

طبقه‌بندی عروق شبکیه‌ی چشم در تصاویر فوندوس بر پایه‌ی ویژگی‌های ساختاری، جهتی و فرکانسی و بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم ژنتیک تاگوچی

گل‌نوش حامدنژاد^۱، حسین پورقاسم^۲

چکیده

بیماری‌هایی چون دیابت، فشار خون بالا و اختلال‌هایی با منشا مغزی بر عروق شبکیه‌ی چشم انسان تاثیر می‌گذارند. با استفاده از طبقه‌بندی عروق شبکیه به دو گروه سرخرگ و سیاهرگ، می‌توان وجود و میزان پیشرفت بیماری‌ها را ارزیابی نمود. در این مقاله، یک الگوریتم تفکیک عروق خونی شبکیه براساس ویژگی‌های ساختاری، جهتی و فرکانسی و بهینه‌سازی ویژگی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک تاگوچی ارائه شده است. برای این منظور، با هدف طبقه‌بندی رگ‌ها در تصاویر فوندوس، ابتدا عروق ناحیه‌بندی و جداسازی می‌شوند. در این الگوریتم، جهت استخراج اطلاعات همزمان مربوط به جهت، قطر و رفتار دینامیکی انحناء رگ، ویژگی‌های جدیدی برپایه‌ی تبدیل موجک گسسته با بهره‌گیری از مفهوم آنتروپی در ضرایب تبدیل موجک گسسته و همچنین روش آنتروپی موجک جهتی (DWE-Directional Wavelet Entropy) و تبدیل فوریه با کمک توصیفگرهای فوریه ارائه شده است. همچنین ویژگی دو بعدی قطاع‌های تشابه فرکانسی (2DFSS-2 Dimensional Frequency Similarity Sectors) جهت بیان و استخراج تغییرات ضخامت و راستای رگ معرفی شده است. پس از استخراج بردار ویژگی، با استفاده از مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک همراه با استراتژی تاگوچی ویژگی‌های بهینه انتخاب می‌شوند. سپس با بهره‌گیری از طبقه‌بند شبکه عصبی چندلایه، عروق به دو کلاس سرخرگ و سیاهرگ طبقه‌بندی می‌شوند. در نهایت، نرخ صحت ۸۲/۰۹٪ و نرخ دقت ۸۱/۵۸٪ به طور همزمان در کلاس‌بندی عروق شبکیه‌ی چشم بر روی یک پایگاه داده تصاویر فوندوس شبکیه چشم شامل ۴۰ تصویر حاصل می‌گردد.

کلید واژه‌ها

ویژگی ساختاری، ویژگی‌های فرکانسی و جهتی، طبقه‌بندی رگ‌های شبکیه‌ی چشم، الگوریتم ژنتیک تاگوچی

۱ مقدمه

چشم انسان از سه لایه‌ی اصلی تشکیل شده که به ترتیب از بیرون به درون صلیبه، مشیمیه و شبکیه نامیده می‌شود. شبکیه درونی‌ترین لایه‌ی چشم است و سطح کره‌ی چشم را به‌طور کامل در بر می‌گیرد. شبکیه خود شامل اجزاء اصلی از جمله دیسک

نوری^۱، عروق سرخرگ و سیاهرگ، ماکولا^۲ و فوآ^۳ است. دیسک نوری محدوده‌ای است که عروق از آن شروع شده و در سطح شبکیه پراکنده می‌شوند. این رگ‌ها شامل دو گونه‌ی سرخرگ و سیاهرگ هستند. سرخرگ‌ها حامل خون حاوی اکسیژن هستند و آن را به عناصر مختلف بدن انتقال می‌دهند و سیاهرگ‌ها خون را از اجزاء مختلف بدن به سمت قلب بازمی‌گردانند. ماکولا که به لکه‌ی زرد در شبکیه نیز شناخته می‌شود، نقطه‌ای سیاه رنگ نزدیک به مرکز شبکیه است و در امتداد محور نوری کره‌ی چشم قرار دارد. فوآ به مرکز ماکولا گفته می‌شود و تصاویر با رزولوشن بالا در این بخش از شبکیه

این مقاله در تیرماه ۱۳۹۵ دریافت، در مهرماه بازنگری و در آذرماه همان سال پذیرفته شد.

مرکز تحقیقات پردازش دیجیتال و بینایی‌ماشین، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران و دانشکده مهندسی برق، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران

^۱ رایانامه: g_hamednejad@sel.iaun.ac.ir

^۲ رایانامه: h_pourghasem@iaun.ac.ir

¹ Optic Disk

² Macula

³ Fovea

از دو گروه نسبت یافته و نهایتاً تمام عروق طبقه‌بندی می‌شوند. مزیت این تحقیق نسبت به کارهای دیگر طبقه‌بندی تمام عروق و همچنین در دست داشتن اطلاعات مازاد از جمله درجه‌ی گره‌های گراف، زاویه‌ی بین عروق و ساختار کامل تمام رگ‌ها است. در [۵]، دو لبه‌ی راست و چپ عروق اصلی شبکیه با هدف جداسازی رگ‌ها شناسایی شده و پیکسل‌های بین این دو لبه به‌عنوان پیکسل‌های تشکیل‌دهنده‌ی رگ شناخته می‌شوند. ویژگی‌های برپایه‌ی رنگ از جمله میانگین و واریانس در فضاهای R، G و H از مجموعه‌ی پیکسل‌های تعریف شده، استخراج شدند. با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی K-means و تقسیم محیط شبکیه به چهار قسمت مساوی، عروق در چند مرحله به دو گروه سرخرگ و سیاهرگ طبقه‌بندی شدند. در هر مرحله از طبقه‌بندی، این چهار ناحیه توسط چرخش محورهای مختصات تغییر می‌کند. نهایتاً نتایج تمام مراحل با یکدیگر ترکیب شده و عروق به دو گروه نسبت داده می‌شوند. این پژوهش به دلیل ترکیب نتایج چندین طبقه‌بندی به حداقل خطای ممکن در بخش طبقه‌بندی با استفاده از روش K-means دست یافته است. همچنین عروق با ضخامت‌های مختلف اما تنها در ناحیه‌ی مورد نظر، طبقه‌بندی می‌شوند و طبقه‌بندی شامل تمام عروق شبکیه نمی‌باشد.

در دسته دوم کارها، تعدادی از مقالات با رویکرد استفاده از اطلاعات ساختاری به طبقه‌بندی عروق پرداخته‌اند [۱۲-۱۵]. این گروه از پژوهش‌ها بر ویژگی‌های ساختاری تمرکز کرده‌اند و از تفاوت بازتاب داخلی رگ و شبیه‌سازی آن با استفاده از تابع گوسی بهره‌برده‌اند. برای مثال، Li و همکارانش در [۱۲]، برای اولین بار بحث استفاده از ویژگی‌های ساختاری با هدف طبقه‌بندی عروق شبکیه را مطرح کردند. آن‌ها با بهره‌گیری از شبیه‌سازی بازتاب مرکزی رگ توسط تابع گوسی و استخراج ویژگی از آن و همچنین با کمک طبقه‌بند حداقل فاصله‌ی ماهالانوبیس^۳، عروق را طبقه‌بندی کردند. در [۱۳] نیز از ترکیب ویژگی‌های مبتنی بر ساختار حاصل از شبیه‌سازی مشابه [۱۲] و ترکیب آن با طبقه‌بند SVM استفاده شده است. این گروه از پژوهش‌ها تمام عروق اعم از ضخیم و باریک را در تمام نواحی شبکیه طبقه‌بندی می‌کنند.

در تمام تحقیقات انجام‌شده با هدف طبقه‌بندی عروق، اکثراً تنها عروق در نواحی خاص و یا عروق اصلی با ضخامت زیاد طبقه‌بندی می‌شوند. همچنین هر دو گروه پژوهش‌های مزبور از تفاوت رنگ و بازتاب مرکزی دو گروه رگ بهره‌برده‌اند. در تحقیق پیش‌رو، ویژگی‌های ساختاری نوینی ارائه می‌گردد و به کمک آن‌ها سعی می‌شود عروق دارای ضخامت‌های متفاوت در تمام نواحی شبکیه طبقه‌بندی گردند. منظور از ویژگی‌های ساختاری ویژگی‌هایی است که به ضخامت،

شکل می‌گیرد. برخی از بیماری‌ها بر شبکیه و اجزای آن تاثیر می‌گذارند. در اثر این بیماری‌ها گاهی توده‌هایی در شبکیه شکل می‌گیرد و یا خونریزی رخ می‌دهد، گاهی عروق شبکیه نظم و میزان تراکم خود را از دست می‌دهند و یا قطر دیسک نوری و حالت آن تغییر می‌کند. تاثیر دیگر این بیماری‌ها بر شبکیه، ایجاد تغییر در قطر سرخرگ و سیاهرگ است. به دلیل آن‌که این تغییرات توسط چشم انسان ملموس نیست از معیاری تحت عنوان معیار AVR که مشخص‌کننده‌ی نسبت قطر سرخرگ به سیاهرگ است، استفاده می‌شود. با استفاده از این معیار، کارشناسان وجود و یا میزان پیشرفت بیماری‌هایی از جمله فشار خون بالا، سکته‌ی مغزی، آترومی مغزی، زوال شناختی، سکته‌ی قلبی، رتینوپاتی دیابتی و رتینوپاتی نوزادان نارس را مورد بررسی قرار می‌دهند [۱ و ۲].

برای محاسبه‌ی این نسبت از یک روند کلی پیروی می‌شود. ابتدا عروق مورد نظر ناحیه‌بندی شده، سپس ویژگی‌های دلخواه از عروق استخراج و محاسبه می‌شوند. در گام بعد، رگ‌ها برحسب ویژگی‌های استخراج شده و با استفاده از طبقه‌بند به دو کلاس سرخرگ و سیاهرگ اختصاص می‌یابند. در مرحله‌ی آخر نیز، قطر دو گروه رگ محاسبه و نسبت آن دو محاسبه می‌شود. طبقه‌بندی عروق توسط محققان زیادی مورد بررسی قرار گرفته است که بسیاری از آن‌ها از ویژگی‌های رنگی و تفاوت رنگ موجود بین سرخرگ و سیاهرگ بهره‌برده‌اند [۳-۱۱] و معدودی از تحقیق‌های انجام شده در این زمینه بر ویژگی‌های ساختاری عروق تمرکز کرده‌اند [۱۲-۱۵]. در دسته اول کارها، معمولاً با استفاده از استخراج ویژگی‌های رنگی برپایه‌ی فضاهای رنگی RGB و HSI و بهره‌گیری از طبقه‌بندهای مختلف از جمله LDA^۱، SVM^۲ و شبکه عصبی به طبقه‌بندی عروق شبکیه پرداخته شده است. برای مثال در [۳]، ابتدا عروق ناحیه‌بندی شده و سپس پنج ویژگی مبتنی بر رنگ از آن‌ها استخراج شده است. سپس با استفاده از طبقه‌بند LDA، عروق به دو گروه سرخرگ و سیاهرگ طبقه‌بندی شده‌اند. ویژگی‌ها از پیکسل‌های مرکزی عروق استخراج شده‌اند و در آخر کلاس هر قطعه رگ، توسط برجستگی که اکثریت پیکسل‌های آن تکه رگ، به خود گرفته‌اند، مشخص می‌شود. ضعف تحقیق مذکور در عدم تفکیک تمام عروق است. به عبارت دیگر، تنها رگ‌های اصلی، با ضخامت زیاد و در محدوده‌ی خاص طبقه‌بندی شده‌اند. دشتبزرگ و همکاران در [۴]، الگوریتمی مبتنی بر گراف ارائه کردند. در این روش، ابتدا گراف عروق با هدف جداسازی رگ‌ها محاسبه شده و رگ‌ها به چند گراف یک‌پارچه تبدیل می‌شوند. با در نظر گرفتن ۳۲ ویژگی بر مبنای رنگ و استفاده از طبقه‌بند LDA، هر یک از گروه‌های یک‌پارچه به یکی

¹ Linear Discriminate Analyses

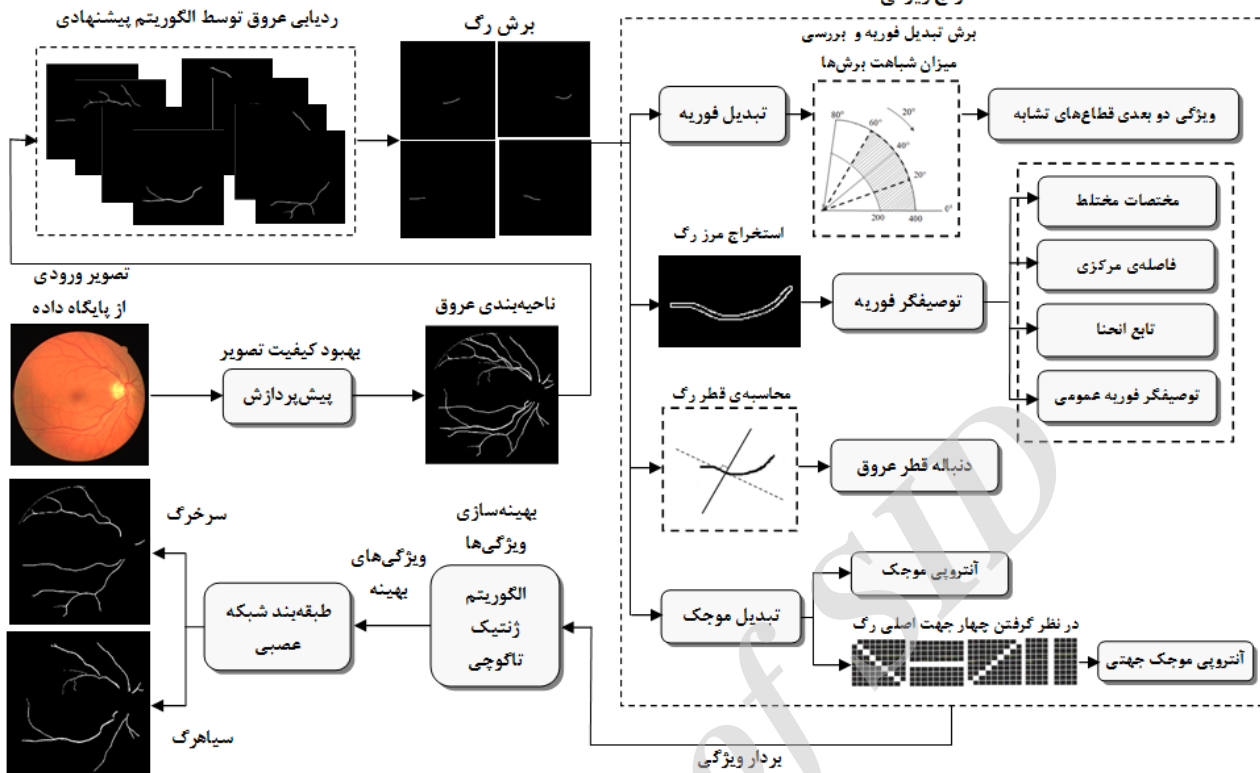
² Support Vector Machine

³ Mahalanobis

تغییرات جهت حرکت و زاویه‌ی رگ، ویژگی‌های مبتنی بر فرکانس و میزان ضخامت در طبقه‌بندی عروق به کار گرفته شده‌اند.

انحنا، جهت حرکت و زاویه‌ی رگ مرتبط هستند و با توجه به این خصوصیات به توصیف و بررسی شکل، حالت و ریخت رگ پرداخته شده است. با در نظر گرفتن ویژگی‌های پیشنهادی،

استخراج ویژگی



شکل ۱: روندنمای روش پیشنهادی طبقه‌بندی عروق شبکیه.

بر نمونه ناشناخته در مرحله آزمایش، در ابتدا یک مرحله پیش‌پردازش جهت بهبود کیفیت تصاویر فوندوس شبکیه بر تصویر انجام می‌گیرد. سپس تمام رگ‌های شبکیه ناحیه‌بندی شده و طی دو مرحله، ردیابی عروق و برش رگ، به قطعات دلخواه برای استخراج ویژگی تقسیم می‌شود. در گام بعد، ویژگی‌ها استخراج شده و با بهره‌گیری از ویژگی‌های بهینه طبقه‌بند شبکه عصبی آموزش دیده، عروق به دو کلاس سرخرگ و سیاهرگ طبقه‌بندی می‌شوند. در ادامه هریک از گام‌های ذکر شده به تفصیل مورد بررسی و تشریح قرار خواهند گرفت.

۱-۲ پیش‌پردازش

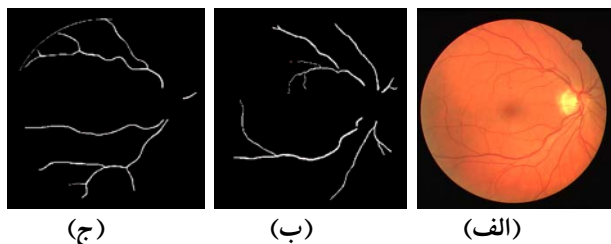
در این مقاله از تصاویر پایگاه داده‌ی DRIVE استفاده شده است [۱۶]. این پایگاه داده در سال ۲۰۰۴ در کشور هلند و با استفاده از روش تصویربرداری فوندوس از شبکیه‌ی ۴۰۰ بیمار دیابتی در بازه‌ی سنی ۲۵ تا ۹۰ سال جمع‌آوری شده است. از بین تصاویر اخذ شده ۴۰ تصویر به‌طور تصادفی انتخاب می‌شوند. تصاویر پایگاه داده شامل ۳۳ تصویر شبکیه‌ی سالم و ۷ تصویر شبکیه‌ی دارای علائم ناشی از بیماری دیابت است. تصاویر فوندوس شبکیه به دلیل شرایط محل اخذ تصاویر و همچنین وابستگی کیفیت تصویر به عوامل محیطی دارای

در ادامه در بخش دوم، روش پیشنهادی طبقه‌بندی عروق به همراه جزئیات ذکر می‌شود و در بخش سوم نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی مورد بررسی و ارزیابی قرار خواهد گرفت. در نهایت نیز جهت تشریح جایگاه روش پیشنهادی، کار صورت گرفته با روش‌های قبلی مقایسه و مورد بحث قرار می‌گیرد.

۲ روش پیشنهادی

هدف این تحقیق، معرفی یک الگوریتم طبقه‌بندی عروق مبتنی بر ویژگی‌های ساختاری، جهتی و فرکانسی است. روندنمای الگوریتم پیشنهادی در شکل (۱) نشان داده شده است. در این الگوریتم، ابتدا جهت آموزش طبقه‌بند عروق تعدادی از تصاویر شبکیه توسط کاربر به دو کلاس سرخرگ و سیاهرگ تفکیک شده‌اند. سپس این عروق با بهره‌گیری از الگوریتم ردیابی پیشنهادی ردیابی شده و به قطعات مورد نظر جهت استخراج ویژگی تقسیم شده‌اند. پس از استخراج ویژگی‌های پیشنهادی که برپایه‌ی ساختار، شکل، ریخت و جهت حرکت رگ استوارند، از الگوریتم ژنتیک تاگوچی در ترکیب با شبکه عصبی جهت بهینه کردن ویژگی‌ها استفاده شده است. با ویژگی‌های بهینه، طبقه‌بند شبکه عصبی چندلایه آموزش می‌بیند. جهت اعمال این الگوریتم

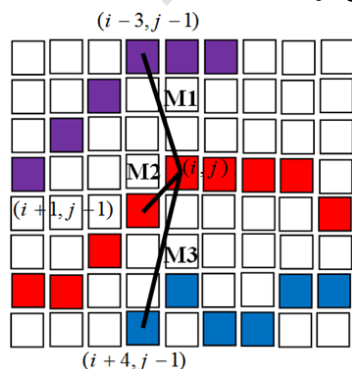
تقسیم‌بندی کرد، استخراج ویژگی از تمام عروق شبکیه، استخراج ویژگی از ناحیه‌ای که در تحقیق بنا به هدف محققان تعریف شده است و همسایگی هر پیکسل نیز در آن مورد بررسی قرار گرفته و در طبقه‌بندی رگ به کار گرفته می‌شود و نهایتاً سومین رویکرد استخراج ویژگی، در نظر گرفتن هر پیکسل از تصویر، فارغ از پیکسل‌های واقع در همسایگی محلی آن می‌باشد. در این مقاله جهت استخراج ویژگی، عروق به قطعات مورد نظر تفکیک و سپس ویژگی‌های پیشنهادی از آن‌ها استخراج می‌گردد. برای دست‌یابی به این هدف، یک روش ردیابی پیشنهاد می‌شود که در ادامه تشریح می‌گردد.



شکل ۳: ناحیه‌بندی و تفکیک عروق به دو کلاس در بخش آموزش طبقه‌بند توسط کاربر. (الف) - تصویر فوندوس شبکیه، (ب) - سیاهرگ‌های ناحیه‌بندی شده، (ج) - سرخ‌رگ‌های ناحیه‌بندی شده.

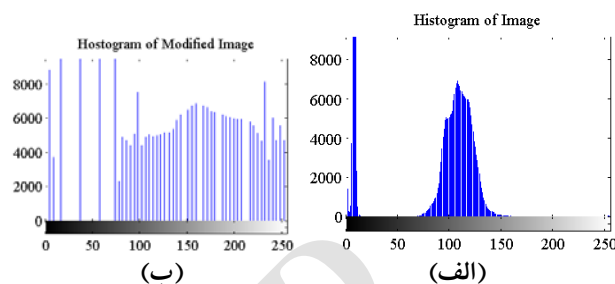
۲-۳-۱ ردیابی عروق

جهت استخراج ویژگی از عروق ناحیه‌بندی شده در بخش قبل، رگ‌ها به قطعات دلخواه تقسیم می‌شوند. ابتدا پهنای عروق به ضخامت یک پیکسل که در واقع همان پیکسل مرکزی رگ است، کاهش می‌یابد. سپس با استفاده از روش ردیابی، هر رشته رگ به‌طور مجزا و فارغ از دیگر رشته عروق در نظر گرفته می‌شود. برای ردیابی رشته‌های عروق، تصویر پیکسل به پیکسل مورد بررسی قرار می‌گیرد. الگوریتم از ستون اول شروع شده و پیکسل‌های هر ستون مورد بررسی قرار می‌گیرند. همان‌طور که در شکل (۴) مشاهده می‌شود هنگامی که الگوریتم به اولین پیکسل با مقدار یک در ستون j ام برخورد می‌کند، این پیکسل به‌عنوان نقطه‌ی اول ذخیره می‌شود. سپس ستون $(j+1)$ ام مورد بررسی قرار می‌گیرد.



شکل ۴: ردیابی عروق با استفاده از محاسبه‌ی حداقل شیب.

کیفیت پایینی هستند. از این جهت، کیفیت این تصاویر با استفاده از روش‌های تطبیق و یکنواخت‌سازی هیستوگرام تصاویر افزایش می‌یابد. در شکل (۲) نمونه‌ای از هیستوگرام یک تصویر قبل و بعد از اعمال یکنواخت‌سازی هیستوگرام نشان داده شده است. در کل تصاویر فوندوس دارای کنتراست نامناسبی هستند، بنابراین در روند الگوریتم پیشنهادی تمایل به استفاده از تصویر در مقیاس خاکستری وجود دارد.



شکل ۲: نتیجه اعمال یکنواخت‌سازی هیستوگرام بر روی یک تصویر نمونه. (الف) - هیستوگرام اولیه، (ب) هیستوگرام بهبودیافته.

تصاویر فوندوس شبکیه، تصاویر RGB بوده و دارای سه جزء اصلی تصویر قرمز، سبز و آبی هستند. تصویر باند سبز دارای بهترین کنتراست و حاوی بیشترین مقدار اطلاعات از عروق است. بنابراین در ناحیه‌بندی عروق، تصویر باند سبز مورد استفاده قرار گرفته است.

۲-۲ ناحیه‌بندی عروق شبکیه

ناحیه‌بندی عروق شبکیه مورد توجه تعداد کثیری از محققان قرار گرفته و تا به حال تحقیقات زیادی در این زمینه انجام شده است. این گروه از پژوهش‌ها را می‌توان به دو گروه عمده تفکیک کرد. گروهی که بر پایه‌ی ردیابی عروق بنا شده‌اند و گروهی دیگر که با استفاده از استخراج گراف عروق به این هدف دست یافته‌اند. دغدغه‌ی اصلی در تحقیقات انجام شده با هدف جداسازی عروق، شناسایی و تفکیک نقاط انشعاب رگ و نقاط تقاطع دو گروه رگ است.

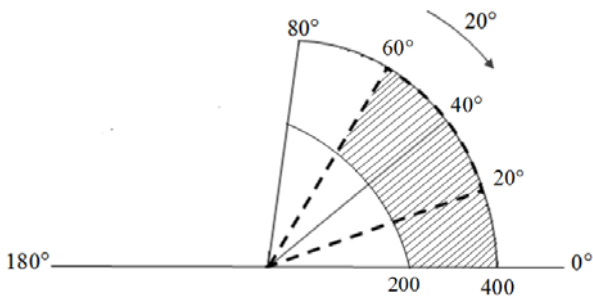
در این پژوهش برای ناحیه‌بندی و جداسازی عروق از الگوریتم پیشنهادی در [۱۷] استفاده شده که بر تبدیل موجک بنا شده است. ابتدا با استفاده از تبدیل IUWT^۱ تصویر تجزیه شده و تصاویر مربوط به سطوح دو و سه جمع و بر تصویر حاصل آستانه‌گذاری می‌شود. سپس با اعمال عملگرهای مورفولوژیک تصویر مطلوب شامل عروق ناحیه‌بندی شده، حاصل می‌شود.

۲-۳ استخراج ویژگی

در پژوهش‌های انجام شده در زمینه‌ی طبقه‌بندی عروق، استخراج ویژگی از رگ‌های شبکیه را می‌توان به سه روش اصلی

¹ Isotropic Undecimated Wavelet Transform

شده و تنها نیمه‌ی اول در فرآیند تعریف ویژگی شرکت می‌کند. این نیمه به قطاع‌های هم‌اندازه با زاویه‌ی دلخواه برش می‌خورد. زاویه‌ها، شعاع‌ها و میزان همپوشانی مختلف طیف فوری به تکیه بر روش سعی و خطا در بخش (۲-۵-۲) مورد بررسی قرار گرفته و نهایتاً زاویه، شعاع و میزان همپوشانی بهینه در جهت کلاس‌بندی عروق توسط استخراج ویژگی قطاع تشابه فرکانسی انتخاب می‌شود. بنابراین ۱۸۰ درجه‌ی بالایی طیف تبدیل فوری به قطاع‌هایی با زاویه‌ی ۴۰ درجه و شعاع ۲۰۰ تا ۴۰۰ پیکسل تفکیک می‌شود. قطاع دوم که شامل فضای بین ۴۰ تا ۸۰ درجه‌ی طیف فوری است و در شکل (۶) نمایش داده شده، به میزان ۲۰ درجه به عقب چرخش داده می‌شود و فضایی مابین ۲۰ تا ۶۰ درجه را اشغال می‌کند. در نتیجه‌ی این عمل ۲۰ درجه همپوشانی بین قطاع اول و قطاع دوم چرخش یافته، ایجاد می‌شود.



شکل ۶: تقسیم طیف فوری به قطاع‌هایی با زاویه‌ی ۴۰ درجه و شعاع ۲۰۰ تا ۴۰۰ و چرخش هر قطاع به میزان ۲۰ درجه.

دو برش اول که در شکل (۶) هاشور خورده است، معیار SSIM با رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود:

(۳)

$$SSIM = \frac{(2\mu_{Z_{i,j}}\mu_{\hat{Z}_{i,j}} + c_1)(2\sigma_{Z_{i,j}}\sigma_{\hat{Z}_{i,j}} + c_2)}{(\mu_{Z_{i,j}}^2 + \mu_{\hat{Z}_{i,j}}^2 + c_1)(\sigma_{Z_{i,j}}^2 + \sigma_{\hat{Z}_{i,j}}^2 + c_2)}$$

$Z_{i,j}$ نشان‌دهنده‌ی دامنه طیف در عنصر (i,j) در قطاع اول و $\hat{Z}_{i,j}$ نشان‌دهنده‌ی دامنه طیف در عنصر (i,j) در قطاع دوم چرخش یافته است. μ_Z و $\mu_{\hat{Z}}$ به ترتیب میانگین تصاویر Z و \hat{Z} و σ_Z و $\sigma_{\hat{Z}}$ نیز به ترتیب نشان‌دهنده‌ی انحراف معیار تصاویر Z و \hat{Z} هستند. $\sigma_{Z\hat{Z}}$ میزان همبستگی دو تصویر را مشخص می‌کند و c_1 و c_2 نیز ضرایب ثابتی برای قابل تعریف شدن مقدار شباهت در تمام تصاویر هستند.

معیار شباهت برای هر دو قطاع متوالی محاسبه شده و میزان شباهت هر قطاع با قطاع بعدی براساس تفاضل معیار SSIM مورد سنجش قرار می‌گیرد.

(۴)

$$\Delta SSIM(k) = SSIM(k) - SSIM(k+1) \quad ; \quad k=1,2,3$$

تمام نقاط با مقدار یک در ستون $(j+1)$ ام نیز به عنوان کاندیدهای نقطه‌ی دوم ذخیره می‌شوند. از آنجایی که در تصاویر، محور افقی و محور عمودی به ترتیب x و y در مختصات دکارتی در نظر گرفته می‌شود، شیب بین نقطه‌ی اول و تمام نقاط دوم (n نقطه) طبق رابطه‌ی زیر محاسبه و در بردار ذخیره می‌شود:

$$SI = \min_{m=1,2,\dots,n} \left(\frac{x_{j+1,m} - x_j}{y_{j+1,m} - y_j} \right) \quad (1)$$

در رابطه‌ی بالا، x و y معرف مختصات هر عنصر از تصویر هستند و پیکسل متناظر با اندازه‌ی SI به عنوان نقطه‌ی دوم ذخیره می‌شود. این رویه ادامه می‌یابد تا یک رشته رگ به طور کامل ردیابی شود. در شکل (۵-الف) یک رشته رگ نمونه توسط الگوریتم پیشنهادی ردیابی عروق ردیابی شده است. سپس رگ ردیابی شده به قطعات با طول مشخص و بهینه تقسیم می‌شود. طول بهینه قطعات در بخش نتایج در زیربخش (۲-۵-۲) مشخص می‌گردد. در نهایت از قطعات برش خورده، ویژگی‌های مورد نظر استخراج می‌گردد. ویژگی‌های استخراج شده از عروق در ادامه معرفی و تشریح می‌شوند.



شکل ۵: نتیجه ردیابی و برش رگ به قطعات کوچک‌تر توسط روش پیشنهادی ردیابی مبتنی بر حداقل شیب. (الف) - یک رشته رگ ردیابی شده، (ب، ج) - دو قطعه از رشته رگ ردیابی شده.

شکل ۵: نتیجه ردیابی و برش رگ به قطعات کوچک‌تر توسط روش پیشنهادی ردیابی مبتنی بر حداقل شیب. (الف) - یک رشته رگ ردیابی شده، (ب، ج) - دو قطعه از رشته رگ ردیابی شده.

۲-۳-۲ ویژگی دوبعدی قطاع‌های تشابه فرکانسی (2DFSS)

اطلاعات جهت‌ی و فرکانسی تصویر در طیف فرکانسی آن نهفته است. برای استخراج اطلاعات مربوط به جهت قرارگرفتن هر قطعه رگ و همچنین استخراج اطلاعاتی از تغییرات قطر رگ، ویژگی جدیدی براساس قطاع‌بندی طیف فرکانسی و تشابه فرکانسی قطاع‌ها تعریف می‌شود. برای استخراج ویژگی بر مبنای فوری، تبدیل فوری دوبعدی هر قطعه رگ حاصل از بخش قبل محاسبه می‌شود. تبدیل فوری دوبعدی برای تصویر $f(x,y)$ به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$F(u,v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) e^{-j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})} \quad (2)$$

که در آن $F(u,v)$ تبدیل فوری تصویر $f(x,y)$ با اندازه‌ی $M \times N$ است. به دلیل آن‌که طیف فرکانسی تصاویر حقیقی دارای ویژگی تقارن مرکزی می‌باشد، نیمی از طیف کنار گذاشته

تغییرات زاویه‌ی مرز رگ نیز با استفاده از تعریف تابع انحنا به صورت زیر بیان می‌شود [۱۸]:

$$K(s) = \frac{d}{ds} \theta(s) \quad (9)$$

که در رابطه‌ی بالا $\theta(s)$ نشان‌دهنده‌ی زاویه‌ی بین خط مماس بر رگ در هر پیکسل و خط افق می‌باشد. داریم:

$$\theta(s) = \tan^{-1} \left(\frac{y'_s}{x'_s} \right) \quad (10)$$

و y'_s و x'_s طبق روابط زیر تعریف می‌شوند:

$$\begin{aligned} y'_s &= y_s [b + 1] - y_s [b] \\ x'_s &= x_s [b + 1] - x_s [b] ; b \in s \end{aligned} \quad (11)$$

سه بردار ویژگی با اعمال تبدیل فوریه بر بردارهای معرفی شده‌ی $Z(s)$ ، $R(s)$ و $K(s)$ تعریف می‌شوند. این سه بردار خام به‌عنوان عنصری از بردار ویژگی نهایی در نظر گرفته می‌شوند. با استفاده از سه بردار تعریف شده دینامیک رگ مدل شده است و سپس با اخذ فوریه تغییرات موجود در هر پارامتر بزرگ‌نمایی شده و بیش از قبل تاثیرگذار خواهند بود.

جهت بررسی بهتر شکل و ریخت رگ‌ها، توصیفگر فوریه عمومی (GFD^۴) نیز از مرز عروق استخراج می‌گردد. با بهره‌گیری از مفهوم توصیفگر عمومی فوریه شکل و حالت هر قطعه رگ فارغ از زاویه و جهت حرکت آن و با در نظر گرفتن تغییرات انحنا مورد بررسی قرار می‌گیرد. در واقع با استفاده از این ویژگی تصویر رگ از فضای دکارتی به فضای قطبی انتقال یافته، سپس از تصویر قطبی تبدیل فوریه گرفته شده و نرمال شده‌ی ضرایب تبدیل فوریه به‌عنوان توصیفگر عمومی فوریه معرفی می‌شود. در گام اول، با انتقال رگ از فضای دکارتی به قطبی، طول و عرض تصویر براساس فاصله از مرکز مختصات زاویه بیان می‌شوند. جهت مدل کردن تغییرات انحنا در طول رگ و همچنین بزرگ‌نمایی تغییرات انحنای رگ از فرم قطبی استفاده می‌شود. در گام دوم با اخذ تبدیل فوریه، تغییرات انحنا با کمک مفهوم فرکانس و تبدیل فوریه بیش از قبل نشان داده خواهد شد. در شکل (۷-الف) تصویر یک رگ در فضای قطبی و در شکل (۷-ب) تصویر قطبی متناظر شکل (۷-الف) در فضای دکارتی نمایش داده شده است.

تصویر ورودی $f(x, y)$ با انتقال به فضای قطبی به $f(r, \theta)$ تبدیل می‌شود که r و θ طبق روابط زیر حاصل می‌شوند:

$$r = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2} \quad (12)$$

$$\theta = \arctan \frac{y - y_c}{x - x_c} \quad (13)$$

که k شماره قطاع است. تفاضل $SSIM$ هر دو قطاع متوالی محاسبه شده و در بردار $TSSIM$ ذخیره می‌شود:

$$TSSIM = \{\Delta SSIM(1), \Delta SSIM(2), \Delta SSIM(3)\} \quad (5)$$

نهایتاً میانگین بردار حاصل به‌عنوان ویژگی قطاع تشابه فرکانسی در نظر گرفته می‌شود. تغییر زاویه در هر قطاع حاوی اطلاعاتی از تغییر راستا و زاویه حرکت رگ و همچنین میزان چرخش رگ است و مقدار شعاع و فاصله با مرکز طیف فرکانسی نیز اطلاعاتی از تغییر میزان ضخامت هر قطعه رگ را به همراه دارد که با تکیه بر ویژگی قطاع‌های تشابه فرکانسی مورد ارزیابی قرار می‌گیرند.

۲-۳-۳ توصیفگرهای فوریه (FD)

جهت بررسی هم‌زمان اطلاعات مربوط به تغییرات پیکسل‌های لبه عروق و شکل هندسی آن از جمله میزان انحنا و همچنین اطلاعات تغییرات ضخامت عروق، ویژگی جدیدی براساس مفهوم توصیفگرهای فوریه تعریف شده است. توصیفگرهای فوریه دارای سه روش بیان مختلف شامل مختصات مختلط^۱، فاصله‌ی مرکزی^۲ و تابع انحنا^۳ هستند. جهت استخراج اطلاعات از این سه بیان ابتدا قطعه رگ لبه‌یابی شده و سپس پیکسل‌های لبه به سه صورتی که در ادامه تشریح می‌شود، بیان می‌گردند.

فرض کنید N پیکسل لبه‌ی رگ، مجموعه‌ی s را تشکیل دهند. در این صورت بیان مختصات مختلط تعریفی مختلط از موقعیت پیکسل‌های مرزی رگ به‌صورت زیر است [۱۸]:

$$Z(s) = (x_b - x_c) + j(y_b - y_c) \quad (6)$$

که (x_c, y_c) مختصات نقطه‌ی مرکزی مرز رگ با طول و عرض x و y می‌باشد و به‌صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$x_c = \frac{1}{N} \sum_{x_i \in S} x_i, \quad y_c = \frac{1}{N} \sum_{y_i \in S} y_i \quad (7)$$

و (x_b, y_b) مختصات هر پیکسل مرزی است.

بیان تابع فاصله‌ی مرکزی نیز براساس فاصله‌ی اقلیدسی بین پیکسل‌های مرزی و پیکسل مرکزی توسط رابطه‌ی زیر حاصل می‌شود [۱۸]:

$$R(s) = \sqrt{(x_b - x_c)^2 + (y_b - y_c)^2} \quad (8)$$

¹ Complex Coordinates

² Central Distance

³ Curvature Function

⁴ Generic Fourier Descriptor

در این رابطه، c_k ضرایب تقریب و d_{jk} ضرایب جزئیات تبدیل موجک در سطح j ام است و توسط روابط زیر تعریف می‌شوند:

$$f[i] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k \phi_k[i] + \sum_{j=0}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{jk} \Psi_{jk}[i] \quad (16)$$

$$c_k = \langle f[i], \phi_k[i] \rangle = \sum_i f[i] \phi_k[i] \quad (17)$$

$$d_{jk} = \langle f[i], \psi_{jk}[i] \rangle = \sum_i f[i] \psi_{jk}[i] \quad (18)$$

که توسط کرنل‌های تابع مقیاس $\phi_k[i]$ و موجک $\Psi_{jk}[i]$ استخراج می‌گردند. انتخاب نوع موجک و تعداد سطوح تجزیه تصویر توسط تبدیل موجک به کاربرد مورد نظر بستگی دارد [۲۱-۲۴]. در این تحقیق از موجک دبیشز^۱ مرتبه سه در دو سطح استفاده شده است. جهت تجزیه تصویر به تصاویر فرکانس بالا و پایین با استفاده از DWT، این عملگر به هر سطر و هر ستون از تصویر اعمال می‌شود. در ادامه، با استفاده از چهار تصویر حاصل در سطح دوم که سه تصویر شامل اطلاعات فرکانس بالا و یک تصویر شامل اطلاعات فرکانس پایین است، دو دسته ویژگی برپایه‌ی موجک استخراج می‌گردد. این دو گروه ویژگی در جهت مدل کردن رفتارهای رگ از جمله میزان فشردگی، تراکم تغییرات و فراز و فرودها و همچنین تغییرات جهت و زاویه حرکت رگ با بررسی چهار جهت اصلی معرفی شده‌اند.

انرژی و آنتروپی موجک

چهار جزء تصویر در مرحله‌ی قبل شامل تصویر تقریب با فرکانس‌های پایین و تصاویر افقی، عمودی و قطری با فرکانس‌های بالا در سطح دوم تبدیل موجک حاصل شده است. توان ضرایب در هر سه جزء تصویر طبق روابط زیر محاسبه می‌شود:

$$P_f = \sum_k d_{2k}^2 ; f = 1, 2, 3 \quad (19)$$

که d_{2k} ضرایب جزئیات تبدیل موجک در سطح دوم و f بیانگر ضرایب در سه راستای افقی، عمودی و قطری است. در ادامه نیز توان ضرایب تقریب به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$P_c = \sum_k c_k^2 \quad (20)$$

که c_k ضرایب تقریب تبدیل موجک در سطح دوم است. سپس آنتروپی ضرایب تقریب و جزئیات موجک در سطح دوم نیز به وسیله روابط زیر کسب می‌شود:

$$E_f = -\sum_k d_{2k}^2 \log(d_{2k}^2) ; f = 1, 2, 3 \quad (21)$$

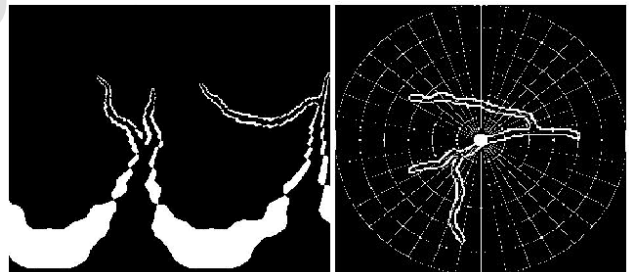
در روابط بالا (x_c, y_c) مختصات نقطه‌ی مرکزی رگ است و با رابطه‌ی (۷) محاسبه می‌شوند. سپس تبدیل فوریه‌ی دوبعدی تصویر قطبی محاسبه شده و توسط رابطه‌ی زیر تعریف می‌شود [۱۹]:

$$PFT(\rho, \varphi) = \sum_r \sum_i f(r, \theta_i) \exp \left[j 2\pi \left(\frac{r}{R_1} \rho + \frac{2\pi i}{R_2} \varphi \right) \right] \quad (14)$$

که در رابطه‌ی بالا، $0 \leq r \leq R_1$ ، $\theta_i = i(2\pi/R_2)$ و $0 \leq \rho \leq R_1$ ، $0 \leq \varphi \leq R_2$ و $(0 \leq i \leq R_2)$ میزان رزولوشن تصاویر شعاعی و زاویه‌ای هستند. (r, θ) مختصات تصویر در فضای قطبی و (ρ, φ) مختصات قطبی تصویر در فضای فرکانسی است. نرمال شده‌ی ضرایب تبدیل فوریه با عنوان ضرایب فوریه‌ی عمومی شناخته شده [۱۹] و به صورت بردار زیر تعریف می‌شوند:

$$GFD = \left\{ \frac{|PFT(0,0)|}{area}, \frac{|PFT(0,1)|}{|PFT(0,0)|}, \dots, \frac{|PFT(0,n)|}{|PFT(0,0)|}, \dots, \frac{|PFT(m,0)|}{|PFT(0,0)|}, \dots, \frac{|PFT(m,n)|}{|PFT(0,0)|} \right\} \quad (15)$$

که در آن $area$ مشخص‌کننده‌ی محدوده‌ی دایره‌ای است که در آن تصویر قطبی ساکن است. m و n نیز به ترتیب نشان‌دهنده‌ی حداکثر تعداد فرکانس‌های شعاعی و زاویه‌ای انتخاب شده هستند. بنابراین بردار تعریف‌شده‌ی GFD در رابطه‌ی (۱۵) به عنوان ویژگی مبتنی بر توصیفگر عمومی فوریه در بردار ویژگی نهایی ذخیره می‌شود [۱۹ و ۲۰].



شکل ۷: (الف) - تصویر در فضای قطبی. (ب) - تصویر قطبی در فضای دکارتی.

۲-۳-۴ ویژگی‌های مبتنی بر تبدیل موجک اصلاح شده

در بررسی تصویر با استفاده از تبدیل فوریه، تصویر تنها در حوزه‌ی فرکانس و از دید مولفه‌های فرکانسی ارزیابی می‌شود. در بررسی تصویر توسط تبدیل موجک، اطلاعات تصویر از دو منظر فرکانس و زمان به طور همزمان به همراه تفکیک جهتی مورد بررسی قرار می‌گیرد. در نتیجه ویژگی دیگری که اطلاعات ساختاری و مکانی عروق را مورد ارزیابی قرار می‌دهد، برپایه‌ی تبدیل موجک گسسته تعریف می‌شود. در ابتدا تصویر براساس ضرایب تبدیل موجک به صورت رابطه ۱۶ بیان می‌شود.

¹ Daubechies Wavelet

برای محاسبه‌ی قطر عروق در ابتدا ضخامت رگ به یک پیکسل که همان پیکسل مرکزی رگ است، کاهش می‌یابد. سپس در هر نقطه از رگ، خطی بر خط تشکیل شده از پیکسل‌های مرکزی مماس می‌شود. خطی بر خط مماس عمود شده و تعداد پیکسل‌های مشترک بین خط عمود و رگ مورد نظر در هر پیکسل به‌عنوان ضخامت رگ در آن پیکسل ذخیره می‌شود. میانگین قطر رگ در تمام پیکسل‌های هر برش رگ به‌عنوان ویژگی لحاظ می‌شود.

۲-۴ بهینه‌سازی

مجموعه‌ی ویژگی‌های تعریف شده در بخش قبل در جدول (۱) آورده شده است و جمعاً شامل ۲۱۸ ویژگی استخراج شده از قطعات عروق هستند. جهت دستیابی به بهترین عملکرد طبقه‌بندی و با هدف کاهش مجموعه‌ی ویژگی‌ها و دستیابی به موثرترین ویژگی‌ها، ویژگی‌های مستخرج را بهینه‌سازی می‌کنیم. برای این منظور، از یک الگوریتم بهینه‌سازی ویژگی مبتنی بر ترکیب طبقه‌بند شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود. در ادامه جزئیات بیشتری از این الگوریتم آورده شده است.

جدول ۱: ویژگی‌های پیشنهادی مستخرج از قطعه عروق ردیابی شده.

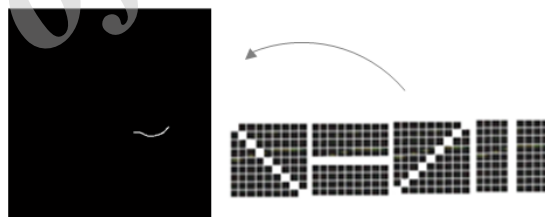
شماره‌ی ویژگی	نوع ویژگی	طول ویژگی	توضیحی از ویژگی در نظر گرفته شده
۱	قطعات‌های تشابه فرکانسی	۱	میانگین تفاضل معیار SSIM محاسبه شده بین قطعات‌های تبدیل فوری تصویر رگ
۲	توصیفگر فوری	۵۲	ضرایب فوری‌ی بردار معرف مختصات مختلط رگ
۳		۵۲	ضرایب فوری‌ی بردار معرف فاصله‌ی مرکزی رگ
۴		۵۲	ضرایب فوری‌ی بردار معرف تابع انحنای رگ
۵		۵۲	ضرایب فوری‌ی قطبی رگ
۶		تبدیل موجک	۴
۷	۴		بیشترین مقدار میانگین آنترپی ضرایب موجک در چهار جهت اصلی و چهار جزء تصویر
۸	قطر	۱	میانگین قطر عروق

$$E_c = -\sum_k c_k^2 \log(c_k^2) \quad (22)$$

که E_c و E_f مقادیر آنترپی محاسبه شده در تصاویر فرکانس بالا (در سه جهت) و فرکانس پایین را نشان می‌دهند. نهایتاً بیشترین مقدار آنترپی موجک در هر تصویر به‌عنوان ویژگی ذخیره می‌شود. با استفاده از بیشترین مقدار آنترپی موجک، شدت تغییرات رگ به معنای میزان فراخی یا فشردگی این تغییرات مورد بررسی و مقایسه قرار می‌گیرد.

آنترپی موجک جهتی

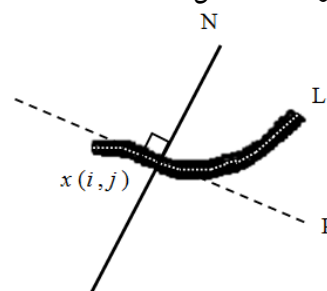
چهار جزء تصویر تقریب و تصاویر افقی، عمودی و قطری در نظر گرفته می‌شود. سپس همان‌طور که در شکل (۸) نشان داده شده است، در هر یک از این جزء تصاویر، چهار جهت اصلی رگ در نظر گرفته می‌شود. آنترپی ضرایب موجک در چهار جهت اصلی در چهار جزء تصویر محاسبه شده و مقدار حاصل آنترپی موجک جهتی (DWE) نام‌گذاری می‌شود. بیشترین مقدار میانگین آنترپی موجک جهتی در هر یک از چهار جزء تصویر به‌عنوان ویژگی دیگری برپایه‌ی موجک ذخیره می‌شود. با تکیه بر این ویژگی میزان تاثیرگذاری هر زاویه در هر قطعه رگ مورد بررسی قرار گرفته و در واقع اساس تغییرات زاویه‌ای هر قطعه رگ مدل می‌شود.



شکل ۸: چهار جهت اصلی از تصاویر موجک رگ در نظر گرفته می‌شود.

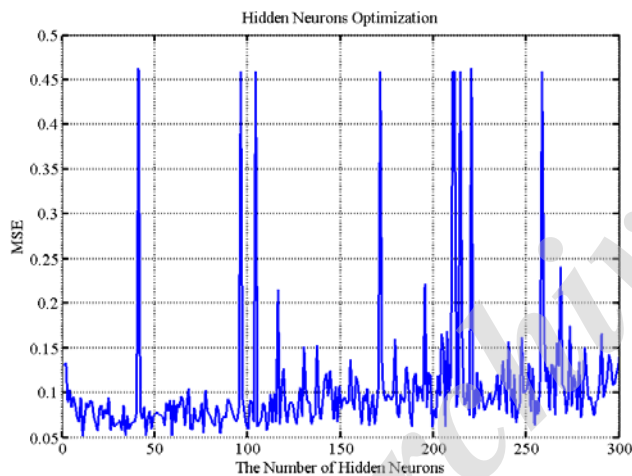
۲-۳-۵ ویژگی دنباله‌ی قطر عروق

سرخرگ و سیاهرگ دارای تفاوت‌های ظاهری هستند. از آنجایی که فشار خون در سرخرگ بیشتر از سیاهرگ است، قطر سرخرگ در حالت کلی از سیاهرگ کمتر است. این مشخصه در بخش (۲-۵-۴) مورد بررسی قرار گرفته و به عنوان ویژگی با هدف جداسازی عروق از منظر تفاوت ساختار دو کلاس رگ لحاظ می‌شود. همان‌طور که در شکل (۹) نشان داده شده است.



شکل ۹: محاسبه‌ی قطر رگ با استفاده از محاسبه تعداد پیکسل مشترک با خط عمود.

شکل (۱۰) نشان‌دهنده بخشی از فضای تحت جستجوی الگوریتم ژنتیک تاگوچی در مساله بهینه‌سازی با مشخصات ذکر شده و بیان‌کننده عکس خطا در هر بار طبقه‌بندی است. بیشترین مقادیر در نمودار، مشخص‌کننده بهترین ترکیب از ویژگی‌ها در کلاس‌بندی است. به دلیل پیچیدگی فضای ویژگی و با توجه به تعداد ویژگی‌ها، جهت طبقه‌بندی عروق شبکه از طبقه‌بند شبکه عصبی چندلایه پرسپترون (MLP) استفاده شده است. ۷۲ ویژگی بهینه به‌عنوان ورودی به طبقه‌بند اعمال می‌شوند. طبقه‌بند MLP با یک لایه پنهان و الگوریتم آموزشی پس‌انتشار خطا استفاده شده است [۲۱ و ۲۶-۲۸]. جهت انتخاب تعداد نرون در لایه پنهان شبکه عصبی، عملکرد طبقه‌بند به ازای ۱ تا ۳۰۰ نرون مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. شکل (۱۱) نشان‌دهنده تغییرات خطای الگوریتم در طبقه‌بندی با استفاده از طبقه‌بند شبکه عصبی و تعداد نرون‌های پنهان متفاوت است. در واقع طی این روند بهترین عملکرد طبقه‌بند در تعداد نرون پنهان بهینه حاصل می‌شود. حداقل خطای طبقه‌بند معادل ۵/۱۸٪ با ۱۱ نرون در لایه پنهان رخ می‌دهد.



شکل ۱۱: میزان خطای طبقه‌بندی با استفاده از ترکیب الگوریتم ژنتیک تاگوچی و MLP بر حسب تعداد نرون‌های لایه پنهان.

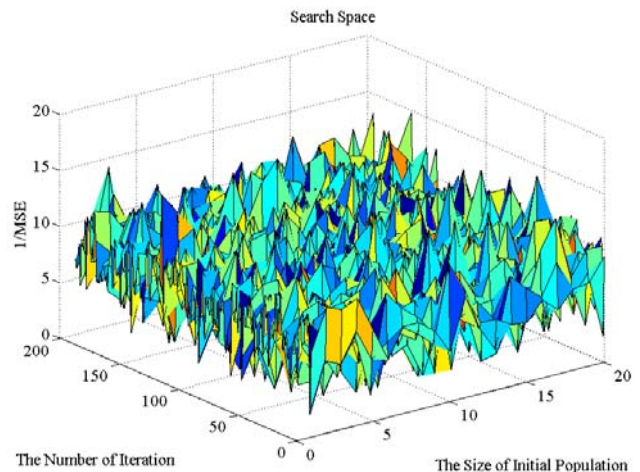
۵-۲ نتایج تجربی

۱-۵-۲ معیارهای ارزیابی

معیارهای متعددی جهت بررسی کارکرد الگوریتم‌های طبقه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرند. این معیارها در جدول (۲) ذکر شده‌اند و با تکیه بر چهار تعریف اصلی محاسبه می‌شوند. این چهار تعریف اصلی عبارت‌اند از: مقدار مثبت صحیح (TP)، مقدار مثبت کاذب (FP)، مقدار منفی صحیح (TN) و مقدار

۲-۴-۱ الگوریتم بهینه‌سازی ویژگی مبتنی بر ترکیب MLP و GA با استراتژی تاگوچی

الگوریتم ژنتیک به‌عنوان پرکاربردترین ابزار در عملکرد بهینه‌سازی شناخته شده است. الگوریتم ژنتیک ساده با استفاده از مدل کردن تکامل ژن، بهترین ژن و در نتیجه بهترین کروموزوم را انتخاب کرده و توسط آن به پاسخ بهینه‌ی الگوریتم دست می‌یابد. الگوریتم ژنتیک با استراتژی تاگوچی زیرشاخه‌ای از الگوریتم ژنتیک پایه است، با این تفاوت که تغییرات در ژن‌ها با هدف رسیدن به بهترین ژن و کروموزوم را برپایه‌ی اصولی خاص بنا می‌کند. در واقع الگوریتم ژنتیک تاگوچی مشابه الگوریتم ژنتیک ساده عمل می‌کند، اضافه بر این‌که توسط یک جستجوگر محلی به الگوریتمی با نتایج ثابت در هر بار اجرا دست خواهد یافت. در الگوریتم تاگوچی، ابتدا ماتریس متعامدی بر حسب تعداد ژن ورودی و ابعاد مسئله محاسبه می‌شود. پس از بررسی داده‌ها، این ماتریس مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و با توجه به تابع برازش، پاسخ بهینه انتخاب می‌شود. در واقع در نسخه ویرایش شده تاگوچی، کروموزوم‌های والد با تکیه بر آرایه‌های متعامد انتخاب می‌شوند. در تاگوچی با اعمال عملگر جهش بر هر دو فرزند، فرزند سوم حاصل می‌شود. با استفاده از شیوه‌ی انتخاب کروموزوم‌های والد توسط آرایه‌های متعامد، تاثیر هر ژن در روند الگوریتم مورد بررسی قرار گرفته و الگوریتم به پاسخ بهینه همگرا می‌شود. تفاوت بسیار واضح و ملموس بین این دو نسخه الگوریتم ژنتیک، در خروجی شکل گرفته آن‌ها می‌باشد. به صورتی که خروجی الگوریتم ژنتیک پایه در هر بار اجرا متفاوت خواهد بود، اما در الگوریتم ژنتیک تاگوچی، خروجی همواره ثابت است و دارای یک پاسخ خواهد بود. به‌طور کلی تاگوچی دارای پایداری و مقاومت بیشتر نسبت به الگوریتم ژنتیک پایه است [۲۵]. نهایتاً با به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک تاگوچی با ۲۰ جمعیت اولیه و ۲۰۰ مرتبه تکرار الگوریتم، بردار ویژگی به ۷۲ ویژگی بهینه کاهش می‌یابد.



شکل ۱۰: نمودار مقدار خطای الگوریتم ژنتیک تاگوچی بر حسب جمعیت اولیه و تعداد دفعات تکرار الگوریتم.

¹ True Positive

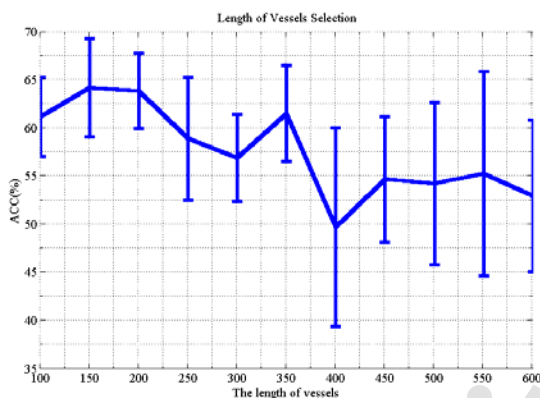
² False Positive

³ True Negative

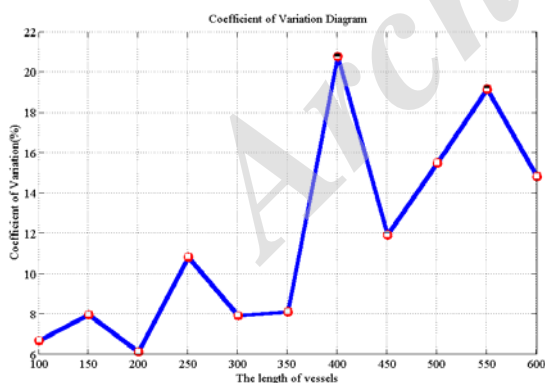
شکل (۱۳) رسم شده است. ضریب تغییرات طبق رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$CV (\%) = \frac{\sigma}{\mu} \times 100 \quad (23)$$

که در رابطه بالا μ و σ به ترتیب میانگین و واریانس صحت طبقه‌بندی در طول‌های مختلف عروق هستند. طول بهینه، طول معادل با کمترین مقدار CV است. نمودار نشان‌دهنده برتری رگ با طول ۲۰۰ پیکسل با کمترین میزان واریانس در نتایج و بیشترین مقدار میانگین صحت در خروجی است. بنابراین جهت دستیابی به بهترین خروجی، عروق با طول ۲۰۰ پیکسل در نظر گرفته می‌شوند. در این صورت عروق با طول کم و در تمام نقاط شبکیه در کلاس‌بندی دخیل خواهند بود. در این انتخاب، طول بهینه رگ نسبت به طول‌های دیگر مورد مقایسه قرار گرفته و انتخاب شده است، زیرا تمامی ویژگی‌ها به طبقه‌بندی اعمال شده‌اند.



شکل ۱۲: تغییرات صحت الگوریتم بر حسب طول رگ.



شکل ۱۳: نمودار ضریب تغییرات بر حسب طول رگ.

ویژگی قطعه تشابه فرکانسی

در ویژگی قطعه تشابه فرکانسی طیف فوریه رگ حاصل می‌شود و به قطعه‌هایی با زاویه و شعاع خاص برش می‌خورد. سپس میزان شباهت هر قطعه با قطعه بعدی در میزان اشتراک با زاویه خاص محاسبه و تفاضل معیار شباهت هر دو قطعه در بردار $TSSIM$ (رابطه ۵) ذخیره می‌شود. در نهایت در هر قطعه رگ،

منفی کاذب (FN)^۱. در این بین حساسیت و تشخیص به‌عنوان پرکاربردترین معیارها شناخته شده‌اند و با هدف ارزیابی و بررسی عملکرد الگوریتم‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند.

جدول ۲: معیارهای ارزیابی استفاده شده.

معیار ارزیابی	رابطه	معیار ارزیابی	رابطه
Sensitivity	$\frac{TP}{TP + FN}$	Specificity	$\frac{TN}{TN + FP}$
False positive rate(FPR)	$\frac{FP}{TN + FP}$	False negative rate(FNR)	$\frac{FN}{TN + FP}$
معیار ارزیابی		رابطه	
Accuracy	$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$	Precision	$\frac{TP}{TP + FP}$

۲-۵-۲ انتخاب پارامتر

جهت دستیابی به طبقه‌بندی مطلوب، بهینه‌ترین طول عروق در استخراج ویژگی‌های پیشنهادی باید مشخص گردد و همچنین تنظیم پارامترهای مختلف ویژگی‌ها براساس این طول بهینه انجام گردد. از این جهت در دو بخش مجزا به یافتن طول بهینه هر قطعه رگ و همچنین پارامترهای مورد نیاز جهت برش هر قطعه در ویژگی قطعه تشابه فرکانسی از جمله زاویه، میزان همپوشانی و شعاع هر قطعه پرداخته شده است.

ردیابی و برش عروق

جهت دستیابی به بیشترین مقدار دقت و صحت طبقه‌بندی بایستی قطعات رگ با تاثیرگذارترین طول در ویژگی‌های معرفی شده در نظر گرفته شود. در واقع به دنبال یافتن طولی که بیشترین تاثیر ویژگی‌های معرفی شده بر تفکیک دو کلاس را نشان دهد، هستیم. از این جهت عروق با قطعات مختلف ۱۰۰، ۱۵۰، ۲۰۰، ۲۵۰، ۳۰۰، ۳۵۰، ۴۰۰، ۴۵۰، ۵۰۰، ۵۵۰ و ۶۰۰ برش می‌خورند. سپس طبقه‌بندی با در نظر گرفتن تمامی ویژگی‌ها، بدون ابزار بهینه‌ساز و با بهره‌گیری از طبقه‌بند SVM با کرنل چندجمله‌ای صورت می‌گیرد. نتایج این طبقه‌بندی با در نظر گرفتن ۷۰٪ از تصاویر جهت آموزش و ۳۰٪ جهت آزمایش حاصل شده و در شکل (۱۲) با نمایش میزان صحت طبقه‌بندی در طول‌های متفاوت جمع‌بندی شده است. همان‌طور که قابل مشاهده است با افزایش طول رگ، تاثیر ویژگی‌ها کاهش می‌یابد و ویژگی‌های پیشنهادی در طول‌های کم، عملکرد بهینه دارند. در طول‌های ۱۵۰ و ۲۰۰ پیکسل میزان انحراف، تغییرات زاویه و جهت حرکت رگ تغییرات قابل توجهی را مدل کرده و با درصد بالاتری به طبقه‌بندی عروق می‌پردازد. برای بررسی دقیق‌تر عملکرد الگوریتم و انتخاب طول بهینه، نمودار ضریب تغییرات صحت الگوریتم در

¹ False Negative

در گام بعد شعاع قطاع در بازه‌های مختلف محدود می‌شود. در بازه‌های (۰-۱۰۰)، (۰-۲۰۰)، (۰-۳۰۰) و (۰-۴۰۰) که به مراتب از مرکز فاصله گرفته و در بازه (۰-۴۰۰) که شامل کل تصویر است طبقه‌بندی صورت گرفته و به همین ترتیب در شعاع‌های (۱۰۰-۲۰۰)، (۱۰۰-۳۰۰)، (۱۰۰-۴۰۰)، (۲۰۰-۳۰۰)، (۲۰۰-۴۰۰) و (۳۰۰-۴۰۰) که در هر یک بازه‌ای خاص از هر قطاع در نظر گرفته شده نیز طبقه‌بندی انجام می‌گیرد. نتایج طبقه‌بندی در شعاع‌های ذکر شده در جدول (۴) آورده شده است. این نتایج حاکی از عملکرد بهینه‌ی این ویژگی در شعاع (۲۰۰-۴۰۰) پیکسل است. با تغییر شعاع بررسی بر قطرهای مختلف رگ انجام می‌گیرد و شعاع محدود شده نشان‌دهنده‌ی تغییرات قطر عروق در این بازه است. در واقع بیشترین میزان اطلاعات جهت تفکیک دو کلاس در بازه‌ی انتخابی وجود دارد.

از بردار حاصل میانگین‌گیری شده و مقدار حاصل به‌عنوان ویژگی معرفی می‌شود. تاثیرگذارترین حالت ویژگی در طبقه‌بند شامل بهینه‌ترین مقادیر از زاویه قطاع، شعاع و میزان همپوشانی است. از این جهت برای یافتن مقادیر بهینه این سه پارامتر از روش سعی و خطا استفاده شده است. در این روش قطاع‌ها با زوایای ۳۰، ۴۰، ۵۰، ۶۰ و ۷۰ درجه و هر بار با میزان همپوشانی ۲۰، ۵۰ و ۸۰ درصد از زاویه‌ی قطاع مورد ارزیابی قرار گرفته است. طبقه‌بند SVM با کرنل چندجمله‌ای و با در نظر گرفتن ویژگی دویعدی قطاع‌های تشابه فرکانسی با زوایا و همپوشانی‌های متفاوت پیاده‌سازی شده و نتایج در جدول (۳) ذکر شده است. نتایج نشان‌دهنده‌ی پاسخ بهینه در زاویه‌ی ۴۰ درجه و میزان همپوشانی ۵۰ درصد زاویه بهینه معادل ۲۰ درجه است. در واقع بیشترین میزان اطلاعات و تفاوت در جهت حرکت و تغییر زاویه عروق در این زوایا رخ می‌دهد.

جدول ۳: نتایج طبقه‌بندی عروق با استفاده از قطاع‌های با زوایای مختلف و میزان همپوشانی‌های متفاوت.

MSE (%)	FNR (%)	FPR (%)	Specificity (%)	Sensitivity (%)	Precision (%)	Accuracy (%)	میزان همپوشانی (%)	زاویه قطاع (°)
۵۳/۳۳	۲۶/۶۷	۸۰	۲۰	۷۳/۳۳	۴۷/۸۳	۴۶/۶۷	۸۰	۷۰
۵۳/۳۳	۲۶/۶۷	۸۰	۲۰	۷۳/۳۳	۴۷/۸۳	۴۶/۶۷	۵۰	
۴۶/۶۷	۴۶/۶۷	۴۶/۶۷	۵۳/۳۳	۵۳/۳۳	۵۳/۳۳	۵۳/۳۳	۲۰	
۵۳/۳۳	۲۶/۶۷	۸۰	۲۰	۷۳/۳۳	۴۷/۸۳	۴۶/۶۷	۸۰	۶۰
۵۰	۴۰	۶۰	۴۰	۶۰	۵۰	۵۰	۵۰	
۵۶/۶۷	۵۳/۳۳	۶۰	۴۰	۴۶/۶۷	۴۳/۷۵	۴۳/۳۳	۲۰	
۵۳/۳۳	۲۶/۶۷	۸۰	۲۰	۷۳/۳۳	۴۷/۸۳	۴۶/۶۷	۸۰	۵۰
۵۳/۳۳	۳۳/۳۳	۷۳/۳۳	۲۶/۶۷	۶۶/۶۷	۴۷/۶۲	۴۶/۶۷	۵۰	
۵۰	۳۳/۳۳	۶۶/۶۷	۳۳/۳۳	۶۶/۶۷	۵۰	۵۰	۲۰	
۵۳/۳۳	۳۳/۳۳	۷۳/۳۳	۲۶/۶۷	۶۶/۶۷	۴۷/۶۲	۴۶/۶۷	۸۰	۴۰
۴۰	۳۳/۳۳	۴۶/۶۷	۵۳/۳۳	۶۶/۶۷	۵۸/۸۲	۶۰	۵۰	
۴۶/۶۷	۰	۹۳/۳۳	۶/۶۷	۱	۵۱/۷۲	۵۳/۳۳	۲۰	
۵۶/۶۷	۲۰	۹۳/۳۳	۶/۶۷	۸۰	۴۶/۱۵	۴۳/۳۳	۸۰	۳۰
۴۳/۳۳	۳۳/۳۳	۵۳/۳۳	۴۶/۶۷	۶۶/۶۷	۵۵/۵۶	۵۶/۶۷	۵۰	
۴۰	۱۳/۳۳	۶۶/۶۷	۳۳/۳۳	۸۶/۶۷	۵۶/۵۲	۶۰	۲۰	

جدول ۴: نتایج طبقه‌بندی عروق با استفاده از قطاع‌های ۴۰ درجه‌ای و ۲۰ درجه همپوشانی با شعاع‌های متفاوت.

MSE (%)	FNR (%)	FPR (%)	Specificity (%)	Sensitivity (%)	Precision (%)	Accuracy (%)	بازه شعاع
۴۶/۶۷	۴۶/۶۷	۴۶/۶۷	۵۳/۳۳	۵۳/۳۳	۵۳/۳۳	۵۳/۳۳	۰-۱۰۰
۵۳/۳۳	۴۶/۶۷	۶۰	۴۰	۵۳/۳۳	۴۷/۰۶	۴۶/۶۷	۰-۲۰۰
۴۶/۶۷	۴۰	۵۳/۳۳	۴۶/۶۷	۶۰	۵۲/۹۴	۵۳/۳۳	۰-۳۰۰
۴۰	۳۳/۳۳	۴۶/۶۷	۵۳/۳۳	۶۶/۶۷	۵۸/۸۲	۶۰	۰-۴۰۰
۵۳/۳۳	۲۰	۸۶/۶۷	۱۳/۳۳	۸۰	۴۸	۴۶/۶۷	۱۰۰-۲۰۰
۴۳/۳۳	۲۶/۶۷	۶۰	۴۰	۷۳/۳۳	۵۵	۵۶/۶۷	۱۰۰-۳۰۰
۴۰	۳۳/۳۳	۴۶/۶۷	۵۳/۳۳	۶۶/۶۷	۵۸/۸۲	۶۰	۱۰۰-۴۰۰
۵۳/۳۳	۱۳/۳۳	۹۳/۳۳	۶/۶۷	۸۶/۶۷	۴۸/۱۵	۴۶/۶۷	۲۰۰-۳۰۰
۴۰	۶۰	۲۰	۸۰	۴۰	۶۶/۶۷	۶۰	۲۰۰-۴۰۰
۵۰	۵۳/۳۳	۴۶/۶۷	۵۳/۳۳	۴۶/۶۷	۵۰	۵۰	۳۰۰-۴۰۰

۲-۵-۵ نتایج حاصل از بهینه‌سازی

در الگوریتم پیشنهادی با هدف طبقه‌بندی عروق، ویژگی‌هایی مبتنی بر ویژگی‌های ساختاری، فرکانسی و جهتی رگ‌ها مستخرج از قطعات رگ برش خورده از عروق معرفی شدند. توسط الگوریتم بهینه‌سازی معرفی شده انتخاب ویژگی صورت می‌گیرد. تمام ویژگی‌های منتخب دارای وزن برابر هستند. این ویژگی‌ها جمعاً شامل ۲۱۸ ویژگی ذکر شده در جدول (۱) هستند. ویژگی‌های معرفی شده با بهره‌گیری از الگوریتم ژنتیک تاگوچی و طی ۲۰۰ مرتبه تکرار به ۷۲ ویژگی موثر کاهش می‌یابد. ویژگی‌های بهینه شامل ۲۲ عنصر از بردار مربوط به ضرایب فوریه عمومی، ۴۳ عنصر از ضرایب مربوط به تابع انحنای رگ، ویژگی مبتنی بر قطر عروق، ویژگی مرتبط با قطعات‌های تشابه فرکانسی و ۵ ویژگی مربوط به تبدیل موجک است.

۲-۵-۶ نتایج حاصل از طبقه‌بندی

طبقه‌بندی با در نظر گرفتن ۱۱ نرون در لایه‌ی پنهان که دارای کمترین میزان خطای طبقه‌بندی است (شکل (۱۱)) و همچنین ۷۲ ویژگی بهینه حاصل از بخش بهینه‌سازی، انجام می‌گیرد. نتایج گزارش شده در جدول (۵)، بهترین نتایج حاصل از طبقه‌بندی با طبقه‌بند شبکه عصبی می‌باشد.

جدول ۵: نتایج طبقه‌بندی با استفاده از الگوریتم ژنتیک تاگوچی و شبکه عصبی.

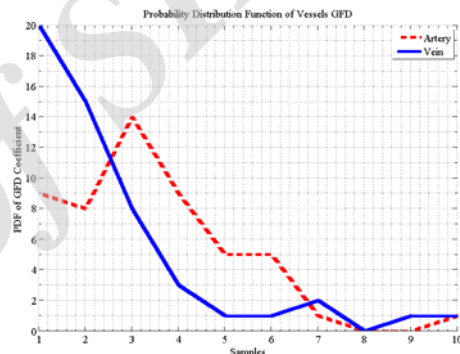
ارزیابی عملکرد الگوریتم طبقه‌بندی					
Accuracy (%)	Precision (%)	TP	TN	FP	FN
۸۲/۰۹	۸۱/۵۸	۱۲۴	۹۶	۲۸	۲۰
پارامترهای متداول بررسی طبقه‌بندی					
MSE (%)	FNR (%)	FPR (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)	
۱۴/۹۴	۱۳/۸۹	۲۲/۵۸	۸۶/۱۱	۷۷/۴۲	

۲-۵-۷ بررسی عملکرد روش‌های دیگر بهینه‌سازی

جهت ارزیابی الگوریتم پیشنهادی بهینه‌سازی ویژگی، الگوریتم بهینه‌سازی ویژگی با استفاده از ژنتیک ساده [۲۹ و ۳۰] و شبکه عصبی نیز مورد بررسی قرار گرفته است. نتیجه‌ی این بهینه‌سازی حاکی از انتخاب ۹۴ ویژگی به عنوان ویژگی‌های بهینه است. الگوریتم ژنتیک با ۲۰ جمعیت اولیه و ۲۰۰ مرتبه تکرار پیاده‌سازی شده است. جهت تعیین تعداد نرون بهینه در لایه پنهان شبکه عصبی، طبقه‌بندی به ازای تعداد متفاوتی از نرون‌ها از ۱ تا ۳۰۰ نرون انجام گرفته و مطابق آنچه در شکل (۱۶) نشان داده شده است، حداقل خطای طبقه‌بند با ۱۱۹ نرون در لایه پنهان رخ می‌دهد. نهایتاً از طبقه‌بند شبکه عصبی با ۱۱۹

۲-۵-۳ نتایج بررسی توصیفگر فوریه عمومی

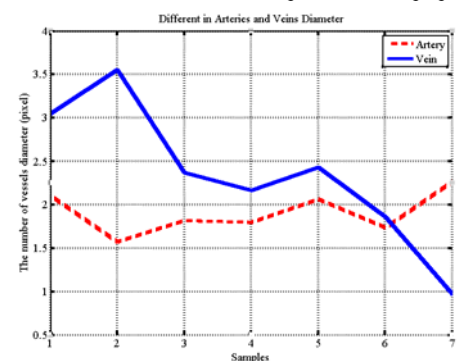
جهت بررسی ساختار عروق از جمله تغییرات زاویه و انحنای رگ از توصیفگرهای فوریه تشریح شده در بخش (۲-۳-۳) استفاده شد. توصیفگر عمومی فوریه نیز زیرمجموعه‌ای از توصیفگر فوریه است که با بهره‌گیری از تبدیل قطبی تغییرات انحنای رگ را بزرگ‌نمایی می‌کند. جهت ارزیابی عملکرد ویژگی توصیفگر فوریه عمومی (GFD) نمودار هیستوگرام فراوانی نرمال شده ضرایب در شکل (۱۴) رسم شده است. با استفاده از آزمون t-test مقدار میانگین دو توزیع برابر در نظر گرفته شده و طی آزمون فرض آماری نیز مقدار فرض صفر برابر با یک حاصل شده است که نشان از صحت فرض دارد. به ازای ضریب اطمینان ۵٪ در این آزمون p-value در ویژگی توصیفگر فوریه مقداری برابر با ۰/۰۴۱۲ به خود می‌گیرد که نشان‌دهنده تفاوت آماری بین توزیع‌های ضرایب GFD برای سرخرگ و سیاهرگ بوده و مشخص‌کننده انتخاب مطلوب ویژگی به عنوان ویژگی بهینه است.



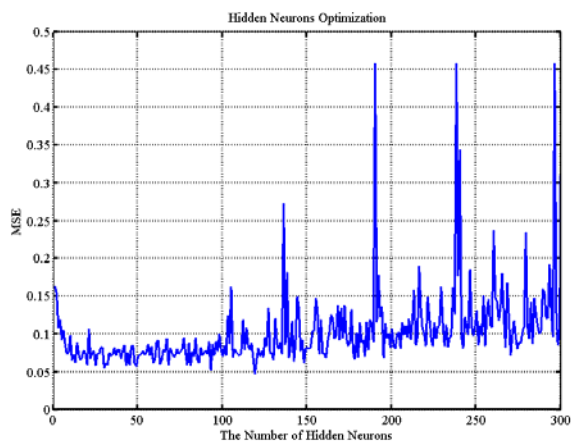
شکل ۱۴: هیستوگرام فراوانی ضرایب GFD.

۲-۵-۴ نتایج بررسی ویژگی قطر رگ

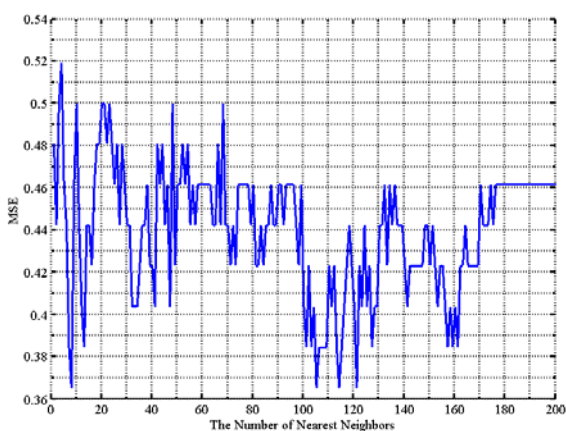
در ویژگی دنباله‌ی قطر عروق، قطر رگ در هر نمونه برآورد شده و میانگین آن به عنوان ویژگی در نظر گرفته می‌شود. همان‌طور که در بخش‌های ابتدایی نیز بیان شد، به‌طور کلی قطر سرخرگ از قطر سیاهرگ کوچکتر است. نمودار تغییرات میانگین قطر دو کلاس سرخرگ و سیاهرگ در شکل (۱۵) رسم شده است. همان‌طور که قابل مشاهده است در هر کلاس بازه تغییرات قطر رگ در برخی نمونه‌ها کاملاً متفاوت است و در برخی دیگر نزدیک یکدیگر هستند.



شکل ۱۵: تغییرات میانگین قطر سرخرگ و سیاهرگ.



شکل ۱۶: میزان خطای طبقه‌بندی با استفاده از ترکیب الگوریتم ژنتیک پایه و MLP بر حسب تعداد نرون‌های لایه‌ی پنهان.



شکل ۱۷: میزان خطا در تعداد مختلف همسایگی در طبقه‌بندی KNN.

جدول ۶: مقایسه‌ی نتایج استفاده از چند ابزار بهینه‌سازی به همراه طبقه‌بند MLP.

صحت عملکرد طبقه‌بند							روش بهینه‌سازی
MSE (%)	FPR (%)	FNR (%)	Specificity (%)	Sensitivity (%)	Precision (%)	Accuracy (%)	
۱۴/۹۴	۲۲/۵۸	۱۳/۸۹	۷۷/۴۲	۸۶/۱۱	۸۱/۵۸	۸۲/۰۹	GAT
۲۰/۶۶	۳۶/۲۹	۱۳/۸۹	۶۳/۷۱	۸۶/۱۱	۷۳/۳۷	۷۵/۷۵	GA
۱۸/۳۴	۲۵/۰۰	۲۰/۱۴	۷۵/۰۰	۷۹/۸۶	۸۷/۷۷	۷۷/۶۱	PCA

جدول ۷: مقایسه‌ی نتایج طبقه‌بندهای مختلف در کنار الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک با استراتژی تاگوچی.

صحت عملکرد طبقه‌بند							روش طبقه‌بندی
MSE (%)	FPR (%)	FNR (%)	Specificity (%)	Sensitivity (%)	Precision (%)	Accuracy (%)	
۱۴/۹۴	۲۲/۵۸	۱۳/۸۹	۷۷/۴۲	۸۶/۱۱	۸۱/۵۸	۸۲/۰۹	MLP
۳۶/۵۴	۵۰/۰۰	۲۵/۰۰	۵۰/۰۰	۷۵/۰۰	۶۳/۶۴	۶۳/۴۶	KNN
۳۶/۵۴	۳۳/۳۳	۳۹/۲۹	۶۶/۶۷	۶۰/۷۱	۶۸/۰۰	۶۳/۴۶	Bayesian
۲۴/۰۷	۲۶/۰۹	۲۲/۵۸	۷۳/۹۱	۷۷/۴۲	۸۰/۰۰	۷۵/۹۳	SVM

نرون در لایه‌ی پنهان و ۹۴ ویژگی بهینه‌ی تعیین شده توسط الگوریتم ژنتیک پایه استفاده می‌شود که نتایج آن در جدول (۶) آورده شده است. همچنین نتایج ترکیب سه ابزار بهینه‌سازی از جمله ژنتیک پایه، ژنتیک با استراتژی تاگوچی و PCA [۳۱] و [۳۲] به همراه طبقه‌بند MLP مورد بررسی قرار گرفته است. همان‌طور که در جدول (۶) نیز آورده شده است، میزان دقت و صحت عملکرد در ترکیب ژنتیک تاگوچی و شبکه عصبی به‌طور همزمان دارای بیشترین مقدار در مقایسه با دو ترکیب دیگر است که این نشان از عملکرد بهتر این ترکیب دارد. همچنین این ترکیب دارای خطای کمتر است.

در جدول (۷) نیز نتایج ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی تاگوچی در کنار چهار طبقه‌بند MLP، SVM، KNN [۳۳] و بیز [۳۴] مورد بررسی قرار گرفته است. در طبقه‌بندی با استفاده از طبقه‌بند KNN نمودار خطا در تعداد همسایگی‌های مختلف مطابق شکل (۱۷) برآورد شده است. در این طبقه‌بند تعداد ۸، ۱۰۵، ۱۱۴ و ۱۲۱ همسایگی دارای عملکرد مطلوب و حداقل میزان خطا هستند. در این بررسی بیشترین مقدار صحت و دقت در ترکیب شبکه عصبی و تاگوچی دیده می‌شود و این نشان از کارکرد بهینه‌ی این ترکیب در مقابل دیگر ترکیب‌های مورد بررسی دارد.

جدول ۸: مقایسه‌ی الگوریتم پیشنهادی با چند پژوهش دیگر در زمینه‌ی طبقه‌بندی عروق شبکیه.

نویسنده	ویژگی مورد استفاده	ابزار مورد استفاده جهت طبقه‌بندی	نحوه ارزیابی	ارزیابی عملکرد (%)	پایگاه داده
Muramastu et al. [۳]	ویژگی‌های رنگی در فضاهاى RGB و کنتراست	طبقه‌بند LDA	در شعاع مشخص اطراف OD	صحت طبقه‌بندی: ۹۲/۸ صحت طبقه‌بندی سرخرگ: ۹۰/۵ صحت طبقه‌بندی سیاهرگ: ۹۶	DRIVE
Dashtbozorg et al. [۴]	ویژگی‌های رنگی در فضاهاى HSI و RGB	طبقه‌بند LDA	در تمام محیط شبکه	صحت طبقه‌بندی: ۶۱/۲ صحت طبقه‌بندی: ۷۲/۹ صحت طبقه‌بندی: ۷۴/۳	INSPIRE-AVR DRIVE VICA VR
Saez et al. [۵]	ویژگی‌های رنگی در فضاهاى R، H و G	الگوریتم خوشه‌بندی K-means	در شعاع مشخص اطراف OD	حساسیت در تشخیص سرخرگ: ۷۸/۱۹ حساسیت در تشخیص سیاهرگ: ۸۷/۹۰	SIRIUS
Narasimha et al. [۱۳]	ویژگی‌های ساختاری	طبقه‌بند SVM	در تمام محیط شبکه	میزان تشخیص صحیح در سرخرگ: ۹۷ میزان تشخیص صحیح در سیاهرگ: ۹۰	ITD
الگوریتم پیشنهادی	ویژگی‌های ساختاری، فرکانسی و جهتی	طبقه‌بند MLP	در شعاع مشخص اطراف OD	صحت طبقه‌بندی: ۹۳/۰۴ دقت طبقه‌بندی: ۹۳/۴۸	DRIVE
الگوریتم پیشنهادی	ویژگی‌های ساختاری، فرکانسی و جهتی	طبقه‌بند MLP	در تمام محیط شبکه	صحت طبقه‌بندی: ۸۲/۰۹ دقت طبقه‌بندی: ۸۱/۵۸	DRIVE

۲-۵-۸ مقایسه با تحقیقات دیگر

عروق و تمرکز بر شناسایی نقاط انشعاب و تقاطع تمام عروق شبکیه به دو گروه یک‌پارچه تقسیم می‌شوند. سپس با استخراج ویژگی‌های رنگی در فضاهاى RGB و HSI از عروق و بهره‌گیری از طبقه‌بند LDA، طبقه‌بندی با میزان صحت ۷۹/۷٪ انجام می‌گیرد. در [۵]، ابتدا قسمتی از رگ که مورد نظر نویسنده بود به‌عنوان پروفایل رگ استخراج شد، سپس مشتقاتی از ویژگی‌های رنگی از جمله میانگین و واریانس در فضاهاى R، G و H محاسبه شد. در قسمت طبقه‌بندی، عروق شبکیه به چهار قسمت تفکیک شده و در هر ناحیه از الگوریتم K-means برای طبقه‌بندی عروق آن بخش، مورد استفاده قرار گرفت. نواحی تفکیک شده هر بار با چرخش محورها، به فضای جدیدی تبدیل شدند. نهایتاً با ارزیابی نتایج تمام طبقه‌بندی‌های صورت گرفته در فضاهاى مورد نظر عروق با حساسیت ۷۸/۱۹٪ و ۸۷/۹۰٪ به ترتیب برای سرخرگ و سیاهرگ طبقه‌بندی شدند. در [۱۳]، از ویژگی ساختاری استفاده شده است. ویژگی ساختاری معرفی شده در این تحقیق برپایه‌ی تفاوت رنگ و میزان بازتاب قسمت مرکزی عروق بنا شده است. این تفاوت رنگ توسط تابع گوسی مدل شده و مشتقاتی از آن به‌عنوان ویژگی ساختاری در نظر گرفته شده است. با بهره‌گیری از طبقه‌بند SVM عروق، به دو گروه سرخرگ و سیاهرگ طبقه‌بندی می‌شوند و میزان تشخیص صحیح

به‌دلیل استفاده از پایگاه داده‌های مختلف در تحقیقات، استفاده از معیارهای متفاوت در اعلام نتایج هر پژوهش و همچنین هدف برخی مقالات در طبقه‌بندی تمام عروق و یا گروه خاصی از رگ‌ها، امکان مقایسه‌ی دقیق، صحیح و منصفانه بین تحقیقات پیشین وجود ندارد. اما برای نشان دادن اهمیت ویژگی‌های معرفی شده در کاربرد طبقه‌بندی عروق شبکیه، چند تحقیق با این هدف در جدول (۸) مورد مقایسه قرار گرفته‌اند. سه تحقیق اول تنها ویژگی‌های رنگی عروق و مشتقاتی از آن‌ها را در فضاهاى مختلف رنگی مورد بررسی قرار داده‌اند. در [۳]، شش ویژگی شامل سه ویژگی رنگی تصویر در فضای RGB و سه ویژگی کنتراست عروق در سه صفحه‌ی RGB لحاظ شده‌اند. ویژگی‌های در نظر گرفته شده از پیکسل‌های مرکزی عروق استخراج شده‌اند. سپس با بهره‌گیری از الگوریتم LDA، عروق در منطقه‌ی مورد نظر طبقه‌بندی می‌شوند. سرانجام طبقه‌بندی عروق با میزان ۹۲/۸٪ صحت انجام می‌گیرد. به‌طور دقیق‌تر میزان صحت طبقه‌بندی برای تشخیص سرخرگ معادل ۹۰/۵٪ و برای سیاهرگ معادل ۹۶٪ برآورد شده است. در این تحقیق، تمام عروق در نظر گرفته نشده‌اند و تنها عروق ضخیم در یک محدوده‌ی حلقه‌ای حول OD مورد ارزیابی و طبقه‌بندی قرار گرفته‌اند. در [۴]، با استفاده از استخراج گراف

مراجع

- [1] Niemeijer, M., Xu, X., Dumitrescu, A. V., Gupta, P., Ginneken, B., Folk, J. C., et al, "Automated Measurement of the Arteriolar-to-Venular Width Ratio in Digital Color Fundus Photographs", IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 30, no. 11, pp. 1941-1950, November 2011.
- [2] Sun, C., Wang, JJ., Mackey, DA., Wong, TY., "Retinal vascular caliber: systemic, environmental, and genetic associations.", Surv Ophthalmol, vol. 54, no. 1, pp. 74-95, January-February 2009.
- [3] Muramatsu, C., Hatanakab, Y., Iwasea, T., Haraa, T., Fujita, H., "Automated selection of major arteries and veins for measurement of arteriolar-to-venular diameter ratio on retinal fundus images", Journal of Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 35, no. 6, pp. 472-480, September 2011.
- [4] Dashtbozorg, B., Mendonça, M., Campilho, A., "An Automatic Graph-Based Approach for Artery/Vein Classification in Retinal Images", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 23, no. 3, pp. 1073-1083, March 2014.
- [5] Saez, M., Gonzalez-Vazquez, S., Gonzalez-Penedo, M., Antonia Barcelo, M., Pena-Sejod, M., Coll de Tuerob G., et al, "Development of an automated system to classify retinal vessels into arteries and veins", Journal of Computer Methods and Programs in Biomedicine, vol. 108, no. 1, pp. 367-376, October 2012.
- [6] Rothaus, K., Jiang, X., Rhiem, P., "Separation of the retinal vascular graph in arteries and veins based upon structural knowledge", Journal of Image and Vision Computing, vol. 27, no. 7, pp. 864-875, 4 June 2009.
- [7] Mirsharif, Q., Tajeripour, F., Pourreza, H., "Automated characterization of blood vessels as arteries and veins in retinal images", Journal of Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 37, no. 7-8, pp. 607-617, October-December 2013.
- [8] Grisan, E., Ruggeri, A., "A divide et impera strategy for automatic classification of retinal vessels into arteries and veins", Proceeding of the 25th Annual International Conference Engineering in Medicine and Biology Society, vol. 1, pp. 890-893, September 2003.
- [9] Vázquez, S., Barreira, N., Penedo, M. G., Ortega, M., Pose-Reino, A., "Improvements in retinal vessel clustering techniques: towards the automatic computation of the arterio venous ratio", Archives for Scientific Computing, vol. 90, no. 3, pp. 197-217, 2010.
- [10] Zhang, B., You, J., Karray, F., "Detecting optic disc on asians by multiscale gaussian filtering", International

طبقه‌بندی در سرخرگ‌ها معادل ۹۷٪ و در سیاهرگ‌ها معادل ۹۰٪ است.

در اکثر تحقیقات انجام شده با هدف طبقه‌بندی عروق ناحیه‌ای خاص اطراف دیسک نوری (مثلا یک حلقه به پهنای نصف قطر OD در فاصله‌ای برابر قطر OD از مرکز OD) در نظر گرفته شده و عروق موجود در آن بخش طبقه‌بندی و تحلیل می‌شود. در صورتی که این بررسی باید در تمام عروق پخش شده در سطح شبکه انجام گردد تا فرآیند شناسایی بیماری با دقت بیشتری صورت گیرد. نکته دیگر آنکه در برخی از تحقیقات، عروق ضخیم‌تر و شاخه‌های اصلی عروق مورد بررسی قرار می‌گیرند که بدین‌وسیله تعداد بسیار زیادی از عروق نادیده گرفته می‌شوند. این فرض، محدودیت بزرگی در کاربرد کلینیکی محسوب می‌شود و علاوه بر این مقدار AVR محاسبه‌شده با مقدار واقعی آن تفاوت خواهد داشت. در این مقاله، تمام عروق شبکه با ضخامت‌های مختلف و در تمام فضای شبکه مورد ارزیابی و طبقه‌بندی قرار گرفته‌اند و هیچ محدودیتی در ضخامت عروق یا محل بررسی نوع عروق وجود ندارد. این مساله می‌تواند کمک شایانی در بررسی دقیق معیار AVR در شناسایی بیماری‌ها در کاربردهای کلینیکی داشته باشد. براساس ویژگی‌های پیشنهادی، حالت، ریخت و جهت حرکت عروق مورد مطالعه و بررسی قرار می‌گیرد. سرانجام ویژگی‌ها بهینه‌سازی شده و با توجه به پیچیدگی فضای ویژگی و تعداد ویژگی‌ها با بهره‌گیری از طبقه‌بند MLP، طبقه‌بندی با میزان صحت و دقت به ترتیب معادل ۸۲/۰۹٪ و ۸۱/۵۸٪ حاصل شده است. همچنین میزان خطا در این الگوریتم برابر با ۱۴/۹۴٪ است. اگر در الگوریتم پیشنهادی، ارزیابی طبقه‌بندی عروق در محدوده‌ی حلقه‌ای در اطراف OD صورت گیرد، میزان صحت و دقت الگوریتم مقادیری برابر با ۹۳/۰۴٪ و ۹۳/۴۸٪ حاصل می‌گردد. علت این امر مقایسه عروق در یک مکان یکسان و با شرایط هم‌تراز بوده، در این صورت قدرت متمایزکنندگی ویژگی‌های پیشنهادی خود را بهتر نشان می‌دهد.

۳ نتیجه‌گیری

در این مقاله با هدف طبقه‌بندی عروق شبکه ویژگی‌های ساختاری، فرکانسی و جهتی جدیدی معرفی شد. با ارائه این ویژگی‌ها سعی در ایجاد دید جدید و نوینی در طبقه‌بندی عروق شبکه داشته‌ایم. با استفاده از ویژگی‌های معرفی شده تمامی عروق موجود در تمام مناطق شبکه، اعم از عروق ضخیم و باریک شناسایی و طبقه‌بندی شده‌اند و در نتیجه نسبت قطر عروق محاسبه شده با استفاده از خروجی این الگوریتم مقدار واقعی AVR خواهد بود.

- [22] Shahbeig, S., Pourghassem, H., Mahdavi-Nasab, H., "Automatic Optic Disc and Macula Extraction in Retinal Images Using Curvelet Transform-based Enhancement and Multi-Directional Functors", International Journal of Tomography and Statistics, Vol. 19, No. 1, pp. 81-96, Jan. 2012.
- [23] Nazari, P., Pourghassem, H., "An Automated Vessel Segmentation Algorithm in Retinal Images Using 2D Gabor Wavelet", 8th Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing (MVIP2013), pp. 145-149, Zanjan, Iran, 10-12 Sep. 2013
- [24] Behnam, M., Pourghassem, H., "Seizure-specific wavelet (Seizlet) design for epileptic seizure detection using CorrEntropy ellipse features based on seizure modulus maximas patterns", Journal of Neuroscience Methods, vol. 276, pp. 84-107, 2017.
- [25] Chou, J.H., Chen, S., Li, J. J., "Application of the Taguchi-genetic method to design an optimal grey-fuzzy controller of a constant turning force system", 15th CSME annual conference, Taiwan, November 1998.
- [26] Behnam, M., Pourghassem, H., "Real-time seizure prediction using RLS filtering and interpolated histogram feature based on hybrid optimization algorithm of Bayesian classifier and Hunting search", Computer Methods and Programs in Biomedicine, vol. 132, pp. 115-136, 2016.
- [27] Pourghassem, H., "A Novel Material Detection Algorithm Based on 2D GMM-Based Power Density Function and Image Detail Addition Scheme in Dual energy X-ray Images", Journal of X-Ray Science and Technology (IOS press), Vol. 20, No. 2, pp. 213-228, June 2012.
- [28] Behnam, M., Pourghassem, H., "Periodogram Pattern Feature-based Seizure Detection Algorithm using Optimized Hybrid Model of MLP and Ant Colony", 23rd Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE2015), Tehran, pp. 32-37, 2015.
- [29] Behnam, M., Pourghassem, H., "Feature Descriptor Optimization in Medical Image Retrieval Based on Genetic Algorithm", 20th Iranian Conference on Biomedical Engineering (ICBME2013), University of Tehran, pp. 280 - 285, 18-21 Decembor, 2013.
- [30] Karimi, M., Pourghassem, H., Shahgholian, Gh., "A Novel Prosthetic Hand Control Approach Based on Genetic Algorithm and Wavelet Transform Features", 7th IEEE Int. Colloquium on Signal Processing, Malaysia, pp. 287-292, 4-6 March, 2011.
- [31] Shahbeig, S., Pourghassem, H., "A fast and automatic algorithm for optic disc extraction in retinal images using PCA-based pre-processing and Curvelet transform", Journal of the Optical Society of America Journal of Biomedical Imaging, vol. 2012, no. 2, pp. 10, January 2012.
- [11] Muramatsu, C., Hatanaka, Y., Iwase, T., Hara, T., Fujita, H., "Automated detection and classification of major retinal vessels for determination of diameter ratio of arteries and veins", Journal of Medical imaging, vol. 7624, 2010.
- [12] Li, H., Hsu, W., Li Lee, M., Wang, H., "A piecewise gaussian model for profiling and differentiating retinal vessels", International Conference on Image Processing, pp. 1069-1072, 2003.
- [13] Narasimha-Iyer, H., Beach, J. M., Khoobehi, B., Roysam, B., "Automatic identification of retinal arteries and veins from dual-wavelength images using structural and functional features", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 54, no. 8, pp. 1427-1435, August 2007.
- [14] Tramontan, L., Grisan, E., Ruggeri, A., "An improved system for the automatic estimation of the Arteriolar-to-Venular diameter Ratio (AVR) in retinal images", 30th Annual International IEEE EMBS Conference, Vancouver, British Columbia, Canada, pp. 3550-3553, August 2008.
- [15] Tramontan, L., Poletti, E., Fiorin, D., Ruggeri, A. "A Web-Based System for the Quantitative and Reproducible Assessment of Clinical Indexes From the Retinal Vasculature", IEEE transaction on biomedical engineering, vol. 58, no. 3, pp. 818-821, March 2011.
- [16] Image database: www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE.
- [17] Bankhead, P., Scholfield, C., McGeown, J., Curtis, T., "Fast retinal vessel detection and measurement using wavelets and edge location refinement", Plose One, vol. 1, no. 3, March 2012.
- [18] Pourghassem, H., Ghassemian, H., "Content-based medical image classification using a new hierarchical merging scheme", Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 32, no.8, pp. 651-661, 2008.
- [19] Zhang, D., Lu, G., "Shape-based image retrieval using generic Fourier descriptor", Signal Processing and Image Communication, vol. 17, no. 10, pp. 825-848, 2002.
- [20] Behnam, M., Pourghassem, H., "Optimal Query-Based Relevance Feedback in Medical Image Retrieval Using Score Fusion-Based Classification", Journal of Digital Imaging, vol. 28, no.2, pp. 160-178, 2015.
- [21] Hamednejad, G., Pourghassem, H., "Retinal Blood Vessel Classification Based on Color and Directional Features in Fundus Images", the 22th Iranian Conference on biomedical Engineering (ICBM), Tehran, Iran, pp. 257-262, 25-27 November, 2015.

- A-optics Image Science And Vision, vol. 30, pp. 13-21, 2013.
- [32] Nasehi, S., Pourghassem, H., "Online Mental Task Classification based on DWT-PCA Features and Probabilistic Neural Network", International Journal of Imaging and Robotics, vol. 7, no. 1, pp.110-118, 2012.
- [33] Behnam, M., Pourghassem, H., "Singular Lorenz Measures Method for Seizure Detection using KNN-Scatter Search Optimization Algorithm", First conference on Signal Processing and Intelligent Systems (SPIS2015), Amirkabir University, Tehran, pp. 67-72, 16-17 December, 2015.
- [34] Pourghassem, H., "A Hierarchical Structure of Classification based on Trainable Bayesian Classifier for Logo Detection and Recognition in Document Image", Majlesi Journal of Electrical Engineering, vol. 4, no. 4, pp.16-23, 2010.



گل‌نوش حامدنژاد مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی برق-مخابرات از دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف‌آباد به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۹ و ۱۳۹۴ دریافت کرده است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه وی پردازش تصویر، شبکه‌های عصبی و بازشناسی الگو است و تاکنون چندین مقاله در کنفرانس‌های بین‌المللی با موضوع تجزیه و تحلیل تصاویر شبکه‌ی چشم به چاپ رسانده است.



حسین پورقاسم دانشیار گروه مهندسی پزشکی دانشکده برق دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف‌آباد، دکترای تخصصی برق با گرایش مهندسی پزشکی را در سال ۱۳۸۷ از دانشگاه تربیت مدرس اخذ کرده است. وی مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در همین رشته در سال‌های ۱۳۸۱ و ۱۳۸۳ به ترتیب از دانشگاه‌های شاهد و تربیت مدرس دریافت کرده است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه‌ی وی شامل زمینه‌های مختلف پردازش تصویر مانند نمایه‌گذاری و بازیابی تصاویر، بیومتریک، ردیابی اشیاء، آنالیز محتوایی تصاویر پزشکی و شناسایی الگو است و در زمینه‌ها تاکنون بیش از ۱۵۰ مقاله در مجلات و کنفرانس‌های داخلی و بین‌المللی به چاپ رسانیده است. ایشان عضو انجمن بینایی ماشین و پردازش تصویر ایران است.