

## بینایی ماشین - گزارش ۲

### عملیات مورفولوژیک

#### تهیه و تنظیم:

بهاره بافنده مایوان - ۹۳۱۶۴۸۱۱۲۷

موعد تحویل: ۹۴/۱/۲۵

تاریخ تحویل: ۹۴/۱/۲۵

#### چکیده:

رتینوپاتی دیابتی که ناشی از ایجاد تغییرات در عروق خونی شبکه است، یکی از عوارض شایع بیماری دیابت می باشد. این بیماری منجر به تاری و یا انحراف دید بیمار می گردد و یکی از علل اصلی کوری در جهان محسوب می شود. اگرودا یکی از نشانه های اولیه رتینوپاتی دیابتی است. تشخیص اگرودا توسط چشم پزشکان به طور معمول نیاز به اتساع مردمک دارد. عمل اتساع مردمک که به کمک استفاده از یک محلول شیمیایی انجام می پذیرد، عملی طولانی بوده و موجب آزار بیمار می شود. در این مینی پروژه با الهام گرفتن از روش پیشنهادی در مقاله [۲۰] که بر پایه ی عملیات مورفولوژیکی می باشد، سعی در تشخیص خودکار اگرودای سخت در تصاویر ته چشم داریم. در نهایت کد نوشته شده را بر روی تصاویر بانک STARE تست کرده و نتایج حاصل را گزارش کرده ایم.

## شرح تکنیکی پروژه:

### ۱. مقدمه

دیابت از شایع‌ترین علل کوری در گروه سنی جوان و میانسال در کشورهای توسعه یافته محسوب می‌شود. دیابت می‌تواند بینایی بیمار را از طریق ایجاد آب مروارید، گلوکوم و از همه مهمتر، آسیب رساندن به عروق خونی داخل چشم که تحت عنوان "رتینوپاتی دیابتی" شناخته می‌شود، تحت تاثیر خود قرار دهد. غربالگری بیماران دیابتی برای کنترل روند گسترش رتینوپاتی دیابتی می‌تواند به طور بالقوه خطر ابتلا به کوری را در این بیماران تا ۵۰ درصد را کاهش دهد [۱-۳].

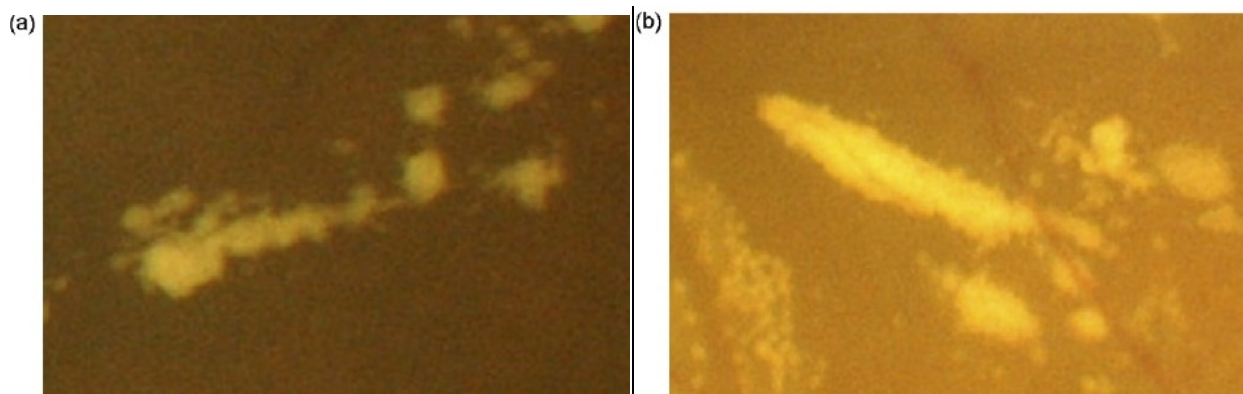
رتینوپاتی دیابتی به‌وسیله‌ی شناسایی میکروآنوریسم‌ها، هموریج (خونریزی) و اگزودا (ترشحات) در شبکه‌ی مشخص می‌شود. میکروآنوریسم‌ها به‌صورت نقطه‌های کوچک قرمز رنگ بوده و ناشی از اتساع مویرگ‌های شبکه‌ی هستند. هموریج‌ها وقتی رخ می‌دهند که خونی از عروق شبکه‌ی نشت کرده باشد و اگزودا نیز ناشی از نشت چربی از عروق خونی غیرطبیعی است. با افزایش درجه‌ی بیماری، تعداد میکروآنوریسم‌ها، هموریج‌ها و اگزودا افزایش می‌یابد [۴].

تا کنون تکنیک‌های زیادی برای تشخیص میکروآنوریسم و هموریج پیشنهاد شده‌است. به عنوان مثال *Sinthanayothin* و همکارانش [۵] برای تقطیع رگ‌ها، میکروآنوریسم و هموریج روش تقطیع بازگشتی و مبتنی بر رشد ناحیه (*RRGS*) را مورد استفاده قرار دادند. در این روش عروق با استفاده از شبکه عصبی تشخیص داده می‌شوند و پس از حذف عروق، اجزاء باقیمانده به عنوان میکروآنوریسم و خونریزی شناسایی می‌شوند. در روشی دیگر *Niemeijer* و همکارانش [۶] برای تشخیص ضایعات قرمز رنگ کاندید (میکروآنوریسم و خونریزی) مبتنی بر طبقه‌بندی پیکسل‌ها را ارائه کردند. پس از مشخص شدن نواحی کاندید، تشخیص ضایعات قرمز رنگ درست با استفاده از تعدادی ویژگی و طبقه بند *K*-نزدیکترین همسایه

صورت می‌گیرد. همچنین *Usher* و همکارانش [۷] برای استخراج ضایعات قرمز رنگ کاندید روش *RRGS*، آستانه‌گذاری افقی و عملگرهای بهبود لبه را مورد استفاده قرار دادند و سپس با استفاده از شبکه عصبی این ضایعات را دسته‌بندی کردند.

در مقاله‌ای که قصد بررسی آن را داریم بر روی تشخیص اگزودا تمرکز شده‌است. اگر اگزودا به ناحیه ماکولا گسترش پیدا کند منجر به از بین رفتن بینایی خواهد شد. تصاویر آنژیوگرام فلورسئین اطلاعات مهمی را راجع به این نوع آسیب فراهم می‌کنند. بررسی تصاویر آنژیوگرافی فلورسئین موثرترین و دقیق‌ترین راه برای مشاهده و تشخیص ماکولای دیابتی محسوب می‌شود اما این تصاویر برای سیستم غربال‌گری خودکار مناسب نمی‌باشند چراکه به بیمار عوارض جانبی را تحمیل می‌کنند. در سیستم غربال‌گری خودکار، استفاده از تصاویر فوندوس رنگی مناسب‌تر است.

تهیه‌ی یک سیستم تشخیص خودکار اگزودا برای تشخیص و درمان رتینوپاتی دیابتی در مراحل اولیه، می‌تواند بسیار مفید باشد. با توجه به بررسی‌های صورت گرفته می‌توان گفت که معمولاً اگزودا به رنگ‌های زرد یا سفید و در اندازه، شکل و مکان‌های مختلفی می‌تواند مشاهده شود. اما احتمال بروز آن در مجاورت تک رگ‌ها و یا نواحی اطراف خوشه‌ای از میکروآنوریسم‌ها بیشتر است. همانطور که در شکل (الف) نشان داده شده‌است این ضایعات با شکل، اندازه و مکان‌های متفاوتی به صورت همزمان می‌توانند بر روی یک شبکه‌ی ظاهر شوند.



شکل (الف)

تاکنون برای تشخیص اگزودا روش‌های مختلفی ارائه شده‌است. به عنوان مثال *Gardner* و همکارانش [۸] با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و با شناسایی اگزودا از روی تصاویر سطح خاکستری به تشخیص خودکار رتینوپاتی دیابتی پرداختند. اما این روش برای تصاویر با کنتراست پایین نتیجه‌ی خوبی را تولید نمی‌کند. در میان روش‌های ارائه شده، آستانه‌گذاری و تکنیک (*RRGS*) به‌صورت گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌اند. به عنوان مثال *Sinthanayothin* و همکارانش [۵] با استفاده از الگوریتم *RRGS* به تشخیص خودکار رتینوپاتی دیابتی بر روی تصاویر فوندوس دیجیتال پرداختند و کارایی روش پیشنهادی‌شان را به جای کل تصویر بر روی قطعات  $10 \times 10$  محاسبه کردند. *Usher* و همکارانش [۷] با ترکیب الگوریتم *RRGS* و آستانه‌گذاری وفقی بر روی شدت روشنایی، به تشخیص نواحی کاندید برای اگزودا پرداختند. سپس این نواحی کاندید به عنوان ورودی به یک شبکه‌ی عصبی خورنده می‌شوند. تصاویر با کیفیت پایین بر روی جداسازی ضایعات روشن و تیره با استفاده از آستانه‌گذاری و استخراج ویژگی اگزودا با استفاده از الگوریتم *RRGS* تاثیرگذار هستند. همچنین *Zheng* و همکارانش [۹] با استفاده از آستانه‌گذاری و یک الگوریتم رشد ناحیه به شناسایی اگزودا پرداختند. در روش بکار رفته‌ی آن‌ها تصاویر فوندوس به‌وسیله‌ی یک دوربین فوندوس و به شیوه‌ی غیر اتساع مردمک گرفته شده‌اند و سپس توسط یک اسکنر تخت اسکن شده‌اند و عمل نرمالیزه کردن رنگ و بهبود کنتراست محلی با استفاده از خوشه‌بندی فازی *C-means* و شبکه‌های عصبی انجام گرفته‌است. این سیستم تنها بر روی فضای رنگ *LUV* به خوبی کار می‌کند اما دقت روش در شرایطی که روشنایی تصویر غیریکنواخت باشد کاهش می‌یابد. لازم به ذکر است که در همین راستا روش دیگری نیز توسط *Mitra* و همکارانش [۱۱] ارائه شده‌است که در آن برای شناسایی بیماری در تصاویر شبکه‌ی از یک طبقه‌بند بیز استفاده شده‌است. این سیستم با همکاری چشم‌پزشک نتایج خوبی را ارائه می‌کند.

اکثر روش‌هایی که تاکنون آن‌ها را برای تشخیص اگزودا معرفی کرده‌ایم بر روی تصاویر مبتنی بر مردمک اتساع یافته بوده‌اند. در چنین تصاویری اگزودا و سایر ویژگی‌های شبکه‌ی به راحتی قابل مشاهده هستند. همچنین در

این روش‌ها برای رسیدن به نتیجه مطلوب باید تصاویر باکیفیت باشند و در تصاویر بی‌کیفیت (روشنایی غیریکنواخت، کنتراست پایین، تصاویر با نور کم) با وجود بکارگیری الگوریتم‌های بهبود کیفیت تصویر، باز هم نتایج خوبی بدست نمی‌آیند. اما اگر سیستم تشخیص اگزودا مبتنی بر اتساع مردمک نباشد زمان آزمایش و اثرات جانبی بر روی بیمار کاهش می‌یابد علاوه بر این در روش‌هایی که تا کنون ذکر کرده‌ایم قدرت محاسباتی بالایی برای آموزش و طبقه‌بندی نیاز است.

در مقاله‌ای که در این مینی پروژه به دنبال پیاده‌سازی آن هستیم تشخیص اگزودا به کمک عملگرهای مورفولوژیکی صورت گرفته است. این تکنیک نسبت به روش‌های مبتنی بر اتساع مردمک بسیار سریع بوده و بار محاسباتی کمی دارد.

## ۲. بیان روش

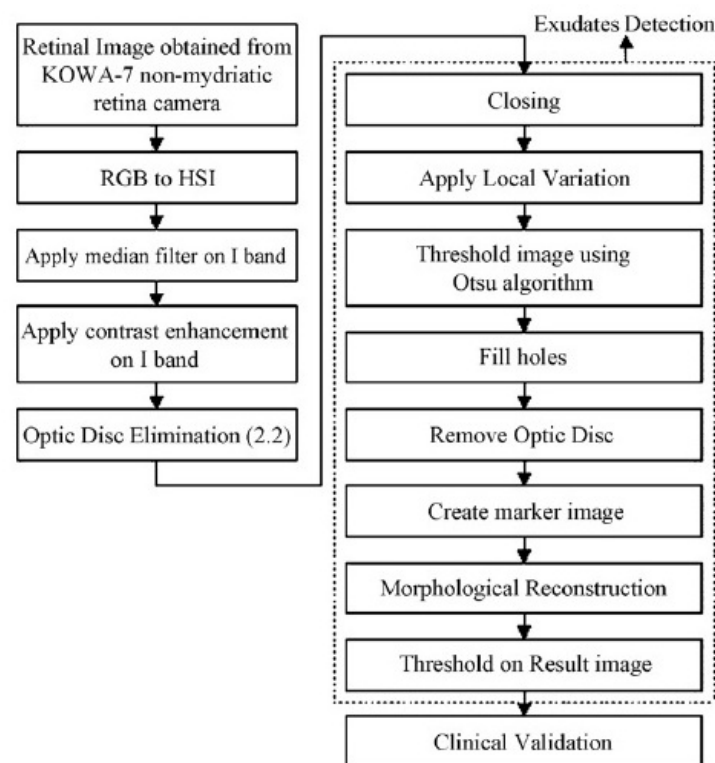
در مقاله‌ی مورد نظر همه‌ی تصاویر دیجیتالی شبکه‌ی توسط دوربین *Kowa-7* با زاویه‌ی دید ۴۵ درجه و به روش غیر مبتنی بر اتساع مردمک گرفته شده‌اند. این تصاویر در فرمت *JPEG* و با کمترین نرخ فشرده‌سازی ذخیره شده‌اند و اندازه‌ی تصاویر  $752 \times 500$  پیکسل می‌باشد. در شکل (ب) روند کلی استخراج اگزودا در این مقاله نشان داده شده است.

### ۲.۱. عملیات پیش پردازش

در گام اول تصویر اصلی از فضای رنگ *RGB* به فضای رنگ *HSI* (فام، اشباع، شدت) برده می‌شود چراکه در این فضای رنگ، مولفه‌ی شدت به راحتی قابل جداسازی از دو مولفه‌ی رنگی دیگر می‌باشد. سپس قبل از اینکه برای بهبود کنتراست، عملیات همسان‌سازی وفقی هیستوگرام (به روش کنتراست محدود) بر روی تصویر صورت بگیرد، با هدف کاهش میزان نویز و بر روی مولفه‌ی شدت یک فیلتر میانه اعمال می‌گردد [۱۴]. الگوریتم *CLAHE* بر روی نواحی کوچک تصویر اعمال می‌شود و کنتراست هر ناحیه را از طریق همسان‌سازی هیستوگرام

بهبود می‌بخشد. بعد از انجام همسان‌سازی، نواحی کوچک همسایه با بکارگیری درون‌یابی دوخطی با هم ترکیب می‌شوند.

معمولا ضایعات مربوط به اگزودا و نواحی دیسک نوری در کانال شدت، دارای مقادیر بالاتری هستند و بنابراین تکنیک‌های بهبود کنتراست به آن‌ها مقادیر شدت بالاتری را نسبت می‌دهد.



شکل (ب)

## ۲.۲. حذف دیسک نوری

یادآوری می‌کنیم که هدف اصلی ما تشخیص اگزودا است اما قبل از آن باید دیسک نوری را حذف کنیم چراکه دارای شدت، رنگ و کنتراست مشابهی با سایر ویژگی‌های موجود در سطح شبکیه است [۱۵-۱۸]. دیسک نوری به وسیله‌ی کنتراست بالایی که دارد از سایر نواحی دایره‌ای شکل متمایز می‌گردد. اگرچه که عروق خونی نیز کنتراست بالایی دارند اما اندازه‌ی آن‌ها به نسبت دیسک نوری خیلی کوچک است. با اعمال یک عملگر

*closing* سطح خاکستری مثل  $(\varphi)$  بر روی کانال شدت  $(f_I)$  می‌توان عروقی را که بر روی ناحیه‌ی دیسک نوری ممکن است باقی بمانند را حذف کرد. برای این منظور از یک عنصر سازنده مسطح و دایره‌ای شکل با شعاع ثابت  $B_1$  استفاده شده‌است. در شکل (ج) قسمت (a) نتیجه‌ی حاصل شده بعد از اعمال عملگر *closing* (معادله (۱)) نمایش داده شده‌است.

$$OP_1 = \emptyset^{B_1}(f_I) \quad \text{معادله (۱)}$$

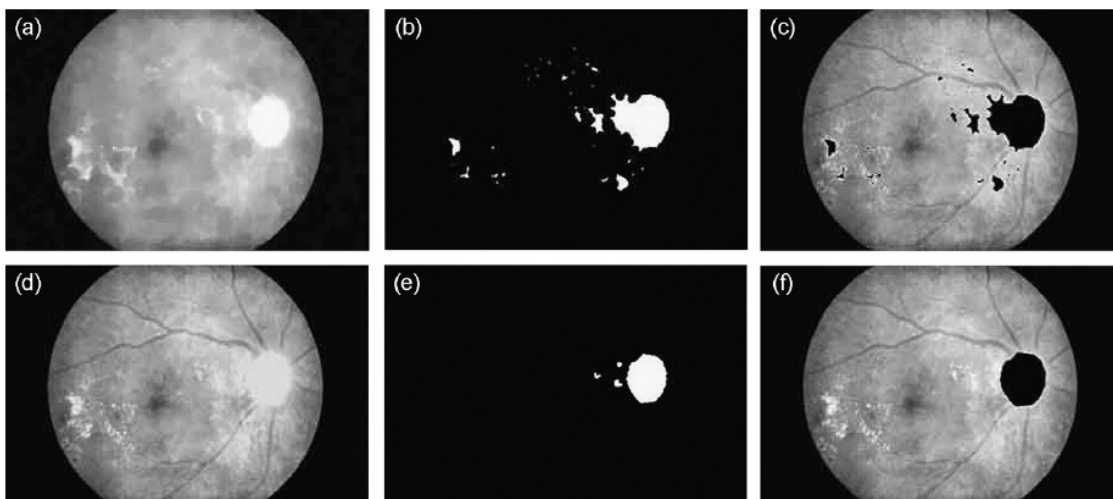
که در آن  $B_1$  عنصر سازنده‌ی مورفولوژیکی می‌باشد. تصویر نتیجه، با آستانه‌گذاری  $\alpha_1$  باینری شده‌است و حاصل در شکل (ج) قسمت (b) به نمایش گذاشته شده‌است. سپس از این تصویر آستانه‌گذاری شده به عنوان یک ماسک استفاده خواهد شد. تمام پیکسل‌های ماسک قبل از اینکه به عنوان یک پوشش بر روی تصویر اصلی قرار بگیرند معکوس می‌گردند تا نواحی درخشان کاندید را حذف کنند. نتیجه‌ی حاصل  $(OP_2)$  در شکل (ج) قسمت (c) نشان داده شده‌است. در گام بعد بر روی تصویر پوشش داده‌شده، با کمک عمل گسترش  $R$ ، عملیات بازسازی مورفولوژیکی صورت می‌گیرد.

$$OP_3(x) = R_{f_I}(OP_2) \quad \text{معادله (۲)}$$

عملیات گسترش بر روی تصویر نشانه‌گذاری شده  $(OP_2)$  تحت تصویر ماسک  $(f_I)$  آنقدر تکرار می‌شود تا کانتور مربوط به تصویر نشانه‌گذاری شده در تصویر ماسک جا بگیرد. تصویر بازسازی شده در شکل (ج) قسمت (d) نشان داده شده‌است. بر اساس معادله‌ی زیر، حاصل تفاضل بین تصویر اصلی و تصویر بازسازی شده در سطح خاکستری  $\alpha_2$  آستانه‌گذاری شده‌است. مقدار  $\alpha_2$  بسته به انتخاب خودکار صورت گرفته توسط الگوریتم آتسو از تصویری به تصویر دیگر فرق می‌کند.

$$OP_4 = T_{\alpha_2}(f_I - OP_3) \quad \text{معادله (۳)}$$

همانطور که در شکل (ج) قسمت (e) نشان داده شده است نتیجه به این صورت خواهد بود که شدت روشنایی‌های بالا بازسازی می‌گردند در حالیکه مابقی حذف خواهند شد.



شکل (ج) a - تصویر مربوط به کانال شدت بعد از اعمال closing، b - تصویر آستانه‌گذاری شده، c - تصویر نشان‌گذاری شده، d - تصویر بازسازی شده، e - تصویر حاصل انجام تفاضل بعد از آستانه‌گذاری، f - نتیجه حاصل بعد از حذف دیسک نوری از تصویر بهبود کنتراست یافته

به صورت معمول تشخیص دیسک نوری می‌تواند به سادگی از طریق شناسایی بزرگترین ناحیه‌ی موجود صورت بپذیرد. اگرچه که در برخی موارد مانند ظهور اگزودا با اندازه‌ی بزرگ ممکن است نواحی در تصویر پیدا بشوند که اندازه‌شان بزرگ‌تر از دیسک نوری باشد. از آنجایی که دیسک نوری به شکل یک ناحیه‌ی مدور می‌باشد در نتیجه فرآیند انتخاب ناحیه‌ی مربوط به دیسک نوری می‌تواند به انتخاب بزرگترین ناحیه‌ی دایره‌ای شکل ممکن محدود گردد. میزان دایره‌ای شکل بودن یک ناحیه می‌تواند بر اساس میزان تراکم آن ناحیه  $M$  و بر اساس فرمول زیر محاسبه گردد.

$$M = 4\pi \frac{\text{area}}{\text{perimeter}^2} \quad \text{معادله (۴)}$$

که در آن  $area$  تعداد پیکسل‌های موجود در ناحیه و  $perimeter$  تعداد پیکسل‌های موجود در اطراف مرز هر ناحیه می‌باشد.



در گام بعد برای اطمینان یافتن از اینکه همه‌ی پیکسل‌های موجود در ناحیه‌ی دیسک نوری پوشش داده شده‌اند بر اساس معادله (۵) نتیجه‌ی انتخاب‌شده (بزرگترین ناحیه میان نواحی دایره‌ای شکل)  $OP_5$  به وسیله‌ی یک عملگر گسترش دودویی ( $\delta$ ) گسترش می‌یابد. در این گام یک عنصر سازنده‌ی دایره‌ای شکل و مسطح ( $B_2$ ) با شعاع ثابت ۶ استفاده شده‌است.

$$OP_{seg} = \delta^{(B_2)}(OP_5) \quad \text{معادله (۵)}$$

در گام نهایی با استفاده از خروجی مرحله‌ی قبل کل ناحیه‌ی مربوط به دیسک نوری، از تصویر اصلی حذف می‌گردد. نتیجه در شکل (ج) قسمت (f) نشان داده شده‌است.

## ۳.۲. شناسایی اگزودا

مشابه گام‌های قبل، در ابتدا عروق خونی با کنتراست بالا می‌توانند به وسیله‌ی یک عملگر *closing* که در معادله (۶) با نماد  $E_1$  نشان داده شده‌است، حذف شوند. سپس مطابق معادله (۶) و برای دستیابی به یک تصویر انحراف معیار که در آن مهمترین خصوصیات خوشه‌های گسترده شده در مجاورت اگزودا نشان داده شده‌است، یک عملگر واریانس محلی به نتیجه‌ی مرحله‌ی قبل اعمال می‌گردد. در شکل (د) قسمت (a) تصویر حاصل  $E_2$  نشان داده شده‌است.

$$E_2(x) = \frac{1}{N-1} \sum_{i \in W(x)} (E_1(i) - \mu E_1(x))^2 \quad \text{معادله (۶)}$$

که در آن  $x$  مجموعه‌ی تمام پیکسل‌ها در زیر پنجره  $W(x)$ ،  $N$  تعداد پیکسل‌ها در  $W(x)$  و  $\mu E_1(x)$  مقدار میانگین  $E_1(i)$  ( $i \in W(x)$ ) می‌باشد. در این گام پنجره‌ای با سایز  $7 \times 7$  استفاده شده‌است.

تصویر حاصل با سطوح خاکستری به صورت خودکار انتخاب شده  $\alpha_3$  آستانه‌گذاری می‌شود. انتخاب خودکار آستانه از طریق بکارگیری الگوریتم آتسو و با هدف حذف نواحی با واریانس محلی کم، صورت می‌گیرد. برای

حصول اطمینان از اینکه در تصویر آستانه‌گذاری شده، همه‌ی پیکسل‌های همسایه در ناحیه‌ی کاندید نیز قرار می‌گیرند، مطابق معادله (۷) یک عملگر گسترش دودویی با یک عنصر سازنده‌ی مسطح و دایره‌ای شکل  $B_3$  با شعاع ثابت ۶ بر روی تصویر اعمال می‌گردد. نتیجه در شکل (د) قسمت (b) نشان داده شده‌است.

$$E_3 = \delta^{(B_3)}(T_{\alpha_3}(E_2)) \quad \text{معادله (۷)}$$

ناحیه‌ی کاندید مشخص کننده‌ی اگزودا تنها شامل نواحی مرزی نیست بنابراین ناحیه‌ی داخلی را پر کرده‌ایم. تصویر نتیجه  $E_4$  می‌باشد و در شکل (د) قسمت (c) نشان داده شده‌است. در گام بعد بر طبق معادله (۸)، دیسک نوری تشخیص داده‌شده در بخش قبل را از  $E_4$  حذف می‌کنیم. حاصل این گام  $E_5$  می‌باشد و در شکل (د) قسمت (d) نشان داده شده‌است. برای پیاده‌سازی این گام، یک عملگر گسترش دودویی با یک عنصر سازنده مسطح دایره‌ای شکل ( $B_4$ ) با شعاع ثابت ۱۰ بر روی تصویر اعمال می‌گردد.

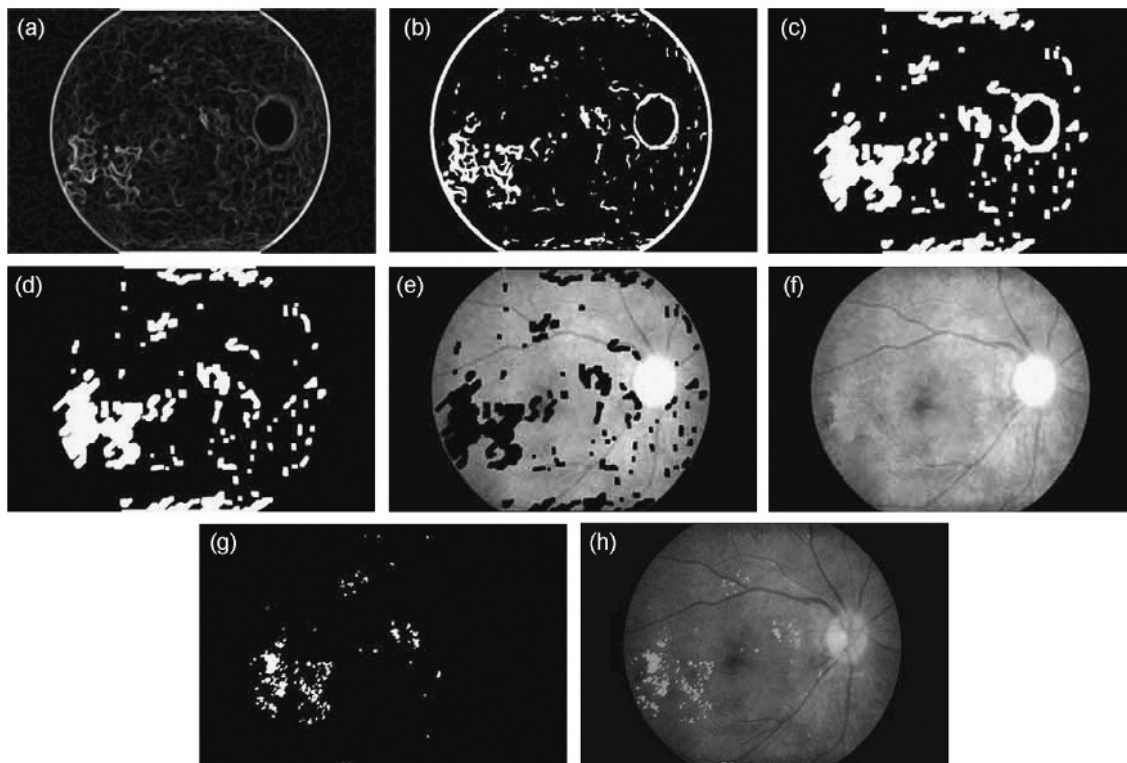
$$E_5 = E_4 - \delta^{(B_4)}(OP_{seg}) \quad \text{معادله (۸)}$$

نتیجه‌ی بدست آمده از معادله‌ی (۸) به عنوان یک ماسک استفاده خواهد شد و نشانگر همه‌ی نواحی کاندید ممکن برای ضایعات اگزودا می‌باشد. تصویر نشانه‌گذاری شده  $E_6$  می‌باشد و در شکل (د) قسمت (e) نشان داده شده‌است. پس از آن، مشابه گام مربوط به تشخیص دیسک نوری، با بکارگیری یک عملگر گسترش مبتنی بر تصویر شدت اصلی، عملیات بازسازی مورفولوژیکی را انجام می‌دهیم. نتیجه‌ی بدست آمده در شکل (د) قسمت (f) نشان داده شده‌است.

با بکارگیری معادله (۹) و با اعمال یک آستانه‌گذاری (در سطح خاکستری انتخاب شده  $\alpha_4$ ) بر روی حاصل تفاضل بین تصویر اصلی  $f_I$  و تصویر بازسازی شده  $E_7$ ، نتیجه‌ی نهایی بدست خواهد آمد. تصویر بدست آمده در شکل (د) قسمت (g) نشان داده شده‌است.

$$E_{seg} = T_{\alpha_4}(f_I - E_7) \quad \text{معادله (۹)}$$

نتیجه بدست آمده از این قسمت برای ارزیابی ارسال خواهد شد. شکل (د) قسمت (h) نتیجه‌ی آستانه‌گذاری شده‌ی اضافه شده به تصویر اصلی را نشان می‌دهد.



شکل (د) a - تصویر واریانس محلی، b - تصویر آستانه‌گذاری شده، c - تصویر مربوط به پر کردن نواحی حصارکشیده شده، d - تصویر مربوط به حذف دیسک نوری، e - تصویر نشانه‌گذاری شده، f - تصویر بازسازی شده، g - تصویر حاصل تفاضل، h - اضافه کردن نتیجه به تصویر اصلی

در این آزمایش پارامترهای زیادی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این پارامترها عبارتند از: اندازه‌ی عنصر سازنده استفاده شده برای عملیات گسترش ( $B_1, B_2, B_3$  و  $B_4$ ) اندازه‌ی پنجره در عملگر واریانس محلی، مقادیر آستانه ( $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  و  $\alpha_4$ )، مقدار  $\alpha_2$  و  $\alpha_3$  با بکارگیری الگوریتم آتسو به صورت خودکار محاسبه می‌گردد اما مقادیر  $B_1, B_2, B_3$  و  $B_4$ ، اندازه‌ی پنجره،  $\alpha_1$  و  $\alpha_4$  متغیر بوده و به صورت آزمایشی و با نیت دستیابی به بهترین عملکرد برای الگوریتم انتخاب می‌شوند. پارامترهای نام برده شده به صورت زیر تغییر می‌کنند:

$$B_1 \in \{6, 7, 8, 9, 10\}$$

$$B_2 \in \{4, 5, 6, 7, 8\}$$

$$B_3 \in \{4,5,6,7,8\}$$

$$B_4 \in \{8,9,10,11,12\}$$

$$\text{window size} \in \{5,7,9\}$$

$$\alpha_1 \in \{0.5,0.6,0.7,0.8,0.9\}$$

$$\alpha_4 \in \{0.01,0.02,0.03,0.04,0.05\}$$

با توجه به آزمایشاتی که با تنظیمات مختلف صورت گرفته است نویسندگان مقاله به این نتیجه رسیده اند که تغییر دادن اندازه ی عنصر سازنده و مقادیر آستانه، تاثیر زیادی بر روی عملکرد سیستم ندارند. همه ی پارامترهای موجود در مقاله ی مذکور به گونه ای مقداردهی شده اند که بیشترین *sensitivity* و *specificity* ممکن را به ارمغان بیاورند.

#### ۴.۲. شناسایی ماکولا

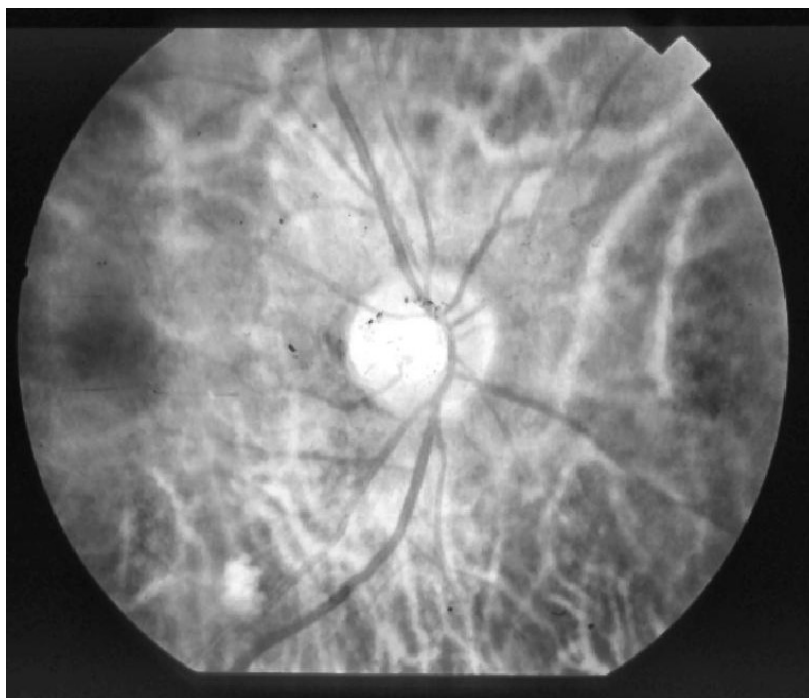
ماکولا از روی تصویر شدت رنگ و بر اساس یافتن تاریک ترین ناحیه بر روی تصویر شبکه قابل شناسایی می باشد. برای شناسایی دقیق تر، مشخصات عادی ماکولا مانند همسایگی با دیسک نوری نیز مورد توجه قرار می گیرد.

در راستای شناسایی ماکولا، ابتدا با بکارگیری یک عملگر *closing* عروق خونی با کنتراست بالا حذف می گردند سپس تصویر حاصل با آستانه گذاری، تبدیل به یک تصویر دودویی می گردد. در مرحله ی بعد تاریک ترین ناحیه در مجاورت دیسک نوری (با فاصله ای برابر با تقریباً ۲,۵ برابر قطر دیسک نوری از مرکز دیسک نوری) به عنوان ماکولا در نظر گرفته می شود.

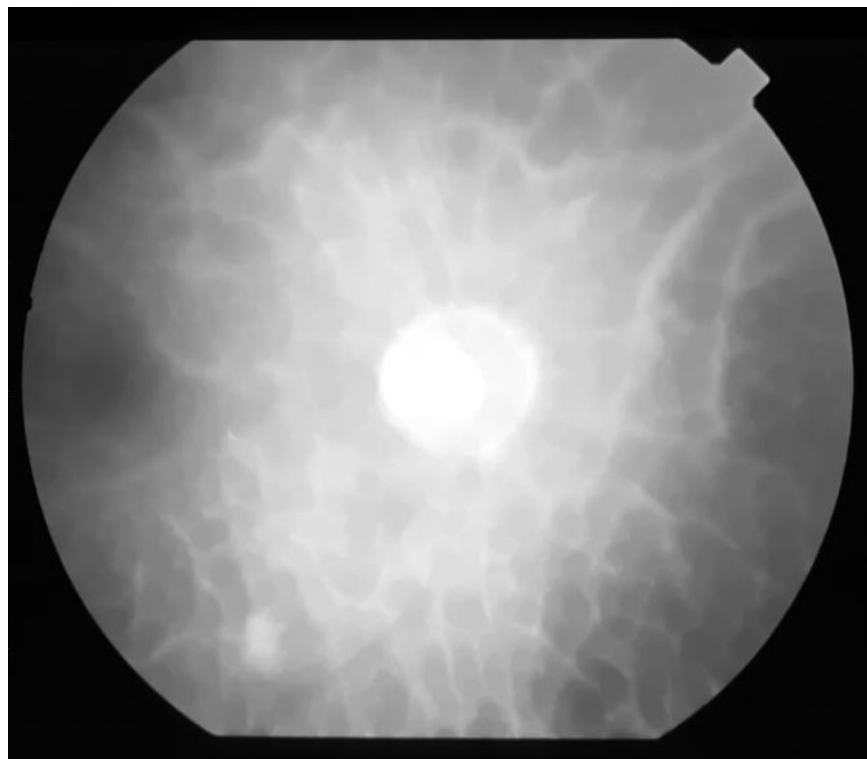
## شرح نتایج:



شکل (۱) تصویر مرجع



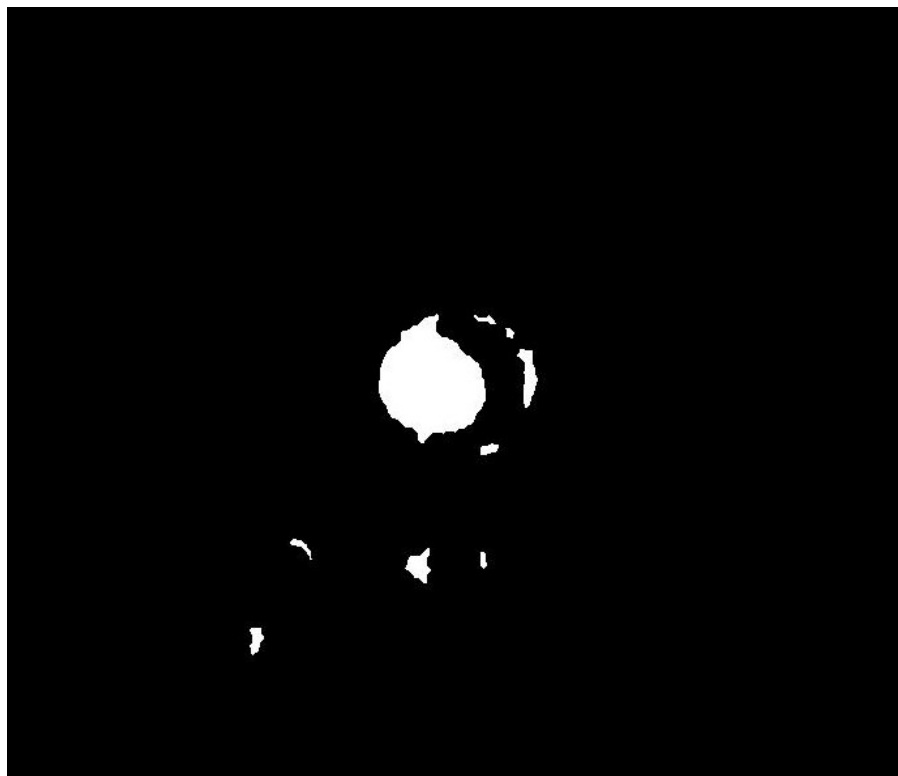
شکل (۲) تصویر بهبود کنتراست یافته



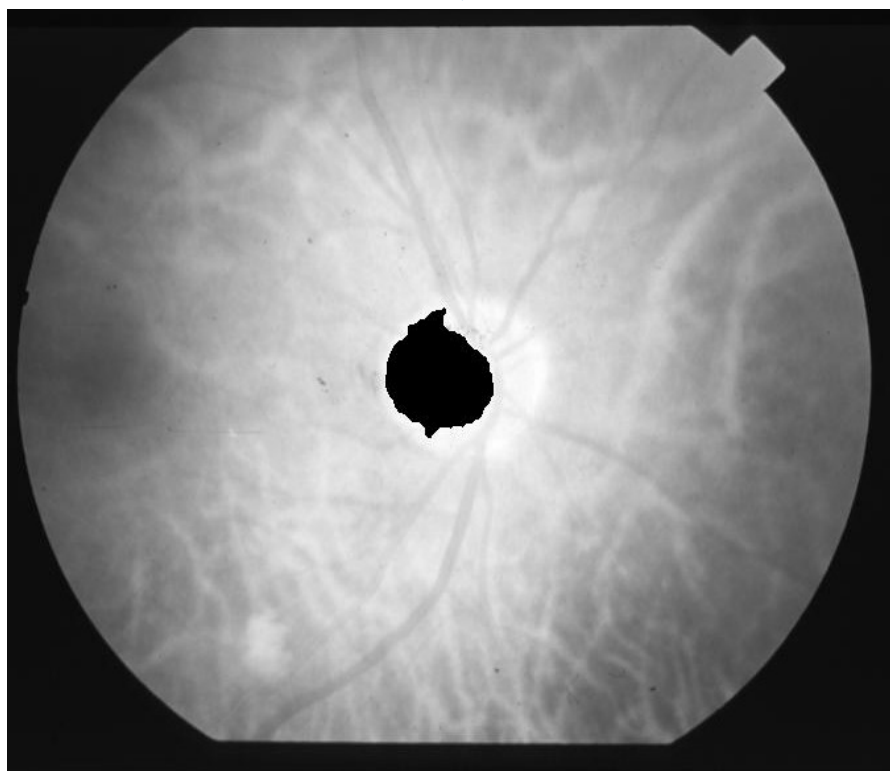
شکل ۳) تصویر مربوط به کانال شدت بعد از اعمال closing



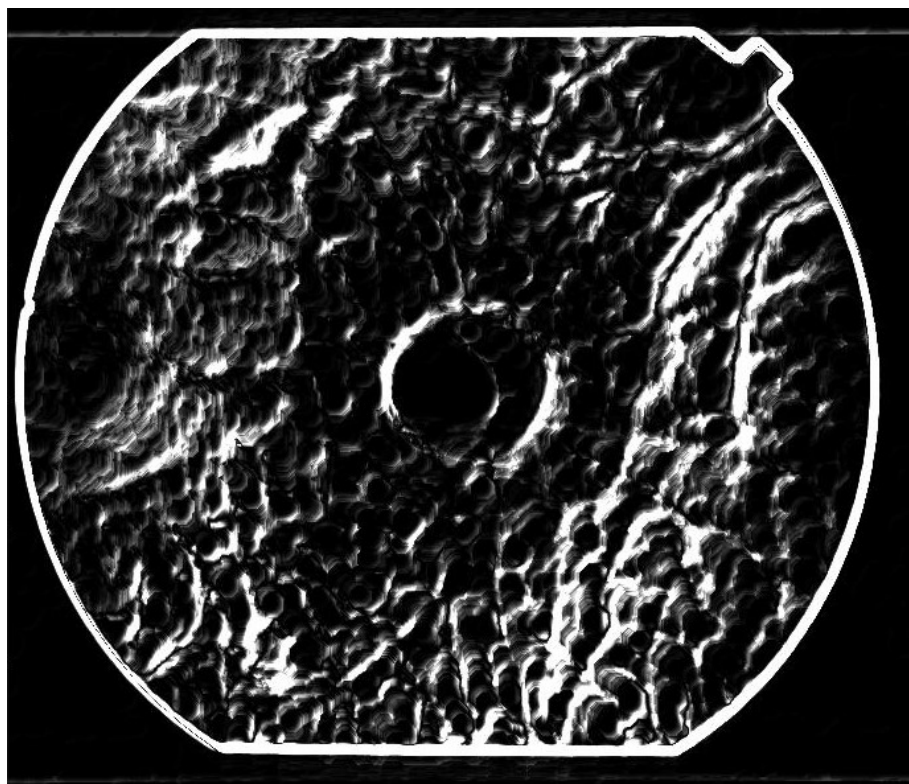
شکل ۴) تصویر آستانه گذاری شده



شکل ۵) تصویر حاصل انجام تفاضل بعد از آستانه گذاری



شکل ۶) نتیجه حاصل بعد از حذف دیسک نوری از تصویر بهبود کنتراست یافته



شکل ۷) تصویر واریانس محلی

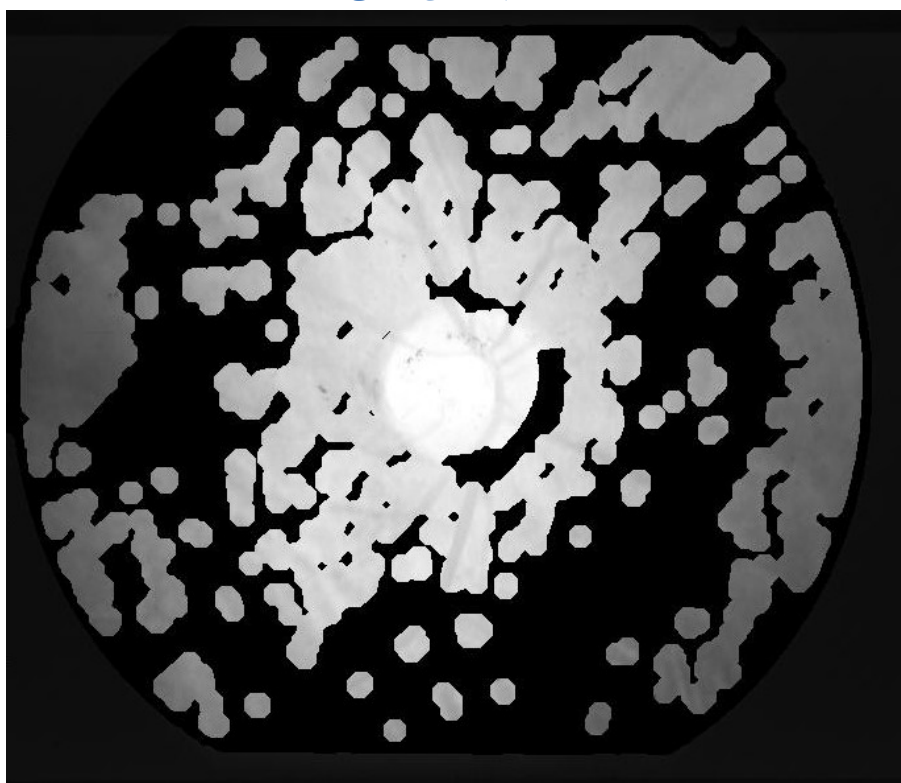


شکل ۸) تصویر آستانه گذاری شده





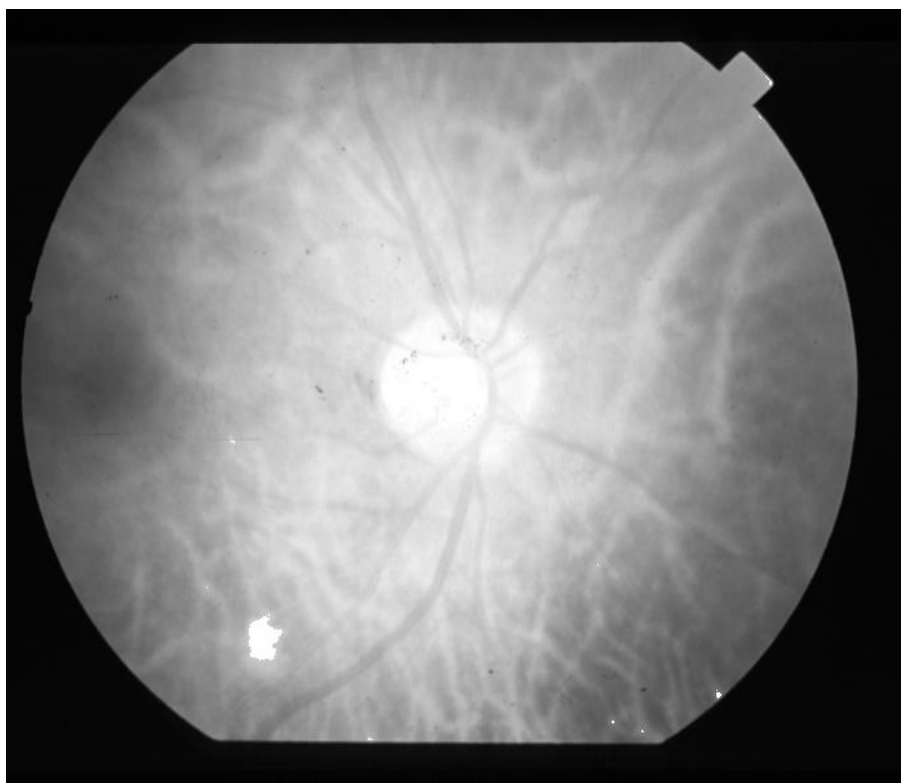
شکل ۹) تصویر مربوط به پر کردن نواحی حصار کشیده شده



شکل ۱۰) تصویر نشانه گذاری شده



شکل (۱۱) تصویر حاصل تفاضل



شکل (۱۲) اضافه کردن نتیجه به تصویر اصلی

پیوست:

کد اصلی :

```
clc
close all;
clear all;
for i=1:20
input=imread(strcat('STARE\img (',int2str(i),').tif'));
%Stage1- Preprocessing
[stage1,I]=Preprocessing(input);
imwrite(stage1,strcat('Preprocessing\prp (',int2str(i),').jpg'));
%Stage2- Optic Disc Elimination
stage2=OpticDiscElimination(stage1,I);
imwrite(stage2,strcat('OpticDiscElimination\ode
(',int2str(i),').jpg'));
%Stage3- Exudates Detection
stage3=ExudatesDetection(stage2,I);
imwrite(stage3,strcat('ExudatesDetection\ed (',int2str(i),').jpg'));
end
```

کد تابع Preprocessing :

```
function [out,I]=Preprocessing(input)
%Phase1- RGB to HSI
HSI=rgb2hsv(input);
I=HSI(:,:,3);
%Phase2- Apply Median Filter on I band
Median=medfilt2(I,[3,3]);
%Phase3- Apply Contrast Enhancement on I band
out = adapthisteq(Median);
```

کد تابع OpticDiscElimination :

```
function [out]=OpticDiscElimination(input,I)
i=1;a=0.9;
% Phase1-Closing
StructuringElement=strel('disk',8);
OP1=imclose(input,StructuringElement);
% Phase2-Thresholded Image
ThresholdedImage=OP1>a;
% Phase3-Mask
Mask=imcomplement(ThresholdedImage);
OP2=Mask.*input;
% Phase4-Reconstructed Image
StructuringElement=strel('disk',8);
```

```

OP3=imdilate(OP2,StructuringElement);
ReconstructedImage{i}=min(OP3,input);
% Phase5-The dilations of marker image (OP2) under mask image were
repeated until the contour of OP2 fits under the mask image.
while(1)
    StructuringElement=strel('disk',8);
    o=imdilate(ReconstructedImage{i},StructuringElement);
    i=i+1;
    ReconstructedImage{i}=min(o,input);
    if(ReconstructedImage{i}==ReconstructedImage{i-1})
        break;
    end
end
% Phase6- Theresholding the difference between the original image and
the reconstructed image using otsu algorithm
d=input-ReconstructedImage{i};
alpha = Otsu(d,256);
OP4=d>=alpha;
% Phase7- Identifying the optic disc as the largest area and masking
out it.
se=strel('disk',8);
connectedRegion=imclose(OP4,se);
CC = bwconncomp(connectedRegion);
stats = regionprops(CC, 'all');
L = labelmatrix(CC);
sz=size(stats,1);
matrix=[];
for i=1:sz
    matrix=[matrix,stats(i).Area];
end
 [~,index]=max(matrix);
OP5=zeros(size(I));
OP5(stats(index).PixelIdxList)=255;
out=(255-OP5)./255;
end

```

: ExudatesDetection **کد تابع**

```

function [out]=ExudatesDetection(input,I)
%Phase1- Closing
se=strel('disk',8);
bw1=imclose(I,se);
%Phase2- Apply Local Variation
E2=local_variation(bw1,I);
%Phase3- Threshold image using Otsu algorithm
T = Otsu(E2,256);
E3=E2>T;
%Phase4- Fill holes
se=strel('disk',2);
B=imopen(E3,se);
B1=imfill(1-B);
E4=B.*B1;

```

```

%Phase5- Remove Optic Disc
se=strel('disk',15);
B2=imdilate(255-input,se);
se=strel('disk',9);
E4=imclose(E4,se);
E5=((255-B2).*E4)>0;
%Phase6- Create Marker Image
E6=I.*(1-E5);
%Phase7- Morphological Reconstruction
E7 = imreconstruct(E6, I);
%Phase8- Threshold on Result image
B3=I-double(E7);
alpha=0.05;
out=B3>=alpha;
end

```

کد تابع Otsu :

```

function [T] = Otsu(I,N)
nbins = N;
[x,h] = imhist(I,nbins);
p = x./sum(x);
om1 = 0;
om2 = 1;
mu1 = 0;
mu2 = mode(double(I(:)));
for t = 1:nbins-1
om1(t) = sum(p(1:t));
om2(t) = sum(p(t+1:nbins));
mu1(t) = sum(p(1:t).*[1:t]');
mu2(t) = sum(p(t+1:nbins).*[t+1:nbins]');
end
sigma = (mu1(nbins-1).*om1-mu1).^2./(om1.*(1-om1));
idx = find(sigma == max(sigma));
T = h(idx(1));
end

```

کد تابع local\_variation :

```

function result=local_variation(inp1,inp2)
win=7;
%Normalizing Image
maxx=max(inp1(:));
minn=min(inp1(:));
result=(inp1-minn);
temp=255/(maxx-minn);
NormalizedImage=uint8(result*temp);
[R,C]=size(inp2);
result=zeros(R,C);
result=double(result);
for i=ceil(win/2):floor(R-(win/2))
for j=ceil(win/2):floor(C-(win/2))

```

```

k=floor(win/2);
mm=double(NormalizedImage(i-k:i+k,j-k:j+k));
[m,n]=size(mm);
meann=mean(mm(:));
N=m*n-1;
result(i-k:i+k,j-k:j+k)=double(((mm-meann).^2)/N);
end
end
end

```

## مراجع:

- [١] Ege BM, Hejlesen OK, Larsen OV, Moller K, Jennings B, Kerr D. Screening for diabetic retinopathy using computer based image analysis and statistical classification. Comput Methods Prog Biomed 2000;62:165–75.
- [٢] Hove MN, Kristensen JK, Lauritzen T, Bek T. Quantitative analysis of retinopathy in type 2 diabetes: identification of prognostic parameters for developing visual loss secondary to diabetic maculopathy. Acta Ophthalmol Scand 2004;82:679–85.
- [٣] Hsu W, Pallawala PMDS, Mong Li Lee, Kah-Guan Au Eong. The role of domain knowledge in the detection of retinal hard exudates. In: Proceedings of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition IEEE Computer Society, vol. 2. 2001. p. II-246–51.
- [٤] Kanski J. Diabetic retinopathy, clinical ophthalmology. Oxford: Butterworth-Heimann; 1997.
- [٥] Sinthanayothin C, Boyce JF, Williamson TH, Cook HL, Mensah E, Lal S. Automated detection of diabetic retinopathy on digital fundus image. J Diabet Med 2002;19:105–12.
- [٦] Niemeijer M, van Ginneken B, Staal J, Suttrop-Schulten MS, Abramoff MD. Automatic detection of red lesions in digital color fundus photographs. IEEE Trans Med Imag 2005;24:584–92.
- [٧] Usher D, Dumskyj M, Himaga M, Williamson TH, Nussey S, Boyce J. Automated detection of diabetic retinopathy in digital retinal images: a tool for diabetic retinopathy screening. Diabet Med 2004;21:84–90.
- [٨] Gardner GG, Keating D, Williamson TH, Elliott AT. Automatic detection of diabetic retinopathy using an artificial neural network: a screening tool. Br J Ophthalmol 1996;80:940–4.
- [٩] Zheng Liu, Opas C, Krishnan SM. Automatic image analysis of fundus photograph. In: Proceedings of the International Conference on Engineering in Medicine and Biology, vol. 2. 1997. p. 524–5.

- [١٠] Osareh A, Mirmehdi M, Thomas B, Markham R. Automated identification of diabetic retinal exudates in digital colour images. *Br J Ophthalmol* 2003;87:1220–3.
- [١١] Mitra SK, Te-Won Lee, Goldbaum M. Bayesian network based sequential inference for diagnosis of diseases from retinal images. *Pattern Recogn Lett* 2005;26:459–70.
- [١٢] ETDRSReport Number 10, Grading diabetic retinopathy from stereoscopic color fundus photographs—an extension of the modified Airlie house classification. *Ophthalmology* 1991;98:786–806.
- [١٣] Davis MD, Bressler SB, Aiello LP, Bressler NM, Browning DJ, Flaxel CJ, et al. Comparison of time-domain oct and fundus photographic assessments of retinal thickening in eyes with diabetic macular edema. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2008;49:1745–52.
- [١٤] Gonzales RC, Woods RE. Digital image processing. New York: Addison- Wesley; 1993. p. 75–140.
- [١٥] Sinthanayothin C, Boyce JF, Cook HL, Williamson TH. Automated localization of the optic disc, fovea, and retinal blood vessels from digital colour fundus images. *Br J Ophthalmol* 1999;83:902–10.
- [١٦] Walter T, Klein JC, Massin P, Erginay A. A Contribution of image processing to the diagnosis of diabetic retinopathy—detection of exudates in colour fundus images of the human retina. *IEEE Trans Med Imag* 2002;21:1236–43.
- [١٧] Sanchez CI, Hornero R, Lopez MI. Retinal image analysis to detect and quantify lesions associated with diabetic retinopathy. In: *Proceedings of the International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society IEEE*. 2004. p. 1624–7.
- [١٨] Zhang X, Opas C. Detection and classification of bright lesions in colour fundus images. In: *Proceedings of the International Conference on Image Processing IEEE*. 2004. p. 139–42.
- [١٩] Javitt JC, AielloLP, Bassi LJ, ChiangEP, Canner JK, Klein R. Detecting and treating retinopathy in patients with type I diabetes mellitus. Savings associated with improved implementation of current guidelines. *Ophthalmology* 1991;98:1565–73.
- [٢٠] Akara Sopharak, Bunyarit Uyyanonvara, Sarah Barmanb, Thomas H. Williamson. Automatic detection of diabetic retinopathy exudates from non-dilated retinal images using mathematical morphology methods