

غربالگری خودکار رتینوپاتی دیابتی مبتنی بر موجک‌های هندسی

سیده الهه ایمانی^۱، حمیدرضا پوررضا^۲، توکا بنایی^۳

^۱ مهندسی کامپیوتر، دانشگاه فردوسی، مشهد
elaheh.imani@gmail.com

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

^۳ دانشیار، مرکز تحقیقات شبکه، دانشگاه علوم پزشکی، مشهد
banaeet@mums.ac.ir

چکیده

رتینوپاتی دیابتی یکی از دلایل شایع نابینایی در جهان محسوب می‌شود. انجام معاینات دوره‌ای و تشخیص به موقع بیماری می‌تواند مانع از بروز نابینایی در فرد شود. معاینات دوره‌ای شامل تصویربرداری از ته چشم و تحلیل تصاویر توسط افراد متخصص برای مشاهده تغییرات سریع در الگوی عروق خونی و بروز ضایعات مختلف می‌باشد. این روش معاینه بسیار زمانبر، پرهزینه و نیازمند افراد متخصص می‌باشد. بنابراین طراحی سیستمی خودکار برای جداکردن تصاویر سالم از تصاویر بیمار و تشخیص رتینوپاتی دیابتی ضروری بنظر می‌رسد. در این مقاله روشی خودکار برای غربالگری رتینوپاتی دیابتی ارائه شده است که مبتنی بر اطلاعات ساختاری و مورفولوژیکی تصویر می‌باشد. با توجه به اینکه اجزای سالم و بیمار در تصاویر شبکه از لحاظ ساختاری و مورفولوژیکی با یکدیگر متفاوت هستند، می‌توان با استفاده از تبدیلات مناسب و با بکارگیری الگوریتم تفکیک محتوای تصویر، تصاویر شبکه را به اجزای سالم و بیمار جدا کرد. پس از جداسازی ضایعات از عروق، رتینوپاتی دیابتی با استخراج ویژگی‌های ناهمگنی، آنتروپی و انحراف از معیار تشخیص داده می‌شود. به منظور ارزیابی الگوریتم پیشنهادی از بانک استاندارد تصاویر شبکه MESSIDOR و طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی استفاده شده است. نتایج حاصل از ارزیابی نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی توانسته است به مقدار sensitivity برابر با ۹۹٫۱۳٪ و مقدار specificity برابر با ۹۴٫۵۹٪ دست یابد.

کلمات کلیدی

غربالگری رتینوپاتی دیابتی، تبدیلات، تفکیک محتوای تصویر، ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی

داده شوند، می‌توان عوارض آن را تعدیل داد [1]. بنابراین معاینات دوره‌ای به منظور جلوگیری از پیشرفت بیماری و بروز نابینایی ضروری است. این معاینات شامل تصویربرداری از ته چشم و تحلیل تصاویر توسط متخصصین به منظور مشاهده تغییرات سریع در الگوی عروق خونی و بروز ضایعات مختلف می‌باشد. بسیاری از بیماران دیابتی به دلیل کمبود مراکز تخصصی چشم و یا هزینه بالای معاینات تخصصی چشم، بموقع درمان نمی‌شوند. با توجه به اینکه ۷۵٪ نابینایی ناشی از دیابت قابل پیش‌گیری است، طراحی سیستم غربالگری مناسب برای تشخیص بیماران با وضعیت اضطراری در مرحله‌ای که درمان آنها امکان‌پذیر باشد، حیاتی به نظر می‌رسد.

الگوریتم‌های ارائه شده برای غربالگری خودکار رتینوپاتی دیابتی به سه دسته کلی تقسیم می‌شوند. دسته اول الگوریتم‌های بالا به پایین

۱- مقدمه

دیابت نوعی بیماری شایع در جهان می‌باشد. این بیماری آثار بدی بر روی چشم‌ها، سیستم عصبی، قلب و سایر اعضای بدن دارد. اولین عضوی که معمولاً دچار آسیب می‌شود، چشم می‌باشد. رتینوپاتی دیابتی عارضه‌ای ناشی از دیابت می‌باشد که بدلیل تغییرات ایجاد شده در عروق خونی شبکه رخ می‌دهد.

رتینوپاتی دیابتی، بیماری ساکتی می‌باشد که ممکن است هنگامی که تشخیص داده می‌شود، تغییرات شبکه به درجه‌ای رسیده باشد که درمان آن غیرممکن باشد. اگرچه دیابت به خودی خود درمان نمی‌شود، ولی در صورتی که بیماری‌های چشمی به صورت زودهنگام تشخیص

و محل قرارگیری آن‌ها درجه رتینوپاتی دیابتی تشخیص داده می‌شود. در مقالات [1, 6, 10, 13] از عملیات مورفولوژی به همراه آستانه‌گذاری به منظور تقطیع ضایعات شبکیه استفاده شده است. این مقالات با توجه به سائز ثابت عنصر سازنده و مقدار ثابت آستانه بسیار وابسته به پایگاه داده هستند. در [7, 8] مقالات برای استخراج ضایعات از فیلتر وفقی استفاده شده است. در این مقالات از فیلتر با ابعاد ثابت استفاده شده است که سبب وابستگی روش به پایگاه داده می‌شود.

در مقاله [9] اجزای آناتومی و ضایعات شبکیه برای تشخیص رتینوپاتی دیابتی تقطیع می‌شوند و از ویژگی‌های مختلفی مانند مساحت و میزان دایروی بودن ناحیه FAZ^6 (ناحیه عاری از رگ داخل فووا^۷)، مساحت عروق خونی، تعداد کل میکروآنوریزم‌ها و تعداد ضایعه آگزودا استفاده شده است.

۱-۳- روش‌های ترکیبی

در مقاله [11] از ترکیب ویژگی‌های بافتی و ویژگی‌های ساختاری تصویر، به منظور تشخیص رتینوپاتی دیابتی استفاده شده است. ویژگی‌های مورد استفاده در این مقاله مساحت عروق، تعداد نقاط انشعاب عروق، مساحت ضایعه آگزودا، اطلاعات بافتی و آنتروپی تصویر می‌باشد.

۲- تعریف مساله

در این مقاله روشی خودکار برای غربالگری رتینوپاتی دیابتی ارائه شده است که با بهره‌گیری از اطلاعات مورفولوژیکی اجزای آناتومی شبکیه، ضایعات با شکل‌ها و رنگ‌های مختلف را از تصویر شبکیه به خوبی جدا می‌کند. روش ارائه شده مبتنی بر روش‌های بالا به پایین است که از اطلاعات آماری ضایعات نیز استفاده می‌کند. این روش مزیت هر دو روش بالا به پایین و پایین به بالا را دارا می‌باشد. در ادامه به شرح کامل روش ارائه شده می‌پردازیم.

۳- الگوریتم پیشنهادی

الگوریتم پیشنهادی در پنج مرحله پیش‌پردازش، تفکیک عروق و ضایعات شبکیه، پس‌پردازش، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی انجام می‌شود که در ادامه به شرح کامل این مراحل می‌پردازیم.

۳-۱- پیش‌پردازش

پیش‌پردازش مرحله مهمی در آماده‌سازی تصاویر شبکیه برای عملیات تقطیع و استخراج ویژگی می‌باشد. زیرا کیفیت تصاویر شبکیه با توجه به شرایط تصویربرداری تغییر و سبب تولید تصاویر با کنتراست پایین و روشنایی غیریکنواخت می‌شود. بنابراین وجود چنین تصاویری سبب کاهش کارایی در تشخیص رتینوپاتی دیابتی می‌گردد. در این مقاله

هستند که عمدتاً از ویژگی‌های بافتی و آماری تصویر برای غربالگری استفاده می‌کنند [2-5]. دسته دوم روش‌های پایین به بالا می‌باشند که مبتنی بر تقطیع ضایعات شبکیه بوده و غربالگری رتینوپاتی با توجه به تعداد ضایعات موجود در سطح شبکیه انجام می‌شود [1, 6-10]. دسته سوم روش‌های ترکیبی هستند که در آنها از آنالیز بافت و ویژگی‌های مبتنی بر تقطیع ضایعات استفاده می‌شود [11].

مزیتی که روش‌های بالا به پایین نسبت به روش‌های پایین به بالا دارند، در این است که در این الگوریتم‌ها نیازی به تقطیع ضایعات وجود ندارد. زیرا تقطیع ضایعات فرایند زمانبر و پرحطایی است که سبب کاهش کارایی سیستم غربالگری می‌شود. از طرفی تصاویر غیرنرمال شبکیه ممکن است شامل ضایعات مختلف با شکل‌ها و رنگ‌های مختلفی باشد. بنابراین تقطیع ضایعات مختلف نیازمند الگوریتم‌های مختلفی است که سبب افزایش زمان اجرا و کاهش کارایی سیستم غربالگری می‌شود. در ادامه مروری بر الگوریتم‌های ارائه شده در زمینه غربالگری رتینوپاتی دیابتی ارائه شده است.

۱-۱- روش‌های بالا به پایین

بیشتر روش‌های بالا به پایین ارائه شده در حوزه رتینوپاتی دیابتی مبتنی بر تبدیلات هستند. در مقالات ارائه شده در حوزه غربالگری رتینوپاتی دیابتی از تبدیلات مختلفی مانند تبدیل گابور^۱ [3]، تبدیل $AM-FM^2$ [4] و تبدیل موجک^۳ [5] استفاده شده است. در مقاله [3] پس از اعمال تبدیل گابور به تصویر، پارامترهای میانگین، واریانس و انرژی بعنوان ویژگی محاسبه می‌شود. با توجه به اینکه این ویژگی‌ها به صورت سراسری محاسبه شده‌اند، این الگوریتم نمی‌تواند مراحل اولیه رتینوپاتی دیابتی که شامل چند میکروآنوریزم می‌باشد را تشخیص دهد. در مقاله [4] تبدیل $AM-FM$ به تصویر اعمال شده و هیستوگرام دامنه لحظه‌ای و اندازه فرکانس لحظه‌ای به صورت محلی بعنوان ویژگی از تصویر استخراج می‌شوند. در مقاله [5] با اعمال تبدیل موجک به تصویر، ضرایب موجک محاسبه می‌شود. سپس از ویژگی‌های مختلف ماتریس هم‌رخداد ضرایب موجک به منظور غربالگری رتینوپاتی دیابتی استفاده شده است. در مقالات [2, 12] ویژگی‌های مختلفی مانند کنتراست، همگنی، آنتروپی از ماتریس هم‌رخداد تصویر استخراج می‌شود. استفاده از این ویژگی‌ها به تنهایی و به صورت سراسری، برای غربالگری رتینوپاتی دیابتی نتایج مناسبی را تولید نمی‌کند.

۲-۱- روش‌های پایین به بالا

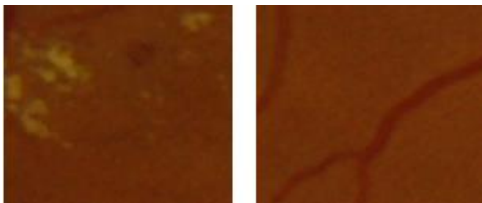
در الگوریتم‌هایی که از رویکرد پایین به بالا برای تشخیص و درجه‌بندی رتینوپاتی دیابتی استفاده می‌شود، تقطیع صحیح ضایعات و ساختارهای آناتومی در شبکیه امری ضروری می‌باشد. در این الگوریتم‌ها ضایعاتی مانند میکروآنوریزم^۴ و آگزودا^۵ استخراج شده و با توجه به تعداد

تخصیص داده می‌شود. برای اطلاع از جزئیات این الگوریتم به مقاله [14] مراجعه کنید.

در تصاویر شبکه‌های اجزای آناتومی سالم و بیمار از لحاظ ساختاری و مورفولوژیکی تفاوت زیادی با یکدیگر دارند. همانطور که در شکل (۱) نشان داده شده است، اجزای نرمال مانند عروق خونی به صورت منحنی و اجزای غیرنرمال مانند ضایعات میکروآنورسم، هموریج^۱ و آگزودا به صورت لکه‌هایی در سطح شبکه‌های ظاهر می‌شوند. با توجه به تفاوت مورفولوژیکی و ساختاری بین اجزای سالم و بیمار، می‌توان مشابه الگوریتم ارائه شده در مقاله [14]، محتوای تصاویر شبکه‌ها را به دو تصویر سالم (شامل عروق) و تصویر بیمار (شامل ضایعات) تفکیک کرد. برای این منظور بایستی از یک تبدیل مناسب برای بازنمایی عروق و از تبدیلی دیگر برای بازنمایی ضایعات استفاده کرد. برای جداسازی بهتر بایستی تبدیلی که برای تشخیص هر جزء استفاده می‌شود، بگونه‌ای باشد که در بازنمایی همان جزء به صورت تنک و در بازنمایی جزء دیگر به صورت غیرتنک عمل کند. در الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص و بازنمایی عروق خونی از تبدیل آماده شیرلت^۲ [16] استفاده شده است. این تبدیل برای بازنمایی ساختارهای ناهمسانگرد^۳ مانند منحنی و خط بسیار مناسب می‌باشد [15]. ضایعات شبکه‌ها که به صورت لکه در تصویر مشاهده می‌شوند، اکثراً دارای ساختار همسانگرد^{۱۱} هستند. بنابراین برای بازنمایی ضایعات بهتر است از تبدیلی که مناسب برای بازنمایی داده‌های همسانگرد می‌باشد، استفاده کرد. برای این منظور برای بازنمایی ضایعات شبکه‌ها از تبدیل آماده استارلت^{۱۲} [17] استفاده شده است.

شبه کد جداسازی عروق از ضایعات شبکه‌ها با استفاده از روش ارائه شده در [14]، در شکل (۲) مشاهده می‌شود. در این شبه کد X_I و X_V به ترتیب بیانگر تصویر عروق و تصویر ضایعات و N بیانگر تعداد دفعات تکرار الگوریتم می‌باشد که در این مقاله به صورت تجربی برابر با ۲۰ در نظر گرفته شده است. مقدار λ با توجه به انحراف از میانگین نویز (σ) به صورت $\lambda = k \times \sigma$ محاسبه می‌شود. در این رابطه k مقدار ثابتی است که به صورت تجربی برابر با ۳ در نظر گرفته شده است.

با در نظر گرفتن تبدیل شیرلت برای بازنمایی عروق و تبدیل استارلت برای بازنمایی ضایعات، در هر تکرار از الگوریتم بتدریج عروق و ضایعات از یکدیگر جدا شده و در نهایت دو تصویر تولید می‌شود که یکی شامل عروق و دیگری شامل ضایعات شبکه‌ها می‌باشد. نمونه‌ای از تفکیک عروق و ضایعات از تصاویر شبکه‌ها با استفاده از الگوریتم شکل (۲)، در شکل (۳) نشان داده شده است. همانطور که در این شکل مشاهده



شکل (۱): تصاویر مربوط به عروق و ضایعات شبکه‌ها

استخراج کانال سبز تصویر و بهبود روشنایی آن مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۳-۱-۱- استخراج کانال سبز تصویر

در تصاویر شبکه‌ها، کانال سبز نسبت به دو کانال قرمز و آبی دارای کنتراست بالاتری است و اجزای اصلی شبکه‌ها مانند عروق و ضایعات تیره در این کانال با کنتراست بیشتری قابل مشاهده هستند. بنابراین در روش پیشنهادی از این کانال به منظور پردازش‌های بعدی استفاده می‌شود.

۳-۱-۲- بهبود روشنایی تصویر

به منظور حذف روشنایی غیریکنواخت ایجاد شده در تصاویر، زمینه تصویر شبکه‌ها حذف می‌شود. با توجه به اینکه زمینه تصویر شامل تغییرات آهسته روشنایی می‌باشد، حذف زمینه تصویر منجر به حذف تغییرات روشنایی در تصویر می‌گردد. برای این منظور زمینه تصویر با استفاده از فیلتر میانه با سایز ۳۰ بدست آمده و از تصویر اصلی کم می‌شود.

۳-۲- تفکیک ضایعات و عروق شبکه‌ها

تفکیک محتوای تصویر به اجزایی که از لحاظ ساختاری و مورفولوژیکی با یکدیگر متفاوت‌اند، در کاربردهای مختلفی مانند فشرده‌سازی، بهبود کیفیت و بازسازی مورد استفاده قرار می‌گیرد. اخیراً مقالات مختلفی مانند [14, 15] ارائه شده است که با استفاده از تبدیلات، محتوای تصویر را به اجزای معنی‌داری تفکیک می‌کنند. در مقاله [14] روشی برای جداسازی محتوای تصویر به دو تصویر بافت و تصویر طبیعی ارائه شده است. ایده اصلی در این مقاله استفاده از دو دیکشنری مناسب برای بازنمایی بافت و تصویر طبیعی می‌باشد. برای جداسازی بهتر محتوای تصویر، دو دیکشنری انتخاب شده باید بگونه‌ای باشند که برای یکی از اجزای تصویر تنک بوده و برای جزء دیگر غیرتنک باشد.

برای تصویر X که به صورت ترکیبی از بافت و تصویر طبیعی می‌باشد، به منظور بدست آوردن بازنمایی تنک از تصویر بافت و تصویر طبیعی با استفاده از دیکشنری‌های T_t و T_n ، نیاز به حل مساله بهینه‌سازی زیر داریم:

$$\{\alpha_n^{opt}, \alpha_t^{opt}\} = \underset{\{\alpha_t, \alpha_n\}}{\text{Arg min}} \|\alpha_t\|_1 + \|\alpha_n\|_1 + \lambda \|X - T_t \alpha_t - T_n \alpha_n\|_2^2 \quad (1)$$

که X بیانگر تصویر اصلی، α_t ضرایب حاصل از اعمال تبدیل T_t به تصویر و α_n ضرایب حاصل از اعمال تبدیل T_n به تصویر می‌باشد. با حل مساله بهینه‌سازی رابطه (۱)، بخش بافت و تصویر طبیعی از یکدیگر تفکیک شده و بخشی از محتوای تصویر که به صورت تنک توسط دو دیکشنری بازنمایی نمی‌شود، به بخش باقیمانده $X - T_t \alpha_t - T_n \alpha_n$

۳-۳-۱- حذف نقاط انشعاب

تصویر عروق توسط آستانه‌گذاری وفقی با استفاده از هیستوگرام تجمعی به یک تصویر باینری تبدیل می‌شود. با توجه به اینکه ۲۰٪ از تصاویر شبکه‌ی شامل عروق خونی می‌باشد، مقدار آستانه برابر با اندیس مکانی که مقدار هیستوگرام تجمعی برابر با ۰.۲ می‌باشد، در نظر گرفته می‌شود. سپس به منظور حذف نواحی نویزی از تصویر حاصل، از عملیات مورفولوژی استفاده شده و نواحی با مساحت کوچکتر از یک حد آستانه از تصویر حذف می‌گردند.

با اعمال نازک‌سازی مورفولوژی به تصویر باینری شده، اسکلت عروق ایجاد می‌شود. سپس نقاطی از اسکلت که یک ماسک 3×3 را در بیش از دو نقطه قطع کنند، بعنوان نقاط انشعاب و قطع در نظر گرفته می‌شود. نقاط استخراج شده بعنوان ماسک به تصویر حاصل از ضایعات اعمال می‌شود. با این کار آثار مربوط به نقاط انشعاب و نقاط قطع عروق از این تصاویر حذف می‌شود.

۳-۳-۲- حذف ناحیه دیسک نوری

برای تشخیص ناحیه دیسک نوری از روش ارائه شده در مقاله [18] استفاده شده است. در این مقاله مکان اولیه مرکز دیسک نوری با استفاده از تطبیق الگو تشخیص داده می‌شود. سپس با استفاده از کانتورهای فعال، این ناحیه استخراج می‌شود. ناحیه دیسک نوری بعنوان ماسک به تصویر حاصل از ضایعات در الگوریتم ارائه شده اعمال می‌شود.

۳-۳-۴- استخراج ویژگی

۳-۴-۱- تشکیل دیکشنری

ابتدا یک دیکشنری شامل تعداد زیادی بلاک از نواحی نرمال و غیرنرمال تصویر ساخته می‌شود. برای این منظور تعداد زیادی بلاک با سایز 32×32 از نواحی نرمال و غیرنرمال تصویر جدا کرده و حدود ۲۰۰۰ بلاک به صورت تصادفی از بین این بلاک‌ها انتخاب می‌شود. برای هر یک از بلاک‌ها ویژگی‌های ناهمگنی، آنتروپی و انحراف از معیار محاسبه

۱. تعیین تعداد دفعات تکرار الگوریتم N و مقدار اولیه آستانه به صورت $\delta = \lambda \times N$

۲. برورسانی X_V با فرض ثابت بودن X_L

• محاسبه باقیمانده $R = X - X_V - X_L$

• اعمال تبدیل شیرلت به $X_V + R$ و محاسبه ضرایب α_V

• اعمال آستانه‌گذاری نرم بر روی α_V با مقدار آستانه δ و محاسبه $\hat{\alpha}_V$

• بازسازی تصویر X_V با ضرایب $\hat{\alpha}_V$ با استفاده از تبدیل شیرلت

۳. برورسانی X_L با فرض ثابت بودن X_V

• محاسبه باقیمانده $R = X - X_V - X_L$

• اعمال تبدیل استارلت به $X_L + R$ و محاسبه ضرایب α_L

• اعمال آستانه‌گذاری نرم بر روی α_L با مقدار آستانه δ و محاسبه $\hat{\alpha}_L$

• بازسازی تصویر X_L با ضرایب $\hat{\alpha}_L$ با استفاده از تبدیل استارلت

۴. برورسانی مقدار آستانه به صورت $\delta = \delta - \lambda$

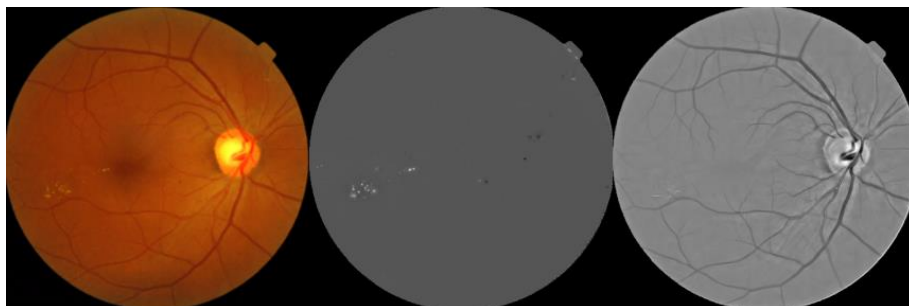
۵. اگر $\delta > \lambda$ به گام ۲ برگرد، در غیر این صورت پایان.

شکل (۲): شبه کد مربوط به تفکیک عروق و ضایعات شبکه‌ی با استفاده از الگوریتم [14] و تبدیلات شیرلت و استارلت

می‌شود، عروق خونی و ضایعات به خوبی از یکدیگر تفکیک شده‌اند و تصویر مربوط به ضایعات، حاوی تمامی ضایعات ناشی از رتینوپاتی دیابتی می‌باشد. به عبارت دیگر در این الگوریتم برای تشخیص ضایعات مختلف نیازی به الگوریتم‌های مختلفی نیست و فقط با استفاده از یک الگوریتم، تمامی ضایعات به خوبی از تصویر شبکه‌ی جدا شده‌اند.

۳-۳-۳- پس پردازش

با اعمال الگوریتم پیشنهادی بر روی تصاویر شبکه‌ی ممکن است برخی از نواحی دیسک نوری و نقاط انشعاب عروق بعنوان ضایعه تشخیص داده شوند. وجود چنین آثاری بر روی تصاویر مربوط به ضایعات سبب کاهش کارایی الگوریتم غربالگری می‌شود. بنابراین بهتر است قبل از استخراج ویژگی، این آثار از تصاویر مربوط به ضایعات حذف شوند. در ادامه روش حذف نقاط انشعاب و دیسک نوری شرح داده شده است.



شکل (۳): تفکیک عروق و ضایعات از تصویر شبکه‌ی. به ترتیب از چپ به راست: تصویر اصلی، تصویر ضایعات و تصویر عروق

sensitivity با استفاده از ۵ نرون در لایه میانی شبکه عصبی بدست آمده است. در جدول (۳) به مقایسه روش ارائه شده با الگوریتم‌های ارائه شده در که برای ارزیابی از بانک استاندارد MESSIDOR استفاده کرده‌اند، پرداخته شده است. همانطور که در این جدول مشاهده می‌شود، الگوریتم ارائه شده نسبت به روش‌های دیگر دارای کارایی بالاتری می‌باشد.

جدول (۱): نتایج حاصل از الگوریتم ارائه شده با استفاده از طبقه‌بند svm با توابع کرنل مختلف

تابع کرنل	sensitivity	specificity	accuracy
linear	۹۳٫۶۱	۱۰۰	۹۵٫۱۳
quadratic	۹۳٫۹۳	۱۰۰	۹۵٫۳۹
polynomial	۹۷٫۷۴	۱۰۰	۹۸٫۲۸
rbf	۹۲٫۰۱	۱۰۰	۹۳٫۹۴
mlp	۸۷٫۴۷	۱۰۰	۹۰٫۵۲

جدول (۲): نتایج حاصل از الگوریتم ارائه شده با استفاده از شبکه عصبی با در نظر گرفتن تعداد نرون‌های مختلف

تعداد نرون‌ها	sensitivity	specificity	accuracy
۲	۹۸٫۲۲	۹۸٫۷۵	۹۸٫۴۲
۳	۹۷٫۸۸	۹۸٫۰۶	۹۸٫۰۲
۵	۹۹٫۱۳	۹۴٫۵۹	۹۸٫۰۲
۱۰	۹۸٫۲۲	۹۸٫۲۳	۹۸٫۲۸

جدول (۳): مقایسه روش ارائه شده با الگوریتم‌های دیگر

روش	تعداد تصاویر	sensitivity	specificity
روش ارائه شده	۷۶۱	۹۹٫۱۳	۹۴٫۵۹
روش [4]	۳۶۷	۹۲	۵۴
روش [3]	۳۴۶	۹۵	۸۹
روش [12]	۱۸۰	۹۸	۸۹٫۵

۴- نتیجه‌گیری

رتینوپاتی دیابتی یکی از دلایل شایع نابینایی در جهان محسوب می‌شود. معاینات دوره‌ای چشم بسیار زمانبر، پرهزینه و نیازمند افراد متخصص می‌باشد. بنابراین طراحی سیستمی خودکار برای غربالگری رتینوپاتی دیابتی ضروری است. در این مقاله الگوریتمی برای شناسایی خودکار رتینوپاتی دیابتی ارائه شده است. در روش ارائه شده با بهره‌گیری از الگوریتم تفکیک محتوای تصویر و استفاده از تبدیلات هندسی، ضایعات و عروق خونی در تصاویر شبکه تفکیک می‌شوند. سپس از ویژگی‌های آماری ضایعات در تشخیص رتینوپاتی دیابتی استفاده می‌شود. با توجه به اینکه ضایعات شبکه در رنگ‌ها و شکل‌های مختلفی در سطح شبکه ظاهر می‌شوند، برای شناسایی آنها نیازمند الگوریتم‌های تقطیع مختلفی هستیم. این در حالی است که در روش ارائه شده، ضایعات مختلف با استفاده از یک الگوریتم از تصویر جدا شده‌اند.

```

for i=1+w/2 to row-w/2 do
  for j=1+w/2 to col-w/2 do
    H=0
    for all m in [i-w/2:i+w/2]
      and all n in [j-w/2:j+w/2] do
        Temp=|image(i,j)-image(m,n)|
        if(Temp>thresh)
          H=H+Temp
        end if
      end for
    inhomogeneity(i,j)=H/((w/2)*(w/2))
  end for
end for
    
```

شکل (۴): شبه کد مربوط به محاسبه ناهمگنی تصویر

می‌شود. به منظور محاسبه ویژگی‌های مربوط به ناهمگنی، تصویر ناهمگنی به صورت الگوریتم شکل (۴) محاسبه می‌شود. در این الگوریتم W بیانگر سایز پنجره برای محاسبه ناهمگنی به صورت محلی است که در این مقاله به صورت تجربی برابر با ۱۶ در نظر گرفته شده است. پس از محاسبه تصویر مربوط به ناهمگنی تصویر، از اطلاعات آماری میانگین، واریانس، درجه اوج در نمودار آماری^{۱۳} و چولگی^{۱۴} بعنوان ویژگی استفاده می‌شود.

۳-۴-۲- تشکیل بردار ویژگی

برای تشکیل بردار ویژگی، هر تصویر را به بلاک‌هایی با سایز ۳۲×۳۲ تقسیم کرده و ویژگی‌های ناهمگنی، انحراف از معیار و آنتروپی برای هر بلاک محاسبه می‌شود. سپس با استفاده از فاصله اقلیدسی، بلاک مشابه از دیکشنری بازیابی شده و برچسب (نرمال یا غیرنرمال) مربوط به آن، به بلاک مورد نظر تخصیص داده می‌شود. در نهایت برای هر تصویر تعداد هر یک از برچسب‌های تعیین شده را محاسبه کرده و بعنوان ویژگی آن تصویر در نظر می‌گیریم.

۳-۵- ارزیابی

الگوریتم ارائه شده بر روی تعداد ۷۶۱ تصویر بانک MESSIDOR [19] برای جداسازی تصویر نرمال از غیرنرمال اجرا شده است. داده‌های یادگیری و تست به صورت تصادفی و با استفاده از اعتبارسنجی متقابل پنج‌بخشی^{۱۵} انتخاب شده‌اند. برای تست الگوریتم از طبقه‌بندهای ماشین بردار پشتیبان^{۱۶} و شبکه عصبی استفاده شده است. نتایج اجرای الگوریتم با استفاده از طبقه‌بند SVM و توابع کرنل مختلف در () آمده است. همانطور که در این جدول مشاهده می‌شود، بهترین نتیجه با استفاده از تابع کرنل چند جمله‌ای بدست آمده است که مقدار sensitivity و specificity در آن به ترتیب برابر با ۹۷٫۷۴٪ و ۱۰۰٪ می‌باشد. همچنین این الگوریتم توسط شبکه عصبی با تعداد نرون‌های مختلف مورد ارزیابی قرار گرفته است که نتایج آن در جدول (۲) نشان داده شده است. همانطور که در این جدول مشاهده می‌شود بیشترین مقدار

- [9] S. Hajeb Mohammad Alipour, H. Rabbani, and M. R. Akhlaghi, "Diabetic retinopathy grading by digital curvelet transform," *Comput Math Methods Med*, vol. 2012, p. 761901, 2012.
- [10] S. V. D Siva Sundhara Raja, "Performance analysis of screening diabetic retinopathy," *Journal of Scientific & Industrial Research*, 2012.
- [11] M. R. K. Mookiah, U. R. Acharya, R. J. Martis, C. K. Chua, C. M. Lim, E. Y. K. Ng, *et al.*, "Evolutionary algorithm based classifier parameter tuning for automatic diabetic retinopathy grading: A hybrid feature extraction approach," *Knowledge-Based Systems*, vol. 39, pp. 9-22, 2// 2013.
- [12] U. R. Acharya, E. Y. Ng, J. H. Tan, S. V. Sree, and K. H. Ng, "An integrated index for the identification of diabetic retinopathy stages using texture parameters," *J Med Syst*, vol. 36, pp. 2011-20, Jun 2012.
- [13] A. Pachiyappan, U. N. Das, T. V. Murthy, and R. Tatavarti, "Automated diagnosis of diabetic retinopathy and glaucoma using fundus and OCT images," *Lipids Health Dis*, vol. 11, p. 73, 2012.
- [14] J.-L. Starck, M. Elad, and D. L. Donoho, "Image decomposition via the combination of sparse representations and a variational approach," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 14, pp. 1570-1582, 2005.
- [15] G. Kutyniok and W.-Q. Lim, "Image Separation Using Wavelets and Shearlets," in *Curves and Surfaces*. vol. 6920, J.-D. Boissonnat, P. Chenin, A. Cohen, C. Gout, T. Lyche, M.-L. Mazure, *et al.*, Eds., ed: Springer Berlin Heidelberg, 2012, pp. 416-430.
- [16] Q. L. Wang, "The Discrete Shearlet Transform: A New Directional Transform and Compactly Supported Shearlet Frames," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 19, pp. 1166-1180, 2010.
- [17] F. M. Jean-Luc Starck, Jalal M. Fadili, *Sparse Image and Signal Processing: Wavelets, Curvelets, Morphological Diversity*, 2010.
- [18] J. Lowell, A. Hunter, D. Steel, A. Basu, R. Ryder, E. Fletcher, *et al.*, "Optic nerve head segmentation," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 23, pp. 256-264, 2004.
- [19] *Messidor*. Available: <http://messidor.crihan.fr/download-en.php>
- الگوریتم ارائه شده بر روی ۷۶۱ تصویر بانک MESSIDOR به منظور جداسازی تصاویر نرمال از غیرنرمال اجرا شده است. نتایج حاصل از ارزیابی نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی توانسته است به مقدار sensitivity برابر با ۹۹٫۱۳٪ و مقدار specificity برابر با ۹۴٫۵۹٪ دست یابد. همچنین این الگوریتم با روش‌های ارائه شده در [3, 4, 12] مقایسه شده است. در این مقایسه، الگوریتم ارائه شده با توجه به تعداد تصاویر بیشتر کارایی بالاتری داشته است.

مراجع

- [1] A. W. Reza and C. Eswaran, "A decision support system for automatic screening of non-proliferative diabetic retinopathy," *J Med Syst*, vol. 35, pp. 17-24, Feb 2011.
- [2] J. Nayak, P. S. Bhat, R. Acharya, C. M. Lim, and M. Kagathi, "Automated identification of diabetic retinopathy stages using digital fundus images," *J Med Syst*, vol. 32, pp. 107-15, Apr 2008.
- [3] S. A. M. Monireh Esnaashari, and Gholamali Naderian, "A Content-based Retinal Image Retrieval Method for Diabetes-Related Eye Diseases Diagnosis," *Research and Reviews in Computer Science (IJRRCS)*, vol. 2, 2011.
- [4] C. Agurto, V. Murray, E. Barriga, S. Murillo, M. Pattichis, H. Davis, *et al.*, "Multiscale AM-FM methods for diabetic retinopathy lesion detection," *IEEE Trans Med Imaging*, vol. 29, pp. 502-12, Feb 2010.
- [5] A. Khademi and S. Krishnan, "Shift-invariant discrete wavelet transform analysis for retinal image classification," *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 45, pp. 1211-1222, 2007/12/01 2007.
- [6] M. D. Saleh and C. Eswaran, "An automated decision-support system for non-proliferative diabetic retinopathy disease based on MAs and HAs detection," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 108, pp. 186-196, 10// 2012.
- [7] K. Estabridis and R. J. P. de Figueiredo, "Automatic Detection and Diagnosis of Diabetic Retinopathy," in *Image Processing, 2007. ICIP 2007. IEEE International Conference on*, 2007, pp. II - 445-II - 448.
- [8] P. Kahai, K. R. Namuduri, and H. Thompson, "Decision support for automated screening of diabetic retinopathy," in *Signals, Systems and Computers, 2004*

⁹ Shearlet
¹⁰ Anisotropic
¹¹ Isotropic
¹² Starlet
¹³ Kurtosis
¹⁴ Skewness
¹⁵ 5 Fold Cross Validation
¹⁶ Support Vector Machine

¹ Gabor
² Amplitude Modulation-Frequency Modulation
³ Wavelet
⁴ Microaneurysm
⁵ Exudate
⁶ Foveal Avascular Zone
⁷ Fovea
⁸ Hemorrhage