

استخراج رگ‌های خونی تصاویر شبکه‌ای با استفاده از تبدیل نسل جدید کرولت و

عملگرهای مورفولوژی وزن دار شده وفقی

صالح شاه بیک^۱ و حسین پورقاسم^۲

^۱ دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف آباد، باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، نجف آباد، اصفهان، ایران

saleh_shahbeig@sel.iaun.ac.ir

^۲ دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف آباد، دانشکده مهندسی برق، نجف آباد، اصفهان، ایران

h_pourghasem@iaun.ac.ir

چکیده: با توجه به کاربردهای فراوان پزشکی و بیومتریکی تصاویر شبکه‌ای، استخراج اتوماتیک و دقیق رگ‌های خونی شبکه‌ای از اهمیت بالایی برخوردار است. در این مقاله روشی مؤثر برای استخراج رگ‌های خونی از تصاویر رنگی شبکه‌ای پیشنهاد می‌شود. اعمال تابع برابر کننده روشنایی در این مقاله به طور درخور توجهی روشنایی این گونه تصاویر را یکنواخت می‌کند. به دلیل توانایی بالای تبدیل چند مقیاسی کرولت در معرفی لبه‌های تصویر در مقیاس‌ها و جهت‌های مختلف، در این مقاله لبه‌ها و در نتیجه کنتراست و کیفیت تصاویر شبکه‌ای به کمک اصلاح محلی و وفقی ضرایب کرولت توسط تابع اصلاح معرفی شده ارتقا یافته و این تصاویر برای مرحله استخراج رگ‌های خونی آماده می‌شوند. به دلیل پراکندگی رگ‌های خونی تصاویر شبکه‌ای در جهت‌های مختلف، از عملگرهای مورفولوژی با المان‌های ساخت وفقی وزن گذاری شده برای استخراج رگ‌های خونی استفاده شده است. عملگرهای مورفولوژی مبتنی بر تبدیلات ژئودزیک، انتخاب مناسبی برای حذف زواید به وجود آمده ای هستند که اندازه آنها از مورگ‌های تصویر کوچکتر است. نهایتاً با آنالیز اجزای به هم پیوسته تصاویر و اعمال محلی فیلتر وفقی بر روی این اجزا، تمامی زواید باقیمانده در تصویر حذف می‌شوند. الگوریتم پیشنهاد شده در این مقاله توسط تصاویر موجود در پایگاه داده DRIVE ارزیابی شده است. نتایج پیاده سازی نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی دقت بالای ۹۷/۱۱ درصد را در پایگاه داده DRIVE کسب کرده است. نتایج پیاده سازی، توانایی و دقت بالای الگوریتم پیشنهادی در استخراج رگ‌های خونی از تصاویر شبکه‌ای را نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: استخراج رگ‌های خونی شبکه‌ای، تابع برابر کننده روشنایی، تبدیل چند مقیاسی و نسل جدید کرولت، عملگرهای مورفولوژی وزن دار شده وفقی، عملگرهای مورفولوژی مبتنی بر تبدیلات ژئودزیک.

۱- مقدمه

مهمترین جزء داخلی چشم، شبکه‌ای نام دارد که تمام قسمت پشتی چشم را پوشانده است و تمام گیرنده‌های نوری بر روی آن توزیع شده اند. اختلال‌های ایجاد شده بر شبکه‌ای، که در اثر بیماری‌های خاص اتفاق می‌افتند، توسط تصاویر خاص شبکه‌ای قابل تشخیص هستند که این تصاویر با استفاده از تصویر برداری اپتیکی خاصی موسوم به فاندس حاصل می‌شوند. از بخش‌های مهم تصاویر شبکه‌ای، رگ‌های

۱ تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۱/۰۲/۲۹

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۲/۰۲/۰۱

نام نویسنده مسئول : صالح شاه بیک

نشانی نویسنده مسئول : ایران- اصفهان- نجف آباد- باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان- دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد.

بردار ویژگی محاسبه می‌شود. سپس از یک دسته بندی کننده از نوع KNN استفاده می‌شود. در حقیقت، ایده اصلی این روش مبتنی بر ویژگی ذاتی رگ هاست که همانا ساختار طویل آنهاست.

در شیوه ای که در [۲] پیشنهاد شده است، یک روش با ناظر جدید به منظور بخش بندی رگ های خونی در تصاویر شبکیه با استفاده از ویژگی های مبتنی بر ثابت های گشتاور و ویژگی های سطوح خاکستری تصویر ارائه شده است. مراحل الگوریتم معرفی شده در این شیوه به صورت زیر دسته بندی می شوند:

۱- اعمال پیش پردازش بر روی تصاویر اصلی شبکیه به منظور یکنواخت کردن سطوح خاکستری تصویر و ارتقای رگ‌های خونی؛ ۲- استخراج ویژگی به منظور نمایش عددی پیکسل‌ها؛ ۳- اعمال یک طبقه بند به منظور برچسب زدن به پیکسل‌های تصویر (رگ و غیر رگ)؛ ۴- اعمال پس پردازش بر روی نتایج حاصل شده به منظور پر کردن فاصله بین پیکسل‌ها در رگ‌های خونی شناسایی شده و حذف پیکسل‌های جدا افتاده که اشتباهاً به عنوان رگ شناخته شده اند.

این روش از یک شبکه عصبی برای طبقه بندی پیکسل‌های تصویر استفاده می‌کند که یک بردار 7-D (۷-بُعدی) مرکب از ویژگی‌های مبتنی بر ثابت‌های گشتاور و سطوح خاکستری تصویر برای نمایش پیکسل‌ها در این روش استفاده شده است. در حقیقت، این روش مبتنی بر طبقه بندی پیکسل‌های تصویر بوده و با استفاده از یک بردار ویژگی ۷-بُعدی استخراج شده از تصاویر شبکیه بهبود یافته و استفاده از آن به عنوان ورودی شبکه عصبی، اقدام به دسته بندی پیکسل‌های تصویر در دو گروه رگ و غیر رگ می‌کند. نهایتاً یک پس پردازش، فاصله بین پیکسل‌ها را پر کرده، پیکسل‌های به اشتباه رگ شناخته شده را از تصویر حذف می‌کند.

در شیوه ارائه شده در [۳]، ابتدا باند سبز تصاویر منفی (نگاتیو) خواهد شد و سپس فیلتر مکانی روی تصویر معکوس شده اعمال می‌شود. این فیلتر مکانی یک تشخیص

خونی هستند که خود شامل سرخرگ‌ها و مویرگ‌ها هستند. بررسی تغییرات ایجاد شده در تصاویر شبکیه در یک بازه زمانی خاص، می‌تواند پزشک را در تشخیص بیماری‌های مرتبط یاری رساند. از جمله کاربردهای تصاویر شبکیه می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

- نمایش نارسایی شبکیه دیابتی
- تشخیص پیشرفت برخی از بیماری‌های قلبی-عروقی
- تشخیص ناحیه فاقد رگ ماکولا (Macula)
- استفاده جهت کمک به جراحی خودکار لیزر بر روی چشم

استفاده از این تصاویر برای کاربردهای بیومتریک و ...

از طرفی، استخراج رگ‌های خونی شبکیه، گاهی توسط پزشک و به صورت دستی انجام می‌پذیرد که عملی زمان بر و مشکل بوده و به علت وابستگی زیاد به میزان مهارت پزشک، خطای زیادی به همراه دارد. بنابراین لزوم استخراج دقیق رگ‌های خونی از تصاویر شبکیه، ایجاب می‌کند که از الگوریتم و ابزارهایی استفاده کنیم که وابستگی این عمل به کاربر را کاهش داده و عوامل خطا را از بین ببرد.

از جمله روش‌های متداولی که پیش از این برای استخراج رگ‌های خونی مورد استفاده قرار گرفته است، می‌توان به روش‌های مبتنی بر ردیابی [۱]، مبتنی بر طبقه بندها [۲] و مبتنی بر پنجره [۳] اشاره نمود.

در [۱] شیوه ای پیشنهاد شده است که تحت عنوان PBM بوده، با استخراج شیارها در تصویر، که تقریباً بسیار خوبی از رگ‌ها هستند، عمل ناحیه بندی رگ‌ها را انجام می‌دهد. این شیارها برای تولید ویژگی‌های اولیه برای تشکیل المان‌های خط هستند. سپس الگوریتم با نسبت دادن پیکسل‌های تصویر به نزدیک ترین المان خط، تصویر را به تکه‌هایی ناحیه بندی می‌کند.

هر المان خط یک مختصات محلی تشکیل می‌دهد که نواحی مربوطه در همان مختصات شناخته می‌شوند. برای هر پیکسل با استفاده از خواص نواحی و المان‌های خط،

در این مقاله در ابتدا با استفاده از تابع برابر کننده روشنایی [۴] روشنایی تصویر یکنواخت شده است. سپس با اعمال محلی تابع اصلاح وفقی [۵] معرفی شده در این مقاله بر روی ضرایب کروئت [۶]، علاوه بر تقویت سیگنال مطلوب و ارتقاء کنتراست و کیفیت تصویر، از تقویت نویز نیز جلوگیری شده است که بدین ترتیب نارسایی روش‌های پیشین برطرف می‌گردد. از آن جایی که رگ‌های خونی در جهت‌های مختلفی پراکنده شده‌اند، از عملگرهای مورفولوژی با المان‌های ساخت وفقی وزن گذاری شده [۷]، برای استخراج رگ‌های خونی از تصاویر شبکه‌ای استفاده شده است. استفاده از المان‌های ساخت وفقی وزن دار شده در این مقاله باعث می‌شود که رگ‌های خونی با دقت بالایی از پس زمینه استخراج شوند. در نهایت، با استفاده از عملگرهای مورفولوژی مبتنی بر تبدیلات ژئودزیک، آنالیز اجزای به هم پیوسته و اعمال محلی فیلتر وفقی با آستانه تعریف شده در [۸]، زوایید به وجود آمده در تصویر را حذف کرده و تصویر رگ‌های خونی استخراج شده را به دست می‌آوریم.

در ادامه، به تشریح الگوریتم پیشنهادی پرداخته می‌شود و ابزارهای مورد استفاده به طور جداگانه بررسی می‌شوند. در انتها نتایج عملی حاصل از پیاده‌سازی مراحل مختلف الگوریتم و معیارهای ارزیابی بررسی خواهند شد.

۲- الگوریتم پیشنهادی برای استخراج

رگ‌های خونی تصاویر شبکه‌ای

بلوک دیاگرام استخراج رگ‌های خونی از تصاویر شبکه‌ای در شکل (۱) نمایش داده شده است. همان گونه که در شکل (۱) مشاهده می‌شود، به منظور استخراج رگ‌های خونی شبکه‌ای از تصاویر رنگی، ابتدا مرحله پیش پردازش بر روی تصاویر اعمال می‌شود تا برای ورود به بخش‌های بعدی آماده شود. تصاویر گرفته شده از شبکه‌ای، رنگی هستند که برای پردازش این تصاویر سعی بر آن است که آنها را به تصاویر سطح خاکستری با بهترین کنتراست ممکن تبدیل کنیم. از این رو، تصاویر رنگی را به زیر باندهای R و G و

دهنده خط است که در جهت‌های مختلفی روی تصویر اعمال می‌شود. به مرکزیت پیکسل هدف (i, j) خطی به طول l در نظر گرفته می‌شود و متوسط سطوح خاکستری پیکسل‌ها در طول این خط محاسبه می‌شود. خط مذکور با دقت زاویه ای ۱۵ درجه حول پیکسل مورد نظر می‌چرخد و در هر زاویه مقدار متوسط روشنایی پیکسل‌هایی را که روی خط قرار می‌گیرند محاسبه می‌کند. از میان ۱۲ مقداری که برای هر پیکسل به دست می‌آید، تنها بزرگترین مقدار متوسط نگه داشته می‌شود. تفاضل این مقدار از متوسط مقادیر خاکستری پیکسل‌های موجود در پنجره‌ای که مرکز آن (i, j) بوده و طول ضلع آن l است، میزان قدرت خط مذکور را رقم می‌زند. چنانچه این خط در راستای رگ‌ها قرار گیرد، به مقادیر بزرگ‌تر قدرت خط دست پیدا می‌کنیم که این مسأله ما را در تشخیص پیکسل‌های مربوط به رگ‌ها از پیکسل‌های پس زمینه کمک می‌کند.

به علت متغیر بودن ضریب انعکاس نور در قسمت‌های مختلف شبکه‌ای و همچنین، به علت وجود نقص در سیستم دستگاه‌های تصویر برداری، روشنایی غیر یکنواختی در تصاویر شبکه‌ای وجود دارد که باعث می‌شود عمل مدل کردن رگ‌ها در روش‌های مبتنی بر پنجره و همچنین، عمل دنبال کردن در روش‌های مبتنی بر ردیابی، با دقت خوبی صورت نپذیرد. از آنجایی که در روش‌های مبتنی بر طبقه بندها، توسط یک الگوریتم سطح پایین تمام نواحی پیوسته تصویر بخش بندی می‌شوند، لذا به علت وجود نویز ذاتی در تصاویر شبکه‌ای و همچنین به دلیل تغییرات نوسانی روشنایی تصاویر، نمی‌توان با دقت خوبی پیکسل‌های مربوط به رگ‌های خونی را بخش بندی نمود.

بیشتر روش‌های ارائه شده تاکنون، دارای پیچیدگی محاسباتی بالایی به منظور استخراج رگ‌های خونی از تصاویر شبکه‌ای هستند، به طوری که زمان اجرای الگوریتم افزایش می‌یابد. بنابراین، به دنبال الگوریتمی هستیم که بتوانیم عمل استخراج رگ‌های خونی را با دقت و سرعت بالایی انجام دهیم.

مابقی زواید به وجود آمده را نیز حذف کنیم. در نهایت، تصویر رگ‌های استخراج شده از تصاویر شبکه‌ای به دست خواهد آمد.



شکل (۱): خلاصه‌ای از الگوریتم پیشنهادی

۳- پیش پردازش

۳-۱- انتخاب زیر بانده مناسب تصاویر

تجربه نشان داده است که تصاویر زیر بانده G ، دارای بهترین کنتراست و کیفیت در بین زیر باندهای تصاویر شبکه‌ای هستند، ولی مواقعی پیش می‌آید که زیر بانده G نیز دارای کنتراست و کیفیت پایینی است. از این رو، معیار $C_{\mu r}$ را به صورت رابطه (۱) تعریف می‌کنیم [۹].

$$C_{\mu r} = \sum_{j=0}^{\mu r} (p_r(r_j)) \quad (1)$$

μr میانگین سطوح خاکستری تصاویر زیر بانده R است. $C_{\mu r}$ مجموع تابع چگالی احتمال از سطح خاکستری 0 تا μr بوده، مربوط به تصاویر زیر بانده G است. حال اگر برای

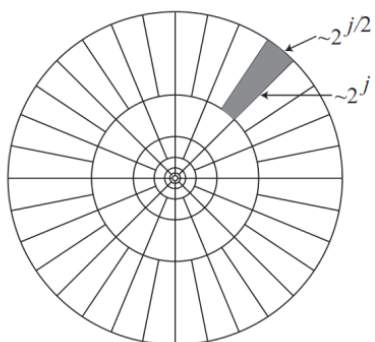
B تجزیه می‌کنیم و با تعریف معیاری، بهترین زیر بانده را از لحاظ میزان تغییرات سطوح خاکستری و میزان سیگنال موجود در آن برای ادامه کار انتخاب می‌کنیم. از آنجایی که عدم یکنواختی روشنایی تصاویر شبکه‌ای باعث ایجاد زوایدی در تصویر لبه نهایی خواهد شد و حتی در مواردی موجب حذف برخی از مویرگ‌های تصویر می‌شود، لذا واجب است برای یکنواخت کردن روشنایی تصاویر راه حلی ارائه دهیم. برای این منظور، در این مقاله از تابع برابر کننده روشنایی [۴] به صورت محلی، برای یکنواخت کردن روشنایی تصویر استفاده شده است. اعمال تابع برابر کننده روشنایی به صورت محلی بر روی تصاویر شبکه‌ای می‌تواند میزان تغییرات سطوح خاکستری اجزای تصویر را به طور قابل ملاحظه‌ای افزایش داده، اطلاعات تصویر را برجسته تر نماید. به عبارت دیگر، از آنجایی که پیش پردازش، اهمیت زیادی در جواب نهایی این الگوریتم خواهد داشت، اعمال محلی تابع ذکر شده بر روی تصاویر شبکه‌ای، تاثیر بسزایی در بهبود کیفیت تصاویر لبه نهایی خواهد داشت. از آنجایی که تقویت لبه در تصاویر می‌تواند کنتراست و کیفیت را افزایش دهد، از این رو، به کمک تبدیل چند مقیاسی و نسل جدید کرولت [۶]، عمل تقویت لبه‌های تصویر را انجام می‌دهیم. با انتخاب تابع غیر خطی و وفقی معرفی شده در [۵] و با اعمال آن به صورت محلی بر روی ضرایب کرولت تصاویر شبکه‌ای، کنتراست و کیفیت تصاویر شبکه‌ای را ارتقا می‌دهیم.

اکنون وارد مرحله پردازش اصلی برای استخراج رگ‌های خونی از تصاویر شبکه‌ای می‌شویم. برای این منظور از تابع مورفولوژی TopHat اصلاح شده و المان‌های ساخت وفقی وزن گذاری شده [۷] استفاده شده است. به علت وجود نویز ذاتی در تصاویر شبکه‌ای، علاوه بر استخراج رگ‌های خونی زوایدی هم وارد تصویر لبه خواهند شد. برای حذف این زواید پیشنهاد می‌شود در مرحله اول، با کمک عملگرهای مورفولوژی مبتنی بر تبدیلات ژئودزیک زوایدی را که از نظر اندازه کوچکتر از مویرگ‌ها هستند، حذف کرده و در مرحله دوم با آنالیز اجزای به هم پیوسته و اعمال فیلتر وفقی [۸] به صورت محلی بر روی این اجزای

f تبدیل فوریه سیگنال اصلی بوده و U_j پنجره فرکانسی اعمال شده در فضای فرکانس است. U_j در حقیقت مجموعه‌ای از گوه‌های قطبی است که به صورت شعاعی و زاویه‌ای تصویر را پوشش می‌دهند. R_{01} چرخش به اندازه θ_1 رادیان است و مطابق رابطه (۴) تعریف می‌شود.

$$R_{\theta_1} = \begin{pmatrix} \cos \theta_1 & \sin \theta_1 \\ -\sin \theta_1 & \cos \theta_1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

به این ترتیب، ضرایب کرولت $C(j,l,k)$ در مقیاس j ، جهت l و با پارامتر انتقال k حاصل می‌شود. x متغیر حوزه مکان و ω متغیر حوزه فرکانس بوده و R و θ نیز به عنوان مختصات قطبی در حوزه فرکانس معرفی می‌شوند. شکل (۲)، کفپوش کرولت در حوزه فرکانس را نمایش می‌دهد.



شکل (۲): کفپوش کرولت در حوزه فرکانس

تبدیل کرولت در فضای فرکانس از گوه‌های سهمی ماندنی تشکیل شده است. ناحیه هاشور خورده در شکل (۲) یکی از این گوه‌های نوعی را نشان می‌دهد.

۳-۴- ارتقای کنتراست و کیفیت تصاویر شبکه

از آنجایی که لبه‌ها نقش مهمی در درک تصاویر ایفا می‌کنند، شیوه مناسبی برای بهبود کنتراست و کیفیت تصاویر، بهبود لبه‌هاست. تبدیلات چند مقیاسی نسل جدید قادرند با تعداد ضریب بسیار کمتر نسبت به تبدیلات چند مقیاسی معمول سیگنال را با دقت بسیار بالایی توصیف کنند. با توجه به مناسب بودن تبدیل نسل جدید کرولت برای نمایش تصاویر حاوی لبه، این تبدیل به عنوان نامزد

مثال $C_{\mu} > 0.45$ باشد، به این معناست که روشنایی تصویر زیر باند G مناسب بوده، تنها از این زیر باند برای ادامه کار استفاده می‌کنیم و در غیر این صورت توسط تطبیق هیستوگرام و به کمک تصویر زیر باند R ، میزان تغییرات سطوح خاکستری زیر باند G مربوط به تصویر شبکه مورد نظر را افزایش می‌دهیم [۹].

۳-۲- اصلاح تغییرات روشنایی موجود در تصاویر شبکه

با اعمال محلی تابع معرفی شده در [۴] بر روی تک تک پیکسل‌های تصاویر سطح خاکستری شبکه، تغییرات شدید روشنایی موجود در سراسر تصاویر شبکه به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش می‌یابد. در این پردازش مقدار $I_{eq}(i,j)$ که شدت برابر شده هر پیکسل است، از رابطه (۲) حاصل می‌شود.

$$I_{eq}(i,j) = I(i,j) + \mu_{desired} - W_{\mu}(i,j) \quad (2)$$

$I(i,j)$ شدت روشنایی اصلی پیکسل واقع در مکان (i,j) ، $\mu_{desired}$ میانگین شدت روشنایی دلخواه، $W_{\mu}(i,j)$ میانگین شدت روشنایی واقعی برای پنجره متمرکز در پیکسل (i,j) و I_{eq} تصویر برابر شده روشنایی است.

۳-۳- تبدیل چند مقیاسی و نسل جدید کرولت

تبدیل کرولت [۶] جزو تبدیلات چند مقیاسی نسل جدید محسوب می‌شود که با اعمال یک موجک مشخص در جهت‌ها و مقیاس‌های مختلف بر روی تصاویر، دسته‌ضرایبی را در جهت‌ها و مقیاس‌های گوناگون نتیجه می‌دهد. هر کدام از این دسته‌ضرایب که در یک گوه قطبی واقع شده‌اند، بیانگر اطلاعات تصویر در آن مقیاس و جهت خاص هستند. ضرایب کرولت را می‌توان توسط رابطه زیر محاسبه نمود:

$$C(j,l,k) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int f(\omega) U_j(R_{\theta_1} \omega) e^{i \langle x_k^{j,l}, \omega \rangle} d\omega \quad (3)$$

ورودی هماهنگ کند. تابع اصلاح فوق ضرایب کوچک را در مقایسه با ضرایب بزرگتر، بیشتر تقویت می‌کند. نحوه اعمال این تابع بر روی ضرایب به صورت محلی است؛ یعنی M_{ij} به طور جداگانه در مقیاس و جهت معین محاسبه شده و تابع مذکور بر روی ضرایب همان گوه قطبی (باند فرکانسی با مقیاس و جهت مشخص) اعمال می‌شود که این خود باعث تاثیر گذاری بیشتر تابع اصلاح بر روی تصاویر شبکه‌ای خواهد شد. نهایتاً با بازسازی ضرایب کرولت اصلاح شده، به تصویر ارتقا یافته نهایی دست خواهیم یافت.

۴- استخراج رگ‌های خونی به کمک

عملگرهای مورفولوژی وفقی وزن دار شده

لبه‌ها می‌توانند به عنوان جایی که گرادیان تابع شدت تصویر به ماکزیمم محلی خود می‌رسد، تعریف شوند. هدف اصلی عملگرهای گرادیان مورفولوژی وفقی وزن دار شده [۷] در الگوریتم پیشنهادی ما، تولید ویژگی‌های لبه بسیار متصل از تصویر تحت بررسی است. روند استخراج رگ‌های خونی در این قسمت به این صورت است که ابتدا توسط عملگر معرفی شده در رابطه (۷) اقدام به شناسایی اولیه لبه در تصویر کرده، به طور همزمان اجزای وزن دار المان ساخت وفقی A را برای استخراج نهایی لبه‌های موجود در تصاویر شبکه‌ای تشکیل می‌دهیم.

$$\text{Edge_Operator} = (X \oplus B) - (X \bullet B) \quad (۷)$$

که X تصویر اصلی و B المان ساخت اولیه است. \oplus و \bullet به ترتیب بیانگر عملگرهای اتساع و بستن مورفولوژی است.

اجزای المان ساخت وفقی وزن دار شده A ، به گونه‌ای محاسبه می‌شوند که ضرایب مربوط به لبه جهت دار ۱ و ضرایب نقاط دورتر طبق رابطه (۸) و کوچکتر از ۱ تعیین می‌شوند.

$$\Delta \omega = (\omega - 1) / d \quad (۸)$$

ω مجموع ضرایب مربوط به لبه در المان ساخت A بوده و d فاصله بین نقطه جهت دار لبه و دورترین نقطه از

خوبی برای بهبود لبه به شمار می‌آید. در این قسمت ضرایب کرولت با هدف بهبود لبه‌های تصویر و در نتیجه بهبود کنتراست و کیفیت تصویر اصلاح می‌شوند. به عبارت دیگر، وجود تابعی که ضرایب کرولت را به شکلی مناسب تغییر دهد، الزامی است. پارامترهای تابع اصلاح وفقی [۵]، براساس برخی ویژگی‌های آماری ضرایب کرولت تصاویر ورودی تعریف می‌شوند که باعث می‌شود اصلاحات مورد نظر به طور مؤثرتری بر روی ضرایب کرولت اعمال شوند. به دلیل تعریف پارامترهای تابع اصلاح براساس ویژگی‌های آماری ضرایب کرولت تصاویر ورودی، با اعمال تابع اصلاح رابطه (۵) بر روی ضرایب کرولت تصاویر یکنواخت شده روشنایی، تابع به صورت وفقی عمل کرده، می‌تواند خود را با تک تک تصاویر ورودی و براساس ویژگی‌های آماری ضرایب کرولت آن تصاویر وفق دهد و علاوه بر تقویت سیگنال مطلوب می‌تواند همزمان مانع از تقویت نویز نیز شود. بدین ترتیب، نارسایی برخی از روش‌های پیشین برطرف می‌گردد.

$$y(x) = \begin{cases} k_1 \left(\frac{m}{c}\right)^p & \text{if } |x| < ac \\ k_2 \left(\frac{m}{|x|}\right)^p & \text{if } ac \leq |x| < m \\ k_3 & \text{if } m \leq |x| \end{cases} \quad (۵)$$

p درجه غیرخطی بودن را تعیین می‌کند. k_1 و k_2 و k_3 ضرایب تابع اصلاح بوده، m از رابطه (۶) به دست می‌آید.

$$m = k (M_{ij} - \sigma) \quad (۶)$$

M_{ij} بزرگترین ضریب در مقیاس و جهت مشخص بوده که نشان می‌دهد ضرایب با توجه به مقدار ماکزیمم خود در هر باند تقویت می‌شوند. $C = \sigma$ نیز انحراف از معیار نویز تخمین زده شده از تصاویر است [۱۰] که هنگام تقویت سیگنال مطلوب، به طور همزمان مانع از تقویت نویز می‌شود. دو پارامتر M_{ij} و C باعث می‌شوند که تابع فوق به صورت وفقی عمل نماید و خود را با تصاویر متفاوت

اتساع مورفولوژی وزن دار شده (WDI) به صورت رابطه (۱۰) تعریف می‌شوند.

$$\begin{aligned} WER(k, l) &= \min_{u, v} \{X(k + u, l + v) / B(u, v)\} \\ WDI(k, l) &= \max_{u, v} \{X(k + u, l + v) \times B(u, v)\} \end{aligned} \quad (10)$$

X تصویر تحت مطالعه است. عملگرهای دیگر از قبیل باز کردن مورفولوژی وزن دار شده (WOP) و بستن مورفولوژی وزن دار شده (WCL)، ترکیب ساده ای از WER و WDI هستند که به صورت رابطه (۱۱) تعریف می‌شوند.

$$\begin{aligned} WOP(X) &= WDI(WER(X)) \\ WCL(X) &= WER(WDI(X)) \end{aligned} \quad (11)$$

۵- حذف زواید

۵-۱- حذف مرحله اول زواید ایجاد شده

اگر در اعمال عملگرهای مورفولوژی، علاوه بر تصویر اصلی تصویر دومی را نیز در نظر بگیریم و در هر مرحله اتساع و یا سایش مورفولوژی تحمیل شود که تصویر حاصل، بزرگتر یا کوچکتر از تصویر دوم باقی بماند، مبانی عملگرهای مورفولوژی مبتنی بر تبدیلات ژئودزیک [۱۱] شکل می‌گیرد. از طرفی، اتساع ها و سایش های مبتنی بر تبدیلات ژئودزیک با اندازه معین، به ندرت در عمل به کار می‌روند. چنانچه این عملگرها تا زمان پایداری مرتباً تکرار شوند، الگوریتم های قدرتمندی را تعریف می‌کنند. برای حذف قسمتی از زواید ایجاد شده، از عملگر باز کردن مبتنی بر تبدیلات ژئودزیک استفاده می‌کنیم. از آنجایی که برخی زواید ایجاد شده، بعضاً به اندازه مویرگ های تصویر هستند، از این رو، نمی‌توان المان ساخت را در این قسمت از حدی بزرگتر انتخاب نمود، زیرا علاوه بر زواید، قسمتی از اطلاعات تصویر نیز حذف خواهد شد. پس به ناچار به مرحله دیگری برای حذف زواید باقیمانده در تصویر لبه نیاز داریم.

۵-۲- حذف نهایی زواید موجود در تصویر لبه

این مرحله در حقیقت وظیفه برچسب گذاری اجزای به هم پیوسته در تصویر لبه به دست آمده را دارد. از آنجایی

آن را مشخص می‌کند. در جهات افقی و عمودی، وزن اجزای المان ساخت A توسط پارامتر $\Delta\omega$ کاهش یافته و هر مرحله از نقاط جهت دار لبه آغاز می‌شود. نمونه ای از المان های ساخت و فقی وزن دار شده با ابعاد $3*3$ در جهت‌های صفر درجه و 45 درجه در شکل (۹) نشان داده شده است.

$$A_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, \quad A_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

شکل (۳): نمونه ای از المان‌های ساخت و فقی وزن دار شده

توابع مورفولوژی بسیاری را می‌توان برای استخراج نهایی رگ های خونی به کار برد. برای مثال، تابع TopHat یکی از این توابع است، ولی مشکلی که این تابع دارد، این است که پیکسل‌ها در تصویر حاصل از گشایش، درمقایسه با پیکسل های متناظر در تصویر اولیه، دارای مقادیر سطوح خاکستری مساوی یا کمتر از آنها هستند؛ یعنی به عبارتی تصویر حاصل از TopHat می‌تواند تمامی تغییرات ناچیز سطوح خاکستری (مانند نویز) را که در هر تصویری وجود دارد نیز شامل شود. در این مقاله از تابع TopHat اصلاح شده به منظور استخراج نهایی رگ‌های خونی از پس زمینه تصاویر شبکیه استفاده شده است. در خروجی تابع TopHat اصلاح شده، تصویری برابر تصویر اولیه پدید می‌آید، بجز در لبه‌ها که به این ترتیب حساسیت به نویز برطرف می‌گردد. در رابطه (۹)، تابع TopHat اصلاح شده نشان داده شده است.

$$TopHat = I - \min((I \bullet S_C) \circ S_O; I) \quad (9)$$

S_C و S_O به ترتیب المان های ساخت به کار رفته برای انجام عمل باز کردن و بستن مورفولوژی هستند که در این مقاله المان ساخت و فقی وزن دار شده A، جایگزین هر دو المان ساخت شده است. شایان ذکر است که عملگرهای به کار گرفته شده در تابع TopHat اصلاح شده در این مقاله از نوع عملگرهای مورفولوژی وزن دار شده هستند. روابط مربوط به سایش مورفولوژی وزن دار شده (WER) و

در راستاهای اصلی تصویر، کمتر از آستانه T باشند، به عنوان نویز شناخته و حذف می‌کند و ما بقیه اجزا در تصویر لبه نهایی حضور خواهند داشت.

۶- نتایج عملی

۶-۱- پایگاه داده

پایه سازی این مقاله بر روی پایگاه داده معروف DRIVE [۱۲]، صورت گرفته است. ۴۰ تصویری که در این پایگاه داده وجود دارد، از بین تصاویر مربوط به ۴۰۰ فرد مبتلا به دیابت با سن بین ۵۰ تا ۹۰ سال و در کشور هلند جمع آوری شده است. تصاویر موجود در این پایگاه داده به فرمت JPEG فشرده شده اند. مجموعه ۴۰ تصویر، به دو دسته امتحان و آزمایش تقسیم شده است. به ازای هر تصویر مربوط به دسته آزمایش، یک تصویر بخش بندی شده نیز وجود دارد که توسط انسان و به صورت دستی انجام گرفته است و برای هر تصویر از دسته امتحان، دو تصویر بخش بندی شده دستی وجود دارد که یکی از آنها به عنوان استاندارد طلایی استفاده می‌شود و تصویر دیگر می‌تواند برای مقایسه تصاویر بخش بندی شده توسط کامپیوتر و تصاویری که به صورت مستقل توسط ناظر انسانی بخش بندی می‌شوند، استفاده شود.

۶-۲- پارامترهای ارزیابی الگوریتم

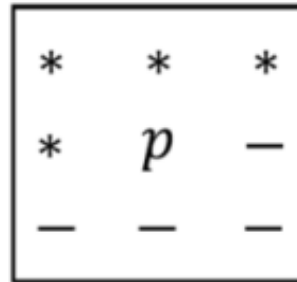
ارزیابی کمی الگوریتم بهبود کنتراست تصاویر شبکه‌ای را با دو معیار پیک نسبت سیگنال به نویز (PSNR) و اندیس افزایش کنتراست (CII) و بر روی تمام تصاویر موجود در پایگاه داده انجام دادیم. روابط مربوط به معیار PSNR را در رابطه (۱۳) مشاهده می‌کنید.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{Max_I^2}{MSE} \quad (13)$$

در رابطه (۱۳)، Max_I ، بیشترین مقدار روشنایی تصویر و MSE متوسط مربعات خطا است که به صورت رابطه (۱۴) تعریف می‌شود.

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \|I_o(i, j) - I_e(i, j)\|^2 \quad (14)$$

که در این مقاله هشت همسایگی پیکسل‌های تصویر لبه مد نظر ماست، نقابی را به صورت شکل (۴) در نظر می‌گیریم:



شکل (۴): نقاب ۳*۳ به منظور آنالیز اجزای به هم پیوسته

با حرکت دادن مرکز نقاب فوق بر روی تک تک پیکسل‌های تصویر باینری شده، اگر p پیکسلی به رنگ سفید باشد که قرار است به آن برچسب 1 زده شود و * و - به ترتیب پیکسل‌های برچسب خورده و برچسب نخورده باشند، طبق قواعد زیر اجزای به هم پیوسته تصاویر را برچسب گذاری می‌کنیم:

- اگر تمام همسایگی‌های * برچسب 0 داشته باشند، به پیکسل p برچسب جدیدی می‌دهیم.
- اگر تنها یکی از همسایگی‌های * برچسب 1 داشته باشد، برچسب آن همسایگی را به p اختصاص می‌دهیم.

- اگر بیش از یکی از همسایگی‌های * برچسب 1 داشتند، برچسب یکی از همسایگی‌ها را به p اختصاص داده، علامتی به نشانه هم ارزی برچسب‌ها قرار می‌دهیم. حال تصویری ایجاد می‌شود که تمام رگ‌ها و مویرگ‌های به هم پیوسته در آن برچسب 1 به خود گرفته اند. تصویر برچسب گذاری شده را به زیر تصویرهایی تجزیه کرده، با تعریف آستانه افقی T [۸] به صورت رابطه (۱۲)، فیلتری را به صورت محلی بر روی زیر تصویرها اعمال می‌کنیم.

$$T = \mu - \alpha \sigma \quad (12)$$

μ و σ مقادیر افقی آستانه فوق بوده، به ترتیب مقدار متوسط و انحراف از معیار طول برچسب‌ها در هر زیر تصویر ایجاد شده هستند. فیلتر مورد نظر به این صورت عمل می‌کند که اجزای برچسب خورده ای را که طول آنها

TPR و FNR به ترتیب بیانگر نسبت معیار مثبت بودن درست و منفی بودن نادرست به کل تعداد پیکسل‌های متعلق به رگ‌های خونی هستند. FPR و TNR نیز به ترتیب بیانگر نسبت معیار مثبت بودن نادرست و منفی بودن درست به کل تعداد پیکسل‌هایی است که به رگ‌های خونی تعلق ندارند.

باتوجه به تعاریف ذکر شده، میزان دقت الگوریتم به صورت رابطه (۱۷) تعریف می‌شود.

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP} \quad (17)$$

علاوه بر معیارهای یاد شده، معیار کمی دیگری نیز در بحث ارزیابی بخش بندی تصاویر مطرح است که "حساسیت" نامیده می‌شود که رابطه آن به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (18)$$

۶-۳- پیش پردازش

در این قسمت نتایج مراحل ذکر شده را بر روی تصویر شماره ۲۱ از پایگاه داده DRIVE، بررسی می‌کنیم. در قسمت انتخاب زیر باند مناسب تصویر، معیار C_{PR} ، 0.45 در نظر گرفته شد؛ یعنی به عبارتی اگر $C_{PR} > 0.45$ باشد، سطح روشنایی زیر تصویر باند G مناسب است و تنها از زیر تصویر باند G برای ادامه کار استفاده می‌کنیم و در غیر این صورت از تطبیق هیستوگرام با زیر تصویر باند R، تصویر مناسب را ایجاد می‌کنیم.

در قسمت ۳-۲ اندازه پنجره W، N=49 و 128 = $\mu_{desired}$ انتخاب شد.

پارامترهای تابع وقتی نیز برای پیاده سازی به صورت $a=1$ ، $p=0.1$ ، $k_1=1$ ، $k_2=1.4$ ، $k_3=1$ ، $k=1$ انتخاب شدند.

انحراف از معیار تصویر طبق [۱۰]، توسط نقاب و رابطه (۱۹) در حوزه مکان تخمین زده شدند.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \frac{1}{6(k-2)(l-2)} \sum |f(x,y) * M| \quad (19)$$

در رابطه (۱۴)، I_o تصویر اولیه و I_e تصویر بهبود یافته است. رابطه مربوط به معیار CII نیز در رابطه (۱۵) آورده شده است.

$$CII = \frac{C_{Enhanced}}{C_{Original}} \quad (15)$$

در رابطه (۱۵)، $C_{Original}$ و $C_{Enhanced}$ به ترتیب کنتراست تصویر بهبود یافته و کنتراست تصویر اولیه است. کنتراست تصویر (C) نیز از رابطه (۱۶) قابل محاسبه است.

$$C = \frac{r - b}{r + b} \quad (16)$$

r و b به ترتیب مقادیر متوسط gray-level تصویر پیش زمینه و تصویر پس زمینه هستند.

با توجه به وجود تصاویر بخش بندی شده توسط ناظر انسانی در پایگاه داده DRIVE، برای مقایسه نتایج به دست آمده توسط الگوریتم و جداسازی انجام شده توسط متخصص، دو معیار کمی زیر را در نظر گرفتیم:

- TP (مثبت بودن درست): نشان دهنده تعداد پیکسل‌هایی است که الگوریتم آنها را مربوط به رگ‌های خونی دانسته، این پیکسل‌ها در واقع نیز مربوط به رگ‌های خونی هستند.
- FP (مثبت بودن نادرست): بیانگر تعداد پیکسل‌هایی است که الگوریتم آنها را مربوط به رگ‌های خونی تشخیص داده، اما در واقع این پیکسل‌ها مربوط به رگ‌های خونی نبوده‌اند.

- TN (منفی بودن درست): نشان دهنده تعداد پیکسل‌هایی است که الگوریتم آنها را جزو رگ‌های خونی به حساب نیاورده است و این پیکسل‌ها در واقع نیز متعلق به رگ‌های خونی نبوده‌اند.

- FN (منفی بودن نادرست): نشان دهنده تعداد پیکسل‌هایی است که الگوریتم آنها را متعلق به پس زمینه دانسته ولی در واقع این پیکسل‌ها متعلق به رگ‌های خونی بوده‌اند.

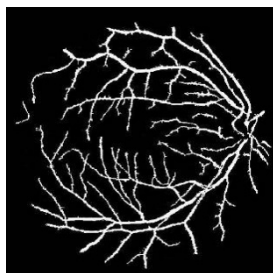
پیشنهادی در این مقاله توانسته است به این مقدار دست یابد.

$$M = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

۶-۴- استخراج رگ های خونی و حذف زواید

به منظور پیاده سازی، سایز المان ساخت B برای استخراج اولیه لبه های تصویر، ۷*۷ و سایز المان های ساخت وفقی وزن دار شده برای استخراج نهایی لبه های تصویر ۵*۵ در نظر گرفته شدند تا علاوه بر غیر حساس بودن به تغییرات جزئی، توانایی استخراج مویرگ ها را نیز داشته باشند.

المان ساخت استفاده شده برای حذف زواید به کمک عملگر باز کردن مبتنی بر تبدیلات ژئودزیک، یک المان ساخت مربعی ساده با ابعاد ۵*۵ در نظر گرفته شد. همچنین، در پیاده سازی عملگر باز کردن مبتنی بر تبدیلات ژئودزیک، یک مرحله فرسایش در نظر گرفته شد و عمل اتساع تا رسیدن به پایداری تکرار شد. با در نظر گرفتن هشت همسایگی و پردازش اجزای به هم پیوسته، اجزای تصویر را برچسب گذاری کردیم. سپس با تقسیم تصویر به بلوک های ۵۰*۵۰ پیکسل، فیلتر وفقی بیان شده به صورت محلی بر تک تک بلوک ها اعمال شد و اجزایی که طول در راستاهای اصلی آنها کمتر از آستانه T بودند، به عنوان نویز شناخته و حذف شدند. تصویر رگ های استخراج شده نهایی و حذف نویز شده، در شکل (۶) قابل مشاهده است.

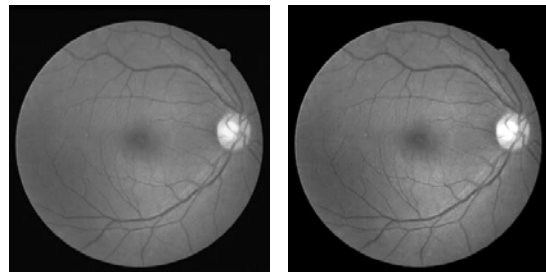


شکل(۶): تصویر رگ های استخراج شده نهایی و حذف نویز

شده با

TPR=0.8798, FPR=0.0323, Average Accuracy=0.9605

برای اعمال تبدیل کرولت نیز از تعداد ۵ باند استفاده شد که تصاویر در این ۵ باند با مقیاس های متفاوت آنالیز شدند. همچنین، دقت زاویه ای در مقیاس اول ۲۲/۵ درجه انتخاب شد؛ یعنی تعداد ۱۶ جهت در مقیاس اول در نظر گرفته شد. تصویر سمت چپ در شکل (۵)، تصویر اصلی بوده و تصویر سمت راست تصویر بهبود یافته از نظر یکنواختی روشنایی و بهبود کنتراست و کیفیت است.



شکل(۵): تصویر سمت چپ: بهترین زیر باند تصویر اصلی تصویر سمت راست: تصویر ارتقا یافته از لحاظ روشنایی و کنتراست با PSNR=29.875, CII=1.175

مقدار متوسط و انحراف از معیار نتایج را در جدول (۱) مشاهده می کنید.

جدول (۱): نتایج ارتقا تصاویر برای تمام تصاویر موجود در

پایگاه داده DRIVE

معیار کمی	متوسط	انحراف معیار
PSNR	۲۹/۸۶۴	۱/۰۱۵
CII	۱/۱۷۱	۰/۰۲۳

در مقالات علمی از جمله [۱۳]، مقدار PSNR حدود ۳۰ و بیشتر از ۳۰ را یک مقدار مناسب می دانند که نشان دهنده موفقیت در جلوگیری از تقویت نویز تصاویر است. البته، این مقدار به نوع تصویر مورد مطالعه نیز بستگی دارد. همان طور که در جدول (۱) مشاهده می کنید، شیوه

MATLAB و بر روی کامپیوتری با 2.6 GHz Intel CPU و 512 MB RAM از پس زمینه تصاویر رنگی شبکه استخراج شده اند.

معیار های ارزیابی ذکر شده به همراه دقت متوسط الگوریتم، برای تمام تصاویر موجود در پایگاه داده DRIVE محاسبه شد که نتیجه را در جدول (۲) مشاهده می کنید. همانگونه که مشاهده می شود، رگ های خونی با دقت بالای ۹۷٪ و در مدت زمان حدود ۴۰ ثانیه، توسط نرم افزار

جدول (۲): نتایج استخراج رگ های خونی برای تمام تصاویر موجود در پایگاه داده DRIVE

Algorithm	TPR	FPR	Average Accuracy(%)	Run Time (s)
Our Method	۰/۸۸۷۵	۰/۰۳۵۰	۹۷/۱۱±۰/۰۰۹۳	۴۰

تصاویر شبکه چشم موجود در پایگاه داده DRIVE، با برخی از روش های موجود در این زمینه و بر اساس چند معیار ارزیابی که در بخش های قبل به آن ها پرداخته شد، صورت گرفته است.

۶-۵- مقایسه نتایج الگوریتم های استخراج

رگ های خونی از تصاویر شبکه چشم

در جدول (۳) مقایسه ای بین الگوریتم پیشنهادی در این مقاله جهت بخش بندی و استخراج رگ های خونی از

جدول (۳): مقایسه کمی الگوریتم بخش بندی رگ های خونی پیشنهادی در این مقاله با برخی از روش های موجود.

Method	TPR	FPR	Average Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Database
J. Staal et al. [1]	۰/۶۷۸۰	۰/۰۱۷۰	۹۴/۴۱±۰/۰۰۶۵	۶۷/۸۰	DRIVE
D. Marin et al. [2]	۰/۷۰۶۷	۰/۰۱۹۹	۹۴/۵۲	۷۰/۶۷	DRIVE
A. M. Mendonca et al. [14]	۰/۷۳۱۵	۰/۰۲۱۹	۹۴/۶۳±۰/۰۰۶۵	۷۳/۱۵	DRIVE
M. E. Martinez-Perez et al. [15]	۰/۷۱۷۲	۰/۰۳۳۷	۹۳/۴۳	۷۱/۷۲	DRIVE
P. C. Siddalingas wamy et al. [16]	۰/۸۶۴۷	-----	-----	۸۶/۴۷±۳/۶	DRIVE
Our algorithm	۰/۸۸۷۵	۰/۰۳۵۰	۹۷/۱۱±۰/۰۰۹۳	۸۶/۳۱±۰/۲۱۴	DRIVE

بردارهای ویژگی به دست آمده، توسط یک طبقه بند نوع KNN دسته بندی می شوند.

D. Marin در [۲] یک روش با ناظر برای آشکار سازی رگ های خونی در تصاویر شبکه دیجیتال ارائه کرده است. این روش در ابتدا اقدام به محاسبه یک بردار ویژگی هفت بعدی مرکب از ویژگی های مبتنی بر ثابت های گشتاور و همچنین، سطوح خاکستری تصویر به منظور معرفی پیکسل ها می کند و سپس با استفاده از یک شبکه عصبی،

فرض کشیده بودن و امتداد داشتن ساختار رگ ها در تصاویر شبکه، مبنای روش با ناظر آشکار ساز رگ مبتنی بر شیار معرفی شده توسط J. Staal در [۱] است. در این روش ابتدا شیار ها از تصویر استخراج می شوند و سپس به عنوان ویژگی های اولیه برای تشکیل المان های خط استفاده می شوند. سپس هر پیکسل به نزدیکترین المان خط نسبت داده می شود و در نتیجه تصویر به تکه هایی تقسیم می شود. در ابتدا برای هر پیکسل ۲۷ ویژگی محاسبه شده و سپس بهترین تفکیک پذیری کلاسی را ایجاد می کنند. نهایتاً

که بدین ترتیب نارسایی روش‌های پیشین برطرف گردید. از آنجایی که رگ‌های خونی در جهت‌های مختلفی پراکنده شده‌اند، از عملگرهای مورفولوژی با المان‌های ساخت وفقی وزن گذاری شده، برای استخراج رگ‌های خونی از تصاویر شبکه‌ای استفاده کردیم. استفاده از المان‌های ساخت وفقی وزن دار شده در این مقاله باعث شد که رگ‌های خونی با دقت بالایی از پس زمینه استخراج شوند. در نهایت، با استفاده از عملگرهای مورفولوژی مبتنی بر تبدیلات ژئودزیک، آنالیز اجزای به هم پیوسته و اعمال محلی فیلتر وفقی، زواید به وجود آمده در تصویر را حذف کرده، تصویر رگ‌های خونی استخراج شده را به دست آوردیم.

نتایج بررسی‌های ما نشان داد که اعمال تبدیل کرولت در قسمت پیش پردازش و همچنین استفاده از عملگرهای مورفولوژی وزن دار شده وفقی به عنوان استخراج کننده رگ‌های خونی از تصاویر شبکه‌ای چشم می‌تواند دقت الگوریتم را به طور قابل ملاحظه‌ای افزایش دهد. لازم به ذکر است که در آزمایشات انجام شده، محدوده تغییرات دقت و حساسیت الگوریتم پیشنهاد شده در این مقاله به ترتیب ۹۷/۵-۹۶ و ۸۸-۸۳ مشاهده گردید.

۷- نتایج شبیه سازی

با توجه به معیارهای ارائه شده برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های بهبود کنتراست تصویر و همچنین، استخراج رگ‌های خونی، می‌توان گفت که الگوریتم پیشنهادی موفقیت مناسبی را در رسیدن به اهداف خود داشته است. با توجه به تاثیر زیاد پیش پردازش در نتیجه نهایی الگوریتم پیشنهادی در این مقاله، اعمال محلی تابع برابر کننده روشنایی بر روی تصاویر به طور در خور توجهی روشنایی تصاویر شبکه‌ای را یکنواخت کرده، تاثیر بسزایی در بهبود کیفیت تصاویر لبه نهایی داشت. با توجه به ویژگی‌های ذکر شده برای تبدیل کرولت ملاحظه شد که این ابزار پیشرفته به خوبی در بخش بهبود کنتراست و کیفیت تصویر موثر بوده و از طرفی، انتخاب مناسب تابع اصلاح و تنظیم مناسب پارامترهای آن، سبب شد تا علاوه بر بهبود کنتراست و کیفیت، از تقویت نویز تصاویر نیز جلوگیری به عمل آید.

پیکسل‌ها را طبقه بندی و پیکسل‌های مربوط به رگ‌های خونی را از تصاویر شبکه‌ای استخراج می‌کند.

الگوریتم پیشنهادی توسط A. M. Mendonca در [۱۴] از عملگرهای مورفولوژی ریاضی برای استفاده از ویژگی‌های ناشی از یک قالب رگ گونه شناخته شده قبلی استفاده می‌کند، که از جمله ویژگی‌هایی که این قالب از آن استفاده می‌کند خاصیت تکه تکه خطی بودن و متصل بودن رگ‌هاست. سپس با اعمال عملگرهای مورفولوژی، رگ‌ها از پس زمینه تصاویر فیلتر شده و بخش بندی نهایی صورت می‌پذیرد.

M. E. Martinez-Perez در [۱۵] شیوه‌ای را مبتنی بر استخراج ویژگی چند مقیاسی پیشنهاد داده است. اعمال ماکزیمم محلی بر روی مقیاس‌های دامنه‌گرادیان و ماکزیمم انحنای اصلی تانسور هسین (Hessian tensor) در یک فرآیند دو مرحله‌ای رشد ناحیه، در این شیوه استفاده شده است. نهایتاً رشد ناحیه به طور تدریجی رگ‌های خونی را با در نظر گرفتن ویژگی‌های ذکر شده به همراه اطلاعات مکانی، از تصویر شبکه‌ای استخراج می‌کند.

الگوریتم پیشنهاد شده توسط P. C. Siddalingaswamy در [۱۶] از یک روش هیبرید به منظور استخراج رگ‌های خونی استفاده می‌کند. در این الگوریتم ابتدا توسط مجموعه‌ای از فیلترهای مختلط گابور نویز پس زمینه کاهش داده شده، کیفیت رگ‌های خونی بهبود می‌یابد. سپس با استفاده از آستانه گذاری مبتنی بر ماتریس هم رخدادی سطوح خاکستری پیکسل‌های متعلق به رگ‌های خونی شناسایی شده و در توزیع مکانی سطوح خاکستری و حفظ ساختارهای مکانی به حساب آورده می‌شوند.

در الگوریتم پیشنهاد شده در این مقاله، ابتدا روشنایی تصویر را یکنواخت کردیم. از آنجایی که پیش پردازش، اهمیت زیادی در جواب نهایی این الگوریتم دارد، اعمال محلی تابع ذکر شده بر روی تصاویر شبکه‌ای، تاثیر بسزایی در بهبود کیفیت تصاویر لبه نهایی داشت. اعمال تابع اصلاح وفقی معرفی شده در این مقاله به صورت محلی بر روی ضرایب کرولت، علاوه بر تقویت سیگنال مطلوب و ارتقای کنتراست و کیفیت تصویر، از تقویت نویز نیز جلوگیری کرد

داده DRIVE، می توان با تعریف بردار ویژگی مناسب از رگ های خونی استخراج شده، اقدام به دسته بندی ویژگی ها توسط یک طبقه بند قدرتمند نمود و نهایتاً رگ های خونی را از تصاویری که به تازگی وارد سیستم شده اند، استخراج نمود.

۸- نتیجه گیری

در این مقاله تصاویر دیجیتالی شبکه چشم انسان مورد پردازش قرار گرفت. سپس با توجه به تحقیقات انجام شده در زمینه استخراج ویژگی از تصاویر شبکه، الگوریتمی جهت استخراج دقیق رگ‌های خونی از تصاویر شبکه پیشنهاد گردید. ابتدا پیش پردازش‌هایی بر روی تصاویر اعمال گردید. برای این منظور ابتدا اقدام به انتخاب بهترین زیر باند از تصاویر رنگی شبکه شد. سپس با اعمال محلی تابع معرفی شده، به اصلاح تغییرات روشنایی موجود در تصاویر شبکه پرداختیم. تصویر به دست آمده در این قسمت تصویری بود که روشنایی در سرتاسر آن یکنواخت و یکسان شده بود. سپس به منظور بهبود نهایی کنتراست تصویر، سعی شد با بهره گیری از بهبود لبه های تصویر، که نقش مهمی در درک هر چه بیشتر تصاویر و تعیین کنتراست تصویر دارند، کنتراست تصویر را بهبود بخشیم. با توجه به ویژگی مهم تبدیل کرولت در نمایش مناسب لبه ها و تطابق داشتن با اجزای تصویر و با توجه به نیاز به تعداد ضرایب کمتر برای حفظ و نمایش ویژگی های لبه در مقایسه با سایر تبدیل های چند دقتی، از تابع اصلاح معرفی شده به منظور اصلاح ضرایب کرولت تصاویر شبکه و بهبود لبه های تصویر استفاده شد.

به منظور استخراج بهینه رگ های خونی از تصاویر شبکه، برای اولین بار عملگر های مورفولوژی وزن دار شده و فقی در این مقاله مورد استفاده قرار گرفتند. این عملگرها بر خلاف عملگر های لبه یاب دیگر، طی دو مرحله به جستجوی لبه در سطح تصویر می پردازند. در مرحله اول و به منظور یافتن راستای تقریبی رگ های خونی در تصاویر شبکه، از عملگر های مورفولوژی معمول استفاده شد. سپس با وزن دار کردن المان های ساخت جدید مطابق راستای تقریبی لبه های یافت شده در مرحله اول، به

در شیوه مورفولوژی مبتنی بر المان‌های ساخت و فقی وزن گذاری شده، المان‌های ساخت مذکور با قدرت بیشتری در امر تشخیص لبه عمل نمودند. البته، به علت تغییرات روشنایی پس زمینه، زوایدی نیز در تصویر لبه وجود داشت که به طور مؤثری توسط عملگرهای مورفولوژی مبتنی بر تبدیلات ژنودزیک، پردازش اجزای به هم پیوسته و اعمال محلی فیلتر و فقی بر روی این اجزاء، حذف شدند.

در کنار مزایای گفته شده برای این الگوریتم، توجه به مدت زمان اجرای الگوریتم نیز ضروری است. الگوریتم ارائه شده به رغم عملکرد مناسب، از مدت زمان نسبتاً بالایی برخوردار است که شاید برای کاربردهای لحظه ای و آنی چندان مناسب نباشد، ولی چون در اینجا به دلیل نوع کار، مدت زمان اجرای الگوریتم از اهمیت بالایی برخوردار نیست، از این الگوریتم استفاده شده است.

به منظور ادامه کار پیشنهادهایی را می توان برای بهبود عملکرد بخش‌های مختلف الگوریتم پیشنهادی ارائه نمود.

▪ با وجود اصلاح تغییرات مخرب روشنایی موجود در تصاویر شبکه، باز هم زوایدی در تصویر لبه استخراج شده توسط الگوریتم پیشنهادی وجود دارد که ناشی از همین تغییرات روشنایی موجود در تصاویر است که به طور کامل اصلاح نشده است. به نظر می رسد با جایگزینی روشی مؤثرتر، بتوان عملکرد این قسمت را بهبود بخشید.

▪ از آنجایی که کرولت جزو تبدیلات چند مقیاسی نسل جدید بوده و با توجه به این که این تبدیل بیشترین وفق پذیری را با اطلاعات مخفی در سیگنال داراست، لذا به نظر می رسد تغییر در انتخاب تبدیل چند مقیاسی دیگر نتواند نتایج را بهبود بخشد، ولی انتخاب یک تابع اصلاح ضرایب جدید که بتواند ضرایب را به گونه ای مؤثرتر اصلاح نماید، می تواند کیفیت و کنتراست تصاویر را در الگوریتم استخراج رگ های خونی بهبود بخشد.

▪ به عنوان پیشنهادی دیگر در زمینه استخراج رگ های خونی از تصاویر شبکه می توان به این مورد اشاره نمود که: با توجه به قابلیت بالای عملگر های مورفولوژی وزن دار شده و فقی در استخراج لبه های پیچیده از تصاویر و با توجه به وجود تصاویر بخش بندی شده دستی در بانک

- 1365, 2007.
- [4] Hoover, A., Goldbaum, M., "Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels", IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 22, No. 8, pp. 951-958, 2003.
- [5] Miri, M. S., Mahloojifar, A., "Retinal image analysis using curvelet transform and multistructure elements morphology by reconstruction", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 58, No. 5, pp. 1183-1192, 2011.
- [6] Candes, E. J., Demanet, L., Donoho, D. L., Ying, L., "Fast Discrete Curvelet Transforms", SIAM Multiscale Model. Simul., Vol. 5, No. 3, pp. 861-899, 2006.
- [7] Sedaaghi, M. H., Wu, Q. H., "Weighted morphological filter", Electronics Letters Online, Vol. 34, No. 16, pp. 1566-1567 1998.
- [8] Hamadani, N., "Automatic target cueing in IR imagery", Master's thesis, Air Force Institute of Technology, WPAFB, Ohio, Dec. 1981.
- [9] Candes, E. J., "Harmonic analysis of neural networks", Appl. Comput. Harmon. Anal., Vol. 6, No. 2, pp. 197-218, 1999.
- [10] Zhao, Zh. B., Yuan, J. Sh., Gao, Q., Kong, Y. H., "Wavelet Image De-Noiseing Method Based on Noise Standard Deviation Estimation", in Proc. IEEE Int. Conf. Wavelet Analysis and Patt. Rec., pp. 1910-1914, 2007.
- [11] Gonzalez, R. C., Woods, R. E., Digital Image Processing, Prentice-Hall Inc., 2002.
- [12] Images are available at: <http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE/>
- [13] Thomos, N., Boulgouris, N. V., Strintzis, M. G., "Optimized transmission of JPEG2000 streams over wireless channels", IEEE Trans on Image Processing, Vol. 15, No. 1, pp.54-67, 2006.
- [14] Mendonça, A. M., Campilho, A., "Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction", IEEE Trans. Med. Img., Vol. 25, No. 9, pp.1200-1213, 2006.
- [15] Martinez-Perez, M. E., Hughes, A. D., Thom, S. A., Bharath, A. A., Parker, K. H., "Segmentation of blood vessels from red-free and fluorescein retinal images", Medical Image Analysis, Vol. 11, No. 1, pp. 47-61, 2007.
- [16] Siddalingaswamy, P. C., Gopalakrishna Prabhu, K., "Automatic detection of multiple oriented blood vessels in retinal images", JBiSE, Vol. 3, No. 1, 2010.

جستجوی مجدد رگ های خونی پرداخته شد. به عبارت دیگر، عملگرها و المان های ساخت وزن دار شده وفقی که در این قسمت معرفی شدند، توانستند به طور هدفمند به دنبال رگ های خونی در تصاویر شبکه‌ای بگردند و آنها را با دقت بالایی استخراج نمایند.

در مرحله استخراج رگ، علاوه بر رگ های خونی زوایدی نیز وارد تصویر لبه شدند که طی دو مرحله آنها را حذف نمودیم. در ابتدا به منظور حذف لبه های زایدی که توسط تشخیص دهنده های لبه مورفولوژی و به علت روشنایی غیر یکنواخت تصویر وارد تصویر شدند، از عملگرهای مورفولوژی مبتنی بر تبدیلات ژئودزیک استفاده شد. به علت محدودیت در انتخاب ابعاد المان ساخت، با توجه به قطر کوچک مویرگ ها، عملگرهای مورفولوژی قادر به حذف تمامی زواید نبودند و برخی از آنها که ابعادشان بزرگتر از المان ساخت بود، باقی می ماندند. لذا برای حذف زواید باقی مانده از روش برچسب گذاری اجزای به هم پیوسته استفاده شد. برای اثر گذاری بیشتر این روش، آن را به صورت، محلی پیاده سازی نمودیم. سپس برچسب های با طول بیشتر از مقدار آستانه ای معین حفظ شدند و مابقی برچسب ها به عنوان نویز شناخته شده و حذف شدند. به این صورت تصویر لبه نهایی شامل رگ های خونی حاصل گردید و عمل استخراج رگ های خونی بر روی تصاویر موجود در پایگاه داده DRIVE با دقت ۹۷/۱۱ درصد به پایان رسید.

مراجع

- [1] Staal, J., Abr'amooff, M. D., Niemeijer, M., Viergever, M. A., Ginneken, B. van, "Ridgebased vessel segmentation in color images of the retina", IEEE Trans on Medical Imaging, Vol. 23, No. 4, pp. 501-509, 2004.
- [2] Marín, D., Aquino, A., Gegúndez-Arias, M. E., Bravo, J. M., "A new supervised method for blood vessel segmentation in retinal images by using gray-level and moment invariants-based features", IEEE Trans. Med. Imag., Vol. 30, No. 1, pp. 146-158, 2011.
- [3] Ricci, E., Perfetti, R., "Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification", IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 26, No. 10, pp. 1357-