. Zhang, X. Yang, Y. Zang, X. Jia / J. Tian, „Overlapped Fingerprints Separation Based on Adaptive Orientation Model Fitting,“ u *Pattern Recognition (ICPR), 2014 22nd International Conference on*, 2014.
- [33] S. Chikkerur, A. N. Cartwright / V. Govindaraju, „Fingerprint enhancement using STFT analysis,“ *Pattern Recognition*, t. 40, br. 1, pp. 198-211, 2007.
- [34] S. Karimi-Ashtiani / C.-C. J. Kuo, „A robust technique for latent fingerprint image segmentation and enhancement,“ u *Image Processing, 2008. IICIP 2008. 15th IEEE International Conference on*, 2008.
- [35] N. J. Short, M. S. Hsiao, A. L. Abbott / E. A. Fox, „Latent fingerprint segmentation using ridge template correlation,“ u *Imaging for Crime Detection and Prevention 2011 (ICDP 2011), 4th International Conference on*, 2011.
- [36] R. Haralick / L. Shapiro, „Image segmentation techniques,“ *Computer vision, graphics, and image processing*, t. 29, br. 1, pp. 100-132, 1985.
- [37] J. Zhang, R. Lai / C.-C. J. Kuo, „Latent fingerprint segmentation with adaptive total variation model,“ u *Biometrics (ICB), 2012 5th IAPR International Conference on*, 2012.
- [38] W. Yin, D. Goldfarb / S. Osher, „The total variation regularized L1 model for multiscale

- decomposition," *Multiscale Modeling & Simulation*, t. 6, br. 1, pp. 190-211, 2007.
- [39] T. Chan / S. Esedoglu, „Aspects of total variation regularized L1 function approximation," *SIAM Journal on Applied Mathematics*, t. 65, br. 5, pp. 1817-1837, 2005.
- [40] T. Chen, W. Yin, X. Zhou, D. Comaniciu / T. Huang, „Total variation models for variable lighting face recognition," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, t. 28, br. 9, pp. 1519-1524, 2006.
- [41] J. Zhang, R. Lai / C.-J. Kuo, „Latent fingerprint detection and segmentation with a directional total variation model," u *Image Processing (ICIP), 2012 19th IEEE International Conference on*, 2012.
- [42] H. Choi, M. Boaventura, I. A. Boaventura / A. K. Jain, „Automatic segmentation of latent fingerprints," u *Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS), 2012 IEEE Fifth International Conference on*, 2012.
- [43] I. Management Association, *Machine Learning: Concepts, Methodologies, Tools and Applications: Concepts, Methodologies, Tools and Applications*, Information Science Reference, 2011.
- [44] B. Stojanovic, O. Marques / A. Neskovic, „Latent overlapped fingerprint separation: a review," *Multimedia Tools and Applications*, pp. 1-28.
- [45] A. C. P. B. Marques / A. C. G. Thome, „A neural network fingerprint segmentation method," u *Hybrid Intelligent Systems, 2005. HIS'05. Fifth International Conference on*, 2005.
- [46] B. Stojanovic, A. Neskovic, Z. Popovic / V. Lukic, „ANN Based Fingerprint Image ROI Segmentation," u *22nd Telecommunications Forum TELFOR 2014*, Belgrade, 2014.
- [47] B. Stojanovic, A. Neskovic / O. Marques, „Fingerprint ROI segmentation using fourier coefficients and neural networks," u *Telecommunications Forum Telfor (TELFOR), 2015 23rd*, 2015.
- [48] D. Maio, D. Maltoni, R. Cappelli, J. Wayman / A. Jain, „FVC2002: Second Fingerprint Verification Competition," 2002.
- [49] T. Orczyk / L. Wieclaw, „Fingerprint Ridges Frequency," u *Third World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing (NaBIC)*, Salamanca, 2011.
- [50] I. S. Msiza, M. E. Mathekg, F. V. Nelwamondo / T. Marwala, „FINGERPRINT SEGMENTATION: AN INVESTIGATION OF VARIOUS TECHNIQUES AND A PARAMETER STUDY OF A VARIANCE-BASED METHOD," t. 7, br. 9, 2011.
- [51] H. Choi, M. Boaventura, I. A. Boaventura / A. K. Jain, „Automatic Segmentation of Latent Fingerprints," Arlington, VA , 2012.
- [52] L. Hong, Y. Wan / A. Jain, „Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation," t. 20, br. 8, 1998.
- [53] I. The MathWorks, „Matlab NN Toolbox Help," The MathWorks, Inc., September 2014. [Na mreži]. Available: <http://www.mathworks.com/help/nnet/ref/nntool.html>. [Poslednji pristup September 2014].
- [54] M. F. Møller, „A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning," *NEURAL NETWORKS*, t. 6, br. 4, pp. 525--533, 1993.
- [55] B. Stojanović, A. Nešković, O. Marques / S. Puzović, „Fingerprint ROI Segmentation Based on Deep Learning," u *24th Telecommunications Forum TELFOR 2016*, Belgrade, 2016.
- [56] J. Schmidhuber, „Draft: Deep Learning in Neural Networks: An Overview," 2014.
- [57] R. Wang, C. Han, Y. Wu / T. Guo, „Fingerprint Classification Based on Depth Neural Network," *arXiv preprint arXiv:1409.5188*, 2014.
- [58] Y. LeCun, L. Jackel, L. Bottou, C. Cortes, J. S. Denker, H. Drucker, I. Guyon, U. Muller, E. Sackinger, P. Simard / others, „Learning algorithms for classification: A comparison on handwritten digit recognition," *Neural networks: the statistical mechanics perspective*, t. 261, p. 276, 1995.
- [59] A. Krizhevsky, I. Sutskever / G. E. Hinton, „Imagenet classification with deep convolutional neural networks," u *Advances in neural information processing systems*, 2012.
- [60] K. Simonyan / A. Zisserman, „Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition," u *CoRR*, 2014.
- [61] K. Cao / A. Jain, „Latent orientation field estimation via convolutional neural network," u *Biometrics (ICB), 2015 International Conference on*, 2015.

- [62] A. Vedaldi / K. Lenc, „Matconvnet: Convolutional neural networks for matlab,“ u *Proceedings of the 23rd ACM international conference on Multimedia*, 2015.
- [63] Y. LeCun, Y. Bengio / G. Hinton, „Deep learning,“ *Nature*, t. 521, br. 7553, pp. 436-444, 2015.
- [64] N. Ramaiah, A. Rao / C. Mohan, „Enhancements to latent fingerprints in forensic applications,“ u *Digital Signal Processing (DSP), 2014 19th International Conference on*, 2014.
- [65] M. Sahasrabudhe / A. M. Namboodiri, „Fingerprint Enhancement Using Unsupervised Hierarchical Feature Learning,“ u *Proceedings of the 2014 Indian Conference on Computer Vision Graphics and Image Processing*, 2014.
- [66] M. Zahedi / O. R. Ghadi, „Combining Gabor filter and FFT for fingerprint enhancement based on a regional adaption method and automatic segmentation,“ *Signal, Image and Video Processing*, t. 9, br. 2, pp. 267-275, 2015.
- [67] X. Jiang, „On orientation and anisotropy estimation for online fingerprint authentication,“ *Signal Processing, IEEE Transactions on*, t. 53, br. 10, pp. 4038-4049, Oct 2005.
- [68] J. Feng, J. Zhou / A. Jain, „Orientation Field Estimation for Latent Fingerprint Enhancement,“ *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, t. 35, br. 4, pp. 925-940, April 2013.
- [69] L. Oehlmann, S. Huckemann / C. Gottschlich, „Performance evaluation of fingerprint orientation field reconstruction methods,“ u *Biometrics and Forensics (IWBF), 2015 International Workshop on*, 2015.
- [70] M. Sahasrabudhe / A. M. Namboodiri, „Learning fingerprint orientation fields using continuous restricted Boltzmann machines,“ u *Pattern Recognition (ACPR), 2013 2nd IAPR Asian Conference on*, 2013.
- [71] N. K. Ratha, S. Chen / A. K. Jain, „Adaptive flow orientation-based feature extraction in fingerprint images,“ *Pattern Recognition*, t. 28, br. 11, pp. 1657-1672, 1995.
- [72] A. M. Bazen / S. H. Gerez, „Systematic methods for the computation of the directional fields and singular points of fingerprints,“ *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, t. 24, br. 7, pp. 905-919, 2002.
- [73] M. Kass / A. Witkin, „Analyzing oriented patterns,“ *Computer vision, graphics, and image processing*, t. 37, br. 3, pp. 362-385, 1987.
- [74] J. Bigun, „Optimal orientation detection of linear symmetry,“ 1987.
- [75] M. Oliveira / N. J. Leite, „A multiscale directional operator and morphological tools for reconnecting broken ridges in fingerprint images,“ *Pattern Recognition*, t. 41, br. 1, pp. 367-377, 2008.
- [76] T. Kamei, „Image filter design for fingerprint enhancement,“ u *Automatic Fingerprint Recognition Systems*, Springer, 2004, pp. 113-126.
- [77] S. C. Dass, „Markov random field models for directional field and singularity extraction in fingerprint images,“ *Image Processing, IEEE Transactions on*, t. 13, br. 10, pp. 1358-1367, 2004.
- [78] S. Prabhakar / others, „Probabilistic orientation field estimation for fingerprint enhancement and verification,“ u *Biometrics Symposium, 2008. BSYM'08*, 2008.
- [79] L. O'Gorman / J. V. Nickerson, „An approach to fingerprint filter design,“ *Pattern recognition*, t. 22, br. 1, pp. 29-38, 1989.
- [80] M. Liu, X. Jiang / A. C. Kot, „Fingerprint reference-point detection,“ *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, t. 2005, br. 4, pp. 1-12, 2005.
- [81] P. Z. Lo / Y. Luo, *Method and apparatus for adaptive hierarchical processing of print images*, Google Patents, 2006.
- [82] S. Kumar / J. Alikhan, „Enhancement of Latent Fingerprint Recognition Using Global Transform,“ *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication (IJRITCC)*, t. 3, br. 3, pp. 1087-1089, March 2015.
- [83] S. Ram, H. Bischof / J. Birchbauer, „Modelling fingerprint ridge orientation using Legendre polynomials,“ *Pattern Recognition*, t. 43, br. 1, pp. 342-357, 2010.
- [84] J. Gu, J. Zhou / C. Yang, „Fingerprint recognition by combining global structure and local cues,“ *Image Processing, IEEE Transactions on*, t. 15, br. 7, pp. 1952-1964, 2006.

- [85] Y. Wang, J. Hu / D. Phillips, „A fingerprint orientation model based on 2D Fourier expansion (FOMFE) and its application to singular-point detection and fingerprint indexing,“ *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, t. 29, br. 4, pp. 573-585, 2007.
- [86] B. G. Sherlock / D. M. Monro, „A model for interpreting fingerprint topology,“ *Pattern recognition*, t. 26, br. 7, pp. 1047-1055, 1993.
- [87] J. Zhou / J. Gu, „A model-based method for the computation of fingerprints' orientation field,“ *Image Processing, IEEE Transactions on*, t. 13, br. 6, pp. 821-835, 2004.
- [88] S. Huckemann, T. Hotz / A. Munk, „Global models for the orientation field of fingerprints: an approach based on quadratic differentials,“ *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, t. 30, br. 9, pp. 1507-1519, 2008.
- [89] S. Yoon, J. Feng / A. K. Jain, „On latent fingerprint enhancement,“ u *SPIE Defense, Security, and Sensing*, 2010.
- [90] S. Yoon, J. Feng / A. Jain, „Latent fingerprint enhancement via robust orientation field estimation,“ u *Biometrics (IJCB), 2011 International Joint Conference on*, 2011.
- [91] A. Jain / J. Feng, „Latent Palmprint Matching,“ *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, t. 31, br. 6, pp. 1032-1047, June 2009.
- [92] R. Yadav, P. K. Kalra / J. John, „Neural network learning with generalized-mean based neuron model,“ *Soft Computing*, t. 10, br. 3, pp. 257-263, 2006.
- [93] A. Rosenfeld, R. A. Hummel / S. W. Zucker, „Scene labeling by relaxation operations,“ *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, br. 6, pp. 420-433, 1976.
- [94] X. Tao, X. Yang, K. Cao, R. Wang, P. Li / J. Tian, „Estimation of Fingerprint Orientation Field by Weighted 2D Fourier Expansion Model,“ u *Pattern Recognition (ICPR), 2010 20th International Conference on*, 2010.
- [95] A. Tashk, M. Helfroush / M. Muhammadpour, „Improvement of fingerprint orientation estimation by a Modification of fingerprint orientation model based on 2D Fourier expansion (M-FOMFE),“ u *Computer, Control and Communication, 2009. IC4 2009. 2nd International Conference on*, 2009.
- [96] M. Pelillo, F. Abbattista / A. Maffione, „Evolutionary learning for relaxation labeling processes,“ u *Advances in Artificial Intelligence*, Springer, 1993, pp. 230-241.
- [97] M. Pelillo / M. Refice, „Learning compatibility coefficients for relaxation labeling processes,“ *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, t. 16, br. 9, pp. 933-945, 1994.
- [98] Y. A. Wang / J. Hu, „Global ridge orientation modeling for partial fingerprint identification,“ *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, t. 33, br. 1, pp. 72-87, 2011.
- [99] T. Orczyk / L. Wiclaw, „Fingerprint ridges frequency,“ u *Nature and Biologically Inspired Computing (NaBIC), 2011 Third World Congress on*, 2011.
- [100] I. S. Msiza, M. E. Mathekga, F. V. Nelwamondo / T. Marwala, „Fingerprint segmentation: An investigation of various techniques and a parameter study of a variance-based method,“ *International Journal of Innovative Computing, Information, and Control (IJICIC)*, t. 7, pp. 5313-5326, 2011.
- [101] M. H. Hassoun, *Fundamentals of artificial neural networks*, MIT press, 1995.
- [102] S. Tamura / M. Tateishi, „Capabilities of a four-layered feedforward neural network: four layers versus three,“ *Neural Networks, IEEE Transactions on*, t. 8, br. 2, pp. 251-255, Mar 1997.
- [103] Neurotechnology, *{VeriFinger SDK: Fingerprint identification for stand-alone or Web solutions}*, 2016.
- [104] B. DeCann / A. Ross, „Relating ROC and CMC curves via the biometric menagerie,“ u *Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS), 2013 IEEE Sixth International Conference on*, 2013.
- [105] H. C. Van Tilborg / S. Jajodia, *Encyclopedia of cryptography and security*, Springer Science & Business Media, 2014.
- [106] D. O. Gorodnichy, „Multi-order analysis framework for comprehensive biometric performance evaluation,“ u *SPIE Defense, Security, and Sensing*, 2010.
- [107] D. Gorodnichy, „Multi-order biometric score analysis framework and its application to designing and evaluating biometric systems for access and border control,“ u *Computational Intelligence in Biometrics and Identity Management (CIBIM), 2011 IEEE Workshop on*, 2011.

BIOGRAFIJA

Branka B. Stojanović, devojačko Tešanović, rođena 23.11.1983. godine u Čačku, Republika Srbija. Zaposlena u Institutu Vlatacom.

Završila gimnaziju "Vuk Karadžić" u Loznici 2002. godine. Iste godine upisala Elektrotehnički fakultet u Beogradu, Odsek za elektroniku, telekomunikacije i automatiku, smer za telekomunikacije, po petogodišnjem nastavnom programu. Diplomirala u septembru 2008. godine. Studije završila sa prosečnom ocenom 8.38 i ocenom 10 na diplomskom ispitu sa temom „3G evolucija: HSPA i LTE“, sa mentorom prof. dr Aleksandarom Neškovićem. Doktorske akademske studije na Elektrotehničkom fakultetu u Beogradu upisala 2009. godine, pod mentorstvom prof. dr Aleksandra Neškovića.

Po diplomiranju, od oktobra 2008. godine, zaposlena u kompaniji Vlatacom, koja od 2015. godine posluje kao institut. U Institutu Vlatacom radi na poziciji arhitekta sistema, sa fokusom na projektovanje i analizu informacionih sistema za specijalne namene u oblastima bezbednosti, biometrije i računarskih mreža.

U martu 2015. god. izabrana u zvanje istraživač saradnik od strane Naučnog veća Elektrotehničkog fakulteta u Beogradu.

Posедуje sledeće sertifikate i specijalizacije: CISSP; ISO 27001:2005 Internal Auditor; ITIL Foundation Examination; ISO/IEC 20000-1:2011 Internal Auditor; CCNA Security; CCNA Routing and Switching.

Završila je sledeće kurseve: Project management: the basics for success, Coursera, Irvine, University of California; An introduction to operations management, Coursera,

Wharton, University of Pennsylvania; Machine learning, Coursera, Stanford University; Introduction to artificial intelligence, Coursera, Stanford University; LITA L100, RC ETF.

PRILOG

Прилог 1.

Изјава о ауторству

Потписани Бранка Стојановић

број индекса 09/5036

Изјављујем

да је докторска дисертација под насловом

**Раздвајање преклопљених отисака прстију базирано на технологији
машинског учења**

- резултат сопственог истраживачког рада,
- да предложена дисертација у целини ни у деловима није била предложена за добијање било које дипломе према студијским програмима других високошколских установа,
- да су резултати коректно наведени и
- да нисам кршио/ла ауторска права и користио/ла интелектуалну својину других лица.

Потпис докторанда

У Београду, 10.05.2017.

Бранка С

Прилог 2.

**Изјава о истоветности штампане и електронске
верзије докторског рада**

Име и презиме аутора Бранка Стојановић

Број индекса 09/5036

Студијски програм Електротехника и рачунарство

Наслов рада Раздвајање преклопљених отисака прстију базирано
на технологији машинског учења

Ментор проф. др Александар Нешковић

Потписани Бранка Стојановић

Изјављујем да је штампана верзија мог докторског рада истоветна електронској верзији коју сам предао/ла за објављивање на порталу **Дигиталног репозиторијума Универзитета у Београду**.

Дозвољавам да се објаве моји лични подаци везани за добијање академског звања доктора наука, као што су име и презиме, година и место рођења и датум одбране рада.

Ови лични подаци могу се објавити на мрежним страницама дигиталне библиотеке, у електронском каталогу и у публикацијама Универзитета у Београду.

У Београду, 10.05.2017.

Потпис докторанда

Бранка

Прилог 3.

Изјава о коришћењу

Овлашћујем Универзитетску библиотеку „Светозар Марковић“ да у Дигитални репозиторијум Универзитета у Београду унесе моју докторску дисертацију под насловом:

Раздвајање преклопљених отисака прстију базирано на технологији машинског учења

која је моје ауторско дело.

Дисертацију са свим прилозима предао/ла сам у електронском формату погодном за трајно архивирање.

Моју докторску дисертацију похрањену у Дигитални репозиторијум Универзитета у Београду могу да користе сви који поштују одредбе садржане у одабраном типу лиценце Креативне заједнице (Creative Commons) за коју сам се одлучио.

1. Ауторство

2. Ауторство – некомерцијално

3. Ауторство – некомерцијално – без прераде

4. Ауторство – некомерцијално – делити под истим условима

5. Ауторство – без прераде

6. Ауторство – делити под истим условима

(Молимо да заокружите само једну од шест понуђених лиценци, кратак опис лиценци дат је на полеђини листа).

У Београду, 10.05.2017.

Потпис докторанда

Branke S

1. Ауторство - Дозвољавање умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце, чак и у комерцијалне сврхе. Ово је најслободнија од свих лиценци.

2. Ауторство – некомерцијално. Дозвољавање умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела.

3. Ауторство - некомерцијално – без прераде. Дозвољавање умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, без промена, преобликовања или употребе дела у свом делу, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела. У односу на све остале лиценце, овом лиценцом се ограничава највећи обим права коришћења дела.

4. Ауторство - некомерцијално – делити под истим условима. Дозвољавање умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце и ако се прерада дистрибуира под истом или сличном лиценцом. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела и прерада.

5. Ауторство – без прераде. Дозвољавање умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, без промена, преобликовања или употребе дела у свом делу, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца дозвољава комерцијалну употребу дела.

6. Ауторство - делити под истим условима. Дозвољавање умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце и ако се прерада дистрибуира под истом или сличном лиценцом. Ова лиценца дозвољава комерцијалну употребу дела и прерада. Слична је софтверским лиценцама, односно лиценцама отвореног кода.