

A new method for automatic diagnosis of age-related macular degeneration using optical coherence tomography images

A. Babaoghli¹, H. Soltanizadeh^{2*}

¹MSc Student, Telecommunications Department, Electrical and Computer Engineering Faculty, Semnan University, Semnan, Iran

²Assistant Professor, Electronic Department, Electrical and Computer Engineering Faculty, Semnan University, Semnan, Iran

Receipt in the Online Submission System: 20/3/2019, Received in Revised Form: 9/8/2019, Accepted: 8/9/2019

Abstract

Diseases associated with the retina and macula of the eye, causing permanent loss of vision or a great deal of loss of vision in people, leads to a decrease in the quality of life and a lot of problems in daily life. For this reason, the timely and correct identification of these diseases and disorders has become important. The optical coherence tomography imaging method provides high precision in imaging and good information about the depth of the retina. This imaging technique is a great help in the accurate identification of macular-related diseases. Age-related macular degeneration is one of the most common retinal diseases. The purpose of this study is to design and implement a system that is reliable and fast and can detect the age-related macular degeneration by using optical coherence tomography image processing accurately and accurately and quickly. In these studies, histograms of orientational gradients and principal component analysis for extraction of features and AdaBoost ensemble classification method have been used to classify the data. The database used includes 269 patients and 115 healthy people. All three indicators of accuracy, sensitivity and specificity of the implemented system were measured at 100%.

Key words: *Image processing, Optical coherence tomography, Age related macular degeneration, Histogram of oriented gradients, Principal component analysis, Ensemble classification, AdaBoost*

*Corresponding author

Address: Electronic Department, Electrical and Computer Engineering Faculty, Semnan University, P.O.Box: ۳۵۱۳۱-۱۹۱۱۱, Semnan, Iran
Tel: +98-23-31533995
Fax: +98-23-31533995
E-mail: h_soltanizadeh@semnan.ac.ir



روشی جدید برای تشخیص خودکار بیماری دژنراسیون وابسته به سن ماکولا با استفاده از تصاویر مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی

امیر باباوغلی^۱، هادی سلطانی‌زاده^{۲*}

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق، گروه مخابرات، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان، سمنان

^۲ استادیار، گروه الکترونیک، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان، سمنان

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۷/۱۲/۲۹، بازنگری: ۱۳۹۸/۵/۱۸، پذیرش قطعی: ۱۳۹۸/۶/۱۷

چکیده

بیماری‌های مرتبط با شبکه و ماکولای چشم، باعث از دست دادن همیشگی بینایی یا کاهش بسیار زیاد دید در افراد و موجب پایین آمدن کیفیت زندگی و ایجاد مشکلات فراوان در زندگی روزمره می‌شوند. به این دلیل، شناسایی به هنگام و درست این بیماری‌ها و اختلالات، اهمیت پیدا کرده است. روش تصویربرداری مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی، دقت بالایی در تصویربرداری و همچنین اطلاعات عمقی نسبت به شبکه، ارائه می‌دهد. این روش تصویربرداری کمک بسیار زیادی به شناسایی دقیق بیماری‌های مرتبط با ماکولا کرده است. یکی از شایع‌ترین بیماری‌های شبکه چشم، بیماری دژنراسیون وابسته به سن ماکولا است. هدف از انجام این پژوهش این است که سیستمی طراحی و پیاده‌سازی شود که قابل اعتماد و سریع باشد و بتواند بیماری دژنراسیون وابسته به سن ماکولا را با استفاده از پردازش تصاویر مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی، به خوبی و با دقت و سرعت بالا شناسایی کند. در این مطالعات از روش‌های هیستوگرام گرادین‌های جهت‌دار و تحلیل مولفه اصلی برای استخراج ویژگی‌ها و از روش طبقه‌بندی گروهی AdaBoost جهت طبقه‌بندی داده‌ها بهره گرفته شده است. پایگاه داده مورد استفاده شامل ۲۶۹ شخص بیمار و ۱۱۵ نفر سالم است. هر سه شاخص دقت، حساسیت و خاصیت سیستم پیاده‌سازی شده، ۱۰۰ درصد، اندازه گیری شد.

کلیدواژه‌ها: پردازش تصویر، مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی، دژنراسیون وابسته به سن ماکولا، هیستوگرام گرادین‌های جهت‌دار، تحلیل مولفه اصلی، طبقه‌بندی گروهی

*نویسنده مسئول

نشانی: گروه الکترونیک، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران، کد پستی ۱۹۱۱۱-۳۵۱۳۱

تلفن: ۳۱۵۳۳۹۹۵ (۲۳)۹۸+

دورنگار: ۳۱۵۳۳۹۹۵ (۲۱)۹۸+

پست الکترونیکی: h_soltanizadeh@semnan.ac.ir

۱- مقدمه

پژوهش سیستمی قابل اعتماد، دقیق و سریع بر اساس پردازش تصاویر مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی جهت شناسایی بیماری دژنراسیون وابسته به سن ماکولا طراحی و ارائه شده است. در پژوهش‌های پیشین تلاش‌های ارزشمندی برای شناسایی بیماری دژنراسیون وابسته به سن ماکولا با استفاده از تصاویر مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی صورت گرفته است. پژوهش‌های انجام شده را از منظر روش طبقه‌بندی می‌توان به دو دسته طبقه‌بندی با روش‌های آماری-ریاضیاتی و دسته آموزش عمیق یا شبکه‌های عصبی^۵ تقسیم کرد. در جدول ۱، خلاصه این پژوهش‌ها موجود است. روش‌های شماره یک تا هفت جزو دسته اول و بقیه جزو دسته دوم هستند.

جدول (۱) - خلاصه پژوهش‌های پیشین

نویسنده	روش	نتایج (درصد)			
		دقت	حساسیت	خاصیت	AUC ⁶
1 سرنیواسان [10]	Spatial Pyramid + HOG + SVM	86.68	1.89	3.96	-
2 ونهویزن [11]	PCA + Random Forest	-	-	-	98.4
3 سان [12]	HOG + SVM	94.4	96.8	92.1	-
4 وانگ [13]	Spatial Pyramid + LCP + SVM	98	98	98.8	98.4
5 آلبرارک [14]	LBP + HOG + Bayesian classifier	91.4	92.4	90.5	94.4
6 لیو [15]	Spatial Pyramid + LPB + PCA + SVM	-	-	-	93.8
7 فارسیو [16]	Statistical scores + GLM	-	-	-	99.1
8 ریونسکرافت [17]	LBP + CNN ⁷	87	-	-	-
9 راستی [18]	Spatial Pyramid + CNN	99.36	-	-	99.8
10 لی [19]	Deep Neural Network	93.45	83.82	96.4	97.45
11 آپوستولوپولس [20]	RetiNet CNN	-	-	-	99.7

سیستم اول، از روش‌های هرم فضایی^۸، هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار^۹ و ماشین بردار پشتیبان^{۱۰} خطی استفاده می‌کند. این سیستم متکی بر گام کاهش نویز است. سیستم دوم، از تحلیل

تصویربرداری در بخش پزشکی، اهمیت بسیاری داشته و اساس تشخیص بسیاری از بیماری‌ها است. روش‌های تصویربرداری را می‌توان به دو بخش تهاجمی و غیرتهاجمی دسته‌بندی کرد. دسته تهاجمی می‌تواند برای بیمار عوارضی داشته باشد و تغییراتی نامطلوبی را در بدن بیمار ایجاد کند. روش‌های غیر تهاجمی بدون ایجاد تغییر در بدن بیمار تصویربرداری انجام می‌دهند مانند روش سونوگرافی، مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی^۱ و فوندوس^۲. [1] در چشم پزشکی دو روش فوندوس و مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی با توجه به غیر تهاجمی بودن اهمیت یافته‌اند و بیشترین کاربرد را در این حوزه دارند. روش تصویربرداری مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی، برای اولین بار در سال ۱۹۹۱ میلادی توسط آقای هانگ و همکارانش معرفی شد. [2] این روش با توجه به تصویربرداری عمقی و سه‌بعدی و همچنین دقت بالای تصاویر ارائه شده، نسبت به روش تصویربرداری فوندوس، برتری دارد. از این روش تصویربرداری عمدتاً برای تشخیص و ارزیابی بیماری‌های شبکیه و قسمت ماکولای^۳ چشم استفاده می‌شود. امروزه شناسایی بیماری‌های مرتبط با ماکولای چشم بسیار با اهمیت است زیرا صدمات ناشی از این بیماری‌ها جبران‌ناپذیر بوده و زندگی فرد را دچار مشکل می‌کند. [3] از بیماری‌های شبکیه چشم می‌توان به سوراخ ماکولا، تورم دیابتیک ماکولا، گلوکوما و دژنراسیون وابسته به سن ماکولا^۴ اشاره کرد. [4]

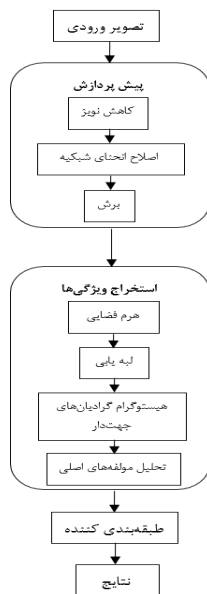
با توسعه الگوریتم‌های رایانه‌ای و افزایش توان پردازش اطلاعات پردازنده‌های رایانه‌ای، استفاده از الگوریتم‌های توسعه‌یافته در کاربردهای مختلف پزشکی به سرعت رو به گسترش است. پردازش خودکار و نیمه خودکار تصاویر مختلف پزشکی مانند تصاویر مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی یکی از متداول‌ترین کاربردهای این الگوریتم‌ها است. [5, 6] امروزه تفسیر تصاویر مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی اغلب بر توسعه روش‌های قطعه‌بندی لایه اتوماتیک متمرکز شده است. [7, 8, 9] بیماری دژنراسیون وابسته به سن ماکولا در بزرگسالان، بیشترین سهم را در از دست دادن بینایی افراد دارد، از این رو شناسایی سریع، دقیق و قابل اطمینان این بیماری حائز اهمیت است. در این

^۷ Convolutional neural network^۸ Spatial pyramid^۹ Histogram of oriented gradients (HOG)^{۱۰} Support vector machine (SVM)^۱ Optical coherence tomography (OCT)^۲ Fundus^۳ Macula^۴ Age-related macular degeneration (AMD)^۵ Neural networks^۶ Area under the curve (AUC)

در نتایج، مقایسه نتایج روش پیشنهادی با نتایج پژوهش‌های پیشین و پایگاه داده مورد مطالعه، در بخش سوم ارائه شده است. و در نهایت در بخش چهارم، از نتایج و یافته‌های این پژوهش نتیجه‌گیری انجام شده است.

۲- روش پیشنهادی

اساس روش پیشنهادی در این پژوهش پردازش تصاویر مقطع-نگاری همدوسی اپتیکی بیماری دژنراسیون وابسته به سن ماکولا است. در شکل ۱، دیاگرام فرایند پردازش تصاویر به منظور شناسایی بیماری دژنراسیون وابسته به سن ماکولا نشان داده شده است. همان گونه که در شکل ۱ مشخص است، این فرایند، از سه بخش عمده‌ی پیش‌پردازش، استخراج ویژگی‌ها و طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده، تشکیل شده است. هدف از انجام پیش‌پردازش، کاهش نویز تصاویر و اصلاح انحنای شبکه در تصاویر و ایجاد تصاویر مناسب برای مرحله استخراج ویژگی‌ها است. در بخش دوم ویژگی‌های مناسب در چهار گام هرم فضایی، لبه‌یابی^{۱۷}، هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار و تحلیل مولفه‌های اصلی، استخراج شده و در اختیار بخش سوم یا همان طبقه‌بندی کننده قرار گرفته است. طبقه‌بند مورد استفاده در این پژوهش طبقه‌بند گروهی AdaBoost است.



شکل (۱) - دیاگرام کلی سیستم پیاده‌سازی شده

مولفه اصلی^{۱۱} و طبقه‌بند جنگل تصادفی^{۱۲} استفاده می‌کند. نکته مثبت و با اهمیت این سیستم عدم نیاز به قطعه بندی دقیق لایه‌های شبکه‌ای است. سیستم سوم، با بهره‌گیری از روش-های استخراج منطقه مطلوب^{۱۳}، هیستوگرام گرادیان‌های جهت-جهت‌دار و ماشین بردار پشتیبان، طبقه‌بندی انجام می‌دهد. سیستم چهارم، از روش‌های هرم فضایی، الگوی پیکربندی خطی^{۱۴} و ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌کند و همچنین در این سیستم نیازی به تقسیم‌بندی لایه‌های شبکه نیست. سیستم پنجم با بهره‌گیری از روش‌های الگوهای باینری محلی^{۱۵}، هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار و طبقه‌بند بیز، کلاس‌بندی داده‌ها را انجام می‌دهد. این سیستم نیز متکی بر روش کاهش نویز است. سیستم ششم، از روش‌های هرم فضایی، الگوهای باینری محلی، هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار و طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان با هسته تابع پایه شعاعی، بیماری را شناسایی می‌کند. در سیستم هفتم، از ویژگی‌های آماری مانند ضخامت لایه‌های مختلف و روش مدل خطی تعمیم‌یافته^{۱۶} استفاده شده است. سیستم‌های هشتم تا یازدهم جزو دسته دوم هستند و این سیستم‌ها از شبکه‌های عصبی کانولوشنی جهت شناسایی بیماری استفاده می‌کنند. در این سیستم‌ها با استفاده از فیلترهای مختلف، ویژگی‌ها استخراج شده و طبقه‌بندی انجام می‌شود. این سیستم‌ها برای آرایه عملکرد قابل قبول، نیاز به پایگاه داده بزرگ دارند که به سهولت در دسترس نیست.

دسته اول، سریع بوده و پیچیدگی پایینی دارند و همچنین جهت پردازش نیازی به سیستم‌های رایانه‌ای قدرتمند ندارند ولی ضعف آنها نتیجه‌ی نسبتاً خوب در مقایسه با روش‌های دسته دوم است. دسته دوم، نتایج بسیار خوبی را ارائه می‌دهند ولی پیچیدگی بالای و عملکرد کندی دارند. همچنین نیاز به سیستم‌های رایانه‌ای قدرتمند برای پردازش دارند که به سهولت قابل دسترسی نیست. سیستم پیشنهادی این مقاله بر اساس روش طبقه‌بندی آماری-ریاضیاتی طبقه‌بند گروهی AdaBoost، طراحی و پیاده‌سازی شده است. این سیستم عملکرد بسیار خوبی در جهت تامین هدف این مطالعات ارائه کرده است.

در بخش دو، روش پیشنهادی این مقاله، شرح داده شده است. همچنین نتایج حاصل از این پژوهش، بحث در مورد عوامل موثر

^{۱۵} Local binary patterns (LBP)

^{۱۶} Generalized linear model (GLM)

^{۱۷} Edge detection

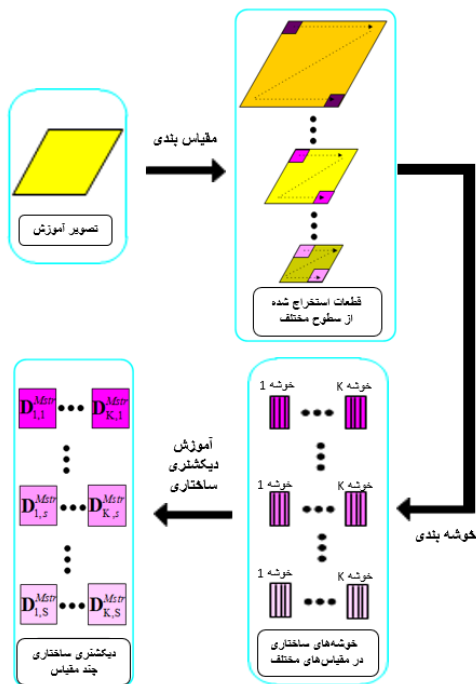
^{۱۱} Principal component analysis (PCA)

^{۱۲} Random forest

^{۱۳} Region of interest (ROI)

^{۱۴} Linear configuration pattern (LCP)

Downsample در این روش استفاده شده است. دیاگرام آموزش دیکشنری در شکل ۲ قابل مشاهده است.



شکل (۲) - دیاگرام آموزش دیکشنری

پس از آموزش دیکشنری میتوان نویز تصویر هدف را کاهش داد. کاهش نویز تصاویر در دو گام انجام می شود. گام اول، انتخاب زیردیکشنری مناسب برای هر قطعه تصویر هدف و گام دوم محاسبه قطعات حذف نویز شده. برای انتخاب زیردیکشنری مناسب (D_i^A) از فرمول ۱ استفاده می شود.

$$A = (k_i, s_i) = \arg \max_{k,s} \{ \langle c_{k,s}, y_i^{Hf} \rangle \} \quad (1)$$

i شماره قطعه، k شماره خوشه و s شماره مقیاس است. $c_{k,s}$ ، اتم سنترئید^{۲۳} متناظر با خوشه های حاصل از k -means و y_i^{Hf} مولفه فرکانس بالای هر قطعه است. در گام دوم با استفاده از فرمول ۲، بردارهای ضرایب عددی محاسبه می شوند.

$$(\hat{\alpha}_i, \hat{\beta}_i) = \arg \min_{\alpha_i, \beta_i} \{ \|y_i - D_i^A \alpha_i\|_2^2 + \lambda_1 \|\alpha_i\|_0 + \lambda_2 \|\alpha_i - \beta_i\|_0 \} \quad (2)$$

λ_1 و λ_2 ضرایب لاگرانژ، α_i بردار اسپارس ضرایب قطعه حذف نویز شده i ام و β_i بردار اسپارس ضرایب متناظر با قطعه بدون نویز است. پس از محاسبه نمایش اسپارس تمام قطعات ($\hat{\alpha}_i$).

۲-۱- پیش پردازش

تصاویر پایگاه داده مورد استفاده در این پژوهش، با توجه به ماهیت روش تصویربرداری مقطع نگاری همدوسی اپتیکی، نیاز به بهسازی و بالابردن کیفیت تصاویر دارد. در بخش پیش پردازش، هدف آماده سازی تصاویر خام برای بخش استخراج ویژگی ها و استخراج ویژگی های با کیفیت از روی تصاویر است. این بخش از سه قسمت کاهش نویز، اصلاح انحنای شبکه و برش تصویر، تشکیل شده است.

۲-۱-۱- کاهش نویز

گام اول از بخش پیش پردازش، کاهش نویز تصاویر است. روش تصویربرداری مقطع نگاری همدوسی اپتیکی، به صورتی است که باعث ایجاد نویز بسیار شدیدی روی تصاویر می شود. بنابراین عملیات کاهش نویز باید انجام شود. ماهیت نویز ایجاد شده بر روی تصاویر مقطع نگاری همدوسی اپتیکی، اسپکل^{۱۸} است. روش مورد استفاده، روش MSBTD^{۱۹} است. [21] این روش شامل دو مرحله آموزش دیکشنری^{۲۰} و کاهش نویز است. عکس-های B-scan به صورت $Y \in \mathbb{R}^{N \times M \times L}$ ، تعریف می شوند که N و M ابعاد تصاویر و L تعداد تصاویر در بانک تصاویر از هر فرد است. تصاویر قطعه بندی شده و هر قطعه^{۲۱} با اندازه $Q=N' \times M'$ به صورت $x \in \mathbb{R}^Q$ و $x = D\alpha$ تعریف می شود. مجموعه ترکیب خطی توابع پایه، دیکشنری (D) نامیده می شود. α یک بردار ضرایب عددی است. در این روش از δ تصویر نزدیک به تصویر هدف در هر فرد، میانگین گرفته شده و از این تصاویر برای ایجاد دیکشنری استفاده می شود. راه حل پیشنهادی این روش برای کاهش نویز به این صورت است: $\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_0$ به طوریکه $\|x^{noise} - D\alpha\|_2 \leq \omega$ ، x^{noise} قطعه نویزی و ω مقدار خطا است. در روش MSBTD، آموزش دیکشنری با استفاده از الگوریتم K-SVD بر روی قطعات انجام می شود. برای پوشش بهتر روی ساختارهای مختلف از زیردیکشنری ها^{۲۲} استفاده شده است. در روش MSBTD، با استفاده از الگوریتم k-means، 70 خوشه ساختاری ایجاد می شود. سپس از هر خوشه یک زیردیکشنری با استفاده از تحلیل مولفه اصلی، به دست می آید. برای اینکه اطلاعات ساختاری و بافتی خوبی حاصل شود، از دو مرحله Upsample و سه مرحله

^{۲۱} Patch

^{۲۲} Subdictionary

^{۲۳} Centroid atom

^{۱۸} Speckle

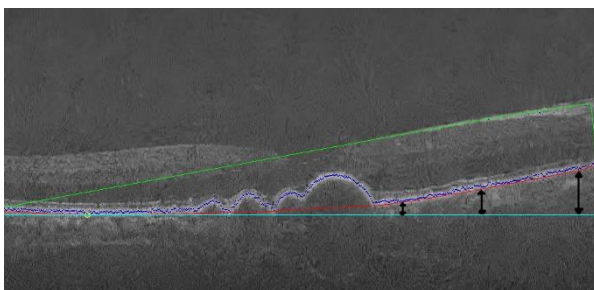
^{۱۹} Multiscale sparsity based tomographic denoising

^{۲۰} Dictionary

تصاویر شبکه‌ی معمولاً یک انحنا‌ی طبیعی دارند که ناشی از شیوه‌های دریافت و نمایش تصاویر است. برای کاهش اثرات انحنا‌ی شبکه‌ی بر روی طبقه‌بندی کننده، باید در هر تصویر انحنا‌ی شبکه‌ی مسطح شود. برای صاف کردن انحنا‌ی شبکه‌ی در هر تصویر، ابتدا یک برآورد آزمایشی از لایه اپتلیوم رنگدانه شبکه^{۲۵} به دست آورده می‌شود. طبق دانش قبلی، این لایه بیشترین بازتاب نور در تصویر شبکه‌ی را دارد، در نتیجه دو نقطه‌ای را که در هر ستون دارای بیشترین بازتابش نور باشند، انتخاب شده و میانگین مختصات آنها به عنوان محل لایه اپتلیوم رنگدانه شبکه تخمین زده شده است. در شکل ۴(الف)، نقاط آبی پررنگ نشان دهنده این لایه است. سپس، بدنه محدب^{۲۶} در اطراف نقاط به دست آمده را محاسبه کرده و مرز پایین بدنه محدب به عنوان برآورد مرز پایین شبکه استفاده می‌شود. بدنه محدب طبق فرمول ۳ تعریف می‌شود. [22]

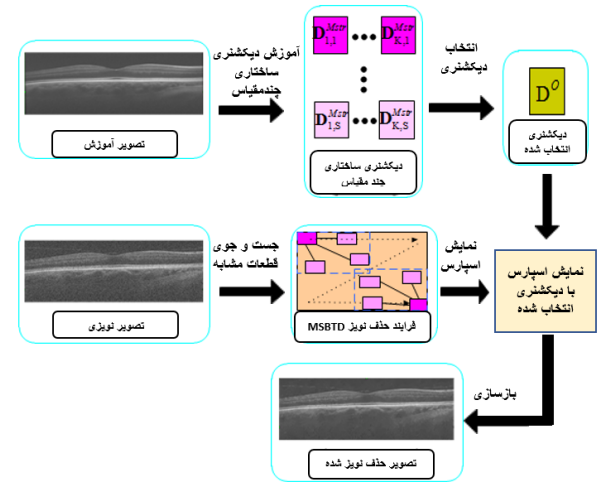
$$\text{conv}(X) := \left\{ \sum_{i=1}^n \lambda_i x^i \mid \lambda_1, \dots, \lambda_n \geq 0, \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \right\} \quad (3)$$

در فرمول ۳، $X = \{x^1, \dots, x^n\}$ مجموعه نقاطی است که بدنه محدب آنها محاسبه می‌شود و λ_i ضرایبی است که باید محاسبه شده و در معادله صدق کنند. در شکل ۵ (الف)، مجموع دو منحنی سبز و قرمز بدنه محدب و منحنی قرمز مرز پایین شبکه است. برای حذف انحنا، میزان اختلاف مرز بدست آمده در هر ستون تصویر، با مینیمم مرز را محاسبه کرده و به اندازه مقدار محاسبه شده، آن ستون جابه‌جا می‌شود. چند نمونه از میزان اختلاف مرز پایین شبکه با مینیمم مرز که با نقطه زرد مشخص شده، با فلش‌های سیاه در شکل ۵ (الف) قابل مشاهده است. همچنین در شکل ۵ (ب) تصویر مسطح شده، ارائه شده است.



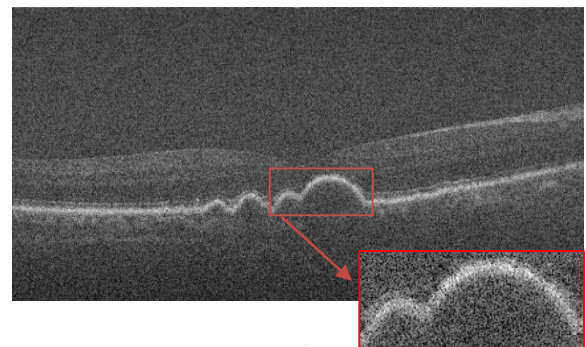
(الف)

قطعات حذف نویز شده $(D_i^A \hat{\alpha}_i)$ به دست می‌آیند. دیاگرام کلی روش MSBTD در شکل 3 قابل مشاهده است.

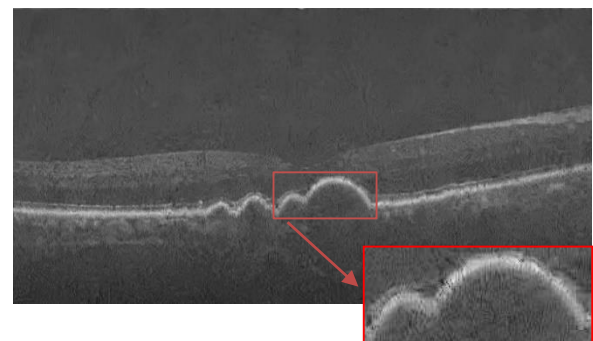


شکل (3) - دیاگرام روش MSBTD

روش MSBTD کارایی و عملکرد قابل قبولی در بین روش‌های کاهش نویز دارد. با اعمال این روش روی تصاویر خام پایگاه داده، میانگین پیک نسبت سیگنال به نویز^{۲۴} روی تصاویر اصلاح و حذف نویز شده، 20 دسی‌بل به دست آمده است.



(الف)



(ب)

شکل (۴) - (الف) تصویر خام (ب) تصویر حذف نویز شده

۲-۱-۲- اصلاح انحنا‌ی شبکه‌ی

^{۲۶} Convex hull

^{۲۴} Peak signal to noise ratio (PSNR)

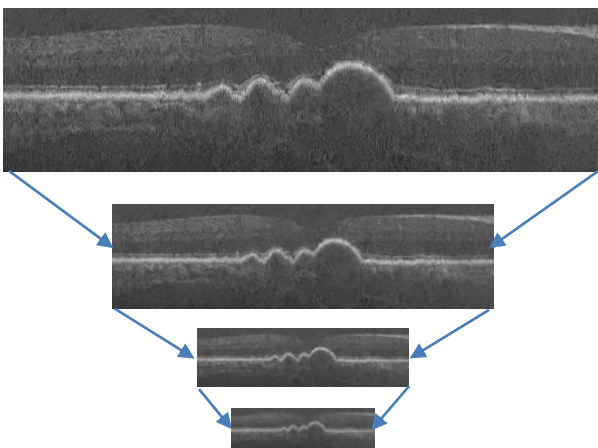
^{۲۵} Retinal pigment epithelium (RPE)

برخی از آسیب های شبکه مانند دژنراسیون وابسته به سن ماکولا ویژگی های کلیدی را در مقیاس های مختلف نشان می دهد؛ بنابراین استفاده از هرم فضایی [23, 24] برای این منظور بسیار مفید است. در هر گام که هرم فضایی در جهت کاهشی مورد استفاده قرار می گیرد، ابعاد تصویر را نصف می شود. برای محاسبه مقادیر جدید پیکسل ها از فرمول ۴ و ۵ در جهت هر بعد استفاده می شود. به این ترتیب که مقادیر ۵ پیکسل با ضرایب $w(m)$ باهم جمع شده و مقدار پیکسل تصویر جدید را ایجاد می کنند.

$$g_{new}(i) = \sum_{m=-2}^{+2} w(m) \times g_{old}(2i + m) \quad (4)$$

$$w(m) = \left[\frac{1}{4} - \frac{a}{2}, \frac{1}{4}, a, \frac{1}{4}, \frac{1}{4} - \frac{a}{2} \right] \quad (5)$$

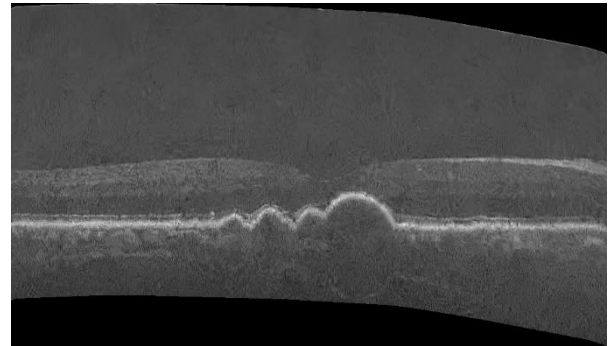
g_{new} مقدار پیکسل جدید و g_{old} مقدار پیکسل در تصویر گام قبل هرم فضایی است. پارامتر a برای ایجاد ضرایب گوسی در $w(m)$ ، مقداردهی می شود. در شکل ۷ نتیجه اعمال ۳ سطح هرم فضایی قابل مشاهده است. تصاویر مراحل پایین در شکل ۷، جهت وضوح دیداری بزرگنمایی شده اند و نصف اندازه‌ی مرحله قبل نیستند.



شکل (۷) - هرم فضایی

۲-۲-۲- لبه یابی و آستانه گذاری

با توجه به اینکه بیماری دژنراسیون وابسته به سن ماکولا بر روی لایه اپیتلیوم رنگدانه شبکه تاثیر می گذارد و این لایه بازتاب



(ب)

شکل (۵) - الف) تصویر حذف نویز شده (ب) تصویر مسطح شده

۳-۱-۲- برش تصویر

در گام آخر بخش پیش پردازش میانگین ارتفاع لایه اپیتلیوم رنگدانه شبکه صاف شده، محاسبه شده و به اندازه ۱۲۲ پیکسل بالاتر و پایین تر از آن نگه داشته شده و همچنین ۵۰ پیکسل از طرفین تصویر حذف می شود. این کار به دلیل وجود حاشیه در تصویر و همچنین تمرکز بر قسمت اصلی تصویر یعنی شبکه و لایه اپیتلیوم رنگدانه، که بیماری دژنراسیون وابسته به سن ماکولا روی این لایه تاثیر میگذارد، انجام می شود. در شکل ۶ می توان نمونه تصویر بعد از اعمال مرحله برش را مشاهده کرد.

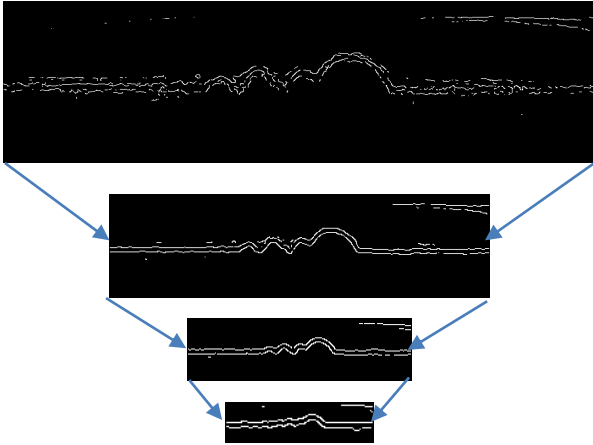


شکل (۶) - تصویر برش داده شده و اصلاح شده در پیش پردازش

۲-۲- استخراج ویژگی ها

در بخش استخراج ویژگی ها، از روی تصاویر اصلاح شده در بخش پیش پردازش، ویژگی ها به صورت بردار متشکل از اعداد حقیقی، برای ارایه به بخش طبقه بندی، استخراج می شوند. این بخش شامل چهار مرحله: ۱- هرم فضایی ۲- لبه یابی و آستانه گذاری ۳- هیستوگرام گرادیان های جهت دار و ۴- تحلیل مؤلفه های اصلی، است.

۲-۲-۱- هرم فضایی



شکل (۸) - تصاویر لبه‌یابی شده با فیلتر کنی

۳-۲-۲- هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار

یکی از روش‌های قدرتمند استخراج ویژگی از تصاویر روش هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار است. [26] بیماری دژنراسیون وابسته به سن ماکولا باعث ایجاد اعوجاج و تپه مانند شدن لایه اپتیلوم رنگدانه شبکیه می‌شود و روش هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار به میزان زاویه و جهت تغییرات حساس است، بنابراین تفکیک‌پذیری مناسبی را برای نمونه‌های این بیماری ارائه می‌دهد. به این ترتیب برای توصیف موثر شکل و ظاهر ساختارهای مورفولوژیکی در هر تصویر، از توصیفگر هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار استفاده شده است. این الگوریتم تصویر را به مناطق متصل به هم، به نام سلول، تقسیم کرده و تعدادی از سلول‌ها را یک بلوک در نظر می‌گیرد. هر بلوک با بلوک بعدی می‌تواند همپوشانی داشته باشد. در این پژوهش اندازه سلول‌ها ۴*۴، اندازه بلوک‌ها ۲*۲ و همپوشانی بلوک‌ها ۵۰ درصد، مقداردهی شده است. گرادیان‌های عمودی و افقی هر پیکسل در هر سلول از بلوک‌ها به ترتیب با کم کردن مقادیر پیکسل بالا از پیکسل پایین و پیکسل چپ از راست محاسبه شده و با استفاده از فرمول‌های مطرح شده ۹ و ۱۰، اندازه و جهت گرادیان به دست آمده است. برای تولید هیستوگرام، جهت‌ها بین صفر تا ۱۸۰ درجه با گام ۲۰ درجه، به ۹ قسمت تقسیم شده و در هر سلول مقادیر اندازه‌ی گرادیان‌ها با توجه به اینکه در کدام قسمت از گام‌های ۲۰ درجه‌ای قرار می‌گیرند، با هم جمع می‌شوند. سپس تمامی هیستوگرام‌های محاسبه شده در چهار سطح هرم فضایی تصویر، کنار هم الحاق^{۲۹} شده و بردار ویژگی

بالایی نسبت به بقیه لایه‌ها در تصویربرداری نشان می‌دهد، بنابراین با یک فیلتر لبه‌یابی و یک سطح آستانه^{۲۷} مناسب میتوان این لایه را به صورت موثری استخراج کرد. فیلتر استفاده شده در این مطالعات، فیلتر کنی^{۲۸} است. [25] این فیلتر عملکرد بسیار خوبی برای شناسایی موثر لبه‌ها ارائه می‌دهد به این صورت که لبه‌های واقعی را به خوبی تشخیص می‌دهد و خطای شناسایی شده با فیلتر کنی بسیار نزدیک به محل لبه‌های واقعی است و همچنین برای هر نقطه لبه، تنها یک نقطه ارائه می‌دهد. با استفاده از فرمول‌های ۶، ۷ و ۸ مشتق‌های تصویر در جهت افقی و عمودی محاسبه می‌شود.

$$G(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (۶)$$

$$\nabla G = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial G}{\partial x} \\ \frac{\partial G}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (۷)$$

$$\nabla S = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} * Image \quad (۸)$$

با استفاده از فرمول‌های ۹ و ۱۰، جهت و اندازه S محاسبه می‌شود.

$$m = \sqrt{S_x^2 + S_y^2} \quad (9)$$

$$\theta = \tan^{-1} \frac{S_y}{S_x} \quad (10)$$

سپس با الگوریتم Non max suppression لبه‌های گرادیانی شناسایی شده، نازک‌سازی می‌شوند و یک نقطه در جهت لبه‌ی واقعی انتخاب می‌شود. برای شناسایی لبه‌های واقعی از دو آستانه بالا و پایین استفاده می‌شود به این صورت که مقادیر اندازه S بیشتر از آستانه بالا، لبه و مقادیر اندازه S کمتر از آستانه پایین، غیر لبه در نظر گرفته می‌شود. مقادیر بین دو آستانه در صورت اتصال به لبه‌ی در نظر گرفته شده، لبه تشخیص داده می‌شود. فیلتر لبه‌یابی کنی بر روی چهار تصویر تولید شده با هرم فضایی در مرحله‌ی قبل، اعمال شده و تصاویر فیلترشده جهت استخراج ویژگی‌ها به مرحله بعد منتقل می‌شوند. در شکل ۸، بر روی تصاویر مرحله قبل، فیلتر کنی اعمال شده است.

^{۲۹} Concatenate

^{۲۷} Threshold

^{۲۸} Canny

موثر طبقه‌بند گروهی AdaBoost [28] است. در این طبقه‌بند از چند طبقه‌بند ضعیف^{۲۰} از یک نوع، استفاده شده است. عملکرد طبقه‌بند AdaBoost به این صورت است که در طبقه‌بند ضعیف اول، داده‌ها طبقه‌بندی شده و تعدادی از داده‌ها که طبقه‌بندی آنها غلط انجام شده است، با الگوریتم AdaBoost انتخاب و به طبقه‌بند ضعیف سطح دو ارایه شده و این کار با توجه با تعداد سطح‌ها (تعداد طبقه‌بندهای ضعیف) ادامه پیدا می‌کند. انتخاب داده‌ها احتمالی بوده و میزان احتمال انتخاب داده‌هایی که در سطح قبل غلط تشخیص داده شده‌اند، با الگوریتم AdaBoost افزایش می‌یابد. نوع درخت تصمیم،^{۲۱} [29] یکی از انواع طبقه‌بندهای ضعیف متداول برای طبقه‌بند گروهی AdaBoost و مسئله دو کلاسه است. تعداد طبقه‌بندهای ضعیف درخت تصمیم، به صورت متغیر مورد مطالعه قرار گرفته و بهترین نتیجه با استفاده از ۱۵ درخت تصمیم، به دست آمده است. در طبقه‌بندهای ضعیف درخت تصمیم، با استفاده از شاخص Gini، ویژگی‌ها امتیازدهی شده و به ترتیب امتیاز در قسمت شروع، اولیّه و مهمتر درخت قرار می‌گیرند. در واقع برای اینکه درخت تصمیم تشخیص دهد که کدام ویژگی‌ها می‌توانند اطلاعات بیشتری را ارایه دهند از شاخص Gini استفاده می‌کند. برای هر ویژگی (بعد) هر چقدر شاخص Gini کمتر باشد، آن ویژگی اطلاعات بیشتری را ارایه می‌دهد. شاخص Gini در فرمول ۱۴ ارایه شده است. [30]

$$\text{Gini: } \sum_{k=1}^K \hat{p}_{mk}(1 - \hat{p}_{mk}) = 1 - \sum_{k=1}^K \hat{p}_{mk}^2 \quad (14)$$

K، تعداد کلاس‌ها و \hat{p}_{mk} ، احتمال ویژگی m با برچسب کلاس k است. الگوریتم دسته‌بندی مورد استفاده در درخت تصمیم، الگوریتم CART است. [31] الگوریتم CART برای ساخت درخت تصمیم، داده‌ها را در هر شاخه به دو قسمت تقسیم کرده و بر اساس آن‌ها درخت دودویی یا باینری را می‌سازد.

۳- یافته‌ها و بحث

۳-۱- پایگاه داده

پایگاه داده مورد استفاده در این پژوهش، پایگاه داده‌ی تصاویر مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی بیماری دژنراسیون وابسته به سن ماکولا است. این پایگاه داده توسط دانشگاه دوک^{۲۲}، دانشگاه

یک فرد را تشکیل می‌دهند. این کار برای تصاویر تمامی افراد مورد مطالعه انجام شده و در نهایت تمامی بردارهای ویژگی زیر هم الحاق شده تا ماتریس ویژگی‌ها به دست آید.

۴-۲-۲- تحلیل مؤلفه اصلی

به دلیل این که ابعاد تصاویر مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی بزرگ بوده و با توجه به این که سه مرحله نیز هرم فضایی اعمال شده، بنابراین ابعاد بردارهای ویژگی بزرگ است، پس برای کاهش مفید و موثر ابعاد بردارهای ویژگی و همچنین افزایش تفکیک‌پذیری، استفاده از تحلیل مؤلفه اصلی [27] ابزار موثری برای این منظور است. الگوریتم تحلیل مؤلفه اصلی، داده‌ها را به فضایی نگاشت می‌کند که بزرگترین واریانس داده بر روی اولین محور مختصات و دومین بزرگترین واریانس، بر روی دومین محور مختصات قرار می‌گیرند. محورهای مختصات در داده‌های مورد مطالعه، همان ویژگی‌ها هستند. با استفاده از فرمول ۱۱ و ۱۲ ماتریس کوواریانس داده‌ها محاسبه می‌شود.

$$B = X - \mu \quad (11)$$

$$C = B \cdot B^* \quad (12)$$

X داده‌ها، μ برداری است که هر درایه‌ی آن، میانگین سطر متناظر با خود است و C ماتریس کوواریانس است. سپس با استفاده از فرمول ۱۳ ماتریس بردارهای ویژه محاسبه می‌شود.

$$W^{-1}CW = D \quad (13)$$

W ماتریس بردارهای ویژه و D ماتریس قطری است که درایه‌های قطر آن مقادیر ویژه هستند. با توجه به مسئله و میزان اهمیت و تاثیر ویژگی‌ها، تعدادی از مهمترین ویژگی‌ها یا همان ستون‌های W، انتخاب شده و بقیه ویژگی‌ها نادیده گرفته می‌شوند. با ضرب داده‌های ورودی و ماتریس منتخب W، ویژگی‌های مهم و مورد نظر باقی می‌مانند. تعداد ویژگی‌ها، به صورت متغیر مورد مطالعه قرار گرفته و بهترین نتیجه با استفاده از ۱۳ ویژگی، به دست آمده است.

۳-۲- طبقه‌بندی

در مرحله سوم، ویژگی‌های استخراج و اصلاح شده باید به طبقه‌بندی کننده اعمال شوند. یکی از روش‌های طبقه‌بندی

^{۲۲} Duke university

^{۲۰} Weak learner

^{۲۱} Decision tree

در پایگاه داده جهت آموزش سیستم طبقه‌بندی و ۳۰ درصد باقی‌مانده جهت آزمون سیستم، در نظر گرفته می‌شوند. به این ترتیب داده‌های ۱۸۸ نفر از بیماران و ۸۰ نفر از افراد سالم برای آموزش سیستم طبقه‌بندی و داده‌های ۸۱ فرد بیمار و ۳۵ فرد سالم جهت آزمون سیستم، در نظر گرفته شده است. روش طراحی و ارایه شده در این پژوهش با استفاده از نرم‌افزار Matlab 2018b بر روی سیستم رایانه‌ای با مشخصات سخت افزاری CPU intel core i5-7500، RAM DDR4 16GB، GPU Nvidia 1060، 3000MHz، SSD 120Gb Sata و پیاده سازی شده است. در تحقیقات مربوط به حوزه‌ی پزشکی، برای ارزیابی سیستم‌های شناسایی، از سه مشخصه دقت، حساسیت و خاصیت بهره گرفته می‌شود، که به ترتیب با استفاده از فرمول‌های ۱۵، ۱۶ و ۱۷ قابل محاسبه هستند.

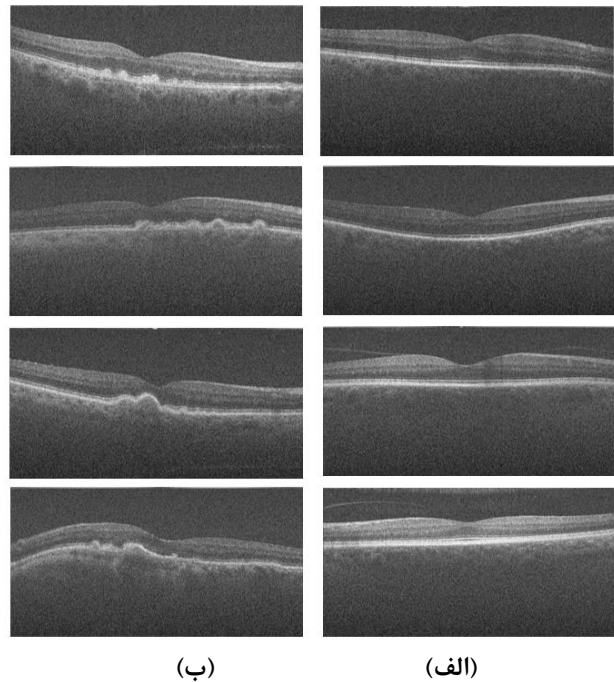
$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (15)$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (16)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (17)$$

TP آسیبی است که آسیب شناسایی شده است، TN سالمی است که سالم شناسایی شده است، FP سالمی است که آسیب شناسایی شده است، FN آسیبی است که سالم شناسایی شده است. توانایی یک تست در افتراق صحیح موارد بیمار صحیح و سالم صحیح از سایر موارد دقت نامیده می‌شود. توانایی یک تست برای پیدا کردن موارد بیماری صحیح، حساسیت گفته می‌شود و همچنین خاصیت، توانایی یک تست برای پیدا کردن موارد سالم درست، تعریف شده است. باید به این نکته توجه داشت که در سیستم طراحی و پیاده سازی شده، تعداد ویژگی‌های اصلی در بخش تحلیل مولفه اصلی و تعداد طبقه‌بندی‌های ضعیف درخت تصمیم، متغیر در نظر گرفته شده‌اند. شکل ۱۰، نمودار دقت بر اساس تعداد ویژگی‌های منتخب در بخش تحلیل مولفه‌های اصلی را نشان می‌دهد. در این نمودار ۴ منحنی وجود دارد. پارامتر T که در شکل‌های ۱۰، ۱۱ و ۱۲ قابل مشاهده است، تعداد طبقه‌بندی‌های ضعیف مورد استفاده در الگوریتم AdaBoost است. هر منحنی بر اساس تعداد طبقه‌بندی‌های

اموری^{۳۳}، بنیاد چشم دورس^{۳۴} و بنیاد ملی چشم آمریکا^{۳۵} تهیه شده است. [16] این پایگاه داده در پایگاه و تارنمای ClinicalTrials.gov با شماره ثبتی NTC00734487 به ثبت رسیده است. سیستم مورد استفاده جهت تصویربرداری ساخت شرکت Bioptigen است. سن افرادی که در تهیه‌ی این پایگاه داده مورد مطالعه قرار گرفته‌اند بین ۵۰ تا ۸۵ سال بوده است. هیچکدام از افراد مورد مطالعه جراحی شبکیه نداشته‌اند. همچنین افراد دچار بیماری‌های چشمی که باعث تاثیر در نتیجه تصویربرداری می‌شوند، نبوده‌اند. این پایگاه داده دارای ۲۶۹ نفر بیمار و ۱۱۵ نفر سالم بوده که از هر نفر ۱۰۰ عکس B-Scan با ابعاد ۱۰۰۰*۵۱۲ موجود است. هر تصویر B-Scan شامل ۱۰۰۰ سیگنال A-Scan است. در شکل ۹ نمونه‌هایی از تصاویر موجود در پایگاه داده ارایه شده است.



شکل (۹) - الف) نمونه تصاویری از شبکیه‌های کنترل یا سالم
ب) نمونه تصاویری از شبکیه‌های آسیب یا بیمار

۲-۳- ارزیابی

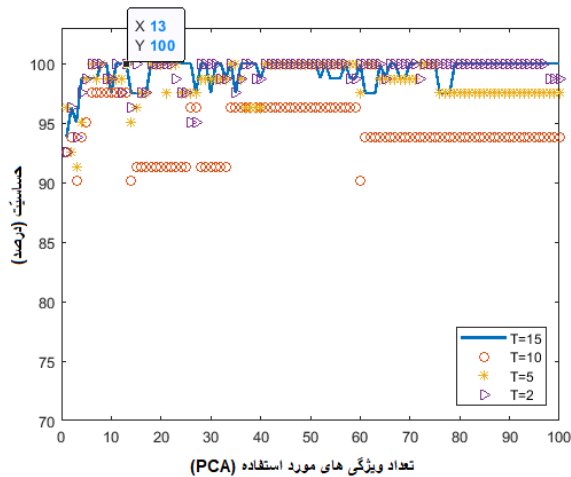
این پژوهش روشی جدید و هوشمندانه برای شناسایی بیماری دژنراسیون وابسته به سن ماکولا ارایه کرد. پایگاه داده‌ی مورد استفاده شامل ۲۶۹ نفر بیمار و ۱۱۵ نفر سالم است. به طور معمول در سیستم‌های طبقه‌بندی، ۷۰ درصد داده‌های موجود

^{۳۵} National eye institute

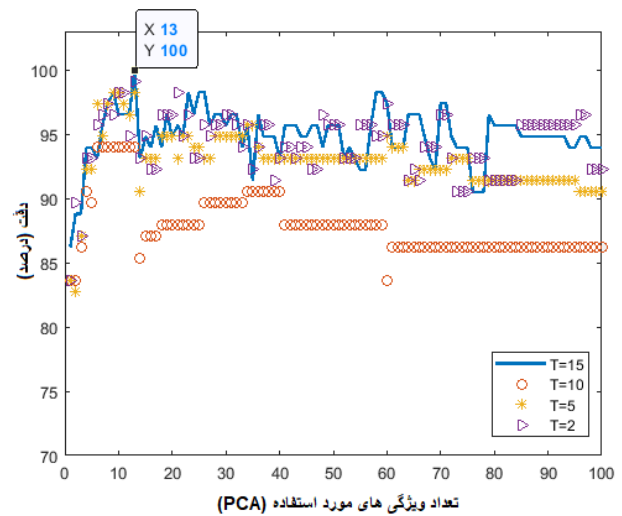
^{۳۳} Emory university

^{۳۴} Devers eye institute

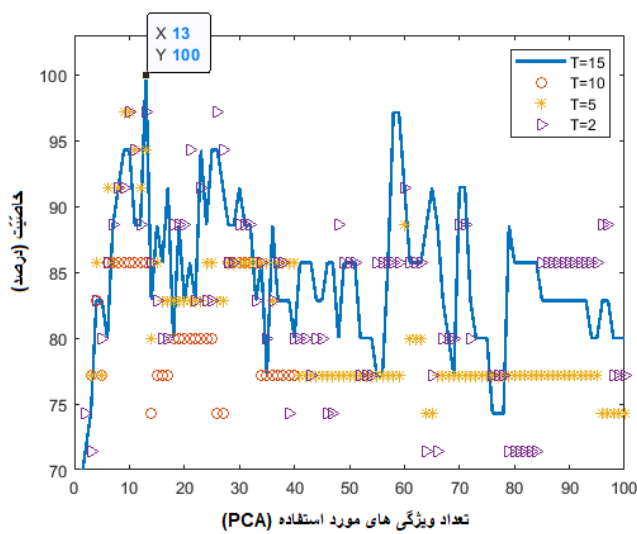
ضعیف که به ترتیب ۲، ۵، ۱۰ و ۱۵ عدد هستند، ترسیم شده است.



شکل (۱۱) - نمودار حساسیت



شکل (۱۰) - نمودار دقت



شکل (۱۲) - نمودار خاصیت

با توجه به سه نمودار دقت، حساسیت و خاصیت، نتیجه می‌شود که بهترین و بهترین نقطه، نقطه‌ای است که در هر سه نمودار روی منحنی با T برابر ۱۵ مشخص شده است. به این ترتیب با تعداد ابعاد یا ویژگی‌های اصلی منتخب در الگوریتم تحلیل مولفه اصلی برابر ۱۳ و تعداد طبقه‌بند ضعیف برابر ۱۵، بهترین نتیجه با مقدار ۱۰۰ درصدی هر سه شاخص دقت، حساسیت و خاصیت، حاصل شده است.

با حذف هر یک از بلوک‌های بخش پیش پردازش در صورتی که بقیه‌ی متغیرها ثابت بمانند، نتایج جدول ۲ به دست آمده است. نتایج نشان دهنده این است که هر کدام از بلوک‌های پیش پردازش، ضروری بوده و در بهبود نتایج تاثیر زیادی دارند. نکته قابل توجه در حذف بلوک برش این است که داده‌های اضافی قابل توجهی به سیستم اضافه می‌شود و بار محاسباتی بسیار زیادی را به وجود می‌آورد که نتیجه آن کند شدن بسیار زیاد سیستم است. میزان داده‌ها برای هر بردار ویژگی برای هر

قابل مشاهده است که بهترین نقطه در نمودار، با دقت ۱۰۰ درصد، روی منحنی با T برابر ۱۵ قرار دارد. بنابراین این نقطه مشخص می‌کند که بهترین دقت در سیستم با در نظر گرفتن ۱۵ عدد طبقه‌بند ضعیف درخت تصمیم در طبقه‌بند گروهی Adaboost و ۱۳ ویژگی مهم و اصلی در الگوریتم تحلیل مولفه اصلی، به دست می‌آید. هر چه تعداد ویژگی‌ها یا ابعاد داده‌های ورودی طبقه‌بند کمتر باشد، بار محاسباتی و پیچیدگی کمتر بوده و سرعت سیستم نیز بیشتر است. همچنین در صورتی که تعداد طبقه‌بندهای ضعیف مورد استفاده در طبقه‌بند گروهی AdaBoost کمتر باشد، پیچیدگی و بار محاسباتی کمتر شده و سیستم سریعتر عملیات آموزش و آزمون را اجرا می‌کند. علاوه بر دقت دو شاخص حساسیت و خاصیت نیز تعیین کننده کیفیت سیستم است. حساسیت و خاصیت مانند شاخصه دقت، بر اساس T و تعداد ویژگی‌های منتخب، به ترتیب در شکل‌های ۱۱ و ۱۲ قابل رویت است.

مقیاس‌های مختلف به ترتیب نسبت ابعاد تصاویر به ابعاد سلول [225 61]، [112 30]، [56 16] و [28 7] به دست آمد که نشان دهنده این است که ابعاد سلول قابلیت خوبی در استخراج ویژگی‌ها در مقیاس‌های بزرگ و کوچک را دارد.

به جهت اینکه هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار حساسیت کمتری نسبت به تغییرات روشنایی^{۳۶} و اثر سایه^{۳۷} داشته باشد، کنتراست پاسخ‌های محلی باید نرمال‌سازی شوند. برای این منظور می‌توان با اندازه‌گیری هیستوگرام محلی انرژی در مناطق چندگانه بزرگتر (بلوک) و با استفاده از نتایج، تمام سلول‌های بلوک را نرمال‌سازی کرد. مقدار بزرگ اندازه بلوک، با توجه به تعداد پیکسل‌ها در یک بلوک بزرگ، توانایی مهار تغییرات روشنایی محلی را کاهش می‌دهد. اندازه بلوک کوچکتر می‌تواند به کاهش اثر تغییرات روشنایی کمک کند، در نتیجه با توجه به ابعاد سلول و تصاویر خروجی بلوک هرم فضایی، اندازه بلوک ۲*۲ انتخاب شده است. برای اطمینان از صحت نرمال‌سازی کنتراست، با توجه به اینکه اندازه بلوک ۲*۲ انتخاب شده است، همپوشانی ۱*۱ یا همان ۵۰ درصد مقداردهی شده است.

در بلوک طبقه‌بندی، بهترین نتیجه با طبقه‌بند گروهی AdaBoost به دست آمد. نتایج حاصل از پنج طبقه‌بند بیز ساده^{۳۸}، کی- نزدیکترین همسایه^{۳۹}، بوت استرپ^{۴۰}، ماشین بردار پشتیبان و آدابوست^{۴۱} در جدول ۴ قابل مشاهده است.

جدول (۴) - نتایج حاصل از طبقه‌بند‌های مختلف

خاصیت	حساسیت	دقت	
بیز ساده	92.59	91.37	88.57
کی-نزدیکترین همسایه	100	97.4	91.4
بوت استرپ	100	96.55	88.57
ماشین بردار پشتیبان	97.5	93.96	85.7
آدابوست (روش پیشنهادی)	100	100	100

روش پیشنهادی در مقایسه با چند روش پیشین، در طبقه‌بندی بیماری دژنراسیون وابسته به سن ماکولا عملکرد بهتری را ارائه کرده است. در جدول ۵ می‌توان نتایج را مشاهده کرد.

جدول (۵) - نتایج حاصل از روش‌های مختلف

تصویر، بدون بلوک برش، نزدیک ۱۳۰۰۰۰۰ و با برش تصاویر، نزدیک ۶۰۰۰۰۰۰ اندازه‌گیری شده است. قابل مشاهده است که بلوک برش باعث کاهش ۵۳ درصدی داده‌های ورودی به طبقه‌بند می‌شود.

جدول (۲) - نتایج حاصل از حذف بلوک‌های پیش پردازش

بدون برش	بدون اصلاح انحنای شبکه	بدون کاهش نویز	
۸۴،۴	۹۱،۳	۹۳،۹	دقت
۹۸،۷	۹۳،۸	100	حساسیت
۵۱،۴	۸۵،۷	80	خاصیت

برای بررسی اثرات هر یک از بلوک‌های استخراج ویژگی، با ثابت نگه داشتن سایر متغیرها، به نوبت بلوک‌ها را حذف کرده و نتایج طبقه‌بند را اندازه‌گیری می‌شود. جدول ۳ نتایج حاصل شده را ارائه می‌دهد. بلوک تحلیل مولفه اصلی باعث کاهش ویژگی‌ها و سریعتر شدن سیستم می‌شود به طوری که تعداد ویژگی‌های استخراج شده از هر تصویر، از نزدیک ۶۰۰۰۰۰ به ۱۳ ویژگی موثر که بهترین نتیجه سیستم با این تعداد ویژگی به دست می‌آید، کاهش پیدا می‌کند. در نتیجه زمان طبقه‌بندی سیستم از ۱۷۷ ثانیه به ۱،۲ ثانیه کاهش پیدا می‌کند. همچنین با توجه به نتایج حاصل شده قابل مشاهده است که بلوک تحلیل مولفه اصلی باعث افزایش تفکیک پذیری داده‌ها شده و دقت، حساسیت و خاصیت سیستم بهبود پیدا می‌کند.

جدول (۳) - نتایج حاصل از حذف بلوک‌های استخراج ویژگی

بدون تحلیل مولفه اصلی	بدون لبه یابی	بدون هرم فضایی	
96.5	۹۸	۹۸،۲	دقت
97.5	۹۸،۷	۱۰۰	حساسیت
94.2	۹۷،۱	۹۴،۲	خاصیت

در بخش استخراج ویژگی، خروجی بلوک هرم فضایی، چهار تصویر با ابعاد ۲۴۵*۹۰۰، ۱۲۳*۴۵۰، ۶۵*۲۲۵ و ۳۱*۱۱۳ است. هرچه ابعاد تصویر بزرگتر باشد، جزئیات بیشتری ارائه می‌دهد و به بیانی دیگر حاوی اطلاعات در مقیاس کوچک است و برعکس هر چه ابعاد تصویر کوچکتر، حاوی اطلاعات در مقیاس بزرگ است. به این ترتیب برای استخراج اطلاعات در چهار مقیاس، اندازه سلول‌ها در بلوک هیستوگرام گرادیان‌های جهت-دار، ۴*۴ در نظر گرفته شده است. با توجه به ابعاد تصاویر در

^{۳۹} K-nearest neighbors

^{۴۰} Bootstrap aggregating (Bagging)

^{۴۱} Adaptive Boosting (AdaBoost)

^{۳۶} Illumination

^{۳۷} Shahdowing

^{۳۸} Naive bayes

- [9] H. R. S. K. R. Kafieh, "A Review of Algorithms for Segmentation of Optical Coherence Tomography from Retina," *J Med Signals Sens.*, vol. 3, no. 1, pp. 45-60, 2013.
- [10] P. P. Srinivasan, L. A. Kim, P. S. Mettu, S. W. Cousins, G. M. Comer, J. A. Izatt and e. al, "Fully automated detection of diabetic macular edema and dry age-related macular degeneration from optical coherence tomography images," *Biomedical optics express*, vol. 5, pp. 3568-3577, 2014.
- [11] F. G. Venhuizen, B. v. Ginneken, B. Bloemen, M. J. v. Grinsven, R. Philipsen, T. T. C. Hoyng and C. I. Sánchez, "Automated age-related macular degeneration classification in oct using unsupervised feature learning," in *SPIE Medical Imaging : Computer-Aided Diagnosis*, 2015.
- [12] W. Sun, X. Liu and Z. Yang, "Automated detection of age-related macular degeneration in OCT images using multiple instance learning," in *Ninth International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2017)*, 2017.
- [13] Y. Wang, Y. Zhang, Z. Yao, R. Zhao and F. Zhou, "Machine learning based detection of age-related macular degeneration (AMD) and diabetic macular edema (DME) from optical coherence tomography (OCT) images," *Biomedical Optics Express*, vol. 7, no. 12, p. 4928, 2016.
- [14] A. Albarrak, F. Coenen and Y. Zheng, "Age-related Macular Degeneration Identification In Volumetric Optical Coherence Tomography Using Decomposition and Local Feature Extraction," in *The 17th Annual Conference in Medical Image Understanding and Analysis*, 2013.
- [15] M. C. Y.Y. Liu, H. Ishikawa, G. Wollstein, J. S. Schuman and J. M. Rehg, "Automated macular pathology diagnosis in retinal OCT images using multi-scale spatial pyramid and local binary patterns in texture and shape encoding," *Medical Image Analysis*, vol. 15, no. 5, pp. 748-759, 2011.
- [16] S. Farsiu, S. J. Chiu, R. V. Oconnell, F. A. Folgar, E. Yuan, J. A. Izatt and C. A. Toth, "Quantitative Classification of Eyes with and without Intermediate Age-related Macular Degeneration Using Optical Coherence Tomography," *Ophthalmology*, vol. 121, no. 1, pp. 162-172, 2014.
- [17] D. Ravenscroft, J. Deng, X. Xie, L. Terry, T. H. Margrain, R. V. North and A. Wood, "AMD Classification in Choroidal OCT Using Hierarchical Texton Mining," *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems Lecture Notes in Computer Science*, pp. 237-248, 2017.
- [18] R. Rasti, H. Rabbani, A. Mehridehnavi and F. Hajizadeh, "Macular OCT Classification Using a Multi-Scale Convolutional Neural Network Ensemble," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 37, no. 4, pp. 1024-1034, 2018.

	دقت	حساسیت	خاصیت
آلبراک [14]	۹۱,۴	۹۲,۴	۹۰,۵
سان [12]	۹۴,۴	۹۶,۸	۹۲,۱
لی [19]	۹۳,۴۵	۸۳,۸۲	۹۶,۴
وانگ [13]	۹۸	۹۸	۹۸,۸
آدابوست (روش پیشنهادی)	100	100	100

۴- نتیجه گیری

این پژوهش روشی جدیدی برای شناسایی دقیق، سریع و با اطمینان بالای بیماری دژنراسیون وابسته به سن ماکولا بر اساس تصاویر مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی ارائه کرد. سیستم طراحی شده بر اساس روش ارائه شده با موفقیت پیاده‌سازی شد و نتایج بسیار خوبی به دست آمد. این سیستم با تعمیم به سایر بیماری‌های مرتبط با ماکولا که قابل شناسایی با تصاویر مقطع‌نگاری همدوسی اپتیکی است، قابل بهبود است.

۵- مراجع

- [1] A. Webb and G. C. Kagadis, "Introduction to Biomedical Imaging," *Medical Physics*, vol. 30, no. 8, pp. 2267-2267, 2003.
- [2] L. M. Sakata, J. DeLeon-Ortega, V. Sakata and C. A. Girkin, "Optical coherence tomography of the retina and optic nerve – a review," *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, vol. 137, no. 3, pp. 90-99, 2009.
- [3] E. Margalit and S. Sadda, "Retinal and optic nerve diseases," *Artif Organs*, vol. 27, pp. 74-963, 2003.
- [4] C. A. Puliafito, M. R. Hee, C. P. Lin, E. Reichel and J. S. Schuman, "Imaging of Macular Diseases with Optical Coherence Tomography," *Ophthalmology*, vol. 102, no. 2, pp. 217-229, 1995.
- [5] M. Libbrecht and W. Noble, "Machine learning applications in genetics and genomics," *Nature Reviews*, vol. 16, no. 6, pp. 2-231, 2015.
- [6] J.L. Prince and J. Links, "Basic Imaging Principles," *Medical Imaging Signals and Systems*, pp. 513-518, 2015.
- [7] A. Carass, A. Lang, M. Hauser, P. A. Calabresi, H. S. Ying and J. L. Prince, "Multiple-object geometric deformable model for segmentation of macular OCT," *Biomed. Opt. Express*, vol. 5, no. 4, pp. 1062-1074, 2014.
- [8] A. Lang, A. Carass, M. Hauser, E. S. Sotirchos, P. A. Calabresi, H. S. Ying and J. L. Prince, "Retinal layer segmentation of macular OCT images using boundary classification," *Biomed. Opt. Express*, vol. 4, no. 7, pp. 1133-1152, 2013.

- [19] C. S. Lee, D. M. Baughman and A. Y. Lee, "Deep learning is effective for the classification of OCT images of normal versus Age-related Macular Degeneration," *Ophthalmology Retina*, vol. 1, no. 4, pp. 322-327, 2017.
- [20] C. C. S. I. D. Z. S. W. a. R. S. S. Apostolopoulos, "Retinet: Automatic AMD identification in OCT volumetric data," *ArXiv preprint arXiv:1610.03628*, 2016.
- [21] S. L. Q. N. J. I. C. T. a. S. F. L. Fang, "Sparsity based denoising of spectral domain optical coherence tomography images," *Biomedical Optics Express*, vol. 3, no. 5, pp. 927-942, 2012.
- [22] J. O. C. D. T. J.E. Goodman, in *Handbook of Discrete and Computational Geometry*, Boca Raton, FL, CRC press, 2017, p. 383.
- [23] S. Lazebnik, C. Schmid and J. Ponce, "Beyond bags of features: Spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories," in *IEEE Computer Vision*, 2006.
- [24] J. Wu and J. M. Rehg, "Where am I: Place instance and category recognition using spatial PACT," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008.
- [25] J. F. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, no. 6, pp. 679-698, 1986.
- [26] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," in *International Conference on Computer Vision & Pattern Recognition (CVPR)*, San Diego, 2005.
- [27] H. Abdi and L. Williams, "Principal component analysis," *Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics*, vol. 2, no. 4, pp. 433-459, 2010.
- [28] J. Chan and D. Paelinckx, "Evaluation of Random Forest and Adaboost tree-based ensemble classification and spectral band selection for ecotope mapping using airborne hyperspectral imagery," *Remote Sensing of Environment*, vol. 112, no. 6, pp. 2999-3011, 2008.
- [29] Y. Song and L. Ying, "Decision tree methods: applications for classification and prediction," *Shanghai archives of psychiatry*, vol. 27, no. 2, pp. 130-135, 2015.
- [30] R. J. F. T. Hastie, "Tree-Based Methods," in *The Elements of Statistical Learning*, New York, Springer, 2009, p. 309.
- [31] D. G. T. Denison, B. K. Mallick and A. F. M. Smith, "A Bayesian CART algorithm," *Biometrika*, vol. 85, no. 2, pp. 363-377, 1998.