

## Designing an Accurate and Fast Algorithm to Extract the Retinal Vessels Using Adaptive Filters and Thresholding Based on Entropy Fuzzy

Khosro Rezaee, MSc; Javad Haddadnia, PhD\*

Hakim Sabzevari University of Sabzevar, Sabzevar, Iran

\* Corresponding Author: Haddadnia@hsu.ac.ir

**Purpose:** To develop a fast algorithm for automatic accurate extraction of blood vessels from retinal images in order to facilitate image analysis and minimize the rate of diagnosis error.

**Methods:** We proposed an efficient algorithm using adaptive filter and thresholding technique which are based on fuzzy entropy. The data included retinal images from 60 index normals and patients (including 38 men and 22 women) obtained from STARE and DRIVE databases. The mean subject age was  $47.6 \pm 9.1$  years. In images from index patients, the presence of abnormal tissue was confirmed by two specialists. Initially, image blurring caused by vibrations during image capturing was eliminated using designed Wiener filter. The impact of optical reflection in each image was minimized through transferring images into the HSV space and selecting the spatial mask for retina. Extraction of retinal blood vessels was done using adaptive filtering. Finally, to separate the main artery of the retina from the rest of the tissues, the optimal threshold was obtained which was defined by the fuzzy entropy technique.

**Results:** By using combined methods in pre-processing step of retinal images, the optic disc border and radiant reflections of ophthalmoscope disappeared in the output image. Therefore, the accuracy ( $0.9475 \pm 0.08$ ) and F-measure ( $0.7426 \pm 0.05$ ) increased significantly.

**Conclusion:** Fast and accurate extraction of blood vessels in the retinal images enables the ophthalmologist to predict disease progression, hence suggesting appropriate treatment modality.

**Keywords:** Retinal Vessels, Image Processing, Wiener Filter, Adaptive Filter, Fuzzy Entropy

• Bina J Ophthalmol 2014; 19 (4): 352-363.

Received: 15 December 2013

Accepted: 21 April 2014

### ارایه یک الگوریتم سریع در استخراج دقیق عروق شبکیه چشم به کمک صافی انطباقی و آستانه‌گذاری مبتنی بر آنتروپی فازی

خسرو رضایی<sup>۱</sup> و دکتر جواد حدادنیا<sup>۲\*</sup>

**هدف:** ارایه یک الگوریتم سریع در استخراج خودکار و دقیق رگ‌های خونی شبکیه به منظور آسان‌سازی تحلیل تصاویر آن‌ها و کاهش میزان خطای تشخیصی.

**روش پژوهش:** با بهره‌گیری از صافی انطباقی و آستانه‌گذاری مبتنی بر آنتروپی فازی، الگوریتمی کارآمد پیشنهاد شد که در مقایسه با شیوه‌های مشابه، از توانایی بالاتری در جداسازی برخوردار است. داده‌ها، مجموعه‌ای از ۶۰ تصویر شبکیه با نمایه افراد بیمار و سالم از دو پایگاه داده STARE و DRIVE شامل ۳۸ مرد و ۲۲ زن با میانگین سنی  $47.6 \pm 9.1$  سال می‌باشند. در تصاویر نمایانگر بیماری، وجود بافت آسیب‌دیده، توسط دو پزشک متخصص تایید شد. در گام نخست، با طراحی صافی Wiener، مات‌شدگی تصاویر دریافتی از دستگاه افتالموسکوپ که ناشی از لرزش‌های دست حین تصویربرداری است، حذف می‌گردید. با انتقال تصاویر به محیط HSV (Hue-Saturation-Value) و انتخاب ماسک مکان شبکیه، تاثیر انعکاسات نوری محیط بر تصویر به حداقل رسید. استخراج پایه عروق خونی شبکیه چشم با استفاده از صافی انطباقی انجام شد. در نهایت، برای جداسازی عروق اصلی مربوط به شبکیه از سایر بخش‌های بافت براساس آنتروپی فازی، آستانه بهینه تعریف گردید.

**یافته‌ها:** به کارگیری روش‌های ترکیبی در پردازش اولیه تصاویر سبب شد که مرز دیسک نوری و انعکاسات تابشی

افتالموسکوپ در تصویر خروجی ظاهر نشوند و دقت تا حد چشم‌گیری افزایش یافت ( $0/9475 \pm 0/08$ ) و میانگین متوازن دقت و حساسیت معنی‌دار شد ( $0/7426 \pm 0/05$ ).

**نتیجه‌گیری:** استخراج دقیق عروق خونی چشم، چشم‌پزشک را قادر می‌سازد تا مرحله پیش‌رفت بیماری احتمالی را تعیین کند و نحوه درمان متناسب با بیماری را پیشنهاد دهد.

• مجله چشم‌پزشکی بینا ۱۳۹۳؛ دوره ۱۹، شماره ۴: ۳۶۳-۳۵۲.

• پاسخ‌گو: دکتر جواد حدادنیا (e-mail: Haddadnia@hsu.ac.ir)

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی- گروه مهندسی پزشکی- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه حکیم سبزواری

دریافت مقاله: ۱۰ آذر ۱۳۹۲

۲- دانشیار- دکترای مهندسی برق- گروه برق الکترونیک و مهندسی پزشکی- دانشگاه حکیم سبزواری

تایید مقاله: ۱ اردیبهشت ۱۳۹۳

استان خراسان رضوی- سبزوار- دانشگاه علوم پزشکی سبزوار- مرکز تحقیقات فناوری‌های نوین پزشکی

### مقدمه

افزایش چشم‌گیر هزینه‌های بهداشتی و درمانی طی سی سال گذشته، محققان و صاحبان مشاغل بهداشتی و درمانی را مجبور به بررسی راه‌هایی برای ارتقا کارایی عملیاتی یا کاهش هزینه‌های این بخش نموده است. مدل‌های شبیه‌سازی قادرند تا تغییرپذیری، تعاملات و پیچیدگی‌های یک سیستم را نشان دهند<sup>۱</sup>. تحلیل ویژگی‌های عروق خونی چشم، یکی از شیوه‌های بسیار کارآمد است که می‌توان در تشخیص برخی بیماری‌ها نظیر دیابت، فشار خون و تصلب شرایین از آن بهره برد<sup>۲</sup>. اغلب بی‌نظمی‌ها و اختلالات مربوط به عروق خونی شبکیه چشم، خود را با تغییر در ویژگی‌هایی نظیر ضخامت، رنگ، پیچش یا انحنا و میزان شفافیت نشان می‌دهند. اتساع یا انحنای بیش از حد در عروق خونی چشم که بیش‌تر در شاخک خلفی شبکیه مشاهده می‌شود، به عنوان یکی از علایم ویژه در بی‌نظمی و اختلال شبکیه شناخته می‌شود<sup>۳</sup>. از این‌رو، تحلیل‌های صحیح عروق شبکیه سبب خواهد شد تا تشخیص، درمان و مطالعات بالینی با دقت بالاتری انجام شوند. گاهی بررسی عروق خونی به قدری مشکل و طاقت‌فرساست که حتی یک فرد خیره نیز در تشخیص صحیح، دچار خطا می‌شود و به همین دلیل، جداسازی این عروق از بقیه بافت به صورت دستی، منطقی نیست. تکنیک‌های متفاوتی برای تصویربرداری و مشاهده عروق خونی شبکیه پیشنهاد شده‌اند که از آن جمله می‌توان به سیستم RetCam و نیز تکنیک افتالموسکوپ اشاره نمود. محققان بر مبنای تصاویر اخذشده از این سیستم‌ها به استخراج عروق خونی شبکیه پرداخته‌اند که در ابتدا در تصاویر، تمرکز بر جداسازی و بر اساس ویژگی‌های محلی همانند رنگ عروق، شکل و کنتراست بوده است. این راه‌کار همیشه مناسب نیست، زیرا گاهی در بافت سالم هم عروقی با این ویژگی‌ها وجود دارند. از روش‌های

متداول که در جداسازی عروق خونی کاربرد دارند، صافی‌هایی هستند که عملکردشان متناسب با بیشینه شدن پاسخ در جداسازی عروق خونی است<sup>۴-۵</sup>. روش‌های مورفولوژیک مبتنی بر محاسبات ریاضی<sup>۶-۱۱</sup> نیز یکی دیگر از شیوه‌های شناسایی عروق خونی شبکیه چشم به حساب می‌آیند که از عملگرهای ترکیب‌شناسی در تصویر استفاده می‌کنند. برخی از روش‌های پیشنهادشده از سوی پژوهشگران، بیش از هر چیز بر تکنیک‌های شناسایی لبه در تصاویر شبکیه متکی هستند. تکنیک‌های نیز بر اساس اصول یادگیری ماشین<sup>۱۲، ۱۳</sup> استوار هستند که خود به دو گروه تقسیم می‌شوند؛ روش‌های با ناظر<sup>۱۲، ۱۳</sup> و روش‌های بدون ناظر<sup>۱۴</sup>. روش‌های با ناظر، روش‌هایی هستند که با استفاده از آن‌ها می‌توان تعیین نمود آیا یک پیکسل از تصویر، به عروق خونی شبکیه چشم تعلق دارد یا خیر. روش‌های بدون ناظر نیز همین کار را انجام می‌دهند؛ با این تفاوت که در ابتدای خوشه‌بندی، هیچ نوع دسته‌بندی معینی در پیکسل‌های تصویر انجام نمی‌شود. در میان شیوه‌های مبتنی بر تکنیک‌های پردازش تصویر، مدل‌سازی سطح مقطع عروق خونی شبکیه و استفاده از روش‌های تبدیل و تغییر بر اساس صافی‌های مختلف در ابتدا توسط Chaudhuri و همکاران<sup>۵</sup> معرفی شد. به کارگیری روش آستانه‌گذاری به صورت سراسری یا محلی<sup>۶</sup> و ترکیب آن با دیگر روش‌های صافی‌گذاری بر تصویر<sup>۷</sup> روش مناسبی است و تنها اشکال آن، هوشمند نبودن انتخاب مرز آستانه‌گیری در زمان جداسازی است. هم‌چنین Martinez و همکاران<sup>۱۵</sup> روشی را پیشنهاد نمودند که با مشتق‌گیری از تصویر، ویژگی‌هایی دریافت می‌شدند و با انتقال این ویژگی‌ها به یک مقیاس مناسب، امکان جداسازی ناحیه دربردارنده عروق آسیب‌دیده فراهم می‌آمد. ترکیب روش لبه، صافی‌گذاری انطباقی و رشد ناحیه‌ای، کاری بود که سبب شد سرعت جداسازی تا حد

روش‌های مختلفی برای مشاهده شبکه چشم و عروق خونی آن وجود دارند که می‌توان به روش آنژیوگرام و روش پرتو ایکس و رنگی‌سازی با استفاده از رنگ‌دانه‌های کریستالی رنگ قرمز یا زرد اشاره کرد<sup>۱۷</sup>. استفاده از این تصاویر تا حدودی محدودیت دارد و برای تصاویر خاکستری یا رنگی با تعداد فراوان، فرآیند جداسازی و استخراج را با سختی مواجه خواهد نمود.

#### - ویژگی‌های پیکسلی

یکی از روش‌های جداسازی عروق خونی در شبکه چشم، استفاده از سه طیف قرمز، سبز و آبی (RGB) و نمایش جداگانه آن‌ها با استخراج از تصویر است. برای داده‌های مورد نظر، کانال‌های رنگ آبی تصویر در بردارنده بخش اعظم عروق خونی بودند، به گونه‌ای که به سادگی می‌شد با تغییر کنتراست، تیزی تصویر و افزایش یا کاهش شدت تصویر، به بخش هدف در تصویر دست یافت. در دو بخش سبز و قرمز، شاهد تصاویر استخراجی دیگر با میزان نویز (noise) یا شدت روشنایی بسیار بالا هستیم. البته این تغییر در تصاویر یکسان نیست و در پاره‌ای از آن‌ها طیف سبز در بردارنده اطلاعات بیش‌تری از لبه‌های تصویر شبکه چشم می‌باشد. در تصویر (۱) نمونه‌ای از تجزیه طیف‌های سه‌گانه رنگی به نمایش درآمده است. طیف‌های سه‌گانه تصویر RGB در قالب سه‌بعدی به نمایش درآمده است و در صورت نبود نویز یا مات‌شدگی حاصل از لرزش دست و نیز انعکاسات نور، تحلیل عروق خونی در شبکه تا اندازه‌ای آسان‌تر است. در تصویر (۲) سه طیف رنگی شامل عروق خونی شبکه به طور مجزا به صورت سه‌بعدی به نمایش درآمده‌اند.

#### - پیش‌پردازش تصاویر

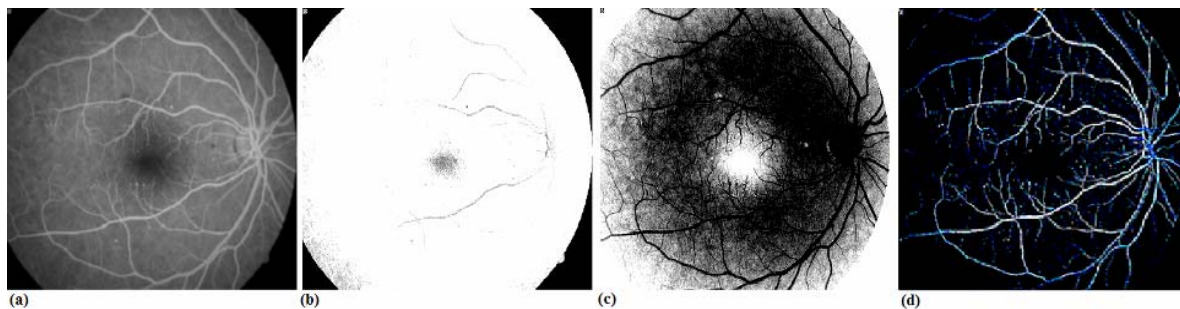
یکی از مهم‌ترین تخریب‌هایی که حین دریافت تصاویر از محیط به وجود می‌آید، مات‌شدگی تصویر ناشی از حرکت (motion image blurring) یا حرکت نسبی بین دوربین و شی مورد نظر طی ثبت یک فریم از رشته‌های ویدیویی است که سبب مات‌شدگی تصویر می‌گردد و در حالت کلی می‌تواند در سه جهت طول و عرض و عمق باشد. در مواردی که جسم ذاتاً متحرک است این تارشدگی اجتناب‌ناپذیر است. آگاهی از چگونگی به وجود آمدن این تارشدگی به ما کمک می‌کند تا نحوه بازسازی آن را تعیین کنیم. به روش‌های گوناگونی می‌توان تصاویر مات‌شده در اثر حرکت را بازیابی نمود<sup>۱۸،۱۹</sup>.

چشم‌گیری افزایش یابد. این روش توسط Wang و همکاران<sup>۱۶</sup> معرفی شد و برای هوشمند کردن فرآیند جداسازی عروق خونی شبکه، مناسب به نظر می‌آمد. ترکیب صافی‌های مورفولوژیک<sup>۱۱</sup>، استخراج لبه‌های مربوط به سرخرگ‌های اصلی<sup>۲</sup> و طبقه‌بندی پیکسل‌های هر بخش در بافت شبکه بر اساس یک بردار ویژگی<sup>۱۲</sup> از دیگر تکنیک‌های محققان می‌باشد که در زمینه استخراج عروق خونی شبکه چشم پیشنهاد شده است.

در این مقاله، روش جدیدی معرفی شده است که مبنای اصلی آن، استفاده از یک صافی انطباقی و تابع مشتق‌گیر مرتبه اول گوسین است. مزیت اصلی همراهی صافی انطباقی با یک مشتق‌گیر در آن است که با پیاده‌سازی مشتق‌گیر بر خروجی صافی، سایر بخش‌های بافت شبکه که در مرحله لبه‌یابی به وفور ظاهر می‌شوند، حذف خواهند شد و در نتیجه، تحلیل عروق شبکه برای پزشک متخصص آسان‌تر می‌شود. برای به دست آوردن مقدار آستانه بهینه، از دو بخش حاصل از خروجی صافی انطباقی و مشتق آن استفاده می‌شود و در نتیجه، بر اساس توابع عضویت، مقدار بهینه برای آستانه بر اساس آنتروپی فازی تعیین خواهد شد.

#### روش پژوهش

برای مطابقت دادن خروجی استخراج‌شده با یک منبع ایده‌آل از دو پایگاه داده STARE<sup>۲</sup> و DRIVE<sup>۲</sup> تصاویر شبکه چشم استفاده شد که به صورت دستی، عروق مورد نظر پزشک متخصص از تصاویر استخراج شد. داده‌های DRIVE در بردارنده ۴۰ تصویر بود که در آن ۱۲ تصویر نمایانگر آسیب‌های بافتی (همانند دیابت یا فشار خون) بودند. تصاویر توسط دوربین دیجیتالی Canon مدل CR5 به صورت 3CCD و با میدان دید ۴۵ درجه گرفته شدند و دارای اندازه ۵۸۴×۷۶۸ پیکسل بودند. به همین ترتیب، تصاویر دریافتی از پایگاه داده STARE شامل ۲۰ تصویر دیجیتالی بودند که با استفاده از دوربین TopCon مدل TRV-50 با میدان دید ۳۵ درجه گرفته شدند و دارای اندازه تقریبی ۶۵۰×۵۵۰ پیکسل بودند. فرمت ضبط تصاویر در هر دو پایگاه داده JPEG بود و خروجی الگوریتم پیشنهادی در کنار تصاویر شاهد با تصاویر مبنا مقایسه شد. چند متخصص نیز در مورد تصاویری که با وضعیت‌های غیرطبیعی همراه بودند اظهار نظر نمودند و مکان سرخرگ‌ها و سیاهرگ‌های شبکه را در تصاویر مشخص نمودند. داده‌ها در مجموع شامل ۶۰ تصویر شبکه با نمایه افراد بیمار و سالم شامل ۳۸ مرد و ۲۲ زن با میانگین سنی ۴۷/۶±۹/۱ سال (دامنه ۸۱-۲۷ سال) بودند.



تصویر ۱- (a) تصویر خاکستری (Gray-Level) که ابعاد سه‌گانه رنگ را در خود دارد، (b) طیف رنگ سبز، (c) طیف رنگ قرمز و (d) طیف رنگ آبی

کارآمدتر خواهیم بود تا بتوانند مات‌شدگی و نویز را به طور هم‌زمان از بین ببرند. معمولاً در حالتی که میزان آمیختگی نویز کم باشد و مات‌شدگی در تصویر با زوایای منفرد رخ دهد، با تعریف  $B^{-1}$  به عنوان صافی معکوس که دقیقاً عکس مات‌شدگی B است، در حوزه فرکانس و با استفاده از مولفه‌های تبدیل فوریه می‌توان یک صافی بالاگذر طراحی نمود. اگر مولفه‌های تبدیل فوریه گسسته (Discrete Furrier Transform) متغیر B را  $\tilde{B}(u, v)$  بنامیم آنگاه مطابق معادله (۱)، مولفه‌های  $B^{-1}$  به دست خواهند آمد:

$$\tilde{B}^{-1}(u, v) = \frac{1}{\tilde{B}(u, v)} \quad (۱) \text{ معادله}$$

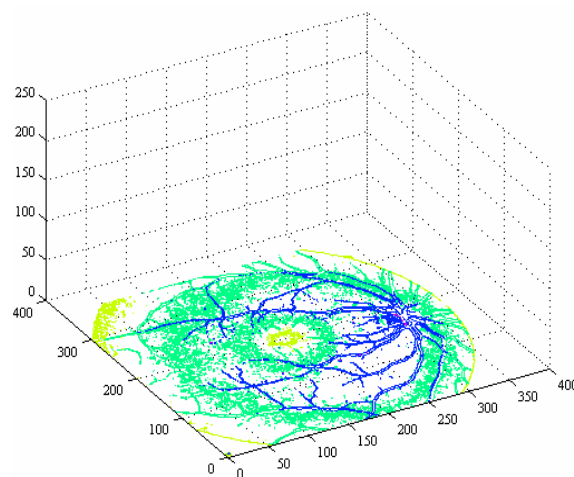
در نتیجه، با ضرب FFT (Fast Fourier Transform) تصویر مات‌شده در بخش  $B^{-1}$  می‌توان تصویر را از مات‌شدگی خارج نمود. در برخی موارد تبدیل فوریه با عناصر برابر با صفر همراه است که سبب پیچیدگی محاسبات خواهد شد. اگر در تصویر، هم مات‌شدگی و هم آمیختگی بالا با نویز وجود داشته باشد، تصویر همانند معادله (۲) مدل می‌شود به قسمی که:

$$G = (B^*I) + N \quad (۲) \text{ معادله}$$

در این معادله، N نمایانگر نویز آمیخته‌شده با تصویر است و اگر سعی بر آن باشد که با استفاده از صافی  $B^{-1}$ ، مات‌شدگی حذف شود؛ مولفه‌های با فرکانس بالا از جمله نویز در تصویر تقویت می‌شوند و به همین دلیل نیاز است که مصالحه‌ای بین صافی پایین‌گذر و بالاگذر صورت پذیرد و از این رو از صافی Wiener برای حذف هم‌زمان مات‌شدگی و نویز استفاده می‌شود. پاسخ فرکانسی صافی Wiener مطابق معادله (۳) تعریف می‌شود:

$$\tilde{F}(u, v) = \frac{\tilde{B}^*(u, v)}{|\tilde{B}(u, v)|^2 + \eta} \quad (۳) \text{ معادله}$$

در این معادله،  $\eta$  توان نویز، N نویز سفید و  $\tilde{B}^*(u, v)$

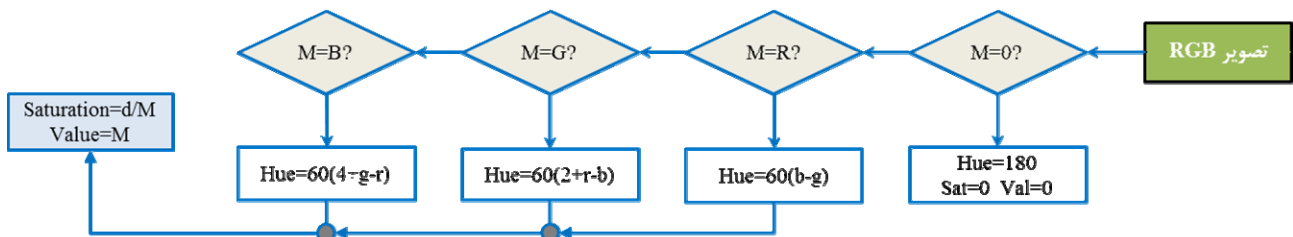


تصویر ۲- نمایش سه‌بعدی طیف‌های سه‌گانه رنگ در تصویر RGB در صورت نبود نویز، مات‌شدگی و انعکاسات نور  
RGB: red, green, blue

رشته‌های ویدیویی به دست آمده از ثبت وضعیت‌های مختلف شبکه در چشم انسان نیز از این قضیه مستثنا نیستند و اغلب با تارشدگی در طول و عرض و به دلیل لرزش‌های دست به وجود می‌آیند. مات‌شدگی و حرکت آن در سراسر تصویر مانع درک صحیح از تصویر و جزئیات آن خواهد شد. این حالت پیش‌آمده در تصویر را می‌توان به صورت کانولوشن  $B^*I$  نمایش داد که در آن B معرف میزان اعوجاج یا به هم ریختگی ناشی از مات‌شدگی است. نشان داده شده که این اعوجاج در تصویر همانند فرکانس‌های با مقادیر کم می‌باشد و با طراحی یک صافی مناسب می‌توان اثرات مات‌شدگی را در راستای افقی و عمودی به حداقل رساند. اگر مات‌شدگی یا نویز به صورت عمقی و یا به سبب حرکت شی در تصویر به وجود آیند، آنگاه نیازمند به کارگیری تکنیک‌های

سایه‌های موجود در تصویر را تا حد قابل ملاحظه‌ای کاهش داد. تصویر RGB از رشته ویدیویی دریافت می‌شود و مطابق با روند نشان داده شده در تصویر (۳) به فضای HSV تبدیل خواهد شد. در محاسبه بخش H،  $M = \max(RGB)$ ،  $m = \min(RGB)$  و  $d = M - m$  فرض می‌شوند. از طرفی  $r$ ،  $g$  و  $b$  نیز با استفاده از  $r = (M - R)/d$ ،  $g = (M - G)/d$  و  $b = (M - B)/d$  محاسبه می‌شوند. کاربرد اصلی تبدیل فریم‌های دریافت‌شده از شبکه چشم از فضای RGB به فضای HSV در به حداقل رساندن تأثیرات سایه اجسام و یا نور لنز دوربین در تصاویر است که سبب بروز خطا در تشخیص خواهد شد. جهت حذف انعکاسات نوری و مات‌شدگی، مراحل پیش‌پردازش پیشنهادی بر یک تصویر در تصویر (۴) پیاده‌سازی شده است.

مزدوج مختلط  $\vec{B}(u, v)$  هستند. این صافی سعی دارد که هم نویز و هم مات‌شدگی را در تصویر از بین ببرد به طوری که با کاهش توان، صافی Wiener همانند صافی معکوس عمل خواهد کرد. در بینایی ماشین و پردازش تصویر، در جداسازی بخش ویژه‌ای از تصویر، تفکیک بخش‌هایی که میزان شدت روشنایی‌های آن‌ها به یکدیگر نزدیک است، مستلزم به کارگیری الگوریتم‌های کارآمد است. حذف تأثیرات انعکاس‌های بیش از حد نور و وجود سایه‌های موجود در تصاویر و فریم‌های ویدیویی، صحت جداسازی پیش‌زمینه و پس‌زمینه را تا حد بسیار زیادی بالا می‌برد. فضای رنگی که در حذف اثرات ناخواسته نور در تصاویر، کارآمد و مناسب است، تبدیل فضای HSV (Hue-Saturation-Value) است.<sup>۲۰</sup> با استفاده از تبدیل HSV، می‌توان اثر شدت نورهای ناخواسته و یا



تصویر ۳- نحوه تبدیل از فضای RGB به فضای HSV در تصاویر شبکه برای حذف نور لنز یا سایه اجسام انعکاس‌یافته

RGB: red, green, blue; HSV: Hue-Saturation-Value



تصویر ۴- (a) تصویر اولیه که در آن بازتاب‌های نور لنز دوربین و مات‌شدگی در هر دو راستای افقی دیده می‌شوند، (b) پیاده‌سازی صافی Wiener جهت حذف مات‌شدگی، (c) انتقال به محیط HSV، (d) ماسک انتخاب مکان شبکه و (e) انتقال مجدد به محیط RGB و حذف بازتاب‌های نوری

RGB: red, green, blue; HSV: Hue-Saturation-Value

### صافی انطباقی

در تصاویر پیشنهاد نداده‌اند<sup>۲۲</sup>. تصاویر شبکه چشم انسان نیز به تکنیکی توانا نیاز دارند تا بتواند با دقت بالا، عروق خونی را از سایر بخش‌ها استخراج کند؛ به قسمی که تنها لبه‌های مربوط به عروق خونی جدا شوند و سایر بخش‌ها که خود را در قالب لبه آشکار می‌سازند از تصویر حذف گردند. برای اولین بار از صافی انطباقی در شناسایی عروق خونی چشم استفاده شد<sup>۵</sup> که در آن، صافی مورد نظر در قالب تابع گوسین برای انطباق عروق و شناسایی آن‌ها با دقت بالا کاربرد داشت. با توجه به اینکه  $S$  و  $t$  به ترتیب نمایانگر

ناپوستگی‌های محلی در شدت روشنایی پیکسل‌های یک تصویر از یک سطح به سطح دیگر را لبه‌های تصویر می‌نامند.<sup>۲۱</sup> استفاده از آشکارسازی دیفرانسیلی و انطباق مدل از روش‌هایی است که بر مبنای آن‌ها می‌توان لبه را در تصویر شناسایی نمود. به‌رغم آن که محققان، لبه‌یابی را به عنوان یکی از شیوه‌های سودمند در پردازش تصویر می‌دانند اما با صرف نظر از مقیاس یا شکل لبه، راه‌حل مناسب و جامعی را برای آشکارسازی دقیق لبه

آنتروپی هستند و بر اساس انرژی نهفته این سامانه‌ها، تکنیک آستانه‌گذاری<sup>۲۳</sup> قدرتمندی ابداع شد که به آستانه‌گذاری مبتنی بر آنتروپی فازی مشهور است. تابع عضویت فازی به صورت یک شاخص از مقادیر مورد نظر در یک فاصله تعریف می‌شود و در آستانه‌گذاری گفته شده، خروجی صافی انطباقی و خروجی مشتق صافی انطباقی به عنوان دو تابع عضویت مجزا تعریف خواهند شد. بنابراین، برای آن که تعیین شود یک پیکسل از تصاویر لبه، به عروق خونی شبکیه تعلق دارد یا مربوط به سایر بافت‌های موجود در شبکیه است، دو تابع عضویت فازی به صورت معادله‌های (۶) و (۷) تعریف می‌شوند:

$$\mu_{f(x,y)}(T-i) = 1/2 + \frac{p(T) + \dots + p(T-1-i) + p(T-i)}{2p(T)} \quad (۶) \text{ معادله}$$

$$\mu_{\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}}(T+i) = 1/2 + \frac{p(T+1) + \dots + p(T-1+i) + p(T+i)}{2(1-p(T))} \quad (۷) \text{ معادل}$$

تابع  $p$  چگالی احتمالی فرض می‌شود و با تعریف آستانه بهینه  $T_{optimum} = \arg \min \{ |H_0(T) - H_1(T)| \}$ ،  $H_1$  و  $H_2$  مطابق با معادلات (۸) و (۹) حاصل خواهند آمد:

$$H_0(T) = - \sum_{g=0}^T \frac{p(g)}{P(T)} \text{Log} [\mu_0(g)] \quad (۸) \text{ معادله}$$

$$H_1(T) = - \sum_{g=T+1}^G \frac{p(g)}{1-P(T)} \text{Log} [\mu_1(g)] \quad (۹) \text{ معادله}$$

در این معادلات،  $P(T)$  احتمال وقوع یکی از دو نوع تابع عضویت اولیه است و در هر دو بازه  $0 \leq g \leq T$  و  $T+1 \leq g \leq G$  از تابع چگالی احتمال  $p(g)$  استفاده می‌شود. اگر آنتروپی  $f(x,y)$  به ترتیب  $A_f$  و  $A_d$  نامیده شوند، با به کارگیری تابع عضویت  $S$  مدل Zade می‌توان استنباط نمود که امکان وقوع پیکسل لبه عروق خونی و سایر لبه‌های اضافی به ترتیب  $\sum_{\mu(g) \in A_f} p(g)$  و  $\sum_{\mu(g) \in A_d} p(g)$  است. قبل از انجام فرآیند آستانه‌گذاری مبتنی بر آنتروپی فازی، بر اساس ویژگی‌های لبه‌های به دست آمده از تصویر اصلی، برای هر یک از پیکسل‌ها، شدت روشنایی در نظر گرفته می‌شود تا با اعمال آستانه بهینه به نتیجه مطلوب دست یافت. به کارگیری شیوه آستانه‌گذاری مبتنی بر آنتروپی فازی، مزیت‌های کارآمدی نظیر یافت خودکار آستانه بهینه و به دنبال آن حذف پیکسل‌های ظاهر شده در زمان مشتق‌گیری را در پی دارد.

#### یافته‌ها

گاهی وجود نویز یا مات‌شدگی در تصاویر شبکیه به قدری بر جداسازی عروق و به دنبال آن تشخیص اثر دارد که سبب ارایه تفاسیر متفاوت از وضعیت شبکیه خواهد شد. با پیاده‌سازی

مقیاس صافی و مقداری ثابت (معمولاً بر روی عدد ۳ تنظیم می‌شود) هستند، از تابع  $f(x,y)$  مطابق معادله (۴) برای شناسایی عروق خونی استفاده می‌شود:

$$\text{معادله (۴)} \quad f(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi s}} \exp \left[ -\frac{x^2}{2s^2} \right] - m$$

در این معادله،  $-(t \times s) \leq x \leq (t \times s)$ ،  $m = \frac{1}{2ts} \int_{-ts}^{ts} \frac{1}{\sqrt{2\pi s}} \exp \left[ -\frac{x^2}{2s^2} \right] ds$  و  $-(0.5 \times L) \leq x \leq (0.5 \times L)$  می‌باشد. این مطالعه جهت نرمالیزه نمودن مقدار میانگین صافی کاربرد دارد به این ترتیب که با استفاده از آن می‌توان پس‌زمینه تصویر را از پیش‌زمینه جدا کرد. هم‌چنین  $L$  یک مقدار مناسب از همسایگی بر روی محور  $y$  است و با  $S$  رابطه عکس دارد. با تنظیم پارامترهای اولیه و اعمال الگوریتم بر تصویر دریافت‌شده، شاهد نمایش لبه یا در اصل چارچوب اصلی تصویر خواهیم بود. صافی انطباقی بیش از هر چیز در زمینه جداسازی پیش‌زمینه و پس‌زمینه فریم‌های ویدیویی مناسب است. بهترین نتیجه‌ای که از این صافی قابل دستیابی است، شناسایی عروق خونی شامل سیاهرگ‌ها، سرخرگ‌ها و مویرگ‌هاست و در کنار آن، لبه سایر بافت‌ها نیز خود را نشان می‌دهد. با این حال، نیازی به تحلیل سایر بخش‌های همراه‌شده با خروجی صافی نیست. در پاره‌ای از موارد، تحلیل سیاهرگ‌ها و سرخرگ‌های چشم می‌تواند در تحلیل بیماری احتمالی یا آثار غیرطبیعی بیماری مناسب باشد. با حفظ شرایط گفته شده در معادله (۵) و بامشتق‌گیری از تابع نسبت به متغیر  $x$  می‌توان نوشت:

$$\text{معادله (۵)} \quad \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} = \frac{1}{\sqrt{2\pi s^3}} \exp \left[ -\frac{x^2}{2s^2} \right]$$

اگر بتوان به درستی به تفاوت میان پاسخ‌ها در دو حالت استفاده از صافی انطباقی و مشتق آن پی برد، لبه به دست آمده از عروق خونی شبکیه را می‌توان از سایر بخش‌های شبکیه که در زمان لبه‌یابی ظاهر شده‌اند؛ با آستانه‌گذاری صحیح، جداسازی کرد. برای به دست آوردن مقدار آستانه بهینه، از دو بخش حاصل از خروجی صافی انطباقی و مشتق آن استفاده می‌شود و مقدار بهینه برای آستانه بر اساس آنتروپی فازی تعیین خواهد شد.

#### - انتخاب آستانه بهینه بر اساس آنتروپی فازی

آنتروپی را یک انرژی غیرقابل دسترس در سامانه‌های ترمودینامیک می‌دانند و مبنای آن اندازه‌گیری میزان اختلال و بی‌نظمی است، به طوری که می‌توان از آن با نام عدم قطعیت یا درجه اغتشاش سامانه نیز یاد کرد. سامانه‌های فازی نیز دارای

تشخیص داده است.

- ناحیه زیر منحنی گیرنده-کاربر ( $A_2$ ): این عامل نیز نمایانگر عملکرد سامانه است که بالاتر بودن آن نشان‌دهنده تناسب حساسیت و ویژگی و به دنبال آن بالا بودن دقت نسبی است. می‌توان این ناحیه را در مورد بیماران با استفاده از حساسیت و ویژگی نقطه‌ای محاسبه نمود.

#### - نتایج شبیه‌سازی

پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی در محیط برنامه‌نویسی Matlab 7.14 انجام شد و سامانه مورد نیاز در پردازش داده‌ها عبارت بود از Due CPU 1.83 GHz با RAM برابر با ۲ GB و عملکرد الگوریتم در زمان کوتاه ۱۵ تا ۳۰ ثانیه بوده است. الگوریتم بر روی تصاویر برداشته شده از دو پایگاه داده STARE و DRIVE اعمال شد و هر یک از عوامل سه گانه سنجش عملکرد مطابق با جدول (۱) محاسبه شدند. در این جدول علاوه بر عوامل سه‌گانه، نرخ صحت مثبت، نرخ خطای مثبت و ضریب کاپا که نمایانگر میزان اطمینان به خروجی نرم‌افزار هستند، به نمایش درآمدند. مطابق این جدول، محاسبات مربوط به ارزیابی سامانه برای ۵۰ درصد تصاویر انجام شد که در آن انتخاب تصاویر از ۷۰ درصد افراد بیمار و ۴۵ درصد افراد سالم بوده است. این انتخاب آگاهانه بر اساس میزان داده‌های موجود در دو پایگاه داده باعث به هم خوردگی و عدم تناسب آماری نخواهد شد زیرا تعداد تصاویر نمایش‌دهنده بافت آسیب‌دیده در مقایسه با تصاویر سالم شبکه، کم‌تر بود و به این ترتیب، پراکندگی بیش از حد داده‌ها در این جدول به حداقل خود رسیده است. یکی از شیوه‌های ارزیابی و مقایسه عملکردی در سیستم‌های آشکارساز، بررسی ویژگی عامل گیرنده و یا منحنی‌های ROC (Receiver Operating Curve) می‌باشد. در این منحنی‌ها، نمودارها بر اساس نرخ درستی مثبت (TPR, true positive rate) در مقابل نرخ خطای مثبت (FPR, false positive rate) رسم می‌شوند. در تصویر (۵)، منحنی ROC تصاویر در دو وضعیت بدون نویز و همراه با نویز به نمایش درآمده است و بر اساس این نمودار می‌توان سطح زیر منحنی ( $A_2$ ) را نیز محاسبه نمود.

در تصویر (۶)، الگوریتم بر دو نمونه تصویر پیاده‌سازی شد و بخش‌های مختلف آن شامل پیش‌پردازش تصاویر، صافی‌گذاری و خروجی الگوریتم منطبق بر آنتروپی فازی به نمایش درآمده است.

#### بحث

PPR (performance in the pathological region) در ارزیابی

الگوریتم پیشنهادی، در گام نخست نویز و مات‌شدگی با مصالحه مناسب از تصویر اصلی زدوده می‌شوند. مزیت اصلی الگوریتم، در حفظ اطلاعات دربردارنده شبکه است که پزشک متخصص با قطعیت بالاتری در مورد احتمال بیماری و آسیب پاتولوژیک اظهار نظر خواهد کرد. در میان تصاویر دریافت‌شده از شبکه چشم افراد، ۴۶ فرد دیسک بینایی (optic disc) طبیعی داشتند، ۱۲ بیمار با عارضه ادم پاپی مواجه بودند و وضعیت تصویر ناحیه دیسک بینایی دو فرد نامشخص بود.

#### - معیارهای سنجش عملکرد

سه معیار برای تعیین عملکرد آشکارساز عروق شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرند:

(۱) میانگین متوازن دقت و حساسیت (F-Measure) که مطابق معادله (۱۰) عبارت است از سنجش عملکرد سامانه با استفاده از دقت و حساسیت.

$$FMeasure = \frac{2N_{TP}}{2N_{TP} + N_{FP} + N_{FN}} \quad (10)$$

(۲) دقت (AC) که مطابق معادله (۱۱) عبارت است از مجموع صحت مثبت و منفی بر کل نمونه‌های دریافت‌شده در آزمایش سامانه.

$$Ac = \left( \frac{N_{TP} + N_{TN}}{N_{TP} + N_{TN} + N_{FP} + N_{FN}} \right) \quad (11)$$

(۳) ضریب اطمینان عملکرد (Kappa): ضریب کاپا نشان‌دهنده میزان اطمینان به یک سامانه در عملکرد است که در معادله (۱۲) معرفی شده است:

$$Kappa = \frac{2(N_{TP}N_{TN} + N_{FN}N_{FP})}{(N_{TP} + N_{FN})(N_{TN} + N_{FN}) + (N_{TN} + N_{FP})(N_{TP} + N_{FP})} \quad (12)$$

در این معادلات:

- $N_{TP}$ : تعداد تصاویری از شبکه که بافت پاتولوژیک در آن‌ها وجود ندارد و نرم‌افزار نیز به درستی بافت شبکه را سالم تشخیص داده است.
- $N_{FN}$ : تعداد تصاویری از شبکه که بافت پاتولوژیک در آن‌ها وجود دارد اما نرم‌افزار نتوانسته است بافت آسیب‌دیده شبکه را به درستی شناسایی کند.
- $N_{TN}$ : تعداد تصاویری از شبکه که بافت پاتولوژیک در آن‌ها وجود دارد و نرم‌افزار نیز به درستی بافت دیده شبکه را شناسایی نموده است.
- $N_{FP}$ : تعداد تصاویری از شبکه که بافت پاتولوژیک در آن‌ها وجود ندارد اما نرم‌افزار به اشتباه بافت شبکه را ناسالم

عملکرد و تشخیص نواحی آسیب‌دیده، کارآمد است<sup>۲۴ و ۲۵</sup>. این عامل و نحوه محاسبه آن، به محاسبه دقت شباهت دارد؛ با این تفاوت که نواحی آسیب‌دیده شبکیه حساس است (معادله ۱۳).

در ارزیابی الگوریتم مورد نظر، بیش از هر چیز، به بررسی

جدول ۱- محاسبه پنج عامل ارزیابی برای ۳۰ تصویر تصادفی از دو پایگاه داده STARE و DRIVE

Kappa	F-Measure	Ac	FPR	TPR	تصاویر
<b>STARE DATABASE</b>					
۰٫۷۵۸۶	۰٫۷۷۸۵	۰٫۹۴۶۳	۰٫۰۲۴۳	۰٫۷۳۳۱	۱
۰٫۷۱۳۴	۰٫۷۴۰۶	۰٫۹۴۰۴	۰٫۰۴۲۱	۰٫۷۵۱۶	۲
۰٫۷۳۴۵	۰٫۷۲۹۶	۰٫۹۴۴۶	۰٫۰۲۶۴	۰٫۷۱۶۵	۳
۰٫۷۵۱۶	۰٫۷۶۲۸	۰٫۹۵۱۹	۰٫۰۱۸۹	۰٫۷۵۰۸	۴
۰٫۶۸۸۳	۰٫۷۰۳۵	۰٫۹۲۱۸	۰٫۰۵۰۸	۰٫۶۵۳۷	۵
۰٫۷۶۱۶	۰٫۷۹۶۹	۰٫۹۴۹۸	۰٫۰۱۹۳	۰٫۷۴۰۱	۶
۰٫۶۰۵۴	۰٫۶۵۴۴	۰٫۹۱۱۵	۰٫۰۷۷۱	۰٫۶۳۲۲	۷
۰٫۶۴۸۸	۰٫۶۹۰۴	۰٫۹۳۱۵	۰٫۰۳۸۴	۰٫۶۸۴۴	۸
۰٫۷۵۸۹	۰٫۷۸۶۸	۰٫۹۴۸۳	۰٫۰۲۲۲	۰٫۷۰۶۲	۹
۰٫۶۸۳۸	۰٫۷۱۲۴	۰٫۹۵۴۱	۰٫۰۱۴۵	۰٫۷۵۹۲	۱۰
۰٫۷۴۴۲	۰٫۷۸۵۲	۰٫۹۶۲۶	۰٫۰۰۹۶	۰٫۷۶۴۸	۱۱
۰٫۷۰۱۶	۰٫۷۲۷۳	۰٫۹۶۵۹	۰٫۰۰۷۴	۰٫۷۶۵۹	۱۲
۰٫۷۳۳۱	۰٫۷۵۹۰	۰٫۹۶۲۵	۰٫۰۱۰۳	۰٫۷۶۱۲	۱۳
۰٫۷۲۵۶	۰٫۷۴۱۵	۰٫۹۴۳۵	۰٫۰۲۵۲	۰٫۷۳۰۱	۱۴
۰٫۶۳۸۹	۰٫۶۶۳۴	۰٫۹۳۰۱	۰٫۰۴۰۲	۰٫۶۶۲۳	۱۵
<b>DRIVE DATABASE</b>					
۰٫۷۱۳۶	۰٫۷۵۸۶	۰٫۹۵۰۳	۰٫۰۲۰۱	۰٫۷۴۴۱	۱۶
۰٫۷۵۶۹	۰٫۷۹۱۱	۰٫۹۴۸۴	۰٫۰۲۱۹	۰٫۷۳۴۵	۱۷
۰٫۶۴۱۱	۰٫۶۶۳۶	۰٫۹۳۴۹	۰٫۰۳۱۱	۰٫۶۹۷۴	۱۸
۰٫۶۵۶۲	۰٫۶۹۱۲	۰٫۹۳۹۵	۰٫۰۳۰۱	۰٫۷۰۶۴	۱۹
۰٫۶۶۷۱	۰٫۷۰۴۱	۰٫۹۲۶۴	۰٫۰۴۱۸	۰٫۶۵۸۹	۲۰
۰٫۶۵۶۳	۰٫۶۸۸۱	۰٫۹۱۶۵	۰٫۰۷۹۷	۰٫۶۳۳۳	۲۱
۰٫۶۱۷۵	۰٫۶۵۹۳	۰٫۹۳۳۴	۰٫۰۳۴۸	۰٫۶۹۲۸	۲۲
۰٫۷۲۵۲	۰٫۷۷۳۶	۰٫۹۶۶۱	۰٫۰۰۶۶	۰٫۷۶۶۹	۲۳
۰٫۶۷۱۹	۰٫۶۸۳۳	۰٫۹۲۷۴	۰٫۰۴۰۱	۰٫۶۴۱۸	۲۴
۰٫۶۹۷۷	۰٫۷۳۴۷	۰٫۹۳۳۷	۰٫۰۳۳۶	۰٫۶۹۲۲	۲۵
۰٫۶۳۴۹	۰٫۶۴۲۲	۰٫۹۳۹۹	۰٫۰۲۹۴	۰٫۷۱۰۹	۲۶
۰٫۷۰۱۲	۰٫۷۵۸۷	۰٫۹۶۹۰	۰٫۰۰۵۹	۰٫۷۶۸۸	۲۷
۰٫۷۱۱۳	۰٫۷۴۵۴	۰٫۹۴۰۰	۰٫۰۲۸۷	۰٫۷۱۱۹	۲۸
۰٫۷۲۴۳	۰٫۷۶۰۱	۰٫۹۴۳۰	۰٫۰۲۴۹	۰٫۷۲۸۸	۲۹
۰٫۶۲۹۳	۰٫۶۶۲۷	۰٫۹۱۱۳	۰٫۰۷۹۵	۰٫۶۳۱۸	۳۰

AC, accuracy; FPR, false positive rate; TPR, true positive rate

مثبت،  $N_{TPB}$  تعداد پیکسل‌های مربوط به دسته صحت مثبت در پس‌زمینه تصویر و در نهایت  $N_T$  تعداد کل پیکسل‌های تصویر نمونه

$$PPR = \frac{N_{TP} + N_{TPB}}{N_T} \quad (۱۳) \text{ معادله}$$

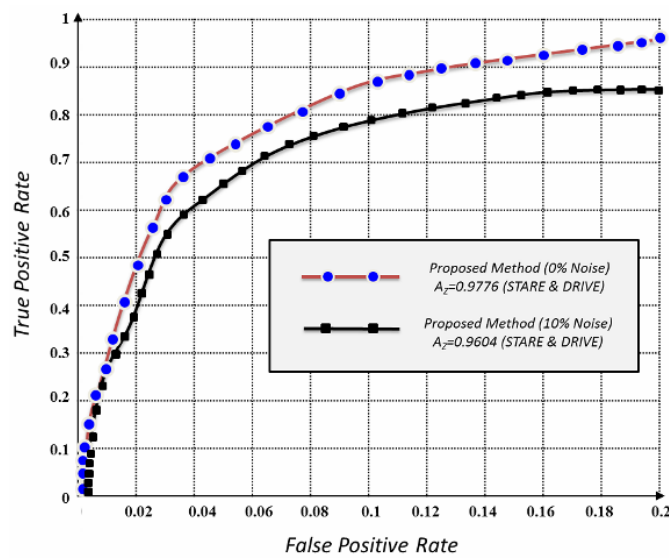
در این معادله،  $N_{TP}$  تعداد پیکسل‌های مربوط به دسته صحت



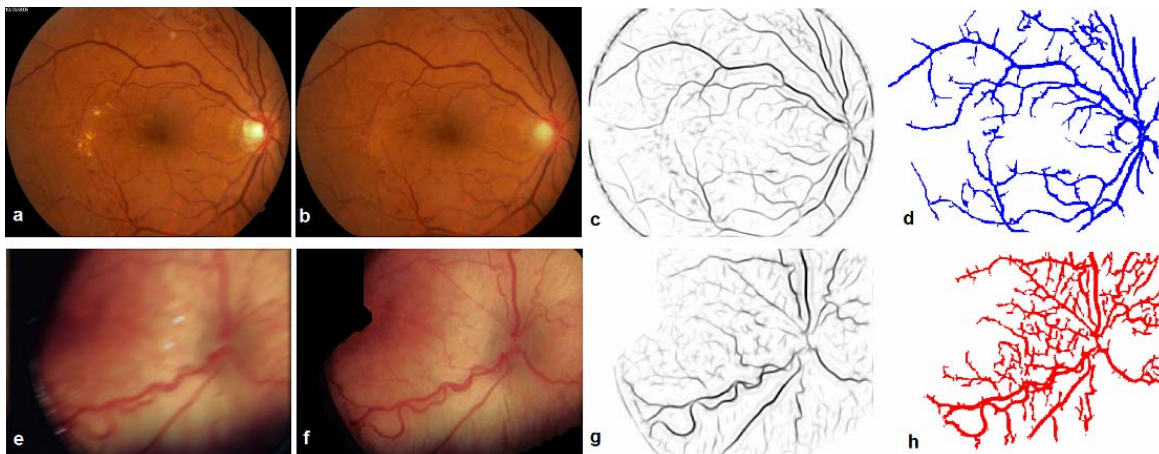
سطح زیر منحنی نمودار ROC نیز راه حلی مناسب به حساب می آید که می توان بر مبنای آن میزان عملکرد سامانه پیشنهادی را با سایر روش های مشابه مقایسه نمود.

در میان فاکتورهای با اهمیت سنجش عملکرد الگوریتم، از F-Measure، دقت (AC) و ضریب اطمینان عملکرد (Kappa) استفاده شده و در نهایت مقایسه خروجی نرم افزار با سایر روش های کارآمد و معتبر در تصویر (A) و برای هر دو پایگاه داده به نمایش درآمده است.

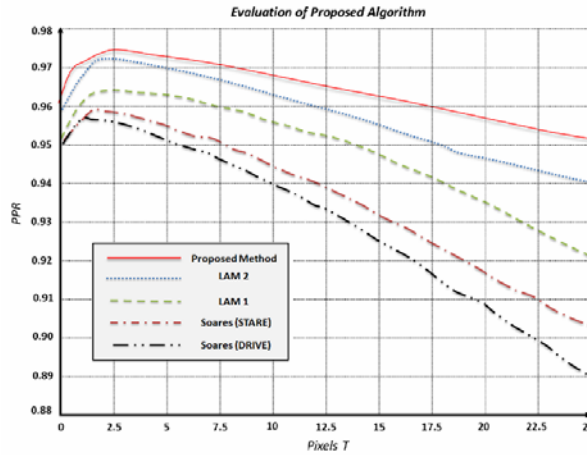
می باشد. به همین دلیل، هرگاه که نواحی آسیب دیده به پیکسل های مربوط به دسته صحت مثبت پس زمینه تصویر نزدیک تر می شوند، PPR بزرگ تر خواهد شد و این وضعیت نمایانگر حساسیت کم تر الگوریتم به حضور نواحی آسیب دیده خواهد بود. درجه بندی متغیر افقی (T-Pixel) از صفر تا ۲۵ در نظر گرفته شد و مولفه PPR حداکثر تا ۱ نوسان دارد. با محک این مولفه، عملکرد الگوریتم پیشنهادی با دیگر شیوه های مشابه مقایسه شده و در تصویر (Y) به نمایش درآمده است. استفاده از  $A_2$  برای محاسبه



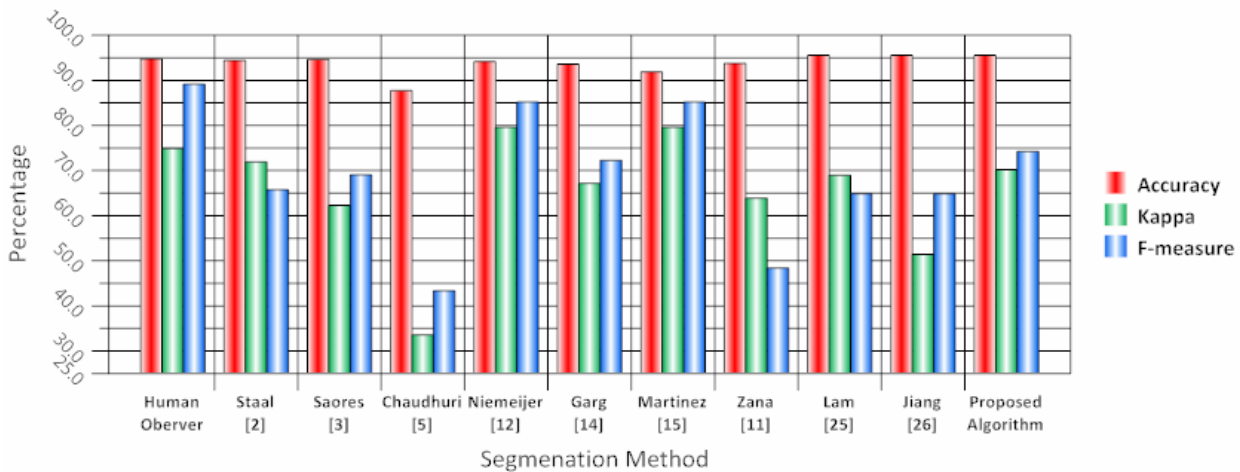
تصویر ۵- نمایش منحنی گیرنده-کاربر برای تصاویر نمونه شبکه در دو وضعیت بدون نویز و همراه با نویز



تصویر ۶- دو نمونه از تصاویر دریافتی که در آنها تصاویر اولیه (a و e) تصاویر پیش پردازش شده (f و b)، تصاویر صافی شده (c و g) و خروجی نهایی (h و d) الگوریتم نشان داده شده اند.



تصویر ۷- ارزیابی الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با چهار شیوه کارآمد شناسایی بافت آسیب‌دیده شبکیه با استفاده از محک مولفه PPR (performance in the pathological region)



تصویر ۸- مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی در جداسازی عروق خونی شبکیه چشم با چند شیوه مطرح

میانگین متوازن دقت و حساسیت ۹۰ درصد بوده است. دقت روش پیشنهادی در مقایسه با بیش‌تر شیوه‌های جداسازی مناسب‌تر است و لی در مقایسه با روش‌هایی چون Lam<sup>۲۵</sup> و Jang<sup>۲۶</sup> دقت و صحتی تقریباً یکسان را ارائه می‌دهد. دقت روش Lam حدود ۹۵ درصد می‌باشد و در مقایسه با الگوریتم پیشنهادی دارای دقت بهتری است. اما ارزیابی دیگری که می‌توان با دو روش Jiang و Lam انجام داد، مقایسه محک‌های ضریب اطمینان از عملکرد (Kappa) و میانگین متوازن دقت و حساسیت است که می‌توان بالا بودن این دو عامل را در روش ما را نسبت به دو روش مذکور، به عنوان برگ برنده در جداسازی صحیح عروق شبکیه به حساب آورد. به نظر می‌رسد عملکرد الگوریتم پیشنهادی، به روش Garg<sup>۱۴</sup>

الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با برخی روش‌های معتبر جداسازی نیز دارای نقاط قوت و ضعف می‌باشد. می‌توان استنتاج نمود که اغلب روش‌های پیشنهادی در برابر وجود نویز یا مات‌شدگی تصاویر مقاوم نیستند و به همین دلیل، اولین برتری که در الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌های معتبر به چشم می‌آید، توانایی الگوریتم در پیش‌پردازش تصاویر برای جلوگیری از ورود به خروجی و در نهایت، استخراج صحیح عروق شبکیه چشم است. آنچه که پزشکان در ارتباط با تصاویر هر دو پایگاه داده اظهار داشته‌اند نسبت به آنچه که در تصاویر Ground Truth که در آن عروق شبکیه به صورت دستی و غیر خودکار تفکیک شده‌اند؛ از همه روش‌ها دقیق‌تر و حداقل دارای دقتی برابر با ۹۵ درصد و

سبب شده نیازی به ناظر و آموزش مجدد الگوریتم در شناسایی عروق شبکه چشم نباشد.

### نتیجه‌گیری

نرم‌افزار معرفی شده در این مقاله بر مبنای تحلیل تصاویر دریافت‌شده از شبکه، با استفاده از صافی انطباقی و روش آستانه‌گذاری استوار بر آنتروپی فازی، عروق خونی چشم را با دقت مناسبی آشکار می‌سازد. نتایج عملی و شبیه‌سازی نهایی الگوریتم نشان داد به‌رغم آن که اختلاف آماری اندکی با تصاویر ناظر انسانی دارد اما در مقایسه با روش‌های مشابه، حساسیت و ویژگی بالاتری دارد. با حذف مرز دیسک نوری و انعکاسات تابشی افتالموسکوپ در مرحله پیش‌پردازش و اعمال الگوریتم پیشنهادی بر تصاویر خروجی، دقت تقریبی ۹۵ درصد با میزان نوسانات ۰/۸ درصد و ضریب کاپای ۰/۷، میزان اعتماد به عملکرد سامانه به‌طور چشم‌گیری افزایش می‌یابد. با استخراج صحیح ویژگی‌های شبکه چشم انسان، چشم‌پزشک قادر خواهد بود با اطمینان بالاتری میزان آسیب‌های پاتولوژیک را برآورد کند. هدف آتی نویسندگان مقاله، مدل‌سازی سه‌بعدی عروق شبکه با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر خواهد بود.

### سپاسگزاری

از همکاری پزشکان متخصص، جناب آقای دکتر قاسمی آریان و جناب آقای دکتر شیرزاد در بیمارستان شهید واسعی شهرستان سبزوار در شناسایی تصاویر دربردارنده آسیب‌های پاتولوژیک موجود در شبکه چشم، صمیمانه سپاسگزاریم. این طرح از سوی دانشگاه حکیم سبزواری شهر سبزوار و دانشگاه علوم پزشکی سبزوار حمایت شده است.

شبهت بیشتری دارد؛ با وجود پایین بودن ضرایب Kappa و F-measure در روش مذکور نسبت به تکنیک پیشنهادی، میزان حساسیت به شناسایی بافت آسیب‌دیده بالاتر است. هم‌چنین در پژوهش آن‌ها از داده‌های کم‌تری استفاده شده و مقایسه کاملی میان دو پایگاه داده صورت نگرفته است. با آن که دقت جداسازی روش‌های Niemeijer<sup>۱۲</sup> و Martinez<sup>۱۵</sup> در مقایسه با روش پیشنهادی در این مقاله کم‌تر است اما ضرایب Kappa و F-measure آن‌ها بالاتر بود و نیز تعداد داده‌های مورد مطالعه در هر سه روش تقریباً برابر بود. باید توجه داشت که با محاسبه سطح زیر منحنی ROC و محاسبه TPR، عملکرد روش پیشنهادی ما نسبت به دو روش Niemeijer و Martinez بهتر بود که دلیل آن به تنوع آماری نمونه‌های انتخاب‌شده و نیز توانایی در حذف نویز و مات‌شدگی احتمالی ناشی از اختلالات محیطی و نیز لرزش دست پزشک متخصص حین تصویربرداری از شبکه چشم مربوط می‌شود. علاوه بر این، زمان پردازش داده‌ها در الگوریتم پیشنهادی با استفاده از نرم‌افزار تحلیل‌گر مشابه در مقایسه با دو روش Niemeijer و Martinez تا حد چشم‌گیری کاهش یافته است؛ در حالی که در اغلب شیوه‌ها و نیز این دو شیوه، زمان دستیابی به خروجی بالاست. نقطه قوت سیستم پیشنهادی در مقایسه با پژوهش‌های معتبر، استفاده از ترکیب ساختارهای جدید و سریع شناسایی عروق آسیب‌دیده شبکه چشم است که سبب شده الگوریتم تا حد قابل ملاحظه‌ای از سایر شیوه‌ها متمایز گردد. آستانه‌گذاری مبتنی بر آنتروپی فازی برای اولین بار در این مقاله جهت استخراج عروق شبکه استفاده شده، در حالی که برخی پژوهشگران با به‌کارگیری روش استنتاج فازی، خوشه‌بندی لبه‌های مربوط به شبکه و غیر از آن را انجام می‌دهند<sup>۲۷،۲۸</sup>. مزیت عمده دیگر الگوریتم پیشنهادی در عدم نیاز به وجود ناظر است که

### منابع

1. Aiinparast A, Tabibi SJ, Shahaneghi K, et al. Simulation in healthcare systems: application in outpatient settings, *Health Monitor (Payesh)* 2008;7:153-164.
2. Staal J, Abràmoff MD, Niemeijer M, et al. Ridge based vessel segmentation in color images of the retina. *IEEE Trans Med Imaging* 2004;23:501-509.
3. Soares JV, Leandro JJ, Cesar Júnior RM, et al. Retinal vessel segmentation using the 2-D Gabor wavelet and supervised classification. *IEEE Trans Med Imaging* 2006;25:1214-1222.
4. Glen A, et al. The international classification of retinopathy of prematurity revisited. *Arch Ophthalmol* 2005;123:991-999.
5. Chaudhuri S, Chatterjee S, Katz N, et al. Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters. *IEEE Trans Med Imaging* 1989;8:263-269.
6. Chanwimaluang T, Fan G. An efficient algorithm for extraction of anatomical structures in retinal images. *Proc ICIP* 2003;1:1193-1196.
7. Hoover A, Kouznetsova V, Goldbaum M. Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response. *IEEE Trans Med Imaging* 2000;19:203-210.
8. Cinsdikici MG, Aydin D. Detection of blood vessels in ophthalmoscope images using MF/ant (matched filter/ant colony) algorithm. *Comput Methods Programs Biomed* 2009;96:85-95.
9. Al-Rawi M, Qutaishat M, Arrar M. An improved matched filter for blood vessel detection of digital retinal images. *Comput Biol Med* 2007;37:262-267.

10. Mendonça AM, Campilho A. Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction. *IEEE Trans Med Imaging*. 2006;25:1200-1213.
11. Zana F, Klein JC. Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation. *IEEE Trans Image Process* 2001;10:1010-1019.
12. Niemeijer M, Staal J, van Ginneken B, et al. Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database. *SPIE Medical Imaging* 2004;53:648-656.
13. Sinthanayothin C, Boyce JF, Cook HL, et al. Automated localisation of the optic disc, fovea, and retinal blood vessels from digital colour fundus images. *Br J Ophthalmol* 1999;83:902-910.
14. Garg S, Sivaswamy J, Chandra S. Unsupervised curvature-based retinal vessel segmentation. Proc. of IEEE International Symposium on Bio-Medical Imaging 2007: 344-347.
15. Martinez-Perez ME, Hughes AD, Thom SA, et al. Segmentation of blood vessels from red-free and fluorescein retinal images. *Med Image Anal* 2007;11:47-61.
16. Wang JJ, Taylor B, Wong TY, et al. Retinal vessel diameters and obesity: a population-based study in older persons. *Obesity (Silver Spring)* 2006;14:206-214.
17. Lee SJ, McCarty CA, Taylor HR, et al. Costs of mobile screening for diabetic retinopathy: A practical framework for rural populations. *Aust J Rural Health* 2001;9:186-192.
18. Kindermann S, Osher SW, Jones P. Deblurring and denoising of images by nonlocal functionals. *Multiscale Model Simul* 2005;4:1091-1115.
19. Beck A, Teboulle M. Fast gradient-based algorithms for constrained total variation image Denoising and Deblurring problems. *IEEE Trans Image Process* 2009;18:2419-2434.
20. Gonzalez R, Wintz P. Digital image processing. 5th edition, Addison-Wesley Publishing Co., New York. 2008: 139-203.
21. Pratt W. Digital Image Processing: PIKS Scientific inside. 4th ed. California: John Wiley & Sons Inc; 2007: 465-533.
22. Acharya T, Ray AK. Image Processing Principles and Applications. 2nd ed. Arizona: John Wiley & Sons; 2005.
23. Shanbag AG. Utilization of information measure as a means of image thresholding. *Comput. Vis. Graph. Image Process* 1994;56:414-419.
24. Lam BY, Yan H. A novel vessel segmentation algorithm for pathological retina images based on the divergence of vector fields. *IEEE Trans Med Imaging* 2008;27:237-246.
25. Lam BS, Gao Y, Liew AW. General Retinal Vessel Segmentation Using Regularization-Based Multiconcavity Modeling. *IEEE Trans Med Imaging* 2010;29:1369-1381.
26. Jiang X, Mojon D. Adaptive local thresholding by verification based multithreshold probing with application to vessel detection in retinal images. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 2003;25:131-137.
27. Pham TD, Tran DT, Brown M, et al. Image Segmentation of Retinal Vessels by Fuzzy Models. Proceedings of 2005 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems 2005: 541-544.
28. Ayala G, Leon T, Zapater V. Different averages of a fuzzy set with an application to vessel segmentation. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 2005;13:384-393.