

## کاربرد روش تجزیه و تحلیل ریخت‌شناسی در بخش‌بندی اتوماتیک شش لایه‌ی زیرین شبکیه در تصاویر (OCT) Optical Coherence Tomography

لیلا نیکنام<sup>۱</sup>، حسین ربانی<sup>۲</sup>

### مقاله پژوهشی

### چکیده

**مقدمه:** شبکیه، داخلی‌ترین بافت چشم است و به کمک عصب بینایی اطلاعات تصویری را به مغز ارسال می‌نماید. این بخش از چشم، ساختار لایه‌ای دارد و طراحی روشی که بتواند بدون تأثیر گرفتن از نوع اختلال تصویر و میزان آن و همچنین پایین بودن کنتراست تصویر، مرزهای لایه‌ها را به درستی مشخص نماید، از اهمیت فراوانی برخوردار می‌باشد. در این مطالعه، روش تلفیقی از دو روش تجزیه و تحلیل ریخت‌شناسی (MCA یا Morphological component analysis) و برنامه‌نویسی پویا (DP یا Dynamic programming) برای بخش‌بندی اتوماتیک شش لایه‌ی زیرین شبکیه به کار گرفته شد.

**روش‌ها:** پایگاه داده شامل ۵۵ نمونه‌ی اخذ شده از افراد طبیعی با استفاده از دستگاه TOPCON-OCT-1000 بود. این مطالعه، در دو مرحله صورت گرفت. برای تجزیه و تحلیل ریخت‌شناسی، دیکشنری هر تصویر با استفاده از خوشه‌بندی برداری به کمک مقادیر ویژه (K-SVD) محاسبه گردید و سپس روش MCA، روی دیکشنری‌های حاصل شده اعمال گردید و بخش‌های کارتون و بافت تصویر با انتخاب پایه‌های مناسب تفکیک شد. بخش‌بندی به روش DP در تصویر کارتون اجرا گردید و سطوح (RPE) Retinal pigment epithelium، (VM) Verhoeff's memberane، (OSL) Outer segment layer، (ICL) Inner collagenous layer، (ISL) Inner synaptic layer و (OLM) Outer limiting membrane مشخص شدند.

**یافته‌ها:** با مقایسه‌ی نتایج به دست آمده با استانداردهای موجود، مشاهده شد که کمترین خطا، مربوط به سطح OSL با مقدار خطای  $0.167 \pm 0.030$  بود. میزان خطای سطوح RPE، VM، JCL، ISL و OLM به ترتیب  $0.33 \pm 0.066$ ،  $0.31 \pm 0.059$ ،  $0.49 \pm 0.100$ ،  $0.61 \pm 0.172$  و  $0.51 \pm 0.105$  بود.

**نتیجه‌گیری:** تجزیه و تحلیل ریخت‌شناسی به کمک روش DP، می‌تواند به صورت یک روش اتوماتیک در بخش‌بندی شش لایه‌ی زیرین شبکیه عمل کند و بدون نیاز به انجام پیش پردازش، از صحت قابل قبولی در نتایج بخش‌بندی برخوردار است.

**واژگان کلیدی:** بخش‌بندی، برنامه‌نویسی پویا، تجزیه و تحلیل ریخت‌شناسی

**ارجاع:** نیکنام لیلا، ربانی حسین. کاربرد روش تجزیه و تحلیل ریخت‌شناسی در بخش‌بندی اتوماتیک شش لایه‌ی زیرین شبکیه در تصاویر (OCT) Optical Coherence Tomography. مجله دانشکده پزشکی اصفهان ۱۳۹۵؛ ۳۴ (۳۷۳): ۱۶۶-۱۷۴

### مقدمه

همچنین پایین بودن کنتراست تصویر، مرز لایه‌ها را به درستی مشخص کند، از اهمیت فراوانی برخوردار می‌باشد (۱-۲). روش آموزش پایه‌ها (Dictionary learning) یک سیگنال را بر اساس پایه‌هایی از جنس خود سیگنال مدل می‌کند. در این حوزه، روش‌های متعددی وجود دارند که در تمامی آن‌ها، سیگنال مورد نظر بر اساس یک دسته پایه‌ی مناسب که «دیکشنری» نامیده می‌شود و ضرایب تُنک متناظر، مدل می‌شود (۳).

Optical coherence tomography (OCT)، تصاویر مقطعی از بافت‌های داخلی چشم مانند شبکیه توسط اشعه مادون قرمز ثبت می‌کند. هر مجموعه از این تصاویر، می‌تواند کاربردهای تشخیصی و درمانی فراوانی داشته باشد. با توجه به ساختار لایه‌ای شبکیه و کاربرد گسترده‌ی تجزیه و تحلیل تصاویر شبکیه در چشم‌پزشکی، طراحی روشی که بتواند بدون تأثیر گرفتن از نوع اختلال تصویر و میزان آن و

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

۲- دانشیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی فن‌آوری‌های نوین علوم پزشکی و مرکز تحقیقات پردازش سیگنال و تصاویر پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

Email: h\_rabbani@med.mui.ac.ir

نویسنده‌ی مسؤوّل: حسین ربانی

پایه‌ها، می‌توان به اهداف جانبی مانند حذف اختلال نیز دست یافت. در این مطالعه، مدل تنک در نمایش سیگنال مورد استفاده قرار گرفته و الگوریتم بیز (Bayesian) در تفکیک کارتون و بافت استفاده شده است (۶).

در مطالعه‌ی دیگری در خصوص غیر همدوسی متقابل (Mutual incoherence)، برای بهبود هم‌گرایی خروجی از روش MCA کمک گرفته شود؛ به طوری که تصویر بازسازی شده، به تصویر نهایی در حد امکان نزدیک بود (۸).

همچنین، طی یک پژوهش با بهره‌گیری از تصاویر کارتون و بافت، مدل غیر خطی برای تصویر در نظر گرفته شد که علاوه بر حفظ ویژگی‌های مدل خطی، می‌تواند امکان تجزیه و تحلیل مناسب‌تری را برای تصویر فراهم سازد (۹).

در بررسی روش‌های فشرده‌سازی تصویر نشان داده می‌شود که روش آموزش پایه‌ها، در مقایسه با سایر روش‌های متداول نظیر Principal component analysis (PCA)، کارایی بیشتری در کاهش ابعاد دارد و اطلاعات اصلی تصویر در این روش بهتر حفظ می‌گردد (۱۰).

بخش‌بندی لایه‌های داخلی شبکیه، فرایندی است که در آن سطوح لایه‌های شبکیه شامل ۱۲ سطح به نام‌های Verhoeff's memberane, (RPE) Retinal pigment epithelium Inner collagenous layer, (OSL) Outer segment layer, (VM) Outer limiting membrane, (ISL) Inner synaptic layer, (ICL) Outer plexiform layer, (ONL) Outer nuclear layer, (OLM) Inner plexiform layer, (INL) Inner nuclear layer, (OPL) Nerve fibre layer و (GCL) Ganglion cell layer, (IPL) (INFL) مشخص می‌شود. شکل ۱، یک تصویر نمونه از تصویر شبکیه به همراه سطوح ۱۲ گانه را نشان می‌دهد.

برای بخش‌بندی لایه‌های داخلی شبکیه، کارهای پژوهشی فراوانی صورت گرفته است که در ۵ گروه اصلی A-SCAN (۲۱-۱۱)، B-SCAN (۲۵-۲۲)، اکتیو کانتور (۳۲-۲۵)، هوش مصنوعی (۳۵-۳۳) و نظریه‌ی گراف (۴۲-۳۶) دسته‌بندی شده‌اند. تعداد سطوح‌های تشخیص داده شده در این روش‌ها متغیر می‌باشد و هر کدام، دارای مزایا و معایب مخصوص خود می‌باشند که به تفصیل در مطالعه‌ای در این زمینه مورد بررسی قرار گرفته است (۴۲).

در این مطالعه از روش تجزیه و تحلیل ریخت‌شناسی و به خصوص بخش کارتون به منظور بخش‌بندی لایه‌های زیرین شبکیه استفاده شد. لازم به یادآوری است که کارتون یک تصویر به دلیل داشتن لبه‌های واضح، می‌تواند برای بخش‌بندی به نتایج بهتری منتهی شود (۵). در واقع، مزیت اصلی بخش‌بندی به روش تجزیه و تحلیل

یکی از کاربردهای آموزش پایه‌ها تفکیک یک تصویر خاص به دو بخش به نام‌های کارتون (Cartoon) و بافت (Texture) تصویر می‌باشد. آنالیز ریخت‌شناسی که Morphological component analysis (MCA) نامیده می‌شود، نمونه‌ای از این دسته روش‌ها می‌باشد. در این روش، فرض می‌گردد که سیگنال مشاهده شده، ترکیبی از چند زیر سیگنال  $y_1, y_2, \dots, y_M$  و اختلال می‌باشد:

$$y = y_1 + y_2 + \dots + y_M + v \quad (1)$$

که به طور معمول اختلال  $v$  به صورت سفید یکنواخت با میانگین صفر و انحراف معیار  $\sigma$  است. پارامتر  $\sigma$  که در واقع کنترل‌کننده‌ی خطا می‌باشد، با توجه به میزان انرژی اختلال تصویر انتخاب می‌شود (۴-۵). در تحلیل این روش، فرض می‌شود هر بخش مانند  $y_i$  را می‌توان به صورت حاصل ضرب دیکشنری  $A_i$  در ضرایب تنک  $x_i$  در نظر گرفت. ضرایب تنک هر بخش از حل معادله‌ی زیر حاصل می‌شود:

$$\|y - A_1x_1 - A_2x_2 \dots - A_Mx_M\|_2 < \sigma \quad (2)$$

به شرط آن‌که محدودیت زیر برای حاصل جمع نرم صفر برقرار باشد:

$$\min_{x_1, x_2, \dots, x_M} \|x_1\|_0 + \|x_2\|_0 + \dots + \|x_M\|_0 \quad (3)$$

با محاسبه‌ی جواب مسأله برای  $x$ ، می‌توان مقادیر متناظری را برای  $y_i$  به شکل زیر محاسبه نمود:

$$\tilde{y}_i = A_i x_i \quad (4)$$

با در نظر گرفتن فرض‌های اولیه برای دیکشنری و تعیین سطح آستانه‌ی مناسب، جواب‌های پیش‌گفته، می‌توانند کارتون و بافت یک تصویر را مشخص نمایند. دیکشنری اولیه برای بخش کارتون، اغلب یکی از تبدیل‌های مولتی‌رزولوشن (Multi resolution) مانند ویولت (۶) می‌باشد که می‌تواند اطلاعات فرکانس بالای تصویر مانند لبه‌ها را حفظ کند. در حالی که برای بخش بافت، از تبدیل‌هایی مثل Discrete cosine transform (DCT) استفاده می‌شود که حالت نوسانی دارند (۵).

از روش تجزیه و تحلیل ریخت‌شناسی در کارهای پژوهشی فراوانی استفاده شده است که برای نمونه می‌توان به موارد زیر اشاره نمود: در مطالعات انجام گرفته در تجزیه و تحلیل فیلترهای کارتون-بافت تصویر، کاربردهای روش MCA و نقش این روش در عمل حذف اختلال و ترمیم پیکسل‌های از دست رفته‌ی تصویر (Image in painting) به طور هم‌زمان بررسی شده است (۷). مطالعه‌ی دیگری نشان داد که به صورت هم‌زمان با آموزش

با محاسبه‌ی جواب مسأله برای  $x$ ، می‌توان مقادیر متناظری را برای  $y_c$  و  $y_t$  به شکل زیر محاسبه نمود:

$$\tilde{y}_c = A_c x_c \quad (8) \quad \tilde{y}_t = A_t x_t \quad (8)$$

در صورتی‌که در معادله‌ی (۶)، عبارت محدود کننده را به صورت عبارت تصحیح کننده تغییر دهیم، می‌توان آن را به شکل زیر بیان نمود:

$$\hat{x}_c, \hat{x}_t = \underset{x_c, x_t}{\operatorname{argmin}} \lambda \|x_c\|_1 + \lambda \|x_t\|_1 + \frac{1}{2} \|y - A_c x_c - A_t x_t\|_2^2 \quad (9)$$

$\operatorname{arg}$  = متغیرهای مجهول مسأله عبارت از  $A_t$  و  $A_c$  (دیکشنری بخش‌های کارتون و بافت تصویر) و نیز  $x_c$  و  $x_t$  (ضرایب تنک این دو بخش) می‌باشند.  $\lambda$  نیز ضریب تنظیم است (۷). برای حل این مسأله، از الگوریتم‌های تکرار پذیر استفاده می‌شود و پس از اجرای  $N$  مرحله درونیابی، می‌توان مقادیر کارتون و بافت تصویر را محاسبه نمود. در صورتی‌که ماتریس ضرایب مرحله  $k$  به صورت  $x_c^k$  و  $x_t^k$  باشد و با تعریف ماتریس  $R$  به عنوان ماتریس استخراج یک بلوک تصویر، برای کارتون و بافت عبارات زیر به دست می‌آید:

$$\hat{y}_c = [\sum_{k=1}^N R_k^T R_k]^{-1} \sum_{k=1}^N (R_k^T A_c x_c^k) \quad (10)$$

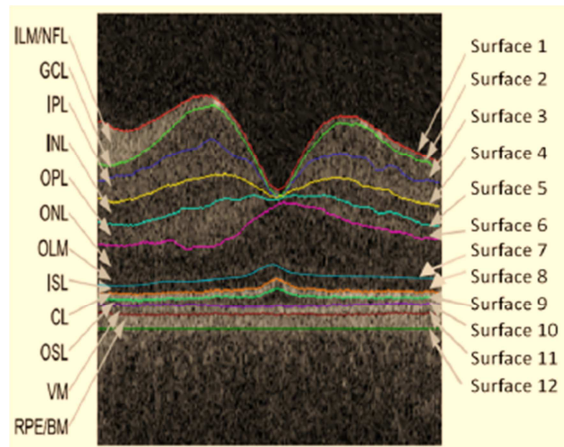
$$\hat{y}_t = [\sum_{k=1}^N R_k^T R_k]^{-1} \sum_{k=1}^N (R_k^T A_t x_t^k) \quad (11)$$

### ب- الگوریتم برنامه‌نویسی پویا

چنانچه گفته شد، روش مورد استفاده برای بخش‌بندی، روش برنامه‌نویسی پویا (DP یا Dynamic programming) بود که جزء روش‌های مسیریابی محسوب می‌شود و در سال ۱۹۹۲ ابداع شده است (۴۴). این روش، جزء روش‌های مبتنی بر گراف محسوب می‌شود. در این حوزه، الگوریتم‌های دیگری مانند  $A * \text{Algorithm}$  و  $\text{Heuristic}$  نیز اجرا شده است که روش DP در مقایسه با این دو روش، سریع‌تر است و حافظه‌ی کمتری را از سیستم اشغال می‌کند. از جمله کاربردهای این روش، محاسبه‌ی مناسب‌ترین مسیر برای لبه‌های تصویر می‌باشد. به کمک این روش، مسیری با نقطه‌یابی از پیکسل‌های تصویر مشخص می‌شود.

مسیری که در این روش تعیین می‌شود، از اتصال گره‌های متوالی می‌باشد که تابع هزینه‌ی بین آن‌ها، کمترین مقدار را دارد. در این روش، هر سطر از تصویر را می‌توان مانند لایه‌ای از یک گراف در نظر گرفت. با انتخاب پیکسل با بیشترین شدت روشنایی در سطر اول به عنوان اولین گره، مسیریابی در تصویر آغاز می‌شود. برای انتخاب گره بعدی، تابع

ریخت‌شناسی به همراه برنامه‌نویسی پویا، حذف مرحله‌ی پیش پردازش برای اجرای بخش‌بندی است؛ چرا که تصویر کارتون به دست آمده، فاقد اختلال و دارای خصوصیات تصویری مناسب جهت استخراج لایه‌ها می‌باشد.



شکل ۱. تصویر لایه‌های شبکیه (۴۳)

RPE: Retinal pigment epithelium; VM: Verhoeff's membrane; OSL: Outer segment layer; ICL: Inner collagenous layer; ISL: Inner synaptic layer; OLM: Outer limiting membrane; ONL: Outer nuclear layer; OPL: Outer plexiform layer; INL: Inner nuclear layer; IPL: Inner plexiform layer; GCL: Ganglion cell layer; INFL: Nerve fibre layer

## روش‌ها

### تجزیه و تحلیل ریخت‌شناسی

چنانچه گفته شد، MCA نمونه‌ای از روش‌های تفکیک یک تصویر به بخش‌های کارتون و بافت می‌باشد. در صورتی‌که معادلات MCA برای یک تصویر فرضی شامل دو بخش کارتون ( $y_c$ ) و بافت ( $y_t$ ) تصویر را بازنویسی کنیم، خواهیم داشت:

$$y = y_c + y_t + v \quad (5)$$

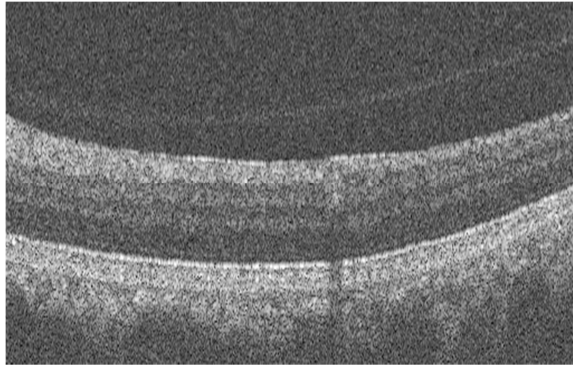
حال، می‌توان بخش کارتون ( $y_c$ ) را به صورت حاصل ضرب دیکشنری کارتون ( $A_c$ )، در ضرایب تنک بخش کارتون ( $x_c$ ) در نظر گرفت. با فرض این که  $y_c$  از مدل  $M_c$  با دیکشنری  $A_c$  و  $y_t$  از مدل  $M_t$  با دیکشنری  $A_t$  تشکیل یافته است، ضرایب تنک هر بخش، از حل معادله‌ی زیر حاصل می‌شود:

$$\|y - A_c x_c - A_t x_t\|_2^2 < \sigma \quad (6)$$

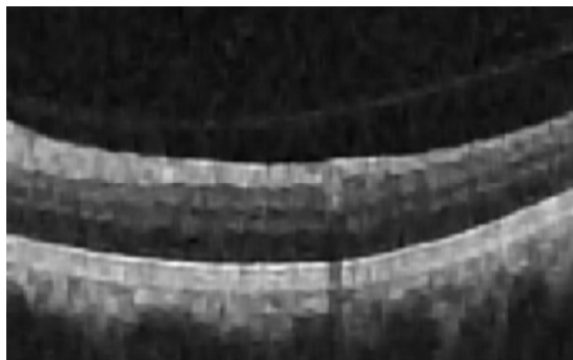
به شرط آن که محدودیت زیر برای حاصل جمع نرم صفر  $x_c$  و  $x_t$  برقرار باشد:

$$\min_{x_c, x_t} \|x_c\|_0 + \|x_t\|_0 \quad (7)$$

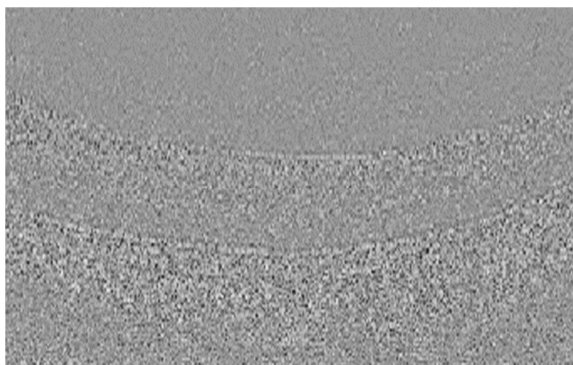
با استفاده از دیکشنری متمایز شده به اتم‌های کارتون و بافت، می‌توان تصویر مختل حاصل شده را به دو بخش کارتون و بافت تفکیک نمود که نمونه‌های آن در شکل ۴ آمده است.



(الف)



(ب)



(ج)

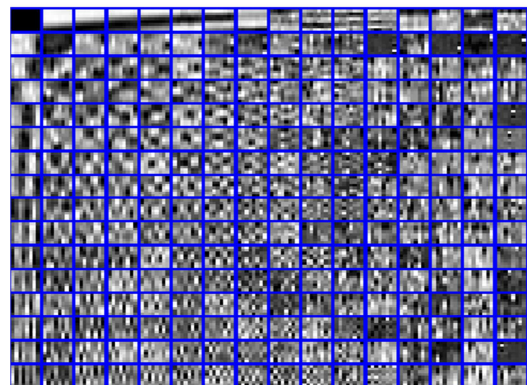
شکل ۴. خروجی روش Morphological component analysis (MCA) برای یک تصویر نمونه، الف) تصویر مختل، ب) بخش کارتون، ج) بخش بافت تصویر

در مرحله‌ی بعدی بر روی کارتون، تصویر بخش‌بندی به روش برنامه‌نویسی پویا اجرا شد. برنامه‌نویسی پویا، مسیری با بالاترین سطح کتراست را در یک تصویر مشخص می‌نماید. این مسیر، در تصویر شبکیه سطح ISL را مشخص می‌نماید. با محاسبه‌ی گرادیان عمودی، می‌توان

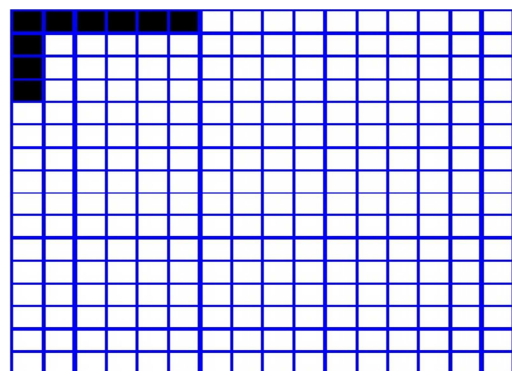
هزینه‌ی بین پیکسل‌های مجاور گره‌ی اول در سطر دوم و گره‌ی اولیه محاسبه می‌شود. پیکسلی که کمترین تابع هزینه را دارد، به عنوان گره‌ی بعدی در مسیر انتخاب می‌شود. این الگوریتم به صورت سطر به سطر تا انتها اجرا می‌شود و مسیر بهینه در تصویر مشخص می‌گردد.

### پ- بخش‌بندی به روش برنامه‌نویسی پویا و تجزیه و تحلیل ریخت‌شناسی

در این مطالعه، تعداد ۵۵ تصویر از دستگاه TOPCON-OCT-1000 به عنوان پایگاه داده در نظر گرفته شد. اندازه‌ی هر داده‌ی دو بعدی در مقیاس پیکسل  $512 \times 650$  بود. برای کارتونی نمودن تصویر، ابتدا دیکشنری هر تصویر به روش خوشه‌بندی برداری به کمک مقادیر ویژه (K-SVD) حاصل شد. شکل ۲، نمونه‌ای از دیکشنری را نمایش می‌دهد. با اجرای روش تجزیه و تحلیل ریخت‌شناسی به روی دیکشنری، می‌توان آن را به دو بخش کارتون و بافت تفکیک نمود. در شکل ۳، نمونه‌ای از دیکشنری تفکیک شده به دو بخش کارتون و بافت تصویر آمده است. بلوک سازنده در هر دیکشنری اتم نامیده می‌شود (د). در شکل ۳، بلوک‌های مشکی اتم‌های بخش کارتون و بلوک‌های سفید رنگ، اتم‌های بخش بافت را نشان می‌دهند.



شکل ۲. دیکشنری به دست آمده از روش K-SVD برای یک تصویر نمونه‌ی Optical coherence tomography (OCT)



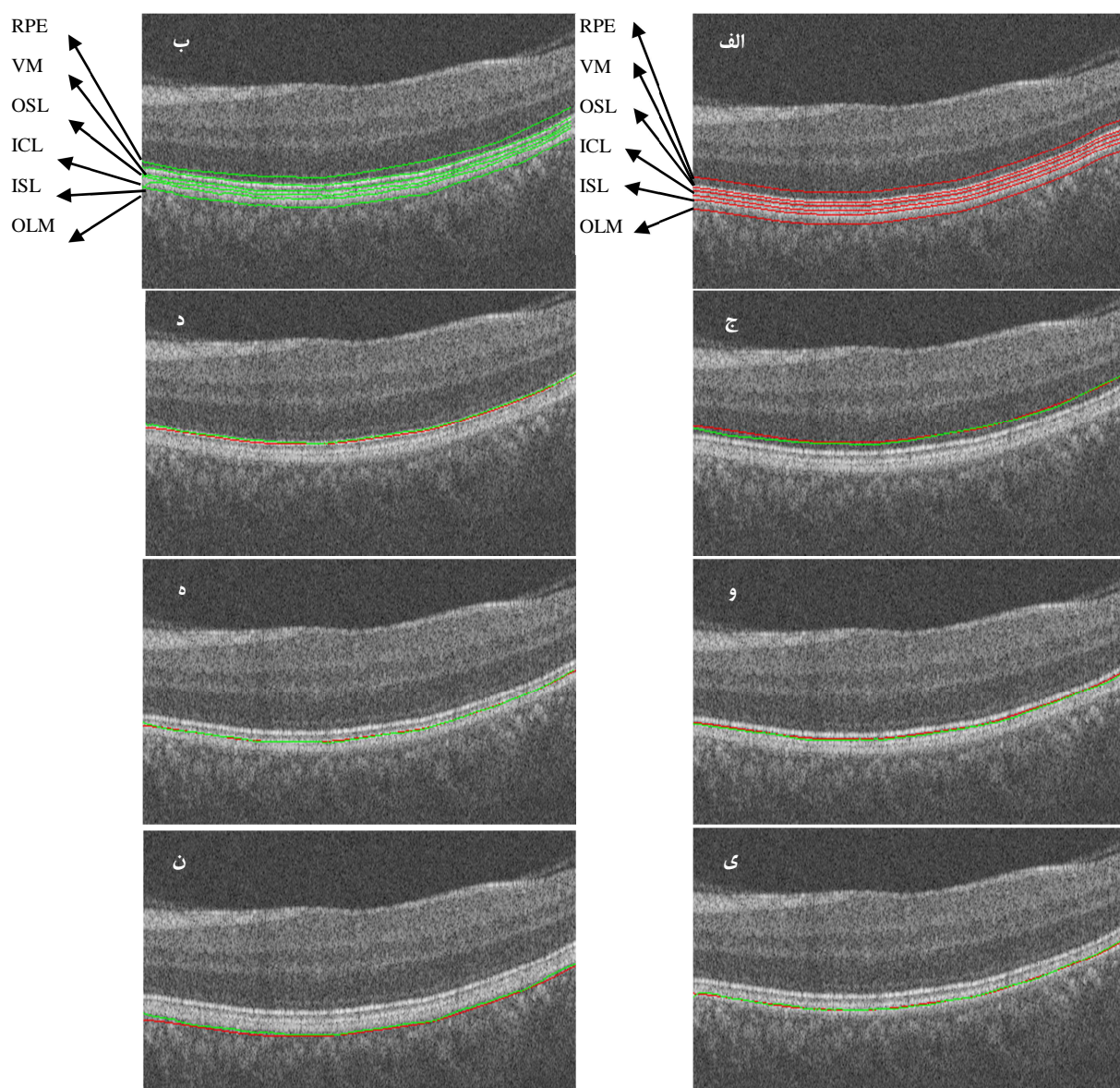
شکل ۳. دیکشنری تفکیک شده به دو بخش کارتون و بافت

## یافته‌ها

## یافته‌های کیفی

نمونه‌های مورد استفاده در این مطالعه، به صورت اسلایس‌های تصادفی انتخاب شده از اسکن‌های حاصل از یک مرحله تصویربرداری OCT بود. این داده‌ها، توسط متخصص به صورت دستی برچسب‌گذاری شدند. شکل ۵، نتایج حاصل از روش بخش‌بندی این مطالعه را به همراه نتایج حاصل از بخش‌بندی دستی و مقایسه‌ی نتایج نشان می‌دهد.

این مسیر را به بخش‌هایی از تصویر که بیشترین تغییرات کتراست تصویر را دارند، منتقل نمود. با جستجوی پیکسل‌های پایین این مسیر، می‌توان به دو سطح از شبکیه (RPE و VM) دست یافت که پیشینه‌ی مقادیر تغییرات گرادیان عمودی در آن جا قرار دارد. به همین ترتیب، می‌توان با جستجوی پیکسل‌های موجود در بالای مسیر مشخص شده و انتخاب مسیرهایی با بیشترین تغییرات گرادیان، مرز مسیره‌های سه سطح OSL، ICL و OLM را تعیین نمود. در مرحله‌ی آخر، به کمک روش‌های پنجره‌گذاری، می‌توان مسیرهای تصویر را هموار نمود.

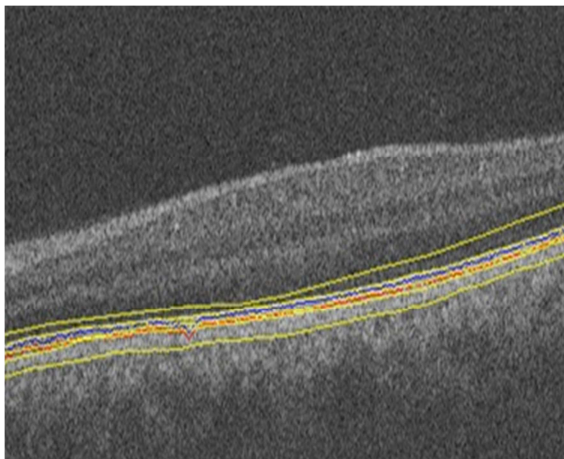


شکل ۵. نتایج حاصل از بخش‌بندی لایه‌های شبکیه در یک تصویر نمونه با روش مطرح شده در این مطالعه در مقایسه با بخش‌بندی دستی توسط متخصص  
 الف) مرزهای حاصل از بخش‌بندی به کمک روش پیشنهاد شده، ب) مرزهای حاصل از بخش‌بندی توسط متخصص، ج) سطح Retinal pigment epithelium (RPE)، د) سطح (VM) Verhoeff's memberane، و) سطح (OSL) Outer segment layer، ه) سطح (ICL) Inner collagenous layer، ی) سطح (ISL) Inner synaptic layer و ن) سطح (OLM) Outer limiting membrane.

## یافته‌های کمی

و شباهت‌های آن‌ها، می‌توان ویژگی لایه‌ها را مورد بحث و بررسی قرار داد.

ذکر این نکته قابل توجه است که در صورت اعمال روش DP بر روی تصویری که کارتون و بافت آن تفکیک نشده است، اختلال تصویر، مانع از تشخیص مکان بیشینه‌ی گرادیان در یک تصویر می‌شود. برای نمونه در شکل ۶، نتیجه‌ی اجرای بخش‌بندی DP بر روی یک نمونه از تصاویر پایگاه داده نشان داده شده است. در این شکل، مسیر آبی رنگ، نتیجه‌ی اجرای DP روی تصویر و مسیر قرمز رنگ از شیفت مسیر اولیه به مکان بیشینه‌ی گرادیان با جستجوی پیکسل‌های پایین مسیر اولیه حاصل شده است. مشاهده می‌شود که این مسیر، سطحی از شبکیه را تعیین نمی‌کند. در صورتی که محل جستجو برای یافتن بیشینه‌ی گرادیان را برای پیکسل‌های بالایی تصویر نیز انجام دهیم، نتیجه‌ی مشابهی به دست خواهد آمد و یک مسیر که سطح خاصی را مشخص نمی‌کند، تعیین می‌شود. در شکل ۶، خطوط زرد رنگ مسیرهای دستی مشخص شده توسط متخصص را نشان می‌دهد.



شکل ۶. خروجی اجرای روش Dynamic programming (DP) در تصویر مختل (کارتون + بافت).

## تشکر و قدردانی

این پژوهش با کد طرح اختصاصی ۳۹۴۰۸۷ در محل دانشکده‌ی فن‌آوری‌های نوین علوم پزشکی دانشگاه علوم پزشکی اصفهان تصویب و طی سال‌های ۹۴-۱۳۹۲ اجرا گردید. از تمامی استادان محترم گروه بیوالکترونیک این دانشکده که راهنمایی‌های لازم را در این زمینه ارایه فرمودند، سپاسگزار می‌گردم.

جدول ۱، مقدار خطای حاصل از نتایج بخش‌بندی ۵۵ تصویر OCT در مقایسه با برچسب‌گذاری نمونه‌ها توسط متخصص را بر حسب پیکسل نشان می‌دهد (مقدار خطا به صورت میانگین  $\pm$  انحراف معیار محاسبه شده است). این نتایج نشان داد که سطح OSL کمترین خطا را داشت و برای سایر سطوح نیز میزان خطای قابل قبولی به دست آمد.

جدول ۱. مقدار خطای نتایج حاصل از بخش‌بندی ۵۵ تصویر

## Optical coherence tomography (OCT)

نام سطح	میانگین $\pm$ انحراف معیار
RPE	$-0.66 \pm 0.33$
VM	$-0.59 \pm 0.31$
OSL	$0.03 \pm 0.16$
ICL	$-1.00 \pm 0.49$
ISL	$-1.72 \pm 0.61$
OLM	$-1.05 \pm 0.51$

RPE: Retinal pigment epithelium; VM: Verhoeff's membrance  
OSL: Outer segment layer; ICL: Inner collagenous layer;  
ISL: Inner synaptic layer; OLM: Outer limiting membrane

## بحث

روش تلفیقی برنامه‌نویسی پویا به همراه تجزیه و تحلیل ریخت‌شناسی در مشخص نمودن خودکار لایه‌های شبکیه موفق عمل می‌نماید و نیازی به مرحله‌ی پیش پردازش برای حذف اختلال و افزایش کنتراست تصویر ندارد. با ترکیب روش تجزیه و تحلیل ریخت‌شناسی و آموزش پایه‌ها و نیز بهینه‌سازی فرایند انتخاب پایه‌ها، می‌توان تصویر کارتونی مناسبی برای بخش‌بندی به دست آورد. سپس، با اعمال روش برنامه‌نویسی پویا بر روی بخش کارتون بدون نیاز به پس پردازش (همچون روش‌های پنجره‌گذاری)، امکان تشخیص شش سطح از شبکیه فراهم می‌گردد.

بحث و بررسی برای داشتن تصویر کارتون مناسب‌تر و انتخاب پایه‌های اختصاصی برای هر لایه، می‌تواند موضوع پیشنهادی برای مطالعات آتی در این حوزه در نظر گرفته شود.

بررسی و مطالعه در زمینه‌ی دیکشنری اولیه نیز می‌تواند پایه‌های مناسب‌تری را برای تصویر مشخص نماید.

همچنین، مدل‌سازی تصاویر به کمک پایه‌های هر لایه نیز موضوع مهم دیگری است که می‌تواند در کارهای پژوهشی آینده مورد بررسی قرار گیرد. به کمک پایه‌های هر لایه و بررسی تفاوت‌ها

## References

1. Fernandez-Vigo JI, Garcia-Feijoo J, Martinez-de-la-Casa JM, Garcia-Bella J, Fernandez-Vigo JA. Morphometry of the trabecular meshwork in vivo in a healthy population using fourier-domain optical coherence tomography. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2015; 56(3): 1782-8.
2. Chiu SJ, Li XT, Nicholas P, Toth CA, Izatt JA, Farsiu S. Automatic segmentation of seven retinal layers in SDOCT images congruent with expert manual segmentation. *Opt Express* 2010; 18(18): 19413-28.
3. Bruckstein AM, Donoho DL, Elad M. From sparse solutions of systems of equations to sparse modeling of signals and images. *SIAM Review* 2009; 51(1): 34-81.
4. Elad M. Sparse and redundant representations. New York, NY: Springer; 2010.
5. Starck JL, Elad M, Donoho D. Redundant multiscale transforms and their application for morphological component separation. *Adv Imag Elect Phys* 2004; 132: 287-348.
6. Abolghasemi V, Ferdowsi S, Sanei S. Blind separation of image sources via adaptive dictionary learning. *IEEE Trans Image Process* 2012; 21(6): 2921-30.
7. Elad M, Starck JL, Querre P, Donoho DL. Simultaneous cartoon and texture image inpainting using morphological component analysis (MCA). *Appl Comput Harmon Anal* 2005; 19(3): 340-58.
8. Bobin J, Starck JL, Fadili JM, Moudden Y, Donoho DL. Morphological component analysis: an adaptive thresholding strategy. *IEEE Trans Image Process* 2007; 16(11): 2675-81.
9. Xiyuan H, Weiping X, Peng S, Hwang WL. Multiple component predictive coding framework of still images. *Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo*; 2011 Jul 11-15; Barcelona, Spain. p. 1-6.
10. Tomic I, Frossard P. Dictionary learning. *IEEE Signal Processing Magazine* 2011; 28(2): 27-38.
11. Mortensen E, Morse B, Barrett W, Udupa J. Adaptive boundary detection using 'live-wire' two-dimensional dynamic programming. *Proceedings of Computers in Cardiology*; 1992 Oct 11-14; Durham, NC, USA. p. 635-8.
12. Mitchell SC, Lelieveldt BP, van der Geest RJ, Bosch HG, Reiber JH, Sonka M. Multistage hybrid active appearance model matching: segmentation of left and right ventricles in cardiac MR images. *IEEE Trans Med Imaging* 2001; 20(5): 415-23.
13. Hee MR, Izatt JA, Swanson EA, Huang D, Schuman JS, Lin CP, et al. Optical coherence tomography of the human retina. *Arch Ophthalmol* 1995; 113(3): 325-32.
14. Huang D, Swanson EA, Lin CP, Schuman JS, Stinson WG, Chang W, et al. Optical coherence tomography. *Science* 1991; 254(5035): 1178-81.
15. George A, Dillenseger JA, Weber A, Pechereau A. Optical coherence tomography image processing. *Investigat Ophthalmol Vis Sci* 2000; 41: 165-73.
16. Koozekanani D, Boyer K, Roberts C. Retinal thickness measurements from optical coherence tomography using a Markov boundary model. *IEEE Trans Med Imaging* 2001; 20(9): 900-16.
17. Gregori G, Knighton RW. A robust algorithm for retinal thickness measurements using optical coherence tomography (Stratus OCT). *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2004; 45(13): 3007.
18. Herzog A, Boyer KL, Roberts C. Robust extraction of the optic nerve head in optical coherence tomography. In: Sonka M, Kakadiaris IA, Kybic J, editors. *Computer vision and mathematical methods in medical and biomedical image analysis*. Berlin, Germany: Springer-Verlag Berlin Heidelberg; 2004. p. 395-407.
19. Shahidi M, Wang Z, Zelkha R. Quantitative thickness measurement of retinal layers imaged by optical coherence tomography. *Am J Ophthalmol* 2005; 139(6): 1056-61.
20. Baroni M, Fortunato P, La Torre A. Towards quantitative analysis of retinal features in optical coherence tomography. *Med Eng Phys* 2007; 29(4): 432-41.
21. Srinivasan VJ, Monson BK, Wojtkowski M, Bilonick RA, Gorczynska I, Chen R, et al. Characterization of outer retinal morphology with high-speed, ultrahigh-resolution optical coherence tomography. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2008; 49(4): 1571-9.
22. Bagci AM, Shahidi M, Ansari R, Blair NP, Zelkha R. Thickness profiles of retinal layers by optical coherence tomography image segmentation. *Am J Ophthalmol* 2008; 146(5): 679-87.
23. Koprowski R, Wrobel Z. Layers recognition in tomographic eye image based on random contour analysis. In: Koprowski R, Wozniak M, editors. *Computer Recognition Systems 3*. Berlin, Germany: Springer Berlin Heidelberg; 2009. p. 471-8.
24. Lu S, Cheung CY, Liu J, Lim JH, Leung CK, Wong TY. Automated layer segmentation of optical coherence tomography images. *IEEE Trans Biomed Eng* 2010; 57(10): 2605-8.
25. Boyer KL, Herzog A, Roberts C. Automatic recovery of the optic nervehead geometry in optical coherence tomography. *IEEE Trans Med Imaging* 2006; 25(5): 553-70.
26. Tan O, Li G, Lu AT, Varma R, Huang D. Mapping of macular substructures with optical coherence tomography for glaucoma diagnosis. *Ophthalmology* 2008; 115(6): 949-56.
27. Kajic V, Povazay B, Hermann B, Hofer B, Marshall D, Rosin PL, et al. Robust segmentation of intraretinal layers in the normal human fovea using a novel statistical model based on texture and shape analysis. *Opt Express* 2010; 18(14): 14730-44.
28. Fernandez DC, Villate N, Puliafito CA, Rosenfeld PJ. Comparing total macular volume changes measured by Optical Coherence Tomography with retinal lesion volume estimated by active contours. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2004; 45(13): 3072.
29. Mishra A, Wong A, Bizheva K, Clausi DA. Intra-retinal layer segmentation in optical coherence tomography images. *Opt Express* 2009; 17(26): 23719-28.

30. Yazdanpanah A, Hamarneh G, Smith B, Sarunic M. Intra-retinal layer segmentation in optical coherence tomography using an active contour approach. *Med Image Comput Assist Interv* 2009; 12(Pt 2): 649-56.
31. Somfai GM, Jozsef M, Chetverikov D, DeBuc D. Active contour detection for the segmentation of optical coherence tomography images of the retina. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2014; 55(13): 4793.
32. Mayer MA, Hornegger J, Mardin CY, Tornow RP. Retinal nerve fiber layer segmentation on FD-OCT scans of normal subjects and glaucoma patients. *Biomed Opt Express* 2010; 1(5): 1358-83.
33. Ghorbel I, Rossant F, Bloch I, Tick S, Paques M. Automated segmentation of macular layers in OCT images and quantitative evaluation of performances. *Pattern Recognition* 2011; 44(8): 1590-603.
34. Fuller A, Zawadzki R, Choi S, Wiley D, Werner J, Hamann B. Segmentation of three-dimensional retinal image data. *IEEE Trans Vis Comput Graph* 2007; 13(6): 1719-26.
35. Mayer MA, Tornow RP, Bock R, Hornegger J, Kruse FE. Automatic nerve fiber layer segmentation and geometry correction on spectral domain OCT images using fuzzy C-means clustering. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2008; 49(13): 1880.
36. Vermeer KA, van der Schoot J, Lemij HG, de Boer JF. Automated segmentation by pixel classification of retinal layers in ophthalmic OCT images. *Biomed Opt Express* 2011; 2(6): 1743-56.
37. Garvin MK, Abramoff MD, Kardon R, Russell SR, Wu X, Sonka M. Intraretinal layer segmentation of macular optical coherence tomography images using optimal 3-D graph search. *IEEE Trans Med Imaging* 2008; 27(10): 1495-505.
38. Abramoff MD, Lee K, Niemeijer M, Alward WL, Greenlee EC, Garvin MK, et al. Automated segmentation of the cup and rim from spectral domain OCT of the optic nerve head. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2009; 50(12): 5778-84.
39. 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. *Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering*; 2010 Mar 11; San Diego, CA, USA.
40. Yang Q, Reisman CA, Wang Z, Fukuma Y, Hangai M, Yoshimura N, et al. Automated layer segmentation of macular OCT images using dual-scale gradient information. *Opt Express* 2010; 18(20): 21293-307.
41. Kafieh R, Rabbani H, Abramoff MD, Sonka M. Intra-retinal layer segmentation of 3D optical coherence tomography using coarse grained diffusion map. *Med Image Anal* 2013; 17(8): 907-28.
42. Kafieh R, Rabbani H, Kermani S. A review of algorithms for segmentation of optical coherence tomography from retina. *J Med Signals Sens* 2013; 3(1): 45-60.
43. Kafieh R, Rabbani H, Hajizadeh F, Abramoff MD, Sonka M. Thickness mapping of eleven retinal layers segmented using the diffusion maps method in normal eyes. *J Ophthalmol* 2015; 2015: 259123.
44. Sonka M, Halavac V, Boyle R. *Image processing, analysis, and machine vision*. New York, NY: Springer; 2010.



## Morphological Component Analysis for Automatic Segmentation of Six Lower Retina Layers in Optical Coherence Tomography Images

Leila Niknam<sup>1</sup>, Hosein Rabbani<sup>2</sup>

### Original Article

#### Abstract

**Background:** Retina is the innermost tissue in human eye which sends visual information to the brain by means of optic nerve. Designing an intra-retinal layer segmentation method which can detect the retina surfaces properly in the presence of noise and lack of contrast is an important step in ophthalmology. In this study the combination of morphological component analysis (MCA) and dynamic programming (DP) is used automatically for segmentation of optical coherence tomography (OCT) images.

**Methods:** Data set for this study was 55 samples which were taken from normal people by Topcon OCT-1000. This study had two phases. In MCA phase the image dictionary was created by clustering with eigenvalues (k-SVD), and then the image was decomposed to cartoon and texture parts by selecting proper bases. In the second phase segmentation was done by the dynamic programming (DP) method on cartoon part and the retinal pigment epithelium (RPE), Verhoeff's membrane (VM), outer segment layer (OSL), inner collagenous layer (ICL), inner synaptic layer (ISL), and outer limiting membrane (OLM) layers were detected.

**Findings:** Comparing the obtained results with gold standard (manual segmentation) shows that minimum error belongs to OSL surface and its error in the form of mean  $\pm$  SD (standard derivation) is  $0.030 \pm 0.167$ . For other surfaces the error is calculated in this way from left to right for RPE, VM, ICL, ISL, OLM:  $-0.66 \pm 0.33$ ,  $-0.59 \pm 0.31$ ,  $-1.00 \pm 0.49$ ,  $-1.72 \pm 0.61$ ,  $-1.05 \pm 0.51$ .

**Conclusion:** MCA in combination with DP can work as an automatic method for six lower intra retina layers' segmentation with acceptable accuracy. One of the main advantages of this method is omitting preprocessing phase for segmentation.

**Keywords:** Segmentation, Dynamic programming, Morphological component analysis

**Citation:** Niknam L, Rabbani H. Morphological Component Analysis for Automatic Segmentation of Six Lower Retina Layers in Optical Coherence Tomography Images. J Isfahan Med Sch 2016; 34(373): 166-74

1- MSc Student, Department of Biomedical Engineering, School of Advanced Technologies in Medicine AND Student Research Committee, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

2- Associate Professor, Department of Biomedical Engineering, School of Advanced Technologies in Medicine AND Medical Image and Signal Processing Research Center, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

**Corresponding Author:** Hosein Rabbani, Email: h\_rabbani@med.mui.ac.ir