سیستم جدید احراز هویت مبتنی بر تبدیل های کانتورلت و موجک برای تصاویر با کیفیت پایین کف‌دست

سید سعید آیت و محمدرضا خضری
دانشگاه پیام نور، گروه علمی مهندسی کامپیوتر و فناوری اطّلاعات

چکیده

در این مقاله یک روش احراز هویت بر اساس تصاویر با کیفیت پایین کف‌دست ارائه شده است. در پیاده‌سازی این سیستم، ابتدا با استفاده از تبدیل‌های کانتورلت و موجک ویژگی‌های مورد نظر استخراج می‌شوند. در مرحلهٔ دوم ویژگی‌های مناسب با استفاده از روش مبتنی بر فیلتر Across Group Variance(AGV) انتخاب می‌گردند. در آخر نیز با استفاده از روش طبقه‌بندی، احراز هویت صورت می‌گیرد. در این تحقیق برای طبقه‌بندی، سه روش ماشین بردار پشتیبان (SVM)، نوع بهبود یافتهٔ نزدیک‌ترین همسایه (RNN) و هم‌چنین نسخهٔ تقویت شدهٔ تحلیل تفکیک کنندهٔ خطّی مستقیم (BDLDA) مورد ارزیابی قرار گرفته است. در ضمن، آزمایش‌ها بر روی پایگاه داده مشهور تصاویر کف‌دست دانشگاه پلی‌تکنیک هنگ‌کنگ انجام شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد که ترکیب سیستم ارائه شده با طبقه‌بند تحلیل تفکیک کننده خطّی مستقیم تقویت شده، بازدهی بهتری را نسبت به سایر روش‌های انجام شده بر همین پایگاه ارائه می‌دهد.

واژگان کلیدی: اثرکف دست، احراز هویت، زیست‌سنجی، تبدیل کانتورلت، تبدیل موجک، AGV.

۱- مقدمه

بررسی خودکار هویت افراد، امروزه به یک موضوع مهم در زمینهٔ اطّلاعات جهانی تبدیل شده است. با توجّه به اهمیت روزافزون امنیت در تبادل اطّلاعات، بسیاری سیستم‌های امروزی به یک بررسی هویت قطعی و معین احتیاج دارند تا بتوانند خدمات خود را در اختیار کاربر قرار دهند. در سال‌های اخیر تلاش‌های بسیاری در زمینهٔ امنیت و بررسی هویت، انجام شده است که یکی از این حوزه‌ها، زیست‌سنجی می‌باشد (*Boukhonine, et al., 2005*؛ *Zhang, et al., 2003*).

زیست‌سنجی[1] یکی از شاخه‌های علم و فناوری است که هدف آن، بررسی هویت بر اساس ویژگی‌های فیزیولوژیکی یا رفتاری شخصی می‌باشد. برای شاخص‌های فیزیولوژیکی می‌توان از مواردی مثل اثرانگشت، اثرکف دست، شکل دست، چهره، عنبیه، شبکیه و گوش نام برد، شاخص‌های رفتاری نیز مواردی نظیر امضا، صدا، حرکت لب‌ها، نحوهٔ راه رفتن، ژست و حرکات و نحوهٔ فشردن کلید را شامل می شوند.

سیستم‌های بررسی هویت موجود یا مبتنی بر دانش (آن‌چه که فرد می‌داند مانند رمز عبور) و یا مبتنی بر نشان (آن‌چه که فرد در اختیار دارد مانند گذرنامه و کارت اعتباری) هستند (*Boukhonine, et al., 2005*؛ *Zhang, et al., 2003*). بر خلاف روش‌های معمول موجود که در آن از کلیدها یا رمزهای عبور استفاده می‌شود و امکان گم شدن یا فراموش شدن آن‌ها نیز هست؛ زیست‌سنجی به حضور فیزیکی شخص در محل بررسی هویت نیاز دارد؛ و چون مشخصه‌های زیستی فراموش یا گم نمی‌شوند و به آسانی نیز نمی‌توان آن‌ها را به اشتراک گذاشت، رویکردی کاراتر و مطمئن‌تر برای حلّ مسألهٔ بررسی هویت خواهند بود (*Delac and Grgic, 2004*).

سیستم‌های زیست‌سنجی در کاربرد بررسی هویت به دو دستهٔ تعیین یا احراز هویت[2] و تأیید هویت[1] تقسیم

[1] Biometrics

[2] Identification

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

می‌شوند. هدف دستهٔ اوّل تشخیص هویت فرد از بین افراد موجود در پایگاه داده می‌باشد. در این‌گونه سیستم‌ها به سؤال "من چه کسی هستم؟" پاسخ داده می‌شود. حال آن‌که در دستهٔ دوم فرد هویت خود را ارائه می‌دهد و هدف سیستم تأیید هویت اوست، در این‌گونه سیستم‌ها به سؤال "آیا من همانی هستم که ادعا می‌کنم یا نه؟" پاسخ داده می‌شود *(Kong, et al., 2009)*.

دست انسان یکی از مقبول‌ترین شاخص‌های زیست‌سنجی است. یک سیستم زیست‌سنجی استفاده کننده از ویژگی‌های دست به‌طور معمول کار خود را در چند مرحله انجام می‌دهد: ۱. به‌دست آوردن داده ۲.پیش پردازش ۳. استخراج ویژگی ۴. تطبیق ۵.تصمیم گیری.

اثر انگشت نیز به‌عنوان یکی از قسمت‌های دست از قدیمی‌ترین شاخص‌های زیست‌سنجی می‌باشد (*Delac, et al., 2004*). پایه و اساس این شاخص، ویژگی‌های ریز و درشت منحصر به فرد انگشت هر شخص می‌باشد. ویژگی‌های ریز اثرانگشت را ریز ذره می‌گویند. این ویژگی‌ها با چشم غیر مسلح قابل رؤیت نیستند. روش‌های استفاده شده در تشخیص اثر انگشت به سه دستهٔ اصلی مبتنی بر ریز ذره[۲]، تصویر و ترکیبی، قابل تقسیم می‌باشند. به‌طور معمول سرعت الگوریتم‌های استفاده کننده از ویژگی‌های ریزذره پایین است، امّا در صورت وجود تصویر با کیفیت بالا دقّت خوبی خواهد داشت.

از سوی دیگر، روش‌های مبتنی بر تصویر از هر دو نوع ویژگی‌های ریز و درشت اثر انگشت استفاده می‌کنند؛ ویژگی‌های درشت مثل حلقه‌ها، کمان‌ها و پیچش‌ها هستند که همه با خطوط روی اثرانگشت به وجود می‌آیند. به‌طور معمول استفاده از این ویژگی‌ها در بررسی هویت باعث افزایش سرعت الگوریتم خواهد شد. در این الگوریتم‌ها به‌طور معمول کل تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرد. دستهٔ سوم روش‌ها می‌تواند ترکیبی از دو حالت ذکر شدهٔ قبلی باشد و هدف آن، به‌دست آوردن دقّت الگوریتم‌های مبتنی بر ریز ذره و سرعت روش‌های مبتنی بر تصویر است *(Boukhonine, et al., 2005)*.

امروزه فناوری‌های زیست‌سنجی بر پایهٔ دست مثل احراز هویت از طریق اثر انگشت و شکل دست بیش‌ترین درخواست را در عرصهٔ زیست‌سنجی داشته‌اند. با توجّه به گزارش گروه زیست‌سنجی بین المللی، زیست‌سنجی بر پایهٔ دست، ۶۰ درصد بازار را در سال ۲۰۰۱ به خود اختصاص داده بوده است *(Nicolae, 2009)*. در طول ۲۵ سال گذشته تحقیقات بسیاری بر روی احراز هویت خودکار از طریق اثر انگشت انجام شده است.

امروزه روش‌های تشخیص اثر انگشت با اثر انگشت‌های واضح و کامل با مشکل خاصی روبرو نیستند، امّا به‌دلیل مشکلات پوستی یا نوع شغل افراد، دو درصد مردم نمی‌توانند اثر انگشت واضحی را ارائه دهند *(Nicolae, 2009)*؛ از این رو یکی از محورهای تحقیقاتی این زمینه حل مشکل اثر انگشت‌های ناواضح است. در این راستا نیز تحقیقات بسیاری در جهت یافتن فناوری‌های جدید اسکن تصاویر، الگوریتم‌های پیش‌پردازش، روش‌های ارایهٔ ویژگی و پیش‌پردازش و هم‌چنین طبقه‌بندی صورت گرفته است.

از دیگر راه‌کارهای ارائه شده برای حلّ این مشکل، استفاده از شاخص دیگری به‌نام شکل دست است. از آن‌جا که اطّلاعات این شاخص، مثل طول و عرض دست و انگشتان، ساده، امّا محدود و غیردقیق هستند، شاخص کف دست توسط آقای ژانگ ارائه شد. سطح داخلی کف‌دست شامل ویژگی‌های مناسبی مثل خطوط اصلی و فرعی و فرورفتگی‌ها می‌باشد و به‌همین دلیل اثر کف‌دست نسبت به نویز مقاوم و بسیار منحصر به فرد است *(Nicolae, 2009)*.

روش‌های موجود تشخیص کف‌دست، از چهار نوع ویژگی‌های کف‌دست بهره می‌برند: زمینه، خطوط، تصویر و جهت. بر این اساس، روش‌های موجود تشخیص کف‌دست با توجّه به ویژگی استخراج شده به پنج دسته تقسیم می‌شوند *(Zhou, et al., 2009)*:

۱) روش‌های مبتنی بر طرح[۳] کف‌دست که از فیلترهائی مثل گبور، فوریه گسسته، موجک و ریدان استفاده می‌کنند؛
۲) روش‌های مبتنی بر خطوط[۴] کف‌دست مثل تشخیص دهنده‌های خطوط جهت‌دار، عملگر سوبر، فیلتر ریدان و فیلترهای چند وضوحی؛
۳) روش‌های مبتنی بر تصویر[۵] که از تحلیل مؤلّفهٔ اصلی، تحلیل متمایز خطی، تصویر محافظ محلی و تحلیل مؤلّفهٔ اصلی هسته استفاده می‌کنند.

[1] Verification
[2] Minutiae

[3] Texture based
[4] Line based
[5] Appearance based

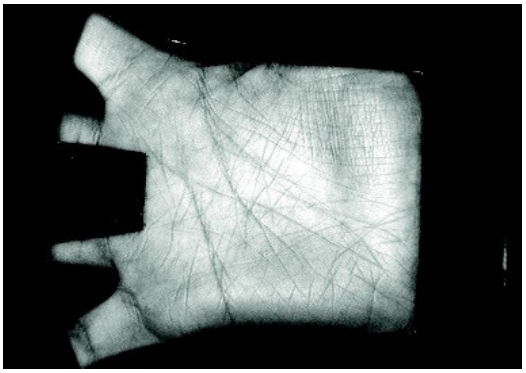
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

۴) روش‌های مبتنی بر جهت[1] که به‌طور معمول از فیلتر گابور استفاده می‌کنند.

۵) روش‌های مبتنی بر چند ویژگی[2]، به‌عنوان مثال ترکیب ویژگی‌های خطوط کف‌دست و زمینه با هم در یک بردار. به‌طور معمول ترکیب‌ها در چهار سطح داده، ویژگی، تطبیق، و تصمیم‌گیری انجام می‌شود. روش‌های ترکیب در سطح ویژگی نیز به نوبهٔ خود به چهار دسته تقسیم می‌شوند: ترکیب سری، ترکیب موازی، ترکیب وزنی، ترکیب مبتنی بر هسته *(Zhou, et al., 2009)*.

روش‌های کف‌دست به‌طور معمول مبتنی بر ویژگی هستند، این‌گونه روش‌ها از دقّت بالایی برخوردارند؛ در عین حال پیچیدگی زیاد و سرعت اجرای پایینی نسبت به روش‌های مبتنی بر تصویر دارند، و از طرح، خطوط کف‌دست و نقاط خاصّ آن به‌عنوان ویژگی استفاده می‌کنند. این روش ها به تصاویر با کیفیت و وضح بالا نیاز دارند که این به نوبهٔ خود به سیستم‌های اسکنر خاص که بالطبع از لحاظ تجاری در سطح گسترده مقرون به صرفه نیستند، احتیاج دارد *(Mu, et al., 2010)*.

دلایل مذکور انگیزه‌ای است برای تحقیق در یافتن روشی برای تصویر با دقّت بالا و پیچیدگی کم، به‌گونه‌ای که این روش بر روی تصاویر با وضوح پایین نیز به خوبی عمل کند. دلیل استفاده از تصاویر با کیفیت پایین (شکل ۱) این است که روش‌های مبتنی بر تصویر، این هدف را دنبال می‌کنند که با این‌گونه تصاویر نیز کارآیی مناسبی داشته باشند. امروزه به‌لحاظ مسائل تجاری و نیاز به مقرون به صرفه‌بودن سیستم‌های زیست‌سنجی تحقیقات بیشتر بر روی تصاویر با کیفیت پایین صورت می‌گیرد *(Huang, et al., 2009)*.



(شکل ۱): نمونه تصویر کف‌دست پایگاه داده با کیفیت پایین

[1] Orientation based
[2] Multi feature based

روش‌های مبتنی بر تصویر (شبه‌فضا) در ادبیات تشخیص چهره، روش‌های مبتنی بر ظاهر نیز نامیده می‌شوند *(Zhou, et al., 2009)*. این‌گونه روش‌ها از ابزارهایی نظیر آنالیز مؤلّفهٔ اصلی[3](PCA)، آنالیز تفکیک کننده خطّی[4](LDA) و آنالیز مؤلّفهٔ مستقل[5] (ICA) استفاده می‌کنند *(Connie, et al., 2005؛ Lu, et al., 2004؛ Shang, et al., 2006)*. در این روش ها ضرایب شبه‌فضا به‌عنوان ویژگی در نظر گرفته می‌شوند. لازم به‌ذکر است که برای مقایسه کردن ویژگی‌ها از فاصله‌سنج‌ها و طبقه‌بندها استفاده می‌شود.

در تحقیقات گزارش شده علاوه‌بر اعمال PCA، LDA، ICA به‌طور مستقیم بر تصاویر کف‌دست، تبدیل‌های موجک، گابور، کسینوسی گسسته (DCT) و هسته‌ها نیز به‌کار گرفته شده است (*Connie, et al., 2005؛ Li, et al., 2006؛ Lu, et al., 2004؛ Ekinci and Aykut, 2007*). از سوی دیگر برخی از محقّقان روش شبه‌فضای جدیدی را توسعه داده‌اند و آن را بر روی تصاویر کف‌دست امتحان کرده‌اند (*Feng, et al., 2006؛ Yang, et al., 2007؛ Deng, et al., 2008*). به‌عنوان یک نکتهٔ کلّی، این‌گونه روش‌ها به اطّلاعات قبلی در مورد کف‌دست احتیاج ندارند.

در این مقاله یک سیستم احراز هویت مبتنی بر تصویر کف‌دست که در مرحلهٔ استخراج ویژگی از تبدیل‌های کانتورلت[6] و موجک[7] استفاده می کند، ارائه شده است. تبدیل کانتورلت از خانوادهٔ تبدیل موجک، درواقع بهبودیافتهٔ تبدیل کرولت می‌باشد. مهم‌ترین ویژگی این تبدیل، تشخیص مؤثّر منحنی‌های نرم در تصویر می‌باشد *(Do and Vetterli, 2009)*. تبدیل موجک به‌دلیل خاصیت چند تفکیکی و پیچیدگی محاسباتی کم برای استخراج خطوط اصلی و فرعی از تصاویر با کیفیت پایین، مناسب است. امّا موجک محدودیت‌هایی دارد، ازجمله این‌که ویژگی‌ها را در جهات معدودی استخراج می‌کند که این مشکل با استفاده از تبدیل کانتورلت قابل حل است؛ چراکه این تبدیل منحنی‌های تصویر را با قابلیت تجزیه چندجهته، به‌خوبی تشخیص می‌دهد. ویژگی‌های متفاوت این دو تبدیل

[3] Principle Component Analysis
[4] Linear Discriminant Analysis
[5] Independent Component Analysis
[6] Contourlet transform
[7] Wavelet transform

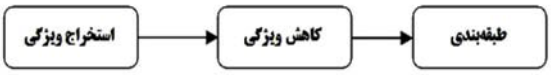
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

که به‌عنوان مثال در (*Prasad, et al., 2011*) گزارش شده است، انگیزه‌ای برای آزمایش ترکیب ویژگی‌های این دو تبدیل و هم‌چنین هر کدام به‌طور جداگانه بوده است در سیستم پیشنهادی، پس از اعمال تبدیل‌ها و استخراج ویژگی‌ها، با استفاده از روش جدید AGV[1] که توضیح آن خواهد آمد، ویژگی‌های مناسب انتخاب شده و سپس طبقه‌بندی می‌گردند. برای طبقه‌بندی نیز، روش ماشین بردار پشتیبان، نوع بهبودیافتهٔ نزدیک‌ترین همسایه و هم‌چنین نسخهٔ تقویت‌شدهٔ تحلیل تفکیک‌کنندهٔ خطّی مستقیم، مورد ارزیابی قرار گرفته است.

ساختار مقاله بدین صورت است: در (بخش ۲) سیستم پیشنهادی ارائه می‌شود، (بخش ۳) نتایج شبیه‌سازی‌های انجام شده را نشان می‌دهد و (بخش ۴) به نتیجه‌گیری می‌پردازد.

۲- سیستم پیشنهادی

سیستم پیشنهادی احراز هویت مبتنی بر تصویر کف‌دست، شامل سه قسمت اصلی می‌باشد: الف) قسمت استخراج ویژگی؛ ب) قسمت کاهش ویژگی؛ ج) قسمت طبقه‌بندی (شکل ۲). در ادامه جزئیات این سه قسمت، توضیح داده شده است.



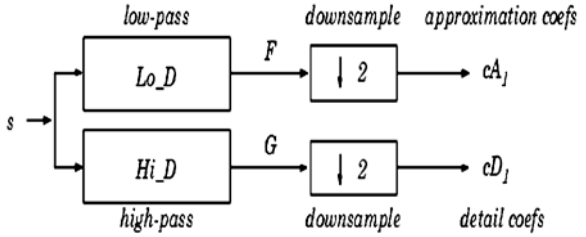
(شکل ۲): مراحل مختلف الگوریتم پیشنهادی

۲-۱- استخراج ویژگی

در این مرحله از تبدیل‌های موجک و کانتورلت جهت استخراج ویژگی‌ها استفاده شده است. با اعمال این تبدیل‌ها بر تصویر، ضرایبی به‌دست می‌آید، که مجموعهٔ آن‌ها بردار ویژگی‌ها را تشکیل می‌دهد. ابتدا با استفاده از تبدیل‌های مذکور، ویژگی‌ها را استخراج می‌کنیم، و سپس ویژگی‌های به‌دست آمده را در یک بُردار قرار می‌دهیم. درواقع یک ترکیب ساده بر ویژگی‌های به‌دست آمده از دو تبدیل موجک و کانتورلت، در این مرحله انجام می‌دهیم.

۲-۱-۱- تبدیل موجک

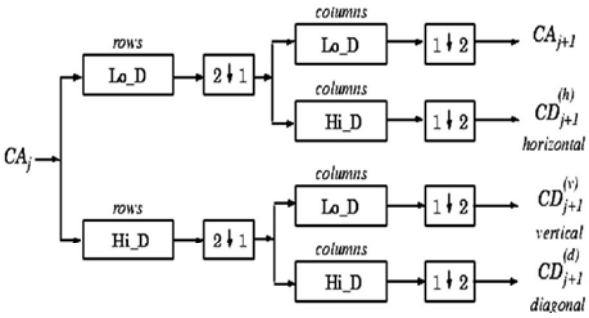
روش به‌دست آوردن تبدیل موجک برای یک سینگال یک‌بُعدی به این صورت است که سیگنال با یک فیلتر پایین‌گذار و یک فیلتر بالاگذار به دو بخش تقسیم می‌شود: بخش فرکانس بالا و بخش فرکانس پایین که تعداد نمونه‌ها در هر یک از این بخش‌ها نصف تعداد نمونه‌های سیگنال اصلی است. سپس بخش فرکانس پایین دوباره به دو بخش فرکانس پایین و فرکانس بالا تقسیم می‌شود تعداد دفعاتی که این عمل انجام می‌گیرد تعداد سطح تجزیهٔ تبدیل موجک را نشان می‌دهد *(Mallate, 1998)* (شکل۳).



(شکل ۳): تبدیل موجک یک‌بُعدی (Mallate, 1998).

برای سیگنال دوبُعدی، مشابه سیگنال یک‌بُعدی تبدیل به همان ترتیب یک بار به‌طور افقی و یک بار به‌طور عمودی انجام می‌شود. (شکل ۴)، بلوک دیاگرام تبدیل موجک دو بعدی را نشان می‌دهد.

در تبدیل موجک دوبُعدی تصویر با ابعاد x و y به چهار ناحیه HH, HL, LH, LL تقسیم می‌شود که LL ناحیه‌ای با ابعاد x/2 و y/2 است؛ سپس به چهار ناحیه با ابعاد x/4 وy/4 و به نام‌های LL_1، LH_1، HL_1 و HH_1 تقسیم می‌شود؛ پس از آن ناحیه LL_1 به چهار ناحیه تقسیم می‌شود و این عمل تا حدّ دلخواه ادامه می‌یابد. برای تبدیل موجک در سطح تجزیه n این کار n بار انجام می‌گیرد. درنهایت ناحیهٔ LLn با ابعاد $x/2^n$ و $y/2^n$ به‌دست خواهد آمد *(Mallate, 1998)*.



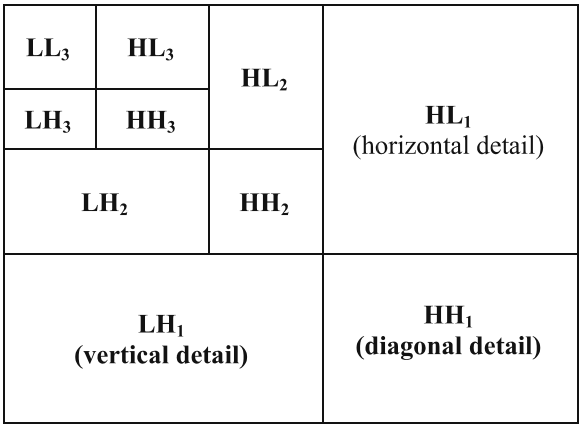
(شکل ۴): تبدیل موجک دوبُعدی (Mallate, 1998).

بنابراین در حوزهٔ تبدیل موجک تصویر به‌صورت یک ساختار هرمی، مانند آن‌چه در (شکل ۵) نمایش داده شده است تبدیل می‌شود. در این شکل حرف اوّل اسم هر ناحیه

[1] Across Group Variance

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

نوع فیلتر در جهت افقی و دومین حرف نوع فیلتر در جهت عمودی و حرف سوم شمارهٔ سطح تبدیل موجک را نشان می‌دهد.



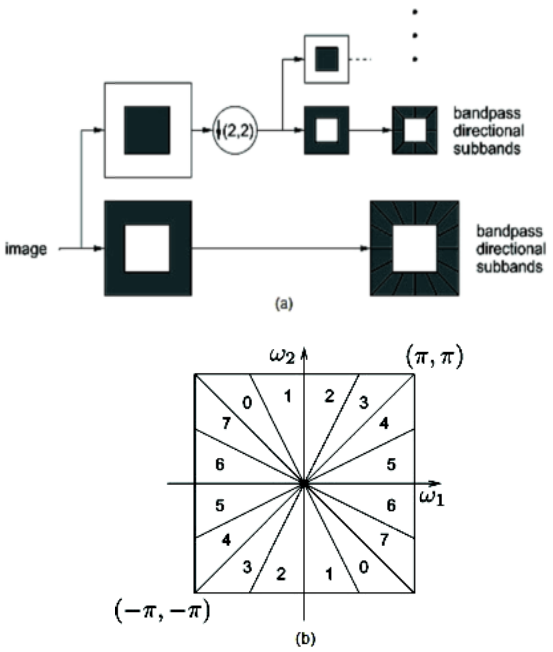
(شکل ۵): تجزیهٔ هرمی موجک سطح ۳.

۲-۱-۲- تبدیل کانتورلت

تبدیل کانتورلت، تبدیل دوبُعدی جهت‌دار جدایی ناپذیری است که برای توصیف منحنی‌ها و جزییات ظریف در تصاویر به‌کار می‌رود. بسط کانتورلت از توابع پایه‌ای که در جهات مختلف با اشکال و مقیاس‌های مختلف گرایش دارند (ناهمسان گردی) تشکیل شده است. با این مجموعه از توابع پایه‌ای غنی، تبدیل کانتورلت به‌طور کارآیی کانتورهای هموار که اجزای اصلی و مهم در تصاویر طبیعی می‌باشند را توصیف می‌کند. برخلاف دیگر تبدیل‌ها که ابتدا در یک حوزهٔ پیوسته ساخته می‌شوند و سپس برای نمونه‌برداری داده گسسته می‌شوند، تبدیل کانتورلت با کمک فیلتربانک‌ها از یک حوزهٔ گسسته شروع و سپس از طریق یک چهارچوب تحلیلی چندتفکیکی به یک حوزه پیوسته هم‌گرا می‌شود *(Do, et al., 2003)*.

اگر تبدیل موجک با ساختار شبیه هرم لاپلاسین (LP[1]) را که یک تبدیل چندمقیاسه است و برای تسخیر نقاط ناپیوستهٔ تصویر، یعنی همان لبه‌های تصویر به‌کار می‌رود، با یک فیلتربانک جهت‌دار که برای ارتباط نقاط ناپیوستگی به یک ساختار خطّی به‌کار می‌رود ترکیب‌کنیم، به چنین ترکیبی " فیلتربانک جهت‌دار هرمی (PDFB[2])" و به بسط حاصل از آن تبدیل کانتورلتمی‌گویند. ساختار بلوکی برای فیلتر بانک کانتورلت در (شکل ۶) همراه با یک مثال از افراز فرکانسی‌اش نمایش داده شده است *(Do, et al., 2003)*.

[1] Laplacian Pyramid
[2] Pyramid Directional Filter Bank



(شکل ۶): نمودار یک فیلتر بانک جهت‌دار هرمی
(a) (PDFB) بلوک دیاگرام PDFB .
(b) نحوهٔ تقسیم‌بندی صفحهٔ فرکانس حاصل از PDFB. تعداد زوایا با افزایش فرکانس افزایش می‌یابد (Do, et al., 2003).

تبدیل کانتورلت از دو بخش عمده تشکیل شده است: تجزیه‌گر هرم لاپلاس (LP) و بانک‌های فیلتر جهت‌دار (DFB[3]). تصویر اصلی توسط هرم لاپلاس به دو تصویر تبدیل می‌شود؛ تصویر عبور پایین و تصویر عبور باند. هر تصویر عبور باند در مرحله بعد توسط بانک فیلتر جهت‌دار تجزیه می‌گردد؛ و با تکرار مراحل ذکر شده روی تصویر عبور پایین، تجزیهٔ چندمقیاسه و چندجهته از تصویر به دست می‌آید *(Do, et al., 2003)*.

۲-۲- کاهش ویژگی به روش AGV

در این مرحله برای جلوگیری از تأثیر اطلاعات اضافه در طبقه‌بندی، تعداد ویژگی‌ها با استفاده از یک روش مناسب کاهش می‌یابد. در *(Dias, et al., 2009)* آمده است که در بین روش‌های کاهش ویژگی، روش مبتنی بر فیلتر جدید AGV کانال‌های مناسب‌تری را انتخاب می‌کند.

۲-۲-۱- Across Group Variance

روش Across group variance (AGV) یک روش انتخاب ویژگی مبتنی بر فیلتر می‌باشد که از یک فرمول متفاوت PCA استفاده می‌کند. در مرحلهٔ اوّل با استفاده از PCA،

[3] Directional Filter Bank

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

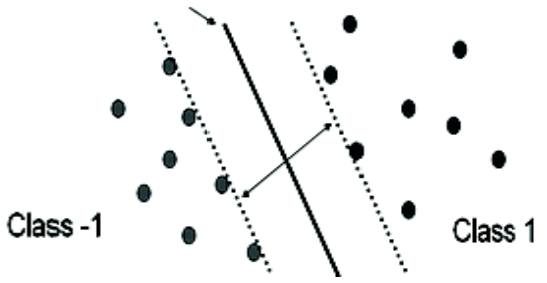
ابعاد ماتریس ویژگی‌ها کاهش پیدا می‌کند و سپس در مرحلهٔ دوم ویژگی‌های باقیمانده بر اساس قابلیت تمایز آن‌ها رده‌بندی می‌شوند *(Dias, et al., 2009)*.

۲-۳- طبقه‌بندی

بعد از کاهش تعداد ویژگی‌ها، حال با استفاده از یک طبقه‌بند، احراز هویت را تکمیل می‌کنیم. در این تحقیق روش‌های ماشین بردار پشتیبان *(Hsu, et al., 2003)*، طبقه‌بند نزدیک‌ترین همسایه استاندارد *(Shakhnarovich, et al., 2005)* و یک نوع بازبینی شده آن *(Alimardani, et al., 2008)* به‌علاوه نسخهٔ تقویت‌شدهٔ تحلیل تفکیک‌کنندهٔ خطّی مستقیم *(Boostani, et al., 2009)* مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

۲-۳-۱- ماشین بُردار پشتیبان(SVM[1])

در ماشین بُردار پشتیبان با فرض این که دسته‌ها به‌صورت خطّی جدایی‌پذیر باشند، این دسته‌بندی کننده ابرصفحه‌هایی با حداکثر حاشیه را به‌دست می‌آورد *(Hsu, et al., 2003)*. (شکل ۷)، نمونه‌ای از تقسیم صفحه به دو دسته را نشان می‌دهد. در مسایلی که به‌صورت خطّی جداپذیر نباشند، داده‌ها را با اعمال یک تابع هسته مناسب به فضایی با ابعاد بیشتر نگاشت می‌کنند تا بتوان آن‌ها را در این فضای جدید به‌صورت خطّی جدا نمود. اگر دو دسته وجود داشته باشند که به‌صورت خطّی جداپذیر باشند، بهترین جداکننده، آن است که بیش‌ترین حاشیه را ایجاد کند *(Hsu, et al., 2003)*.



(شکل ۷): ابرصفحه‌ای به‌دست آمده بین دو کلاس توسط SVM.

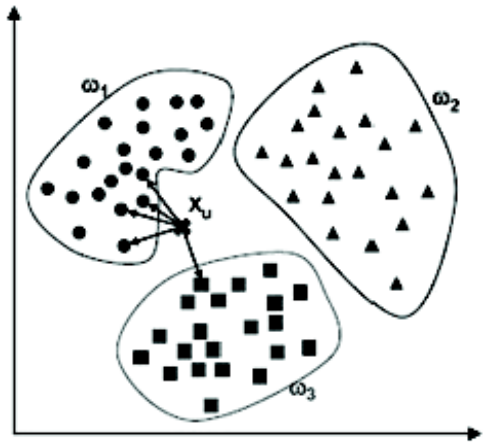
۲-۳-۲- طبقه‌بند نزدیک‌ترین همسایهٔ (KNN)

ایدهٔ اساسی طبقه‌بند نزدیک‌ترین همسایه این است که نمونهٔ جدید آزمایش را به یکی از نمونه‌های آموزشی انتساب (برچسب) دهیم که بیش‌ترین شباهت را با هم داشته باشند؛ که این امر به معنی این است که بین آن‌ها کم‌ترین فاصله وجود داشته باشد استاندارد *(Shakhnarovich, et al., 2005)*. این روش به‌طور کامل شهودی و قابل درک است. ثابت شده است که نزدیک‌ترین همسایه، تخمین ساده‌ای از طبقه‌بند بهینهٔ بیز است *(Bishop, et al., 1998)*.

الگوریتم k نزدیک‌ترین همسایهٔ[2] (KNN)، و هم‌چنین بسیار شبیه الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه عمل می‌کند. در الگوریتم KNN برای انتساب نمونهٔ جدید آزمایش، یعنی x می‌توانیم یک سلول به مرکزیت x ایجاد کرده و اجازه دهیم شعاع این سلول تا حدّی گسترش پیدا کند که k نمونه از نمونه‌های آموزش را در بر گیرد. این نمونه‌ها k- نزدیک‌ترین همسایه های x هستند.

این طبقه‌بند به سه فیلد اطّلاعاتی نیاز دارد: ۱) مجموعه‌ای از داده‌های برچسب‌دار که به‌عنوان داده‌های آموزشی مورد استفاده قرار گیرند ۲) مقدار K، یعنی این‌که برچسب نمونهٔ جدید آزمایش را به چند تا از نزدیک‌ترین همسایه‌ها در نمونه‌های آموزش انتساب دهیم ۳) یک معیار مناسب برای مشخص کردن مقدار شباهت یا همان فاصله. در مثال زیر نحوهٔ عملکرد k- نزدیک‌ترین همسایه نشان داده شده است *(Shakhnarovich, et al., 2005)*.

در یک مسئلهٔ سه‌کلاسه اگر از فاصلهٔ اقلیدسی به‌عنوان معیار شباهت استفاده کنیم و k را ۵ فرض کنیم، برای یافتن برچسب نمونهٔ x_u همان‌طور که در (شکل ۸) می‌بینیم چهار تا از نزدیک‌ترین همسایه‌ها متعلق به کلاس w_1 هستند، پس نمونهٔ x_u به این کلاس متعلّق خواهد شد (شکل ۸).



(شکل ۸): مثالی از عملکرد NN با K=5.

[1] Support Vector Machine

[2] K Nearest Neighbour

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

۲-۳-۳- طبقه‌بند نزدیک‌ترین همسایه بازبینی شده (RNN)

در *(Alimardani, et al., 2008)* از اوّلین نزدیک‌ترین همسایه استفاده شده است. برای افزایش درجهٔ اطمینان تصمیم اوّلین نزدیک‌ترین همسایه به‌جای استفاده از یکی از معیارهای ذکر شده در این‌جا از سه تا از معیارها به‌طور همسان استفاده می‌شود و نتیجهٔ طبقه‌بند برای هر نمونه آزمایش، بیش‌ترین رأی بین این سه معیار خواهد بود. سه معیار مورد استفاده، فاصله‌های مینکوسکی، منهتن و اقلیدسی هستند.

۲-۳-۴- تحلیل تفکیک خطّی مستقیم تقوی شدهٔ (BDLDA[1])

هدف LDA یافتن راستایی در فضای ویژگی‌هاست که فاصلهٔ نسبت میانه‌های ماتریس پراکندگی درون کلاسی S_w را به بیشینهٔ خود برساند تا درنتیجه تفکیک‌پذیری کلاس بهینه شود. این هدف با استفاده از ماتریس پراکندگی بین‌کلاسی S_B و بیشینه ساختن معیار زیر به‌دست می‌آید *(Boostani, et al., 2009)*.

$$J(W) = \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \qquad (۱)$$

جهت W که این معیار را بیشینه می‌کند، به‌صورت زیر می‌توان نشان داد:

$$W = S_W^{-1}(m_1 - m_2) \qquad (۲)$$

که m_1 و m_2 میانه‌های هر دو کلاس هستند.

در LDA راستاهایی را که پراکندگی داده‌ها نزدیک به صفر هستند به‌عنوان داده‌های غیر مفید در نظر گرفته شده و دور ریخته می‌شوند. امّا در DLDA این داده‌ها حاوی اطّلاعات مفید درنظر گرفته می‌شوند.

در حالت تقویت‌شدهٔ DLDA یعنی Boosted DLDA به این صورت عمل می‌شود که الگوریتم DLDA تکرار می‌شود؛ امّا در هر بار تکرار، توزیعی روی ناحیه‌ای که غلط طبقه‌بندی شده است ایجاد می‌کند؛ به‌نحوی که این ناحیه ضرایب بالاتری نسبت به ناحیهٔ طبقه‌بندی شده صحیح پیدا کنند. این روند تا جایی می‌تواند ادامه پیدا کند که به نتایج بهتری نسبت به تکرار قبل برسیم *(Boostani, et al., 2009)*.

[1] Boosted Direct Linear Discriminant Analysis

۳- پیاده‌سازی و آزمایش‌ها

آزمایش‌های انجام شده با استفاده از نرم‌افزار Matlab صورت گرفته است و از contourlet_toolbox برای تبدیل کانتورلت و OSU-SVM3 برای ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. ارزیابی‌ها بر روی پایگاه داده استاندارد کف‌دست مربوط به دانشگاه پلی‌تکنیک هنگ‌کنگ انجام گرفت؛ مجموعهٔ داده PolyU Palmprint (پالییو پالمپرینت) شامل ۷۷۵۲ تصویر کف‌دست مربوط به ۳۸۶ نفر می‌باشد که از هر نفر حدود بیست تصویر موجود است. ابعاد تصاویر ۳۸۴×۲۸۴ پیکسل می‌باشد.

در این پژوهش از موجک متعامد (sym8) استفاده و تا پنج سطح، از تصویر تبدیل گرفته شده است. هم‌چنین در تبدیل کانتورلت از فیلترهای '7-9' و PKVA به‌ترتیب برای فیلتر بانک‌های هرمی و جهت‌دار استفاده شده است؛ و در دو سطح تجزیه صورت گرفته و در هر سطح در چهار جهت ویژگی‌ها استخراج شده‌اند.

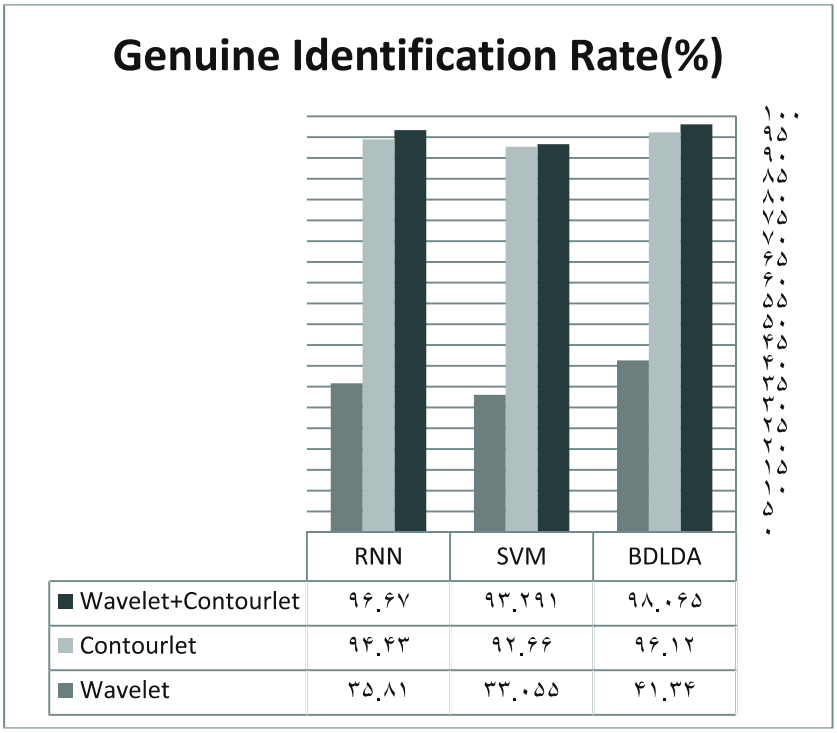
ویژگی‌های استخراج شده انرژی موجود در هر زیرباند می‌باشد که درجمع تعداد ویژگی‌هایی که از هر دو تبدیل به‌دست می‌آید، ۱۲۵۳ ویژگی برای هر تصویر خواهد بود. بعد از ترکیب ویژگی‌ها به یک ماتریس به اندازهٔ ۷۷۲۰×۱۲۵۳ دست می‌یابیم. سپس با استفاده از AGV، ۱۲۵۳ ویژگی را به ۲۳۰ ویژگی کاهش داده‌ایم.

سیستم پیشنهادی، در ترکیب با سه روش مختلف طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، نزدیک‌ترین همسایه بازبینی شده و نسخهٔ تقویت‌شدهٔ تحلیل تفکیک خطّی مستقیم، پیاده‌سازی و ارزیابی گردید. برای طبقه‌بند ماشین بُردار پشتیبان از تابع هستهٔ چندجمله‌ای استفاده شده است. (شکل ۹)، نتایج به‌دست آمدهٔ ارزیابی سیستم پیشنهادی در استفاده از ویژگی های به‌دست آمده از تبدیل‌های موجک و کانتورلت در ترکیب با طبقه‌بندهای مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

همان‌گونه که دیده می‌شود، سیستم پیشنهادی استفاده‌کننده از ویژگی‌های هر دو تبدیل موجک و کانتورلت، در ترکیب با طبقه‌بند تحلیل تفکیک خطی مستقیم تقویت شده. بهترین دقّت یعنی ۹۸.۰۶۵ درصد را ارائه می‌دهد.

(جدول ۱)، نیز نتیجهٔ به‌دست آمده از اجرای الگوریتم با طبقه‌بند تحلیل تفکیک خطّی مستقیم تقویت شده در مقایسه با چندی از روش‌های پیشین اجرا شده بر روی همین پایگاه‌داده را نشان می‌دهد.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]



(شکل ۹): ارزیابی دقت سیستم پیشنهادی در ترکیب با سه طبقه بند مختلف (GIR%).

(جدول ۱): مقایسه نتایج سیستم پیشنهادی با سایر روش‌های انجام شده بر همین پایگاه داده.

Method	Result
Proposed System	98.065%
DCT (Dale, Joshi, & Gilda, 2009)	97.50%
2DPCA With wavelet (Lu, Zhang, Kang, Xue, & Chen, 2006)	97.00%
Gabor-LBP (Shen, ji, zhang, & guo, 2009)	96.82%
Digital Curvelet (Dong, Feng, & Hu, 2004)	95.25%

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک سیستم احراز هویت برای تصاویر با کیفیت پایین کف‌دست و با استفاده از ویژگی‌های حاصل از تبدیل های کانتورلت و موجک پیشنهاد گردید.

این سیستم پیشنهادی شامل سه قسمت اصلی: استخراج ویژگی، کاهش ویژگی، و طبقه‌بندی می باشد. در مرحلهٔ استخراج ویژگی، تبدیل‌های موجک و کانتورلت مورد بررسی قرار گرفت. ارزیابی‌ها نشان داد که ترکیب ویژگی‌های استخراج شده از این تبدیل‌ها، نتایج برتری را نسبت به استفاده از ویژگی‌های به‌دست آمده از هر یک از این تبدیل‌ها به تنهایی، ارائه می‌دهد. دلیل این امر استفاده از مزایای این دو تبدیل به‌طور هم‌زمان، در ویژگی‌های ترکیبی است.

در قسمت کاهش ویژگی در سیستم پیشنهادی نیز، استفاده از روش انتخاب ویژگی با استفاده از روش AGV باعث افزایش کارایی سیستم گردید. همچنین در این سیستم برای مرحلهٔ طبقه‌بندی، سه روش سه روش ماشین بردار پشتیبان(SVM)، نوع بهبودیافتهٔ نزدیک‌ترین همسایهٔ (RNN) و هم‌چنین نسخهٔ تقویت‌شدهٔ تحلیل تفکیک‌کنندهٔ خطّی مستقیم (BDLDA) مورد ارزیابی قرار گرفت که در این میان، طبقه‌بند تحلیل تفکیک خطّی مستقیم تقویت شده، نتایج برتری را برای پایگاه داده مورد آزمایش، به‌همراه داشته است.

۵- مراجع

Alimardani, F., Boostani, R., and Ansari, E., 2008. Feature selection SDA method in ensemble nearest neighbor classifier. 13th International CSI Computer Conference, Kish Island, Iran, 6(2), 884–887.

Bishop, C. M., Svensén, M., and Williams, C. K. I., 1998. GTM: The generative topographic mapping. Neural Computation, 10(1), 215-234.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

and Information Engineering, National Taiwan University:http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/.

Huang, W., Lin, X., and Dai, X., 2009. A novel approach for palmprint ridges reatures extraction. 2nd International Congress on Image and Signal Processing, 1 – 5.

Kong, A., Zhang, D., and Kamel, M., 2006. Palmprint identification using feature-level fusion. Pattern Recognition, 39(3), 478–487.

Kong, A., Zhang, D., and Kamel, M., 2009. A survey of palmprint recognition. Journal of Pattern Recognition, 42(7), 1408–1418.

Li, Q., Qiu, Z., and Sun, D., 2006. Feature-level fusion of hand biometrics for personal verification based on Kernel PCA. International Conference on Biometrics, 744–750.

Lu, G. M., Wang, K. Q., and Zhang, D., 2004. Wavelet based independent component analysis for palmprint identification. International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 6, 3547–3550.

Lu. J., Zhang, E., Kang, X., Xue, Y., and Chen, Y., 2006. Palmprint recognition using wavelet decomposition and 2D principal component analysis. Communications, Circuits and Systems ProceedIng (pp. 2133-2136).

Mallate, S., 1998. Wavelet tour of signal processing (2nd ed.). Academic press.

Mu, M., Ruan Q., and Shen Y., 2010. Palmprint recognition based on discriminative local binary patterns statistic feature. International Conference on Signal Acquisition and Processing, 193 – 197.

Nicolae, D., 2009. A survey of biometric technology based on hand shape. Pattern Recognition, 42(11), 2797 – 2806. PolyU Palmprint Database: http://www 4.comp.polyu .edu.hk/˜biometrics/.

Prasad, S. M., Govindan, V. K., and Sathidevi, P. S., 2011. Palmprint authentication using fusion of wavelet and contourlet features. Journal of Security and Communication Networks, Wiley publication, 4(5), 577–590. DOI: 10.1002/sec.234.

Ravikanth, C., and Kumar, A. (2007). Biometric authentication using finger-back surface, 1-6.

Shakhnarovich, G., Darrell, T., and Indyk, P., 2005. Nearest-Neighbor Methods in Learning and Vision: Theory and Practice. Neural Information Processing, MIT Press.

Shang, L., Huang, D. S., Du, J. X., and Huang, Z. K., 2006. Palmprint recognition using ICA based on

Boostani, R., Saadatnezhad, K., and Sabeti, M., 2009. An efficient classifier to diagnose of schizophrenia based on the EEG signals. Expert Systems with Applications, 36(3)(2), 6492-6499.

Boukhonine, S., Krotov, V., and Rupert, B., 2005. Future security approaches and biometrics. Communications of the Association for Information Systems, 16, 937-966.

Connie, T., Jin, A. T. B., Ong, M. G. K., and Ling, D. N. C., 2005. An automated palmprint recognition system. Image and Vision Computing, 23 (5), 501–515.

Dale, M. P., Joshi, M.A., and Gilda, N., 2009. Texture based palmprint identification using DCT features. Advances in Pattern Recognition, 221-224.

Delac, K., and Grgic, M., 2004. A survey of biometrics recognition methods. 46th International Symposium Electronics. Zadar, Croatia.

Deng, W., Hu, J., Guo, J., Zhang, H., and Zhang, C., 2008. Comment on Globally maximizing locally minimizing: unsupervised discriminant projection with applications to face and palm biometrics. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 30 (8), 1503–1504.

Dias, N. S., Kamrunnahar, M., Mendes, P. M., Schiff, S. J., and Correia, J. H., 2009. Variabale subset selection for brain-Computer interface-PCA-based dimensionality reduction and feature selection. International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing.

Do, M. N., and Vetterli, M., 2003. Contourlets beyond wavelets. New York: J. Stoeckler and G.V. Welland, Eds. Academic Press.

Dong, K., Feng, G., and Hu, D., 2004. Digital curvelet transform for palmprint recognition. in: S.Z. Li, et al. (Eds.), Sinobiometrics, Lecture Notes in Computer Science, 3338, 639–645.

Ekinci, M., and Aykut, M., 2007. Palmprint recognition by applying wavelet subband representation and kernel PCA. Lecture Notes in Artificial Intelligence, 628–642.

Feng, G., Hu, D., Zhang, D., and Zhou, Z., 2006. An alternative formulation of kernel LPP with application to image recognition. Neurocomputing, 67 (13–15), 1733–1738.

Hsu, C. W., Chang, C. C., and Lin, C. J., 2003. A practical guide to support vector classification. Technical report, Department of Computer Science

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]

winner-take-all network and radial basis probabilistic neural network. Lecture Notes in Computer Science, 3972, 216–221.
Shen, L., Ji, Z., Zhang, L., and Guo, Z., 2009. Applying LBP operator to Gabor response for palmprint identification. Information Engineering and Computer Science, 1-3.

Woodard, D. L., and Flynn, P. J., 2005. Finger surface as a biometric identifier. CVIU, 100, 357–384.

Yang, J., Zhang, D., Yang, J. Y., and Niu, B., 2007. Globally maximizing locally minimizing: unsupervised discriminant projection with applications to face and palm biometrics. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 29 (4), 650–664.

Zhang, D., Kong, W. K., You, J., and Wong, M., 2003. On-line palmprint identification. IEEE Trans. on PAMI, 25(9), 1041–1050.

Zhang, L., Zhang, L., and Zhang, D., 2009. Finger-Knuckle-Print verification based on band-limited phase-only correlation. CAIP'09, LNCS, 5702, 141–148.

Zhou, J., Sun, D., Qiu, Z., Xiong, K., Liu, D., and Zhang, Y., 2009. Palmprint recognition by fusion of multi-color components. Cyber-Enabled Distributed Computing and Knowledge Discovery, 273–278.



سیّد سعید آیت در نجف آباد متولد شد. ایشان در سال ۱۳۸۵، با رتبهٔ اوّل از دانشگاه صنعتی شریف مدرک دکتری مهندسی کامپیوتر را دریافت نمود. وی مدرک کارشناسی ارشد را در سال ۱۳۷۹ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر و مدرک کارشناسی خود را در سال ۱۳۷۷ از دانشگاه صنعتی شریف در رشتهٔ مهندسی کامپیوتر دریافت نمود. نام‌برده هم‌اکنون عضو هیأت علمی دانشگاه پیام نور مرکز نجف آباد می باشد. وی نویسنده کتاب مبانی پردازش سیگنال گفتار است و زمینه‌های مورد علاقهٔ ایشان پردازش سیگنال گفتار، پردازش سیگنال‌های دیجیتال، و تبدیلات زمان- فرکانس نظیر تبدیل موجک و کاربردهای آنها را شامل می شود.
نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

dr.ayat@pnu.ac.ir



محمّدرضا خضری متولد ۱۳۶۲ در شیراز است. او در سال ۱۳۸۵ در مقطع کارشناسی در رشتهٔ مهندسی کامپیوتر گرایش نرم‌افزار از دانشگاه آزاد شیراز فارغ التحصیل شد. وی در زمان انجام این تحقیق، پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد خود را در دانشگاه پیام نور و با نظارت دکتر سعید آیت انجام داده است. ایشان هم‌اکنون عضو ثابت انجمن ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران است و یکی از زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقهٔ ایشان، پردازش تصویر می‌باشد.
نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

mrkh83@gmail.com

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-09]