



ارائه مدلی هوشمند جهت تشخیص سطح توسعه رتینوپاتی دیابتی با استفاده از استخراج الگوی رگ‌های خونی در تصاویر شبکیه

فاطمه درخشان، دانشجوی کارشناسی ارشد رشته مهندسی فناوری اطلاعات دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته کرمان
حمیدرضا ناجی، دانشیار و عضو هیئت علمی گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته کرمان

چکیده

رتینوپاتی دیابتی یک بیماری چشمی مزمن و پیشرونده است که در آن شبکه چشم انسان به دلیل افزایش مقدار انسولین در خون تحت تأثیر قرار می‌گیرد. رتینوپاتی دیابتی اگر به موقع تشخیص و درمان نشود، بینایی بیمار را تهدید و در نهایت باعث کوری کامل می‌شود. در میان علائم بالینی مختلف، میکروآنوریسم به عنوان اولین علامت رتینوپاتی دیابتی ظاهر می‌شود. تشخیص دقیق و مطمئن میکروآنوریسم‌ها به دلیل اندازه کوچک و کنتراست کم آن یک مشکل چالش برانگیز است. تشخیص موفقیت‌آمیز میکروآنوریسم‌ها برای برنامه‌ریزی صحیح و درمان مناسب بیماری در مراحل اولیه مفیدتر خواهد بود. در این مقاله، ما روشی برای طبقه‌بندی تصاویر پزشکی از شبکه چشم به منظور تشخیص دقیق سطح توسعه رتینوپاتی دیابتی ارائه می‌کنیم. روش پیشنهادی ما دارای شش مرحله اصلی است که در مراحل یک تا چهار ابتدا تصویر ورودی تحت پیش‌پردازش قرار می‌گیرد. در مرحله اول؛ تشخیص رگ‌های خونی با استفاده از عملیات مورفولوژیکی بستن، مرحله دوم؛ تشخیص لبه دایره‌ای با استفاده از عملیات مورفولوژیکی گرادیان، مرحله سوم؛ تشخیص دیسک نوری با استفاده از روش لبه‌یابی تبدیل هاف دایره‌ای، مرحله چهارم؛ تشخیص میکروآنوریسم‌ها با استفاده از حذف رگ‌های خونی، لبه دایره‌ای و دیسک نوری تشخیص داده شده در تصویر و سپس استفاده از تبدیل هاف دایره‌ای انجام می‌گیرد. در مرحله پنجم استخراج ویژگی با در نظر گرفتن دو ویژگی، ناحیه رگ‌های خونی و ناحیه میکروآنوریسم‌ها و چهار ویژگی به دست آمده از ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری، انجام می‌شود. در نهایت مرحله ششم طبقه‌بندی با استفاده از طبقه‌بند SVM می‌باشد. عملکرد مدل را با استفاده از پایگاه داده تصاویر فوندوس شبکیه، EyePacs ارزیابی کرده و به ترتیب دقت و تشخیص‌پذیری ۹۸٪، ۹۸٫۷۵٪ را بدست آوردیم. نتایج تجربی نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی ما از نظر معیارهای ارزیابی در مقایسه با روش‌های دیگر بهتر عمل می‌کند.

واژه‌های کلیدی: رتینوپاتی دیابتی، میکروآنوریسم، مورفولوژیک، SVM.

۱- مقدمه

رتینوپاتی دیابتی^۱ یکی از علل اصلی نابینایی در جهان است [۱]. سبک زندگی متمادی و سایر عوامل مؤثر به این معنی است که پیش‌بینی می‌شود تعداد افراد مبتلا به دیابت همچنان در حال افزایش باشد [۲]. نشان داده شده است که غربالگری منظم بیماران دیابتی برای DR یک جنبه مقرون به صرفه و مهم در مراقبت از آنها است [۳]. پس غربالگری شبکه یک راه حل ممکن برای تشخیص آسیب ناشی از شبکه در مراحل اولیه است [۴]. رتینوپاتی دیابتی در ابتدا بدون علامت است و از این رو اکثر بیماران از این وضعیت بی‌اطلاع می‌مانند مگر اینکه بینایی آن‌ها را محدود کند. بنابراین، غربالگری قبلی و مداوم رتینوپاتی دیابتی به منظور جلوگیری از مشکلات بیشتر و کنترل پیشرفت بیماری ضروری است [۵-۷]. یکی از علائم کلیدی DR ترشحات [۸] است که ممکن است در تصویر فوندوس چشم جمع شود و نشانه‌ای از ایجاد DR در بیمار باشد یا ممکن است قبلاً آن را ایجاد کرده باشد. کشف ضایعات در تصاویر فوندوس نیز در تشخیص رتینوپاتی دیابتی در مراحل اولیه کمک می‌کند. [۹] برای مطالعه DR، چشم پزشکان اغلب تصاویر رنگی فوندوس را با در نظر گرفتن عناصر مختلف مرتبط به رتینوپاتی دیابتی، مانند خونریزی، اگزودای نرم و سخت و میکروآنوریزم‌ها^۲ که حفره‌های کوچکی هستند و به دلیل اتساع موضعی در دیواره‌های مویرگ ایجاد می‌شوند در نظر می‌گیرند و به صورت نقاط قرمز ریز قابل مشاهده است.

رتینوپاتی دیابتی ممکن است در چهار مرحله پیشرفت کند: (۱) رتینوپاتی غیر تکثیری خفیف^۳، که به وقوع میکروآنوریزم‌ها مربوط می‌شود و به عنوان اولین مرحله در نظر گرفته می‌شود. (۲) رتینوپاتی غیر تکثیری متوسط^۴، که در آن عروق خونی تغذیه‌کننده شبکه ممکن است با پیشرفت بیماری منحرف شده و متورم شوند و توانایی انتقال خون خود را از دست بدهند. (۳) رتینوپاتی غیر تکثیری شدید^۵، منجر به کمبود خون‌رسانی به شبکه به دلیل انسداد تعداد بیشتری از رگ‌های خونی می‌شود و از این رو به شبکه سیگنال می‌دهد که رگ‌های خونی تازه رشد کند. (۴) رتینوپاتی دیابتی تکثیری^۶، مرحله پیشرفته‌ای است که در آن ویژگی‌های رشد ترشح شده توسط شبکه، تکثیر عروق خونی جدید را فعال می‌کند [۱۰، ۱۱] که در امتداد پوشش داخلی شبکه در مقداری ژل زجاجیه رشد می‌کنند و چشم را پر می‌کنند. رگ‌های خونی تازه ایجاد شده شکننده هستند و باعث می‌شود که رگ‌های خونی بیشتر دچار خونریزی و نشت شوند. علاوه بر این، بافت آسیب‌دیده مرتبط ممکن است منقبض شود و در نتیجه باعث جداشدگی شبکه شود که منجر به از دست دادن دائمی بینایی می‌شود [۱۲].

برای مطالعه و غلبه بر این مشکلات، این مقاله بر روی دستیابی به مدل بهینه از طریق روش‌های پیش‌پردازش و پردازش در مراحل تشخیص میکروآنوریزم‌ها و طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان^۷ تمرکز می‌کند. برای سازماندهی این مقاله در بخش دوم، کارهای مرتبط انجام شده در این زمینه را شرح داده، در بخش سوم روش پیشنهادی را به طور مفصل توضیح می‌دهیم، در بخش چهارم نتایج تجربی و تجزیه و تحلیل آن‌ها برای ارزیابی عملکرد مدل را ارائه و نتیجه‌گیری را در بخش نتیجه شرح می‌دهیم.

۲- کارهای مرتبط

تحقیقات گسترده‌ای بر روی روش‌های طبقه‌بندی دوتایی DR با نتایج دلگرم‌کننده انجام شده است. گاردنر و همکارانش از شبکه‌های عصبی و مقادیر شدت پیکسل برای دستیابی به نتایج حساسیت و ویژگی به ترتیب ۸۸٫۴٪ و ۸۳٫۵٪ برای طبقه‌بندی بله یا خیر DR استفاده کردند [۱۳]. آن‌ها از مجموعه داده کوچکی، حدود ۲۰۰ تصویر استفاده کردند و هر تصویر را به تکه‌هایی تقسیم کردند و سپس از یک پزشک خواستند تا تکه‌ها را برای ویژگی‌ها قبل از اجرای SVM طبقه‌بندی کند. شبکه عصبی نیز در طبقه‌بندی سه کلاس DR استفاده شده است.

¹ Diabetic Retinopathy (DR)

² MicroAneurysm (MA)

³ Mild non-proliferative retinopathy

⁴ Moderate non-proliferative retinopathy,

⁵ Severe non-proliferative retinopathy

⁶ Proliferative diabetic retinopathy (PDR)

⁷ Support Vector Machine (SVM)

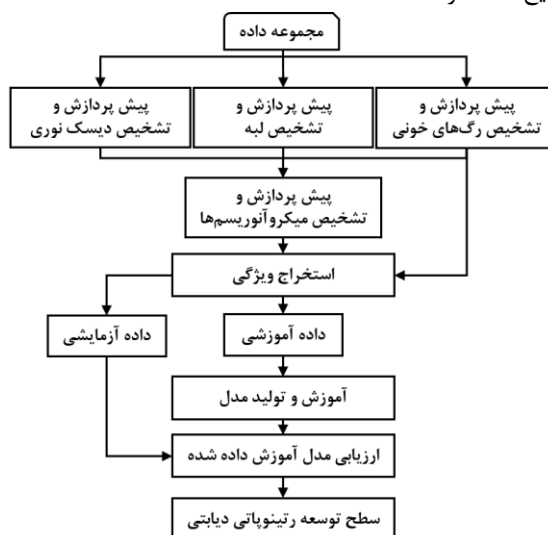
ناپاک و همکارانش [۱۴] از ویژگی‌هایی مانند مساحت آگزودا و مساحت عروق خونی همراه با پارامترهای بافت استفاده کردند. ویژگی‌هایی وارد شبکه عصبی می‌شوند تا تصاویر را به رتینوپاتی طبیعی، غیر تکثیری و رتینوپاتی تکثیری طبقه‌بندی کنند. شبکه عصبی از این ویژگی‌ها به عنوان ورودی برای طبقه‌بندی استفاده کرد. نتایج تشخیص با مقایسه درجه‌بندی از چشم پزشکان خبره تایید شد. آن‌ها دقت طبقه‌بندی ۹۳٪، حساسیت ۹۰٪ و ویژگی ۱۰۰٪ را نشان دادند. این کار بر روی مجموعه داده‌ای از ۱۴۰ تصویر انجام شد و استخراج ویژگی روی همه تصاویر هم در آموزش و هم در آزمایش مورد نیاز بود که می‌تواند زمان‌بر باشد.

تقریباً بیشتر تحقیقات انجام شده در مورد طبقه‌بندی پنج کلاسه از ماشین‌های بردار پشتیبان استفاده کرده‌اند. آچاریا و همکارانش [۱۵] یک روش خودکار برای شناسایی پنج کلاس ایجاد کرده‌اند. ویژگی‌هایی که از داده‌های خام با استفاده از روش طیف‌های مرتبه بالاتر استخراج می‌شوند، به طبقه‌بندی‌کننده SVM وارد می‌شوند و تغییرات شکل‌ها و خطوط را در تصاویر ثبت می‌کنند. این روش SVM دقت متوسط ۸۲٪، حساسیت ۸۲٪ و ویژگی ۸۸٪ را ارائه کرد. آچاریا و همکارانش [۱۶] همچنین یک روش طبقه‌بندی پنج طبقه‌ای را با محاسبه نواحی چندین ویژگی مانند خونریزی، میکروآنوریزم، آگزودا و عروق خونی ایجاد کردند. ویژگی‌هایی که تعیین می‌شوند مهم‌ترین هستند؛ رگ‌های خونی، میکروآنوریزم‌ها، آگزودا و خونریزی‌ها با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر از تصاویر خام استخراج شدند. آن‌ها سپس برای طبقه‌بندی به SVM داده شدند. با استفاده از این سیستم حساسیت ۸۲٪، ویژگی ۸۶٪ و دقت ۸۵٫۹٪ به دست آمد. همچنین آداریش و همکارانش [۱۷] از تکنیک‌های پردازش تصویر برای ایجاد تشخیص خودکار DR از طریق تشخیص عروق خونی شبکه، آگزودا، میکروآنوریزم‌ها و ویژگی‌های بافت استفاده کردند. ناحیه ضایعات و ویژگی‌های بافت برای ساخت بردار ویژگی در SVM چند کلاسه استفاده شد. به این ترتیب در پایگاه‌های داده ۸۹ تصویر DIARETDB0 و ۱۳۰ تصویر DIARETDB1 به دقت ۹۶٪ و ۹۴٫۶٪ دست یافت.

این روش‌ها بر روی مجموعه داده‌های نسبتاً کوچک انجام می‌شوند و کاهش حساسیت و ویژگی احتمالاً به دلیل ماهیت پیچیده مسئله پنج کلاس است. هر یک از روش‌های پنج کلاسه قبلی، نیاز به استخراج ویژگی از تصاویر قبل از ورود به طبقه‌بندی‌کننده SVM داشتند و فقط روی مجموعه داده‌های آزمایشی کوچک تقریباً ۱۰۰ تصویر تأیید شده‌اند.

۳- روش پیشنهادی

مشکل سایر مدل‌ها عمدتاً پیش پردازش تصاویر و الگوهای ساخت مدل است. ما سیستمی را برای تشخیص سطح توسعه بیماری رتینوپاتی با تشخیص خودکار رگ‌های خونی، لبه و دیسک نوری پیشنهاد می‌کنیم. سیستم پیشنهادی در بلوک دیاگرام شکل ۱ نشان داده شده است. در ادامه روش پیشنهادی به طور مفصل توضیح داده خواهد شد.



شکل ۱- بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

۳-۱- مجموعه داده

مجموعه داده‌ای که ما استفاده کرده‌ایم، مجموعه داده EyePacs در Kaggle [۱۸] است که شامل تصاویر فوندوس رنگی از شبکه چشم انسان با پیکسل‌های بیش از 2000×3000 است. این داده‌ها با رزولوشن‌های متفاوت با دستگاه‌های مختلف تصویربرداری شده‌اند در نتیجه دارای تصاویر با کیفیت‌های متفاوت می‌باشند. تصاویر بر اساس شدت رتینوپاتی دیابتی به پنج کلاس؛ شبکه سالم، شبکه با رتینوپاتی دیابتی خفیف، شبکه با رتینوپاتی دیابتی متوسط، شبکه با رتینوپاتی دیابتی شدید و شبکه با رتینوپاتی دیابتی تکثیری طبقه‌بندی می‌شوند. برای این مطالعه به‌ترتیب داده‌های آموزشی و آزمایشی ۷۰٪ و ۳۰٪ از این مجموعه داده می‌باشند.

۳-۲- تشخیص رگ‌های خونی

در مراحل پیشرفته رتینوپاتی دیابتی، معمولاً عروق غیرطبیعی و شکننده جدیدی ظاهر می‌شوند که عملکرد خوبی ندارند. برای شناسایی رگ شریانی اصلی و رگ‌های جدید احتمالی ایجاد شده، مراحل زیر انجام شده است:

۱. کانال سبز تصویر شبکه استخراج می‌شود زیرا خون حاوی ویژگی‌هایی است که در این کانال متضادتر به نظر می‌رسد. این کانال کنتراست بهتری را بین ساختارهای چشمی و فوندوس نشان می‌دهد، زیرا رگ‌های خونی تیره‌تر از فوندوس هستند. بنابراین معمولاً بیشترین استفاده را در آنالیز رتینوگرافیک‌ها دارد.

۲. روش هیستوگرام متعادل‌ساز تطبیقی با کنتراست محدود برای نرم کردن پس زمینه تصویر روی کانال سبز رنگ اعمال می‌شود.

۳. شدت تصویر را به گونه ای نرمالایز می‌کنیم که دامنه شدت گسترش یابد.

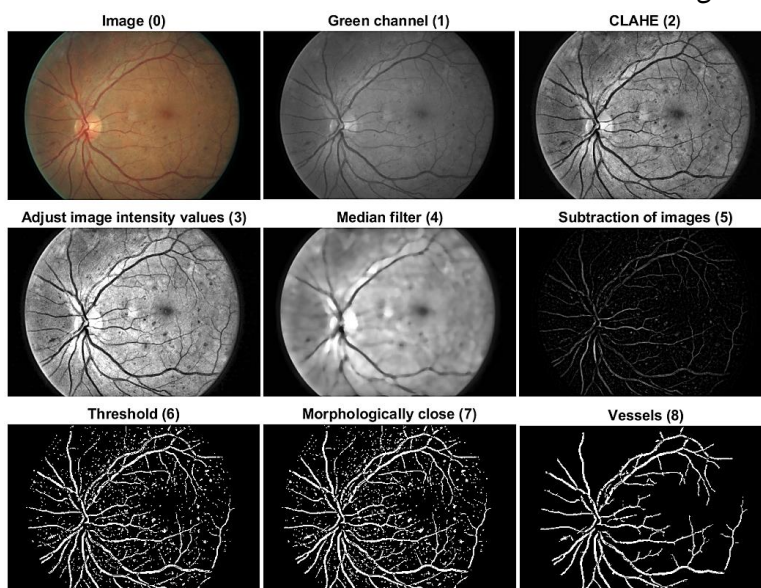
۴. فیلتر میانی اعمال می‌شود و تفاوت بین این فیلتر و آنچه در مرحله ۳ به‌دست آمد برای به‌دست آوردن تصویری از رگ‌های خونی برجسته شده است. با این کار ما موفق شدیم برخی از ساختارهایی را که بخشی از رگ‌های خونی نیستند و می‌توانند باعث تشخیص نادرست شوند را از تصویر حذف کنیم.

۵. سپس با استفاده از روش Otsu آستانه‌گذاری می‌شود و رگ‌های خونی در یک تصویر باینری به دست می‌آید.

۶. برای برجسته کردن رگ‌ها، از عملیات مورفولوژیکی بستن با یک عنصر ساختاری خطی استفاده می‌شود.

۷. در نهایت، برای حذف نویز موجود در تصویر باینری، عناصر کوچک متصل را حذف می‌کنیم.

مراحل مذکور در شکل ۲ نشان داده شده است.

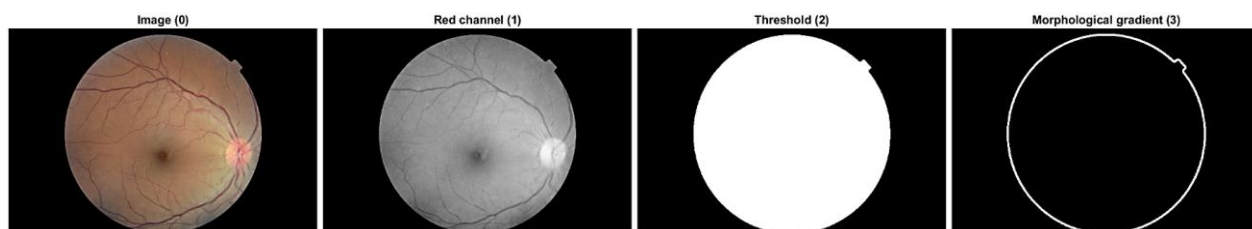


شکل ۲- مراحل تشخیص رگ‌های خونی

۳-۳- تشخیص لبه

باید یک مرز (لبه) دایره‌ای ایجاد شود که اطراف شبکه را احاطه کند تا به درستی ناحیه‌ای که میکروآنوریسم در آن یافت می‌شود را تشخیص دهد، زیرا در برخی از تصاویر، مرزهای دایره‌ای می‌توانند با آن‌ها اشتباه گرفته شوند به این دلیل که آن‌ها واضح‌تر هستند. در نهایت لبه‌های تصاویر حذف می‌شوند تا اثر لبه‌ها در طبقه‌بندی اختلال ایجاد نکند. برای شناسایی لبه، مراحل زیر صورت می‌گیرد:

۱. کانال قرمز تصویر شبکه استخراج می‌شود.
 ۲. تصویر با روش Otsu آستانه‌گذاری می‌شود.
 ۳. عملیات گرادیان مورفولوژیکی با یک عنصر دیسکی شکل انجام می‌شود.
- مراحل مذکور در شکل ۳ نشان داده شده است.

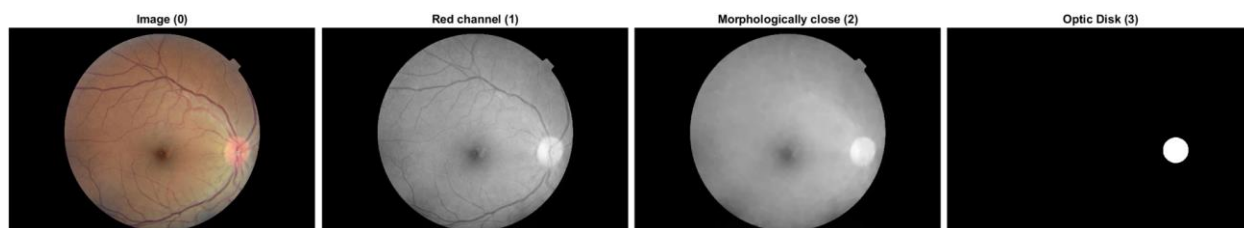


شکل ۳- مراحل تشخیص لبه

۳-۴- تشخیص دیسک نوری

مشکل دیگر در تشخیص میکروآنوریسم‌ها شباهت رنگی نزدیکی است که با دیسک نوری دارند، بنابراین باید دیسک نوری را تشخیص دهیم. مراحل تشخیص آن به صورت زیر می‌باشد:

۱. کانال قرمز تصویر شبکه استخراج می‌شود.
 ۲. ایجاد یک ساختار عنصر به شکل disk با سایز ۲۵ و اعمال عمل بستن، سطوح روشن تقویت می‌شوند. به همین خاطر، دیسک نوری به صورت دایره با بیضی روشنی درمی‌آید.
 ۳. اعمال روش تبدیل هاف دایره‌ای. در این روش ۱۰۰ و ۱۷۵ به ترتیب حد پایین و بالای شعاع دایره‌هایی که باید پیدا کنند، قرار داده شد و حساسیت پیدا کردن دایره‌ها با امتحان حد حساسیت مناسب ۰٫۹۶ و آستانه لبه‌یابی ۰٫۰۱۷، مقداردهی شد. در این بین ممکن است که بیش از یک دایره پیدا شود ولی همه در یک محدوده قرار دارند، به همین دلیل شعاع بزرگترین دایره‌ای که پیدا می‌شود به عنوان شعاع دایره‌ای که باید بر روی تصویر اصلی به عنوان دیسک نوری قرار داده می‌شود، و مرکز آن، مرکز این دایره تعریف شد.
- مراحل مذکور در شکل ۴ نشان داده شده است.

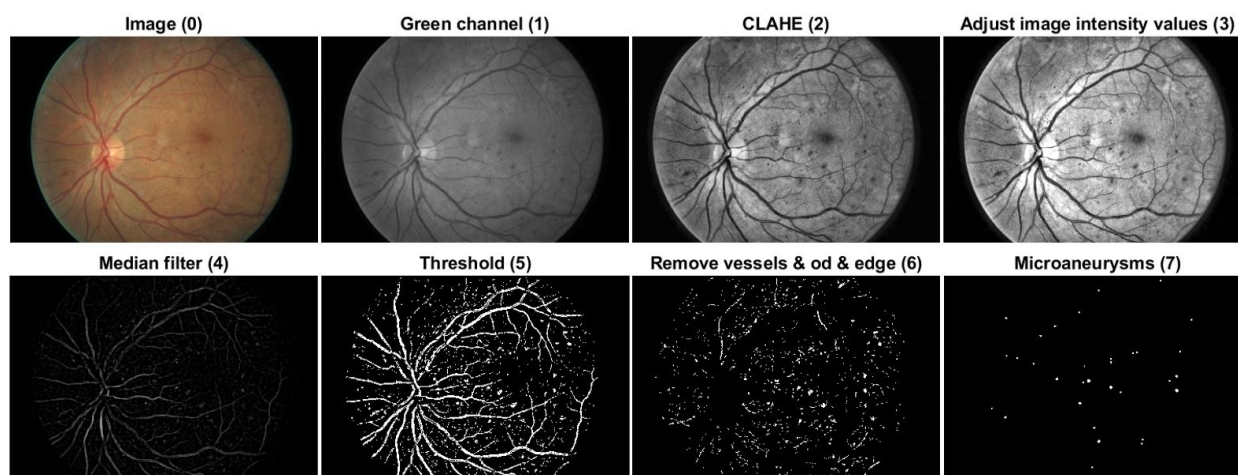


شکل ۴- مراحل تشخیص دیسک نوری

۳-۵- تشخیص میکروآنوریسم‌ها

میکروآنوریسم‌ها یکی از اولین علائم رتینوپاتی دیابتی است. آن‌ها به صورت نقاط قرمز کوچک روی شبکه چشم ظاهر می‌شوند که تشخیص آن‌ها دشوار است. در این مورد، مکان‌یابی آن از مراحل توضیح داده شده در زیر انجام شده است:

۱. کانال سبز تصویر شبکه استخراج می‌شود.
۲. روش هیستوگرام متعادل‌ساز تطبیقی با کنتراست محدود^۸ برای نرم کردن پس زمینه تصویر روی کانال سبز رنگ اعمال می‌شود.
۳. شدت تصویر را به گونه‌ای نرمالایز می‌کنیم که دامنه شدت گسترش یابد.
۴. فیلتر میانی در همسایگی ۵۵ در ۵۵ اعمال می‌شود و تفاوت بین این فیلتر و آنچه در مرحله ۳ به دست آمد برای به دست آوردن تصویر با نویز کمتر می‌باشد.
۵. سپس با استفاده از روش Otsu آستانه‌گذاری می‌شود.
۶. قسمت‌های مربوط به رگ‌های خونی، دیسک بینایی، لبه دایره‌ای حذف می‌شوند.
۷. با استفاده از روش تبدیل هاف دایره‌ای، عناصر متصل با شکل دایره‌ای که شعاع آن‌ها در بازه [۷, ۱۲۰] است انتخاب می‌شوند زیرا قطر میکروآنوریسم‌ها ۲۴۰-۱۴ میکرون است. همچنین حساسیت پیدا کردن میکروآنوریسم‌ها که دایره‌ای شکل هستند با امتحان حد حساسیت مناسب ۰,۶۵ مقداردهی شد.
- مراحل مذکور در شکل ۵ نشان داده شده است.



شکل ۶- مراحل تشخیص میکروآنوریسم‌ها

۳-۶- استخراج ویژگی‌ها

یکی از بردارهای مورد استفاده در طبقه‌بندی، دو ویژگی از تصاویر را ذخیره می‌کند:

الف) ناحیه رگ‌های خونی.

ب) ناحیه میکروآنوریسم.

که با تعیین تعداد کل پیکسل‌های خالی در تصاویر مربوطه به دست می‌آیند.

بردار دیگری که در روش پیشنهادی استفاده شده است، چهار ویژگی ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری [۲۱-۱۹] که در ذیل بیان شده است را ذخیره می‌کند.

⁸ Contrast Limit Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

۱. کنتراست: اندازه گیری کنتراست، شدت بین یک پیکسل و همسایگی آن را در کل تصویر برمی گرداند. معادله محاسبه کنتراست مطابق با (۱) است.

$$\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i-j)^2 p_{ij} \quad (1)$$

به طوری که، p_{ij} احتمال وقوع سطوح خاکستری (i, j) در مجاورت یکدیگر است.

۲. همگنی: نزدیکی توزیع عناصر در ماتریس هم رخداد سطح خاکستری را به قطر آن اندازه می گیرد. معادله محاسبه کنتراست مطابق با (۲) است.

$$\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{p_{ij}}{1 + (i-j)} \quad (2)$$

۳. همبستگی: وابستگی خطی مقادیر سطح خاکستری را در ماتریس هم زمانی محاسبه می کند. معادله محاسبه همبستگی مطابق با (۳) است.

$$\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{(i-u_i)(j-u_j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (3)$$

به طوری که، u_i و u_j به ترتیب میانگین p_i و p_j و همچنین σ_i و σ_j به ترتیب انحراف معیار p_i و p_j می باشند.

۴. انرژی: یکنواختی را در بازه $[0,1]$ اندازه گیری می کند. در صورتی که سطوح خاکستری تصویر ثابت باشند، این مشخصه برابر با ۱ است. معادله محاسبه انرژی مطابق با (۴) است.

$$\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} p_{ij}^2 \quad (4)$$

بنابراین استخراج ویژگی با در نظر گرفتن دو ویژگی، ناحیه رگ های خونی و ناحیه میکروآنورسیم ها و همچنین با در نظر گرفتن ویژگی های به دست آمده از ماتریس هم رخداد سطح خاکستری، انجام خواهد شد تا در ادامه بردار ویژگی برای طبقه بندی استفاده شود.

۳-۷- طبقه بندی

هدف هر طبقه بندی، یافتن مرزی است که به ما امکان می دهد، نمونه های مثبت را از نمونه های منفی جدا کنیم. الگوریتم SVM یک الگوریتم طبقه بندی است که توسط وپنیک و همکاران [۲۲] در سال ۱۹۹۲ معرفی شد که عمدتاً برای مسائل طبقه بندی و رگرسیون پیاده سازی می شود. در سال های اخیر، طبقه بندی کننده های SVM عملکرد عالی را در انواع مشکلات تشخیص الگو نشان داده اند. در SVM از تکنیکی به نام ترفند هسته برای تبدیل داده ها استفاده می شود و سپس بر اساس این تبدیل ها یک مرز بهینه بین خروجی های ممکن را تشخیص می دهد. این بر اساس مفهوم صفحات تصمیم است و هدف الگوریتم تشخیص یک ابر صفحه در یک فضای N بعدی است که در آن N تعداد ویژگی وجود دارد که داده ها را طبقه بندی می کند. الگوریتم صفحه ای را پیدا می کند که حداکثر فاصله بین نقاط داده کلاس ها را دارد. به حداکثر رساندن فاصله حاشیه ای بین نقاط داده، اطمینان برای طبقه بندی نقاط داده آینده را فراهم می کند. فرآیند آموزش، داده های آموزشی را تجزیه و تحلیل می کند تا راهی بهینه برای طبقه بندی تصاویر در کلاس های مربوطه پیدا کند. محتوای تصویر را می توان از نظر طبقه بندی کننده بردار پشتیبان طراحی شده به دسته های مختلف تقسیم کرد.

در نتیجه برای تطبیق منحنی های غیر خطی به داده ها، SVM از یک تابع هسته [۲۳] برای نگاشت داده ها در فضای متفاوتی استفاده می کند که در آن می توان از ابر صفحه برای انجام جداسازی استفاده کرد.

SVM را می توان برای طبقه بندی غیر خطی با استفاده از توابع هسته غیر خطی به کار برد تا داده های ورودی را بر روی یک فضای ویژگی ابعاد بالاتر ترسیم کند که در آن داده های ورودی را می توان با یک طبقه بندی کننده خطی جدا کرد. تعداد زیادی هسته از SVM مانند خطی، چند جمله ای و گاوسی پشتیبانی می کنند و توابع مربوطه در معادلات (۵)، (۶) و (۷) نشان داده شده اند.

$$k(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j) \quad (5) \text{ خطی}$$

به طوری که x_i و x_j بردارهای آموزشی هستند.

$$k(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + r)^d \quad (6) \text{ چند جمله‌ای}$$

به طوری که d درجه چند جمله‌ای و r عدد ثابت است.

$$k(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (7) \text{ گاوسی}$$

به طوری که $\gamma > 0$. $\gamma = 1/(2\sigma^2)$

در جستجوی بهترین نتایج، طبقه‌بندی توسط طبقه‌بند SVM با هسته گاوسی انجام می‌شود. طبقه‌بند مجموعه‌ای از ویژگی‌های آموزشی را دریافت می‌کند که هر کدام با یکی از دسته‌های زیر برچسب‌گذاری شده‌اند: ۰، ۱، ۲، ۳، ۴ به ترتیب اگر شبکه سالم، خفیف، متوسط، شدید و تکثیری باشد. از این ویژگی‌ها، مدلی ساخته می‌شود که بعداً برای طبقه‌بندی تصاویر آزمایشی استفاده خواهد شد.

۴- نتایج

در این مقاله، از نرم‌افزار معروف MATLAB، به طور خاص R2020b استفاده کرده‌ایم، زیرا طیف گسترده‌ای از توابع جهت پردازش تصویر را به ما ارائه می‌دهد و کمک بزرگی برای دانستن نحوه استفاده از آن‌ها است.

همان‌طور که در بخش سوم بیان شد، در این مقاله از مجموعه داده EyePacs در Kaggle استفاده کرده‌ایم. روش پیشنهادی روی این تصاویر اجرا و با طبقه‌بند SVM، طبقه‌بندی و مدل می‌کنیم. سپس جهت تعیین سطح بیماری رتینوپاتی دیابتی وارد مرحله اعتبارسنجی می‌شویم. مدل از آموزش ۸۰٪ داده‌های موجود به دست می‌آید و با ۳۰٪ باقیمانده اعتبارسنجی می‌شود.

پارامترهای مورد استفاده برای ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی [۲۴] به شرح زیر است:

• دقت^۹: درصدی از کل پیش‌بینی‌های دقیق که بر اساس محاسبات کلاس‌های مثبت و منفی است. با استفاده از معادله (۸) محاسبه می‌شود.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{N} \quad (8)$$

به طوری که $N = TP + TN + FP + FN$ تعداد کل تصاویر سالم و بیمار است. TP ، TN ، FP و FN به ترتیب نشان‌دهنده مثبت واقعی، منفی واقعی، مثبت کاذب و منفی کاذب هستند.

مثبت واقعی، تعدادی از نمونه‌های به درستی شناسایی شده از تصاویر است. با این حال منفی واقعی، کلاس‌های منفی (در مقابل نمونه مثبت واقعی داده شده است) که به درستی به عنوان منفی شناسایی شده است. موارد مثبت کاذب، کلاس‌های منفی هستند که به عنوان مثبت پیش‌بینی می‌شوند و منفی کاذب، کلاس‌های مثبتی هستند که به عنوان منفی پیش‌بینی می‌شوند.

• حساسیت^{۱۴} یا Recall: حساسیت را نرخ مثبت واقعی نیز می‌نامند که به صورت معادله (۹) محاسبه می‌شود:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

• صحت^{۱۵}: این پارامتر نسبت تعداد نمونه مثبت طبقه‌بندی شده به مجموع مثبت واقعی و مثبت کاذب است. با استفاده از معادله (۱۰) محاسبه می‌شود.

⁹ Accuracy

¹⁰ True Positive

¹¹ True Negative

¹² False Positive

¹³ False Negative

¹⁴ Sensitivity

¹⁵ Precision

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

- تشخیص پذیری^{۱۶}: به عنوان نرخ منفی واقعی شناخته می شود و به صورت معادله (۱۱) محاسبه می شود:

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (11)$$

- F1-Score: این پارامتر، میانگین هارمونیک Recall و Precision است و یک معیار مناسب برای ارزیابی دقت یک آزمایش می باشد. این معیار در بهترین حالت، یک و در بدترین حالت صفر است و به صورت معادله (۱۲) محاسبه می شود:

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (12)$$

با استفاده از پارامترهای ارزیابی عملکرد طبقه بندی ذکر شده در بالا، روش پیشنهادی ما با روش زیر و همکاران [۲۵] که در جدول ۱ بیان شده است، مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفت.

جدول ۱- مقایسه معیارهای عملکرد مدل پیشنهادی با مدل زیر و همکاران [۲۵]

F1-Score		Specificity		Precision		Recall		Accuracy		معیارها
روش	زیر و	روش	زیر و	روش	زیر و	روش	زیر و	روش	زیر و	روش
همکاران	پیشنهادی	همکاران	پیشنهادی	همکاران	پیشنهادی	همکاران	پیشنهادی	همکاران	پیشنهادی	کلاس ها
۹۴,۰	۹۷,۶	۶۴,۰	۹۸,۷	۹۰,۰	۹۵,۲	۹۸,۰	۱۰۰	۹۰,۰	۹۹,۰	کلاس ۰
۳۹,۰	۹۴,۴	۹۷,۰	۹۷,۵	۵۵,۰	۹۰,۸	۳۱,۰	۹۸,۳	۸۲,۰	۹۷,۸	کلاس ۱
۷۰,۰	۸۹,۹	۹۶,۰	۱۰۰	۷۶,۰	۱۰۰	۶۵,۰	۸۱,۷	۷۴,۰	۹۶,۳	کلاس ۲
۴۲,۰	۹۷,۴	۹۹,۰	۱۰۰	۶۰,۰	۱۰۰	۳۳,۰	۹۵,۰	۹۰,۰	۹۹,۰	کلاس ۳
۵۳,۰	۹۵,۲	۹۹,۰	۹۷,۵	۵۴,۰	۹۰,۹	۵۱,۰	۱۰۰	۸۹,۰	۹۸,۰	کلاس ۴
۵۹,۶	۹۴,۹	۹۱	۹۸,۷	۶۷	۹۵,۴	۵۵,۶	۹۵,۰	۸۵,۰	۹۸,۰	میانگین

با توجه به نتایج در روش پیشنهادی همه کلاس ها دارای مقادیر میانگین بالاتری از پارامترهای عملکرد مختلف (دقت، حساسیت، صحت، تشخیص پذیری و F1-Score) نسبت به روش زیر و همکاران هستند. در نتیجه روش پیشنهادی ما عملکرد بهتری نسبت به روش زیر و همکاران دارد.

۵- نتیجه

رتینوپاتی دیابتی یک بیماری چشمی مزمن و پیشرونده است که در آن شبکه چشم انسان به دلیل افزایش مقدار انسولین در خون تحت تأثیر قرار می گیرد. و اگر به موقع تشخیص و درمان نشود، بینایی بیمار را تهدید و در نهایت باعث کوری کامل می شود. در میان علائم بالینی مختلف، میکروآنوریسم به عنوان اولین علامت ظاهر می شود. تشخیص دقیق و مطمئن میکروآنوریسم ها به دلیل اندازه کوچک و کنتراست کم آن یک مشکل چالش برانگیز است. تشخیص موفقیت آمیز میکروآنوریسم ها برای برنامه ریزی صحیح و درمان مناسب بیماری در مراحل اولیه مفیدتر خواهد بود. در این مقاله، ما روشی برای طبقه بندی تصاویر پزشکی از شبکه چشم به منظور تشخیص دقیق سطح توسعه رتینوپاتی دیابتی ارائه می کنیم. روش پیشنهادی ما دارای شش مرحله اصلی است که در مراحل یک تا چهار ابتدا تصویر ورودی تحت پیش پردازش قرار می گیرد تا به صورت تصویری با پس زمینه یکنواخت و کنتراست مناسب درآید. در مرحله اول؛ ابتدا تشخیص و بخش بندی رگ های خونی با استفاده از عملیات مورفولوژیکی بستن و در مرحله دوم؛ تشخیص لبه دایره ای با استفاده از عملیات مورفولوژیکی گرادیان و در مرحله سوم؛ تشخیص دیسک نوری با استفاده از روش لبه یابی تبدیل هاف دایره ای و در مرحله چهارم؛ تشخیص و بخش بندی میکروآنوریسم ها با استفاده از حذف رگ های خونی، لبه دایره ای و دیسک نوری و تبدیل هاف دایره ای انجام می گیرد. در مرحله پنجم استخراج ویژگی با در نظر گرفتن دو

¹⁶ Specificity



ویژگی، ناحیه رگ‌های خونی و ناحیه میکروآنوریسم‌ها و چهار ویژگی، کنتراست، همگنی، همبستگی و انرژی، به دست آمده از ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری، انجام شد. در نهایت مرحله ششم طبقه‌بندی با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده SVM با هسته گاوسی می‌باشد. عملکرد مدل را با استفاده از پایگاه داده تصاویر فوندوس شبکیه، EyePacs (دارای پنج کلاس طبیعی، خفیف، متوسط، شدید و تکثیری است). ارزیابی کرده و به ترتیب دقت و تشخیص‌پذیری ۹۸٪، ۹۸٫۷۵٪ را بدست آوردیم. نتایج تجربی نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی ما از نظر معیارهای ارزیابی در مقایسه با روش زیر و همکاران (دقت و تشخیص‌پذیری ۸۵٪، ۹۱٪) بهتر عمل می‌کند.

مراجع

- [1] N. Srivastava, G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. Salakhutdinov, "Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting," *The journal of machine learning research*, vol. 15, no. 1, pp. 1929-1958, 2014.
- [2] S. Jan, I. Ahmad, S. Karim, Z. Hussain, M. Rehman, and M. A. Shah, "Status of diabetic retinopathy and its presentation patterns in diabetics at ophthalmology clinics," *Journal of Postgraduate Medical Institute*, vol. 32, no. 1, 2018.
- [3] M. Sculpher, M. Buxton, B. Ferguson, D. Spiegelhalter, and A. Kirby, "Screening for diabetic retinopathy: a relative cost-effectiveness analysis of alternative modalities and strategies," *Health economics*, vol. 1, no. 1, pp. 39-51, 1992.
- [4] D. K. Prasad, L. Vibha, and K. Venugopal, "Early detection of diabetic retinopathy from digital retinal fundus images," in *2015 IEEE Recent Advances in Intelligent Computational Systems (RAICS)*, 2015: IEEE, pp. 240-245.
- [5] L. Math and R. Fatima, "Adaptive machine learning classification for diabetic retinopathy," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 80, no. 4, pp. 5173-5186, 2021.
- [6] L. Andersen and P. Andersson, "Deep learning approach for diabetic retinopathy grading with transfer learning," ed. 2020.
- [7] A. He, T. Li, N. Li, K. Wang, and H. Fu, "CABNet: category attention block for imbalanced diabetic retinopathy grading," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 40, no. 1, pp. 143-153, 2020.
- [8] P. Patil, P. Shettar, P. Narayankar, and M. Patil, "An efficient method of detecting exudates in diabetic retinopathy: Using texture edge features," in *2016 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, 2016: IEEE, pp. 1188-1191.
- [9] R. J. Winder, P. J. Morrow, I. N. McRitchie, J. Bailie, and P. M. Hart, "Algorithms for digital image processing in diabetic retinopathy," *Computerized medical imaging and graphics*, vol. 33, no. 8, pp. 608-622, 2009.
- [10] R. Sarki, K. Ahmed, H. Wang, and Y. Zhang, "Automatic detection of diabetic eye disease through deep learning using fundus images: a survey," *IEEE access*, vol. 8, pp. 151133-151149, 2020.
- [11] W. R. Memon, B. Lal, and A. A. Sahto, "DIABETIC RETINOPATHY:: FREQUENCY AT LEVEL OF HbA1C GREATER THAN 6.5%," *The Professional Medical Journal*, vol. 24, no. 02, pp. 234-238, 2017.
- [12] R. Williams *et al.*, "Epidemiology of diabetic retinopathy and macular oedema: a systematic review," *Eye*, vol. 18, no. 10, pp. 963-983, 2004.
- [13] G. G. Gardner, D. Keating, T. H. Williamson, and A. T. Elliott, "Automatic detection of diabetic retinopathy using an artificial neural network: a screening tool," *British journal of Ophthalmology*, vol. 80, no. 11, pp. 940-944, 1996.
- [14] J. Nayak, P. S. Bhat, R. Acharya U, C. M. Lim, and M. Kagathi, "Automated identification of diabetic retinopathy stages using digital fundus images," *Journal of medical systems*, vol. 32, pp. 107-115, 2008.
- [15] R. Acharya U, C. K. Chua, E. Ng, W. Yu, and C. Chee, "Application of higher order spectra for the identification of diabetes retinopathy stages," *Journal of medical systems*, vol. 32, pp. 481-488, 2008.
- [16] U. R. Acharya, C. M. Lim, E. Y. K. Ng, C. Chee, and T. Tamura, "Computer-based detection of diabetes retinopathy stages using digital fundus images," *Proceedings of the institution of mechanical engineers, part H: journal of engineering in medicine*, vol. 223, no. 5, pp. 545-553, 2009.
- [17] P. Adarsh and D. Jeyakumari, "Multiclass SVM-based automated diagnosis of diabetic retinopathy," in *2013 International Conference on Communication and Signal Processing*, 2013: IEEE, pp. 206-210.
- [18] *Diabetic retinopathy image dataset* [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/c/diabetic-retinopathy-detection/data>
- [19] R. M. Haralick, "Statistical and structural approaches to texture," *Proceedings of the IEEE*, vol. 67, no. 5, pp. 786-804, 1979.
- [20] D. BARBER and E. LEDREW, "SAR sea ice discrimination using texture statistics- A multivariate approach," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 57, no. 4, pp. 385-395, 1991.
- [21] Z. Xie, G. Liu, C. He, and Y. Wen, "Texture image retrieval based on gray level co-occurrence matrix and singular value decomposition," in *2010 International Conference on Multimedia Technology*, 2010: IEEE, pp. 1-3.
- [22] B. E. Boser, I. M. Guyon, and V. N. Vapnik, "A training algorithm for optimal margin classifiers," in *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, 1992, pp. 144-152.
- [23] V. D. Sánchez A, "Advanced support vector machines and kernel methods," *Neurocomputing*, vol. 55, no. 1-2, pp. 5-20, 2003.



**اولین کنفرانس بین المللی و ششمین کنفرانس ملی کامپیوتر،
فناوری اطلاعات و کاربردهای هوش مصنوعی
۳ اسفندماه ۱۴۰۱**



- [24] M. Sokolova and G. Lapalme, "A systematic analysis of performance measures for classification tasks," *Information processing & management*, vol. 45, no. 4, pp. 427-437, 2009.
- [25] Z. Khan *et al.*, "Diabetic retinopathy detection using VGG-NIN a deep learning architecture," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 61408-61416, 2021.