

**بهبود استخراج لایه‌ی Retinal Pigment Epithelium (RPE) در تصاویر****OCT Optical Coherence Tomography (OCT) با استفاده از روش قطعه‌ای برنامه‌نویسی پویا در بیماران****دچار جداشدگی اپی‌تلیال رنگدانه**علیرضا حقانی<sup>۱</sup>، راحله کافیه<sup>۲</sup>، محمدرضا اخلاقی<sup>۳</sup>**مقاله پژوهشی****چکیده**

**مقدمه:** تخریب ماکولایی وابسته به سن (Age-related macular degeneration یا AMD) یکی از اختلالات به وجود آمده در شبکیه است که موجب اختلال بینایی مرکزی می‌گردد. جهت تشخیص این بیماری از تصاویر OCT Optical coherence tomography (OCT) استفاده می‌شود و با توجه به تغییرات به وجود آمده ناشی از بیماری به صورت ایجاد بالازدگی‌هایی در لایه‌ی Retinal pigment epithelium (RPE) شبکیه، عارضه مورد تشخیص قرار می‌گیرد.

**روش‌ها:** در روش پیشنهادی، نقطه‌ی ابتدایی لایه‌ی RPE در تعداد محدودی از اسلایدهای OCT توسط کاربر علامت‌گذاری می‌شود تا احتمال تشخیص اشتباه لایه‌های دیگر مانند Retinal nerve fiber layer (RNFL) از بین برود. سپس، الگوریتم مبتنی بر گراف بر مبنای برنامه‌نویسی پویا در قطعات کم‌عرض به تصویر اعمال شده، الگوریتمی برای حفظ پیوستگی قطعات استفاده شد تا در نهایت، مکان لایه‌ی RPE تخمین زده شود. با الگوریتمی مشابه، لایه‌ی Bruch نیز در هر اسکن مکان‌یابی شد و با تخمین فاصله‌ی دو لایه، بالازدگی‌های Persistent epithelial defect (PED) شناسایی گردید.

**یافته‌ها:** روش پیشنهادی بر روی سه دیتاست با تعداد ۳۵، ۱۵ و ۱۰ بیمار بررسی شد. در مقایسه با روش مبتنی بر گراف در دیتاست اول، دوم و سوم میزان خطای بدون علامت در لایه‌ی RPE به ترتیب از ۴/۳۳۹۲ به ۲/۷۸۲۷، از ۳/۲۳۴۰ به ۲/۱۶۲۳ و از ۶/۴۸۴۲ به ۲/۳۹۲۴ پیکسل و در لایه‌ی Bruch از ۵/۷۵۷۶ به ۴/۸۴۷۳، از ۴/۳۳۵۳ به ۲/۶۰۲۳ و از ۶/۶۷ به ۲/۵۴۴۶ پیکسل بهبود یافت.

**نتیجه‌گیری:** روش پیشنهادی در تصاویر سالم و دارای PED قابل اعتبار است و می‌تواند در امر تشخیص بیماری AMD مؤثر واقع شود.

**واژگان کلیدی:** اپی‌تلیوم رنگدانه‌ی شبکیه؛ مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی؛ برنامه‌نویسی پویا؛ تخریب ماکولایی وابسته به سن؛ جداشدگی اپی‌تلیال رنگدانه

**ارجاع:** حقانی علیرضا، کافیه راحله، اخلاقی محمدرضا. **بهبود استخراج لایه‌ی Retinal Pigment Epithelium (RPE) در تصاویر OCT Optical Coherence Tomography (OCT) با استفاده از روش قطعه‌ای برنامه‌نویسی پویا در بیماران دچار جداشدگی اپی‌تلیال**

رنگدانه. مجله دانشکده پزشکی اصفهان ۱۴۰۰؛ ۳۹ (۶۳۷): ۶۰۳-۵۹۴.

مشکل‌ترین و ضروری‌ترین گام‌ها در واکاوای این داده‌ها قلمداد می‌گردد و هیچ روش تقطیعی که بتواند برای تمام کاربردها مفید واقع گردد، تاکنون مطرح نشده است. برای بررسی معنی‌دارتر، می‌توان دیدگاه‌های مختلف در تقطیع تصاویر OCT را به ۵ دسته شامل ۱- روش‌های مبتنی بر پردازش سیگنال A-Scan ۲- روش‌های مبتنی بر تحلیل تصویر B-Scan بر اساس شدت روشنایی، ۳- روش‌های مبتنی بر کانتورهای

**مقدمه**

یکی از مهم‌ترین اولویت‌های موجود در پردازش تصاویر OCT Optical coherence tomography (OCT)، تقطیع اتوماتیک و قابل اعتماد این تصاویر به صورت دو بعدی و سه بعدی می‌باشد. با وجود این که تکنولوژی OCT از سال ۱۹۹۱ در حال تکامل است، تقطیع این داده‌ها در دو دهه‌ی اخیر مطرح شده است و به عنوان یکی از

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه بیوالکترونیک، دانشکده‌ی فن‌آوری‌های نوین علوم پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

۲- استادیار، گروه بیوالکترونیک، دانشکده‌ی فن‌آوری‌های نوین علوم پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

۳- دانشیار، گروه چشم پزشکی، دانشکده‌ی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

نویسنده‌ی مسؤل: راحله کافیه؛ استادیار، گروه بیوالکترونیک، دانشکده‌ی فن‌آوری‌های نوین علوم پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

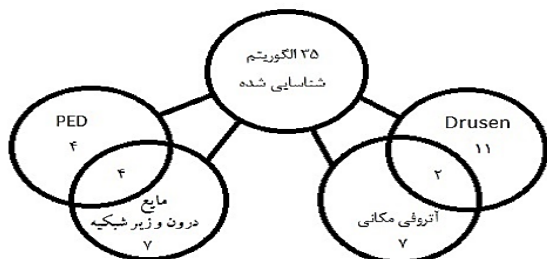
Email: rkafieh@gmail.com

رفتن قسمت‌های کانونی اپی‌تلیوم رنگدانه‌ی شبکیه (RPE)، خونریزی زیر شبکیه یا زیر RPE و همچنین، فیروز ساب‌رتینال باشد. در روند بیماری، بینایی در مرکز شبکیه (ماکولا) از دست می‌رود.

ماکولا، ناحیه‌ی کوچکی در شبکیه‌ی چشم می‌باشد که مسؤول دید مرکزی و دقت بالای بینایی است. این ناحیه‌ی کوچک، تنها ۲-۱ درصد از شبکیه را تشکیل می‌دهد، اما قابل توجه است که حدود ۵۰ درصد کار پردازش اطلاعات در قشر بینایی مغز، مربوط به اطلاعات دریافتی از ماکولا می‌باشد. پایه‌ی ژنتیکی از دلایل اولیه‌ی بیماری AMD محسوب می‌شود، هر چند فرایندهای زیست محیطی، تغذیه‌ای و افزایش سن، بر روند پیشرفت بیماری در ماکولا تأثیر می‌گذارند.

AMD به عنوان اصلی‌ترین دلیل نابینایی در افراد مسن، میزان شیوع بیشتری در بین زنان دارد. این عارضه، یک بیماری پیش رونده است، درمان قطعی برای آن وجود ندارد و درمان‌های موجود جهت جلوگیری از پیشرفت و بهبود بینایی استفاده می‌شود. هر چند پیشرفت‌های زیادی در درمان AMD صورت گرفته است، اما دید از دست رفته قابل بازگشت نیست. برای بیمارانی که دیدشان را از دست داده‌اند، وسایلی وجود دارد که با استفاده از لنزهای بزرگ کننده و نور زیاد به بهبود بینایی کمک می‌کنند. بعضی از این وسایل، نور را به قسمت‌های محیطی‌تر شبکیه و خارج از محدوده‌ی ماکولا منتقل می‌کنند. جهت تشخیص این بیماری، از تصاویر OCT استفاده می‌شود و با توجه به تغییرات به وجود آمده ناشی از بیماری در لایه‌های شبکیه، عارضه مورد تشخیص قرار می‌گیرد. این تغییرات بیشتر به صورت ایجاد بالازدگی‌هایی در لایه‌ی RPE به چشم می‌خورد.

پس از بررسی، ۳۵ الگوریتم برای تجزیه و تحلیل کمی اتوماتیک یا نیمه‌اتوماتیک نشانگرهای AMD شبکیه در OCT شناسایی شد (شکل ۱). الگوریتم‌های ارزیابی کمی شامل نشانگرهای Drusen، آتروفی مکانی، PED و مایع درون و زیر شبکیه است. الگوریتم‌های کمی توسط نشانگرهای شناسایی کننده ارائه می‌شوند. در کل، الگوریتم‌های تجزیه و تحلیل تصویر از مقادیر شدت، شیب شدت و موقعیت پیکسل در شکل برای بخش‌بندی لایه‌های شبکیه یا ساختارهای پاتولوژیک استفاده می‌کند (۶-۱).



شکل ۱. نگاه کلی به تمام الگوریتم‌های مورد بررسی تشخیص نشانگرهای زیستی Age-related macular degeneration (AMD) شبکیه در

(OCT) Optical coherence tomography

فعال (اغلب در تصاویر ۲ بعدی)، روش‌های واکاوی بر اساس هوش مصنوعی و روش‌های مبتنی بر گراف دو بعدی و سه بعدی برای اعمال روی داده‌های B-Scan و داده‌های حجمی سه بعدی OCT تقسیم نمود. برای بررسی برتری انواع روش‌ها نسبت به یکدیگر، می‌توان متغیرهای مختلفی را مورد آزمون قرار داد. خطای مکان‌یابی در بین این متغیرها، از اهمیت به‌سزایی برخوردار است؛ به گونه‌ای که خطای کمتر، موجب اعتبار و قابلیت اطمینان بالای هر روش می‌گردد و می‌تواند به عنوان معیاری برای امکان‌پذیری روش اتوماتیک با علامت‌گذاری دستی باشد. نکته‌ی مهم دیگر در مقایسه با روش‌های موجود، قدرت این روش‌ها در تفکیک لایه‌های آناتومیکی مجزا می‌باشد. افزون بر این، مدت زمان لازم برای پردازش داده‌ها نیز یکی از متغیرهای دارای اهمیت در این زمینه به حساب می‌آید. کاهش زمان پردازش موجب قابل استفاده بودن روش در کاربردهای بالینی و به صورت هم‌زمان (Online) با تصویرگیری می‌گردد.

روش‌های مبتنی بر گراف به دلیل استفاده از محتوا (Contextual) نسبت به نویز مقاوم‌تر (Robust to noise) هستند و در نتیجه، عملیات حذف نویز پیچیده و زمان‌بر در مرحله‌ی پیش پردازش تا حد زیادی غیر ضروری می‌باشد. این مقاله با هدف بازیابی روش‌های جدیدی در حوزه‌ی گراف بود تا از این طریق بتوان نقایص موجود در روش‌های تقطیع مطرح شده را برطرف نمود و یک جواب بهینه ارائه داد.

بخش‌بندی خودکار لایه‌های شبکیه می‌تواند منجر به اندازه‌گیری ضخامت لایه‌های شبکیه شود. این متغیر در بسیاری از بیماری‌های شبکیه به عنوان یک نشانگر تشخیص غیر اختصاصی مفید می‌باشد. به تازگی، تلاش‌های قابل توجهی برای توسعه‌ی روش‌های اتوماتیک تحلیل تصاویر صورت گرفته است که هدف از انجام آن‌ها، تعیین نشانگرهای زیستی اختصاصی در بیماری‌های مختلف می‌باشد. یکی از این نشانگرهای زیستی، وجود جداسازی اپی‌تلیال رنگدانه‌ای (PED یا Persistent epithelial defect) به مفهوم وجود مایع زیر لایه‌ی سلول‌های تحتانی شبکیه (Retinal pigment epithelium یا RPE) است.

بافت شبکیه‌ی چشم، یک ساختار لایه‌ای است که با ساختاری مرکب از چندین لایه‌ی سلولی، بخش خلفی حفره‌ی چشم را در بر می‌گیرد و مسؤول تبدیل انرژی نورانی به سیگنال عصبی برای تحلیل نهایی در چشم می‌باشد. PED ممکن است دلایل مختلف داشته باشد که شایع‌ترین آن، تخریب ماکولایی وابسته به سن (Age-related macular degeneration) یا AMD و Central serous chorioidopathy است. یکی از اختلالات به وجود آمده در شبکیه است که موجب اختلال بینایی مرکزی از طریق ترکیبی از اختلالات اپی‌تلیوم رنگی غیر نئوواسکولار (Drusen و RPE غیر عادی) و اختلال نئوواسکولار (تشکیل غشای نئوواسکولار کروئیدی) می‌شود. مراحل پیشرفته‌ی بیماری، ممکن است شامل از بین

در ادامه، کلیه‌ی الگوریتم‌های موجود تجزیه و تحلیل نشانگرهای زیستی AMD در تصاویر OCT به همراه توصیف مختصر الگوریتم، مقاله‌ی مربوط به توصیف جزئیات و مقالاتی که از این الگوریتم در تحلیل نشانگرهای زیستی AMD استفاده کرده‌اند، آمده است (جدول ۱).

جدول ۱. کلیه‌ی الگوریتم‌های موجود تجزیه و تحلیل نشانگرهای زیستی Age-related macular degeneration (AMD) شبکه در

(OCT) Optical coherence tomography

نام الگوریتم‌های واکاوی نشانگرهای زیستی AMD	توصیف مختصر	نویسنده (گان)
اکتو کانتور و Level set	یک کانتور اولیه‌ی تغییر شکل داده شده که توسط نیروهای خارجی و نیروهای داخلی (مانند شکل کانتور و هموار بودن) هدایت می‌شود.	Farsiu و همکاران (۷) Jain و همکاران (۸) Chen و همکاران (۹) Hu و همکاران (۱۰)
یافتن کوتاه‌ترین مسیر (SPF) در گراف	یک منحنی جداسازی دو لایه‌ی شبکه که مسیری روی مرزهای تصویر را می‌پیماید و به مکان‌های کنتراست بالای تصویر جذب می‌شوند.	Chiu و همکاران (۱۱) Ahlers و همکاران (۱۲) Penha و همکاران (۱۳) کافی و همکاران (۱۴)
یافتن برش کمینه و بیشینه‌ی جریان در گراف	در مرحله‌ی ساخت گراف دو و کسل اضافی به پیش‌زمینه و پس‌زمینه اعطا می‌شوند تا بتوانند به تعادلی بین شباهت محلی به منطقه‌ی مربوط و تقسیم‌بندی کلی هموار دست یابند. از لحاظ فنی، این امر با ساخت یک گراف در و کسل‌ها و یافتن برش کمینه (بیشترین جریان) به دست می‌آید.	Ho و همکاران (۱۵) Li و همکاران (۱۶)
یافتن سطح بهینه (OSD) در گراف سه‌بعدی	مکان‌یابی هم‌زمان چندین سطح در یک تصویر حجمی به طوری که نزدیک خط اتصال بوده، هموار باشند و با حداقل فاصله از هم جدا شوند. از لحاظ فنی، تئوری گراف بر روی یک گراف با ساختار ویژه اعمال می‌شود.	Haralick و همکاران (۱۷) Hu و همکاران (۱۸) Xiayu و همکاران (۱۹) Dolejší و همکاران (۲۰) Liu و همکاران (۲۱) Sun و همکاران (۲۲) Li و همکاران (۲۳) Ding و همکاران (۲۴)
روشن Split Bregman	یک الگوریتم بهینه‌سازی سریع برای یک کلاس خاص از مشکلات ریاضی. در میان همه‌ی روش‌ها، می‌توان از آن برای سرعت بخشیدن به فرایند تقطیع یک تصویر دارای مناطق با شدت مشابه استفاده کرد؛ به طوری که مرز بین مناطق نیز کوتاه باشد.	Morbey و Blair (۲۳) Serrano-Aguilar و همکاران (۲۴) Haralick و همکاران (۱۷) Lee و همکاران (۲۵) Hartigan و همکاران (۲۶) Kanagasigam و همکاران (۲۷) Wilkins و همکاران (۲۸) Liu و همکاران (۲۰) Li و همکاران (۱۶)
روش‌های طبقه‌بندی کننده‌ها بر اساس ویژگی‌های محلی	بردارهای ویژگی که وضعیت بافت، موقعیت مکانی و شکل ناحیه را توصیف می‌کنند، از تصویر به دست می‌آیند و با استفاده از یادگیری ماشین تحت نظارت تشخیص داده می‌شود، مواردی نظیر طبقه‌بندی کننده‌های SVM، جنگل تصادفی (Random Forests)، بیزین (Bayesian) و K نزدیک‌ترین همسایگی (K Nearest Neighbors) مثال‌هایی از این دست هستند.	Haralick و همکاران (۱۷) Lee و همکاران (۲۵) Hartigan و همکاران (۲۶) Kanagasigam و همکاران (۲۷) Wilkins و همکاران (۲۸) Liu و همکاران (۲۰) Li و همکاران (۱۶)
آموزش عمیق (Deep learning)	طبقه‌بندی تحت نظارت را بدون نیاز به بردارهای ویژگی از پیش تعریف شده انجام می‌دهد؛ به جای آن، ویژگی‌هایی که تشخیص را آسان می‌کنند به صورت خودکار توسط خود روش یافت می‌شود. شبکه‌های عصبی دارای لایه‌های متعدد و عمیق که می‌توانند ویژگی‌های بهتری استخراج نمایند و با استفاده از کانولوشن به جای وزن‌ها، می‌توانند بر روی تصاویر کار کنند.	Niemeijer و همکاران (۲۹) Schmidt-Erfurth و همکاران (۳۰) Saha و همکاران (۶)

SPF: Shortest path finding; OSD: Optimal surface detection; SVM: Support vector machines

هستند و هر ساختار مجرد متشکل از اشیا و روابط دوگانه یا چندگانه میان اعضای آن، قابل مدل‌سازی توسط گراف‌ها می‌باشد. از جهت دیگر، گراف‌ها به سبب ساختار هندسی و درک شهودی که می‌توان از آن‌ها داشت، ساختارهای جذابی هستند. این دو ویژگی، آن‌ها را بستر مناسبی برای تحویل (Reduction) مسایل از سایر نظریه‌ها و بسیاری مسایل دنیای واقعی به مسایل متناظر آن‌ها در نظریه‌ی گراف نموده است. گراف ساده‌ی وزن دار  $G$  یک دوتایی  $(V, E)$  است که  $V$  یک مجموعه‌ی متناهی به نام مجموعه‌ی گره‌ها است و  $n = |V|$ .  $E$  زیر مجموعه‌ای از گروه زیر مجموعه‌های دو عضوی  $V$  به نام مجموعه‌ی یال‌ها است که  $m = |E|$ . همسایه‌های گره‌ی  $v$ ،  $\Gamma(v)$  مجموعه‌ی تمام گره‌هایی است که:

$$\{u, v\} \in E \quad 1$$

درجه‌ی گره‌ی  $v$  که آن را با  $\deg(v)$  نشان می‌دهیم، برابر است با:

$$\deg(v) = \sum_{\{u, v\} \in E} W_{u, v} \quad 2$$

که در آن  $W_{u, v}$  وزن یال متصل کننده‌ی گره‌های  $u$  و  $v$  می‌باشد و به صورت یک تابع بر روی  $G = (V, E)$  تعریف می‌شود. گشت، دنباله‌ای از اعضای  $V$  مانند  $(V_1, \dots, V_i)$  است که به ازای هر  $1 \leq i \leq n-1$  داریم:

$$\{\{E V_i, V_{i+1}\}\} \quad 3$$

که در آن  $V_1$  و  $V_i$  به ترتیب گره‌های تشکیل دهنده‌ی گشت می‌باشند. طول گشت، برابر مجموع وزن یال‌های آن است. مسیر، یک گشت است که گره‌های  $V_i$  در آن تکراری نیستند. فاصله‌ی بین دو گره، برابر طول کوتاه‌ترین مسیر بین آن دو گره است. مسیرهای یال مجزا، مسیریایی هستند که هیچ یال مشترکی نداشته باشند. ماتریس مجاورت یک گراف، نمایش ماتریسی تابع وزن یالی است؛ به گونه‌ای که:

$$W_{\{i, j\}} = W_{\{j, i\}} \quad 4$$

برای یک گراف نمونه در شکل ۲-الف ماتریس مجاورت به صورت شکل ۲-ب در می‌آید. برای یک تصویر واقعی نیز نمونه‌ای از ماتریس مجاورت در شکل ۲-ج نشان داده شده است که در این گراف،  $W_{\{i, j\}}$  کوچک با رنگ تیره نمایش داده شده و هر چه  $W_{\{i, j\}}$  بزرگ‌تر شود، پیکسل متناظر با آن در تصویر روشن‌تر می‌شود.

**تبدیل تصویر به گراف:** در کاربردهای گراف در پردازش تصویر، قدم مهم تبدیل تصویر به گراف است. هر گراف تصویر، به این شکل ساخته می‌شود که به ازای هر پیکسل، گره‌ای از گراف در نظر گرفته می‌شود و با توجه به کاربرد مورد نظر یال‌هایی بین برخی پیکسل‌ها برقرار می‌شود. دو ایده‌ی کلی برای نحوه‌ی انتخاب پیکسل‌هایی که بین آن‌ها یالی قرار می‌گیرد، وجود دارد.

روش اول- پیکسل‌های همسایه‌ی پیکسل مورد نظر با یال‌های وزن دار به هر پیکسل متصل می‌شوند و در ساده‌ترین حالت، وزن یال‌ها برابر است با تفاضل روشنایی پیکسل‌های مجاور

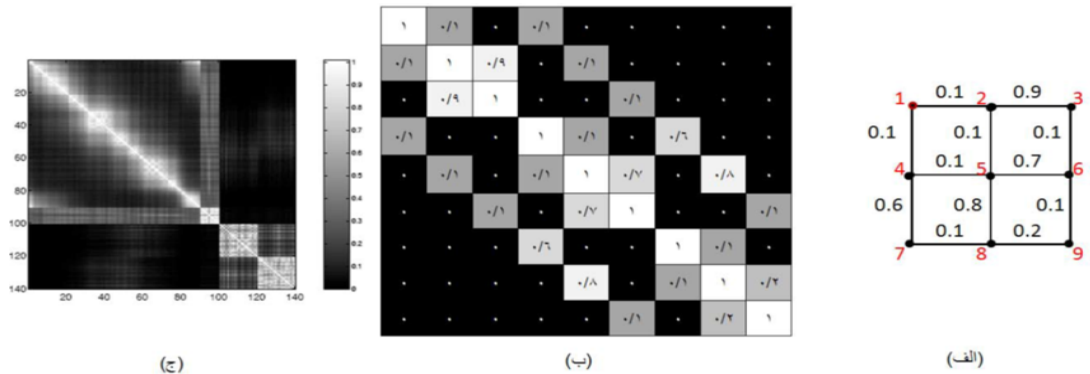
در این مطالعه، با استفاده از روش قطعه قطعه شده‌ی برنامه‌نویسی پویا، تشخیص این تغییرات با دقت بالا انجام شد. علاوه بر این، با انتقال اطلاعات بخش بندی در بین اسکن‌های هر داده‌ی سه بعدی، بخش بندی سه بعدی صورت می‌گیرد. به این منظور، نقطه‌ی ابتدایی لایه‌ی RPE در تعداد محدودی از اسلایدهای OCT توسط کاربر علامت گذاری می‌شوند تا محل دقیق آن توسط کاربر تأکید شود و احتمال تشخیص اشتباه لایه‌های دیگر مانند RNFL از بین برود. سپس، الگوریتم مبتنی بر گراف بر مبنای برنامه‌نویسی پویا در قطعات کم عرض به تصویر اعمال شده، الگوریتمی برای حفظ پیوستگی قطعات مورد استفاده قرار می‌گیرد تا در نهایت، مکان لایه‌ی RPE تخمین زده شود و بالازدگی‌های PED با بهترین دقت ممکن یافت شوند.

### روش‌ها

هدف از انجام این تحقیق، یافتن مکان دقیق مرز RPE و استفاده از آن در مکان‌یابی بالازدگی‌های PED می‌باشد. یکی از روش‌های موفق در این زمینه، استفاده از روش برنامه‌نویسی پویا برای یافتن کوتاه‌ترین مسیر در گراف می‌باشد. این روش، برای مرزهای بدون بریدگی و یک رنگ به خوبی مؤثر است، اما در مکان‌یابی PED به دلیل وجود سایه‌ی رگ‌ها، بریدگی‌های متعددی مشاهده می‌شود. همچنین، به دلیل ذات تصاویر OCT تغییرات رنگی بسیار زیاد است و این روش، نتیجه‌ی مطلوبی ارایه نمی‌دهد. از این رو، مطالعه‌ی حاضر با هدف اعمال روش اصلی به قطعات کوچک‌تر (که احتمال گسستگی و تغییر رنگ کمتری دارند) و نیز با در نظر گرفتن اتصال بین این قطعات و پیشنهاد یک روش تعمیم یافته برای ردیابی مؤثر لایه‌ی RPE به ویژه در بیماری AMD انجام شد.

**داده‌های مورد استفاده:** مجموعه‌ی داده‌های مورد استفاده‌ی Spectral domain -Optical coherence tomography (SD-OCT) در این پژوهش شامل اسکن حجمی بود که از سه پایگاه داده استفاده شد. پایگاه داده‌ی اول، شامل ۳۵ بیمار مبتلا به AMD که شامل ۶۱-۱۹ B-scan در هر بیمار بود. پایگاه داده‌ی دوم، شامل ۱۵ بیمار مبتلا به AMD خشک (Dry) بود. تمام حجم‌های SD-OCT در شیوه‌نامه‌های تأییدیه‌ی اخلاقی در دانشگاه دوک، دانشگاه هاروارد و دانشگاه میشیگان است. پایگاه داده‌ی سوم نیز ۱۰ بیمار مبتلا به AMD بود که شامل تعدادی از داده‌های مورد استفاده در مطالعه‌ی Farsiu و همکاران (۳۱) می‌شد. تمام داده‌ها با استفاده از SD-OCT اسپکتورال (Spectralis) (Heidelberg Engineering Inc., Heidelberg, Germany) به دست آمد. ۲۰ درصد دادگان هر گروه، برای تنظیم متغیرهای همان گروه مورد استفاده قرار گرفت.

**تعاریف مربوط به گراف:** گراف‌ها، ساختارهایی انتزاعی و ساده



شکل ۲- الف) یک گراف نمونه که در آن مقادیر وزن یال‌ها با اعداد مشکی نمایش داده شده است و شماره‌گذاری گره‌ها با رنگ قرمز دیده می‌شود، ب) ماتریس مجاورت برای گراف قسمت الف، ج) نمونه‌ای از ماتریس مجاورت برای یک تصویر واقعی

پیکسل در ستون  $m + 1$  ام در  $k$  امین گره، بر اساس وزن گره‌های انتخاب شده‌ی قبلی محاسبه شود. الگوریتم زیر، روش برنامه‌نویسی پویا را توضیح می‌دهد.

الگوریتم برنامه‌نویسی پویا برای تعیین مرز در تصاویر:

گام ۱: هزینه‌های اولیه  $C(x_k^1)$  تمام گره‌های اولین لایه‌ی گراف را به ازای  $i = 1, \dots, n$  تعیین کن.

گام ۲: هزینه‌ی مسیرهای جزئی  $g^m(i, k)$  به ازای  $m = 1, \dots, M-1$  محاسبه کن.

گام ۳: گام ۴ را برای همه‌ی  $m = 1, \dots, M-1$  ها تکرار کن.

گام ۴: گام ۵ را برای تمام گره‌ها  $k = 1, \dots, n$  در لایه‌ی  $m$  تکرار کن.

گام ۵: مقدار زیر را محاسبه کن:

$$g^m(i, k) = \min_{i=-1,0,1} C(x_{k+i}^m) g^m(i, k) \quad (6)$$

گام ۶: اشاره‌گر را از گره‌ی  $x_k^{m+1}$  به گره‌ی  $x_k^m$  برگردان که در آن گره‌ی بهینه‌ی قبلی را نشان می‌دهد و بهینه بودن به مفهوم داشتن کمترین هزینه می‌باشد.

گام ۷: گره‌ی بهینه‌ی  $x_k^{1*}$  را در آخرین لایه‌ی گراف یعنی  $M$  پیدا کن و مسیر بهینه را با ردیابی مسیر برگشتی از طریق گره‌های بین  $x_k^{m*}$  تا  $x_k^{m+1}$  به دست بیاور.

مکان یک گره‌ی فرضی با هزینه‌ی  $C(x_k^{m+1})$  و همسایه‌های آن در لایه‌ی قبلی گراف (لایه‌ی  $m$ ) در شکل ۳ نشان داده شده است. گره‌های پر رنگ شده در اطراف  $C(x_k^{m+1})$  نشانگر  $i = -1, 0, 1$  در ۶ می‌باشد.

در این پژوهش، پس از فراخوانی داده‌های مربوط به هر بیمار، الگوریتم به هر یک از B-Scan ها اعمال گردید. در ابتدا، تغییرات مربوط به نوع متغیر و جهت تصویر انجام و متغیرهای الگوریتم شامل تعیین عرض قطعات جهت برنامه‌ریزی قطعه قطعه‌ی پویا برای یافتن لایه‌ی مربوط صورت می‌گیرد. مقدار مربوط به متغیر عرض قطعات در ردیابی لایه‌ی RPE، ۵ و در ردیابی لایه‌ی Bruch، ۲ می‌باشد. متغیر بعدی که در ردیابی لایه‌ی Bruch تنظیم می‌شود، عدد مربوط به فیلتر

روش دوم- برداری از خواص بصری برای هر پیکسل محاسبه می‌شود و  $k$  پیکسل متناظر با نزدیک‌ترین بردارها به بردار متناظر یک پیکسل در فضای مورد نظر با یک تابع فاصله به هم وصل می‌شوند.

تابع وزن گراف برای روش اول، اغلب به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$W_{i,j} = e^{-\frac{\|F(i)-F(j)\|^2}{\sigma_f}} \times e^{-\frac{\|X(i)-X(j)\|^2}{\sigma_x}} \times \frac{1}{2} (\text{sign}(\|X(i) - X(j)\| - r) + 1)$$

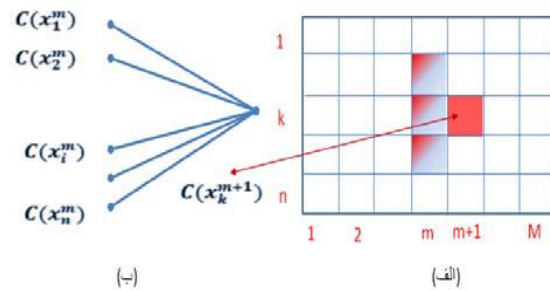
که در آن  $X$  بردار مکانی پیکسل  $\sigma_f$  و  $\sigma_x$  متغیرهای آزاد، شعاع دایره‌ی همسایگی یک پیکسل است. Sign تابعی می‌باشد که به ازای مقادیر منفی درایه ورودی، دارای مقدار  $-1$  و به ازای مقادیر مثبت درایه‌ی ورودی، دارای مقدار  $+1$  می‌باشد.  $F$  برداری است که برای کاربردهای مختلف به صورت شدت روشنایی، بافت یا رنگ تعریف می‌شود.

#### الگوریتم برنامه‌نویسی پویا برای یافتن کوتاه‌ترین مسیر در

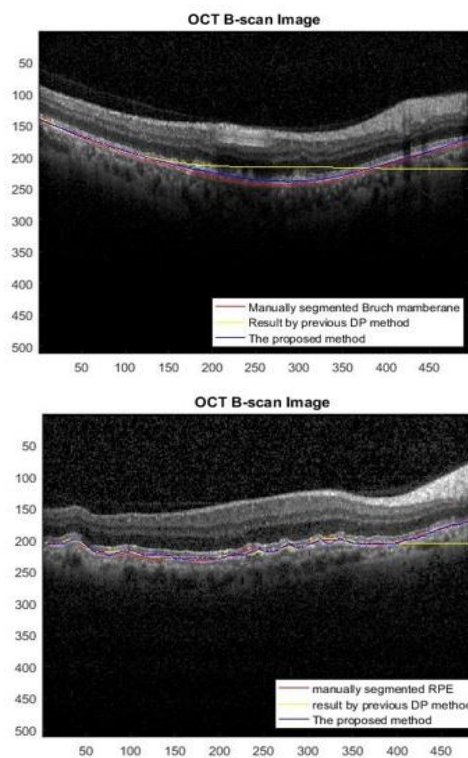
گراف: برنامه‌نویسی پویا، نوعی روش بهینه‌سازی است (۳۲) که در جستجوی بهترین توابعی می‌باشد که در آن‌ها متغیرها به طور هم زمان با هم در ارتباط نیستند. در کاربرد این روش برای ردیابی مرزهای تصویر، هدف یافتن بهترین مسیر (با کمترین هزینه) بین یک پیکسل ممکن برای آغاز و یک پیکسل ممکن برای پایان مسیر می‌باشد. در این روش، یک مرز تیره که بین یک لبه تا لبه‌ی دیگر تصویر کشیده شده باشد (مثلا از ستون ۱ به ستون  $M-1$  در شکل ۳)، مورد جستجو می‌باشد. الگوریتم برنامه‌نویسی پویا، هزینه‌ای را به هر گره اختصاص می‌دهد (برای مثال روشنایی هر پیکسل) و مسیرهای جزئی (Partial) بر اساس هزینه (برای مثال روشنایی) گره‌ی همسایه‌ی بعدی تعیین می‌گردند. الگوریتم برای تمام ستون‌ها (ستون ۱ تا ستون  $M-1$ ) و برای تمام گره‌ها (از ۱ تا  $n$ ) تکرار می‌شود و بهترین مسیر با بهینه‌ترین (کم‌ترین) هزینه از بین سه گره همسایه از ستون همسایه‌ی بعدی ( $i = -1, 0, 1$  در ۶) انتخاب می‌شود. بنابراین، هزینه‌ی تجمعی  $(C(x_k^{m+1}))^3$  می‌تواند برای هر

این قطعات، یک مرز بدون گسستگی و مقاوم به تغییرات روشنایی حاصل می‌شود. نقطه‌ی انتهایی در هر تکه‌ی تصویر، به عنوان نقطه‌ی آغازین تکه‌ی بعدی مورد استفاده قرار می‌گیرد که این داشتن مرز بدون بریدگی و ممتد را امکان‌پذیر می‌سازد. در نهایت، این مرزهای به دست آمده در هر B-scan محاسبه شده یک صفحه با اتصال همه‌ی مرزها تشکیل می‌شود. علاوه بر این، یک صفحه‌ی برون‌یابی شده طوری محاسبه می‌شود که فاصله‌ی صفحات بتواند حجم بالازدگی‌ها را معین نماید. حجم، تعداد و محل بالازدگی‌ها، می‌تواند پزشک را در امر تشخیص و درمان بیماری مساعدت نماید. در شکل ۶، بلوک دیاگرام روش ارائه شده آمده است.

هموارساز نمودار است که برابر ۲۶۰ می‌باشد. این عدد در ردیابی لایه‌ی RPE کاربردی ندارد.



شکل ۳. برنامه‌نویسی پویا (الف) لایه‌های گراف و نام‌گذاری گره‌ها. گره‌های پر رنگ شده نشانگر همسایه‌ها در ستون قبلی می‌باشند. (ب) یک مرحله از محاسبه‌ی وزن‌ها



شکل ۴. در شکل بالا، خروجی روش پیشنهادی با رنگ آبی، روش مبتنی بر گراف با رنگ زرد و بخش‌بندی دستی با رنگ قرمز آمده است.

عدد بعدی، مربوط به حد تغییرات عمودی نقاط ابتدایی و انتهایی قطعات است که برای جلوگیری از تکه تکه شدن مسیر ردیابی شده و متصل نگه داشتن جواب بین قطعات است و برای RPE، ۲۵ و برای Bruch، ۱۵ می‌باشد. این اعداد در تمام داده‌ها یکسان است. نقطه‌ی ابتدایی لایه‌ی RPE برای شروع الگوریتم به صورت دستی وارد می‌شود. الگوریتم مبتنی بر گراف بر مبنای برنامه‌نویسی پویا در قطعات با عرض تعریف شده ردیابی را انجام می‌دهد. ماتریسی متناسب با طول‌ها و عرض‌های لایه‌ی ردیابی شده استخراج و بار دیگر به تصویر اعمال می‌شود. متغیر، بار دیگر برای یافتن غشای Bruch تنظیم شد و تمام این مراحل، بر روی تک تک B-Scan‌ها اعمال می‌شوند. این مرزها در هر B-scan محاسبه شده یک صفحه با اتصال همه‌ی مرزها تشکیل می‌شود.

علاوه بر این، یک صفحه‌ی برون‌یابی شده طوری محاسبه می‌شود که فاصله‌ی صفحات بتواند حجم بالازدگی‌ها را معین نماید. حجم، تعداد و محل بالازدگی‌ها می‌تواند پزشک را در امر تشخیص و درمان بیماری مساعدت نماید. در شکل ۴، تعدادی از تصاویر که در آن‌ها خروجی روش پیشنهادی به همراه روش مبتنی بر گراف (۱۴) و بخش‌بندی دستی برای مقایسه در یک تصویر آمده است. در شکل ۵ نیز بالازدگی RPE در سطح، نمایش داده شده است.

روش برنامه‌نویسی پویا در نسخه‌ی اصلی نسبت به تغییرات روشنایی حساسیت زیادی نشان می‌دهد. یعنی در مکان‌یابی مرزها، تأثیر تغییر شدت روشنایی تصویر که ممکن است ناشی از نحوه‌ی تصویرگیری یا تأثیر رگ‌ها باشد، منجر به خطای زیاد می‌گردد. در این پژوهش، به منظور مقاوم نمودن این روش، رویکرد برنامه‌نویسی پویا در قطعات کوچک تر تصویر اعمال گردید. با در نظر گرفتن اتصال بین

### یافته‌ها

برای بررسی صحت و دقت مکان‌یابی بالازدگی‌ها در لایه‌ی RPE، تعدادی از B-scan‌ها در هر تصویر به صورت دستی علامت‌گذاری شدند و اختلاف آن با لایه‌ی تشخیص داده شده توسط روش پیشنهادی و روش مبتنی بر گراف (۱۴)، بر روی سه مجموعه‌ی داده با تعداد ۳۵، ۱۵ و ۱۰ بیمار محاسبه گردید. در تصاویر مربوط به هر بیمار، این کار بر روی چهار B-scan شامل دو مورد همراه با ضایعه‌ی PED و دو مورد بدون ضایعه‌ی PED در سه سری از داده‌های موجود انجام

### بحث

روش بهبود یافته نسبت به روش برنامه‌نویسی پویا دارای تفاوت‌های زیر می‌باشد:

- ۱- بر روی قطعات محدود تصویر اعمال می‌شود و به این وسیله می‌تواند مشکل تغییرات روشنایی را برطرف نماید.
- ۲- بر خلاف روش برنامه‌نویسی پویا، تمام سطوح تصویر به عنوان نقطه‌ی شروع مورد جستجو قرار نگرفت و فقط بهترین مسیر با شروع از نقطه‌ی آغازین انتخابی یافت می‌شود که این امر، سبب افزایش چشم‌گیر سرعت نیز می‌گردد.
- ۳- نقطه‌ی انتهایی در هر تکه‌ی تصویر، به عنوان نقطه‌ی آغازین تکه‌ی بعدی مورد استفاده قرار می‌گیرد که این داشتن مرز بدون بریدگی و ممتد را امکان‌پذیر می‌سازد.
- ۴- نقطه‌ی ابتدایی B-scan به B-scan بعدی منتقل می‌شود و قبل از شروع الگوریتم در اسکن بعدی، کاربرد می‌تواند در صورت نیاز نقطه‌ی دیگری برای شروع انتخاب کند تا امکان تشخیص لایه‌های دیگر همچون RNFL از بین برود.

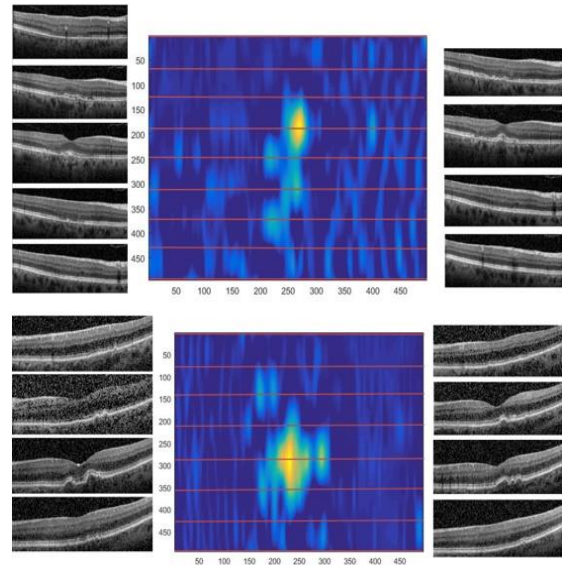
### نتیجه‌گیری

روش پیشنهادی در تصاویر سالم و دارای PED قابل اعتبار است و می‌تواند در امر تشخیص بیماری AMD مؤثر واقع شود. با ایجاد تصاویر رنگی حاصل از تفاضل سطوح RPE و Bruch ایجاد شده برای هر بیمار، پزشک از تعداد و تراکم و موقعیت بالازدگی‌ها آگاه می‌شود. در مطالعات آینده، می‌توان از این تصاویر برای تفکیک افراد سالم از بیمار و همچنین رده‌بندی بیماران از نظر شدت بیماری استفاده کرد.

### تشکر و قدردانی

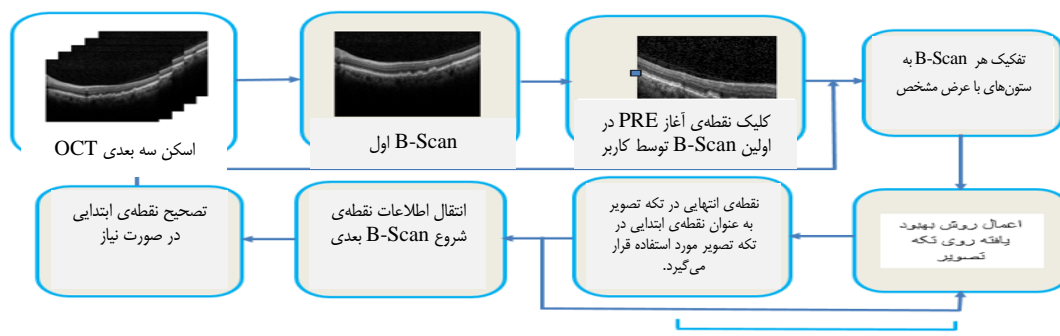
نویسندگان این مقاله بر خود لازم می‌دانند از معاونت پژوهشی دانشگاه علوم پزشکی اصفهان به جهت حمایت از این طرح تحقیقاتی تشکر و قدردانی نمایند. این مقاله حاصل طرح تحقیقاتی به شماره‌ی ۳۹۶۹۱۲ می‌باشد.

شد و اعداد به دست آمده از روش مبتنی بر گراف و روش پیشنهادی، به صورت جداگانه ثبت گردید. در هر مورد خطای با علامت و بدون علامت برای هر دو لایه‌ی RPE و BRUCH به دست آمد. واحد خطای بین مرز اتوماتیک و مرز تعیین شده، بر حسب پیکسل است و تمام نقاط هر مرز در محاسبه‌ی خطا مورد استفاده قرار گرفته‌اند؛ یعنی تعداد نقاط به طور دقیق برابر با عرض تصویر می‌باشد. نتایج این بررسی‌ها در جدول ۲ آمده است.



شکل ۵. نمایش بالازدگی موجود در لایه‌ی Retinal pigment epithelium (RPE) در سطح. در سمت چپ و راست B-scan دارای بالازدگی و B-scan‌های جانبی آن و در وسط خروجی روش به صورت نمودار سطحی حاصل از B-scans دیده می‌شود.

با توجه به انتخاب نقطه‌ی شروع و مسیر بهینه در روش پیشنهادی، میزان میانگین زمان لازم برای ردیابی لایه‌ی RPE نسبت به روش مبتنی بر گراف (۱۴) از ۰/۷۵۷۶ به ۰/۵۴۲۰ و زمان لازم برای ردیابی لایه‌ی Bruch از ۱/۴۵۴۱ به ۱/۴۲۲۰ کاهش یافت.



شکل ۶. بلوک دیاگرام روش ارائه شده

جدول ۲. نتایج حاصل از روش پیشنهادی در مقایسه با روش مبتنی بر گراف (۱۴) در مجموعه‌ی داده‌های مختلف

روش عنوان خطا	روش مبتنی بر گراف RPE		روش پیشنهادی RPE		روش پیشنهادی Bruch		روش عنوان خطا
	خطای بدون علامت	خطای با علامت	خطای بدون علامت	خطای با علامت	خطای بدون علامت	خطای با علامت	
دیتا شماره‌ی ۱ مجموع خطا در اسکن‌های بدون ضایعه PED	۶/۰۳۸۶	۲/۲۸۷۱	۲/۲۰۲۴	۱/۴۷۲۱	۶/۵۰۹۹	۴/۷۴۱۷	۲/۱۰۴۳
مجموع خطا در اسکن‌های با ضایعه PED	۶/۹۱۶۶	۳/۲۸۷۱	۲/۵۷۶۹	۰/۹۳۵۴	۶/۸۲۲۵	۵/۹۸۴۴	۲/۹۷۱۹
مجموع کل خطا دیتا شماره‌ی ۲	۶/۴۸۴۲	۲/۷۹۴۶	۲/۳۹۲۴	۱/۱۹۹۷	۶/۶۷۰۰	۵/۳۷۷۲	۲/۵۴۴۶
مجموع خطا در اسکن‌های بدون ضایعه PED	۲/۸۴۲۴	۱/۵۱۸۰	۱/۸۶۵۹	۱/۲۵۳۴	۲/۱۰۵۷	۱/۷۴۸۴	۱/۴۱۷۴
مجموع خطا در اسکن‌های با ضایعه‌ی PED	۲/۶۹۴۵	۲/۱۷۵۱	۲/۳۷۹۶	۰/۴۲۴۰	۵/۹۷۰۳	۵/۷۸۰۶	۳/۴۷۱۲
مجموع کل خطا دیتا شماره‌ی ۳	۳/۳۳۴۰	۱/۸۹۷۱	۲/۱۶۲۳	۰/۷۷۴۹	۴/۳۳۵۳	۴/۰۷۴۶	۲/۶۰۲۳
مجموع خطا در اسکن‌های بدون ضایعه PED	۲/۸۸۸۰	۰/۶۵۴۳	۲/۲۹۸۲	۰/۲۴۴۲	۲/۳۴۱۳	۰/۲۷۸۳	۲/۵۷۱۶
مجموع خطا در اسکن‌های با ضایعه‌ی PED	۵/۵۰۰۲	۲/۲۳۳۴	۳/۱۷۰۳	۰/۲۵۷۹	۸/۴۹۰۶	۸/۱۳۳۳	۶/۶۶۷۹
مجموع کل خطا	۴/۳۳۹۲	۱/۵۳۱۶	۲/۷۸۲۷	۰/۲۵۱۸	۵/۷۵۷۶	۴/۶۴۲۲	۴/۸۴۷۳

RPE: Retinal pigment epithelium; PED: Persistent epithelial defect

## References

- Wintergerst MWM, Schultz T, Birtel J, Schuster AK, Pfeiffer N, Schmitz-Valckenberg S, et al. Algorithms for the automated analysis of age-related macular degeneration biomarkers on optical coherence tomography: A systematic review. *Transl Vis Sci Technol* 2017; 6(4): 10.
- Chen Z, Li D, Shen H, Mo H, Zeng Z, Wei H. Automated segmentation of fluid regions in optical coherence tomography B-scan images of age-related macular degeneration. *Opt Laser Technol* 2020; 122: 105830.
- Hamwood J, Alonso-Caneiro D, Read SA, Vincent SJ, Collins MJ. Effect of patch size and network architecture on a convolutional neural network approach for automatic segmentation of OCT retinal layers. *Biomed Opt Express* 2018; 9(7): 3049-66.
- Gorgi Zadeh S, Wintergerst MWM, Schultz T. Uncertainty-guided semi-automated editing of CNN-based retinal layer segmentations in optical coherence tomography. *Proceedings of 10<sup>th</sup> the Annual Eurographics Workshop on Visual Computing for Biology and Medicine*; 2018 Sep 20-21; Granada, Spain.
- Gorgi Zadeh S, Wintergerst MWM, Schultz T. Intelligent interaction and uncertainty visualization for efficient drusen and retinal layer segmentation in Optical Coherence Tomography. *Comput Graph* 2019; 83: 51-61.
- Saha S, Nassisi M, Wang M, Lindenberg S, kanagasingam Y, Sadda S, et al. Automated detection and classification of early AMD biomarkers using deep learning. *Sci Rep* 2019; 9(1): 10990.
- Farsiu S, Chiu S, Izatt J, Toth C. Fast detection and segmentation of drusen in retinal optical coherence tomography images - art. No. 68440D. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering* 6844. *Progress in Biomedical Optics and Imaging - Proceedings of SPIE* 2008; 6844.
- Jain N, Farsiu S, Khanifar AA, Bearnly S, Smith RT,



- Izatt JA, et al. Quantitative comparison of drusen segmented on SD-OCT versus drusen delineated on color fundus photographs. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2010; 51(10): 4875-83.
9. Chen Q, de SL, Leng T, Zheng L, Kutzscher L, Rubin DL. Semi-automatic geographic atrophy segmentation for SD-OCT images. *Biomed Opt Express* 2013; 4(12): 2729-50.
  10. Hu Z, Medioni GG, Hernandez M, Hariri A, Wu X, Sadda SR. Segmentation of the geographic atrophy in spectral-domain optical coherence tomography and fundus autofluorescence images. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2013; 54(13): 8375-83.
  11. Chiu SJ, Izatt JA, O'Connell RV, Winter KP, Toth CA, Farsiu S. Validated automatic segmentation of AMD pathology including drusen and geographic atrophy in SD-OCT images. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2012; 53(1): 53-61.
  12. Ahlers C, Simader C, Geitzenauer W, Stock G, Stetson P, Dastmalchi S, et al. Automatic segmentation in three-dimensional analysis of fibrovascular pigmentepithelial detachment using high-definition optical coherence tomography. *Br J Ophthalmol* 2008; 92(2): 197-203.
  13. Penha FM, Rosenfeld PJ, Gregori G, Falcao M, Yehoshua Z, Wang F, et al. Quantitative imaging of retinal pigment epithelial detachments using spectral-domain optical coherence tomography. *Am J Ophthalmol* 2012; 153(3): 515-23.
  14. Kafieh R, Rabbani H, Abramoff MD, Sonka M. Curvature correction of retinal OCTs using graph-based geometry detection. *Phys Med Biol* 2013; 58(9): 2925-38.
  15. Ho J, Adhi M, Baurnal C, Liu J, Fujimoto JG, Duker JS, et al. Agreement and reproducibility of retinal pigment epithelial detachment volumetric measurements through optical coherence tomography. *Retina* 2015; 35(3): 467-72.
  16. Li K, Wu X, Chen DZ, Sonka M. Optimal surface segmentation in volumetric images--a graph-theoretic approach. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 2006; 28(1): 119-34.
  17. Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein I. Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 1973; SMC-3(6): 610-21.
  18. Xiayu X, Kyungmoo L, Li Z, Sonka M, Abramoff MD. Stratified Sampling Voxel Classification for Segmentation of Intraretinal and Subretinal Fluid in Longitudinal Clinical OCT Data. *IEEE Trans Med Imaging* 2015; 34(7): 1616-23.
  19. Dolejsi M, Abramoff MD, Sonka M, Kybic J. Semi-automated segmentation of symptomatic exudate-associated derangements (SEADs) in 3D OCT using layer segmentation. *Analysis of Biomedical* 2010; 147.32.84.2.
  20. Liu YY, Ishikawa H, Chen M, Wollstein G, Duker JS, Fujimoto JG, et al. Computerized macular pathology diagnosis in spectral domain optical coherence tomography scans based on multiscale texture and shape features. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2011; 52(11): 8316-22.
  21. Sun Z, Chen H, Shi F, Wang L, Zhu W, Xiang D, et al. An automated framework for 3D serous pigment epithelium detachment segmentation in SD-OCT images. *Sci Rep* 2016; 6: 21739.
  22. Ding W, Young M, Bourgault S, Lee S, Albani DA, Kirker AW, et al. Automatic detection of subretinal fluid and sub-retinal pigment epithelium fluid in optical coherence tomography images. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc* 2013; 2013: 7388-91.
  23. Blair L, Morbey ML. Arts and Learning Research, 1992-1993. The Journal of the Arts and Learning Special Interest Group of the American Educational Research Association (San Francisco, California, April 1992; Atlanta, Georgia, April 1993). *Arts and Learning Research*. 1993; 10(1): 1992-3.
  24. Serrano-Aguilar P, Abreu R, Anton-Canalis L, Guerra-Artal C, Ramallo-Farina Y, Gomez-Ulla F, et al. Development and validation of a computer-aided diagnostic tool to screen for age-related macular degeneration by optical coherence tomography. *Br J Ophthalmol* 2012; 96(4): 503-7.
  25. Lee SY, Stetson PF, Ruiz-Garcia H, Heussen FM, Sadda SR. Automated characterization of pigment epithelial detachment by optical coherence tomography. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2012; 53(1): 164-70.
  26. Hartigan JA. Statistical theory in clustering. *J Classif* 1985; 2(1): 63-76.
  27. Kanagasalingam Y, Bhuiyan A, Abramoff MD, Smith RT, Goldschmidt L, Wong TY. Progress on retinal image analysis for age related macular degeneration. *Prog Retin Eye Res* 2014; 38: 20-42.
  28. Wilkins GR, Houghton OM, Oldenburg AL. Automated segmentation of intraretinal cystoid fluid in optical coherence tomography. *IEEE Trans Biomed Eng* 2012; 59(4): 1109-14.
  29. Niemeijer M, Lee K, Chen X, Zhang L, Sonka M, Abramoff MD. Automated Estimation of Fluid Volume in 3D OCT Scans of Patients with CNV Due to AMD. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2012; 53(14): 4074.
  30. Schmidt-Erfurth U, Bogunovic H, Sadeghipour A, Schlegl T, Langs G, Gerendas BS, et al. Machine Learning to Analyze the Prognostic Value of Current Imaging Biomarkers in Neovascular Age-Related Macular Degeneration. *Ophthalmol Retina* 2018; 2(1): 24-30.
  31. Farsiu S, Chiu SJ, O'Connell RV, Folgar FA, Yuan E, Izatt JA, et al. Quantitative classification of eyes with and without intermediate age-related macular degeneration using optical coherence tomography. *Ophthalmology* 2014; 121(1): 162-72.
  32. Bellman R, Dreyfus SE. *Applied Dynamic Programming*. Princeton, NJ: Princeton University Press; 1962.

## The Improvement of Extraction Retinal Pigment Epithelium (RPE) Layer in Optical Coherence Tomography (OCT) Images by Using Piecewise Dynamic Programming Method in Patients with Persistent Epithelial Defect (PED)

Alireza Haghani<sup>1</sup>, Rahele Kafieh<sup>2</sup>, Mohammadreza Akhlaghi<sup>3</sup>

### Original Article

#### Abstract

**Background:** Age-related macular degeneration (AMD) is one of the disorders in the retina that causes central vision disorders. Optical coherence tomography (OCT) images are used to diagnose this disease, and given the changes in the disease caused by elevations in the retinal pigment epithelium (RPE) layer of the retina, the complication is diagnosed.

**Methods:** In the proposed method, the starting point of the RPE layer was labeled by the user on a limited number of OCT slides to eliminate the possibility of mistaking other layers such as the retinal nerve fiber layer (RNFL). The graph-based algorithm was then applied to the image in low width parts; an algorithm was used to maintain the continuity of the parts to eventually estimate the location of the RPE layer. With a similar algorithm, the bruch layer was also located at each scan, and by estimating the distance of the two layers, PED elevations were identified.

**Findings:** The proposed method was evaluated on three datasets with 35, 15, and 10 patients. Compared to the graph-based method in the first, second, and third datasets, respectively, the unsigned error in the RPE layer improved from 4.3392 to 2.7827, 3.3340 to 2.1623, and 6.4842 to 2.3924 pixels, and the bruch layer improved from 5.7576 to 4.8473, 4.3353 to 2.6023, and 6.67 to 2.5446 pixels, respectively.

**Conclusion:** The proposed method is valid in PED images, and can be effective in diagnosing AMD.

**Keywords:** Retinal pigment epithelium; Optical coherence tomography; Age-related macular degeneration; Retinal pigment epithelial detachment

**Citation:** Haghani A, Kafieh R, Akhlaghi M. **The Improvement of Extraction Retinal Pigment Epithelium (RPE) Layer in Optical Coherence Tomography (OCT) Images by Using Piecewise Dynamic Programming Method in Patients with Persistent Epithelial Defect (PED).** J Isfahan Med Sch 2021; 39(637): 594-603.

1- MSc Student, Department of Bioelectric, School of Advanced Technologies in Medical Sciences, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

2- Assistant Professor, Department of Bioelectric, School of Advanced Technologies in Medical Sciences, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

3- Professor, Department of Ophthalmology, School of Medicine, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

**Corresponding Author:** Rahele Kafieh, Assistant Professor, Department of Bioelectric, School of Advanced Technologies in Medical Sciences, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran; Email: rkafieh@gmail.com