

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده برق و رباتیک

گروه الکترونیک

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی برق-الکترونیک

جداسازی عروق در تصاویر شبکیه چشم به کمک فیلترهای جهت دار

رضا خرقانیان

استاد راهنما

دکتر علیرضا احمدی فرد

استاد مشاور

دکتر حسین مروی

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

ماه و سال انتشار: بهمن ۱۳۸۹

# دانشگاه صنعتی شاهرود

## دانشکده : برق و روباتیک

### گروه : الکترونیک

پایان نامه کارشناسی ارشد آقای رضا خرقانیان

تحت عنوان: جداسازی عروق در تصاویر شبکه چشم به کمک فیلترهای جهت دار

در تاریخ ..... توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد مورد ارزیابی و با درجه ..... مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	استاد مشاور	امضاء	استاد راهنما
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :

تقدیم به پدر و مادر عزیزم

که هستی و همه‌ی وجودم از آنهاست

## پاسکزاری

الهی، این بار نیز زبان قاصرانه و دل خاشعانه، تو را پاس می‌گوید که بی‌بیچ چشم داشتی

از بندگانت و با کرامت بی‌نهایت، هر روز، می‌بخشی و می‌بخشایی

خداوند را پاس می‌گویم که شیرینی زندگی را به من چشانید و پس از تلاش بی‌ارم به من نشان داد که بیچ نمی‌دانم.

از استاد فریخته و بزرگوارم جناب آقای دکتر احمدی فرد صمیمانه پاسکزارم که راهنمایی‌های ایشان در طول این مسیر، همواره درهای جستجو و تلاش را بر رویم گشود و می‌دانم که راهنمایی‌های ارزشمندشان در ادامه نیز راه‌گشای من در مشکلات خواهد بود.

از استاد کرامی ام، جناب آقای دکتر حسین مروی که با راهنمایی‌های خود سعی در بهبود این پایان‌نامه داشتند پاسکزارم.

از استادان کرامی جناب آقای دکتر کرایلو و دکتر زاهدی که قبول زحمت فرموده و با صبر و حوصله و با دیدی عالمانه به قضاوت نشستند شکر می‌نمایم.

دانشجو تأیید می نماید که مطالب مندرج در این پایان نامه نتیجه تحقیقات خودش می باشد و در صورت استفاده از نتایج دیگران مرجع آن را ذکر نموده است.

کلیه حقوق مادی مترتب از نتایج مطالعات ، آزمایشات و نوآوری ناشی از تحقیق موضوع این پایان نامه متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد .

ماه و سال

چکیده:

جداسازی خودکار عروق از تصاویر شبکیه چشم کمک شایانی به متخصصین علوم پزشکی در تشخیص به هنگام بیماری‌های چشم می‌کند. از مشکلات اساسی استخراج عروق می‌توان به حضور نویز، عدم توزیع یکنواخت روشنایی تصویر چشم و تغییر در ضخامت عروق شبکیه اشاره کرد. در کنار این مشکلات تفاوت شدت روشنایی بین نقاطی از تصویر که بر روی عروق باریک قرار دارند و سایر نقاط تصویر بسیار کم است. به این جهت روش‌های موجود از استخراج درست عروق با ضخامت کم عاجز می‌باشند.

در این تحقیق دو هدف را دنبال می‌کنیم یکی سعی بر ارائه روشی جهت بهبود نتایج روش‌های موجود داریم دیگر اینکه می‌خواهیم تخمین مناسبی از قطر رگ‌ها در هر نقطه داشته باشیم. مورد آخر در تشخیص بسیاری از ضایعات چشمی مانند بیماری دیابت کاربرد دارد.

الگوریتم پیشنهادی برای استخراج عروق از سه مرحله اساسی تشکیل شده است. در مرحله اول که پیش‌پردازش نامیده می‌شود به کمک تصحیح گاما و فیلتر بانک موجک گابور که از جمله فیلترهای جهت‌دار است کیفیت تصویر را بهبود می‌دهیم. به کمک این مرحله سطح نویز تصویر کاهش یافته، سطح روشنایی تصویر تصحیح شده و عروق از پیش‌زمینه متمایز می‌گردند. در مرحله دوم اقدام به استخراج خطوط مرکزی رگ‌ها می‌نماییم. برای این منظور تصویر را بصورت یک رویه توپوگرافیکی در نظر گرفته و دنبال استخراج نقاط با ویژگی ناودانی بیرون هستیم چراکه این نقاط مکان هندسی خط مرکزی رگ می‌باشند. با توجه به اینکه در حضور نویز خطوط استخراج شده منقطع و شکسته می‌باشند نقاط استخراج شده را به کمک فیلترهای جهت‌دار به همدیگر پیوند می‌دهیم. از طرفی در این مرحله توسعه نقاط مرکزی رگ را به نحوی ممکن می‌سازیم تا زمینه استخراج عروق بسیار باریک فراهم گردد. خطوط مرکزی بدست آمده در مرحله دوم برای بازسازی عرض رگ وارد مرحله سوم می‌شود. در مرحله سوم از عملگرهای شکل‌شناسی بهره گرفته‌ایم تا بطور همزمان وجود رگ در

جهت‌های متفاوت و تغییر در قطر آن‌ها را لحاظ نماییم. از خطوط مرکزی به عنوان نقاط شروع استفاده کرده‌ایم و از روش گسترش ناحیه باینری برای بازسازی عرض رگ در چند مرحله استفاده نموده‌ایم. بازسازی عرض رگ در هر مرحله محدود به تصاویر آستانه‌گذاری شده بدست آمده از اعمال فیلترهای شکل‌شناسی است. نتایج حاصل از روش پیشنهاد شده و مقایسه آن با نتایج حاصل از چند الگوریتم مطرح نشان دهنده بهبود در استخراج خودکار رگ‌های شبکیه چشم می‌باشد.

کلمات کلیدی

جداسازی عروق، شبکیه چشم، برچسب‌های توپوگرافیکی، پیوند و توسعه رشته‌ها، فیلترهای

شکل‌شناسی



## لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

- 1- Retinal Vessel Centerline Extraction Using Ridge Points, 3rd International Conference on Machine Learning and Computing(ICMLC 2011)
- 2- Retinal Blood Vessel Segmentation Using Gabor Wavelet and Line Operator, 3rd International Conference on Machine Learning and Computing(ICMLC 2011)

## فهرست مطالب

عنوان	صفحه
۱ فصل اول	۲
۱.۱ مقدمه	۲
۱.۲ اهداف و انگیزش	۲
۱.۳ کاربردها	۳
۱.۴ روش‌های جداسازی	۵
۱.۵ مشکلات	۶
۱.۶ ساختار کلی پایان‌نامه	۱۲
۲ فصل دوم	۱۴
۲.۱ مقدمه	۱۴
۲.۲ روش‌های استخراج رگ‌های شبکیه چشم	۱۴
۲.۲.۱ روش‌های مبتنی بر آستانه‌گذاری	۱۵
۲.۲.۲ روش‌های مبتنی بر لبه	۱۶
۲.۲.۳ استفاده از فیلترهای جهت‌دار و کلاسه‌بند	۱۷
۲.۲.۴ روش گسترش ناحیه	۱۹
۲.۲.۵ روش‌های چند مقیاسی	۲۰
۲.۲.۶ روش‌های مبتنی بر ویژگی‌های توپوگرافیک	۲۱
۲.۲.۷ طرح‌های شکل‌شناسی ریاضی	۲۲
۲.۲.۸ مدل‌های پارامتری- منحنی‌های تطبیق‌پذیر	۲۴
۲.۲.۹ روش‌های مبتنی بر تعیین مسیر و ردیابی	۲۴
۲.۲.۱۰ روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی	۲۶
۲.۳ مقایسه روش‌ها	۲۷
۳ فصل سوم	۳۱
۳.۱ مقدمه	۳۱
۳.۲ تبدیل موجک پیوسته	۳۱
۳.۲.۱ تبدیل موجک پیوسته دو بعدی	۳۳
۳.۳ کلاسه‌بند با سرپرست	۳۷

۳۷	.....	۳.۳.۱ کلاسه‌بند بیزین
۴۴	.....	۳.۳.۲ ماشین بردار پشتیبان
۵۶	.....	فصل چهارم
۵۶	.....	۴.۱ مقدمه
۵۶	.....	۴.۲ گردآوری پایگاه داده
۵۷	.....	۴.۳ معیارهای مقایسه
۵۹	.....	۴.۴ استخراج رگ‌های شبکه‌ی با استفاده از آنالیز موجک گابور دو بعدی و کلاسه‌بند بیزین
۶۶	.....	۴.۵ استخراج رگ‌های شبکه‌ی با استفاده از اپراتور خط و کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان
۷۰	.....	۴.۶ استخراج رگ‌های خونی شبکه‌ی با ترکیب خطوط مرکزی و بازسازی با روش‌های شکل‌شناسی
۷۰	.....	۴.۶.۱ پیش‌پردازش
۷۲	.....	۴.۶.۲ استخراج خطوط مرکزی
۷۵	.....	۴.۶.۳ جداسازی رگ‌ها
۷۸	.....	فصل پنجم
۷۸	.....	۵.۱ مقدمه
۷۸	.....	۵.۲ استفاده از ویژگی‌های موجک گابور در کنار ویژگی‌های اپراتور خط و پاره خط عمود بر آن
۸۴	.....	۵.۳ استخراج خطوط مرکزی و استفاده از آنها برای بازسازی عرض رگ
۸۴	.....	۵.۳.۱ ارتقاء در کیفیت تصویر
۹۱	.....	۵.۳.۲ استخراج نقاط ناودانی بیرون و خطوط مرکزی
۱۱۲	.....	۵.۳.۳ بازسازی عرض رگ از روی خطوط مرکزی
۱۱۸	.....	۵.۴ تخمین قطر رگ
۱۱۹	.....	۵.۴.۱ استخراج خطوط مرکزی رگ از روی نقاط ناودانی بیرون
۱۱۹	.....	۵.۴.۲ تعیین راستای رگ و جهت عمود بر آن
۱۲۲	.....	۵.۴.۳ استخراج پروفایل در جهت عمود بر راستای رگ و تصحیح آن
۱۲۵	.....	۵.۴.۴ استخراج ویژگی از پروفایل تصحیح شده و آموزش شبکه عصبی برای تخمین قطر رگ
۱۲۶	.....	۵.۴.۵ استفاده از شبکه عصبی آموزش دیده برای تخمین قطر رگ
۱۲۸	.....	فصل ششم
۱۲۸	.....	۶.۱ مقدمه
۱۲۹	.....	۶.۲ نتایج الگوریتم پیشنهادی اول
۱۳۰	.....	۶.۲.۱ نتایج کمی

۱۳۲.....	۶.۲.۲ نتایج کیفی .....
۱۳۷.....	۶.۳ نتایج الگوریتم پیشنهادی دوم.....
۱۴۱.....	۶.۴ نتایج الگوریتم پیشنهادی برای تخمین قطر رگ .....
۱۴۶.....	۷ فصل هفتم.....
۱۴۶.....	۷.۱ مقدمه .....
۱۴۶.....	۷.۲ نتیجه‌گیری .....
۱۴۸.....	۷.۳ پیشنهادات برای کارهای آتی.....
۱۵۰.....	۸ مراجع .....
۱۵۳.....	۹ Abstract .....

## فهرست جداول

- جدول ۱-۵: پارامترهای استفاده شده در مرحله پیش پردازش در روش پیشنهادی. ۸۸.....
- جدول ۲-۵: حالات مختلف پاسخ به همراه برچسب انتخابی در روش پیشنهادی Wang و همکارش [۱۸]. ۱۰۱.....
- جدول ۳-۵: درصد های ثابت از پیش تعیین شده برای تعیین مقادیر آستانه. ۱۱۶.....
- جدول ۱-۶: معیار صحت برای نتیجه کلاسه بندی با کلاسه بند بیزین و آنالیز موجک کابور. ۱۳۰.....
- جدول ۲-۶: معیار صحت برای نتیجه کلاسه بندی با کلاسه بند ماشین بردار پشتیبان و استفاده از اپراتور خط و پاره خط عمود بر آن. ۱۳۰.....
- جدول ۳-۶: استفاده از کلاسه بند بیزین. ۱۳۱.....
- جدول ۴-۶: استفاده از کلاسه بند ماشین بردار پشتیبان. ۱۳۱.....
- جدول ۵-۶: اطلاعات آماری استخراج شده از جداول ۱-۶ تا ۴-۶. ۱۳۲.....
- جدول ۶-۶: نتایج بدست آمده در استفاده از کلاسه بند ماشین بردار پشتیبان و پنج ویژگی استخراج شده در [۱۲]. ۱۳۴.....
- جدول ۷-۶: نتایج بدست آمده در استفاده از کلاسه بند بیزین برای  $k = 20$  و پنج ویژگی استخراج شده در [۱۱]. ۱۳۵.....
- جدول ۸-۶: اطلاعات آماری استخراج شده از جداول ۶-۶ تا ۷-۶. ۱۳۵.....
- جدول ۹-۶: معیار صحت محاسبه شده برای هر تصویر جداسازی شده با الگوریتم پیشنهادی دوم. ۱۳۸.....
- جدول ۱۰-۶: معیار FPF محاسبه شده برای هر تصویر جداسازی شده با الگوریتم پیشنهادی دوم. ۱۳۸.....
- جدول ۱۱-۶: معیار TPF محاسبه شده برای هر تصویر جداسازی شده با الگوریتم پیشنهادی دوم. ۱۳۸.....
- جدول ۱۲-۶: نتایج استخراج شده و گزارش شده برای الگوریتم های مختلف و الگوریتم پیشنهادی دوم. ۱۳۹.....
- جدول ۱۳-۶: مقادیر استخراج شده از نمودار نشان داده شده در شکل ۵-۶. ۱۴۲.....
- جدول ۱۴-۶: مقادیر استخراج شده از نمودار نشان داده شده در شکل ۷-۶. ۱۴۴.....

## فهرست شکل‌ها

- شکل ۱-۱: راست: بینایی در حالت طبیعی، چپ: بینایی همان منظره از دید شخص بیمار دیابتی. ۴.....
- شکل ۲-۱: راست: الف) رگ‌های شبکیه چشم در حالت نرمال، ب) نازک شدن و خونریزی رگ‌های باریک در مراحل اولیه بیماری، ج) رشد رگ‌های نو در شبکیه، د) رشد بیش از حد رگ و جدا شدن شبکیه از دیواره داخلی کره چشم. ۴.....
- ۳-۱: تصویر رنگی شبکیه چشم. ۷.....
- شکل ۴-۱: هیستوگرام کانال سبز تصویر شبکیه شکل ۳-۱. ۸.....
- شکل ۵-۱: راست: الف) تصویر رنگی شبکیه چشم، ب) حضور رگ باریک در پیش‌زمینه، ج) تصویر برجسته‌گذاری شده توسط متخصص، د) پروفایل رگ باریک مشخص شده در تصویر. ۹.....
- شکل ۶-۱: ناحیه اپتیک دیسک. ۱۰.....
- شکل ۷-۱: پدیده انعکاس مرکزی در میانه رگ‌های ضخیم. ۱۱.....
- شکل ۸-۱: ناحیه Fovea در تصویر شبکیه چشم. ۱۱.....
- شکل ۱-۳: موجک کلاه مکزیکی دوبعدی، الف) موجک متقارن ب) موجک نامتقارن با  $\epsilon = 2$  [۲۸]. ۳۵.....
- شکل ۲-۳: فوق صفحه‌های مجزا ساز برای داده‌های جداپذیر خطی [۳۲]. ۴۵.....
- شکل ۳-۳: حاشیه برای جهت ۲ بیشتر از حاشیه در جهت ۱ است [۳۲]. ۴۶.....
- شکل ۴-۳: نمونه‌ای از داده‌هایی که به صورت خطی جداپذیرند [۳۲]. ۵۰.....
- شکل ۱-۴: راست: معکوس کانال سبز شبکیه، چپ: گسترش ناحیه مطلوب. ۶۰.....
- شکل ۲-۴: موجک گابور در مقیاس ۲ و چهار زاویه. ۶۱.....
- شکل ۳-۴: پنج ویژگی استخراج شده الف) معکوس کانال سبز، ب) موجک گابور با مقیاس ۲، ج) موجک گابور با مقیاس ۳، د) موجک گابور با مقیاس ۴، و) موجک گابور با مقیاس ۵. ۶۳.....
- شکل ۴-۴: الف) تصویر رنگی شبکیه، ب) معکوس کانال سبز، ج) تصویر برجسته‌گذاری شده دستی، د) نتیجه کلاسه‌بندی با کلاسه‌بند بیزین. ۶۵.....
- شکل ۵-۴: جهت برای تخمین قدرت خط پیکسل مرکزی [۱۱]. ۶۷.....
- شکل ۶-۴: الف) پاسخ اپراتور خط، ب) پاسخ پاره خط عمود بر راستای مقدار ماکزیمم اپراتور خط. ۶۸.....
- شکل ۷-۴: الف) تصویر رنگی شبکیه، ب) معکوس کانال سبز، ج) تصویر برجسته‌گذاری شده دستی، د) نتیجه کلاسه‌بندی با کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان. ۶۹.....
- شکل ۸-۴: مجموعه فیلترهای تشخیص دهنده خط با عرض یک پیکسل که برای ارتقاء در رگ‌های باریک استفاده شده‌اند [۳۶]، [۲۰]. ۷۰.....
- شکل ۹-۴: الف) تصویر نرمالیزه شده با فیلتر متوسط‌گیر حسابی، ب) تا و) پاسخ تصویر نرمالیزه شده به فیلتر تشخیص دهنده خط به ترتیب با زوایای ۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه، ه) تصویر حاصل از اضافه کردن ماکزیمم پاسخ برای هر پیکسل و بین چهار زاویه به تصویر (الف). ۷۱.....
- شکل ۱۰-۴: الف) چهار ترکیب ممکن برای علامت مشتق خروجی، ب) نمودار ایده‌آل مقطع عرضی یک رگ به همراه علامت مشتق، ج) کرنل فیلتر مشتق‌گیر در راستای افق (صفر درجه) [۳۷]، [۲۰]. ۷۲.....
- شکل ۱۱-۴: الف) خروجی فیلتر مشتق‌گیر افقی، ب) تصویر نقاط اولیه برای خطوط مرکزی. ۷۳.....
- شکل ۱۲-۴: الف تا د) تقاطع مرکزی تأیید شده در چهار جهت، و) ترکیب نقاط مرکزی و تشکیل خطوط مرکزی نهایی [۲۰]. ۷۴.....

- شکل ۴-۱۳: الف) خطوط مرکزی رگ‌ها، ب تا و) خروجی‌ها مربوط به گسترش ناحیه ه، نتیجه نهایی جداسازی [۲۰]..... ۷۶
- شکل ۵-۱: الف) پاسخ موجک گابور برای مقیاس ۲، ب - و) تصویر رنگی قسمتی از شبکه همراه با پدیده انعکاس مرکزی و پاسخ موجک گابور به این پدیده..... ۷۹
- شکل ۵-۲: الف) پاسخ موجک گابور برای مقیاس ۵، ب و ج) تصویر رنگی شبکه و پاسخ موجک که در نقاط انشعاب رگ‌ها خطا ایجاد شده است، د - و) تصویر رنگی شبکه و پاسخ نامناسب موجک گابور برای دو رگ نزدیک به هم..... ۸۰
- شکل ۵-۳: نتیجه حاصل از جداسازی با پارامترهای انتخاب شده در [۱۲]..... ۸۱
- شکل ۵-۴: الف) تصویر رنگی قسمتی از شبکه، ب) پاسخ اپراتور خط پیشنهاد شده در [۱۱]، ج) نتیجه کلاسه بندی..... ۸۲
- شکل ۵-۵: جدا سازی با استفاده از اپراتور خط و پاره خط عمود بر آن..... ۸۲
- شکل ۵-۶: جداسازی رگ‌ها با ترکیب ویژگی‌های موجک گابور و اپراتور خط با کلاسه‌بند: الف) بردار ماشین پشتیبان، ب) کلاسه‌بند بیزین..... ۸۳
- شکل ۵-۷: نمودار تبدیل معادله ۳-۵..... ۸۷
- شکل ۵-۸: معکوس کانال سبز..... ۸۹
- شکل ۵-۹: نتیجه حاصل از اعمال تبدیل گاما..... ۸۹
- شکل ۵-۱۰: نتیجه حاصل از اعمال تبدیل موجک گابور..... ۸۹
- شکل ۵-۱۱: نتیجه حاصل از تصحیح ضرایب موجک گابور..... ۹۰
- شکل ۵-۱۲: نمایش قسمتی از تصویر شبکه به صورت یک رویه سه بعدی..... ۹۱
- شکل ۵-۱۳: تصویر و رویه متناظر با آن پس از مرحله پیش پردازش..... ۹۲
- شکل ۵-۱۴: الف)  $H(0,1)$ ، ب)  $H(1,0)$ ، ج)  $H(0,2)$ ، د)  $H(2,0)$ ، و)  $H(1,1)$ ..... ۹۵
- شکل ۵-۱۵: از راست به چپ، ردیف اول) قله، چاله، ناودانی بیرون، ردیف دوم) ناودانی داخل، زین اسبی از خارج، زین اسبی از داخل، ردیف سوم) سرایشی با انحنا به داخل، سرایشی با انحنا به خارج، سرایشی زین اسبی با انحنا به خارج، ردیف چهارم) سرایشی زین اسبی با انحنا به داخل، سرایشی بدون انحنا، سطح تراز..... ۹۷
- شکل ۵-۱۶: وقوع ماکزیمم محلی در مکانی بجز مرکز پیکسل..... ۹۸
- شکل ۵-۱۷: وقوع مینیمم محلی در مکانی بجز مرکز پیکسل..... ۹۹
- شکل ۵-۱۸: نمایش بردارهای ویژه در کنار جهت‌های تعریف شده چهار گانه..... ۱۰۰
- شکل ۵-۱۹: نمایش دوازده برچسب توپوگرافیک..... ۱۰۲
- شکل ۵-۲۰: تصویر شامل نقاط ناودانی و تشکیل خطوط مرکزی رگ..... ۱۰۲
- شکل ۵-۲۱: تصویر شکل ۵-۲۰ پس از استفاده اپراتور نازک سازی..... ۱۰۳
- شکل ۵-۲۲: پنجره‌ای به ابعاد ۱۰ در ۱۰، الف) از تصویر ارتقاء یافته، ب) از تصویر نقاط ناودانی، ج) اعمال آستانه به تصویر الف)، د) حاصل AND تصاویر ب) و ج)..... ۱۰۴
- شکل ۵-۲۳: پنجره‌ای به ابعاد ۱۰ در ۱۰، الف) از تصویر ارتقاء یافته، ب) از تصویر نقاط ناودانی، ج) اعمال آستانه ب تصویر الف)، د) حاصل AND تصاویر ب) و ج)..... ۱۰۵
- شکل ۵-۲۴: الف) نقاط ناودانی بیرون اولیه، ب) نتیجه حاصل از اعمال نازک سازی بر تصویر الف)، ج) تصویر ب) پس از حذف مولفه‌های کوتاه، د) مولفه‌های کوتاه، و) نتیجه حاصل از الگوریتم حذف نویز..... ۱۰۶
- شکل ۵-۲۵: مجموعه هشت عنصر ساختاری مورد استفاده برای آشکار سازی نقاط انتهایی [۳۸]..... ۱۰۷
- شکل ۵-۲۶: بانک فیلتری شامل فیلترهایی در هشت جهت، جهت تعیین ناحیه محتمل رشد..... ۱۰۸

- شکل ۲۷-۵: پنجره ای به ابعاد ۱۵ در ۱۵ (الف) شامل دو مولفه از نقاط ناودانی بیرون، ب) مولفه موثر در تعیین ناحیه محتمل رشد. ۱۰۸.....
- شکل ۲۸-۵: نمودار مجموع پیکسل های با ارزش یک در خروجی بانک فیلتر شکل ۲۷-۵. ۱۰۹.....
- شکل ۲۹-۵: فیلترهای پاره خطی مورد استفاده در تعیین جهت دقیق رشد خط مرکزی. ۱۱۰.....
- شکل ۳۰-۵: میانگین شدت روشنایی در امتداد پاره خط های به مرکز نقطه انتهایی در رشته شکل ۲۷-۵. ۱۱۰.....
- شکل ۳۱-۵: الف و ب) مراحل میانی الگوریتم رشد نقاط ناودانی شکل ۲۶-۵ (الف)، ج) نتیجه حاصل از رشد. ۱۱۱.....
- شکل ۳۲-۵: الف) نقاط ناودانی ورودی به الگوریتم رشد، ب) نقاط انتهایی تصویر (الف)، ج) نتیجه حاصل از عمل رشد و گسترش. ۱۱۱.....
- شکل ۳۳-۵: الف) معکوس کانال سبز پس از اعمال تصحیح گاما، ب) نتیجه اعمال عملیات closing روی تصویر (الف)، ج تا س) اعمال اپرتور opening، عنصر ساختار با شعاع متغیر ۱ تا ۸. ۱۱۳.....
- شکل ۳۴-۵: متوسط آماری بین هر دو تصویر متوالی از هشت تصویر خروجی شکل (۴-۳۳) (ج تا س). ۱۱۵.....
- شکل ۳۵-۵: تصاویر بازسازی شده (الف تا د) از شکل ۳۴-۵. ۱۱۶.....
- شکل ۳۶-۵: نتیجه حاصل از گسترش ناحیه پس از الف) مرحله اول، ب) مرحله دوم، ج) مرحله سوم، د) مرحله آخر. ۱۱۷.....
- شکل ۳۷-۵: الف) پیکسل هایی که برچسب صفر درجه خورده اند. ب) پیکسل هایی که برچسب ۴۵ درجه خورده اند. ج) پیکسل هایی که برچسب ۹۰ درجه خورده اند. د) پیکسل هایی که برچسب ۱۳۵ درجه خورده اند. ۱۲۰.....
- شکل ۳۸-۵: پیکسل هایی که برچسب گذاری نشده اند. ۱۲۱.....
- شکل ۳۹-۵: پیکسل هایی که دارای یک سطح خاکستری یکسان هستند یک زاویه را نشان می دهند که با اپراتور پیشنهاد شده در [۳۵] تعیین شده اند. ۱۲۱.....
- شکل ۴۰-۵: پروفایل استخراج شده برای چند نقطه روی خطوط مرکزی و در جهت عمود بر راستای رگ. ۱۲۲.....
- شکل ۴۱-۵: مثال هایی از تاثیر پدیده انعکاس مرکزی بر پروفایل رگ، ستون سمت راست هر شکل نتیجه تصحیح شده پروفایل رگ (ستون سمت چپ) می باشد. ۱۲۴.....
- شکل ۴۲-۵: حذف اثر نویز از پروفایل رگ، شکل سمت راست پروفایل تصحیح شده پروفایل سمت چپ می باشد. ۱۲۵.....
- ۱-۶: الف) تصویر رنگی شبکیه چشم، ب) تصویر برچسب گذاری شده دستی، ج) تصویر جداسازی شده با روش ارائه شده در [۱]، د) تصویر جداسازی شده با روش ارائه شده در [ب]، و) تصویر جداسازی شده با هفت ویژگی و استفاده از کلاسه بند بیزین، ه) تصویر جداسازی شده با هفت ویژگی و استفاده از کلاسه بند ماشین بردار پشتیبان. ۱۳۳.....
- شکل ۲-۶: الف) استفاده از کلاسه بند بیزین با سه ویژگی و ب) استفاده از کلاسه بند ماشین بردار پشتیبان با پنج ویژگی. ۱۳۶.....
- شکل ۳-۶: الف، ب و ج) تصویر برچسب گذاری شده توسط متخصص، د، و ه) تصاویر جداسازی شده بکمک الگوریتم پیشنهادی دوم. ۱۳۹.....
- شکل ۴-۶: به ترتیب از بالا به پایین: قسمتی از تصویر معکوس کانال سبز، خطوط مرکزی و تصویر برچسب گذاری شده متناظر. ۱۴۱.....
- شکل ۵-۶: نمودار فراوانی تفاضل میان قطر تخمین زده شده و قطر واقعی. ۱۴۲.....
- شکل ۶-۶: به ترتیب از بالا به پایین: قسمتی از تصویر معکوس کانال سبز، خطوط مرکزی و تصویر برچسب گذاری شده متناظر. ۱۴۳.....
- شکل ۷-۶: نمودار فراوانی تفاضل میان قطر تخمین زده شده و قطر واقعی. ۱۴۴.....



# فصل اول

مقدمه

## ۱ فصل اول

### ۱.۱ مقدمه

در ابتدای این فصل اهداف و انگیزه‌های انجام این تحقیق آورده شده و سپس برخی از کاربردهای آن مطرح می‌گردد. در ادامه به اختصار روش‌های جداسازی رگ‌های شبکیه چشم را مطرح می‌کنیم و پس از آن مشکلاتی که جداسازی رگ‌های شبکیه چشم را بستری برای انجام مطالعه و تحقیق بیشتر قرار داده است، بیان می‌کنیم و در نهایت ساختار کلی این تحقیق را مطرح می‌نماییم.

### ۱.۲ اهداف و انگیزش

با توجه به گسترش جوامع بشری، ماشین‌های متخصص<sup>۱</sup> در بسیاری از زمینه‌ها و بخصوص در صنعت جایگه‌ها و اهمیت خاصی پیدا کرده‌اند و نیاز به اتوماسیون بیش از پیش احساس می‌گردد و مسیر پیشرفت آینده در خودکار کردن تمامی سیستم‌ها پیش می‌رود.

استفاده از سیستم‌های پیشرفته تصویربرداری پزشکی کمک شایانی در تشخیص بیماری‌ها به متخصصین علوم پزشکی نموده است در این راستا استفاده از روش‌های خودکار آنالیز تصاویر پزشکی روز به روز از اهمیت بیشتری برخوردار می‌گردند.

ما در این تحقیق جداسازی عروق شبکیه چشم را در تصاویر پزشکی مورد تحقیق و بررسی قرار داده‌ایم. الگوریتم‌های جداسازی رگ جزء اصلی سیستم‌های تشخیص رادیولوژیکی خودکار محسوب می‌شوند. روش‌های جداسازی بسته به قالب تصاویر، حوزه کاربرد، خودکار یا نیمه خودکار بودن و یک سری فاکتورهای خاص تغییر می‌کنند. تا کنون روشی که بتوان به کمک آن رگ‌ها را در هر فرم تصویر جدا کرد ارائه نشده است. بسته به کیفیت تصویر و وجود اثرهای مصنوعی دیگر مثل نویز،

---

<sup>۱</sup> Expert Machine

بعضی از روش‌ها قبل از اعمال الگوریتم جداسازی نیاز به یک یا چند مرحله پیش‌پردازش دارند. از طرف دیگر بعضی روش‌ها نیاز به اعمال یک یا چند مرحله پردازش نهایی برای حذف اثرات ناخواسته در نتیجه اعمال الگوریتم دارند.

### ۱.۳ کاربردها

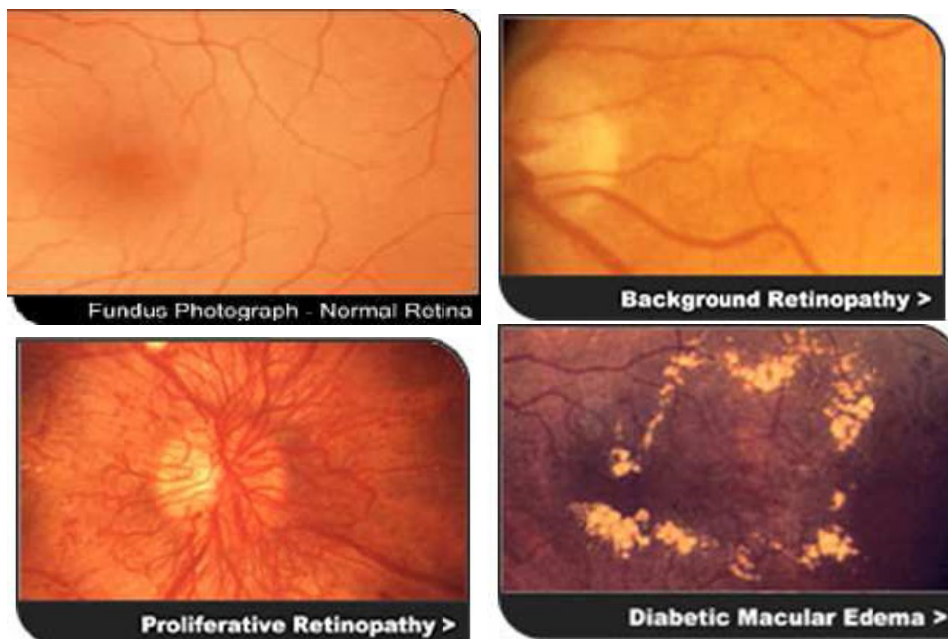
از روی شکل ظاهری رگ می‌توان ویژگی‌هایی مانند رنگ، طول، عرض، انحنای و تاری را مشاهده کرد. هر یک از این ویژگی‌ها می‌تواند اطلاعاتی را در مورد بیماری‌های مرتبط با عروق ارائه دهد. از جمله این بیماری‌ها می‌توان به فشار خون، دیابت، تصلب شرایین، بیماری‌های قلبی عروقی و ... اشاره کرد. موضوعات متفاوتی در تصاویر شبکیه چشم می‌تواند مورد تحقیق و بررسی قرار گیرد که همگی از نظر پاتولوژیکی از اهمیتی خاص برخوردار هستند. از جمله این موضوعات می‌توان به شبکه رگی، اتساع رگی، خونریزی و ترشح التهابی اشاره کرد.

برای مثال در مورد بیماری دیابت که علت نابینایی در بعضی از بیماران به حساب می‌آید در صورت پیگیری و مشاهده مداوم عروق موجود در شبکیه چشم، امکان پیشگیری از آن بسیار مؤثر است. دید شخصی که مبتلا به این بیماری است در شکل ۱-۱ نشان داده شده است. این بیماری باعث تغییر حالت در رگ‌های شبکیه چشم می‌شود. در مراحل اول بیماری رگ‌های باریک، یا همان مویرگ‌ها، تحت تاثیر قرار می‌گیرند این امر منجر می‌شود تا این رگ‌ها نازک و ضعیف شده و در نهایت دچار خونریزی گردند. در شکل ۱-۲ (ب) این اثر نشان داده شده است [۱]، [۲] و [۳]. در این مرحله از بیماری، شخص در بینایی خود تغییر چندانی را احساس نمی‌کند ولی اگر در همین مرحله از بیماری شخص تحت نظر متخصص چشم پزشک قرار گیرد، همین تغییرات اندک در حالت رگ‌ها توسط وی قابل تشخیص بوده و می‌تواند از پیشرفت بیماری جلوگیری کند.



شکل ۱-۱: راست: بینایی در حالت طبیعی، چپ: بینایی همان منظره از دید شخص بیمار دیابتی.

با پیشرفت بیماری برخی از رگ‌ها مسدود می‌شوند که باعث رشد رگ‌های جدیدی در شبکیه می‌شود. البته این رگ‌ها غیر طبیعی و آسیب پذیر بوده و براحتی خونریزی می‌کنند (شکل ۱-۲(ج)). با گسترش هرچه بیشتر بیماری، رشد این رگ‌ها ادامه پیدا کرده و نهایتاً با جدا شدن شبکیه از سطح داخلی کره چشم در بینایی شخص اختلال ایجاد خواهد شد (شکل ۱-۲(د)).



شکل ۱-۲: راست: الف) رگ‌های شبکیه چشم در حالت نرمال، ب) نازک شدن و خونریزی رگ‌های باریک در مراحل اولیه بیماری، ج) رشد رگ‌های نو در شبکیه، د) رشد بیش از حد رگ و جدا شدن شبکیه از دیواره داخلی کره چشم. (http://www.inoveon.com)

## ۱.۴ روش‌های جداسازی

در زمینه جداسازی رگ‌های شبکیه چشم الگوریتم‌ها و متدهای متفاوتی پیشنهاد شده است. روش‌های اولیه از دقت بالایی برخوردار نبوده و نسبت به تغییر شرایط مقاوم<sup>۲</sup> نبودند با این حال مبنای گسترش تحقیقات آینده محسوب می‌شوند. در سال‌های اخیر روش‌ها بگونه‌ای تغییر کرده‌اند که در مقابل نویز و سایر شرایط از مقامت خوبی برخوردار هستند اما تا کنون روشی قطعی با احتمال خطای بسیار پایین گزارش نشده و تحقیقات در این زمینه ادامه دارد.

دسته‌بندی‌های متفاوتی را می‌توان برای روش‌های ارائه شده در نظر گرفت. از یک دید می‌توان این روش‌ها را در دو گروه کلی روش‌های بدون سرپرست<sup>۳</sup> و روش‌های با سرپرست<sup>۴</sup> قرار داد. در روش‌های با سرپرست نیاز است تا الگوریتم طراحی شده برای جداسازی رگ‌ها با استفاده از یک سری نمونه‌های اولیه که رگ یا غیر رگ بودنشان مشخص است، آموزش داده شوند، روش‌هایی که از کلاسه‌بند استفاده می‌کنند و روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی از این دسته‌اند. اما روش‌هایی که در گروه دوم قرار می‌گیرند به آموزش اولیه نیازی نداشته و تمامی اطلاعات مورد نیاز را از تصویر مورد مطالعه استخراج می‌کنند و بر اساس آن‌ها عمل جداسازی را انجام می‌دهند. روش‌های مبتنی بر ویژگی‌های توپوگرافیک، تعیین مسیر و ردیابی و گسترش ناحیه نمونه‌هایی از روش‌هایی هستند که در این گروه قرار می‌گیرند.

گروه‌بندی‌های دیگری نیز وجود دارند که از آن میان می‌توان به دسته‌بندی بر اساس روش یا روش‌های مورد استفاده در الگوریتم جداسازی اشاره کرد.

### ۱. روش‌های مبتنی بر آستانه‌گذاری

Robust<sup>۲</sup>  
Unsupervised Methods<sup>۳</sup>  
Supervised Methods<sup>۴</sup>

۲. روش‌های مبتنی بر لبه
۳. استفاده از فیلترهای جهت‌دار و کلاسه‌بند
۴. روش گسترش ناحیه
۵. روش‌های چند مقیاسی
۶. روش‌های مبتنی بر ویژگی‌های توپوگرافیک
۷. طرح‌های شکل‌شناسی ریاضی
۸. روش‌های مبتنی بر مدل
۹. روش‌های مبتنی بر تعیین مسیر و ردیابی
۱۰. روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی

با توجه به ویژگی‌های خاص تصاویر شبکیه چشم و نوع الگوریتم ممکن است از یک یا چند روش برای جداسازی رگ‌های شبکیه چشم بهره گرفت.

## ۱.۵ مشکلات

برای آنکه بتوان الگوریتمی مناسب برای جداسازی تصاویر ارائه کرد نیاز است تا تصاویر به دقت مورد بررسی قرار گیرند. شکل ۱-۳ تصویر رنگی شبکیه چشم را نشان می‌دهد.



۴-۱: تصویر رنگی شبکیه چشم.

با مشاهده و بررسی تصاویر مربوط به شبکیه چشم نکات زیر قابل ذکر است.

#### ✓ قطر رگ

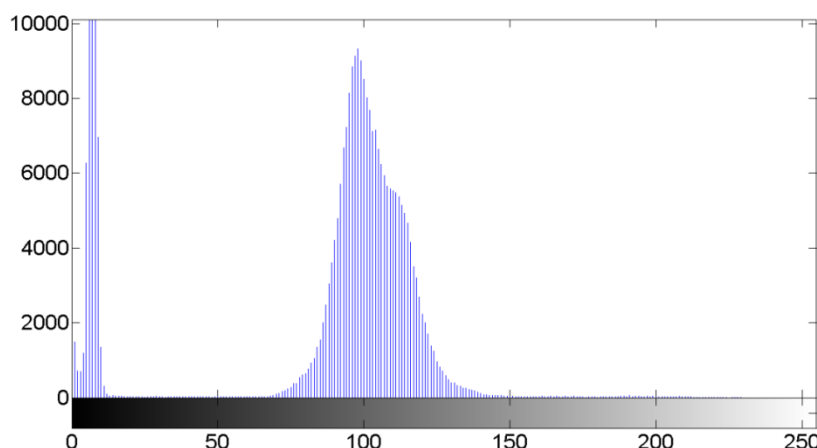
رگ‌ها در شبکیه چشم دارای ضخامت متغیر هستند. برای تصاویر موجود در پایگاه داده DRIVE کوچکترین قطر رگ یک پیکسل و حداکثر آن بین ۱۲ تا ۱۵ پیکسل متغیر است. بنابراین روشی را که برای جداسازی انتخاب می‌کنیم باید بتواند این تغییرات در قطر رگ را پوشش دهد. برای مثال در استفاده از ویولت گابور برای استخراج ویژگی [۱۲]، از این ویولت در مقیاس‌های مختلف استفاده می‌شود تا بتوان تغییرات عرض رگ را در نظر گرفت.

## ✓ حضور رگ در جهت‌های مختلف

مورد دیگری که هنگام بکار گرفتن یک روش بایستی مورد توجه قرار گیرد، حضور رگ در جهت‌های مختلف است. توانایی چرخش در جهت‌های مختلف از ویژگی‌هایی است که روش انتخاب شده بایستی داشته باشد. برای مثال ویولت گابور در مرجع [۱۲] برای استخراج ویژگی، ۱۸ جهت متفاوت را انتخاب کرده است.

## ✓ عدم توزیع یکنواخت روشنایی در سطح تصویر

توزیع روشنایی در سطح تصویر شبکه یکسان نیست و این خود عاملی برای بروز خطا در جداسازی محسوب می‌شود. شکل ۴-۱ هیستوگرام تصویر کانال سبز شبکه شکل ۳-۱ را نشان می‌دهد.

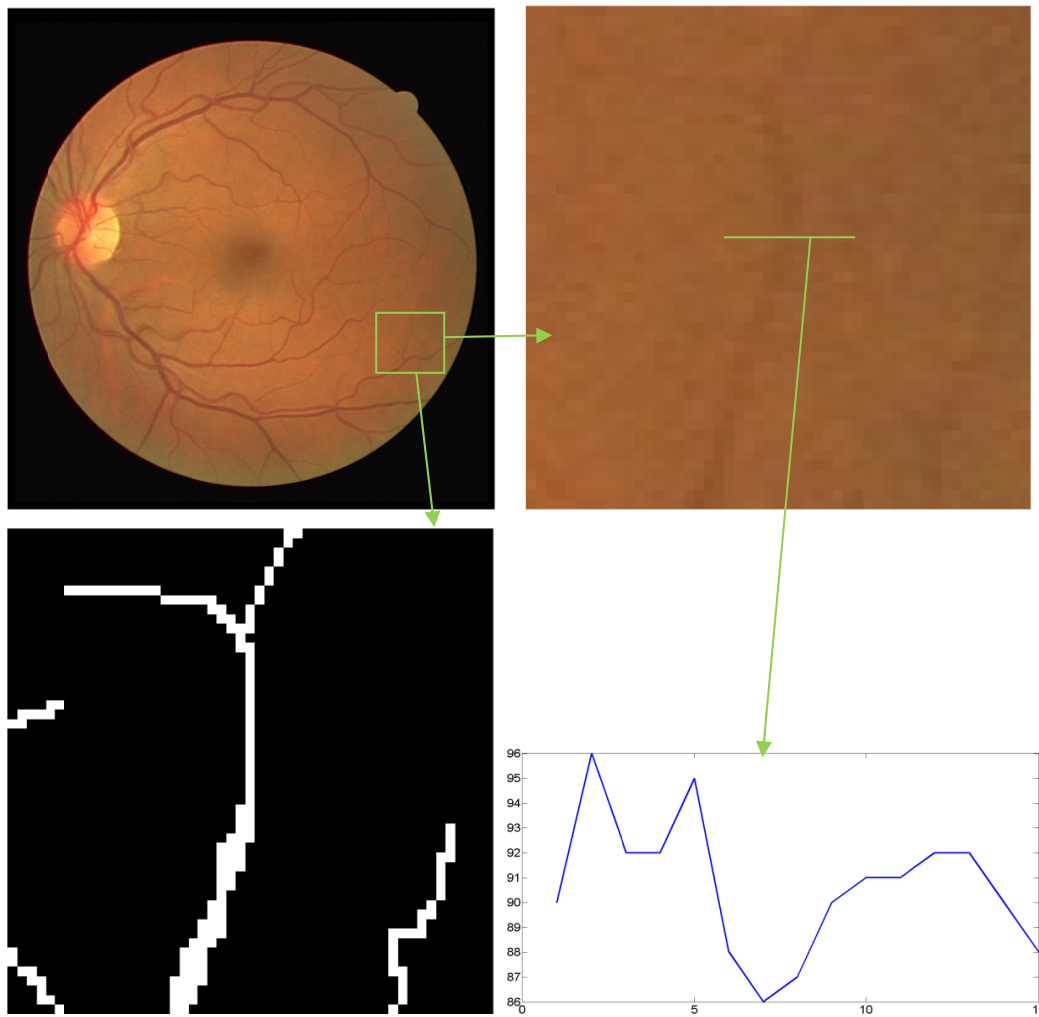


شکل ۴-۱: هیستوگرام کانال سبز تصویر شبکه شکل ۳-۱.

## ✓ حضور رگ‌های باریک در نواحی با روشنایی کم

روشنایی رگ‌های باریک نسبت به رگ‌های ضخیم در سطح پایین‌تری قرار داشته و بیشتر به سطح روشنایی نوینِ پیش‌زمینه نزدیک است. به همین علت یکی از عوامل افزایش میزان خطا در جداسازی محسوب می‌شود. شکل ۵-۱ نمونه‌ای از یک رگ باریک به همراه پروفایل آن را نمایش می‌دهد.





شکل ۱-۵: راست: الف) تصویر شبکیه چشم، ب) حضور رگ باریک در ناحیه‌ای با روشنایی اندک، ج) تصویر برچسب گذاری شده توسط متخصص، د) پروفایل متناظر با رگ باریک مشخص شده در تصویر.

همانطور که در شکل مشخص است سطح روشنایی پیکسل‌هایی که روی رگ‌های باریک واقع شده‌اند از سطح روشنایی بسیار پایین و نزدیک به پیش‌زمینه برخوردار هستند.

✓ خطای ایجاد شده در اثر ناحیه اپتیک دیسک<sup>۵</sup>

ناحیه اپتیک دیسک محلی است که در آن رگ‌های داخل شبکیه چشم با بیرون از کره چشم ارتباط دارند. شکل ۱-۶ این ناحیه را نشان می‌دهد.

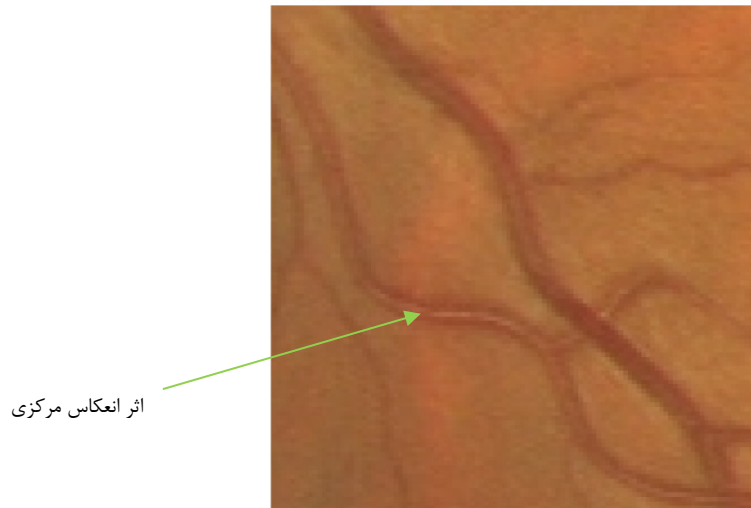


شکل ۱-۶: ناحیه اپتیک دیسک.

همانطور که در شکل مشخص است سطح روشنایی این ناحیه از تصویر نسبت به سایر قسمت‌ها بالاتر است. مرز بین ناحیه اپتیک دیسک با نواحی پیرامونش یک منبع بروز خطا در جداسازی است. علاوه بر این، جداسازی رگ‌هایی که داخل این ناحیه قرار گرفته‌اند نیز با خطا همراه است.

✓ پدیده انعکاس مرکزی<sup>۶</sup> در رگ‌های ضخیم

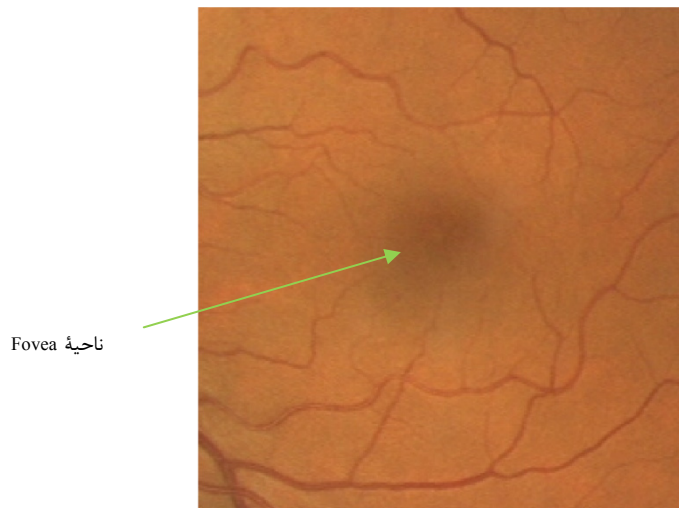
قسمت میانی بعضی از رگ‌های شبکیه نسبت به اطرافش از سطح روشنایی کمتری برخوردار است که این پدیده در اثر نحوه تصویر برداری بوجود می‌آید. این پدیده در هنگام جداسازی رگ خطا ایجاد کرده و الگوریتم‌های متداول نیز پیکسل‌هایی که در این قسمت قرار گرفته‌اند را به اشتباه غیر رگ تشخیص می‌دهند. این پدیده در شکل ۱-۷ نشان داده شده است.



شکل ۷-۱: پدیده انعکاس مرکزی در میانه رگ‌های ضخیم.

✓ ناحیه Fovea

این ناحیه در شکل ۸-۱ نشان داده شده است. سطح روشنایی این ناحیه نزدیک سطح روشنایی رگ‌هاست و همین امر ایجاد خطا می‌کند.



شکل ۸-۱: ناحیه Fovea در تصویر شبکیه چشم.

هنگامی که می‌خواهیم روشی را برای استخراج رگ‌های شبکیه چشم انتخاب کنیم می‌بایست موارد بالا را در نظر بگیریم.

## ۱.۶ ساختار کلی پایان‌نامه

این تحقیق شامل هفت فصل می‌باشد. تعریف مسئله و اهمیت موضوع به همراه شمای کلی روش‌های موجود در فصل جاری آورده شد. در فصل دوم روش‌های استفاده شده در جداسازی رگ‌ها به تفصیل بیان شده و مقایسه‌ای بین آن‌ها آورده شده است. در فصل سوم تئوری پایه برای درک روش‌های مطرح شده در فصل چهارم آورده شده است که شامل تئوری تبدیل موجک<sup>۷</sup> پیوسته، تعریف موجک گابور، کلاسه‌بند بیزین، تئوری بیشینه‌سازی میانگین<sup>۸</sup> و کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان می‌باشد. در فصل چهارم نحوه پیاده‌سازی سه روش برتر در میان روش‌های موجود را توضیح می‌دهیم. در فصل ششم روش‌های پیشنهادی خود را برای جداسازی رگ‌های شبکیه چشم آورده‌ایم. در انتهای فصل روشی برای تخمین قطر رگ پیشنهاد کرده‌ایم. در فصل ششم نتایج حاصل از کار خود را ارائه کرده و آن‌ها را با نتایج دیگر روش‌ها مقایسه کرده‌ایم. در فصل هفتم مقایسه کلی بین روش‌ها و پیشنهادات برای کارهای آینده را خواهیم داشت.

# فصل دوم

مروری بر روش های جداسازی رگ

در تصاویر سکنه

## ۲ فصل دوم

### ۲.۱ مقدمه

ما در این فصل مروری بر مهمترین روش‌هایی که برای استخراج رگ‌های شبکیه چشم مورد استفاده قرار گرفته است خواهیم داشت.

### ۲.۲ روش‌های استخراج رگ‌های شبکیه چشم

گروه بندی‌های متفاوتی را می‌توان برای روش‌ها و تکنیک‌های موجود ارائه کرد، اما یک نوع دسته‌بندی با توجه به روش یا روش‌های مورد استفاده در الگوریتم به صورت زیر می‌باشد:

۱. روش‌های مبتنی بر آستانه‌گذاری<sup>۱</sup>
۲. روش‌های مبتنی بر لبه<sup>۲</sup>
۳. استفاده از فیلترهای جهت‌دار و کلاسه‌بند<sup>۳</sup>
۴. روش گسترش ناحیه<sup>۴</sup>
۵. روش‌های چند مقیاسی<sup>۵</sup>
۶. روش‌های مبتنی بر ویژگی‌های توپوگرافیک<sup>۶</sup>
۷. طرح‌های شکل‌شناسی ریاضی<sup>۷</sup>
۸. روش‌های مبتنی بر مدل<sup>۸</sup>
۹. روش‌های مبتنی بر تعیین مسیر و ردیابی<sup>۹</sup>

---

<sup>۱</sup> Thresholding-Based methods

<sup>۲</sup> Edge Based methods

<sup>۳</sup> Using Directional filters and classifier

<sup>۴</sup> Region Growing

<sup>۵</sup> Multiscale Approach

<sup>۶</sup> Topographical features based methods

<sup>۷</sup> Mathematical morphology schemes

<sup>۸</sup> Model-based approaches

۱۰. روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی<sup>۱۰</sup>

### ۲.۲.۱ روش‌های مبتنی بر آستانه‌گذاری

از ساده‌ترین روش‌های جداسازی شبکه‌گردش خون در چشم با مشاهده کانال سبز تصویر رنگی گرفته شده از شبکیه چشم حاصل می‌شود. در این تصویر رگ‌ها دارای روشنایی کمتری نسبت به پیرامون خود هستند. بطور ساده می‌توان گفت پیکسلی که دارای روشنایی کمتری در مقایسه با یک مقدار آستانه کلی و از پیش تعریف شده دارد متعلق به رگ می‌باشد. با این روش ممکن است درصدی از رگ‌های موجود در تصویر شبکیه آشکار شوند اما در کل پاسخ مناسبی را نخواهد داشت. برای بهبود نتیجه ممکن است مقدار آستانه بصورت کلی و از روی تمام تصویر محاسبه نشود بلکه مقدار میانگین روشنایی در طول تصویر محاسبه شده و پیکسل‌هایی که مقدار روشنایی پایین‌تری نسبت به این مقدار آستانه محاسبه شده دارند به عنوان رگ علامت‌گذاری شوند. این روش نیز پاسخ مناسبی را نخواهد داد چراکه سطح روشنایی و کنتراست تصویر گرفته شده در نواحی مختلف تصویر تغییر می‌کند. این تغییرات می‌تواند ناشی از روشنایی غیر یکنواخت در هنگام تصویر برداری، وجود آسیب‌های احتمالی در شبکیه چشم، تکنولوژی استفاده شده در دستگاه تصویربرداری و همچنین مهارت در نحوه تصویر برداری باشند. استفاده از میانگین سطح روشنایی بصورت محلی که مبتنی بر پیکسل‌های همسایه و دربرگیرنده پیکسل مورد نظر می‌باشد، نتایج بهتری را در جداسازی نشان می‌دهد ولی بازهم نتایج نسبت به واقعیت ضعیف هستند. اما زمانیکه Hoover در مرجع [۴] آستانه‌گذاری را با فیلتر کردن تصویر و اعمال تشخیص دهنده خطی که توسط Jiang [۵] و همکارانش ارائه شده است، ترکیب کرد، نتایج حاصل قابل توجه بود بطوریکه در مطالعه‌ای که Niemeiger [۶] و همکارانش انجام دادند، بیش از ۹۲ درصد پیکسل‌ها به درستی با کمک آستانه‌گذاری، رگ تشخیص داده شدند.

<sup>۹</sup> Tracking-based approaches

<sup>۱۰</sup> Neural-Network based methods

در مرجع [۷] نویسنده از تبدیل موجک گابور دو بعدی برای ارتقاء الگوی رگ‌ها بهره گرفته و سپس از روش آستانه‌گذاری فعال برای جداسازی رگ‌ها استفاده کرده است. نتایج حاصل بهبود قابل قبولی را نسبت به روش‌هایی که کار خود را با آن‌ها مقایسه کرده است، نشان نمی‌دهد. در مرجع [۸] نویسنده از بانک فیلترهای جهت‌دار و مدل گوسی در چند مقیاس برای ارتقاء رگ‌ها استفاده کرده است. برای هر جهت خروجی فیلتر جهت‌دار وارد فیلتر همومورفیک می‌شود تا تغییرات در روشنایی حذف شوند. از مقادیر و بردارهای ویژه بدست آمده از ماتریس هسین به عنوان معیاری برای تأیید یا عدم تأیید پیکسل‌های رگ استفاده می‌شود. با ترکیب خروجی‌های ارتقاء یافته، تصویری حاصل می‌شود که در آن پیکسل‌های رگ نسبت به پیکسل‌های پیش‌زمینه برجسته هستند. با اعمال آستانه بر تصویر خروجی ارتقاء یافته رگ‌ها جداسازی می‌شوند. نتایج کمی و کیفی تنها برای دو تصویر از پایگاه داده DRIVE [۶]، [۴۶] آورده شده که هر دو بهبود مناسبی را نشان می‌دهند.

## ۲.۲.۲ روش‌های مبتنی بر لبه

در این روش‌ها از تکنیک‌های استاندارد در پردازش تصویر مانند اپراتورهای کنی<sup>۱۱</sup>، سبل<sup>۱۲</sup> و لاپلاس<sup>۱۳</sup> برای استخراج لبه‌های تصویر استفاده می‌شود. این روش‌ها کاربردهای بسیاری در زمینه بینایی سیستم دارند با این حال صرفاً تشخیص لبه در جداسازی رگ‌های شبکه مناسب نیست و از این حقیقت ناشی می‌شود که تقریباً اکثر رگ‌ها مرزهای نامشخص دارند و نمی‌توان مرزی را برای آنها قائل شد. در عین حال رگ‌های باریک عرضی معادل ۱ تا ۳ پیکسل دارند. علاوه بر موارد ذکر شده اپراتورهای تشخیص لبه نمی‌توانند مابین رگ‌ها و آسیب‌های احتمالی در سطح شبکه که در تصویر برداری بصورت لکه‌ای تیره رنگ ظاهر می‌شوند، تفاوتی قائل شوند. از آنجایی که کنتراست قابل توجهی بین ناحیه اپتیک دیسک و پیش‌زمینه وجود دارد این اپراتورها ناحیه مذکور را به عنوان مرز

<sup>۱۱</sup> Canny

<sup>۱۲</sup> Sobel

<sup>۱۳</sup> Laplacian



رگ شناسایی کرده و در این ناحیه نیز خطا ایجاد می‌کند. بنابراین اپراتورهای تشخیص لبه به تنهایی مناسب نیستند و در کنار روش‌های دیگر تکمیل می‌گردند.

Jiang و همکارانش در مرجع [۵] از اپراتور سبل در آخرین مرحله از پردازش‌های خود برای تولید تصویر نهایی از نتیجه حاصل از روش "آستانه‌گذاری محلی تطبیق‌پذیر" استفاده کرده‌اند. همچنین Can و همکارانش در مرجع [۹] با استفاده از یک سری مدل‌هایی که در آن از اپراتور پریویت<sup>۱۴</sup> استفاده شده مرزهای رگ را استخراج کرده و از آن به عنوان معیاری جهت تصمیم‌گیری‌های اتخاذ شده در طی انجام الگوریتم بهره گرفته‌اند. در مرجع [۱۰] محققین از اپراتور کنی برای آشکار کردن لبه استفاده کرده و از لبه‌های استخراج شده به عنوان نقاط اولیه برای گسترش رگ استفاده کرده‌اند. برای گسترش رگ نیز از اپراتور خط مطرح شده در مرجع [۱۱] استفاده شده است. خروجی اپراتور خط به مرکز نقاط اولیه، محاسبه شده و با آستانه‌ای که از پیش تعیین شده است مقایسه می‌شود. نتیجه این مقایسه به همراه نتیجه مقایسه‌ای دیگر که با مقدار روشنایی در تصویر اصلی انجام می‌شود، نقطه اولیه را به عنوان رگ تایید و یا رد می‌کند.

### ۲.۲.۳ استفاده از فیلترهای جهت‌دار و کلاسه‌بند

در سال‌های اخیر گزارشات قابل توجهی از موفقیت کلاسه‌بندها در زمینه جداسازی رگ‌ها در شبکه چشم گزارش شده است. از جمله کلاسه‌بندهایی که در این زمینه استفاده شده‌اند می‌توان به کلاسه‌بند بی‌زین<sup>۱۵</sup>، ماشین بردار پشتیبان<sup>۱۶</sup> و نزدیک‌ترین K همسایه<sup>۱۷</sup> اشاره کرد که بیشترین کاربرد را داشته‌اند.

<sup>۱۴</sup> Prewitt

<sup>۱۵</sup> Bayesian classifier

<sup>۱۶</sup> Support Vector Machine

<sup>۱۷</sup> K Nearest Neighbour

در مرجع [۱۲] از تبدیل موجک پیوسته و موجک گابور<sup>۱۸</sup> برای استخراج ویژگی از رگ‌های شبکه استفاده شده است. فیلتر گابور در چهار مقیاس مختلف و در هر مقیاس در ۱۸ زاویه مختلف بین ۰ تا ۱۷۰ درجه با گام‌های ۱۰ درجه بر روی کانال سبز تصویر شبکه اعمال گردیده است. در هر یک از چهار مقیاس، ماکزیمم مقدار خروجی فیلترهای گابور در هر نقطه از تصویر انتخاب شده و به عنوان ویژگی نقطه در آن مقیاس جهت کلاسه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این چهار ویژگی به همراه معکوس شدت روشنایی کانال سبز تصویر شبکه، برای آموزش کلاسه‌بند بیزین مورد استفاده قرار می‌گیرند. مدل آماری ویژگی‌های استخراج شده برای کلاس رگ و غیر رگ توسط مخلوط توابع گوسی<sup>۱۹</sup> تخمین زده می‌شود. در مرجع [۱۱] از سه ویژگی جهت کلاسه‌بندی رگ از سایر بافتها به کمک کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. یکی از ویژگی‌های بکار رفته حداکثر مجموع روشنایی تصویر به مرکز نقطه مورد مطالعه و طول ۱۵ پیکسل روی ۱۲ زاویه مختلف می‌باشد. برای نقطه‌ای روی رگ بیشترین مقدار این ویژگی در امتداد رگ خواهد بود. و برای سایر نقاط این ویژگی مقدار کمی را در هر یک از ۱۲ امتداد خواهد داشت. به عنوان ویژگی دوم مجموع روشنایی پاره‌خطی با طول سه پیکسل در امتداد عمود بر راستای بدست آمده برای ویژگی اول محاسبه می‌گردد. این ویژگی فاصله نقطه روی رگ را از مرکز رگ نشان می‌دهد. در کاری دیگر که توسط Staal و همکارانش [۱۳] انجام شده از کلاسه‌بند نزدیک‌ترین K همسایه برای طبقه‌بندی هر پیکسل در هر یک از دو گروه رگ و غیر رگ استفاده شده است. محققین در مراجع [۱۴ و ۱۵] نیز از کلاسه‌بند نزدیک‌ترین K همسایه جهت امر کلاسه‌بندی بهره گرفته‌اند. مرجع [۱۶] دو روش را برای کلاسه‌بندی مورد آزمایش قرار داده است. در یک آزمایش از کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان استفاده کرده و در دیگری ترکیب ماشین بردار پشتیبان و آنالیز مولفه‌های اصلی<sup>۲۰</sup> را برای جداسازی رگ‌ها استفاده کرده است. نتایج گزارش شده نشان می‌دهند که استفاده از آنالیز مولفه‌های اصلی اگرچه تاثیر چندانی در

Gabor wavelet<sup>۱۸</sup>Gaussian Mixture Model<sup>۱۹</sup>Principle Component Analysis<sup>۲۰</sup>

نتایج حاصل از کلاسه‌بندی نداشته با این وجود کاهش ابعاد بردار ویژگی مدت زمان مورد نیاز برای آموزش کلاسه‌بند را تا حد قابل قبولی کاهش داده است.

#### ۲.۲.۴ روش گسترش ناحیه

این روش ناحیه‌بندی رگ‌ها را از یک سری نقاط ابتدایی<sup>۲۱</sup> شروع می‌کند و پیکسل‌های همسایگی هر نقطه را با توجه به معیار شباهت به نقطه اولیه الصاق می‌کند بطوریکه رگ‌ها در تصویر جداسازی می‌شوند. دو معیار شباهت از اهمیت بیشتری برخوردار هستند، یکی میزان نزدیکی در مقدار شدت روشنایی و دیگری نزدیکی مکانی دو نقطه به یکدیگر است. انتخاب این دو معیار بر این فرض استوار است که پیکسل‌هایی که در نزدیکی یکدیگر هستند و مقدار روشنایی نزدیک به هم دارند احتمالاً به یک ناحیه تعلق دارند. اما عیب اصلی این روش این است که معمولاً نیاز است تا نقاط یا پیکسل‌های ابتدایی توسط کاربر تعیین شود. البته با توجه به نوع تصویر و نواحی مورد نظر می‌توان این نقاط ابتدایی را به صورت خودکار تعیین کرد برای مثال در مشخص کردن وجود شکاف در عمل جوشکاری با استفاده از روش گسترش ناحیه، نقاط اولیه را می‌توان با آستانه‌گذاری روی تصویر سطح خاکستری تعیین کرد. با توجه به تغییرات در روشنایی تصویر و وجود نویز، گسترش ناحیه سبب بروز خطا در جداسازی می‌شود به همین علت نیاز است پس استفاده از این روش یک مرحله پردازش بر روی تصویر صورت گیرد.

در مرجع [۱۷] از روش گسترش ناحیه برای جداسازی استفاده کرده است. الگوریتم گسترش ناحیه بر مبنای تکنیک حذف تنش ترجیحی<sup>۲۲</sup> است و تمامی پارامترهای آن برای هر تصویر بصورت مجزا تعیین می‌شود. برای هر تصویر حداکثر مقدار ویژه و اندازه گرادینان محاسبه می‌شوند. آنالیز ویژگی‌های استخراج شده بر اساس هیستوگرام تصویر انجام می‌گیرد. از هیستوگرام مربوط به حداکثر

<sup>۲۱</sup> Seed points

<sup>۲۲</sup> Iterative Relaxation

مقدار ویژه دو کلاس برای پیکسل تعیین می‌شود، رگ و پیش‌زمینه و از هیستوگرام مربوط به اندازه‌گرادیان تنها یک کلاس تعیین می‌شود و آن کوچکترین گرادیان است. برای گسترش ناحیه نقاط ابتدایی با در نظر گرفتن میانگین هر دو کلاس در نظر گرفته شده برای حداکثر مقدار ویژه تعیین می‌شود. کلاسه‌بندی پیکسل‌ها به عنوان رگ و پیش‌زمینه بر اساس حداکثر مقدار ویژه است که معیار تعیین نقاط اولیه تعریف شده است. با استفاده از اطلاعات مکانی، کلاسه‌بندی پیکسل‌ها در همسایگی هشت‌تایی نواحی مرتبط با رگ و پیش‌زمینه گسترش پیدا می‌کنند.

### ۲.۲.۵ روش‌های چندمقیاسی

Palomera-P'erez و همکارانش در مرجع [۱۷] برای جداسازی عروق در تصاویر شبکیه چشم از الگوریتمی مبتنی بر روش چندمقیاسی استفاده کرده‌اند. این الگوریتم بر اساس اصول پایه هندسه تفاضلی در چندمقیاس و استفاده از اطلاعات به دست آمده از مشتق اول و دوم تصویر در ترکیب با روش گسترش ناحیه می‌باشد. روش چندمقیاسی با توجه به ویژگی‌های هندسی استخراج شده در مقیاس‌های مختلف، معیاری برای تفکیک اطلاعات رگ‌ها ارائه می‌دهد که این ویژگی‌ها از فیلتر کردن تصویر با یک فیلتر گوسی به دست می‌آیند. برای استخراج ویژگی‌های هندسی از روشی بر مبنای مشتق‌گیری استفاده شده است. مقادیر عددی مشتق یک تصویر از کانولوشن تصویر با مشتق تابع گوسی که نسبت به مقیاس نرمالیزه شده است، حاصل می‌شود. ویژگی‌هایی که در مرجع [۱۷] از تصویر استخراج شده‌اند اندازه‌گرادیان و حداکثر مقدار ویژه حاصل از ماتریس هسین هستند. کلاسه‌بندی در این الگوریتم در طی دو مرحله صورت گرفته است، مرحله اول از نواحی با اندازه‌گرادیان کوچک آغاز شده و کلاسه‌بندی سریع و وسیع را فراهم می‌کند ولی در این مرحله لبه‌ها استخراج نمی‌شوند چراکه گرادیان در لبه‌ها مقدار بزرگی دارند، در مرحله دوم معیارهای کلاسه‌بندی بگونه‌ای تغییر می‌کنند که نواحی مربوط به مرز بین رگ و پیش‌زمینه هر دو بر مبنای حداکثر مقدار

ویژه بدست آمده از ماتریس هسین گسترش می‌یابند و در طی این فرآیند مرز بین رگ و پیش‌زمینه معین می‌گردد و در ترکیب با نتیجه بدست آمده از مرحله اول رگ‌ها جداسازی می‌شوند.

در هر یک از مراجع [۱۱]، [۱۲] و [۲۰] بگونه‌ای این روش مورد استفاده قرار گرفته‌است. بطور کلی می‌توان گفت در تمام کارهایی که الگوریتم پیشنهادی بر مبنای فیلتر کردن تصویر، مدل‌سازی ریاضی و یا مدل‌سازی هندسی رگ قرار گرفته است، به ناچار از این روش برای در نظر گرفتن تغییرات در عرض رگ استفاده شده است.

## ۲.۲.۶ روش‌های مبتنی بر ویژگی‌های توپوگرافیک

در این روش تصویر بصورت یک رویه در فضای سه بعدی تصور می‌گردد به نحوی که مختصات نقاط تصویر دو بعد این فضا و بعد سوم شدت روشنایی تصویر می‌باشد. نقطه ناودانی بیرون<sup>۲۳</sup> یکی از برجسب‌های دوازده‌گانه توپوگرافیکی است که با توجه به ویژگی‌های استخراج شده از رویه تصویر تعریف می‌شود. این ویژگی‌ها از ماتریس هسین و بردار گرادیان محاسبه شده برای هر پیکسل تصویر جداگانه استخراج می‌شوند [۱۸]. طبق تعریفی که در مرجع [۱۸] آورده شده‌است، به پیکسلی که در آن ماکزیمم محلی در یک جهت وجود داشته باشد برجسب نقطه ناودانی بیرون الصاق می‌گردد. در بسیاری از کاربردهای گزارش شده، معکوس کانال سبز تصویر رنگی شبکه چشم در پردازش‌ها استفاده شده است که در آن سطح روشنایی پیکسل‌های رگ از پیش‌زمینه بالاتر است و همچنین هر چه از مرکز رگ به لبه‌ها نزدیک شویم از این مقدار روشنایی کاسته می‌شود. بنابراین می‌توان به پیکسل قرار گرفته در مرکز رگ برجسب نقطه ناودانی را اختصاص داد. در صورت استفاده از تصویری که در آن رگ‌ها تیره‌تر از پیش‌زمینه باشند نقاط ناودانی داخل<sup>۲۴</sup> برای استخراج مرکز رگ مناسب است. با استخراج نقاط ناودانی بیرون و اتصال آنها به یکدیگر خطوطی که بیانگر خطوط مرکزی رگ

<sup>۲۳</sup> Ridge Point

<sup>۲۴</sup> Ravine Point

هستند تشکیل می‌شوند. برای بازسازی قطر رگ سایر پیکسل‌ها بر اساس اطلاعات بردار گرادیان و سایر ویژگی‌های استخراج شده از آن‌ها که در مرجع [۱۳] آورده شده، بکمک کلاسه‌بند نزدیک‌ترین K همسایه به عنوان رگ یا غیر رگ طبقه‌بندی می‌شوند. نتایج گزارش شده از این روش نشان می‌دهد که بیش از ۹۴ درصد پیکسل‌ها بدرستی طبقه‌بندی شده‌اند.

## ۲.۲.۷ طرح‌های شکل‌شناسی ریاضی

اپراتورهای شکل‌شناسی استفاده شده در زمینه جداسازی تصاویر بر مبنای ترکیب دو اپراتور Opening و Closing است که به منظور انتخاب و یا استخراج ویژگی‌ها و جستجو برای ناحیه خاص در اندازه‌ای مشخص در تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرند. این دو اپراتور از عناصر ساختاری‌ای استفاده می‌کنند که می‌توانند در شکل‌ها و اندازه‌های متفاوت تعریف شوند و در واقع با تغییر در اندازه و شکل این عناصر ساختاری است که شیء با ویژگی‌های مورد نظر استخراج می‌شود. از جمله کاربردهای اپراتورهای شکل‌شناسی می‌توان به قابلیت حذف نویز، حذف جزئیات از تصویر، گرفتن گرادیان از تصویر و دو تبدیل پر کاربرد در جداسازی و ارتقاء تصاویر یعنی تاپ-هت<sup>۲۵</sup> و باتم-هت<sup>۲۶</sup> اشاره کرد. کاربردها و نحوه استفاده از اپراتورهای شکل‌شناسی در زمینه جداسازی تصاویر در مرجع [۱۹] به تفصیل بیان شده‌است. در یکی از تازه‌ترین کارهای صورت گرفته در این زمینه می‌توان به مرجع [۲۰] اشاره کرد. Mendonça و همکارش در مرجع [۲۰] با استفاده از فیلترهای مشتق‌گیر مرتبه اول، گرادیان تصویر را در چهار جهت محاسبه نموده و با بررسی تغییر در علامت گرادیان خروجی فیلتر در هر جهت خطوط مرکزی رگ‌ها را در جهتی مشخص، استخراج می‌کند. با ترکیب چهار تصویر بدست آمده، خطوط مرکزی رگ‌ها را تعیین کرده و نهایتاً به کمک عملگر تاپ-هت، رگ‌ها را با ضخامت واقعی آن بازسازی می‌کنند. اپراتور تاپ-هت در هشت سائز متفاوت برای در نظر

<sup>۲۵</sup> Top-Hat

<sup>۲۶</sup> Bottom-Hat

گرفتن تغییرات در عرض رگ استفاده شده است. در این کار بیش از ۹۴ درصد پیکسل‌ها به درستی رگ تشخیص داده شده‌اند.

در مرجع [۲۱] از اپراتورهای شکل‌شناسی جهت ارتقاء و جداسازی شبکه رگی در تصاویر رنگی شبکه استفاده شده است. نخست برای حذف تغییرات در سطوح خاکستری از یک فیلتر گوسی استفاده شده و سپس از عملگر opening با عنصر ساختاری لوزی شکل استفاده کرده است. مشخصه فیلتر opening این است که تمام جزئیات کوچکتر از عنصر ساختاری را حذف می‌کند. از آنجایی که در تصویر کانال سبز رگ‌ها تیره تر از پیش‌زمینه هستند، استفاده از این فیلتر شکل‌شناسی تأثیری بر روی رگ‌ها ندارد. در این کار از تبدیل نگاشت یک در میان<sup>۲۷</sup> برای ارتقاء کنتراست تصویر استفاده شده است که این تبدیل یک الگوریتم تکرار است و از فیلترهای closing و opening استفاده می‌کند. بعد از اعمال این تبدیل بر تصویر از اپراتور تاپ-هت استفاده شده است. تصویر حاصل اطلاعات رگ و پیش‌زمینه را دارد. سپس از این حقیقت که رگ‌ها به صورت تکه‌ای خطی هستند مقدار ماکزیمم خروجی فیلتر opening با ۱۸ عنصر ساختاری که در جهت مختلف گرفته شده‌اند، محاسبه می‌شود. بعد از انجام این عمل از عملگر Dilation برای بازسازی استفاده شده است.

در مرجع [۲۲] نویسنده برای استخراج رگ‌ها ابتدا از تبدیل موجک گابور دوبعدی و فیلتر Sharpening برای ارتقاء و متمایز کردن رگ‌ها از پیش‌زمینه استفاده کرده است و سپس با استخراج لبه‌ها و استفاده از آنها به همراه اپراتور شکل‌شناسی Dilation، رگ‌ها را جداسازی کرده است.

<sup>۲۷</sup> toggle mapping

## ۲.۲.۸ مدل‌های پارامتری - منحنی‌های تطبیق‌پذیر

مدل‌های پارامتری تغییرپذیر از تکنیک‌های مبتنی بر مدل است که کانتور اشیاء را با استفاده از منحنی‌های پارامتری استخراج می‌کند. این منحنی تحت تأثیر نیروهای داخلی<sup>۲۸</sup> و خارجی<sup>۲۹</sup> تغییر می‌کند. این ایده در ابتدا توسط Kass، Witkin و Terzopoulos [۲۳] در سال ۱۹۸۷ ارائه شد. مدل کانتورهای فعال یا مارها، مورد خاصی از تکنیک کلی‌تر تطبیق یک مدل تغییرپذیر با حداقل کردن انرژی است. از لحاظ فیزیکی، یک مار مجموعه‌ای از نقاط کنترلی متصل به یکدیگر در تصویر است که "snaxel" نامیده می‌شوند. هر یک از این نقاط کنترلی انرژی‌ای دارند که بسته به نیروهایی که روی آن‌ها اعمال می‌شود افزایش یا کاهش پیدا می‌کند. این نیروها به ترتیب با نیروهای داخلی و خارجی مار شناخته شده‌اند. نیروهای داخلی برای اعمال محدودیت همواری<sup>۳۰</sup> استفاده می‌شوند در حالی که نیروهای خارجی، مار را به سمت ویژگی‌های مطلوب تصویر مانند خطوط و لبه‌ها می‌کشاند. محدودیت همواری اعمال شده بر اساس میزان انرژی و قابلیت ارتجاعی باعث می‌شود تا مدل‌های تغییرپذیر در مقابل نویز مقاوم باشند. معمولاً نیاز است کاربر نقاط اولیه مار را مشخص کند که عیب اصلی این مدل می‌باشد. همچنین نیاز است تا پارامترهای اولیه نیز توسط کاربر تعیین شوند. هم اکنون تعیین مقادیر اولیه برای مارها یکی از موضوعات در دست تحقیق است.

## ۲.۲.۹ روش‌های مبتنی بر تعیین مسیر و ردیابی

در این روش عملگرهایی به صورت محلی بر روی رگ اعمال می‌شوند و آن را دنبال می‌کنند. تفاوتی که این روش با روش مبتنی بر تشخیص الگو دارد این است که در روش مبتنی بر تشخیص الگو عملگرها روی تمام تصویر اعمال می‌شوند که می‌تواند زمان‌بر باشد. روش ردیابی رگ، از یک نقطه ابتدایی شروع می‌کند و خط مرکزی یا مرز رگ را با آنالیز پیکسل‌های عمود بر جهت رگ، پیدا

<sup>۲۸</sup> Internal forces

<sup>۲۹</sup> External forces

<sup>۳۰</sup> smoothness



می‌کند. روش‌های متفاوتی برای تعیین مرز یا خط مرکزی رگ گزارش شده است. در بین آن‌ها تشخیص لبه با ردیابی پی‌درپی از نقاط اولیه با در نظر گرفتن معیارهایی که معرف نحوه اتصال بین پیکسل‌هاست، یک روش متداول است. اگر تعداد پیکسل‌های انتخاب شده پیرامون لبه به تعداد کافی نباشد در این صورت خطای به وجود آمده قابل توجه خواهد بود.

M.J Cree و همکارانش در مرجع [۲۴] از یک مدل دو بعدی جهت جداسازی رگ‌ها بهره گرفته‌اند. در این کار به جای اعمال چند کانولوشن در جهت‌های مختلف، از مدلی استفاده شده است که می‌تواند طی فرآیند بهینه‌سازی حداقل مربعات غیر خطی<sup>۳۱</sup> بهترین تناسب را با رگ داشته باشد. ایشان از یک مدل دو بعدی پیرامون پیکسل مورد بررسی که به صورت محلی اعمال می‌شود استفاده کرده و تخمین دقیقی را از عرض و جهت رگ به دست آورده‌اند. البته با این فرض که در آن ناحیه رگ دارای پیچ و خم زیاد نیست. این روش به علت استفاده از تعداد پیکسل‌های قابل توجه در مرحله پیدا کردن تناسب بهینه مدل با رگ، در محیط‌های نویزی یا در قسمت‌هایی که کنتراست پایین است قابلیت دنبال کردن را دارد.

مدلی که در بالا مطرح شد تنها قابلیت دنبال کردن در راستای یک مسیر را دارد و برای دنبال کردن شاخه‌های موجود در رگ‌ها مناسب نمی‌باشد. برای حل این مسئله پس از اتمام فرآیند دنبال کردن یک رگ، از ابتدای آن رگ شروع کرده و روی هر پیکسل تعیین شده از مرحله قبل به جستجو برای وجود شاخه در دو طرف ممکن می‌پردازد. به این ترتیب که دو ناحیه که نواحی مطلوب<sup>۳۲</sup> نامیده شده‌اند، با طولی متناسب با عرض رگ در دو سمت آن نقطه و به موازات رگ در نظر می‌گیرند. ۷۵ درصد شدت روشنایی و انحراف معیار روشنایی را در هر یک از دو ناحیه مطلوب محاسبه کرده و هر دو ناحیه آستانه گذاری می‌شوند و پیکسل‌های کمتر از آستانه را نگه می‌دارد و شرط لازم جهت

<sup>۳۱</sup> Non-linear least squares

<sup>۳۲</sup> Region of interest

وجود شاخه را حضور یک مؤلفه متصل<sup>۳۳</sup> از بالا به پایین در ناحیه مطلوب قرار داده‌اند علاوه بر این و اثرشد<sup>۳۴</sup> ناحیه مطلوب محاسبه شده و خط و اثرشد می‌بایست از بالا به پایین این ناحیه کشیده شده باشد. ترکیب این دو شرط در پیدا کردن شاخه‌ها بسیار کارآمد می‌باشد. در صورت وجود شاخه الگوریتم آن را دنبال می‌کند.

### ۲.۲.۱۰ روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی

شبکه عصبی برای شبیه‌سازی آموزش بیولوژیکی استفاده می‌شود و به طور گسترده‌ای در تشخیص الگو کاربرد دارد. شبکه عصبی اساساً یک روش کلاسه‌بندی است. شبکه مجموعه‌ای از پردازشگرها (گره‌ها) است. هر گره تعدادی ورودی را گرفته، محاسباتی را انجام می‌دهد و تنها یک خروجی تولید می‌کند. به هر گره یک وزن اختصاص می‌دهد و خروجی تابع مجموع ورودی‌های وزن‌دار است. هر یک از این وزن‌ها طی فرآیند آموزش شبکه تعیین می‌شوند و در مرحله تشخیص از آنها استفاده می‌شود. الگوریتم انتشار از عقب<sup>۳۵</sup> کاربرد گسترده‌ای در آموزش شبکه دارد. آموزش شبکه وابسته به مجموعه داده‌های آموزشی است که مشکل موجود در مرحله آموزش است. همچنین حجم داده‌های آموزشی روی فرآیند آموزش تاثیر گذار است. چنانچه بخواهیم داده آموزشی جدید را در آموزش شبکه دخالت دهیم می‌بایست فرآیند آموزش را دوباره اجرا کنیم. از آنجایی که شبکه مذکور به مجموعه داده‌های آموزشی نیاز دارد پس فرآیند آموزش از نوع آموزش تحت نظارت<sup>۳۶</sup> است. در نوع دیگری از شبکه‌های عصبی، آموزش مستقل<sup>۳۷</sup> است و به مجموعه داده‌های آموزشی برای آموزش شبکه وابسته نیست. یک مثال از این نوع شبکه، نگاشت ویژگی کهنون<sup>۳۸</sup> یا شبکه‌های خود سازمانده کهنون [۲۵] است. شبکه‌های عصبی در حوزه وسیعی کاربرد دارند، در تصویر برداری پزشکی

<sup>۳۳</sup> connected component

<sup>۳۴</sup> watershed

<sup>۳۵</sup> Back propagation algorithm

<sup>۳۶</sup> Supervised learning

<sup>۳۷</sup> Self teaching

<sup>۳۸</sup> Kohonen feature map

شبکه عصبی به عنوان یک روش برای کلاسه‌بندی استفاده می‌شود که توسط مجموعه‌ای از تصاویر آموزش دیده و برای جداسازی تصویر مورد نظر استفاده می‌شود. مشخصه‌ای که استفاده از شبکه عصبی را در پزشکی برای جداسازی معمول کرده، قابلیت این شبکه در استفاده از کلاسه‌بندی غیر خطی در مرزهای به دست آمده طی فرآیند آموزش است. ویژگی جالب دیگر قابلیت یادگیری این شبکه‌هاست، با انتخاب مجموعه آموزشی مناسب که تمامی ویژگی‌ها و اشیاء ممکن در آن وجود داشته باشد، مرزهای کلاسه‌بندی به درستی در فضای ویژگی‌ها آموزش داده می‌شوند. البته این شبکه‌ها نقایصی هم دارند که از آن جمله می‌توان به آموزش مجدد شبکه در صورت ورود داده آموزشی جدید و مشکل بودن اشکال زدایی در کارایی شبکه، اشاره کرد. مرجع [۲۶] از شبکه عصبی به عنوان کلاسه‌بند استفاده کرده است.

## ۲.۳ مقایسه روش‌ها

در این بخش مقایسه‌ای بین روش‌های بررسی شده انجام می‌دهیم. از جمله مواردی که می‌توان از آن‌ها برای مقایسه بین روش‌های ذکر شده مورد استفاده قرار داد سرعت، دقت و نیاز به دخالت استفاده کننده است. انتخاب روش‌های مختلف بستگی به هدف دارد. چنانکه در بعضی موارد سرعت اهمیتی نداشته و دقت مد نظر است برای مثال جایی که نیاز است تا از اطلاعات تغییر عرض در طول رگ به احتمال گرفتگی یا تنگ شدگی پی ببریم، قطعاً دقت در اولویت قرار خواهد داشت. اما در مورد "نیاز به دخالت استفاده کننده" می‌توان گفت این قابلیت از آنجایی حائز اهمیت است که حتی اگر استفاده کننده اطلاعاتی در مورد روش استفاده شده نداشته باشد و در مورد انتخاب مقادیر اولیه و تنظیم پارامترهای مورد نیاز تخصصی نداشته باشد، بتواند از آن استفاده کند یا می‌توان گفت شخص با سیستمی مواجه است که خود یک متخصص است و تمامی اطلاعات مورد نیاز خود را از تصاویر ورودی به دست آورده و پاسخی معقول، در زمان پاسخ‌دهی مناسب و البته با درصد خطای قابل قبول (دقت) ارائه می‌دهد. معیار سرعت بیشتر در فرآیندهای بلادرنگ اهمیت دارد و از آنجایی که در

جداسازی رگ‌ها در بسیاری از موارد به دقت بیشتر نیاز است تا سرعت، می‌توان گفت معیار دقت از اهمیت بیشتری برخوردار است بطوریکه هدف بیشتر روش‌ها و الگوریتم‌های ارائه شده رسیدن به حداقل خطا است.

روش‌هایی مانند تعیین پیکسل‌های خطوط مرکزی یا روش گسترش ناحیه نیاز به دخالت استفاده کننده دارند البته در مواردی می‌توان این دخالت را حذف کرد برای مثال در انتخاب نقاط ابتدایی برای گسترش ناحیه می‌توان از هیستوگرام تصویر استفاده کرد و معیاری را جهت انتخاب این نقاط اولیه تعیین کرد. البته نکته‌ای که باقی می‌ماند تعداد این نقاط است که اگر به اندازه کافی نباشد الگوریتم ممکن است نتیجه دلخواه را ندهد. از طرف دیگر اگر این تعداد زیاد باشد بر روی سرعت انجام کار تاثیر می‌گذارد. پس مصالحه‌ای بین این دو نیاز است. در آنالیز تصاویر شبکیه چشم شدت روشنایی معیاری برای تصمیم‌گیری‌هاست و می‌توان به عنوان یک ویژگی با آن رفتار کرد، اما مشخصه‌ای که روش مبتنی بر ویژگی‌های توپوگرافیک دارد این است که این روش به پستی و بلندی‌های تصویر نگاشت شده به فضای بالاتر (در اینجا سه بعدی) اهمیت می‌دهد و مقدار شدت روشنایی مستقیماً در نظر گرفته نمی‌شود و این مزیتی است که تغییر روشنایی در تصویر مشخصات رویه را تغییر نمی‌دهد. در مورد روش‌هایی مثل فیلترهای تطبیق یافته و روش‌های چند مقیاسی نیاز است تا پارامترهایی را تعیین کنیم برای مثال ابعاد فیلتر مورد استفاده بایستی از پیش تعیین شده باشد. در مورد تصاویر شبکیه چشم چون عرض رگ‌ها در نواحی مختلف متفاوت است و رگ‌ها در جهت‌های متفاوت ظاهر می‌شوند نیاز است تا فیلترها در چند سایز متفاوت و در جهت‌های مختلف اعمال شود تا بتوانند این ویژگی‌ها را پوشش دهند.

روش مبتنی بر تعیین مسیر و ردیابی نیز به تعیین مقادیر اولیه نیاز دارد. اما تفاوتی که با روش‌های تشخیص الگو دارد این است که کل تصویر را پردازش نمی‌کند و با توجه به محل اولیه‌ای

که برای آن تعیین شده و مشخصات آن، مسیر مطلوب را با بررسی یک سری معیارهای از پیش تعیین شده تعقیب می‌کند و از لحاظ سرعت نیز مطلوب‌تر است.

مسائلی که تا کنون بیان شد مشکل تعیین شرایط اولیه بود. تغییر این شرایط در نتیجه کار تاثیر گذار است و تا زمانی که این شرایط بهینه نباشند پاسخ بهینه نخواهیم داشت و سعی و خطا در تعیین این شرایط اولیه نیز کاری بس خسته کننده و وقت گیر است. تعیین خودکار این شرایط بستر کاری جدیدی را برای محققین فراهم کرده است، مانند کاری که در [۲۷] انجام شده است که پارامترهای بهینه مورد نیاز برای الگوریتم جداسازی رگ‌ها را بر اساس حداقل طول توصیفگر و جستجوی تصادفی تخمین می‌زند.

فصل سوم

مسابی نظری

## ۳ فصل سوم

### ۳.۱ مقدمه

در این فصل تئوری روش‌های استفاده شده در این پایان نامه را بیان خواهیم کرد. در ابتدا تبدیل ویولت پیوسته را تعریف کرده و آن را برای حالت دو بعدی گسترش داده و ویولت گابور را که یکی از فیلترهای دوبعدی جهت‌دار است مورد بررسی قرار می‌دهیم. سپس دو روش کلاسه‌بندی آماری را بیان کرده و نحوه آموزش آن‌ها را توضیح می‌دهیم.

### ۳.۲ تبدیل موجک پیوسته

در ابتدا تفاوت بین دو نسخه تبدیل موجک یعنی تبدیل موجک پیوسته و تبدیل موجک گسسته را بررسی می‌کنیم و از آنجا تبدیل مناسب برای استخراج ویژگی را انتخاب می‌کنیم. تبدیل موجک پیوسته عملکردی همانند تبدیل فوریه دارد و بیشتر برای آنالیز و استخراج ویژگی‌های سیگنال به کار برده می‌شود و این در حالی است که تبدیل موجک گسسته مشابه تبدیل فوریه گسسته بوده و بیشتر برای فشرده‌سازی و بازسازی سیگنال‌ها مناسب است [۲۸].

هر دو نسخه تبدیل موجک را می‌توان به کمک رابطه زیر محاسبه کرد [۲۸]:

$$S(b, a) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) s(x) dx \quad (1-3)$$

که در آن  $a \neq 0$  پارامتر مقیاس و  $b \in R$  پارامتر جابه‌جایی است و معادل آن در فرم تبدیل فوریه بصورت رابطه ۲-۳ بیان می‌شود [۲۸].

$$S(b, a) = |a|^{1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} \bar{\psi}(a\xi) \bar{s}(\xi) e^{i\xi b} d\xi \quad (2-3)$$

رابطه بالا بر این فرض استوار است که تابع  $s$  به صورت مجذوری انتگرال‌پذیر است، به عبارت دیگر این تابع بیانگر سیگنالی با انرژی محدود است. تابع  $\psi$  که موجک آنالیز کننده نامیده می‌شود،

قابل تنظیم و متمرکز شدن، هم در حوزه فضا (زمان) و هم در حوزه فرکانس است. علاوه بر این می‌بایست شرط مقبولیت را دارا باشد که معکوس‌پذیری تبدیل را تضمین می‌کند [۲۸].

$$c_{\psi} \equiv 2\pi \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\widehat{\psi}(\xi)|^2}{|\xi|} d\xi < \infty \quad (3-3)$$

در بیشتر موارد، این شرط را می‌توان با این شرط جایگزین کرد که  $\psi$  دارای میانگین صفر باشد [۲۸].

$$\widehat{\psi}(0) = 0 \Leftrightarrow \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(x) dx = 0 \quad (4-3)$$

هر یک از دو شرط معادل بالا این مطلب را بیان می‌کنند که تابع موجک می‌بایست تابعی نوسانی حقیقی یا مختلط با طول محدود باشد.



## ۳.۲.۱ تبدیل موجک پیوسته دو بعدی

## ✓ تصویر و عملیات پایه ای بر روی آن

تصویر، سیگنالی در دو بعد و دارای انرژی محدود است که با مقادیر مختلط در فضای حقیقی  $R^2$

بیان می شود و به صورت مجذوری انتگرال پذیر است  $[۲۸] s \in L^2(R^2, d^2\bar{x})$

$$\|s\|^2 = \int_{R^2} d^2\bar{x} |s(\bar{x})|^2 < \infty \quad (۵-۳)$$

با این فرضیات تبدیل فوریه سیگنال دو بعدی  $s$  به صورت زیر تعریف می شود  $[۲۸]$ .

$$\hat{s}(\bar{k}) \equiv (Fs)(\bar{k}) = \frac{1}{2\pi} \int_{R^2} s(\bar{x}) e^{-i\bar{k} \cdot \bar{x}} d^2\bar{x} \quad (۶-۳)$$

برخی تبدیلات هندسی با ترکیب سه تبدیل پایه ای یعنی جابه جایی، مقیاس و چرخش بر روی

تصویر قابل اعمال است. با توجه به رابطه تبدیل فوریه در حوزه زمان و فرکانس هریک از این تبدیل ها

به صورت زیر بر روی تصویر اثر می گذارند  $[۲۸]$ .

- جابه جایی با بردار  $\bar{b}$ .

$$\bar{b} \in R^2: \bar{x} \mapsto \bar{x}' = \bar{x} + \bar{b}$$

- تغییر مقیاس با فاکتور  $a$ .

$$a > 0: \bar{x} \mapsto \bar{x}' = a\bar{x}$$

- چرخش با زاویه  $\theta$ .

که در آن  $r_\theta: \bar{x} \mapsto \bar{x}' = r_\theta(\bar{x})$  ماتریس چرخش است.

$$r_\theta \equiv \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix}, 0 \leq \theta \leq 2\pi$$

با ترکیب تبدیل های چرخش و تغییر مقیاس، تبدیل زیر را خواهیم داشت.

$$h = h(a, \theta) = \begin{pmatrix} a \cos \theta & -a \sin \theta \\ a \sin \theta & a \cos \theta \end{pmatrix} \quad (۷-۳)$$

مضافاً چنانچه تبدیل جابه‌جایی رخ دهد، خواهیم داشت:

$$\bar{x} \mapsto \bar{x}' = h\bar{x} + \bar{b} \quad (۸-۳)$$

### ✓ تعریف موجک دو بعدی

موجک دو بعدی، تابعی با مقادیر مختلط  $\psi \in L^2(\mathbb{R}^2, d^2\bar{x})$  است که شرط مقبولیت را داشته باشد [۲۸].

$$c_\psi \equiv (2\pi)^2 \int_{\mathbb{R}^2} \frac{|\hat{\psi}(\bar{k})|^2}{|\bar{k}|^2} d^2\bar{k} < \infty, \quad (۹-۳)$$

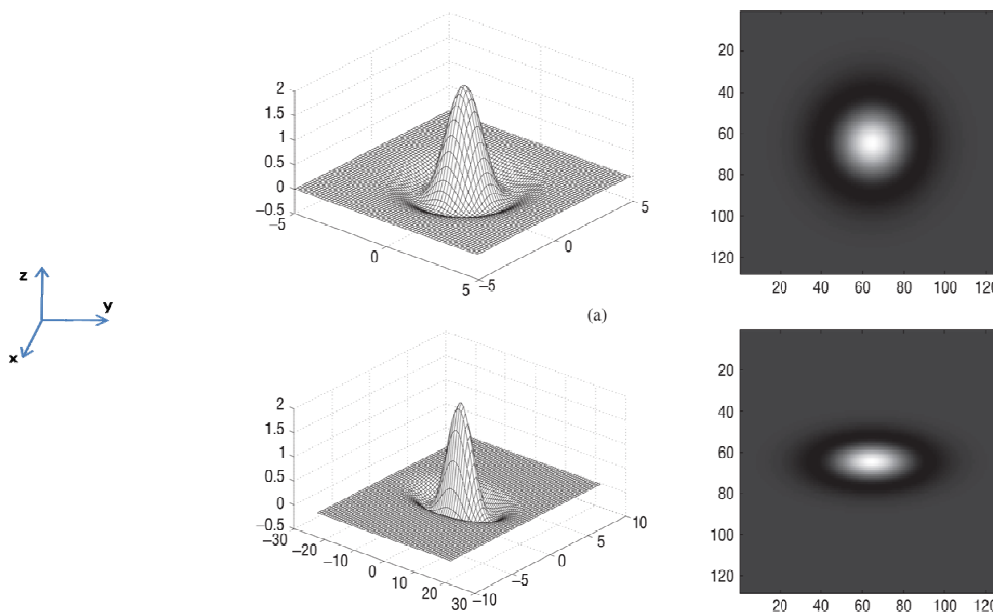
طبق تعریف تبدیل موجک پیوسته برای یک تصویر  $s \in L^2(\mathbb{R}^2, d^2\bar{x})$ ، از ضرب اسکالر  $s$  با موجک  $\psi_{\bar{b}, a, \theta}$  و تابعی از  $(\bar{b}, a, \theta)$  به صورت زیر محاسبه می‌شود [۲۸].

$$\begin{aligned} S(\bar{b}, a, \theta) &= \langle \psi_{\bar{b}, a, \theta} | s \rangle \\ &= a^{-1} \int_{\mathbb{R}^2} \overline{\psi(a^{-1}r_{-\theta}(\bar{x} - \bar{b}))} s(\bar{x}) d^2\bar{x} \\ &= a \int_{\mathbb{R}^2} e^{j\bar{b} \cdot \bar{k}} \overline{\hat{\psi}(a^{-1}r_{-\theta}(\bar{k}))} \hat{s}(\bar{k}) d^2\bar{k} \end{aligned} \quad (۱۰-۳)$$

### ✓ چرا موجک گابور

در میان توابع موجک دو بعدی، دو انتخاب بسته به کاربرد، مطرح می‌شوند. دسته اول توابع موجکی هستند که خواص یکسانی در راستای محورها دارند [۲۸]. این موجک‌ها برای آنالیز نقطه‌ای مناسب هستند. برای مثال هنگامی که ساختار اطلاعات مورد بررسی در تصویر جهت‌دار نمی‌باشد و ویژگی‌ها در جهت‌های متفاوت ثابت هستند، در این حالت تابع  $\psi$  را که تغییر ناپذیر نسبت به چرخش می‌باشد را انتخاب می‌کنیم. آشناترین موجک از این دسته که به آنها توابع موجک "ایزوتروپیک" نیز گفته می‌شود، تابع موجک کلاه مکزیکی است. دسته دوم زمانی مطرح می‌شود که می‌خواهیم ساختارهای جهت‌دار را در یک تصویر آشکار کنیم. برای مثال در مسئله آشکارسازی لبه در یک

تصویر یا در عمل فیلترکردن‌های جهت‌دار، موجکی را انتخاب می‌کنیم که حساسیت نسبت به چرخش نشان می‌دهد. بهترین انتخاب زاویه‌ای، زمانی صورت می‌گیرد که موجک  $\psi$  جهت‌دار باشد و این بدان معناست که  $\hat{\psi}$  در حوزه فرکانسی، فضایی را پوشش می‌دهد که شبیه یک مخروطی شکل محدب است و نوک آن در مبدا مختصات قرار دارد و مقدار عددی آن در قسمت‌های خارج از مخروطی قابل نظر کردن است. آشناترین موجک از این گروه موجک مورلت (کله قندی) دو بعدی است. به این گروه موجک‌ها، موجک‌های "غیر ایزوتروپیک" نیز گفته می‌شود [۲۸].



شکل ۳-۱: موجک کلاه مکزیکی دوبعدی، الف) موجک متقارن ب) موجک نامتقارن با  $\varepsilon = 2$  [۲۸].

تبدیل فوریۀ دو بعدی تصویر  $f$  که با نماد  $\hat{f}$  نشان می‌دهیم، با رابطه (۳-۱۱) تعریف می‌شود [۲۸].

$$\hat{f}(\bar{k}) = (2\pi)^{-1} \int \exp(-i\bar{k}\bar{x}) f(\bar{x}) d^2\bar{x} \quad (۳-۱۱)$$

بطور مشابه می‌توان تبدیل فوریۀ دو بعدی تابع موجک  $\psi_{\bar{b},\theta,a}(\bar{x})$  را که با  $\hat{\psi}_{\bar{b},\theta,a}(\bar{k})$  نشان

می‌دهیم بصورت رابطه (۳-۱۲) تعریف نمود [۲۸].

$$\begin{aligned} \psi_{\bar{b},\theta,a}(\bar{x}) &= a^{-1} \psi(a^{-1} r_{-\theta}(\bar{x} - \bar{b})), \\ \hat{\psi}_{\bar{b},\theta,a}(\bar{k}) &= a \exp(-i\bar{b}\bar{k}) \hat{\psi}(a r_{-\theta}(\bar{k})), \end{aligned} \quad (۳-۱۲)$$

که در آن  $a > 0$  و  $r_\theta$  چرخش به اندازه  $\theta$  است و به صورت زیر تعریف می‌شود (۳-۱۳).

$$r_\theta(\bar{x}) = (\bar{x} \cos(\theta) - \bar{y} \sin(\theta), \bar{x} \sin(\theta) + \bar{y} \cos(\theta)), 0 \leq \theta \leq 2\pi. \quad (۱۳-۳)$$

ویژگی‌های تبدیل موجک: خانواده موجک  $\{\psi_{\bar{b}, \theta, a}\}$  با اعمال جابه‌جایی، چرخش و گسترش (به ترتیب:  $\bar{b}$ ،  $\theta$  و  $a$ ) روی موجک مادر تعریف می‌شود. تبدیل موجک پیوسته  $T_\psi(\bar{b}, \theta, a)$  به صورت ضرب اسکالر  $f$  با موجک جابه‌جا شده تعریف می‌شود (۳-۱۴) [۲۸].

$$\begin{aligned} T_\psi(\bar{b}, \theta, a) &= C_\psi^{-1/2} \langle \psi_{\bar{b}, \theta, a} | f \rangle \\ &= C_\psi^{-1/2} a^{-1} \int \psi^*(a^{-1} r_{-\theta}(\bar{x} - \bar{b})) f(\bar{x}) d^2 \bar{x} \end{aligned} \quad (۱۴-۳)$$

که در آن  $C_\psi, \psi, \bar{b}, \theta, a$  به ترتیب به پارامتر مقیاس، زاویه چرخش، بردار جابه‌جایی، موجک و ثابت نرمالیزه کننده اشاره دارد.  $\psi^*$  مزدوج مختلط  $\psi$  است.

تبدیل موجک را می‌توان با الگوریتم تبدیل فوریه سریع بصورت زیر محاسبه کرد (۳-۱۵) [۲۸].

$$\begin{aligned} T_\psi(\mathbf{b}, \theta, a) &= C_\psi^{-1/2} \langle \psi_{\mathbf{b}, \theta, a} | f \rangle \\ &= C_\psi^{-1/2} a \int \exp(i\bar{b}\bar{k}) \psi^*(a r_{-\theta}(\bar{k})) \hat{f}(\bar{k}) d^2(\bar{k}) \end{aligned} \quad (۱۵-۳)$$

که  $i = \sqrt{-1}$  و علامت  $\wedge$  اپراتور تبدیل فوریه را نشان می‌دهد. تبدیل موجک انرژی را حفظ می‌کند و تجزیه خطی تصویر  $f$  را در فرم خانواده‌ای از موجک‌های آنالیز کننده  $\{\psi_{\bar{b}, \theta, a}\}$  با ضرایب  $T_\psi(\bar{b}, \theta, a)$  بیان می‌کند.

با توجه به اینکه رگ‌ها در شبکیه چشم در جهت‌های مختلف و با ضخامت‌های متفاوت ظاهر می‌شوند برای استخراج رگ‌ها موجک گابور از دسته دوم را در مقیاس‌های متفاوت انتخاب می‌کنیم. موجک گابور دو بعدی در حوزه فرکانس [۲۸] و [۱۲] به صورت زیر تعریف می‌شود (رابطه ۳-۱۶).

$$\psi_G(\bar{x}) = \exp(j\bar{k}_0\bar{x}) \exp\left(-\frac{1}{2}|A\bar{x}|^2\right) \quad (۱۶-۳)$$

که  $A = \text{diag}\left[\varepsilon^{-1/2} \quad 1\right]$ ،  $\varepsilon \geq 1$ ،  $A$  ماتریس قطری است که غیر ایزوتروپیک بودن فیلتر را تعریف می‌کند و به کمک آن می‌توان میزان کشیدگی در یک راستای خاص را تعیین کرد. عبارت نمایی مختلط اول در رابطه ۱۶-۳ پوش عبارت نمایی دوم را تعریف می‌کند و پارامتر  $\bar{k}_0$  در آن برداری است که فرکانس نمایی مختلط را تعیین می‌کند.

### ۳.۳ کلاسه‌بند با سرپرست.

دو کلاسه‌بند با سرپرست را جهت کلاسه‌بندی پیکسل‌ها مورد استفاده قرار داده‌ایم. دو کلاس برای پیکسل‌ها در نظر گرفته شده است: کلاس  $C_1 = \{\text{vessel pixels}\}$  و کلاس  $C_2 = \{\text{nonvessel pixels}\}$ .

#### ۱. کلاسه‌بند بیزین

#### ۲. کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان (SVM)<sup>۱</sup>.

#### ۳.۳.۱ کلاسه‌بند بیزین

در ابتدا تئوری تصمیم‌گیری بیزین را مورد بحث قرار می‌دهیم و سپس کاربردی از این کلاسه‌بند را برای مدل کردن مجموعه‌ای از داده‌ها بصورت مخلوطی از گوسی‌ها بیان می‌کنیم. در این مورد برای تخمین تابع چگالی احتمال شرطی کلاس‌ها از الگوریتم بیشینه‌سازی میانگین [۲۹] استفاده شده است.

<sup>۱</sup> Support Vector Machine

## ✓ تئوری تصمیم‌گیری بیزین.

تئوری تصمیم‌گیری بیزین یکی از روش‌های آماری پایه در مسائل کلاسه‌بندی الگو است. این تصمیم‌گیری با استفاده از تئوری احتمالات عوامل موثر در تصمیم‌گیری را به صورت کمی بیان می‌کند. مسئله تصمیم‌گیری در فرم توزیع احتمالاتی مطرح می‌شود که تمامی پارامترهای این توزیع معلوم است و الگویی که بر روی آن تصمیم‌گیری می‌شود برداری از متغیرهای تصادفی است که از توزیع احتمالاتی بیان شده پیروی می‌کند.

قاعده تصمیم‌گیری بیزین برای بردار ویژگی مشاهده شده  $\bar{x}$  در مسئله‌ای با دو کلاس  $C_1$  و  $C_2$  در فرم احتمال پسین با رابطه ۳-۱۷ بیان می‌شود [۳۰].

$$\begin{cases} C_1 & \text{if } : P(C_1 | \bar{x}) > P(C_2 | \bar{x}) \\ C_2 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17-3)$$

احتمال پسین  $P(C_i | \bar{x})$  احتمال اینکه کلاس  $C_i$  انتخاب شود و بردار ویژگی  $\bar{x}$  مشاهده شده باشد، را بیان می‌کند. با این تصمیم‌گیری احتمال بروز خطا (رابطه ۳-۱۸) و میانگین احتمال خطا (رابطه ۳-۱۹-۱۱۰) کمینه می‌شود [۳۰].

$$P(\text{error} | \bar{x}) = \begin{cases} P(C_1 | \bar{x}) & \text{if } C_2 \text{ decided} \\ P(C_2 | \bar{x}) & \text{if } C_1 \text{ decided} \end{cases} \quad (18-3)$$

$$P(\text{error}) = \int_{-\infty}^{+\infty} P(\text{error}, \bar{x}) d\bar{x} = \int_{-\infty}^{+\infty} P(\text{error} | \bar{x}) P(\bar{x}) d\bar{x} \quad (19-3)$$

تابع چگالی احتمال توأم الگوای که در کلاس  $C_i$  قرار دارد و مقدار بردار ویژگی آن  $\bar{x}$  است را به دو صورت زیر می‌توان بیان کرد (رابطه ۳-۲۰) [۳۰].

$$\begin{aligned} P(C_i, \bar{x}) &= P(C_i | \bar{x})p(\bar{x}) \\ P(C_i, \bar{x}) &= p(\bar{x} | C_i)P(C_i) \end{aligned} \quad (۲۰-۳)$$

که در آن  $P(C_i)$  دانش اولیه از میزان احتمال وقوع کلاس  $C_i$  بدون مشاهده ویژگی‌های آن است و  $p(\bar{x})$  از رابطه ۳-۲۱ به دست می‌آید [۳۰].

$$p(\bar{x}) = \sum_{i=1}^2 p(\bar{x} | C_i)P(C_i) \quad (۲۱-۳)$$

با بازنویسی و مرتب کردن رابطه ۳-۵ فرمول بیز به دست می‌آید (رابطه ۳-۲۲) [۳۰].

$$P(C_i | \bar{x}) = \frac{p(\bar{x} | C_i)P(C_i)}{p(\bar{x})} \quad (۲۲-۳)$$

با استفاده از فرمول بیز و جایگذاری در رابطه ۳-۲۳ خواهیم داشت [۳۰].

$$\begin{cases} C_1 & \text{if : } p(\bar{x} | C_1)P(C_1) > p(\bar{x} | C_2)P(C_2) \\ C_2 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۲۳-۳)$$

از قاعده تصمیم‌گیری بیز که با رابطه ۳-۲۴ بیان می‌شود هر یک از پیکسل‌های تصویر در یکی از دو کلاس رگ و غیررگ قرار می‌گیرند [۳۰].

$$\begin{cases} v \in C_1 & \text{if : } p(v | C_1)P(C_1) > p(v | C_2)P(C_2) \\ v \in C_2 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۲۴-۲)$$

که  $p(v | C_i)$  تابع چگالی احتمال کلاس شرطی و  $P(C_i)$  احتمال اولیه (دانش اولیه) از کلاس  $i$ ام است. برای محاسبه مقدار احتمال اولیه برای کلاس  $i$ ام، نسبت تعداد داده‌های موجود در کلاس  $i$ ام به مجموع کل داده‌ها را با رابطه ۳-۲۵ به دست می‌آوریم [۳۰].

$$P(C_i) = \frac{N_i}{N} \quad (25-3)$$

### ✓ تئوری الگوریتم EM.

این الگوریتم در مواردی بکار می‌رود که بخواهیم پارامترهای یک مدل را بکمک مجموعه داده‌هایی که ناقص است، تخمین بزنیم. فرض کنیم که  $y$  مجموعه داده‌های کامل با  $y \in Y \subseteq \mathbb{R}^m$  بوده و  $p_y(y; \theta)$  تابع چگالی احتمال این مجموعه داده باشد، که  $\theta$  بردار پارامترهای مجهول تابع چگالی احتمال است. اگر نمونه‌های  $y$  قابل مشاهده نباشند و به جای آن داشته باشیم  $Y(x) \subseteq Y$  بگیریم  $x$  باشد. احتمال مجموعه  $x$  و  $p_x(x; \theta)$  تابع چگالی احتمال مجموعه  $x$  باشد.  $x = g(y) \in X_{ob} \subseteq \mathbb{R}^l, l < m$  مجموعه‌ای شامل تمام  $y$ هایی است که به یک  $x$  خاص مربوط می‌شود، در این صورت تابع چگالی احتمال داده‌های ناقص با رابطه ۳-۲۶ زیر محاسبه می‌شود [۲۹].

(۲۶-۳)

$$p_x(x; \theta) = \int_{Y(x)} p_y(y; \theta) dy$$

تخمین  $\theta$  با استفاده از روش ML<sup>۲</sup> به صورت زیر محاسبه می‌شود (۳-۲۷) [۲۹].

$$\hat{\theta}_{ML} =: \sum_k \frac{\partial}{\partial \theta} (p_y(y; \theta)) = 0 \quad (27-3)$$

الگوریتم EM، میانگین تابع بخت لگاریتمی<sup>۳</sup> را به شرط نمونه‌های مشاهده شده و تخمین کنونی از  $\theta$  پیشینه می‌کند. دو مرحله این الگوریتم به صورت زیر است [۲۹].

- گام میانگین گرفتن: محاسبه میانگین تابع بخت لگاریتمی در مرحله  $t+1$  که  $\theta(t)$  یعنی تخمین  $\theta$  در مرحله  $t$ ام را داریم.

---

<sup>۲</sup> Maximum Likelihood

<sup>۳</sup> Log-Likelihood



$$Q(\theta, \theta(t)) \equiv E \left[ \sum_k \ln(p_{y_k}(y_k; \theta | X; \theta(t))) \right] \quad (28-3)$$

- گام بیشینه‌سازی: محاسبه  $\theta$  در مرحله  $t+1$  ام با بیشینه کردن  $Q(\theta, \theta(t))$ .

$$Q(\theta, \theta(t)) =: \frac{\partial}{\partial \theta} (Q(\theta, \theta(t))) = 0 \quad (29-3)$$

در ابتدای این الگوریتم تخمین اولیه‌ای از  $\theta(0)$  را انتخاب می‌کنیم و معیار توقف الگوریتم را  $\|\theta(t+1) - \theta(t)\| \leq \varepsilon$  در نظر می‌گیریم.

می‌توان نشان داد که تخمین متوالی بردار پارامترهای مجهول از تابع چگالی احتمال کمتر نمی‌شود و تابع چگالی احتمال تا جایی که به ماکزیمم (محلی یا سراسری) نرسیده است، روند افزایشی خواهد داشت، و در نهایت الگوریتم EM همگرا خواهد شد. همگرایی ملایم و بدون تغییرات شدید از خواص این الگوریتم است. اثبات همگرایی در مرجع [31] مطرح شده است.

#### ✓ کاربرد در مسئله مدل مخلوط گوسی توابع چگالی.

در این مورد مجموعه داده‌های کامل شامل پیشامدهای توأم  $(x_k, j_k), k=1,2,3,\dots, N$  و  $j_k$  مقادیر صحیح در بازه  $[1, J]$  را می‌گیرد که بیان کننده مدلی است که  $x_k$  را تولید کرده است. در این صورت [30].

$$p(x_k, j_k, \theta) = p(x_k | j_k, \theta) P_{j_k} \quad (30-3)$$

با فرض استقلال دو طرفه نمونه‌های مجموعه داده، تابع بخت لگاریتمی به صورت زیر تعریف می‌شود [30].

$$L(\theta) = \sum_{k=1}^N \ln(p(x_k | j_k; \theta) P_{j_k}) \quad (31-3)$$

در رابطه بالا  $\Theta^T = [\theta^T, P^T]^T$  بردار پارامترهای مجهول است که در آن  $P = [P_1, P_2, \dots, P_J]^T$ .

با گرفتن میانگین تابع بخت لگاریتمی روی داده‌های مشاهده نشده به شرط داشتن نمونه‌های آموزشی و تخمین کنونی از بردار  $\Theta(t)$  مرحله میانگین گرفتن انجام می‌شود.

$$\begin{aligned} Q(\Theta; \Theta(t)) &= E \left[ \sum_{k=1}^N \ln(p(x_k | j_k; \theta)) P_{jk} \right] \quad (32-3) \\ &= \sum_{k=1}^N E \left[ \ln(p(x_k | j_k; \theta)) P_{jk} \right] \\ &= \sum_{k=1}^N \sum_{j_k=1}^J P(j_k | x_k; \Theta(t)) \ln(p(x_k | j_k; \theta)) P_{jk} \end{aligned}$$

برای حالتی که مخلوطی از گوسی‌ها با ماتریس کواریانس قطری به شکل  $\sum_j = \sigma_g^2 I$  داریم، تابع چگالی احتمال به فرم زیر است.

$$p(x_k | j_k; \theta) = \frac{1}{(2\pi\sigma_j^2)^{l/2}} \exp\left(-\frac{\|x_k - \mu_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (33-3)$$

اگر فرض کنیم پارامترهای  $\sigma_j^2, \mu_j, P_j$  برای  $j=1, 2, \dots, J$  مجهول باشند، در این صورت  $\Theta$  برداری با ابعاد  $J(l+1)$  خواهد بود. با جایگزین کردن تابع چگالی احتمال در رابطه ۳-۳۳ مرحله میانگین گرفتن بصورت زیر انجام می‌شود.

$$Q(\Theta; \Theta(t)) = \sum_{k=1}^N \sum_{j_k=1}^J P(j_k | x_k; \Theta(t)) \left( -\frac{l}{2} \ln \sigma_j^2 - \frac{1}{2\sigma_j^2} \|x_k - \mu_j\|^2 + \ln P_j \right) \quad (34-3)$$

مرحله پیشینه کردن: با پیشینه کردن رابطه بالا نسبت به هر یک مجهولات داریم.

$$\mu_j(t+1) = \frac{\sum_{k=1}^N P(j | x_k; \Theta(t)) x_k}{\sum_{k=1}^N P(j | x_k; \Theta(t))} \quad (35-3)$$

$$\sigma_j^2(t+1) = \frac{\sum_{k=1}^N P(j | x_k; \Theta(t)) \|x_k - \mu_j(t+1)\|^2}{l \sum_{k=1}^N P(j | x_k; \Theta(t))}$$

$$P_j(t+1) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N P(j | x_k; \Theta(t))$$

که برای محاسبه هر یک از روابط بالا نیاز به محاسبه  $P(j | x_k; \Theta(t))$  داریم که با کمک روابط ۳-۳۶ این کار امکان پذیر است.

$$P(j | x_k; \Theta(t)) = \frac{p(x_k | j; \theta(t)) P_j(t)}{p(x_k | \Theta(t))} \quad (36-3)$$

$$p(x_k | \Theta(t)) = \sum_{j=1}^J p(x_k | j; \theta(t)) P_j(t)$$

الگوریتم بالا تا جایی ادامه پیدا می کند که معیار توقف برقرار شود.

## ۳.۳.۲ ماشین بردار پشتیبان

ماشین‌های بردار پشتیبان یک تکنیک کلاسه‌بندی و رگرسیون هستند، که توسط وپنیک<sup>۴</sup> و گروهش در آزمایشگاه AT&T Bell پیشنهاد شده است و در حال حاضر در بسیاری از زمینه‌ها مثل تشخیص چهره، تشخیص صوت، بازشناسی دیجیتالی هویت با استفاده از دست‌خط و غیره استفاده می‌شود. این کلاسه‌بند خطی است که می‌توان با اعمال برخی تغییرات از آن به عنوان کلاسه‌بند غیرخطی نیز بهره جست. توانایی این کلاسه‌بند در یافتن فوق صفحه‌ای<sup>۵</sup> بهینه برای کلاسه‌بندی داده‌ها است. در ادامه به بررسی این کلاسه‌بند و توانایی آن در طبقه‌بندی داده‌های خطی در دو حالت جداپذیر کامل و جدا ناپذیر کامل می‌پردازیم.

### ۳.۳.۲.۱ کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان خطی

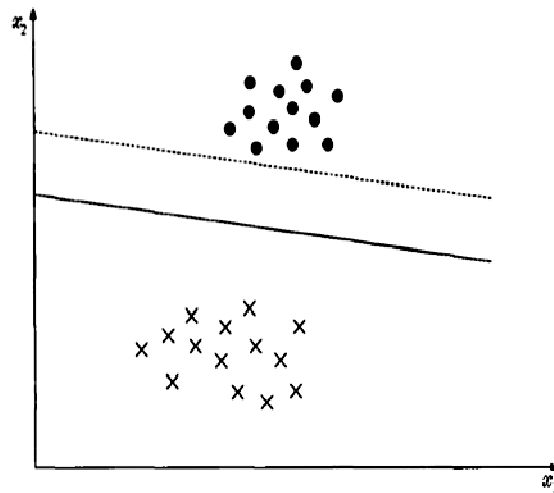
#### ۳.۳.۲.۱.۱ دسته‌بندی کلاس‌های جداپذیر

در این بخش هدف طراحی یک کلاسه‌بند خطی به منظور جداسازی کلاس‌های جداپذیر از هم می‌باشد. در ابتدا یک کلاسه‌بند خطی به منظور جداسازی داده‌های دو کلاس جداپذیر از هم معرفی می‌گردد و سپس این کلاسه‌بند را به منظور جداسازی داده‌های کلی و جداناپذیر گسترش می‌دهیم [۳۲].

فرض کنید  $\bar{x}_i, i=1,2,\dots,N$  بردار ویژگی برای مجموعه داده‌های آموزشی  $X$  باشد. این داده‌ها به دو کلاس  $C_1$  و  $C_2$ ، که به صورت خطی از هم جداپذیرند، تعلق دارند. هدف بدست آوردن فوق صفحه<sup>۵</sup>  $g(\bar{x}) = \bar{w}^T \bar{x} + w_0 = 0$ ، به نحوی است که تمامی داده‌های آموزشی را صحیح کلاسه‌بندی کند. به صورت کلی این فوق صفحه یکتا نبوده و می‌توان مقادیر مختلفی را برای  $\bar{w}$  و  $w_0$  بدست

<sup>۴</sup> Vapnik  
<sup>۵</sup> Hyperplane

آورد. شکل ۳-۲ دو نمونه از فوق صفحه‌هایی را که می‌توان به منظور کلاسه‌بندی صحیح نقاط داده شده در نظرگرفت را نشان می‌دهد.



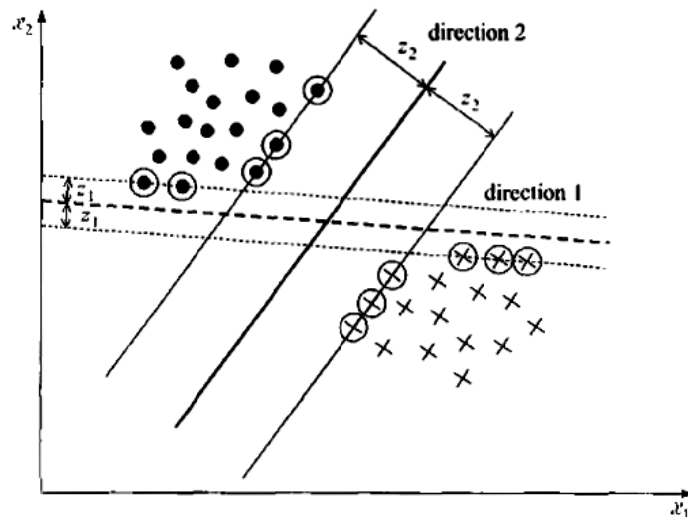
شکل ۳-۲: فوق صفحه‌های مجزا ساز برای داده‌های جداپذیر خطی [۳۲]

هر دو فوق صفحه نشان داده شده در شکل ۳-۲ عمل جداسازی را به درستی انجام می‌دهند، اما واضح است که خط متصل نسبت به خط منقطع، عمل جداسازی را با دقت بیشتری انجام می‌دهد. زیرا این فوق صفحه فضای بیشتری را در دو طرف خود ایجاد می‌کند یا به عبارت دقیق‌تر حاشیه امنیت بیشتری دارد.

بنابراین هدف کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان این است که علاوه بر دسته‌بندی صحیح داده‌های آموزشی، فوق صفحه‌ای را بدست آوریم که حاشیه بین دو کلاس را بیشینه کند. منظور از حاشیه بین دو کلاس فاصله‌ای است که فوق صفحه بین دو کلاس باقی می‌گذارد.

هر فوق صفحه بوسیله جهت و مکان دقیقش در فضا مشخص می‌گردد که جهت فوق صفحه را  $\bar{w}$  و مکان دقیق آنرا در فضا  $w_0$  مشخص می‌کند. به دلیل اینکه هیچ برتری بین دو کلاس وجود ندارد، لازم است فاصله فوق صفحه از نزدیک‌ترین نقاط هر دو کلاس  $C_1$  و  $C_2$  به یک اندازه باشد. بنابراین

لازم است فوق صفحه‌ای را بیابیم که بیشترین حاشیه ممکن را ایجاد کند و به این منظور به دنبال جهت بهینه و مکان دقیق فوق صفحه هستیم. شکل ۳-۳ این امر را به وضوح روشن می‌سازد [۳۲].



شکل ۳-۳: حاشیه برای جهت ۲ بیشتر از حاشیه در جهت ۱ است [۳۲].

فوق صفحه‌ای که در شکل ۳-۳ با خط ضخیم‌تر نشان داده شده است فوق صفحه مورد نظر جهت جداسازی دو کلاس می‌باشد. زیرا علاوه بر جداسازی دو کلاس، حاشیه بین فوق صفحه و دو کلاس را هم بیشینه کرده است.

فاصله یک نقطه از یک فوق صفحه به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$z = \frac{|g(x)|}{\|\vec{w}\|} \quad (37-3)$$

$\vec{w}$  و  $w_0$  را طوری مقیاس دهی<sup>۶</sup> می‌کنیم که اندازه  $g(x)$  در نزدیک‌ترین نقاط  $C_1$  برابر ۱ و در نزدیک‌ترین نقاط  $C_2$  برابر -۱ شود. حاشیه بین دو کلاس برابر خواهد بود با:

$$\frac{1}{\|\bar{w}\|} + \frac{1}{\|\bar{w}\|} = \frac{2}{\|\bar{w}\|} \quad (38-3)$$

به این ترتیب خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \bar{w}^T \bar{x} + w_0 &\geq 1, & \forall x \in C_1 \\ \bar{w}^T \bar{x} + w_0 &\leq -1, & \forall x \in C_2 \end{aligned} \quad (39-3)$$

برای هر  $x_i$  یک برچسب کلاس به صورت  $y_i$ ، اگر  $y_i = 1$  اگر  $x \in C_1$  و  $y_i = -1$  اگر  $x \in C_2$ ، در نظر می‌گیریم. برای بدست آوردن فوق‌صفحه بهینه، می‌بایست  $\bar{w}$  و  $w_0$  را بر اساس شرایط زیر بدست آوریم.

$$\begin{aligned} \text{minimize} & \left\{ J(\bar{w}) \equiv \frac{1}{2} \|\bar{w}\|^2 \right\} \\ \text{subject to} & \quad y_i (\bar{w}^T \bar{x} + w_0) \geq 1, \quad i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (39-3)$$

شرایط Karush-Kuhn-Tucher (KKT) به منظور کمینه کردن معادله 38-3 برابر خواهد بود با:

$$\frac{\partial}{\partial \bar{w}} L(\bar{w}, w_0, \lambda) = 0, \quad (40-3)$$

$$\frac{\partial}{\partial w_0} L(\bar{w}, w_0, \lambda) = 0, \quad (41-3)$$

$$\lambda_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (42-3)$$

$$\lambda_i [y_i (\bar{w}^T \bar{x} + w_0) - 1] = 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (43-3)$$

در معادلات بالا  $\lambda$  بردار ضرایب لاگرانژ  $\lambda_i$  و  $L(\bar{w}, w_0, \lambda)$  تابع لاگرانژ است که به صورت زیر تعریف می‌گردد.

$$L(\bar{w}, w_0, \pi) = \frac{1}{2} \bar{w}^T \bar{w} - \sum_{i=1}^N \lambda_i [y_i (\bar{w}^T \bar{x} + w_0) - 1] \quad (44-3)$$

با ترکیب رابطه ۳-۴۴ با ۳-۴۰ و ۳-۴۱ خواهیم داشت:

$$\bar{w} = \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i x_i \quad (۳-۴۵)$$

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0 \quad (۳-۴۶)$$

نکته قابل توجه این است که ضرایب لاگرانژ،  $\lambda_i$ ها، می‌توانند صفر و یا مثبت باشند. بنابراین براساس معادله ۳-۴۵ پاسخ بدست آمده برای بردار پارامترهای  $\bar{w}$  برابر است با ترکیب خطی از  $N_s \leq N$  بردار ویژگی که ضرایب لاگرانژ آنها مخالف صفر است.

$$\bar{w} = \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i x_i \quad N_s \leq N_i \quad (۳-۴۷)$$

این بردارها که ضرایب لاگرانژ غیرصفر دارند و برای بدست آوردن فوق‌صفحه بهینه استفاده می‌گردند را بردارهای پشتیبان می‌نامند. بر اساس دسته محدودیت‌های موجود در رابطه ۳-۴۳ برای ضرایب لاگرانژ غیرصفر، بردارهای پشتیبان در دو فوق‌صفحه زیر قرار می‌گیرند.

$$\bar{w}^T \bar{x} + w_0 = \pm 1 \quad (۳-۴۸)$$

بردارهای پشتیبان بردارهایی هستند که نزدیک‌ترین فاصله را با خط مجزاساز دارند. باند جداسازی فاصله بین دو فوق‌صفحه معرفی شده توسط معادله ۳-۴۸ می‌باشد. از بین بردارهای ویژگی، بردارهایی که ضرایب لاگرانژ مربوط به آنها صفر می‌باشد،  $\lambda_i = 0$ ، می‌توانند داخل و یا خارج باند جداسازی کلاس‌ها و یا حتی بر روی خود دو فوق‌صفحه محدود کننده باند قرار گیرند.

به منظور حل معادلات مربوطه و بدست آوردن فوق‌صفحه بهینه، که اثبات می‌شود که این فوق‌صفحه یکتا می‌باشد، روش‌های گوناگونی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این معادلات با استفاده از خاصیت مرسوم به دوگانی لاگرانژ قابل حل هستند و نمایش هم‌ارز دوگان Wolfe آنها برابر خواهد بود با:



$$\begin{aligned}
 & \text{maaximize } L(\bar{w}, w_0, \lambda) \\
 & \text{subject to } \bar{w} = \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i x \quad (49-3) \\
 & \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0 \quad (50-3) \\
 & \lambda_i \geq 0 \quad (51-3)
 \end{aligned}$$

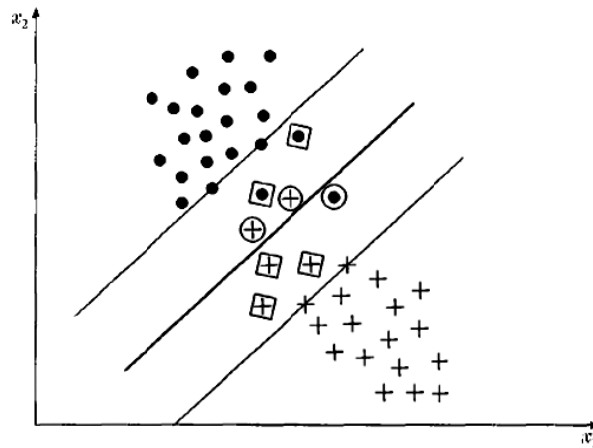
محدودیت‌های بدست آمده در رابطه ۵۱-۳ با صفر قرار دادن گرادیان لاگرانژ نسبت به  $w_0$  و  $\bar{w}$  بدست آمده‌اند. با قرار دادن روابط ۵۰-۳ و ۵۱-۳ در رابطه ۴۹-۳ و انجام محاسبات ریاضی خواهیم داشت:

$$\begin{aligned}
 & \max_{\lambda} \left( \sum_{i=1}^N \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j \bar{x}_i^T \bar{x}_j \right) \quad (52-3) \\
 & \text{subject to } \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0 \\
 & \lambda_i \geq 0 \quad (53-3)
 \end{aligned}$$

پس از حل این معادله دوگان بهینه‌سازی، ضرایب لاگرانژ بدست می‌آیند. هر کدام از ضرایب لاگرانژ بدست آمده متناظر با یکی از الگوها می‌باشد. الگوهایی را که متناظر با ضرایب لاگرانژ مثبت هستند را بردار پشتیبان می‌نامیم.

### ۳.۳.۲.۱.۲ دسته‌بندی کلاس‌های جدا ناپذیر

در این حالت کلاس‌های موجود با استفاده از دسته‌بندی کننده خطی به صورت کامل از همدیگر جدا نمی‌شوند. همان‌گونه که در شکل (۴-۳) مشخص می‌باشد دو کلاس در این حالت جداپذیر نمی‌باشند و نمی‌توان با یک دسته‌بندی کننده خطی آن‌ها را کاملاً از هم جدا کرد. هر گونه تلاشی به منظور جداسازی داده‌ها با یک فوق‌صفحه به نتیجه نمی‌رسد مگر آنکه یک سری از داده‌ها در داخل باند جداسازی قرار گیرد. در این شرایط حاشیه فاصله بین دو فوق‌صفحه با معادله  $\bar{w}^T \bar{x} + w_0 = \pm 1$  تعریف می‌گردد.



شکل ۳-۴: نمونه‌ای از داده‌هایی که به صورت خطی جداناپذیرند [۳۲].

بردار ویژگی نمونه‌های آموزشی به یکی از سه دسته زیر تعلق دارند [۳۲].

(۱) بردارهایی که خارج از باند قرار می‌گیرند و صحیح دسته‌بندی شده‌اند. این بردارها شرایط

در نظر گرفته شده در معادله ۳-۳۹ را برقرار می‌سازند.

(۲) بردارهایی که در داخل باند قرار می‌گیرند و صحیح دسته‌بندی شده‌اند. این بردارها در

شکل (۳-۴) با مربع مشخص گردیده‌اند و در شرایط زیر صدق می‌کنند.

$$0 \leq y_i (\bar{w}^T \bar{x} + w_0) < 1 \quad (۵۴-۳)$$

(۳) بردارهایی که به اشتباه دسته‌بندی شده‌اند. این بردارها در شکل (۳-۴) با دایره مشخص

گردیده‌اند و از شرایط زیر تبعیت می‌کنند.

$$y_i (\bar{w}^T \bar{x} + w_0) < 0 \quad (۵۵-۳)$$

تمامی سه حالت فوق را می‌توان با اضافه کردن یک محدودیت جدید و معرفی یک دسته پارامتر

جدید در نظر گرفت.

$$y_i (\bar{w}^T \bar{x} + w_0) \geq 1 - \xi_i \quad (۵۶-۳)$$

گروه اول داده‌ها با در نظر گرفتن  $\xi_i = 0$ ، گروه دوم با در نظر گرفتن  $0 < \xi_i \leq 1$  و گروه سوم با در نظر گرفتن  $\xi_i > 1$  بدست می‌آیند. پارامتر  $\xi_i$  به نام پارامتر کمکی شناخته می‌شود. در شرایط کنونی هدف این است که تا حد ممکن حاشیه را با در نظر گرفتن تعداد نقاطی که در آنها  $\xi_i > 0$  است، افزایش دهیم. در فرم ریاضی این عمل برابر است با مینیمم کردن تابع هزینه زیر:

$$J(\bar{w}, w_0, \bar{\xi}) = \frac{1}{2} \|\bar{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N l(\xi_i) \quad (57-3)$$

که در آن  $\bar{\xi}$  بردار پارامترهای  $\xi_i$  است و

$$l(\xi_i) = \begin{cases} 1 & \xi_i > 0 \\ 0 & \xi_i = 0 \end{cases} \quad (58-3)$$

پارامتر  $C$  یک عدد ثابت مثبت است که تاثیر نسبی دو قسمت رابطه 57-3 را کنترل می‌کند. بهینه‌سازی رابطه 57-3 مشکل است زیرا شامل تابع ناپیوسته  $l(\cdot)$  می‌باشد. بنابراین شرایط به صورت زیر تغییر می‌کنند.

$$\text{minimize } J(\bar{w}, w_0, \xi_i) = \frac{1}{2} \|\bar{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N l(\xi_i) \quad (52-3)$$

$$\text{Subject to } yi[\bar{w}^T x_i + w_0] \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (53-3)$$

$$\xi_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

محدودیت لاگرانژ برای حل معادلات فوق برابر است با:

$$L(\bar{w}, w_0, \bar{\xi}, \lambda, \mu) = \frac{1}{2} \|\bar{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i - \sum_{i=1}^N \mu_i \xi_i - \sum_{i=1}^N yi[\bar{w}^T x_i + w_0] - 1 + \xi_i \quad (54-3)$$

شرایط Karush-Kuhn-Tucker متناظر برابر است با:

$$\frac{\partial L}{\partial \bar{w}} = 0, \text{ OR } \bar{w} = \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i x_i \quad (55-3)$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_0} = 0, \text{ OR } \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0 \quad (56-3)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0, \text{ OR } C - \mu_i - \lambda_i = 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (57-3)$$

$$\lambda_i [y_i (\bar{w}^T x_i + w_0) - 1 + \xi_i] = 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (58-3)$$

$$\mu_i \xi_i = 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (59-3)$$

$$\mu_i > 0, \quad \lambda_i > 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (60-3)$$

نمایش دوگانی Wolf معادلات فوق برابر خواهد بود با:

$$\text{maximize } L(\bar{w}, w_0, \bar{\xi}, \lambda, \mu) = \frac{1}{2} \|\bar{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i - \sum_{i=1}^N \mu_i \xi_i - \sum_{i=1}^N y_i [\bar{w}^T x_i + w_0] - 1 + \xi_i$$

$$\text{Subject to} \quad (61-3)$$

$$\bar{w} = \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i x$$

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0$$

$$C - \mu_i - \lambda_i = 0, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

$$\mu_i > 0, \quad \lambda_i > 0, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

با اعمال محدودیت فوق به معادلات لاگرانژ خواهیم داشت:

$$\max_{\lambda} \left( \sum_{i=1}^N \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j \bar{x}_i^T \bar{x}_j \right) \quad (62-3)$$

$$\text{subject } \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0 \quad (63-3)$$

$$0 \leq \lambda_i \leq C, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (64-3)$$

تنها تفاوت معادلات فوق با معادلات کلاس‌های خطی جداپذیر از هم در محدودیت اعمال شده بر روی ضرایب لاگرانژ است که به با مقدار  $C$  محدود گشته‌اند. حالت کلاس‌های خطی جداپذیر زمانی که  $C \rightarrow \infty$  برقرار می‌گردد. همان‌گونه که ملاحظه می‌گردد پارامتر کمکی  $\xi_i$  و ضرایب لاگرانژ

متناظرشان و  $\mu_i$  در معادلات وارد نشده‌اند. حضور این پارامترها به صورت غیرمستقیم در پارامتر  $C$  منعکس گشته است.

در کلاسه‌بندی باینری پس از کلاسه‌بندی داده‌ها دو خط وجود دارد.

۱. قرار دادن الگو در کلاس درست در حالی که به کلاس نادرست تعلق داشته است.

۲. قرار دادن الگو در کلاس نادرست در حالی که به کلاس درست تعلق داشته است.

متمایز کردن این دو خط در بسیاری از کاربردها به خصوص کاربردهای پزشکی که کلیت و کارایی از روی حساسیت (نسبت تعداد نمونه‌هایی که به درستی کلاسه‌بندی شده‌اند به کل نمونه‌های کلاس درست) و اختصاصی بودن (نسبت داده‌های نادرستی که به درستی کلاسه‌بندی شده‌اند به کل نمونه‌های نادرست) سنجیده می‌شود از اهمیتی خاصی برخوردار است.

یک راه برای در نظر گرفتن این دو خط در ماشین بردار پشتیبان اختصاص وزن‌های متفاوت به

خطای دو کلاس است. با در نظر گرفتن این دو وزن در معادلات [11]، [۳۳]:

$$\text{minimize} \left( \frac{1}{2} \|w\|^2 + C^+ \sum_{i|y_i=+1} \xi_i + C^- \sum_{i|y_i=-1} \xi_i \right) \quad (۶۵-۳)$$

تحت شرایط زیر:

$$\begin{aligned} y_i(w^T x_i + b) &\geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, N \\ \xi_i &\geq 0, i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (۶۶-۳)$$

تمامی روابط کوادراتیک مانند گذشته است جز در مورد ضرایب لاگرانژ که به شکل زیر محدود

می‌شوند:

$$0 \leq \alpha_i \leq C^+ \quad \text{if } y_i = +1$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C^- \quad \text{if } y_i = -1$$

(۶۷-۳)

# فصل چهارم

ساده‌سازی روش‌های مطرح

## ۴ فصل چهارم

### ۴.۱ مقدمه

در این فصل ابتدا پایگاه داده استفاده شده در این تحقیق را معرفی می‌کنیم، سپس معیارهای مقایسه را بیان می‌کنیم و پس از آن سه روش موفق در میان روش‌هایی که تا کنون برای استخراج رگ‌ها در شبکه‌ی مورد استفاده قرار گرفته‌اند را تحلیل و بررسی می‌نماییم.

۱. استخراج رگ‌های شبکه‌ی با استفاده از آنالیز موجک گابور دو بعدی و کلاسه‌بند بیزین [۱۲].

۲. استخراج رگ‌های شبکه‌ی با استفاده از اپراتور خط و کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان [۱۱].

۳. استخراج رگ‌های شبکه‌ی با آشکارسازی خطوط مرکزی و سپس بازسازی رگ‌ها با روش‌های

شکل‌شناسی [۲۰].

در دو روش اول برای بررسی تعلق یک پیکسل به هر یک از دو کلاس رگ و غیررگ، ویژگی‌هایی از آن استخراج می‌شود و بر اساس آن ویژگی‌ها، با استفاده از کلاسه‌بندی که قبلاً با ویژگی‌های استخراج شده از پیکسل‌های موجود در مجموعه آموزشی، آموزش داده شده است، کلاسه‌بندی می‌شود. روش دوم، نیازی به مجموعه داده‌های آموزشی ندارد و بکمک فیلترهای مورفولوژی و گسترش ناحیه از یک سری نقاط اولیه رگ‌ها را بازسازی می‌کند.

### ۴.۲ گردآوری پایگاه داده

روش‌های متفاوتی برای جمع‌آوری تصاویر شبکه‌ی چشم وجود دارد، از جمله این روش‌ها استفاده از دوربین‌های رنگی و یا آنژیوگرافی است که بصورت گسترده در کلینیک‌ها و مراکز چشم‌پزشکی مورد استفاده قرار می‌گیرند. ما از پایگاه داده DRIVE [۶]، [۴۶] که شامل ۴۰ تصویر رنگی شبکه‌ی چشم است، جهت انجام این تحقیق استفاده می‌کنیم. در ۷ مورد از این تصاویر علائم آسیب دیدگی وجود دارد. این تصاویر بکمک دوربین Canon CR5 nonmydriatic 3CCD با زاویه دید ۴۵ درجه گرفته شده‌اند که تصویر چشم از این زاویه دایره‌ای با قطر ۵۴۰ پیکسل می‌باشد. ابعاد تصاویر در این



پایگاه  $565 \times 584$  بوده و با فرمت JPEG ذخیره شده‌اند. این پایگاه داده به دو مجموعه تقسیم شده است: مجموعه آموزشی و مجموعه آزمون. هر یک از این دو مجموعه شامل ۲۰ تصویر به همراه نمونه‌های جداسازی شده آن توسط سه نفر آموزش دیده است. مجموعه آموزشی یک بار توسط این افراد جداسازی شده است ولی مجموعه آزمایشی دو بار، نتیجه کار در دو مجموعه A و B قرار داده شده است. در مجموعه A،  $12/7\%$  پیکسل‌ها به عنوان رگ شناسایی شده‌اند ولی در مجموعه B این رقم  $12/3\%$  است.

محققین در مرجع [۲۰] تصاویر رنگی شبکه چشم را در فضاهای رنگی مختلف مورد بررسی قرار داده‌اند، کانال سبز در فضای رنگ RGB، کانال روشنایی در فضای رنگ کمیون ملی سیستم‌های تلویزیون (NTSC) و مولفه  $a^*$  در  $L^*a^*b^*$  که این مولفه وابسته به دو کانال سبز و قرمز فضای رنگ RGB می‌باشد. برای پایگاه داده DRIVE، در بین این سه فضای رنگی، کانال سبز بهترین کنتراست بین رگ و غیر رگ را داراست و ما تمامی پردازش‌های خود را بر روی معکوس این تصویر اعمال می‌کنیم که در آن عروق روشن تر از پیش زمینه می‌باشند.

### ۴.۳ معیارهای مقایسه

بطور کلی می‌توان نتایج حاصل از الگوریتم‌های گزارش شده را از دو نظر کمی و کیفی مورد مقایسه و بررسی قرار داد.

برای آنکه بتوان میزان کارایی و دقت الگوریتم پیشنهادی در این تحقیق را با سایر روش‌های موجود مقایسه کرد لازم است معیارهایی را جهت جداسازی مناسب معرفی نماییم. در این رابطه معیارهای حساسیت، میزان عدم اشتراک و صحت مورد استفاده قرار می‌گیرند.

الف) حساسیت ( $TPF^1$ )

معیار حساسیت از تقسیم تعداد پیکسل‌هایی که بدرستی رگ تشخیص داده شده‌اند (TP) بر تعداد کل پیکسل‌های رگ (P) موجود در تصویر برچسب گذاری شده محاسبه می‌شود.

$$TPF = \frac{TP}{P} = \frac{TP}{TP + FN}$$

که در آن (FN) تعداد پیکسل‌هایی هستند که به اشتباه غیر رگ تشخیص داده شده‌اند. و (TP) تعداد پیکسل‌هایی هستند که بدرستی رگ تشخیص داده شده‌اند.

ب) عدم اشتراک  $FPF^2$

معیار عدم اشتراک از تقسیم تعداد پیکسل‌هایی که به اشتباه جزء پیکسل‌های رگ کلاسه‌بندی شده‌اند بر تعداد کل پیکسل‌های غیر رگ موجود در تصویر بدست می‌آید.

$$FPF = \frac{FP}{N} = \frac{FP}{FP + TN}$$

که در آن (TN) تعداد پیکسل‌هایی هستند که به درستی غیر رگ تشخیص داده شده‌اند و (FP) تعداد پیکسل‌هایی هستند که به اشتباه رگ تشخیص داده شده‌اند.

ج) معیار صحت.

معیار صحت بصورت نسبت تعداد کل پیکسل‌هایی که به درستی کلاسه‌بندی شده‌اند به تعداد کل پیکسل‌های موجود در تصویر تعریف می‌شود.

$$ACC = \frac{TP + TN}{P + N} = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}$$

<sup>1</sup> True Positive Fraction

<sup>2</sup> False Positive Fraction

## ۴.۴ استخراج رگ‌های شبکه‌ای با استفاده از آنالیز موجک گابور دو بعدی و کلاسه‌بند بیزین.

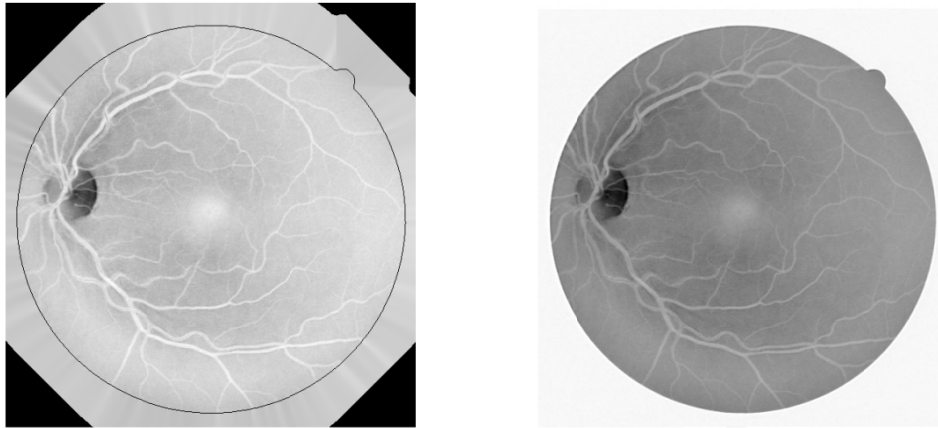
این کار بر مبنای استخراج ویژگی با استفاده از توابع موجک گابور دو بعدی و کلاسه‌بندی پیکسل‌ها در هر یک از دو کلاس رگ و غیررگ با کمک کلاسه‌بند بیزین می‌باشد. به طور کلی می‌توان مراحل انجام کار را به صورت زیر طبقه‌بندی کرد.

- استفاده از تابع موجک گابور دو بعدی جهت آشکارسازی رگ‌های موجود در شبکه‌ای، که این موجک در چندین مقیاس با در نظر گرفتن ضخامت‌های مختلف عروق بر تصویر اعمال می‌شود.
  - استفاده از کلاسه‌بند بیزین جهت جداسازی، که در آن داده‌های مربوط به هر کلاس با مخلوط گوسی‌ها مدل شده‌اند.
- معکوس کانال سبز که در آن رگ‌ها روشن‌تر از پیش‌زمینه هستند به عنوان تصویر اصلی است و پردازش بر روی این تصویر اعمال می‌شود.
- ✓ استخراج بردار ویژگی:

پیش از اعمال تبدیل موجک، برای جلوگیری از بروز خطا در لبه ایجاد شده در نتیجه دریاچه دوربین که اختلاف روشنایی زیادی را ایجاد کرده است، از یک الگوریتم تکرار برای گسترش ناحیه مطلوب استفاده شده است [۱۲]. این الگوریتم با پیدا کردن ناحیه مطلوب، این ناحیه را رشد می‌دهد. هر یک از مراحل این الگوریتم به صورت زیر است.

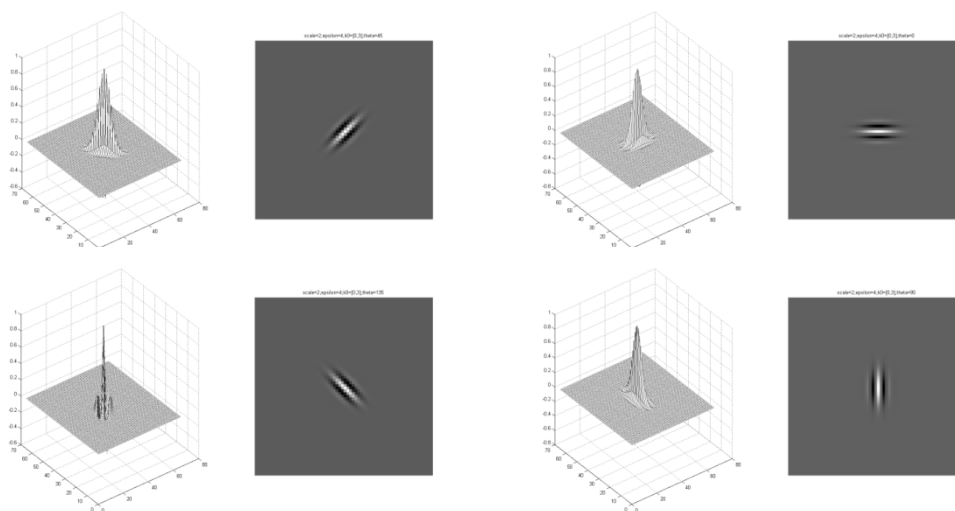
- تعیین مجموعه‌ای از پیکسل‌ها در مرز خارجی ناحیه مطلوب، که این پیکسل‌ها در خارج این ناحیه و در همسایگی چهارتایی پیکسل‌های داخل این ناحیه قرار دارند.
- جایگزین کردن ارزش پیکسل‌های مجموعه بدست آمده با میانگین پیکسل‌های همسایه داخل ناحیه مطلوب، با این تفاوت که این بار معیار همسایگی هشت‌تایی انتخاب می‌شود.

پس از چندین مرحله تکرار ناحیه مطلوب به صورت مصنوعی گسترش می یابد. نتیجه حاصل از اعمال این الگوریتم بر روی تصویر شبکیه چشم در شکل ۴-۱ نشان داده شده است.

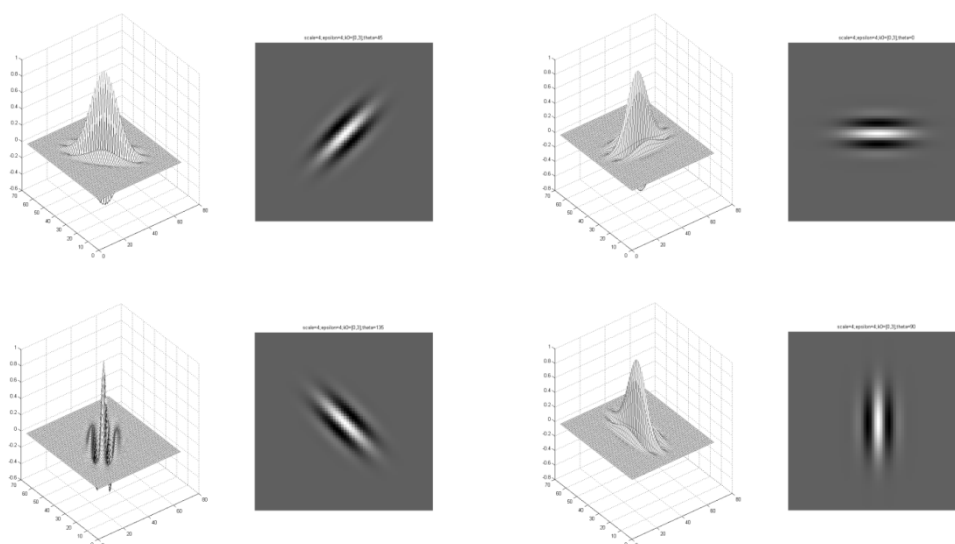


شکل ۴-۱: راست: معکوس کانال سبز شبکیه، چپ: گسترش ناحیه مطلوب.

مقدار پارامترهای تابع موجک گابور [۱۲]، برای آشکار کردن رگها در شبکیه چشم برای  $\varepsilon$  عدد ۴، که کشیدگی در راستای محور  $x$  را نتیجه می دهد، و برای  $k_0$  بردار  $[0,3]$ ، که پوش نمایی با فرکانسی پایین در راستای عمود بر محور  $x$  را تولید می کند، انتخاب شده اند. این پارامترها به صورت تجربی با هدف آشکار کردن ویژگی های جهت دار و اینکه خروجی این تبدیل پاسخ مناسبی را برای پیکسل های قرار گرفته روی رگ فراهم آورد، تعیین شده اند. در شکل ۴-۲ موجک گابور برای پارامترهای انتخاب شده در دو مقیاس ۲ و ۴، در ۴ زاویه مختلف را نشان می دهد.



شکل ۴-۲: موجک گابور در مقیاس ۲ و چهار زاویه

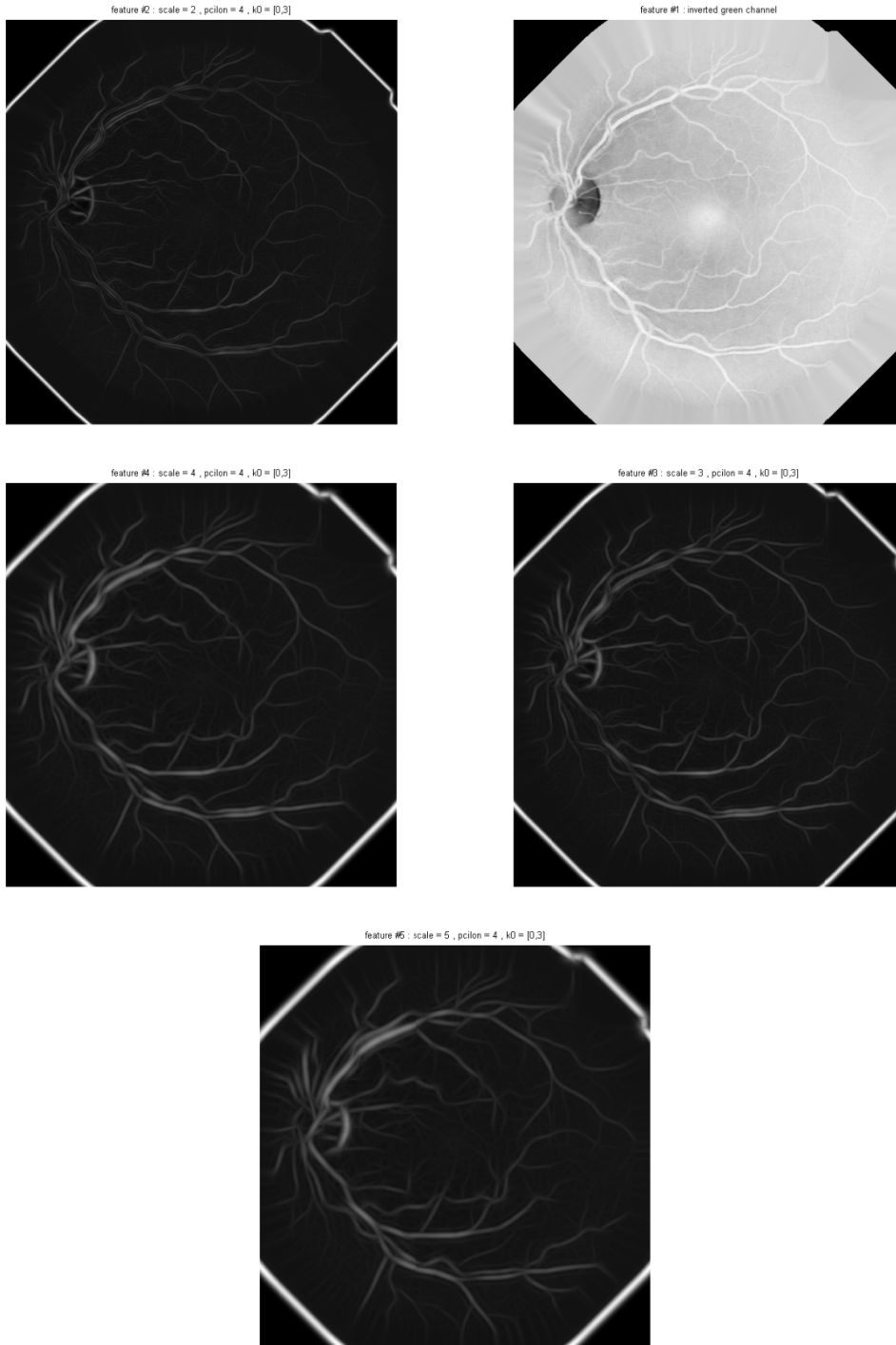


شکل ۴-۲(ادامه): موجک گابور در مقیاس ۴ و چهار زاویه

برای در نظر گرفتن تغییرات در ضخامت رگ‌ها، تبدیل موجک در چهار مقیاس ۲، ۳، ۴ و ۵ محاسبه می‌شود، و برای در نظر گرفتن جهت رگ‌ها در هر مقیاس، خروجی فیلتر برای ۱۸ زاویه از صفر تا ۱۷۹ درجه با گام‌های ۱۰ درجه محاسبه شده است و مقدار بیشینه در میان اندازه خروجی‌های فیلتر به عنوان پاسخ نهایی فیلتر در آن نقطه در نظر گرفته می‌شود [۱۲] (رابطه ۴-۱):

$$M_{\psi}(\bar{b}, a) = \max_{\theta} |T_{\psi}(\bar{b}, \theta, a)| \quad (1-4)$$

اندازهٔ بیشینه تبدیل موجک روی تمام زوایا در هر مقیاس به عنوان ویژگی آن پیکسل انتخاب می‌شود، بنابراین بردار ویژگی با ابعاد ۵ تشکیل می‌گردد که شکل ۳-۴ هر یک از این ویژگی‌ها را برای پیکسل‌ها نمایش می‌دهد.



شکل ۴-۳: پنج ویژگی استخراج شده از تصویر شبکیه چشم، الف) معکوس کانال سبز، ب) موجک گابور با مقیاس ۲، ج) موجک گابور با مقیاس ۳، د) موجک گابور با مقیاس ۴، و) موجک گابور با مقیاس ۵.

## ✓ نرمالیزه کردن ویژگی‌ها.

انتخاب واحدهای متفاوت در فضای ویژگی بر معیار فاصله اثر می‌گذارد، که باعث بروز خطا در کلاسه‌بندی می‌شود. یک روش برای به دست آوردن بردار متغیرهای تصادفی جدید با میانگین صفر و انحراف معیار یک، که مشکل ذکر شده را بر طرف می‌کند، اعمال تبدیل نرمال تعریف شده در مرجع [۳۴] است (رابطه ۲-۴):

$$\hat{v}_i = \frac{v_i - \mu_i}{\sigma_i} \quad (2-4)$$

که  $v_i$   $i$ امین ویژگی،  $\mu_i$  و  $\sigma_i$  به ترتیب مقدار میانگین و انحراف معیار  $i$ امین ویژگی می‌باشند. برای جبران تغییرات روشنایی متفاوت بین تصاویر، تبدیل نرمال با توجه به مقدار میانگین و انحراف معیار همان تصویر، به صورت جداگانه بر روی هر یک از تصاویر اعمال می‌شود.

## ✓ جداسازی به کمک کلاسه‌بند بیزین.

در این کار [۱۲]، از یک کلاسه بند بیزین جهت کلاسه‌بندی پیکسل‌ها استفاده شده است. دو کلاس برای پیکسل‌ها در نظر گرفته شده: کلاس  $C_1 = \{vessel\_pixels\}$  و کلاس  $C_2 = \{nonvessel\_pixels\}$ .

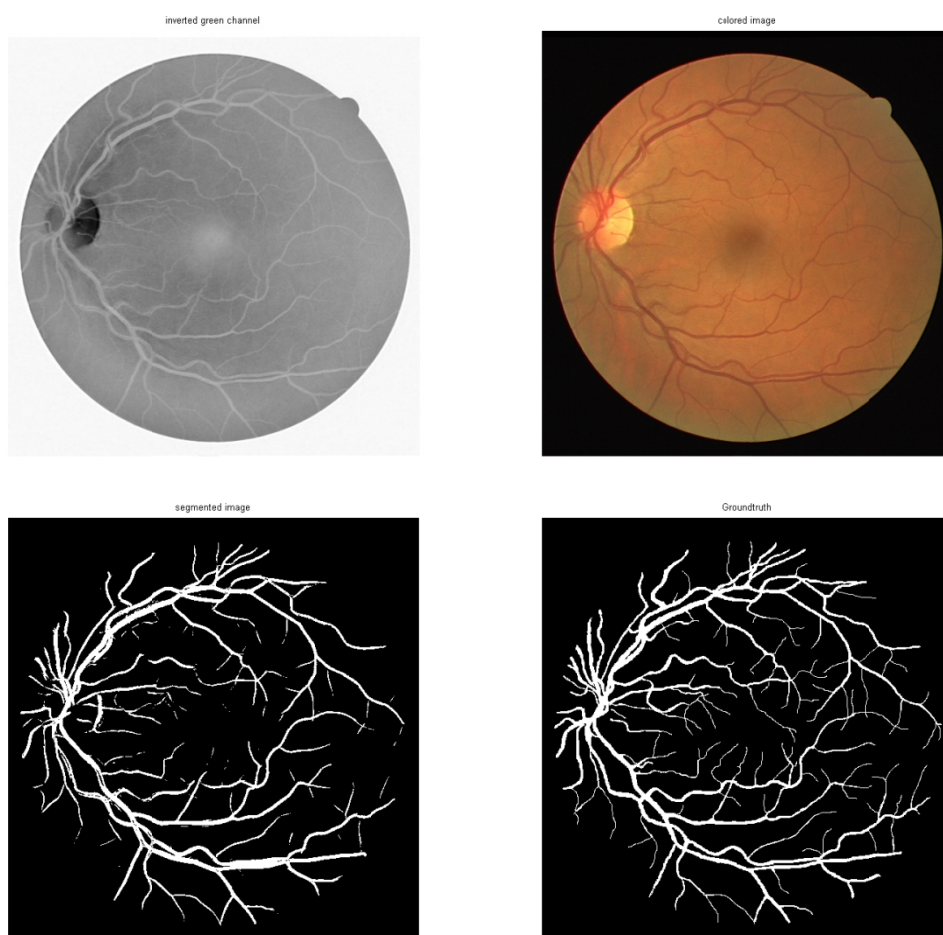
با استفاده از تصاویر موجود در پایگاه داده که توسط متخصص برچسب گذاری شده‌اند یک مجموعه داده آموزشی که هر کدام از اعضای آن به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند، برای آموزش کلاسه‌بند بیزین تشکیل می‌دهیم. از مخلوط گوسی‌ها برای مدل کردن داده‌های آموزشی استفاده شده است.

با استفاده از قاعده تصمیم‌گیری بیز هر یک از پیکسل‌های تصویر در یکی از دو کلاس رگ و غیررگ قرار می‌گیرند [۱۲]. در این رابطه تابع چگالی احتمال شرطی هر کلاس به صورت ترکیب



خطی توابع گوسی تعریف شده و برای تخمین پارامترهای توابع گوسی تشکیل دهنده این مخلوط و وزن هر کدام، از الگوریتم بیشینه‌سازی میانگین [۲۹] استفاده شده است.

مجموعه داده آموزشی بکار رفته شامل ۷۰۰ هزار داده که هر کدام یک بردار ویژگی در ابعاد ۵ می‌باشند. این داده‌ها از میان ۲۰ تصویر آموزشی از پایگاه داده DRIVE، انتخاب شده است. جهت تخمین چگالی احتمال شرطی کلاس‌ها از مخلوط گوسی‌ها با تعداد  $k=20$  گوسی برای هر یک از دو کلاس رگ و غیررگ استفاده می‌شود. در نهایت از کلاسه‌بند بیزین جهت استخراج رگ‌ها استفاده شده است. نتیجه کلاسه‌بندی در شکل ۴-۴ آورده شده است.



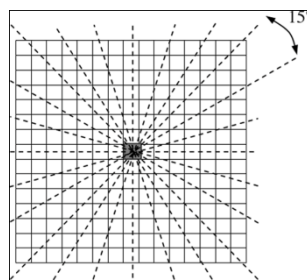
شکل ۴-۴: الف) تصویر رنگی شبکیه، ب) معکوس کانال سبز، ج) تصویر برجسته گذاری شده دستی، د) نتیجه کلاسه‌بندی با کلاسه‌بند بیزین.

## ۴.۵ استخراج رگ‌های شبکه‌ی با استفاده از اپراتور خط و کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان

مبنای این کار [۱۱] نیز بر استخراج ویژگی و استفاده از یک کلاسه‌بند با سرپرست برای جداسازی رگ‌ها قرار داده شده است. استخراج بردار ویژگی از فیلترکردن تصویر با یک اپراتور خط و پاره خط عمود بر آن صورت گرفته و کلاسه‌بند بردار ماشین پشتیبان برای کلاسه‌بندی پیکسل‌های تصویر انتخاب شده است.

## ۷ اپراتور خط

اپراتور خط [۱۱]، از پاره خطی به طول ۱۵ پیکسل تشکیل شده که در هنگام استخراج ویژگی مرکز آن بر روی پیکسل مورد مطالعه قرار می گیرد، مقدار میانگین ارزش (سطح روشنایی) پیکسل های قرار گرفته روی این پاره خط برای ۱۲ زاویه از ۰ تا ۱۸۰ با گام های ۱۵ درجه محاسبه می شود. در میان خروجی های این اپراتور آنکه مقدار بزرگتری دارد برای استخراج ویژگی انتخاب می شود. اگر این مقدار را با  $L(i, j)$  نشان دهیم ویژگی مطلوب از رابطه  $S(i, j) = L(i, j) - N(i, j)$  که بیانگر قدرت خط [۳۵] است، بدست می آید. در این رابطه  $N(i, j)$  مقدار میانگین ارزش پیکسل های داخل پنجره ای با ابعاد ۱۵ در ۱۵ پیکسل است که مرکز آن بر پیکسل مورد مطالعه قرار می گیرد. این اپراتور در شکل ۴-۵ نشان داده شده است.

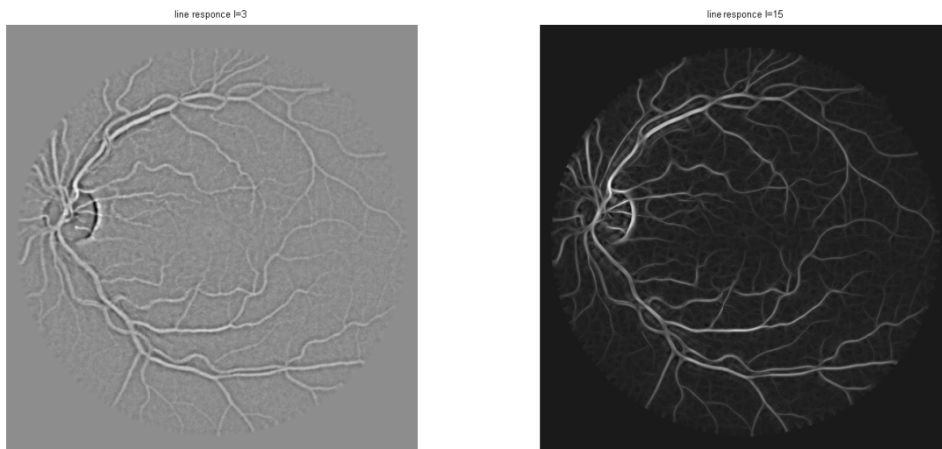


شکل ۴-۵: ۱۲ جهت برای تخمین قدرت خط پیکسل مرکزی [۱۱]

## ۷ بررسی خروجی اپراتور خط و ارتباط آن با پیکسل های رگ و غیررگ.

همانطور که پیش تر نیز اشاره شد، رگ های شبکه دارای ضخامت های متفاوتی هستند. هنگامی که مرکز این فیلتر بر روی یک پیکسل متعلق به رگی با ضخامت متوسط و بزرگ قرار می گیرد، مقدار ماکزیمم خروجی برای این اپراتور در زاویه ای اتفاق می افتد که حداکثر پیکسل های اپراتور، بر روی رگ قرار گیرند. در این صورت خروجی اپراتور خط مقدار بزرگی خواهد بود. در مورد اعمال اپراتور خط به رگ های باریک نیز وضعیت به همین صورت است با این تفاوت که خروجی اپراتور خط به بزرگی حالت قبلی نیست.

هنگامی که پیکسل مورد مطالعه در پیش‌زمینه و در کنار یک رگ ضخیم یا در بین دو رگ قرار می‌گیرد، قدرت خط با هنگامی که پیکسل بر روی رگ باریک قرار گرفته برابری می‌کند. برای رفع این مشکل در مرجع [۱۱] استفاده از پاره‌خطی با طول ۳ پیکسل و عمود بر امتداد اپراتور خط در جهت ماکزیمم، پیشنهاد شده است که مقدار آن با  $S_o(i, j) = L_o(i, j) - N(i, j)$  محاسبه می‌شود. که در این رابطه  $L_o(i, j)$  و  $N(i, j)$  به ترتیب به میانگین ارزش پیکسل‌های قرار گرفته بر روی خط عمود بر اپراتور خط و مقدار میانگین ارزش پیکسل‌های داخل پنجره‌ای با ابعاد ۱۵ در ۱۵ پیکسل است که مرکز آن بر پیکسل مورد مطالعه قرار می‌گیرد، اشاره دارد. مقدار خروجی این تفاضل هنگامی که پیکسل داخل رگ باریک قرار گرفته است نسبت به حالتی که در پیش‌زمینه و در کنار رگ ضخیم یا بین دو رگ قرار گرفته، قابل توجه است. شکل ۴-۶ نتیجه اعمال این فیلتر و پاره خط عمود بر آن را نشان می‌دهد.



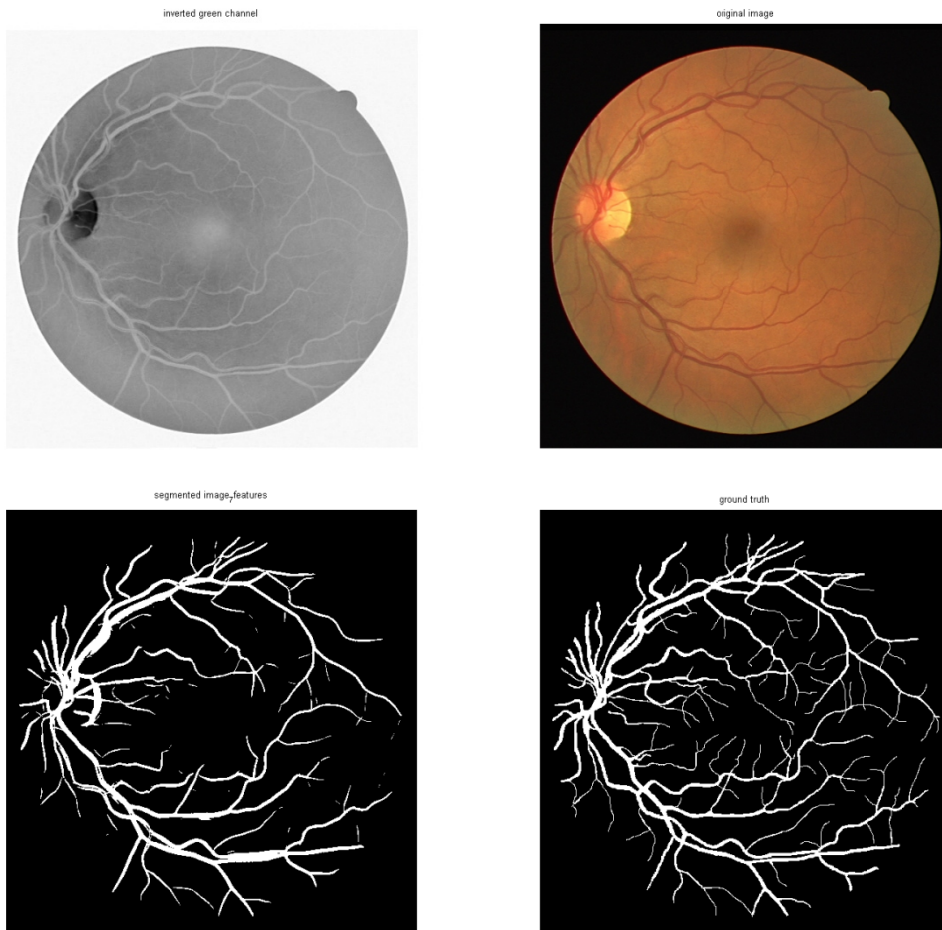
شکل ۴-۶: الف) پاسخ اپراتور خط، ب) پاسخ پاره خط عمود بر راستای مقدار ماکزیمم اپراتور خط.

خروجی این فیلتر جهت‌دار به همراه پاره‌خط عمود بر آن، دو ویژگی از بردار ویژگی اختصاص داده شده به هر پیکسل را تشکیل می‌دهند و ویژگی سوم همان مقدار روشنایی پیکسل در معکوس شده کانال سبز است. تبدیل نرمال [۳۴] استفاده شده در مورد ویژگی‌های گابور [۱۲]، بر این بردار ویژگی نیز اعمال می‌شود تا تغییرات روشنایی بین تصاویر مختلف را جبران کند.

## ✓ کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان

در این کار از کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان برای جداسازی رگ‌ها استفاده شده است. تئوری این کلاسه‌بند در فصل ۳ به تفصیل بیان شده است. از این کلاسه‌بند در حالت خطی و با فرض جداناپذیری داده‌ها استفاده شده است.

برای آموزش این کلاسه‌بند، زیر مجموعه‌ای با ۲۰۰۰۰ عضو داده که به صورت تصادفی از بین داده‌های مجموعه آموزشی انتخاب شده‌اند تشکیل می‌دهیم. نتیجه کلاسه‌بندی در شکل ۴-۷ آورده شده است.



شکل ۴-۷: الف) تصویر رنگی شبکه‌ای، ب) معکوس کانال سبز، ج) تصویر برچسب گذاری شده دستی، د) نتیجه کلاسه‌بندی با کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان

## ۴.۶ استخراج رگ‌های خونی شبکه‌ی با ترکیب خطوط مرکزی و بازسازی با روش‌های شکل‌شناسی

محققین در مرجع [۲۰] روشی بر اساس پردازش مستقل هر پیکسل برای جداسازی عروق ارائه داده‌اند که می‌توان آن را در سه مرحله کلی به صورت زیر بیان کرد:

۱. پیش‌پردازش

۲. استخراج خطوط مرکزی رگ

۳. جداسازی رگ‌ها

در این کار نیز همانند کارهای مشابه دیگر پردازش‌ها بر روی معکوس کانال سبز به عنوان تصویر اصلی انجام گرفته است.

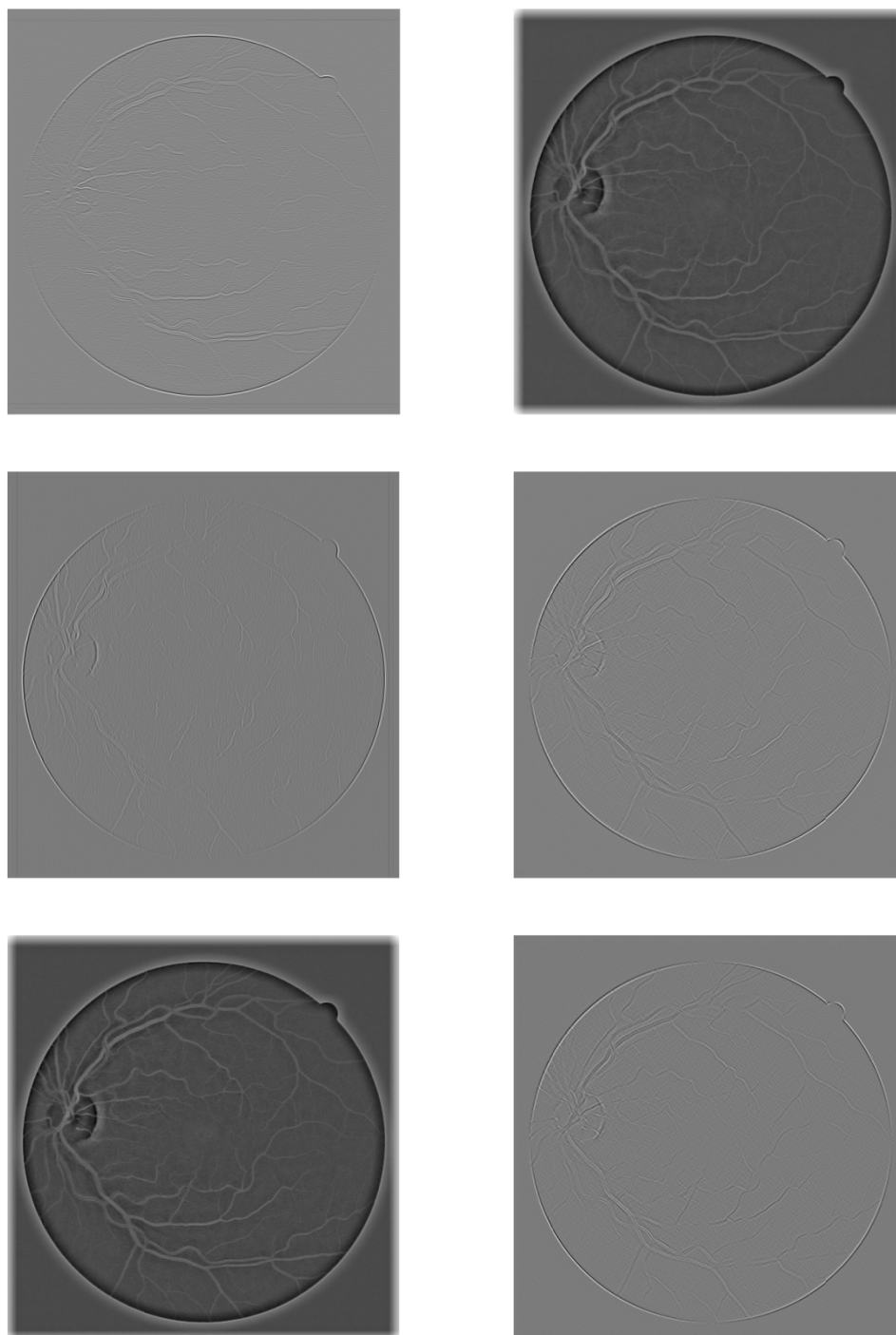
### ۴.۶.۱ پیش‌پردازش

نویسنده در دو مرحله اقدام به ارتقاء در تصویر شبکه‌ی کرده است. ابتدا از یک فیلتر متوسط‌گیر حسابی با ابعاد  $31 \times 31$  با هدف نرمالیزه کردن پیش‌زمینه و حذف تغییرات روشنایی در سطح تصویر استفاده کرده و به دنبال آن فیلتر تشخیص دهنده خط [۳۶]، در چهار جهت  $0^\circ$ ،  $45^\circ$ ،  $90^\circ$  و  $135^\circ$ ، با هدف ارتقاء در رگ‌های باریک بر تصویر اعمال شده است. برای هر پیکسل، حداکثر مقدار خروجی بین چهار فیلتر انتخاب شده و به تصویر حاصل از مرحله قبل اضافه می‌شود. مجموعه این فیلترها در شکل ۴-۸ آورده شده‌اند.

$$\frac{1}{6} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 2 & 2 & 2 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, \frac{1}{6} \begin{bmatrix} -1 & -1 & 2 \\ -1 & 2 & -1 \\ 2 & -1 & -1 \end{bmatrix}, \frac{1}{6} \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}, \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix}$$

شکل ۴-۸: مجموعه فیلترهای تشخیص دهنده خط با عرض یک پیکسل که برای ارتقاء در رگ‌های باریک استفاده شده‌اند [۳۶]، [۲۰].

نتیجه حاصل از نرمالیزه کردن پیش زمینه و اعمال فیلتر در شکل ۴-۹ نشان داده شده است.

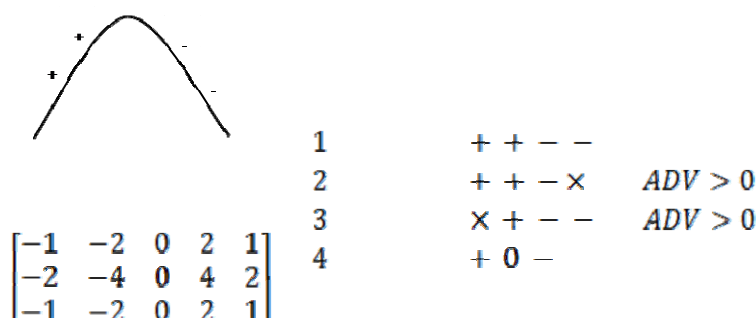


الف	ب
ج	د
و	ه

شکل ۴-۹: الف) تصویر نرمالیزه شده با فیلتر متوسط گیر حسابی، ب تا و) پاسخ تصویر نرمالیزه شده به فیلتر تشخیص دهنده خط به ترتیب با زوایای ۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه، ه) تصویر حاصل از اضافه کردن ماکزیمم پاسخ برای هر پیکسل و بین چهار زاویه به تصویر (الف).

## ۴.۶.۲ استخراج خطوط مرکزی.

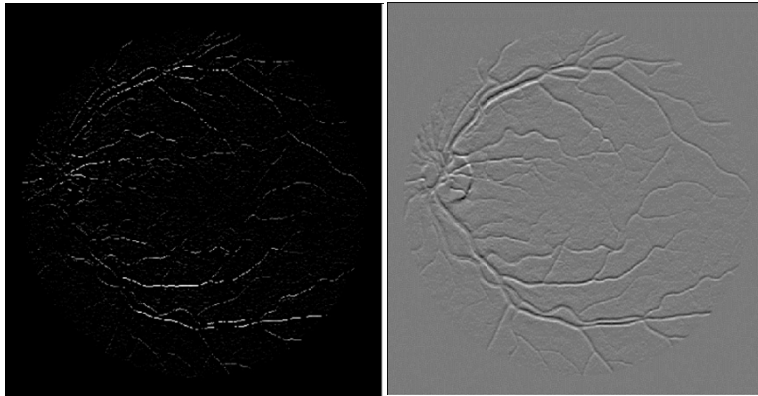
برای استخراج خطوط مرکزی از این حقیقت استفاده شده است که با اعمال فیلتر مشتق‌گیر مرتبه اول در جهت عمود بر راستای رگ، علامت مقادیر خروجی فیلتر دارای نظم خاصی هستند، و از آنجایی که رگ‌ها در شبکه در جهت‌های مختلفی وجود دارند، از مجموعه‌ای از این فیلترها در چهار جهت استفاده شده است. فیلتر مشتق‌گیر مرتبه اولی که در این کار استفاده شده حاصل تفاضل یک گوسی با جا به جا شده خود است که به فیلتر تفاضل دو گوسی با آفست [۳۷] معروف است. در شکل ۴-۱۰ پروفایل ایده‌آل برای یک رگ، به همراه علامت مشتق بر روی پروفایل، ترکیب‌های ممکن برای علامت‌ها در خروجی فیلتر مشتق‌گیر و فیلتر مشتق‌گیر در راستای افقی آورده شده است. سایر فیلترها با چرخش فیلتر افقی به دست می‌آیند.



شکل ۴-۱۰: الف) چهار ترکیب ممکن برای علامت مشتق خروجی، ب) نمودار ایده‌آل مقطع عرضی یک رگ به همراه علامت مشتق، ج) کرنل فیلتر مشتق‌گیر در راستای افقی (صفر درجه) [۳۷]، [۲۰].

پاسخ هر یک از چهار فیلتر برای وجود یکی از چهار ترکیب ممکن در شکل ۴-۱۰ (الف) جستجو می‌شود، هر پیکسلی که دارای یکی از چهار ترکیب ذکر شده باشد حفظ شده، و آنهایی که در این چهار ترکیب صدق نمی‌کنند، حذف خواهند شد. بنابراین تصویری با نقاط کاندید اولیه برای خطوط مرکزی خواهیم داشت. هنگامی که هر یک از شرایط ۲ یا ۳ به وجود آمد، مجموع جبری پاسخ فیلتر محاسبه شده و بر اساس آن تصمیم‌گیری انجام می‌گیرد. شکل ۴-۱۱ نتیجه حاصل از اعمال فیلتر مشتق‌گیر افقی و نقاط استخراج شده پس از بررسی ترکیب علامت‌های خروجی فیلتر را نشان می‌دهد.





شکل ۴-۱۱: الف) خروجی فیلتر مشتق‌گیر افقی، ب) تصویر نقاط اولیه برای خطوط مرکزی.

تصویر بدست آمده از مرحله قبل، آستانه‌گذاری شده و تصویر باینری حاصل، نقاط شروع برای الگوریتم گسترش ناحیه هستند. این آستانه بر اساس اطلاعات آماری تصویر نقاط کاندید اولیه به صورت زیر محاسبه می‌شود [۳۸] (رابطه ۴-۳).

$$T_{\text{seed}} = \mu - \sigma \quad (4-3)$$

با نقاط شروع بدست آمده، تصویر با استفاده از الگوریتم گسترش ناحیه برای نقاط مرکزی جستجو می‌شود و مولفه‌هایی از خطوط مرکزی بدست می‌آیند. پس از استخراج مولفه‌هایی از خطوط مرکزی، برای هر یک از چهار تصویر، مولفه‌هایی که تعداد پیکسل‌های آن از یک تعداد از پیش تعریف شده کمتر باشند، حذف می‌گردند و بقیه قسمت‌ها با بررسی دو شرط، تأیید و یا رد می‌شوند.

شروطی که برای این منظور در نظر گرفته شده عبارتند از:

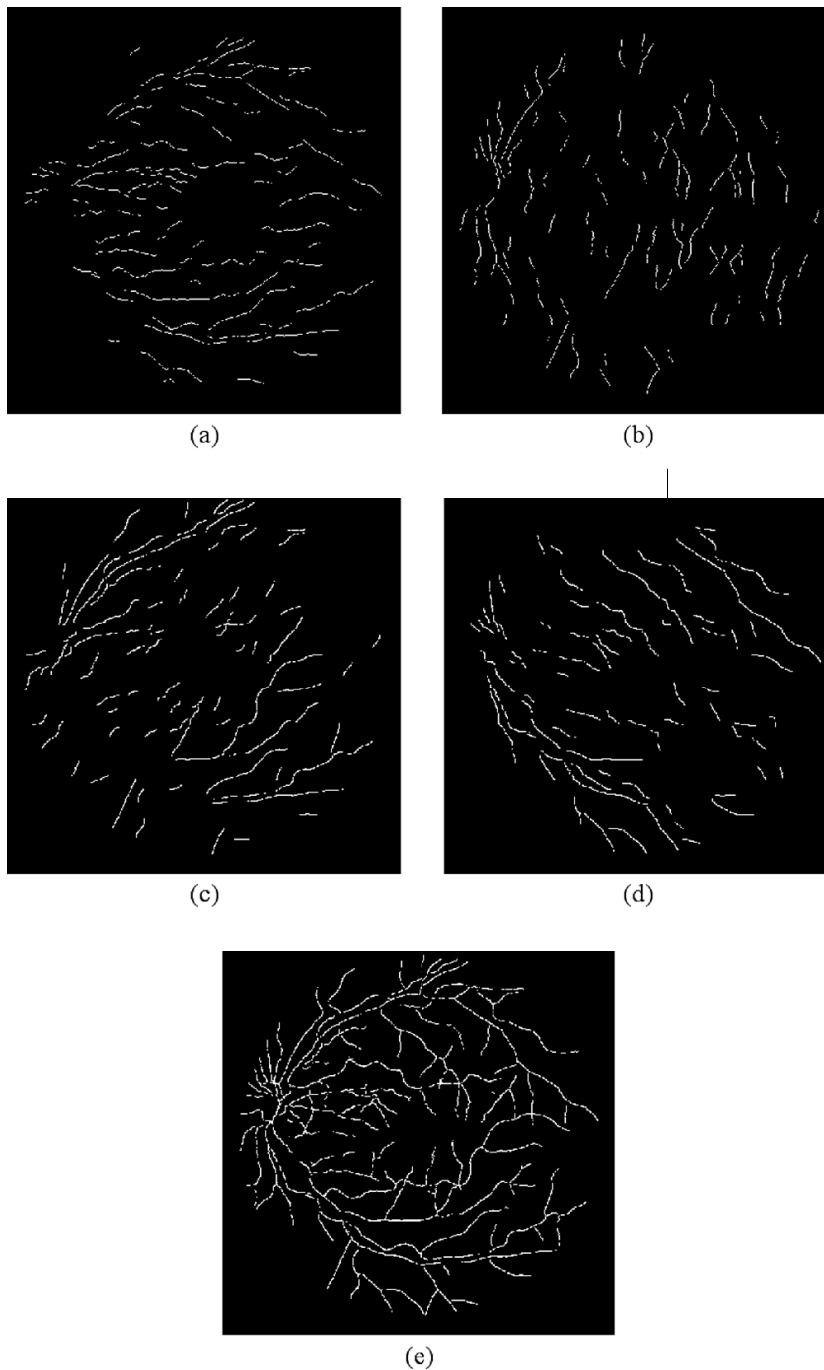
۱. شدت روشنایی هر مولفه، که از حاصلضرب ماکزیمم شدت روشنایی در میانگین شدت

روشنایی، که هر دو پارامتر از پیکسل‌های همان بخش محاسبه شده، بدست می‌آید.

۲. تعداد پیکسل‌های مولفه.

این شروط با مقادیری که با توجه به کل مولفه‌ها محاسبه شده، مقایسه می‌شوند.

نتیجه حاصل از اعمال الگوریتم تشخیص خطوط مرکزی بر روی هر یک از چهار تصویر، و تصویر نهایی که از ترکیب چهار خروجی بدست آمده، در شکل ۴-۱۲ نشان داده شده است.



الف	ب
ج	د
و	

شکل ۴-۱۲: الف تا د) نقاط مرکزی تأیید شده در چهار جهت، و) ترکیب نقاط مرکزی و تشکیل خطوط مرکزی نهایی [۲۰].

## ۴.۶.۳ جداسازی رگ‌ها

برای جداسازی رگ‌ها از اپراتور تاپ-هت بهینه شده [۳۹] با عنصر ساختاری "دایره‌ای" با سایز متغیر از یک تا هشت استفاده شده است.

تبدیل تاپ-هت معمول به صورت تفاضل بین تصویر اصلی و نمونه open شده آن تعریف می‌شود. مشکل این تبدیل، حساسیت آن نسبت به نویز است، چراکه مقادیر پیکسل‌ها در تصویر open شده همیشه کوچکتر یا مساوی مقادیر در تصویر اصلی است، در این صورت با عمل تفاضل گیری ممکن است بر میزان نویز اضافه شود. به همین دلیل نویسنده در این کار از این اپراتور در فرمی جدید که در مرجع [۳۹] پیشنهاد شده، استفاده کرده، با این تفاوت که قبل از اعمال اپراتور opening، اپراتور closing اعمال شده است (رابطه ۴-۴):

$$\text{TopHat} = I - \min((I \cdot S_c) \circ S_o) \quad (4-4)$$

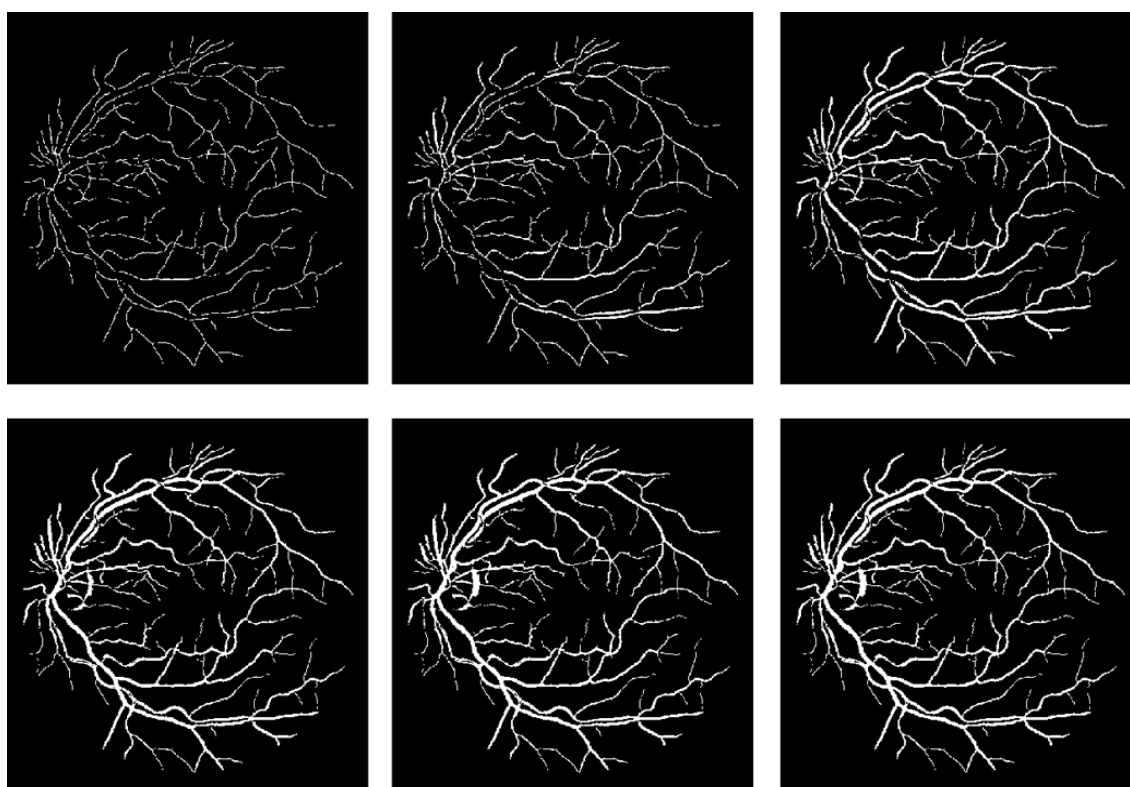
که در آن  $S_c$  عنصر ساختاری برای عملیات closing و  $S_o$  عنصر ساختاری برای عملیات opening است.

اپراتور closing با هدف حذف جزئیات کوچکتر از عنصر "دایره‌ای" با شعاع واحد و اپراتور opening در هشت سایز متفاوت، از یک تا هشت بر تصویر اعمال می‌شود و هدف از آن استخراج رگ‌ها با عرض متفاوت است. برای کاهش نویز، بین هر دو تصویر متوالی از این هشت تصویر میانگین گرفته می‌شود که در نهایت چهار تصویر خواهیم داشت.

در مرحله بعد با آستانه‌گذاری بر روی هر یک از چهار تصویر در دو سطح متفاوت دو تصویر باینری حاصل می‌شود، تصویر حاصل از آستانه کوچکتر به عنوان Marker و تصویر حاصل از آستانه بزرگتر Mask را نتیجه می‌دهد. با استفاده از این دو تصویر باینری به همراه عملیات بازنشانی باینری تصویر، چهار تصویر خواهیم داشت که در هر یک رگ‌ها با قطرهای متفاوت بازسازی شده‌اند.

تصویر جداسازی شده نهایی از ترکیب خطوط مرکزی با تصاویر حاصل از مرحله قبل با استفاده از روش گسترش ناحیه که تنها شرط گسترش در آن همسایه بودن دو پیکسل است، به دست می‌آید. در گسترش ناحیه، خطوط مرکزی به عنوان نقاط اولیه انتخاب می‌شوند و گسترش با توجه به تصاویر باینری به دست آمده از مرحله قبل پس از چهار بار تکرار به دست می‌آید به طوری که خروجی هر مرحله به عنوان نقاط اولیه برای مرحله بعد استفاده می‌شود.

پس از استخراج رگ‌ها یک مرحله پردازش نهایی صورت می‌گیرد، که این کار با هدف حذف پیکسل‌هایی که به طور کامل با نقاط غیر رگ احاطه شده‌اند و همچنین اضافه کردن پیکسل‌هایی که حداقل با ۶ پیکسل از پیکسل‌های رگ احاطه شده‌اند به مجموعه نقاط رگ، انجام می‌شود. نتایج حاصل از جداسازی در شکل ۴-۱۳ آورده شده است.



شکل ۴-۱۳: الف) خطوط مرکزی رگ‌ها، ب تا و) خروجی‌ها مربوط به گسترش ناحیه، ه) نتیجه نهایی جداسازی [۲۰].

فصل پنجم

روش پیمایشی

## ۵ فصل پنجم

### ۵.۱ مقدمه

در فصل ۲ روش‌های متداول برای جداسازی رگ‌ها مورد بررسی قرار گرفتند. در این فصل دو روش برای جداسازی رگ‌ها پیشنهاد کرده‌ایم و در انتها روشی برای تخمین قطر رگ پیشنهاد شده است.

۱. استفاده از ویژگی‌های موجک گابور در کنار ویژگی اپراتور خط و پاره خط عمود بر آن.

۲. استخراج خطوط مرکزی و استفاده از آنها برای بازسازی عرض رگ.

### ۵.۲ استفاده از ویژگی‌های موجک گابور در کنار ویژگی اپراتور خط و پاره خط

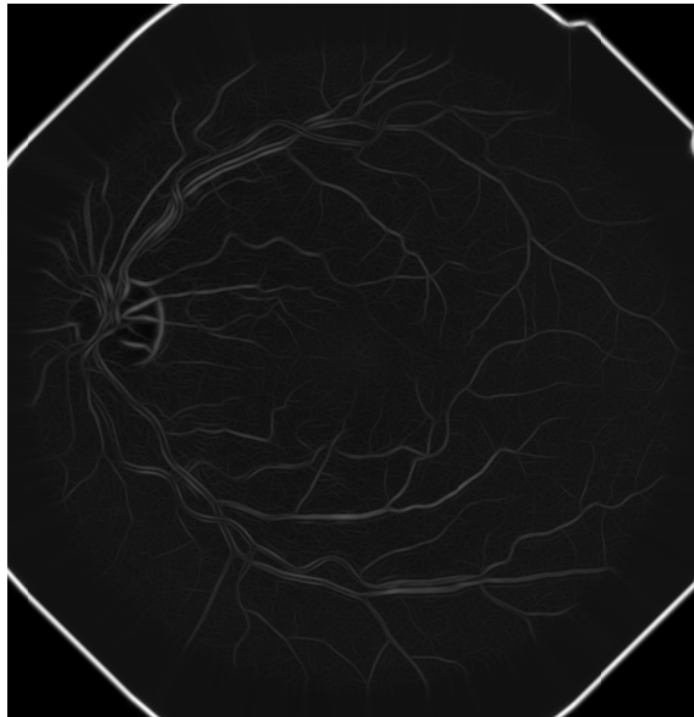
#### عمود بر آن

با مشاهده رگ‌های جداسازی شده بکمک هر یک از دو روش پیشنهادی در مراجع [۵-۶] و مقایسه آنها نکات زیر قابل ذکر است.

پارامترهایی که نویسنده در مرجع [۱۲] برای موجک گابور انتخاب کرده بهترین انتخاب نیستند.

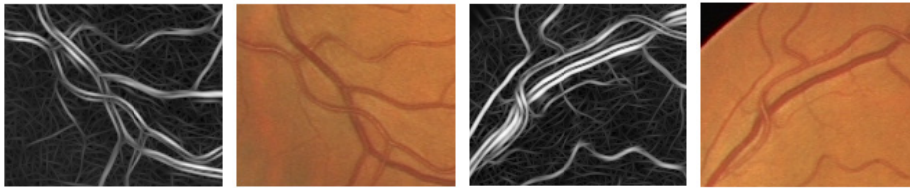
هنگام تصویر برداری در اثر انعکاس نور، پدیده‌ای به نام "انعکاس مرکزی" در رگ‌های ضخیم رخ می‌دهد. این پدیده هنگامی نمایان می‌شود که از موجک گابور در مقیاس‌های کوچک استفاده می‌کنیم. شکل ۵-۱ تصویری که در نتیجه اعمال موجک گابور در مقیاس ۲ بر تصویر معکوس کانال سبز شبکه بدست آمده است را نشان می‌دهد. همانطور که در شکل مشخص است، پس از اعمال این تبدیل در مقیاس‌های کوچک، رگ‌هایی که در آنها پدیده انعکاس مرکزی رخ داده است به دو قسمت تقسیم شده‌اند که این امر می‌تواند جداسازی را با خطا همراه سازد.

gabor output for scale 2, e=4, k=[0,3]



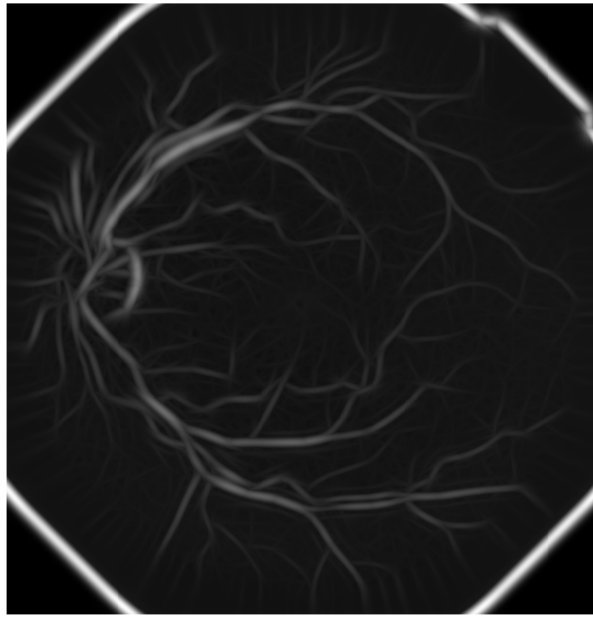
الف

ب ج د و

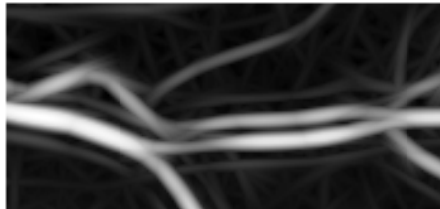
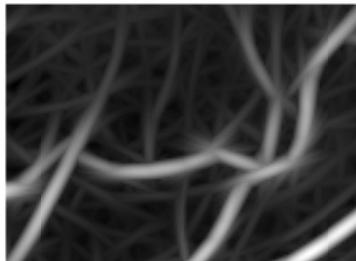


شکل ۵-۱: الف) پاسخ موجک گابور برای مقیاس ۲، ب- و) تصویر قسمتی از تصویر شبکه همراه با پدیده انعکاس مرکزی و پاسخ موجک گابور به این پدیده.

از طرف دیگر هنگامی که این تبدیل را در مقیاس‌های بزرگتر اعمال می‌کنیم، این پدیده تاثیر چندانی بر تصویر نمی‌گذارد. اما استفاده از این تبدیل در مقیاس‌های بزرگ مشکل دیگری را بوجود می‌آورد، و آن زمانی است که دو رگ به یکدیگر نزدیک باشند، یا در محل انشعاب رگ‌های باریک از رگ‌های اصلی و ضخیم قرار داشته باشیم. در این صورت نیز پاسخ موجک گابور به این موارد مناسب نیست. علاوه بر این در تشخیص انحنا نیز ضعیف عمل می‌کند. شکل ۵-۲ نتیجه حاصل از اعمال موجک گابور در مقیاس ۵ و تاثیرات آن را نمایش می‌دهد.

gabor output for scale 5,  $\sigma=4$ ,  $k=[0,3]$ 

الف	
ب	ج
د	و

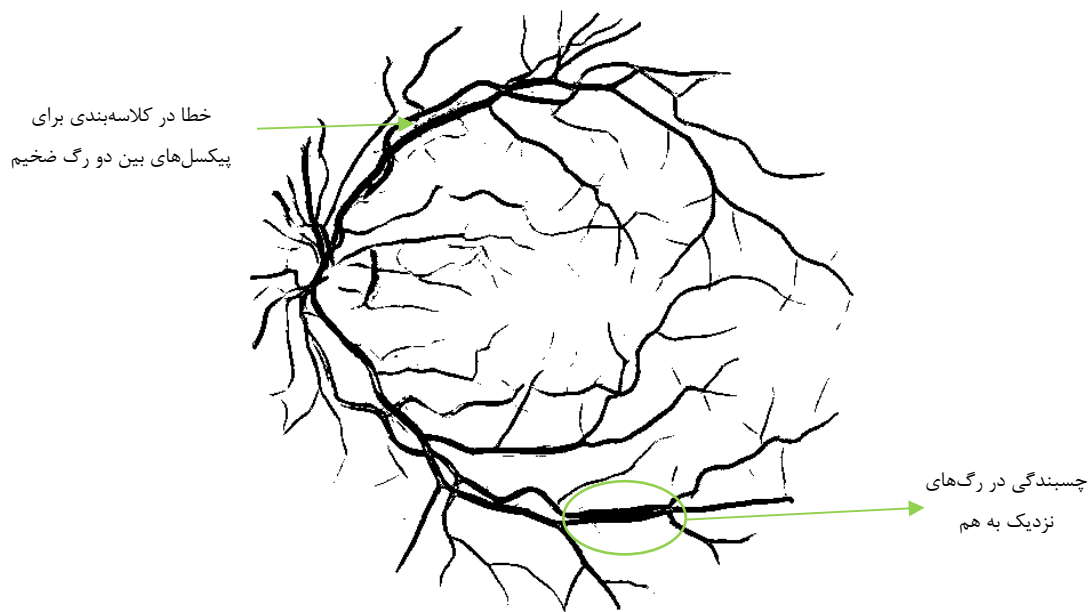


شکل ۲-۵: الف) پاسخ موجک گابور برای مقیاس ۵، ب و ج) بخشی از تصویر شبکه و پاسخ موجک که در نقاط انشعاب رگ ها خطا ایجاد شده است، د- و) بخشی از تصویر شبکه و پاسخ نامناسب موجک گابور برای دو رگ نزدیک به هم.

رگ های جداسازی شده با ویژگی های استخراج شده بکمک ویولت گابور و کلاسه بند بیزین در

شکل ۳-۵ آورده شده است.



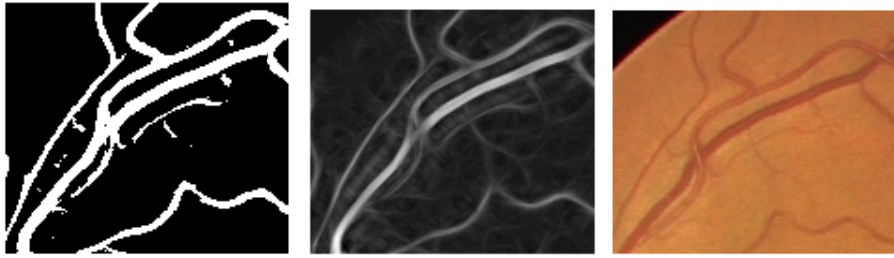


شکل ۵-۳: نتیجه حاصل از جداسازی با پارامترهای انتخاب شده در [۱۲].

همان طور که در شکل مشخص است در مواردی که رگها به یکدیگر نزدیک هستند، در خروجی به یکدیگر متصل شده اند علاوه بر این پیکسل هایی که بین دو رگ ضخیم قرار گرفته اند در کلاس رگها کلاسه بندی شده اند. همچنین اثر پدیده "انعکاس مرکزی" باعث کلاسه بندی نادرست پیکسلها شده و خطای زیادی را ایجاد می کند.

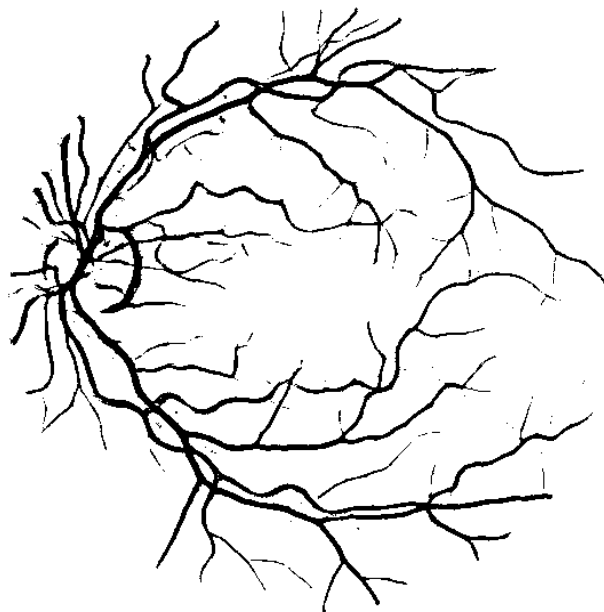
استفاده از ویژگی های بدست آمده از اپراتور خط و پاره خط عمود بر آن نیز در مواردی خطا ایجاد می کنند.

همانطور که در شکل ۵-۴ نشان داده شده است اپراتور خط در مکان هایی ما بین دو رگ ضخیم ضعیف عمل کرده و کلاسه بندی را با خطا مواجه می کند، اما در مواجهه با پدیده "انعکاس مرکزی" نتیجه بهتری را نسبت به ویژگی های موجک گابور از خود نشان می دهد.



شکل ۴-۵: الف) قسمتی از تصویر شبکه‌ی، ب) پاسخ اپراتور خط پیشنهاد شده در [۱۱]، ج) نتیجه کلاسه بندی.

همانطور که در شکل ۴-۵ (ج) مشاهده می‌شود پاسخ اپراتور خط در مقابل پدیده انعکاس مرکزی مقاوم‌تر از موجک گابور است، با این حال جداسازی رگ‌ها در قسمت‌هایی نزدیک رگ‌های ضخیم و یا مابین آن‌ها همراه با خطا می‌باشد. نتیجه حاصل از جداسازی با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده با اپراتور خط و پاره خط عمود بر آن و کلاسه‌بند بیزین در شکل ۵-۵ نشان داده شده است.

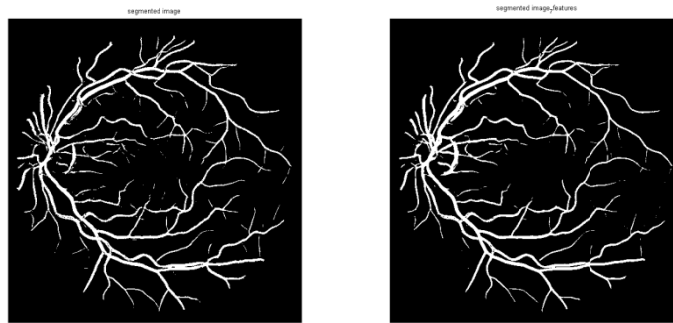


شکل ۵-۵: جداسازی با استفاده از اپراتور خط و پاره خط عمود بر آن

ویژگی‌های پیشنهاد شده در مراجع [۱۱ و ۱۲] در مواردی نیز مشترکاً دچار خطا می‌شوند. یکی از این موارد در ناحیه اپتیک دیسک است با این تفاوت که گابور خطای کمتری دارد. خطای دیگری که تقریباً در بین تمامی روش‌های ارائه شده تا کنون مشترک است، عدم توانایی و یا ضعیف بودن در استخراج رگ‌های باریک در نواحی با روشنایی پایین است.

با توجه به موارد ذکر شده و بررسی‌های انجام گرفته، استفاده از ویژگی‌های موجک گابور در کنار ویژگی‌های اپراتور خط می‌تواند خطای ایجاد شده در کلاسه‌بندی را کاهش داده و کارایی روش را افزایش دهد.

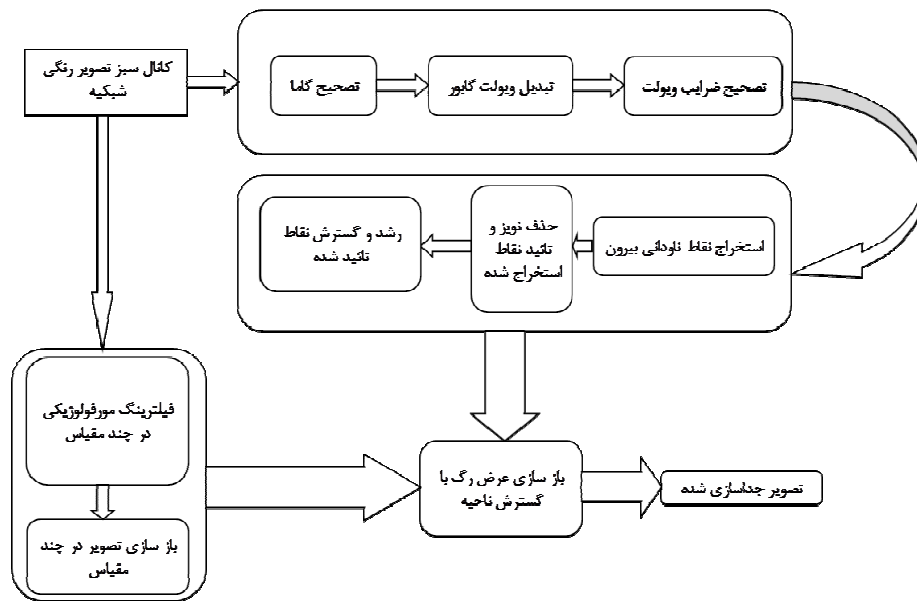
ما در این تحقیق از معکوس کانال سبز و ویژگی‌های موجک گابور، اپراتور خط و پاره‌خط عمود بر آن برای تشکیل بردار ویژگی و از دو کلاسه‌بند بیزین و ماشین بردار پشتیبان جهت جداسازی رگ‌ها استفاده کرده‌ایم. در شکل ۵-۶ نتیجه حاصل از کلاسه‌بندی با استفاده از هر دو کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان و بیزین نشان داده شده است.



شکل ۵-۶: جداسازی رگ‌ها با ترکیب ویژگی‌های موجک گابور و اپراتور خط با کلاسه‌بند: الف) بردار ماشین پشتیبان، ب) کلاسه‌بند بیزین.

### ۵.۳ استخراج خطوط مرکزی و استفاده از آنها برای بازسازی عرض رگ.

فلوچارت زیر نشان دهنده روشی است که ما در این بخش به منظور جداسازی رگ‌ها پیشنهاد کرده‌ایم و در آن از فیلترهای جهت‌دار بهره گرفته‌ایم.



فلوچارت ۱: روش پیشنهادی برای جداسازی عروق شبکه‌ای چشم

بطور کلی می‌توان این روش را در سه مرحله بصورت زیر خلاصه کرد.

(۱) ارتقاء در کیفیت تصویر.

(۲) استخراج نقاط ناودانی بیرون و تشکیل خطوط مرکزی.

(۳) بازسازی عرض رگ از روی خطوط مرکزی.

#### ۵.۳.۱ ارتقاء در کیفیت تصویر

با بررسی‌های انجام شده بر روی نتایج کارهایی که تا کنون در زمینه جداسازی رگ‌ها در شبکه چشم ارائه شده، این نکته قابل برداشت است که همگی به نوعی در استخراج رگ‌های باریک در نواحی با روشنایی کم، ضعیف و یا حتی ناتوان هستند. پیش‌پردازش می‌تواند نقش مهمی در این امر داشته باشد که به کمک آن بتوان رگ‌های باریک را از پیش‌زمینه متمایز کرد.

ما در این تحقیق به منظور بهبود در ارتقاء تصویر، از سه مرحله پیش پردازش بهره گرفته ایم.

۱. تصحیح گاما.
۲. استفاده از موجک گابور.
۳. تصحیح در ضرایب موجک گابور.

### ۵.۳.۱.۱ تصحیح گاما

در نواحی با روشنایی پایین، نمی توان مرز مشخصی را بین رگ باریک و پیش زمینه تعیین کرد به همین علت از تبدیل Power Law [۳۸]، که آن را با تصحیح گاما می شناسیم، استفاده کرده ایم تا کنتراست تصویر را در این نواحی افزایش دهیم. برای این منظور از رابطه ۵-۱ استفاده می کنیم [۳۸]، [۴۰].

$$IGC_{ij} = \left[ \frac{I_{ij} - I_{min}}{I_{max} - I_{min}} \right]^{\tau} \quad (1-5)$$

در رابطه فوق  $I$  تصویر شبکه برای معکوس کانال سبز می باشد و  $I_{max}$  و  $I_{min}$  به ترتیب ماکزیمم شدت روشنایی و مینیمم شدت روشنایی در تصویر  $I$ ،  $\tau$  ضریب تصحیح گاما و  $IGC$  تصویر خروجی حاصل از اعمال تصحیح گاما است.

### ۵.۳.۱.۲ تبدیل موجک

موجک گابور به تنهایی ارتقاء قابل قبولی را در تصویر ایجاد می کند. از آنجایی که رگ ها در شبکه در هر جهتی می توانند وجود داشته باشند، استفاده از چنین تبدیلی که قابلیت چرخش در زوایای متفاوت را داراست نتایج خوبی را به همراه دارد. با اعمال تبدیل موجک گابور پیوسته، هر شی که به نوعی دارای ساختاری شبیه ساختار رگ است، نسبت به پیش زمینه برجسته و متمایز می شود.

با توجه به معایب ذکر شده در بخش ۵-۲، پارامترهای تنظیم شده برای موجک گابور را به صورت زیر انتخاب می‌کنیم (رابطه ۵-۲).

$$\varepsilon = 2, \vec{k}_0 = [0.5 \quad 2.5], a = 2\sqrt{2} \quad (2-5)$$

### ۵.۳.۱.۳ تصحیح در ضرایب تبدیل موجک

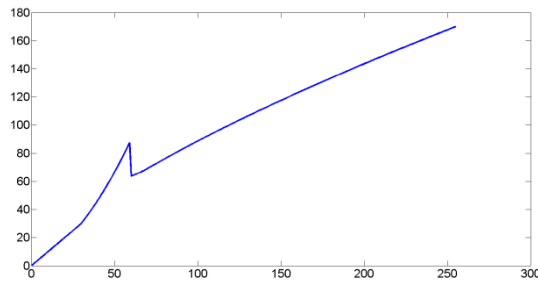
به علت عدم توزیع یکنواخت روشنایی در تصویر اصلی، اعمال تبدیل Power-Law و تبدیل موجک در مواردی تاثیر چندانی بر این عدم یکنواختی نمی‌گذارند و بلکه در برخی نواحی این عدم یکنواختی تشدید هم می‌شود و این مسئله در نزدیکی ناحیه اپتیک دیسک و fovea بارزتر است.

در چندین مورد از تبدیل موجک و تبدیل کرولت گسسته [۴۱] برای حذف نویز استفاده شده، که در آن‌ها از تابعی غیرخطی برای تصحیح ضرایب موجک و کرولت استفاده شده است. این تابع برای موجک متفاوت از تابعی است که برای کرولت استفاده می‌شود. روابط ۵-۳ و ۵-۴ این توابع غیرخطی را به همراه نمودار تبدیل آنها نشان می‌دهد.

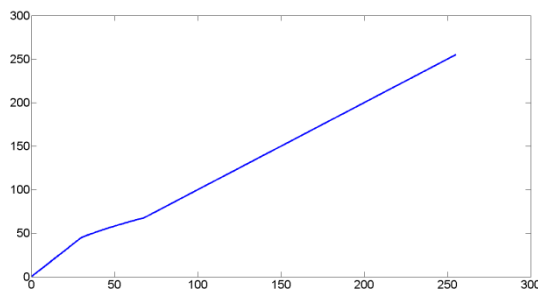
$$y_c(x) = \begin{cases} 1 & x \leq c\sigma \\ \frac{x-c\sigma}{c\sigma} \left(\frac{m}{c\sigma}\right)^p + \frac{2c\sigma-x}{c\sigma} & c\sigma < x \leq 2c\sigma \\ \left(\frac{m}{x}\right)^p & 2c\sigma < x \leq m \\ \left(\frac{m}{x}\right)^s & x \geq m \end{cases} \quad (3-5)$$

$$y_w(x) = \begin{cases} \left(\frac{m}{c}\right)^p & |x| \leq c \\ \left(\frac{m}{|x|}\right)^p & c < |x| \leq m \\ 1 & |x| \geq m. \end{cases} \quad (4-5)$$

نمودار این دو تابع در شکل ۷-۵ آورده شده است.



شکل ۷-۵: نمودار تبدیل معادله ۳-۵



شکل ۷-۵ (ادامه): نمودار تبدیل معادله ۴-۵

همانطور که در نمودار رابطه ۳-۵ ملاحظه می شود، پیکسل‌هایی که شدت روشنایی آنها بین ۵۰ تا ۶۰ تغییر می‌کنند در تصویر خروجی بین ۵۵ تا ۹۰ گسترده می‌شوند و این تبدیل امکان تمایز بیشتر بین پیکسل‌های رگ و غیررگ را ایجاد می‌کند. در حالی که برای نمودار رابطه ۴-۵ این امکان فراهم نمی‌باشد. ما از رابطه ۳-۵ بهره گرفته‌ایم.

در رابطه ۳-۵،  $p$  عددی بین صفر تا یک است که درجه غیرخطی بودن و  $S$  رنج فشردگی را تعیین می‌کنند. اگر  $S$  مقداری غیر صفر داشته باشد، باعث ارتقاء در رگ‌های باریک‌تر شده و در لبه‌های قوی‌تر، تغییرات را نرم می‌کند.  $C$  پارامتر نرمالیزه کننده است. در تابع ذکر شده تعیین مقدار  $m$  از اهمیت خاصی برخوردار است چرا که با فرض  $s=0$ ، پیکسل‌هایی با روشنایی پایین‌تر از آن تقویت شده و بقیه بدون تغییر رها می‌شوند. مقدار  $m$  وابسته به اندازه ضرایب موجود در تصویر است. در مرجع [۴۱] دو روش برای تعیین مقدار  $m$  پیشنهاد شده است که به مقدار ضریب ماکزیمم موجود

در تصویر و یا به انحراف معیار نویز وابسته است. ما در این تحقیق مقدار  $m$  را با ترکیب هر دو مقدار و با استفاده از رابطه ۵-۵ تخمین زده‌ایم که نتیجه بهتری را داراست.

$$m = k_c M - c\sigma \quad (5-5)$$

که در آن  $M$  ضریب ماکزیمم در تصویر و  $\sigma$  انحراف معیار نویز تصویر است، که به صورت آزمایشی و از روی تصاویر موجود در مجموعه تست پایگاه داده DRIVE تعیین شده است.  $k_c$  تعیین کننده درصدی از مقدار ماکزیمم است چراکه در تصویر خروجی تبدیل موجک، ارزش پیکسل‌هایی که در نواحی اپتیک دیسک و fovea قرار می‌گیرند از پیکسل‌هایی که بر روی روشن‌ترین رگ قرار دارند بیشتر است. مقدار  $c = 3$  با توجه به هیستوگرام تصویر و همچنین مقدار ماکزیمم تصویر انتخاب شده است و به اندازه‌ای است که محدوده توزیع داده‌های مربوط به پیکسل‌های رگ را در برگیرد.

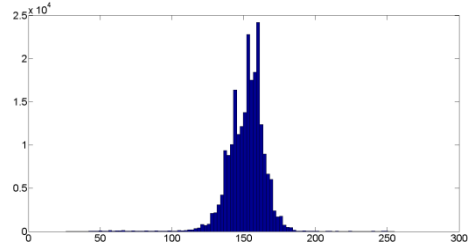
پارامتر  $C$  در رابطه ۴-۵ همان حاصل ضرب  $C\sigma$  در رابطه ۳-۵ و تعیین کننده سطح نویز تصویر است. با این وجود رابطه ۴-۵ پاسخ ضعیف تری نسبت به رابطه ۳-۵ داراست، به عقیده ما عدم موفقیت رابطه ۴-۵ مربوط به نحوه توزیع روشنایی در تصاویر شبکه چشم و عدم یکنواختی روشنایی در آن‌ها است و همچنین عدم توانایی در تفکیک کردن ناحیه‌ای است که ارزش پیکسل‌های رگ و غیررگ بسیار به یکدیگر نزدیک هستند.

کلیه پارامترهایی که در مرحله پیش‌پردازش جهت ارتقاء در کیفیت تصویر استفاده شده در جدول ۱-۵ خلاصه شده و نتایج حاصل از این عملیات در شکل‌های ۵-۸ تا ۵-۱۰ نشان داده شده است. در این شکل‌ها نمودار نشان داده شده مربوط به هیستوگرام است که محور  $x$  بیانگر شدت روشنایی و محور  $y$  تعداد پیکسل‌ها را نشان می‌دهد.

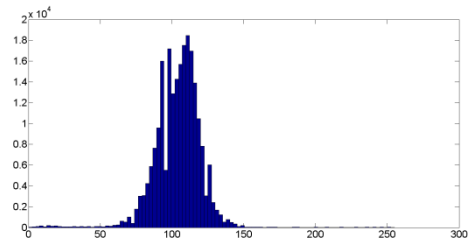
جدول ۱-۵: پارامترهای استفاده شده در مرحله پیش‌پردازش در روش پیشنهادی.

پارامتر	$r$	$\varepsilon$	$a$	$k_0$	$c\sigma$	$p$	$s$	$k_c$
ارزش	1.5	2	$2\sqrt{2}$	[0.5 2.5]	30	0.5	0.3	0.3

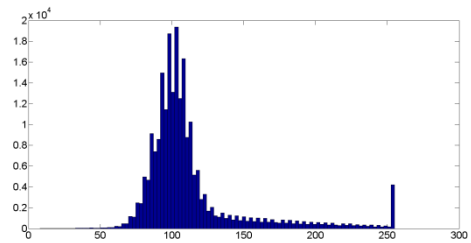
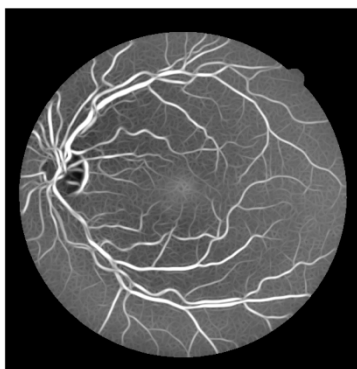




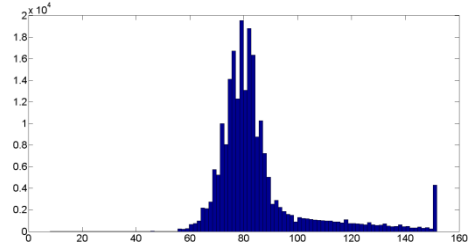
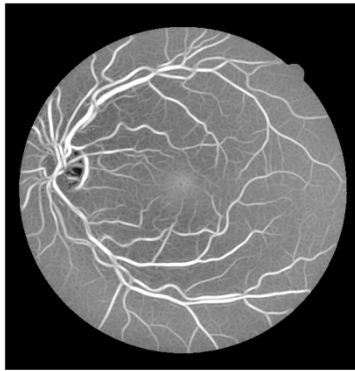
شکل ۵-۸: معکوس کانال سبز



شکل ۵-۹: نتیجه حاصل از اعمال تبدیل گاما



شکل ۵-۱۰: نتیجه حاصل از اعمال تبدیل موجک گابور

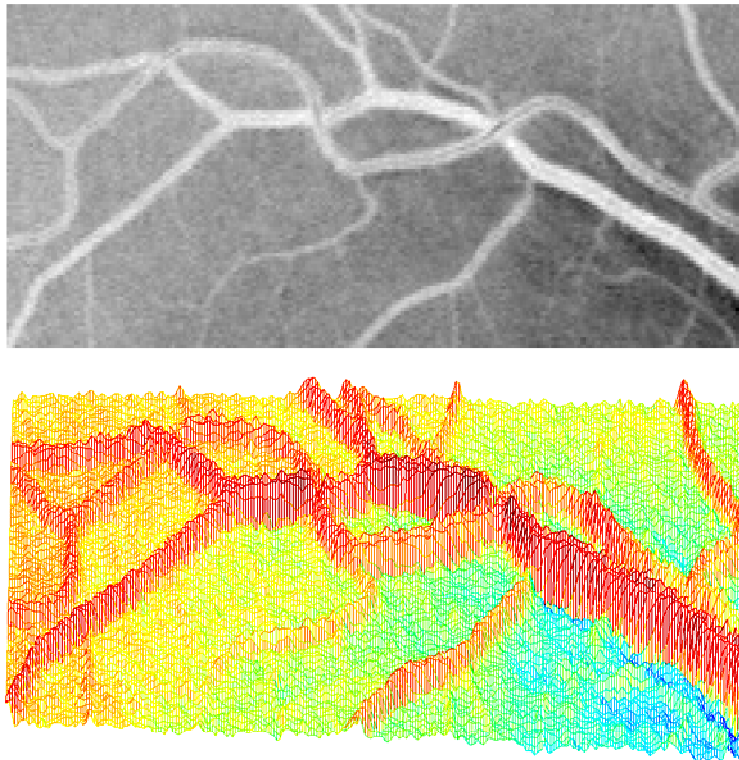


شکل ۵-۱۱: نتیجه حاصل از تصحیح ضرایب موجک گابور.

## ۵.۳.۲ استخراج نقاط ناودانی بیرون و خطوط مرکزی

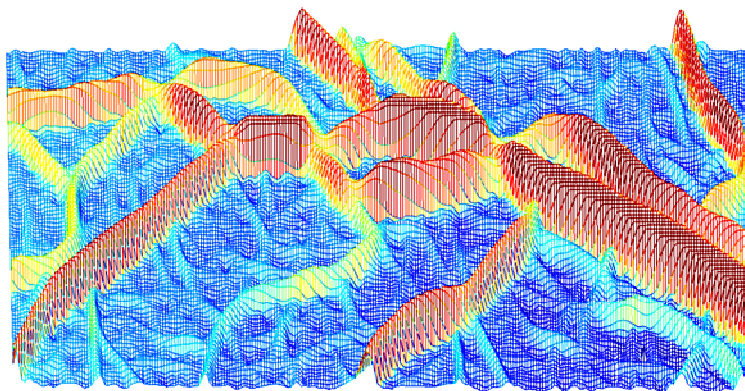
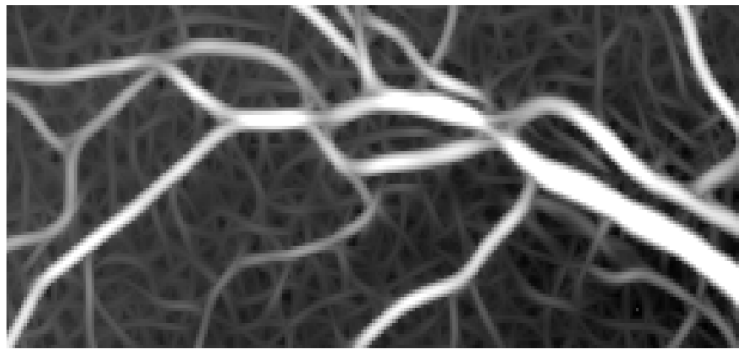
### ۵.۳.۲.۱ تعیین ساختار توپوگرافیک تصویر

در صورتیکه تصویر شبکیه چشم با یک رویه سه بعدی نمایش داده شود که راستای X و Y بیانگر ابعاد تصویر و Z سطح روشنایی نقاط تصویر باشند، رگها با توجه به مشخصات توپوگرافیکی (پستی و بلندیها)، در رویه متناظر با آن قابل تشخیص می‌باشند. معکوس کانال سبز تصویر شبکیه و رویه متناظر با آن در شکل ۵-۱۲ نمایش داده شده است.



شکل ۵-۱۲: نمایش قسمتی از تصویر شبکیه به صورت یک رویه سه بعدی.

برای استخراج نقاط ناودانی بیرون، که یکی از دوازده برچسب توپوگرافیکی است، از تصویر خروجی مرحله پیش‌پردازش استفاده می‌کنیم. رویه متناظر با قسمتی از تصویر شبکیه نمایش داده شده در شکل ۵-۱۲، پس از پیش‌پردازش در شکل ۵-۱۳ نشان داده شده است.



شکل ۵-۱۳: قسمتی از تصویر شبکه‌ی و رویه‌ی متناظر با آن پس از مرحله‌ی پیش‌پردازش.

برای استخراج ویژگی‌های توپوگرافیکی از یک تصویر، به هر پیکسل از تصویر یکی از دوازده برچسب توپوگرافیکی را نسبت می‌دهیم. این برچسب‌ها وضعیت رویه را در نقطه‌ی مورد نظر مشخص می‌کنند. قله، چاله، ناودانی بیرون، ناودانی داخل، زین اسبی از خارج، زین اسبی از داخل، سرایشی با انحنا به داخل، سرایشی با انحنا به خارج، سرایشی زین اسبی با انحنا به داخل، سرایشی زین اسبی با انحنا به خارج، سرایشی بدون انحنا و سطح تراز، دوازده برچسب توپوگرافیکی هستند [۴۷].

استخراج برچسب‌های توپوگرافیکی تصویر نیازمند محاسباتی است که از مشتقات مرتبه اول و دوم در هر نقطه از رویه‌ی تصویر استفاده می‌کند. تبدیل موجک خود تا حدی نویز پیش‌زمینه را کاهش داده، اما در کنار آن ساختارهایی رگ مانند را ایجاد کرده است. برای رگ‌هایی که روشنایی بالا دارند، سطح همواری ایجاد شده است و همچنین سطح روشنایی هر چه به انتهای رگ نزدیک می‌شود کاهش پیدا می‌کند. هر یک از موارد ذکر شده در کیفیت و نحوه‌ی استخراج برچسب‌های توپوگرافیکی

تأثیرگذار خواهد بود. روشی که برای مقابله با این اثرات به کار گرفته شده، استفاده از بازنشانی تصویر<sup>۱</sup> [۴۵] و پس از آن هموار سازی رویه قبل از مشتق گیری است.

بازنشانی در تصویر با استفاده از دو تصویر، Marker و Mask انجام می‌شود [۴۵]. Mask را خود تصویر در نظر می‌گیریم و Marker از تفاضل یک مقدار ثابت از تصویر به دست می‌آید. این مقدار ثابت برای هر تصویر متفاوت است و آن را از رابطه ۵-۶ برای هر تصویر به دست می‌آوریم.

$$t = \max(I) - \sqrt{\max(I) - \text{mean}(I)}. \quad (۵-۶)$$

نتیجه این کار در یکنواخت سازی تغییرات در سطح روشنایی رگ‌هاست. فرآیند هموارسازی با استفاده از یک فیلتر گوسی دوبعدی امکان پذیر می‌باشد. نتایج بدست آمده نشان می‌دهند انتخاب پارامتر انحراف معیار فیلتر گوسی از اهمیت خاصی برخوردار است. بزرگ بودن آن باعث هموارسازی شدید و محو شدن کامل رگ‌های باریک می‌شود و چنانچه این پارامتر کوچک انتخاب شود علاوه بر اینکه نویز را افزایش می‌دهد، باعث از بین رفتن مشخصات توپوگرافیکی رویه خواهد شد. در تصویر حاضر نویز همان ساختارهای رگ مانند است که در نتیجه استفاده از تبدیل موجک، در پیش زمینه به وجود آمده‌اند. در الگوریتم پیشنهادی سعی شده است با اعمال فیلتر گوسی در حالیکه جزئیات و نویز در رویه متناظر با تصویر حذف گردند، ویژگی‌های توپوگرافیکی آن حفظ شود. برای این منظور مقدار مناسبی برای انحراف معیار فیلتر گوسی با توجه به تصاویر موجود در پایگاه داده تعیین می‌شود.

#### ✓ استخراج برجسب‌های توپوگرافیکی.

همانطور که پیشتر نیز بیان شد، برای دستیابی به ساختار توپوگرافیکی تصویر باید هر یک از پیکسل‌های تصویر بر اساس حالت رویه در آن نقطه برجسب‌گذاری شوند.

الگوریتم‌های متفاوتی برای استخراج ساختار توپوگرافیک یک تصویر دیجیتال در تاریخچه بینایی ماشین گزارش شده است [۴۲]. این الگوریتم‌ها به دو دسته اصلی تقسیم می‌شوند. دسته اول به

تکنیک‌هایی اشاره می‌کند که بطور مستقیم از تصویر دیجیتال (گسسته) برای طبقه‌بندی پیکسل‌ها استفاده می‌کنند در حالیکه در دسته دوم ابتدا یک سطح پیوسته بطور محلی در هر نقطه از رویه با شرط مینیمم خطا، برازش<sup>۲</sup> شده و سپس طبقه‌بندی پیکسل‌ها بر اساس رویه تخمین زده شده انجام می‌شود [۴۳].

در این تحقیق مشابه روش Wang [۱۸]، چند جمله‌ای گسسته چبی بعنوان اساس گسترش فضای برداری این توابع پیوسته انتخاب شد. مشتق جزئی مرتبه  $(p, q)$  تابع  $f$  در نقطه  $(x, y)$ ،  $p$  در راستای محور  $x$  و  $q$  در راستای محور  $y$  توسط رابطه ۷-۵ محاسبه می‌شود.

$$f^{(p,q)}(x, y) = \sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N f(x, y) h(i, p) h(j, q) \quad (7-5)$$

در این رابطه  $f(x, y)$  تصویر ورودی پس از بازنشانی و هموارسازی است و  $h(i, p)$  و  $h(j, q)$  فیلترهای متمایز هموار شده به ترتیب با درجه‌های  $p$  و  $q$  از چند جمله‌ای‌های چبی هستند [۴۴]. روابط ۷-۵، ۸-۵ و ۹-۵ و ۱۰-۵ به ترتیب  $h(i, 0)$ ،  $h(i, 1)$  و  $h(i, 2)$  را نشان می‌دهند.

$$h(i, 0) = -\frac{3[5i^2 - (3N^2 + 3N - 1)]}{(2N-1)(2N+1)(2N+3)}, i = -N, \dots, N \quad (8-5)$$

$$h(i, 1) = \frac{5[7(3N^2 + 3N - 1)i^3 - 5(3N^4 + 6N^3 - 3N + 1)i]}{(N-1)N(N+1)(N+2)(2N-1)(2N+1)(2N+3)}, i = -N, \dots, N \quad (9-5)$$

$$h(i, 2) = -\frac{30[3i^2 - N(N+1)]}{N(N+1)(2N-1)(2N+1)(2N+3)} \quad i = -N, \dots, N \quad (10-5)$$

با توجه به اینکه فیلتر  $h$  مستقل از تصویر ورودی می‌باشد، می‌تواند بطور مستقل برای ابعاد همسایگی ( $N$ ) انتخاب شده، محاسبه گردد سپس مشتق جزئی مرتبه  $(p + q)$  که توسط رابطه ۷-۵ تخمین زده می‌شود، بصورت یک فیلتر گسسته دو بعدی با تصویر کانال<sup>۳</sup> می‌شود. (رابطه ۷-۱۱).

$$f^{(p,q)}(x, y) = conv(f(x, y), H(p, q)) \quad (11-5)$$

در این رابطه  $H(p, q)$  فیلتر مشتقگیر با درجه‌های  $p$  و  $q$  را نشان می‌دهد.  $p$  درجه مشتق در راستای محور  $x$  و  $q$  درجه مشتق در راستای محور  $y$  می‌باشد. فیلتر  $H$  از ضرب بردارهای  $h$  ساخته می‌شود و ابعاد آن نیز  $(N \times N)$  می‌باشد.

روابط ۵-۱۱ تا ۵-۱۵ فیلترهای مورد استفاده در الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.

$$H(1,0) = h^T(i, 1) \times h(i, 0) \quad (۱۱-۵)$$

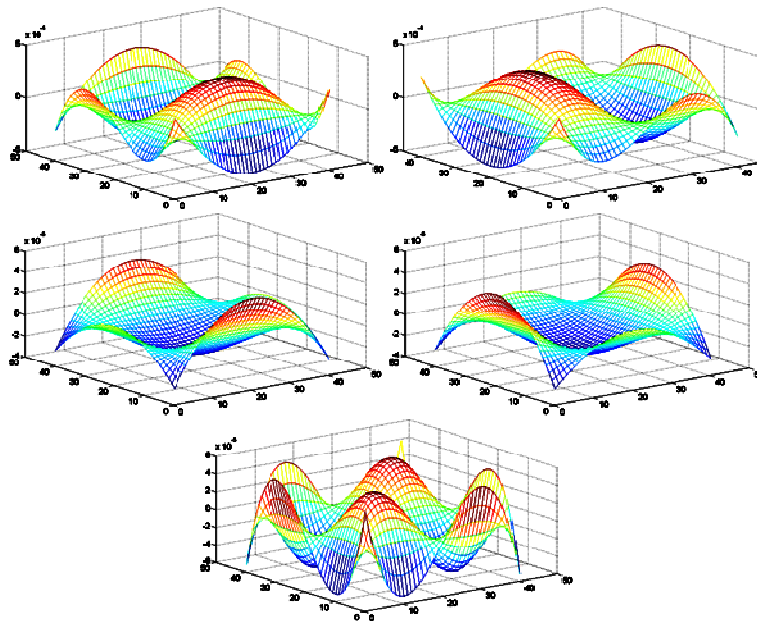
$$H(0,1) = h^T(i, 0) \times h(i, 1) \quad (۱۲-۵)$$

$$H(1,1) = h^T(i, 1) \times h(i, 1) \quad (۱۳-۵)$$

$$H(2,0) = h^T(i, 2) \times h(i, 0) \quad (۱۴-۵)$$

$$H(0,2) = h^T(i, 0) \times h(i, 2) \quad (۱۵-۵)$$

شکل ۵-۱۴ فیلترهای بدست آمده برای  $N = 20$  را نشان می‌دهند.



شکل ۵-۱۴: الف)  $H(0,1)$ ، ب)  $H(1,0)$ ، ج)  $H(0,2)$ ، د)  $H(2,0)$ ، و)  $H(1,1)$ .

بردار گرادیان و اندازه آن در نقطه‌ای به مختصات  $(x, y)$ ، توسط روابط ۵-۱۶ و ۵-۱۷ بیان

می‌شوند. در این روابط  $\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}$  و  $\frac{\partial f(x,y)}{\partial y}$  مشتق جزئی تابع  $f$  بترتیب نسبت به  $x$  و  $y$  می‌باشند.

$$\vec{\nabla} f = \left( \frac{\partial f(x,y)}{\partial x}, \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \right) \quad (۱۶-۵)$$

$$\|\vec{\nabla} f\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial y}\right)^2} \quad (17-5)$$

ماتریس هسین نیز برای نقطه‌ای به مختصات  $(x, y)$  از تصویر بصورت زیر تعریف می‌گردد.

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f^{(2,0)}(x,y) & f^{(1,1)}(x,y) \\ f^{(1,1)}(x,y) & f^{(0,2)}(x,y) \end{bmatrix} \quad (18-5)$$

بردارهای ویژه این ماتریس  $\vec{u}_1, \vec{u}_2$  و مقادیر ویژه متناظر با این بردارها  $\lambda_1, \lambda_2$  هستند و شرط  $|\lambda_1| \geq |\lambda_2|$  برقرار می‌باشد.

سه نکته در رابطه با  $\vec{u}_1, \vec{u}_2, \lambda_1, \lambda_2$  و بردار گرادیان وجود دارد.

۱.  $H$  یک ماتریس متقارن است، بنابراین  $\lambda_1$  و  $\lambda_2$  حقیقی و  $\vec{u}_1$  و  $\vec{u}_2$  بر هم عمود هستند.

۲. مشتق دوم  $f$  در جهت  $\vec{u}$  به صورت  $f_{\vec{u}}^{(2)} = \vec{u}^T H \vec{u}$  بیان می‌شود. بردارهای ویژه ماتریس

$H, \vec{u}_1$  و  $\vec{u}_2$  جهت‌هایی هستند که مشتق دوم در آنها ماکزیمم است.  $\lambda_1$  و  $\lambda_2$  نیز بیانگر مشتق دوم هستند.

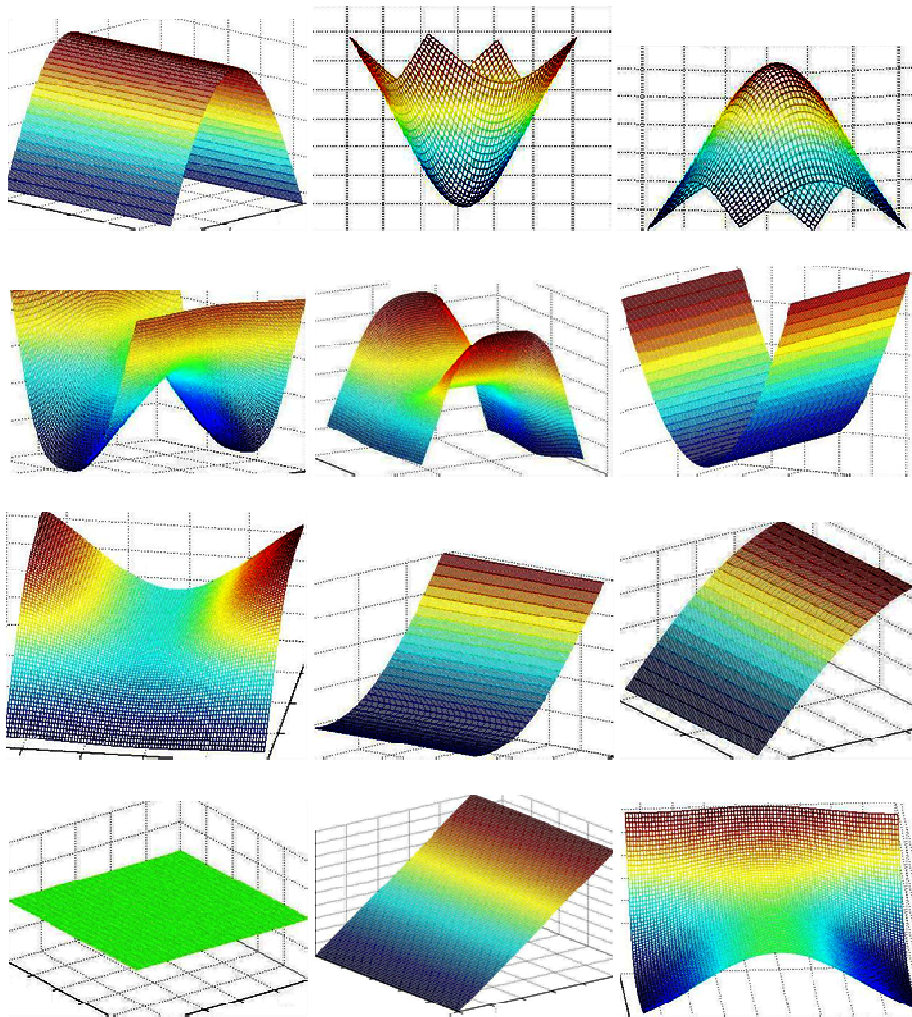
۳.  $\vec{\nabla} f \cdot \vec{u}_1$ ، تصویر بردار گرادیان در جهت  $\vec{u}_1$  و  $\vec{\nabla} f \cdot \vec{u}_2$  تصویر بردار گرادیان در جهت  $\vec{u}_2$  است.

مقادیر محاسبه شده برای  $\|\vec{\nabla} f(x,y)\|, \vec{u}_1, \vec{u}_2, \lambda_1$  و  $\lambda_2$ ، بیانگر ویژگی رویه در مختصات  $(x,y)$

هستند و به کمک آن‌ها برجسب‌های توپوگرافیکی که به هر پیکسل اختصاص می‌یابد، تعیین می‌شوند.



دوازده برچسب توپوگرافیکی در شکل ۵-۱۵ نشان داده شده است.



شکل ۵-۱۵: از راست به چپ، ردیف اول (قله، چاله، ناودانی بیرون، ردیف دوم) ناودانی داخل، زین اسبی از خارج، زین اسبی از داخل، ردیف سوم) سرایشی با انحنا به داخل، سرایشی با انحنا به خارج، سرایشی زین اسبی با انحنا به خارج، ردیف چهارم) سرایشی زین اسبی با انحنا به داخل، سرایشی بدون انحنا، سطح تراز.

ناودانی بیرون: سومین برچسب توپوگرافیکی می‌باشد و به پیکسلی الصاق می‌گردد که در آن نقطه، ماکزیمم محلی در یک جهت وجود داشته باشد. از به هم پیوستن نقاط ناودانی بیرون یک خط به وجود می‌آید که این خط ممکن است تراز، همراه با شیب رو به بالا و یا شیب رو به پایین باشد. نقطه  $(x, y)$  در تصویر، برچسب ناودانی بیرون می‌خورد در صورتیکه یکی از شرایط بیان شده در رابطه ۵-۱۹ در مورد آن صدق کند [۴۳].

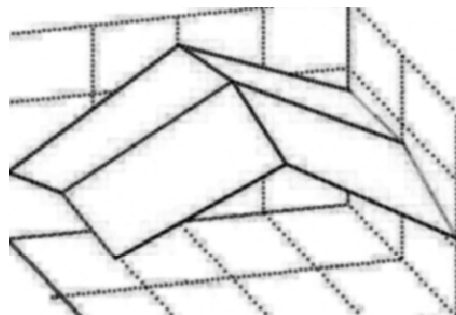
$$\|\bar{\nabla}f(x, y)\| = 0, \lambda_1 < 0, \lambda_2 = 0,$$

$$\|\bar{\nabla}f(x, y)\| = 0, \lambda_1 < 0, \lambda_2 = *, \bar{\nabla}f \cdot \bar{u}_1 = 0 \quad (۱۹-۵)$$

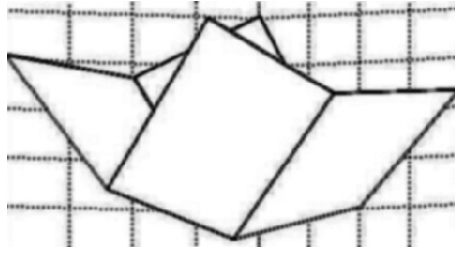
$$\|\bar{\nabla}f(x, y)\| = 0, \lambda_1 = *, \lambda_2 < 0, \bar{\nabla}f \cdot \bar{u}_2 = 0$$

جهت توضیحات بیشتر به پایان‌نامه [۴۷] مراجعه شود.

نتایج حاصله نشان می‌دهند که به دلیل گسسته بودن رویه‌ها در هنگام بررسی شرط‌های مربوط به هر برچسب با مشکل مواجه می‌شویم و کلاسه‌بندی نتیجه صحیحی نمی‌دهد. معمولاً برچسب‌ها دقیقاً در مرکز پیکسل اتفاق نمی‌افتند (شکل‌های ۵-۱۶ و ۵-۱۷)، بنابراین اگر برچسب پیکسل واقع در نقطه مرکزی به آن پیکسل اختصاص یابد باعث ایجاد خطا در طبقه‌بندی پیکسل‌های تصویر خواهد شد.



شکل ۵-۱۶: وقوع ماکزیمم محلی در مکانی بجز مرکز پیکسل.



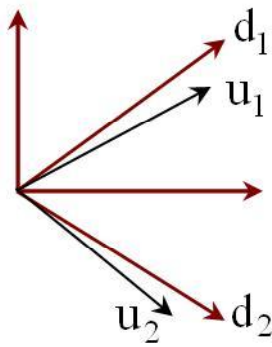
شکل ۵-۱۷: وقوع مینیمم محلی در مکانی بجز مرکز پیکسل.

در روش ارائه شده توسط Haralic و همکارانش [۴۳]، برای حل این مشکل در نقطه مورد نظر، به جستجوی اکسترمم‌ها در جهت بردارهای ویژه پرداخته می‌شود. اما این روش به دلیل پیچیدگی محاسباتی زیاد، سرعت برچسب زنی را تا حد زیادی کاهش می‌دهد. Wang و همکارش [۱۸]، با تغییر این روش به صورت زیر مقداری از محاسبات این روش را کاهش داده‌اند.

الگوریتم مورد استفاده توسط Wang و همکارش [۱۸]، برای تعیین برچسب توپوگرافیک در پیکسل  $P$  با بردارهای ویژه  $\vec{u}_1$  و  $\vec{u}_2$  و مقادیر ویژه  $\lambda_1$  و  $\lambda_2$  بصورت زیر می‌باشد.

- اگر اندازه گرادیان در پیکسل  $P$  صفر باشد، برچسب پیکسل با توجه به شرایط بیان شده در مورد  $\lambda_1$  و  $\lambda_2$  بطور مستقیم تعیین می‌شود.
- در صورتی که اندازه بردار گرادیان در پیکسل  $P$  غیر صفر باشد مراحل زیر به ترتیب انجام می‌شوند.

۱. بردارهای ویژه دارای دو جهت عمود بر هم می‌باشند که در دو جهت از چهار جهت  $0^\circ$ ،  $90^\circ$ ،  $+45^\circ$ ،  $-45^\circ$  تقریب زده می‌شوند. بردارهای نشان داده شده در شکل (۵-۱۸) معرف این جهت‌ها می‌باشند.



شکل ۵-۱۸: نمایش بردارهای ویژه در کنار جهت‌های تعریف شده چهارگانه.

۲. نزدیکترین جهت‌های چهارگانه به بردارهای ویژه به عنوان تقریب این بردارها در نظر گرفته می‌شوند. این زوایا برای مثال شکل ۵-۱۸ در جهت‌های  $45^\circ$  و  $45^\circ+$  می‌باشند (جهت‌های  $\vec{d}_1$  و  $\vec{d}_2$ ). سپس در جهت‌های تصحیح شده دو همسایگی برای پیکسل  $P$ ، تعیین می‌شود:  $P_{i1}$  و  $P_{i2}$ .

۳. برای پاسخ به این سوال که آیا در پیکسل  $P$  اکسترمم اتفاق می‌افتد یا نه، مشتق مرتبه اول در جهت‌های تقریب زده شده محاسبه می‌گردد. حالات مختلف پاسخ به همراه برچسب انتخابی در جدول ۵-۲ آورده شده است. (علامت \* در جدول به معنای هر چه باشد است)

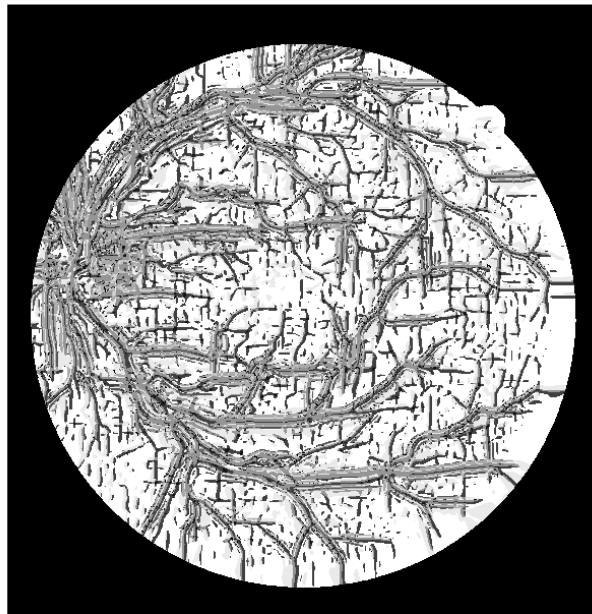
جدول ۵-۲: حالات مختلف پاسخ به همراه برجسب انتخابی در روش پیشنهادی Wang و همکارش [۱۸].

برجسب انتخابی	$\lambda_1$	$\lambda_2$	آیا مشتق رویه در پیکسل P و در جهت $d_2$ تغییر علامت داده است؟	آیا مشتق رویه در پیکسل P و در جهت $d_1$ تغییر علامت داده است؟
Ridge	-	*	بله	خیر
Ridge	*	-	خیر	بله

### ✓ تعیین ساختار توپوگرافیک نمونه آزمایشی

سطح روشنایی رگ در تصویر معکوس کانال سبز، به گونه‌ای است که هرچه از مرکز رگ به کناره‌ها حرکت کنیم از مقدار روشنایی کاسته می‌شود. خطوط مرکزی برای رگ به صورت ماکزیمم محلی در نمودار مقطع عرضی رگ تعریف می‌شود. طبق تعریفی که برای نقطه ناودانی بیرون بیان شد، نقطه‌ای بر روی رویه متناظر با تصویر است که دارای ماکزیمم محلی در یک جهت باشد. بنابراین می‌توان به نقطه‌ای که در مرکز رگ قرار گرفته است برجسب ناودانی بیرون را الصاق کرد (در صورتی که از مکمل تصویر برای استخراج نقطه مرکزی رگ استفاده شود می‌توان از روابط مربوط به ناودانی بیرون استفاده کرد).

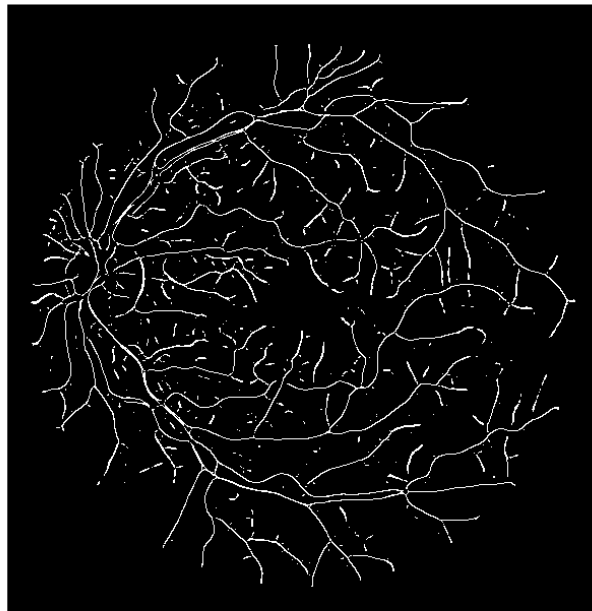
شکل ۵-۱۹ تمامی برجسب‌های توپوگرافیکی استخراج شده از تصویر شبکیه را نشان می‌دهد.



شکل ۵-۱۹: نمایش دوازده برچسب توپوگرافیک.

شکل ۵-۲۰ پیکسل‌هایی از تصویر شبکه را که به آنها برچسب ناودانی بیرون الصاق شده است

نشان می‌دهد.

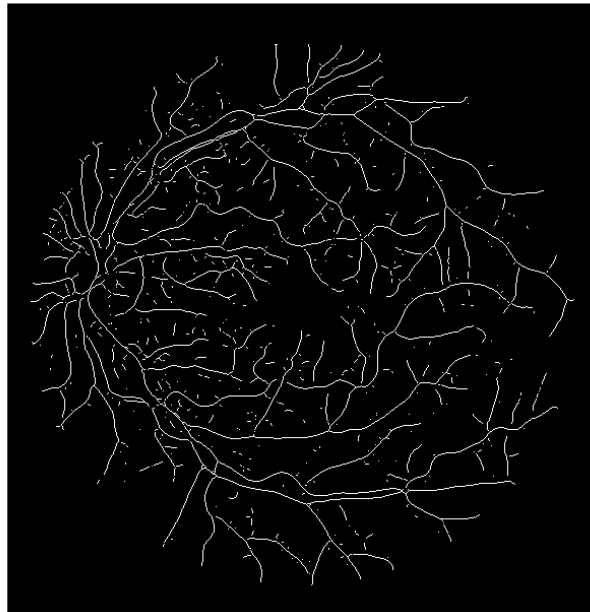


شکل ۵-۲۰: تصویر شامل پیکسل‌ها با برچسب ناودانی بیرون.

همانطور که در شکل بالا مشاهده می‌شود نقاط ناودانی بیرون نماینده نقاط مرکزی رگ هستند، و ما از اتصال این نقاط به یکدیگر می‌توانیم برای استخراج خطوط مرکزی رگ استفاده کنیم.

### ۵.۳.۲.۲ تعیین خطوط مرکزی رگ

خط مرکزی یک رگ خطی است با عرض یک پیکسل، اما تصویر بدست آمده از نقاط ناودانی بیرون خطوطی با عرض بیش از یک پیکسل را نشان می‌دهد، ما از عملگر شکل‌شناسی نازک‌سازی برای داشتن خطی به عرض یک پیکسل استفاده کرده و آن را بر روی تصویر نقاط ناودانی بیرون اعمال می‌کنیم. شکل ۵-۲۱ نتیجه حاصل از اعمال این اپراتور را نشان می‌دهد.



شکل ۵-۲۱: تصویر شکل ۵-۲۰ پس از استفاده از اپراتور نازک‌سازی.

از آنجایی که ممکن است در پیش زمینه تصویر مورد استفاده برای استخراج نقاط ناودانی بیرون، ساختارهای رگ مانند یا ساختارهایی که در شرایط نقاط ناودانی بیرون صدق می‌کنند، وجود داشته باشند، نیاز است تا نقاط انتخاب شده، تأیید و یا حذف شوند. برای حذف نقاطی که به اشتباه برچسب‌گذاری شده‌اند از الگوریتم زیر استفاده شده است.

در این الگوریتم ابتدا مولفه‌های به هم پیوسته با همسایگی هشت‌تایی را تعیین می‌کنیم. پیکسل‌هایی که جزئی از مولفه‌هایی هستند که تعداد پیکسل‌هایشان بیش از یک مقدار ثابت از پیش تعریف شده است، به عنوان نقاط ناودانی بیرون تأیید می‌شوند. با حذف پیکسل‌های تأیید شده، تصویری خواهیم داشت که پیکسل‌های موجود در آن نیاز به بررسی بیشتر برای تأیید یا حذف دارند. به این منظور مولفه‌های به هم پیوسته با همسایگی چهارتایی تصویر نتیجه را تعیین می‌کنیم. برای هر مؤلفه پیکسل میانی را مشخص کرده، از تصویری که نقاط ناودانی را از آن استخراج کرده‌ایم پنجره‌ای به ابعاد از پیش تعیین شده و به مرکزیت پیکسل میانی، جدا می‌کنیم. در پنجره حاصل مقدار میانگین و مقدار ماکزیمم را محاسبه می‌کنیم. با استفاده از این دو کمیت محاسبه شده و رابطه ۵-۲۰، آستانه‌ای بدست می‌آید، از این آستانه برای باینری کردن پنجره استفاده می‌کنیم.

$$\text{آستانه} = \sqrt{\max(w) \times \text{mean}(w)} \quad (۲۰-۵)$$

تصویر باینری بدست آمده را در پنجره‌ای که از تصویر نقاط ناودانی و به مرکزیت همان پیکسل میانی مولفه مورد بررسی بدست می‌آید، ضرب می‌کنیم، چنانچه مجموع پیکسل‌های با ارزش یک در پنجره حاصل ضرب بیشتر از نصف تعداد پیکسل‌های موجود در مولفه مورد تحلیل باشد، پیکسل‌های آن مولفه به عنوان نقاط ناودانی بیرون تأیید خواهند شد و در غیر اینصورت تمامی پیکسل‌های مولفه نوپز شناخته شده و حذف می‌شوند. شکل‌های ۵-۲۲ و ۵-۲۳ مراحل میانی و نهایی الگوریتم بیان شده را برای قسمتی از تصویر شبکه نشان می‌دهد.



شکل ۲۲-۵: پنجره‌ای به ابعاد ۱۰ در ۱۰ (الف) از تصویر ارتقاء یافته، (ب) از تصویر نقاط ناودانی، (ج) اعمال آستانه به تصویر (الف)، (د) حاصل AND تصاویر (ب) و (ج).



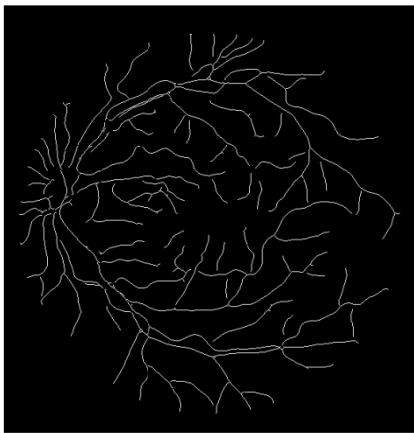
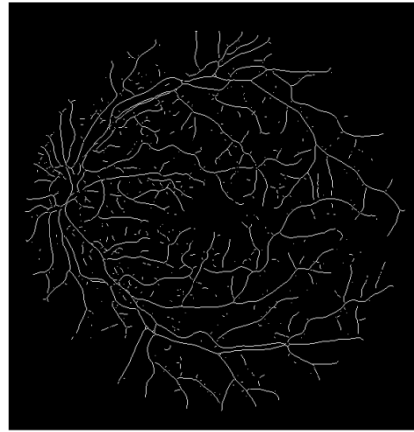
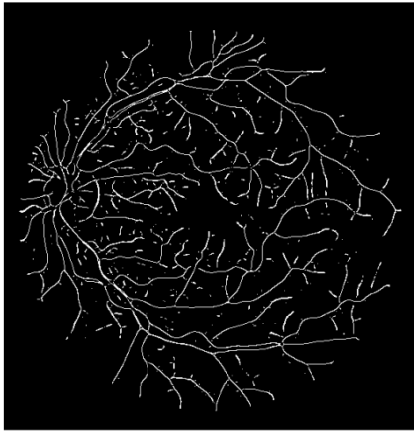
در شکل ۵-۲۲ مولفه مورد بررسی دارای یک پیکسل به عنوان نقطه ناودانی بیرون است، این نقطه به اشتباه برچسب گذاری شده است، که طی مراحل میانی فرآیند تأیید کردن، نویز شناخته شده و حذف می‌گردد.



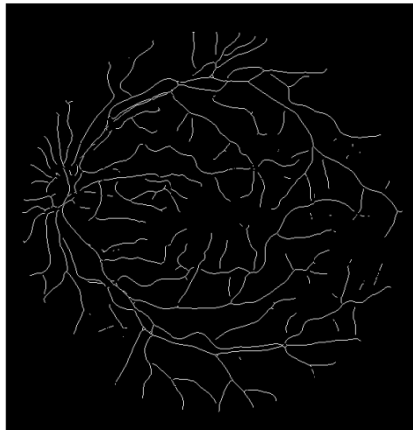
شکل ۵-۲۳: پنجره‌ای به ابعاد ۱۰ در ۱۰ (الف) از تصویر ارتقاء یافته، (ب) از تصویر نقاط ناودانی، (ج) اعمال آستانه ب تصویر (الف)، (د) حاصل AND تصاویر (ب) و (ج).

در شکل ۵-۲۳ مولفه مورد بررسی چهار پیکسل دارد، این پیکسل‌ها در مرحله استخراج نقاط ناودانی بیرون به درستی برچسب گذاری شده‌اند و مراحل مختلف تأیید کردن نیز این پیکسل‌ها را به عنوان نقاط ناودانی بیرون تأیید می‌کند.

شکل ۵-۲۴ مراحل انجام شده برای حذف برچسب‌های نادرست بر روی کل تصویر را نشان می‌دهد.



thin, edge points after noise elimination



شکل ۵-۲۴: الف) نقاط ناودانی بیرون اولیه، ب) نتیجه حاصل از اعمال نازک سازی بر تصویر (الف)، ج) تصویر (ب) پس از حذف مولفه‌های با طول کوتاه، د) مولفه‌های با طول کوتاه، و) نتیجه حاصل از الگوریتم حذف نویز.

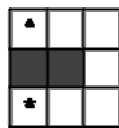
خطوط مرکزی به دست آمده گاهی دارای شکستگی هستند، همچنین ممکن است خطوط مرکزی مربوط به رگ‌های باریک، به درستی استخراج نشده باشند و تنها تک نقطه‌هایی از آنها طی الگوریتم برچسب گذاری، باقی مانده باشد.

برای رفع مشکلات ذکر شده از الگوریتمی بهره گرفته‌ایم که در آن شکستگی خطوط برطرف شده و خطوط مرکزی مربوط به رگ‌های باریک نیز بازسازی می‌شوند.

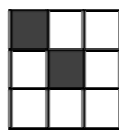
این الگوریتم بر روی تصویر خروجی از مرحله قبل، یعنی حذف برچسب‌های نادرست، اعمال می‌شود. اولین گام، استخراج نقاط انتهایی است. این نقاط، نقاطی هستند که گسترش و رشد خطوط مرکزی از آنها شروع می‌شود. با کمک عملگر مرفولوژیکی *hit or miss* مطابق رابطه زیر نقاط انتهایی هر رشته را استخراج می‌کنیم [۳۸]:

$$\text{End\_points} = \bigcup_{k=1}^8 (f \otimes B^k) \quad (21-5)$$

که در آن  $f$  تصویر با نقاط ناودانی بیرون پس از حذف نویز و  $B^k$  مجموعه‌ای از هشت عنصر ساختاری است که برای آشکار کردن نقاط انتهایی استفاده می‌شود و در شکل ۵-۲۵ آورده شده است.



$B^1, B^2, B^3, B^4 (\text{rotated } 90^\circ)$



$B^5, B^6, B^7, B^8 (\text{rotated } 0^\circ)$

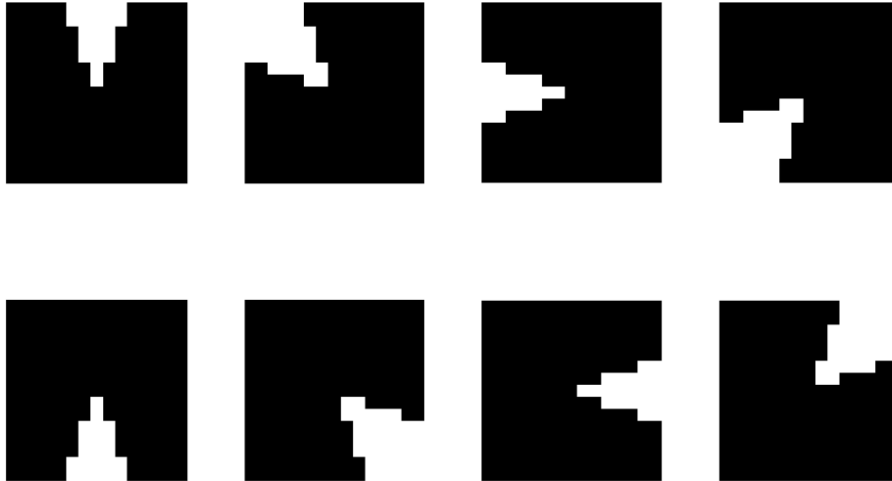
شکل ۵-۲۵: مجموعه هشت عنصر ساختاری مورد استفاده برای آشکار سازی نقاط انتهایی [۳۸].

پس از تعیین نقاط انتهایی، به کمک یک الگوریتم تکرار، هر نقطه انتهایی رشد پیدا کرده و گسترش می‌یابد. این کار در دو مرحله کلی انجام می‌گیرد.

(۱) تعیین محتمل ترین ناحیه رشد با استفاده از یک بانک فیلتری جهت‌دار.

(۲) تعیین راستای دقیق رشد با استفاده از فیلترهای پاره‌خطی جهت‌دار.

برای تعیین ناحیهٔ محتمل برای رشد نقطهٔ انتهایی از یک بانک فیلتری شامل هشت فیلتر که در شکل ۵-۲۶ نشان داده شده استفاده می‌کنیم.



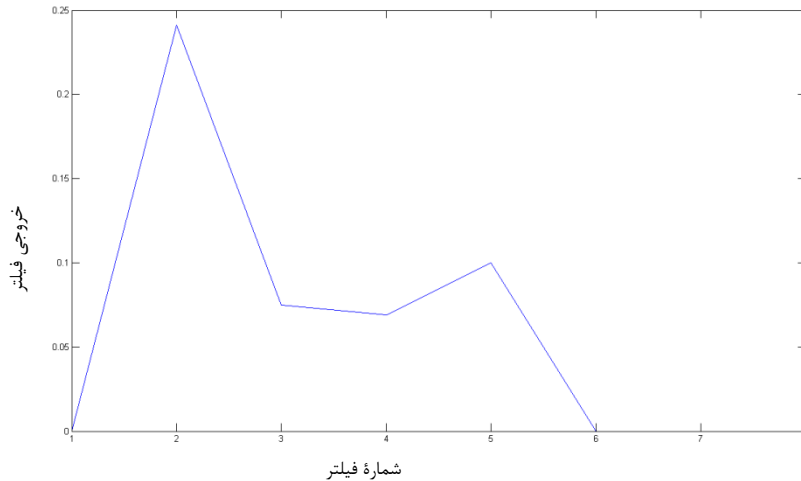
شکل ۵-۲۶: بانک فیلتری شامل فیلترهایی در هشت جهت، جهت تعیین ناحیهٔ محتمل رشد.

هر یک از این هشت فیلتر، پنجره‌ای به ابعاد  $15 \times 15$  است، که مرکز آن بر روی نقطهٔ انتهایی مورد نظر در تصویر نقاط ناودانی بیرون، پس از حذف نویز، قرار می‌گیرد و با آن تصویر AND می‌گردد. در تعیین ناحیهٔ احتمالی رشد تنها بخشی از نقاط ناودانی که متصل به نقطه انتهایی است در نظر گرفته می‌شود. (شکل ۵-۲۷).



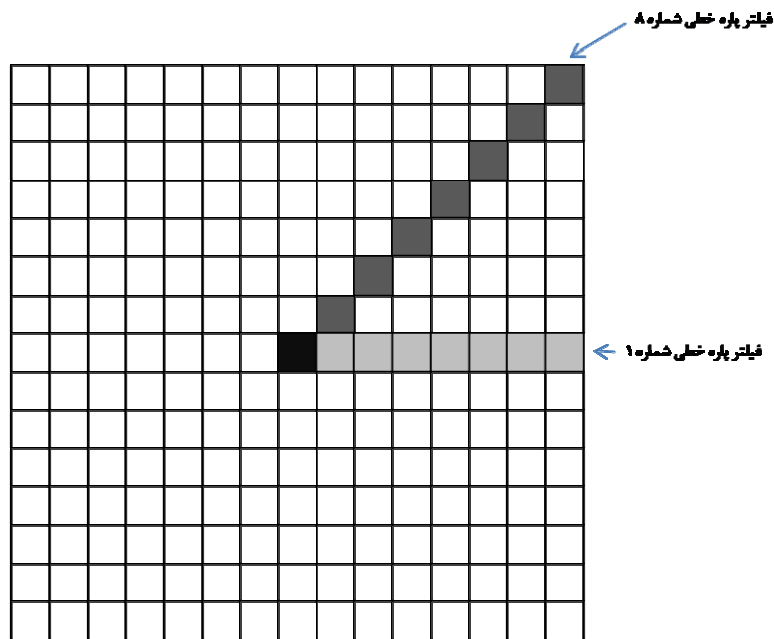
شکل ۵-۲۷: پنجره‌ای به ابعاد  $15 \times 15$  (الف) شامل دو مولفه از نقاط ناودانی بیرون، (ب) مولفه موثر در تعیین ناحیه محتمل رشد.

مجموع پیکسل‌ها در تصویر نتیجهٔ حاصل از اعمال هشت فیلتر فوق، ملاک تشخیص ناحیهٔ قرار گرفتن نقاط ناودانی در پنجره می‌باشد. در محاسبهٔ مجموع پیکسل‌ها، نقطهٔ انتهایی بی‌تاثیر است. این نتیجه برای نقاط ناودانی شکل ۵-۲۷ در شکل ۵-۲۸ نشان داده شده است. وجود قله در محل ۲ این مطلب را بیان می‌کند که نقاط ناودانی بیرون متصل به نقطهٔ انتهایی، در ناحیهٔ متناظر با فیلتر دوم (شکل ۵-۲۶ ردیف بالا از سمت چپ پنجرهٔ دوم) قرار دارند.



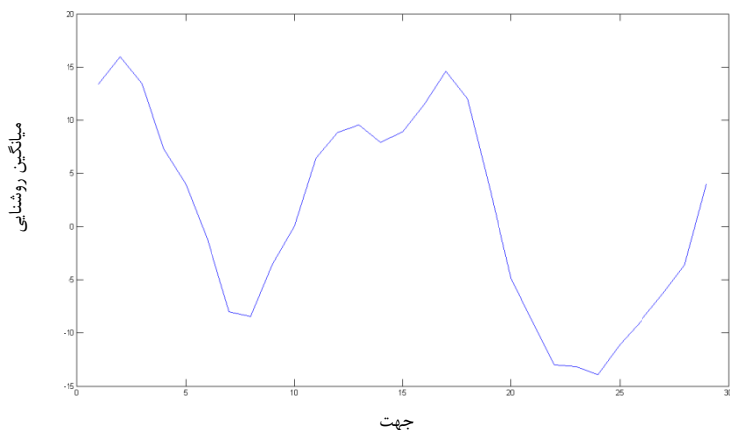
شکل ۵-۲۸: نمودار مجموع پیکسل‌های با ارزش یک در خروجی بانک فیلتری شکل ۵-۲۷.

پس از تعیین تقریبی سمت رشد، از فیلترهای پاره‌خطی راستای دقیق رشد بدست می‌آید. این فیلترها پاره‌خط‌هایی به طول ۸ پیکسل می‌باشند بطوریکه یک انتهای هر پاره‌خط روی نقطه انتهایی رشته مورد مطالعه قرار دارد (نقاط ناودانی بیرون) و انتهای دیگر آن نقطه‌ای بر روی محیط پنجره‌ای به ابعاد  $15 \times 15$  قرار می‌گیرد و در کل پنجاه و شش فیلتر پاره‌خطی برای پنجره با ابعاد  $15 \times 15$  تعریف کرده‌ایم. اما تمام این فیلترها برای تعیین راستای دقیق رشد استفاده نمی‌شوند و تنها بخشی از آنها که ناحیه احتمالی رشد مشخص می‌کند، استفاده می‌شوند. این فیلترها در شکل ۵-۲۹ نشان داده شده است.



شکل ۵-۲۹: فیلترهای پاره خطی استفاده شده در تعیین جهت رشد خط مرکزی.

میانگین روشنایی از تصویری که نقاط ناودانی از آن استخراج شده، در امتداد هر یک از این پاره خطها محاسبه شده و مقدار بیشینه آن، امتداد دقیق رشد را مشخص می‌کند. با مشخص شدن این امتداد و با در نظر گرفتن گام رشدی که از پیش تعیین شده، پیکسل‌هایی از پاره خط و به تعداد گام تعریف شده به نقاط ناودانی اضافه شده و نقطه انتهایی قبلی حذف و آخرین پیکسل اضافه شده به مجموعه نقاط ناودانی بیرون به عنوان نقطه انتهایی جدید مشخص می‌شود. در این تحقیق گامی با اندازه واحد در نظر گرفته شده است. این الگوریتم تا جایی ادامه می‌یابد که تمام نقاط انتهایی حذف شوند. در شکل ۵-۳۰ میانگین مقادیر روشنایی جهت‌های مورد نظر نشان داده شده است که مقدار بیشینه جهت رشد را مشخص می‌کند.



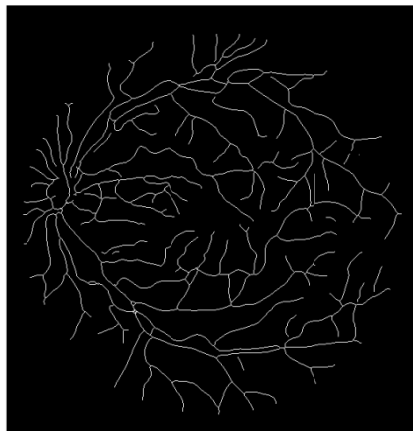
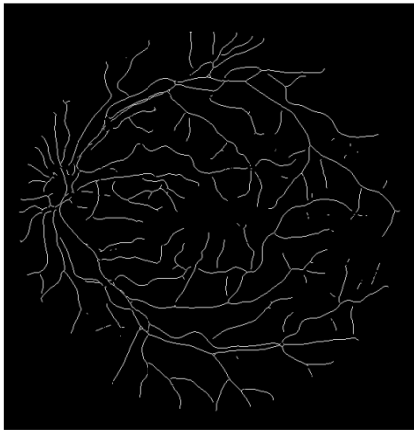
شکل ۵-۳۰: میانگین شدت روشنایی در امتداد پاره خط‌های به مرکز نقطه انتهایی در رشته شکل ۵-۲۷.

چنانچه انحراف معیار مقادیر اندازه‌گیری شده نزدیک به مقدار میانگین آن باشد می‌توان گفت نقطه انتهایی قابل رشد نمی‌باشد. لذا شرط رشد یافتن رشته در یک نقطه انتهایی آن است که نسبت انحراف معیار به مقدار میانگین  $(\sigma/\mu)$  از یک آستانه از پیش تعیین شده بیشتر باشد. شکل ۵-۳۱ مراحل میانی و انتهایی الگوریتم رشد نقاط ناودانی شکل ۵-۲۷(الف) را نشان می‌دهد.



شکل ۵-۳۱(الف و ب) مراحل میانی الگوریتم رشد نقاط ناودانی شکل ۵-۲۶(الف)، (ج) نتیجه حاصل از رشد.

نتیجه حاصل از عمل رشد و گسترش در شکل ۵-۳۲ نشان داده شده است.



شکل ۵-۳۲(الف) نقاط ناودانی ورودی به الگوریتم رشد، (ب) نقاط انتهایی تصویر(الف)، (ج) نتیجه حاصل از عمل رشد و گسترش.

### ۵.۳.۳ بازسازی عرض رگ از روی خطوط مرکزی

مرحله آخر جداسازی رگ‌ها در تصویر شبکه‌ای، بازسازی عرض رگ از روی خطوط مرکزی است. ما از روشی که Mendoca و همکارش [۲۰] ارائه کرده‌اند استفاده می‌کنیم. برای این منظور از روش گسترش ناحیه در تصویر باینری و در چند مرحله بهره گرفته‌ایم، بطوریکه هر یک از نقاط روی خطوط مرکزی به عنوان نقاط اولیه مرحله اول از گسترش ناحیه استفاده شده‌اند. از روش بازنشانی در تصاویر باینری برای بازسازی عرض رگ استفاده شده است که تصاویر باینری بدست آمده از آستانه گذاری دو سطحی بر روی تصاویر حاصل از اعمال فیلتر مورفولوژی با عنصر ساختاری متغییر، بر روی تصویر معکوس کانال سبز بدست آمده است. در ادامه هر یک از این مراحل با جزئیات بیان شده‌اند.

#### ۵.۳.۳.۱ استفاده از فیلتر مورفولوژی

همانطور که قبلاً هم اشاره شد، ضخامت رگ‌ها در شبکه‌ای متغییر است و سطح روشنایی رگ‌ها نیز با ضخامت آن تغییر می‌کند، برای رگ‌های ضخیم سطح روشنایی بالاتر و هر چه به انتهای رگ نزدیک می‌شویم از قطر رگ کاسته شده و سطح روشنایی آن نیز کاهش خواهد یافت.

روشی که Mendoca و همکارش [۲۰] برای تخمین قطر رگ به کار برده، استفاده از اپراتور مورفولوژیکی تبدیل تاپ-هت با عنصر ساختاری "دایره" با شعاع متغیر از یک تا هشت است.

از تبدیل تاپ-هت بهینه شده که در مرجع [۳۹] معرفی شده استفاده می‌کنیم (رابطه ۵-۲۲).

$$TopHat = f - \min((f \circ S_0), f) \quad (۲۲-۵)$$

در این رابطه  $f$  تصویر و  $S_0$  عنصر ساختاری استفاده شده برای عملیات opening است. در یک تصویر سطح خاکستری، opening اشیاء روشن و کوچکتر از اندازه عنصر ساختاری و closing اشیاء تیره و کوچکتر از اندازه عنصر ساختاری را حذف می‌کند. چنانچه این دو اپراتور با هم مورد استفاده قرار گیرند باعث هموار شدن و کاهش نویز تصویر می‌شود [۳۹]. با استفاده از این حقیقت و اینکه پیش‌زمینه در تصویر شبکه‌ای بسیار نویزی است، Mendoca و همکارش [۲۰] پیش از اعمال opening.

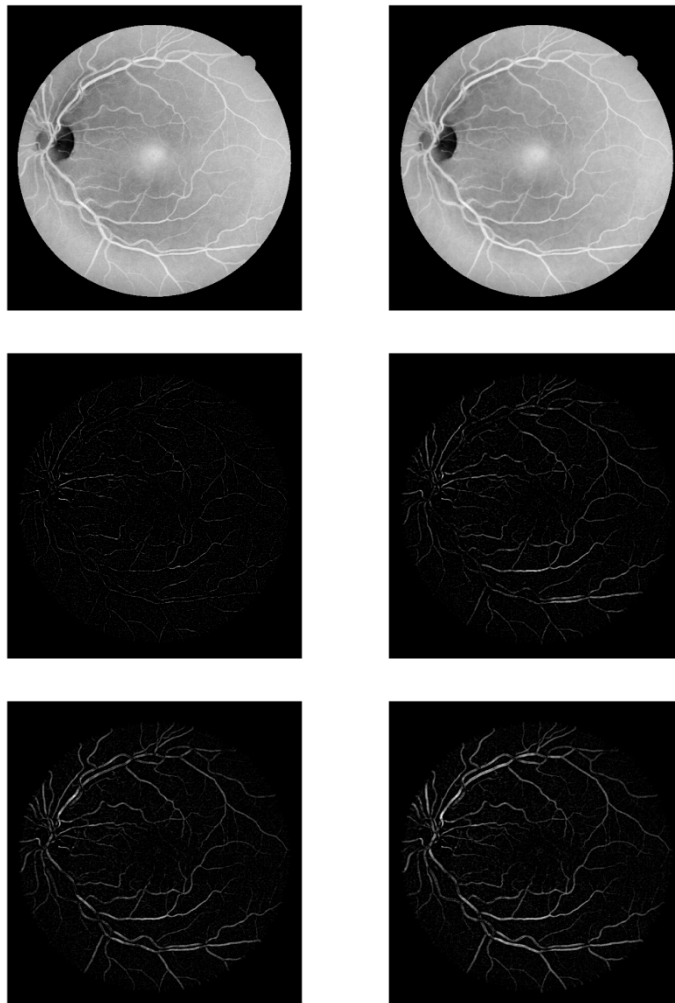


از اپراتور closing با عنصر "دایره" و شعاع ثابت واحد، برای حذف نویز و هموار سازی تصویر استفاده کرده است، با این تغییر رابطه ۵-۲۳ به صورت زیر تغییر می‌کند.

$$TopHat = f - \min(((f \bullet S_c) \circ S_o), f) \quad (۵-۲۳)$$

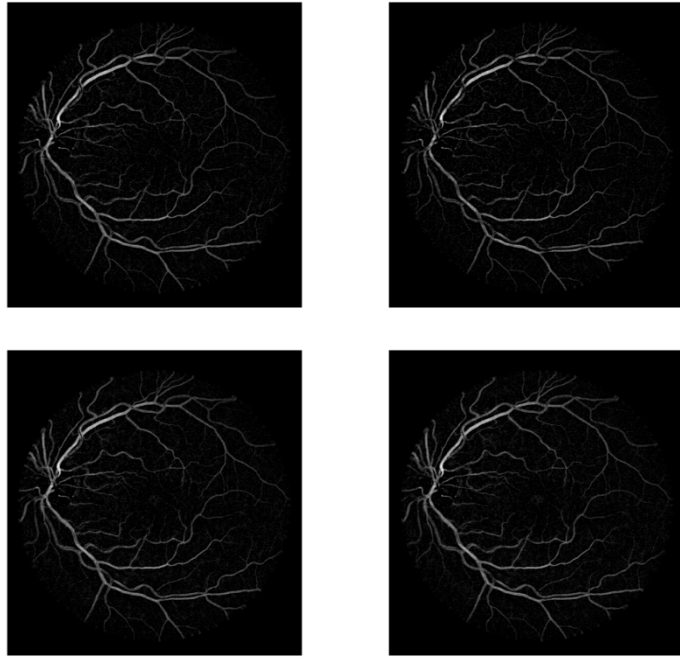
$S_c$  عنصر ساختاری استفاده شده برای عملیات closing است.

ما در این کار تبدیل تاپ-هت تغییر یافته با عنصر "دایره" با شعاع متغیر از یک تا هشت را بر روی تصویر معکوس کانال سبز که تبدیل تصحیح گاما بر روی آن صورت گرفته، اعمال کرده‌ایم. نتایج حاصل از این تبدیل در شکل ۵-۳۳ آورده شده است.



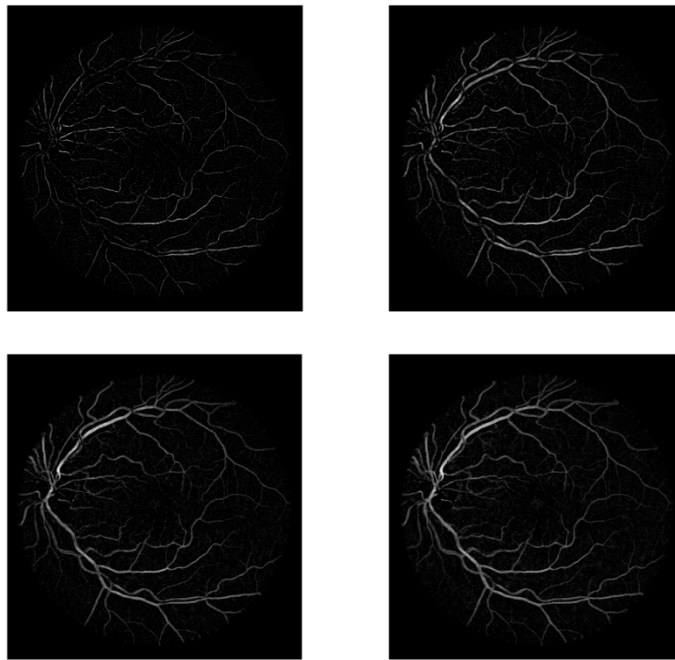
ب	الف
د	ج
ه	و

شکل ۵-۳۳: الف) معکوس کانال سبز پس از اعمال تصحیح گاما، ب) نتیجه اعمال عملیات closing روی تصویر (الف)، ج تا س) اعمال اپراتور opening، عنصر ساختار با شعاع متغیر ۱ تا ۸.



شکل ۵-۳۳: (ادامه).

بین هر دو تصویر متوالی از هشت تصویر خروجی، میانگین گرفته می‌شود تا نسبت سیگنال به نویز بهبود یافته و جدا کردن رگ‌ها از ساختارهای غیررگ آسان‌تر انجام گیرد. شکل ۵-۳۴ چهار تصویر نتیجه را که هر یک تخمینی از قطر رگ را دارند، نشان می‌دهد.



شکل ۵-۲۴: متوسط آماری بین هر دو تصویر متوالی از هشت تصویر خروجی شکل (۴-۲۳) (ج تا س).

### ۵.۳.۳.۲ بازسازی تصویر

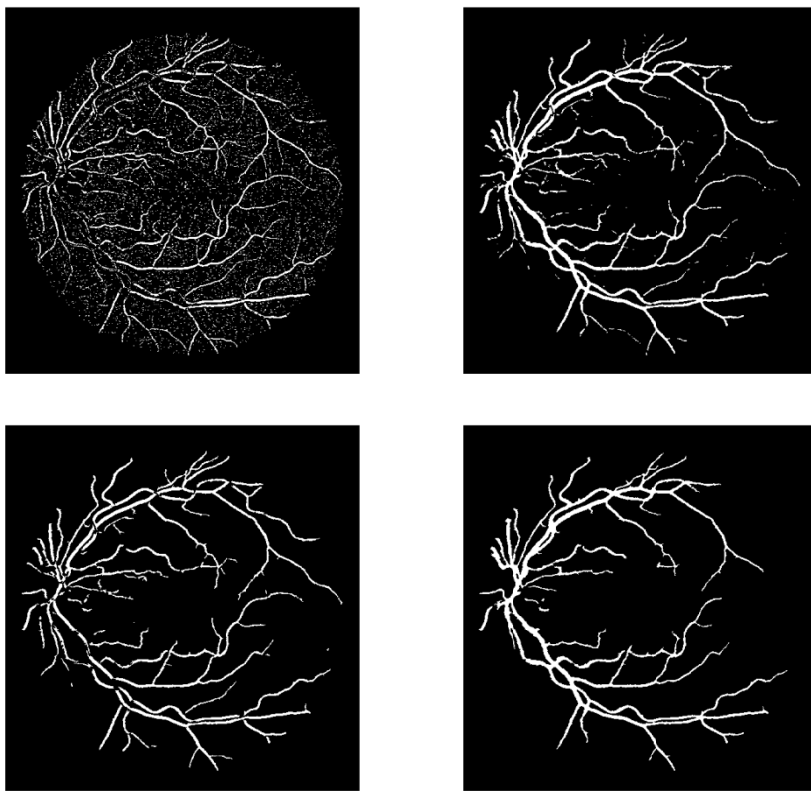
چهار تصویر بدست آمده از مرحله قبل (شکل ۵-۳۴) برای بازسازی قسمت‌هایی از رگ، مورد استفاده قرار می‌گیرند [۲۰]. برای این منظور از روش بازسازی مورفولوژیکی باینری استفاده می‌کنیم. در این روش هر یک از چهار تصویر در دو سطح آستانه گذاری می‌شوند، که یک آستانه کوچکتر از دیگری است و این آستانه‌ها برای هر تصویر جداگانه تعیین می‌شوند. تصویری که از آستانه کوچکتر به دست می‌آید (تصویر marker) به عنوان نقاط اولیه برای بازسازی تصویر بدست آمده از آستانه بزرگتر (تصویر mask) استفاده می‌شود [۲۰]، [۴۵].

مقادیر آستانه برای هر تصویر از روی هیستوگرام آنها محاسبه می‌شود. هر یک از این آستانه‌ها به صورت بزرگترین مقدار روشنایی که تعداد پیکسل‌های بزرگتر از این مقدار بزرگتر یا مساوی درصد معینی از تعداد کل پیکسل‌های تصویر باشد، تعریف می‌شوند. این درصدهای ثابت از پیش تعیین شده برای هر یک از چهار تصویر در جدول ۵-۳ آورده شده است. (هر یک از این درصدها با توجه به تصاویر موجود در پایگاه داده DRIVE محاسبه شده‌اند).

جدول ۳-۵: درصد های ثابت از پیش تعیین شده برای تعیین مقادیر آستانه.

پارامتر	شماره تصویر	ارزش
$\frac{\text{Histogram\%(markerimage)}}{\text{Histogram\%(maskimage)}}$	1	$\frac{7}{10}$
	2	$\frac{4}{10}$
	3	$\frac{7.5}{10}$
	4	$\frac{2.5}{10}$

شکل ۴۴-۵ نتیجه حاصل از بازسازی تصاویر را نشان می دهد.

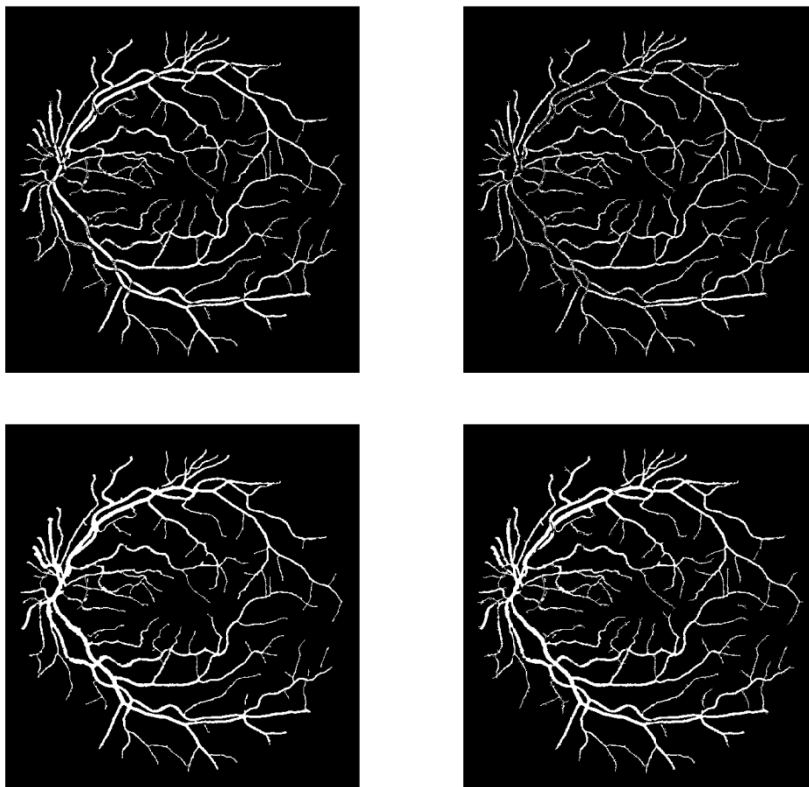


شکل ۳۵-۵: تصاویر بازسازی شده (الف تا د) از شکل ۳۴-۵.

### ۵.۳.۳.۳ گسترش ناحیه

آخرین مرحله برای بازسازی کامل رگ‌ها، به کارگیری روش گسترش ناحیه می‌باشد. این روش در چهار مرحله رگ‌های شبکیه را بازسازی می‌کند، بطوریکه از رگ‌های باریک شروع کرده و در آخرین مرحله رگ‌های ضخیم را بازسازی می‌کند.

معیاری که برای گسترش ناحیه بررسی می‌شود داشتن ارزش یکسان و قرار داشتن پیکسل در همسایگی هشت‌تایی است. خطوط مرکزی استخراج شده از مراحل قبل به عنوان نقاط اولیه برای مرحله اول بازسازی و نتیجه به عنوان نقاط اولیه برای مرحله دوم و این فرآیند تا مرحله چهارم ادامه می‌یابد. گسترش ناحیه در هر مرحله محدود به چهار تصویر آستانه گذاری شده در دو سطح می‌باشد. شکل ۵-۳۶ نتایج میانی و نهایی جداسازی عروق با الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل ۵-۳۶: نتیجه حاصل از گسترش ناحیه پس از الف) مرحله اول، ب) مرحله دوم، ج) مرحله سوم، د) مرحله آخر.

شکل ۵-۳۶ د) نتیجه نهایی جداسازی رگ‌ها در تصویر شبکیه با استفاده از الگوریتم پیشنهادی

است.

## ۵.۴ تخمین قطر رگ

یکی از ویژگی‌های ظاهری رگ که از روی آن می‌توان وجود آسیب‌هایی مانند گرفتگی در رگ را مورد بررسی قرار داد، قطر رگ و یا همان مقطع عرضی رگ است. چنانچه نمودار تغییرات قطر برای یک شاخه از شبکه درختی رگ‌های موجود در شبکیه چشم را داشته باشیم، تغییرات قطر رگ بصورتی کاملاً ملایم خواهد بود. اما اگر بدلیلی در قسمتی از رگ آسیبی بوجود آمده باشد که برای مثال ناشی از گرفتگی رگ باشد، این نمودار تغییرات غیر طبیعی در قطر رگ را نشان خواهد داد. اما تصمیم‌گیری از روی این نمودار هنگامی می‌تواند قابل اعتماد باشد که نتیجه الگوریتم مورد استفاده در تخمین قطر رگ از درصد خطای بسیار پایینی برخوردار باشد. تاکنون روش‌هایی برای تخمین قطر رگ پیشنهاد شده است که همگی از تصویر باینری که نتیجه جداسازی شده رگ‌های شبکیه چشم است، استفاده می‌کنند که همین امر درصد خطا را افزایش می‌دهد چراکه تا کنون روشی که بتواند با درصد خطای بسیار کمی رگ‌ها را استخراج کند ارائه نشده است. بهمین علت ما روشی را که بتواند مستقیماً از تصویر معکوس کانال سبز قطر رگ را تخمین بزند پیشنهاد کرده‌ایم که براساس نقاط مرکزی استخراج شده از تصویر است. که در نتیجه می‌تواند خطای کمتری را ایجاد کند.

بطور کلی می‌توان مراحل مود نیاز برای تخمین قطر رگ را بصورت زیر خلاصه کرد.

۱. استخراج خطوط مرکزی رگ با کمک نقاط ناودانی بیرون.
۲. تعیین راستای رگ و جهت عمود بر آن.
۳. استخراج پروفایل در جهت عمود بر راستای رگ و تصحیح آن.
۴. استخراج ویژگی از پروفایل تصحیح شده و آموزش شبکه عصبی برای تخمین قطر رگ.
۵. استفاده از شبکه عصبی آموزش دیده برای تخمین قطر رگ.

### ۵.۴.۱ استخراج خطوط مرکزی رگ از روی نقاط ناودانی بیرون

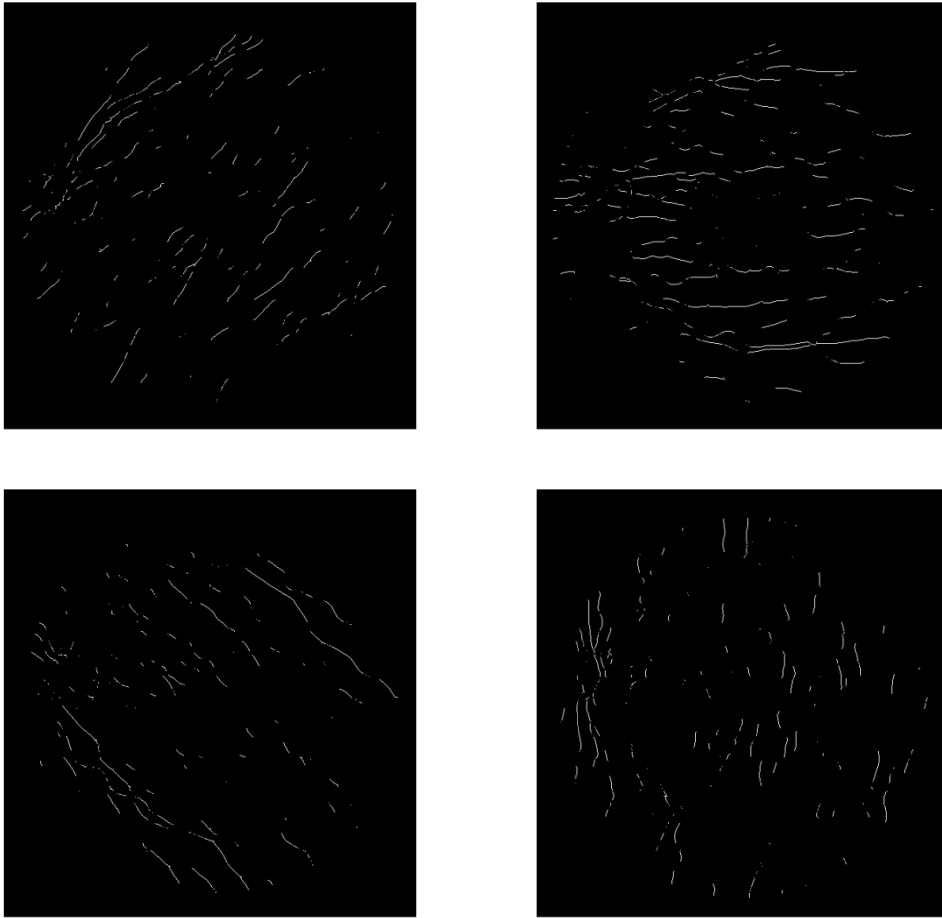
همانطور که گفته شد برای تخمین قطر رگ از نقاط مرکزی رگ استفاده می‌کنیم. در بخش ۵.۳.۲ الگوریتم استخراج نقاط ناودانی بیرونی که خود توصیفگر نقاط مرکزی رگ هستند بتفصیل بیان شد. در همان بخش، با پیوند دادن این نقاط و گسترش آنها خطوط مرکزی رگ را بدست آوردیم. در این فصل از همین نقاط تشکیل دهنده خطوط مرکزی برای تخمین قطر رگ استفاده می‌کنیم.

### ۵.۴.۲ تعیین راستای رگ و جهت عمود بر آن

قطر رگ را همان پروفایل مقطع عرضی رگ تعریف می‌کنیم که بر راستای رگ عمود است. بنابراین نیاز است تا در هر نقطه واقع بر خطوط مرکزی رگ راستای رگ را داشته باشیم. برای تعیین راستای رگ چندین روش را مورد بررسی قرار دادیم. یکی از این روش‌ها استفاده از ماتریس هسین است که بردارهای ویژه بدست آمده از آن یکی در جهت عمود بر رگ است که متناظر است با مقدار ویژه بزرگتر و دیگری که متناظر با مقدار ویژه کوچکتر است راستای رگ را نشان می‌دهد. اما با بررسی بیشتر مشاهده شد که خطای زیادی را ایجاد می‌کند. روش دیگری که مورد استفاده قرار گرفت استفاده از عملگرهای مورفولوژی بود. به این منظور از عملگر Closing به همراه عنصر ساختاری خط با طول ۱۵ پیکسل و در ۴ جهت استفاده کردیم. و از رابطه زیر استفاده کردیم [۳۹].

$$out = centerline - (centerline \bullet se) \quad (24-5)$$

که در آن  $centerline$  تصویر شامل خطوط مرکزی و  $se$  عنصر ساختاری خط با طول ۱۵ برای عمل closing می‌باشد. نتایج اعمال این فیلتر در ۴ جهت در شکل ۵-۳۷ نشان داده شده است.



الف	ب
ج	د

شکل ۵-۳۷: الف) پیکسل‌هایی که برچسب صفر درجه خورده‌اند. ب) پیکسل‌هایی که برچسب ۴۵ درجه خورده‌اند. ج) پیکسل‌هایی که برچسب ۹۰ درجه خورده‌اند. د) پیکسل‌هایی که برچسب ۱۳۵ درجه خورده‌اند.

اما با این روش جهت تعدادی از نقاط خطوط مرکزی رگ تعیین نمی‌شود. شکل ۵-۳۸

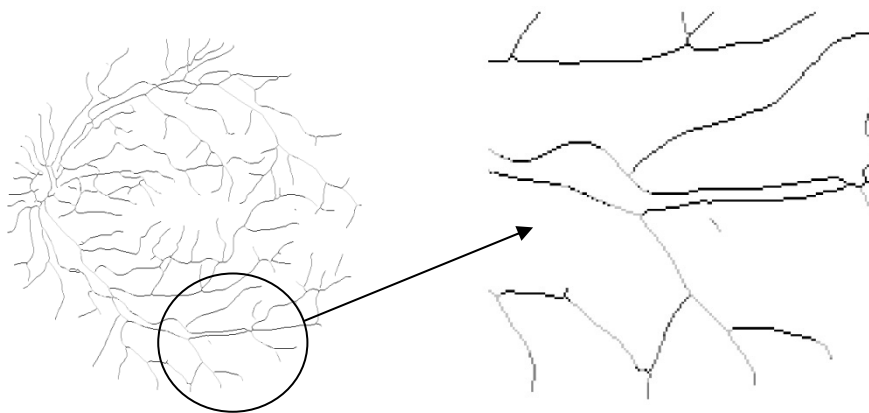
پیکسل‌هایی را که طی اعمال فیلتر رابطه ۵-۳۲ برچسب گذاری نشده‌اند را نشان می‌دهد.





شکل ۵-۳۸: پیکسل‌هایی که برچسب گذاری نشده‌اند.

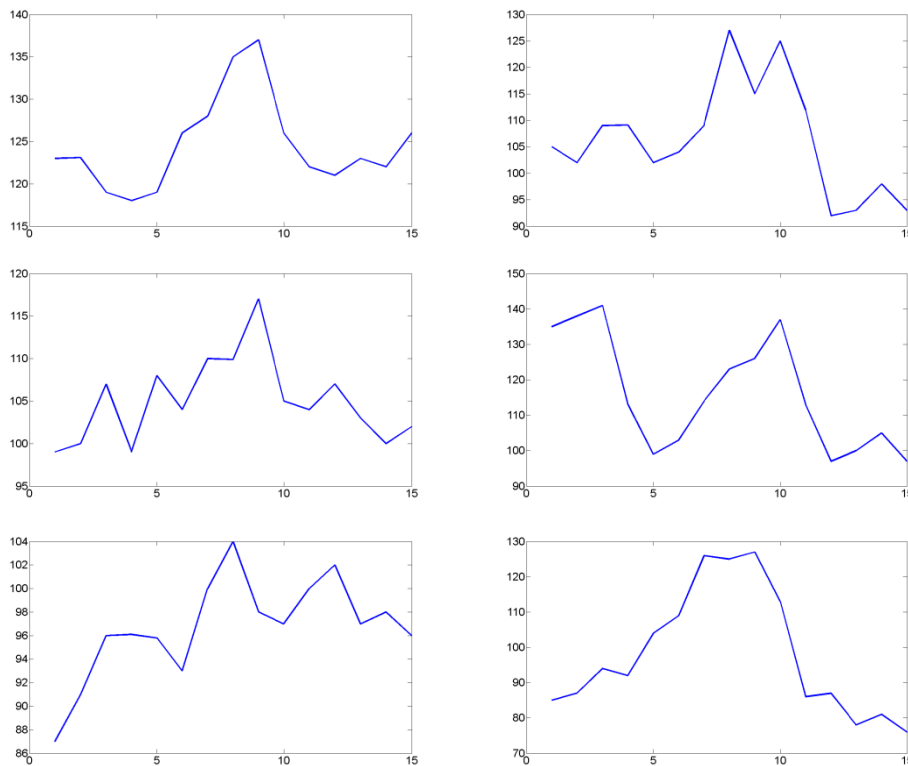
در روشی دیگر از اپراتور خط معرفی شده در مرجع [۳۵] استفاده کردیم که نتایج بسیار خوبی را نشان داده و با دقت بسیار خوبی راستای رگ را برای هر نقطه بر روی خطوط مرکزی رگ تعیین می‌کند. از همین اپراتور خط در مرجع [۱۱] برای استخراج ویژگی استفاده شده است که در فصل چهارم توضیح داده شد. با این تفاوت که در اینجا تنها چهار جهت یعنی ۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ را برای تعیین راستای رگ مورد استفاده قرار داده‌ایم. در شکل ۵-۳۹ نتیجه حاصل از استفاده از این اپراتور را نشان می‌دهد.



شکل ۵-۳۹: پیکسل‌هایی که دارای یک سطح خاکستری یکسان هستند یک زاویه را نشان می‌دهند که با اپراتور پیشنهاد شده در [۳۵] تعیین شده‌اند.

### ۵.۴.۳ استخراج پروفایل در جهت عمود بر راستای رگ و تصحیح آن

پس از تعیین راستای رگ در هر نقطه روی خطوط مرکزی رگ می‌توان در امتداد عمود بر راستای رگ روشنایی تصویر شبکه را استخراج نمود که به آن پروفایل رگ گفته می‌شود. و این پروفایل بگونه‌ای است که نقطه مورد مطالعه در میانه آن واقع شده است. طول پروفایل را ۱۵ پیکسل انتخاب کرده‌ایم که این طول مناسب برای استخراج رگ‌های مختلف شبکه می‌باشد. در شکل ۴۰-۵ پروفایل مربوط به چند نقطه در نواحی مختلف تصویر شبکه چشم را نشان می‌دهد.



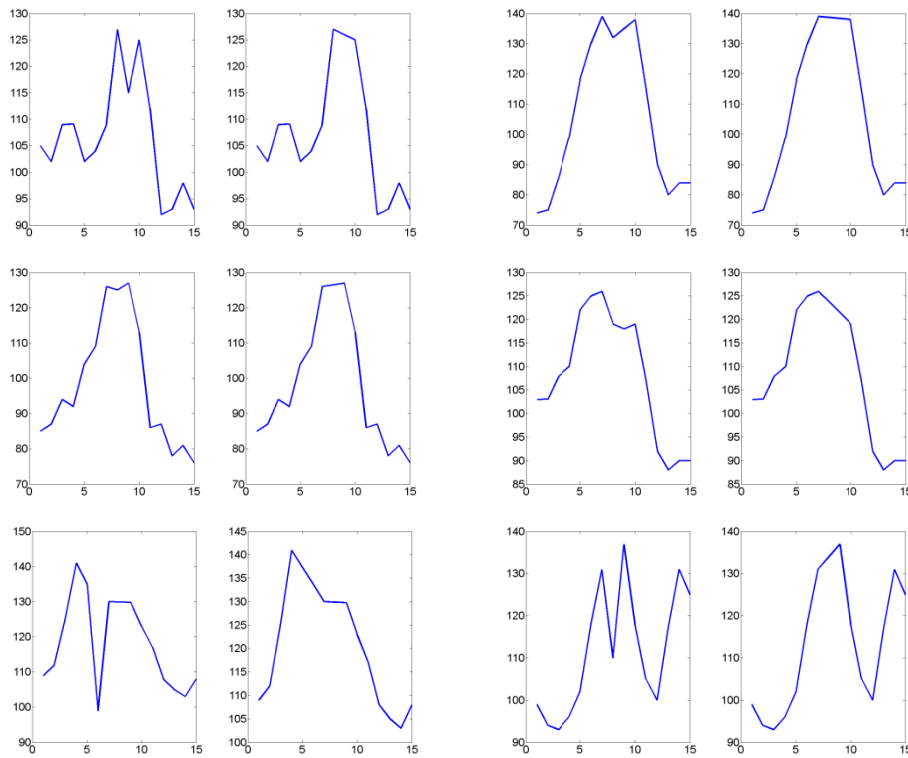
شکل ۴۰-۵: پروفایل استخراج شده برای چند نقطه روی خطوط مرکزی و در جهت عمود بر راستای رگ. محور  $x$  شماره پیکسل در طول پروفایل و محور  $y$  شدت روشنایی آن را نشان می‌دهد.

همانطور که در شکل ۴۰-۵ مشاهده می‌شود از روی پروفایل می‌توان عرض رگ را تخمین زد. برای این منظور کفایت آستانه‌ای را تعیین کنیم و قسمت‌هایی از پروفایل که بالای این آستانه قرار می‌گیرند را به عنوان عرض رگ معرفی کنیم. اما استفاده از این پروفایل‌های خام در تعیین عرض

رگ خطا ایجاد می‌کنند. به همین منظور قبل از استفاده از این پروفایل‌ها نیاز است تا تصحیحاتی را روی آنها انجام دهیم. از جمله مواردی که نیاز به تصحیحی دارند در ادامه ذکر شده‌اند.

اولین مشکل از حضور پدیده انعکاس مرکزی است که در نتیجه نحوه تصویر برداری بوجود می‌آید. در مواردی این پدیده به گونه‌ای است که نمی‌توان آستانه‌ای را تعیین کرد که بتواند عرض صحیح رگ را مشخص کند. برای از بین بردن این اثر الگوریتمی طراحی شد که بتواند بدون تغییر در سایر قسمت‌های پروفایل، آن را تصحیح کند.

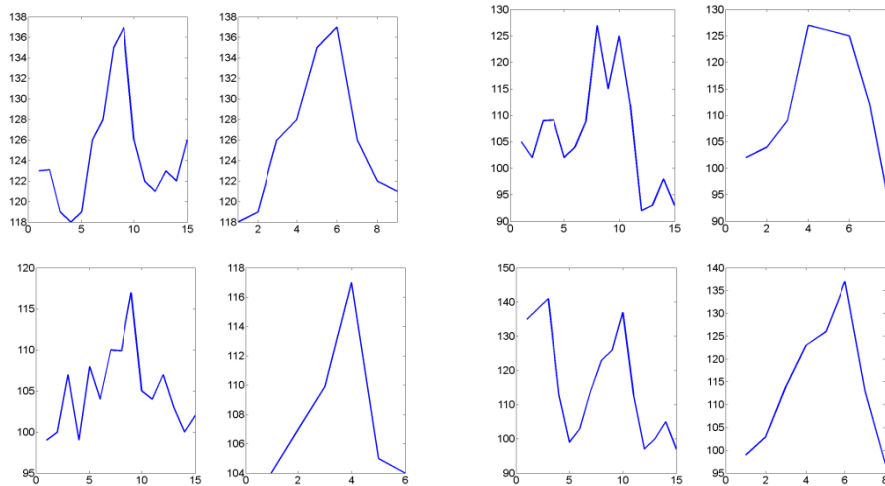
از آنجایی که این اعوجاج عمدتاً در مرکز رگ پدیدار می‌شود و ما هم از نقاط مرکزی رگ برای استخراج پروفایل استفاده کرده‌ایم بنابراین این اثر در میانه پروفایل مشاهده می‌شود و عرض آن بین یک تا سه پیکسل متغیر است. برای حذف این اعوجاج ابتدا قله‌های پروفایل تعیین می‌شوند و در این میان آنهایی که ارزششان از یک آستانه از پیش تعیین شده کمتر است و یا در نواحی ابتدایی و انتهایی پروفایل قرار دارند را حذف می‌کنیم. این آستانه از اطلاعات آماری پروفایل بدست می‌آید و آن را بصورت میانگین هندسی مابین مقدار ماکزیمم و میانگین بدست آمده از پروفایل رگ که از مقاومت خوبی در مقابل نویز برخوردار است تعریف می‌کنیم. پس از تعیین دو قله‌ای که ماکزیمم مقدار را در بین سایر قله‌های استخراج شده دارند، مقادیر مابین آن دو را با مقدار یا مقادیری جایگزین می‌کنیم که دره بوجود آمده در اثر پدیده انعکاس مرکزی حذف گردد. برای تعیین این مقدار یا مقادیر بصورت زیر عمل می‌کنیم. ارزش دو مقدار قله را از یکدیگر کم کرده و آن را بر فاصله بین این دو قله تقسیم می‌کنیم و از نتیجه حاصله به عنوان گام استفاده می‌کنیم. از قله‌ای که ارزش کمتری دارد شروع می‌کنیم و گام به گام به آن اضافه می‌کنیم تا دره بوجود آمده پر شود. نتیجه حاصل از اعمال این الگوریتم در شکل ۵-۴۱ برای چند پروفایل نشان داده شده است. در هر شکل پروفایل سمت راست نتیجه تصحیح شده پروفایل سمت چپ می‌باشد.



الف	ب
ج	د
ه	

شکل ۴۱-۵: مثال‌هایی از تاثیر پدیده انعکاس مرکزی بر پروفایل رگ، ستون سمت راست هر شکل نتیجه تصحیح شده پروفایل رگ (ستون سمت چپ) می‌باشد. محور  $x$  شماره پیکسل در طول پروفایل و محور  $y$  شدت روشنایی آن را نشان می‌دهد.

مشکل دیگری که در تخمین دقیق عرض رگ اختلال ایجاد می‌کند وجود قله‌های پی در پی است که در اثر وجود نویز در پروفایل رگ ظاهر می‌شود. برای حذف این اثر از قله اصلی به اطراف حرکت کرده و در اولین مینیمم محلی که نشان دهنده لبه رگ است، متوقف شده و سایر قسمت‌های آن را از پروفایل حذف می‌کنیم. شکل ۴۲-۵ کاهش نویز را در پروفایل رگ نشان می‌دهد.



شکل ۵-۴: حذف اثر نویز از پروفایل رگ، شکل سمت راست پروفایل تصحیح شده پروفایل سمت چپ می باشد. محور  $x$  شماره پیکسل در طول پروفایل و محور  $y$  شدت روشنایی آن را نشان می دهد.

## ۵.۴.۴ استخراج ویژگی از پروفایل تصحیح شده و آموزش شبکه عصبی برای تخمین قطر رگ

سه ویژگی از پروفایل استخراج می شود. میانگین، واریانس و مینیمم مقدار پرفایل تصحیح شده از جمله ویژگی هایی هستند که از پروفایل استخراج می کنیم. ویژگی دیگر همان ارزش (شدت روشنایی) پیکسل مورد مطالعه است. از این ویژگی به همراه سه ویژگی استخراج شده از پروفایل تصحیح شده به عنوان ورودی یک شبکه عصبی استفاده می کنیم.

برای تخمین قطر رگ یک شبکه عصبی سه لایه را با روش انتشار معکوس<sup>۴</sup> آموزش می دهیم. برای این منظور از تصویر شماره یک از مجموعه آزمایشی پایگاه داده DRIVE، ۱۰۰ پیکسل از روی خطوط مرکزی انتخاب شده و با توجه به پروفایل تصحیح شده بدست آمده از آنها و عرض رگ بدست آمده از روی تصویر برچسب گذاری شده، آستانه مناسب تعیین می شود. از این آستانه ها به عنوان هدف در خروجی شبکه عصبی استفاده کرده شبکه را آموزش می دهیم.

<sup>۴</sup> Back Propagation

## ۵.۴.۵ استفاده از شبکه عصبی آموزش دیده برای تخمین قطر رگ

پس از آموزش شبکه عصبی با ورود هر تصویر جدید به سیستم، ابتدا نقاط ناودانی بیرون استخراج شده و از روی آنها خطوط مرکزی را تشکیل می‌دهیم و برای هر نقطه واقع بر خطوط مرکزی راستای رگ و جهت عمود بر آن را تعیین می‌کنیم. سپس پروفایل رگ را استخراج و طبق الگوریتم‌هایی که بیان شد آنها را تصحیح می‌کنیم. سپس از پروفایل‌های تصحیح شده ویژگی‌های مورد نظر را استخراج می‌کنیم که به همراه شدت روشنایی هر یک از نقاط روی خطوط مرکزی بردارهای ورودی شبکه عصبی را تشکیل می‌دهند. با ورود هر یک از این بردارها خروجی شبکه عصبی مقدار آستانه مناسب برای تخمین قطر رگ را در خروجی خود تولید می‌کند که با کمک آن می‌توان عرض رگ در نقطه هدف را تعیین کرد.

# فصل ششم

## نتیج

## ۶ فصل ششم

### ۶.۱ مقدمه

در فصل پنجم الگوریتم‌هایی برای استخراج و جداسازی رگ‌های شبکیه چشم پیشنهاد شد. در روش اول برای برطرف کردن نقایص موجود در الگوریتم‌های طراحی شده در مراجع [۱۱] و [۱۲] که هر دو بر اساس استخراج ویژگی‌هایی از معکوس شده شدت روشنایی کانال سبز تصویر رنگی شبکیه و آموزش کلاسه‌بندی جهت طبقه‌بندی پیکسل‌ها در هر یک از دو کلاس رگ و غیر رگ استوار بودند، پیشنهادی مبنی بر استفاده ترکیبی از ویژگی‌های استخراج شده در دو طرح ذکر شده ارائه شد. ویژگی‌های استخراج شده در هر دو طرح استفاده‌ی نوعی از فیلترهای جهت‌دار می‌باشد. در آزمایشی دیگر، علاوه بر ترکیب ویژگی‌ها برای پوشش ضعف‌های طرح‌های پیشنهادی در مراجع [۱۱] و [۱۲]، تحقیقی بر روی میزان کارایی و دقت دو کلاسه‌بند استفاده شده یعنی ماشین بردار پشتیبان و کلاسه‌بند بیزین انجام شد.

استفاده از چندین مرحله پردازش ابتدایی که به منظور بهبود در پخش روشنایی (تصحیح هیستوگرام)، افزایش کنتراست موجود بین رگ و پیش‌زمینه و در کل برجسته‌سازی الگوی رگ نسبت به پیش‌زمینه و بخصوص رگ‌های باریک - که در نواحی با روشنایی کم و نزدیک به روشنایی پیش‌زمینه حضور دارند - انجام گرفته است، اولین گام الگوریتم پیشنهادی دوم را تشکیل می‌داد. پس از آن تصویر ارتقاء یافته را بصورت رویه‌ای در نظر گرفتیم و نقاط ناودانی بیرون را که یکی از ویژگی‌های توپوگرافیکی دوازده‌گانه است، استخراج کردیم. با پیوند دادن بین این نقاط استخراج شده خطوطی را بدست آوردیم که از مرکز رگ عبور می‌کردند و آنها را خطوط مرکزی رگ نامیدیم. برطرف کردن شکستگی‌های احتمالی و گسترش این خطوط را با کمک یک بانک فیلتری ابتکاری که هشت جهت را پوشش می‌دادند و فیلترهای پاره‌خطی، انجام دادیم و در نهایت با بکار بردن فیلتر تاپ-هت در چندین مقیاس چهار تصویر باینری بدست آوردیم. سپس با بهره‌گرفتن از روش گسترش



ناحیه و شروع از نقاط قرار گرفته بر روی خطوط مرکزی به عنوان نقاط ابتدایی و تخصیص محدودیت رشد به تصاویر باینری حاصل شده از مرحله قبل، عرض رگ بازسازی شد.

در این فصل نتایج حاصل از الگوریتم‌های پیشنهادی را هم از لحاظ کیفی و هم از لحاظ کمی مورد مقایسه و بررسی قرار خواهیم داد.

## ۶.۲ نتایج الگوریتم پیشنهادی اول

در این بخش نتایج بدست آمده از اعمال الگوریتم پیشنهادی اول را با هر یک از روش‌های پیشنهاد شده در مراجع [۱۲] و [۱۱] که با کمک نرم‌افزار "متلب" شبیه‌سازی شده‌اند، مقایسه می‌کنیم.

از ۲۰ تصویر موجود در مجموعه آموزشی پایگاه داده DRIVE جهت استخراج ویژگی و آموزش کلاسه‌بندها استفاده شده و از ۲۰ تصویر موجود در مجموعه آزمایشی برای بررسی کارایی روش‌ها بهره گرفته شده‌است.

الگوریتم مطرح شده در مرجع [۱۲] از معکوس شدت روشنایی کانال سبز ۵ ویژگی استخراج کرده و از کلاسه‌بند بیزین استفاده کرده‌است. الگوریتم مطرح شده در مرجع [۱۱] سه ویژگی را استخراج کرده و از کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان استفاده کرده‌است.

در آزمایش اول ترکیبی از ویژگی‌ها یعنی ۷ ویژگی را مورد استفاده قرار داده‌ایم. ویژگی اول شدت روشنایی معکوس کانال سبز است، چهار ویژگی از تبدیل موجک گابور پیوسته و دو ویژگی دیگر از اپراتور خط و خط عمود بر آن بدست آمده‌است. از میان مجموعه بزرگ داده‌های آموزشی از ۲۰۰۰۰ داده برای آموزش کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان و از ۷۰۰ هزار داده برای کلاسه‌بند بیزین استفاده کرده‌ایم. در استفاده از کلاسه‌بند بیزین جهت تخمین چگالی احتمال شرطی کلاس‌ها که هر کدام با

مخلوط گوسی‌ها و با تعداد  $k = 20$  گوسی مدل شده است از الگوریتم پیشینه‌سازی میانگین برای هر یک از دو کلاس رگ و غیر رگ استفاده شده است.

### ۶.۲.۱ نتایج کمی

برای بررسی کارایی و میزان دقت الگوریتم پیشنهادی با دو الگوریتم پیشنهاد شده در مراجع [۱۱] و [۱۲] معیار صحت را انتخاب کرده و برای هر تصویر بصورت مجزا محاسبه می‌کنیم. نتایج بدست آمده از اعمال الگوریتم پیشنهاد شده در مراجع [۱۱] و [۱۲] در جداول ۶-۱ و ۶-۲ آورده شده است.

✓ استخراج رگ‌های شبکه با استفاده از آنالیز موجک گابور دو بعدی و کلاسه‌بند بیزین

جدول ۶-۱: معیار صحت برای نتیجه کلاسه‌بندی با کلاسه‌بند بیزین و آنالیز موجک گابور.

شماره تصویر	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷
معیار صحت	۰.۹۴۵۰	۰.۹۴۸۵	۰.۹۳۴۱	۰.۹۴۵۷	۰.۹۴۵۶	۰.۹۳۸۸	۰.۹۴۴۵
شماره تصویر	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴
معیار صحت	۰.۹۳۹۸	۰.۹۴۷۰	۰.۹۵۰۴	۰.۹۴۴۳	۰.۹۴۶۹	۰.۹۳۸۷	۰.۹۴۸۷
شماره تصویر	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	*
معیار صحت	۰.۹۵۵۳	۰.۹۴۹۰	۰.۹۴۱۴	۰.۹۴۵۲	۰.۹۵۹۵	۰.۹۵۲۸	*

✓ استخراج رگ‌های شبکه با استفاده از اپراتور خط و پاره‌خط عمود بر آن و کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان.

جدول ۶-۲: معیار صحت برای نتیجه کلاسه‌بندی با کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان و استفاده از اپراتور خط و پاره‌خط عمود بر آن.

شماره تصویر	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷
معیار صحت	۰.۹۴۵۱	۰.۹۴۴۹	۰.۹۳۶۸	۰.۹۴۰۸	۰.۹۴۲۶	۰.۹۳۵۰	۰.۹۳۶۷
شماره تصویر	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴
معیار صحت	۰.۹۲۹۰	۰.۹۴۳۱	۰.۹۴۷۵	۰.۹۴۰۳	۰.۹۴۵۸	۰.۹۳۸۵	۰.۹۴۴۱
شماره تصویر	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	*
معیار صحت	۰.۹۵۲۲	۰.۹۴۱۴	۰.۹۳۷۷	۰.۹۴۵۵	۰.۹۵۹۷	۰.۹۴۹۱	*

جداول ۳-۶ و ۴-۶ نتایج حاصل از اعمال الگوریتم پیشنهادی برای دو کلاسه‌بند معرفی شده را نشان می‌دهد. هر یک از این دو کلاسه‌بند از هفت ویژگی برای کلاسه‌بندی استفاده می‌کنند.

الف) استفاده از کلاسه‌بند بی‌زین

جدول ۳-۶: استفاده از کلاسه‌بند بی‌زین.

شماره تصویر	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷
معیار صحت	۰.۹۴۷۳	۰.۹۴۹۵	۰.۹۳۶۲	۰.۹۴۸۶	۰.۹۴۶۴	۰.۹۳۹۹	۰.۹۴۵۶
شماره تصویر	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴
معیار صحت	۰.۹۳۹۱	۰.۹۴۹۷	۰.۹۵۰۹	۰.۹۴۵۸	۰.۹۴۷۶	۰.۹۴۲۴	۰.۹۴۹۴
شماره تصویر	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	*
معیار صحت	۰.۹۵۴۴	۰.۹۵۲۰	۰.۹۴۳۷	۰.۹۵۰۴	۰.۹۶۱۷	۰.۹۵۴۲	*

ب) کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان

جدول ۴-۶: استفاده از کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان.

شماره تصویر	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷
معیار صحت	۰.۹۴۸۸	۰.۹۴۸۷	۰.۹۳۷۱	۰.۹۴۶۱	۰.۹۴۶۱	۰.۹۴۰۴	۰.۹۴۴۱
شماره تصویر	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴
معیار صحت	۰.۹۳۵۲	۰.۹۴۹۱	۰.۹۵۰۸	۰.۹۴۴۱	۰.۹۴۷۳	۰.۹۴۲۱	۰.۹۴۷۹
شماره تصویر	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	*
معیار صحت	۰.۹۵۴۳	۰.۹۴۷۹	۰.۹۴۳۳	۰.۹۴۸۶	۰.۹۶۳۹	۰.۹۵۲۷	*

در جدول ۶-۵ اطلاعات آماری مربوط به جداول ۶-۱ تا ۶-۴ آورده شده است. این اطلاعات شامل مقدار میانگین، ماکزیمم و مینیمم معیار صحت است.

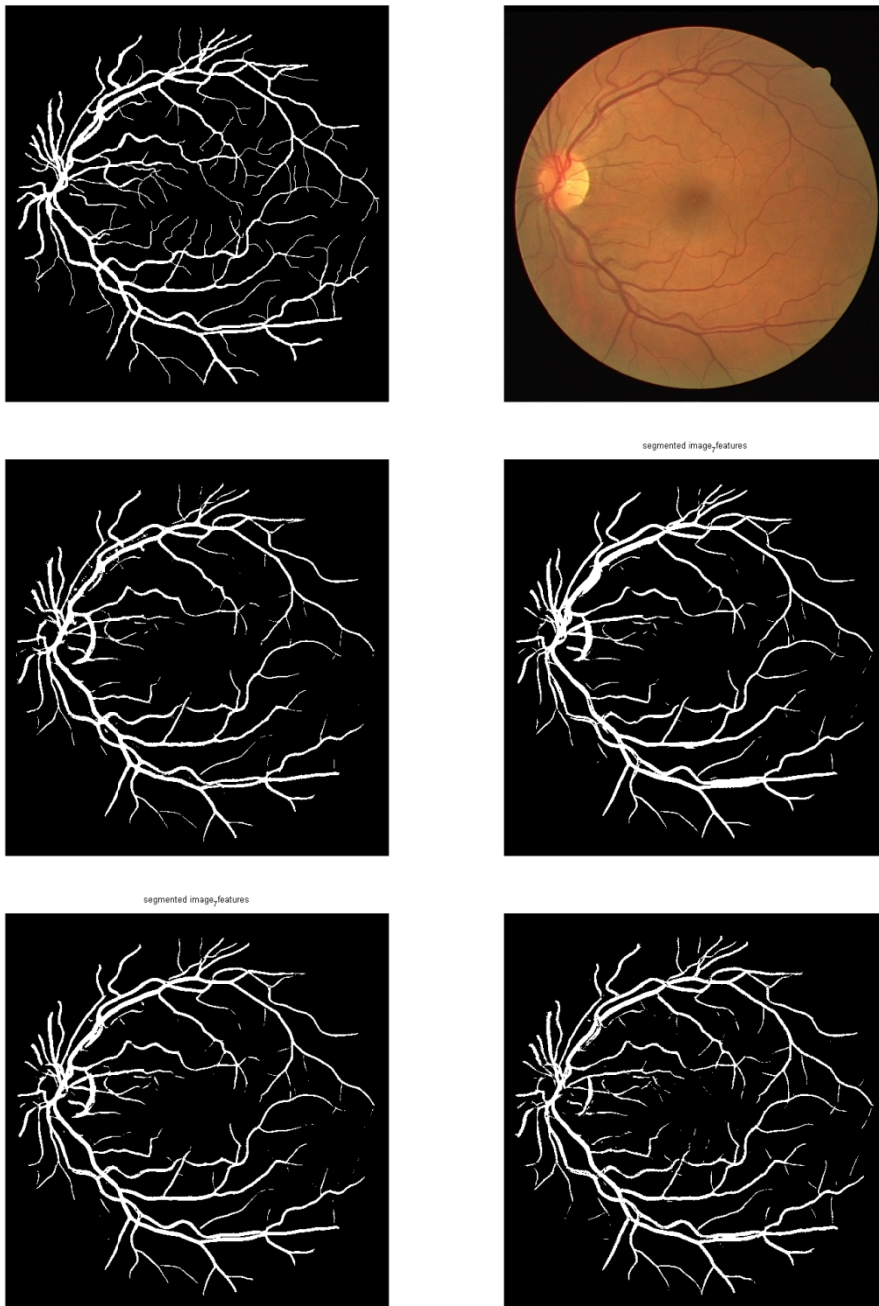
جدول ۶-۵ اطلاعات آماری استخراج شده از جداول ۶-۱ تا ۶-۴.

کلاسه‌بند	معیار ACC		
	مینیمم	ماکزیمم	میانگین
بیزین GMM, k=20 & 5 features	0.9341	0.9595	0.9460
بیزین GMM, k=20 & 7 features	0.9362	0.9617	0.9477
SVM, 3 features	0.9290	0.9597	0.9428
SVM, 7 features	0.9352	0.9639	0.9469
7 features: intensity + 4 Gabor output + 2 line operator 5 features: intensity + 4 Gabor output 3 features: intensity + 2 line operator			

در هر یک از جداول ۶-۱ تا ۶-۴ مقادیر کمی معیار صحت مربوط به هر یک از تصاویر آورده شده است. در مقایسه‌ای در بین روش‌های ذکر شده و برای یک تصویر بخصوص، بهبود در مقدار معیار صحت هنگامی که از ترکیب ویژگی‌ها استفاده شده بدون توجه به نوع کلاسه‌بند استفاده شده، به وضوح دیده می‌شود. در مقایسه‌ای دیگر مشاهده می‌شود که کلاسه‌بند بیزین نتایج بهتری را نسبت به کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان داراست. و این در حالی است که کلاسه‌بند بیزین با ۷۰۰ هزار داده و کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان با ۲۰ هزار داده آموزش داده شده‌اند. جدول ۶-۵ نتایج بدست آمده را نشان می‌دهد. این جدول مقدار میانگین معیار صحت محاسبه شده برای هر تصویر در کنار مقدار ماکزیمم و مینیمم آن‌ها را نشان می‌دهد. همچنین در این جدول مشخص است که کلاسه‌بند بیزین با ۷ ویژگی بهترین نتیجه را دارد.

## ۶.۲.۲ نتایج کیفی

شکل ۶-۱ نتایج حاصل اعمال الگوریتم پیشنهادی بیان شده بر روی تصویر رنگی شماره یک از مجموعه آزمایشی پایگاه داده DRIVE را به همراه تصویر رنگی و تصویر جداسازی شده توسط متخصص، نشان می‌دهد.



ب	الف
د	ج
ه	و

۱-۶: الف) تصویر رنگی شبکیه چشم، ب) تصویر برچسب گذاری شده دستی، ج) تصویر جداسازی شده با روش ارائه شده در [۱۲]، د) تصویر جداسازی شده با روش ارائه شده در [۱۱]، و) تصویر جداسازی شده با هفت ویژگی و استفاده از کلاسه‌بند بی‌زین، ه) تصویر جداسازی شده با هفت ویژگی و استفاده از کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان.

در شکل ۱-۶ واضح است که جداسازی رگ‌های شبکیه چشم هنگامی که از ترکیب ویژگی‌ها استفاده می‌کنیم نتایج دقیق‌تری را به‌همراه دارد. با بررسی دقیق‌تر تصاویر مشاهده می‌کنیم که استفاده از روش ترکیبی نقایص روش‌های ارائه شده در مراجع [۱۱] و [۱۲] را پوشش می‌دهد. به عنوان مثال

در اثر پدیده انعکاس مرکزی پیکسل‌ها به اشتباه در کلاس غیر رگ کلاسه‌بندی شده‌اند (شکل ۶-۱ج)) در حالی که در تصویر ۶-۱د) این پدیده تاثیر چندانی در نتیجه ندارد و هنگامی که از ویژگی‌های ترکیبی استفاده می‌کنیم تاثیر این پدیده به شکل قابل قبولی کاهش پیدا کرده‌است (شکل ۶-۱و و ه)) بخصوص هنگامی که از کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود (شکل ۶-۱ه)). به عنوان مثالی دیگر مشاهده می‌شود که رگ‌های باریک با دقت بالاتری استخراج شده‌اند و این مورد در استفاده از کلاسه‌بند بیزین بارزتر است (شکل ۶-۱و)). عامل دیگری که می‌توان گفت بزرگترین عامل کاهش معیار صحت است، عدم کلاسه‌بندی صحیح در ناحیه اپتیک دیسک است. در این مورد هنگامی که از کلاسه‌بند بیزین با ۵ ویژگی استفاده می‌کنیم حداکثر خطا را داریم ولی هنگامی که از همین کلاسه‌بند با ۷ ویژگی استفاده کردیم بهترین و کمترین خطا را تولید می‌کند (شکل ۶-۱و)).

در آزمایشی دیگر دو کلاسه‌بند را با بردار ویژگی در اندازه‌های متفاوت آموزش داده و تصاویر را جداسازی کردیم که در زیر نتایج کمی استخراج شده برای معیار صحت گزارش شده است.

الف) استفاده از کلاسه‌بند ماشین پشتیبان با ۵ ویژگی ذکر شده در مرجع [۱۲].

جدول ۶-۶. نتایج بدست آمده در استفاده از کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان و پنج ویژگی استخراج شده در [۱۲].

شماره تصویر	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷
معیار صحت	۰.۹۴۱۸	۰.۹۴۴۵	۰.۹۳۶۱	۰.۹۴۳۰	۰.۹۴۴۹	۰.۹۳۹۸	۰.۹۴۲۸
شماره تصویر	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴
معیار صحت	۰.۹۳۷۱	۰.۹۴۷۸	۰.۹۵۰۶	۰.۹۳۷۲	۰.۹۴۵۸	۰.۹۳۸۰	۰.۹۴۷۳
شماره تصویر	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	
معیار صحت	۰.۹۵۳۶	۰.۹۴۱۴	۰.۹۳۷۵	۰.۹۳۸۷	۰.۹۵۸۳	۰.۹۴۹۸	

(ب) استفاده از کلاسه‌بند بی‌زین با ۳ ویژگی ذکر شده در مرجع [۱۱] و  $k = 20$ .

جدول ۶-۷. نتایج بدست آمده در استفاده از کلاسه‌بند بی‌زین برای  $k = 20$  و پنج ویژگی استخراج شده در [۱۱].

شماره تصویر	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷
معیار صحت	۰.۹۴۷۸	۰.۹۴۵۳	۰.۹۳۵۵	۰.۹۴۱۴	۰.۹۴۳۱	۰.۹۳۵۹	۰.۹۳۸۶
شماره تصویر	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴
معیار صحت	۰.۹۳۲۸	۰.۹۴۶۴	۰.۹۴۹۱	۰.۹۴۳۴	۰.۹۴۶۲	۰.۹۳۷۹	۰.۹۴۴۷
شماره تصویر	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	
معیار صحت	۰.۹۵۰۷	۰.۹۴۸۸	۰.۹۴۲۳	۰.۹۵۳۵	۰.۹۶۱۸	۰.۹۵۲۷	

اطلاعات آماری استخراج شده از جداول ۶-۶ و ۶-۷ در جدول ۶-۸ آورده شده است.

جدول ۶-۸. اطلاعات آماری استخراج شده از جداول ۶-۶ تا ۶-۷.

کلاسه‌بند	معیار ACC		
	Min	Max	Avg.
بی‌زین GMM, $k=20$ & 3 features	0.9328	0.9618	0.9449
SVM, 5 features	0.9361	0.9583	0.9438
7 features: intensity + 4 Gabor output + 2 line operator			
5 features: intensity + 4 Gabor output			
3 features: intensity + 2 line operator			

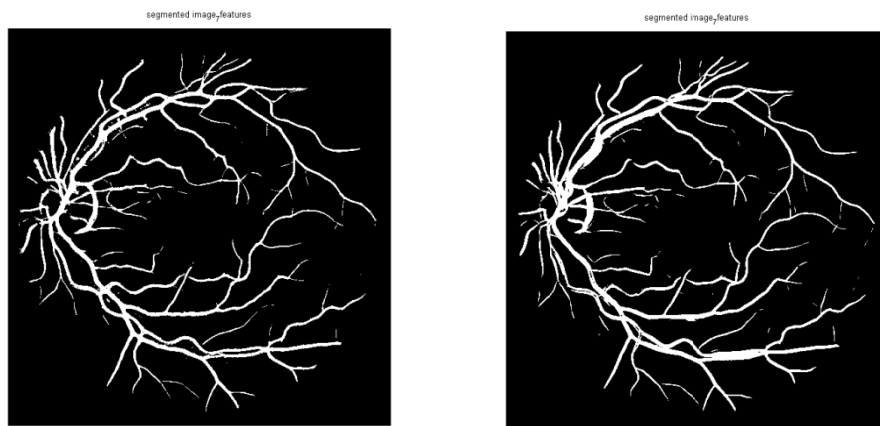
همانطور که از نتایج ذکر شده در جدول ۶-۸ بر می‌آید باز هم کلاسه‌بند بی‌زین نتایج بهتری را

نشان می‌دهد.

شکل ۶-۲ تصاویر حاصل از جداسازی الف) استفاده از کلاسه‌بند بی‌زین برای  $k = 20$  با سه

ویژگی ذکر شده در مرجع [۱۱] و (ب) استفاده از کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان با پنج ویژگی ذکر

شده در مرجع [۱۲] را نشان می‌دهد.



شکل ۶-۲: الف) استفاده از کلاسه‌بند بیزین با سه ویژگی و ب) استفاده از کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان با پنج ویژگی.

همانطور که شکل ۶-۲(الف) نشان می‌دهد کلاسه‌بند بیزین نتیجه بهتری را نشان می‌دهد اما همچنان در ناحیه اپتیک دیسک و پدیده انعکاس مرکزی ضعیف عمل می‌کند و برعکس کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان از کارایی بالاتری در این دو قسمت بهره‌مند است.

از موارد ذکر شده می‌توان نتیجه گرفت که حضور ویژگی‌های استخراج شده از تبدیل موجک گابور بر روی تصویر در کنار ویژگی‌های بدست آمده از اعمال اپراتور خط و خط عمود بر آن، می‌تواند موجبات بهبود در نتیجه کلاسه‌بندی را فراهم آورد. همچنین دیدیم که کلاسه‌بند بیزین نتایج مناسب‌تری را نسبت به کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان ارائه می‌کند اما همانطور که نتایج آماری نشان می‌دهند این تفاوت بسیار اندک است ولی هنگامی که تصاویر را مورد بررسی و تحلیل قرار دادیم مشاهده شد که این تفاوت اندک از موارد زیر نشأت می‌گیرد:

۱. رگ‌هایی که در نواحی با روشنایی پایین حضور دارند.

۲. ناحیه اپتیک دیسک که از روشنایی بالاتری را نسبت به سایر نقاط تصویر داراست.

نکته قابل ذکر دیگر اینکه مجموعه داده‌های آموزشی دو کلاسه‌بند از نظر تعداد با یکدیگر متفاوت است و شاید این میزان دقت در کلاسه‌بند بیزین از بیشتر بودن تعداد داده‌های آموزشی آن باشد. با این حال هر دوی این کلاسه‌بند در آزمایشگاه آموزش داده می‌شوند و در محیط آزمایش با سرعت



قابل ملاحظه‌ای نتیجه را فراهم می‌کنند. بنابراین در صورت داشتن داده‌های آموزشی فراوان بهتر است از کلاسه‌بند بیزین استفاده شود.

### ۶.۳ نتایج الگوریتم پیشنهادی دوم

در الگوریتم پیشنهادی دوم از چند مرحله پی‌درپی برای استخراج رگ‌های شبکیه چشم استفاده شده است.

۱. پیش‌پردازش: که خود از سه مرحله تشکیل شده است.
۲. استخراج نقاط ناودانی بیرون و تشکیل خطوط مرکزی.
۳. بازسازی عرض رگ.

هر یک از مراحل بالا به تفصیل در فصل پنجم توضیح داده شده‌اند. در این فصل نتایج حاصل از اعمال این الگوریتم آورده شده‌اند.

برای بررسی کارایی و دقت الگوریتم پیشنهادی علاوه بر معیار صحت دو معیار دیگر یعنی  $FPF^1$  و  $TPF^2$  نیز محاسبه شده‌اند که در جداول ۶-۹ تا ۶-۱۱ آورده شده است.

<sup>1</sup> False positive Fraction

<sup>2</sup> True positive Fraction

جدول ۹-۶: معیار صحت محاسبه شده برای هر تصویر جداسازی شده با الگوریتم پیشنهادی دوم.

شماره تصویر	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷
معیار صحت	۰.۹۵۲۲	۰.۹۴۵۶	۰.۹۳۶۰	۰.۹۴۸۴	۰.۹۴۲۸	۰.۹۳۶۲	۰.۹۴۰۹
شماره تصویر	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴
معیار صحت	۰.۹۳۸۱	۰.۹۴۸۵	۰.۹۵۱۰	۰.۹۴۵۰	۰.۹۴۷۳	۰.۹۴۰۳	۰.۹۴۵۵
شماره تصویر	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	
معیار صحت	۰.۹۵۱۸	۰.۹۵۰۴	۰.۹۴۵۷	۰.۹۴۹۲	۰.۹۶۴۲	۰.۹۵۱۹	

جدول ۱۰-۶: معیار FPF محاسبه شده برای هر تصویر جداسازی شده با الگوریتم پیشنهادی دوم.

شماره تصویر	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷
FPF	۰.۰۲۵۵	۰.۰۱۸۱	۰.۰۳۱۵	۰.۰۲۰۵	۰.۰۱۸۵	۰.۰۲۳۱	۰.۰۲۴۴
شماره تصویر	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴
FPF	۰.۰۲۸۷	۰.۰۲۰۸	۰.۰۲۳۹	۰.۰۲۷۰	۰.۰۲۶۳	۰.۰۲۰۹	۰.۰۳۳۰
شماره تصویر	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	
FPF	۰.۰۳۷۴	۰.۰۲۰۰	۰.۰۲۶۹	۰.۰۳۱۲	۰.۰۲۰۸	۰.۰۳۱۵	

جدول ۱۱-۶: معیار TPF محاسبه شده برای هر تصویر جداسازی شده با الگوریتم پیشنهادی دوم.

شماره تصویر	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷
TPF	۰.۸۰۳۸	۰.۷۳۹۳	۰.۶۹۷۷	۰.۷۴۸۱	۰.۶۹۸۷	۰.۶۸۴۸	۰.۷۱۵۹
شماره تصویر	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴
TPF	۰.۷۰۶۷	۰.۷۱۹۸	۰.۷۴۰۲	۰.۷۳۰۸	۰.۷۴۹۴	۰.۷۰۷۳	۰.۷۸۴۸
شماره تصویر	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	
TPF	۰.۷۸۱۹	۰.۷۵۶۳	۰.۷۵۱۴	۰.۷۹۹۶	۰.۸۵۵۸	۰.۸۱۳۶	

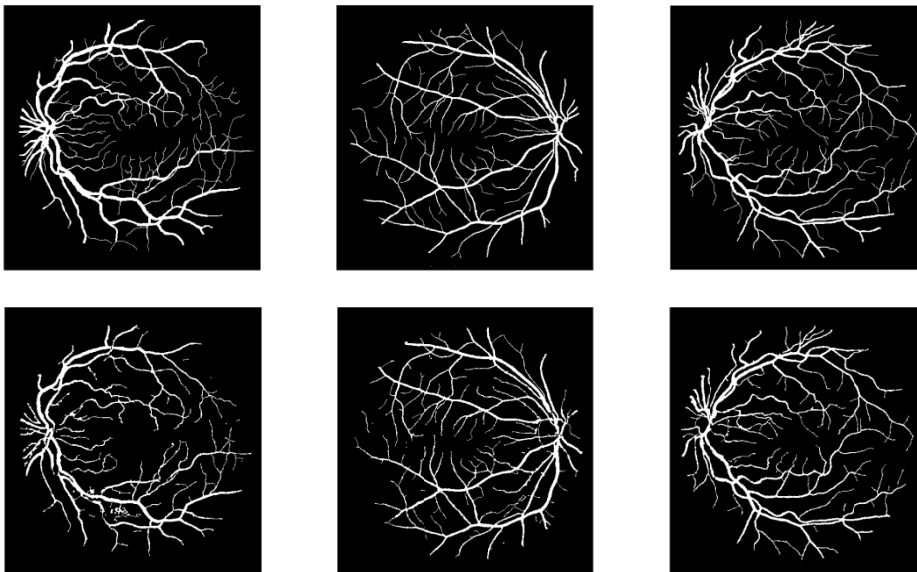
در هر یک از جداول (۹-۶، ۱۰-۶ و ۱۱-۶) مقادیر صحت، TPF و FPF برای هر تصویر محاسبه شده‌اند. جدول ۱۲-۶ نتایج حاصل از اعمال الگوریتم‌های پیشنهاد شده در چندین گزارش مطرح را برای سه معیار صحت، TPF و FPF، نشان می‌دهد. در میان الگوریتم‌های پیشنهادی مراجع دیگر، سه الگوریتم پیشنهاد شده در مراجع [۱۲]، [۱۱] و [۲۰] را نویسنده با کمک نرم‌افزار مطلب شبیه سازی کرده و نتایج حاصله را در جدول زیر گزارش کرده‌است. نتایج مربوط به سایر الگوریتم‌ها مستقیماً از گزارش نویسنده مربوطه آورده شده است.

جدول ۶-۱۲ نتایج استخراج شده و گزارش شده برای الگوریتم‌های مختلف و الگوریتم پیشنهادی دوم.

False Positive Fraction	True Positive Fraction	Average accuracy (standard deviation)	Segmentation Method
0.0259	0.7690	0.9466(0.0063)	Proposed
0.0227	0.7194	0.9442(0.0065)	Staal et al.[13]
0.0304	0.6898	0.9417(0.0065)	Niemeijer[6]
0.0226	0.7344	0.9460(0.0060)	Soares et al.[12]
0.0236	0.7344	0.9452(0.0062)	Mendonça et al.[20]
0.0198	0.6957	0.9428(0.0073)	Ricci et al.[11]

نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی توانسته است بهبود نسبی را در جداسازی رگ‌های شبکیه چشم ایجاد کند.

شکل (۳-۶) نتیجه نهایی حاصل از اعمال الگوریتم پیشنهادی دوم را بر روی تصاویر شماره ۱، ۳ و ۱۹ از مجموعه آزمایشی پایگاه داده DRIVE نشان می‌دهد.



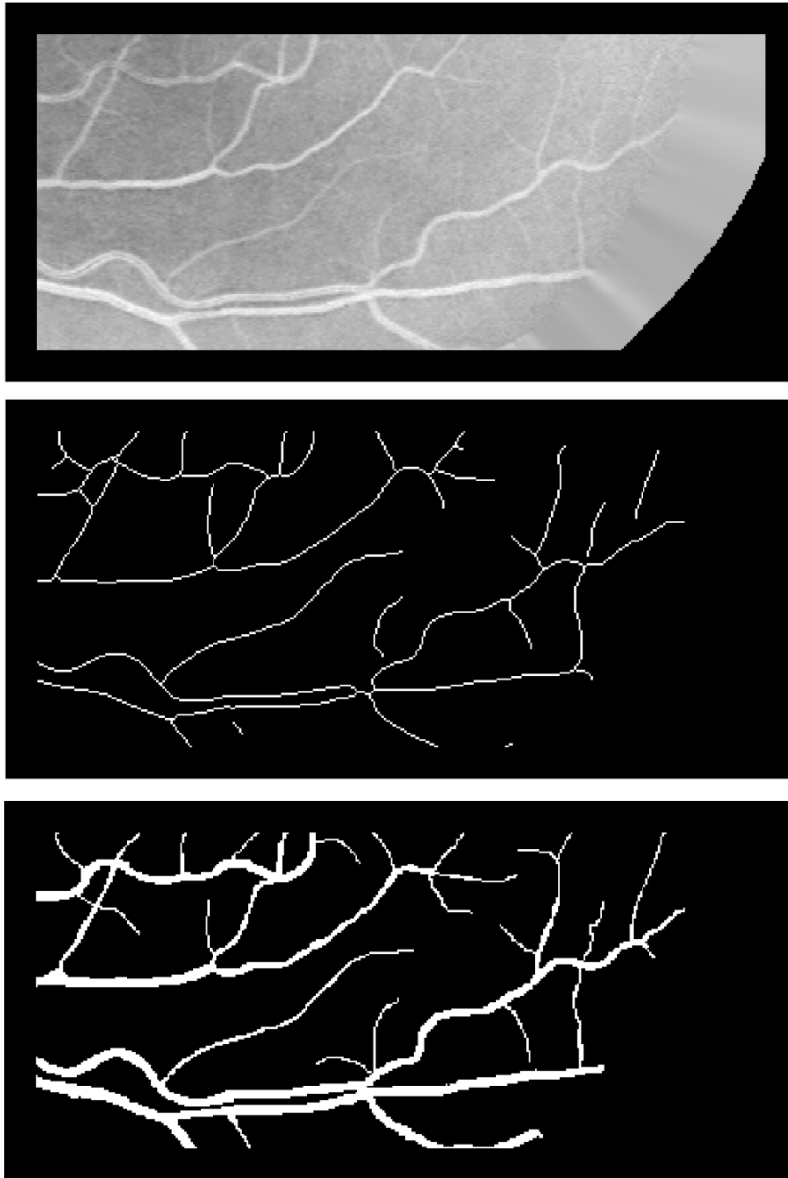
شکل ۳-۶: الف، ب و ج ( تصویر برچسب‌گذاری شده توسط متخصص، د، و ه) تصاویر جداسازی شده بکمک الگوریتم پیشنهادی دوم.

با بررسی و مقایسه بین تصویر نهایی جداسازی شده با سایر تصاویر گزارش شده در مراجع دیگر نکات زیر قابل درک است.

۱. یکی از ملموس‌ترین نقطه ضعف و نقص الگوریتم‌های پیشین نداشتن توانایی لازم در استخراج رگ‌هایی است که در نواحی با روشنایی کم قرار گرفته‌اند که رگ‌های باریک از جمله این رگ‌ها به حساب می‌آیند در حالی که الگوریتم پیشنهادی توانسته است درصد قابل توجهی از این رگ‌ها را استخراج کند.
۲. ناحیه اپتیک دیسک قسمتی است که در آن بیشترین تغییرات روشنایی را شاهد هستیم. الگوریتم‌های پیشین در هنگام استخراج رگ‌های موجود در این ناحیه خطای زیادی را ایجاد می‌کنند بطوری که در تصویر جداسازی شده نهایی نوار سفید رنگ قطوری در آن ناحیه بوجود می‌آید. در الگوریتم پیشنهادی دوم قطر این نوار بطو قابل قبولی کاهش پیدا کرده است که می‌توان دلیل آن را در آستانه‌گذاری دو سطحی جستجو کرد.

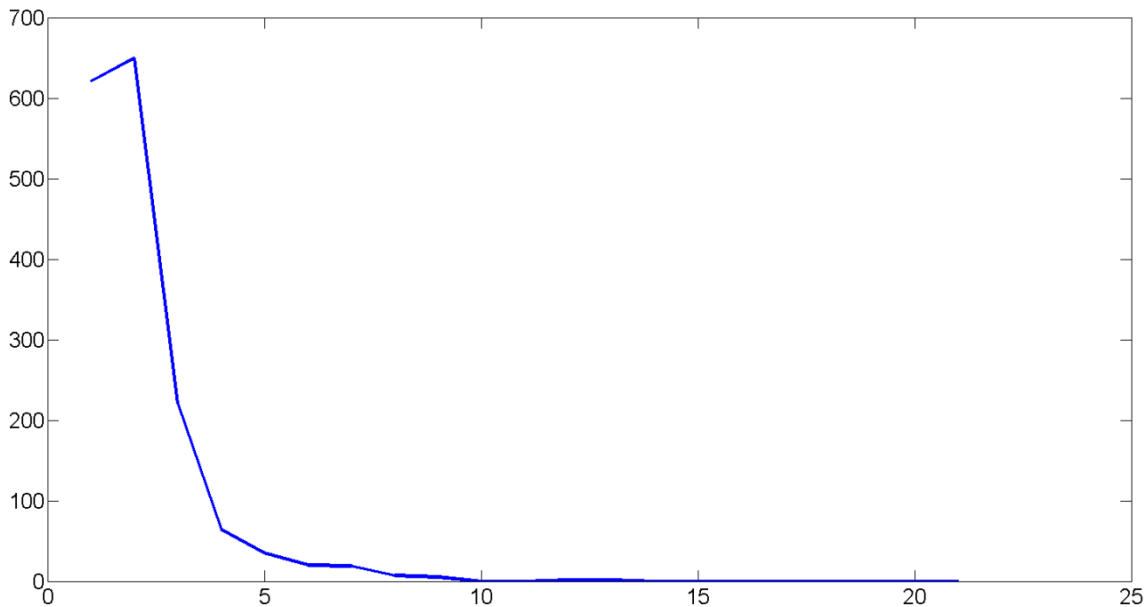
## ۶.۴ نتایج الگوریتم پیشنهادی برای تخمین قطر رگ

ما الگوریتم پیشنهاد شده را بر روی قسمتی از تصویر شماره یک (شکل ۶-۴) از مجموعه آزمایشی پایگاه داده DRIVE اعمال کرده‌ایم. پس از محاسبه مقادیر آستانه مناسب قطر رگ را در آن ناحیه از تصویر تخمین زدیم. برای مقایسه بین قطر تخمین زده شده و قطر واقعی بدست آمده از تصویر برچسب گذاری شده تفاضل آنها را محاسبه کرده و در نمودار بدست آمده را در شکل ۶-۵ نشان داده‌ایم.



شکل ۶-۴: به ترتیب از بالا به پایین: قسمتی از تصویر معکوس کانال سبز، خطوط مرکزی و تصویر برچسب گذاری شده متناظر.

محور  $x$  نمودار نشان داده شده در شکل ۵-۶ مقدار تفاضل بین مقدار واقعی و مقدار تخمین زده شده را برای ۱۶۴۵ نقطه نشان می‌دهد و محور  $y$  فراوانی تعداد پیکسل‌ها را نشان می‌دهد.



شکل ۵-۶: نمودار فراوانی تفاضل میان قطر تخمین زده شده و قطر واقعی.

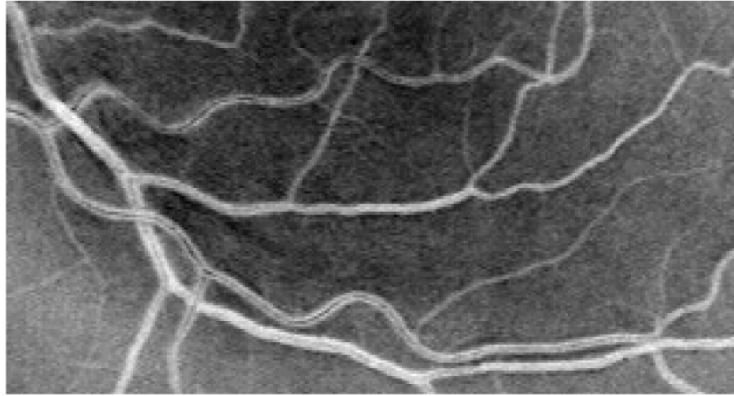
جدول ۶-۱۳ توصیف‌کننده نمودار بالاست.

جدول ۶-۱۳: مقادیر استخراج شده از نمودار نشان داده شده در شکل ۵-۶.

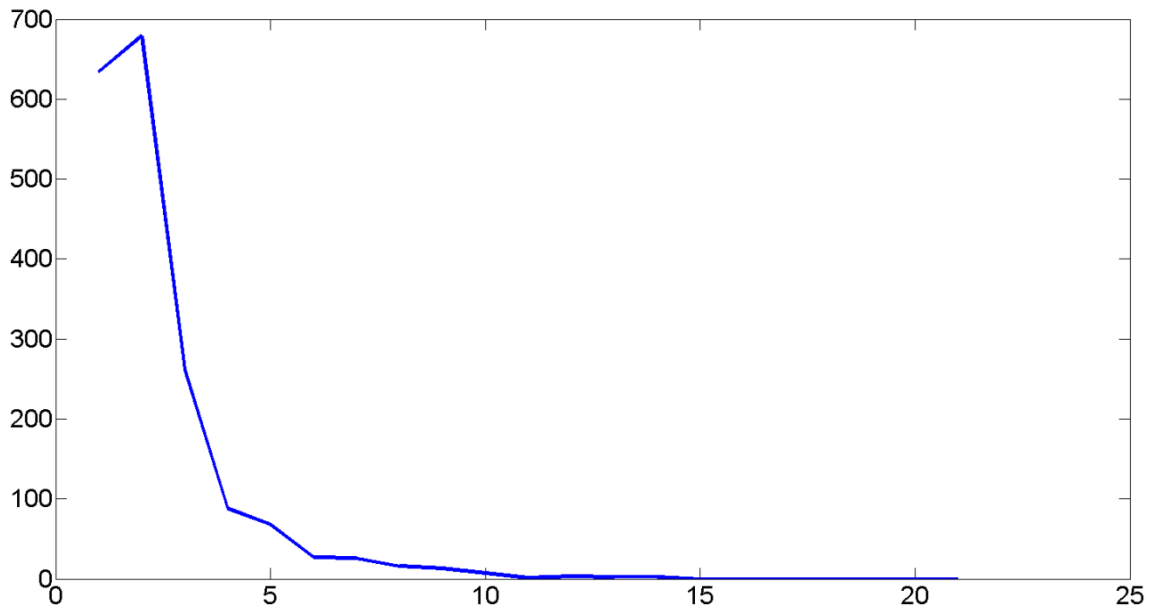
تفاضل	۰	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۱۲	۱۳
تعداد پیکسل‌ها	۶۲۱	۶۵۰	۲۲۱	۶۵	۳۵	۲۰	۱۹	۷	۵	۱	۱

چنانچه خطای یک پیکسل قابل تحمل باشد الگوریتم با دقت ۷۷/۲۶ درصد قطر رگ را تخمین زده است.

این الگوریتم بر ناحیه‌ای دیگر از تصویر که در شکل ۶-۶ نشان داده شده اعمال شد و نتایج آن نیز در شکل ۶-۷ و جدول ۶-۱۴ آورده شده است.



شکل ۶-۶: به ترتیب از بالا به پایین: قسمتی از تصویر معکوس کانال سبز، خطوط مرکزی و تصویر برچسب گذاری شده متناظر.



شکل ۶-۷: نمودار فراوانی تفاضل میان قطر تخمین زده شده و قطر واقعی.

جدول ۶-۱۴: مقادیر استخراج شده از نمودار نشان داده شده در شکل ۶-۷.

تفاضل	۰	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴
تعداد پیکسل‌ها	۶۳۴	۶۷۹	۲۶۲	۸۸	۶۸	۲۷	۲۶	۱۶	۱۳	۷	۱	۳	۲	۲	۲

چنانچه خطای یک پیکسل قابل تحمل باشد الگوریتم با دقت  $71/83$  درصد قطر رگ را تخمین زده

است.



فصل ہفتم

نتیجہ گیری و کار آتی

## ۷ فصل هفتم

### ۷.۱ مقدمه

در ابتدا کارهای انجام شده در این تحقیق مورد بررسی قرار می‌گیرند و سپس در مورد پیشنهادات برای کارهای آتی بحث خواهد شد.

### ۷.۲ نتیجه‌گیری

این تحقیق با هدف جداسازی رگ‌های شبکه در تصاویر شبکه چشم انجام گرفت. کاربرد مورد نظر برای این کار جمع‌آوری اطلاعات مربوط به رگ‌های شبکه یک شخص در فواصل زمانی مشخص که به بیماری دیابت مبتلا است و سادگی در بازبینی اطلاعات و بررسی میزان پیشرفت بیماری یا بهبود آن توسط پزشک معالج می‌باشد.

در این تحقیق دو روش برای جداسازی رگ‌ها پیشنهاد شد. در روش اول با ترکیب ویژگی‌های فرکانسی و زمانی، نشان دادیم که نتایج حاصل از جداسازی در مقایسه با کارهای گذشته بهبود نسبی یافته است. هر دو ویژگی‌های زمانی و فرکانسی با استفاده از فیلترهای جهت‌دار استخراج شدند. استفاده از ویژگی‌های فرکانسی و زمانی در کنار یکدیگر این امکان را فراهم آورد تا در ناحیه‌هایی از تصویر که ویژگی‌های استخراج شده در زمان قادر به توصیف آن نبودند، ویژگی‌های فرکانسی آن را پوشش دهند و در جایی که ویژگی‌های فرکانسی کارایی لازم را نداشت ویژگی‌های زمانی آن را جبران کند. در نهایت ویژگی‌های استخراج شده برای آموزش دو کلاس‌بند مورد استفاده قرار گرفت. نتایج حاصل از کلاس‌بندی توسط دو کلاس‌بند نشان داد که اگرچه کلاس‌بند بیزین نسبت به کلاس‌بند ماشین بردار پشتیبان به حجم داده‌های آموزشی بالاتری نیاز دارد ولی پاسخ مناسب‌تری را ارائه داده و درصد خطای پایین‌تری را تولید می‌کند.

در روش دوم مبنای کار بر استخراج خطوط مرکزی رگ و بازسازی رگ‌ها از روی آن‌ها بنا نهاده شد. پیش از استخراج خطوط مرکزی از سه مرحله پیش‌پردازش برای حذف نویز و اثراتی مانند عدم

توزیع یکنواخت روشنایی و متمایز کردن رگ‌ها نسبت به پیش‌زمینه استفاده شد. برای استخراج خطوط مرکزی از مفهوم ویژگی‌های توپوگرافیک تصویر بهره گرفتیم که نسبت به تغییر روشنایی که یکی از عوامل بروز خطا است، مقاوم است. از میان این ویژگی‌ها نقاط ناودانی بیرون بهترین توصیف‌گر نقاط مرکزی معرفی شدند. در استخراج نقاط مرکزی از فیلترهای مشتق‌گیر استفاده شد. استفاده از فیلترهای مشتق‌گیر باعث می‌شود تا مرز بین ناحیه اپتیک دیسک با نواحی اطرافش در فرآیند جداسازی خطا ایجاد کند و همچنین اثر انعکاس مرکزی را هم تشدید می‌کند، با این حال به علت استفاده از فیلتر گوسی قبل از اعمال فیلترهای مشتق‌گیر سبب شد تا این خطا کاهش یافته و پدیده انعکاس مرکزی در بسیاری از موارد حذف شود. این نشان می‌دهد که الگوریتم در مقابل این منبع تولید خطا مقاوم است. در مرحله بعد با اتصال نقاط مرکزی بدست آمده به یکدیگر و گسترش آن‌ها خطوط مرکزی تولید شد. اتصال و گسترش بر مبنای فیلترهای جهت‌دار پایه‌ریزی شد و به کمک آن‌ها توانستیم با دقت بسیار بالایی رگ‌های باریک با عرض یک پیکسل را در تصویر تشخیص دهیم. این از جمله مواردی است که روش‌های موجود در شناسایی آن ناتوان است. بررسی کیفی بین نتایج حاصل شده و سایر گزارشات نشان داد که این مرحله از کار بهبود بالایی را داشته است. در ادامه به کمک فیلترهای شکل‌شناسی جهت‌دار عرض رگ بازسازی شد. مقایسه نتایج حاصل از جداسازی بکمک الگوریتم پیشنهادی دوم با روش‌های گذشته و همچنین الگوریتم پیشنهادی اول نشان داد که این الگوریتم بهبود قابل توجهی را چه از نظر کمی و چه از نظر کیفی ارائه می‌دهد.

در این تحقیق علاوه بر جداسازی رگ‌های شبکیه، قطر رگ‌ها نیز تخمین زده شدند که مبنای این کار بر استفاده از نقاط ناودانی بیرون یا خطوط مرکزی و استخراج پروفایل در جهت عمود بر راستای رگ قرار دارد. پروفایل استخراج شده نیاز به اصلاحاتی از قبیل حذف اثر انعکاس مرکزی، حذف اثر نویز پیش‌زمینه و حذف تاثیر رگ‌های همسایه در پروفایل رگ را داشت. بردار ویژگی استخراج شده از پروفایل نهایی با اعضای مانند مقدار ماکزیمم، میانگین، مقدار مینیمم و انحراف معیار، برای هر پیکسل مرکزی به همراه عرض رگ تخمین زده شده از روی تصویر برچسب‌گذاری

شده دستی، به منظور آموزش شبکه عصبی سه لایه استفاده شد. خروجی شبکه عصبی مقدار آستانه‌ای است که پس از اعمال آن بر روی پروفایل نهایی استخراج شده از رگ، عرض رگ حاصل می‌شود. تحقیقات زیادی بر روی تخمین قطر رگ انجام نگرفته است ولی مقایسه عرض تخمین زده شده با عرض واقعی بدست آمده از تصویر برجسب‌گذاری شده، نتایج خوبی را نشان می‌دهد.

### ۷.۳ پیشنهادات برای کارهای آتی

استفاده از موجک گابور در استخراج ویژگی نتایج بسیار خوبی را نشان داد و این در حالی است که پارامترهای موجک با بررسی خروجی تبدیل موجک در چند مقیاس و چندین جهت صورت گرفته است و در واقع تعیین پارامترها بصورت تجربی است. پارامترهای تعیین شده برای موجک گابور این تحقیق با پارامترهایی که در مرجع [۱۲] اعلام شده است متفاوت می‌باشد. اولین پیشنهاد تعیین پارامترهای موجک گابور با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مانند الگوریتم ژنتیک یا الگوریتم PSO است.

می‌توان با اعمال پیش‌پردازش‌هایی بر روی تصویر آن را برای استخراج ویژگی آماده کرد. استفاده از تصحیحاتی مانند تصحیح گاما و تصحیح ضرایب موجک که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت نتایج خوبی را نشان می‌دهد. پیشنهاد دوم استفاده از تبدیل کرولت<sup>۱</sup> گسسته برای حذف نویز و تصحیح روشنایی تصویر است.

کرولت نیز همانند موجک قابلیت چرخش در زوایای مختلف و همچنین تغییر در اندازه را داراست. تبدیل کرولت پیوسته را می‌توان برای استخراج ویژگی نیز به کار گرفت با این تفاوت که کرولت قدرت تمرکز فرکانسی بیشتری نسبت به موجک داشته و دقت بالاتری را داراست.

تخمین قطر رگ نیز می‌تواند در تشخیص گرفتگی رگ بسیار مفید و سریع باشد و همچنین در وقت صرفه جویی کند. بهبود در الگوریتم تشخیص قطر رگ و کاهش خطای تخمین، پیشنهادی دیگر

<sup>۱</sup> Curvelet

---

برای کارهای آتی است. برای مثال برای کاهش خطای تخمین می‌توان از الگوریتم‌های بهینه‌سازی بهره گرفت.

- [1] US. National Institute of Health (NIH), National Eye Institute, \Clinical studies database: Early treatment diabetic retinopathy study (ETDRS)." <http://www.nei.nih.gov/neitrials/viewStudyWeb.aspx?id=53>.
- [2] US. National Institute of Health (NIH), National Eye Institute, \Diabetic retinopathy: What you should know.." <http://www.nei.nih.gov/health/diabetic/retinopathy.asp>.
- [3] U. School of Medicine, University of Bermingham, \Diabetic retinopathy." <http://www.diabeticretinopathy.org.uk> .
- [4] A. Hoover, V. Kouznetsova, and M. Goldbaum, "Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response," IEEE Trans. Med. Imag., vol. 19, no. 3, pp. 203–210, Mar. 2000.
- [5] X. Jiang and D. Mojon. Adaptive local thresholding by verification-based multithreshold probing with application to vessel detection in retinal images. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 25:131–137, 2003.
- [6] M. Niemeijer, J. Staal, B. van Ginneken, M. Loog, and M Abramoff. Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database. In J. Michael Fitzpatrick and M. Sonka, editors, SPIE Medical Imaging, volume 5370, pages 648–656. SPIE, SPIE, 2004.
- [7] Akram, M.U.; Tariq, A.; Khan, S.A.;, "Retinal Image Blood Vessel Segmentation" IEEE Information and Communication Technologies, 2009. ICICT '09. 15-16 Aug. 2009.
- [8] Phan T.H. Truc, Md. A.U. Khan, Young-Koo Lee, Sungyoung Lee, Tae-Seong Kim, "Vessel enhancement filter using directional filter bank". Computer Vision and Image Understanding, Elsevier 2009.
- [9] A. Can, H. Shen, J.N. Turner, H.L. Tanenbaum, and B. Roysam. Rapid automated tracing and feature extraction from retinal fundus images using direct exploratory algorithms. IEEE Transactions on Information Technology In Biomedicine, 3:125–138, 1999.
- [10] Chin-Chen Chang, Chia-ChenLin, Pei-Yan Pai, Yen-Chang Chen, "A Novel Retinal Blood Vessel Segmentation Method Based on Line Operator and Edge Detector". IEEE Fifth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing.
- [11] E. Ricci and R. Perfetti, "Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification," IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 26, no. 10, Oct. 2007.
- [12] J. V. B. Soares, J. J. G. Leandro, R. M. Cesar, H. F. Jelinek, and M. J. Cree, "Retinal vessel segmentation using the 2D Gabor wavelet and supervise classification," IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 25, no. 9, pp. 1214–1222, Sep. 2006.
- [13] J. Staal, M. D. Abramoff, M. Niemeijer, M. A. Viergever, and B. van Ginneken, "Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina," IEEE Trans. Med. Imag., vol. 23, no. 4, pp. 501–509, Apr. 2004.
- [14].Segmentation of Retinal Blood Vessels Using Scale Space Features and K-Nearest Neighbor Classifier. Nancy M.Salem and Asoke K. Nandi. IEEE Conf 2006.
- [15]. Blood Vssels Segmentation in Non-Mydriatic Images using Wavelets and Statistical Classifiers. Jorge .J G. Leandro, João V. B. Soares, Roberto M. Cesar Jr.,Herbert F. Jelinek. IEEE 2003.
- [16] Chin-Chen Chang, Yen-Chang Chen, Chia-ChenLin, "A New Classification Mechanism for Retinal Images". IEEE International Conference on Information Technology and Computer Science 2009.
- [17] M. E. Martínez-Pérez, A. Hughes, A. Stanton, S. Thom, A. Bharath, and K. Parker, "Scale-space analysis for the characterisation of retinal blood vessels," in Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI '99 (C. Taylor and A. Colchester, eds.), pp. 90–97, 1999.
- [18] L. Wang and T. Pavlidis, "Direct Gray-Scale Extraction of Features for Character Recognition," IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL. 15, NO. 10, OCTOBER 1993

- [19] F. Zana and J. Klein. Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(7):1010–1019, 2001.
- [20] A. M. Mendonça, and A. Campilho, “Segmentation of Retinal Blood Vessels by Combining the Detection of Centerlines and Morphological Reconstruction” *IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING*, VOL. 25, NO. 9, SEPTEMBER 2006
- [21] J. LASSI Hajer, HAMROUNI Kamel, ELLOUZE Nouredine, “Blood Vessels Segmentation in Retina image using Mathematical Morphology and the STFT analysis”. *IEEE* 2006.
- [22] M. Usman Akram, Ali Atzaz, S. Farrukh Aneeqe, Shoab A. Khan, “Blood Vessel Enhancement and Segmentation Using Wavelet Transform”. *IEEE International Conference on Digital Image Processing*, 2009.
- [23] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, “Sift: Active contour models”. *IEEE international conference of Comp. Vision*. Vol. 1, pp. 321–331, 1998.
- [24] M. J. Cree<sup>1</sup>, D. Cornforth<sup>2</sup> and H. F. Jelinek<sup>3</sup>, “Vessel Segmentation and Tracking Using a Two-Dimensional Model”.
- [25] Kohonen, T. “Self-organizing Maps”. Springer, 1995.
- [26] C. Sinthanayothin, J. F. Boyce, T. H. Williamson, H. L. Cook, E. Mensah, S. Lal, and D. Usher, “Automated detection of diabetic retinopathy on digital fundus images,” *Diabetic Medicine*, vol. 19, pp. 105–112, Feb. 2002.
- [27] M-Amri Abdul-Karim, B. Roysam, Natalie M. Dowell-Mesfin, A. Jeromin, M. Yuksel and S. Kalyanaraman, “Automatic Selection of Parameters for Vessel/Neurite Segmentation Algorithms”. *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, VOL. 14, NO. 9, SEPTEMBER 2005.
- [28] J.-P. Antoine, R. Murenzi, P. Vandergheynst and S. Twareque Ali, *Two-Dimensional Wavelets and their Relatives*, Cambridge University Press, 2004.
- [29] S. Theodoridis and K. Koutroumbas, *Pattern Recognition*, 1st ed. Burlington, MA: Academic, 1999.
- [30] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern Classification*, 2nd Edition. New York: Wiley, 2001.
- [31] Dempster A.P, Larid N.M., Rubin D.B. “maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm,” *J. Royal Statistical Society*, vol. 39(1), pp. 1–38, 1977.
- [32] Shigeo Abe, *Advances in Pattern Recognition: Support Vector Machines for Pattern Classification*, Springer, 2005.
- [33] K. Veropoulos, C. Campbell, and N. Cristianini, “Controlling the sensitivity of support vector machines,” in *Proc. Int. Joint Conf. Artificial Intelligence*, T. Dean, Ed., Stockholm, Sweden, 1999, pp. 55–60.
- [34] L. F. Costa and R. M. Cesar-Jr, *Shape Analysis and Classification: Theory and Practice*. Boca Raton, FL: CRC, 2001.
- [35] R. Zwigelaar, S.M. Astley, C. R. M. Boggis, and C. J. Taylor, “Linear structures in mammographic images: Detection and classification,” *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 23, no. 9, pp. 1077–1086, Sep. 2004.
- [36] W. K. Pratt, *Digital Image Processing*, 3rd Ed. New York: Wiley, 2001.
- [37] T. S. Yoo, G. D. Stetten, and B. Lorensen, “Basic image processing and linear operators,” in *Insight into Images*, T. S. Yoo, Ed. Wesley, MA: A. K. Peters, pp. 19–45, 2004.
- [38] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods. *Digital Image Processing (third edition)*. Prentice hall, 2008.
- [39] P. Salembier, “Comparison of some morphological segmentation algorithms based on contrast enhancement—Application to automatic defect detection,” in *Signal Process. V: Theories Appl.*, L. Torres, E. Masgrau, and M. A. Lagunas, Eds. Amsterdam, The Netherlands: Elsevier, 1990, pp. 833–836.
- [40] Chin-Chen Chang, Chia-Chen Lin, Pei-Yan Pai, Yen-Chang Chen. “A Novel Retinal Blood Vessel Segmentation Method Based on Line Operator and Edge Detector,” *Fifth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, 2009

- 
- [41] J.L. Starck, F. Murtagh, E. J. Candès, and D. L. Donoho, "Gray and Color Image Contrast Enhancement by the Curvelet Transform," IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING, VOL. 12, NO. 6, JUNE 2003
- [42] L.T. Watson, T.J.Laffey, and R.M.Haralick, "Topographic classification of digital image intensity surfaces using generalized splines and the discrete cosine transformation," *comput. Visio graphics image processing*, vol. 29, pp 143-167, Jan,1985.
- [43] R.M.Haralick, L.T. Watson, and T.J.Laffey, " the Topographic primal sketch, " *int. J. Robotics Res.*,vol.2, pp.50-72,1983.
- [44] P. Meer and I. Weiss, "Smoothed differentiation filters for images," *Cent. Automat. Res., Univ. of Maryland*, 1989.
- [45] P. Soille, *Morphological Image Analysis: Principles and Applications*, 2nd ed. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2003, pp. 199-201.
- [46] M. Niemeijer and B. van Ginneken, 2002 [Online]. Available: <http://www.isi.uu.nl/Reseach/Databases/DRIVE/results.php>.

[47] فردوسی، س ، ۱۳۸۶، پایان نامه ارشد، استخراج چشمها در تصاویر دو بعدی ، دانشکده برق و روباتیک ، دانشگاه صنعتی شاهرود .



## 9 Abstract

Automatic segmentation of blood vessels from retinal image can help medical specialists for early diagnosis of many eye diseases. In this thesis we aim to propose an efficient algorithm for segmentation of blood vessel in colored retinal fundus image. Our algorithm contains three main stages: preprocessing, feature extraction and vessel construction. Preprocessing is the first stage which is divided into three steps itself. The Gamma correction, the wavelet transform and the modification of wavelet coefficients are these three steps. The second stage is extracting the centerlines using topographical features. In order to extract centerlines we use one of the twelve topographic labels namely ridge labels. It is found that ridge label properly matches the central points of the vessel. The extracted central points must be connected to produce the string of center lines. Further extension and growth of extracted points retrieves weak vessels from the image. For this purpose a directional filter bank is used to find the best direction along which central points can growth. Last stage is reconstruction of the vessels which gives a good approximation for width of vessel as each point. In many medical diagnosis the vessel widths is very important. The centerlines are used as seed points in a region growing procedure to reconstruct vessels. For this purpose the Top-Hat morphological operator is used to create four images by using circular structuring elements at different scales to prominent vessels with different width. These four images are compared against two predefined thresholds. The region growing approach with restriction to four binary images is used to reconstruct the vessel. The result of experiments reveals that the proposed algorithm works properly for both normal and abnormal retinal images.

### Key Words:

Retinal vessel segmentation; Topographic labels; Centerlines; linking and extension; morphological filters.



**Shahrood University of Technology**

**Faculty of Electrical and Robatic**

**Retinal vessel segmentation in digital fundus image  
using directional filters**

**Reza Kharghanian**

**Supervisor:**

**Dr. Alireza Ahmadyfard**

**Date: Bahman 89**