آشکارسازی عروق شبکیه چشم بر اساس مدل محاسباتی سلول ساده کورتکس اولیهٔ بینایی

محسن زردادی، ناصر مهرشاد و سیدمحمد رضوی
دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران

چکیده

در این مقاله یک الگوریتم جدید برای آشکارسازی خودکار و بدون نظارت عروق خونی شبکیه چشم ارائه شده است. برای آشکارسازی عروق خونی شبکیه، ابتدا یک مرحله پیش‌پردازش برای حذف لکه زرد و شدت روشنایی‌های نوفه‌گونه پس‌زمینه تصویر انجام شده است. برجسته‌سازی رگ‌های خونی تصویر در جهت‌های مختلف با استفاده از یک الگوریتم جدید مبتنی بر عملکرد سلول ساده دستگاه بینایی انسان انجام شده است. یک مقدار آستانه تطبیقی نیز به‌عنوان تابع فعالیت این سلول ساده در نظر گرفته شده است. در انتها برای حذف ترشحات آشکارشده به‌عنوان رگ‌های خونی، یک مرحله پس‌پردازش روی خروجی‌های سلول‌های ساده انجام می‌شود. نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهد که روش پیشنهادی به‌طورتقریبی در تمامی تصاویر پایگاه داده DRIVE عروق شبکیه چشم را با درصد بالاتری نسبت به روش‌های موجود آشکارسازی کرده و مدت زمان استخراج عروق بسیار بهبود یافته است.

واژگان کلیدی: آشکارسازی عروق شبکیه، سامانه‌های تصمیم‌یار پزشکی، مدل سلول ساده شبکیه، بانک داده DRIVE.

۱- مقدّمه

امروزه تصاویر FUNDUS به‌طور فزاینده‌ای برای بررسی وضعیت شبکیه[1] چشم، تشخیص و نظارت بر بیماری‌های مربوط به شبکیه چشم به‌کار می‌روند. پزشکان با بررسی انحنای رگ‌ها، قطر، دانسیته و شکل رگ‌ها در تصاویر شبکیهٔ چشم، بیماری‌هایی نظیر آب سیاه، آب مروارید، فشارخون و از همه مهم‌تر دیابت را تشخیص و بر روند پیشرفت بیماری نظارت و کنترل می‌توانند داشته باشند (فاولر، ۲۰۰۸؛ کلین و همکاران، ۲۰۰۷؛ اوون و همکاران، ۲۰۰۹). رتینوپاتی دیابتی[2] که دلیل اصلی نابینایی در کشورهای توسعه‌یافته است، یکی از عوارض بیماری دیابت است. تخمین زده می‌شود که ۱۲٪ تمامی دلایل نابینایی سالانه در ایالات‌متحده رتینوپاتی دیابتی است (امریکا و همکاران، ۱۹۹۴). از این‌رو سامانه‌های پردازش تصویر خودکاری که بتوانند با استفاده از تصاویر شبکیه اخذشده با دوربین FUNDUS به بررسی ویژگی‌های عروق شبکیه بپردازند، باعث افزایش سرعت، دقت و قابلیت اطمینان در فرآیند تشخیص و درمان شده و علاوه‌بر آن سبب کاهش هزینه‌های نیروی انسانی آموزش‌دیده و هزینه‌های درمان می‌شود.

نخستین گام برای طراحی یک سامانهٔ پردازش تصویر خودکار که قادر باشد با استفاده از ویژگی‌های عروق شبکیه، بیماری را تشخیص دهد و یا میزان پیشرفت آن را مشخص کند، استخراج عروق شبکیه است. از آنجا که سلامتی افراد در گرو میزان دقت و قابلیت اطمینان این سامانه‌های خودکار است و این امر به میزان زیادی به دقت، سرعت و صحت عروق استخراجی شبکیه وابسته است. بنابراین تا کنون روش‌های متعددی برای استخراج عروق شبکیه چشم معرفی شده‌اند (آنیتا و همکاران، ۲۰۰۹) و پژوهش‌ها در این زمینه هنوز ادامه دارد. با این وجود هنوز الگوریتم جامعی که بتواند مناسب برای یک سامانه خودکار تشخیص پیشرفت دیابت در عروق شبکیه چشم باشد، معرفی نشده است. درواقع این مقاله نیز تلاشی برای بهبود الگوریتم استخراج

[1] Retina
[2] Diabetic Retinopathy

عروق خونی شبکیهٔ چشم است و در آن سعی شده است برخی از ویژگی‌ها بهبود پیدا کند. در این مقاله یک روش نوین برای ناحیه‌بندی عروق خونی شبکیه ارائه شده است که در مقایسه با سایر روش‌های موجود برای این کار از سادگی و سرعت بیشتری برخوردار است و میزان عروق استخراجی در آن با سایر روش‌ها نیز قابل مقایسه است. علاوه‌بر این، روش ارائه‌شده یک روش به‌طورکامل خودکار و بدون نظارت است. روش ارائه‌شده مبتنی بر عملکرد سلول‌های سادهٔ شبکیه در حساسیت به لبه‌ها و خطوط جهتی توسعه‌یافته است.

به‌دلیل وجود قرص نوری[1] و غیریکنواختی شدت روشنایی (مقادیر شدت روشنایی در مرکز تصاویر بالاتر از مقادیر شدت روشنایی در کناره‌های تصویر شبکیه است) و مقادیر شدت روشنایی نوفه‌گونه در پس‌زمینه تصاویر، یک مرحله پیش‌پردازش برای این تصاویر لازم است. برای حذف قرص نوری و تا حدودی غیریکنواختی شدت روشنایی و مقادیر شدت روشنایی نوفه‌گونه در پس‌زمینه تصاویر از فیلتر غیرخطی میانه استفاده شده است. این فیلتر مقدار میانه مقادیر شدت روشنایی اطراف پیکسل مرکزی را جایگزین مقدار شدت روشنایی پیکسل مرکزی می‌کند.

در گام برجسته‌سازی رگ‌های شبکیه از یک روش نوین مبتنی بر پاسخ سلول‌های ساده دستگاه بینایی انسان به لبه‌ها و خطوط جهتی به همراه آستانه وفقی[2] استفاده شده است. با توجه به وجود نواحی ترشحات در تصاویر عروق خونی که شبیه عروق خونی هستند و تا حدودی مانند آن‌ها برجسته می‌شوند، از یک مرحلهٔ پس‌پردازش[3] استفاده شده است.

برای ارزیابی روش پیشنهادی، از تصاویر بخش آزمون پایگاه داده DRIVE با نقشه‌های مرجع دستی برای رگ‌های خونی موجود در این بانک داده استفاده شده است (استال و همکاران، ۲۰۰۴). نتایج به دست آمده بر روی تصاویر این بانک داده نشان می‌دهد که روش پیشنهادی قابل‌مقایسه با سایر روش‌های ارائه‌شده است.

پیکربندی مقاله به این‌صورت است که در بخش ۲ روش‌ها و الگوریتم‌های موجود برای ناحیه‌بندی تصاویر عروق خونی مرور شده‌اند. نحوهٔ پیاده‌سازی روش پیشنهادی با جزئیات کامل همه مراحل پیش‌پردازش، برجسته‌سازی عروق، پس‌پردازش و درنهایت اعتبارسنجی آن در بخش ۳ شرح داده شده است. در بخش ۴ نتایج پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی بر روی تصاویر پایگاه داده DRIVE مورد بررسی قرارگرفته و با نتایج سایر روش‌ها مقایسه شده‌اند. بحث و نتیجه‌گیری نیز در بخش ۵ بیان شده است.

۲- مرور روش‌های موجود برای ناحیه‌بندی عروق خونی شبکیه

تا کنون روش‌های زیادی برای ناحیه‌بندی عروق شبکیه چشم ارائه شده است. در سال ۲۰۱۲ یک مرور جامع بر روی روش‌های موجود برای ناحیه‌بندی عروق شبکیه ارائه شده است (فراز و همکاران، ۲۰۱۲الف). روش‌های موجود برای ناحیه‌بندی عروق خونی شبکیه را می‌توان به دو دسته روش‌های بدون نظارت و همراه با نظارت تقسیم کرد.

۲-۱- روش‌های بدون نظارت برای ناحیه‌بندی عروق خونی شبکیه

از جمله روش‌های بدون نظارت برای ناحیه‌بندی عروق خونی می‌توان به تکنیک‌های فیلتر وفقی، پردازش مورفولوژیکی[4]، ردگیری رگ[5]، تحلیل چندمقیاسی و الگوریتم‌های مبتنی بر مدل[6] اشاره کرد. در روش فیلتر وفقی از تقریب تکه‌ای خطی، کاهش قطر رگ، شدت روشنایی شبه‌گوسی عروق خونی شبکیه استفاده شده و از هستهٔ گوسی با مشتقاتش به‌منظور بهبود ویژگی‌های رگ استفاده می‌شود (گنگ و همکاران، ۲۰۰۲؛ هوور و همکاران، ۲۰۰۰). در مرجع (زانا و کلین، ۲۰۰۱) از ترکیب عملگرهای موفولوژیکی و ارزیابی انحنا در ناحیه‌بندی عروق خونی شبکیه استفاده شده است. در مراجع (فراز و همکاران، ۲۰۱۱؛ مندونکا و کمپیلهو، ۲۰۰۶) از فیلتر وفقی برای تشخیص مرکز خط و درنهایت ناحیه‌بندی عروق خونی شبکیه استفاده شده است. الگوریتم‌های مبتنی بر ردگیری رگ، یک رگ بین دو نقطه را با استفاده از اطلاعات محلی مشخص می‌کنند (کوئک و کرباس، ۲۰۰۱). ساختار محلی مرتبه دوم چندمقیاسی[7] یک تصویر در (فرانگی و همکاران، ۱۹۹۸) بررسی شده است. رویکردهای مبتنی بر مدل شامل مدل‌های پروفایل رگ (لام و همکاران، ۲۰۱۰؛ لام و یان، ۲۰۰۸) ، مدل‌های مرز فعال[8]

[1] optic disc
[2] adaptive thresholding
[3] post-processing

[4] morphological processing
[5] vessel tracking
[6] model-based algorithms
[7] multiscale second-order local structure
[8] active contour models

(الدیری و همکاران، ۲۰۰۹) و مدل‌های هندسی[1] (سام و چئونگ، ۲۰۰۸) هستند.

۲-۱- روش‌های همراه با نظارت برای ناحیه‌بندی عروق خونی شبکیه

روش‌های همراه با نظارت برای ناحیه‌بندی عروق خونی شبکیه از اطلاعات تصاویر معیار (تصاویر ناحیه‌بندی شده بصورت دستی) برای آموزش یک طبقه‌بند استفاده می‌کنند. به این ترتیب که در این روش‌ها برای هر یک از پیکسل‌های تصویر تعدادی ویژگی متمایزکننده نقاط رگ از غیر رگ استخراج می‌شود و یک طبقه‌بند با استفاده از این ویژگی‌ها و اطلاعات تصاویر معیار مبنی بر رگ‌بودن یا رگ‌نبودن پیکسل آموزش می‌بیند که طبقه‌بندی درست را برای پیکسل‌ها انجام دهد. در مرجع (نیمیجر و همکاران، ۲۰۰۴) از خروجی تابع گوسی و مشتق آن در چندین مقیاس به‌عنوان بردار ویژگی استفاده شده و الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه با استفاده از این ویژگی‌ها، احتمال رگ‌بودن پیکسل را محاسبه می‌کند. در (سوآرس و همکاران، ۲۰۰۶) از تبدیل موجک گابور و مدل ترکیبی گوسی[2] (GMM) برای محاسبه شش ویژگی استفاده شده و طبقه‌بند بیزین[3] با استفاده از این شش ویژگی پیکسل‌ها را طبقه‌بندی می‌کند. در پژوهشی دیگر عملگرهای خطی برای استخراج بردار ویژگی با سه مؤلفه مورد استفاده قرارگرفته‌اند و طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان[4] (SVM) طبقه‌بندی پیکسل‌ها را انجام می‌دهد (ریکی و پرفتی، ۲۰۰۷). در (مارین و همکاران، ۲۰۱۱) از یک شبکهٔ عصبی پیش‌رو[5] دارای پنج لایه برای طبقه‌بندی پیکسل‌ها استفاده شده است. این شبکه عصبی از یک بردار ویژگی استفاده می‌کند که دارای هفت مؤلفه است. مؤلفه‌های این بردار ویژگی با استفاده از ترکیب ویژگی‌های سطوح خاکستری و moment-invariant محاسبه‌شده‌اند. در مرجع (فراز و همکاران، ۲۰۱۲ب) یک طبقه‌بند مبتنی بر درخت تصمیم برای طبقه‌بندی پیکسل‌ها ارائه شده است. این طبقه‌بند به بردار ویژگی با تعداد مؤلفه‌های کمتر نیاز دارد و در مقایسه با سایر روش‌ها محاسبات کمتری نیاز دارد.

در بخش بعد روش وفقی بدون نظارت مبتنی بر عملکرد سیستم بینایی انسان برای ناحیه‌بندی عروق خونی شبکیه ارائه شده است.

[1] geometric models
[2] Gaussian mixture model
[3] Bayesian classifier
[4] support vector machine
[5] feed-forward

۳-روش پیشنهادی برای ناحیه‌بندی عروق خونی شبکیه

برای استخراج عروق شبکیه چشم، به‌طورمعمول از مؤلفه سطح خاکستری و یا مؤلفهٔ سبز تصویر رنگی استفاده می‌شود. در این تصاویر، عروق خونی با تباین خوبی نسبت به سایر بخش‌های شبکیه مشخص هستند. در این پژوهش از تصویر سطح خاکستری برای استخراج عروق استفاده شده است. همان‌طور که در (شکل- ۱) نشان داده شده است، الگوریتم پیشنهادی را می‌توان به چهار بخش کلی پیش‌پردازش، برجسته‌سازی عروق، آستانه‌گذاری وفقی و پس‌پردازش تقسیم کرد. در ادامه این بخش هر کدام از مراحل مختلف الگوریتم پیشنهادی با ذکر جزئیات توضیح داده‌شده‌اند.

۳-۱- پیش‌پردازش

همان‌طور که ذکر شد، تصاویر FUNDUS شبکیهٔ چشم دارای شدت روشنایی متفاوت در مرکز در مقایسه با کناره‌ها هستند. درواقع، شدت روشنایی به‌صورت غیریکنواخت و نوفه‌گونه‌ای در پس‌زمینه این تصاویر وجود دارد. برای رسیدن به یک تصویر یکنواخت و حذف قرص نوری، پردازش اولیه یا همان پیش‌پردازش ضروری است.

در این مقاله یک روش جدید با استفاده از فیلتر میانه[6] برای به‌دست‌آوردن پس‌زمینه و پیش‌پردازش در تصاویر شبکیه معرفی شده است. ابتدا فیلتر غیرخطی میانه اعمال شده و سپس تصویر اصلی از تصویر فیلتر شده، تفریق می شود. با این روش می‌توان به یک تصویر به‌طورکامل مناسب از عروق خونی برای پردازش‌های بعدی دست پیدا کرد. فیلتر میانه، مقدار میانه شدت روشنایی را در یک همسایگی مشخص از پیکسل، جایگزین مقدار شدت روشنایی در آن پیکسل می‌کند. همان‌طور که می‌دانیم فیلتر میانه در مقایسه با سایر فیلترهای نرم‌کننده[7] در اندازه مشابه قادر است نوفه فلفل- نمکی را به‌خوبی و بدون مات‌کردن تصویر حذف کند. درواقع فیلتر میانه مقدار شدت روشنایی یک پیکسل را با مقدار نزدیک به سایر پیکسل‌ها در یک همسایگی (مقدار شدت روشنایی پس‌زمینه) جایگزین می‌کند. بنابراین چنانچه در یک پنجرهٔ تاحدودی بزرگ، مقادیر شدت روشنایی رگ‌ها را بتوانیم مانند نوفهٔ فلفلی فرض کنیم، فیلتر میانه قادر خواهد بود این نوفه را به‌خوبی حذف کرده و به عبارتی تصویر پس‌زمینه را در خروجی خود

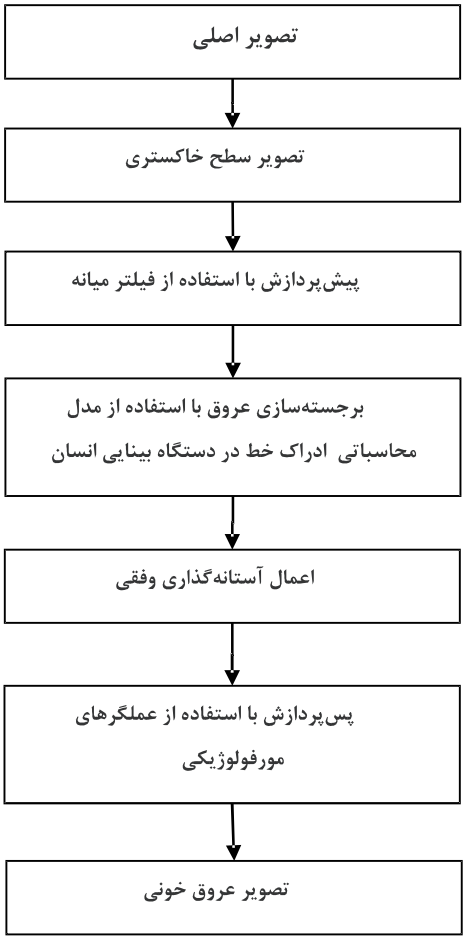
[6] median filter
[7] smoothing filters

ایجاد کند. با تغییر اندازهٔ پنجره فیلتر به این نتیجه رسیدیم که اندازهٔ پنجرهٔ فیلتر با توجه به ابعاد رگ‌ها باید برابر با ۲۵×۲۵ باشد تا بتواند آن‌ها را حذف کند. درحقیقت با استفاده از یک فیلتر میانه با ابعاد ۲۵×۲۵، می‌توان عروق خونی که به‌طور متوسط دارای شدت روشنایی کمتر از نصف مقدار حاصل‌ضرب ۲۵×۲۵ هستند را حذف کرد. اگر $i(x,y)$ را به‌عنوان تصویر ورودی رنگی در نظر بگیریم و $g(x,y)$ را تصویر خاکستری آن بنامیم، تصویر پس‌زمینه برابر است با:

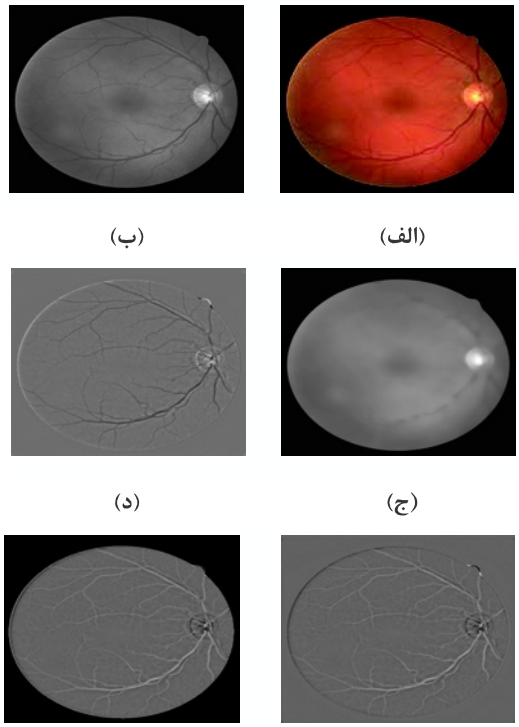
$$b(x,y) = medianfilter < g(x,y) >_{25\times25} \qquad (۱)$$

(شکل- ۲ الف - ج) تصاویر RGB از شبکیه، تصویر سطح خاکستری و تصویر پس‌زمینه را به‌ترتیب نشان می‌دهد. همان‌طور که دیده می‌شود تصویر (شکل- ۲-ج) تقریب مناسبی از پس‌زمینه تصویر سطح خاکستری شده نتیجه می‌دهد. با تفریق تصویر پس‌زمینه از تصویر اصلی، می‌توان به یک تصویر مناسب از رگ‌های خونی در شبکیه برای پردازش‌های بعدی دست پیدا کرد.

$$sub(x,\ y) = g(x,y) - b(x,y) \qquad (۲)$$



(شکل- ۱): مراحل مختلف الگوریتم پیشنهادی



(شکل- ۲): مراحل پیش پردازش در الگوریتم پیشنهادی. (الف): تصویر اصلی (ب): تصویر سطح خاکستری (ج): خروجی فیلتر میانه با ابعاد ۲۵×۲۵ (د): تفاضل خروجی فیلتر میانه از تصویر شدت روشنایی (ه): معکوس‌سازی تصویر حاصل از تفاضل (و): اعمال ماسک در $s(x,\ y)$

(شکل- ۲-د) نتیجه این تفریق را نشان می‌دهد. همان‌طور که دیده می‌شود با استفاده از تفاضل خروجی فیلتر میانه از تصویر $g(x,y)$ می‌توان تصویر یک‌پارچهٔ مناسبی از رگ‌های خونی به‌دست آورد. در ادامه، از آنجا که برجسته‌سازی رگ‌های خونی به معنی افزایش شدت روشنایی آنهاست، نیاز به تصویری داریم که رگ‌ها دارای شدت روشنایی بیشتری نسبت به سایر نقاط تصویر باشند. بنابراین لازم است که شدت روشنایی در تصویر $sub(x,\ y)$ معکوس شود.

$$s(x,\ y) = 255 - sub(x,y) \qquad (۳)$$

(شکل- ۲-ه) $s(x,\ y)$ را برای تصویر نمونه نشان می‌دهد. در آخرین گام از مرحله پیش‌پردازش به‌منظور رسیدن به تصویری که فقط اطلاعات شبکیه چشم در آن مشخص شده باشد از یک ماسک برای حذف حاشیه‌های اضافه تصویر استفاده شده است. درعمل، در پایگاه داده DRIVE برای هر تصویر از عروق خونی شبکیه، یک تصویر

ماسک نیز وجود دارد. تصویر ماسک، یک تصویر دودویی با ابعادی برابر با تصویر RGB می‌باشد که محل اطلاعات مربوط به شبکیه چشم دارای مقدار یک و خارج ناحیه چشم دارای مقدار صفر است. تصویر ماسک را می‌توان با استفاده از دستور منطقی AND روی تصویر اصلی اعمال کرد. البته، اگر تصویر ماسک در دسترس نباشد، می‌توان آن را به‌آسانی ایجاد کرد. برای این منظور کافیست، یک تصویر دودویی از یک‌ها و ابعادی برابر با تصویر RGB ایجاد کرد؛ سپس پیکسل‌هایی از آن که متناظرش در تصویر RGB دارای شدت روشنایی ناچیز هستند را صفر قرار داد. (شکل- ۲-و) خروجی مرحله پیش‌پردازش همراه با ماسک را نشان می‌دهد.

۳-۲- برجسته‌سازی عروق با استفاده از مدل محاسباتی سلول ساده

پیاده‌سازی کامل مدل محاسباتی دستگاه بینایی انسان[1] (HVS) با استفاده از فیزیولوژی آن برای کاربردهای پردازش تصویر به‌دلیل پیچیدگی بسیار زیاد امکان‌پذیر نیست. از این‌رو مدل‌های محاسباتی از جنبه‌های مختلف HVS با استفاده از مشاهدات روان‌بینایی و یا پردازش متوالی اطلاعات بینایی در لایه‌های مختلف از کورتکس بینایی[2] توسعه یافته‌اند. حساسیت دستگاه بینایی انسان به خطوط و لبه‌ها با جهت‌های معین در موقعیت مشخصی از میدان دید دستگاه بینایی، از جمله مواردی است که برای آن شواهد نوروفیزیولوژی[3] و روان‌بینایی وجود دارد. در آغاز دهۀ ۱۹۶۰ با مطالعۀ نوروفیزیولوژی دستگاه بینایی میمون‌ها و گربه‌ها مشخص شد که بیشتر سلول‌های کورتکس اوّلیۀ بینایی به خط یا لبۀ دارای جهت معین در موقعیت مشخصی از میدان بینایی[4] پاسخ می‌دهند (روسی و همکاران، ۲۰۰۱). دو نوع سلول حساس به جهت مشاهده شدند: سلول‌هایی که به جهت افزایشی یا کاهشی‌بودن خط‌ها و لبه‌ها حساس بودند، سلول‌های ساده[5] نامیده شدند و سلول‌هایی که به جهت افزایشی یا کاهشی‌بودن لبه‌ها حساس نبودند، سلول‌های پیچیده[6] نامیده شدند. مدل‌های محاسباتی به‌کمک شبیه‌سازی عملکرد این سلول‌ها توسعه یافتند. پیش‌بینی می‌شود با توجه به عملکرد سلول‌های ساده در تشخیص خط‌ها و لبه‌ها، اگر از مدل محاسباتی سلول‌های ساده در برجسته‌سازی رگ‌های شبکیه استفاده شود، خروجی قابل قبولی در تقویت رگ‌ها داشته باشیم. بنابراین در این مقاله تلاش می‌شود که در مرحله برجسته‌سازی عروق خونی از مدل محاسباتی سلول ساده استفاده شود. سلول‌های ساده توسط فیلترهای خطی و به‌دنبال آن یک‌سوسازی نیم‌موج مدل می‌شوند. به‌ویژه خانواده‌ای از توابع گابور دوبعدی به‌عنوان مدلی از خواص فیلترسازی خطی سلول‌های ساده پیشنهاد شدند. این امر باعث شد که در کاربردهای مختلف بینایی رایانه از قبیل تحلیل بافت و آشکارسازی لبه و خط، توابع گابور به‌طور وسیعی استفاده شوند. فیلتر گابور یک فیلتر خطی و محلی است. هستۀ کانولوشن فیلتر گابور حاصل‌ضرب یک تابع کسینوسی و گوسین است. این فیلتر به‌وسیلۀ جهت و فرکانس مکانی ترجیحی مشخص می‌شود.

رابطه (۴) پاسخ سلول ساده حساس به جهت ترجیحی θ_k و فرکانس مکانی $1/\lambda$ به یک تصویر دارای تابع توزیع شدت روشنایی $s(x,y)$ را نشان می‌دهد (Grigorescu, Petkov, & Westenberg, 2003).

$$S_{\sigma,\lambda,\theta_k,\varphi}(x,y) = h_{\sigma,\lambda,\theta_k,\varphi}(x,y) * s(x,y) \quad (۴)$$

$$h_{\sigma,\lambda,\theta_k,\varphi}(x,y) = \cos\left(\frac{2\pi}{\lambda}\tilde{x}+\varphi\right)e^{-\frac{\tilde{x}^2+\gamma^2\tilde{y}^2}{2\sigma^2}} \quad (۵)$$

$$\begin{bmatrix}\tilde{x}\\ \tilde{y}\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}\cos\theta_k & \sin\theta_k\\ -\sin\theta_k & \cos\theta_k\end{bmatrix}\begin{bmatrix}x\\ y\end{bmatrix}$$

$$\theta_k = \frac{(k-1)\pi}{N_\theta} \quad for \quad k = 1,2,\ldots,N_\theta \quad (۶)$$

که در آن $\varphi \in (-\pi,\pi]$ نشان‌دهنده اختلاف فاز و N_θ تعداد جهت‌های ترجیحی است. پارامتر σ عرض میدان دریافت سلول را نشان می‌دهد. میزان بیضوی بودن میدان دریافت نیز به مقدار γ بستگی دارد. پارامتر φ یک اختلاف فاز است و تقارن پاسخ ضربه مربوط به سلول ساده را مشخص می‌کند.

اگر تصویر خروجی مرحله پیش‌پردازش یعنی $s(x,y)$ را به این فیلتر اعمال کنیم، باید در مکان‌هایی که

[1] human visual system
[2] visual cortex
[3] neurophysiology
[4] visual field
[5] simple cells
[6] complex cells

تغییرات شدت روشنایی در محل یک پیکسل و در یک جهت مشخص زیاد باشد، پاسخ به‌دست آمده از مدل سلول ساده حساس به همان جهت در محل پیکسل مورد نظر زیاد باشد. (شکل- ۳) طرح نموداری الگوریتم پیشنهادی برای برجسته‌سازی عروق با الگوبرداری از دستگاه بینایی چشم را نشان می‌دهد. با توجه به اینکه، در دستگاه بینایی چشم، سلول‌های ساده در هر جهت ترجیحی هنگامی پاسخ می‌دهند که خروجی از یک حد آستانهٔ مشخص بیشتر باشد، در الگوریتم ارائه‌شده نیز این موضوع مد نظر قرارگرفته است. شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که مقدار این آستانه در درصد رگ‌های خروجی و صحت آن‌ها تأثیر زیادی دارد. با توجه به کنتراست‌های متفاوت در تصاویر، تطبیقی‌کردن آستانه بسیار حائز اهمیت است. در این مرحله، آستانهٔ تطبیقی به‌صورت ضریبی از بیشینهٔ شدت روشنایی خروجی در هر جهت از فیلتر گابور طراحی شد. به‌طوری که اعتبار یک پیکسل به‌عنوان نامزد رگ هنگامی تأیید می‌شود که مقدار شدت روشنایی پیکسل بیش از ۷۵٪ بیشینه شدت روشنایی تصویر خروجی فیلتر در همان جهت باشد. مقدار ۷۵٪ به صورت سعی و خطا بدست آمده است. به عبارت دیگر، در ابتدا باید $h_{\sigma,\lambda,\theta_0,\varphi}(x,y)$ در جهت معین θ_0 را با تصویر $s(x,y)$ کانوالو کرد تا مقدار پیکسل رگ‌هایی که در جهت θ_0 هستند تقویت شوند؛ سپس پیکسل‌هایی که مقدار آن‌ها کمتر از ۷۵٪ بیشترین سطح روشنایی تصویر است باید برابر صفر قرار گیرند.

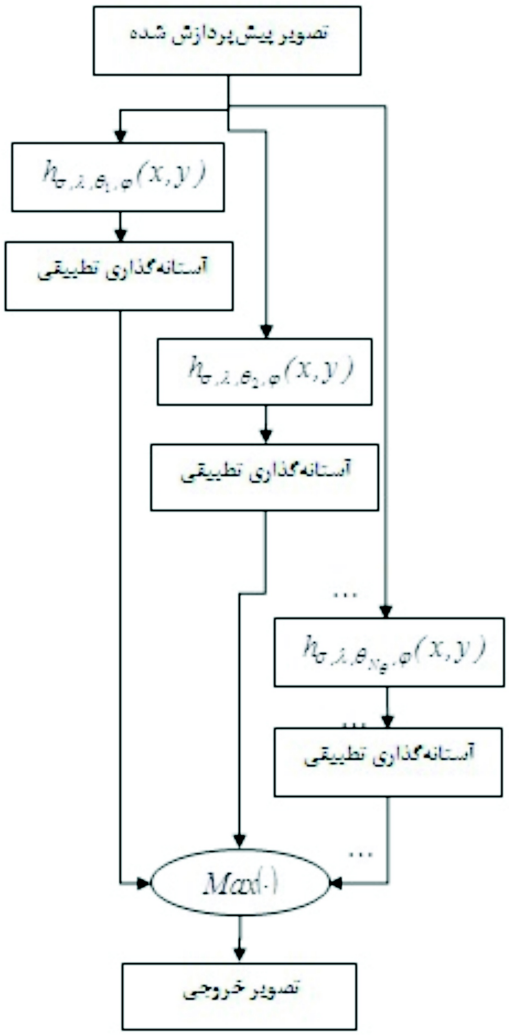
بعد از اعمال آستانهٔ تطبیقی، مقدار خروجی سلول‌های ساده در تمامی جهت‌ها با یکدیگر مقایسه شده و مقدار بیشینه برای آن پیکسل در نظر گرفته می‌شود. اکنون تصویری در خروجی داریم که در آن برجستگی و تمایز بین رگ‌ها و زمینه به مقدار قابل قبولی برای خوشه‌بندی پیکسل‌ها به‌عنوان رگ و غیر رگ رسیده است.

۳-۳- مکان‌یابی رگ توسط آستانه‌گذاری وفقی

بعد از برجسته‌سازی عروق توسط فیلتر گابور باید تصویر پردازش‌شده به تصویری دودویی که نمایش‌دهندهٔ نقاط رگ و غیر رگ است، تبدیل شود (نقاط رگ با یک و نقاط غیر رگ با صفر نمایش داده شوند). به این مرحله مکان‌یابی پیکسل‌های رگ گفته می‌شود. برای این منظور از یک تراز آستانه استفاده شده است. ساده‌ترین و کم‌هزینه‌ترین حالت این است که برای تمامی تصاویر از یک آستانه یکسان مانند L استفاده کنیم؛ به‌طوری‌که اگر شدت روشنایی پیکسل کمتر از L بود آن پیکسل را به‌عنوان غیر رگ (معادل ۰) و اگر شدت روشنایی پیکسل بیشتر از L بود آن پیکسل را به‌عنوان رگ (معادل ۱) در نظر بگیریم. به این روش، خوشه‌بندی با استفاده از یک آستانهٔ سخت گویند. استفاده از یک آستانهٔ یکسان مانند L برای تمام تصاویر با توجه به خصوصیات تصاویر FUNDUS و کنتراست‌های متفاوت سبب می‌شود که میزان خطا افزایش پیدا کند. برای حل این مشکل ما از یک آستانه وفقی استفاده کرده‌ایم؛ یعنی اینکه تراز L برای هر تصویر متناسب با میزان روشنایی آن تصویر تنظیم می‌شود. بدین صورت که مقدار شدت روشنایی پیکسل با میانگین شدت روشنایی کل تصویر مقایسه می‌شود و اگر مقدار پیکسل بیش از ۵۰٪ مقدار میانگین باشد، آن پیکسل به‌عنوان رگ شناخته می‌شود (معادل یک) و در غیر این‌صورت پیکسل به‌عنوان غیر رگ (معادل صفر) تشخیص داده خواهد شد. باید دقت شود که اگر مرحلهٔ برجسته‌سازی پیکسل‌های رگ مناسب باشد، یک آستانه‌گذاری ساده می‌تواند نقشه رگ‌ها را مشخص کند، همانند آنچه در این مقاله صورت گرفته است؛ اما اگر شدت روشنایی رگ‌ها مناسب نباشد، بعد از آستانه‌گذاری نوفه زیادی در خروجی ظاهر می‌شود. انتخاب عدد ۵۰٪ به‌صورت سعی و خطا بوده است و برای تمام پایگاه داده DRIVE ثابت است.

۳-۴- پس پردازش

در آخرین مرحله از الگوریتم پیشنهادی، رگ‌های مکان‌یابی‌شده پس‌پردازش می‌شوند. در این مرحله، پیکسل‌های به هم متصل از تصویر که به‌عنوان رگ شناخته شده‌اند، ولی تعدادشان کمتر از نازکترین رگ است؛ از تصویر حذف می‌شوند. این مرحله به این‌صورت است که اگر در تصویر دودویی نازک‌ترین رگ را دارای p پیکسل متصل به هم فرض کنیم، آنگاه هر قسمتی از تصویر که کمتر از p پیکسل متصل به هم را شامل شود، باید از تصویر حذف شود. درواقع این بخش‌های کوچک نوفه‌های رگ گونه‌ای هستند که به‌دلیل شباهت با رگ‌ها تقویت شده‌اند. این مرحله از الگوریتم سبب می‌شود که صحت عروق استخراجی افزایش پیدا کند.



(شکل- ۳): طرح نموداری الگوریتم پیشنهادی برای برجسته‌سازی عروق

۴-ارزیابی نتایج و بحث

برای ارزیابی عملکرد الگوریتم ارائه‌شده، نتایج رگ‌های خروجی الگوریتم برای هر تصویر با نتایج تصویر معیار که به‌صورت دستی به‌دست آمده است و در پایگاه داده DRIVE (استال و همکاران، ۲۰۰۴) برای هر تصویر وجود دارد مقایسه شده است. در این پایگاه داده که به‌صورت عمومی در دسترس قرار داده شده است دو دسته تصویر به نام آموزش[1] و آزمون قرار دارد که در هر مجموعه بیست تصویر متفاوت از شبکیه چشم وجود دارد. مجموعه تصاویر آموزش مربوط به آموزش روش‌های با نظارت است و مجموعه آزمون برای ارزیابی عملکرد روش‌های مختلف است. از آنجا که در مقاله‌های مربوط به این پایگاه داده تنها اطلاعات مربوط به مجموعه آزمون گزارش می‌شود ما نیز از این مجموعه برای ارزیابی الگوریتم ارائه شده استفاده کرده‌ایم. در این پایگاه داده برای هر تصویر از شبکیه، در مجموعه آزمون، دو تصویر جواب وجود دارد که توسط دو شخص متفاوت در مدت زمانی حدود دو ساعت ترسیم شده‌اند. مجموعه نخست از تصاویر جواب، تصاویر معیار نامیده می‌شوند و مجموعه دوم برای مقایسه استفاده می‌شود. علاوه‌براین، برای هر تصویر شبکیه یک تصویر ماسک نیز وجود دارد که برای حذف حاشیه‌های تصویر استفاده می‌شود. برای ارزیابی کمی الگوریتم ارائه‌شده از معیارهای زیر استفاده شده است:

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۷)$$

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP} \quad (۸)$$

$$Ppv = \frac{TP}{TP + FP} \quad (۹)$$

$$Npv = \frac{TN}{TN + FN} \quad (۱۰)$$

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP} \quad (۱۱)$$

TP: تعداد پیکسل‌های رگ که به‌درستی تشخیص داده شده‌اند.

TN: تعداد پیکسل‌های غیر رگ که به‌درستی تشخیص داده‌شده‌اند.

FP: تعداد پیکسل‌هایی که به‌اشتباه رگ تشخیص داده شده‌اند.

FN: تعداد پیکسل‌هایی که رگ بوده‌اند، ولی آشکار نشده‌اند.

در روابط بالا معیارهای Se[2] و Sp[3] به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ نسبت پیکسل‌های رگ و غیر رگ درست طبقه‌بندی‌شده را نشان می‌دهند. همچنین Ppv[4] و Npv[5] به ترتیب نشان‌دهنده احتمال درست‌بودن پیکسل‌هایی است که به‌عنوان رگ شناخته شده‌اند و احتمال درست‌بودن پیکسل‌هایی است که به‌عنوان غیر رگ شناخته‌شده‌اند. نسبت کل پیکسل‌هایی که به‌خوبی طبقه‌بندی شده‌اند نیز با معیار Acc[6] نشان داده شده است.

[1] train

[2] sensitivity
[3] specificity
[4] positive predictive value
[5] negative predictive value
[6] accuracy

روش پیشنهادی با استفاده از نرم‌افزار MATLAB در محیط ویندوز 7 با مشخصات پردازنده ۲/۷ گیگا هرتز و حافظه RAM ۴ گیگا هرتز پیاده‌سازی شده است. برای داشتن پاسخ متقارن از سلول ساده باید $\varphi = 0$ در نظر گرفته شود. تعداد جهت‌های ترجیحی باید به‌گونه‌ای باشد که فیلتر بتواند تمامی رگ‌ها را در جهت‌های مختلف پوشش دهد. زاویه بین رگ‌ها در جهت‌های مختلف به‌طورتقریبی بیش‌تر از ۲۲/۵ درجه است که سبب می‌شود تعداد جهت‌های ترجیحی ۸ جهت ($N_\theta = 8$) درنظر گرفته شود. سه پارامتر تنظیمی فیلتر گابور با سعی و خطا به‌گونه‌ای تنظیم شده‌اند که فیلتر مذکور منطبق با رگ‌های خونی قرار گیرد. به عبارت دیگر، باید فیلتر به‌گونه‌ای باشد که با قرارگرفتن بر روی رگ با آن منطبق شود و بیشترین پاسخ را ایجاد کند. اگر عرض میدان دریافت (σ) مناسب انتخاب شود، رگ‌های ریز بهتر استخراج می‌شوند، اما این، سبب پاسخ نامناسب در رگ‌های درشت می‌شود؛ لذا، سعی بر آن بوده است که به یک مقدار بهینه از پارامتر σ دست پیدا کنیم که در تمامی رگ‌های ریز و درشت پاسخ با بیشترین صحت را داشته باشیم. در پیاده‌سازی فیلتر گابور، فرکانس مکانی فیلتر یعنی $1/\lambda = 1$، عرض میدان دریافت ($\sigma = 0.6$) و میزان بیضوی‌بودن میدان دریافت سلول ($\gamma = 0.4$) با سعی و خطا به‌گونه‌ای تنظیم شده‌اند که فیلتر منطبق با رگ قرار گیرد و سبب بیشینه صحت (Acc) در خروجی الگوریتم شود. ابعاد فیلتر گابور هم اندازه ابعاد تصاویر RGB یعنی ۵۷۶ × ۷۲۰ می‌باشد. بعد از تنظیم این پارامترها فیلتر در جهت‌های مختلف به تمامی تصاویر اعمال می‌شود. از آن جا که این مقادیر برای تمامی تصاویر ثابت می‌باشند و پارامتر متغییر در فیلتر ندرایم، نمی‌توان منحنی ROC را برای تصاویر رسم کرد.

(جدول- ۱) نتایج پیاده‌سازی الگوریتم بر روی همه تصاویر مجموعه آزمون از پایگاه داده DRIVE را نشان می‌دهد. مقادیر بیشینه و کمینه برای هر پارامتر مشخص شده است. الگوریتم ارائه‌شده قادر است که عروق خونی را در مدت زمان ۵ ثانیه با متوسط Acc برابر با ۰/۹۴۰۳ استخراج کند. همان‌طور که دیده می‌شود در تمامی موارد تعداد پیکسل رگ‌های درست استخراج‌شده بین ۶۶/۵ تا ۸۲/۱۹ درصد است. همچنین پیکسل‌های غیر رگ درست استخراج‌شده نیز بین ۹۴/۴۴ تا ۹۸/۰۲ درصد است. به طور میانگین درصد پیکسل‌های رگ و غیر رگ درست تشخیص داده شده به‌ترتیب برابر با ٪۷۳/۸۴ و ٪۹۶/۵۷ می‌باشد.

در (شکل- ۴)، نتایج خروجی مراحل پیش‌پردازش و برجسته‌سازی توسط فیلتر گابور برای تصاویر با بیشترین Acc (تصویر ۲۰) و کمترین مقدار Acc (تصویر ۸) نشان داده شده است. (شکل- ۵) نیز، نتایج خروجی الگوریتم برای آن دو نمونه تصویر را نشان می‌دهد. همان طور که در این تصاویر دیده می‌شود، تفاوت بهترین و بدترین پاسخ‌های به‌دست آمده از الگوریتم پیشنهادی در استخراج رگ‌های ریز است. برای مقایسهٔ الگوریتم ارائه‌شده، در (جدول- ۲) نتایج به‌دست آمده با نتایج گزارش‌شده در سایر روش‌های موجود مقایسه شده است. در روش دستی مقایسه بین پاسخ دومین شخص ناظر از پایگاه داده با تصاویر معیار صورت گرفته است که نشان می‌دهد برای تصاویر پاسخ از دو شخص متفاوت مقادیر Se و Acc چقدر است. هرچه خروجی یک الگوریتم به این اعداد نزدیک‌تر شود، بدان معنی است که پاسخ الگوریتم به روش دستی نزدیک شده است. همان‌طورکه دیده می‌شود، این جدول به دو قسمت تقسیم شده است؛ که در قسمت الف روش‌های بدون نظارت و در قسمت ب روش‌های با نظارت قرار گرفته است. به‌طور کلی روش‌های با نظارت دارای Acc بیشتری هستند که درعوض احتیاج به دیتای آموزشی و یک مرحله آموزش داشته و علاوه‌براین هزینه محاسباتی آن‌ها به‌لحاظ استخراج ویژگی بالا است. همانطور که در (جدول- ۲) دیده می‌شود، درصد رگ‌های استخراجی در الگوریتم ارائه‌شده در مقایسه با روش‌های با نظارت و بدون نظارت در تمامی موارد به‌جز مرجع (فراز و همکاران، ۲۰۱۲ب) بیشتر است. این در حالی است که روش پیشنهادی یک روش بدون نظارت و بدون نیاز به آموزش است. این درست است که کمتربودن Acc در روش ارائه شده نسبت به سایر روش‌ها یک نقص برای الگوریتم ارائه شده است، اما سادگی روش ارائه شده از نکات بارز در این الگوریتم است. به‌طوری‌که در سایر روش‌های بدون نظارت پارامترهای تنظیمی بسیار زیاد بوده و یا این‌که برای هر تصویر پارامترها باید به‌گونه‌ای تغییر کنند که بیشینهٔ Acc را به‌وجود آورند. همان‌طور که اشاره شد در این روش سه پارامتر فیلتر گابور، فقط یک‌بار تنظیم شده و در الگوریتم ثابت هستند و از یک تصویر به تصویر دیگر احتیاج به تغییر هیچ پارامتری نیست. از نکات برجسته در این روش، تطبیقی‌بودن تراز آستانه است که سبب می‌شود الگوریتم ارائه‌شده برای تصاویر مختلف پاسخ‌های مناسب را ارائه کند و احتیاج به تغییر پارامترها وجود نداشته باشد. سرعت، عامل بسیار مهمی در سامانه‌های تصمیم‌یار پزشک و دستگاه خودکار تشخیص پیشرفت دیابت است. از این‌رو باید

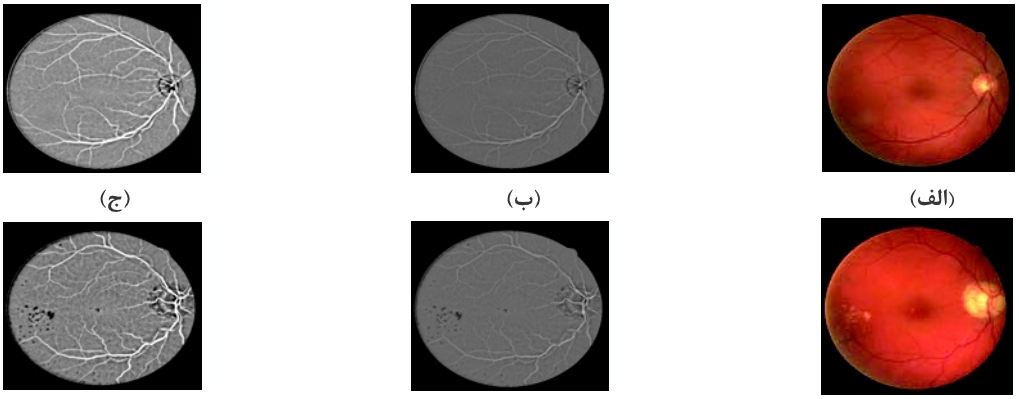
الگوریتم تشخیص‌دهندهٔ عروق خونی چشم بسیار سریع عمل کند تا پزشک بتواند با استفاده از آن میزان پیشرفت بیماری را ارزیابی کند. البته این واضح است که در تشخیص بیماری دیابت رگ‌های ریز، نقش مهمی بازی می‌کنند و الگوریتم‌های موجود قادر به تشخیص کامل این نوع رگ‌ها نیستند؛ اما این تلاش‌ها و پژوهش‌ها راهی به‌منظور رسیدن به یک الگوریتمی کامل و برخط است که پژوهش‌گران باید برای رسیدن به یک الگوریتم بهینه طی کنند. تقریباً تمامی روش‌های موجود در استخراج عروق خونی شبکیه چشم به مدت زمان بیش از یک دقیقه نیاز دارند، به‌جز روش امین و همکاران (امین و همکاران، ۲۰۱۱) که یک روش بسیار سریع را معرفی می‌کنند که قادر است در مدت زمان ده ثانیه با *Se* و *Acc* به ترتیب برابر با ۰/۶۶۰۸ و ۰/۹۱۹۱ عروق شبکیه چشم را استخراج کند. این در حالی است که روش ارائه شده قادر است در مدت زمان پنج ثانیه و همچنین با *Se* و *Acc* به ترتیب برابر با ۰/۷۳۸۴ و ۰/۹۴۰۳ این عمل را انجام دهد.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی بدون نظارت بر مبنای مدل سلول ساده از دستگاه بینایی انسان برای استخراج عروق شبکیه چشم ارایه شد. برای پیش‌پردازش تصاویر FUNDUS یک روش جدید معرفی شد که با هزینهٔ محاسباتی بسیار پایین (استفاده از آمارگان میانه) پیش‌پردازش را انجام می‌دهد. همانطور که نتایج نشان می‌دهد روش ارائه شده قادر است بسیار سریع‌تر از سایر روش‌های ارائه‌شده با *Se* و *Acc* به‌ترتیب برابر با ۰/۷۳۸۴ و ۰/۹۴۰۳ رگ‌های شبکیه را استخراج کند. یکی از مزایای این روش، بدون نظارت‌بودن آن است، چرا که احتیاج به آموزش شبکه و تصاویر معیار نیست. علاوه‌بر این هیچ پارامتر متغییری در الگوریتم ارائه‌شده وجود ندارد و با توجه به آستانه‌های وفقی که در الگوریتم قرار داده شده است، تصمیم‌گیری با بیش‌ترین صحت انجام می‌شود. درواقع، الگوریتم با توجه به شدت روشنایی بیشینهٔ تصویر در هر جهت و همچنین شدت روشنایی میانگین تصویر قادر است به‌صورت تطبیقی عمل کند و طبقه‌بندی را انجام دهد.

(جدول- ۱): نتایج الگوریتم پیشنهادی روی تصاویر مجموعه داده DRIVE

تصویر	*Se*	*Sp*	*Ppv*	*Npv*	*Acc*
۱	۰/۸۰۹۰	۰/۹۵۳۳	۰/۶۸۸۹	۰/۹۷۵۰	۰/۹۳۶۹
۲	۰/۷۷۳۴	۰/۹۷۱۸	۰/۷۹۶۷	۰/۹۶۷۷	۰/۹۴۷۰
۳	۰/۷۳۱۹	۰/۹۶۷۱	۰/۷۵۷۹	۰/۹۶۲۴	۰/۹۳۸۰
۴	۰/۷۴۰۸	۰/۹۶۷۲	۰/۷۴۵۶	۰/۹۶۶۴	۰/۹۴۱۲
۵	۰/۶۹۹۳	۰/۹۷۶۸	۰/۸۰۱۵	۰/۹۶۰۴	۰/۹۴۴۰
۶	۰/۶۷۲۳	۰/۹۷۵۷	۰/۷۹۴۲	۰/۹۵۵۲	۰/۹۳۸۵
۷	۰/۶۹۲۹	۰/۹۶۹۷	۰/۷۴۷۱	۰/۹۶۰۷	۰/۹۳۸۰
۸	۰/۷۵۱۲	۰/۹۴۴۴	۰/۶۲۲۳	۰/۹۶۸۹	۰/۹۳۲۴
۹	۰/۶۴۸۶	۰/۹۸۰۲	۰/۷۹۱۹	۰/۹۶۰۰	۰/۹۴۵۶
۱۰	۰/۷۱۰۸	۰/۹۷۰۶	۰/۷۴۱۹	۰/۹۶۵۸	۰/۹۴۳۰
۱۱	۰/۶۹۲۱	۰/۹۶۷۴	۰/۷۳۵۷	۰/۹۵۹۹	۰/۹۳۵۵
۱۲	۰/۷۴۱۲	۰/۹۶۶۱	۰/۷۲۶۳	۰/۹۶۸۵	۰/۹۴۱۷
۱۳	۰/۶۶۵۰	۰/۹۷۳۴	۰/۷۷۸۵	۰/۹۵۳۸	۰/۹۳۵۴
۱۴	۰/۷۸۷۹	۰/۹۵۶۶	۰/۶۷۴۱	۰/۹۷۵۴	۰/۹۳۹۴
۱۵	۰/۸۱۴۱	۰/۹۴۷۰	۰/۶۰۷۷	۰/۹۸۰۶	۰/۹۳۴۹
۱۶	۰/۷۲۵۰	۰/۹۷۳۰	۰/۷۷۱۹	۰/۹۶۵۷	۰/۹۴۵۳
۱۷	۰/۷۱۳۷	۰/۹۶۷۸	۰/۷۲۲۰	۰/۹۶۶۵	۰/۹۴۱۲
۱۸	۰/۷۵۷۹	۰/۹۶۸۸	۰/۷۲۷۰	۰/۹۷۳۳	۰/۹۴۸۰
۱۹	۰/۸۱۸۵	۰/۹۵۵۹	۰/۶۸۵۶	۰/۹۷۸۲	۰/۹۴۱۴
۲۰	۰/۸۲۱۹	۰/۹۶۱۰	۰/۶۸۲۳	۰/۹۸۱۴	۰/۹۴۸۱
میانگین	۰/۷۳۸۴	۰/۹۶۵۷	۰/۷۳۰۰	۰/۹۶۷۳	۰/۹۴۰۳



(الف) (ب) (ج)

(د) (ه) (و)

(شکل- ۴): تصاویر خروجی مراحل پیش‌پردازش و برجسته‌سازی از مجموعه آزمون پایگاه داده DRIVE برای بیشترین Acc خروجی (تصویر ۲۰) و کمترین مقدار Acc خروجی (تصویر ۸) (الف): تصویر RGB شماره ۲۰ از پایگاه داده DRIVE (ب): نتیجه پیش‌پردازش شده برای تصویر ۲۰(ج): خروجی مدل سلول ساده برای تصویر ۲۰ (د): تصویر RGB شماره ۸ از پایگاه داده DRIVE (ه): نتیجه پیش‌پردازش شده برای تصویر ۸ (و): خروجی مدل سلول ساده برای تصویر ۸

(الف) (ب)

(ج) (د)

(شکل- ۵): تصاویر خروجی الگوریتم پیشنهادی برای دو نمونه از مجموعه آزمون پایگاه داده DRIVE با بیشترین و کمترین مقدار Acc به‌دست آمده. (الف): تصویر خروجی برای تصویر شماره ۲۰ با $Acc = 0.9481$ (ب): تصویر عروق خونی معیار برای تصویر شماره ۲۰ (ج): تصویر خروجی برای تصویر شماره ۸ با $Acc = 0.9324$ (د): تصویر عروق خونی معیار برای تصویر شماره ۸

(جدول- ۲): مقایسه پارامترهای Se، Sp و Acc بین روش پیشنهادی و سایر روش‌های موجود. الف) الگوریتم‌های بدون نظارت ب) الگوریتم های با نظارت

	روش	Se	Acc
	دستی	۰/۷۷۹۶	۰/۹۴۷۰
الف	(Zana & klein, 2001)	۰/۶۹۷۱	۰/۹۳۷۷
	(Jiang, & Mojon, 2003)	نامشخص	۰/۹۲۱۲
	(Mendonca & Campilho,2006)	۰/۷۳۴۴	۰/۹۴۵۲
	(Al-Diri, Hunter, & Steel, 2009)	۰/۷۲۸۲	نامشخص
	(Lam, Gao & Liew, 2010)	نامشخص	۰/۹۴۷۲
	(Miri & Mahloojifar, 2011)	۰/۷۳۵۲	۰/۹۴۵۸
	(Fraz, et al, 2011)	۰/۷۱۵۲	۰/۹۴۳۰
	(Amin & Yan, 2011)	۰/۶۶۰۸	۰/۹۱۹۱
ب	(Staal, et al, 2004)	نامشخص	۰/۹۴۴۱
	(Niemeijer, et al, 2004)	نامشخص	۰/۹۴۱۶
	(Soares, et al, 2006)	۰/۷۳۳۲	۰/۹۴۶۱
	(Ricci & Perfetti, 20007)	نامشخص	۰/۹۵۹۵
	(Lupascu, et al, 2010)	۰/۷۲۰۰	۰/۹۵۹۷
	(Marin, et al, 2011)	۰/۷۰۶۷	۰/۹۴۵۲
	(Fraz, et al, 2012b)	۰/۷۴۰۶	۰/۹۴۸۰
	روش پیشنهادی	۰/۷۳۸۴	۰/۹۴۰۳

۶- مراجع

Al-Diri, B., Hunter, A., & Steel, D. (2009). An active contour model for segmenting and measuring retinal vessels. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 28(9), 1488-1497.

America, P. B., & Tielsch, J. M. (1994). Vision Problems in the US: A Report on Blindness & Vision Impairment in Adults Age 40 and Older: The Society.

Amin, M. A., & Yan, H. (2011). High speed detection of retinal blood vessels in fundus image using phase congruency. Soft Computing, 15(6), 1217-1230.

Anitha, J., Vijila, C. K. S., & Hemanth, D. J. (2009). An Overview Of Computational Intelligence Techniques For Retinal Disease Identification Applications. International Journal of Reviews in Computing, 5, 29-46.

Fowler, M. J. (2008). Microvascular and macrovascular complications of diabetes. Clinical Diabetes, 26(2), 77-82.

Frangi, A. F., Niessen, W. J., Vincken, K. L., & Viergever, M. A. (1998). Multiscale vessel enhancement filtering Medical Image Computing and Computer-Assisted Interventation—MICCAI'98 (pp. 130-137): Springer.

Fraz, M., Barman, S., Remagnino, P., Hoppe, A., Basit, A., Uyyanonvara, B., . . . Owen, C. G. (2011). An approach to localize the retinal blood vessels using bit planes and centerline detection. Computer methods and programs in biomedicine.

Fraz, M. M., Remagnino, P., Hoppe, A., Uyyanonvara, B., Rudnicka, A. R., Owen, C. G., & Barman, S. A. (2012a). Blood vessel segmentation meth-odologies in retinal images–A survey. Computer methods and programs in biomedicine, 108(1), 407-433.

Fraz, M. M., Remagnino, P., Hoppe, A., Uyyanonvara, B., Rudnicka, A. R., Owen, C. G., & Barman, S. A. (2012b). An ensemble classification-based approach applied to retinal blood vessel segmentation. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 59(9), 2538-2548.

Gang, L., Chutatape, O., & Krishnan, S. M. (2002). Detection and measurement of retinal vessels in fundus images using amplitude modified second-order Gaussian filter. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 49(2), 168-172.

Grigorescu, C., Petkov, N., & Westenberg, M. A. (2003). Contour detection based on nonclassical receptive field inhibition. Image Processing, IEEE Transactions on, 12(7), 729-739.

Hoover, A., Kouznetsova, V., & Goldbaum, M. (2000). Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 19(3), 203-210.

Jiang, X., & Mojon, D. (2003). Adaptive local thresholding by verification-based multithreshold probing with application to vessel detection in retinal images. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 25(1), 131-137.

Klein, R., Klein, B. E., Moss, S. E., & Wong, T. Y. (2007). Retinal vessel caliber and microvascular and macrovascular disease in type 2 diabetes: XXI: the Wisconsin Epidemiologic Study of Diabetic Retinopathy. Ophthalmology, 114(10), 1884-1892.

Lam, B. S., Gao, Y., & Liew, A.-C. (2010). General retinal vessel segmentation using regularization-based multiconcavity modeling. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 29(7), 1369-1381.

Lam, B. S., & Yan, H. (2008). A novel vessel segmentation algorithm for pathological retina images based on the divergence of vector fields. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 27(2), 237-246.

Lupascu, C. A., Tegolo, D., & Trucco, E. (2010). FABC: retinal vessel segmentation using AdaBoost. Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on, 14(5), 1267-1274.

Marín, D., Aquino, A., Gegúndez-Arias, M. E., & Bravo, J. M. (2011). A new supervised method for blood vessel segmentation in retinal images by using gray-level and moment invariants-based features. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 30(1), 146-158.

Mendonca, A. M., & Campilho, A. (2006). Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 25(9), 1200-1213.

Miri, M. S., & Mahloojifar, A. (2011). Retinal image analysis using curvelet transform and multistructure elements morphology by reconstruction. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 58(5), 1183-1192.

Niemeijer, M., Staal, J., van Ginneken, B., Loog, M., & Abramoff, M. D. (2004). Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database. Paper presented at the Medical Imaging 2004.

Owen, C. G., Rudnicka, A. R., Mullen, R., Barman, S. A., Monekosso, D., Whincup, P. H., . . . Paterson, C. (2009). Measuring retinal vessel tortuosity in 10-year-old children: validation of the Computer-Assisted Image Analysis of the Retina (CAIAR) program. Investigative ophthalmology & visual science, 50(5), 2004-2010.

Quek, F. K., & Kirbas, C. (2001). Vessel extraction in medical images by wave-propagation and traceback. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 20(2), 117-131.

Ricci, E., & Perfetti, R. (2007). Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 26(10), 1357-1365.

Rossi, A. F., Desimone, R., & Ungerleider, L. G. (2001). Contextual modulation in primary visual cortex of macaques. the Journal of Neuroscience, 21(5), 1698-1709.

Soares, J. V., Leandro, J. J., Cesar, R. M., Jelinek, H. F., & Cree, M. J. (2006). Retinal vessel segmentation using the 2-D Gabor wavelet and supervised classif-ication. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 25(9), 1214-1222.

Staal, J., Abràmoff, M. D., Niemeijer, M., Viergever, M. A., & van Ginneken, B. (2004). Ridge-based vess-el segmentation in color images of the retina. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 23(4), 501-509.

Sum, K., & Cheung, P. Y. (2008). Vessel extraction under non-uniform illumination: a level set approach. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 55(1), 358-360.

Zana, F., & Klein, J.-C. (2001). Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation. Image Processing, IEEE Transactions on, 10(7), 1010-1019.

محسن زردادی دانشجوی دکترای مهندسی برق الکترونیک در دانشکدهٔ مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه بیرجند است. نامبرده فارغ‌التحصیل رشتهٔ مهندسی برق الکترونیک در مقطع کارشناسی ارشد از دانشگاه فردوسی مشهد در سال ۱۳۸۵ و مقطع کارشناسی از دانشگاه آزاد اسلامی واحد بجنورد در سال ۱۳۸۲ می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه وی شامل بینایی کامپیوتر، مدل‌سازی محاسباتی سیستم بینایی انسان و سیستم‌های هوشمند می‌باشد.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

zardadi@birjand.ac.ir

ناصر مهرشاد دانشیار دانشکدهٔ مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه بیرجند هستند. نامبرده فارغ‌التحصیل کارشناسی رشتهٔ مهندسی برق قدرت در سال ۱۳۷۴ از دانشگاه فردوسی مشهد و کارشناسی ارشد و دکتری در رشته مهندسی پزشکی بیوالکتریک به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۷۷ و ۱۳۸۴ از دانشگاه تربیت مدرس است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه وی شامل مدل‌سازی محاسباتی سیستم بینایی انسان، پردازش و تحلیل سیگنال‌ها (سیگنال‌های پزشکی)، سیستم‌های هوشمند و سیستم‌های تصمیم‌یار کلنیکی است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

nmehrshad@birjand.ac.ir

سیدمحمد رضوی دانشیار دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه بیرجند می‌باشد. نامبرده فارغ‌التحصیل کارشناسی رشته مهندسی برق الکترونیک در سال ۱۳۷۳ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر (واحد تفرش) و کارشناسی ارشد و دکتری در رشته مهندسی برق الکترونیک به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۷۵ و ۱۳۸۵ از دانشگاه تربیت مدرس است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه وی بازشناسی الگو، پردازش تصویر و سیستم‌های هوشمند می‌باشد.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

smrazvi@birjand.ac.ir