

روشی جدید برای تشخیص میکروآنوریزم از تصاویر شبکه‌های مردمک‌های بدون اتساع دارای رتینوپاتی دیابتی با استفاده از پردازش تصویر

سحر کاظمی رنجبر^{۱*}، مهدی جعفری شهباز زاده^۲، سید مهدی آیتی^۳

۱ بخش مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمان، کرمان، ایران

۲ بخش مهندسی الکترونیک، دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمان، کرمان، ایران

۳ بخش مهندسی برق، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران

1 E-mail address: natana_5000@yahoo.com

2 E-mail address: mjafari@iauk.ac.ir

3 E-mail address: ayatimahdi@gmail.com

چکیده - تشخیص میکروآنوریزم‌ها (MA) یکی از مراحل اصلی در تشخیص رتینوپاتی دیابتی (DR) به کمک کامپیوتر می‌باشد. MA از نشانه‌های اولیه DR و یکی از علل اصلی از دست دادن بینایی در بیماران دیابتی است. در حالیکه، تشخیص سریع MA به کاهش نابینایی کمک می‌کند. تشخیص اتوماتیک MA با توجه به اندازه ریز، کنتراست کم و همچنین شباهت با رگ‌های خونی هنوز در دست بررسی است. در این مقاله از عملیات مورفولوژی ریاضی جهت استخراج نواحی نامزد MA و از شبکه عصبی جهت طبقه بندی به منظور تشخیص MA در مردمک‌های بدون اتساع کمک گرفته می‌شود. به ازای هر پیکسل از نواحی نامزد، ۱۸ ویژگی جهت استفاده در شبکه عصبی به عنوان طبقه بند استخراج می‌شود. روش پیشنهادی بر روی ۱۲ تصویر مربوط به مردمک‌های بدون اتساع اعمال شده است و درصد پیکسل‌هایی که بدرستی تشخیص داده شده اند، ۹۸.۹٪ می‌باشد. نتایج شبیه‌سازی در بخش سوم آورده شده است.

کلید واژه- رتینوپاتی دیابتی، میکروآنوریزم، شبکه عصبی، استخراج ویژگی، مورفولوژی ریاضی

می‌شود. به دلیل وقت‌گیر بودن و احتمال خطای بالای روش‌های دستی، تشخیص خودکار و زود هنگام MA (با توجه به اندازه ریز، کنتراست کم و همچنین شباهت با رگ‌های خونی) می‌تواند در کاهش شدت بیماری، بهبود مدیریت بیماران دیابتی و کمک به چشم پزشکان در بررسی و درمان این بیماری موثر باشد. تشخیص MA بخصوص از مردمک‌های بدون اتساع خیلی دشوار است. در نتیجه، ایجاد یک سیستم اتوماتیک با استفاده از روش‌های پردازش تصویر (بهبود تصویر، قطعه بندی و ...) و ترکیب آن با روش‌های هوشمند امروزی که بتواند بطور ساده و موثر MAها را تشخیص دهد، می‌تواند کمک شایانی به درمان سریع و دقیق دیابت و جلوگیری از نابینایی و کوری نماید. اکثر روش‌های موجود برای تشخیص MA از روی تصاویر رنگی شبکه‌های بیماران که مردمک آنها متسع شده است حاصل می‌گردد. به عنوان مثال، Dupas و همکارانش در [۲] از روش‌های نزدیک‌ترین فاصله و k

۱- مقدمه

رتینوپاتی دیابتی^۱ (DR) یکی از علل اصلی نابیناییست بطوریکه شیوع آن تا سال ۲۰۱۳ به ۴.۴٪ از جمعیت جهان رسیده است. ۱۷٪ از افراد دیابتی بعد از پنج سال و ۹۷٪ از آنها بعد از ۱۵ سال ابتلا به دیابت متوجه این عارضه می‌شوند [۱]. علت این عارضه افزایش میزان انسولین در خون می‌باشد که این افزایش، به عروق خونی شبکه‌های صدمه وارد می‌کند. مشکل اصلی در رابطه با یک بیمار مبتلا به DR این است که در مراحل اولیه این بیماری، تقریباً هیچ نشانه‌ای از اختلال در بینایی مشاهده نمی‌شود. بنابراین بیماران دیابتی باید تحت نظر باشند. از اولین علائم بالینی DR، تشکیل میکروآنوریزم‌ها^۲ (MA) در سطح شبکه‌های است که موجب کاهش بینایی در بیماران دیابتی

¹ Diabetic Retinopathy

² Microaneurysms

می‌شوند و نواحی نامزد MA استخراج می‌گردد. در مرحله سوم با توجه به ویژگی‌های ظاهری نواحی MA، ۱۸ ویژگی به ازای هر پیکسل استخراج می‌شود و در نهایت در مرحله چهارم پیکسل‌های غیر MA با استفاده از شبکه عصبی شناسایی و از تصویر نهایی حذف می‌شوند.

ساختار این مقاله بدین صورت است که روش پیشنهادی در بخش ۲ گام به گام توضیح داده شده است. در بخش ۳ نتایج شبیه‌سازی آورده شده و در نهایت در بخش ۴ جمع‌بندی انجام می‌شود.

۲- روش پیشنهادی

روند تشخیص میکروآنوریزم بدین گونه است که در مرحله پیش‌پردازش بر روی تصویر اولیه، جهت کاهش نویز و بهبود کیفیت عملیات فیلتر گذاری، بهبود کنتراست و تصحیح سایه انجام می‌شود. در مرحله بعد رگها و ترشحات، تشخیص و حذف شده و در نهایت نواحی نامزد استخراج می‌شوند. در ادامه به ازای هر پیکسل از نواحی نامزد، ۱۸ ویژگی استخراج می‌شود. سپس شبکه عصبی^۷ با استفاده از بردارهای ویژگی استخراج شده، نواحی نامزد را به MA و غیر MA طبقه‌بندی می‌کند. در شکل ۱ روال کلی تشخیص MA را مشاهده می‌کنید.

۲-۱- پیش پردازش

کیفیت تصویر شبکه چشم روی کارایی الگوریتم‌های تشخیص MA تاثیر دارد. بنابراین پیش‌پردازش یک مرحله مهم به منظور بهبود کیفیت تصویر به شمار می‌آید. از آنجا که کنتراست بین پس‌زمینه و رگها و نقاط MA در باند سبز (I_g) تصویر اصلی برجسته‌تر است، پس پردازش‌ها بر روی تصویر در این باند صورت می‌گیرد. به منظور کاهش تاثیر نویز، فیلتر میانه بر روی تصویر اصلی در باند سبز اعمال می‌شود. سپس، به منظور افزایش کنتراست تصویر از برابر سازی هیستوگرام تطبیقی محدود شده کنتراست یا CLAHE^۸ استفاده می‌شود. به علت توزیع غیر یکنواخت روشنایی، در پس‌زمینه تصویر تغییرات کند روشنایی یا سایه مشاهده می‌شود. تصویر تصحیح شده سایه (I_{sc}) از تفاضل بین تصویر مات شده به وسیله فیلتر میانه و تصویر اصلی ایجاد می‌شود. در شکل ۲ نتایج مرحله پیش‌پردازش را مشاهده می‌کنید.

همسایه نزدیک^۱ (kNN) به ترتیب برای بخش‌بندی نواحی مشکوک به MA و کلاس‌بندی^۲ استفاده می‌کنند که sensitivity و specificity را به ترتیب به ۸۳.۹٪ و ۷۲.۷٪ می‌رسانند. Zhang و همکارانش در [۳] از ضرایب مرتبط چند مقداری^۳ (MSCF) استفاده می‌کنند. آنها از MSCF و کلاس‌بندی ویژگی‌ها استفاده می‌کنند تا پیکسل‌های نامزد MA را تشخیص دهند. سپس به منظور تعیین تعداد نامزدهای MA، آستانه‌سازی بکار گرفته می‌شود و الگوریتم‌های مبتنی بر رشد ناحیه^۴ را برای تعیین اندازه MA بکار می‌برند. روش‌های پیشنهادی Spencer و Cree و همکارانشان در [۵ و ۴]، از یک مورفولوژی ریاضی برای بخش‌بندی MA در تصاویر رنگی بهره می‌برد. Sinthanayothin و همکارانش در [۶] یک سیستم خودکار برای تشخیص رتینوپاتی دیابتی با استفاده از بخش‌بندی قابل رشد ناحیه بازگشتی^۵ (RRGS) پیشنهاد می‌کنند که در آن sensitivity به ۷۷.۵٪ و specificity به ۸۸.۷٪ می‌رسد. Usher و همکارانش در [۷] برای تشخیص نواحی زخمی نامزد، از ترکیب روش‌های رشد ناحیه بازگشتی^۶ (RRG) و آستانه سازی تطبیق پذیر و برای طبقه بندی از یک شبکه عصبی استفاده می‌کنند. ترکیب این دو روش sensitivity را به ۹۴.۸٪ می‌رساند و نیاز به بررسی توسط انسان را نصف می‌کند. Niemeijer و همکارانش در [۸] کارهای انجام شده توسط Spencer و Frame و همکارانشان را با یک سیستم تشخیص بر پایه کلاس بندی پیکسلی ترکیب کرده و ویژگی‌هایی جدیدی را ارائه می‌دهند که در آن عملیات top-hat برای شناسایی رگها استفاده می‌شود. در حالی که، Akara و همکارانش در [۹] روشی ساده و موثر برای تشخیص MAها از تصاویر شبکه بدون اتساع با استفاده از مورفولوژی ریاضی و طبقه‌بندی بیز ارائه دادند که sensitivity، specificity، precision، accuracy را به ترتیب به ۸۵.۶۸٪، ۹۹.۹۹٪، ۸۳.۳۴٪ و ۹۹.۹۹٪ رساند.

در این مقاله روش پیشنهادی شامل چهار مرحله می‌باشد. مرحله اول پیش‌پردازش، در این مرحله نویز تصویر کاهش یافته، کنتراست تصویر بهبود و تغییرات روشنایی در تصویر یکنواخت می‌شود. در مرحله دوم نواحی مربوط به رگها و ترشحات با استفاده از عملیات ریاضی مورفولوژی تشخیص و از تصویر حذف

¹ k-nearest neighbors

² Classification

³ Multi-Scale Correlation coefficients

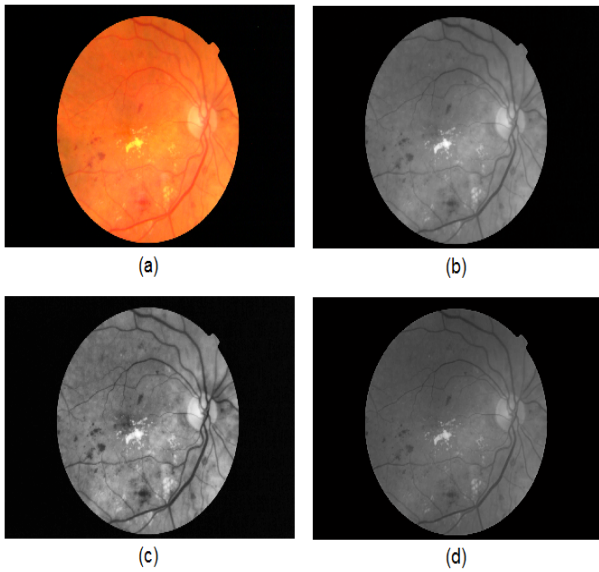
⁴ region-growing-based

⁵ Recursive Region Growing Segmentation

⁶ Recursive Region Growing

⁷ Neural network

⁸ Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization

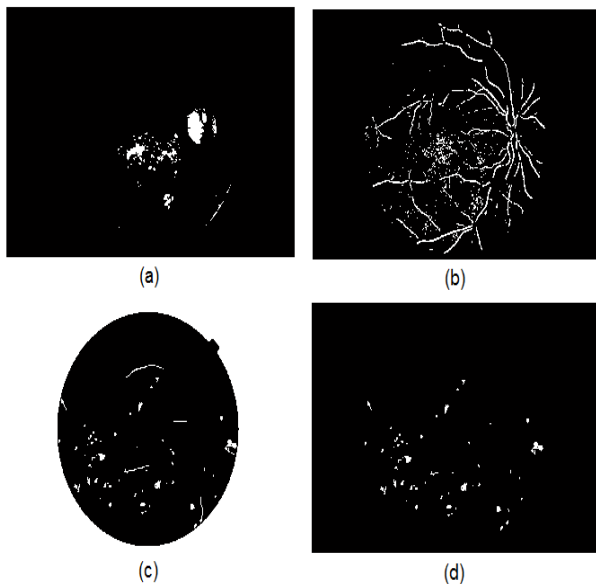


شکل ۲. (a) تصویر اصلی (b) فیلتر میانه (c) بهبود کنتراست (d) تصحیح سایه

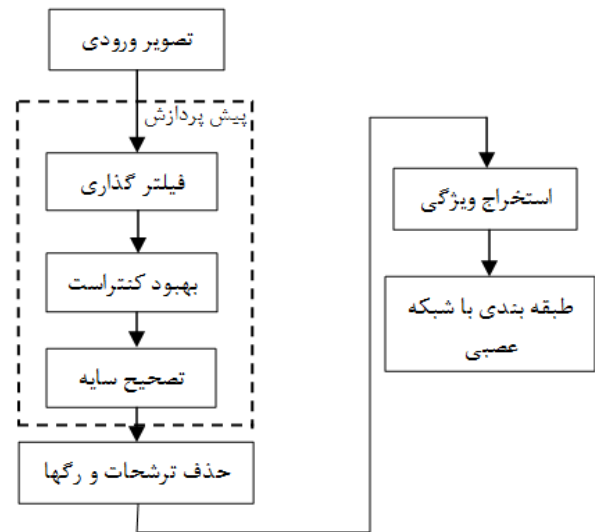
سپس نواحی رگ و ترشحات را از تصویر ابتدایی نواحی نامزد MA با استفاده از معادله (۱) حذف می‌کنیم.

$$I_{MA} = I_{EM} - I_{Vessel} - I_{Exudate} \quad (1)$$

در شکل ۳ نتایج عملیات استخراج MA را مشاهده می‌کنید.



شکل ۳. (a) نواحی ترشحات (b) نواحی رگ (c) نواحی ابتدایی نامزد MA (d) نواحی نامزد نهایی MA



شکل ۱. نمای کلی از روند تشخیص MA

۲-۲- حذف رگ ها و ترشحات

در این مرحله ترشحات موجود در تصویر حذف می‌شود زیرا زمانیکه آنها کنار هم قرار می‌گیرند ممکن است به اشتباه به عنوان MA تشخیص داده شوند. از اینجا که این ترشحات از دیگر نقاط تصویر روشن‌تر هستند پس با در نظر گرفتن یک آستانه که به صورت تجربی مشخص می‌شود، نواحی ترشحات ($I_{Exudate}$) از دیگر نقاط مجزا می‌شوند. وجود رگ‌ها به دو دلیل باعث مشکل می‌شود و باید حذف شوند. اول، هم رنگی با MAها (به رنگ قرمز) و دوم، MAها روی رگ‌ها رخ نمی‌دهند. در این مرحله دو تصویر از تصویری که تصحیح سایه بر روی آن انجام شده، ساخته می‌شود. تصویر $I_{closing}$ با اعمال عملیات مورفولوژی بستن^۱ بر روی تصویر I_{sc} ایجاد می‌شود و تصویر $I_{filling}$ با اعمال عملیات مورفولوژی پرکردن^۲ بر روی تصویر I_{sc} ایجاد می‌شود. نواحی نامزد رگ (I_{vessel}) در تصویر با تفاضل دو تصویر $I_{closing}$ و $I_{filling}$ استخراج می‌شود. در ادامه با اعمال تبدیل کمینه گسترش یافته^۳ بر روی تصویر I_{sc} ، تصویر ابتدایی شامل نواحی نامزد MA یا I_{EM} استخراج می‌شود.

¹ closing

² Filling

³ Extended-Minima Transform

۳-۲ - استخراج ویژگی

بعد از اینکه اشیا با اندازه کمتر از ۱۰ پیکسل حذف شدند، ۱۸ ویژگی جهت استخراج و ورود به طبقه بند تعریف می‌شود:

- ۱- مقدار شدت پیکسل تصویر حاصل از تصحیح سایه
- ۲- مقدار شدت پیکسل تصویر حاصل از باند سبز
- ۳- رنگ و شکل پیکسل^۱ (جهت تمایز MA از غیر MA)
- ۴- انحراف معیار تصویر حاصل از تصحیح سایه
- ۵- انحراف معیار تصویر حاصل از باند سبز
- ۶- پنج فیلتر DOG با انحراف معیارهای ۰.۵، ۱.۲، ۴، ۸، ۱۶، ۳۲ (فیلتر DOG حاصل اختلاف دو فیلتر گوسی با انحراف معیارهای ذکر شده می‌باشد).
- ۷- مساحت MA نامزد
- ۸- محیط MA نامزد
- ۹- گریز از مرکز MA نامزد
- ۱۰- مدور بودن MA نامزد
- ۱۱- شدت میانگین MA نامزد بر روی تصویر حاصل از تصحیح سایه
- ۱۲- شدت میانگین MA نامزد بر روی تصویر باند سبز
- ۱۳- نسبت طول محور بزرگ به طول محور کوچک MA نامزد

۴-۲ - طبقه‌بندی با شبکه عصبی

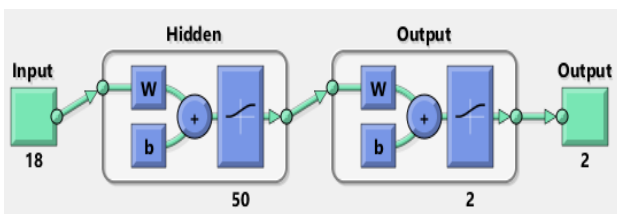
در این مقاله به منظور طبقه‌بندی پیکسل‌ها از شبکه عصبی چند لایه پرسپترون یا MLP^۲ استفاده می‌شود. شبکه عصبی پیاده‌سازی شده شامل ۳ لایه است. اولین لایه، لایه ورودی که با ۱۸ نرون تعریف شده و ورودی آن بردارهای ویژگی است. لایه بعد، لایه مخفی که دارای ۵۰ نرون است و لایه آخر، لایه خروجی که با دو نرون نشان‌دهنده نتایج طبقه‌بندی است. هر نرون در طبقه ورودی از طریق مجموعه‌ای از وزن‌ها به لایه پنهان متصل می‌شود. مجموع حاصل ضرب وزن‌ها در مقادیر ورودی در هر گره محاسبه شده و مقادیر بدست آمده به واسطه مجموعه‌ای از وزن‌ها به لایه خروجی اعمال می‌شوند. حال اگر تفاضل بین مقادیر خروجی و مقدار مطلوب^۳ (خطا) از مقدار مشخصی تجاوز کند، آنگاه مرحله آموزش دوباره تکرار می‌شود. بدین مفهوم که وزن‌ها تغییر کرده و خروجی‌های جدید به واسطه وزن‌های جدید دوباره

محاسبه می‌شوند. مرحله آموزش بر اساس الگوریتم FFBP^۴ انجام می‌شود. بازده مرحله آموزش به وسیله تابع خطای حداقل مربعات یا MSE^۵ محاسبه می‌شود. این مقدار نشان‌دهنده نزدیکی مقدار خروجی به مقدار مطلوب است و شرط توقف مرحله آموزش بر اساس این مقدار است. در شکل ۴ نمای کلی شبکه عصبی تعریف شده در این مقاله مشاهده می‌شود.

۳- نتایج

در این مقاله به منظور بررسی روش پیشنهادی از ۱۲ تصویر مربوط به مردمک‌های بدون اتساع استفاده شده است. از آنجا که روش پیشنهادی بر اساس پیکسل در نظر گرفته شده است پس حجم زیادی از داده‌های ورودی برای مرحله آموزش و تست تهیه می‌شود. بطوریکه ۴۳۰۸ بردار ویژگی مربوط به پیکسل‌ها وجود دارد که به صورت مساوی برای پیکسل‌های MA و غیر MA در نظر گرفته شده است. نرخ بازده برای شبکه عصبی در مرحله آموزش برابر با ۰.۱۲۹ است. نمودار بازده شبکه عصبی، نمودار ROC^۶ و ماتریس اغتشاش^۷ در شکل (۵)-(۷) نمایش داده شده اند. در ماتریس اغتشاش ستون اول مربوط به حالت MA و ستون دوم مربوط به حالت غیر MA است.

همانگونه که مشاهده می‌کنید نرخ TP^۸ برابر با ۹۸.۹٪ و نرخ TN^۹ برابر با ۹۹.۸٪ است. شبکه عصبی آموزش دیده برای طبقه‌بندی پیکسل‌ها استفاده می‌شود. طبق شکل ۸، پیکسل‌های غیر MA بعد از طبقه بندی از تصویر حذف شده و نواحی باقیمانده مربوط به MAها می‌باشد.



شکل ۴. نمای کلی از شبکه عصبی تعریف شده

^۴ Feed-Forward Back Propagation

^۵ Mean Square Error

^۶ Receiver Operator Characteristic

^۷ Confusion Matrix

^۸ True Positive

^۹ True negative

^۱ Hue

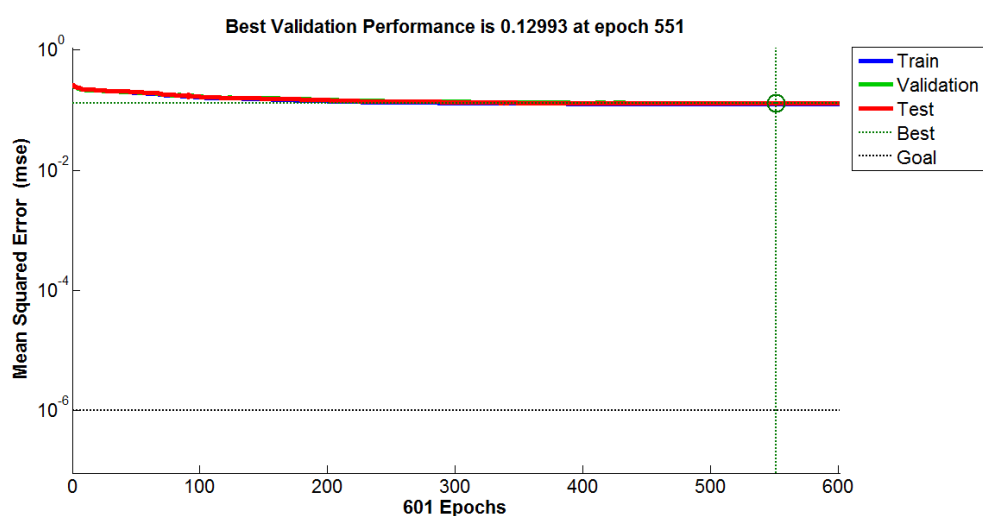
^۲ Multi-Layer Perceptron

^۳ Desired Value

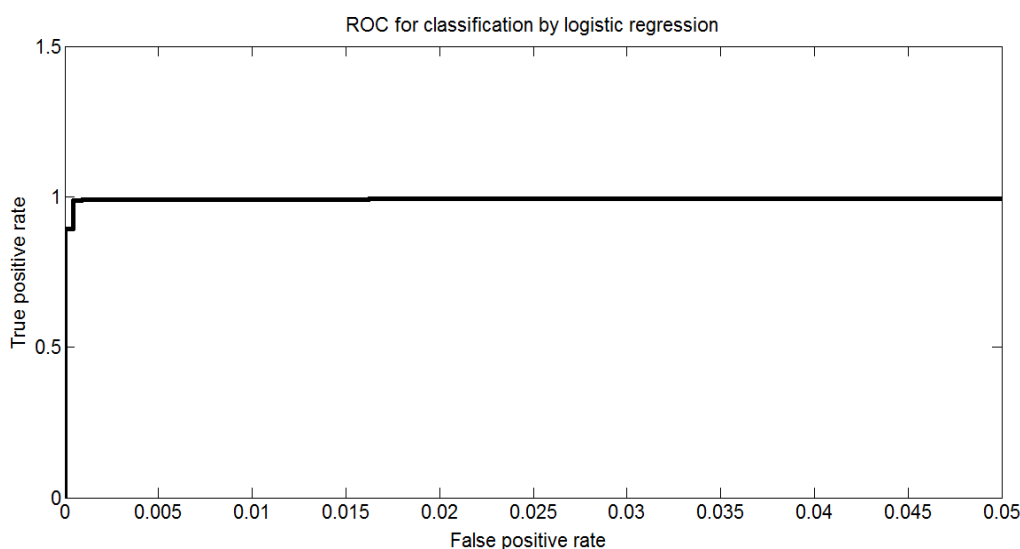
۴- جمع بندی

استفاده از عملیات ریاضی مورفولوژی تشخیص داده شده و از تصویر حذف می‌شوند و نواحی نامزد MA استخراج می‌شوند. در مرحله سوم با توجه به ویژگی‌های ظاهری نواحی MA، ۱۸ ویژگی به ازای هر پیکسل استخراج می‌شود. در نهایت، در مرحله چهارم پیکسل‌های غیر MA با استفاده از شبکه عصبی شناسایی و از تصویر نهایی حذف می‌شوند. این روش جدید بر روی ۱۲ تصویر مربوط به مردمک‌های بدون اتساع اعمال شده و نتایج شبیه‌سازی در بخش سوم آورده شده است.

از آنجا که میکروآنوریزم‌ها یا MAها از نشانه‌های اولیه رتینوپاتی دیابتی و یکی از علل اصلی از دست دادن بینایی در بیماران دیابتی هستند، پس تشخیص سریع MA به کاهش نابینایی کمک می‌کند. در این مقاله روشی ارائه شده است که بدون نیاز به تشخیص چشمی دکتر معالج، امکان تشخیص MA به صورت نرم‌افزاری فراهم شود. روش پیشنهادی شامل چهار مرحله است. مرحله اول پیش‌پردازش، در این مرحله نویز تصویر کاهش یافته، کنتراست تصویر بهبود و تغییرات روشنایی در تصویر یکنواخت می‌شود. در مرحله دوم نواحی مربوط به رگ‌ها و ترشحات با



شکل ۵. بازده شبکه عصبی



شکل ۶. نمودار ROC مربوط به روش پیشنهادی

Output Class	1	2131 49.5%	5 0.1%	99.8% 0.2%
	2	23 0.5%	2149 49.9%	98.9% 1.1%
		98.9% 1.1%	99.8% 0.2%	99.4% 0.6%
		1	2	Target Class

شکل ۷. ماتریس اغتشاش



شکل ۸. نواحی MA استخراج شده

مراجع

- [5] Cree MJ, Olson JA, McHardy KC, Sharp PF, Forrester JV. "A fully automated comparative microaneurysm digital detection system". *Eye*, 11,622-8, 1997.
- [6] Sinthanayothin C, Boyce JF, Williamson TH, Cook HL, Mensah E, Lal S, et al. "Automated detection of diabetic retinopathy on digital fundus image". *Diabet Med*, 19,105-12, 2002.
- [7] Usher D, Dumskyj M, Himaga M, Williamson TH, Nussey S, Boyce J. "Automated detection of diabetic retinopathy in digital retinal images: a tool for diabetic retinopathy screening". *Diabet Med*, 21,84-90, 2004.
- [8] Niemeijer M, van Ginneken B, Staal J, Suttorp-Schulten MS, Abramoff MD. Automatic detection of red lesions in digital color fundus photographs. *IEEE Trans Med Imag*, 24,584-92, 2005.
- [9] Akara Sopharak, Bunyarit Uyyanonvara, Sarah Barman. "Simple hybrid method for fine microaneurysm detection from non-dilated diabetic retinopathy retinal images". *Computerized medical Imaging and Graphics*, 37,394-402, 2013.
- [1] R. Klein, B. Klein, S. Moss, M. Davis, and D. DeMets, "The Wisconsin epidemiologic study of diabetic retinopathy. Prevalence and risk of diabetic retinopathy when age at diagnosis is less than 30 years," *Arch. Ophthalmol*, vol. 102: no. 4, 520-526, 1984.
- [2] Dupas B, Walter T, Erginay A, Ordonez R, Deb-Joardar N, Gain P, et al. "Evaluation of automated fundus photograph analysis algorithms for detecting microaneurysms, haemorrhages and exudates, and of a computer-assisted diagnostic system for grading diabetic retinopathy". *Diabetes Metab*, 36,213-20, 2010.
- [3] Zhang B, Wu X, You J, Li Q, Karray F. "Detection of microaneurysms using multi-scale correlation coefficients". *Pattern Recogn Lett*, 43,2237-48, 2010.
- [4] Spencer T, Olson JA, McHardy KC, Sharp PF, Forrester JV. "An image-processing strategy for the segmentation and quantification of microaneurysms in fluorescein angiograms of the ocular fundus". *Comp Biomed Res*, 29,284-302, 1996.