



## استخراج عروق شبکه براساس ترکیب فیلتر تطبیقی و الگوریتم هم تراز

مهتاب شعبانی<sup>۱</sup>، حسین پورقاسم<sup>۲\*</sup>

<sup>۱</sup> دانشکده مهندسی کامپیوتر، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران  
Mahtab\_shabani@sco.iaun.ac.ir

<sup>۲</sup> دانشکده مهندسی برق، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران  
h\_pourghasem@iaun.ac.ir

### چکیده

عروق شبکه چشم، به خاطر ماهیت منحصر به فردش در تشخیص هویت و همچنین تشخیص و شناسایی بیماری های بدن همچون دیابت، فشار خون، آب سیاه و غیره از اهمیت ویژه ای برخوردار است. از این رو ارائه الگوریتمی که بتواند عروق شبکه را به طور بهینه استخراج کند، حیاتی است. الگوریتم مجموعه تراز الگوریتمی قوی و دقیق در خصوص ناحیه بندی تصاویر است. با این حال در ناحیه بندی شبکه کمتر توسط محققین مورد استفاده قرار گرفته است. در روش پیشنهادی پیش از استفاده از مجموعه تراز، کنتراست عروق را توسط فیلتر تطبیقی بهبود دادیم. نتایج نشان داد که استفاده از فیلتر تطبیقی در بالا بردن دقت الگوریتم مجموعه تراز تأثیرگذار بوده است.

### کلمات کلیدی

استخراج عروق شبکه، مجموعه تراز، فیلتر تطبیقی، الگوریتم چان-وز،

روش های گوناگونی برای ناحیه بندی وجود دارد که ریخت شناسی ریاضی<sup>۲</sup>، روش های چند مقیاسی<sup>۴</sup>، ردیابی عروق<sup>۵</sup>، مبتنی بر فیلتر، مبتنی بر لبه<sup>۶</sup> و مبتنی بر منطقه<sup>۷</sup>، از آن دسته است.

### ۱- مقدمه

عروق خونی شبکه در تشخیص هویت و همچنین در تشخیص اختلالات و بیماری های مختلف بدن از جمله دیابت، آب مروارید، فشار خون بالا، تصلب شرایین<sup>۱</sup> و نورگ زایی مشیمیه<sup>۲</sup> بسیار مهم است. از آنجایی که تقسیم بندی دستی عروق خونی شبکه یک کار طولانی و خسته کننده است و همچنین نیاز به مهارت دارد و باید توسط کارشناسان صورت گیرد، از این رو ارائه الگوریتمی که به طور خودکار و بهینه این کار را انجام دهد ضروری است [۱].

شبکه چشم از سه قسمت اصلی عروق، دیسک نوری و فووا تشکیل شده است. برای عکاسی شبکه از دوربین قعر شبکه ای یا فوندوس استفاده می شود که این دوربین یک تصویر رنگی RGB (کانال قرمز، سبز و آبی) از سطح داخلی چشم فراهم می کند. [۲].

در ناحیه بندی عروق خونی شبکه مشکلات و محدودیتهایی وجود دارد که باعث می شود ناحیه بندی به خوبی انجام نشود و تبدیل به یک مسئله و چالش شود. این مشکلات شامل موارد زیر می باشد: شدت روشنائی غیریک نواخت، کنتراست پایین عروق، اثرات پاتولوژی، از دست رفتن عروق نازک و کوچک، ادغام عروق نزدیک به هم و محل تقاطع و دو شاخه شدن رگ ها که سبب ناحیه بندی ضعیف می شود.

### ۱-۱- سوابق مربوطه

ریخت شناسی ریاضی: ریخت شناسی ریاضی ابزاری برای استخراج اجزای تصویر از جمله ویژگی ها، مرزها، اسکلت ها و برجستگی هاست. و می تواند به عنوان یک تکنیک ترکیبی برای تعیین عروق شبکه از تصاویر فوندوس چشم استفاده شود. سرعت پردازش و مقاومت در برابر نویز از مزایای ریخت شناسی و دلایلی برای استفاده از آن است [۱]. فراز و همکاران [۳]، یک روش ترکیبی برای تشخیص اسکلت عروق و ریخت شناسی چندجهته برش سطح بیتی<sup>۸</sup> برای استخراج عروق ارائه داد. عروق اصلی با عملگرهای جهتی استخراج می شوند. یک الگوریتم تکرارشونده رشد ناحیه برای ادغام اسکلت اصلی و نتیجه برش سطح بیتی از فیلترهای ریخت شناسی وابسته به جهت، اعمال می شود.

روش چند مقیاسی: روش چند مقیاسی با دقت های مختلف تقسیم بندی را انجام می دهد. مزیت اصلی این روش افزایش سرعت پردازش و ستری<sup>۹</sup> است. [۴]. وانگ و همکاران [۵] با یک فیلتر کرنل چندموجکی (MFMK) برای همه جهات ممکن عمل کانوالوشن را انجام داده و پاسخ های ماکزیم را

در نظر می‌گیرد. سپس برای حذف نویز از تجزیه سلسه‌مراتبی چندمقیاسی استفاده می‌کنند.

نگوین و همکاران [۶] از تشخیص خط در تحلیل چندمقیاسی برای ناحیه‌بندی عروق استفاده می‌کنند. روش او به سه مرحله آشکارساز خط اصلی، آشکارساز خط چندمقیاسی و روش ترکیبی تقسیم می‌شود. هر مکان پیکسل یک پنجر با اندازه  $W$  در  $W$  است. در مرحله اول  $12$  خط از طول پیکسل‌های  $W$  در جهت  $12$  مسیر مختلف (با زاویه  $15$  درجه) از محور عبور می‌کنند. میانگین سطوح خاکستری پیکسل‌ها در هر خط محاسبه می‌شود. بیشینه این خطوط خط برنده است. سپس میانگین خطوط از خط برنده، تقریب می‌شود. اگر خط برنده در امتداد رگ باشد، این پاسخ بزرگ خواهد بود. برای جلوگیری از ادغام عروق نزدیک و تولید پاسخ اشتباه در پیکسل‌های به عروق قوی از تحلیل چندمقیاسی براساس تغییر طول خطوط هم‌تراز استفاده کرد. در این حالت آشکارساز خط با طول‌های کوتاه‌تر گنجایش پیکسل‌های رگ اطراف را کم می‌کند. و از این‌رو از ایجاد وضعیت‌های ناهنجار ذکر شده (همچون ادغام عروق نزدیک به هم) ممانعت می‌کند. اما کاهش طول خط نیز سبب نویز پس‌زمینه می‌شود. به همین دلیل در مرحله سوم پاسخ‌های خط در مقیاس‌ها به طور خطی تغییر داده شده، ترکیب می‌شود.

مبتنی بر ردیابی: روش‌های مبتنی بر ردیابی اپراتورهای محلی را با تمرکز بر رگ و پیگیری آن استفاده می‌کنند. روش‌های ردیابی رگ با شروع از یک نقطه اولیه، مرکز خطوط<sup>۱۱</sup> یا مرزها را با تجزیه و تحلیل، جهت ردیابی پیکسل‌های متعادل تشخیص می‌دهد [۴]. نایی‌فر و همکاران [۷] از فیلتر ذره ای<sup>۱۲</sup> برای ردیابی عروق استفاده کردند. با استفاده از موقعیت دیسک نوری نقاط شروع برای ردیابی عروق تعریف می‌شوند. سپس الگوریتم با یک مجموعه‌ای مناسب از نقاط شروع، روش ردیابی تکرارشونده آغاز می‌شود. یک انتشار یک‌نواخت از ذرات بر روی یک حلقه مدور در اطراف هر نقطه (از جمله نقاط شروع و یا آنهایی که به عنوان نقطه مرکزی در تکرار قبلی تعیین شده‌اند) انجام می‌شود. وزن ذرات ارزیابی می‌شود و بر این اساس گفته می‌شود ذره داخل یا خارج رگ هست.

مبتنی بر لبه و ناحیه: روش‌های مبتنی بر لبه از اطلاعات لبه‌ها برای جذب کردن مرزهای فعال به سمت جلو برای به دست آوردن مرزهای شی<sup>۱۳</sup> استفاده می‌کنند. روش‌های مبتنی بر منطقه شامل توصیفگر ناحیه است که مرز فعالش حرکت می‌کند [۸]. دو الگوریتم پرطرفدار مبتنی بر ناحیه برای تشخیص عروق مجموعه هم‌تراز<sup>۱۴</sup> و رشد ناحیه<sup>۱۵</sup> است. ژائو و همکاران [۹] یک الگوریتم جدید ناحیه‌بندی مبتنی بر مجموعه هم‌تراز و رشد ناحیه ارائه دادند. آن‌ها برای استخراج عروق ضخیم از الگوریتم مجموعه هم‌تراز و برای عروق نازک از رشد ناحیه بهره بردند.

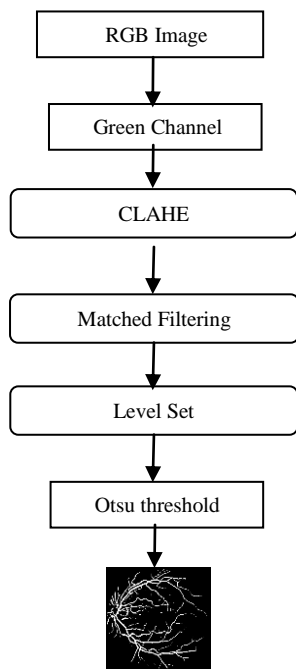
لازار و همکاران [۸] الگوریتم رشد ناحیه را با استفاده از بردار پاسخ شباهت فیلتر تطبیقی، انجام می‌دهد. از آنجایی که پاسخ‌های بالای غلط منجر به انتقال شدت روشنایی شدید در مرزهای دیسک نوری و جراحات می‌شود، لازار به جای بیشینه پاسخ از میانگین بردار پاسخ استفاده کرد. او برای هر پیکسل یک امتیاز در نظر می‌گیرد. امتیاز رگ یک پیکسل با ضرب میانگین بردار پاسخ و انحراف معیار بر پاسخ ماکزیمم محاسبه می‌شود. دانه‌های الگوریتم رشد ناحیه در واقع بیشینه‌های محلی بر روی نقشه امتیاز هستند. با آستانه‌گذاری ساده این بیشینه‌ها استخراج می‌شوند. نتیجه تقسیم امتیاز رگ بر آستانه رگ تعیین‌کننده روند الگوریتم رشد ناحیه است.

مبتنی بر فیلتر: در روش مبتنی بر فیلتر مدلی برای رگ‌ها در نظر گرفته می‌شود. فیلترهای تطبیقی برای تشخیص عروق، شامل یک کرنل دوبعدی روی تصویر شبکه است. اولین بار، چادهوری [۱۰] نشان داد عروق از الگوی زنگوله گاوسی تبعیت می‌کند. پس از آن ذوالفقارنسب [۱۱] با تغییر تابع فیلتر تطبیقی از گاوسی به توزیع کوشی<sup>۱۶</sup> سعی در بهبود عملکرد فیلتر تطبیقی کرد. سینک و استریواستا [۱۲] نشان داد که شدت روشنایی سطوح خاکستری تصویری با شکل گاوسی تقریب زده نمی‌شود و توزیع گامبل<sup>۱۷</sup> برای این راستا مناسب‌تر است. زیرا عروق برخلاف الگوی گاوسی دارای چولگی است. میانگین، میانه و مد بیست تصویر استفاده شده از پایگاه داده DRIVE با مشخصه گاوسی برابر نیستند. درحالی که در توزیع گاوسی مقدار میانگین، میانه و مد باید برابر یا تقریباً برابر باشند.

فیلتر تطبیقی به خاطر انعطاف در طراحی فیلترهای گوناگون، اندازه‌ها و جهت‌گیری‌های مختلف از بهترین و منعطف‌ترین روش‌هاست. اما از ایرادات وارده به آن وجود تعداد زیاد پاسخ‌های غلط در شرایط غیرایده‌آل و تصاویر پاتولوژی است. پاسخ‌های بالای غلط منجر به شدت روشنایی شدید در مرزهای دیسک نوری و جراحات و ضایعات روشن می‌شود. در روش پیشنهادی با ترکیب و تغییرات در فیلتر تطبیقی با الگوریتم مجموعه تراز، مشکلات ناشی از ناحیه‌بندی با فیلتر تطبیقی کمتر می‌شود. از دیگر سو، الگوریتم مجموعه تراز الگوریتم زمان‌بری است که در روش پیشنهادی با کاهش قابل توجه تکرارهای مجموعه تراز، الگوریتم همگرا می‌شود. در این مقاله در بخش ۲ روش پیشنهادی، بخش سوم نتایج و پیاده‌سازی و بخش چهارم نتیجه‌گیری بیان می‌شود.

## ۲- الگوریتم پیشنهادی

این بخش به چهار قسمت پیش پردازش، روشن‌سازی عروق، الگوریتم مجموعه تراز و آستانه‌گذاری تقسیم می‌شود. که چارچوب آن در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل (۱): دیاگرام روش پیشنهادی

## ۱-۲- روشن سازی عروق

برای ساخت فیلتر تطبیقی از  $n$  کرنل  $w$  در  $w$  در هر جهت استفاده می‌شود. که هر کرنل  $\theta$  درجه نسبت به کرنل قبلش چرخش دارد. مقدار  $\theta$  از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\theta = 180/n$$

این کرنل‌ها در تصویر ضرب می‌شود. آنگاه کرنلی که دارای پاسخ بیشتری نسبت به بقیه است را به عنوان پاسخ فیلتر تطبیقی برمی‌گزینیم. ایده پشت این انتخاب اینست که اگر جهت رگ با جهت کرنل همسو باشد، مقدار پیکسل حاصل از کانوالوشن آن دو بیشینه است. در روش پیشنهادی از ۳۶ کرنل استفاده می‌شود، تا بتوانیم عروق با زاویه ۵ درجه را نیز استخراج کنیم. پس برای هر پیکسل ۳۶ مقدار حاصل از کانوالوشن به دست می‌آید. این کرنل‌ها با ماتریس چرخش زیر محاسبه می‌شوند:

$$R_{mi} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (1)$$

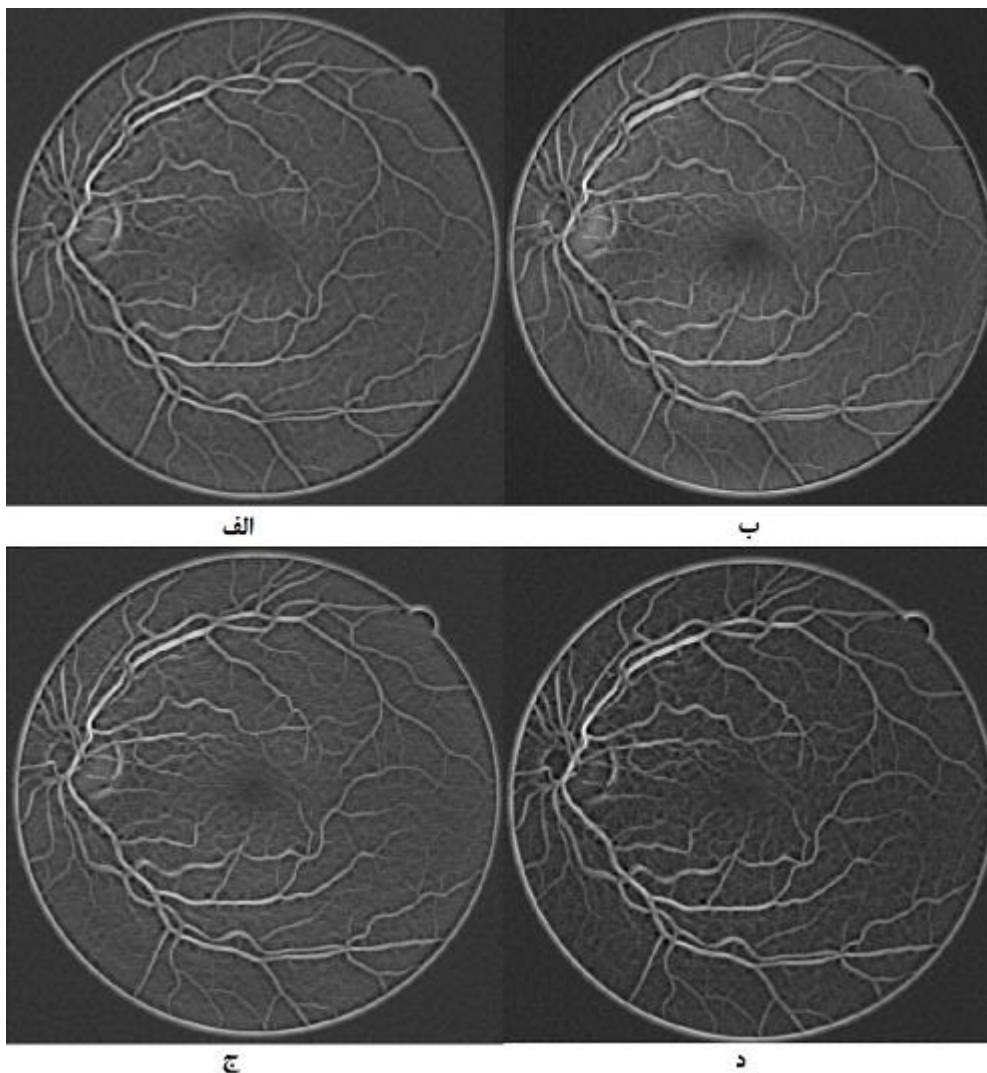
نقطه متناظر چرخش داده شده در دستگاه مختصات به دست می‌آید از طریق:

$$p_i = \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (2)$$

که در آن  $(u, v)$  جفت تازه چرخش داده شده  $(x, y)$  هستند. و  $\theta$  درجه چرخش هسته است.

چادهوری [۱۰] نشان داد که پروفایل رگ با توزیع گاوسین قابل تقریب زدن است. و توزیع گاوسین را به عنوان هسته فیلتر تطبیقی در نظر گرفت. از آنجایی که خروجی فیلتر تطبیقی ورودی مجموعه ی تراز هست ما به تغییر توزیع‌های مختلف برآمدیم تا توزیعی ای که کنتراستش نسبت به بقیه بیشتر باشد را برای ورودی مجموعه تراز انتخاب کنیم. در شکل ۲ تعدادی از این توزیع‌ها نشان داده شده‌اند.

در روش پیشنهادی از توزیع گاما به عنوان هسته فیلتر استفاده می‌شود. زیرا تغییرات شدت روشنایی میان عروق و پس‌زمینه نسبت به دیگر توزیع‌ها بیشتر است.



شکل (۲): عروق روشن شده با فیلتر تطبیقی با کرنل‌های مختلف: الف) Couchy ب) Rayleigh ج) Gumbel د) Gamma

## ۲-۲- مجموعه هم تراز

مجموعه تراز یک ابزار قوی برای پیدا کردن لبه‌های تصویر است و برای کارابدهای دقیق و برون خط بسیار مفید است. یکی از زیر مجموعه‌های مجموعه تراز الگوریتم چان-وز [۱۳] است که برای انواع زیادی از تصاویر با چالش‌های مختلف از جمله بخش‌بندی تصاویر با لبه‌های ضعیف و کنتراست پایین کاربرد دارد.

الگوریتم چان-وز تکامل یافته روش مامفورد-شاه است [۱۴]. با این تفاوت که به مقادیر گرادینان تصویر وابسته نیست و قابل استفاده برای تصاویر تار و نویزی نیز می‌باشد. همچون روش کانتور فعال با یک منحنی اولیه آغاز به کار می‌کند و براساس معادله تکامل این مرزها تغییر می‌کنند. هدف این الگوریتم کمینه سازی انرژی و تابع  $\Phi$  است. شکل کلی کمینه‌ساز انرژی آن به صورت معادله (۳) است:

$$F(\phi) = \mu \left( \int_{\Omega} |\nabla H(\phi)| dx \right)^p + \nu \int_{\Omega} H(\phi) dx + \lambda_1 \int_{\Omega} |I - c_1|^2 H(\phi) dx + \lambda_2 \int_{\Omega} |I - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dx \quad (3)$$

که در آن  $H(\phi)$  تابع هوپساید<sup>۱۸</sup> است که فرمولش در معادله (۴) آورده شده است. در این معادله جمله اول می‌تواند به عنوان جریمه‌ای برای مجموع طول کانتور باشد. بطور مشابه جمله دوم یک جریمه بر مجموع محیط ناحیه پیش زمینه است. جمله سوم واریانس سطح خاکستری پیش زمینه تصویر است و چگونگی یک‌نواخت‌سازی ناحیه را با این شدت روشنایی اندازه می‌گیرد! جمله چهارم همین کار را برای پس زمینه انجام می‌دهد. کمینه‌سازی مجموعه این دو جمله منجر به ناحیه‌بندی به دو ناحیه پیش‌زمینه و پس‌زمینه که هر کدام به‌طور یکنواخت هستند می‌شود [۱۵].

$$Heaviside = \frac{1}{2} \left( 1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{z}{\epsilon}\right) \right) \quad (4)$$

الگوریتم مجموعه تراز به ورودی اولیه و همچنین تابع اولیه حساس است. از همین روی به جای استفاده از تصویر اصلی شبکه که از معضل شدت روشنایی غیریکنواخت و کنتراست پایین عروق رنج می‌برد، از تصویر اصلاح شده توسط فیلتر تطبیقی بهره بردیم. شکل (۳) اعمال الگوریتم مجموعه تراز بر روی هر دو تصویر اصلی و تصویر اصلاح شده را نشان می‌دهد. ما برای تابع اولیه از لبه‌یاب کُنی<sup>۱۹</sup> استفاده می‌کنیم. این لبه‌یاب عروق ضخیم را استخراج می‌کند. مزیت این تابع اولیه اینست که به سرعت همگرا شدن الگوریتم کمک میکند و سبب می‌شود الگوریتم به تعداد کمتری تکرار نیاز داشته باشد.

## ۳-۲- آستانه گذاری

پس از اعمال مجموعه تراز باید درخت عروق را استخراج کنیم. برای این کار از آستانه‌گذاری آتسو استفاده می‌کنیم. این روش به افتخار نویویکی آتسو [۱۶] نام‌گذاری شده است. این روش با یافتن آستانه بهینه  $t$  تقسیم‌بندی را انجام می‌دهد. به نحوی که حداکثر یکنواختی را در تابع شدت در کلاس‌ها ایجاد کند و واریانس تابع توزیع شدت در پیکسل‌ها، مابین دو کلاس را کمینه سازد:

$$\sigma_w^2(t) = \omega_0(t)\sigma_0^2(t) + \omega_1(t)\sigma_1^2(t) \quad (5)$$

که در آن وزنه‌های  $\omega_{0,1}$  احتمال وقوع دو کلاس جدا شده توسط  $t$  و  $\sigma_{0,1}^2$  واریانس‌های این کلاس‌ها هستند.  $\omega_{0,1}$  از طریق فرمول ۵۰ محاسبه می‌شوند:

$$\omega_0(t) = \sum_{i=0}^{t-1} p(i) \quad (6)$$

$$\omega_1(t) = \sum_{i=t}^{L-1} p(i) \quad (7)$$

در روش آتسو واریانس بین کلاسی کمینه می‌شود از طریق:

$$\sigma_b^2(t) = \sigma^2 - \sigma_w^2(t) = \omega_0(t)\omega_1(t)[\mu_0(t) - \mu_1(t)]^2 \quad (8)$$

که  $\mu$  مقدار میانگین است و طبق معادلات ۹ و ۱۰ به دست می‌آید:

$$\mu_0(t) = \sum_{i=0}^{t-1} ip(i) / \omega_0 \quad (9)$$

$$\mu_1(t) = \sum_{i=t}^{L-1} ip(i) / \omega_1 \quad (10)$$

الگوریتم آتسو به صورت زیر محاسبه می‌شود:

- محاسبه هیستوگرام و احتمالات وقوع برای هریک از سطوح تابع شدت
- محاسبه مقدارهای اولیه برای  $\omega_i(0)$  و  $\mu_i(0)$
- حرکت کردن در راستای تمام آستانه‌های احتمالی  $t=1 \dots L\_max$ .
  - به‌روز کردن مقدار  $\omega_i$  و  $\mu_i$
  - محاسبه مقدار  $\sigma_b^2(t)$
- آستانه مطلوب متناظر است با یافتن مقدار بیشینه برای  $\sigma_b^2(t)$ .

## ۳- پیاده‌سازی

برای پیاده‌سازی الگوریتم از محیط شبیه‌ساز MATLAB استفاده شد. در این مقاله از پایگاه داده DRIVE [۱۷] استفاده شد. برای بیماری دیابت در کشور هلند جمع‌آوری شده است. این پایگاه داده دارای ۴۰ تصویر شبکه است که ۳۳ عدد آن سالم و ۷ عدد دارای علائم دیابت خفیف است. الگوریتم بر روی ۲۰ تصویر تست پایگاه داده آزمایش شد و مقادیر صحت<sup>۲۰</sup> (نسبت تعداد کل پیکسل‌های به درستی طبقه‌بندی شده به تعداد کل پیکسل‌های تصویر)، دقت<sup>۲۱</sup>، ویژگی<sup>۲۲</sup>، حساسیت<sup>۲۳</sup>، بازیابی<sup>۲۴</sup>، نرخ مثبت واقعی<sup>۲۵</sup> و نرخ مثبت کاذب<sup>۲۶</sup> طبق فرمولهای (۱۱) تا (۱۷) محاسبه شد. نتایج در جدول شماره ۱ آورده شد.

$$TPR = TP / \text{vessel pixel count} \quad (11)$$

$$FPR = FP / \text{non-vessel pixel count} \quad (12)$$

$$\text{Accuracy} = (TP + TN) / \text{FOV pixel count} \quad (13)$$

$$\text{Sensitivity} = TP / (TP + FN) \quad (14)$$

$$\text{Specificity} = TN / (TN + FP) \quad (15)$$

$$\text{Precision} = TP / (TP + FP) \quad (16)$$

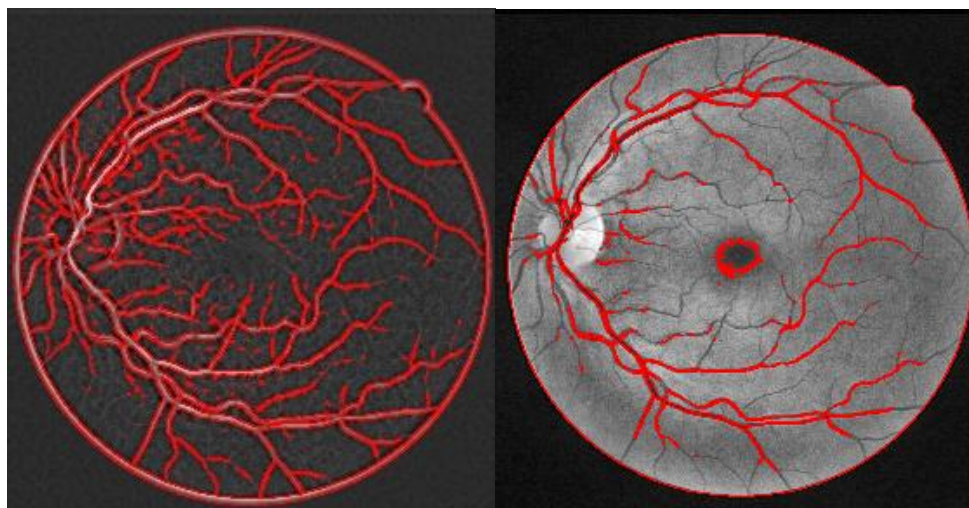
روی تصاویر پایگاه داده DRIVE را نشان می‌دهد که میانگین صحت، TPR و FPR به ترتیب برابرند با ۰/۹۱، ۰/۶۹۶۴ و ۰/۰۵۷۰.

#### ۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله نخست با تغییر هسته فیلتر تطبیقی از گاوسین به گاما، تصاویرمان به کنتراست بهتری رسیدند. در نتیجه اعمال الگوریتم مجموعه تراز بر روی تصویر عملکردی بهتری پیدا کرد و چالش نادیده گرفته شدن عروق نازک توسط الگوریتم مجموعه تراز مرتفع شد. همچنین الگوریتم مجموعه تراز به سرعت همگرا می‌شود از این رو با تعداد تکرارهای کم به پاسخ می‌رسد. به دلیل جدول (۱) نتایج حاصل از اعمال روش پیشنهادی بر

#### سپاسگزاری

از جناب آقای هوشیار ذوالفقارنسب به خاطر کمک‌هایشان سپاسگزاری می‌شود.



شکل (۳): سمت راست: اعمال الگوریتم مجموعه تراز بر تصویر اصلی. سمت چپ: اعمال الگوریتم مجموعه تراز بر تصویر خروجی فیلتر تطبیقی

جدول (۱): محاسبه پارامترهای ارزیابی برای تصاویر پایگاه داده DRIVE

Image	TPR	FPR	ACC	Sensitivity	Specificity	Pr/PPV	Recall
01_test	0.7305	0.047508	0.92349	0.7312	0.9525	0.699	0.7312
02_test	0.70923	0.037622	0.92467	0.71064	0.96239	0.76905	0.71064
03_test	0.68212	0.050847	0.91027	0.68227	0.94916	0.69589	0.68227
04_test	0.61316	0.036096	0.91717	0.61339	0.96391	0.72333	0.61339
05_test	0.66858	0.046041	0.91528	0.66888	0.95396	0.69523	0.66888
06_test	0.58239	0.039661	0.90703	0.58259	0.96034	0.70707	0.58259
07_test	0.75212	0.09327	0.88629	0.75232	0.90673	0.55176	0.75232
08_test	0.66924	0.066322	0.9007	0.67108	0.9337	0.5927	0.67108
09_test	0.61449	0.040569	0.91892	0.61451	0.95943	0.66843	0.61451
10_test	0.69852	0.051924	0.91828	0.69862	0.94808	0.64602	0.69862
11_test	0.73002	0.083016	0.89277	0.73017	0.91699	0.56712	0.73017
12_test	0.7225	0.066027	0.9075	0.7225	0.93397	0.61024	0.7225
13_test	0.65963	0.048796	0.90989	0.65977	0.95121	0.69074	0.65977
14_test	0.72403	0.059801	0.91487	0.72528	0.94021	0.61856	0.72528
15_test	0.82129	0.11013	0.88275	0.82136	0.88987	0.46356	0.82136
16_test	0.65872	0.054168	0.90827	0.65872	0.94583	0.64672	0.65872
17_test	0.58369	0.039039	0.91445	0.58371	0.96096	0.67771	0.58371
18_test	0.69163	0.061092	0.91051	0.69163	0.93891	0.595	0.69163
19_test	0.72595	0.050211	0.92286	0.72606	0.94979	0.66426	0.72606
20_test	0.68667	0.058059	0.91472	0.6867	0.94194	0.58539	0.6867
Average	0.6862	0.0570	0.9100	0.6866	0.9430	0.6434	0.6866



## زیر نویس ها

<sup>۱</sup> ضخیم شدن و سخت شدن دیواره شریان ها که به طور معمول در سنین بالا اتفاق می افتد

<sup>۲</sup> تشکیل عروق خونی جدید، به خصوص به عنوان یک فرایند پاتولوژیک

<sup>۳</sup> Mathematical Morphology

<sup>۴</sup> Multi-scale approaches

<sup>۵</sup> Tracking-based

<sup>۶</sup> Edge-based

<sup>۷</sup> Region-based

<sup>۸</sup> Bit Planes Slicing

<sup>۹</sup> Robustness

<sup>۱۰</sup> Matched Filtering with Multiwavelet Kernels

<sup>۱۱</sup> Centerline

<sup>۱۲</sup> Particle

<sup>۱۳</sup> Object

<sup>۱۴</sup> Level Set

<sup>۱۵</sup> Region Growing

<sup>۱۶</sup> Coughy

<sup>۱۷</sup> Gumbel

<sup>۱۸</sup> Heaviside

<sup>۱۹</sup> Canny

<sup>۲۰</sup> Accuracy

<sup>۲۱</sup> Precision

<sup>۲۲</sup> Specificity

<sup>۲۳</sup> Sensitivity

<sup>۲۴</sup> Recall

<sup>۲۵</sup> True Positive Rate

<sup>۲۶</sup> False Negative Rate

- [1] Fraz, M.M., et al., *Blood vessel segmentation methodologies in retinal images – A survey*. Computer Methods and Programs in Biomedicine, Vol. 108, No. 1, pp. 407-433, 2012.
- [2] Bajwa, A., R. Aman, and A.K. Reddy, *A comprehensive review of diagnostic imaging technologies to evaluate the retina and the optic disk*. International ophthalmology, Vol. 35, No. 5, pp. 733-755, 2015.
- [3] Fraz, M.M., A. Basit, and S. Barman, *Application of morphological bit planes in retinal blood vessel extraction*. Journal of digital imaging, Vol. 26, No. 2, pp. 274-286, 2013.
- [4] Kirbas, C. and F. Quek, *A review of vessel extraction techniques and algorithms*. ACM Computing Surveys (CSUR), Vol. 36, No. 2, pp. 81-121, 2004.
- [5] Wang, Y., et al., *Retinal vessel segmentation using multiwavelet kernels and multiscale hierarchical decomposition*. Pattern Recognition, Vol. 46 No. 8, pp. 2117-2133, 2013.
- [6] Nguyen, U.T., et al., *An effective retinal blood vessel segmentation method using multi-scale line detection*. Pattern recognition, Vol. 46, No. 3, pp. 703-715, 2013.
- [7] Nayeibifar, B. and H.A. Moghaddam, *A novel method for retinal vessel tracking using particle filters*. Computers in biology and medicine, Vol. 43, No. 5, pp. 541-548, 2013.
- [8] Lázár, I. and A. Hajdu, *Segmentation of retinal vessels by means of directional response vector similarity and region growing*. Computers in biology and medicine, Vol. 66, pp. 209-221, 2015.
- [9] Zhao, Y.Q., et al., *Retinal vessels segmentation based on level set and region growing*. Pattern Recognition, Vol.47, No.7, pp. 2437-2446, 2014.
- [10] Chaudhuri, S., et al., *Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters*. IEEE Transactions on medical imaging, Vol. 8, No. 3, pp. 263-269, 1989.
- [11] Zolfagharnasab, H. and A.R. Naghsh-Nilchi, *Cauchy based matched filter for retinal vessels detection*. Journal of medical signals and sensors, Vol. 4, No. 1, pp. 1, 2014.
- [12] Singh, N.P. and R. Srivastava, *Retinal blood vessels segmentation by using Gumbel probability distribution function based matched filter*. Computer methods and programs in biomedicine, Vol. 129, pp. 40-50, 2016.
- [13] Chan, T.F. and L.A. Vese, *Active contours without edges*. IEEE Transactions on image processing, Vol. 10, No. 2, pp. 266-277, 2001.
- [14] Mumford, D. and J. Shah, *Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems*. Communications on pure and applied mathematics, Vol. 42, No. 5, pp. 577-685, 1989.
- [15] Crandall, R., *Image segmentation using the Chan–Vese algorithm*. Project report from ECE, Vol. 532, 2009.
- [16] Otsu, N., *A threshold selection method from gray-level histograms*. Automatica, Vol. 11, No. 285-296, pp. 23-27, 1975.
- [17] M. Niemeijer, J.J.S., B. van Ginneken, M. Loog, M.D. Abramoff, *DRIVE: digital retinal images for vessel extraction*, <http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE>, 2004.