



بسم تعالی

کتابی ارزشمند

به نویسندگان کتابی که درود که مقاله:

دستگاه اذروش های کاتوزنل برای تحسین عملکرد الیای بیکر در تصاویر OCT

(فاطمه السادات نعل حسینی، محمد رضا نوروزیان، مهدی سعادتیان)

در دست دومین کنفرانس مهندسی برق ایران (ICEEET ۲۰۱۴) ارائه گردید.



هیئت مدیره و هیئت رئیسه انجمن مهندسی برق ایران

دومین کنفرانس
مهندسی برق
ایران

استفاده از روش‌های کانتور فعال برای تشخیص خودکار لایه‌های شبکیه در تصاویر OCT

فاطمه السادات فعال حسینی^۱، حمیدرضا پوررضا^۲ و مهدی سعادت‌مند^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد گروه کامپیوتر، fa_fa309@stu-mail.um.ac.ir

^۲ دانشیار گروه کامپیوتر دانشگاه فردوسی مشهد، hpourreza@um.ac.ir

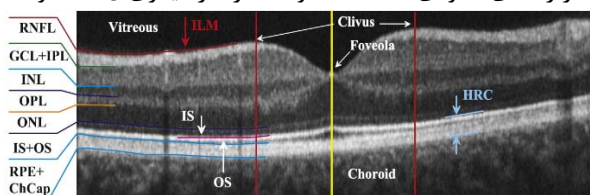
^۳ استادیار گروه مهندسی پزشکی دانشگاه فردوسی مشهد، saadatmand@kiaeee.org

کد پیگیری پرداخت: ۵۲۱۵۳

چکیده- این مقاله روش جدیدی را برای تقطیع لایه‌های شبکیه در تصویر OCT بیان می‌کند، که نقش مهمی را در درمان بیماری‌های چشمی ایفا می‌کند. در این روش ابتدا مرز لایه‌های RNFL و RPE با استفاده از تکنیک‌های پیش‌پردازش تعیین می‌شود. سپس مرزهای بدست آمده به عنوان مرز اولیه در روش کانتور فعال مورد استفاده قرار می‌گیرد تا لایه‌های ONFL و HNFL در تصویر OCT بدست آید. الگوریتم پیشنهادی برای استخراج مرزها دقت خطای میانگین برابر با 1.0 ± 4.18 بدست آورده است. واژه‌های کلیدی- تقطیع تصاویر OCT، کانتورهای فعال

لایه RNFL از پیک‌های محلی در منحنی مشتق روش‌نمایی تصویر (در راستای عمودی) استفاده نمودند. در کار دیگری Huang و

۱- مقدمه



شکل ۱- لایه‌های مختلف شبکیه در یک تصویر OCT

بررسی دقیق شبکیه برای تشخیص بیماری، نیازمند تصویربرداری دقیق از لایه‌های تشکیل دهنده آن می‌باشد. مقطع‌نگاری همدوستی نوری^۱ (OCT) یک روش تصویربرداری غیرتهاجمی است که اولین بار توسط Huang و همکارانش [۲۳] در سال ۱۹۹۱ معرفی گردید. امروزه، OCT با تصویربرداری از لایه‌های سلولی عمقی شبکیه به تشخیص و درمان بیماری‌های مختلف از قبیل^۲ AMD، رتینوپاتی و آب‌سیاه کاربرد فراوانی یافته است. لایه‌های مختلف شبکیه در تصویر OCT در شکل ۱ نمایش داده شده‌است. بیماری آب‌سیاه منجر به کاهش ضخامت لایه^۳ RNFL، اولین لایه در تصویر OCT می‌شود. تقطیع لایه‌های مختلف شبکیه در تصاویر OCT همواره با چالش‌های متعددی همراه بوده است، از آن جمله می‌توان به تعدد لایه‌های شبکیه، تخریب تصویر با نویز خال‌خال^۴، اثرات نامطلوب ناشی از سایه‌های عروق و ساختارهای نامنظم آنها اشاره نمود. بعلاوه، برخی ساختارهای موجود در تصاویر OCT، با تغییر ناحیه تصویربرداری در شبکیه (مثلاً فووا، ماکولا، دیسک نوری و یا عصب‌های بینایی) تغییر می‌کنند. به عنوان مثال، Hee و همکاران [۱]، برای تقطیع لایه‌های شبکیه و اندازه‌گیری ضخامت

عملکرد الگوریتم مذکور را بهبود بخشیدند. اگرچه روش اخیر در بخش‌بندی مرزهای بیرونی و درونی شبکیه عملکرد مناسبی دارد، اما برای سایر لایه‌ها با مشکل مواجه می‌شود. در روش پیشنهادی Herzog و همکارانش [۴]، پیشینه‌سازی شدت لبه همزمان با هموارسازی تصویر صورت پذیرفت. علی‌رغم حساسیت روش مذکور به نویز، پاسخ‌های آن (بجز در نواحی که لبه توسط سایه عروق محو گردیده) معمولاً قابل قبول بوده است. همچنین، آنها برای اولین بار موفق به استخراج اطلاعات لایه ONH از تصویر شدند. Boyer و همکارانش نیز علاوه بر ضخامت لایه RNFL، به استخراج پارامترهای کلینیکی دیگر مانند نسبت کاپ به دیسک پرداختند [۵]. در روش پیشنهادی توسط Shahidi و همکاران [۶] نیز برای شناسایی سه لایه (IS، OS و RNFL) از جستجوی پیک‌های (بالا و پایین) شدت روش‌نمایی و یک روش شناسایی لبه بهبودیافته استفاده گردیده است. در کار دیگری؛ Bagci و همکاران [۸] روشی مبتنی بر فیلتر میانه اصلاح شده و

^۱Optical coherence tomography (OCT)

^۲Age-Related Macular Degeneration

^۳Retinal Nerve Fiber Layer

^۴Speckle

آستانه‌یابی پویا برای بخش‌بندی چهار لایه (OS, OPL, ILM و RNFL) ارائه نموده‌اند. در [۹] نیز از روشی مشابه برای بخش‌بندی لایه RPE استفاده شده است. Tan و همکاران [۱۰] نیز بر پایه‌ی گرادیان دو بعدی و برنامه‌نویسی پویا، الگوریتمی برای بخش‌بندی لایه‌های RNFL, GCL و IPL ارائه نمودند. Cabrera و همکارانش [۷] از فیلتر diffusion برای کاهش اثر نویز خال‌خال در تصویر بدون تارشدگی مرز بین لایه‌ها استفاده نمودند. همچنین، آنها یک الگوریتم مبتنی بر جستجوی پیک برای بخش‌بندی هر هفت لایه شبکه ارائه نمودند. با وجود این، پاسخ‌های این الگوریتم وابسته به پایگاه داده بوده و در برخی تصاویر منجر به پیدا کردن مرزهای همپوشان می‌شود. Cabrera و همکارانش [۱۱] روش اخیر را توسعه و بهبود داده و در شناسایی بیماری رتینوپاتی دیابتی به خدمت گرفتند. به طور کلی، با توجه به تغییرات زیاد روشنایی در تصاویر OCT و عدم امکان تنظیم صحیح مقادیر آستانه برای همه لایه‌های شبکه، روش‌های بخش‌بندی کلاسیک معمولاً عملکرد قابل قبولی ارائه نمی‌دهند. برای حل این مشکل، Koozekanani و همکارانش [۳] از روش میدان تصادفی مارکوف برای استخراج مرزهای بیرونی و درونی شبکه استفاده نموده‌اند. علی‌رغم پاسخ‌های امیدبخش، یافتن نقاط بذر^۵ و حسایت به نویز چالش‌هایی اساسی در روش مذکور بودند. برخی محققین نیز برای حل مشکل مذکور، از روش‌های جستجوی گراف سود برده‌اند [۱۸، ۱۹].

مرزهای فعال (مدل‌های فرم‌پذیر) به عنوان روشی موثر برای بخش‌بندی تصاویر پزشکی شناخته شده است؛ بویژه، هنگامی که لبه‌های تصویر دارای گسستگی بوده و با نویز و آرتیفکت تخریب گردیده‌اند. یک مرز فعال در قالب یک منحنی (یا صفحه) تعریف شده و قادر است در تصویر در جهت کمینه‌سازی انرژی‌های داخلی و خارجی حرکت نماید. کمینه‌سازی انرژی‌های خارجی موجب حفظ یکپارچگی و مشتق‌پذیر ماندن منحنی می‌شود در حالیکه کمینه‌سازی انرژی‌های خارجی سبب حرکت منحنی به سمت ویژگی‌های دلخواه در تصویر می‌شوند. به عنوان مثال، Fernández [۱۲] برای اولین بار از مرزهای فعال هندسی برای شناسایی مرز لایه‌های شبکه در تصاویر TSCAN استفاده کرد. در این روش از یک فیلتر diffusion غیرخطی برای حذف نویز خال‌خال استفاده شده است. مشکل اساسی این الگوریتم تعریف منحنی اولیه بصورت دستی بود. در دو کار جداگانه، Mujat در [۱۳] و Pachiyappan در [۱۴]، منحنی‌های اسپلاین تغییرپذیر را برای بخش‌بندی لایه RNFL به خدمت گرفته‌اند. همچنین،

Yang و همکاران در [۱۷] از اطلاعات گرادیان محلی برای تکامل مرز فعال استفاده نمودند. مشکل اصلی مرزهای فعال مبتنی بر لبه (از جمله مثال‌های فوق) آن است که باید منحنی اولیه به اندازه کافی به مرز مورد نظر نزدیک باشد. یک روش برای حل این مشکل استفاده از اطلاعات ناحیه علاوه بر لبه برای تکامل مرز فعال است. در سال ۲۰۱۱، Yazdanpanah و همکارانش [۱۵] با استفاده از تابع انرژی مرز فعال بدون لبه [۲۰] یک مدل فرم‌پذیر کارا برای تقطیع لایه‌های شبکه در تصاویر OCT موشی معرفی نمودند. آنها با مقید نمودن مرز فعال به شکل کمانی (شکل لایه‌های شبکه موش) توانستند عملکرد روش خود را در گسستگی‌های مرز بهبود بخشند. Mishra و همکاران [۱۶] نیز از روش برنامه‌نویسی پویا برای تکامل مرز فعال استفاده نمودند.

در این مقاله، یک مدل فرم‌پذیر جدید مبتنی بر اطلاعات ناحیه و لبه برای بخش‌بندی لایه RNFL تصویر OCT ارائه شده است. برای این منظور، ابتدا مرز لایه RPE با استفاده از یک روش کلاسیک استخراج شده و انحنای لایه‌ها در تصویر اصلاح می‌شود. سپس، با توجه به موقعیت مرز RPE، مدل فرم‌پذیر در موقعیت تقریبی مرز لایه RNFL مقادردهی اولیه شده و تکامل می‌یابد. در نهایت، پس از همگرایی مدل فرم‌پذیر، میانگین ضخامت لایه RNFL در کل بافت محاسبه می‌گردد. نتایج تجربی بیانگر اختلاف معنی‌دار ضخامت لایه مذکور بین افراد سالم و بیمار می‌باشد.

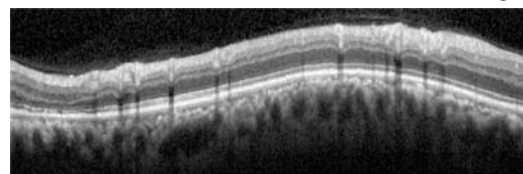
۲- الگوریتم پیش‌پردازش

مرحله پیش‌پردازش شامل دو بخش حذف نویز و هم‌تراز کردن لایه‌های شبکه است. برای کم کردن اثر نویز خال‌خال تصویر OCT، ابتدا فیلتر انتشار ناهمسانگرد^۶ [۱۴۲] بر روی تصویر اعمال می‌شود. در مرحله بعد برای تراز کردن لایه‌های شبکه، ابتدا یک فیلتر گوسی با سایز پنجره [۴۰ ۴۰] وانحراف معیار $\sigma = 22$ پیکسل بر روی تصویر اعمال می‌شود. سپس در راستای ستون‌های تصویر حاصل، اسکن خطی انجام می‌شود؛ به این ترتیب که در هر ستون، ابتدا دو پیکسل با سطح خاکستری بیشینه مشخص می‌شوند. سپس، در بین دو پیکسل مذکور، پیکسلی که دارای کمترین سطح خاکستری باشد تعیین می‌گردد. پیکسل‌های بدست آمده در ستون‌های مختلف تصویر OCT مرز لایه RPE را تشکیل می‌دهند. در نهایت، با صاف

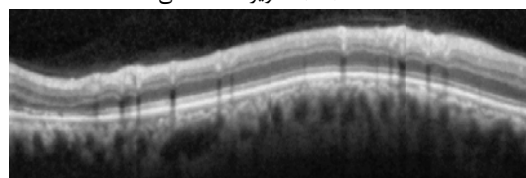
^۶Anisotropic Diffusion Filter

^۵Seed points

نمودن مرز اخیره، انحناى لایه‌ها در عرض تصویر اصلاح می‌شود. در شکل ۲، مراحل الگوریتم پیش‌پردازش برای یک تصویر نمونه نشان داده شده است.



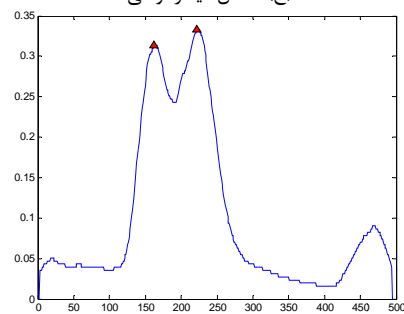
(الف) تصویر OCT اصلی



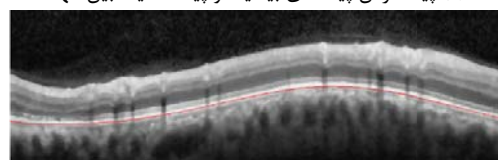
(ب) اعمال فیلتر انتشار ناهمسانگرد



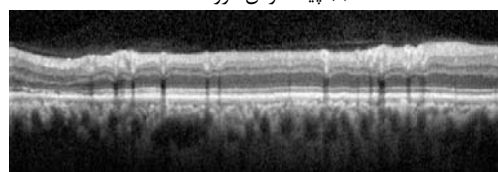
(ج) اعمال فیلتر گوسی



(د) پیدا کردن پیک‌های بیشینه و پیک کمینه بین آنها



(ه) پیدا کردن مرز RPE



(و) انطباق لایه‌ها بر اساس مرز RPE

شکل ۲- مراحل پیش‌پردازش تصویر OCT

گذر از صفرهای تابع سطح تراز ϕ تعریف می‌شود. در حقیقت، ϕ یک تابع فاصله علامت‌دار می‌باشد که در داخل منحنی (Ω^+) مثبت و در خارج آن (Ω^-) مقادیر منفی اختیار می‌کند. تابعی انرژی مدل فرم‌پذیر پیشنهادی مطابق معادله زیر تعریف می‌شود:

$$E(\phi) = \lambda_1 E_{Region}(\phi) + \lambda_2 E_{Edge}(\phi) + \lambda_3 E_{Regular}(\phi) \quad (1)$$

که در آن، E_{Region} جمله مبتنی به اطلاعات ناحیه، E_{Edge} جمله مبتنی بر اطلاعات لبه تصویر، و $E_{Regular}$ جمله هموارساز می‌باشد. همچنین، ضرایب مثبت λ_1 ، λ_2 و λ_3 وزن‌های هریک از جملات مذکور را مشخص می‌نمایند. ما با توجه به تفکیک سطح خاکستری پیکسل‌های لایه RNFL در مقایسه با نواحی مجاور، برای جمله مبتنی بر ناحیه از تابعی روش مرز فعال بدون لبه [۲۰] استفاده نموده‌ایم. به این ترتیب، می‌توان نوشت:

$$E_{Region}(\phi) = \lambda_1 \int_{x \in \Omega^+} (I(x) - c_+^1)^2 H_\epsilon(\phi_i(x)) dx + \lambda_2 \int_{x \in \Omega^-} (I(x) - c_-^1)^2 H_\epsilon(-\phi_i(x)) dx \quad (2)$$

که توابع پله (H_ϵ) و ضربه (δ_ϵ) مطابق با معادله‌های زیر تعریف می‌شوند:

$$\begin{cases} H_\epsilon(Z) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{Z}{\epsilon} \right) \right), \\ \delta_\epsilon(Z) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + Z^2}, \quad Z \in R \end{cases} \quad (3)$$

که پارامتر ϵ میزان نرمی توابع فوق را تنظیم می‌نماید. در حقیقت، تابعی انرژی معادله (۲) موجب تکامل منحنی در جهت افزایش تفکیک‌پذیری سطوح خاکستری پیکسل‌های داخل و بیرون منحنی می‌شود. بر این اساس، با برابر صفر قرار دادن مشتق معادله (۲) برحسب پارامترهای اسکالر c_+^1 و c_-^1 ، مقادیر بهینه این پارامترها به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$c_+^1 = \frac{\int I(x) H_\epsilon(\phi_i(x)) dx}{\int H_\epsilon(\phi_i(x)) dx} \quad (4)$$

$$c_-^1 = \frac{\int I(x) H_\epsilon(-\phi_i(x)) dx}{\int H_\epsilon(-\phi_i(x)) dx} \quad (5)$$

دومین جمله تابعی انرژی، از اطلاعات لبه برای تکامل مرز فعال سود می‌برد. با توجه به اینکه اندازه گرادینان در محل لبه‌ها بیشینه می‌شود، می‌توان جمله مبتنی بر لبه را مطابق رابطه زیر تعریف نمود [۲۱]:

$$E_{Image}(\phi) = - \int |\nabla I(x)|^2 |\nabla \phi_i(x)| \delta_\epsilon(\phi_i(x)) dx \quad (6)$$

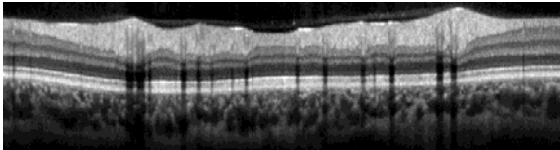
در نهایت، وظیفه جمله هموارساز در تابعی انرژی، هموار و مشتق‌پذیر نگاه داشتن منحنی در طول فرآیند تکامل مرز فعال

۳- مرز فعال پیشنهادی

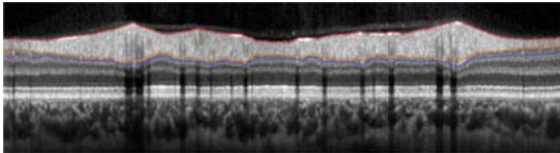
فرض کنید تصویر $I: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ با دامنه Ω در دست باشد. همچنین، منحنی مرز ($\partial\Omega$) در هر مرحله از تکامل مرز فعال با

توسط یک متخصص چشم پزشک برچسب گذاری شده بود. لازم بذکر است که علی‌رغم جستجوی فراوان، هنوز مجموعه تصاویر OCT استاندارد در این زمینه در اختیار عموم محققین قرار نگرفته است. در شکل‌های ۳-ب و ۴-ب دو نمونه تصویر برچسب‌گذاری شده توسط پزشک نشان داده شده است. شکل‌های ۳-ج و ۴-ج نیز پاسخ‌های بدست آمده توسط روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

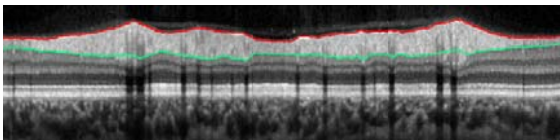
ما الگوریتم پیشنهادی را در محیط برنامه‌نویسی MATLAB بر روی یک کامپیوتر شخصی با پردازنده Intel Core i5 2.67GHz و حافظه RAM 2GB پیاده‌سازی نمودیم. همه آزمایشات ما، مرز فعال در فاصله مشخصی از مرز بالایی لایه RNFL، که طی پیش‌پردازش استخراج می‌شود، مقداردهی اولیه شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، مرز بدست آمده در اکثر نقاط بسیار نزدیک به مرز مشخص شده توسط متخصص می‌باشد. با وجود این، با دقت بیشتر در نتایج نشان داده شده در شکل ۴-ج، می‌توان مشاهده نمود که مرز بدست آمده با مدل فرم‌پذیر پیشنهادی در بخش‌های بسیار محدودی از نقاط مرز به خوبی بر مرز مطلوب منطبق نگردیده است. دو علت برای این پدیده می‌توان برشمرد. اول، اختلاف بسیار کم سطوح خاکستری پیکسل‌های لایه RNFL با لایه مجاور و دوم، وجود لبه‌های قوی ناشی از سایه‌های عروق در نواحی مورد نظر. به هر حال، از آنجا که هدف نهایی ما محاسبه ضخامت متوسط لایه RNFL می‌باشد، لذا می‌توان انتظار داشت که خطاهای ناشی از عوامل اخیر تاثیر چندانی بر نتیجه نداشته باشد.



(الف) تصویر اولیه



(ب) مرز مشخص شده



(ج) نتیجه بخش‌بندی حاصل از مدل فرم‌پذیر پیشنهادی

شکل ۳- عملکرد روش پیشنهادی در تقطیع لایه RNFL در یک تصویر OCT نمونه

است. جمله هموارساز مورد استفاده در روش پیشنهادی از دو جمله متفاوت تشکیل شده است؛ یعنی داریم [۲۰-۲۲]:

$$E_{Regular}(\phi) = \lambda_4 E_{R_1}(\phi) + \lambda_5 E_{R_2}(\phi) \quad (7)$$

به طوری که،

$$E_{R_1}(\phi) = \int \frac{1}{2} (\nabla \varphi_i(x) - 1)^2 \delta_\varepsilon(\varphi_i(x)) dx \quad (8)$$

$$E_{R_2}(\phi) = \int \delta_\varepsilon(\varphi_i(x)) |\nabla \varphi_i(x)| dx \quad (9)$$

در معادله (۷)، جمله E_{R_1} موجب می‌شود تا تابع سطح تراز در طول تکامل به صورت یک تابع فاصله معتبر باقی بماند. لذا، دیگر نیازی به مقداردهی مجدد ϕ در طول تکامل نخواهد بود. بعلاوه، جمله E_{R_2} موجب هموار شدن و مشتق‌پذیر باقی ماندن منحنی در طول تکامل می‌گردد.

مطابق قضیه اویلر-لاگرانژ، پاسخ بهینه تابعی انرژی پیشنهادی در معادله (۱) در معادله دیفرانسیل زیر صدق می‌کند.

$$\begin{aligned} & \delta_\varepsilon(\varphi_i) \lambda_1 (I(x) - c_+^1)^2 + \delta_\varepsilon(\varphi_i) \lambda_2 (I(x) - c_-^1)^2 - \\ & \delta_\varepsilon(\varphi_i) \nabla F \frac{\nabla \varphi_i(x)}{|\nabla \varphi_i(x)|} - \delta_\varepsilon(\varphi_i) FK + \\ & H_\varepsilon(d_{min} - \varphi_{i-1}(x)) \delta_\varepsilon(\varphi_i) + \\ & (\nabla^2 \varphi_i(x) - k) - \delta_\varepsilon(\varphi_i(x)) k = 0 \end{aligned} \quad (10)$$

که در آن، $F = |\nabla I(x)|^2$ بوده و k بیانگر انحنای منحنی است:

$$k = \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi_i(x)}{|\nabla \varphi_i(x)|} \right) \quad (11)$$

برای حل معادله فوق، از روش بیشترین شیب استفاده می‌شود. بدین ترتیب که فرض می‌شود ϕ علاوه بر مکان تابعی از زمان (در اینجا یعنی تکرارهای الگوریتم بهینه‌سازی) نیز باشد. لذا، می‌توان نوشت:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} &= \delta_\varepsilon(\varphi_i) \lambda_1 (I(x) - c_+^1)^2 + \delta_\varepsilon(\varphi_i) \lambda_2 (I(x) - c_-^1)^2 - \\ & \delta_\varepsilon(\varphi_i) \nabla F \frac{\nabla \varphi_i(x)}{|\nabla \varphi_i(x)|} - \delta_\varepsilon(\varphi_i) FK + \\ & H_\varepsilon(d_{min} - \varphi_{i-1}(x)) \delta_\varepsilon(\varphi_i) + \\ & (\nabla^2 \varphi_i(x) - k) - \delta_\varepsilon(\varphi_i(x)) k \end{aligned} \quad (12)$$

بدیهی است که چنانچه ϕ پاسخ بهینه معادله (۱۰) باشد، سمت راست معادله فوق صفر شده و در نتیجه، ϕ دیگر تغییر نخواهد نمود. در این حالت، مرز فعال همگرا شده است. ما برای پیاده‌سازی عددی معادله (۱۲) از روش تفاضلات محدود استفاده نموده‌ایم.

۴- نتایج تجربی

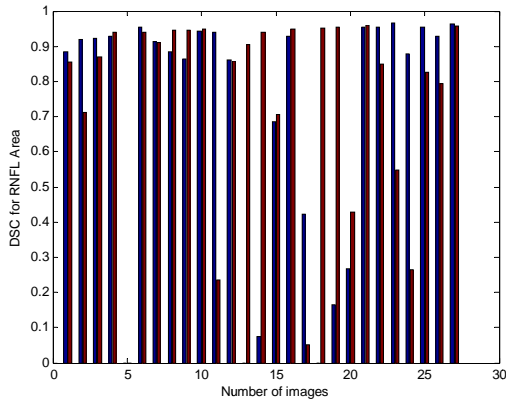
برای ارزیابی سیستم در بخش‌بندی لایه RNFL از یک بانک داده شامل ۲۸ تصویر تهیه شده در بیمارستان خاتم الانبیا مشهد استفاده شد. لایه RNFL در هر یک از تصاویر این بانک داده

جدول ۱- بررسی معیار DSC برای الگوریتم پیشنهادی

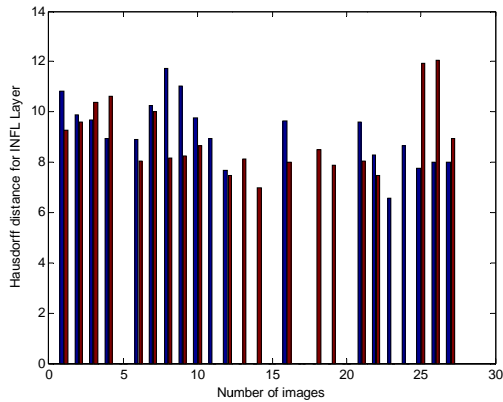
مقدار میانگین DSC	ناحیه تقطیع شده
۰,۹۱۱۹	ناحیه RNFL

جدول ۲- معیار کمی فاصله هاسدورف برای لایه‌های تقطیع شده

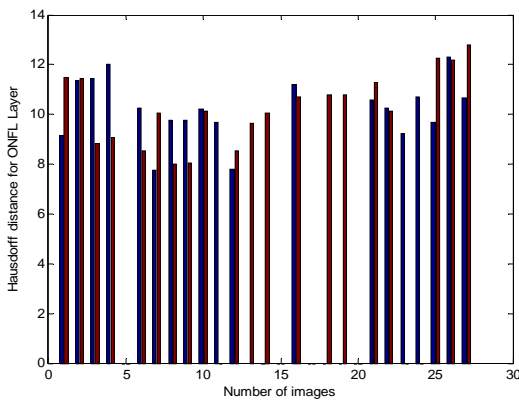
مقدار میانگین فاصله هاسدورف	نام لایه
۹,۰۴۱۵	لایه INFL
۱۰,۲۱۹	لایه ONFL



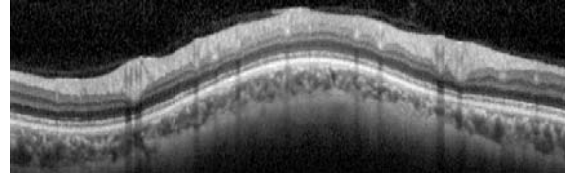
شکل ۵- نمودار معیار DSC برای تصاویر OCT



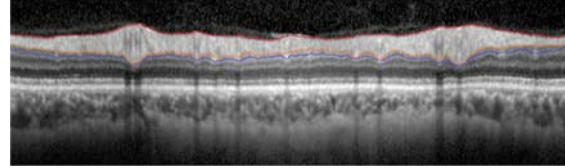
شکل ۶- نمودار معیار HD برای لایه INFL تصاویر OCT



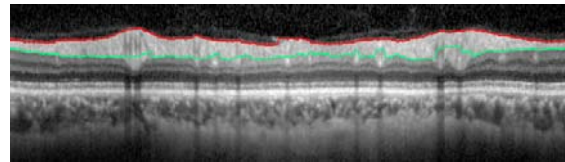
شکل ۷- نمودار معیار HD برای لایه ONFL تصاویر OCT



(الف) تصویر اولیه



(ب) مرز مشخص شده



(ج) نتیجه بخش‌بندی حاصل از مدل فرم‌پذیر پیشنهادی

شکل ۴- عملکرد روش پیشنهادی در بخش‌بندی لایه RNFL در یک تصویر نمونه OCT

برای ارزیابی بیشتر، نتایج حاصل از روش پیشنهادی با مرزهای مشخص شده توسط متخصص براساس دو معیار DSC^7 و فاصله هاسدورف^۸ مقایسه شده است. به طور دقیق‌تر، معیار DSC شباهت بین دو ناحیه X و Y (در اینجا، نواحی حاصل از بخش‌بندی دستی و روش پیشنهادی) را مطابق معادله زیر ارزیابی می‌کند [۱۵]:

$$DSC(X, Y) = \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|} = \frac{\text{دو برابر ناحیه سطح اشتراک}}{\text{مجموع سطح نواحی مجزا}} \quad (۱۲)$$

که در آن $DSC \in [0, 1]$ بوده و هرچه شباهت دو ناحیه بیشتر باشد، مقدار DSC بزرگتر خواهد بود. از طرف دیگر، فاصله هاسدورف بین دو مرز A و B (در اینجا مرزهای پایینی لایه RNFL در بخش‌بندی دستی و روش پیشنهادی) مطابق معادله زیر تعریف می‌گردد [۱۵]:

$$HD(A, B) = \max \left(\max_{a \in A} \{ \min_{b \in B} \{ \|a - b\| \} \}, \max_{b \in B} \{ \min_{a \in A} \{ \|a - b\| \} \} \right) \quad (۱۳)$$

هرچه مرز بدست آمده از روش پیشنهادی بیشتر بر بخش‌بندی منطبق باشد، معیار فاصله هاسدورف آنها کمتر خواهد بود. در حقیقت، معیار HD فاصله دورترین نقاط متناظر در دو مرز را برمی‌گرداند. مقدار DSC هر تصویر برای لایه RNFL در شکل ۵ و مقدار HD هر تصویر برای لایه INFL در شکل ۶ و برای لایه ONFL در شکل ۷ آمده است. (جدول ۱) مقدار میانگین معیار DSC را نمایش می‌دهد. میانگین HD بدست آمده برای الگوریتم پیشنهادی در (جدول ۲) آمده است.

⁷Dice similarity coefficient (DSC)

⁸Hausdorff distance (DH)

شد. براساس یافته‌های روش کانتور فعال روشی مناسب برای تفکیک لایه RNFL و ردیابی مرز آن در تصاویر OCT است که می‌تواند بر مشکل ناهمگنی نواحی و نویز تصویر غلبه کند.

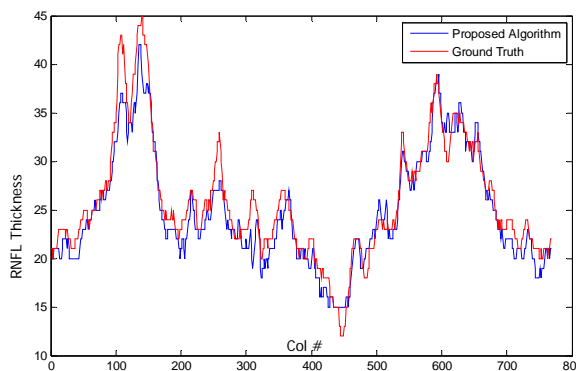
مراجع

- [1] M. Hee, "Optical Coherence Tomography of the eye," *Institute of Technology, Source DAI-B 58/04*, p. 1952, 1997.
- [2] Y. Huang, A. V. Cideciyan, G. I. Papastergiou, E. Banin, S. L. Semple-Rowland, A. H. Milam, et al., "Relation of optical coherence tomography to microanatomy in normal and rd chickens," *Investigative ophthalmology & visual science*, vol. 39, pp. 2405-2416, 1998.
- [3] D. Koozekanani, K. Boyer, and C. Roberts, "Retinal thickness measurements from optical coherence tomography using a Markov boundary model," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 20, pp. 900-916, 2001.
- [4] A. Herzog, K. Boyer, and C. Roberts, "Robust Extraction of the Optic Nerve Head in Optical Coherence Tomography," in *Computer Vision and Mathematical Methods in Medical and Biomedical Image Analysis*, vol. 3117, M. Sonka, I. Kakadiaris, and J. Kybic, Eds., ed: Springer Berlin Heidelberg, 2004, pp. 395-407.
- [5] K. L. Boyer, A. Herzog, and C. Roberts, "Automatic recovery of the optic nervehead geometry in optical coherence tomography," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 25, pp. 553-570, 2006.
- [6] M. Shahidi, Z. Wang, and R. Zelkha, "Quantitative thickness measurement of retinal layers imaged by optical coherence tomography," *American journal of ophthalmology*, vol. 139, pp. 1056-1061, 2005.
- [7] D. Cabrera Fernández, H. M. Salinas, and C. A. Puliafito, "Automated detection of retinal layer structures on optical coherence tomography images," *Optics Express*, vol. 13, pp. 10200-10216, 2005.
- [8] H. Ishikawa, D. M. Stein, G. Wollstein, S. Beaton, J. G. Fujimoto, and J. S. Schuman, "Macular Segmentation with Optical Coherence Tomography," *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, vol. 46, pp. 2012-2017, June 1, 2005.
- [9] C. Ahlers, C. Simader, W. Geitzner, G. Stock, P. Stetson, S. Dastmalchi, et al., "Automatic segmentation in three-dimensional analysis of fibrovascular pigmentepithelial detachment using high-definition optical coherence tomography," *British Journal of Ophthalmology*, vol. 92, pp. 197-203, 2008.
- [10] O. Tan, G. Li, A. T.-H. Lu, R. Varma, and D. Huang, "Mapping of macular substructures with optical coherence tomography for glaucoma diagnosis," *Ophthalmology*, vol. 115, p. 949, 2008.
- [11] D. D. Cabrera and G. Somfai, "Early detection of retinal thickness changes in diabetes using Optical Coherence Tomography," *Medical science monitor: international medical journal of experimental and clinical research*, vol. 16, p. MT15, 2010.
- [12] D. C. Fernández, "Delineating fluid-filled region boundaries in optical coherence tomography images of the retina," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 24, pp. 929-945, 2005.
- [13] M. Mujat, R. Chan, B. Cense, B. Park, C. Joo, T. Akkin, et al., "Retinal nerve fiber layer thickness map determined from optical coherence tomography images," *Optics Express*, vol. 13, pp. 9480-9491, 2005.
- [14] A. Pachiyappan, U. N. Das, T. V. Murthy, and R. Tatavarti, "Automated diagnosis of diabetic retinopathy and glaucoma using fundus and OCT images," *Lipids in health and disease*, vol. 11, pp. 1-10, 2012.
- [15] A. Yazdanpanah, G. Hamarneh, B. R. Smith, and M. V. Sarunic, "Segmentation of Intra-Retinal Layers From Optical Coherence Tomography Images Using an Active Contour Approach," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 30, pp. 4201-4208, 2004.
- [16] A. Mishra, A. Wong, K. Bizheva, and D. A. Clausi, "Intra-retinal layer segmentation in optical coherence tomography images," *Optics express*, vol. 17, pp. 23719-23728, 2009.
- [17] Q. Yang, C. A. Reisman, Z. Wang, Y. Fukuma, M. Hangai, N. Yoshimura, et al., "Automated layer segmentation of macular OCT images using dual-scale gradient information," *Optics express*, vol. 18, p. 21293, 2010.
- [18] M. Haeker, M. Abramoff, R. Kardon, and M. Sonka, "Segmentation of the surfaces of the retinal layer from OCT images," *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2006*, pp. 800-807, 2006.
- [19] M. K. Garvin, M. D. Abramoff, R. Kardon, S. R. Russell, X. Wu, and M. Sonka, "Intraretinal layer segmentation of macular optical coherence tomography images using optimal 3-D graph search," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 27, pp. 1495-1505, 2008.
- [20] T. F. Chan and L. A. Vese, "Active contours without edges," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 10, pp. 266-277, 2001.
- [21] C. Pluempitwiriyawej, J. M. Moura, Y.-J. L. Wu, and C. Ho, "STACS: New active contour scheme for cardiac MR image segmentation," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 24, pp. 593-603, 2005.

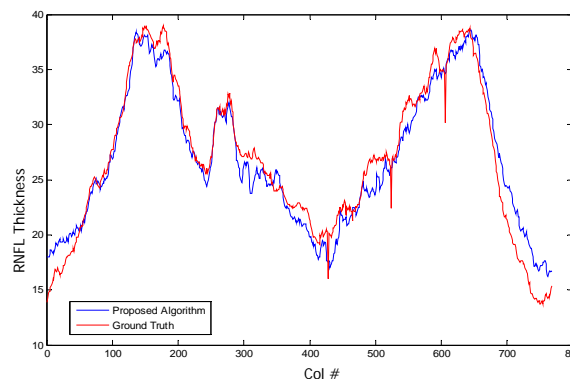
میانگین ضخامت لایه‌های شبکیه [۱۵]، برای همه تصاویر با استفاده از الگوریتم پیشنهادی بدست آمد. در این روش ضخامت لایه‌ها در تقطیع دستی به عنوان استاندارد طلایی در نظر گرفته شد. (جدول ۳). در شکل ۸ و شکل ۹ میانگین ضخامت لایه RNFL بدست آمده برای تصاویر تقطیع شده و تصاویر بر چسب زده شده توسط پزشک، را در دو حالت نرمال و مبتلا به آب‌سیاه را مشاهده می‌کنید.

جدول ۳- معیار میانگین ضخامت

نام لایه	مقدار میانگین ضخامت لایه‌ها
لایه INFL	۱۲,۴۳۸۸
لایه ONFL	۱۳,۲۸۶۵



شکل ۸- میانگین ضخامت لایه RNFL در تصاویر نرمال تقطیع شده و تصاویر نرمال برچسب زده شده توسط پزشک



شکل ۹- میانگین ضخامت لایه RNFL در تصاویر غیر نرمال تقطیع شده و تصاویر غیر نرمال برچسب زده شده توسط پزشک

۵- نتیجه گیری

در این مقاله، یک روش اتوماتیک برای تقطیع لایه RNFL در تصویر OCT معرفی گردید. و نتایج حاصل با تفکیک دستی توسط چشم پزشک براساس سه معیار ارزیابی متفاوت، مقایسه

- [22] J. A. Sethian, *Level set methods and fast marching methods: evolving interfaces in computational geometry, fluid mechanics, computer vision, and materials science* vol. 3: Cambridge university press, 1999.
- [23] D. Huang, E. A. Swanson, C. P. Lin, J. S. Schuman, W. G. Stinson, W. Chang, M. R. Hee, and T. Flotte, "Optical coherence tomography," *Science*, vol. 254, no. 5035, pp. 1178–81, 1991.