

ارائه روشی ترکیبی در پردازش تصاویر دیجیتال جهت تشخیص آسیب رگ های خونی

فرهاد بهادری جهرمی^{۱*}

^۱ گروه مهندسی برق، واحد فسا، دانشگاه آزاد اسلامی، فسا، ایران

چکیده

آسیب رگ های خونی یکی از دلایل شایع نابینایی در جهان است. شناسایی رگ ها از روی تصاویر شبکه‌ی نقش مهمی در تشخیص بیماری های چشمی مانند آسیب رگ های خونی ایفا می کنند. استخراج رگ های خونی شبکه‌ی توسط پزشک به صورت دستی انجام می شود که این کار زمان بر و دشوار است و به دلیل وابستگی به فرد با خطا همراه است. شناسایی رگ های کوچک در تصاویر شبکه‌ی به دلیل کنتراست پایین و چرخش دشوار است. در این مقاله روشی جدید و ترکیبی برای استخراج رگ های خونی تصاویر دیجیتالی شبکه‌ی ارائه شده است. مراحل این روش بدین شرح هستند: حذف نوفه در تصاویر شبکه‌ی، استخراج خطوط مرکزی رگ، استفاده از روش گسترش ناحیه و حذف نوفه، اعمال عملیات پردازش محلی بر اساس مشخصات آماری تصویر جهت بهبود کنتراست رگ ها و پیش زمینه، عملیات تطبیق قالب جهت حذف اثر دیسک نوری، اعمال عملیات مورفولوژی جهت پر کردن فضای بین رگ ها و در نهایت استخراج رگ های خونی در تصاویر شبکه‌ی. نتایج حاصل از این الگوریتم در مقایسه با دیگر روش ها گزینه‌ی بسیار مناسبی برای تشخیص آسیب رگ های خونی توسط پردازش تصاویر دیجیتال می باشد. برای ارزیابی روش پیشنهادی از تصاویر موجود از پایگاه داده کلید مقدار استفاده شده و مقادیر حساسیت، دقت و صحت محاسبه شده است و میانگین این معیارها به ترتیب ۰/۹۲۸۹۶، ۰/۹۸۹۶۵، ۰/۹۱۷۵۶ و ۰/۹۶۵۷۸ گزارش شد. مقادیر این معیارها حاکی از عملکرد رضایت بخش روش پیشنهادی نسبت به سایر روش ها می باشد.

دریافت مقاله: ۰۵/۰۷/۱۴۰۳

اصلاحات مقاله: ۰۲/۰۶/۱۴۰۴

پذیرش مقاله: ۲۳/۰۶/۱۴۰۴

کلمات کلیدی: پردازش تصاویر دیجیتال، استخراج و ناحیه بندی رگ ها، حذف نویز، آسیب رگ های خونی، پایگاه داده کلید مقدار

۱-مقدمه

بالا بودن مداوم قند خون می تواند موجب صدمه به رگ های خونی داخل چشم شود و بر روی بینایی تاثیر بگذارد [۱]. در سازمان بهداشت جهانی^۱ آسیب رگ های خونی به عنوان علت اصلی نابینایی در کشورهای توسعه یافته و در حال توسعه در نظر گرفته شده است [۲،۳] و یکی از تاثیرگذارترین موارد در زندگی یک بیمار است [۴]. آسیب رگ های خونی غیرپرولیفراتیو یا غیر تکثیری^۲ یک نوعی از آسیب رگ های خونی است که در این حالت مویرگ های

شبکه آسیب دیده و خون و مایعات به چشم نشست پیدا می کنند [۵].

همچنین در بعضی موارد مرکز شبکه یا ماکولا شروع به تورم می کند که باعث ایجاد اختلالاتی در دید طبیعی افراد می شود. نوع دیگر آسیب رگ های خونی، آسیب رگ های خونی به شکل تکثیری^۳ می باشد. در این حالت مویرگ بسته و باعث می شوند رگ های خونی جدید به صورت غیرطبیعی روی شبکه چشم ایجاد شده و رشد کنند [۶،۷]. این رگ های خونی غیرطبیعی بافت سفتی را تشکیل می دهند و باعث جدا شدن شبکه از پشت چشم می شوند

¹ World Health Organization (WHO)

³ Non-Proliferative Diabetic Retinopathy (NPDR)

⁴ Proliferative Diabetic Retinopathy (PDR)

که در صورت عدم درمان منجر به کاهش شدید دید و نابینایی می شود [۸]. شکل (۱) چشم طبیعی و چشم با آسیب رگ های خونی را نشان می دهد. از روی این شکل می توان علائم بیماری را در چشم دید [۹].



الف: چشم طبیعی ب) چشم با آسیب رگ های خونی

شکل ۱: ضایعات ناشی از آسیب رگ های خونی [۹].

رگ های شبکه نقش مهمی در تشخیص بیماری های مختلف شبکه مانند آسیب رگ های خونی، گلوکوم، تصلب شرایین^۴ و فشارخون^۵ دارند [۱۰، ۱۱]. همچنین رگ های خونی شبکه ویژگی های قابل اندازه گیری برای تشخیص بیماری های چشم را ارائه می دهند [۱۲]. بنابراین استخراج رگ های شبکه برای تشخیص و درمان بیماری های شبکه مهم است. در این مقاله روش جدیدی برای استخراج رگ های خونی تصاویر شبکه ارائه شده است. ابتدا در مرحله پیش پردازش، تصویر رنگی شبکه به تصویر سطوح خاکستری تبدیل و سپس فیلتر میانه روی آن اعمال می شود. در ادامه با استفاده از مجموعه ای از فیلترها در چهار جهت مختلف خطوط مرکزی رگ استخراج می شود. در ادامه با استفاده از فیلتر گوسی خط مرکزی علامت گذاری می گردد. تصویر به دست آمده آستانه گذاری شده و دو تصویر یکی مربوط به رگ های استخراجی و دیگری محدوده کره چشم به دست می آید. با استفاده از این دو تصویر تولید شده و تصویر جداسازی شده از ترکیب خطوط مرکزی برای بازسازی کامل رگ ها، روش گسترش ناحیه اعمال شده و با استفاده از آستانه گذاری، نوفه های موجود در تصویر حذف می شوند. برای ارزیابی روش پیشنهادی از مجموعه داده کلید مقدار^۶ استفاده شده است. تصاویر این مجموعه با غربالگری افراد با عارضه التهاب در رگ های خونی در

انگلستان به دست آمده است. جمعیت غربالگری شامل ۴۰۰ شخص مبتلا به آسیب رگ های خونی بوده است. از این مجموعه ۴۰ تصویر به صورت تصادفی انتخاب شده و منتشر شده است. در این مجموعه داده ۳۳ تصویر فاقد عارضه التهاب در رگ های خونی و ۷ تصویر شامل این عارضه است. این تصاویر به دو مجموعه مساوی آموزشی و آزمایشی دسته بندی شده است. در مجموعه داده آموزشی برای هر تصویر یک تصویر ماسک (محدوده چشم) موجود است. ساختار مقاله به فرم زیر است. در بخش دوم به مرور اجمالی برخی روش های موجود در زمینه استخراج رگ های شبکه پرداخته می شود. در بخش سوم به صورت اجمالی برخی روش های موجود در زمینه استخراج و ناحیه بندی رگ های شبکه شرح داده می شود. در بخش چهارم نتایج روش پیشنهادی به همراه جزئیات ذکر شده و در بخش پنجم نتایج حاصل از پیاده سازی مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفته و روش پیشنهادی با روش های قبلی مقایسه شده است و در نهایت جمع بندی و نتیجه گیری ارائه شده است.

۲- روش های استخراج رگ های شبکه

به دلیل اهمیت شناسایی رگ ها در تصاویر شبکه کارهای زیادی در زمینه جداسازی رگ های شبکه انجام شده است. در ادامه بعضی از این روش ها گزارش شده است. اماری [۱۳] یک چارچوب برای طبقه بندی رگ های شبکه چندمنظوره با استفاده از ترکیب الگوریتم خوشه بندی فازی و احتمالی با میانگین^۷ C و الگوریتم جستجوی گرده افشانی گل^۸ ارائه داده است. الگوریتم گرده افشانی گل برای محلی سازی شبکه رگ شبکه از تابع ارزیابی الگوریتم خوشه بندی فازی و احتمالی با میانگین C استفاده می کند. در سطح دوم بهینه سازی، مراکز خوشه های به دست آمده با استفاده از جستجوی الگو به عنوان جستجوی محلی بهینه شده معرفی

⁵ Arteriosclerosis

⁶ Hypertension

⁷ key value database

⁸ Possibilistic Fuzzy C-Means (PFCM)

⁹ Flower Pollination Search Algorithm (FPSA)

شده است. در این روش با استفاده از PS، الگوریتم خوشه-بندی فازی و احتمالی با میانگین C و الگوریتم جستجوی گردهافشانی گل ترکیب شده است.

این روش در برابر تصاویر شبکه سالم و پاتولوژیک مقاوم است. از جمله معایب این روش می توان به عدم کارایی برای مجموعه داده بزرگ اشاره کرد. الشهی [۱۴] یک روش مبتنی بر نمودار برای استخراج رگ های شبکه پیشنهاد کرد. برای تقویت کنتراست و ایجاد ویژگی های اساسی، به دلیل حساسیت الگوهای رگ از یک ساختار چندطبقه/چندمنظوره استفاده شده است. در ضمن تقسیم بندی مبتنی بر نمودار سبب کاهش پردازش محاسباتی در این روش شده است. در این روش همچنین از الگوریتم های برش^۹ و تقسیم نمودار^{۱۰} و کوتاه ترین مسیر دایکسترا استفاده شده است. این روش می تواند تصاویر نوفه دار و رگ های ریز و کوچک را ردیابی کند. در این روش با استفاده از رابطه (۱) از تفریق مولفه پس زمینه از کانال انتخاب شده برای حذف تغییرات نور استفاده می شود.

$$f_C(x) = f_G(x) - f_B(x) \quad (1)$$

در رابطه بالا x یک پیکسل از کانال سبز، f_B پس زمینه تصویر شبکه که با اعمال تاری گاوسی کم گذر^{۱۱} کانال سبز f_G ایجاد شده است. یکی از مشکل های این روش پیچیدگی محاسباتی است. در یک پژوهش دیگر یک MF با استفاده از Gumbel PDF به عنوان هسته توسط سینق و ریواستاوا [۱۵] ارائه شد که در آن افزایش کنتراست تصویر با استفاده از الگوریتم^{۱۲} انجام شده است. در این روش از تصویر MFR به عنوان ورودی برای آستانه گذاری بهینه مبتنی بر آنتروپی استفاده می شود. همچنین از الگوریتم های MF اصلاح شده با استفاده از تابع توزیع احتمال Gumbel به عنوان هسته استفاده شده است. این روش در برابر تصاویر طبیعی و پاتولوژیک شبکه مقاوم است. در الگوریتم مذکور

با کاهش نشانک قابل استفاده کنتراست نوفه پس زمینه افزایش می یابد.

در تحقیقی دیگر رویکرد مبتنی بر شبکه های عصبی عمیق^{۱۳} با نظارت جدید برای استخراج رگ های شبکه ارائه شده است [۱۶]. در DNN از نرمال سازی کنتراست سراسری، تقویت تبدیل های هندسی و اصلاحات گاما استفاده شده است. این روش در برابر پدیده عکس العمل رگ مرکزی مقاوم است. به هر حال این روش زمان بر بوده و اجرای الگوریتم بدون سخت افزارهای قوی و گران قیمت امکان پذیر نیست. همچنین شبکه عصبی عمیق ارائه شده نیازمند داده های فراوان برای آموزش است. اولیویرا و همکاران [۱۷] روشی با رویکرد بدون نظارت، فیلتر همسان و فیلتر Frangi و Gabor Wavelet از طریق درجه بندی میانگین و میانه وزنی ترکیب شده برای تقویت عکس ها پیشنهاد دادند.

در ضمن آن ها از مدل های تغییر شکل یافته و FCM برای استخراج رگ های شبکه استفاده کردند [۱۸]. ایمانی و همکاران [۱۹] در سال ۲۰۱۵ رویکردی ترکیبی از MCA و MWT را برای استخراج رگ های شبکه معرفی کردند. این چارچوب فرض می کند نشانک فردی، ترکیب خطی از بسیاری از عناصر مهم مورفولوژیکی است. آنها از الگوریتم MCA با تبدیل های مناسب برای جداسازی پیکسل های رگ و غیررگ و الگوریتم MWT برای تقویت رگ شبکه استفاده کردند. الگوریتم MCA در جداسازی اجزا تصویر، ضایعات را از تصاویر شبکه حذف کرده و منجر به بهبود نتایج استخراج رگ های شبکه می شود. میشر و همکاران [۲۰] شبکه جدید UCU-Net با معماری رمزگذار- رمزگشا را پیشنهاد دادند که ترکیبی از U-Net و CUMed-Vision است.

در رمزگشایی، خروجی های جانبی از آخرین مرحله رمزگذار و تمام مراحل رمزگشا برای تولید خروجی نهایی شبکه

¹⁰ Black Top Hat (BTH)

¹¹ Graph Cut and Segmentation

¹² Low-pass Gaussian Blurring

¹³ Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

¹⁴ Deep Neural Networks (DNN)

حداقل رساندن تابع تلفات متقابل آنتروپی^{۱۹} استفاده می-شود.

رابطه (۲) این امر را نشان می‌دهد که در آن M تعداد پیکسل‌ها و K تعداد کلاس‌ها، $\hat{y}_{j,k}$ پیش‌بینی احتمالی و y تابع هدف است.

$$J(w) = -\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^K y_{j,k} \ln(\hat{y}_{j,k}) \quad (2)$$

رویکرد [۲۴] یک روش رای‌دهی خاکستری^{۲۰} را برای تقسیم عروق شبکیه پیشنهاد کرده است. از روش رای‌گیری خاکستری برای بهبود کنتراست عروق ریز استفاده می‌شود، در حالی که یک موجک دوبعدی گابور^{۲۱} برای بخش‌بندی رگ‌های اصلی استفاده می‌شود. نتایج رای‌گیری خاکستری با نتایج فیلتر دوبعدی گابور به عنوان نتیجه پیش‌پردازش ترکیب می‌شود. سپس طبقه‌بندی GMM برای ردیابی بخش‌های رگ از نتیجه پیش‌پردازش مورد استفاده قرار می‌گیرد، در حالی که بخش‌های ریز رگ با استفاده از روش رای‌گیری خاکستری دیگری به دست آمده که تشخیص بخش رگ را پیش از این، مورد استفاده قرار می‌داد. شاه بیگ و پورقاسم [۲۵] با استفاده از تابع برابرکننده روشنایی، روشنایی تصویر را یکنواخت می‌کنند.

به دلیل توانایی بالای تبدیل چندمقیاسی کرولت در معرفی لبه‌های تصویر در مقیاس‌ها و جهت‌های مختلف، لبه‌ها، کنتراست و کیفیت تصاویر شبکیه به کمک اصلاح محلی و وفقی ضرایب کرولت توسط تابع اصلاح ارتقا یافته و تصاویر برای مرحله استخراج رگ‌ها آماده می‌شوند. در این روش همچنین از عملگرهای مورفولوژی با المان‌های ساخت وفقی وزن‌گذاری شده برای استخراج رگ‌ها استفاده می‌شود. خرقانیان و احمدی‌فرد [۲۶] از کانال سبز برای جداسازی

ترکیب می‌شوند. این رمزگشایی ترکیبی جریان اطلاعات متنی چندمرحله‌ای را تسهیل کرده و در مقایسه با شبکه U-Net و CUMed-Vision تقسیم‌بندی پیشرفته‌تری را انجام می‌دهد. این روش میانگین عرض رگ‌های ورودی شبکه را محاسبه کرده و آن را با میدان‌های پذیرنده موثر لایه‌ای^{۱۴} از شبکه عصبی کانولوشنال عمیق^{۱۵} تطبیق می‌دهد تا لایه‌هایی را بیابد که ویژگی‌های رگ را به صورت برجسته استخراج می‌کنند و سپس لایه‌های کمکی را به آنجا اضافه می‌کنند. با استفاده از این شبکه می‌توان رگ‌های نازک شبکه را تقسیم‌بندی کرد. روش وانگ و همکاران [۲۱] از شبکه U-Net که متشکل از یک رمزگذار و سه رمزگشا است، استفاده می‌کند.

با استفاده از رمزگشا یک تصویر بر اساس نقشه احتمال به مناطق سخت یا آسان تقسیم شده و از دو رمزگشای دیگر برای تقسیم‌بندی رگ‌های مناطق آسان و سخت به‌طور مستقل استفاده می‌شود. در نهایت، تمام خروجی‌های متشکل از سه رمزگشا برای تولید نقشه رگ نهایی ترکیب می‌شوند. اویسال و گوراکیسن [۲۲] یک مدل CNN با چندین لایه کانولوشن پیشنهاد کردند و همچنین کانولوشن جابجا شده را به نقشه‌های ویژگی نمونه بالا معرفی کردند. مدل پیشنهادی آنها شناسایی پیکسلی انجام داده و فاقد عملکرد مناسب است. اولیویرا و همکاران [۲۳] یک شبکه عصبی کاملاً کانولوشنال^{۱۶} پیشنهاد و اتصالات پرش را برای انتشار ویژگی‌ها از لایه کم‌عمق به لایه عمیق‌تر اضافه کردند. آنها همچنین ماهیت چندمقیاسی سیستم عروقی را با استفاده از تبدیل موجک ثابت^{۱۷} که کانال‌های اضافی را به ورودی اضافه می‌کند، بررسی کردند. در طول فرآیند بهینه‌سازی در این روش، از نزول گرادیان تصادفی^{۱۸} جهت به

¹⁵ Layer-wise Effective Receptive Fields (LERF)

¹⁶ Convolutional Neural Network (CNN)

¹⁷ Fully Convolutional Neural Network (FCN)

¹⁸ Stationary Wavelet Transform (SWT)

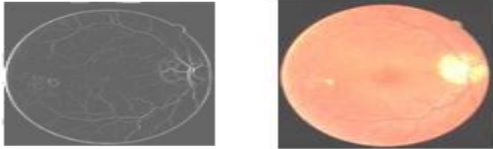
¹⁹ Stochastic Gradient Descent

²⁰ Cross-Entropy Loss-Function

²¹ Gray-voting approach

²² 2-D Gabor wavelet

درجه چرخش دارند کانوالو می شود. سپس برای هر پیکسل پاسخ ماکزیمم حاصل از ۱۲ فیلترینگ نگه داشته می شود. پاسخ فیلتر منطبق تحت عملیات آستانه گذاری محلی قرار می گیرد و رگ ها آشکار می گردد. شکل (۲) نتایج حاصل از این الگوریتم قبل از آستانه گذاری را نشان می دهد.



الف
ب
شکل ۲: نتایج الگوریتم Chaudhuri [۲۸]: الف- تصویر نمونه ب- استخراج رگ ها

روش PBM^{۲۶} [۲۹] با استخراج شیارها در تصویر که تقریب بسیار خوبی از رگ ها می باشند عمل ناحیه بندی رگ ها را انجام می دهد. این شیارها برای تولید ویژگی های اولیه جهت تشکیل المان های خط می باشند، سپس الگوریتم با نسبت دادن پیکسل های تصویر به نزدیک ترین المان خط، آنها را به تکه ها ناحیه بندی می کند. هر المان خط یک مختصات محلی تشکیل می دهد که نواحی مربوطه در همان مختصات شناخته می شوند. برای هر پیکسل با استفاده از خواص نواحی و المان های خط، بردار ویژگی محاسبه می شود. سپس از یک دسته بندی کننده از نوع KNN استفاده می گردد.

البته این روش را می توان در تقسیم بندی بعدی نیز قرار داد. در این مقاله، الگوریتم بر روی دو پایگاه داده کلید مقدار [۳۱] و STARE [۳۲] اجرا و نتایج بصورت جدولی در مقایسه با روش Hoover [۱۰] آورده شده است که معیار مقایسه، پارامتر A_Z و پارامتر صحت^{۲۷} می باشد. A_Z مساحت زیر نمودار ROC است (در حالت ایده آل $A_Z = 1$ می باشد)، پارامتر صحت که در برخی مقالات از آن برای

رگ ها استفاده می کنند. آنها بعد از ارتقای معکوس کانال سبز، رگ ها را به صورت یک رویه توپوگرافیکی تعریف و نقاط ناودانی بیرون را استخراج می کنند. جهت اتصال نقاط ناودانی بیرون مجزا و گسترش آنها با هدف استخراج رگ های باریک، بانکی از فیلتر جهت دار جهت رشد خط مرکزی رگ تولید و استفاده شده است. با استفاده از رابطه (۳) نقاط انتهایی استخراج شده و نقاط انتهایی خطوط ناودانی بیرون رشد یافته تا بین خطوط مرکزی جدا از هم ارتباط برقرار کنند.

$$End - pts = \bigcup_{k=1}^8 (f_R \otimes B^k) \quad (3)$$

در رابطه بالا f_R تصویر با نقاط ناودانی بیرون پس از حذف نویز و B^k مجموعه ای از هشت عنصر ساختاری است که برای آشکار کردن نقاط انتهایی استفاده می شود.

۳- معرفی برخی روش های ناحیه بندی رگ ها

۳-۱- روش های مبتنی بر مدل^{۲۸}

در این روش ها مدلی برای رگ ها در نظر گرفته شده و سپس با توجه به آن، به استخراج الگوهای مشابه در تصویر می پردازند. مدل های گوسی مرتبه ی دوم [۲۷]، مدل های گوسی مرتبه ی اول [۲۸]، مدل شیارها^{۲۹} [۲۹] از جمله مدل های استفاده شده برای رگ ها هستند. البته به این نوع روش ها، روش های مبتنی بر پنجره^{۲۴} هم گفته می شود. به این ترتیب که پنجره یا پنجره هایی با سایز بسیار کوچک تر از ابعاد تصویر اصلی با تصویر اصلی کانوالو می شوند. در [۲۸] مدل رگ ها در تصویر به صورت یک منحنی گوسی فرض می شوند و با استفاده از فیلترهای منطبق^{۲۵} با مدل گوسی، "کنتراست رگ/پیش زمینه" را بهبود می بخشند و سپس با اعمال یک آستانه گذاری، رگ ها ناحیه بندی می شوند. از آنجا که رگ ها می توانند در امتداد های مختلف قرار داشته باشند، تصویر با ۱۲ کرنل که هر کدام به اندازه ۱۵

²³ Model-based Method

²⁴ Ridges-Based

²⁵ Window Based Method

²⁶ Match Filters

²⁷ Primitive Based Method

²⁸ Accuracy

معیار عملکرد الگوریتم استفاده می کنند به صورت رابطه (۴) تعریف می شود:

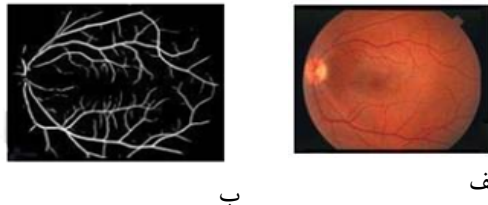
$$(۴) \quad \text{تعداد کل پیکسل های رگ در تصویر حاصله از الگوریتم} \\ \text{تعداد کل پیکسل های رگ در تصویر ناحیه بندی شده ی مرجع} = \frac{\text{تعداد کل پیکسل های رگ در تصویر حاصله از الگوریتم}}{\text{تعداد کل پیکسل های رگ در تصویر ناحیه بندی شده ی مرجع}}$$

که در آن از نتیجه ناحیه بندی به صورت دستی استفاده می شود. در جدول (۱) نتایج را همراه با مقایسه با روش های Hoover [۳۰] و Jiang [۳۱] مشاهده می کنید.

جدول ۱: مقایسه ی روش ها در دو پایگاه داده [۲۹]

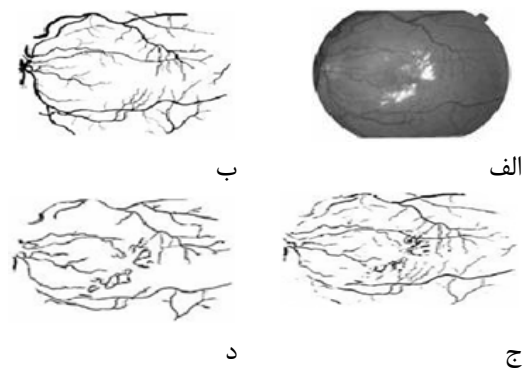
Criterion	Method	Database	
		Utrecht	Hoover
A_z	Hoover		0.7590
	Jiang	0.9327	0.9298
	PBM	0.9520	0.9614
	2nd obs.	0.9473	0.9351
Accuracy	Hoover		0.9275
	Jiang	0.8911	0.9009
	PBM	0.9441	0.9516
	Most likely class	0.8727	0.8958

PBM همان روش استخراج ویژگی های اولیه از شیارها می باشد و 2^{nd} obs روش ناحیه بندی دستی توسط فرد دوم است. در شکل (۳) نتایجی از این روش را ملاحظه می کنید:



شکل ۴: نتایج روش موجک Morlet [۳۳]: الف- تصویر نمونه ب- استخراج رگ ها

مقالاتی که از تبدیل موجک در تشکیل بردار ویژگی استفاده کرده اند [۳۴-۳۷] می باشند.



شکل ۳: مقایسه ی تصویری دو روش PBM و Hoover: الف- تصویر اصلی ب- ناحیه بندی ایده آل ج- نتیجه ی روش PBM د- نتیجه ی روش Hoover

۳-۲- روش های مبتنی بر دسته بندی پیکسل ها

²⁹ Supervised Classification

³⁰ Bayesian Classification

³¹ Maximum Likelihood



الف ب ج

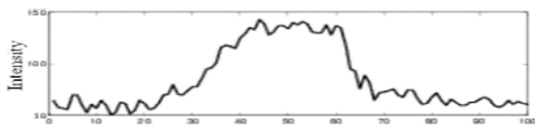
شکل ۵: حاصل کانولوشن گوسی در مقیاس های مختلف: الف -

$s = 2$ ب- $s = 8$ ج- $s = 14$

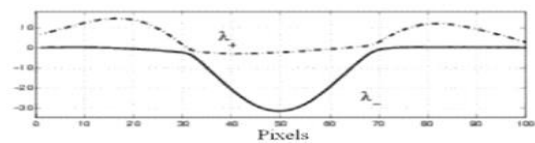
دامنه ی گرادیان: $|\nabla I| = \sqrt{|\partial_x I|^2 + |\partial_y I|^2}$ بیان کننده ی شیب روشنایی تصویر برای یک مقدار مشخص پارامتر S می باشد. انحنای اصلی: مشتق جهت دار مرتبه ی دوم تغییرات را در شدت گرادیان در همسایگی یک نقطه بیان می دارد. از آنجایی که رگ ها به صورت مدل شیارها ظاهر می شوند باید به دنبال پیکسل هایی باشیم که در راستای گرادیان بیشترین مقدار روشنایی را دارا هستند. اطلاعات مشتق دوم در ماتریس هسین تصویر $I(x, y)$ قرار دارد. ماتریس هسین مطابق با رابطه (۷) محاسبه می شود.

$$H = \begin{pmatrix} \partial_{xx} I & \partial_{xy} I \\ \partial_{yx} I & \partial_{yy} I \end{pmatrix} \quad (7)$$

مقادیر ویژه ی این ماتریس تقعر و تحدب را در امتدادهای ویژه ی متناظر بیان می دارند. دو مقدار ویژه $-\lambda$ و $\lambda+$ که در آن $\lambda+$ را می توان در یک مقطع عرضی نشان داد. شکل (۶) مقطع عرضی رگ و مقادیر ویژه ی متناظر را نشان می دهد.



الف



ب

شکل ۶: الف- مقطع عرضی رگ ب- مقادیر ویژه ی متناظر.

۳-۳- روش های مبتنی بر ردیابی رگ ها^{۳۱}

در این روش ها از ردیابی برای دستیابی به ساختار رگ ها استفاده می شود [۳۸-۴۲]. ردیابی به کمک اطلاعات محلی انجام می پذیرد و سعی در پیدا کردن مسیری برای دستیابی به ماکزیمم انطباق با مدل پروفایل رگ ها دارد.

۳-۴- روش های مبتنی بر تحلیل های چند مقیاسی^{۳۲}

در این روش ها از تحلیل های چند مقیاسی استفاده می شود که نسبت به سایر روش ها دارای این مزیت است که رگ ها را در هر قطر و امتداد تشخیص می دهد. در [۴۲] از تحلیل چند مقیاسی مشتق اول و دوم تصویر استفاده شده که اطلاعاتی را در مورد توپولوژی رگ ها به ما می دهد. ماکزیمم محلی بر روی دامنه ی گرادیان و ماکزیمم انحنای اصلی^{۳۳} و تانسور هسین در یک فرآیند دو مرحله ای رشد ناحیه^{۳۴} (Region Growing) مورد استفاده قرار می گیرند. در مرحله ی اول، محدودیت رشد بر روی نواحی با دامنه ی ضعیف گرادیان اعمال می شود، در مرحله ی نهایی این محدودیت کمتر می شود تا امکان تعریف مرزهای بین نواحی وجود داشته باشد. به طور اجمالی این روش را می توان به صورت زیر خلاصه نمود.

بیان چند مقیاسی: هدف از تکنیک چند مقیاسی تولید خانواده ای از پارامترهای مشتق تصویر است که این پارامترها را با S نمایش می دهند و تصاویر حاصله را به صورت رابطه ی (۵) توصیف می نمایند.

$$I(x, y; s) = I(x, y) \otimes G(x, y; s) \quad (5)$$

$$G(x, y; s) = \frac{1}{2\pi s^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2s^2}} \quad (6)$$

اثر کانولوشن فوق حذف المان های با اندازه ی کوچک تر از S است. در شکل (۵) حاصل کانولوشن ها در مقیاس های گوناگون را مشاهده می کنید.

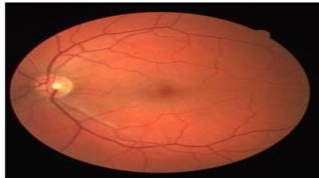
³² Vessel Tracking Methods

³³ Multiscale Analysis

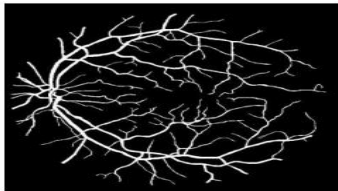
³⁴ Maximum Principal Curvature

³⁵ Region Growing

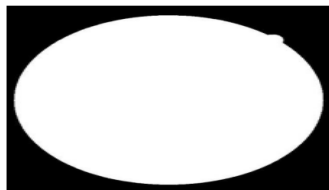
این مجموعه داده از ۳۳ تصویر شبکیه سالم و ۷ تصویر بیماری آسیب رگ های خونی تشکیل شده است. این تصاویر با استفاده از دوربین Canon (CR5 non-mydriatic 3CCD) با میدان دید ۴۵ درجه گرفته شده و میدان دید هر تصویر دایره ای با قطر ۵۴۰ پیکسل است. مطابق شکل (۹) برای هر تصویر یک تصویر ماسک ارائه شده است که محدوده کره چشم را مشخص می کند.



الف: تصویر رنگی مربوط به شبکیه



ب: استخراج رگ ها به صورت دستی



ج: ماسک (محدوده کره چشم)
شکل ۹: نمونه ای از مجموعه داده کلید مقدار.

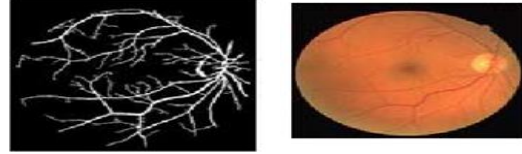
به منظور حفظ حریم شخصی بیماران، اطلاعات مربوط به تشخیص هویت بیمار از مجموعه داده حذف شده است.

۴-۲- پیش پردازش

در مرحله پیش پردازش با حذف نوفه ها تصویر برای فیلترگذاری آماده می شود. مطابق شکل (۱۰) ابتدا تصویر رنگی شبکیه با استفاده از رابطه (۸) به تصویر سطوح خاکستری تبدیل می شود [۴۴].

$$img(x, y) = [R(x, y) + G(x, y) + B(x, y)] / 3 \quad (8)$$

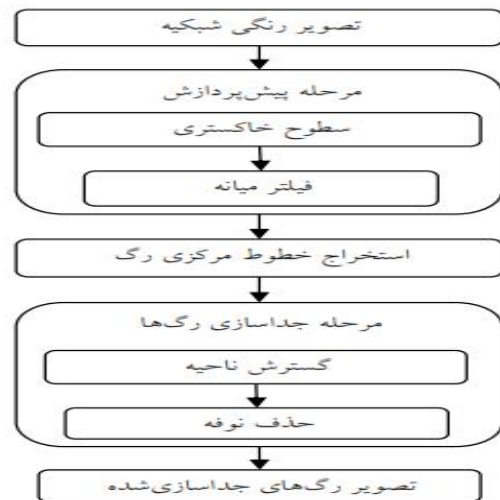
مقدار مینیمم مقدار ویژه، انحنای بیشتری را نشان می دهد که متناظر با رگ است. حال می توان این انحنای ماکزیمم یا به عبارت دیگر مینیمم مقدار ویژه را شناسایی کرد. شکل (۷) نتایج این الگوریتم را نشان می دهد.



الف
ب
شکل ۷: نتایج روش Perez [۴۲]: الف- تصویر نمونه ب- استخراج رگ ها.

۴-۳ روش های پیشنهادی

شکل (۸) روند روش پیشنهادی در این تحقیق برای جداسازی رگ های شبکیه را نشان می دهد که این روش در سه مرحله پیش پردازش، استخراج خطوط مرکزی رگ و جداسازی رگ ها خلاصه شده است.



شکل ۸: روند نمای روش پیشنهادی

۴-۱- پایگاه داده

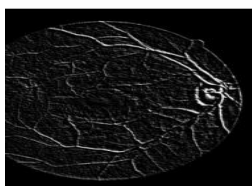
تصاویر از مجموعه پایگاه داده کلید مقدار از یک غربالگری آسیب رگ های خونی تولید شده است. جامعه مورد بررسی در این مجموعه داده شامل ۴۰۰ فرد مبتلا به التهاب رگ های خونی در بازه سنی ۲۵ تا ۹۰ سال است [۴۳]. از بین تصاویر جمع آوری شده ۴۰ تصویر به طور تصادفی انتخاب شده است و به عنوان داده محک منتشر شده است.

در چهار جهت استفاده شده است. تصویر شبکه با یک رویه سه بعدی نمایش داده شده است، راستای X و Y بیانگر ابعاد تصویر و Z سطح روشنایی نقاط تصویر است. خط مرکزی یک رگ خطی با عرض یک پیکسل است، از عملکرد شکل-شناسی نازک سازی برای داشتن خطی به عرض یک پیکسل استفاده شده است.

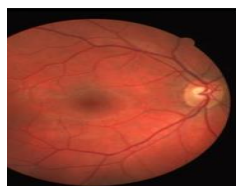
در این الگوریتم، مولفه های بهم پیوسته با همسایگی هشت-تایی را تعیین کرده و پیکسل هایی که جزئی از مولفه هایی هستند که تعداد پیکسل های آنها بیش از یک مقدار ثابت از پیش تعریف شده است، به عنوان نقاط ناودانی بیرون تایید می شوند. با حذف پیکسل های تایید شده، مولفه های بهم پیوسته با همسایگی چهارتایی تصویر نتیجه تعیین می شوند. برای هر مولفه پیکسل میانی را مشخص کرده و از تصویری که نقاط ناودانی بیرونی از آن استخراج شده، پنجره ای به ابعاد از پیش تعیین شده به مرکزیت پیکسل میانی جدا می شود. در این پنجره مقدار میانگین (Mean) و ماکزیمم (Max) را محاسبه کرده و با استفاده از رابطه (۱۰) مقدار آستانه را به دست آورده و جهت باینری کردن پنجره استفاده می کنیم.

$$(10) \quad \text{آستانه} = \sqrt{\max(w) \times \text{mean}(w)}$$

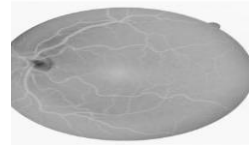
تصویر باینری به دست آمده در پنجره ای که از تصویر نقاط ناودانی به مرکزیت پیکسل میانی مولفه مورد بررسی به دست آمده ضرب می شود. اگر مجموع پیکسل های با ارزش ۱ در پنجره حاصل ضرب بیشتر از نصف تعداد پیکسل های موجود در مولفه مورد بررسی باشد، پیکسل های این مولفه به عنوان نقاط ناودانی بیرونی تایید شده و در غیر این صورت تمام پیکسل های مولفه نوپز شناخته شده و حذف می شوند. مطابق شکل (۱۱) هر پیکسلی که دارای یکی از چهار ترتیب (ب، پ، ت، ث) باشد نگهداری شده و پیکسل هایی که در این ترکیب صدق نمی کنند، حذف می شوند.



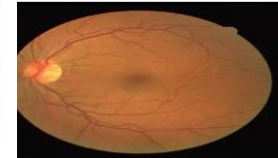
الف: تصویر اصلی
ب: خروجی فیلتر تشخیص برش



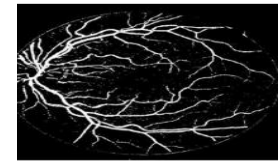
الف: تصویر اصلی



ب: تصویر خاکستری



الف: تصویر اصلی



ج: تصویر بعد از فیلتر میانه

شکل ۱۰: پیش پردازش تصویر شبکه.

در رابطه (۸)، $img(x, y)$ مولفه تصویر خروجی و $R(x, y)$ ماتریس مولفه قرمز تصویر، $G(x, y)$ ماتریس مولفه سبز تصویر و $B(x, y)$ ماتریس مولفه آبی تصویر است. سپس مطابق رابطه (۹)، فیلتر میانه روی تصویر اعمال می شود.

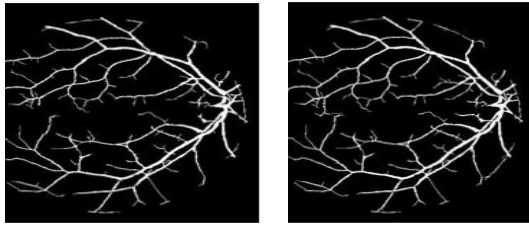
$$(9) \quad image(x, y) = \text{medianfilter}(img(x, y))$$

در این رابطه، $img(x, y)$ تصویر خاکستری و $image(x, y)$ تصویر حاصل از فیلتر میانه است. این مرحله از اهمیت بالایی برخوردار است. هر چه تصویر به دست آمده در این مرحله از کیفیت بهتری برخوردار باشد، رگ ها در مرحله بعدی با دقت بیشتر استخراج می شوند. دقت کنید که فیلتر میانه یک نوع فیلتر غیر خطی است [۴۵]. در این فیلتر ابتدا مقادیر پیکسل ها در یک همسایگی به صورت صعودی مرتب می شوند. سپس مقدار پیکسل مرکزی با مقدار میانه گروه مرتب شده جایگزین می گردد. فیلتر میانه دوبعدی موجب حذف نوفه های نمک-فلز بدون ایجاد اثر سوء بر لبه های تصویر می گردد. در ضمن در این فیلتر پنجره های مربعی به اندازه $(2k+1) \times (2k+1)$ و یا به شکل صلیب در نظر گرفته می شود.

۴-۳- استخراج خطوط مرکزی

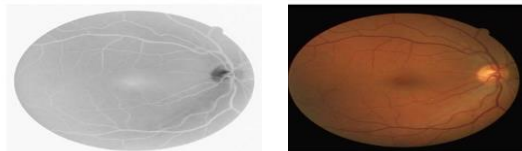
با توجه به اینکه رگ ها در هر جهتی در سطح شبکه قرار دارند؛ در این الگوریتم برای شناسایی تمام رگ ها، به چند الگو که در جهت های مختلف تنظیم شده است، احتیاج می باشد. برای استخراج خطوط مرکزی از این حقیقت استفاده شده است که با اعمال فیلتر مشتق گیر مرتبه اول در جهت عمود بر راستای رگ، علامت مقادیر خروجی فیلتر دارای نظمی خاص هستند و چون رگ ها در شبکه در جهت های مختلفی وجود دارند، از مجموعه ای از این فیلترها

گسترش ناحیه با شرط همسایه بودن دو پیکسل به دست می آید. یک نمونه آن در شکل (۱۲) قسمت (ب) دیده می شود.

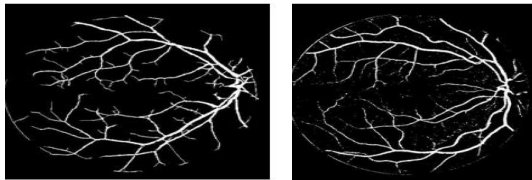


الف: تصویر مربوط به ب: نتیجه نهایی جداسازی گسترش ناحیه رگ های خونی شبکه شکل ۱۲: گسترش ناحیه و جداسازی رگ ها

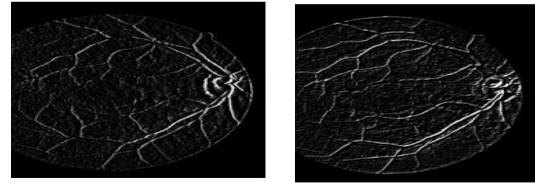
در آخرین مرحله حذف نوفه اعمال می شود. در این عملیات پیکسل های کم تر از مقدار ۲۰ پاک می شود و فضاهای خالی کوچک تر را پر می کنند. شکل (۱۲) قسمت (ب) نتیجه نهایی جداسازی رگ های خونی شبکه را نشان می دهد. همان طور که ملاحظه می شود تعدادی از رگ های خیلی ریز حذف شده است. همچنین شکل (۱۳) نتیجه نهایی جداسازی رگ های شبکه چشم بر روی یکی از تصاویر مجموعه داده کلید مقدار را نشان می دهد.



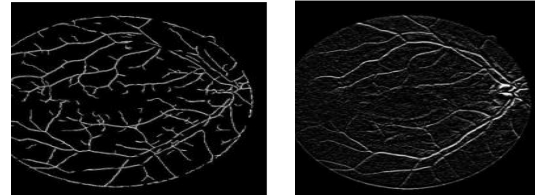
الف: تصویر اصلی ب: تصویر خاکستری شبکه



ج: تصویر پیش پردازش شده د: خط مرکزی عروق شبکه



پ: خروجی فیلتر ت: خروجی فیلتر مشتق- تشخیص برش گیر عمودی



ث: خروجی فیلتر مشتق- ج: ترکیب نقاط مرکزی و گیری عمودی تشکیل خطوط مرکزی نهایی

شکل ۱۱: خطوط مرکزی رگ های خونی شبکه

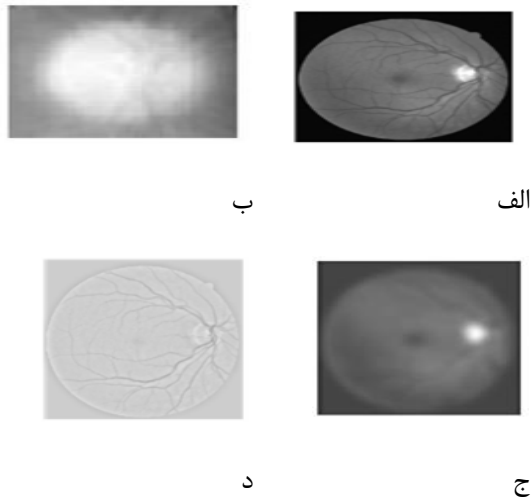
بنابراین تصویری با نقاط کاندید اولیه برای خطوط مرکزی به دست می آید. نتیجه حاصل از اعمال الگوریتم تشخیص خطوط مرکزی بر روی هر یک از جهت ها در تصویر نهایی با هم ترکیب می شوند. یک نمونه آن در شکل (۱۱) قسمت (ج) نشان داده شده است. در این شکل از فیلتر گوسی برای علامت گذاری خط مرکزی استفاده شده است. تصویر به دست آمده آستانه گذاری شده و به یک تصویر باینری تبدیل می شود. در مرحله بعد، از این تصویر باینری برای شروع الگوریتم گسترش ناحیه استفاده می شود. مقدار آستانه بر اساس اطلاعات آماری تصویر به صورت زیر محاسبه می گردد.

$$T_{seed} = \mu - \alpha \sigma \quad (11)$$

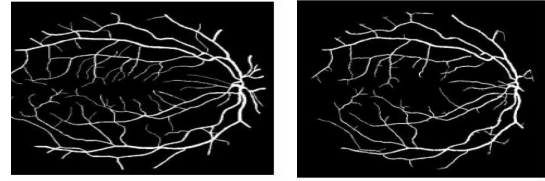
در رابطه بالا μ و σ به ترتیب میانگین و انحراف معیار روشنایی پیکسل ها در پنجره است. پارامتر α ثابتی است که برای تصاویر کنتراست پایین باید کوچک باشد ($\alpha < 1$). در مرحله بعد با آستانه گذاری بر روی تصویر در دو سطح متفاوت دو تصویر باینری حاصل می شود، تصویر حاصل از آستانه ی کوچک تر به عنوان رگ های خونی و تصویر حاصل از آستانه ی بزرگ تر محدوده چشم را نتیجه می دهد. با استفاده از این دو تصویر باینری به همراه عملیات بازنشانی باینری تصویر، در تصویر رگ ها با قطرهای متفاوت بازسازی شده اند. تصویر جداسازی شده از ترکیب خطوط مرکزی با تصاویر حاصل از مرحله قبل با استفاده از روش

حال نوبت به کم رنگ کردن اثر دیسک نوری می رسد. برای این منظور از تکنیک تطبیق قالب^{۳۵} استفاده شده است، به این ترتیب که با محاسبه ی همبستگی یک قالب خاص با تصویر اصلی، محل تقریبی دیسک نوری تخمین زده می شود و در نهایت با تقسیم اصلی بر تصویر حاصل از محاسبه ی همبستگی و جداسازی بخشی از تصویر حاصل، که محدوده ی قرارگیری دیسک نوری در آن می باشد و جایگزین آن در تصویر اصلی، تا حدود بسیار زیادی اثر دیسک نوری کاهش می یابد. قالب مورد استفاده را با میانگین گیری از ۲۰ تصویر دیسک نوری در شبکه های مختلف به دست آوردیم. از آنجایی که این قالب جهت تخمین مکان دیسک نوری می باشد ابعاد آن نیز باید به اندازه ی ابعاد دیسک نوری در تصویر انتخاب شود.

قطر دیسک نوری در حدود یک سی ام قطر شبکه می باشد [۴۶] از این رو در تصاویر پایگاه داده ی کلید مقدار که دارای ابعاد ۵۸۵×۵۶۴ می باشند از قالبی به ابعاد ۱۸×۱۸ و در تصاویر پایگاه داده ی STARE که دارای ابعاد ۶۰۵×۷۰۰ می باشند از قالبی به ابعاد ۲۰×۲۰ استفاده شده است. در شکل (۱۵) مراحل اجرای عملیات پیش پردازش بر روی یک تصویر نمونه را مشاهده می کنید.



شکل ۱۵: (الف) تصویر اصلی، (ب) قالب، (ج) تصویر حاصل از محاسبه ی همبستگی، (د) تصویر حاصل از تقسیم تصویر اصلی بر تصویر (ج).



ذ: استخراج رگ های ر: استخراج رگ ها به صورت شبکه ی دستی

شکل ۱۳: استخراج رگ های خونی توسط روش پیشنهادی.

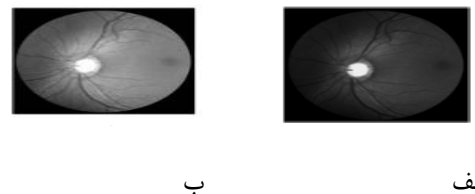
در قسمت (ر) این شکل، تصویر حاصل از جداسازی رگ های شبکه به صورت دستی توسط پزشکان متخصص دیده می شود.

۴-۴- مرحله پیش پردازش و حذف اثر دیسک نوری

در مرحله ی پیش پردازش ابتدا یک فیلتر میانه جهت حذف نویز ضربه اعمال می گردد و در مرحله ی دوم، تصویر تحت رابطه ی (۱۲) نگاشت می شود. این نگاشت مقدار مثبت f $\log(f)$ را به مقادیر پیکسل ها اضافه می کند، این امر موجب کاهش تاریکی کاذب موجود در تصاویر شبکه می شود و تا حدودی اثر پیش زمینه ی تصویر را در مرحله ی آستانه گذاری از بین می برد.

$$f = f \times (1 - \log(f)) \quad (12)$$

در شکل (۱۴) نتیجه ی حاصل شده از مرحله ی پیش پردازش را مشاهده می کنید.



شکل ۱۴: اعمال مرحله ی پیش پردازش الف- تصویر اصلی ب- پس از پیش پردازش

۴-۵- پنجره گذاری و پردازش محلی

در این مرحله که بخش اصلی الگوریتم را تشکیل می دهد، یک پنجره به ابعاد $M \times M$ بر روی تصویر حرکت داده می شود و مقدار پیکسل مرکزی پنجره در هر بار، با یک مقدار جدید جایگزین می شود. این مقدار جدید متناسب با میانگین مقادیر داخل پنجره و ماکزیمم و مینیمم کلی تصویر طبق روابط (۱۳) تا (۱۶) محاسبه می گردد. در بررسی انجام شده بهترین انتخاب برای M برابر یک چهلیم ابعاد تصویر می باشد، البته تغییرات M حول این مقدار تاثیر نامطلوبی بر روی کارایی الگوریتم نخواهد داشت، به عبارت دیگر حساسیت به مقدار M بسیار اندک می باشد که می توان آن را نادیده گرفت. در جدول (۲) میزان پارامتر صحت به ازای مقادیر مختلف M محاسبه شده است، همان طور که مشاهده می شود مقدار ماکزیمم صحت در $M = 10$ (یک-چهلیم ابعاد تصویر 395×393) به دست می آید و تغییرات M حول این مقدار، تاثیری بر روی پارامتر صحت نداشته است.

جدول (۲): محاسبه ی پارامتر صحت به ازای مقادیر مختلف M

M	۴	۶	۸	۱۰	۱۲	۱۴	۱۶
صح	۸۹	۸۹	۹۰	۹۰	۹۰	۹۰	۹۰
ت	۱/۴	۱/۹	۱/۲	۱/۴	۱/۳	۱/۳	۱/۱

اگر f تصویر اصلی و $f(i, j)$ پیکسل مرکزی پنجره باشد آن را با $g(i, j)$ که به صورت نرمالیزه شده نیز می باشد، جایگزین می کنیم.

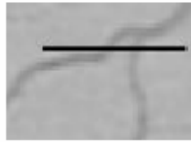
$$f(i, j) \rightarrow g(i, j) = \frac{H - S_{f \min}}{S_{f \max} - S_{f \min}} \quad (13)$$

$$H = \frac{1}{\text{mean} + \left(\frac{1}{\sqrt{\text{var}}} \right) \exp\left(\frac{-(\text{mean} - f(i, j))^{0.98}}{\sqrt{\text{var}}} \right)} \quad (14)$$

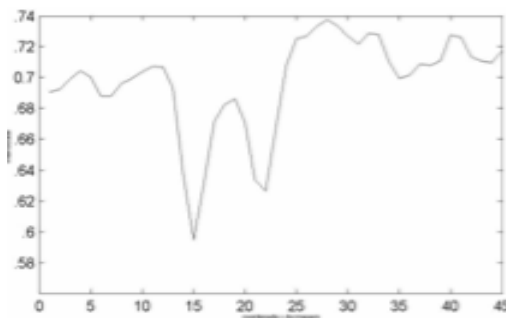
$$S_{f \min} = \frac{\text{mean}}{1 + \exp\left(\frac{-(\text{mean} - f_{\min})}{\sqrt{\text{var}}} \right)} \quad (15)$$

$$S_{f \max} = \frac{\text{mean}}{1 + \exp\left(\frac{-(\text{mean} - f_{\max})}{\sqrt{\text{var}}} \right)} \quad (16)$$

$mean$ و var میانگین و واریانس مقادیر داخل پنجره و f max و $f \min$ به ترتیب مقادیر ماکزیمم و مینیمم کل پیکسل های تصویر f هستند. پس از اجرای این مرحله کنتراست رگ ها به مقدار بسیار خوبی بهبود بخشیده می شود. در شکل (۱۶) یکی از این پنجره ها به همراه رسم یک مقطع عرضی رگ در تصویر را مشاهده می کنید.



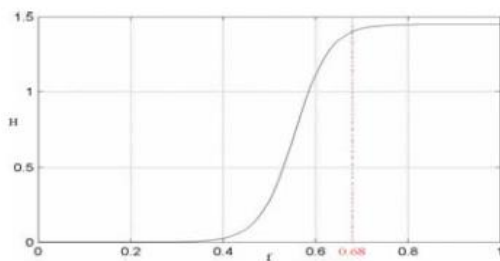
الف



ب

شکل ۱۶: الف- پنجره ای از تصویر اصلی ب- مقطع عرضی رگ.

در این پنجره مقدار میانگین برابر $mean = 0.68$ و واریانس $var = 0.0015$ است که بر اساس آن تابع H با مقدار به صورت شکل (۱۷) رسم می گردد.



شکل ۱۷: تابع H با مقادیر $mean = 0.68$ و $var = 0.0015$.

از آنجا که مقادیر رگ ها همواره از مقدار میانگین پایین تر است، بنابراین مقادیر پایین تر از میانگین تحت تابع فوق

در این مرحله با اعمال آستانه گذاری بر روی تصویر مرحله ی قبل، یک تصویر باینری را تشکیل می دهیم که مقادیر یک بیانگر پیکسل های رگ و مقادیر صفر بیان کننده ی پیکسل های غیر رگ هستند. آستانه ی انتخابی برای همه ی تصاویر از طریق هیستوگرام تصویر انتخاب می شود. شکل (۲۰) تصویر باینری حاصل از آستانه گذاری را نشان می دهد.



شکل ۲۰: تصویر باینری حاصل از اعمال آستانه گذاری

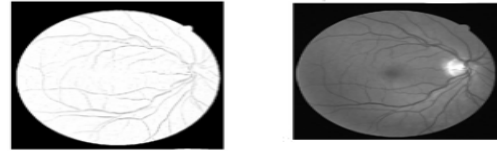
۵- ارزیابی عملکرد و مقایسه نتایج

پیاده سازی الگوریتم در محیط متلب روی تصاویر مجموعه داده کلید مقدار انجام شده است. برای ارزیابی عملکرد از چهار معیار حساسیت^{۳۶}، ویژه کاری^{۳۷}، صحت و دقت استفاده شده است. در جدول (۳) کمیت های مورد نیاز برای محاسبه این معیارها معرفی شده است.

جدول ۳: کمیت های استفاده شده در معیارهای ارزیابی

کمیت	توضیحات
TP	تعداد پیکسل های رگ که به درستی تشخیص داده شده
FP	تعداد پیکسل های رگ که به درستی تشخیص داده نشده
TN	تعداد پیکسل های غیر رگ که به درستی تشخیص داده شده
FN	تعداد پیکسل های غیر رگ که به اشتباه رگ تشخیص داده شده

نگاشت شده و مقادیر بزرگ تر از میانگین که قطعا رگ نمی باشند همگی به یک مقدار تقریباً ثابت نگاشت می شوند. پس از اجرای کامل این عملیات بر روی تمام تصویر، حاصله، نمایان تر شدن رگ ها به میزان بسیار زیادی را به دنبال خواهد داشت. شکل (۱۸) این نتیجه را نشان می دهد.



الف ب

شکل ۱۸: الف- تصویر اصلی ب- پس از پردازش محلی

مشکلی که در این مرحله با آن روبرو هستیم آنست که در رگ های با قطر زیاد که پنجره ی مورد نظر تمام سطح آنها را نمی پوشاند، پس از اتمام کار مرکز این رگ ها تهی می شود و به صورت دو خط موازی ظاهر می شوند. جهت رفع این مشکل پس از اعمال پردازش محلی از یک سری عملیات مورفولوژی (Opening and Closing) که تحت عنوان عملیات مکمل از آنها یاد می کنیم، جهت پر کردن فضای بین مرز رگ ها استفاده می کنیم. شکل (۱۹) چگونگی اثرگذاری این عملیات مکمل را نشان می دهد.



الف ب

شکل ۱۹: الف- قبل از اعمال عملیات مکمل ب- بعد از انجام عملیات مکمل.

همان طور که مشاهده می شود عملیات مکمل قطر رگ ها را تغییر نمی دهد.

۴-۶- آستانه گذاری

³⁷ Sensitivity

³⁸ Specificity

در جدول (۵) مقایسه‌ای بین الگوریتم پیشنهادی با برخی از روش‌های موجود صورت گرفته است.

جدول ۵: مقایسه‌ی کمی الگوریتم پیشنهادی با برخی از روش‌های موجود

روش	صحت	حساسیت	ویژه واری
الگوریتم پیشنهادی	۰/۹۶۵۷۸	۰/۹۲۸۹۶	۰/۹۸۹۶۵
EMARY[13]	۰/۹۳۶۸	۰/۹۳۷۸	۰/۸۹۹۴
Al Shehhi [14]	۰/۹۳۴	۰/۸۵۰	۰/۹۴۴
SINGH[15]	۰/۹۵۲۲	۰/۷۵۹۴	۰/۹۲۳۵
Liskowski and Krawiec[16]	۰/۹۲۳۰	۰/۹۲۴۱	۰/۹۱۶۰
Oliveira[17]	۰/۹۴۶۴	۰/۸۶۴۴	۰/۹۳۶۷
IMANI[19]	۰/۹۵۲۳	۰/۷۵۲۴	۰/۹۷۵۳
MISHRA[20]	۰/۹۵۴۰	۰/۸۹۱۶	۰/۹۶۰۱
WANG[21]	۰/۹۵۸۱	۰/۷۹۹۱	۰/۹۸۱۳
Uysal and Guraksin[22]	۰/۹۴۱۹	۰/۹۶۸۲	۰/۷۵۴۸
Oliveira[23]	۰/۹۸۰۴	-	۰/۸۰۳۹
DAI[24]	۰/۹۴۱۸	۰/۷۳۵۹	۰/۹۷۲۰
شاه بیگ و پورقاسم [۲۵]	۰/۹۷۱۱	۰/۸۶۳۱	۰/۸۸۷۵
خرقانیان و احمدی فرد[۲۶]	۰/۹۴۷۳	۰/۷۷۶۱	-

برای بررسی کارایی و میزان دقت روش پیشنهادی با ۱۴ الگوریتم دیگر، معیار صحت به عنوان تعیین عملکرد استخراج رگ‌های خونی در تصاویر شبکه انتخاب شده است. معیار صحت، نرخ تعداد پیکسل‌های صحیح تشخیص داده شده مطابق با تصاویری که به صورت دستی برچسب‌گذاری شده‌اند را نشان می‌دهد. در جدول (۵) مقادیر کمی معیارهای ارزیابی مربوط به هر کدام از روش‌ها ذکر شده است. نتایج بررسی‌ها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی با

الف) معیار حساسیت مطابق رابطه (۱۷) بیان‌کننده میزان رگ‌هایی است که به درستی شناسایی شده‌اند. این معیار از تقسیم تعداد پیکسل‌هایی از رگ که به درستی تشخیص داده شده‌اند بر تعداد کل پیکسل‌های رگ موجود در تصویر محاسبه می‌شود. در این رابطه P تعداد پیکسل‌های رگ در تصویر است.

$$Sensitivity = \frac{TP}{P} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (17)$$

ب) معیار ویژگی (رابطه (۱۸)) با توجه به معیار مثبت کاذب^{۳۸} محاسبه می‌گردد.

$$Specificity = 1 - FPR = 1 - \frac{FN}{FN+TN} \quad (18)$$

معیار مثبت کاذب میزان رگ‌هایی که به اشتباه رگ شناخته شده است را نمایش می‌دهد. این معیار از تقسیم تعداد پیکسل‌هایی که به اشتباه جزء پیکسل‌های رگ کلاس‌بندی شده است بر تعداد کل پیکسل‌های غیررگ به دست می‌آید.

ج) معیار صحت به صورت نسبت کل پیکسل‌هایی که به درستی کلاس‌بندی شده است به تعداد کل پیکسل‌های موجود در تصویر تعریف می‌شود (رابطه (۱۹)).

$$ACC = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \quad (19)$$

د) معیار دقت توانایی در تشخیص پیکسل‌های پس‌زمینه را اندازه‌گیری می‌کند (رابطه (۲۰)).

$$SP = \frac{TN}{N} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (20)$$

معیار دقت از تقسیم تعداد پیکسل‌هایی که به درستی غیررگ تشخیص داده شده‌اند بر تعداد کل پیکسل‌های غیررگ به دست می‌آید. معیارهای ارزیابی برای تمام تصاویر موجود در مجموعه داده کلید مقدار بررسی شده و میانگین حاصل از این نتایج در جدول (۴) قرار داده شده است.

جدول ۴: نتایج استخراج رگ‌های خونی شبکه برای تمام

تصاویر موجود در مجموعه داده کلید مقدار

کمیت‌های ارزیابی کارایی

روش پیشنهادی	حساسیت	ویژه واری	صحت	دقت
۰/۹۲۸۹۶	۰/۹۸۹۶۵	۰/۹۶۵۷۸	۰/۹۱۷۵۶	

³⁹ False Positive Rate (FPR)

می‌دهد. جداسازی رگ‌های خونی شبکه در تشخیص بیماری‌های شبکه اولویت بالایی دارد. در این مقاله روشی جدید برای استخراج رگ‌های خونی از تصاویر شبکه بیان شده است. ابتدا تصویر شبکه به تصویر سطح خاکستری تبدیل شده و نوفه‌های احتمالی با فیلتر میانه حذف می‌شود. فیلترهای تصویری در چهار جهت مختلف بر روی تصویر اعمال شده و با پیوند دادن این نقاط خطوطی به دست می‌آید که از مرکز رگ عبور می‌کنند. سپس استخراج رگ-های خونی با استفاده از روش گسترش ناحیه و حذف نوفه انجام می‌شود. برای ارزیابی روش پیشنهادی از تصاویر موجود در مجموعه داده کلید مقدار استفاده شده و مقادیر حساسیت، ویژه‌واری، دقت و صحت محاسبه شده است و میانگین این معیارها به ترتیب ۰/۹۲۸۹۶، ۰/۹۸۹۶۵، ۰/۹۱۷۵۶ و ۰/۹۶۵۷۸ گزارش شد. مقادیر این معیارها حاکی از عملکرد رضایت بخش روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد.

۷- منابع

- [1] Jafari M., "Internet of Things in eye diseases using smart glasses", *International Journal of Engineering Education*, 9: 1034-1042, 2017.
- [2] Mane D., Londhe N., Patil N., Patil O., and Vidhate P., "A Survey on Diabetic Retinopathy Detection Using Deep Learning", *Data Engineering for Smart Systems*. Springer, 238: 621-637, 2022. <https://doi.org/10.1007/978-981-16-2641-8-59>.
- [3] Ji L., Tian H., Webster K. A., and Li W., "Neurovascular regulation in diabetic retinopathy and emerging therapies", *Cellular and Molecular Life Sciences*, 78: 5977-5985, 2021. <https://doi.org/10.1007/s00018-021-03893-9>.
- [4] Antonetti D. A., Silva P. S., and Stitt A. W., "Current understanding of the molecular and cellular pathology of diabetic retinopathy." *Nature Reviews Endocrinology*, 17(4): 195-206, 2021. <https://doi.org/10.1038/s41574-020-00451-4>.
- [5] Li H. and Zheng M., "Analysis of optic disc and macular vascular density in patients with non-proliferative diabetic retinopathy", *American Journal of Translational Research*, 13(8): 9160-9167, 2021.
- [6] Ranjit G., Saha A., and Das S., "A Improved Vessel Extraction Scheme from Retinal Fundus Images", *Multimedia Tools and Applications*,

استفاده از سه مرحله (پیش‌پردازش، استخراج خطوط مرکزی رگ و جداسازی رگ‌ها) از نتایج رضایت‌بخشی برخوردار است. در مرحله پیش‌پردازش، فیلتر میانه بر روی تصویر خاکستری اعمال شده که باعث می‌شود رگ‌ها در مرحله استخراج خطوط مرکزی با دقت استخراج شوند. خطوط مرکزی رگ با استفاده از فیلترهای چهارگانه به دست آمده و با استفاده از روش گسترش ناحیه و حذف نویز، دقت استخراج رگ‌های خونی به طور قابل ملاحظه‌ای افزایش یافته است. همچنین از مزایای روش پیشنهادی، می‌توان به تشخیص بالای رگ‌های خونی شبکه اشاره کرد.

روش Niemeijer [۴۷] بر پایه‌ی دسته‌بندی کننده‌ی KNN عمل می‌کند و بردار ویژگی از میزان سطوح روشنایی پیکسل‌ها تشکیل می‌شود و در دسته‌ی روش‌های مبتنی بر تقسیم بندی پیکسل‌ها قرار می‌گیرد. روش Chaudhuri [۲۸] در بخش قبل مورد بررسی قرار گرفت و بر پایه‌ی فیلترهای منطبق عمل می‌کند. روش Perez [۴۲] نیز در بخش قبل معرفی شد و بر اساس تحلیل‌های چند مقیاسه می‌باشد. روش Zana [۴۷] بر مبنای استفاده از ریاضیات مورفولوژی عمل می‌کند و با اجرای یک‌سری عملیات مورفولوژی و در نهایت اعمال یک مرحله آستانه‌گذاری، عمل استخراج رگ‌ها را انجام می‌دهد. در روش Jiang [۳۳] استخراج رگ‌ها را توسط یک آستانه‌گذاری محلی منطبق بر پایه‌ی جستجوی چند آستانه‌ای پیشنهاد می‌کند، چرا که معتقد است آستانه‌گذاری عمومی به دلیل یکنوا نبودن پیش‌زمینه‌ی تصاویر شبکه نمی‌تواند مفید باشد.

روشی که در این مقاله ارائه گردیده در دسته‌ی روش‌های Window based قرار می‌گیرد و یک پنجره با سایز کوچک بر روی تصویر حرکت می‌کند و پیکسل مرکزی آن در هر بار با مقدار جدید بر اساس یک منطق ریاضی خاصی جایگزین می‌گردد. معیارهای صحت، حساسیت و خصوصیت نیز اغلب در مقایسه‌ی نتایج روش‌های مختلف با هم مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۶- نتیجه‌گیری

استخراج رگ‌های خونی از تصاویر شبکه به منظور تشخیص بیماری‌های چشم امری حیاتی است. التهاب در رگ‌های خونی به دلیل تغییرات عروق خونی شبکه رخ

- [16] Liskowski P. and Krawiec K., "Segmenting Retinal Blood Vessels with Deep Neural Networks", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35(11): 2369-2380, 2016. <https://doi.org/10.1109/TMI.2016.2546227>.
- [17] Oliveira W. S., Teixeira J. V., Ren T. I., Cavalcanti G. D. C., and Sijbers J., "Unsupervised Retinal Vessel Segmentation Using Combined Filters", *PLOS ONE*, 11(2): 1-21, 2016. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0149943>.
- [18] Abdellahoum H., Mokhtari N., Brahimi A., and Boukra A., "CSFCM: An Improved Fuzzy C-Means Image Segmentation Algorithm Using a Cooperative Approach", *Expert Systems with Applications*, 166: 114063-114085, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114063>.
- [19] Imani E., Javidi M., Pourreza H., "Improvement of Retinal Blood Vessel Detection Using Morphological Component Analysis", *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 118(3): 263-279, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2015.01.004>.
- [20] Mishra S., Chen D. Z., and Hu X. S., "A data-aware deep supervised method for retinal vessel segmentation", *2020 IEEE 17th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, pp. 1254-1257, 2020. <https://doi.org/10.1109/ISBI45749.2020.9098403>.
- [21] Wang D., Haytham A., Pottenburgh J., Saeedi O., and Tao Y., "Hard attention net for automatic retinal vessel segmentation", *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 24(12): 3384-3396, 2020. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2020.3002985>.
- [22] Uysal E. and Guraksin G. E., "Computer-aided retinal vessel segmentation in retinal images: convolutional neural networks", *Multimedia Tools and Applications*, 80(3): 3505-3528, 2021. <https://doi.org/10.1007/s11042-020-09372-w>.
- [23] Oliveira A., Pereira S., and Silva C. A., "Retinal vessel segmentation based on Fully Convolutional Neural Networks", *Expert Systems with Applications*, 112: 229-242, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.06.034>.
- [24] Dai P., Luo H., Sheng H., Zhao Y., Li L., Wu J., Zhao Y., and Suzuki K., "A new approach to segment both main and peripheral retinal vessels based on grayvoting and gaussian mixture model", *PLoS ONE*, 10(6): 1-22, 2015.
- [۲۵] شاهبیک ص.، پورقاسم ح.، «استخراج رگ های خونی تصاویر شبکیه با استفاده از تبدیل نسل جدید کرولت و
- 78(18): 25221-25239, 2019. <https://doi.org/10.1007/s11042-019-7719-9>.
- [7] Prouski G., Jafari M., and Zarrabi H., "Internet of Things in Eye Diseases, Introducing a New Smart Eyeglasses Designed for Probable Dangerous Pressure Changes in Human Eyes." *International Conference on Computer and Applications*, 364-368, 2017. <https://doi.org/10.1109/COMAPP.2017.8079762>.
- [8] Crabtree G. S. and Chang J. S., "Management of complications and vision loss from proliferative diabetic retinopathy", *Current diabetic reports*, 21(9): 1-8, 2021. <https://doi.org/10.1007/s11892-021-01396-2>.
- [9] American Diabetes Association, (online): <http://diabetes.com/Article/7/10noticesdiabetesEye> s, visited on 26 February, 2021.
- [10] Soomro T. A., Afifi A. J., Gao J., Hellwich O., Zheng L., and Paul M., "Strided Fully Convolutional Neural Network for Boosting the Sensitivity of Retinal Blood Vessels Segmentation", *Expert Systems with Applications*, 134: 36-52, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.05.029>.
- [11] Nguyen U. T. V., Bhuiyan A., Park L. A. F., and Ramamohanarao K., "An Effective Retinal Blood Vessel Segmentation Method Using Multi-Scale Line Detection", *Pattern Recognition*, 46(3): 703-715, 2013.
- [۱۲] هویدا ف.، شاهبهرامی ا.، «ارزیابی کارایی تشخیص جعل کپی- انتقال تصاویر مبتنی بر بلاک بندی»، مجله محاسبات نرم، جلد ۷، شماره ۱، ص. ۷۹-۶۲، ۱۳۹۷.
- [13] Emary E., Zawbaa H. M., Hassanien A. E., and Parv B., "Multi-Objective Retinal Vessel Localization Using Flower Pollination Search Algorithm with Pattern Search", *Advanced Data Analysis and Classification*, 11(3): 611-627, 2017. <https://doi.org/10.1007/s11634-016-0257-7>.
- [14] Al Shehhi R., Marpu P. R., and Woon W. L., "An Automatic Cognitive Graph-Based Segmentation for Detection of Blood Vessels in Retinal Images", *Mathematical Problems in Engineering*, pp. 1-15, 2016. <https://doi.org/10.1155/2016/7906165>.
- [15] Singh N. P. and Srivastava R., "Retinal Blood Vessels Segmentation by Using Gumbel Probability Distribution Function Based Matched Filter", *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 129: 40-50, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2016.03.001>.

Blood Vessel Segmentation Methodology Using Wavelet Transforms Assessment of Diabetic Retinopathy”, *Eighth Asia Pacific Symposium on Intelligent and Evolutionary Systems*, Cairns, Australia, pp. 50-60, 2004.

[37] J. J. G. Leandro, J. V. B. Soares, R. M. Cesar-Jr., and H. F. Jelinek. “Blood vessels segmentation in non-mydratic images using wavelets and statistical classifiers”, *In Proc. Of the 16th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing – SIBGRAPI*, pages 262-269. *IEEE Computer Society Press*, 2003.

[38] X. Gao, A. Bharath, A. Stanton, A. Hughes, N. Chapman, and S. Thom. “A method of vessel tracking for vessel diameter measurement on retinal images”, *In ICIP01*, pages II: 881-884, 2001.

[39] M. Lalonde, L. Gagnon, and M.-C. Boucher. “Non-recursive paired tracking for vessel extraction from retinal images”, *In Proc. Of the Conference Vision Interface 2000*, pages 61-68, 2000.

[40] A. Can, H. Shen, J. N. Turner, H. L. Tanenbaum, and B. Roysam. “Rapid automated tracing and feature extraction from retinal fundus images using direct exploratory algorithms”, *IEEE Trans on Information Technology in Biomedicine*, 3(2): 125-138, 1999.

[41] Y. A. Tolias and S. M. Panas. “A fuzzy vessel tracking algorithm for retinal images based on fuzzy clustering”, *IEEE Trans on Medical Imaging*, 17: 263-273, April. 1998.

[42] M. E. Martinez-Perez, A. D. Hughes, A. V. Stanton, S. A. Thom, A. A. Bharath, and K. H. Parker. “Retinal blood vessel segmentation by means of scale-space analysis and region growing”, *In Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention-MICCAI*, 1999, pp. 90-97.

[43] Ahmed Dourhri and etl, KVMod—A Novel Approach to Design Key-Value NoSQL Databases, Feature Papers in Information in 2023, oct 2023.

[۴۴] محمدی م.، نجاتی ف.، «نشان‌نگاری با رویکرد تجزیه ماتریسی هسنبِرگ»، مجله محاسبات نرم، جلد ۹، شماره ۱، ص. ۱۵۷-۱۴۶، ۱۳۹۹.

[۴۵] میرزاخانی ع.، محمدپور م.، «تشخیص تخریب دیسک بین مهره‌ای کمر با استفاده از تصاویر MRI»، مجله محاسبات نرم، جلد ۹، شماره ۱، ص. ۱۲۳-۱۱۴، ۱۳۹۹.

عملگرهای مورفولوژی وزن‌دار شده وفقی»، هوش محاسباتی در مهندسی برق، دوره ۳، شماره ۴، ص. ۶۳-۷۶، ۱۳۹۱.

[۲۶] خرقانیان ر.، احمدی فرد ع.، «استخراج خطوط مرکزی رگ‌های شبکه چشم با استفاده از ویژگی‌های توپوگرافیکی و فیلترهای جهت‌دار»، سیستم‌های هوشمند در مهندسی برق، دوره ۳، شماره ۱، ص. ۲۸-۱۷، ۱۳۹۱.

[27] L. Gang, O. Chutatape, and S. M. Krishnan. “Detection and measurement of retinal vessels in fundus images using amplitude modified second-order Gaussian filter”. *IEEE Trans on Biomedical Engineering*, 49(2): 168-172, 2002.

[28] S. Chaudhuri, S. Chatterjee, N. Katz, M. Nelson, and M. Goldbaum, “Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters”, *IEEE Trans on Med. Image.*, vol. 8, pp. 263-269, Sept. 1989.

[29] J. J. Staal, M. D. Abr amoff, M. Niemeijer, M. A. Viergever, and B. van Ginneken, “Ridge based vessel segmentation in color images of the retina,” *IEEE Trans on Medical Imaging*, vol. 23(4): 501-509, 2004.

[30] A. Hoover, V. Kouznetsova, and M. Goldbaum, “Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response”, *IEEE Trans. Med. Image.*, vol. 19, pp. 203-210, Mar. 2000.

[31] <http://www.isi.uu.nl/Research/key> value

[32] <http://www.ces.clemson.edu/~ahoover/stare>

[33] X. Jiang and D. Mojon, “Adaptive local thresholding by verification based multithreshold probing with application to vessel detection in retinal images”, *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25(1): 131-137, 2003.

[34] J. V. B. Soares, J. J. G. Leandro, R. M. Cesar-Jr., H. F. Jelinek, and M. J. Cree. “Using the 2-D morlet wavelet with supervised classification for retinal vessel segmentation”, *In IV Workshop de Teses e Dissertacoes em Computacao Grafica e Processamento de Imagens, CD-ROM – 18th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, Natal, RN, 2005.

[35] W. T. Freeman and E. Adelson. “The design and use of steerable filters,” *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(9): 891-906, Sept 1991.

[36] D. J. Cornforth, H. J. Jelinek, J. J. G. Leandro, J. V. B. Soares, Jr. R. M. Cesar, M. J. Cree, P. Mitchell, T. Bossamaier, “Development of Rentinal

[48] F. Zana and J. Klein, "Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation", *IEEE Trans on Image Processing*, 10(7): 1010-1019, 2001.

[49] Di Wu, Ming Zhang, Jyh-Charn Liu, and Wendall Bauman, "On the Adaptive Detection of Blood Vessels in Retinal Images", *IEEE Trans on Biomedical Engineering*, vol. 53(2), Feb 2006.

[46] K. G. Goh, W. Hsu, M. L. Lee. "An Automatic Diabetic Retinal Image Screening System", *Medical Data Mining and Knowledge Discovery*, Springer-Verlag, 2000.

[47] M. Niemeijer, J. J. Staal, B. van Ginneken, M. Loog, and M. D. Abramoff, "Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database", *In SPIE Medical Imaging*, J. M. Fitzpatrick and M. Sonka, Eds., vol. 5370, pp. 648-656, 2004.

Presenting a combined method in digital image processing to diagnose blood vessel damage

Damage to blood vessels is one of the most common causes of blindness in the world. Identification of vessels from retinal images plays an important role in the diagnosis of eye diseases such as damage to blood vessels. The extraction of retinal blood vessels is done manually by the doctor, which is time-consuming and difficult, and due to the dependence on the individual, it is associated with errors. It is difficult to identify small vessels in retinal images due to low contrast and rotation. In this article, a new and combined method for extracting blood vessels from retinal digital images is presented. The steps of this method are as follows: removal of noise in retinal images, extraction of central lines of vessels, use of area expansion and removal of noise, application of local processing operations based on the statistical characteristics of the image to improve the contrast of vessels and background, template matching operation to remove the effect Optical disk, applying morphological operations to fill the space between the borders of the vessels and finally extract blood vessels in retinal images. Compared to other methods, the results of this algorithm are a very suitable option for diagnosing blood vessel damage by digital image processing. To evaluate the proposed method, the available images from the value key database were used and the values of sensitivity, precision and accuracy were calculated and the average of these criteria was reported as 0.92896, 0.98965, 0.91756 and 0.96578 respectively. The values of these criteria indicate the satisfactory performance of the proposed method compared to other methods.