

ایجاد تصاویر پروجکشن از ۱۱ لایه‌ی شبکه‌ی و ترکیب آن‌ها با استفاده از عملگرهای آماری برای به دست آوردن تصویری با کنتراست مناسب از عمق شبکه‌ی

جلیل جلیلی^۱، دکتر حسین ربانی^۲، دکتر علیرضا مهری دهنوی^۳، دکتر محمدرضا اخلاقی^۳

مقاله پژوهشی

چکیده

مقدمه: OCT (Optical coherence tomography) یک مدالیته‌ی مهم و شناخته‌شده برای ارزیابی و تشخیص غیر تهاجمی بیماری‌های چشم مانند زوال چشمی وابسته به سن (Age related macular degeneration یا AMD)، DME (Diabetic macular edema) و گلوکوما می‌باشد. OCT حوزه‌ی طیف (Spectral domain optical coherence tomography یا SD-OCT) حجم‌های سه بعدی از شبکه‌ی را ایجاد می‌کند که در شرایط بالینی بسیار مفید هستند. در همین راستا ایجاد تصاویر پروجکشن منحصر به هر لایه‌ی شبکه‌ی علاوه بر ارائه‌ی اطلاعات مربوط به اجزای شبکه‌ی در هر لایه‌ی آن، می‌تواند میزان آسیب‌پذیری هر لایه را در اثر بروز یک بیماری خاص به صورت مجزا به تصویر کشد.

روش‌ها: در این مطالعه در اولین گام با ترکیب میزان روشنایی واکسل‌های (Voxels) بین هر دو مرز متوالی با استفاده از عملگرهای آماری متفاوت از جمله میانگین، میانه، بیشینه و کمینه، تصویر پروجکشن مرتبط با هر یک از ۱۱ لایه‌ی شبکه‌ی ایجاد شد. سپس تصاویر پروجکشن لایه‌های شبکه‌ی با استفاده از عملگرهای آماری با یکدیگر ترکیب گردیدند تا تصویری به دست آمد که علاوه بر رفع Noise، دارای وضوح بهتری از اطلاعات برجسته‌ی شبکه‌ی در محور X-Y بود.

یافته‌ها: تصاویر پروجکشن مرتبط با هر لایه‌ی شبکه‌ی با استفاده از روش‌های متفاوت آماری به دست آمدند. هر کدام از این روش‌ها در لایه‌های خاصی تصاویر بهتری را نسبت به سایر روش‌ها ایجاد کردند که در گام‌های بعدی کار مورد استفاده قرار گرفتند. ترکیب لایه‌ها با یکدیگر نیز اطلاعات مناسبی از عمق شبکه‌ی را در بخش‌های متفاوت آن ارائه کرد. بهبود وضوح تصاویر مرتبط لایه‌ها در تصویر ترکیب‌شده و ایجاد مختصات کامل‌تری از وجود رگ‌ها، از ویژگی‌های مهم این تصویر بود.

نتیجه‌گیری: از تصویر پروجکشن به دست آمده می‌توان در استخراج ویژگی‌های مهم شبکه‌ی از جمله استخراج رگ‌ها، محدوده و مرکز ناحیه‌ی ماکولا بهره گرفت. همچنین ممکن است استفاده از تبدیلات چند مقیاسی جدید مانند تبدیل کرولت به نتایج بهتری برای تصویر ترکیب‌شده‌ی نهایی بیانجامد.

واژگان کلیدی: تصویربرداری هم‌دوست نوری، تصویر پروجکشن، ترکیب تصاویر

ارجاع: جلیلی جلیلی، ربانی حسین، مهری دهنوی علیرضا، اخلاقی محمدرضا. ایجاد تصاویر پروجکشن از ۱۱ لایه‌ی شبکه‌ی و ترکیب آن‌ها با استفاده از عملگرهای آماری برای به دست آوردن تصویری با کنتراست مناسب از عمق شبکه‌ی. مجله دانشکده پزشکی اصفهان

۱۳۹۲؛ ۳۱ (۲۵۵): ۱۶۰۷-۱۵۹۸

* این مقاله حاصل پایان‌نامه‌ی دوره‌ی کارشناسی ارشد به شماره‌ی ۳۹۱۴۵۰ در دانشگاه علوم پزشکی اصفهان است.

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی پزشکی و کمیته‌ی تحقیقات دانشجویی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

۲- دانشیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی فناوری‌های نوین، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

۳- دانشیار، گروه چشم‌پزشکی، دانشکده‌ی فناوری پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

Email: h_rabbani@med.mui.ac.ir

نویسنده‌ی مسؤو: دکتر حسین ربانی

مقدمه

داده‌های سه بعدی ایجادشده توسط OCT حوزه طیف (Spectral domain optical coherence tomography یا SD-OCT) امکان بازسازی و ایجاد تصاویر شبکه را در ۳ محور متفاوت $X-Z$ ، $X-Y$ و $Y-Z$ در عمق‌های مختلف ایجاد می‌کند. همین قابلیت‌ها باعث تحقیقات روزافزون بر روی این داده‌های سه بعدی بوده است. اطلاعات شبکه با ویژگی‌های خاصی در طول، عرض و عمق این داده‌ها قرار دارند (۱). امروزه در بسیاری از تحقیقات، پردازش‌های اتوماتیک به صورت سه بعدی بر روی این داده‌ها صورت می‌گیرد و نتایج خوبی گزارش شده‌اند. علاوه بر این، این شیوه قابلیت بسیار بالایی در ارزیابی و تشخیص بیماری‌ها از خود نشان داده است. هر بیماری تغییراتی را در شبکه ایجاد می‌کند که این تغییرات ممکن است باعث از دست رفتن برخی از لایه‌های خاص عمق شبکه شود. در اثر بیماری ممکن است توزیع رگ‌زایی‌های اضافه در شبکه زیاد شده باشد و یا محدوده‌ی دیسک اپتیک و یا موکولا کوچک یا بزرگ‌تر شده باشد. تمام این تغییرات را می‌توان در داده‌های ۳ بعدی حاصل از SD-OCT بررسی و ارزیابی کرد (۲-۳). از جمله کارهای مهم شناخته‌شده در حوزه OCT، بخش‌بندی لایه‌های شبکه به صورت دو بعدی و سه بعدی، استخراج ویژگی‌های مطلوب شبکه از جمله ماکولا و دیسک اپتیک و استخراج ساختار و نقشه‌ی توزیع رگ‌ها می‌باشند (۴-۶). در مورد استخراج ویژگی‌های شبکه، امروزه بسیاری از روش‌ها از ترکیب هم‌زمان اطلاعات شبکه و در محورهای مختلف خود استفاده می‌کنند. به عنوان مثال آن‌ها از اطلاعات مطلوب در محورهای $X-Z$ ،

عرض دیسک اپتیک را جدا می‌کنند و بر تصاویر پروجکشن حاصل از داده‌ها اعمال می‌کنند. در حال حاضر، مقالاتی که استخراج ویژگی‌های مهم شبکه از جمله رگ‌ها را از تصاویر پروجکشن حاصل از OCT پیگیری می‌کنند، تصاویر پروجکشن خود را از اعمال روش‌های ساده‌ی آماری از جمله میانگین و واریانس بر روی سراسر داده‌های سه بعدی OCT به دست می‌آورند؛ به این معنی که با میانگین‌گیری در کل لایه‌های مرتبط با عمق شبکه، تصویر پروجکشن را به دست می‌آورند (۵). این روش اگر چه مناسب، ساده و از لحاظ زمانی سریع است اما در به همراه داشتن اطلاعات دقیق عمق شبکه، نقص‌های اجتناب‌ناپذیری دارد. به عنوان مثال شاخه‌هایی از رگ‌ها که دارای ضخامت بسیار پایینی هستند و تنها در لایه‌هایی خاص و محدود از شبکه قابل مشاهده هستند اطلاعات و وضوح خود را در تصویر نهایی این میانگین‌گیری سراسری از دست می‌دهند و یا به کلی حذف می‌شوند. از طرفی دلیل آناتومیکی محکمی وجود دارد که توزیع رگ‌ها در لایه‌های اولیه‌ی OCT به صورت پیکسل‌های روشن و در لایه‌های آخری به صورت پیکسل‌های تاریک می‌باشد (۲)، بنابراین با میانگین‌گیری سراسری از عمق، این اطلاعات مفید رگ‌ها، یکدیگر را خشی می‌کنند. ما در تحقیق پیش رو، ابتدا تصاویر مرتبط از هر لایه را به دست آوردیم، سپس لایه‌های با اطلاعات بهتر را به گونه‌ای ترکیب کردیم تا تصاویر بهتری از لحاظ وضوح، کنتراست و ارائه‌ی اطلاعات حاصل شود.

روش‌ها

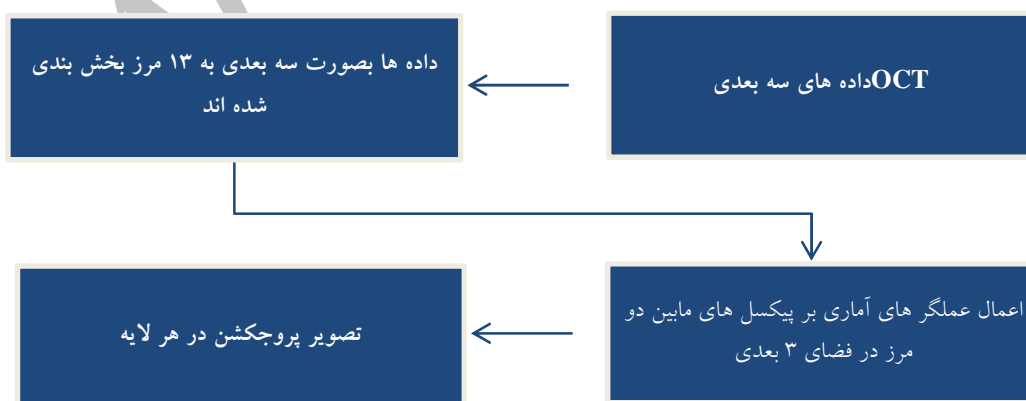
روش پیشنهادشده‌ی این تحقیق بر روی داده‌های

شماتیک کلی ایجاد تصویر پروجکشن یک لایه از شبکه و شکل ۲ مفهوم کلی چگونگی ایجاد تصویر یک لایه با استفاده از میانگین‌گیری در فضای مابین دو مرز را نمایش می‌دهد.

ویژگی مهم تشریحی شبکه

هر OCT سه بعدی شبکه از اسکن‌های مقطعی - عرضی که به آن‌ها اسکن‌های B یا اسکن‌های متقاطع نیز می‌گویند، تشکیل شده است. چنین مجموعه‌های اطلاعاتی حاوی یک قطعه از شبکه می‌باشند که بیانگر جزئیات ساختارهای داخلی است. همچنین هر اسکن B از اسکن‌های یک بعدی متوالی در جهت Z تشکیل شده است که به آن‌ها، اسکن‌های A یا اسکن‌های آکسیال می‌گویند. وجود یک رگ خونی در ساختار شبکه باعث ایجاد شاخص‌های متفاوت در برش عرضی اسکن B می‌شود، یک سایه بر روی بخش‌های خارجی شبکه ظاهر می‌شود و یک ضخیم‌شدگی در لایه‌ی فیبر عصبی شبکه (RNFL یا Retinal nerve fiber layer) ایجاد می‌گردد. این ضخیم‌شدگی در لایه‌ی فیبر عصبی شبکه، خود را با ایجاد تصاویر پروجکشن که رگ‌ها در آن با

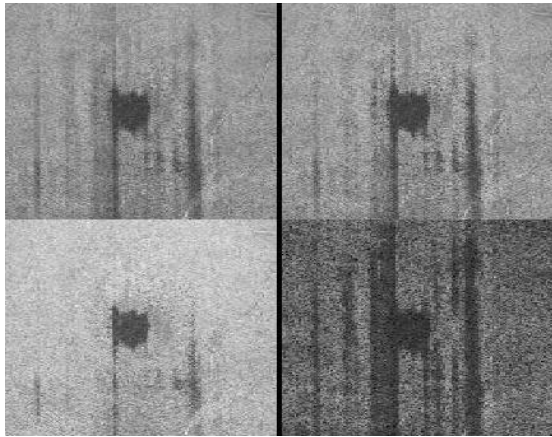
۳ بعدی ماکولا که از سیستم تصویربرداری 3D OCT - 1000 تاپکن ژاپن در بیمارستان فیض اصفهان به دست آمده بود، اعمال شد. اندازه‌ی این داده‌ها $128 \times 512 \times 650$ واکسل و رزولوشن مکانی $7 \times 125/3 \times 125$ میلی‌متر بود. در تحقیقات قبلی صورت‌گرفته در مرکز پردازش سیگنال و تصاویر پزشکی دانشگاه علوم پزشکی اصفهان این داده‌های سه بعدی به ۱۲ مرز متفاوت برای جداسازی ۱۱ لایه‌ی شبکه از هم بخش‌بندی شدند؛ بدین ترتیب که هر مرز به صورت یک صفحه در فضای ۳ بعدی مشخص شد و فضای مابین هر دو صفحه بیانگر اطلاعات مربوط به یک لایه بود. در اولین گام در اجرای طرح از ترکیب سطوح و واکس‌های بین هر دو مرز متوالی به تصویر مرتبط با یک لایه‌ی شبکه دست پیدا شد. برای ترکیب سطوح ما بین دو مرز، روش‌های متعددی وجود دارد (۸-۷)، از جمله روش‌های میانگین‌گیری، بیشترین مقدار و کمترین مقدار که به ترتیب میانگین، بیشترین و کمترین مقدار هر ستون از فضای سه بعدی، بین دو مرز، مقدار پیکسل در تصویر ۲ بعدی خروجی را تعیین می‌کنند. شکل ۱



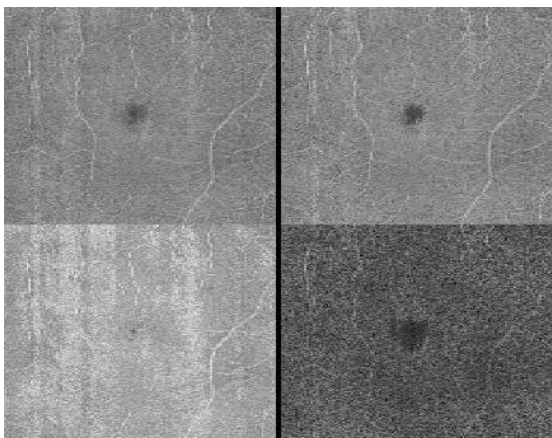
OCT: Optical coherence tomography

شکل ۱. شماتیک کلی ایجاد تصویر پروجکشن یک لایه از شبکه

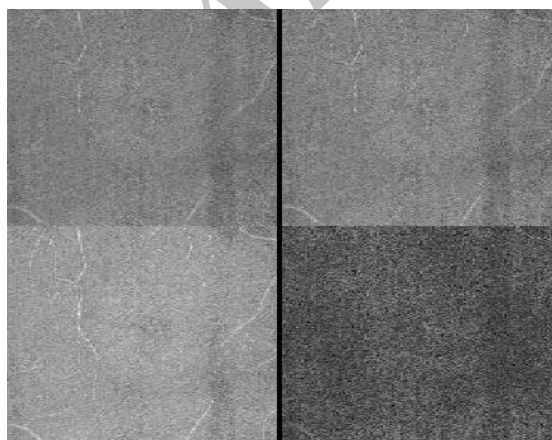
به ترتیب از چپ به راست و بالا به پایین نتایج حاصل از اعمال میانگین، میانه، بیشینه مقدار و کمینه مقدار می باشد.



شکل ۳. تصویر پروجکشن از لایه اول از روش های آماری متفاوت

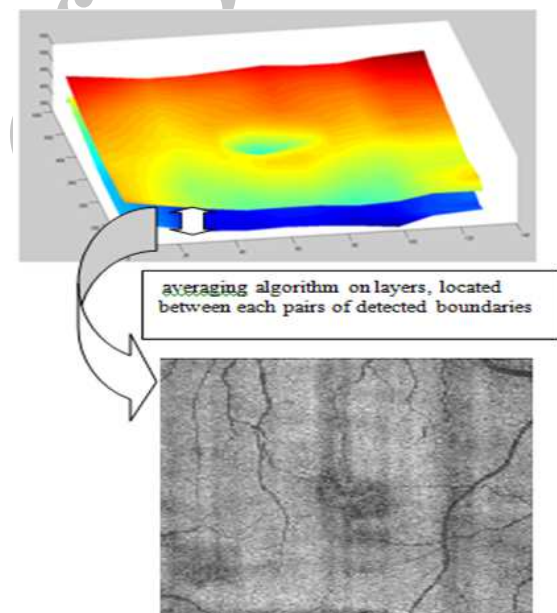


شکل ۴. تصویر پروجکشن از لایه دوم از روش های آماری متفاوت



شکل ۵. تصویر پروجکشن از لایه سوم از روش های آماری متفاوت

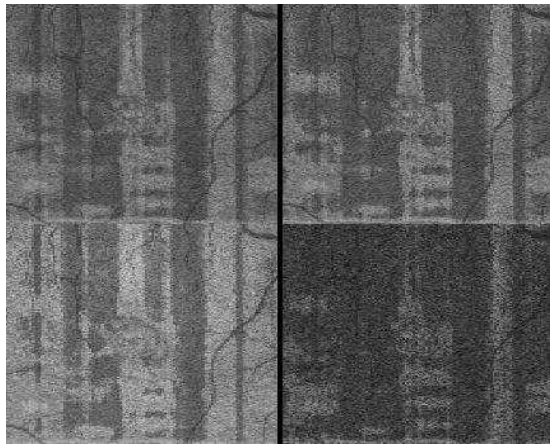
پیکسل های روشن می باشند، برای لایه های اولیه (به عنوان مثال لایه های ۲ و ۳) آشکار می کند. در عوض در لایه های آخری که سایه های رگ ها در آن وجود دارد، رگ ها با پیکسل های تاریک مشخص می شوند. این یکی از ملاحظات مهم بر حسب خواص آناتومیکی شبکه است که باید در بحث ترکیب لایه ها به آن توجه شود. در ساده ترین بیان، مکمل تصویر پروجکشن لایه های اولیه در ترکیب تصاویر شرکت داده شود تا اثرات متفاوت شدت ها یکدیگر را خنثی نکنند. این بحث از دید آناتومیکی تنها در تحقیقات Hood و همکاران انجام شده است (۹، ۲).



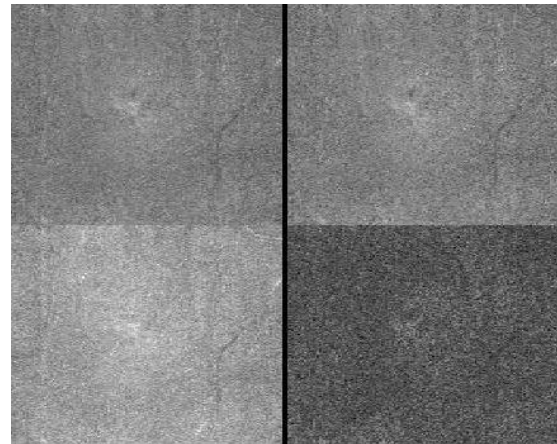
شکل ۲. ایجاد یک تصویر پروجکشن نمونه با میانگین گیری از پیکسل های بین دو مرز

یافته ها

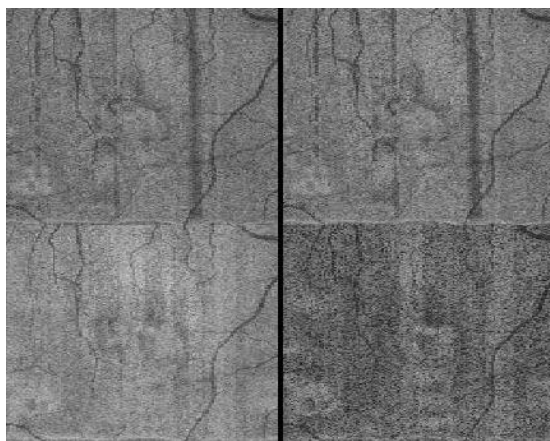
تصاویر حاصل از اعمال روش های آماری بر واکسل های ما بین دو مرز در شکل های ۳ تا ۱۳ گزارش شده است. این اشکال نتایج را برای ۱۱ لایه ی شبکه نمایش می دهند. این نتایج برای هر لایه،



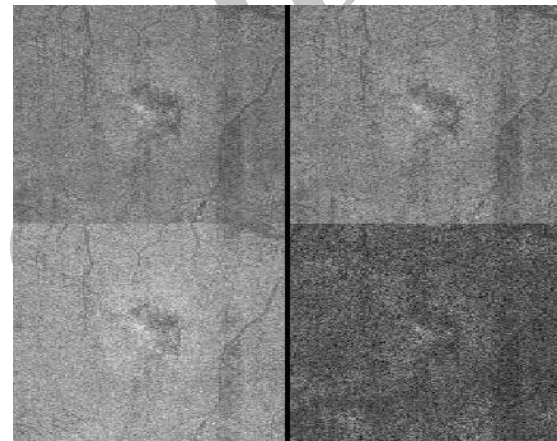
شکل ۹. تصویر پروجکشن از لایه‌ی هفتم از روش‌های آماری
متفاوت



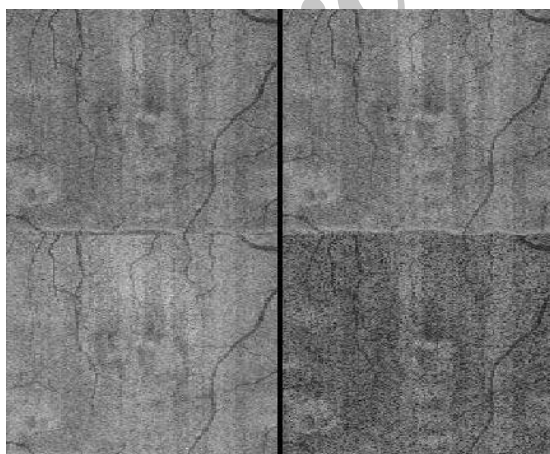
شکل ۶. تصویر پروجکشن از لایه‌ی چهارم از روش‌های آماری
متفاوت



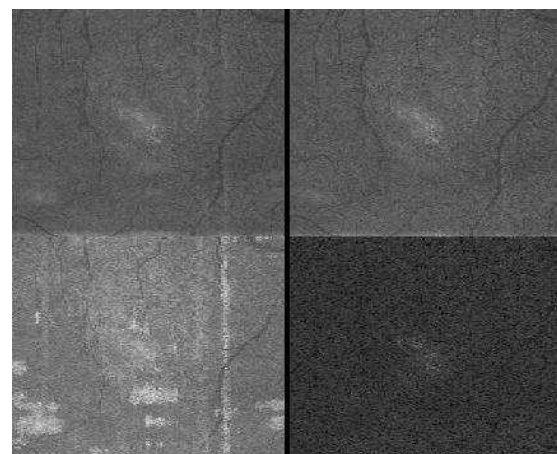
شکل ۱۰. تصویر پروجکشن از لایه‌ی هشتم از روش‌های آماری
متفاوت



شکل ۷. تصویر پروجکشن از لایه‌ی پنجم از روش‌های آماری
متفاوت

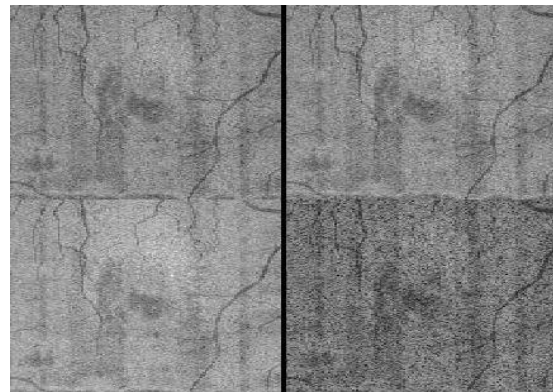


شکل ۱۱. تصویر پروجکشن از لایه‌ی نهم از روش‌های آماری
متفاوت



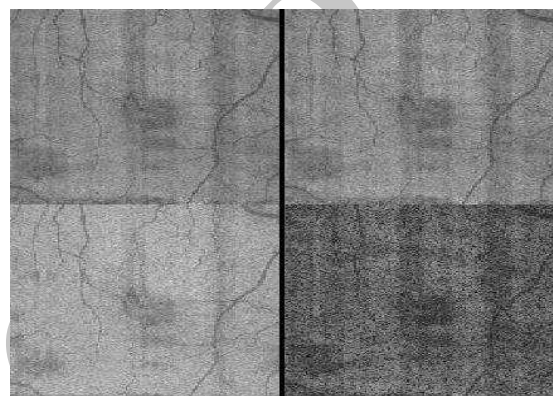
شکل ۸. تصویر پروجکشن از لایه‌ی ششم از روش‌های آماری
متفاوت

ایجاد تصویر پروجکشن از لایه‌های با اطلاعات مهم و ترکیب ۶ لایه‌ی آخر شبکه با روش‌های آماری در برگیرنده‌ی محتوای اصلی لایه‌هایی است که سایه‌ی رگ‌ها در آن‌ها موجود بودند. در شکل ۱۴ تصویر پروجکشن حاصل از ترکیب ۶ لایه‌ی آخر شبکه با استفاده از روش‌های مختلف آماری به دست آمده است.



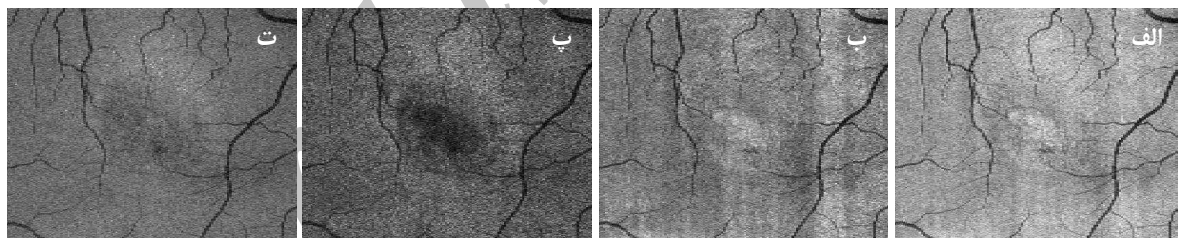
شکل ۱۲. تصویر پروجکشن از لایه‌ی دهم از روش‌های آماری متفاوت

ایجاد تصویر پروجکشن از لایه‌های با اطلاعات مهم و ترکیب لایه‌های ابتدایی شبکه و آن‌هایی که رگ‌ها را به صورت نقاط روشن در خود دارند، از دیگر روش‌های به کار برده شده در این مطالعه بود. شکل ۱۵ تصویر پروجکشن حاصل از ترکیب لایه‌های ۲ و ۳ را نشان می‌دهد. در شکل ۱۶ تصویر پروجکشن به دست آمده از میانگین لایه‌های ۲ و ۳ با هر کدام از لایه‌های ۲ و ۳ مقایسه شده است.



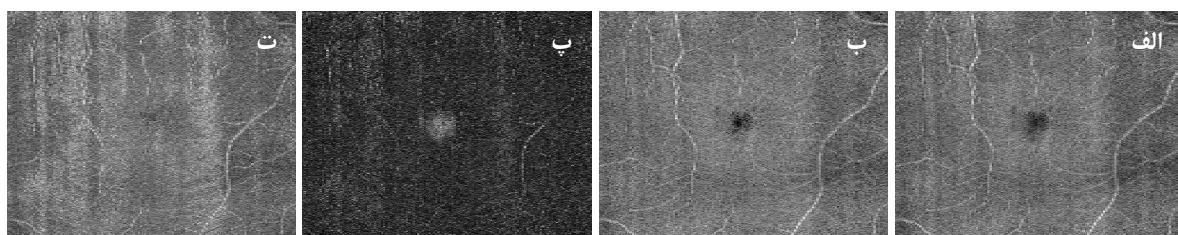
شکل ۱۳. تصویر پروجکشن از لایه‌ی یازدهم از روش‌های آماری متفاوت

شکل ۱۷ نمونه‌ای از تصاویر پروجکشن لایه‌ی دوم است که می‌تواند برای استخراج ماکولا مناسب باشد.



شکل ۱۴. تصویر پروجکشن حاصل از ترکیب ۶ لایه‌ی آخر شبکه با استفاده از روش‌های آماری،

(الف): میانگین‌گیری؛ (ب): میانه؛ (پ): بیشینه‌ی مقدار؛ (ت): واریانس



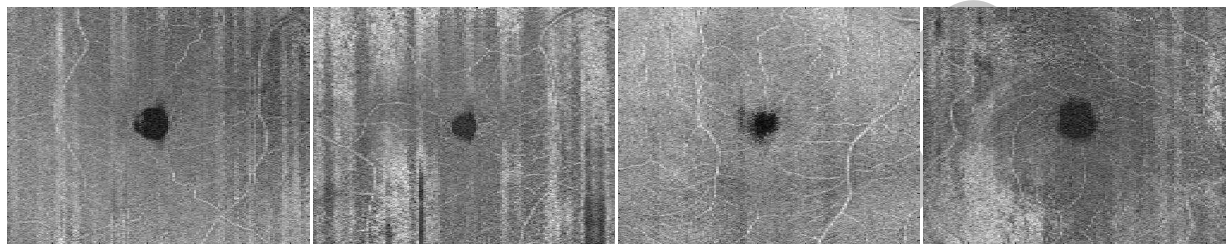
شکل ۱۵. تصویر پروجکشن از لایه‌های ۲ و ۳

(الف): میانگین‌گیری؛ (ب): میانه؛ (پ): بیشینه‌ی مقدار؛ (ت): واریانس



شکل ۱۶. مقایسه‌ی پروجکشن به دست آمده از میانگین لایه‌های ۲ و ۳ با هر کدام از لایه‌ها

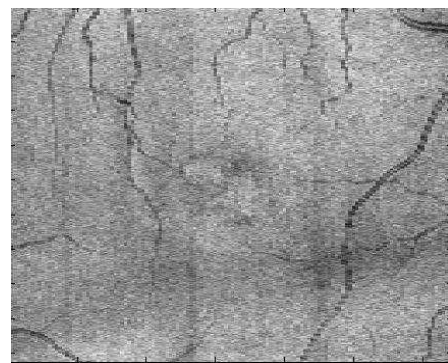
(الف): لایه‌ی دوم؛ (ب): لایه‌ی سوم؛ (پ): میانگین دو لایه‌ی ۲ و ۳



شکل ۱۷. نمونه‌ای از تصاویر پروجکشن از لایه‌ی دوم که می‌توان برای استخراج ماکولا استفاده کرد

عملگرها مانند کمینه و واریانس نتایج خوبی نداشتند. در مورد خود لایه‌های به دست آمده نیز نکات مهمی وجود دارد. هر یک از روش‌ها در به دست آوردن برخی از لایه‌ها بهتر و مؤثرتر بودند. به عنوان مثال میانگین برای لایه‌ی ۲ و ۶ بهتر از بیشینه و یا بیشینه برای لایه‌ی ۳ بهتر از میانگین بود. برخی از لایه‌ها اطلاعات بیشتری از اجزای داخلی شبکه را در خود داشتند. (به عنوان مثال لایه‌های ۲، ۶ و ۱۱). برخی لایه‌ها اطلاعات منحصر به فردی از اجزای داخلی شبکه را برای ترکیب تصاویر در خود ندارند. (مانند لایه‌های ۴، ۵ و ۷). به دلیل وجود تفاوت اساسی در تعریف برخی از روش‌ها مانند روش میانگین و روش بیشینه، این روش‌ها، جزئیات و اطلاعات متفاوتی از هر لایه را آشکار می‌کنند (۱۰). با توجه به جنس داده‌ها و یا وجود ناهنجاری‌هایی که ممکن است در اثر بیماری یا سایر عوامل در عمق شبکه ایجاد شود،

شکل ۱۸ تصویر حاصل از اعمال میانگین سراسری بر کل داده‌ها را که در حال حاضر انجام می‌گیرد، به تصویر کشیده است.



شکل ۱۸. تصویر حاصل از اعمال میانگین سراسری

بحث

نتایج نشان داد که ایجاد تصاویر پروجکشن از هر لایه‌ی شبکه، برای برخی از عملگرها مانند میانگین و بیشینه خوب بود و در مورد برخی از

محدودیت‌های گام اول محسوب می‌شود. نکته‌ی دیگری که برای برداشتن گام اول قابل بحث است، وجود نتایج بسیار نزدیک در استفاده از دو روش آماری میانگین و میانه در این پژوهش است. به نظر می‌رسد نزدیکی نتایج در این عملگرها بدین دلیل است که مقادیر شدت در یک لایه از شبکه بسیار به یکدیگر نزدیک هستند (چون از لحاظ آناتومیک جنس یکسانی دارند). علاوه بر این عمق اکثر لایه‌ها به خصوص لایه‌های آخر شبکه بسیار کم می‌باشد. با این حال، در بحث‌های ترکیبی، اطلاعات هر دو روش مد نظر قرار گرفت، چرا که تفاوت‌های جزئی در نتایج لحاظ شود و با توجه به موقعیت آناتومیک شبکه (عمق کم و نزدیکی شدت‌ها در یک لایه به لحاظ جنس یکسان)، اطلاعات این دو روش به مقادیر مورد اطمینان نزدیک‌تر باشد. با در نظر گرفتن این دو روش در ترکیب نهایی، سهم این روش‌ها در اطلاعات خروجی برجسته‌تر شد.

در مورد ترکیب تصاویر پروجکشن بحث به گونه‌ای دیگر است. با این که با این روش بهبود قابل ملاحظه‌ای در نتایج میانگین‌گیری سراسری ایجاد شد، اما به نظر می‌رسد بتوان با به کارگیری روش‌های قدرتمندتر در بحث ترکیب تصاویر از جمله تبدیلات Multiresolution به نتایج بسیار بهتر و اطلاعات بیشتر دست یافت، چرا که این تبدیلات قابلیت‌های زیادی را در بحث ترکیب تصاویر از خود نشان داده‌اند (۱۳-۱۵).

نتیجه‌گیری

پیش‌بینی می‌شود که از ایجاد تصاویر پروجکشن مربوط به هر لایه‌ی شبکه بتوان در طرح‌هایی دیگر

هر کدام از روش‌ها تفاسیر متفاوتی را نشان می‌دهند که در برخی از موارد بسیار مطلوب است. شکل ۱۷ نشان داد که تصاویر به دست آمده از لایه‌ی ۲ و یا میانگین دو لایه‌ی اول در داده‌های متفاوت نشان داد که این لایه‌ها، از لحاظ مشخصات تشریحی، تصاویر خوبی برای استخراج ماکولا هستند، چرا که لایه‌های ابتدایی در مرزهای ماکولا از دو طرف محدود می‌شوند و گودال کوچکی که ماکولا در تصاویر عرضی OCT ایجاد می‌کند در تصاویر پروجکشن به صورت لکه‌ای سیاه در مرکز لایه‌های ابتدایی آشکار می‌شود.

ما برای ایجاد این تصاویر از روش‌های آماری استفاده کردیم. آیا می‌توان از روش‌های مدرن‌تر و کارآمدتر برای به دست آوردن تصویر هر لایه از اطلاعات مابین مرزها استفاده کرد؟ شیوه‌های متفاوتی برای ادغام داده‌ها یا اطلاعات وجود دارد، روش‌های ترکیب تصویر بر پایه‌ی فیلترهای بالاگذر، آنالیز محتوی اساسی (Principal component analysis یا PCA)، تبدیلات Multiresolution از جمله ویولت و کرولت، تطبیق دو جانبه‌ی فرکانس مکانی و IHS (Intensity-hue-saturation) از جمله این روش‌ها می‌باشند، اما یکی از محدودیت‌های اصلی برای انتخاب سایر روش‌ها، عمق متغیر لایه‌های مورد مطالعه بود (۱۱-۱۲)، بدین صورت که عمق یک لایه که فضای بین دو مرز را در بر می‌گرفت در طول و عرض‌های متفاوت تغییر می‌کرد. این بدین معنی است که در برخی از قسمت‌ها، عمق لایه‌ها ممکن است تنها ۱۰ پیکسل باشد، در حالی که در قسمت‌های دیگر این عمق ممکن است به ۲۰ پیکسل نیز برسد. بنابراین انتخاب عملگرهای آماری، ساده‌ترین و مطمئن‌ترین روش برای غلبه بر تمام

از این روش است.

تشکر و قدردانی

از کارکنان محترم مرکز پردازش سیگنال‌ها و تصاویر پزشکی دانشگاه علوم پزشکی اصفهان بابت همکاری‌های فراوان در جمع‌آوری داده‌ها و تصاویر مورد نیاز پژوهش، کمال قدردانی و تشکر را داریم.

برای استخراج ویژگی‌هایی مطلوب استفاده کرد. یکی از این طرح‌ها استخراج رگ‌های شبکه از روی تصاویر پروجکشن ایجادشده و مقایسه‌ی نتایج با رگ‌های به دست‌آمده از روش تصویربرداری ته چشمی است. تعیین مرکز و نواحی ماکولا در لایه‌هایی که نواحی ماکولا در آن‌ها با وضوح بهتری قابل مشاهده و پردازش است، از دیگر موارد استفاده

References

1. Fujimoto JG. Optical coherence tomography. *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences-Series IV-Physics* 2001; 2(8): 1099-111.
2. Hood DC, Fortune B, Arthur SN, Xing D, Salant JA, Ritch R, et al. Blood vessel contributions to retinal nerve fiber layer thickness profiles measured with optical coherence tomography. *J Glaucoma* 2008; 17(7): 519-28.
3. Joshi GD, Sivaswamy J, Krishnadas SR. Optic disk and cup segmentation from monocular color retinal images for glaucoma assessment. *IEEE Trans Med Imaging* 2011; 30(6): 1192-205.
4. Garvin MK, Abramoff MD, Wu X, Russell SR, Burns TL, Sonka M. Automated 3-D intraretinal layer segmentation of macular spectral-domain optical coherence tomography images. *IEEE Trans Med Imaging* 2009; 28(9): 1436-47.
5. Lee K, Abramoff MD, Niemeijer M, Garvin MK, Sonka M. 3-D segmentation of retinal blood vessels in spectral-domain OCT volumes of the optic nerve head. In: Molthen RC, Weaver JB, editors. *Medical Imaging 2010: Biomedical Applications in Molecular, Structural, and Functional Imaging*. Bellingham, WA: Spie-int Soc Optical Engineering, 2010.
6. Lee K, Niemeijer M, Garvin MK, Kwon YH, Sonka M, Abramoff MD. Segmentation of the optic disc in 3-D OCT scans of the optic nerve head. *IEEE Trans Med Imaging* 2010; 29(1): 159-68.
7. Qu G, Zhang D, Yan P. Information measure for performance of image fusion. *Electronics Letters* 2002; 38(7): 313-5.
8. Burt PJ, Kolczynski RJ. Enhanced image capture through fusion. *Proceedings of 4th International Conference*; 1993 May 11-14; Berlin, Germany.
9. Kafieh R, Rabbani H, Hajizadeh F, Ommani M. An accurate multimodal 3-D vessel segmentation method based on brightness variations on OCT layers and curvelet domain fundus image analysis. *IEEE Trans Biomed Eng* 2013; 60(10): 2815-23.
10. Tsai VJD. Evaluation of multiresolution image fusion algorithms. *Proceedings of Geoscience and Remote Sensing Symposium*; 2004 Sep 20-24; Anchorage, Alaska.
11. Daneshvar S, Ghassemian H. MRI and PET image fusion by combining IHS and retina-inspired models. *Information Fusion* 2010; 11(2): 114-23.
12. Constantinou SP, Pattichis MS, Micheli-Tzanakou E. Medical imaging fusion applications: An overview. *Proceedings of the 35th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*; 2001 Nov 4-7; Pacific Grove, CA, USA.
13. Jalili J, Rabbani H, Akhlaghi M, Kafieh R, Mehridehnavi A. Forming projection images from each layer of retina using diffusion method based on OCT segmentation. *Proceedings of the 11th International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications*; 2012 July 2-5; Montreal, QC.
14. Choi M, Kim RY, Kim MG. The curvelet transform for image fusion. *ISPRS* 2004; 35: 59-64.
15. Amolins K, Zhang Y, Dare P. Wavelet based image fusion techniques--An introduction, review and comparison. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 2007; 62(4): 249-63.

Formation and Fusion of Projection Images from 11 Layers of Retina Using Statistical Indicators to Obtain an Image with Appropriate Contrast from the Retinal Depth

Jalil Jalili¹, Hossein Rabbani PhD², Alireza Mehri-Dehnavi PhD²,
Mohammadreza Akhlaghi MD³

Original Article

Abstract

Background: Optical coherence tomography (OCT) is a progressively important modality for the noninvasive management of retinal diseases, including age-related macular degeneration (AMD), glaucoma, and diabetic macular edema. Spectral domain OCT (SD-OCT) generates 3-dimensional (3-D) volumes, which have proven to be useful in clinical practice. In this regards, forming projection images limited to each layer of retina not only represents information of each layer but also, it would individually display the amount of vulnerability in the each layer caused by a specific disease.

Methods: In the first step, a projection image associated with 11 retinal layers was formed with merging the levels and voxels between each pair of boundaries by using different statistical indicators including average, mean, maximum and minimum. Then, retinal layers with more information through statistical indicators were fused with each other to gain an image without any noise and other deficiencies to possess a better clarify and contrast of specific information in X-Y axis.

Findings: Using different statistical methods such as average, mean, maximum, minimum and variance, projection images associated with each layer of retina were gotten. Each of these methods made better images in the specific layers than other methods used in the next steps. Fusing of layers with each other was also provided appropriate information from retinal depth in different parts. Contrast enhancement of images related with layers of fused images and creating more complete coordinate of vessels presence were important characteristics of final image.

Conclusion: Resulting projection image would be used more effectively in the extraction of important characteristics of retina including vessels extraction as well as determination of confinement and the center of macular region. Moreover, newer multi-resolution transforms such as curvelet transform would be used to obtain better final fused image.

Keywords: Optical coherence tomography, Projection image, Image fusion

Citation: Jalili J, Rabbani H, Mehri-Dehnavi A, Akhlaghi M. **Formation and Fusion of Projection Images from 11 Layers of Retina Using Statistical Indicators to Obtain an Image with Appropriate Contrast from the Retinal Depth.** J Isfahan Med Sch 2013; 31(255): 1598-607

* This paper is derived from a MSc thesis No. 391450 in Isfahan University of Medical Sciences.

1- MSC Student, Department of Biomedical Engineering, School of Medicine AND Student Research Committee, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

2- Associate Professor, Department of Biomedical Engineering, School of Advanced Medical Technology, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

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

Corresponding Author: Hossein Rabbani PhD, Email: h_rabbani@med.mui.ac.ir