

استفاده از الگوریتم بهبودیافته دسته ذرات به منظور تشخیص هویت افراد به کمک عنبیه

حدیث حیدری^۱، دانشجوی دکتری؛ عبدالله چاله‌چاله^۲، استادیار

۱- گروه مهندسی کامپیوتر - دانشکده فنی و مهندسی - دانشگاه رازی - کرمانشاه - ایران - hadis.68.heidari@gmail.com

۲- گروه مهندسی کامپیوتر - دانشکده فنی و مهندسی - دانشگاه رازی - کرمانشاه - ایران - chalechale@razi.ac.ir

چکیده: برای بسیاری از محققان، روندی که به‌طور خودکار افراد را براساس رفتارهای بیومتریک شناسایی می‌کند به‌شدت مورد توجه واقع گردیده است. بررسی هویت به‌کمک عنبیه از متداول‌ترین روش‌های بیومتریک به‌شمار می‌رود که در مقایسه با سایر مؤلفه‌های بیومترکی، باعث متمایز شدن آن در کاربردهای امنیتی شده است. الگوریتم پیشنهادی از ۶ مرحله اصلی تشکیل شده است: ارتقاء تصویر با الگوریتم Retinex، مکان‌یابی مرزهای داخلی و خارجی عنبیه، بخش‌بندی عنبیه، نرمال‌سازی، استخراج ویژگی و کدگذاری عنبیه. در این مقاله، روش خودکار جدیدی برای استخراج ویژگی از تصاویر عنبیه ارائه شده که در این الگوریتم از روش پنجره متحرک برای تولید بردار ویژگی استفاده شده است و سپس با استفاده از الگوریتم بهبود یافته دسته ذرات (Improved Particle Swarm Optimization) مسئله تعیین مقادیر بهینه بردارهای ویژگی بهینه‌سازی می‌گردد. آزمایش‌های انجام‌شده روی مجموعه داده CASIA، نشان می‌دهد که با روش پیشنهادی مقاله، فضای حافظه موردنیاز تا حد قابل توجهی کاهش یافته و با بهره‌گیری از معیارهای مختلف عملکرد از جمله نرخ پذیرش نادرست (FAR)، نرخ عدم‌پذیرش نادرست (FRR)، نرخ تشخیص الگوریتم به میزان ۹۸/۹۳٪، نرخ خطای مساوی و شاخص تصمیم‌پذیری نشان داده شده که این روش می‌تواند با دقت بهتر و خطای کم‌تری عمل نماید. به‌علاوه، با استفاده از الگوریتم تکاملی پیشنهادی و با وزن‌دار کردن ویژگی‌های تصویر دقت تشخیص هویت افراد نسبت به روش‌های پیشین افزایش یافته است.

واژه‌های کلیدی: استخراج ویژگی، بهینه‌سازی دسته ذرات (PSO)، بیومتریک‌ها، تشخیص عنبیه، نرخ تشخیص.

Use of Improved Particle Swarm Optimization for Identity Recognition Based on Iris

H. Heidari¹, PhD Student; A. chalechale², Assistant Professor

1- Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Razi University, Kermanshah, Iran, Email: hadis.68.heidari@gmail.com

2- Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Razi University, Kermanshah, Iran, Email: chalechale@razi.ac.ir

Abstract: For many researchers, a process that automatically identifies people based on biometric behavior seriously been considered. Iris recognition has appeared as one of the most promising methodologies to provide reliable human identification. The process of iris recognition is divided many major steps. Image enhancement using Retinex algorithm, locate internal and external borders of the iris, iris segmentation, normalization, feature extraction and matching. In this paper, a new method is proposed to feature extraction from the iris images that uses a sliding window and then the feature vectors are optimized using the improved particle swarm optimization. Experiments conducted on data collection CASIA, show that the proposed method, greatly reduced storage space requirements and performance by taking advantage of various criteria including false acceptance rate (FAR), false rejection rate (FRR), the algorithm detection rate of 98/93%, equal error rate and index decidable shown that this method can operate with better accuracy and fewer errors. Also, identity recognition accurate is increased compare to the other methods using the improved particle swarm optimization.

Keywords: Feature extraction, particle swarm optimization (PSO), biometrics, iris recognition, recognition rate.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۵/۰۱/۲۵

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۵/۰۳/۲۴

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۰۶/۲۳

نام نویسنده مسئول: عبدالله چاله‌چاله

نشانی نویسنده مسئول: کرمانشاه - باغ ابریشم - دانشگاه رازی - دانشکده فنی و مهندسی - گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات.

۱- مقدمه

افراد مشخصه‌های مجزایی دارند که می‌توان به کمک آن‌ها هر شخص را از دیگری تفکیک نمود. این مشخصه‌ها شامل الگوهای صدا [۱]، اثر انگشت [۲]، ساختار صورت [۳]، راه رفتن [۴]، الگوهای شبکیه [۵] و عنبیه [۶] هستند. الگوهای پیچیده عنبیه یکی از مشخصه‌های منحصر به فرد است که از آن به عنوان یکی از امیدبخش‌ترین ویژگی‌ها برای تشخیص افراد خاص می‌توان استفاده نمود. در واقع تشخیص هویت به کمک عنبیه یک روش خودکار شناسایی بیومتریک است که از الگوهای عنبیه به منظور شناسایی افراد استفاده می‌کند و در کاربردهایی با سطوح امنیتی بالا و با مقیاس خیلی بزرگ مانند پروژه Aadhar [۷] به منظور شناسایی میلیون‌ها شهروند قابل استفاده است. یک روش بیومتریک سعی می‌کند یک الگوی ورودی را دریافت نماید و با مقایسه آن با سایر الگوهای پایگاه داده، تصاویری که بیشترین شباهت را به الگوی ورودی دارند شناسایی کند.

عنبیه یک ساختار دایره‌ای، نازک و رنگی در چشم است که رنگ آن بستگی به چگونگی رنگ دانه آن دارد [۸]. عملکرد عنبیه دست‌کاری قطر و اندازه مردمک برای کنترل میزان روشنایی است که از طریق شبکه انتقال می‌یابد. تحقیقات زیادی برای توسعه روش‌های دقیق بخش‌بندی عنبیه برای تصاویر نویزی چشم صورت گرفته [۹] که ظاهراً هیچ یک از کارهای موجود استراتژی نسبتاً مؤثری برای تشخیص دقیق عنبیه نبوده‌اند. انگیزه کلیدی این مقاله، توسعه کدگذاری دقیق عنبیه و استراتژی انطباق است که می‌تواند به صورت کارا ویژگی‌های عنبیه را با یک بردار ویژگی نسبتاً کوچک استخراج نماید. میزان شباهت ویژگی‌ها با محاسبه فاصله همینگ به دست می‌آید. روش پیشنهادی روی مجموعه داده CASIA ارزیابی شده و دارای میانگین بهبود ۹۸/۹۳٪ است که البته با به کارگیری یک الگوریتم بهبود یافته دسته ذرات (IPSO) این میزان دقت نیز افزایش یافته است. توزیع اصلی این مقاله به صورت زیر خلاصه می‌شود:

- ارتقاء تصویر با الگوریتم Retinex به منظور بهبود کیفیت تصویر
- مکان‌یابی مرزهای داخلی و خارجی عنبیه و بخش‌بندی عنبیه به منظور ساده کردن بررسی و تحلیل تصویر
- نرمال‌سازی تصویر به منظور حذف اثرات نامطلوب و عوامل زائد در فرآیند شناسایی هویت به کمک مدل Daugman rubber sheet [۱۰]
- استخراج ویژگی و کدگذاری عنبیه به کمک روش پنجره متحرک^۱
- بهینه‌سازی بردارهای ویژگی به کمک الگوریتم بهبود یافته دسته ذرات
- محاسبه میزان شباهت به کمک معیار اندازه‌گیری فاصله همینگ

ادامه مقاله به صورت زیر سازمان می‌یابد. در بخش ۲ مروری بر کارهای پیشین صورت گرفته است. در بخش ۳ مرحله ارتقاء تصویر، مکان‌یابی مرزهای داخلی و خارجی عنبیه، بخش‌بندی و نرمال‌سازی تصویر برای استخراج خودکار نواحی عنبیه تشریح شده است. در بخش ۴ استخراج ویژگی، کدگذاری عنبیه و بهینه‌سازی بردارهای ویژگی با روش IPSO بیان شده است. در بخش ۵ ارزیابی عملکرد و کدگذاری عنبیه پیشنهادی و استراتژی انطباق و مقایسه با سایر روش‌های انطباق عنبیه آورده شده است. سرانجام نتیجه‌گیری و کارهای آینده در بخش ۶ آمده‌اند.

۲- روش‌های موجود

در این بخش، برخی از کارهای پیشین در استخراج ویژگی‌های عنبیه بحث شده است. تقریباً تمام دستگاه‌های موجود تشخیص عنبیه تجاری بر اساس کدهای باینری عنبیه از یک مدل انطباق استفاده می‌نمایند. فیلترهای گابور ابتدا توسط Dangman در سال ۱۹۹۴ برای کدگذاری عنبیه پیشنهاد داده شد [۱۱] زیرا فرکانس و جهت نمایش فیلتر گابور در تشخیص بینایی انسان مشابه هستند و بنابراین در نمایش و تفکیک بافت مؤثرند. این فیلترهای بالاگذر در پردازش تصویر برای استخراج ویژگی و تحلیل بافت مورد استفاده قرار می‌گیرند. فیلتر گابور دو بعدی Daugman یک موج سینوسی است که روی یک تابع گوسین بیضی شکل سواری شود و در تشخیص هویت به کمک عنبیه کاربرد دارد. نتایج آزمایش‌های وسیع روی یک مجموعه بزرگ از تصاویر بافتی نشان می‌دهد که استفاده از فیلترهای گابور می‌تواند به نسبت کارا باشد اما از دو عیب عمده رنج می‌برد: عیب اول این است که یک تابع بر پایه گابور متعامد نمی‌باشد و این خصوصیت، نیازمندی حافظه و افزونگی را افزایش می‌دهد. عیب دوم این که تابع گابور برای استخراج ویژگی به زمان محاسباتی زیادی نیاز دارد که این باعث کاهش سرعت تشخیص هویت افراد می‌شود.

موجک به عنوان یک تابع ریاضی تشریح می‌شود که برای تقسیم یک تابع یا یک سیگنال پیوسته زمان به مؤلفه‌های مختلف فرکانسی به کار می‌رود. موجک‌ها مقیاس‌بندی می‌شوند و به کپی‌های یک موجک نوسانی با طول متناهی تبدیل می‌شوند [۱۲]. این تبدیل‌ها برای توانایی نمایش توابعی که پیک‌های تیزی دارند و صحت تجزیه سیگنال‌های ناپایدار استفاده می‌شوند. این مشخصه‌ها باعث می‌شوند که موجک نماینده خوبی برای ایجاد بردارهای ویژگی در دستگاه‌های تشخیص عنبیه باشد اما یکی از معایب موجک این است که برای سیگنال‌هایی با فرکانس بالا و پهنای باند باریک مناسب نیستند. همچنین پیچیدگی محاسباتی بالا و زمان طولانی در تشخیص هویت اشخاص دارند.

نویسندگان در [۱۳] برای استخراج ویژگی‌ها از تصاویر چشم از موجک‌های هار استفاده کردند. موجک‌ها در N سطح که چهار سطح حداکثر برای تقسیم تصویر به چهار زیر تصویر است مورد استفاده قرار

بخش‌بندی عنبیه با ارتقاء تصویر آغاز می‌گردد که از الگوریتم Retinex برای بهبود کیفیت تصویر بین مرزهای کناری و مردمک استفاده می‌کند و نوع تک مقیاسی آن به صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود که I تصویر ورودی، R تصویر خروجی Retinex، log تابع لگاریتم طبیعی و α و β ضرائب مقیاس‌بندی و پارامترهای آفست هستند. نماد * نشانگر کانولوشن است و F یک فیلتر گوسین است که به صورت رابطه (۲) تعریف می‌شود.

$$R(x_1, x_2) = \alpha [\log(I(x_1, x_2) - \log(I(x_1, x_2) * F(x_1, x_2)))] - \beta \quad (1)$$

$$F(x_1, x_2) = K \exp[-(x_1^2 + x_2^2) / \sigma^2] \quad (2)$$

که σ انحراف استاندارد فیلتر و K ضریب نرمال‌سازی است [۱۶]. همچنین، مساحت زیر نمودار گوسین مساوی یک می‌باشد. توضیحات مفصل‌تر روابط فوق در منبع [۱۶] بیان شده است.

هدف از مکان‌یابی عنبیه مکان‌یابی تصویر چشمی است که مربوط به یک عنبیه است. ناحیه عنبیه می‌تواند از طریق دو دایره تخمین زده شود که یک دایره مرز عنبیه/صلبیه است که می‌تواند مرز خارجی نامیده شود و دایره دیگر مرز عنبیه/مردمک است. برای مکان‌یابی دقیق مرزهای داخلی و خارجی عنبیه مراحل زیر باید طی شوند:

مرحله ۱: مکان‌یابی مرکز مردمک چشم

مرحله ۲: انتخاب یک بلاک کوچک تصویر ورودی و استخراج اطلاعات لبه براساس عملگر تشخیص لبه مانند عملگر canny

تشخیص‌دهنده canny قوی‌ترین تشخیص‌دهنده لبه است. برای مشخص کردن آن ابتدا تصویر با یک فیلتر گوسین با انحراف استاندارد σ برای کاهش نویز هموار می‌شود. سپس در هر نقطه، گرادیان محلی $(g_x^2 + g_y^2)^{0.5}$ و جهت لبه $\tan^{-1}(g_x/g_y)$ محاسبه می‌شود. نقطه لبه نقطه‌ای است که قدرت آن به طور محلی در جهت گرادیان بیشینه است. نقاطی که به عنوان لبه تعیین می‌شوند به توان می‌رسند تا در تصویر گرادیان برآمده شوند. سپس این الگوریتم در امتداد قله این برآمدگی‌ها حرکت می‌کند و تمام پیکسل‌هایی را که در قله برآمدگی قرار ندارند صفر می‌کند و در نتیجه یک خط نازک در خروجی ایجاد می‌شود. سپس پیکسل‌های برآمدگی توسط آستانه‌گیری hysteresis، آستانه‌گیری می‌شوند که مبتنی بر استفاده از دو آستانه T_1 و T_2 است که $T_1 < T_2$ است. پیکسل‌های برآمدگی با مقادیر بزرگ‌تر از T_2 را پیکسل‌های لبه قوی می‌گویند و پیکسل‌های برآمدگی با مقادیر بین T_1 و T_2 پیکسل‌های لبه ضعیف گفته می‌شوند.

با دخالت دادن پیکسل‌های ضعیفی که با پیکسل‌های قوی اتصال هشت دارند پیوند لبه انجام می‌شود [۱۷].

مرحله ۳: اعمال تبدیل hough برای مکان‌یابی نواحی مردمک و در واقع همان مکان‌یابی مرز درونی

می‌گیرند. نتایج از چهار زیرتصویر تشکیل شده که اولی از طریق یک فیلتر بالاگذر در جهت‌های افقی و عمودی، دومی از طریق یک فیلتر پایین‌گذر در جهت افقی و یک فیلتر بالاگذر در جهت عمودی، سومی از طریق یک فیلتر بالاگذر در جهت افقی و یک فیلتر پایین‌گذر در جهت عمودی و آخری از طریق یک فیلتر پایین‌گذر در جهت‌های افقی و عمودی انتقال داده می‌شود. این نویسندگان فقط از اولین تصویر استفاده کردند که شامل مقادیر حقیقی بین ۱- و ۱ هستند. اعداد با تبدیل مقادیر مثبت به یک و مقادیر منفی به صفر به مقادیر باینری کوانتیزه می‌شوند. نسخه‌های دیگر موجک هار، سه یا چهار تصویر تولیدی را اعمال می‌کنند [۱۴] که ضرائب عمودی برای تولید بردار ویژگی مورد استفاده قرار می‌گیرند. ضرائب موجک در سطوح مختلف برای یافتن بهترین بردار ویژگی بررسی می‌شود. هر زاویه فاز به دست آمده در صفحه مختلط به یک چهارم کوانتیزه می‌شود و ضرائب بزرگ‌تر از ۰/۵ به "۱۱"، ضرائب بین ۰ و ۰/۵ به "۱۰"، ضرائب بین ۰/۵- و ۰ به "۰۱" و ضرائب کم‌تر از ۰/۵- به "۰۰" تنظیم می‌شوند. تقاطع‌های صفر در هر وضوح برای کدگذاری ویژگی‌های تصاویر مورد استفاده قرار می‌گیرند. ویژگی‌های عنبیه با یک تقریب نمایش داده می‌شوند و با داده‌های نمونه ساخته می‌شوند و یک نمایش تقاطع صفر براساس تبدیل موجک تجزیه می‌شود. موجک‌های هار به عنوان ساده‌ترین موجک‌های متعامد، از نظر زمانی می‌توانند به صورت خطی محاسبه شوند و بسیار سریع هستند اما دقت بالایی در تشخیص هویت افراد به کمک عنبیه ندارند.

الگوریتم تشخیص انرژی مرز (RED) یک روش استخراج ویژگی است که در ایالات آمریکا توسط Ives و همکارانش در سال ۲۰۱۲ توسعه پیدا کرد [۱۵]. این الگوریتم مبتنی بر جهت برجسته مرزهایی است که روی تصویر ظاهر می‌شوند و یک روش فیلترینگ تکراری و پنجره متحرک است. داده ورودی از طریق یک آرایه پرپودیک و پنجره 9×9 در همان زمان انتقال داده می‌شود. با ضرب پیکسل ورودی قرار داده شده در مرکز پنجره با هر مقدار فیلتر، نتایج به دست می‌آید. نتایج هر فیلتر با هم جمع می‌شوند و برای آن پیکسل ذخیره می‌شوند. این روند برای هر پیکسل تصویر ورودی تا زمانی که به طور کامل فیلتر شود تکرار می‌شود. با مقایسه نتایج دو فیلتر جهت‌دار مختلف افقی و عمودی الگوها تولید می‌شوند. بیت به حداکثر دو تنظیم می‌شود. اگر فیلتر عمودی مقدار حداکثر دارد بیت به مقدار "۱" تنظیم می‌شود در غیر این صورت فیلتر افقی حداکثر مقدار را دارد و بیت به "۰" تنظیم می‌شود. با وجود پایین بودن بار محاسباتی در این روش، میزان دقت بالا در تشخیص هویت، به عنوان یک معیار با اهمیت در اینجا مطرح نیست.

۳- بخش‌بندی عنبیه و نرمال‌سازی تصویر

در این قسمت، مرحله ارتقاء تصویر، مکان‌یابی مرزهای داخلی و خارجی، بخش‌بندی عنبیه و نرمال‌سازی تصویر تشریح شده است. مرحله

مرحله ۱: به دست آوردن پارامترهای (x_i, y_i, r_i) و (x_o, y_o, r_o) براساس مکان‌یابی مرز عنبیه تصویر عنبیه $s(x, y)$ که اندیس i و o به معنی مرز درونی و خارجی است.

مرحله ۲: فاصله بین مرز مردمک و مرز عنبیه می‌تواند به صورت رابطه (۳) محاسبه شود [۱۰].

$$r' = \sqrt{(x_i - x_o)^2 + (y_i - y_o)^2} \quad (3)$$

مرحله ۳: همچنین زاویه جهت اتصال با استفاده از فرمول (۴) محاسبه می‌شود [۱۰].

$$\varphi = \arctan \frac{y_i - y_o}{x_i - x_o} \quad (4)$$

مرحله ۴: انتخاب مرکز مردمک به عنوان قطب. در مختصات قطبی $r(\theta) = r_p$ برای مرز خارجی عنبیه

$$\theta = q \frac{\pi}{180} \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

$$R(\theta) = r' \cos(\pi - \theta - \varphi) + \sqrt{r_o^2 - r'^2 + (r' \cos(\pi - \theta - \varphi))^2} \quad (6)$$

مرحله ۵: هر مقدار خاکستری پیکسل عنبیه نرمال شده می‌تواند از طریق این موقعیت‌های (x, y) با اعمال رابطه (۷) به دست آید.

$$R_p = \left(1 - \frac{P}{M+1}\right) * r(\theta) + \frac{P}{M+1} R(\theta) \quad (7)$$

$$x = X_p + R_p \cos \theta$$

$$y = Y_p + R_p \sin \theta$$

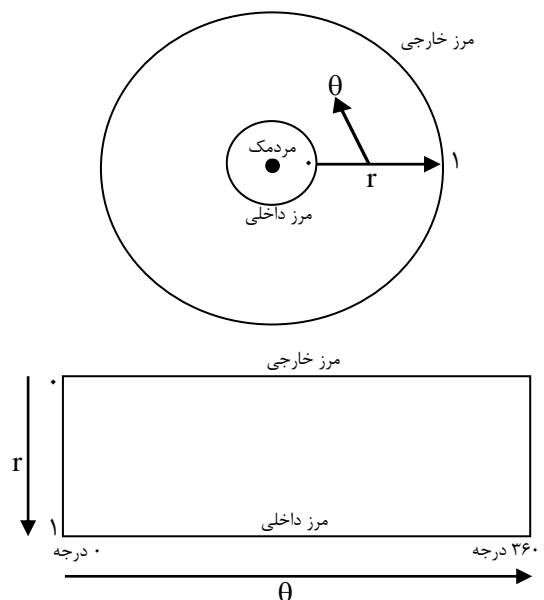
جزئیات دقیق‌تر روابط (۳) تا (۷) در منبع [۱۰] ذکر شده‌اند. شکل ۲ مراحل اصلی بخش‌بندی و نرمال‌سازی عنبیه را نشان می‌دهد.

پس از نرمال‌سازی تصویر عنبیه با استفاده از مدل Daugman rubber sheet می‌توان بافت تصویر را به خوبی تحلیل کرده و ویژگی‌های مطلوب تصویر را در قالب بردارهای ویژگی استخراج نمود.

مرحله ۴: استخراج اطلاعات لبه از یک بلاک کوچک تصویر براساس مقادیر گرادیان خاکستری خطوط

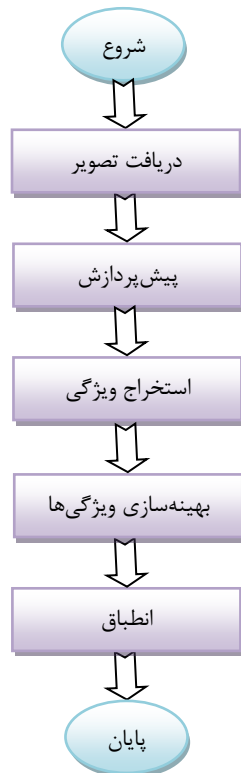
مرحله ۵: استفاده از تبدیل Radon برای مکان‌یابی مرزهای خارجی عنبیه

پس از بخش‌بندی دقیق ناحیه عنبیه، روند نرمال‌سازی انجام می‌شود. مدل Daugman rubber sheet می‌تواند برای روند نرمال‌سازی عنبیه به کار رود. مرکز مردمک به عنوان نقطه مرجع در نظر گرفته می‌شود. بردارهای شعاعی در طول ناحیه عنبیه همان‌طور که در شکل ۱ نشان داده شده‌اند انتقال داده می‌شوند. از آنجاکه مردمک در مرکز عنبیه نیست برای مرتب‌سازی مجدد نقاط بسته به جهت اطراف دایره، یک فرمول اساسی مورد نیاز است. شکل ۱ مدل Daugman rubber sheet اعمال شده برای نرمال کردن ناحیه عنبیه را نشان می‌دهد.

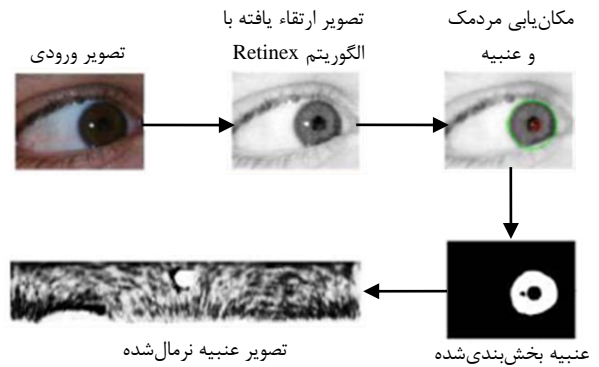


شکل ۱: مدل Daugman rubber sheet

کل ناحیه عنبیه از طریق مقادیر خاکستری این پیکسل‌ها دوباره مشخص می‌شود. این اطلاعات می‌تواند از طریق ترکیب مختصات‌های مرز درونی و مرز خارجی تعیین گردد. این مدل هرکدام از نقاط مجزای درون ناحیه عنبیه را به جفت مختصات قطبی (r, θ) دوباره مقیاس‌بندی می‌کند که r در فاصله $[0, 1]$ و θ زاویه‌ای در گستره 0 تا 360 درجه است. اگر $s(x, y)$ تصویر عنبیه‌ای باشد که در مختصات کارترین نمایش داده شود، $s(r, \theta)$ نمایش در مختصات قطبی است. همچنین اگر (x_i, y_i) مختصات کارترین مرز درونی، (x_o, y_o) مختصات کارترین مرز خارجی و M و N به ترتیب نرخ نمونه در جهت زاویه و شعاع باشند الگوریتم نرمال‌سازی می‌تواند به صورت زیر تشریح شود:



شکل ۳: روند تشخیص عنبیه



شکل ۲: مراحل اصلی بخش بندی و نرمال سازی عنبیه

۴- الگوریتم ارائه شده برای تشخیص هویت به کمک عنبیه

در این بخش ابتدا فلوجارت کلی تشخیص هویت پیشنهادی، در ادامه نحوه محاسبه بردارهای ویژگی تصویر عنبیه و بهینه سازی آن ها و در انتها بازشناسی هویت به کمک عنبیه توضیح داده می شود.

۴-۱- کلیات تشخیص هویت پیشنهادی

شناسایی عنبیه اصولاً به پنج مرحله اصلی که در شکل ۳ نشان داده شده اند تقسیم بندی می شود که عبارت اند از:

- (۱) دریافت تصویر عنبیه
- (۲) پیش پردازش تصویر عنبیه: ارتقاء، بخش بندی و نرمال سازی
- (۳) استخراج ویژگی
- (۴) بهینه سازی بردارهای ویژگی
- (۵) انطباق

شکل ۳ روند کلی اجرای تحقیق حاضر را نشان می دهد که مراحل دریافت تصویر عنبیه، ارتقاء کیفیت تصویر، بخش بندی و نرمال سازی در بخش سوم به صورت کامل بیان شدند. پس از این مراحل نوبت به مرحله استخراج ویژگی به عنوان با اهمیت ترین مرحله در روند تشخیص عنبیه می رسد. برای این منظور، ویژگی های هر کدام از تصاویر موجود در پایگاه داده با تحلیل بافت تصاویر استخراج شده و با یک الگوریتم تکاملی بهینه می شوند. بهینه سازی ویژگی های تصویر با استفاده از الگوریتم PSO اصلاح شده پیشنهادی انجام شده است. با الگوریتم PSO اصلاح شده، بردارهای ویژگی رهیافت پیشنهادی، بهینه شده و دقت تشخیص هویت به صورت فزاینده افزایش می یابد. سپس با استفاده از روش فاصله همینگ، الگوهای عنبیه دسته بندی شده و هویت افراد مورد شناسایی و بررسی قرار می گیرند و الگوریتم به کارایی مؤثری دست می یابد. تشریح جزئیات روند کلی تشخیص هویت در بخش های بعدی آورده شده اند.

۴-۲- انتخاب ویژگی های عنبیه

پیش پردازش تصویر عنبیه در بخش ۳ تشریح شد. در این قسمت نحوه استخراج ویژگی عنبیه بیان خواهد شد.

انتخاب ویژگی یکی از مهم ترین مراحل است که باعث افزایش کارایی در شناسایی الگو می شود. ویژگی عنبیه یک شخص با ویژگی های عنبیه سایر اشخاص یکسان نیست. برای سازمان دهی دقیق افراد، ویژگی های متمایز کننده ای که شخص در ناحیه عنبیه دارد باید استخراج گردد. فقط ویژگی های مهم عنبیه باید کدگذاری شود تا مقایسه دقیق تری بین الگوهای عنبیه صورت گیرد.

الگوریتم ارائه شده از روش پنجره متحرک استفاده کرده و به صورت تکراری روی هر پیکسل اعمال می شود و از پیکسل های مجاور که در قطر این پنجره قرار گرفته اند استفاده می کند. در این روش، پیکسل هایی که در خارج از پنجره قرار دارند در نظر گرفته نمی شوند. هنگامی که پنجره برای پیکسل بعدی شیفته می شود فقط همان دسته پیکسل ها در نظر گرفته می شوند. اندازه تصویر عنبیه پس از نرمال سازی به 5×130 کاهش می یابد. هر پیکسلی که در تصویر پردازش می شود پنج پیکسل قبل و بعد از آن در نظر گرفته می شود، بنابراین از یک پنجره متحرک به ابعاد 1×11 استفاده می شود. به علاوه، پردازش از پیکسل ردیف اول و ستون ششم آغاز شده و برای هر پنج ردیف تا ستون صد و بیست و پنجم ادامه دارد.

دهیم مقدار b همان مقدار R خواهد بود. در این مثال خاص $۲/۸۲ = R = b$ می‌باشد.

در ادامه پنج پیکسلی که بعد از پیکسل مرکزی قرار گرفته‌اند از پیکسل مرکزی کم می‌شوند تا پنج عدد دیگر به دست آید. مثلاً اگر فرض کنیم که مقدار پیکسل مرکزی ۱ باشد و مقادیر پنج پیکسل بعدی به ترتیب ۰، ۰، ۱، ۰ و ۱ باشد حاصل تفریق این مقادیر از پیکسل مرکزی به ترتیب مقادیر ۱، ۱، ۰، ۱ و ۰ را خواهند داشت. سپس فاصله پنج پیکسلی که قبل از پیکسل مرکزی قرار گرفته‌اند تا پیکسل مرکزی محاسبه می‌شود. این مقدار در مثال ما جذر ۳ یا $۱/۷۳$ به دست می‌آید. سپس پنج مقداری که از تفاضل پیکسل‌های بعدی از پیکسل مرکزی به دست آمده‌اند (در این مثال ۱، ۰، ۱، ۰ و ۱) در مقدار فاصله (در این مثال $۱/۷۳$) ضرب می‌شود و با این کار پنج عدد به دست می‌آید. سپس مقادیر حاصل ضرب باهم جمع می‌شوند.

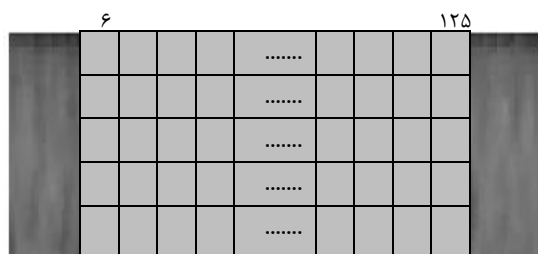
عدد به دست آمده به‌عنوان قسمت موهومی اعداد مختلط تنظیم می‌شود و در عدد n_1 در قسمت a قرار داده می‌شود. در این مثال خاص $a = ۵/۱۹$ می‌باشد و عدد مختلط n_1 به‌صورت $n_1 = ۵/۱۹ + j ۲/۸۲$ در می‌آید.

در مرحله بعد زاویه عدد مختلط به دست می‌آید و برای نمایش اولین پیکسل به یک آرایه جدید مکان‌یابی می‌شود. مقدار این زاویه طبق رابطه (۱۰) محاسبه می‌شود.

$$\theta = \text{Arc tan} \left(\frac{b}{a} \right) \quad (10)$$

مقدار زاویه در این مثال خاص $\text{Arc tan} (۰/۵۴)$ به دست می‌آید. آرایه Feature_Vector1 ، ۶۰۰ درایه دارد و مقدار هر عضو آن که معرف بردار ویژگی اولیه است همان مقدار زاویه θ خواهد بود. بنابراین در مثال ما، $\text{Feature_Vector1}[1] = \text{Arc tan} (۰/۵۴)$ می‌باشد.

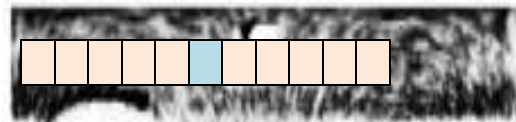
سپس پنجره متحرک برای پیکسل مجاور حرکت داده می‌شود و تا زمانی که پنجره به ردیف اول و پیکسل ۱۲۵ام برسد روند تکرار می‌شود. سپس پنجره به پایین برای ردیف بعدی و مرکز در پیکسل ۶ام حرکت داده می‌شود و روند تکرار می‌شود. نمایی از محدوده ۶۰۰ پیکسل پردازش‌شده (۵×۱۲۰) در شکل ۵ به تصویر کشیده شده است.



شکل ۵: ششصد پیکسل (۵×۱۲۰) پردازش شده در روش پیشنهادی

در انتها وقتی تمام ۶۰۰ پیکسل عنیبه پردازش شدند آرایه Feature_Vector1 ، ۶۰۰ مقدار خواهد داشت.

این عمل تا زمانی که همه پیکسل‌هایی که در گستره تعریف‌شده قرار دارند پردازش شوند و یک بردار نتیجه ۵×۱۲۰ به دست آید ادامه می‌یابد. اندازه پنجره متحرک از طریق سعی و خطا به دست می‌آید. هر قدر اندازه پنجره بزرگ‌تر باشد زمان محاسبات افزایش یافته و برای کار به یک تصویر عنیبه نرمال‌شده‌ای بزرگ‌تر و ظرفیت حافظه بیش‌تری نیاز هست. یک پنجره کوچک‌تر سریع‌تر است اما صحت کم‌تری دارد. مراحل اصلی این روش به صورت زیر خلاصه می‌شود: ابتدا مرکز پنجره متحرک در ردیف اول و پیکسل ستون ششم قرار می‌گیرد. شکل ۴ این مکان‌یابی را واضح‌تر بیان می‌کند.



شکل ۴: قرار گرفتن پنجره متحرک روی تصویر عنیبه

شکل ۴ نشان می‌دهد که برای پیکسلی که در مرکز پنجره متحرک قرار گرفته است پنج پیکسل در قبل از آن و پنج پیکسل دیگر در بعد از آن قرار گرفته است. حال پنج پیکسلی که قبل از پیکسل مرکزی قرار گرفته‌اند از پیکسل مرکزی کم می‌شوند تا پنج عدد به دست آید. به‌عنوان مثال اگر فرض کنیم که مقدار پیکسل مرکزی ۱ باشد و مقادیر پنج پیکسلی که قبل از این پیکسل قرار گرفته‌اند به ترتیب ۱، ۰، ۱، ۰ و ۱ باشد پنج عدد به دست آمده که حاصل تفریق آن‌ها از پیکسل مرکزی است به ترتیب دارای مقادیر ۰، ۱، ۰، ۰ و ۱ خواهند بود. سپس فاصله پنج پیکسلی که قبل از پیکسل مرکزی قرار گرفته‌اند تا پیکسل مرکزی محاسبه می‌شود. این فاصله طبق رابطه (۸) به دست می‌آید.

$$Dist_1 = \sqrt{(x_1 - x_c)^2 + (x_2 - x_c)^2 + (x_3 - x_c)^2 + (x_4 - x_c)^2 + (x_5 - x_c)^2} \quad (8)$$

که x_1 تا x_5 مقادیر پیکسل‌های درون پنجره متحرک و x_c مقدار پیکسل مرکزی است. در این مثال، مقدار فاصله، جذر ۲ یا $۱/۴۱$ محاسبه می‌شود. حال پنج مقداری که از تفاضل پیکسل‌های قبلی از پیکسل مرکزی به دست آمده‌اند (در این مثال ۱، ۰، ۰، ۱ و ۱) در مقدار فاصله (در این مثال $۱/۴۱$) ضرب می‌شود و با این کار پنج عدد به دست می‌آید. سپس مقادیر حاصل ضرب باهم جمع می‌شوند. نحوه محاسبات در رابطه (۹) آورده شده است.

$$R = \sum_{i=1}^5 (x_i - x_c) \times Dist_1 \quad (9)$$

مجموع به دست آمده به‌عنوان قسمت حقیقی اعداد مختلط تنظیم می‌شود. اگر عدد مختلط را به‌صورت $n_1 = a + j b$ نمایش

مجموع حاصل ضرب دو کمیت Var1 و Var2 در همسایگی خطی به اندازه پنج پیکسل قبل و پنج پیکسل بعد از نقطه پردازش شده به مرکز (x, y) باشد مکان‌های پیکسل‌ها در این منطقه، مجموعه S_{xy} را می‌سازد. این عملیات را می‌توان با معادله (۱۱) بیان نمود.

$$g(x, y) = \sum_{(r,c) \in S_{xy}} (f(r, c) - f(x, y)) \times Var2 \quad (11)$$

که r و c مختصات سطر و ستون پیکسل‌هایی هستند که مختصات آن‌ها اعضای مجموعه S_{xy} هستند و Var1 همان $f(r, c) - f(x, y)$ و Var2 همان مقدار فاصله‌ای است که در مطابق رابطه (۸) تعریف می‌شود. تصویر g با تغییر مختصات (x, y) ایجاد می‌شود به طوری که مرکز همسایگی، از پیکسلی به پیکسل دیگر در تصویر f می‌رود و عملیات همسایگی را در هر مکان جدید تکرار می‌نماید. این نوع فرآیند قادر است بافت تصاویر را به خوبی و با دقت بالایی تحلیل نماید و در خیلی از برنامه‌های کاربردی پردازش تصویر به کار رود. جزئیات مربوط به این تحلیل همسایگی در منبع [۱۸] ذکر شده‌اند.

۴-۳- بهینه‌سازی ویژگی‌های عنیبیه با الگوریتم IPSO

در این قسمت نحوه بهینه‌سازی ویژگی‌های عنیبیه بیان خواهد شد. اکثر الگوریتم‌های تشخیص هویت قطعی هستند ولی با معرفی روش‌های جستجوی تکاملی مانند الگوریتم ژنتیک و الگوریتم بهینه‌سازی دسته ذرات امکان جستجو در فضای راه‌حل کاملاً متفاوت امکان‌پذیر شده است.

یکی از روش‌های بهینه‌سازی ابتکاری که بر مبنای جمعیت کار می‌کند الگوریتم PSO است. ایده اصلی این روش توسط کندی و ابرهات در سال ۱۹۹۵ مطرح شد [۱۹] که از رفتار دسته‌جمعی پرنده‌ها و ماهی‌ها برای یافتن غذا الهام می‌گیرد. دسته‌ای از پرنده‌ها و ماهی‌ها در یک فضای تصادفی به دنبال غذا می‌گردند و هیچکدام از پرنده‌ها از محل غذا اطلاعی ندارند و تنها فاصله خود تا غذا را می‌دانند. یکی از بهترین روش‌ها دنبال کردن پرنده است که به غذا نزدیک‌تر است. هر پرنده یک جواب ممکن در فضای مسئله است که ذره نامیده می‌شود و هر ذره دارای یک مقدار شایستگی است که توسط تابع شایستگی مسئله محاسبه می‌شود و هر ذره که به جواب نزدیک‌تر است شایستگی بیشتری دارد [۲۰].

الگوریتم PSO یکی از روش‌های سراسری بهینه‌سازی است که با دسته‌ای از ذرات شروع به کار می‌کند سپس با به‌روزرسانی مکان ذره‌ها برای یافتن جواب بهینه در فضای مسئله به جستجو ادامه می‌دهد [۲۱]. هر ذره با دو بردار X_{id} و V_{id} مشخص می‌شود که X_{id} نشان‌دهنده موقعیت مکانی و V_{id} سرعت بعد d ام از i امین ذره هستند. در هر مرحله از حرکت جمعیت، مکان هر ذره یعنی $pbest$ که معرف بهترین تجربه‌ای است که خود ذره تاکنون به دست آورده و $gbest$ یعنی بهترین تجربه‌ای که در بین تمام ذرات به دست آمده به‌روز

وقتی آرایه جدید پر شد مقادیر زاویه‌ها به چهار سطح کوانتیزه می‌شوند و این روند به صورت زیر است:

اگر زاویه در گستره اول $[-\pi/2, -\pi/4]$ بود به "۱" تنظیم می‌شود. اگر زاویه در گستره دوم $[-\pi/4, 0]$ بود به "۲" تنظیم می‌شود. اگر زاویه در گستره سوم $[0, \pi/4]$ بود به "۳" تنظیم می‌شود. اگر زاویه در گستره چهارم $[\pi/4, \pi/2]$ بود به "۴" تنظیم می‌شود.

در بیان توجیه دلیل آنکه چرا تفاضل‌گیری و بعد ضرب در فاصله اقلیدسی مقادیر پیکسل‌ها، انتقال به عدد مختلط و سپس زاویه عدد مختلط در اینجا مورد استفاده قرار گرفته است می‌توان به این نکته مهم اشاره نمود که انجام این عمل به منظور استخراج ویژگی‌های بافتی مبتنی بر شباهت‌سنجی پیکسل‌های همسایه و ارائه یک کدگذاری جدید با قدرت تفکیک بالا و پیچیدگی محاسباتی پایین به صورت تجربی انجام گرفته است. در واقع مقادیر شدت پیکسل‌های قبل و بعد از پیکسل مرکزی با این پیکسل مقایسه می‌شوند.

از آنجا که در الگوهای باینری محلی (LBP) الگوهای غیریکنواخت با یک برچسب با یکدیگر ترکیب می‌شوند، اطلاعات آماري الگوهای بافت دور ریخته می‌شود و در تصاویری که شامل چندین شکل پیچیده مانند لبه‌هایی با انحنای بالا، خطوط و مرزهای متقاطع مختلف یا گوشه‌ها هستند استفاده از LBP برای استخراج اطلاعات بافت عملی نیست. از طرف دیگر، یک ماتریس Co-occurrence (هم‌رخدادی) نرخ رخداد مقادیر خاکستری دو پیکسل وابسته از تصویر که در فاصله و جهت بخصوصی از یکدیگر قرار گرفته‌اند، را بیان می‌کند. هر چقدر مقادیر پیکسل‌های تصویر به همدیگر نزدیک‌تر باشد، به همان میزان تجمع بیشتری روی قطر اصلی ماتریس به وجود خواهد آمد. با بررسی تجربی مشخص شد که این ماتریس نیز قادر به تشخیص دقیق هویت افراد نشد. ویژگی‌های نامورا خصوصیتی از بافت، نظیر زبری، کنتراست و جهت‌دار بودن را تعریف می‌کند. این ویژگی‌ها به واسطه مطالعات روان‌شناسی بر روی ادراک انسان از بافت طراحی شده‌اند.

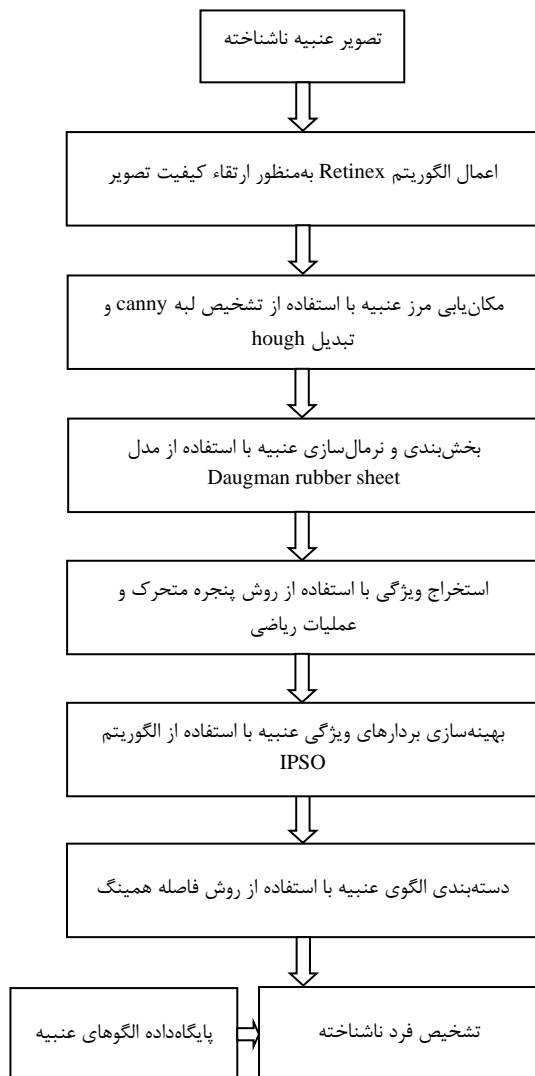
پس از بررسی تجربی، این ویژگی‌ها و بسیاری دیگر از ویژگی‌های بافتی قادر به تشخیص دقیق هویت نبودند بنابراین روش ساده و دقیقی که در قسمت فوق بیان گردید پیشنهاد داده شد که نحوه مقایسه پیکسل‌ها را اصلاح نمود. نرخ بالا در تشخیص هویت افراد دقیق بودن این روش را به تصویر می‌کشد.

علاوه بر تحلیل‌های تجربی ارائه شده، برای عملیاتی که در پنجره متحرک برای پیکسل‌های همسایگی انجام شده می‌توان از تحلیل ریاضی نیز بهره گرفت. فرض کنیم S_{xy} مجموعه‌ای از مختصات یک همسایگی به مرکز نقطه (x, y) در تصویر f باشد. پردازش همسایگی، یک پیکسل متناظر را در همان مختصات در تصویر پردازش شده مثل g ایجاد می‌کند به طوری که مقدار آن پیکسل توسط عمل خاصی تعیین می‌شود که شامل پیکسل‌هایی در تصویر ورودی با مختصات موجود در S_{xy} می‌باشد. حال اگر عملیات مشخص شده، محاسبه

الگوریتم PSO استاندارد پس از تعداد معینی تکرار ممکن است در بهینه محلی گرفتار شود بنابراین در این مقاله از الگوریتم PSO اصلاح شده بهره گرفته شده و پاسخ نهایی در بهینه سراسری رخ خواهد داد. این کار باعث بهبود عملکرد سیستم تشخیص هویت پیشنهادی می‌شود.

۴-۴- بازشناسی هویت

روش پیشنهادی برای بازشناسی هویت به کمک عنبیه در شکل ۷ به تصویر کشیده شده است که یک الگوی عنبیه با انجام مراحل ضروری شناسایی عنبیه تولید می‌گردد و با الگوهای عنبیه پایگاه داده خیلی از اشخاص انطباق داده می‌شود. یک معیار انطباق در مرحله کدگذاری ویژگی استفاده می‌شود که مشابهت بین دو الگوی عنبیه را اندازه‌گیری می‌کند.



شکل ۷: روند شناسایی هویت پیشنهادی

دو نوع مقایسه دسته‌ای وجود دارد. در مقایسه‌های درون کلاسی، مقایسه یک تصویر عنبیه با سایر تصاویر برای هر شخص ثبت می‌شود.

می‌شود. در هر مرحله از تکرار k ، سرعت و موقعیت جدید ذره طبق روابط (۱۲) و (۱۳) محاسبه می‌شود.

$$V_{id}^{k+1} = W \times V_{id}^k + c_1 \times rand_1^k (pbest_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 \times rand_2^k (gbest^k - X_{id}^k) \quad (12)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (13)$$

که W ضریب اینرسی، c_1 و c_2 ضرایب یادگیری در بازه صفر و دو و $rand_1$ و $rand_2$ دو عدد تصادفی در بازه صفر و یک هستند. توضیحات مفصل‌تر این روابط در منبع [۱۹] آورده شده‌اند. شرط توقف، پس از تعداد معینی تکرار و یا همگرایی تا مقدار معینی می‌باشد. قسمت اول در رابطه (۱۲) معرف ضریبی از سرعت فعلی ذره است. قسمت دوم نشان‌دهنده حرکت ذره به سمت بهترین تجربه شخصی است و قسمت سوم، حرکت ذره به سمت بهترین تجربه گروهی است و در مجموع به تدریج فضای جستجو کوچک می‌شود و جستجو حول بهترین ذره شکل می‌گیرد تا بهترین جواب به دست آید اما برای ذره‌ای که قسمت‌های دوم و سوم معادله (۱۲) برای آن‌ها صفر است ذره در راستای بردار حرکت قبلی خود حرکت می‌کند و بقیه ذرات نیز به سمت این ذره همگرا می‌شوند و در نتیجه الگوریتم سریعاً به یک بهینه محلی همگرا می‌شود. برای رفع مشکلات الگوریتم PSO استاندارد می‌توان از الگوریتم اصلاح شده استفاده کرد.

در الگوریتم PSO استاندارد، با افزایش فضای جستجو، زمان اجرا به شدت افزایش می‌یابد. برای حل این مشکلات و به دست آوردن نتایج تقریبی، از الگوریتم PSO استاندارد که پس از تعدادی تکرار اصلاح شده است استفاده می‌کنیم و حوزه هر یک از ابعاد بردار X را محدود می‌کنیم و برای رسیدن به نتایج تقریبی آن را متقارن می‌سازیم و رویه PSO استاندارد را دوباره فراخوانی می‌نماییم. شکل ۶ شبه کد الگوریتم IPSO را نشان می‌دهد که در آن پارامتر تجربی مورد استفاده برای محدودسازی فضای جستجو است. در این مقاله با استفاده از این الگوریتم، بردارهای ویژگی عنبیه بهینه‌سازی شده‌اند به نحوی که بیش‌ترین دقت حاصل گردد.

```

k = 1 % k is a global counter
do{
    [global_best_position] =
        standard_pso(k,X_bond)
    X_lower bound = global_best_position-
        ((X_UpperBond-X_LowerBound)/d)
    X_Upper bound = global_best_position +
        ((X_UpperBound-X_LowerBound)/d)
} while(k<= maximum iteration)
return [global_best_position gbest]
    
```

شکل ۶: الگوریتم IPSO

می‌شود. الگوی ورودی با هر الگوی مشخصی انطباق داده می‌شود. یک نسبت انطباق تشریح شده مشابهت بین الگو و نمونه را مشخص می‌کند. الگو با بالاترین نسبت انطباق به آن شخص اختصاص داده می‌شود. نسبت انطباق باید از یک سطح خاص تجاوز کند. اگر به این سطح نرسید الگو پذیرفته نخواهد شد. در حالت بررسی، الگوها استخراج شده و در حالت شناسایی بررسی می‌شود که آیا مشابهت بین الگوی ورودی و الگوهای کلاس به اندازه کافی بزرگ هست تا یک انطباق ایجاد گردد. برای ارزیابی روش پیشنهادی، دو معیار عملکردی، نرخ پذیرش اشتباه^۲ (FAR) و نرخ عدم پذیرش اشتباه^۱ (FRR) اعمال می‌شود که FRR یا نرخ خطای I، احتمال اینکه فردی که ثبت نام کرده و توسط سیستم شناسایی نشده می‌باشد و به صورت رابطه (۱۵) محاسبه می‌شود.

$$FRR(n) = \frac{U}{\tau} \quad (15)$$

که U و τ به ترتیب تعداد تلاش‌های بررسی رده شده برای n فرد شایسته و تعداد کل تلاش‌های بررسی برای n فرد شایسته است [۸]. همچنین FAR یا خطای نوع II، احتمال اینکه فردی که ممکن است در سیستم ثبت نام کرده و یا نکرده به عنوان فرد دیگری شناخته شود می‌باشد و به صورت رابطه (۱۶) محاسبه می‌شود.

$$FAR(n) = \frac{\alpha}{\xi} \quad (16)$$

که α و ξ تعداد تلاش‌های موفق اشتباه برای n فرد شایسته و تعداد کل تلاش‌های اشتباه برای n فرد شایسته است [۸].

به علاوه برای معیارهای عملکردی FAR و FRR نرخ‌های تشخیص را اعمال می‌کنیم که می‌تواند به عنوان نسبت تعداد تصاویر ورودی که به صورت صحیح تشخیص داده می‌شود به تعداد کل تصاویر ورودی که به سیستم وارد می‌شوند تعریف نمود. روابط (۱۵) و (۱۶) معیارهای ارزیابی عملکردی هستند که در منبع [۸] مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

جدول ۱ نتایج تشخیص عنیبه ارائه شده در این تحقیق را با روش‌های Gagan [۲۳] Alvarez [۲۴]، Day [۲۵]، Isnanto [۲۶]، Minaee [۲۷]، Popplewell [۲۸] و Nigam [۲۹] مقایسه می‌کند و نشان می‌دهد که نتایج به دست آمده توسط روش پیشنهادی، بیشترین میزان صحت را دارد. نرخ صحت در روش پیشنهادی ما ۹۸/۹۳٪ است که البته با استفاده از الگوریتم IPSO این میزان دقت نیز افزایش یافته است. در تمامی روش‌های موجود در جدول ۱ از پایگاه داده CASIA با ۱۰ تصویر چشم افراد برای آموزش و ۱۳۱ تصویر چشم افراد برای تست استفاده شده است.

جدول ۲ اندازه بردار ویژگی تولید شده در کار ارائه شده را با کارهای Daugman [۳۰]، Masek [۳۱]، Addison [۳۲]، Popplewell [۲۸] و Nigam [۲۹] مقایسه می‌کند. روش ارائه شده در این تحقیق یک بردار ویژگی به اندازه ۶۰۰ پیکسل (5×120) تولید می‌کند. یک

این عمل به عنوان روند بررسی شناخته می‌شود. اما در مقایسه‌های زیر کلاس، مقایسه یک تصویر عنیبه با تمام تصاویر عنیبه برای یافتن تصاویری که به آن تعلق دارند صورت می‌گیرد که این روند پروسه شناسایی نام دارد. این دو دسته برای روند استخراج ویژگی بسیار با اهمیت هستند.

دسته‌بندی الگوهای عنیبه با استفاده از روش فاصله همینگ انجام می‌شود که به عنوان روش انطباق انتخاب می‌شود زیرا بردارهای ویژگی باینری هستند. فاصله همینگ تعداد بیت‌های مربوطه‌ای که بین دو الگوی بیومتریکی متفاوت‌اند را پیدا می‌کند و درصد ناسازگاری دو کد ویژگی را مشخص می‌کند. وقتی دو الگوی عنیبه یکسان نیستند مقدار فاصله همینگ آن‌ها یک و وقتی تمام ویژگی‌ها یکسان هستند فاصله همینگ آن‌ها صفر است [۲۲]. اگر طول کد n بیت باشد سپس فاصله همینگ نرمال شده بین A و B به صورت رابطه (۱۴) تعریف می‌شود [۲۲].

$$HD = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n A_j \oplus B_j \quad (14)$$

روند انطباق به ما اجازه می‌دهد که تصمیم بگیریم دو عنیبه مقایسه شده به یک شخص متعلق هستند و یا نه. اگر HD مساوی و یا بزرگ‌تر از یک آستانه باشد دو الگوی عنیبه را متعلق به یک دسته و در غیر این صورت متعلق به دسته‌های مختلف در نظر می‌گیریم. منبع [۲۲] نحوه استفاده از رابطه (۱۴) را تشریح می‌کند.

ایده پیشنهادی اصلی در این مقاله جهت تشخیص هویت افراد به کمک عنیبه، به عنوان یکی از مهم‌ترین زمینه‌های کاربردی، در استفاده از یک توصیف‌گر بافتی قدرتمند در مرحله استخراج ویژگی‌های تصویر، به کارگیری الگوریتم PSO اصلاح شده و رسیدن به پاسخ بهینه سراسری در مدت زمان معقول، کاهش میزان مصرف حافظه با داشتن بردارهای ویژگی با ابعاد محدود و رسیدن به نرخ تشخیص بالا در شناسایی هویت اشخاص است.

۵- نتایج پیاده‌سازی

در این بخش، جزئیات آزمایش‌ها و نتایج تجربی به دست آمده از پایگاه داده در دسترس CASIA برای تعیین عملکرد کدگذاری عنیبه پیشنهادی و روند انطباق بیان شده است.

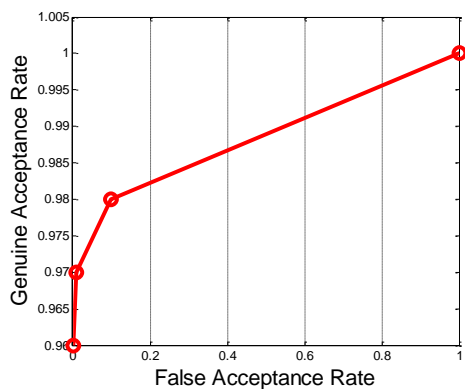
تمام آزمایش‌های انجام شده در این کار از مجموعه داده‌های تصاویر پایگاه داده CASIA که به اندازه 5×130 نرمال شده‌اند استفاده می‌کند که ویژگی‌های عنیبه با اعمال پنجره متحرک و عملیات ریاضی استخراج شده‌اند. زیرمجموعه‌ای از ۹۳۵ تصویر مربوط به ۱۳۱ فرد از پایگاه داده مورد استفاده قرار گرفته که کدهای آن با استفاده از نرم‌افزار MATLAB R2013 نوشته و پیاده‌سازی شده است. تصاویری از ۱۰ فرد برای آموزش انتخاب شده در حالی که از هشت تصویر چشم چپ سایر ۱۳۱ فرد برای ارزیابی عملکرد و یا تست استفاده شده است. برای هر شخصی که به سیستم وارد می‌شود یک الگوی بیومتریکی ایجاد

منحنی ROC به یک نزدیک تر باشد الگوریتم به صورت موفق تر عمل خواهد کرد.

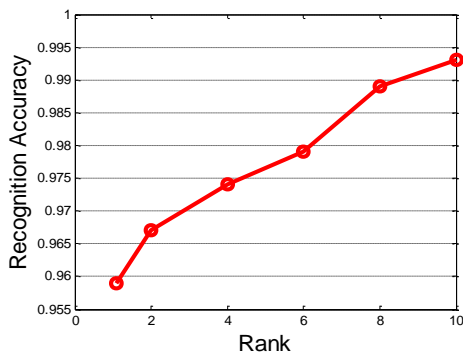
برای محاسبه نرخ تشخیص، نمودار مشخصه انطباق جمعی (CMC)^۷ با استفاده از نرخ تشخیص و دسته‌های مختلف به عنوان پارامتر در شکل ۹ رسم شده که از مفهوم مدل مجموعه بسته استفاده می‌کند. در این مدل هر نمونه در مجموعه داده‌های تست در مجموعه داده‌های آموزشی نیز ارائه می‌شود. نمودار CMC احتمال تشخیص یک فرد درون پایگاه داده را نشان می‌دهد که از چندین فرد استخراج می‌شود. CMC شامل سه مرحله است:

- ابتدا فاصله بین نقاط داده‌های تست و نقاط داده‌های آموزشی محاسبه می‌شود.
- سپس برای هر نقطه داده تست یک رتبه ترتیب برای تمام نقاط داده‌ها در مجموعه آموزشی از نقطه داده‌ای با کمترین فاصله برای فاصله در دورترین نقطه مرتب می‌شود.
- سرانجام درصد زمان یک نقطه داده تست مرتبط با نقطه داده آموزشی در درون رتبه n محاسبه می‌شود.

نقطه با رتبه ۱ احتمال شناسایی درست یک فرد از مجموعه آموزشی را نشان می‌دهد. بنابراین رتبه ۱ نمودار CMC به عنوان معیار عملکرد تشخیص مورد استفاده قرار می‌گیرد.



شکل ۸: ROC روش پیشنهادی



شکل ۹: CMC روش پیشنهادی

بردار ویژگی کوچکتر سرعت سیستم را توزیع می‌کند و حجم حافظه مورد نیاز را کاهش می‌دهد.

جدول ۱: مقایسه نرخ‌های تشخیص روش پیشنهادی با روش‌های دیگران

روش	نرخ تشخیص
روش پیشنهادی	٪۹۸/۹۳
روش پیشنهادی با اعمال IPSO	٪۹۹/۳۶
Gagan	٪۹۷/۶۴
Alvarez	٪۹۸
Day	٪۹۱/۱
Isnanto	٪۶۸/۷۵
Minaee	٪۹۵/۲۱
Popplewell	٪۷۳/۵۶
Nigam	٪۷۸/۸۹

روش پیشنهادی مقاله با داشتن معیارهایی از قبیل داشتن پیچیدگی محاسباتی پایین، مصرف حافظه محدود، مدت زمان تشخیص اندک و اصل سادگی پیاده‌سازی روش نسبت به کارهای پیشین به نتیجه دقیقی دست یافته است.

جدول ۲: مقایسه اندازه بردار ویژگی روش پیشنهادی با روش‌های دیگران

روش	اندازه بردار ویژگی (پیکسل)
روش پیشنهادی	۶۰۰
Daugman	۲۰۴۸
Masek	۹۶۰۰
Addison	۷۰۰
Popplewell	۹۲۰
Nigam	۸۵۰

مدت زمان تشخیص کم تر روش پیشنهادی در مقایسه با تحقیقات پیشین با استفاده از دستورات tic و toc در MATLAB به اثبات رسیده است زیرا ابعاد بردار ویژگی آن کوچک است.

نتایج آزمایش به شکل نمودارهای مشخصه عملیات دریافت کننده (ROC) در شکل ۸ به تصویر کشیده شده است. در حقیقت با تنظیم آستانه انطباق، یک نمودار ROC که نرخ پذیرش درست (GAR) در برابر نرخ پذیرش نادرست (FAR) برای تمام آستانه‌های ممکن می‌تواند ایجاد شود. منحنی ROC حاصل، ترسیم درصد تشخیص درست مثبت بر حسب درصد تشخیص اشتباه مثبت می‌باشد و هرچه مساحت زیر

شده است. در نتیجه روش انطباق عنیبه پیشنهادی از نظر دقت به میزان بهبود چشم‌گیری دست یافته است.

تمام نتایج فوق وقتی حاصل گردیده‌اند که اندازه پنجره متحرک ۱۱×۱۱ بوده است. این میزان اندازه پنجره متحرک به صورت تجربی به دست آمده است. پنجره‌هایی با اندازه‌های مختلف از جمله ۲×۱۱ و مقادیری دیگر به میزان دقت کم‌تری دست یافته‌اند که به دلیل پایین بودن دقت آن‌ها، نتایج کمی‌شان در اینجا ارائه نشده است.

هزینه محاسباتی الگوریتم بستگی به اندازه دسته ذرات دارد. در آزمایش‌های ارائه‌شده از ۲۶۰ ذره استفاده کرده‌ایم. یکی از نگرانی‌هایی که در الگوریتم بهینه‌سازی دسته ذرات وجود دارد انتخاب مقادیر c_1 و c_2 است. ما این مقادیر را به نحوی انتخاب کرده‌ایم که رابطه (۱۷) همواره برقرار باشد که مقدار $c_1 = 1/5$ و $c_2 = 1/5$ در نظر گرفته شده است.

$$c_1 + c_2 < 3 \quad (17)$$

بنابراین الگوریتم PSO بهبود یافته پیشنهادی با رسیدن به پاسخ بهینه سراسری منجر به بهبود چشم‌گیری در نرخ تشخیص هویت بدون داشتن فرآیندی زمان‌بر و اشغال فضای حافظه زیاد دست یافت.

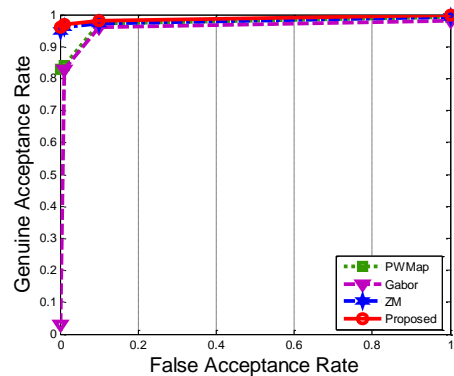
۶- نتیجه‌گیری و کارهای آینده

در این مقاله یک روند بازشناسی هویت با عنیبه بر مبنای روش پنجره متحرک و عملیات ریاضی روی پیکسل‌ها ارائه شد. در روش پیشنهادی، جهت ارتقاء تصویر، الگوریتم Retinex را مورداستفاده قرار دادیم و مرزهای داخلی و خارجی عنیبه مکان‌یابی شدند. به علاوه چون کاهش میزان مصرف حافظه از اهمیت بالایی برخوردار است، در نتیجه در روش خود، اندازه بردار ویژگی در مرحله استخراج و کدگذاری عنیبه کاهش یافت. میزان نرخ تشخیص، نرخ خطای مساوی و شاخص تصمیم‌پذیری در روش ارائه‌شده به ترتیب ۹۳/۹۸٪، ۲۸۲/۰٪ و ۶۳۳۸/۶٪ به دست آمدند که البته با بهینه‌سازی بردارهای ویژگی توسط الگوریتم بهبود یافته دسته ذرات میزان نرخ تشخیص به ۹۹/۳۶٪ رسید. نتایج به دست آمده از آزمایش روش جدید روی مجموعه داده CASIA، برتری روش جدید را در حل مسئله بازشناسی هویت به کمک عنیبه نسبت به سایر روش‌ها نشان داد.

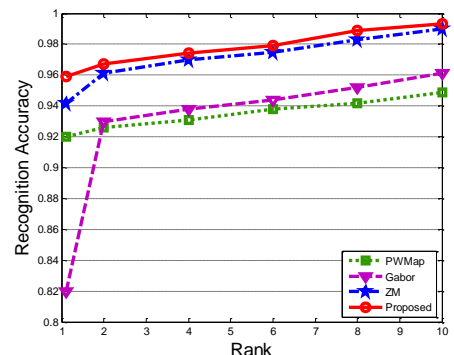
در آینده، براساس این نتایج می‌توان یک معماری مبتنی بر سخت‌افزار شامل یک دستگاه مستقل به همراه یک سیستم بینایی ماشین مناسب برای تشخیص عنیبه با استفاده از یک سیستم بر تراشه (SOC) مدرن ساخت که این معماری جدید می‌تواند مجهز به یک انطباق‌کننده مبتنی بر FPGA باشد. این کار موجب تسریع زمان پردازش تصاویر به‌منظور استخراج و کدگذاری تصاویر عنیبه خواهد شد.

روش ارائه‌شده با چندین روش انطباق عنیبه از جمله نقشه وزن‌دهی شخصی (PWMap) [۳۳]، گابور [۳۴] و گشتاورهای زرنیک (ZM) [۳۵] مقایسه شده است. نمودارهای ROC و CMC به دست آمده از روش‌های مختلف در شکل ۱۰ و ۱۱ ترسیم گردیده است. از این نمودارها می‌توان دریافت که روش پیشنهادی نسبت به روش‌های دیگران صحت تشخیص بالاتری دارد و به‌طور متوسط دقت روش ما حدود ۲/۶٪ افزایش یافته است و با اعمال الگوریتم IPSO در مجموع ۳/۰۳٪ دقت نسبت به کارهای پیشین افزایش یافته است.

نرخ خطای مساوی^۱ (EER) و شاخص تصمیم‌پذیری (d') دو معیار بسیار رایج هستند که در ارزیابی معیارهای بیومتریک مورداستفاده قرار می‌گیرند [۳۶]. اگر مقادیر EER و d' را به صورت زوج (E,d) نشان دهیم که در آن E همان نرخ خطای مساوی و d' شاخص تصمیم‌پذیری است، مقادیر این پارامترها برای روش‌های نقشه وزن‌دهی شخصی، گابور، گشتاورهای زرنیک و روش پیشنهادی به ترتیب (۰/۰۵۶۴، ۳/۴۱۷)، (۰/۰۳۸۵، ۳/۱۵۲۵)، (۰/۰۳۸۵، ۶/۴۷۳۵) و (۰/۰۲۸۲، ۶/۶۳۳۸) و پیشنهادی نسبت به روش‌های دیگران می‌باشد.



شکل ۱۰: مقایسه ROC روش پیشنهادی با روش‌های دیگران



شکل ۱۱: مقایسه CMC روش پیشنهادی با روش‌های دیگران

مقدار EER به دست آمده در مقایسه با بهترین روش گزارش‌شده (روش گشتاورهای زرنیک [۲۸]) از ۲۸۰/۰٪ به ۲۸۲/۰٪ بهبود یافته است و مقدار d' به دست آمده نیز از ۴۷۳۵/۶٪ به ۶۳۳۸/۶٪ بهبود داده

مراجع

در برابر حملات سیل‌آسای SYN»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، دوره ۴۶، شماره ۱، صفحه ۳۱۱-۳۱۹، ۱۳۹۵.

[۲۱] محمدحسین رفان، مهرنوش کمرزرین، عادل دمشقی، «بهبود دقت و پایداری RTDGPS با استفاده از مدل ترکیبی RNN و PSO»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، دوره ۴۶، شماره ۱، صفحه ۱۹۶-۱۸۵، ۱۳۹۵.

[22] Y. Zhang, Z. Ma, and Y. He, "A high speed iris recognition system based on DM6446," *Proceedings of the IEEE International Conference*, pp. 1518-1522, 2012.

[23] R. Gagan and S. Lalitha, "Elliptical sector based DCT feature extraction for iris recognition," *IEEE Conference*, pp. 1-5, 2015.

[24] Y. Alvarez and M. Silvente, "A fast iris location based on aggregating gradient approximation using QMA-OWA operator," *IEEE Conference*, pp. 1-8, 2010.

[25] S. Dey and D. Samanta, "Iris data indexing method using Gabor energy features," *IEEE Transaction on Information Forensics and Security*, pp. 1192-1203, 2012.

[26] R. Isnanto, "Iris recognition analysis using biorthogonal wavelets transform for feature extraction," *IEEE Conference*, pp. 183-187, 2014.

[27] S. Minaee, A. Abdolrashid, and Y. Wang, "Iris recognition using scattering transform and textural features," *IEEE Conference*, pp. 37-42, 2015.

[28] K. Popplewell, K. Roy, F. Ahmad, and J. Shelton, "Multispectral iris recognition utilizing hough transform and modified LBP," *IEEE Conference*, pp. 1396-1399, 2014.

[29] A. Nigam, V. Krishna, A. Bendale, and P. Gupta, "Iris recognition using block local binary patterns and relational measures," *IEEE Conference*, pp. 1-6, 2014.

[30] J. Dougman, "How Iris Recognition Works," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, pp. 21-30, 2004.

[31] L. Masek, "Recognition of human iris patterns for biometric identification," *University of Western Australia*, pp. 1-61, 2003.

[32] P. Addison, "The Illustrated Wavelet Transform Handbook," *Introductory Theory and Applications in Science, Engineering, Medicine and Finance*, pp. 1-5, 2002.

[33] D. Wenbo, S. Zhenan and T. Tieniu, "Iris matching based on personalized weight map," *IEEE Transaction Pattern Analysis Mach. Intell*, pp. 1744-1757, 2011.

[34] C. Tan and A. Kumar, "Towards online iris and periocular recognition under relaxed imaging constraints," *IEEE Transaction on Image Process*, pp. 3751-3765, 2013.

[35] C. Tan and A. Kumar, "Accurate iris recognition at a distance using stabilized iris encoding and Zernike moments phase features," *IEEE Transaction on Image Processing*, pp. 3962-3974, 2014.

[36] H. Proenca and L. Alexandre, "Toward convert iris biometric recognition: Experimental results from the NICE contests," *IEEE Transaction on Information Forensics Security*, pp. 798-808, 2012.

زیرنویس‌ها

- ¹ Sliding Window
- ² Ridge Energy Direction (RED)
- ³ False Acceptance Rate (FAR)
- ⁴ False Rejection Rate (FRR)
- ⁵ Receiver Operating Characteristic (ROC)
- ⁶ Genuine Acceptance Rate (GAR)
- ⁷ Cumulative Match Characteristic (CMC)
- ⁸ Equal Error Rate (EER)

[1] S. Schall, S. Kiebel, B. Maess and K. Kriegstein, "Voice Identity Recognition: Functional Division on the Right STS and its Behavioral Relevance," *Cognitive Neuroscience*, pp. 280-291, 2014.

[2] J. Galbally, S. Marcel and J. Fierrex, "Image quality assessment for fake biometric detection: Application to iris, fingerprint, and face recognition," *IEEE Transactions on image processing*, pp. 710-724, 2014.

[3] A. Dey and K. Sing, "An Image Fusion Technique for Efficient Face," *2nd International Conference on Recent Trends in Information Systems*, pp. 261-266, 2015.

[4] P. Chattopadhyay, S. Sural and J. Mukherje, "Information fusion from multiple cameras for gait-based re-identification and recognition," *IET Image Process*, pp. 969-976, 2015.

[5] M. Khakzar and H. Pourghassem, "A Rotation invariant retina identification algorithm using tessellation-based spectral feature," *21st Iranian conference on biomedical engineering*, pp. 309-314, 2014.

[6] S. Swati and S. Pansambal, "Enhancement of IRIS recognition using Gabor over FFBPANN," *2nd International Conference on Computing for Sustainable Global Development*, pp. 2140-2145, 2015.

[7] J. Bharati, "Role of biometric technology enrollments," *Unique Identification Authority of India*, pp. 1-23, 2012.

[8] K. Darabkh, R. Zubi, H. Jaludi and H. Kurdi, "An Efficient method for feature extraction of human iris patterns," *Proceedings of the IEEE International Conference*, pp. 1-5, 2014.

[9] H. Proenca, "Iris recognition: On the segmentation of degraded images acquired in the visible wavelength," *IEEE Transaction Pattern Analysis Mach. Intell*, pp. 1502-1516, 2010.

[10] P. Podder, T. Khan, K. Khan, M. Rahman, R. Ahmed and M. Rahman, "An efficient iris segmentation model based on eyelids and eyelashes detection in iris recognition system," *International Conference on Computer Communication and Informatics*, pp. 1-7, 2015.

[11] J. Daugman, "Biometric personal identification system based on iris analysis," *U.S. Patent US5291560 a*, pp. 1-6, 1994.

[12] P. Addison, "The illustrated wavelet transforms handbook," *Theory and applications in science, engineering, medicine and finance*, pp. 1-5, 2002.

[13] S. Lim, K. Lee, O. Byeon and T. Kim, "Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier," *ETRI Journal*, pp. 61-70, 2001.

[14] A. Panganiban, N. Linsangan and F. Caluyo, "Implementation of wavelet transform-based algorithm for iris recognition system," *International of Information and Electronics Engineering*, pp. 328-332, 2012.

[15] M. Memane and S. Ganorkar, "RED algorithm based iris recognition," *International Journal of Computer Technology and Applications*, pp. 1605-1712, 2012.

[16] G. Hines, Z. Rahman, D. Jobson and G. Wooldell, "DSP implementation of the Retinex image enhancement algorithm," *Printed in the United States of America*, pp. 1-845, 2012.

[17] R. Gonzalez, R. Woods and S. Eddins, *Digital Image Processing using MATLAB*, A Division of Gatesmark, pp. 1-826, 2009.

[18] R. Gonzalez and E. Woods, *Digital Image Processing*, 2008.

[19] J. Kennedy, R. Eberhart, R., Particle swarm optimization, *IEEE International Conference Neural Networks*, pp. 1942-1948, 1995.

[۲۰] محمد مؤمنی، مهدی آقاصرام، وحید شاکر، شهرام جمالی، مهدی نوشیار، «ارائه یک فیلتر جدید برای حذف نویزهای ضربه‌ای و ترکیب فیلتر پیشنهادی با الگوریتم PSO به‌منظور کشف و دفاع