

استخراج خطوط مرکزی رگ‌های شبکیه چشم با استفاده از ویژگی‌های توپوگرافیکی و

فیلترهای جهت‌دار

رضا خرقانیان^۱ و علیرضا احمدی‌فرد^۲

۱- مربی، دانشکده مهندسی کامپیوتر- دانشگاه صنعتی شاهرود- شاهرود - سمنان- ایران

reza.kharghanian@shahroodut.ac.ir

۲- استادیار، دانشکده مهندسی برق و رباتیک- صنعتی شاهرود- شاهرود - سمنان- ایران

ahmadyfard@shahroodut.ac.ir

چکیده: در این مقاله مسأله استخراج رگ‌های شبکیه چشم مورد توجه قرار گرفته است. از آنجایی که کانال سبز تصویر بهترین کنتراست بین رگ و غیر رگ را داراست، از این کانال برای جداسازی رگ‌ها استفاده شده است. پس از ارتقای معکوس کانال سبز، آن را به صورت یک رویه توپوگرافیکی تعریف و نقاط ناودانی بیرون را استخراج می‌کنیم. این نقاط نماینده نقاط مرکزی رگ‌ها هستند. در حضور نویز پیش‌زمینه و توزیع غیر یکنواخت روشنایی، نقاط ناودانی بیرون استخراج شده، همگی نماینده نقاط مرکزی رگ نیستند. علاوه بر آن، ممکن است نقاط ناودانی بیرون بخش‌هایی از خط مرکزی رگ نیز به درستی استخراج نشوند که در نتیجه خطی پیوسته نخواهیم داشت. برای اتصال این نقاط مجزا و گسترش آنها با هدف استخراج رگ‌های باریک، بانکی از فیلتر جهت‌دار تولید و استفاده شده است که جهت مناسب برای رشد خط مرکزی رگ را نشان می‌دهد. نقاط انتهایی خطوط ناودانی بیرون رشد یافته تا بین خطوط مرکزی جدا از هم ارتباط برقرار شود. نتایج حاصل از آزمایش‌ها بر روی پایگاه داده DRIVE نشان دهنده برتری روش پیشنهاد شده نسبت به روش‌های موجود است. این برتری با معیار صحت، میزان عدم اشتراک و حساسیت سنجیده شده است.

واژه‌های کلیدی: تصاویر شبکیه، جداسازی عروق، گروه‌بندی، ویژگی‌های توپوگرافیک

۱- مقدمه

چندانی هم بین این رگ‌های باریک با پیش‌زمینه وجود ندارد. علاوه بر این حضور نویز تصویر برداری این امر را دشوارتر می‌سازد. دوم، توزیع روشنایی پیش‌زمینه در این تصاویر به صورت یکنواخت نیست که مدل سازی پیش‌زمینه را سخت می‌کند. این مشکل در دو ناحیه تصویر؛ یعنی Fovea و اپتیک دیسک که در شکل (۱) نمایش داده شده، بارزتر است. روش‌هایی را که تاکنون برای جداسازی رگ‌های شبکیه چشم پیشنهاد شده، می‌توان در دو گروه کلی قرار داد: روش‌هایی که در آنها، جداسازی براساس کلاسه‌بندی پیکسل‌ها بنا نهاده شده است، گروه اول را تشکیل می‌دهند. در یکی از روش‌های مطرح محققان [۱]، تبدیل ویولت گابور برای استخراج ویژگی از عروق شبکیه استفاده شده است. فیلترهای گابور در چهار مقیاس

جداسازی خودکار عروق شبکیه چشم در تشخیص بسیاری از بیماری‌های چشم کاربرد دارد. این امر به متخصص در بررسی سریع و دقیق رگ‌های شبکیه کمک فراوانی می‌کند؛ اما مواردی وجود دارند که جداسازی عروق شبکیه را دشوار می‌سازند: اول اینکه بخش اعظم شبکه رگی شبکیه از رگ‌های باریک تشکیل شده است و تفاوت

^۱ تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۰/۱۱/۲۶

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۱/۸/۸

نام نویسنده مسؤول : رضا خرقانیان

نشانی نویسنده مسؤول: ایران - سمنان - شاهرود -

دانشگاه صنعتی شاهرود - دانشکده مهندسی کامپیوتر

خصوصاً برای رگ‌های باریک، ناحیه اپتیک دیسک و Fovea؛ ۲) استخراج خطوط مرکزی رگ‌ها؛ ۳) بازسازی رگ‌ها با استفاده از فیلترهای شکل‌شناسی و روش گسترش ناحیه.

ضعف عمده روش‌های جداسازی پیشین توانایی در تشخیص رگ‌های باریک و رگ‌های واقع شده در نواحی با کنتراست پایین است. برخی محققان [۸] بر این عقیده‌اند که پیش‌پردازش باعث محو شدن رگ‌های باریک شده، استخراج آنها را با سختی همراه می‌کند، اما ما پیش‌پردازش را به عنوان گامی برای آشکارسازی هر چه بهتر این رگ‌ها استفاده کرده‌ایم و آن را در سه مرحله به تصویر اعمال می‌کنیم. در مرحله اول از تبدیل $power\ low$ ، که آن را با تبدیل گاما می‌شناسیم، برای گسترش محدوده توزیع سطح روشنایی پایین استفاده می‌کنیم [۹]. سپس از بانک فیلترهای گابور برای برجسته و متمایز نمودن ساختارهای رگ مانند بهره گرفته‌ایم. در انتها از یک تبدیل غیر خطی برای متمایز کردن رگ‌های باریک نسبت به پیش‌زمینه استفاده کرده‌ایم. این فرآیند بر اساس تغییر در ضرایب ویولت [۱۰] استخراج شده انجام می‌پذیرد.

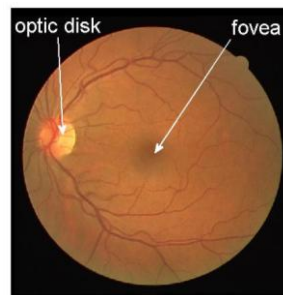
چنانچه تصویر دو بعدی شبکه را به عنوان رویه‌ای توپوگرافیک در نظر بگیریم، نقاط ناودانی یکی از ویژگی‌های ذاتی رگ‌ها به شمار می‌رود که مرکز رگ؛ را مشخص می‌کند. با به هم متصل نمودن و رشد دادن نقاط ناودانی بیرون استخراج شده، خطوط مرکزی رگ یعنی جایی که روشنایی آن نسبت به سایر قسمت‌های رگ بیشتر و یا کمتر است (بسته به نوع نمایش تصویر) را نتیجه می‌دهد. نقاط تشکیل دهنده خطوط مرکزی به عنوان نقاط شروع برای فرآیند تکراری گسترش ناحیه استفاده می‌شود که در هر بار تکرار با استفاده از روش شکل‌شناسی و عناصر ساختاری با اندازه متغیر عرض رگ‌ها بازسازی می‌شوند و در نهایت، به جداسازی رگ‌های موجود در شبکه منجر می‌شود.

۲ روش پیشنهادی

۲-۴ انتخاب نمایش تک‌رنگ تصویر

محققان در مرجع [۸] تصاویر رنگی شبکه چشم را در

مختلف و برای هر مقیاس در ۱۸ زاویه مختلف بین ۰ تا ۱۷۰ درجه با گام‌های ۱۰ درجه بر روی کانال سبز تصویر شبکه اعمال شده است. در هر یک از چهار مقیاس، بیشینه مقدار خروجی فیلترهای گابور در هر نقطه از تصویر انتخاب شده، به عنوان ویژگی نقطه در آن مقیاس جهت کلاسه‌بندی استفاده شود. این چهار ویژگی به همراه معکوس شدت کانال سبز تصویر شبکه، برای آموزش کلاسه‌بند بیزین [۲] استفاده می‌شوند. مدل آماری ویژگی‌های استخراج شده برای کلاس رگ و غیر رگ توسط مخلوط توابع گوسی تخمین زده می‌شود. در مرجع [۳] از سه ویژگی برای کلاسه‌بندی رگ از سایر بافت‌ها به کمک کلاسه‌بند SVM استفاده شده است. یکی از ویژگی‌های به کار رفته حداکثر مجموع روشنایی تصویر به مرکز نقطه مورد مطالعه و طول ۱۵ پیکسل روی ۱۲ زاویه مختلف است. برای نقطه‌ای روی رگ بیشترین مقدار این ویژگی در امتداد رگ خواهد بود و برای سایر نقاط این ویژگی مقدار کمی را در هر یک از ۱۲ امتداد خواهد داشت. به عنوان ویژگی دوم مجموع روشنایی پاره خطی با طول سه پیکسل و در امتداد عمود بر راستای به دست آمده برای ویژگی اول محاسبه می‌گردد. این ویژگی فاصله نقطه روی رگ از مرکز رگ را نشان می‌دهد.



شکل (۱): نواحی اپتیک دیسک و Fovea

گروه دوم روش‌هایی را شامل می‌شود که در آنها با استفاده از مدل‌های از پیش تعریف شده، به دنبال نواحی با احتمال وجود رگ در تصویر هستند [۴-۷].

در این مقاله الگوریتمی را معرفی می‌کنیم که در آن با استفاده از مدل توپوگرافیک رگ، رگ‌های شبکه را استخراج می‌کنیم. الگوریتم پیشنهادی شامل سه فاز اصلی است: (۱) ارتقای تصویر برای افزایش کنتراست، به

استفاده کرد. فیلتر گابور دوبعدی به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$\psi_G(\bar{x}) = \exp(jk_0\bar{x}) \exp\left(-\frac{1}{2}|A\bar{x}|^2\right) \quad (2)$$

که $\varepsilon \geq 1$ ، $A = \text{diag}\left[\varepsilon^{-1/2} \quad 1\right]$ ماتریس قطری است که غیر ایزوتروپیک بودن فیلتر را تعریف می‌کند و به کمک آن می‌توان میزان کشیدگی در یک راستای خاص را تعیین کرد. عبارت نمایی مختلط اول در رابطه (۲) پوش عبارت نمایی دوم را تعریف می‌کند و پارامتر k_0 در آن برداری است که فرکانس نمایی مختلط را تعیین می‌کند.

تبدیل ویولت پیوسته $T_\psi(\bar{b}, \theta, a)$ به صورت ضرب اسکالر r_C با ویولت جابه‌جا شده $\psi_{\bar{b}, \theta, a}$ تعریف می‌شود [۱۴، ۱۶]:

$$\begin{aligned} T_\psi(\bar{b}, \theta, a) &= C_\psi^{-1/2} \langle \psi_{\bar{b}, \theta, a} | f \rangle \\ &= C_\psi^{-1/2} a^{-1} \int \psi^*(a^{-1}r_{-\theta}(\bar{x} - \bar{b})) f(\bar{x}) d^2\bar{x} \end{aligned} \quad (3)$$

که در آن $C_\psi, \psi, \bar{b}, \theta$ و a به ترتیب به زاویه چرخش، بردار جابه‌جایی، ویولت، ثابت نرمالیزه کننده و پارامتر مقیاس اشاره دارد. ψ^* مزدوج مختلط ψ است. تبدیل ویولت را می‌توان با الگوریتم تبدیل فوریه سریع به صورت زیر محاسبه کرد [۱۴، ۱۶].

$$\begin{aligned} T_\psi(\mathbf{b}, \theta, a) &= C_\psi^{-1/2} \langle \psi_{\bar{b}, \theta, a} | f \rangle \\ &= C_\psi^{-1/2} a \int \exp(i\bar{b}\bar{k}) \psi^*(ar_{-\theta}(\bar{k})) \hat{f}(\bar{k}) d^2(\bar{k}) \end{aligned} \quad (4)$$

که $\mathbf{i} = \sqrt{-1}$ و علامت \wedge اپراتور تبدیل فوریه را نشان می‌دهد.

اندازه بیشینه تبدیل ویولت روی تمام زوایا از ۰ تا ۱۷۹ درجه با گام‌های ۱۰ درجه برای یک مقیاس محاسبه شده، به عنوان خروجی فیلتر در نظر گرفته می‌شود. تصویر ارتقا یافته I_G بر اساس جهت ۰ درجه که بزرگترین خروجی فیلتر را نتیجه می‌دهد، به دست می‌آید.

$$I_G = \max_{\theta} |T_\psi(\bar{b}, \theta, a)| \quad (5)$$

پیش از اعمال تبدیل ویولت، برای جلوگیری از بروز

فضاهای رنگی مختلف بررسی کرده‌اند. کانال سبز در فضای رنگ RGB، کانال روشنایی در فضای رنگ کمیته ملی سیستم‌های تلویزیون (NTSC) و مؤلفه a^* در $L^*a^*b^*$ [۱۱] که این مؤلفه به دو کانال سبز و قرمز فضای رنگ RGB وابسته است. برای پایگاه داده DRIVE [۱۲] در بین این سه فضای رنگی، کانال سبز بهترین کنتراست بین رگ و غیر رگ را داراست و ما تمامی پردازش‌های خود را بر روی معکوس شده این تصویر اعمال می‌کنیم که در آن عروق روشن‌تر از پیش زمینه هستند.

۲-۴ پیش‌پردازش

پیش‌پردازش گام مهمی در جداسازی رگ‌ها به شمار می‌رود. این امر به این علت است که روشنایی رگ‌های باریک بسیار به روشنایی پیش‌زمینه اطرافشان نزدیک است. به همین علت، تلاش می‌کنیم تا بتوانیم به یک مرز جدایی مشخص بین رگ و غیر رگ دست یابیم و این کار را در چند مرحله انجام خواهیم داد.

برای ارتقای کنتراست بین رگ‌های باریک و غیر رگ، در ابتدا تبدیل گاما بر روی معکوس کانال سبز تصویر رنگی شبکه اعمال می‌شود [۹، ۱۳]. چنانچه کانال سبز تصویر شبکه را با fG نشان دهیم، تصحیح گاما برای پیکسل (i, j) به صورت زیر انجام می‌شود:

$$fC_{ij} = \left[\frac{fG_{ij} - fG_{MIN}}{fG_{MAX} - fG_{MIN}} \right]^r \quad (1)$$

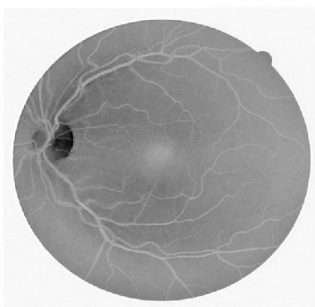
که در آن fG_{MAX} و fG_{MIN} مقادیر حداقل و حداکثر روشنایی تصویر fG و r پارامتر تصحیح است. تصویر تصحیح شده با fC نشان داده شده است.

رگ‌های موجود در تصویر شبکه در جهت‌های متفاوتی وجود دارند. از همین رو، از فیلترهای جهت‌دار برای استخراج الگوی رگ استفاده می‌کنیم. ویولت گابور دوبعدی توانایی چرخش در جهت‌های مختلف را داراست که می‌تواند ویژگی‌های جهت‌دار را استخراج کند. همچنین، می‌توان از آن در فرکانس‌های مختلف استفاده کرد [۱۴-۱۵]. از همین ویژگی می‌توان برای فیلتر کردن نویز پیش‌زمینه

داده شده و تصحیح گاما بر رو آن اعمال شده‌است نشان می‌دهد.



(a)



(b)



(c)

شکل (۲): (a) تصویر رنگی شبکیه چشم، (b) معکوس کانال سبز، (c) تصحیح گاما و رشد مصنوعی ناحیه مطلوب

۲-۴ ویژگی‌های توپوگرافیکی و تشخیص نقاط

ناودانی

با در نظر گرفتن تصویر دو بعدی به صورت یک رویه توپوگرافیکی، می‌توان به هر یک از پیکسل‌های تصویر بر اساس ویژگی‌های هندسی رویه در محل آن پیکسل، یکی از برجسب‌های دوازده گانه توپوگرافیکی را به آن الصاق کرد. این برجسب‌ها وضعیت رویه را در نقطه مورد نظر مشخص می‌کنند. قله، چاله، ناودانی بیرون، ناودانی داخل، زین اسبی

خطا در لبه ایجاد شده در نتیجه درجه دوربین که اختلاف روشنایی زیادی را ایجاد کرده است، از یک الگوریتم تکرار برای گسترش ناحیه مطلوب استفاده شده است [۱]. این الگوریتم با پیدا کردن ناحیه مطلوب، این ناحیه را به صورت مصنوعی رشد می‌دهد. این الگوریتم اختلاف روشنایی تولید شده را حذف می‌کند؛ به گونه‌ای که خطا در خروجی تبدیل ویولت برای این نقاط کاهش می‌یابد.

از آنجایی که کنتراست بین رگ‌های باریک و پیش‌زمینه پایین است، جداسازی این رگ‌ها حتی پس از اعمال تبدیل ویولت دشوار است. برای افزایش کنتراست در این نواحی از روشی که در مرجع [۱۰] ارائه کرده‌اند، استفاده می‌کنیم. این روش یک تبدیل غیر خطی است که بر روی ضرایب ویولت اعمال می‌شود. معادله (۶) ارتباط بین ضرایب ویولت را قبل و بعد از اعمال این تبدیل نشان می‌دهد.

I_G مقدار روشنایی هر پیکسل در تصویر x در این رابطه مقدار روشنایی همان پیکسل بعد از اعمال $y_c(x)$ است و پارامتری است که p این تبدیل است و در این تبدیل مقدار غیر خطی بودن را تعیین می‌کند و عددی بین صفر تا محدوده فشردگی پویا را تعریف s یک را به خود می‌گیرد. مقداری غیر صفر داشته باشد، در s می‌کند. در صورتی که عین حال که لبه‌های ضعیف را تقویت می‌کند، لبه‌های قویتر σ ثابت نرمالیزه کننده و c را نیز تضعیف می‌نماید. m انحراف معیار نویز پیش‌زمینه است. در این رابطه مقداری است که روشنایی‌های کمتر از این مقدار تقویت می‌شوند و این مقدار بسته به مقادیر روشنایی پیکسل‌های داخل تصویر برای هر تصویر متفاوت است. مقدار مناسب را می‌توان درصدی از مقدار روشنایی بیشینه در m برای تصویر و انحراف معیار نویز پیش‌زمینه تعیین کرد:

$$m = k_c M - c\sigma$$

$$y_c(x) = \begin{cases} 1 & x < c\sigma \\ \frac{x - c\sigma}{c\sigma} \left(\frac{m}{c\sigma}\right)^p + \frac{2c\sigma - x}{c\sigma} & c\sigma \leq x < 2c\sigma \\ \left(\frac{m}{x}\right)^p & 2c\sigma \leq x < m \\ \left(\frac{m}{x}\right)^s & x \geq m \end{cases} \quad (6)$$

شکل (۲) تصویر رنگی شبکیه چشم را به همراه معکوس کانال سبز و تصویری که به صورت مصنوعی رشد

چیشف تا درجه سوم ($N = 3$) استفاده کرده‌ایم. مشتق جزئی مرتبه (p, q) در نقطه (x, y) ، در راستای محور x و q در راستای محور y به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$f^{(p,q)}(x, y) = \sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N f(x, y) h(i, p) h(j, q) \quad (11)$$

در این رابطه $f(x, y)$ تصویر سطح خاکستری، $h(i, p)$ و $h(j, q)$ فیلترهای متمایز هموار شده به ترتیب با درجه‌های p و q از چند جمله‌ای‌های چبی چف هستند [۱۸]:

$$h(i, 0) = -\frac{3[5i^2 - (3N^2 + 3N - 1)]}{(2N - 1)(2N + 1)(2N + 3)} \quad (12)$$

$$h(i, 1) = \frac{5[7(3N^2 + 3N - 1)i^3 - 5(3N^4 + 6N^3 - 3N = 1)i]}{(N - 1)N(N + 1)(N + 2)(2N - 1)(2N + 1)(2N + 3)} \quad (13)$$

$$h(i, 2) = \frac{30[3i^2 - N(N + 1)]}{N(N + 1)(2N - 1)(2N + 1)(2N + 3)} \quad (14)$$

با این تعریف می‌توان ماتریس هسین را به صورت زیر بازنویسی نمود:

$$H = \begin{bmatrix} f^{(2,0)}(x, y) & f^{(1,1)}(x, y) \\ f^{(1,1)}(x, y) & f^{(0,2)}(x, y) \end{bmatrix} \quad (15)$$

نتایج حاصل نشان می‌دهند که به علت گسسته بودن رویه‌ها در هنگام بررسی شرط‌های مربوط به برچسب نقاط ناودانی با مشکل مواجه می‌شویم و کلاسه‌بندی نتیجه صحیحی نمی‌دهد. معمولاً برچسب‌های توپوگرافیکی دقیقاً در مرکز پیکسل اتفاق نمی‌افتند، بنابراین، اگر برچسب پیکسل واقع در نقطه مرکزی به آن پیکسل اختصاص یابد باعث ایجاد خطا در طبقه‌بندی پیکسل‌های تصویر خواهد شد. برای رفع این مشکل از روشی که Wang و همکارش در مرجع [۱۷] ارائه کرده‌اند، استفاده کرده‌ایم. بردارهای ویژه u_1 و u_2 در مرکز هر پیکسل با دو بردار عمود برهم که جهت هر یک از این دو بردار بسته به میزان نزدیکی با یکی از چهار جهت ۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه تعیین می‌شوند، تخمین زده می‌شوند.

روشی که برای استخراج نقاط ناودانی بیرون مطرح شد، نقاطی را نتیجه می‌دهد که نماینده‌های مناسبی برای نقاط

از خارج، زین اسبی از داخل، سرایشی با انحنا به داخل، سرایشی با انحنا به خارج، سرایشی زین اسبی با انحنا به داخل، سرایشی زین اسبی با انحنا به خارج، سرایشی بدون انحنا و سطح تراز، دوازده برچسب توپوگرافیکی هستند [۱۷].

یکی از برچسب‌هایی که می‌توان به پیکسل‌های واقع بر رگ‌های شبکه نسبت داد، برچسب نقاط ناودانی است. همچنین، از روی تصاویر با کیفیت‌های متفاوت قابل استخراج هستند. قطع نظر از جزئیات، نقاط ناودانی بیرون، نقاطی هستند که در آن نقاط اکسترممی در جهت بزرگترین انحنای رویه وجود دارد. و به صورت دقیق‌تر نقطه ناودانی بیرون محلی است که در آن بیشینه محلی در یک جهت وجود داشته باشد. از به هم پیوستن نقاط ناودانی بیرون یک خط به وجود می‌آید که این خط ممکن است تراز، همراه با شیب رو به بالا و یا شیب رو به پایین باشد، که نماینده خطوط مرکزی رگ است. برای یک رویه پیوسته که با رابطه $z = f(x, y)$ تعریف می‌شود، بردار گرادیان این تابع و $\|\nabla f\|$ اندازه بردار گرادیان است. ماتریس هسین^۱ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (7)$$

که در آن λ_1 و λ_2 مقادیر ویژه و u_1 و u_2 بردارهای ویژه متناظر برای ماتریس H هستند. نقطه (x, y) در تصویر، برچسب ناودانی بیرون می‌خورد اگر و تنها اگر در یکی از سه شرط زیر صدق کند:

$$\|\nabla f\| \neq 0, \lambda_1 < 0, \nabla f \cdot u_1 = 0 \quad (8)$$

$$\|\nabla f\| \neq 0, \lambda_2 < 0, \nabla f \cdot u_2 = 0 \quad (9)$$

$$\|\nabla f\| = 0, \lambda_1 < 0, \lambda_2 = 0 \quad (10)$$

برای استخراج نقاط ناودانی بیرون در یک تصویر دیجیتال نیاز است مشتقات جزئی مرتبه یک و دو محاسبه شوند. برای این منظور، ما از چند جمله‌ای‌های گسسته

مرکزی رگ‌ها هستند.

۲-۴ کاهش نویز

با اعمال الگوریتم استخراج نقاط ناودانی بیرون بر روی تصویر ارتقا یافته ورودی، I_G ، تصویری دودویی همراه با نقاطی واقع بر خطوط مرکزی رگ حاصل می‌شود. خط مرکزی یک رگ، خطی است با عرض یک پیکسل، اما تصویر به دست آمده از نقاط ناودانی بیرون خطوطی با عرض بیش از یک پیکسل را نشان می‌دهد، از اپراتور مورفولوژیک نازک سازی برای داشتن خطی به عرض یک پیکسل استفاده و بر روی تصویر نقاط ناودانی بیرون اعمال می‌شود. تصویر نتیجه را با I_R نشان می‌دهیم. از آنجایی که ممکن است در پیش زمینه تصویر مورد استفاده برای استخراج نقاط ناودانی بیرون، ساختارهای رگ مانند یا ساختارهایی که در شرایط نقاط ناودانی بیرون صدق می‌کنند، وجود داشته باشند، نیاز است تا نقاط انتخاب شده، تأیید و یا حذف شوند. برای حذف نقاطی که به اشتباه برچسب گذاری شده‌اند، الگوریتمی را پیشنهاد کرده‌ایم. این الگوریتم شامل دو مرحله اساسی است: در این الگوریتم ابتدا مؤلفه‌های به هم پیوسته با همسایگی هشت‌تایی را از تصویر I_R تعیین می‌کنیم. پیکسل‌هایی که جزئی از مؤلفه‌هایی هستند که تعداد پیکسل‌هایشان بیش از یک مقدار ثابت (l) از پیش تعریف شده است، به عنوان نقاط ناودانی بیرون تأیید می‌شوند. با حذف پیکسل‌های تأیید شده، تصویری خواهیم داشت که پیکسل‌های موجود در آن به بررسی بیشتر برای تأیید یا حذف نیاز دارند. این تصویر را I_{RS} نام گذاری می‌کنیم. به این منظور مؤلفه‌های به هم پیوسته با همسایگی چهارتایی تصویر I_{RS} را می‌کنیم. برای هر یک از این مؤلفه‌های به هم پیوسته، فرآیند تأیید شامل مراحل زیر است: برای هر مؤلفه محل پیکسل میانی را مشخص می‌کنیم.

۱. از تصویری معکوس کانال سبز، پنجره‌ای به ابعاد

$L \times L$ و به مرکزیت پیکسل میانی، جدا می‌کنیم و آن را I_{Gm} می‌نامیم.

۲. در پنجره حاصل مقدار میانگین و مقدار بیشینه را محاسبه کرده، با آستانه‌ای برابر با میانگین هندسی این دو کمیت، برای باینری کردن پنجره استفاده می‌کنیم.

۳. تصویر باینری به دست آمده را در پنجره‌ای که از

تصویر I_R و به مرکزیت همان پیکسل میانی مؤلفه مورد بررسی به دست می‌آید، ضرب می‌کنیم. چنانچه مجموع پیکسل‌های با ارزش یک در پنجره حاصل ضرب بیشتر از نصف تعداد پیکسل‌های موجود در مؤلفه مورد تحلیل باشد، پیکسل‌های آن مؤلفه به عنوان نقاط ناودانی بیرون تأیید خواهند شد و در غیر این صورت، تمامی پیکسل‌های مؤلفه نویز شناخته و حذف می‌شوند.

تصویر بدون نویز نهایی، که آن را با I_{Rd} نشان می‌دهیم، از مجموع دو تصویر حاصل می‌شود: یکی تصویری با رشته‌های بلند ناودانی بیرون و دیگری از تصویری با نقاط یا خطوط ناودانی بیرون تأیید شده‌ای که حاصل از اعمال الگوریتم بالا هستند. شکل (۳) نتایج میانی و نهایی حاصل از اعمال الگوریتم ذکر شده را نشان می‌دهد. مقایسه شکل (۳-۳) و (۳-۳e)، نشان می‌دهد که در اعمال فرآیند پیشنهاد شده، نقاطی که بر روی رگ‌های باریک واقع شده‌اند به درستی به عنوان نقطه ناودانی بیرون برچسب گذاری شده‌اند.

۲-۵ اتصال نقاط ناودانی و گسترش آنها

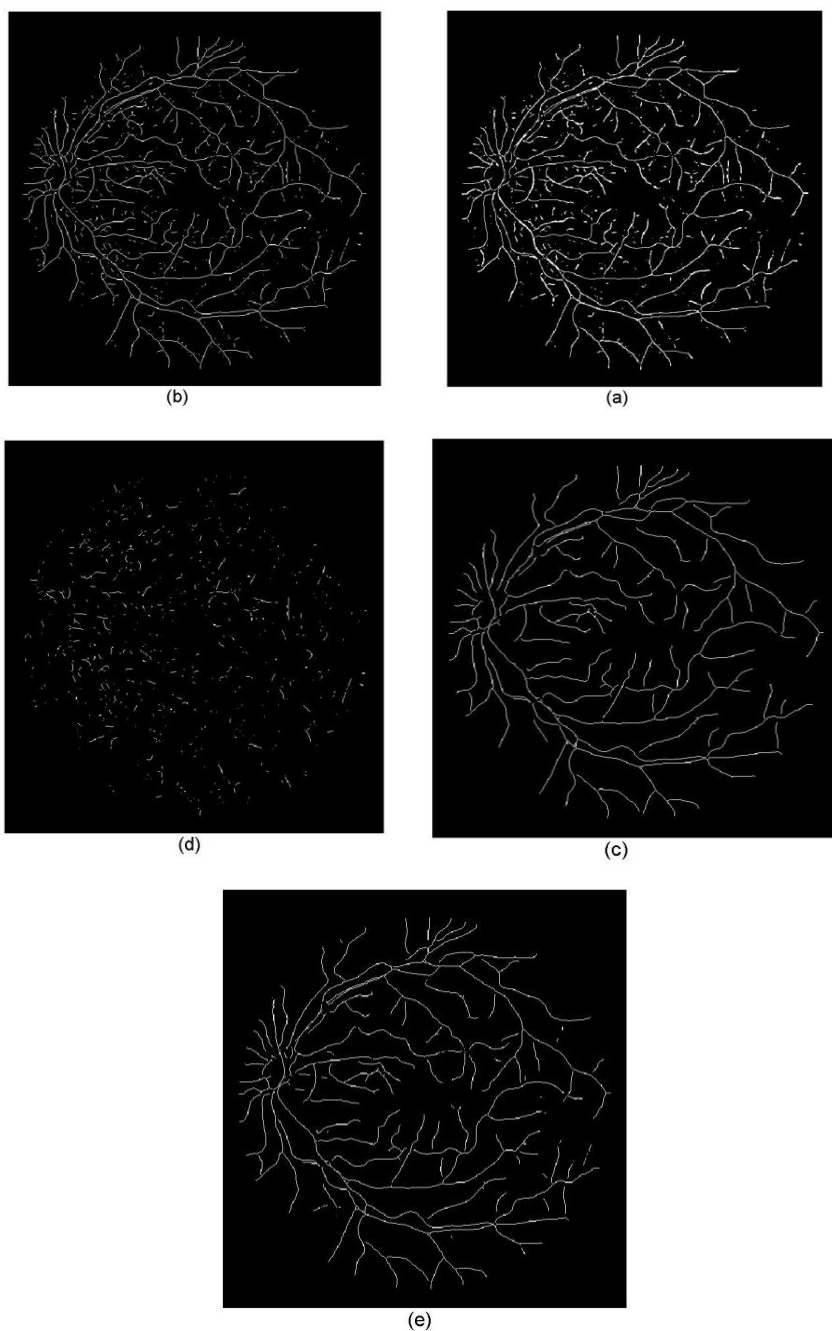
نقاط ناودانی استخراج و تأیید شده از مراحل قبلی نماینده خطوط مرکزی رگ هستند. خطوط مرکزی به دست آمده گاهی دارای شکستگی هستند. همچنین، ممکن است خطوط مرکزی مربوط به رگ‌های باریک، به درستی استخراج نشده باشند و تنها تک نقطه‌هایی از آنها طی الگوریتم برچسب گذاری، باقی مانده باشد.

برای رفع مشکلات ذکر شده، یک الگوریتم گروه‌بندی پیشنهاد کرده‌ایم که در آن شکستگی خطوط برطرف شده و خطوط مرکزی مربوط به رگ‌های باریک نیز بازسازی می‌شوند. نخستین گام، استخراج نقاط انتهایی است. این نقاط، نقاطی هستند که گسترش و رشد خطوط مرکزی از آنها شروع می‌شود. با کمک عملگر مرفولوژیکی $hit\ or\ miss$ [۹] مطابق رابطه زیر نقاط انتهایی هر رشته را استخراج می‌کنیم:

$$End - pts = \bigcup_{k=1}^8 (f_R \otimes B^k) \quad (16)$$

که در آن f_R تصویر با نقاط ناودانی بیرون پس از حذف نویز و B^k مجموعه‌ای از هشت عنصر ساختاری است که برای آشکار کردن نقاط انتهایی استفاده می‌شود و

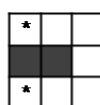
در شکل (۴) آورده شده است.



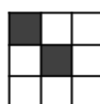
شکل (۳): (a) نقاط ناودانی بیرون اولیه؛ (b) پس از نازک سازی؛ (c) رشته‌های بلند؛ (d) نقاطی که به تأیید نیاز دارند؛ (e) نقاط ناودانی بیرون نهایی

شکل (۴): آشکار کننده نقاط انتهایی [۹].

برای هر یک از نقاط انتهایی استخراج شده، امکان رشد خط مرکزی رگ را از آن محل بررسی می‌کنیم. برای این منظور، یک مجموعه ماسک‌های جهت‌دار را که بانک ماسک‌های جهت‌دار (DMB) نامیده شده‌اند، طراحی



$B^1, B^2, B^3, B^4 (rotated 90^\circ)$



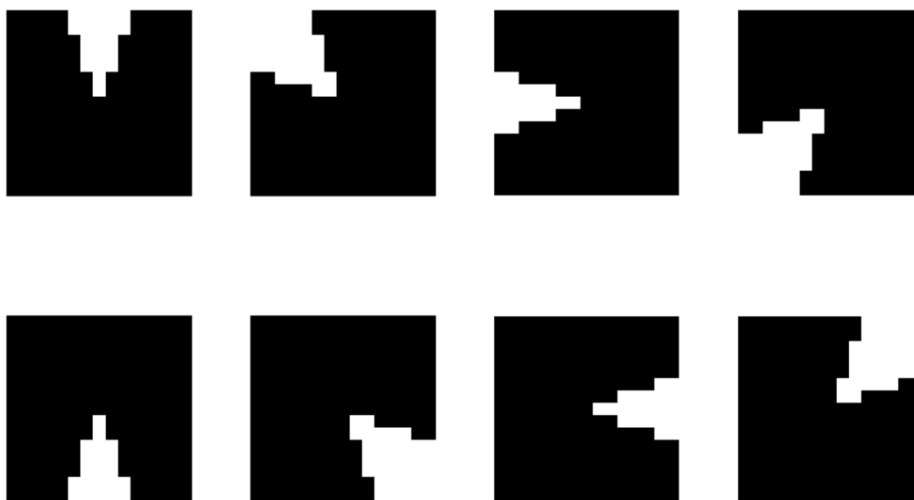
$B^5, B^6, B^7, B^8 (rotated 90^\circ)$

استخراج خطوط مرکزی رگ‌های شبکه چشم با استفاده از ویژگی‌های توپوگرافیکی و فیلترهای جهت‌دار

می‌گردد. در تعیین ناحیه احتمالی رشد تنها بخشی از نقاط ناودانی که متصل به نقطه انتهایی است، در نظر گرفته می‌شود. مجموع پیکسل‌ها در تصویر، نتیجه حاصل از اعمال هشت فیلتر فوق، ملاک تشخیص ناحیه قرار گرفتن نقاط ناودانی در پنجره است و مقدار بیشینه تعیین کننده است.

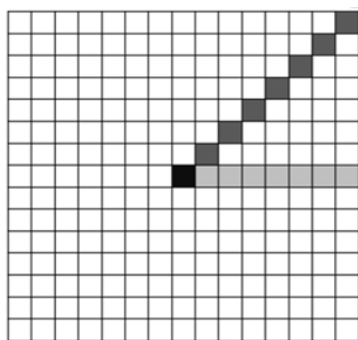
کرده‌ایم. DMB از هشت ماسک در اندازه 15×15 پیکسل تشکیل شده که در شکل (۵) نشان داده شده است. از این هشت ماسک برای تعیین ناحیه محتمل برای رشد نقطه انتهایی استفاده می‌کنیم.

هر یک از این هشت فیلتر که مرکز آن بر روی نقطه انتهایی مورد نظر در تصویر نقاط ناودانی بیرون، پس از حذف نویز قرار می‌گیرد، با آن تصویر AND تشکیل



شکل (۵): بانک ماسک‌های جهت‌دار، هشت فیلتر در جهت‌های مختلف و ابعاد.

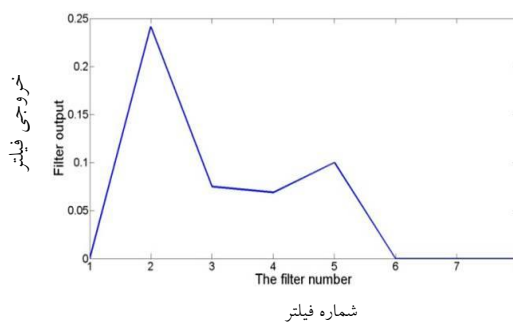
دارد؛ به طوری که یک انتهای هر پاره‌خط روی نقطه انتهایی رشته مورد مطالعه قرار دارد (نقاط ناودانی بیرون) و انتهای دیگر آن نقطه‌ای بر روی محیط پنجره مذکور قرار می‌گیرد. شکل شماره ۷ دو فیلتر پاره‌خطی را با طول $L=8$ در زوایای ۰ و ۴۵ درجه نشان می‌دهد.



شکل (۷): دو فیلتر پاره خطی در یک پنجره [۱]

میانگین روشنایی از تصویری که نقاط ناودانی از آن استخراج شده، در امتداد هر یک از این پاره خطها محاسبه شده و مقدار بیشینه آن، امتداد دقیق رشد را مشخص

در محاسبه مقدار مجموع پیکسل‌ها، نقطه انتهایی بی‌تاثیر است. شکل (۶) نموداری است که پاسخ این هشت فیلتر را هنگامی که بر روی نقطه انتهایی شکل (۹) اعمال می‌شود، نشان می‌دهد.



شکل (۶): پاسخ بانک ماسک‌های جهت‌دار.

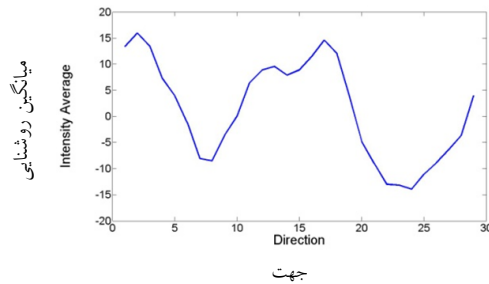
پس از تعیین تقریبی سمت رشد، نیاز است تا راستای دقیق رشد به دست آید. برای این منظور نیز فیلترهای دیگری در نظر گرفته‌ایم که آنها را فیلترهای پاره‌خطی می‌نامیم. این فیلترها پاره‌خطهایی به طول L پیکسل هستند که داخل پنجره‌ای به ابعاد $(2L-1) \times (2L-1)$ قرار

مرکز نقطه انتهایی در رشته شکل (۹).

در صورت تأیید شدن رشد رشته و با مشخص شدن امتداد رشد و با در نظر گرفتن گام رشدی که از پیش تعیین شده، پیکسل‌هایی از پاره خط و به تعداد گام تعریف شده به نقاط ناودانی اضافه شده است و نقطه انتهایی قبلی حذف و آخرین پیکسل اضافه شده به مجموعه نقاط ناودانی بیرون به عنوان نقطه انتهایی جدید مشخص می‌شود. در این تحقیق، گامی با اندازه واحد در نظر گرفته شده است. این الگوریتم تا جایی ادامه می‌یابد که تمام نقاط انتهایی حذف شوند. شکل (۹) مراحل میانی و انتهایی الگوریتم رشد نقاط ناودانی را برای یک مؤلفه نشان می‌دهد. شکل (۱۰) نقاط ناودانی بیرون اولیه و خطوط مرکزی رگ را نشان می‌دهد.

می‌کند. در شکل (۸) میانگین مقادیر روشنایی جهت‌های مورد نظر نشان داده شده است که مقدار بیشینه جهت رشد را مشخص می‌کند.

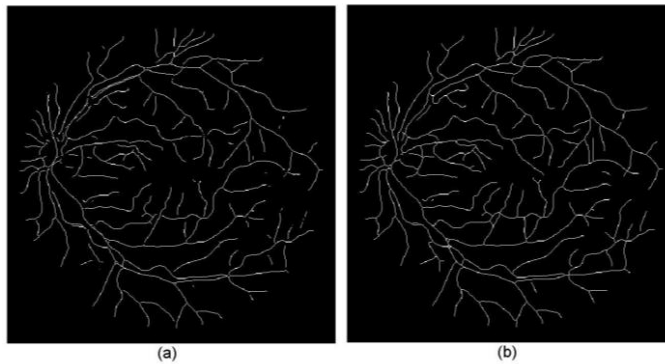
چنانچه انحراف معیار مقادیر اندازه‌گیری شده نزدیک به مقدار میانگین آن باشد، می‌توان گفت نقطه انتهایی قابل رشد نیست. لذا شرط رشد یافتن رشته در یک نقطه انتهایی آن است که نسبت انحراف معیار به مقدار میانگین (σ/μ) از یک آستانه از پیش تعیین شده بیشتر باشد.



شکل (۸): میانگین شدت روشنایی در امتداد پاره خط‌های به



شکل (۹): از چپ به راست: مؤلف مؤثر در تعیین ناحیه محتمل رشد، مراحل میانی و نهایی پس از اتصال کامل دو مؤلفه.



شکل (۱۰): (a) نقاط ناودانی بیرون پس از حذف نویز، (b) پس از رشد و اتصال نقاط ناودانی اولیه.

دایره‌ای با قطر ۵۴۰ پیکسل است. ابعاد تصاویر در این پایگاه ۵۸۴×۵۶۵ هستند و با فرمت JPEG ذخیره شده‌اند. این پایگاه داده به دو مجموعه تقسیم شده است: مجموعه آموزشی و مجموعه آزمون. هر یک از این دو مجموعه شامل ۲۰ تصویر به همراه نمونه‌های جداسازی شده آن توسط سه نفر آموزش دیده است. مجموعه آموزشی یک بار توسط این افراد جداسازی شده، ولی مجموعه آزمایشی دو

۳ نتایج تجربی

روش پیشنهادی خود را بر روی پایگاه داده DRIVE [۱۲] آزمایش کرده‌ایم. این پایگاه داده شامل ۴۰ تصویر رنگی شبکیه چشم است. در هفت مورد از این تصاویر، علائم آسیب دیدگی وجود دارد. این تصاویر به کمک دوربین Canon CR5 nonmydriatic 3CCD با زاویه دید ۴۵ درجه گرفته شده‌اند که تصویر چشم از این زاویه

عیار میزان عدم اشتراک (FPF) از تقسیم تعداد پیکسل‌هایی که به اشتباه جزو پیکسل‌های رگ کلاسه‌بندی شده‌اند، بر تعداد کل پیکسل‌های غیر رگ موجود در تصویر به دست می‌آید.

$$FPF = \frac{FP}{N} = \frac{FP}{FP+TN} = 1 - specificity \quad (18)$$

که در آن (TN) تعداد پیکسل‌هایی هستند که به درستی غیر رگ تشخیص داده شده و (FP) تعداد پیکسل‌هایی هستند که به اشتباه رگ تشخیص داده شده‌اند.

معیار صحت به صورت نسبت تعداد کل پیکسل‌هایی که به درستی کلاسه‌بندی شده به تعداد کل پیکسل‌های موجود در تصویر تعریف می‌شود.

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

جدول شماره (۲) نتیجه آزمایش را بر روی پایگاه داده DRIVE نشان می‌دهد. ما در این جدول مقادیر به دست آمده از سه معیار معرفی شده را به همراه مقادیر مربوط به روش‌های ارائه شده توسط سایر محققان آورده‌ایم. در این جدول همان مقادیری را که توسط Mendonça و همکارش [۸]، Staal و همکارش [۱۹] و Niemeijer [۲۰] گزارش شده، ذکر کرده‌ایم. برای مقایسه روش خود با روش ارائه شده توسط Soares و همکارش [۱] و Ricci و همکارش [۳]، این دو روش را پیاده‌سازی کرده و نتایج حاصل از پیاده‌سازی را در این جدول آورده‌ایم؛ با این تفاوت که در پیاده‌سازی روش Soares و همکارش [۱] از ۷۰۰ هزار نمونه به جای یک میلیون در مرحله آموزش کلاسه‌بند استفاده کرده‌ایم.

بار، که نتیجه کار در دو مجموعه A و B قرار داده شده است. در مجموعه A، ۱۲/۷٪ پیکسل‌ها به عنوان رگ شناسایی شده‌اند، ولی در مجموعه B این رقم ۱۲/۳٪ است. پارامترهای مورد نیاز در این آزمایش به صورت زیر تنظیم شده‌اند: برای بانک فیلتر گابور $\epsilon = 2$ و $k_0 = [0.5 \quad 2.5]$ قرار داده شده‌اند. آستانه مورد نظر برای نسبت انحراف معیار به مقدار میانگین (σ/μ) ۰/۰۵۵ انتخاب و پارامترهای مرحله ارتقای تصویر نیز مطابق جدول (۱) تنظیم شده‌اند. تمامی این پارامترها به صورت تجربی محاسبه شده‌اند.

جدول (۱): مقادیر استفاده شده برای پارامترهای ارتقای تصویر

شبکه

پارامتر	r	m	c	σ	p	k_c
مقدار	1.5	3	3	6	0.8	0.3

برای جداسازی رگ‌ها از روی خطوط مرکزی رگ از روش گسترش ناحیه مطرح شده در مرجع [۸] استفاده شده است. نتایج جداسازی رگ‌های شبکه چشم با روش پیشنهاد شده در این تحقیق را با معیارهای صحت، حساسیت و میزان عدم اشتراک بررسی کرده‌ایم. معیار حساسیت (TPF) از تقسیم تعداد پیکسل‌هایی که به درستی رگ تشخیص داده شده‌اند (TP) بر تعداد کل پیکسل‌های رگ (P) موجود در تصویر برچسب‌گذاری شده محاسبه می‌شود.

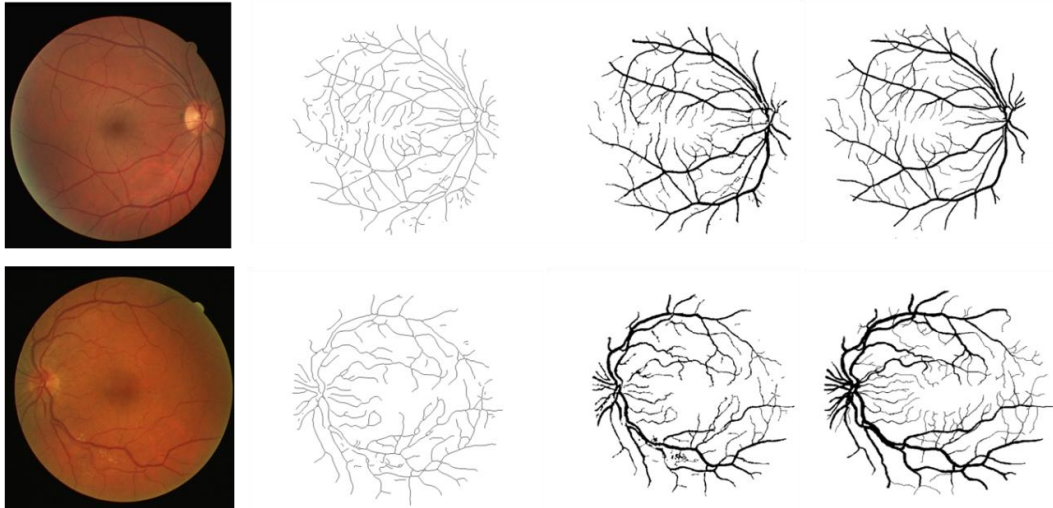
$$TPF = \frac{TP}{P} = \frac{TP}{TP+FN} = sensitivity \quad (17)$$

که در آن (FN) تعداد پیکسل‌هایی هستند که به اشتباه غیر رگ تشخیص داده شده‌اند. و (TP) تعداد پیکسل‌هایی هستند که به درستی رگ تشخیص داده شده‌اند.

جدول (۲): ارزیابی روش‌های جداسازی عروق شبکه چشم بر پایگاه داده DRIVE

روش جداسازی	متوسط حساسیت (انحراف معیار)	حساسیت	میزان عدم اشتراک
روش پیشنهادی	0.9464(0.0063)	0.7690	0.0259
Staal et al.[19]	0.9442(0.0065)	0.7194	0.0227
Niemeijer[20]	0.9417(0.0065)	0.6898	0.0304
Soares et al.[1]	0.9460(0.0060)	0.7344	0.0226
Mendonça et al.[8]	0.9452(0.0062)	0.7344	0.0236
Ricci et al.[3]	0.9428(0.0073)	0.6957	0.0198
2nd Human observer[21]	0.9473(0.0048)	0.7761	0.0275

صورت زیر بیان کرد: روشی که برای اتصال نقاط ناودانی بیرون و گسترش آنها استفاده شد، دو هدف را دنبال می‌کند که یکی از آنها رشد خط مرکزی رگ است. در مقایسه‌ای که بین خطوط مرکزی رگ با تصویر حاصل از نظر یک متخصص که به صورت دستی عروق را استخراج نموده، انجام شد، مشخص شد که در بسیاری از موارد الگوریتم پیشنهاد شده رگ‌های باریک را با اختلاف یک پیکسل استخراج کرده است، که این اختلاف مکانی را می‌توان در مرحله پیش‌پردازش جستجو کرد. همین امر تعداد نقاطی را که به اشتباه رگ تشخیص داده شده‌اند، افزایش می‌دهد، در حالی که بیشتر این نقاط مربوط به رگ‌های باریک هستند که با دقت بسیار خوبی استخراج شده‌اند.



شکل (۱۱): ستون سمت چپ تصویر شبکه چشم از پایگاه داده DRIVE، ستون بعد خطوط مرکزی رگ، ستون سوم از سمت چپ نتیجه جداسازی رگ‌های شبکه، و ستون آخر نظر یک متخصص که به صورت دستی عروق را استخراج نموده.

پیش‌زمینه و توزیع نامناسب روشنایی برای تصویر اصلی، ارتقا یافته معکوس کانال سبز به عنوان ورودی برای سیستم جداسازی انتخاب شد. با استفاده از ویژگی‌های توپوگرافیکی، نقاط ناودانی بیرون به عنوان کاندیدای مرکز رگ استخراج شد. این نقاط مجزا را توسط فیلتر جهت‌دار تعریف شده در همین مقاله که میزان احتمال رگ را در جهت‌های مختلف مشخص می‌کند، به یکدیگر پیوند داد، آنها را گسترش دادیم تا در نهایت خطوط مرکزی رگ و به خصوص رگ‌های باریک را استخراج کردیم. نتایج تجربی حاصل از این روش پیشنهادی کارایی بهتر و میزان دقت بالاتری را نسبت به سایر روش‌های پیشنهادی نشان می‌دهد.

در ردیف دوم جدول (۲) نتایج حاصل از اعمال روش پیشنهادی بر پایگاه داده DRIVE آورده شده است. با بررسی مقادیر ذکر شده در جدول (۲)، بالاتر بودن میانگین صحت برای روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها، برتری نسبی روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. اگرچه این میزان اندکی کمتر از مقدار گزارش شده برای جداسازی توسط انسان است، مقداری که برای معیار حساسیت داده شده نیز این مدعا را اثبات می‌کند. در مقابل دو معیار اول، معیار سوم یعنی میزان عدم اشتراک در حالت ایده‌آل باید صفر باشد. از دید این معیار، روش پیشنهادی نسبت به روش Niemeijer [۲۰] برتری دارد و نسبت به سایر روش‌ها از مقدار پایین‌تری برخوردار است. علت این امر را می‌توان به

شکل (۱۱) نتیجه نهایی جداسازی رگ‌های شبکه چشم را بر روی دو تصویر از پایگاه داده معرفی شده، نشان می‌دهد. تصویر شبکه در نخستین ستون از سمت چپ نشان داده شده است. ستون دوم و سوم به ترتیب نتایج استخراج خطوط مرکزی رگ و نتیجه بازسازی عرض رگ از روی خطوط مرکزی با روش ارائه شده در مرجع [۸] را نشان می‌دهند و ستون آخر رگ‌های شبکه را که توسط متخصص جداسازی شده‌اند، نشان می‌دهد.

۴ نتیجه‌گیری

در این مقاله، مسأله استخراج خطوط مرکزی رگ‌های شبکه چشم تحلیل و بررسی شد. با توجه به حضور نویز

مراجع:

- [13] Chin-Chen Chang, Chia-ChenLin, Pei-Yan Pai, Yen-Chang Chen. "A Novel Retinal Blood Vessel Segmentation Method Based on Line Operator and Edge Detector," Fifth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, 2009
- [14] J.-P. Antoine, P. Carette, R. Murenzi, and B. Piette, "Image analysis with two-dimensional continuous wavelet transform," *Signal Process.*, Vol. 31, pp. 241–272, 1993.
- [15] A. Arnéodo, N. Decoster, and S. G. Roux, "A wavelet-based method for multifractal image analysis. I. Methodology and test applications on isotropic and anisotropic random rough surfaces," *Eur. Phys. J. A*, Vol. 15, pp. 567–600, 2000.
- [16] J.-P. Antoine, R. Murenzi, P. Vandergheynst and S. Twareque Ali, *Two-Dimensional Wavelets and their Relatives*, Cambridge University Press, 2004.
- [17] L. Wang and T. Pavlidis, "Direct Gray-Scale Extraction of Features for Character Recognition," *IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, Vol. 15, No. 10, October 1993.
- [18] P. Meer and I. Weiss, "Smoothed differentiation filters for images," *Cent. Automat. Res., Univ. of Maryland*, 1989.
- [19] J. Staal, M. D. Abramoff, M. Niemeijer, M. A. Viergever, and B. van Ginneken, "Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina," *IEEE Transactions On Medical Imaging*, Vol. 23, No. 4, pp. 501–509, Apr. 2004.
- [20] M. Niemeijer, 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 *Proc. SPIE Med. Imag.*, M. Fitzpatrick and M. Sonka, Eds., 2004, Vol. 5370, pp. 648–656.
- [21] R. Zwigelaar, S.M. Astley, C. R. M. Boggis, and C. J. Taylor, "Linear structures in mammographic images: Detection and classification," *IEEE Trans. Med. Imag.*, Vol. 23, No. 9, pp. 1077–1086, Sep. 2004.
- [1] J. V. B. Soares, J. J. G. Leandro, R. M. Cesar, H. F. Jelinek, and M. J. Cree, "Retinal vessel segmentation using the 2D Gabor wavelet and supervise classification," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 25, No. 9, pp. 1214–1222, Sep. 2006.
- [2] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern Classification*, 2nd Edition. New York: Wiley, 2001.
- [3] E. Ricci and R. Perfetti, "Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 26, No. 10, Oct. 2007.
- [4] X. Jiang and D. Mojon, "Adaptive local thresholding by verification-based multithreshold probing with application to vessel detection in retinal images," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 25, pp. 131–137, Jan. 2003.
- [5] 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. Med. Imag.*, Vol. 8, pp. 263–269, Sept. 1989.
- [6] 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. Biomed. Eng.*, Vol. 49, pp. 168–172, Feb. 2002.
- [7] F. Zana and J. C. Klein, "Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 10, No. 7, pp. 1010–1019, 2001.
- [8] A. M. Mendonça, and A. Campilho, "Segmentation of Retinal Blood Vessels by Combining the Detection of Centerlines and Morphological Reconstruction" *IEEE Transactions On Medical Imaging*, Vol. 25, No. 9, September 2006
- [9] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods. *Digital Image Processing* (third edition). Prentice hall, 2008.
- [10] J.L. Starck, F. Murtagh, E. J. Candès, and D. L. Donoho, "Gray and Color Image Contrast Enhancement by the Curvelet Transform," *IEEE transactions on image processing*, Vol. 12, No. 6, June 2003.
- [11] W. K. Pratt, *Digital Image Processing*, 3rd ed. New York: Wiley, 2001.
- [12] M. Niemeijer and B. van Ginneken, 2002 [Online]. Available: <http://www.isi.uu.nl/Research/Data bases/DRIVE/results.php>

زیر نویس‌ها:

¹ Hessian Matrix² Directional Mask Bank