استخراج رگ از تصاویر شبکیه چشم مبتلا به رتینوپاتی دیابتی با استفاده از روشی مبتنی بر ساختارشناسی

زهرا اصغرزاده بناب[۱]، کارشناس ارشد؛ سعید مشگینی[۲]، استادیار

۱- گروه مهندسی پزشکی - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تبریز - تبریز - ایران - z.asgharzadeh.b94@ms.tabrizu.ac.ir
۲- گروه مهندسی پزشکی - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تبریز - تبریز - ایران - meshgini@tabrizu.ac.ir

چکیده: دیابت، نوعی بیماری شایع در جهان است. اولین عضوی که معمولاً دچار آسیب می‌شود؛ چشم می‌باشد. رتینوپاتی دیابتی، به معنی آسیب به شبکیه است که شامل تغییرات عروق خونی شبکیه است و می‌تواند به خونریزی، نشت مایع و یا تحریف دید منجر شود. جداسازی رگ‌های خونی از اولویت‌های تشخیص بیماری‌های شبکیه است. عکس‌برداری از شبکیه نیازمند استفاده از سیستم نوری پیچیده‌ای به نام دوربین فونداس یا عمقی است. دوربین عمقی، یک دوربین دیجیتال معمولی است که به‌منظور تهیه تصاویر از شبکیه مورد استفاده قرار می‌گیرد، برخلاف دستگاه‌های ته‌چشم بین، این دستگاه‌ها امکان ذخیره داده‌ها را نیز فراهم می‌کنند. در این مقاله، روشی برای استخراج رگ‌های خونی از تصویر شبکیه مبتنی بر ساختارشناسی (مورفولوژی) ارائه شده است. رگ‌ها بخشی هستند که باید قبل از تشخیص ضایعه‌های رتینوپاتی دیابتی از تصویر حذف شوند. در ابتدا برای بهبود کیفیت از عملگرهای مورفولوژی بر روی تصویر شبکیه رنگی استفاده می‌شود. سپس، با روش‌های مورفولوژی، دیسک نوری از تصویر حذف می‌گردد. سپس، رگ‌های خونی تصویر شبکیه با استفاده از دو الگوریتم مجزا استخراج می‌شوند. با ترکیب این دو الگوریتم، رگ‌های خونی با جزئیات بیشتری استخراج می‌گردند. در نهایت با استفاده از فیلتر میانه، نویز احتمالی حذف می‌شود و رگ‌های خونی با دقت بیشتری استخراج می‌شوند. الگوریتم پیشنهادی این مقاله بر روی تصاویر پایگاه داده Drive مورد ارزیابی قرار گرفته و نتایج مناسبی حاصل شده است. مقادیر متوسط اختصاصیت، حساسیت و صحت روش ارائه‌شده به‌ترتیب ۰/۹۸، ۰/۷۵۱ و ۰/۹۶۰ می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: تصویر شبکیه، رگ‌های خونی، رتینوپاتی دیابتی، استخراج رگ، ساختارشناسی.

Vessel Extraction of Retinal Images of Diabetic Retinopathy Using A Morphology-based Algorithm

Z. Asgharzadeh Bonab[1], Msc; S. Meshgini[2], Assistant Professor

1- Department of Biomedical Engineering, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, Email: z.asgharzadeh.b94@ms.tabrizu.ac.ir
2- Department of Biomedical Engineering, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, Email: meshgini@tabrizu.ac.ir

Abstract: Diabetes is a common disease in the world. The first member that is usually damaged is the eye. Diabetic retinopathy is a diabetic disorder and occurs due to changes in the blood vessels of the retina. Extracting blood vessels is initial step for diagnosis of retina problems. Imaging of Retina needs some special cameras called fundus. It is a digital camera that captures retina images ad is capable to save them. The purpose of this paper is to provide a method for the diagnosis of blood vessels based on morphology on retina images. After converting a color image to a gray scale one and improving the quality, morphological operators are used to remove the optical disk from the image. Then, blood vessels are extracted from the retina image by two different methods. Combining these two methods gives more detailed results. Possible noise is then removed using median filters. Finally, the results are combined and the blood vessels are extracted. The proposed algorithm has been evaluated over the images from the Drive database. The experimental results shows the effectiveness of our proposed method. The average result of specificity, sensitivity and accuracy are 0.98, 0.751 and 0.960, respectively.

Keywords: Retina image, blood vessels, diabetic retinopathy, vessel extraction, morphology.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۱۲/۲۳
تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۸/۰۳/۰۸
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۰۳/۲۵
نام نویسنده مسئول: سعید مشگینی
نشانی نویسنده مسئول: ایران - تبریز - بلوار ۲۹ بهمن - دانشگاه تبریز - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر.

۱- مقدمه

پردازش تصویر و بینایی ماشین از شاخه‌های مهم مبحث پردازش سیگنال و آنالیز داده‌ها می‌باشد که مورد توجه محققان رشته‌های مختلف از جمله مهندسی برق و مهندسی پزشکی و ریاضی کاربردی قرار گرفته است. پردازش تصویر شاخه‌ای از پردازش سیگنال به حساب می‌آید که در آن، سیگنال‌های ورودی به سیستم، تصاویر دیجیتال می‌باشند و خروجی عمل پردازش، می‌تواند تصویر یا هرگونه اطلاعات مفید دیگری باشد که از آن تصویر به‌دست آمده است. پردازش تصویر دارای دو شاخه عمده بهبود تصاویر و بینایی ماشین است. بهبود تصاویر دربرگیرنده روش‌هایی مانند استفاده از فیلترها و یا افزایش تضاد برای بهتر کردن کیفیت دیداری تصویر و اطمینان از نمایش درست آن‌ها در محیط مقصد (مانند چاپگر یا نمایشگر رایانه) است. درحالی‌که بینایی ماشین به روش‌هایی می‌پردازد که به کمک آن‌ها می‌توان معنی و محتوای تصویر را درک کرد. پردازش تصویر، شامل کاربردهای متعددی است که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به بهبود کیفیت تصویر، بازسازی تصاویر تخریب‌شده، حذف نویز، آشکارسازی لبه، بازشناسی چهره برای کاربردهای امنیتی، یادگیری ماشین برای تشخیص بیماری‌هایی مثل سرطان اشاره کرد [۲،۱].

تصویربرداری پزشکی روش و فن برای تولید تصویر از بدن انسان است. هدف تصویربرداری می‌تواند تشخیص بیماری یا پیگیری درمان باشد. در یک دسته‌بندی عمده می‌توان دستگاه‌های تصویربرداری را به دو دسته ساختاری و عملکردی تقسیم‌بندی کرد. دستگاه‌های تصویربرداری چون رادیوگرافی، سی‌تی‌اسکن و سیستم تصویربرداری تشدید مغناطیسی، تصاویر ساختاری را ایجاد می‌کنند. این نوع تصاویر ساختار و جزئیات آناتومیکی بافت را نشان می‌دهند. از نظر این نوع دستگاه‌های تصویربرداری تفاوتی بین انسان زنده و مرده وجود ندارد. در مقابل دستگاه‌های تصویربرداری همچون برش‌نگاری با گسیل پوزیترون [۱] و دوربین عمقی [۲]، تصاویر عملکردی را حاصل می‌کنند که در این نوع تصویر ویژگی‌های تصویر نمایش داده می‌شود. اگر از یک فرد غیرزنده تصویری توسط این دستگاه‌ها اخذ گردد محتوی درستی نخواهد داشت. در برخی مواقع به اطلاعات هردو سیستم فوق برای تشخیص دقیق‌تر نیاز است. گردآوری و نمایش توأم این اطلاعات در یک تصویر فرآیند ادغام خوانده می‌شود [۳].

در تصویربرداری شبکیه از دوربین‌ها و اسکنرهایی برای ایجاد تصاویر بزرگ‌شده از پشت‌چشم استفاده می‌گردد و این تصاویر شامل شبکیه هستند. عکس‌برداری از شبکیه نیازمند استفاده از سیستم نوری پیچیده‌ای به نام دوربین عمقی است. تصویربرداری عمقی نقش اساسی در نظارت بر ضایعات دیابتی دارد، اهمیت این تصاویر زمانی مشخص می‌شود که به‌درستی گرفته شده و الگوریتم‌های پردازش‌تصویر مناسبی روی آن اعمال شود. تصویربرداری از شبکیه به پزشکان کمک می‌کند تا مشکلات چشمی را سریع‌تر تشخیص داده و آن‌ها را درمان کنند. همچنین پزشکان می‌توانند بررسی کنند آیا بیماری رو به وخامت است یا درمان بر روی این روند اثرگذار است یا خیر. دوربین فونداس به‌طور طبیعی در دو حالت کار می‌کند. در تصویربرداری رنگی، شبکیه به‌طور تمام‌رنگی زیر روشنایی نور سفید بررسی می‌شود. در تصویربرداری بدون رنگ قرمز، رگ‌ها و سایر ساختارها از نظر کنتراست بهبود پیدا می‌کنند و نور تصویربرداری فیلتر می‌شود تا رنگ‌های قرمز حذف شوند.

رتینوپاتی دیابتی [۳] از بیماری‌های شدید و شایع چشم می‌باشد که به‌عنوان نشانه‌ای از بیماری دیابت در شبکیه محسوب می‌شود. پرده شبکیه، یک لایه عصبی در پشت چشم است که نور را درک می‌کند و تصاویر را به مغز می‌فرستد. واژه رتینوپاتی به معنی آسیب به شبکیه است. این عارضه انواعی دارد که رایج‌ترین نوع آن، رتینوپاتی غیرتکثیری یا زمینه‌ای [۴] است. در این حالت، مویرگ‌های شبکیه آسیب می‌بینند و نشت‌هایی در سطح شبکیه دیده می‌شود. این نشت‌ها منجر به ورم کردن می‌شوند که در دید طبیعی اختلال ایجاد می‌کند. همچنین، این مرحله از رتینوپاتی ممکن است همراه با ورم پیسی [۵] باشد. نوع دیگر رتینوپاتی، رتینوپاتی تکثیری یا مزمن [۶] نام دارد. در این حالت، مویرگ‌ها بسته می شوند و این پدیده باعث می‌شود که رگ‌های خونی جدید در شبکیه ایجاد شده و رشد کنند [۴].

یکی از مشخصه‌های تصاویر برگرفته از شبکیه، کنتراست پایین آن‌ها می‌باشد. به همین دلیل، همواره چند پیش‌پردازش برای بهبود کیفیت، کاهش نویز و افزایش کنتراست مورد نیاز است. با استفاده از تعدادی از ویژگی‌های رگ‌های خونی مثل ضخامت، شدت و جهت، ساختار رگ مشخص می‌شود. بعد از تشخیص این ویژگی‌ها و آشکارسازی رگ‌ها، جدا کردن ضایعات، در مرحله بعدی قرار می‌گیرد. برای جداسازی عروق، روش‌های متعددی ارائه شده است که در مراجع [۵، ۶] به مرور این روش‌ها پرداخته شده است.

در مرجع [۷] برای تشخیص رگ‌ها ابتدا از یک پیش‌پردازش استفاده می‌گردد. این پیش‌پردازش به‌گونه اعمال می‌شود تا تصویر پس زمینه استخراج گردد و همچنین، تصویر رگ‌های نازک‌تر بهبود یابد. سپس، یک خط مرکزی برای تشخیص اولیه یک بخش متصل انتخاب می‌شود. با کمک فیلتر گوسی [۷]، بخش متصل اولیه مشخص گردیده و در گام آخر، رگ‌ها با استفاده از تبدیلات مورفولوژی جداسازی می‌شوند.

در مقاله [۸] ابتدا با روش بازسازی مورفولوژی [۸] یک تصویر بهبودیافته ایجاد می‌شود. بازسازی مورفولوژی، روشی کارآمد برای بازسازی تصویر از اجزای کوچک‌تر یا حذف ویژگی‌هایی از تصویر بدون جایگزینی شکل می‌باشد. این روش در تصاویر سطح خاکستری [۹] و باینری مورد استفاده واقع می‌شود. در این الگوریتم، ابتدا تصویر به سه ناحیه تقسیم می‌شود: (الف) نواحی اولیه رگ؛ (ب) نواحی پس‌زمینه و (ج) نواحی نامعین. سپس، یک لیست از ویژگی‌های رگ‌های خونی تعریف می‌گردد. سپس، با الگوریتم رشد ترتیبی [۱۰] پیکسل‌ها در ناحیه نامعین به‌عنوان رگ یا غیر رگ برچسب می‌خورند. در مرحله بعد، رگ‌ها برچسب خورده و مشخص می‌شوند. در نهایت، با پس‌پردازش، نواحی مزاحم و غیر رگ حذف می‌شوند.

در مرجع [۹] ابتدا کانال سبزرنگ تصویر انتخاب می‌شود. سپس، به‌خاطر غیریکنواختی کنتراست از یک نوع پیش‌پردازش استفاده می‌گردد. همچنین، با تنظیم شدت پیکسل‌ها، روشنایی تصویر بهبود داده می‌شود. با کمک فیلتر، نویز تصویر هم کاسته می‌شود تا جداسازی رگ‌ها نتیجه بهتری داشته باشد. در این مقاله، روش‌های جداسازی رگ، یک‌بار بر اساس آستانه‌گذاری کلی و بار دیگر به‌کمک تناسب فاز بررسی می‌شود. سپس، نتیجه هر دو الگوریتم، بررسی و با هم مقایسه می‌گردد. با ترکیب این دو الگوریتم و محاسبه مقادیر معیارهای ارزیابی، مشاهده می‌شود که با ترکیب دو الگوریتم، نتایج مطلوب‌تری حاصل می‌شود.

مقاله [۱۰] نیز از کانال سبزرنگ تصویر استفاده می‌کند. سپس، یک المان ساختاری جدید معرفی می‌شود و تصویر توسط عملگرهای مورفولوژی مورد پردازش قرار می‌گیرد. در این شیوه از روش لبه‌یابی مورفولوژیکی برای استخراج رگ‌های خونی از تصویر شبکیه استفاده می‌شود. همچنین، سعی شده است سایر اطلاعات اضافی شبکیه حذف شود تا تصویر بهتری حاصل گردد. سپس، از فیلتر بالاگذر گوسی استفاده می‌شود تا جزئیات لبه مشهودتر گردد. در نهایت، فیلتر وینر[۱۱] بر روی تصویر اعمال می‌شود. با مقایسه انواع فیلترهای حذف نویز، مشاهده می‌گردد که اعمال فیلتر وینر نسبت به سایر فیلترها بر روی تصویری که خروجی فیلتر بالاگذر گوسی باشد؛ نتیجه بهتری می‌دهد. با کمک فیلتر وینر، نویز تصویر تا حد زیادی کاهش می‌یابد.

در مرجع [۱۱] از یک الگوریتم تشخیص لبه برای جداسازی رگ‌ها استفاده می‌شود. سپس برای بهبود نتیجه، روش جدیدی بر مبنای ویژگی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این الگوریتم از ویژگی‌های رگ‌های خونی مثل عرض، شدت و جهت برای رسیدن به هدف استفاده می‌کند. دیسک نوری هم با کمک تبدیل هاف[۱۲] جدا می‌شود. این روش، در یک تصویر به دنبال نمونه‌هایی از یک الگو می‌گردد. این نمونه‌ها ممکن است کامل نباشند و همچنین تا حدی دچار اعوجاج شده باشند. مزیت اصلی تبدیل هاف، سازگاری آن با وجود فضاهای خالی در ویژگی‌های مرزی می‌باشد و همچنین نسبت به نویز تا حدی مقاوم است. به‌منظور بالا بردن سرعت و کمتر کردن پیچیدگی محاسباتی، شعاع در فرمول تبدیل هاف تعیین می‌شود. شعاع دیسک‌نوری با توجه به ویژگی‌های آناتومی تقریباً یک‌هشتم تا یک‌پانزدهم شعاع کل شبکیه می‌باشد. اما چون اندازه دقیق را نمی‌توان معین کرد؛ محدوده قابل قبولی داده می‌شود.

روش مورد استفاده در مقاله [۱۲]، بازسازی مورفولوژی است. الگوریتم پیشنهادشده دو مرحله اصلی دارد: (الف) عملگرهای بهبودی برای کاهش نویز و افزایش کنتراست و (ب) عملگرهای مورفولوژی برای استخراج رگ‌های خونی شبکیه. ابتدا کانال سبزرنگ تصویر استخراج می‌شود و سپس، با روش برچسب‌گذاری نواحی، کنتراست بهبود می‌یابد. در ادامه از متعادل‌ساز هیستوگرام محلی استفاده می‌شود و با فیلتر گوسی جزئیاتی که به رگ مربوط نیستند (احتمالاً نویز)؛ کاهش داده می‌شود. برای مرحله دوم از تبدیل بالاکلاه[۱۳] استفاده می‌گردد تا ساختار اولیه رگ جدا شود. سپس، شدت تصویر، تنظیم شده و با فیلترهای مورفولوژیکی، کیفیت تصویر بهبود می‌یابد. در نهایت، به‌کمک بازسازی مورفولوژی، ساختار نهایی رگ از تصویر شبکیه استخراج می‌شود.

الگوریتم مراجع [۷،۱۳] با استخراج خطوط مرکزی رگ‌ها آغاز می شود که این خطوط مرکزی در واقع، خطوط راهنما برای سایر بخش‌های ساختار رگ می‌باشند. برای این هدف، خطوط مرکزی استخراج‌شده در چهار جهت تحت عملگر مشتق‌گیر قرار می‌گیرد. مرحله بعد جداسازی و بخش‌بندی می‌باشد. بخش‌بندی نهایی با الگوریتم رشد ناحیه‌ای مکرر صورت می‌گیرد که در هر بار از تصویری که روی آن، فیلترهای مورفولوژی اعمال شده است؛ انتگرال می‌گیرد. المان‌های ساختاری وابسته به ضخامت رگ‌ها به آن اعمال شده است؛ انتگرال می‌گیرد. این الگوریتم روی تصاویر رایج چشم امتحان شده است و با روش‌های اخیر مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهند که متوسط صحت و اختصاصیت نسبتاً بالایی حاصل می‌شود.

در این مقاله، روشی برای استخراج دقیق‌تر رگ‌های خونی از تصاویر شبکیه با روش‌های مبتنی بر ساختارشناسی پیشنهاد می‌شود. روش ارائه‌شده متشکل از دو الگوریتم مجزا می‌باشد که به‌صورت موازی پیش برده می‌شود. با ترکیب نتیجه دو الگوریتم رگ‌های موردنظر به‌صورت دقیق‌تری استخراج می‌شوند. ابتدا، تصویر ورودی که تصویر رنگی[۱۴] شبکیه می‌باشد به فضای سطح خاکستری برده می‌شود و مؤلفه سبزرنگ تصویر رنگی نیز استخراج می‌شود که در مراحل بعدی نیاز خواهد بود. در ادامه برای بهبود کیفیت تصویر، عملگرهای ساختارشناسی مورد استفاده قرار می‌گیرد. نوع عملگرهای موردنیاز و المان‌ساختاری مناسب در هردو الگوریتم پیشنهاد شده است. همچنین بایستی دیسک‌نوری در تصویر شبکیه تشخیص داده شود. دیسک‌نوری با روشی مبتنی‌بر مورفولوژی، تشخیص داده‌شده و از تصویر حذف می‌شود. با ترکیب نتیجه دو الگوریتم، رگ‌های خونی از تصویر استخراج می‌شوند. نویزهای احتمالی تصویر و بخش‌های زائد با فیلتر میانه حذف می‌شود و درخت نهایی رگ‌های خونی مشخص می‌شود.

سازمان‌دهی ادامه این مقاله بدین‌صورت است: در بخش دوم، مفاهیم اولیه مورد نیاز مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بخش سوم، روش پیشنهادی به‌تفصیل تبیین می‌شود. در بخش چهار، نتایج شبیه‌سازی آورده شده و مورد بحث قرار می‌گیرد. در نهایت، نتیجه‌گیری کلی از مقاله در بخش پنجم بیان می‌شود.

۲- مفاهیم اولیه

۲-۱- ساختارشناسی (مورفولوژی)

۲-۱-۱- گسترش[۱۵] باینری مورفولوژیکی

همان‌طور که از نام این عملگر پیداست؛ این عملگر باعث گسترش نقاط ۱ در تصویر باینری می‌گردد. در عملگر گسترش از یک ماسک (نقاب یا پنجره) استفاده می‌شود. غالباً به‌جای ماسک به آن، عنصر یا المان ساختاری می‌گویند که هر عنصر ساختاری می‌تواند مقادیر ۱ یا صفر

داشته باشد. اگر A و B دو مجموعه در فضای Z^2 (تصویر باینری) باشد؛ گسترش تصویر A با عنصر ساختاری B به‌صورت رابطه (۱) تعریف می شود:

$$A \oplus B = \{z \mid (B)_z \cap A \neq \phi\} \quad (۱)$$

گسترش A با عنصر ساختاری B بدین معنی است که اگر عنصر ساختاری B بر روی پیکسل‌های A حرکت داده شود و در هر بار حرکت، اشتراک عنصر ساختاری با محدوده زیر عنصر ساختاری در تصویر A تهی نباشد؛ مقدار پیکسل مرکزی که عنصر ساختاری بر روی آن قرار گرفته است، برابر ۱ خواهد شد. بدین ترتیب، عملگر گسترش، اجزای تصویر را بزرگ می‌کند.

۲-۱-۲- سایش[۱۶] باینری مورفولوژیکی

این عملگر باعث سایش نقاط ۱ در تصویر می‌شود. همانند عملگر گسترش، در عملگر سایش نیز از یک عنصر ساختاری استفاده می‌شود که مقادیر این عنصر ساختاری می‌تواند ۱ یا صفر باشد. به ازای هر پیکسل، مرکز عنصر ساختاری را روی آن پیکسل قرار داده و عملگر سایش با توجه به مقادیر عنصر ساختاری در مورد آن پیکسل، اعمال می‌شود. سایش تصویر A با عنصر ساختاری B به‌صورت رابطه (۲) تعریف می‌شود:

$$A \ominus B = \{z \mid (B)_z \subseteq A\} \quad (۲)$$

به‌عبارت دیگر، سایش A با عنصر ساختاری B بدین معنی است که اگر عنصر ساختاری B را بر روی پیکسل‌های A حرکت دهیم و در هر بار حرکت، همه نقاطی که در زیر مقادیر ۱ از عنصر ساختاری قرار گرفته اند؛ مقدار ۱ داشته باشند، مقدار پیکسل حاصل نیز ۱ خواهد بود. بنابراین، عملگر سایش اجزای تصویر را کوچک‌تر می‌کند.

۲-۱-۳- بستن[۱۷] و باز کردن[۱۸] باینری مورفولوژیکی

اعمال عملگر بستن بر روی تصویر باینری موجب می‌شود تا حفره‌های کوچک تصویر پر شوند. به‌عنوان مثال، در تصاویر باینری که از انگشت انسان برای تشخیص هویت از روی اثرانگشت ثبت می‌شود. به‌دلیل خشکی پوست دست ممکن است ترک‌هایی در تصویر دیده شوند. برای پر کردن این ترک‌ها می‌توان از عملگر بستن مورفولوژیکی استفاده کرد. بستن تصویر از ترکیب عملگر سایش و گسترش و به‌صورت رابطه (۳) به دست می‌آید:

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B \quad (۳)$$

اعمال عملگر باز کردن بر روی تصویر باینری موجب می‌شود تا اتصالات باریک تصویر حذف شده و تصویری با تغییرات آرام‌تر به دست آید. باز کردن تصویر از ترکیب عملگر سایش و گسترش و به‌صورت رابطه (۴) به دست می‌آید:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (۴)$$

توجه داشته باشید که شکل و اندازه عنصر ساختاری نقش مهمی در نتیجه این عملگرها بازی می‌کند.

۲-۲- متعادل‌سازی هیستوگرام

هیستوگرام تصویر، نموداری است که توسط آن تعداد پیکسل‌های هر سطح روشنایی در تصویر ورودی مشخص می‌شود. اگر تصویر ورودی، یک تصویر سطح خاکستری با ۲۵۶ سطح روشنایی فرض شود، بنابراین هریک از پیکسل‌های تصویر مقداری در بازه [۰...۲۵۵] می‌تواند داشته باشند. یکی از کاربردهای هیستوگرام در افزایش کنتراست تصاویری با کنتراست پایین است که این عمل تعدیل هیستوگرام نامیده می‌شود. زمانی که کنتراست تصویری کم است، این بدان معنا است که اختلاف بین کمترین و بیشترین شدت روشنایی تصویر کم است. تعدیل‌سازی هیستوگرام موجب می‌شود که کنتراست تصویر ورودی تا حد ممکن افزایش یابد. عموماً متعادل‌سازی با هیستوگرام کلی انجام می‌شود، اما با روش‌هایی که در متعادل‌سازی هیستوگرام محلی CLAHE[۱۹] استفاده شده است تصویر به ناحیه‌های معناداری بخش‌بندی می‌شود و عمل متعادل‌سازی به هر ناحیه اعمال می‌شود، این کار باعث می‌شود که کنتراست بهتر می‌شود و لبه‌ها مشخص‌تر شوند. البته این روش، نویز تصویر را هم بیشتر می‌کند. به این دلیل که ممکن است یک نویز در چند ناحیه تکرار شده باشد و هر بار وارد روند متعادل‌سازی شده و شدت آن بیشتر شود.

۲-۳- فیلتر

فیلترها دو نوع خطی و غیرخطی هستند. از انواع فیلترهای غیرخطی می توان به فیلتر میانه اشاره نمود. فیلتر میانه، یک فیلتر غیرخطی بسیار تطبیق‌پذیر و چندمنظوره می‌باشد که در گستره وسیعی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این فیلتر قدرت بالایی در فیلتر نمودن نویز با حداقل میزان اثرگذاری بر خواص اساسی تصویر دارد.

فیلتر میانه، مقادیر پیکسل‌ها در یک همسایگی در یک پنجره را مرتب می‌کند. سپس مقدار پیکسل مرکزی را با مقدار میانه در گروهی که مرتب شده است جایگزین می‌کند. در دامنه پردازش تصویر، یک فیلتر میانه دوبعدی، موجب حذف نویزهایی از نوع نمک و فلفل بدون ایجاد اثر سوء بر لبه‌های اصلی می‌گردد. بیشتر تلاش‌ها در زمینه طراحی فیلترهای میانه، بر روی فیلترهای دوبعدی در ابعاد پنجره‌های کوچک که برای پردازش تصویر به کار می‌روند، تمرکز دارد.

۳- روش پیشنهادی

جداسازی رگ‌های خونی از اولویت‌های تشخیص بیماری‌های شبکیه است. چند عامل وجود دارد که جداسازی رگ‌ها را دشوار می‌سازد:

- تمام رگ‌ها در اندازه، شکل و رنگ یکسان نیستند.
- کنتراست در برخی مواقع ممکن است پایین باشد و رنگ رگ مشابه پس‌زمینه باشد.
- ممکن است عبور رگ از انشعاب رگ دیگری باشد و ابهام ایجاد کند.
- لبه‌های دیسک نوری به اشتباه به‌عنوان رگ جدا شوند.

تشخیص دقیق رگ‌های خونی در تصاویر شبکیه، تشخیص اگزودیت ها را بهبود می‌بخشد. در نتیجه دقت تشخیص رتینوپاتی نیز افزایش می‌یابد. به دلیل این‌که نقاط رگ، دیسک و ضایعه‌های اگزودیت نقاط روشن در تصویر شبکیه می‌باشند بنابراین دیسک نوری و درخت رگی که از تصویر استخراج می‌شود، باید از تصویر حذف شوند تا شناسایی نقاط اگزودیت راحت‌تر باشد. در ادامه روش پیشنهادی برای استخراج رگ‌های خونی از تصاویر شبکیه با روش‌های ساختارشناسی بیان شده است.

به‌عنوان اولین گام، تصویر ورودی که تصویر رنگی[۲۰] شبکیه می‌باشد به فضای سطح خاکستری برده می‌شود. همچنین مؤلفه سبزرنگ تصویر رنگی استخراج می‌شود. در گام بعدی برای بهبود کیفیت تصویر، از عملگرهای مورفولوژی استفاده می‌شود. سپس با روش‌های مورفولوژی دیسک نوری از تصویر حذف می‌شود. حذف دیسک نوری برای بالا بردن دقت الگوریتم اهمیت دارد. استخراج رگ‌های خونی تصویر شبکیه با دو روش به‌صورت موازی پیش می‌رود و رگ‌ها تشخیص‌داده می‌شود. با ترکیب نتیجه این دو روش، رگ‌های خونی دقیق‌تر استخراج می‌شوند. در نهایت نویزهای احتمالی و بخش‌های زائد با فیلتر میانه حذف می‌شود و درخت نهایی رگ‌های خونی مشخص می‌شود. روند کلی روش ارائه‌شده در بلوک‌دیاگرام شکل ۱ مشاهده می‌شود.

شکل ۱- بلوک‌دیاگرام کلی روش پیشنهادی

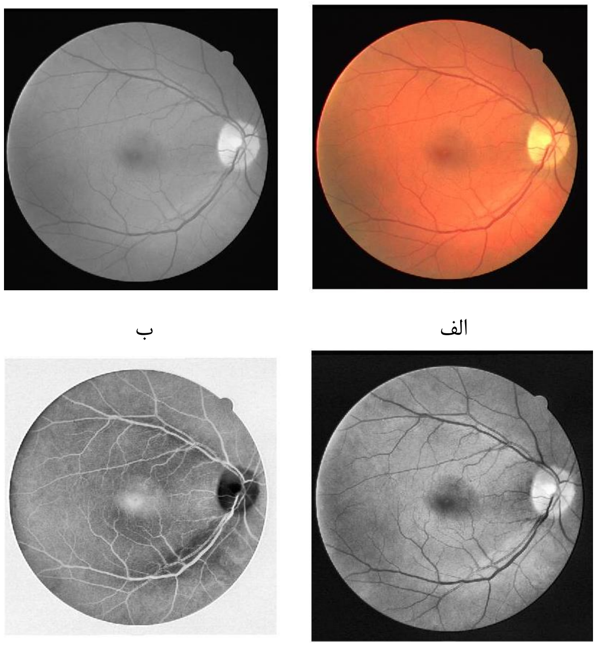
۳-۱- پیش‌پردازش

تصاویر رنگی شبکیه با دوربین‌های عمقی[۲۱] اخذ می‌شوند که در الگوریتم این مقاله نیز، از تصاویر دیجیتال رنگی عمقی به‌عنوان ورودی استفاده شده است. برای سهولت درک مراحل، اولین تصویر که تصویر ورودی می باشد، d_1 نامیده می‌شود. تصویر شماره (۲۷) از پایگاه داده Drive [۱۴] برای شبیه‌سازی تمام مراحل روش پیشنهادی به‌عنوان تصویر نمونه انتخاب شده است. (شکل ۲-الف). در اولین مرحله، تصویر رنگی ورودی به فضای سطح خاکستری برده می‌شود. تصویر حاصل (d_2) در شکل ۲-ب آورده شده است.

سپس با الگوریتم CLAHE [۱۵] که متعادل‌سازی هیستوگرام تطبیقی می‌باشد، کنتراست تصویر سطح خاکستری افزایش می‌یابد.

معمولاً روش‌های متعادل‌سازی هیستوگرام از هیستوگرام کلی برای تصویر استفاده می‌کند در حالی که این الگوریتم از هیستوگرام محلی استفاده کرده است. نتیجه این مرحله در تصویر (d_3) در شکل ۲-ج مشاهده می‌شود.

در ادامه از تصویر رنگی اولیه، کانال‌های سبز، قرمز و آبی تصویر استخراج می‌شود و از لحاظ محتوای اطلاعات، هر کانال مورد بررسی قرار می‌گیرد. مشاهده می‌شود که کانال آبی اطلاعات مفید کمی دارد و همچنین کنتراست آن بسیار پایین است. کانال قرمزرنگ حاوی اطلاعات قابل قبولی است اما نویز آن نیز بیشتر است. اما کانال سبز علاوه‌بر اطلاعات بالا، کنتراست بالاتری هم دارد و در کانال سبزرنگ تصویر، جزئیات رگ مشخص‌تر است؛ بنابراین کانال سبزرنگ تصویر ورودی (d_1) استخراج می‌شود. سپس مکمل آن را به دست آورده و روی آن متعادل‌ساز CLAHE اعمال می‌شود که نتیجه این گام تصویر (d_4) می باشد و در شکل ۲-د آمده است.



شکل ۲- تصاویر مرحله پیش‌پردازش الف) تصویر d_1 (تصویر شماره ۲۷) ب) تصویر d_2 ج) تصویر d_3 د) تصویر d_4

۲-۳- حذف دیسک نوری

مرحله بعدی تشخیص و حذف دیسک نوری است. دیسک نوری مرکز عصب‌های نوری است. این قسمت مشابه یک ناحیه روشن دایره‌ای در تصویر شبکیه دیده می‌شود. در حالت کلی نقطه شروع رگ‌ها واقع در دیسک نوری است، از این‌رو تشخیص دیسک نوری به تشخیص رگ‌ها کمک می‌کند. همچنین ممکن است بخش‌هایی از عروق خونی در ناحیه زیر این دیسک قرار داشته باشد، بنابراین بایستی این بخش از تصویر حذف شود تا رگ‌ها دقیق‌تر استخراج شوند. به این منظور ابتدا تصویر بهبودیافته d_3 معکوس می‌شود. در شکل ۳-الف تصویر حاصل (d_5) قابل مشاهده است.

گام بعدی استفاده از باز کردن مورفولوژی با المان ساختاری معین است. عملگر باز کردن روی تصویر می‌تواند دیسک نوری را مشخص‌تر کند؛ همچنین با این عمل اشیا کوچک‌تر از المان ساختاری نیز حذف می‌شوند. دو نوع المان ساختاری انتخاب شده است؛ اولی دیسک با شعاع ۵ پیکسل و دومی بیضی با شعاع ۸ و قطر ۸ است. طبق رابطه (۵) تصویر d_5 با المان ساختاری به شکل دیسک باز می‌شود و از معکوس تصویر خاکستری کم می‌شود.

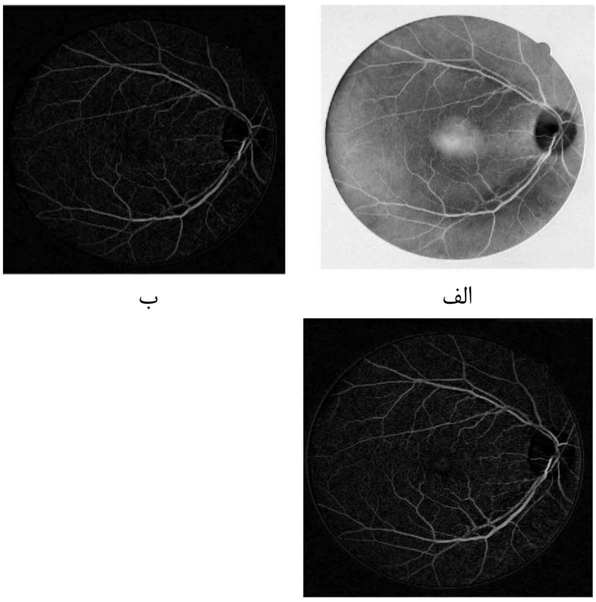
تصویر d_4 با المان ساختاری به شکل بیضی باز می‌شود طبق رابطه (۶) از تصویر کانال سبز بهبودیافته کم می‌شود.

$$d_6 = d_5 - (d_5 \circ se) \qquad (۵)$$

$$d_7 = d_4 - (d_4 \circ se) \qquad (۶)$$

برای تشخیص بهتر، تصویر با ضریب ۰/۱ باینری شده است.

در شکل ۳ - ب و ج تصاویر d_6 و d_7 را نشان می‌دهند که دیسک نوری از آن‌ها حذف شده‌اند.



شکل ۳- تصاویر مرحله حذف دیسک نوری الف) تصویر d_5 ب) تصویر d_6 ج) تصویر d_7

۳-۳- استخراج شبکه عروق‌خونی

مرحله اصلی مقاله، تشخیص خطوط رگ هست. به این منظور ابتدا روی تصویر حاصل از کانال سبز (d_7)، فیلتر میانه اعمال می‌شود. تصویر d_8 با رابطه (۷) به‌دست می‌آید.

$$d_8 = \text{medianfilter}\,(d_7) \qquad (۷)$$

سپس هدف جداسازی تصویر به دو بخش پس‌زمینه و پیش‌زمینه است. خطوط رگ به‌عنوان نواحی پیش‌زمینه و سایر نواحی تصویر پس‌زمینه فرض می‌شود. برای استخراج پس‌زمینه تصویر فیلترشده باز می‌شود. برای این کار دوباره از المان ساختاری دیسک با شعاع ۵ استفاده می‌شود. طبق رابطه ۸ و ۹ تصویر d_9 حاصل می‌گردد.

$$\text{background} = d_8 \circ \text{se} \quad (۸)$$

$$d_9 = d_8 - \text{background} \quad (۹)$$

سپس برای بهبود کنتراست سطح شدت تصویر تنظیم می‌شود. با این کار می‌توان بازه شدت تصویر را تغییر داد، مثلاً اگر مقادیر شدت یک تصویر خاکستری بین ۵۰ تا ۲۰۰ فرض شود، یعنی حداقل مقدار شدت موجود در تصویر ۵۰ و حداکثر آن ۲۰۰ است. حال اگر مقدار شدت تمام پیکسل‌ها را با نسبت یکسان به‌گونه‌ای تغییر داده شود تا حداقل آن صفر و حداکثر آن ۲۵۵ شود، شدت تصویر تنظیم می‌شود. با تنظیم شدت تصویر d_9، نتیجه تصویر d_{10} است که در شکل ۴–ب قابل مشاهده است.

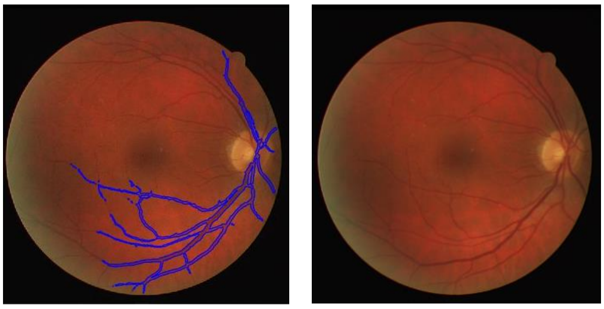
پس از جداسازی پس‌زمینه و حذف آن از تصویر فیلترشده از روش آستانه‌گذاری اتسو[۲۲] [۱۶] استفاده می‌شود. در روش اتسو آستانه‌ای انتخاب می‌شود که بتواند کمترین واریانس داخلی یا درون کلاسی بین پیکسل‌های سیاه و سفید داشته باشد. با این کار، خطوط رگ‌ها، تنها بخش‌هایی هستند که استخراج می‌شوند. واریانس معیاری از میزان پراکندگی و تمایز ویژگی مشخصی در تصویر است.

واریانس دو حالت بین‌کلاسی و درون‌کلاسی دارد. اگر واریانس بین‌کلاسی بالا باشد یعنی مرز مشخصی بین دو کلاس موردنظر وجود دارد و کاملاً می‌توان دو کلاس را جدا کرد. همچنین اگر واریانس درون کلاسی کم باشد به این معنی است که تمام نقاط درون کلاس ویژگی خاصی را دارا هستند، بنابراین ناحیه با این شرایط راحت‌تر قابل استخراج خواهد بود. بنابراین اگر نواحی مختلف تصویری کلاس‌بندی شده باشد و هدف تمایز بین چند کلاس باشد بایستی واریانس درون‌کلاسی کم و واریانس بین‌کلاسی بالا باشد.

سپس قسمت‌های گسسته‌ای که ممکن است به خاطر نویز، ایجاد شده باشد با عملگر ساختارشناسی باینری وصل می‌شود. تصویر d_{11} در شکل ۵–ج نشان‌دهنده تصویر حاصل بعد از این عملگر می‌باشد.

از طرفی بدیهی است که بزرگ‌ترین مؤلفه متصل به هم در تصویر خاکستری باینری شده d_6 درخت رگ می‌باشد.

ابتدا بزرگ‌ترین شاخه در تصویر استخراج می‌شود و تصویر حاصل، از تصویر باینری اولیه کم می‌شود. در برخی تصاویر این گام کافی است اما در برخی ممکن است در شاخه‌ها گسستگی باشد. در این حالت ابتدا تعداد پیکسل‌های استخراج‌شده گام اول شمرده می‌شود اگر تعداد پیکسل‌ها از شصت درصد کل پیکسل‌های تصویر کمتر باشد دومین مؤلفه بزرگ متصل در تصویر استخراج می‌شود و اجتماع این دو، درخت رگ کلی حاصل می‌گردد. این روش می‌تواند تا چند مرحله پیش برود و تا چندین مؤلفه بزرگ استخراج شود و ترکیب شود. برای مثال در شکل ۴ بزرگ‌ترین مؤلفه متصل در یک مرحله حاصل نشده و همان‌طور که اشاره شد باید چند مرحله پیش برود تا درخت رگ استخراج شود.

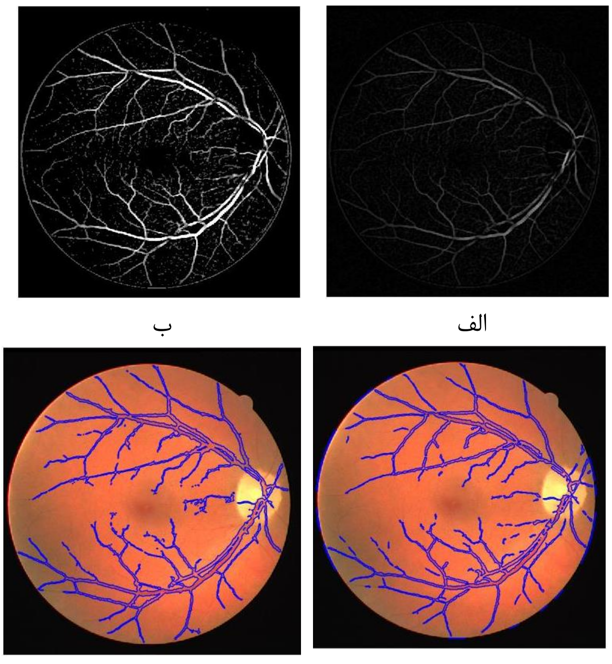


الف ب

شکل ۴- استخراج بزرگ‌ترین مؤلفه متصل در تصویر الف) تصویر شماره ۳۰ ب) بزرگ‌ترین مؤلفه متصل در اولین استخراج

در تصویر استخراج‌شده امکان وجود نویز هست. بنابراین فیلتر میانه استفاده می‌شود تا نویز کاهش یابد. با اجتماع تصویر آستانه‌گیری شده و این تصویر، درخت رگ نهایی جدا می‌شود و کار به اتمام می‌رسد.
نتیجه نهایی استخراج رگ، حاصل اجتماع دو تصویر d_{11} و d_{12} خواهد بود که در شکل ۵ قابل مشاهده می‌باشد.

لازم به ذکر است‌که قبلاً هم روش‌های مشابه برای استخراج رگ معرفی شده است اما مهم‌ترین مزیت روش‌پیشنهادی، سادگی الگوریتم و خطای کم آن در مراحل استخراج می‌باشد.



الف ب
ج د

شکل ۵- تصاویر مرحله حذف رگ‌های خونی الف) تصویر d_9 ب) تصویر d_{10} ج) تصویر d_{11} د) تصویر d_{12}

در شکل ۶ درخت رگ نهایی استخراج‌شده برای تصویر نمونه شماره (۲۷) پایگاه داده را نشان می‌دهد. با مقایسه کیفی نتیجه و تصویر اصلی میزان دقت روش پیشنهادی قابل مشاهده است.

الف ب

شکل ۶- نتیجه نهایی استخراج رگ‌های خونی از تصویر شبکیه الف) تصویر اولیه شبکیه ب) تصویر نهایی رگ‌های استخراج‌شده

۴- نتایج شبیه‌سازی

روش پیشنهادی در نرم‌افزار متلب 2015b شبیه‌سازی شده است. الگوریتم روی تصاویر پایگاه داده Drive که شامل ۴۰ تصویر رنگی از شبکیه است اعمال شده است. رگ‌های تمام تصاویر به‌صورت دستی توسط چشم‌پزشکان استخراج شده و برای ارزیابی درستی الگوریتم به‌عنوان یافته‌های عینی[۲۳] قابل استفاده است. تصاویر این پایگاه داده با برنامه تصویربرداری شبکیه دیابتی در هلند اخذ شده‌اند. تصاویر با دوربین عمقی Canon CR5 non-mydriatic 3CCD با میدان دید[۲۴] ۴۵ درجه گرفته شده است. جمعیت مورد تصویربرداری ۴۰۰ نفر مبتلا به دیابت در محدوده سنی ۲۵ تا ۹۰ سال بوده‌اند. تعداد ۴۰ تصویر به‌صورت تصادفی انتخاب شده است که ۳۳ تصویر هیچ علامتی از رتینوپاتی دیابتی ندارند و ۷ تصویر علائم اولیه‌ای از رتینوپاتی دیابتی را به‌صورت جزئی نشان می‌دهند. هر تصویر به‌صورت JPEG ذخیره شده است.

برای ارزیابی الگوریتم بایستی در تصویر تشخیص داده شود آیا پیک سل ا ستخراج شده ت صویر، رگ می‌با شد یا خیر. پارامترهای رایج برای بررسی عملکرد، حساسیت، اختصاصیت و صحت می‌باشد. حساسیت معیاری است از توانایی روش ارائه شده در تشخیص در ست نقاط رگ. اختصاصیت توانایی روش را در تشخیص پیکسل‌های پس‌زمینه یا غیر رگ را اندازه‌گیری می‌کند. بالا بودن مقادیر حساسیت و اختصاصیت نشان‌دهنده تشخیص کامل و دقیق نقاط رگ می‌باشد.

در فرایند تشخیص رگ، نتیجه یک طبقه‌بندی بر اساس پیکسل می باشد. هر پیکسل یا به‌عنوان رگ یا به‌عنوان غیر رگ طبقه‌بندی می‌شود؛ بنابراین ۴ حالت وجود دارد: دو حالت طبقه‌بندی صحیح و دو حالت طبقه‌بندی نادرست.

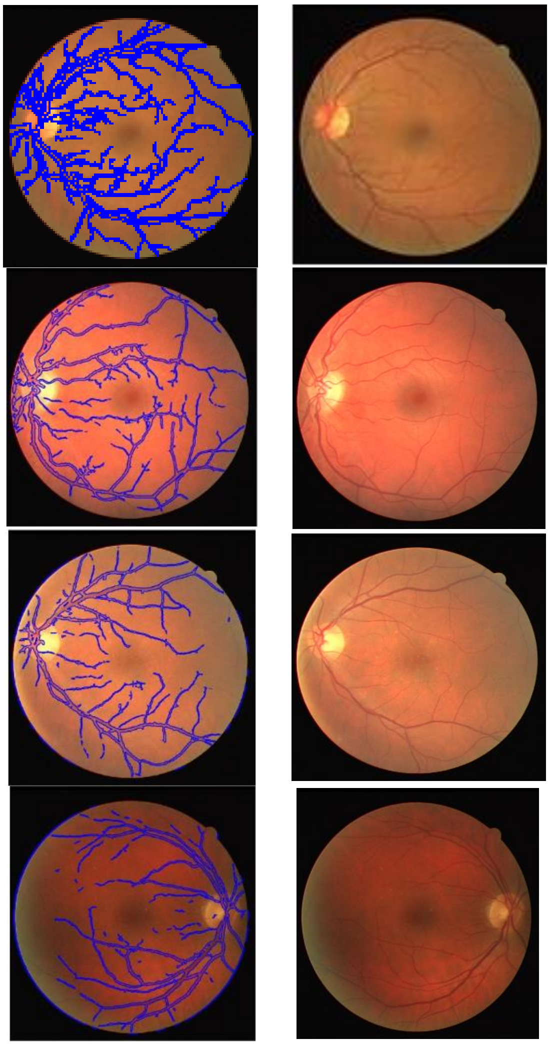
طبقه‌بندی صحیح شامل Tp و Tn است. در حالت Tp پیکسلی هم در تصویر بخش‌بندی شده و هم در تصویر مرجع به‌عنوان رگ می‌باشد و Tn نشان می‌دهد که یک پیکسل هم در تصویر نتیجه و هم در تصویر مرجع غیر رگ طبقه‌بندی شده است. در دو حالت طبقه‌بندی نادرست، پارامترهای Fp و Fn مطرح است. Fp پیکسل در تصویر بخش‌بندی شده به‌عنوان غیر رگ است ولی در تصویر مرجع رگ است. در Fn پیکسل در تصویر نتیجه به‌عنوان رگ است اما در تصویر مرجع غیر رگ می‌باشد. نحوه ارزیابی با روابط (۱۰)، (۱۱) و (۱۲) محاسبه می‌شوند:

$$Acc = \frac{Tp + Tn}{Tp + Fn + Tn + Fp} \quad \text{صحت} \tag{۱۰}$$

$$Sn = \frac{Tp}{Tp + Fn} \quad \text{حساسیت} \tag{۱۱}$$

$$Sp = \frac{Tn}{Tn + Fp} \quad \text{اختصاصیت} \tag{۱۲}$$

نتیجه حاصل از شبیه‌سازی الگوریتم بر روی چند تصویر نمونه که به‌صورت تصادفی انتخاب کرده‌ایم، در شکل ۷ قابل مشاهده می‌باشد.



الف

ب

ج

د

شکل ۷- الف) نتیجه شبیه‌سازی الگوریتم بر روی تصویر شماره (۰۱) ب) نتیجه شبیه‌سازی الگوریتم بر روی تصویر شماره (۱۱) ج) نتیجه شبیه‌سازی الگوریتم بر روی تصویر شماره (۲۱) د) نتیجه شبیه‌سازی الگوریتم بر روی تصویر شماره (۳۰)

برای بررسی عملکرد الگوریتم ارائه‌شده، تعداد ۲۰ تصویر اول موجود در پایگاه داده مورد محاسبه قرار گرفته‌اند. علت انتخاب این تعداد تصویر سهولت در مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌های مشابه می‌باشد که مقادیر را برای همین تعداد تصویر، به‌عنوان نتیجه ارائه کرده‌اند. مقادیر ارزیابی‌شده در جدول ۱ آمده است:

جدول ۱- مقادیر ارزیابی‌شده ۲۰ تصویر

شماره تصویر	Sp	Sn	Acc
۰۱	۰/۹۷۱	۰/۸۴۸	۰/۹۶۰
۰۲	۰/۹۹۱	۰/۷۸۱۵	۰/۹۷۰
۰۳	۰/۹۷۳	۰/۷۶۳	۰/۹۵۵
۰۴	۰/۹۸۸	۰/۷۲۱	۰/۹۶۵
۰۵	۰/۹۸۵	۰/۷۶۲	۰/۹۶۷
۰۶	۰/۹۸۱	۰/۶۹۲	۰/۹۵۴
۰۷	۰/۹۷۲	۰/۸۰۶	۰/۹۶۰
۰۸	۰/۹۷۴	۰/۷۳۷	۰/۹۵۸
۰۹	۰/۹۸۰	۰/۶۷۹	۰/۹۵۵
۱۰	۰/۹۸۷	۰/۷۱۱	۰/۹۶۷
۱۱	۰/۹۸۲	۰/۷۷۸	۰/۹۶۵
۱۲	۰/۹۷۴	۰/۷۹۳	۰/۹۵۹
۱۳	۰/۹۸۷	۰/۶۵۹	۰/۹۵۴
۱۴	۰/۹۶۸	۰/۸۳۲	۰/۹۵۸
۱۵	۰/۹۷۷	۰/۷۰۶	۰/۹۵۷
۱۶	۰/۹۸۰	۰/۷۹۶	۰/۹۶۴
۱۷	۰/۹۷۲	۰/۷۸۳	۰/۹۵۸
۱۸	۰/۹۸۰	۰/۷۵۹	۰/۹۶۰
۱۹	۰/۹۸۸	۰/۷۳۵	۰/۹۶۳
۲۰	۰/۹۸۲	۰/۶۹۰	۰/۹۵۵
میانگین	**۰/۹۸۰**	**۰/۷۵۱**	**۰/۹۶۰**

برای ارزیابی بهتر روش ارائه‌شده، بایستی نتایج کمی با روش‌های موجود مشابه مورد مقایسه قرار بگیرد. از بین مراجع مشابه تعدادی انتخاب شده است که مقادیر ارزیابی را برای ۲۰ تصویر اول پایگاه داده درایو محاسبه کرده‌اند. مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌ها در جدول ۲ آمده است:

جدول ۲- مقایسه روش‌ها بر روی پایگاه داده DRIVE **(۲۰ تصویر اول)**

Acc	Sn	Sp	روش ارائه‌شده	شماره
۰/۹۴۶۶	۰/۷۲۸۵	۰/۹۷۸۶	Soares [17]	۱.
۰/۹۴۵۲	۰/۷۳۴۴	۰/۹۷۶۴	Mendosa [18]	۲.
۰/۹۵۹۷	–	۰/۷۲۰۰	Lupascu [19]	۳.
۰/۹۶۰	۰/۷۵۱	۰/۹۸۰	روش پیشنهادی مقاله	۴.

در روش [۱۷] هر پیکسل تصویر به‌صورت رگ یا غیر رگ تقسیم‌بندی می‌شود. این کار با بردار ویژگی پیکسل‌ها انجام می شود. بردار ویژگی متشکل از شدت پیکسل و پاسخ تبدیل ویولت دوبعدی آن می‌باشد. پیچیدگی محاسباتی این روش و مقادیر اولیه مورد نیاز برای انواع فرکانس‌های خاص در تبدیل ویولت مورد استفاده، الگوریتم را ممکن است دچار خطا بکند.
در مقاله [۱۸] یک طبقه‌بندی‌کننده به سیستم آموزش داده شده است. بردار ویژگی ۴۱ بعدی بر مبنای شدت محلی، ویژگی‌های فضایی و هندسی ایجاد کرده است. یادگیری ماشین نیز پیچیدگی برنامه‌نویسی دارد و همچنین زمان‌بر است.
در الگوریتم مقاله [۱۹] ابتدا خطوط مرکزی رگ‌ها استخراج می شود تا به‌عنوان خطوط راهنما در مرحله پر کردن خطوط استفاده شود. سپس در هر خط راهنما در چهار جهت بررسی می‌شود تا کاندیداهای خطوط متصل به هم را پیدا کند. در نهایت از رشد ناحیه‌ای برای جداسازی تمامی خطوط رگ استفاده شده است.
با مقایسه مقادیر کمی می‌توان دریافت که روش پیشنهادی مقادیر مطلوب‌تری نسبت به روش‌های مشابه خود داشته است. در این روش نیاز به ماسک لبه اولیه در پایگاه داده نیست، به همین علت می‌توانیم برای تصاویر غیر از این پایگاه داده که ماسک آماده از قبل ندارند استفاده کنیم. از طرفی هیچ روش جداگانه‌ای برای دیسک نوری نیاز نیست.
به علت تعداد کم گام‌های لازم برای پردازش سرعت محاسباتی آن بالا می‌باشد که از مزایای این الگوریتم است. در جدول ۳، زمان‌های اجرا در برخی از روش‌ها نشان داده شده است. با توجه به این‌که پیکربندی سیستم مورد استفاده در هر روش متفاوت است و این زمان علاوه بر الگوریتم ارائه‌شده به میزان حافظه سیستم مورد استفاده و سرعت پردازنده و همچنین نسخه متلب، مربوط است، بنابراین مقایسه ساده زمان اجرای روش‌های مختلف به نظر درست نمی‌باشد. پارامتری که بیشتر قابل بررسی است پیچیدگی محاسباتی روش‌ها است.

جدول ۳- مقایسه کمی زمان اجرای الگوریتم

زمان (ثانیه)	روش‌ها
۱۰,۷۲	Z. Fan [8]
۱۱۲,۶	A.Sajadi [20]
۸,۶	Z.Yavuz [21]
۲۲,۴	Bankhead et al. [22]
۳۰	N. Memari [23]
۸,۵	روش پیشنهادی

۵- نتیجه‌گیری

رتینوپاتی دیابتی، عارضه‌ای ناشی از دیابت است که غالباً به دلیل تغییرات ایجادشده در عروق خونی شبکیه رخ می‌دهد. به همین علت جداسازی رگ‌های خونی از اولویت‌های تشخیص بیماری‌های شبکیه است. در این مقاله، روشی برای استخراج رگ‌های خونی از تصویر شبکیه به‌کمک عملگرهای ساختارشناسی ارائه شد.

ابتدا تصویر شبکیه که به تصویر سطح خاکستری تبدیل شد و سپس برای بهبود کیفیت، از عملگرهای ساختارشناسی استفاده شد. سپس دیسک نوری از تصویر حذف می‌شود. رگ‌های خونی تصویر شبکیه با دو الگوریتم مشخص شده و با ترکیب این دو الگوریتم رگ‌های خونی استخراج شد. در نهایت نویزهای احتمالی با فیلتر میانه حذف شد و درخت نهایی رگ از تصویر شبکیه استخراج شد.

به دلیل تعداد گام کم برای استخراج رگ، روش ارائه‌شده زمان بسیار کمی نیاز داشت و الگوریتم جداگانه‌ای برای حذف دیسک نوری نیاز نداشت. مزیت دیگر روش بی‌نیازی از هرگونه ماسک اولیه برای جداسازی خطوط رگ هست. روش در پیشنهادی از تصاویر موجود در پایگاه داده Drive استفاده شد. برای ارزیابی الگوریتم مقادیر اختصاصیت و حساسیت و صحت محاسبه شد و میانگین به ترتیب ۰/۹۸، ۰/۷۵۱ و ۰/۹۶۰ حاصل شد.

در کارهای آتی می‌توان از مفهوم تبدیل آب‌پخشان[۲۵] که اقتباس‌شده از مورفولوژی است برای بخش‌بندی نواحی در تصویر سطح خاکستری استفاده کرد. از این تبدیل برای استخراج خطوط رگ‌های خونی و ترکیب آن با روش‌های مورفولوژی استفاده کرد.

مراجع

[۱] ص. ایراندوست پاکچین، س. مشگینی، «بازشناسی چهره با استفاده از آنالیز تفکیک خطی بر پایه موجک‌های هار و گابور و ماشین بردار پشتیبان»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، جلد ۴۷، شماره ۴، صفحات ۱۳۱۷-۱۳۲۷، ۱۳۹۶.

[۲] ر. صادقی، ف. ابدالی محمدی، «ارائه یک روش یادگیری ویژگی ترکیبی مبتنی بر الگوریتم شبیه‌سازی تبرید و برنامه‌نویسی ژنتیک»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، جلد ۴۸، شماره ۱، صفحات ۱۲۷-۱۳۶، ۱۳۹۷.

[۳] ط. اکبرپور، س. دانشور، «افزایش کیفیت ادغام تصاویر موجک PET و MRI با استفاده از ترکیب گابور و مدل شبکیه»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، جلد ۴۵، شماره ۴، صفحات ۲۳-۳۵، ۱۳۹۴.

[4] S. Aruchamy, P. Bhattacharjee and G. Sanyal, "Automated Glaucoma Screening in Retinal Fundus Images," International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering, Vol. 10, No. 9, pp.129-136, 2015.

[5] C. Kirbas, F. Quek, "A Review of Vessel Extraction Techniques and Algorithms," *ACM Computing Surveys*, 36 (2), pp. 81–121, 2004.

[6] T. Teng, M. Lefley, D. Claremont, "Progress towards automated diabetic ocular screening: a review of image analysis and intelligent systems for diabetic retinopathy," Med Biol Eng Comput, 40 (1), pp. 2-13, 2002.

[7] S. Jiméneza, P. Alemany, I. Fondón, A. Foncubierta, B. Achab and C. Serrano, "Automatic detection of vessels in color fundus images," ARCH SOC ESP OFTALMOL, 85 (3), pp. 103-109, 2010.

[8] Z. Fan, J. Lu, W. Li, "Unsupervised Blood Vessel Segmentation of Fundus Images Based on Region Features and Hierarchical Growth Algorithm," published 26 Mar, 2017.

[9] T. Mapayi, S. Viriri, and J. R. Tapamo, "Comparative Study of Retinal Vessel Segmentation Based on Global thresholding Techniques Computational and Mathematical Methods in Medicine, volume 2015, Article ID 895267, 15 pages.

[10] C. K. Subbaraya, A. Geet D'sa, T. V. Manohar, B. R. Nanjesh, "Novel Approach for Extraction of Blood Vessels using Morphology and Filtering Techniques", International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT), 2016.

[11] D. Youssef, N. H. Solouma, "Accurate detection of blood vessels improves the detection of exudates in color fundus images," Computer Methods and Programs in Biomedicine, 108 (3), pp. 1052-1061, 2012.

[12] N. Khdhair El abbadi, E. Al-Saadi, "Blood vessels extraction using mathematical morphology," Journal of Computer Science 9 (10), pp. 1389-1395, 2013.

[13] A. M. Mendonca and A. Campilho, "Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction," IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 25, pp. 1200–1213, 2006.

[14] M. Niemeijer, J. Staal, B. Ginneken, M. Loog, and M. Abramoff, "*Drive: Digital retinal images for vessel extraction*," Website: http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE, 2004. Last accessed: May, 2015.

[15] E. D. Pisano, S. Zong, B. M. Hemminger, M. DeLuca, R. E. Johnston, K. E. Muller, M. P. Braeuning, and S. M. Pizer, "Contrast limited adaptive histogram equalization image processing to improve the detection of simulated spiculations in dense mammograms," *Digital Imaging*, vol. 11, no. 4, pp. 193-200, 1998.

[16] C. Gonzalez, A. Rafael, and B. Richard, E.Woods, *Digital Image Processing*, Third edition, 2002.

[17] J. V. B. Soares, J. J. G. Leandro, R. M. Cesar, H. F. Jelinek, and M. J. Cree, "Retinal vessel segmentation using the 2-D Gabor wavelet and supervised classification," Medical Imaging, IEEE Transactions on, vol. 25, pp. 1214-1222, 2006.

[18] A. M. Mendonca and A. Campilho, "Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction," Medical Imaging, IEEE Transactions on, vol. 25, pp. 1200-1213, 2006.

[19] C. A. Lupascu, D. Tegolo, and E. Trucco, "FABC: Retinal Vessel Segmentation Using AdaBoost," Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on, vol. 14, pp. 1267-1274, 2010.

[20] Atefeh Sadat Sajadi and Seyed Hojat Sabzpoushan," A New Seeded Region Growing Technique for Retinal Blood Vessels Extraction," J Med Signals Sens, v. 4(3); Jul-Sep 2014.

[21] Zafer Yavuz and Cemal Köse," Blood Vessel Extraction in Color Retinal Fundus Images with Enhancement Filtering and Unsupervised," Journal of Healthcare Engineering,volume 2017, Article ID 4897258, 12 pages

[22] Bankhead, P., Scholfield, C. N., McGeown, J. G., & Curtis, T. M,Fast retinal vessel detection and measurement using wavelets and edge location refinement. PLoS ONE, 7(3), e32435. (2012).

[23] Nogol MemariEmail authorAbd Rahman RamliM. Iqbal Bin SaripanSyamsiah MashohorMehrdad Moghbel,"Retinal Blood Vessel Segmentation by Using Matched Filtering and Fuzzy C-means Clustering with Integrated Level Set Method for Diabetic Retinopathy Assessment," Journal of Medical and Biological Engineering,pp 1–19.

زیرنویس‌ها

PET (Positron Emission Tomography) ۱
Fundus ۲
Diabetic retinopathy ۳
Non- Proliferative ۴
Macula edema ۵
Proliferative ۶
Gaussian filter ۷
Morphological reconstruction ۸
grayscale ۹
HGA: Hierarchical Growth Algorithm ۱۰
Wiener Filter ۱۱
Hough transform ۱۲
Top-hat ۱۳
RGB (Red-Green-Blue) image ۱۴
Dilation ۱۵
Erosion ۱۶
Closing ۱۷
Opening ۱۸
Contrast limited adaptive histogram equalizer ۱۹
RGB image ۲۰
fundus ۲۱
Otsu's method ۲۲
Ground-truth ۲۳
FOV: field of view ۲۴
watershed ۲۵