

# UPORABA KADYROV-PETROUVE TRANSFORMACIJE V SISTEMU ZA SAMODEJNO RAZPOZNAVANJE DLANI

Vitomir Štruc, Nikola Pavešić

Laboratorij za umetno zaznavanje, sisteme in kibernetiko  
Fakulteta za elektrotehniko, Univerza v Ljubljani  
E-pošta: vitomir.struc@fe.uni-lj.si, nikola.pavesic@fe.uni-lj.si  
URL: <http://luks.fe.uni-lj.si>

---

**POVZETEK:** *Biometrija je znanstvena veda o metodah razpoznavanja ljudi na podlagi njihovih fizioloških in/ali vedenjskih značilnosti. Sistemi, ki uporabljajo te metode, služijo kot varnostni mehanizmi za omejevanje dostopa do določenih prostorov, zgradb ali storitev ter kot pomoč pri kriminalističnih preiskavah. V članku predstavljamo primer biometričnega sistema, ki preveri identiteto uporabnika na podlagi slike njegove dlani. Sistem temelji na novem, hibridnem postopku izpeljave značilk, ki na slikovnem področju dlani najprej izvede Kadyrov-Petrouvo transformacijo, transformirane slike pa s postopkom linearne diskriminantne analize v nadaljevanju pretvori v kompaktne vektorje značilk. Uspešnost razpoznavanja s predlaganim sistemom smo preizkusili na obsežni podatkovni zbirki, kjer smo dosegli zadovoljive rezultate.*

---

## 1. UVOD

Biometrija je znanstvena veda o metodah razpoznavanja ljudi na podlagi njihovih fizioloških in/ali vedenjskih značilnosti [1]. Najpogostejše fiziološke značilnosti, ki se uporabljajo pri samodejnem (biometričnem) razpoznavanju oseb, so prstni odtisi, dlan, obraz, glas, uho, šarenica ter mrežnica. Med pogostejše uporabljene vedenjske lastnosti pa štejemo značilnosti podpisovanja, hoje, obrazne mimike in tipkanja [1,2].

Biometrične sisteme, t.j. sisteme, ki uporabljajo meritve (npr. slike, avdio in video posnetke) fizioloških in/ali vedenjskih značilnosti posameznika za ugotavljanje ali potrjevanje njegove identitete, lahko glede na nalogo, ki jo opravljajo, delimo na sisteme za verifikacijo in sisteme za identifikacijo. Cilj prve skupine sistemov je ugotoviti, ali je uporabnik res oseba za katero se izdaja, medtem ko je naloga sistemov iz druge skupine ugotoviti, katero izmed sistemu znanih oseb predstavlja oseba, ki ji biometrična značilnost pripada. Sistemi za verifikacijo se pogosto uporabljajo kot varnostni mehanizmi za omejevanje dostopa do določenih prostorov, zgradb ali držav, v zadnjem času pa tudi za potrjevanje identite uporabnikov določenih storitev na medmrežju. Sistemi za identifikacijo, po drugi strani, se pojavljajo predvsem v forenzičnih

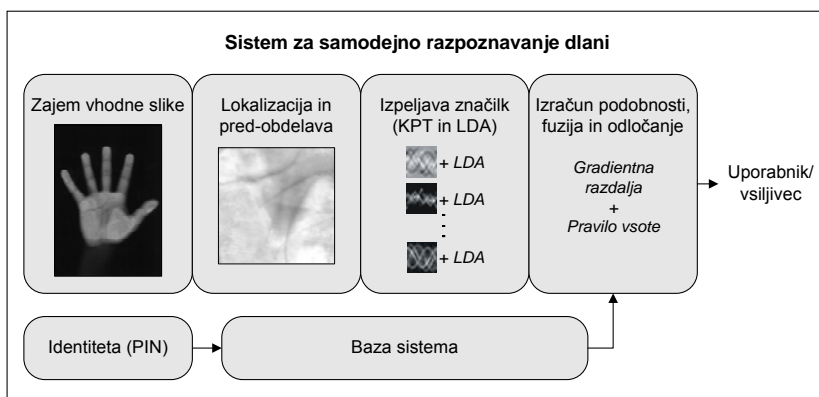
aplikacijah (npr. pri ugotavljanju identite trupel, pri identifikaciji teroristov [2]) in so pogosto ključnega pomena v kriminalističnih preiskavah.

V tem članku predstavljamo biometrični sistem, ki opravlja nalogo verifikacije in za potrditev identitete uporabnika uporablja značilke izpeljane iz slike njegove dlani. Podobni sistemi so že bili predstavljeni v literaturi, med seboj pa se razlikujejo glede na značilnosti dlani, ki jih uporabljajo za razpoznavanje. Razdelimo jih lahko v tri skupine: sisteme, ki temeljijo na holističnih značilkah dlani; sisteme, ki temeljijo na teksturi dlani; in na sisteme, ki uporabljajo linijske značilke dlani. Podrobnejši pregled posameznih skupin sistemov je predstavljen v [1].

Poleg sistema, v članku predstavljamo še rezultate verifikacijskih eksperimentov izvedenih na podatkovni zbirki, ki vsebuje 2000 slik rok. Za vrednotenje uspešnosti verifikacije pri tem podajamo dve vrsti napak: napako nepravilne zavrnitve uporabnikov sistema (ang. false rejection rate - FRR) in napako nepravilnega sprejema vsiljivcev (ang. false acceptance rate - FAR).

## 2. OPIS SISTEMA

V tem razdelku predstavljamo sistem za samodejno razpoznavanje dlani, ki temelji na značilkah izpeljanih s Kadyrov-Petrouvo transformacijo (KPT). Sistem, katerega bločna shema je prikazana na Sliki 1, s pomočjo skenerja najprej zajame sliko uporabnikove roke ter na njej poišče slikovno področje dlani. Področje svetlobno in geometrijsko normira ter ga na podlagi Kadyrov-Petrouve transformacije (angl. *trace transform*) in linearne diskriminantne analize (LDA) pretvori v kompaktno ter reprezentativno vektorje značilk. Dobljene vektorje v naslednjem koraku primerja z ustreznimi vektorji značilk, shranjenimi v bazi sistema, in kot rezultat vrne mere podobnosti (oz. razdalje). Te mere s pomočjo pravila vsote na koncu še združi in na osnovi dobljenega rezultata sprejme odločitev o identiteti osebe, ki se verificira. Podrobnejši opis posameznih delov sistema je predstavljen v nadaljevanju.



Slika 1: Bločna shema predlaganega sistema za samodejno razpoznavanje dlani

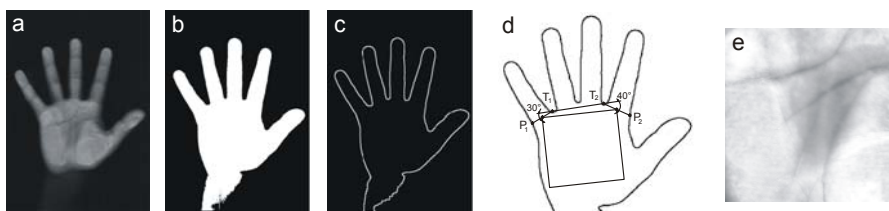
## 2.1 Zajem slike

Prvi korak v sistemu za samodejno razpoznavanje dlani predstavlja zajem slike roke. V predlaganem sistemu smo v ta namen uporabili optični skener (povezan z osebnim računalnikom), na katerega uporabnik položi roko in s pomočjo grafičnega vmesnika sproži zajem. Rezultat zajema predstavlja 8-bitna siva slika ločljivosti 180dpi.

## 2.2 Lokalizacija in pred-obdelava slikovnega področja dlani

Zajeta slika roke vsebuje poleg slikovnega področja dlani še druga področja (prste, ozadje, ipd.), ki jih je potrebno pred postopkom izpeljave značilnk izločiti. To storimo s postopki lokalizacije, ki s pomočjo digitalne obdelave slik ter z upoštevanjem fizioloških značilnosti roke iz slike izločijo vse slikovne elemente, ki ne pripadajo področju dlani. V našem sistemu smo uporabili postopek, ki sta ga za določitev lege (oz. lokalizacijo) slikovnega področja dlani predlagala Ribarić in Fratrić (postopek bomo v nadaljevanju označevali z RF) [3].

V skladu s postopkom RF vhodno sivo sliko uporabnikove roke (Slika 2a) s pomočjo postopka upravljanja najprej binariziramo (Slika 2b), iz binarne slike pa nato izločimo obris roke (Slika 2c). Na podlagi lege lokalnih minimumov in maksimumov obrisa v nadaljevanju določimo referenčni točki  $T_1$  in  $T_2$ , ki v primeru, ko je uporabnik pri postopku zajemanja slike uporabil desno roko, sovpadata s položaji prvega ( $T_1$ ) in tretjega ( $T_2$ ) lokalnega minimuma (gledano iz leve proti desni), in v primeru, ko se je uporabnik odločil za levo roko, sovpadata s položaji drugega ( $T_2$ ) in četrtega ( $T_1$ ) lokalnega minimuma obrisa. Kot je prikazano na Sliki 2d, na obrisu, poleg referenčnih točk  $T_1$  in  $T_2$ , poiščemo še dve dodatni točki -  $P_1$  in  $P_2$ . Ko so znani položaji vseh štirih točk, lahko slikovno področje dlani določimo kot tisto področje, ki je vsebovano v kvadratu, katerega zgornji oglišči se nahajata na sredini daljic  $P_1-T_1$  in  $T_2-P_2$  (Slika 2d).



Slika 2: Potek postopkov lokalizacije in pred-obdelave: a) vhodna slika roke, b) binarna slika roke, c) slika obrisa roke, d) lokalizacija slikovnega področja dlani, e) normalizirano področje dlani

Področje dlani, določeno z algoritmom RF, je potrebno še ustrezno normirati. V ta namen področje najprej izrežemo in ga poravnamo po kotu nagiba. Poravnani izrez normiramo na standardno velikost  $64 \times 64$  slikovnih elementov, svetilnostim slikovnih elementov izreza pa odštejemo njihovo srednjo vrednost in jih delimo z njihovo varianco. Na ta način pridelamo geometrijsko in svetlobno normirano področje dlani, kakršno je prikazano na Sliki 2e.

## 2.3 Izpeljava značilik

Normirano področje dlani predstavlja osnovo za postopek izpeljave značilik, ki ga v našem sistemu izvedemo v dveh korakih. V prvem koraku izrez s pomočjo Kadyrov-Petrouve transformacije predstavimo v obliki transformirane slike, v drugem pa na dobljeni sliki izvedemo še linearno diskriminantno analizo. Ker lahko KPT izračunamo s poljubnimi funkcionali, izvedemo opisani postopek za različne funkcionale, s tem pa iz enega izreza pridelamo večje število vektorjev značilik, ki jih uporabimo v postopku računanja podobnosti.

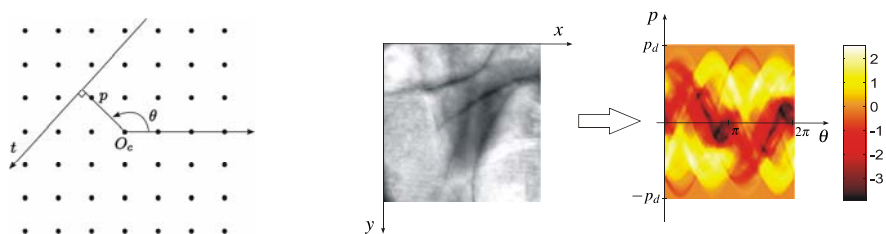
### 2.3.1 Kadyrov-Petrouva transformacija

Kadyrov-Petrouva transformacija je postopek izpeljave značilik, razvit za namene razpoznavanja objektov na digitalnih slikah [2]. Predstavlja posplošitev Radonove transformacije in se uspešno uporablja na področju razpoznavanja obrazov (npr. [4,5]). Primernost transformacije za izpeljavo značilik v sistemih za samodejno razpoznavanje dlani pa še ni bila preizkušena.

Transformacijo lahko formalno opišemo takole. Naj bo  $I(x,y)$  slika dlani velikosti  $a \times b$  slikovnih elementov in naj bo  $\mathcal{P}$  množica vseh premic, ki se lahko nahajajo v ravnini slike  $I(x,y)$  in jih določata parametra  $p$  in  $\theta$ . Kot lahko vidimo na Sliki 3 levo, predstavlja  $p$  najkrajšo razdaljo od dane premice do središča slike  $O_c$  in  $\theta$  kot, ki ga oklepa normala dane premice iz  $\mathcal{P}$  z osjo  $x$ . Predpostavimo še, da določa parameter  $t$  točko na premici. Potem lahko KPT definiramo kot dvorazsežno funkcijo parametrov  $p$  in  $\theta$ , t.j.  $s(p,\theta)$ , ki jo izračunamo kot:

$$s(p,\theta) = T(g(p,\theta,t)), \quad (1)$$

kjer  $g(p,\theta,t)$  pomeni vrednost svetilnosti slikovnega elementa, ki se nahaja v točki  $t$  na premici določeni s parametroma  $p$  in  $\theta$ , in je  $T$  funkcional, ki ga izračunamo preko vseh možnih položajev  $t$  dane premice.



Slika 3: Preslikava sledenja: levo – prikaz parametrov preslikave, desno – primer preslikave normiranega področja dlani

Ko izračunamo funkcional  $T$  za vse možne vrednosti parametrov  $p$  in  $\theta$ , pri čemer lahko  $p$  zavzame vrednost iz intervala  $[-p_d, p_d]$  ( $p_d$  je enak polovici dolžine diagonale vhodne slike) in črpa parameter  $\theta$  vrednosti iz intervala  $[0, 2\pi]$ , dobimo kot rezultat dvorazsežno

funkcijo  $s(p, \theta)$ , ki jo lahko zopet predstavimo v obliki slike. Primer uporabe KPT je za enega od možnih funkcionalov prikazan na Sliki 3 desno. Kot lahko opazimo, je lega vsakega slikovnega elementa transformirane slike  $s(p, \theta)$  določena z ustreznimi vrednostmi parametrov  $p$  in  $\theta$ , vrednost svetilnosti pa z vrednostjo funkcionala izračunanega preko vseh slikovnih elementov premice določene s  $p$  in  $\theta$  [4].

V našem sistemu smo KPT izvedli z dvanajstimi funkcionali, ki so predstavljeni v Tabeli 1. Na ta način smo iz vhodnega normiranega področja dlani pridelali dvanajst novih slik, na katerih smo izvedli še linearno diskriminantno analizo.

Tabela 1: Funkcionalni, uporabljeni za izračun preslikave sledenja ( $f(t) = g(p, \theta, t)$ )

<i>FUNKCIONALNI</i>	
$T_1(f(t)) = \int_0^\infty f(t) dt$	$T_7(f(t)) = \left( \int_0^\infty  f(t) ^{0.5} dt \right)^2$
$T_2(f(t)) = \text{mediana} \{f(t)\}$	$T_8(f(t)) = \max \{f(t)\} - \min \{f(t)\}$
$T_3(f(t)) = \text{varianca} \{f(t)\}$	$T_9(f(t)) = \max \{f(t)\}$
$T_4(f(t)) = \int_0^\infty f(t)' dt$	$T_{10}(f(t)) = \left( \int_0^\infty  f(t)' ^{0.5} dt \right)^2$
$T_5(f(t)) = \text{mediana} \{f(t)'\}$	$T_{11}(f(t)) = \max \{f(t)'\} - \min \{f(t)'\}$
$T_6(f(t)) = \text{varianca} \{f(t)'\}$	$T_{12}(f(t)) = \max \{f(t)'\}$

### 2.3.2 Linearna diskriminantna analiza

Ker so slike, ki jih pridelamo s KPT, prevelike za učinkovito računalniško obdelavo, je potrebno pred postopkom računanja podobnosti poiskati še transformacijsko matriko, s katero lahko omenjene slike pretvorimo v kompaktne vektorje značilnk. V našem sistemu smo v ta namen uporabili linearno diskriminantno analizo (LDA), katere cilj je poiskati transformacijsko matriko  $\mathbf{W}$ , ki bo zagotovila dobro ločljivost med projekcijami slik različnih oseb.

Naj bo  $\mathcal{X}_j = \{\mathbf{x}_i: i=1, 2, \dots, n\}$  množica  $n$   $d$ -dimenzionalnih učnih vzorcev, ki pripadajo  $C$  različnim razredom, t.j. osebam - uporabnikom sistema  $\{C_1, C_2, \dots, C_C\}$ , in naj predstavlja posamezen vzorec  $\mathbf{x}_i$  iz množice  $\mathcal{X}_j$  vektorsko obliko  $i$ -te učne slike  $s_i(p, \theta)$ , pridelano z  $j$ -tim funkcionalom iz Tabele 1. Potem lahko transformacijsko matriko  $\mathbf{W}$  postopka LDA določimo tako, da maksimiziramo naslednjo kriterijsko funkcijo:

$$J(\mathbf{W}) = \frac{|\mathbf{W}^T \mathbf{S}_B \mathbf{W}|}{|\mathbf{W}^T \mathbf{S}_W \mathbf{W}|}, \quad (2)$$

kjer pomenita  $\mathbf{S}_B$  in  $\mathbf{S}_W$  matriki med-razredne oziroma znotraj-razredne razpršenosti, določeni kot:

$$\mathbf{S}_B = \sum_{i=1}^C n_i (\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu})(\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu})^T \quad \text{in} \quad \mathbf{S}_W = \sum_{i=1}^C \sum_{\mathbf{x}_j \in C_i} (\mathbf{x}_j - \boldsymbol{\mu}_i)(\mathbf{x}_j - \boldsymbol{\mu}_i)^T \quad (3)$$

in je  $n_i$  število vzorcev v  $i$ -tem razredu,  $\boldsymbol{\mu}$  povprečni vektor vseh učnih vzorcev,  $\boldsymbol{\mu}_i$  povprečni vektor vzorcev iz  $i$ -tega razreda in je  $\mathbf{x}_j$ -ti vzorec  $i$ -tega uporabnika sistema.

Izkaže se, da lahko matriko  $\mathbf{W}$ , ki maksimizira izraz (2), sestavimo iz lastnih vektorjev  $\mathbf{w}_i$ , ki ustrezajo  $d'$  največjim lastnim vrednostim enačbe:

$$\mathbf{S}_W^{-1} \mathbf{S}_B \mathbf{w}_i = \lambda_i \mathbf{w}_i, \quad (4)$$

kjer je  $i=1, 2, \dots, d'$  in  $d' \leq C-1$ .

Poljubni vzorec  $\mathbf{x}_i$  iz množice  $\mathcal{X}_j$ , t.j. sliko, pridelano z  $j$ -tim funkcionalom preslikave sledenja, lahko s transformacijsko matriko postopka LDA pretvorimo v vektor značilnk v skladu z:

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{W}^T \mathbf{x}_i. \quad (5)$$

Izračun matrike  $\mathbf{W}$  po enačbi (4) v našem sistemu žal ni izvedljiv, saj je število razpoložljivih učnih vzorcev bistveno manjše od števila elementov, ki jih posamezen vzorec vsebuje, matrika  $\mathbf{S}_W$  pa je s tem singularna in tako neobrnljiva. Problem rešimo tako, da kriterijsko funkcijo (2) nadomestimo z naslednjim izrazom, ki prav tako zagotavlja dobro ločljivost med projekcijami slik različnih oseb [7]:

$$J(\mathbf{W}) = \left| \mathbf{W}^T \mathbf{S}_B \mathbf{W} \right| / \left| \mathbf{W}^T (\mathbf{S}_T + \varepsilon \mathbf{I}) \mathbf{W} \right|, \quad (6)$$

kjer je  $\mathbf{I}$  enotska matrika,  $\varepsilon$  regulacijski faktor, ki zagotavlja nesingularnost matrike  $\mathbf{S}_T$  in  $\mathbf{S}_T$  predstavlja kovariančno matriko vseh učnih vzorcev iz množice  $\mathcal{X}_j$ .

Podobno kot za kriterijsko funkcijo (2) se tudi tokrat izkaže, da lahko matriko  $\mathbf{W}$  sestavimo iz  $d'$  lastnih vektorjev, ki predstavljajo rešitev enačbe:

$$(\mathbf{S}_T + \varepsilon \mathbf{I})^{-1} \mathbf{S}_B \mathbf{w}_i = \lambda_i \mathbf{w}_i.$$

Ko določimo transformacijske matrike za vse učne množice  $\mathcal{X}_1, \mathcal{X}_2, \mathcal{X}_3, \dots, \mathcal{X}_{12}$ , t.j. za učne množice, ki vsebujejo učne slike pridelane z določenim funkcionalom iz Tabele 1, lahko poljubno normirano področje dlani predstavimo z dvanajstimi  $d'$ -dimenzionalnimi vektorji značilnk  $\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \mathbf{y}_3, \dots, \mathbf{y}_{12}$ .

## 2.4 Izračun podobnosti, fuzija in odločanje

Za merjenje podobnosti med vhodnimi vektorji značilnk  $\mathbf{y}_i$  ( $i=1, 2, \dots, 12$ ) in modeli uporabnika, t.j. srednjimi vektorji značilnk  $\bar{\mathbf{y}}_{ji}$  ( $i=1, 2, \dots, 12; j=1, 2, \dots, C$ )  $j$ -tega uporabnika, smo uporabili gradientno razdaljo definirano kot [8]:

$$d(\mathbf{y}_i, \bar{\mathbf{y}}_{ji}) = \left\| (\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}}_{ji})^T \nabla P(j|\mathbf{y}_i) \right\| / \left\| \nabla P(j|\mathbf{y}_i) \right\|, \quad (7)$$

kjer je smer gradienta aposteriorne verjetnostne funkcije  $\nabla P(j|\mathbf{y}_i)$  določena z:

$$\nabla P(j|y_i) = \sum_{k=1, k \neq j}^C p(y_i|k)(\bar{y}_{ki} - \bar{y}_{ji}) \quad (8)$$

in je verjetje  $p(y_i|j)$  enako:

$$p(y_i|k) = (1/\sqrt{(2\pi)^{d'}}) \exp\{-0.5(\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}}_{ki})^T(\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}}_{ki})\}, \quad (9)$$

pri čemer je  $\mathbf{y}_i$   $i$ -ti vektor značilik izpeljan iz vhodne slike dlani,  $\bar{\mathbf{y}}_{ji}$  in  $\bar{\mathbf{y}}_{ki}$  sta  $i$ -ta povprečna vektorja  $j$ -tega oziroma  $k$ -tega uporabnika in  $d'$  je dimenzija vektorjev značilik.

Ko izračunamo gradientno razdaljo za vseh dvanajst vektorjev značilik  $\mathbf{y}_i$  ( $i=1, 2, \dots, 12$ ) dane vhodne slike dlani, dobimo dvanajst mer podobnosti, ki jih združimo v skupno mero  $d_s(\mathbf{y}_i, \bar{\mathbf{y}}_{ji})$  tako, da razdalje seštejemo. Če je vrednost skupne mere manjša od odločitvenega praga, osebi, ki ji pripada vhodna slika roke, potrdimo identiteto, v nasprotnem primeru pa je ne potrdimo.

### 3. PREIZKUS SISTEMA

Predstavljeni sistem smo preizkusili na podatkovni zbirki, ki vsebuje slike rok 200 različnih oseb, pri čemer je za vsako osebo na voljo po deset slik. Pri preizkusih smo osebe iz zbirke razdelili na tri podmnožice: na uporabnike, t.j. osebe, ki jih sistem pozna, na evaluacijske vsiljivce, t.j. osebe, ki jih sistem ne pozna in smo jih uporabili v postopku evaluacije sistema, in testne vsiljivce, t.j. osebe, ki jih sistem ne pozna in smo jih uporabili v postopku preizkušanja. V naslednjem koraku smo slike uporabnikov razdelili še na tri skupine: slike namenjene učenju (4 slike na osebo), slike namenjene evaluaciji (3 slike na osebo) in slike namenjene preizkušanju (3 slike na osebo). S pomočjo skupine učnih slik smo sestavili modele uporabnikov, t.j. povprečne vektorje značilik; s pomočjo evaluacijskih slik uporabnikov in vsiljivcev smo določili odločitveni prag; testne slike pa smo uporabili za preizkušanje uspešnosti verifikacije.

V Tabeli 2. so podane vrednosti napak nepravilne zavrnitve uporabnikov (FRR) in nepravilnega sprejema vsiljivcev (FAR) pri odločitvenem pragu, ki zagotavlja FAR=FRR na evaluacijskih slikah. Poleg napak za predstavljeni sistem so podane še napake za dva dodatna sistema, ki za izpeljavo značilik uporabljata postopka lastnih in Fisherjevih dlani [9,10].

Tabela 2: Vrednosti napak FAR in FRR na evaluacijskih in testnih slikah

<i>Postopek</i>	<i>Evaluacijske slike</i>		<i>Testne slike</i>	
	FAR (%)	FRR(%)	FAR (%)	FRR(%)
Lastne dlani	3.40	3.33	2.67	3.61
Fisherjeve dlani	0.32	0.28	0.25	1.67
Predlagani sistem	$2.78 \cdot 10^{-3}$	0.00	$1.67 \cdot 10^{-2}$	1.11

## 4. ZAKLJUČEK

V članku smo predstavili sistem za samodejno razpoznavanje dlani, ki temelji na Kadyrov-Petrouvi transformaciji. Sistem smo preizkusili na testnem delu podatkovne zbirke 2000 slik rok, kjer smo pri preverjanju uspešnosti verifikacije dosegli  $1.67 \cdot 10^{-2}$  % napako napačnega sprejema vsiljivcev pri 1.11% napaki napačne zavrnitve uporabnikov. Uspešnost verifikacije s predstavljenim sistemom smo primerjali še z uspešnostjo dveh uveljavljenih postopkov razpoznavanja dlani, pri čemer je predlagani sistem zagotovil najmanjše napake verifikacije.

## LITERATURA

1. N. Pavešić, S. Ribarić, D. Ribarić, Personal Authentication Using Hand-Geometry and Palmprint Features - The State of the Art, *Proceedings of the Workshop: Biometrics – Challenges Arising from Theory to Practice 2004*, VB, str. 17-26.
2. A.K. Jain, A. Ross, S. Prabhakar (2004), An Introduction to Biometric Recognition, *IEEE Trans.s on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14(1), str. 4-20
3. S. Ribarić, I. Fratrić (2005), A Biometric Identification System Based on Eigenpalm and Eigenfinger Features, *IEEE TPAMI*, vol. 27(11), str. 1698-1709.
4. A. Kadyrov, M. Petrou (2001), The Trace Transform and its Applications, *IEEE TPAMI*, vol. 23(8), str. 811-828.
5. S. Srisuk, M. Petrou, W. Kurutach, A. Kadyrov (2005), A Face Authentication System Using the Trace Transform, *Patt. Analysis and Applic.*, vol. 8(2), str. 50-61.
6. V. Štruc, F. Mihelič, N. Pavešić (2008), Face Authentication Using a Hybrid Approach, *Journal of Electronic Imaging*, članek v tisku.
7. C. Liu (2006), Capitalize on dimensionality increasing techniques for improving face recognition grand challenge performance, *IEEE TPAMI*, vol. 28(5), str. 725-737.
8. J. Kittler, Y. Li, J. Matas, On Matching Scores for LDA-based Face Verification, *Proceedings of BMVC 2000*, VB, str. 42-51.
9. G. Lu, D. Zhang, K. Wang (2003), Palmprint Recognition Using Eigenpalm Features, *Pattern Recognition Letters*, vol. 24(9-10), str. 1463-1467.
10. X. Wu, D. Zhang, K. Wang (2003), Fisherpalms Based Palmprint Recognition, *Pattern Recognition Letters*, vol. 24(15), str. 2829-2838.