

تشخیص هویت با استفاده از ویژگی‌های محلی و ساختاری رگ‌های شبکه‌ی چشم

سمیرا دانایی^۱ و عبدالحسین فتحی^۲

چکیده

سیستم تشخیص هویت بر اساس شبکه‌ی چشم یک سیستم بیومتریک پایدار و قابل اعتماد است که اشکالاتی مانند فراموشی، لو رفتن، گم شدن و جعل شدن را ندارد. در این مقاله یک روش جدید با دقت عملکرد بالا ارائه می‌گردد که برخلاف سایر روش‌های مبتنی بر شبکه‌ی چشم در مقابل چرخش و جابجایی عروق مقاوم است. این سیستم شامل سه مرحله اصلی پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و تطبیق ویژگی می‌باشد. استخراج عروق با روش تبدیل موجک پیوسته مختلط انجام می‌شود. در مرحله استخراج ویژگی با استفاده از عملگر تشخیص الگوی محلی رگ علاوه بر تشخیص نقاط ویژه انشعاب و تقاطع در شبکه عروق، ویژگی‌های این نقاط مانند تعداد شاخه، کوچکترین زاویه و نوع نقاط (انشعاب و تقاطع) استخراج می‌گردد. در مرحله تطبیق ویژگی، از تعداد نقاط ویژه منطبق در کنار میزان شباهت توپولوژی گراف حاصل از اتصال نقاط ویژه تصویر ورودی و تصاویر مرجع استفاده شده و در نهایت هویت فرد احراز می‌گردد. روش ارائه‌شده روی پایگاه داده‌های DRIVE، VARIA، DIARET و STARE اجرا شده‌اند که دقت تشخیص هویت در این پایگاه‌های داده به ترتیب ۱۰۰٪، ۹۹/۸۱٪، ۹۹/۷٪ و ۱۰۰٪ بوده است.

کلیدواژه‌ها

بیومتریک، تشخیص هویت، تشخیص هویت بر اساس شبکه‌ی چشم، توپولوژی گراف.

است که یکی از بهترین راهکارهای این حوزه، استفاده از ویژگی‌های بیومتریک می‌باشد.

با گسترش فناوری اطلاعات و افزایش تهدیدات امنیتی یک سیستم تشخیص هویت قابل اعتماد و با دقت از نیازهای ضروری نهادهای امنیتی می‌باشد. لذا برای جلوگیری از ورود اشخاص غیرمجاز به سیستم‌های امنیتی و حفظ اطلاعات در این مراکز لازم است یک سیستم احراز هویت کارا و مطمئن مبتنی بر ویژگی‌های بیومتریک استفاده گردد. در بیومتریک از پارامترهای فیزیولوژیکی و رفتاری انسان جهت شناسایی استفاده می‌کنند. در پارامترهای فیزیولوژیکی اساس شناسایی بر اندازه‌گیری و آنالیز مشخصه‌های ثابت یک شخص از قبیل اثر انگشت [۱]، چروکیدگی بند انگشت [۲]، خطوط کف دست [۳]، الگوهای عنبیه چشم [۴]، ساختار شبکه‌ی چشم [۵]، اثر بند انگشت [۶] و هندسه دست [۳] قرار دارد، در حالیکه در پارامترهای رفتاری از شناسایی الگوهای رفتاری فرد مانند طرز راه رفتن [۷]، طریقه امضاء زدن [۸]، لحن صدا و شدت ضربه شخص بر روی صفحه کلید بهره گرفته می‌شود.

۱ مقدمه

احراز هویت عبارت است از فرآیند درستی‌یابی یا بررسی اعتبار هویت ادعا شده. بررسی خودکار هویت افراد امروزه به یک موضوع مهم در زمینه اطلاعات جهانی تبدیل شده است. با توجه به اهمیت روزافزون امنیت در تبادل اطلاعات، بسیاری از 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 زمینه امنیت و بررسی هویت انجام شده -

این مقاله در مرداد ماه ۱۳۹۸ دریافت، در اسفندماه بازنگری و در تیر ماه سال ۱۳۹۹ پذیرفته شد

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی نرم افزار دانشگاه آزاد اسلامی -

واحد کرمانشاه

رایانامه: sdanaee00@gmail.com

^۲ گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه رازی، کرمانشاه

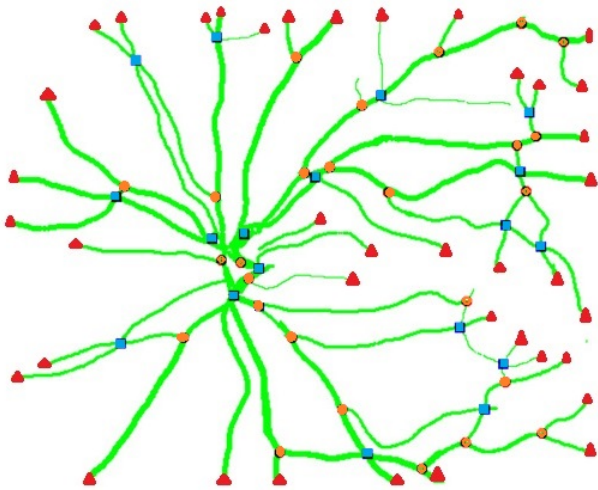
رایانامه: a.fathi@razi.ac.ir

همین دلیل دیسک نوری نقطه کور نیز نامیده می‌شود. در شبکیه-های افراد سالم، دیسک نوری به صورت یک ناحیه دایره‌ای یا بیضی روشن می‌باشد. دیسک نوری به دو دلیل مورد توجه قرار می‌گیرد: اول اینکه عروق اطراف دیسک نوری واضح تر و ضخیم تر از سایر نواحی شبکیه هستند، به عبارتی هرچه از دیسک نوری دورتر می‌شویم قطر و رشنایی رگ ها کمتر می‌شود و دوم اینکه برای حل مشکل چرخش و جابجایی عروق در تصاویر شبکیه می‌توان از آن به عنوان نقطه مشترک یا نقطه مرجع استفاده نمود.

ماکولا یا لکه زرد بخشی از شبکیه است که بیشترین حساسیت به نور و نیز بیشترین تراکم یاخته‌های مخروطی چشم را دارد و موجب دید مستقیم و واضح می‌شود. در شکل ۱ دیسک نوری و ماکولا نشان داده شده است.

۲-۲ نقاط ویژه عروق

نقاط ویژه، نقاطی از عروق هستند که مشخصه خاصی داشته باشند. انواع مختلفی از نقاط ویژه را می‌توان نام برد اما مهم‌ترین آن‌ها عبارتند از: نقاط انشعاب، تقاطع، پایانی و گوشه‌ها. نقاط انشعاب نقاطی هستند که در آن یک رگ به دو شاخه منشعب می‌شود. نقاط تقاطع به نقاطی گفته می‌شود که در آن دو یا چند رگ یکدیگر را قطع می‌کنند و یا از روی هم عبور می‌کنند. نقاط پایانی نقاطی هستند که در آن رگ به پایان می‌رسد. گوشه‌ها نقاطی هستند که در آن جهت رگ تغییر می‌کند. در شکل ۲ نقاط انشعاب با دایره، نقاط تقاطع با مربع و نقاط پایانی با مثلث نشان داده شده است.



شکل ۲: نمایش نقاط انشعاب با دایره، نقاط تقاطع با مربع و نقاط پایانی با مثلث

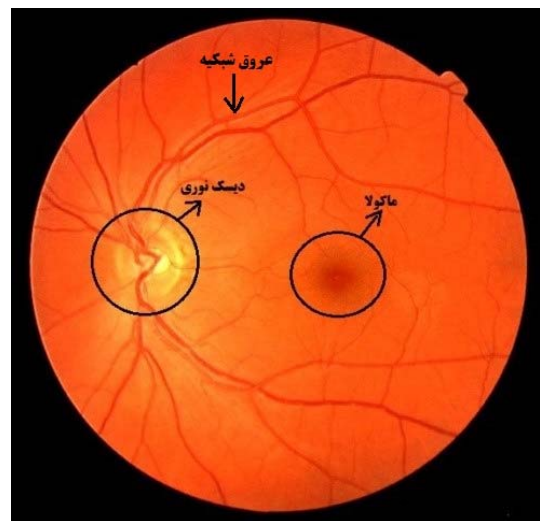
برای تشخیص نقاط ویژه روش‌های مختلفی ارائه شده است. یکی از روش‌های پرکاربرد استفاده از ماسک 3×3 و نقشه پیکسل-های همسایه می‌باشد که با توجه به مقدار پیکسل مرکزی و مقدار پیکسل‌های همسایه نوع این نقاط را شناسایی کرده‌اند [۱۰-۱۲]. برای تشخیص گوشه نیز الگوریتم هریس [۱۳] را بکار برده‌اند.

ویژگی‌های بیومتریکی نیاز به حضور فیزیکی شخص در محل احراز هویت داشته و فراموش نشده و گم نمی‌شوند و همچنین جعل آنها برای کلاهبرداری دشوارتر می‌باشد.

یکی از مطمئن‌ترین سیستم‌های بیومتریکی، احراز هویت مبتنی بر شبکیه چشم می‌باشد، که در آن الگوی عروق شبکیه جهت شناسایی هویت فرد به کار برده می‌شوند. این عروق اغلب در طول زندگی فرد ثابت باقی می‌مانند و با توجه به اینکه در داخل بدن قرار گرفته‌اند به راحتی قابل دسترسی و جعل نمی‌باشد. به همین دلیل عروق شبکیه یکی از بهترین روش‌های تشخیص هویت برای کاربردهای با امنیت بالا می‌باشد [۹]. در سال‌های اخیر تکنیک‌های مختلفی برای تشخیص هویت بر اساس شبکیه ارائه شده است که عمده آن‌ها مبتنی بر الگوی عروق بوده و تعدادی هم از اطلاعات بافت پس‌زمینه استفاده می‌کنند. آنچه در این مقاله ارائه می‌شود یک سیستم احراز هویت بیومتریکی مبتنی بر شبکیه است که در مقابل تغییرات شدت روشنایی پس‌زمینه و عروق و نیز چرخش و جابجایی عروق مقاوم بوده و از دقت تشخیص بالایی برخوردار می‌باشد.

۲ مفاهیم و اصطلاحات

در ابتدا برخی از مفاهیمی که در بررسی سیستم‌های احراز هویت مبتنی بر شبکیه با آن‌ها سروکار داریم شرح داده می‌شوند. در شکل ۱ تصویر ناحیه شبکیه چشم نشان داده شده است. این ناحیه شامل شبکه عروق، ناحیه دیسک نوری و ناحیه ماکولا یا گودی مرکزی می‌باشد که در ادامه ویژگی‌های هر کدام از آنها آورده شده است.



شکل ۱: نمایش عروق شبکیه، دیسک نوری و ماکولا در شبکیه چشم

۲-۱ دیسک نوری، ماکولا و گودی مرکزی

دیسک نوری ناحیه‌ای از شبکیه است که عروق خونی در آن همگرا می‌شوند. سلول‌های حساس به نور در این ناحیه وجود ندارند به

همکاران [۱۹]، سوکوماران و پونیتاوالی [۲۰]، شهنازی نیا و همکاران [۲۱] و مزومدار و همکاران [۲۲] علاوه بر ویژگی‌های عروق اطراف دیسک نوری از ویژگی‌های سایر عروق نیز استفاده کردند. کاس و همکاران [۱۹] برای تشکیل بردار ویژگی از تصویر شبکیه به صورت خطی نمونه‌برداری کرده‌اند. سوکوماران و همکاران [۲۰] تصویر را به تعدادی بلوک تقسیم کرده و بعد فراکتال را برای هر بلوک محاسبه و به عنوان بردار ویژگی استفاده کرده‌اند. شهنازی نیا و همکاران [۲۱] از تحلیل چندمقیاسی موجک برای به دست آوردن بردار ویژگی استفاده کرده‌اند. مزومدار و همکاران [۲۲] از مدل‌های برازش منحنی مبتنی بر احتمالات به عنوان ویژگی رگها استفاده کردند.

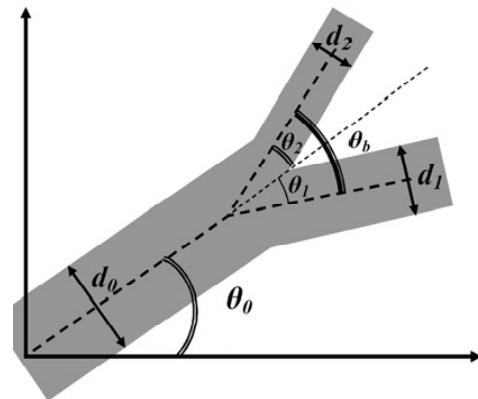
در دسته دوم روش‌های تشخیص هویت بر اساس تصاویر شبکیه، به جای در نظر گرفتن ویژگی مربوط به کل عروق، از ویژگی‌های استخراج شده از نقاط ویژه‌ای در شبکه عروق استفاده می‌شود. اورنگا و همکاران [۲۳] و اونیون و همکاران [۲۴] نقاط انشعاب و تقاطع را به عنوان نقطه ویژه در نظر گرفته و موقعیت مکانی و نوع نقاط [۲۳] و یا موقعیت مکانی و جهت نقاط [۲۴] را به عنوان ویژگی به کار برده‌اند. واحد و همکاران [۱۰] نقاط انشعاب و پایانی را بعنوان نقاط ویژه در نظر گرفته و اختلاف زاویه و فاصله هر نقطه با چهار نقطه ویژه همسایه را به عنوان ویژگی ذخیره استفاده کرده‌اند. روی و بیسواس [۱۲] نقاط انشعاب عروق را به عنوان نقطه ویژه در نظر گرفته و زاویه انشعاب را به عنوان ویژگی به کار برده‌اند. دهقانی و همکاران [۲۵] از نقاط گوشه عروق استفاده کرده و ماتریسی از اختلاف فاصله و اختلاف درجه نقاط گوشه از یکدیگر را به عنوان بردار ویژگی در نظر گرفته‌اند. لاجوردی و همکاران [۹] از پیمایش یک ماسک 3×3 روی خط مرکزی عروق بهره گرفته و چنانچه پیکسل مرکزی و سه پیکسل همسایه مقدار ۱ داشته باشند آن پیکسل مرکزی را به عنوان نقطه ویژه در نظر گرفته و مختصات مکانی، طول و درجه خطوط متصل بین زوج نقاط ویژه را بعنوان بردار ویژگی استخراج کرده و برای تصمیم‌گیری و طبقه‌بند از ماشین بردار پشتیبانی استفاده کرده‌اند. اونگ و همکاران [۲۶] نقاط ویژه را با به کارگیری الگوریتم حداقل میانگین مربعات مشخص می‌کند. سپس با به کارگیری تبدیل SIFT روی نقاط ویژه بردار ویژگی را تشکیل داده‌اند.

در دسته سوم از روش‌های ارائه شده، ترکیبی از ویژگی‌های کل عروق و ویژگی‌های نقاط ویژه را به کار برده‌اند. جیو و همکاران [۲۷] نقاط انشعاب، تقاطع و نقاط پایانی عروق را به عنوان نقاط ویژه در نظر گرفته و تعداد و مکان این نقاط را به عنوان بردار ویژگی استفاده کردند. آنها برای استخراج ویژگی‌های کل عروق از اعمال فیلتر گابور بهره گرفته‌اند.

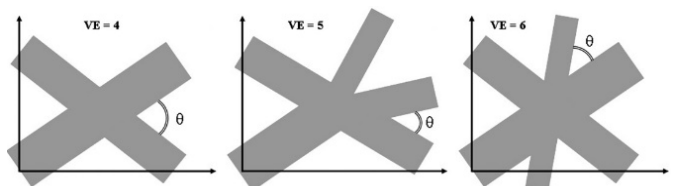
در دسته چهارم ویژگی‌های نواحی غیرعروق در نظر گرفته می‌شود. واحد و همکاران [۱۰] میانگین شدت روشنایی، کنتراست و ساختار تصاویر شبکیه را محاسبه و به عنوان ویژگی برای مقایسه استفاده کرده‌اند. مدرسی و همکاران [۱۱] نیز از استخراج

برای هر یک از نقاط ویژه می‌توان صفاتی مانند: نوع، مکان، تعداد شاخه، زاویه و جهت را در نظر گرفت [۱۴]. در شکل ۳ زاویه و جهت انشعاب نشان داده شده است که θ_0 زاویه انشعاب (حاصل جمع زاویه θ_1 و θ_2) و θ_0 جهت نقطه انشعاب است. خطوط نقطه‌چین خط مرکزی رگ می‌باشند.

در شکل ۴ نیز تعداد شاخه‌ها و کوچک‌ترین زاویه نقطه تقاطع نشان داده شده است. در این شکل VE تعداد شاخه‌ها و θ کوچک‌ترین زاویه تقاطع می‌باشد.



شکل ۳: نمایش زاویه و جهت نقطه انشعاب، θ_0 زاویه و θ_0 جهت نقطه انشعاب است [۱۴]



شکل ۴: نمایش تعداد شاخه‌ها و کوچک‌ترین زاویه نقاط تقاطع: VE تعداد شاخه‌ها و θ کوچک‌ترین زاویه تقاطع است [۱۴].

۳ کارهای مرتبط

کارهای انجام‌شده قبلی در زمینه احراز هویت مبتنی بر تصاویر شبکیه را می‌توان به چهار دسته کلی تقسیم‌بندی نمود: روش‌های مبتنی بر استخراج ویژگی از کل عروق، روش‌های مبتنی بر استخراج ویژگی از نقاط ویژه در عروق، روش‌های مبتنی بر ترکیب استخراج ویژگی از کل عروق و نقاط ویژه و روش‌های مبتنی بر ویژگی‌های استخراج شده از نواحی غیر عروق.

در دسته اول ویژگی‌های مربوط به تمام نقاط متعلق به عروق در سطح کل شبکیه یا ناحیه خاصی از آن استخراج می‌گردند. به عنوان مثال: آشتی‌جو و همکاران [۱۵]، علیم و همکارانش [۱۶]، فرزین و همکاران [۱۷] و ایکا و همکاران [۱۸] از ویژگی‌های کل عروق اطراف دیسک نوری استفاده کرده‌اند. آنها بردار ویژگی مورد نیاز را با استفاده از تکنیک‌های مختلفی از قبیل فیلترهای گابور [۱۵]، آنالیز مؤلفه‌های اساسی [۱۶]، تبدیل موجک [۱۷] و کانتورهای فعال [۱۸] به دست آورده‌اند. در مقابل کاس و

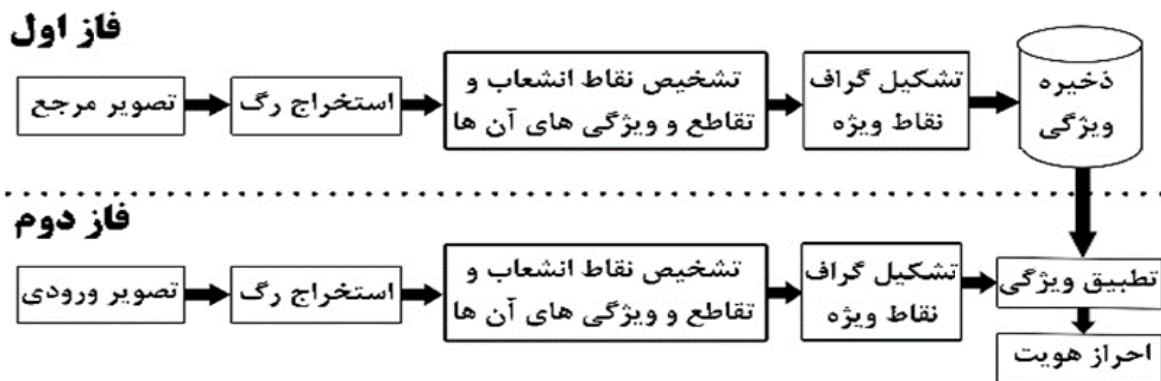
چراکه با چرخش چشم موقعیت نقاط ویژه عروق نسبت به هم جابجا نمی‌شود و به تبع آن گراف حاصل از اتصال نقاط ویژه عروق تغییر نخواهد داشت. لذا سیستم پیشنهادی در مقابل چرخش مقاوم خواهد بود و کارایی آن افت نخواهد کرد.

۴ روش پیشنهادی

در این مقاله یک الگوریتم احراز هویت با استفاده از تصاویر شبکه چشم ارائه می‌گردد که از دقت بالایی برخوردار است و در مقابل چرخش و جابجایی تصاویر مقاوم می‌باشد. در روش ارائه شده از استخراج ویژگی در نقاط ویژه استفاده می‌شود. برای این کار ابتدا رگ‌های شبکه استخراج شده و سپس نقاط انشعاب و تقاطع رگها تشخیص داده می‌شود. آنگاه در زمان تطبیق علاوه بر مقایسه ویژگی‌های این نقاط، گراف حاصل از اتصال این نقاط نیز با هم مقایسه می‌گردد تا ساختار رگ‌های شبکه نیز در تشخیص درست هویت افراد بکار گرفته شود. شکل ۵ نمودار کلی مراحل روش ارائه شده را نشان می‌دهد. جزئیات این مراحل در ادامه آورده شده است.

اطلاعات بافت تصویر در ناحیه دیسک نوری به عنوان ویژگی بهره گرفته‌اند. رحمان و همکاران [۲۸] نیز تصاویر شبکه را آنالیز کرده و هیستوگرام مقدار اشباع رنگ و اطلاعات بافت کل تصویر را به عنوان ویژگی استخراج کرده‌اند. السید و همکاران [۲۹] نیز از اعمال بانک فیلتر گابور روی کل ناحیه شبکه برای استخراج ویژگی استفاده کرده‌اند.

روشهای مبتنی بر بافت کل تصویر بخاطر وجود شباهت بافتی در ناحیه شبکه در تصاویر افراد مختلف، به تنهایی کارایی بالایی نداشته و به شدت به سیستم عکسبرداری نیز وابسته می‌باشند. همچنین روشهایی که از کل شبکه رگها برای تطبیق و تشخیص هویت استفاده می‌کنند از یک سو در مواجهه با چرخش حساسیت داشته و از سوی دیگر دقت آنها در شناسایی هویت به دقت استخراج عروق وابسته می‌باشد. لذا برای رسیدن به کارایی مناسب و مقاوم بودن در برابر عواملی همچون چرخش و افت کیفیت عکسبرداری، استفاده از نقاط برجسته عروق راهکار بهتری می‌باشد. از اینرو روش پیشنهادی نیز سعی در استفاده از نقاط ویژه مجموعه عروق شبکه (بجای استفاده از کل عروق و یا کل تصویر) داشته و با مدل کردن این نقاط ویژه بصورت یک گراف سعی در ارائه یک روش احراز هویت مقاوم در برابر چرخش دارد.



شکل ۵: نمودار کلی مراحل الگوریتم ارائه شده.

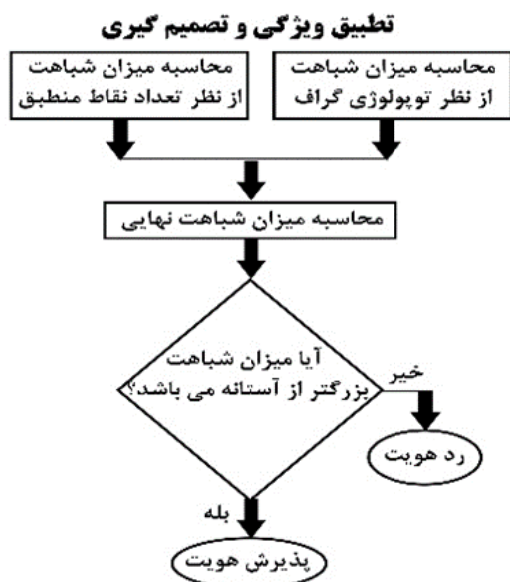
ویژگی‌های آن‌ها مانند تعداد شاخه‌ها، نوع نقاط و کوچک‌ترین زاویه برای این نقاط استخراج می‌گردد. در این مقاله از عملگر (Local Vessel Pattern) LVP برای استخراج نقاط ویژه و ویژگی‌های آن استفاده شده است [۱۴]. عملگر LVP یک نسخه خاص از عملگر الگوهای محلی باینری می‌باشد که با مقایسه خط مرکزی رگهای استخراج شده با نقاط مرکزی همسایه، نوع این نقاط را مشخص می‌کند. اگر در همسایگی هر نقطه مرکزی رگ روی یک دایره با شعاع ۵ پیکسل سه نقطه مرکزی دیگر وجود داشته باشد، آن نقطه یک نقطه انشعاب خواهد بود و اگر بیش از سه نقطه وجود داشته باشد، یک نقطه تقاطع خواهد بود. اگر کمتر سه باشد جز نقاط ویژه نمی‌باشد. شکل ۷ شیوه تشخیص دو حالت مربوط به نقاط ویژه را نشان می‌دهد.

۴-۱ استخراج رگ

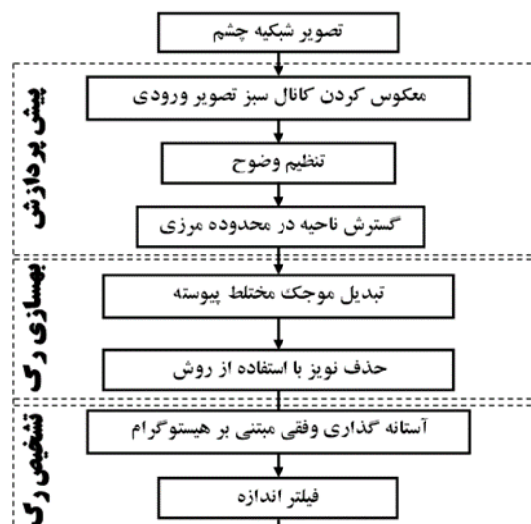
روش‌های مختلفی به منظور استخراج عروق شبکه ارائه شده است. در این میان روش ارائه شده توسط فتحی و نقش نیلچی [۳۰] که یک روش مبتنی بر موجک می‌باشد به دلیل کارایی و دقت بالای تشخیص، در این مقاله مورد استفاده قرار گرفته است. در این روش از تبدیل موجک در دو مقیاس برای بهسازی رگ‌ها در کانال سبز تصویر ورودی استفاده شده است. سپس با اعمال یک آستانه افقی شبکه رگ‌ها استخراج می‌گردد [۳۰]. مراحل این روش در شکل ۶ آورده شده است.

۴-۲ تشخیص نقاط انشعاب و تقاطع و ویژگی‌های آنها

پس از استخراج رگها باید نقاط ویژه را شناسایی نمود. نقاط ویژه در نظر گرفته شده در این مقاله نقاط انشعاب و تقاطع هستند و



شکل ۸: نمودار کلی مرحله تطبیق ویژگی و تصمیم گیری



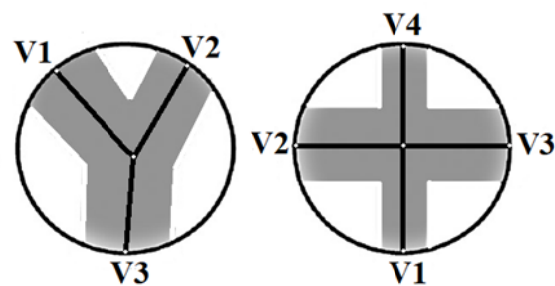
شکل ۶: مراحل فاز استخراج رگهای شبکه [۳۰]

۴-۱- محاسبه میزان شباهت از نظر تعداد نقاط منطبق

ابتدا با استفاده از یک الگوریتم جدید، تعداد نقاط ویژه منطبق بین تصویر ورودی و هر یک از تصاویر مرجع را از نظر نوع، تعداد شاخه و کوچکترین زاویه محاسبه می‌گردد. شکل ۹ نمودار مراحل الگوریتم محاسبه تعداد نقاط منطبق بین تصویر ورودی و تصویر مرجع را نشان می‌دهد.

همانطور که در شکل ۹ نشان داده شده، مجموعه نقاط ویژه تصویر ورودی ابتدا از نظر نوع مرتب می‌شوند سپس از نظر کوچکترین زاویه مرتب می‌شوند. همین مراحل برای تصاویر مرجع نیز تکرار می‌شود. نقاط مرتب شده تصویر ورودی و هر کدام از تصاویر مرجع به ترتیب با یکدیگر مقایسه می‌شوند، چنانچه دو نقطه مقایسه شده تعداد شاخه‌های یکسانی داشته باشند (تابع $B(\cdot)$ بیان کننده تعداد شاخه می‌باشد) و اختلاف زاویه (Δ) آن‌ها کمتر ۱۰ درجه باشد به عنوان دو نقطه منطبق در نظر گرفته می‌شوند. اگر تعداد شاخه‌ها یکسان نباشد در لیستی که نقطه‌ی با تعداد شاخه کمتر قرار گرفته یک واحد رو به جلو حرکت کرده و نقطه بعد را مقایسه می‌کنیم. مراحل گفته شده در بالا تا زمانی که تمامی مجموعه نقاط یکی از تصاویر ورودی یا مرجع به طور کامل پیمایش شود تکرار می‌گردد (تابع $N(\cdot)$ بیان کننده تعداد نقاط می‌باشد). پس از آن تعداد نقاط منطبق به دست آمده به عنوان خروجی این مرحله در نظر گرفته می‌شود. بعد از به دست آوردن تعداد نقاط منطبق، میزان شباهت تصویر ورودی و تصویر مرجع از نظر تعداد نقاط ویژگی منطبق بر اساس فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$Similarity_p = \left(\frac{(M * 2)}{(N_1 + N_2)} \right) * 100 \quad (1)$$



شکل ۷: شیوه دسته بندی رگها و تشخیص نقاط ویژه با عملگر LVP

۴-۳ تشکیل گراف نقاط ویژه

پس از تشخیص نقاط ویژه، گرافی به صورت $G = (V, E, \mu, \gamma)$ تشکیل می‌شود که در آن V مجموعه رئوس (یعنی مجموعه‌ای از نقاط ویژه استخراج شده) بوده و E مجموعه یال‌هایی می‌باشد که هر جفت از این نقاط ویژه را (چه با رگ به هم متصل باشند و چه نباشند) به هم وصل می‌کند. تابع برجسب رئوس $\mu: V \rightarrow R^2$ هر رأس v را به مختصات دکارتی آن در تصویر شبکه نگاشت می‌کند و تابع برجسب یال‌ها $\gamma: E \rightarrow R^2$ هر یال را به طول خط مستقیمی که دو نقطه ویژه را به هم وصل می‌کند، نگاشت خواهد کرد.

۴-۴ تطبیق ویژگی و تصمیم گیری

در این مرحله ویژگی‌های بدست آمده از تصویر ورودی با ویژگی‌های تصاویر مرجع مقایسه شده تا مشابه‌ترین تصویر مرجع نسبت به تصویر ورودی شناسایی گردد. این مرحله شامل دو قسمت است: محاسبه تعداد نقاط ویژه منطبق و محاسبه شباهت توپولوژی گراف‌ها. نمودار کلی مرحله تطبیق ویژگی در شکل ۸ نشان داده شده‌است و جزئیات آن در ادامه توضیح داده خواهد شد.

درایه آن کمتر است یک خانه به جلو حرکت می‌کنیم. مراحل بالا تا زمانی که تمامی درایه‌های موجود در یکی از مجموعه یال‌های رأس تصویر ورودی یا رأس تصویر مرجع پیمایش گردد تکرار می‌شوند. پس از آن خروجی الگوریتم یاد شده برابر تعداد یال‌های منطبق بین دو رأس خواهد بود. پس از محاسبه تعداد یال‌های منطبق بین دو رأس v_{1i} و v_{2j} با استفاده از فرمول (۲) میزان شباهت این دو رأس از نظر تعداد یال‌های منطبق محاسبه می‌شود:

$$similarity_V = \left(\frac{N_e * 2}{E_{1i} + E_{2j}} \right) * 100 \quad (2)$$

که در آن N_e تعداد یال‌های منطبق، E_{1i} تعداد یال‌های رأس v_{1i} و E_{2j} تعداد یال‌های رأس v_{2j} است.

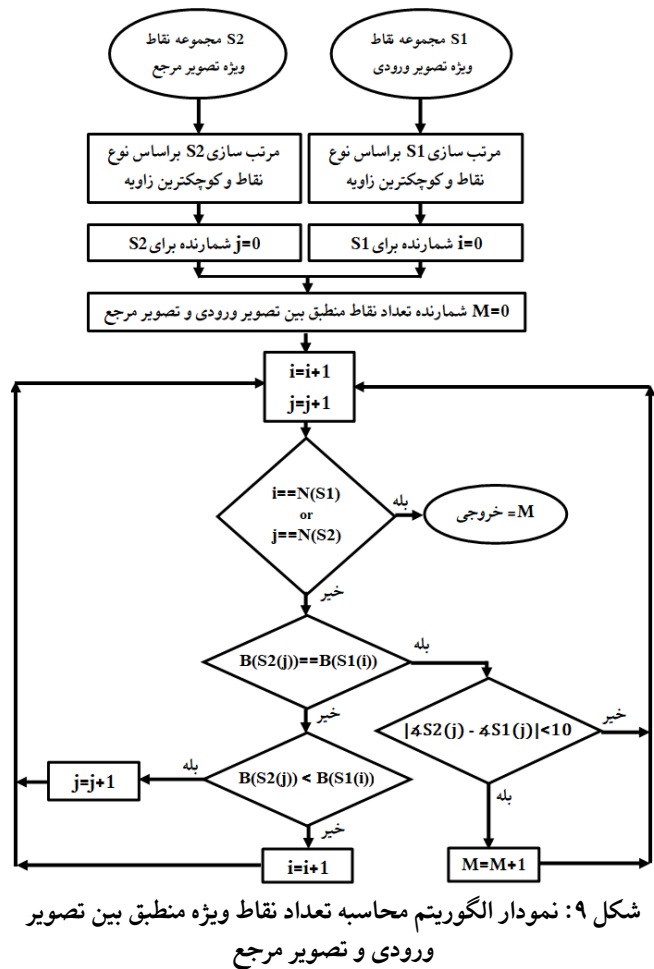
میزان شباهت رأس v_{1i} از گراف G_1 با تمامی رئوس گراف G_2 محاسبه می‌شود و بزرگترین آنها چنانچه از ۷۰٪ بیشتر باشد، به عنوان رأس منطبق با رأس v_{1i} انتخاب می‌شود. در غیر این صورت برای رأس v_{1i} در گراف G_2 رأس منطقی وجود نخواهد داشت. در نهایت به منظور محاسبه میزان شباهت توپولوژی دو گراف تصویر ورودی و تصویر مرجع از فرمول (۳) استفاده می‌گردد.

$$similarity_T = \left(\frac{N_v * 2}{N_{G_1} + N_{G_2}} \right) * 100 \quad (3)$$

که در آن N_v تعداد رئوس منطبق بین دو گراف G_1 و G_2 ، N_{G_1} تعداد رأس‌های گراف G_1 و N_{G_2} تعداد رأس‌های گراف G_2 است. در محاسبه شباهت توپولوژی دو گراف، دو آستانه به کار رفته است: آستانه اول مربوط به اختلاف اندازه یال‌ها در محاسبه تعداد یال‌های منطبق بین دو رأس از گراف تصویر ورودی و تصویر مرجع می‌باشد که برابر ۳ در نظر گرفته شده است و آستانه دوم میزان شباهت رئوس برای محاسبه تعداد رئوس منطبق می‌باشد که برابر ۷۰٪ در نظر گرفته شده است. انتخاب این آستانه‌ها به صورت تجربی می‌باشد که نتایج این آزمایشات در بخش ۵ آورده شده است.

به این ترتیب با محاسبه شباهت نقاط ویژه بین تصویر ورودی و هر یک از تصاویر مرجع و همچنین شباهت توپولوژی گراف تشکیل شده از نقاط ویژه، میزان شباهت نهایی که برابر میانگین این دو می‌باشد بدست خواهد آمد. مشابه‌ترین تصویر مرجع نسبت به تصویر ورودی را شناسایی کرده و چنانچه میزان شباهت آنها بیشتر از ۷۰٪ باشد هویت ادعا شده پذیرفته می‌شود و در غیر این صورت رد می‌شود. آستانه ۷۰٪ نیز به صورت تجربی انتخاب شده است که در بخش آزمایشات آورده شده است.

که M تعداد نقاط منطبق، N_1 تعداد نقاط ویژه تصویر ورودی و N_2 تعداد نقاط ویژه تصویر مرجع است. به این ترتیب میزان شباهت تصویر ورودی با هر یک از تصاویر مرجع را از نظر تعداد نقاط ویژه منطبق به دست می‌آوریم.



۴-۴-۲ - محاسبه میزان شباهت از نظر توپولوژی گراف

اگر $G_1 = (V_1, E_1, \mu, \gamma)$ گراف مربوط به تصویر ورودی و $G_2 = (V_2, E_2, \mu, \gamma)$ گراف مربوط به یکی از تصاویر مرجع باشد، آنگاه هر یک از رئوس G_1 با تمامی رئوس G_2 مقایسه می‌شود. فرض کنید v_{1i} ، i امین رأس از G_1 و v_{2j} ، j امین رأس از G_2 باشد آنگاه باید تعداد یال‌های منطبق این دو رأس را باید محاسبه کنیم. شکل ۱۰ الگوریتم محاسبه تعداد یال‌های منطبق بین دو رأس v_{1i} و v_{2j} را نشان می‌دهد.

همانطور که در شکل ۱۰ نشان داده شده است، مجموعه یال‌های یکی از رئوس تصویر ورودی از نظر اندازه یال به صورت صعودی مرتب می‌شوند. همین امر در مورد یکی از رئوس تصویر مرجع تکرار می‌شود. آنگاه درایه‌های مجموعه‌های مرتب شده هر دو رأس به ترتیب پیمایش شده و با یکدیگر مقایسه می‌شوند. چنانچه اختلاف مقدار دو درایه کمتر از ۴ پیکسل باشد آن دو یال منطبق محسوب می‌شوند، در غیر این صورت در مجموعه‌ای که مقدار

FAR یا نرخ پذیرش اشتباه: این پارامتر تعیین کننده امکان پذیرش کاربر جعلی به جای کاربر اصلی می باشد. این پارامتر باید تا جای ممکن کوچک باشد.

$$FAR = \frac{T_{fa}}{T_i} \quad (5)$$

که T_{fa} تعداد هویت های به اشتباه پذیرفته شده و T_i تعداد کل احراز هویت های انجام شده است.

FRR یا نرخ رد اشتباه: این پارامتر تعیین کننده امکان رد کاربر اصلی و تشخیص آن به عنوان کاربر جعلی است که تا حد ممکن باید کوچک باشد.

$$FRR = \frac{T_{fr}}{T_i} \quad (6)$$

که T_{fr} تعداد هویت های به اشتباه رد شده و T_i تعداد کل احراز هویت های انجام شده است.

۵-۱ معرفی پایگاه داده

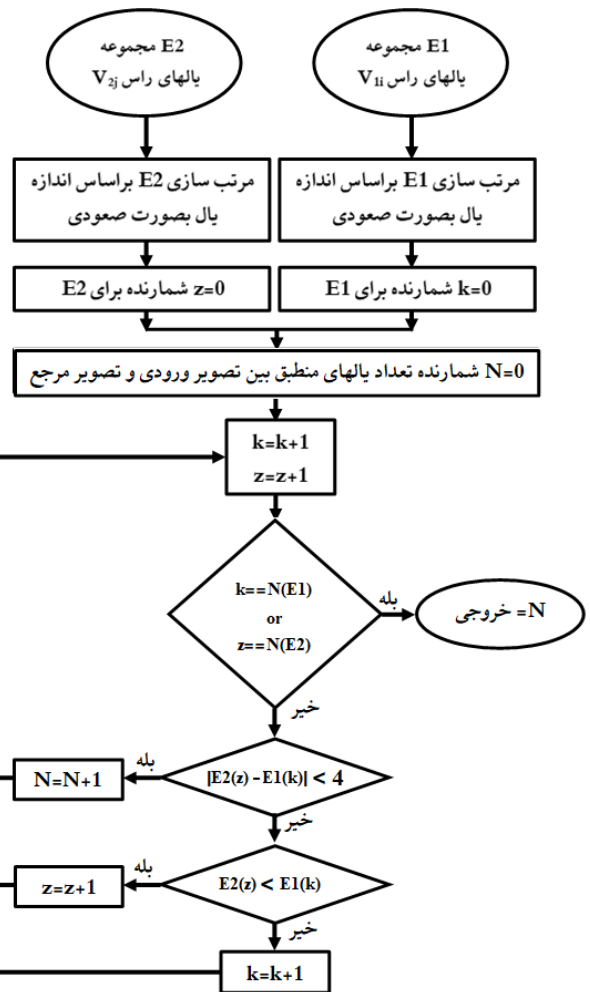
پایگاه داده DRIVE [۳۱]: این پایگاه طی یک برنامه غربالگری رتینوپاتی دیابتی در هلند تهیه شده است از ۴۰۰ نفر عکس تهیه شد که چهل عدد به صورت تصادفی انتخاب شد تصاویر با دوربین Canon CR5 و با میدان دید ۴۵ درجه گرفته شده است. تصاویر رنگی و به صورت ۸ بیتی و در اندازه ۷۶۸ در ۵۸۴ پیکسل می باشند.

پایگاه داده VARIA [۳۲]: این پایگاه مجموعه ای از تصاویر شبکیه است که برای احراز هویت به کار برده می شود که شامل ۲۳۳ تصویر از ۱۳۹ نفر است، با دوربین Top Con گرفته شده و اندازه تصویر ۷۶۸ در ۵۸۴ پیکسل است.

پایگاه داده STARE [۳۳]: این پایگاه شامل ۲۰ تصویر شبکیه می باشد که برای احراز هویت به کار برده می شود و با دوربین Top Con TRV 50 گرفته شده و اندازه تصویر ۶۰۵ در ۷۰۰ پیکسل است. پایگاه داده DIARET [۳۴]: یک پایگاه عمومی است برای تشخیص رتینوپاتی دیابت که با دوربین فندوس دیجیتال در میدان دید ۵۰ گرفته شده است و شامل ۸۵ تصویر با اندازه ۱۵۰۰ در ۱۱۵۲ پیکسل است.

۵-۲ ارزیابی پارامترهای روش پیشنهادی

آستانه های بکار رفته در الگوریتم پیشنهادی به صورت تجربی و بر اساس نتایج به دست آمده از اجرای الگوریتم در شرایط مختلف انتخاب شده است. در این ارزیابی از پایگاه داده DRIVE [۳۱] استفاده شده است که در مجموعه مرجع ۴۰ تصویر و در مجموعه آزمایشی ۴۸۰ تصویر وجود دارد که به عنوان تصویر ورودی در روش ارائه شده استفاده می شوند. تصاویر مجموعه آزمایشی از چرخاندن تصاویر مرجع از ۰ تا ۳۰ و از ۳۰ تا ۰- تا ۰ با گام ۵ درجه بدست آمده اند. نتایج اجرای روش پیشنهادی روی مجموعه



شکل ۱۰: نمودار الگوریتم محاسبه تعداد یال های منطبق بین دو رأس v_{j2} و v_{i1}

۵ ارزیابی پارامترها و تحلیل نتایج

در این بخش ابتدا پارامترهای به کار رفته در روش پیشنهادی مورد ارزیابی قرار می گیرد و در ادامه میزان کارایی الگوریتم ارائه شده در این مقاله روی پایگاه های داده DRIVE [۳۱]، VARIA [۳۲]، STARE [۳۳] و DIARET [۳۴] بررسی می شود و از نظر دقت با سایر الگوریتم های ارائه شده روی همان پایگاه داده مقایسه می شود. معیارهای ارزیابی استفاده شده RR (Recognition Rate)، FAR (False Accept Rate) و FRR (False Reject Rate) می باشند.

RR یا نرخ تشخیص صحیح: این پارامتر میزان انطباق های صحیح نسبت به تعداد کل انطباق ها را نشان می دهد. نرخ تشخیص صحیح میزان اعتماد و کارایی سیستم را مشخص می کند:

$$RR = \frac{Nm}{T} \quad (4)$$

که در این رابطه Nm تعداد تصاویر مجموعه آزمایش (تصاویر ورودی) که تصویر منطبق با آنها در مجموعه مرجع درست تشخیص داده شده اند و T تعداد کل تصاویر مجموعه آزمایش است.

تشخیص هویت با استفاده از ویژگی‌های محلی و ساختاری رگ‌های شبکه چشم

مقدار آستانه شباهت کلی ۷۰٪ مقدار خطا برابر صفر می باشد. البته مواردی وجود دارد که مقدار آستانه بیشتر از ۷۰٪ است اما در همه آن‌ها خطا وجود دارد. بنابراین آستانه شباهت رتوس ۷۰٪ و آستانه اختلاف اندازه یال ۳ پیکسل در نظر گرفته می شود.

جدول ۱: مقایسه آستانه پذیرش یا رد و مقدار خطا در نمودار FAR و

FRR			
مقدار خطا برحسب درصد	استانه پذیرش یا رد برحسب درصد	مقدار اختلاف اندازه یال برحسب پیکسل	مقدار شباهت رتوس برحسب درصد
۰	۵۰	۱	۶۵
۰	۶۵	۲	۶۵
۱/۵	۷۸	۳	۶۵
۰/۴	۵۰	۱	۷۰
۰/۲	۵۰	۲	۷۰
۰	۷۰	۳	۷۰
۱	۷۸	۴	۷۰
۵/۴	۸۳	۵	۷۰
۰	۵۰	۳	۸۰
۰	۶۰	۴	۸۰
۰	۶۰	۵	۸۰
۰/۱	۶۸	۶	۸۰
۰/۲	۷۰	۷	۸۰
۱/۲	۷۸	۸	۸۰
۱	۸۰	۹	۸۰
۱۰	۸۲	۱۰	۸۰

۳-۵ ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی

پس از بهینه سازی پارامترهای مختلف روی دیتاست DRIVE [۳۱] روش پیشنهادی با همان پارامترها روی ۴ بانک اجرا شده است که نتایج آن در جدول ۲ آورده شده است. با این کار برای سایر دیتاست‌ها داده های تعلیم و تست کاملاً از هم مستقل خواهند بود.

همان‌طور که در جدول ۲ نشان داده شده است میانگین نرخ تشخیص صحیح روش پیشنهادی روی ۴ بانک ۹۹/۸۷٪ است و این نشان می‌دهد این روش که بر اساس تطبیق نقاط ویژه و توپولوژی گراف عمل می‌کند از دقت و کارایی بالایی برخوردار است.

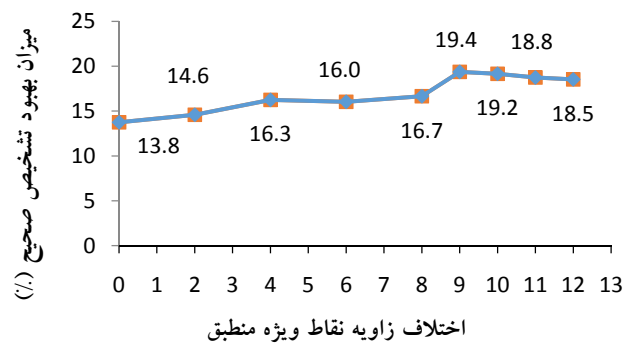
جدول ۲: نتایج نهایی روش ارائه شده روی چهار بانک

بانک	تعداد تصاویر ارزیابی	RR (%)
STAR [۳۳]	۸۰	۱۰۰
DIARET [۳۴]	۳۴۰	۱۰۰
DRIVE [۳۱]	۴۰۰	۹۹/۷
VARIA [۳۲]	۵۳۲	۹۹/۸۱
میانگین		۹۹/۸۷

آزمایشی برای تعیین چهار آستانه تجربی در این مقاله به کار برده شده‌اند که در ادامه نتایج این آزمایشات آورده شده است.

۵-۲-۱- ارزیابی آستانه تطبیق زاویه نقاط ویژه

همان‌طور که قبلاً گفته شد مرحله تطبیق ویژگی دو قسمت دارد: محاسبه تعداد نقاط منطبق و محاسبه شباهت توپولوژی گراف. آستانه اختلاف زاویه در محاسبه تعداد نقاط منطبق به کار برده می‌شود، میزان بهبود تشخیص صحیح الگوریتم پیشنهادی برای مقادیر مختلف اختلاف زاویه از صفر تا ۱۲ درجه در شکل ۱۱ نشان داده شده‌است. همان‌طور که در منحنی شکل ۱۱ نشان داده شده‌است با افزایش اختلاف زاویه از ۰ تا ۹ درجه، درصد تشخیص صحیح نیز افزایش می‌یابد اما پس از آن سیر نزولی پیدا می‌کند بنابراین مقدار اختلاف زاویه ۹ درجه که در آن بیشترین نرخ تشخیص صحیح را دارد به عنوان آستانه اختلاف درجه انتخاب می‌شود.



شکل ۱۱: نمودار میزان بهبود نرخ تشخیص صحیح بر اساس تعداد نقاط منطبق با توجه به مقدار اختلاف زاویه نقاط ویژه

۵-۲-۲- ارزیابی آستانه اختلاف اندازه یال و آستانه درصد

شباهت رتوس

آستانه اختلاف اندازه یال در مرحله محاسبه میزان شباهت توپولوژی گراف‌ها و برای بدست آوردن تعداد یال‌های منطبق به کار برده می‌شود. پس از به دست آوردن تعداد یال‌های منطبق، درصد شباهت رتوس محاسبه می‌شود و چنانچه این میزان در محدوده آستانه قرار گیرد، به عنوان رتوس مشابه در نظر گرفته می‌شوند. با توجه به اینکه درصد شباهت نباید مقدار پایینی باشد به صورت آزمایشی روش پیشنهادی را با مقادیر ۶۵، ۷۰ و ۸۰ درصد و با اندازه یال‌های مختلف اجرا کرده و نرخ تشخیص صحیح در هر مورد محاسبه شده است. نتایج این آزمایشات در جدول ۱ آورده شده است.

بر اساس نتایج جدول ۱ بهترین حالت زمانی است که آستانه پذیرش یا رد بیشترین مقدار و درعین حال مقدار خطا کمترین مقدار باشد. بیشینه بودن آستانه پذیرش یا رد و کمینه بودن مقدار خطا، اعتماد به نتیجه را بیشتر خواهد کرد. بر اساس جدول ۱ این شرایط تنها در حالتی که مقدار شباهت رتوس ۷۰٪ و مقدار اختلاف اندازه یال ۳ پیکسل باشد رخ می‌دهد. در این حالت برای

جدول ۴: مقایسه روش‌های ارائه‌شده روی بانک STARE

روش	RR (%)
روبیات و همکاران [۳۵]	۱۰۰
واحد و همکاران [۱۰]	۱۰۰
السید و همکاران [۲۸]	۹۲/۶
جیو و همکاران [۲۷]	۹۵/۰۶
مدرسی و همکاران [۱۱]	۹۸/۸۴
علیم و همکاران [۱۶]	۱۰۰
روش پیشنهادی	۱۰۰

جدول ۵: مقایسه روش‌های ارائه‌شده روی بانک VARIA

روش	RR (%)
لاجوردی و همکاران [۹]	۹۸
واحد و همکاران [۱۰]	۹۹/۵۷
کاستالدی و همکاران [۳۶]	۹۸
ایکا و همکاران [۱۸]	۹۰/۲۱
السید و همکاران [۲۸]	۹۸/۲
مزومدار و همکاران [۲۲]	۹۹/۱۴
جیو و همکاران [۲۷]	۹۸/۲۸
علیم و همکاران [۱۶]	۹۹/۵۸
روش پیشنهادی	۹۹/۸۱

همچنین روش ارائه شده از نظر مدت زمان اجرا با روش‌های سوکوماران و همکاران، شهنازی و همکاران، دهقانی و همکاران و مزومدار و همکاران مقایسه شده است. زمان اجرای روش‌های گفته شده از مقاله خودشان یا از مقاله دهقانی و همکاران [۲۵] استخراج شده است. جدول ۶ مقایسه روش‌های ارائه شده از نظر زمان اجرا را نشان می‌دهد. روش پیشنهادی روی کامپیوتری با CPU دو هسته‌ای و RAM ۴ گیگابایت اجرا شده است. با توجه به جدول ۶ روش پیشنهادی از نظر تعداد تصاویر مرجع با روش دهقانی یکسان بوده و مدت زمان اجرای روش ارائه شده ۱/۶ ثانیه کمتر از روش دهقانی است.

جدول ۶: مقایسه روش‌های ارائه شده از نظر زمان اجرا

روش	تعداد تصاویر مرجع	زمان اجرا بر حسب ثانیه
شهنازی و همکاران [۲۱]	۴۰۰	۳/۳۴
سوکوماران و همکاران [۲۰]	۴۰	۳/۱
دهقانی و همکاران [۲۵]	۴۸۰	۵/۳
مزومدار و همکاران [۲۲]	۲۰۰	۴/۲
روش پیشنهادی	۴۸۰	۳/۷

جدول ۳ مقایسه نرخ تشخیص صحیح سایر روش‌های ارائه‌شده را با روش پیشنهادی روی بانک DRIVE [۳۱] نشان می‌دهد. بانک DRIVE [۳۱] شامل ۴۰ تصویر است که ما در اجرای روش پیشنهادی همان‌طور که قبلاً اشاره شد به ازای هر تصویر مرجع ۱۰ تصویر چرخش یافته ایجاد کردیم بنابراین مجموعه مرجع شامل ۴۰ تصویر و مجموعه ورودی شامل ۴۰۰ تصویر می‌باشد. با توجه به نتایج نشان داده شده در جدول ۳ نرخ تشخیص صحیح روش ارائه‌شده روی بانک DRIVE حدود ۶/۰۷ درصد از روش آشتی-جو، ۰/۲۳ درصد از روش روبیات، ۲ درصد از روش روی، ۱/۵ درصد از روش ژو، ۲ درصد از روش جعفریانی، ۰/۱۷ درصد از روش اونگ، ۴ درصد از روش سوکوماران و ۵ درصد از روش بارخدا بالاتر می‌باشد.

بانک STARE [۳۳] شامل ۲۰ تصویر است که شبیه آنچه در سایر مراجع انجام شده هر تصویر را با زاویه‌های ۵°، ۱۰°، 355° و 350° چرخانده و ۴ تصویر جدید ایجاد کردیم، بنابراین مجموعه مرجع شامل ۲۰ تصویر و مجموعه ورودی شامل ۸۰ تصویر است. جدول ۴ مقایسه نرخ تشخیص صحیح سایر روش‌های ارائه‌شده با روش پیشنهادی، روی بانک STARE [۳۳] را نشان می‌دهد.

بانک VARIA [۳۲] نیز شامل ۱۳۳ تصویر است که ما برای اجرای الگوریتم، هر تصویر را با زاویه‌های ۵°، 10°، 355° و 350° چرخانده و ۴ تصویر جدید ایجاد کردیم، بنابراین مجموعه مرجع شامل ۱۳۳ تصویر و مجموعه ورودی شامل ۵۳۲ تصویر است. جدول ۵ مقایسه نرخ تشخیص صحیح سایر روش‌های ارائه‌شده با روش پیشنهادی، روی بانک VARIA [۳۲] را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج به دست آمده نرخ تشخیص صحیح روش پیشنهادی روی دیتاست VARIA [۳۲] از روش‌های دیگر بالاتر می‌باشد

جدول ۳: مقایسه روش‌های ارائه‌شده روی بانک DRIVE

روش	RR (%)
آشتی‌جو و همکاران [۱۵]	۹۳/۹۳
روبیات و همکاران [۳۵]	۹۹/۷۷
روی و بیسواس [۱۲]	۹۸
واحد و همکاران [۱۰]	۱۰۰
شهنازی و همکاران [۲۱]	۱۰۰
اونگ و همکاران [۲۶]	۹۹/۸۳
سوکوماران و پونیتاوالی [۲۰]	۹۶
الهی و همکاران [۵]	۹۸/۲
مدرسی و همکاران [۱۱]	۹۸/۹
روش پیشنهادی	۱۰۰

۶ نتیجه

در میان روش‌های مختلف احراز هویت بیومتریک می‌توان گفت استفاده از شبکیه چشم به دلیل عدم تغییر عروق شبکیه و عدم دسترسی آسان به عروق قابل اعتمادترین آن‌هاست. روش ارائه شده در این مقاله مبتنی بر نقاط ویژه عروق شبکیه می‌باشد که چهار مرحله اصلی دارد. مرحله اول استخراج رگ است که به این منظور از روش مبتنی بر موجک پیوسته مختلط استفاده شده است. مرحله دوم تشخیص نقاط انشعاب و تقاطع و ویژگی‌های آن‌ها است که توسط عملگر تشخیص الگوی محلی انجام می‌شود در این عملگر نقاط انشعاب و تقاطع بعنوان نقاط ویژه و صفات نوع، تعداد شاخه و کوچکترین زاویه به عنوان ویژگی در نظر گرفته می‌شوند. در مرحله سوم گراف وزن داری تشکیل می‌گردد که رئوس آن نقاط ویژه و وزن یال‌های آن فاصله زوج رئوس است (چه رئوسی که به وسیله رگ‌ها به یکدیگر متصل باشند و چه نباشند). مرحله چهارم تطبیق ویژگی و تصمیم‌گیری است که بر اساس تعداد نقاط منطبق بین دو تصویر از نظر نوع، تعداد شاخه و کوچکترین زاویه و محاسبه شباهت توپولوژی گراف رئوس آنها انجام می‌شود. همان‌طور که مشخص است این روش وابسته به دیسک نوری و مختصات دکارتی نقاط ویژه نمی‌باشد و ترازبندی هم انجام نمی‌دهد، از طرفی هم ویژگی‌های نقاط را در نظر می‌گیرد و هم شکل قرار گرفتن آنها نسبت به یکدیگر را در نظر گرفته تا بتواند در حالات مختلف هویت را بدرستی تشخیص دهد. این روش روی بانک‌های [۳۱] DRIVE، [۳۲] VARIA، [۳۳] STARE و [۳۴] DIARET اجرا گردید و دقت تشخیص آن به ترتیب ۱۰۰٪، ۹۹/۸۱٪، ۹۹/۷٪ و ۱۰۰٪ بوده است که نشان از کارایی و دقت بالای آن دارد.

مراجع

- [۶] ر. کنعان و روزبهانی، "تشخیص هویت مبتنی بر بیومتریک اثر بند انگشت با استفاده از گشتاورهای متعامد شبه زرنیک"، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، vol. 48, no. 3, pp. 1141-1151, 2018.
- [7] Y. Zhang, Y. Huang, S. Yu, and L. Wang, "Cross-View Gait Recognition by Discriminative Feature Learning," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 29, pp. , 2020.
- [۸] افرا، بهرام و گرایلو. هادی. "تصدیق برخط امضا با استفاده از ویدئو"، مجله ماشین بینایی و پردازش تصویر، vol. 4, no. 2, pp. 59-73, 2017.
- [9] S. M. Lajevardi, A. Arakala, S. A. Davis, and K. J. Horadam, "Retina verification system based on biometric graph matching," *IEEE Trans Image Process*, vol. 22, no. 9, pp. 3625-35, Sep, 2013.
- [10] Z. Waheed, M. Usman Akram, A. Waheed, M. A. Khan, A. Shaukat, and M. Ishaq, "Person identification using vascular and non-vascular retinal features," *Computers & Electrical Engineering*, vol. 53, pp. 359-371, 2016.
- [11] M. Modarresi, I. S. Oveisi, and M. Janbozorgi, "Retinal identification using shearlets feature extraction," *Austin Biometrics and Biostatistics*, vol. 4, no. 1, 2017.
- [12] N. D. Roy, and A. Biswas, "Detection of bifurcation angles in a retinal fundus image." *Advances in Pattern Recognition*. pp. 1-6, 2015.
- [13] C. Harris, and M. Stephens, "A Combined Corner and Edge Detector," pp. 23.1-23.6, 1988.
- [14] A. Fathi, A. R. Naghsh-Nilchi, and F. A. Mohammadi, "Automatic vessel network features quantification using local vessel pattern operator," *Comput Biol Med*, vol. 43, no. 5, pp. 587-93, Jun, 2013.
- [۱۵] و. آشتی جو، ح. پورقاسم، و ه. مهدوی نسب، "شناسایی افراد بر اساس تصاویر شبکیه چشم با استفاده از فیلتر گابور"، در دومین کنفرانس ملی ایده‌های نو در مهندسی برق، اصفهان، دانشگاه آزاد اسلامی واحد خوراسگان، ۱۳۹۲.
- [16] S. Aleem, B. Sheng, P. Li, P. Yang, and D.D. Feng, "Fast and Accurate Retinal Identification System: Using Retinal Blood Vasculature Landmarks," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 15, no. 7, pp. 4099 - 4110, 2019.
- [16] B. S. Lam, Y. Gao, and A. W.-C. Liew, "General retinal vessel segmentation using regularization-based multiconcavity modeling," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 29, no. ,pp. 1369-1381, 2010.
- [17] H. Farzin, H. Abrishami-Moghaddam, and M.-S. Moin, "A Novel Retinal Identification System," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2008, no. 1, 2008.
- [18] B. K. Ekka, N. Puhana, and R. Panda, "Retinal verification using point set matching," in *Signal Processing and Integrated Networks (SPIN), 2015 2nd International Conference on*, pp. 159-163, IEEE, 2015.
- [19] C. Köse, and C. İki'baş, "A personal identification system using retinal vasculature in retinal fundus images," *Expert*
- [1] X. Yin, Y. Zhu, and J. Hu, "Contactless Fingerprint Recognition Based on Global Minutia Topology and Loose Genetic Algorithm," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 15, pp. 28-41, 2020.
- [۲] پروانه، بهناز و چاله چاله، عبدالله، "تخمین کوانتومی الگوی باینری محلی تطبیقی به منظور تشخیص هویت مبتنی بر چروکیدگی بند انگشت"، مجله ماشین بینایی و پردازش تصویر، ۲۰۱۹.
- [3] L. Fei, Y. Xu, W. Tang, and D. Zhang, "Double-orientation code and nonlinear matching scheme for palmprint recognition," *Pattern Recognition*, vol. 49, pp. 89-101, 2016.
- [4] A. Fathi, M. Mohammadi, "Metric-learning-based high-discriminative local features extraction for iris recognition," *Pattern Analysis and Applications*, vol. 22, no. 4, pp. 1427-1438, 2019.
- [5] K.M.A. Alheeti, A.S. Abdulbaqi, H.M. Saleh, and M.S. Al-Ani, "A Novel Detection System for Human Retina Based on Fuzzification Neural Network," *Communications in*

- [33] A. Hoover, V. Kouznetsova, and M. Goldbaum, "Locating blood vessels in retinal images by piece-wise threshold probing of a matched filter response." p. 931.
- [34] <http://www.it.lut.fi/project/imageret/diaretdb1/>.
- [35] A. H. M. Rubaiyat, S. Aich, T. T. Toma, and A. R. Mallik, "Fast normalized cross-correlation based retinal recognition". Computer and Information Technology (ICCIT), 17th International Conference on, pp. 358–361, 2014.
- [36] F.M.V. Castaldi, E.M. Felipe-Riveron, and E.S. Gómez, "A New Retinal Recognition System Using a Logarithmic Spiral Sampling Grid," Mexican Conference on Pattern Recognition, MCPR 2014: Pattern Recognition, pp 241–250, 2014.
- [19] S. Sukumaran, and M. Punithavalli, "Retina recognition based on fractal dimension," Int. J. Comput. Sci. Network Secur, vol. 9, no. 10, pp. 66–70, 2009.
- [۲۱] م. شهنازی نیا، م. پهلوان زاده، و م. وفادوست، "بازشناسی هویت از طریق شبکه چشم با استفاده از تبدیل ویولت"، در چهارمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر، مشهد، دانشگاه فردوسی مشهد، ۱۳۸۵.
- [22] J.B. Mazumdar, and S.R. Nirmala, "Person Identification Using Parabolic Model-Based Algorithm in Color Retinal Images," International Journal of Electrical and Electronic Engineering & Telecommunications Vol. 8, No. 6, pp. 358–366, 2019.
- [23] M. Ortega, M. G. Penedo, J. Rouco, N. Barreira, and M. J. Carreira, "Personal verification based on extraction and characterisation of retinal feature points," *Journal of Visual Languages & Computing*, vol. 20, no. 2, pp. 80–90, 2009.
- [24] H. Oinonen, H. Forsvik, P. Ruusuvoori, O. Yli-Harja, V. Voipio, and H. Huttunen, "Identity verification based on vessel matching from fundus images." pp. 4089–4092.F. in 2010 IEEE International Conference on Image Processing, pp. 4089–4092, IEEE, 2010
- [25] A. Dehghani, Z. Ghassabi, H. A. Moghddam, and M. S. Moin, "Human recognition based on retinal images and using new similarity function," *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, vol. 2013, no. 1, pp. 58, 2013.A.
- [26] E. P. Ong, J. A. Lee, J. Cheng, G. Xu, B. H. Lee, A. Laude, S. Teoh, T. H. Lim, D. W. K. Wong, and J. Liu, "A Robust Outlier Elimination Approach for Multimodal Retina Image Registration," vol. 9350, pp. 329–337, 2015.
- [27] F. Jiu, K. Noronha, and D. Jayaswal, "Biometric identification through detection of retinal vasculature," 2016 IEEE 1st International Conference on Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems (ICPEICES), pp. 1–5, 2016.
- [28] N. Rahman, A. Mohamed, and M. Rasmy, "Retinal identification." Biomedical Engineering Conference, CIBEC 2008, Cairo International, IEEE, pp. 1–4, 2008.
- [29] M.A. El-Sayed, M. Hassaballah, and M.A. Abdel-Latif, "Identity verification of individuals based on retinal features using Gabor filters and SVM," *Journal of Signal and Information Processing*, vol. 7, no. 1, pp. 49–59, 2016.
- [30] A. Fathi, and A. R. Naghsh-Nilchi, "Automatic wavelet-based retinal blood vessels segmentation and vessel diameter estimation," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 8, no. 1, pp. 71–80, 2013.
- [31] <http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE/results.php>.
- [32] D. Calvo, M. Ortega, M. G. Penedo, and J. Rouco, "Automatic detection and characterisation of retinal vessel tree bifurcations and crossovers in eye fundus images," *Comput Methods Programs Biomed*, vol. 103, no. 1, pp. 28–38, Jul, 2011.



سمیرا دانایی دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی نرم افزار دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمانشاه می باشد. زمینه های پژوهشی مورد علاقه ایشان پردازش تصویر، تئوری گراف، بیومتریک و شناسایی الگو می باشد.



عبدالحسین فتحی دانشیار گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه رازی می باشد. زمینه های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان پردازش تصویر، بینایی ماشین، شناسایی الگو، تحلیل داده های پزشکی، فشرده سازی اطلاعات و بیومتریک می باشد.