

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشگاه شاهرود

دانشکده مهندسی برق و رباتیک

گروه الکترونیک

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی برق-الکترونیک

بهبود آموزش شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری برای تشخیص رگ-

های انگشت

دانشجو: حسین مهدویان سرخانی

استاد راهنما: دکتر علی سلیمانی ایوری

پایان نامه جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

زمستان ۱۳۹۲

تقدیم به:

پدر و مادر عزیزم این اثر را با تمام وجودم به شما تقدیم می کنم، اگرچه جبران
زحمتهای شما را نمی کند. کاری است نا قابل برای شما عزیزان که در زندگی
همیشه پشتیبانم بوده و خواهید بود.

تقدیر و تشکر:

سپاس خدای را که به ما جان و خرد داد تا بتوانیم از گهواره تا گور دانش بجوییم.

با تقدیر و تشکر از استاد محترم جناب دکتر علی سلیمانی ایوری که زحمت راهنمایی این اثر

را به عهده گرفتند و تقدیر و تشکر از پدر و مادر عزیزم که همیشه یار و غمخوار من بودند

و هم چنین از خواهران و برادران عزیزم، اساتید محترم گروه الکترونیک دانشگاه صنعتی

شاهرود، دوستان و هم کلاسی‌هایم و کسانی که در زندگی از سواد و خرد آنها بهره

گرفته‌ام.

چکیده

در این پایان نامه وزن‌های شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم بهینه سازی رقابت استعماری^۱ بهینه شده و برای تشخیص رگ انگشت^۲ استفاده شده است. شبکه عصبی ابزاری محاسباتی برای کاربرد-هایی مانند تشخیص الگو و پیش بینی و... می باشد و از سیستم عصبی انسان الهام می گیرد. الگوریتم رقابت استعماری یکی از الگوریتم‌های بهینه سازی است و از پدیده اجتماعی رقابت بین کشورهای استعمارگر و کشورهای تحت سلطه آنها الهام می گیرد. از الگوریتم‌های بهینه سازی در شبکه عصبی برای بهبود وزن‌ها و همچنین توپولوژی شبکه استفاده می شود. در این پایان نامه بهبود وزن‌های شبکه مورد نظر ما بوده است.

در سال‌های اخیر نیاز به سیستم‌های تشخیص افراد از روی ویژگی‌های بیومتریک افزایش و پیشرفت زیادی داشته است. در جوامع مدرن این سیستم‌ها جایگزین سیستم‌های شناسایی سنتی شده و در کارهای تجاری، اداری و خانگی و ... مورد استفاده قرار گرفته‌اند. سیستم‌های تشخیص بیومتریک از امنیت بالایی نسبت به سیستم شناسایی سنتی برخوردار می باشند. یکی از این سیستم‌ها تشخیص افراد از روی اثر انگشت است که سابقه طولانی در این کار دارد و یکی از سیستم‌های بیومتریک رایج در جهان می باشد. سیستم‌های بیومتریک بر اساس ویژگی‌های رفتاری و فیزیولوژی^۳ انسان کار می کنند. ویژگی‌های فیزیولوژی مانند اثر انگشت از لحاظ کاربرد و دقت از ویژگی‌های رفتاری مانند صوت بهتر عمل می کنند. در بعضی مواقع از ترکیب چند روش بیومتریک برای شناسایی استفاده می شود. تکنولوژی بیومتریک پیشرفت روز افزونی دارد به طوری که روش‌های جدید ارایه می شود و ویژگی‌های بیومتریک دیگری از انسان کشف می شود.

در این پایان نامه از الگوریتم رقابت استعماری برای بهبود وزن‌های شبکه عصبی برای تشخیص

^۱Imperialist Competitive Algorithm

^۲ Finger Vein

^۳ Physiology

افراد از روی رگ انگشتشان استفاده شده است. در واقع الگوریتم رقابت استعماری با انجام یک سری مراحل، وزن‌های شبکه عصبی را مقدار دهی اولیه می‌کند و شبکه با این وزن‌ها شروع به کار می‌کند.

در این پایان نامه از دو پایگاه داده PKU و USH-FVP^۱ استفاده شده است.

کلمات کلیدی: بیومتریک، رگ انگشت، پرسپترون چند لایه، الگوریتم رقابت استعماری، تبدیل رادون، تجزیه مقدار منفرد

^۱ University of Shahrood-Finger Vein And Print

لیست مقالات ارائه شده به مجلات:

1- Hossein Mahdavian, Ali Soleimani, “ Finger Vein Identification Using Radon Transform ”. (IJCSIT) International Journal of Computer Science and Information Technologies.

فهرست

۱	مقدمه	۲
۲	فصل دوم: بیومتریک	۱۰
۲	بیومتریک	۹
۲	مروری بر روش‌های بیومتریک	۱۱
۲-۱	اثرانگشت	۱۱
۲-۲	عنبیه چشم	۱۱
۲-۳	شبکیه چشم	۱۲
۲-۴	چهره	۱۲
۲-۵	الگوهای رگ	۱۳
۲-۶	رگ انگشت	۱۳
۲-۷	کاربرد رگ انگشت	۱۶
۲-۸	پایگاه داده	۱۷
۲-۸-۱	پایگاه داده PKU	۱۷
۲-۸-۲	پایگاه داده USH-FVP	۱۷
۳	فصل سوم: شبکه عصبی والگوریتم رقابت استعماری	۲۲
۳	شبکه عصبی	۲۳
۳-۱	شبکه عصبی پرسپترون چند لایه	۲۶

۲۶.....	۱-۱-۳ روش یادگیری با سرپرست
۲۶.....	۲-۱-۳ الگوریتم پس انتشار خطا Levenberg-Marquardt
۲۸.....	۳-۱-۳ الگوریتم پس انتشار خطا Scaled Conjugate Gradient (SCG)
۲۹.....	۲-۳ الگوریتم رقابت استعماری
۰۳.....	۱-۲-۳ شکل دهی امپراطوری‌های اولیه
۳۲.....	۲-۲-۳ حرکت مستعمره‌ها به سمت امپریالیست
۳۴.....	۳-۲-۳ جابجایی موقعیت مستعمره و امپریالیست
۳۵.....	۴-۲-۳ قدرت نهایی یک امپراطوری
۳۶.....	۵-۲-۳ رقابت استعماری
۳۸.....	۶-۲-۳ سقوط امپراطوری‌های ضعیف
۳۸.....	۷-۲-۳ همگرایی
۴۲.....	فصل چهارم: پیش پردازش و استخراج ویژگی
۴۲.....	۴ مقدمه
۴۳.....	۱-۴ مرحله پیش پردازش
۴۳.....	۱-۱-۴ پردازش سطح خاکستری تصویر
۴۴.....	۲-۱-۴ استخراج ناحیه مورد علاقه یا نظر
۴۵.....	۳-۱-۴ نرمالسازی اندازه
۴۵.....	۴-۱-۴ بهبود تصویر
۴۸.....	۲-۴ استخراج ویژگی

۴۸.....	۴-۲-۱ تبدیل رادون
۵۴.....	۴-۲-۲ شکل شناسی
۵۴.....	۴-۲-۲-۱ انبساط
۵۵.....	۴-۲-۲-۲ ساییدگی
۵۵.....	۴-۲-۲-۳ باز کردن و بستن
۵۷.....	فصل پنجم: روش پیشنهادی
۵۸.....	۵ مقدمه
۶۰.....	۵-۱ پیش پردازش
۶۶.....	۵-۲ استخراج ویژگی
۷۴.....	۵-۳ کلاس بندی
۸۰.....	فصل ششم: نتیجه گیری
۸۱.....	۶ نتیجه گیری
۸۳.....	۶-۱ پیشنهادات
۸۴.....	مراجع

فهرست شکل‌ها

شکل ۱-۲. شکل سمت چپ روش Light Reflection و شکل سمت راست روش Light	۱۴
Transmission [۱۹].....	۱۵
شکل ۲-۲. روش Side Lighting [۱۹].....	۱۷
شکل ۳-۲. تصاویر الف وب تصویر دوربین و دیود LED.....	۱۷
شکل ۴-۲. نمای داخلی دستگاه برای تهیه تصاویر رگ انگشت.....	۱۸
شکل ۵-۲. تصاویر الف وب برای دستگاه ESAY CAPTURE و آداپتور.....	۱۹
شکل ۶-۲. تصویریکی از افراد در پایگاه داده USHFVP.....	۲۰
شکل ۷-۲. تصویریکی از افراد در پایگاه داده PKU.....	۲۴
شکل ۱-۳. مدل شبکه عصبی با یک لایه مخفی [۲۲].....	۳۰
شکل ۲-۳. فلوچارت الگوریتم رقابت استعماری [۲۸].....	۳۲
شکل ۳-۳. تولید امپراطوری‌های اولیه [۲۸].....	۳۳
شکل ۴-۳. حرکت مستعمره‌ها به سمت امپریالیست خود [۲۸].....	شکل ۵-۳. حرکت مستعمره‌ها به سمت امپریالیست مربوط به خود در یک جهت انحرافی به صورت تصادفی [۲۸].....
شکل ۶-۳. جابجایی موقعیت مستعمره و امپریالیست [۲۸].....	۳۴
شکل ۷-۳. امپراطوری بعد از تغییر موقعیت مستعمره و امپریالیست [۲۸].....	۳۷
شکل ۸-۳. رقابت استعماری [۲۸].....	۳۸
شکل ۹-۳. سقوط امپراطوری ضعیف [۲۸].....	

- شکل ۳-۱۰. شمای کلی الگوریتم رقابت استعماری. ۴۰
- شکل ۴-۱. نحوه ROI در این [۲۹]. ۴۴
- شکل ۴-۲. هندسه تبدیل رادون. ۵۰
- شکل ۴-۳. نحوه کار تبدیل رادون [۳۷]. ۵۲
- شکل ۴-۴. تصویر اصلی در بالا از تصویرهای نمونه نرم افزار متلب و تبدیل رادون آن در پایین ۵۳
- شکل ۴-۵. تصویر نویزی در بالا و تبدیل رادون آن در پایین ۵۴
- شکل ۵-۱. بلوک دیاگرام کلی سیستم تشخیص رگ انگشت ۶۰
- شکل ۵-۲. الف، ج، ه، ز تصویرهای اصلی و ب، د، و، ر تصویرهای بدست آمده از روش RMS contrast ۶۲
- شکل ۵-۳. اعمال روش CLAHE و بهبود روشنایی برای شکل های (۵-۲) ۶۳
- شکل ۵-۴. تصویرهای دودویی شده شکل (۵-۳) ۶۴
- شکل ۵-۵. تصویر ماسک و تصویر ماسک گذاری شده مجموعه شکل های (۵-۴) ۶۵
- شکل ۵-۶. تبدیل رادون شکل های ب، د، و، ر (۵-۵) ۷۰
- شکل ۵-۷. تبدیل رادون 45° شکل (۵-۶) ۷۲
- شکل ۵-۸. حرکت زیگزاگی مسیر گردان در نزدیکی نقطه کمینه [۴۳]. ۷۴
- شکا ۵-۹. فلوچارت سیستم ارایه شده ۷۸

فهرست جدول‌ها

جدول ۱-۲. مقایسه روشهای بیومتریک [۱۰].....	۱۳
جدول ۱-۵. پارامترهای الگوریتم رقابت استعماری	۷۶
جدول ۱-۶. نتایج بدست آمده از پایگاه داده USHFVP.....	۸۲
جدول ۲-۶. نتایج بدست آمده از پایگاه داده PKU.....	۸۲

فصل اول: مقدمه

۱ مقدمه

در جوامع مدرن امروزی تشخیص افراد با روش‌های بیومتریک^۱ امری لازم و رایج می باشد. شیوه-های شناسایی سنتی مانند رمزهای عبور، پین‌ها، کارت‌ها و کلیدها دارای معایب گوناگونی هستند از جمله این معایب فراموشی رمز عبور یا حدس زدن رمز توسط فردی دیگر و دزدیده یا گم شدن کارت‌ها و کلیدها می باشد. سیستم‌های تشخیص سنتی به طور ذاتی قابل اطمینان و امن نمی باشند به ویژه در محیط‌های مجازی که به امنیت بالایی احتیاج است. تکنولوژی تشخیص افراد در سیستم‌های امنیتی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. برای اطمینان از امنیت بیشتر، از تکنولوژی بیومتریک در محدوده وسیعی از سیستم‌ها به ویژه در سیستم‌های کنترل درب، عمومی و رایانه‌ها و... استفاده می شود. این تکنولوژی از روش فیزیولوژی و ویژگی‌های رفتاری برای تشخیص و تایید استفاده می کند. این تکنولوژی به دلیل این که ویژگی‌های بیومتریک به سختی قابل جعل و جایگزینی می باشند دارای امنیت و اطمینان بالایی است و در زندگی روزمره مورد استفاده قرار می گیرد. روش‌های تشخیص افراد شامل شکل موج گفتار، ویژگی‌های چهره، اثر انگشت، عنبیه چشم و امضاء می باشند [۱]. این روش‌ها در فصل دوم توضیح داده می شوند. در این پایان نامه از روش تشخیص رگ انگشت که یکی از روش‌های با دقت و کارایی بالا در میان روش‌های بیومتریک است استفاده شده است. رگ انگشت از جمله روش‌های فیزیولوژی است که در سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته است. این روش اخیراً در حوزه بیومتریک پیشرفت‌های تکنیکی کرده و قابل اعمال به حوزه‌های مختلف مانند پزشکی، مالی و کاربردهای دیگر و جاهایی که سطح امنیت بالا مهم است، می باشد. این روش به دلیل تجهیزات کوچک، طراحی روی تراشه‌های ارزان، فرآیند تشخیص سریع، بدون تماس دست با دستگاه و دقت بالا در مقایسه با روش‌های بیومتریک مانند اثر انگشت، عنبیه، صورت و ... تکنولوژی موثری است. تکنولوژی تشخیص رگ انگشت در بین سال

^۱ Biometric

1997-2000 توسط شرکت هیتاچی ژاپن به عنوان روشی بیومتریک برای تشخیص افراد کشف شد و بین سال‌های 2000-2005 برای اولین بار توسط همین شرکت به صورت تجاری به بازار عرضه شد. در حال حاضر 70٪ موسسات مالی ژاپن از این تکنولوژی استفاده می‌کنند [۲]. در این پایان‌نامه از روش الگوریتم رقابت استعماری برای بهبود وزن‌های شبکه عصبی برای تشخیص رگ انگشت استفاده شده است. از شبکه عصبی در این پایان‌نامه برای کلاسه‌بندی که یکی از روش‌های مرسوم در حوزه تشخیص الگو می‌باشد، استفاده شده است. الگوریتم رقابت استعماری یکی از روش‌های بهینه‌سازی است که در این پایان‌نامه برای بهبود وزن‌های شبکه عصبی از آن استفاده شده است.

در زمینه تشخیص رگ‌های انگشت کارهای بسیاری انجام شده است که در ادامه به مروری بر این کارها و روش‌های به کار رفته در آن‌ها می‌پردازیم. در [۳]، روش جستجوگر عرض خط برای استخراج ویژگی معرفی شده، که اطلاعات دقیقی از عرض خط در تصاویر با کیفیت پایین می‌دهد. همچنین در این کار مدل نرمال‌سازی الگو با فرض این که سطح متقاطع رگ بیضی است، توسعه داده شده است. در [۴]، مدل پیشینه انحناء برای استخراج ویژگی تصاویر با کیفیت پایین و شدت غیر یکنواخت استفاده شده است و هفت گشتاور ثابت برای تطابق با فاصله اقلیدسی استخراج و از روش اتصال شماره سطح گشتاور ثابت، برای فرآیند تشخیص استفاده کرده است.

در [۵]، از تبدیل موجک دوتایی برای استخراج الگوهای رگ استفاده شده و تصاویر از حوزه مکان به حوزه موجک نگاشت شده و ضرایب موجک رگ‌ها و نویز با استفاده از روش حذف نویز آستانه-سازی که می‌تواند الگوهای رگ و داده‌های نویز را بازیابی کنند، پردازش شده‌اند. در این کار ویژگی‌ها با استفاده از گشتاور ثابت اصلاح شده، نمایش و با فاصله Hausdorff تطبیق شده‌اند.

در [۶]، بر اساس روش ردیابی خط الگوهای رگ و شروع از موقعیت‌های مختلف ارزیابی شده است. الگوهای رگ که به صورت خط‌های تاریکی هستند، در این روش تشخیص داده شده و ردیابی خط

پیکسل به پیکسل انجام می شود. و در موقعی که رگ نمایان نیست جستجو یا ردیابی خط متوقف شده و جستجو از موقعیت دیگری شروع می شود و این فرآیند تکرار شده تا این که خطهای تاریک که چند بار ردیابی شده اند به عنوان رگ تشخیص داده می شوند. کارایی این روش به شدت وابسته به تکرار است و برای نتیجه گیری بهتر نیازمند افزایش تعداد تکرار که پیچیدگی محاسباتی را بالا می برد.

در [۷]، الگوهای رگ با دو روش جداسازی، عملیات شکل شناسی و نقاط بیشینه انحنا استخراج شده و با استفاده از شبکه عصبی افراد تشخیص داده شده اند.

در [۸]، الگوریتم تشخیص رگ انگشت بر اساس همبستگی گرادیان می باشد. در ابتدا بر اساس هیستوگرام آماری مشخص می شود که تصویر رگ انگشت است یا نه، سپس با فیلتر تطبیق یافته بر اساس بیشینه انحنا بر روی گرادیان تصویر استخراج ویژگی انجام شده و با روش همبستگی بین تصاویر تخمین شباهت انجام شده و برای تطبیق تصاویر از بیشینه همبستگی استفاده می شود.

در [۹]، از روش میانگین انحنا که تصویر رگ را به شکل هندسی می بیند استفاده کرده و ساختارهای دره مانند را با میانگین انحنا منفی پیدا می کند.

در [۱۰]، از تبدیل رادون برای استخراج ویژگی و از تکنیک های شبکه عصبی برای کلاسه بندی استفاده شده است. تبدیل رادون اطلاعات تصویر را در ضرایب کم با مقادیر بالا در حوزه منتقل شده متمرکز می کند. شبکه عصبی به کار رفته در این کار، شبکه عصبی شعاعی و شبکه عصبی احتمالی می باشد.

در [۱۱]، از روش آنالیز اجزاء اصلی (PCA) برای استخراج ویژگی و از شبکه عصبی پس انتشار و شبکه عصبی فازی برای کلاسه بندی استفاده شده است.

در [۱۲]، از روش آنالیز اجزاء اصلی و روش آنالیز جداساز خطی (LDA) برای پیش پردازش و استخراج ویژگی و کاهش ابعاد و از بردار پشتیبان ماشین (SVM) و سیستم استنتاج عصبی فازی و فقی (ANFIS) برای کلاسه بندی استفاده شده است. روش آنالیز اجزاء اصلی نوین موجود در الگو را با کاهش ابعاد و استخراج بهترین ویژگی‌ها حذف کرده و ویژگی‌های اصلی را برای آنالیز جداساز خطی نگه می‌دارد.

این چند مورد بالا، گزیده‌ای از کارهای انجام شده بر روی تشخیص رگ‌های انگشت بود که به اختصار گفته شد. تکنولوژی تشخیص رگ افراد دارای چالش‌هایی می‌باشد که به آن‌ها اشاره می‌کنیم.

کیفیت تصاویر رگ انگشت یکی از مهم‌ترین چالش‌ها است که بر روی کارایی تشخیص موثر می‌باشد و یکی دیگر از این چالش‌ها این است که اطلاعات بافت تصاویر رگ محدود است و تغییر موقعیت دست به هنگام تهیه عکس ممکن است باعث تغییر تصویر رگ شود [۱۳].

البته عواملی مانند نور محیط، حرارت و تغییر خواص پوست مانند رنگ دانه‌ها و یا ضخامت در کیفیت تصویر نقش موثری دارند. نتیجه همه این عوامل، استفاده از سنسورهای با کیفیت پایین، دارای نویز و روشنایی غیر یکنواخت می‌باشد [۱۴].

در زمینه شبکه عصبی در سال‌های اخیر کارهای زیادی انجام شده است. شبکه عصبی کاربرد زیادی در تشخیص الگو و تقریب تابع دارد. از زمانی که الگوریتم‌های بهینه سازی توسعه داده شدند، از آن‌ها برای کار در شبکه عصبی استفاده شد.

در [۱۵]، از الگوریتم رقابت استعماری برای خوشه بندی اتوماتیک تصاویر سنجش از راه دور استفاده شده است.

در [۱۶]، از الگوریتم رقابت استعماری برای آموزش شبکه عصبی استفاده شده است. این کار بر

اساس روش بی‌نظمی برای سازگار کردن زاویه حرکت کشورهای تحت سلطه به سمت کشورهای اشغال‌گر انجام شده است.

در [۱۷]، از تکنیک‌های شبکه عصبی و الگوریتم رقابت استعماری برای آموزش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، برای مدل کردن باتری‌های NI-CD استفاده کرده است.

در [۱۸]، از الگوریتم رقابت استعماری برای بهبود و آموزش شبکه عصبی برای پیش‌بینی نرخ شارش چاه‌های نفت استفاده شده است.

در این‌جا به ساختار پایان‌نامه می‌پردازیم.

در فصل 1 مرور کلی و مقدمه‌ای از این پایان‌نامه برای آشنایی با موضوع و یک سری از کارهای انجام شده از قبل توسط محققین این حوزه ارائه شد.

در فصل 2 به مروری بر روش‌های مختلف بیومتریک پرداخته‌ایم و چند روش بیومتریک را به اختصار توضیح داده‌ایم و همچنین در مورد روش بیومتریک رگ‌های انگشت که اساس کار این پایان‌نامه است مطالبی ارائه شده است. پایگاه‌های داده برای کار با رگ انگشت نیز بحث شده است.

در فصل 3 به معرفی شبکه عصبی و الگوریتم رقابت استعماری پرداخته‌ایم و توضیحاتی ارائه شده است. این فصل اساس کار کلاس بندی است که در این پایان‌نامه مورد استفاده قرار گرفته شده است.

در فصل 4 تکنیک‌ها و روش‌های پیش‌پردازش و استخراج ویژگی به کار رفته در این پایان‌نامه بحث شده است و در جاهایی مروری بر روش‌هایی که توسط محققین دیگر مورد استفاده قرار گرفته‌اند نیز توضیح داده شده است.

در فصل 5 الگوریتم پیشنهادی برای انجام این کار از ابتدا تا انتها اشاره شده است و روش‌های به

کار رفته به ترتیب توضیح داده شده‌اند.

در فصل 6 نتایج حاصل از این پایان نامه به صورت نمودار و جدول آورده شده است.

فصل دوم: بیومتریک

۲ مروری بر روش‌های بیومتریک

همان‌طور که در فصل اول اشاره شد، سیستم‌های بیومتریک از ویژگی‌های فیزیولوژی و رفتاری انسان برای تشخیص و تایید افراد استفاده می‌کنند. روش‌های بیومتریک مورد استفاده عبارتند از: اثر انگشت، چهره، صوت، عنبیه، شبکیه، دست خط، اثر کف دست، رگ‌های دست و... در اینجا مروری بر روش‌های بیومتریک و مقایسه آن‌ها با یکدیگر داریم، سپس به روش بیومتریک رگ‌های انگشت می‌پردازیم.

۲-۱ اثر انگشت

اثر انگشت، یکی از پر کاربردترین روش‌های بیومتریک است. اثر انگشت از یک سری برآمدگی‌ها و دره‌هایی که برای هر فرد به صورت یکتا است حتی برای دوقلوها و برای انگشت‌های دیگر دست فرد، تشکیل شده است. اثر انگشت هر فرد در طول زندگی پایدار و یکسان می‌باشد. با قراردادن انگشت بر روی دستگاه اسکنر اثر انگشت تهیه می‌شود و بیشتر از نقاط انتهایی و منشعب برای استخراج الگو استفاده می‌کنند [۱].

معایب اثر انگشت عبارتند از: تماس دست با دستگاه، انگشت فرد باید از هر گونه (رطوبت، زخم و کثیفی انگشت) آلودگی پاک باشد و این‌که اثر انگشت قابل جعل است و ممکن است توسط فردی جعل شده و اطلاعات فرد مورد سرقت قرار گیرد [۱۹].

۲-۲ عنبیه چشم

تشخیص عنبیه چشم یکی از روش‌های بیومتریک است که از امنیت و دقت بالایی برای تشخیص برخوردار می‌باشد. در این روش از نور مرئی و مادون قرمز برای تهیه تصاویر استفاده می‌شود.

تصاویر با نور مرئی حاوی رنگدانه‌های چشم و تصاویر با نور مادون قرمز حاوی بافت عنبیه می باشند. وسایل مورد نیاز برای تشخیص عنبیه چشم دارای هزینه بالا نسبت به روش‌های بیومتریکی دیگر می باشند و یکی از معایب این روش است. عواملی مانند: لنز چشم، چشم مصنوعی، مژه‌ها و پلک‌ها در هنگام تهیه تصویر سبب کاهش کارایی سیستم می شوند. یکی دیگر از معایب این روش تاباندن نور داخل چشم فرد که سبب ناراضایتی فرد می شود [۱۶، ۱].

۳-۲ شبکه چشم

تشخیص شبکه چشم نیز یکی از روش‌های بیومتریکی است که از یک سری رگ‌های خونی تشکیل شده است که برای هر فرد حتی افراد دوقلو منحصر به فرد می باشد. شبکه چشم برای هر فرد از هنگام تولد تا هنگام مرگ بدون تغییر است به جزء حالتی که فرد مبتلا به دیابت و کوری تدیجی است. روش تهیه تصاویر شبکه مانند عنبیه است با این تفاوت که در شبکه چشم فرد مانند نگاه کردن با میکروسکوپ باید به دستگاه نگاه کند ولی در عنبیه فرد در حدود چند سانتیمتر با دستگاه فاصله دارد [۲۱].

۴-۲ چهره

سیستم تشخیص چهره یکی از معمول‌ترین روش‌های بیومتریکی است که در تشخیص افراد مورد استفاده قرار می گیرد. دقت تشخیص چهره از دیگر روش‌های بیومتریکی پایین‌تر است، زیرا چهره همیشه در معرض دید افراد قرار دارد و توسط ماسک جعل می شود. عواملی مانند: حالت چهره، تغییرهای روشنایی، تاثیر سن و سال و پوشیدن ماسک یا عینک آفتابی سبب کاهش کارایی سیستم تشخیص چهره می شود. سیستم‌های تشخیص چهره هر کدام بر اساس الگوریتم-هایی چهره افراد را پردازش می کنند، به‌طور مثال یک الگوریتم بر اساس شکل بینی، چشم‌ها و یا فک کار می کند، الگوریتم‌های معمول تشخیص چهره عبارتند از: آنالیز اجزاء اصلی با استفاده از

بردار ویژه، آنالیز جداساز خطی، مدل مخفی مارکوف و ... [۲۰].

سیستم‌های ذکر شده، سیستم‌های بیومتریکی هستند که بر اساس ویژگی‌های فیزیولوژی افراد کار می‌کنند. روش‌های بیومتریکی که بر اساس ویژگی‌های رفتاری افراد مانند صوت کار می‌کنند دارای قدرت تشخیص و کارایی پایینی می‌باشند. سیستم تشخیص صوت اغلب با روش‌های بیومتریک دیگر مانند سیستم تشخیص چهره و صوت با همدیگر استفاده می‌شود [۲۰].

۲-۵ الگوهای رگ

برای غلبه بر مشکلاتی که روش‌های بیومتریک، که به طور خلاصه در بالا ذکر شد از روش‌های بیومتریک دیگر الگوهای رگ دست، رگ کف دست و رگ انگشت دست استفاده می‌کنند. برای تهیه تصاویر این رگ‌ها از نور مادون قرمز و یک دوربین که برای رگ‌های دست و کف دست این دوربین باید بزرگ باشد، بهره می‌برند. برای تصاویر رگ انگشت اندازه انگشت نسبت به دست و کف دست کوچک‌تر است دوربین هم کوچک‌تر می‌باشد که از لحاظ هزینه، دستگاه با اندازه کوچک، حجم کم اطلاعات ذخیره شده در حافظه، کارهای پردازشی به مراتب به صرفه می‌باشد. سیستم‌های تشخیص الگوی رگ دارای چالش‌ها و مشکلات کم‌تری نسبت به روش‌های بیومتریک دیگر دارند ولی مزیت‌های تشخیص الگوهای رگ بیشتر است. این الگوها در داخل اندام فرد قرار دارند و به سختی قابل جعل هستند. این الگوها برای هر فرد، منحصر به فرد و یکتا مانند اثر انگشت می‌باشند [۲۰].

۲-۶ رگ انگشت

تشخیص رگ یکی از روش‌های بیومتریک جدید است که با استفاده از این حقیقت که هر شخص الگوهای رگ متفاوتی دارد کار می‌کند. الگوهای رگ انگشت شبکه‌ای از رگ‌های خونی زیر پوست شخص است. ایده استفاده از این تکنولوژی در سال ۱۹۹۲ پیشنهاد شد، اما محققین به این

روش در سال ۲۰۰۰ توجه کرده و از آن به عنوان روشی برای شناسایی افراد استفاده کردند. این الگوها از لحاظ سن افراد پایدار و در گذشت زمان تغییرات مهمی ندارند و برای همه افراد منحصر به فرد هستند، همان گونه که اثر انگشت برای هر فرد منحصر به فرد است و حتی افراد دوقلو هم دارای الگوی رگ متفاوتی هستند. همان طور که اشاره شد این تکنولوژی نسبت به تکنولوژی های بحث شده دارای این مزیت است که داخل اندام بدن فرد قرار دارد و مانند دیگر روش ها که در اندام بیرونی فرد قرار دارند، نیست و این قابلیت باعث شده که از نظر جعل و تقلب مصون باشد و از امنیت بالایی برخوردار باشد. در ضمن این الگوها از موقعیت خارج دست فرد هیچ تاثیری نمی گیرند. در این تکنولوژی برای تشخیص رگ نیاز به تماس انگشت دست با دستگاه نیست و از لحاظ بهداشتی تاثیری برای سلامتی افراد ندارد و افراد احساس نارضایتی نمی کنند. وسایل مورد نیاز برای این تکنولوژی کم هزینه، تهیه آنها آسان بوده و تکنولوژی ساخت پیچیده ای ندارند. در جدول ۱-۲ یک سری از مزیت های این روش در مقایسه با روش های دیگر بررسی شده است [۲۲].

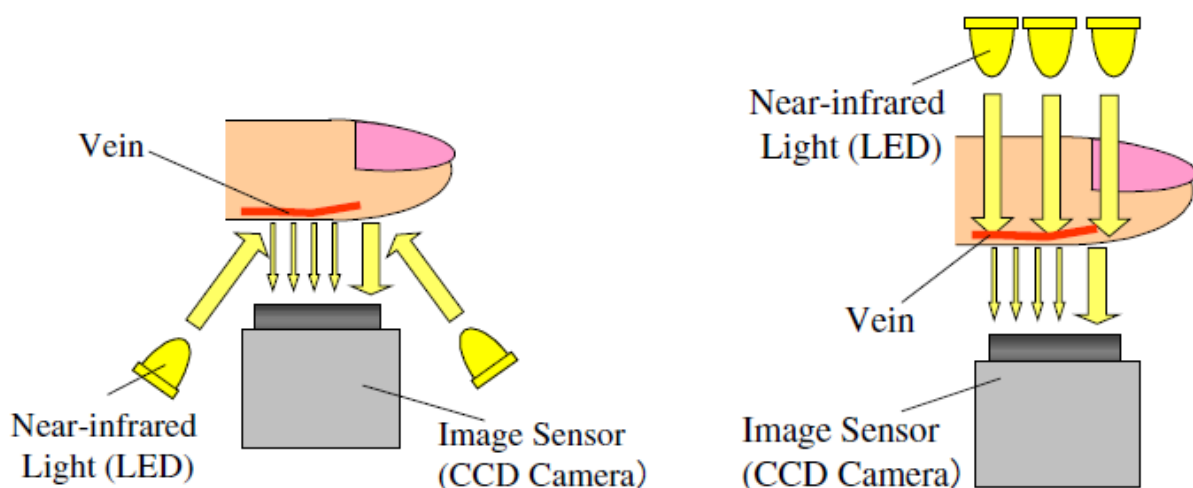
جدول ۱-۲. مقایسه روش های بیومتریک [۱۰]

Type	Characteristic	Defect	Security	Sensor	Cost
Voice	Natural/convenient	Noise	Normal	Non-contact	Low
Face	Remote-controlled	Light	Normal	Non-contact	Low
Fingerprint	Widely application	Skin	Good	Non-contact	Low
Iris	High precision	Glasses	Excellent	Non-contact	High

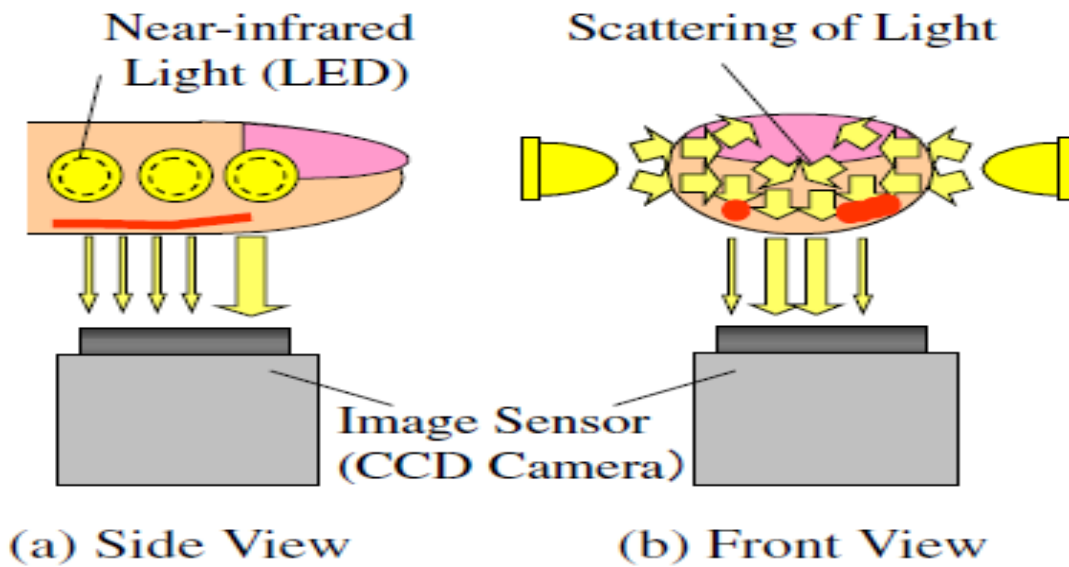
Finger vein	High security	Few	Excellent	Non-contact	Low
-------------	---------------	-----	-----------	-------------	-----

برای تهیه تصاویر رگ انگشت و پردازش بر روی آن‌ها، نور مادون قرمز در گستره [۱۰۰ نانومتر - ۷۰۰] را به داخل انگشت می تابانند. این نور توسط هموگلوبین‌های خون فرد جذب می شود و ناحیه‌ای که این نور را جذب می کند همان شبکه رگ‌های انگشت هستند که به صورت تاریک ظاهر می شوند. تصویر این رگ‌ها توسط دوربین‌های دیجیتال حساس به مادون قرمز و دوربین‌های با سنسور CCD و فیلتر مادون قرمز که روی دوربین قرار می گیرد، تهیه می شود. از دوربین‌های با تکنولوژی CMOS هم برای تهیه تصاویر استفاده می شود. این دوربین‌ها تصاویر با کیفیتی مانند تکنولوژی CCD تهیه نمی کنند.

برای تصویر برداری از دوربین‌های با سنسور و فیلتر مادون قرمز به دلیل فراوانی و هزینه پایین استفاده می شود. از LED نور مادون قرمز برای تامین نور تابیده شده به دست استفاده می شود. برای تهیه تصاویر از سه روش تابش نور، Light Reflection, Light Transmission و Side Lighting استفاده می شود. تشریح این سه روش در شکل‌های ۱-۲ و ۲-۲ آورده شده است [۲۳].



شکل ۱-۲. شکل سمت چپ روش Light Reflection و شکل سمت راست روش Light



شکل ۲-۲. روش Side Lighting [۲۳].

۷-۲ کاربرد رگ انگشت

رگ‌های انگشت به عنوان یک روش بیومتریکی جدید کاربردهای زیادی دارند که به چند مورد آن اشاره می‌کنیم. این کاربردها عبارتند از:

در دستگاه‌های خود پرداز، در اتومبیل‌ها برای روشن کردن و باز کردن درب اتومبیل، سیستم‌های دارای کارت هوشمند و تلفن‌های همراه، درب‌های خانه‌ها و اداره‌ها، خدمات تشخیص بیومتریکی به صورت آنلاین و برای رایانه‌ها و

۲-۸ پایگاه داده

برای سیستم‌های تشخیص هویت به یک پایگاه داده که شامل اطلاعاتی مانند تصویر، سیگنال و ... می باشد نیاز است. در این پایان نامه از دو پایگاه داده استفاده شده است که یکی از آن‌ها به نام PKU ، پایگاه داده‌ای از دانشگاه پکینگ^۱ در چین می باشد. پایگاه داده دیگر، پایگاه داده-USH FVP است.

۲-۸-۱ پایگاه داده PKU

این پایگاه داده شامل ۲۰۰ کاربر است که هر کاربر ۸ تصویر از انگشت اشاره دست راست دارد. تصاویر این پایگاه داده سطح خاکستری، با عمق ۸ بیت و با فرمت bmp می باشند [۲۴].

۲-۸-۲ پایگاه داده USH-FVP

این پایگاه داده در راستای ایجاد پایگاه داده‌ای بومی و با استفاده از امکانات موجود در کشور توسط این جانب تهیه شده است. در این کار از یک دوربین mini CCD ، با نام JMK و مدل JK-940 ساخت چین استفاده شده است. برای تاباندن نور مادون قرمز از هفت LED مادون قرمز با طول موج ۹۴۰ نانومتر به همراه یک سری قطعات الکترونیکی برای راه اندازی مدار و روشن کردن دیود-ها استفاده شده است.

در شکل (۲-۳) نمای دوربین به کار رفته برای تصویر برداری و دیود LED نشان داده شده است.

^۱Peking of University



الف. دوربین JMK



ب. دیود LED با طول موج ۹۴۰ نانومتر

شکل ۲-۳. تصاویر الف و ب تصویر دوربین و دیود LED

برای این که نور محیط بر روی روشنایی دیودها و همچنین دوربین در هنگام تصویر برداری اثر نداشته باشد جعبه‌ای برای این کار طراحی شد که دوربین و مدار روشنایی در داخل جعبه قرار بگیرند. نمای داخلی دستگاه تهیه تصاویر رگ انگشت در شکل (۲-۴) نشان داده شده است.



شکل ۲-۴. نمای داخلی دستگاه برای تهیه تصاویر رگ انگشت

برای ارتباط دوربین با رایانه از یک دستگاهی به نام ESAY CAPTURE استفاده شده است که توسط درگاه ارتباطی USB به رایانه متصل می شود و خروجی این دستگاه به دوربین متصل می

شود. برای روشن کردن دوربین یک آداپتور که ولتاژ خروجی ۱۲ ولت و جریان ۱ آمپر دارد، به کار رفته است. شکل (۵-۲) دستگاه ESAY CAPTURE و آداپتور در شکل نشان داده شده است.



الف. دستگاه ESAY CAPTURE



ب. آداپتور برای راه اندازی دوربین

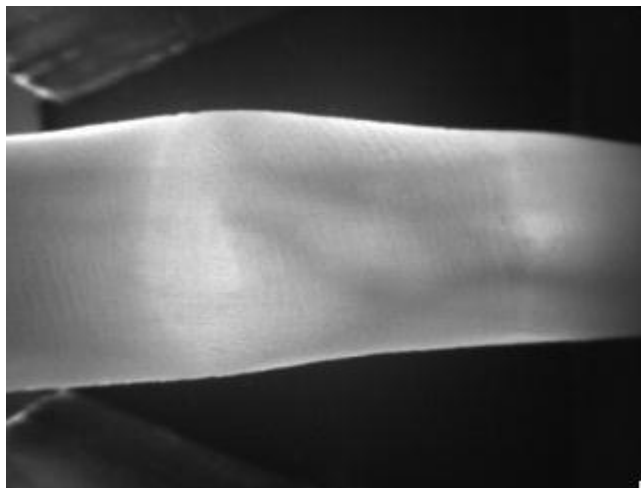
شکل ۵-۲. تصاویر الف و ب برای دستگاه ESAY CAPTURE و آداپتور

تصاویر به دست آمده از این پایگاه داده، تصاویری رنگی با رزولوشن 640×480 پیکسل و با عمق ۳۲ بیت و با فرمت bmp می باشند. این پایگاه داده شامل ۸۵ فرد است که هر فرد دارای ۱۰ تصویر از هر انگشت دست راست به جزء انگشت شست، به عبارتی هر فرد ۴۰ تصویر دارد. در این پایان نامه از ۲۵ فرد که دارای تصاویر بهتری از بقیه هستند و فقط از انگشت اشاره استفاده شده است. در شکل (۶-۲) تصویری از انگشت اشاره یکی از افراد در این پایگاه داده نشان داده شده است.



شکل ۶-۲. تصویر یکی از افراد در پایگاه داده

در شکل (۷-۲) نمونه‌ای از تصویر یکی از افراد در پایگاه داده در شکل نشان داده شده است.



شکل ۷-۲. تصویر یکی از افراد در پایگاه داده PKU

فصل سوم:

شبکه عصبی و الگوریتم رقابت استعماری

۳ شبکه عصبی

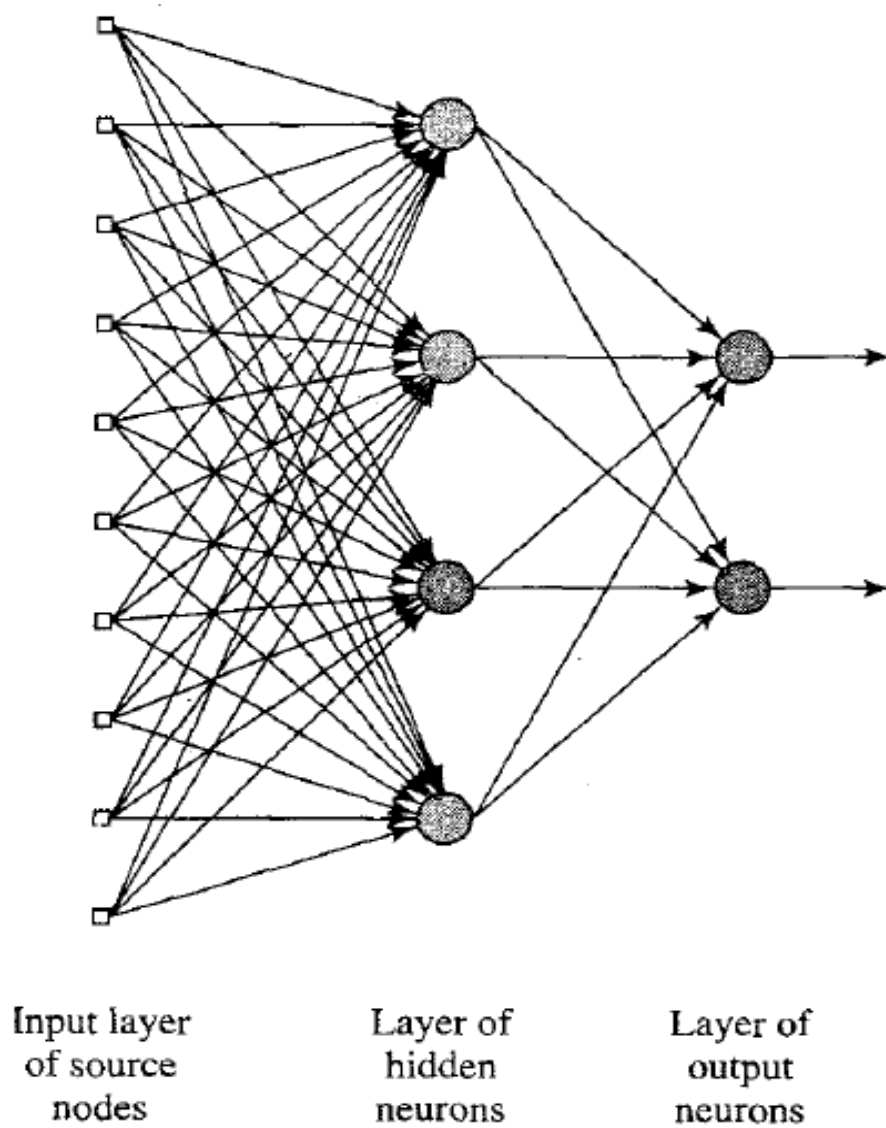
شبکه عصبی ابزار خوب و مناسبی است که در مسائلی مانند تشخیص الگو، کلاس‌بندی، پیش بینی معادلات دیفرانسیل و ... به کار می رود [۲۵]. شبکه‌های عصبی قادر به انجام محاسبات سنگین و پیچیده به صورت موازی می باشند. شبکه عصبی از یک سری واحدها به نام نرون^۱ برای پردازش اطلاعات تشکیل شده است. هر شبکه دارای لایه‌های ورودی، خروجی و لایه میانی یا مخفی است و این لایه‌ها از تعدادی نرون تشکیل شده‌اند. بین هر لایه و لایه دیگر، نرون‌ها به یکدیگر متصل هستند که این اتصال‌ها دارای وزنی هستند. نرون‌ها نیز خودشان هم دارای وزن هستند که به این وزن، بایاس^۲ می گویند. مقادیر این وزن‌ها بین $[-1,1]$ و یا $[0,1]$ است و یادگیری شبکه بر اساس به روز رسانی این وزن‌ها با الگوریتم‌های یادگیری می باشد. این وزن‌ها برای این‌که چه اندازه خروجی از یک نرون ورودی به نرون لایه دیگر برسد موثر می باشند. اطلاعات یک شبکه عصبی در وزن‌های آن ذخیره می شود. داده‌های ورودی در لایه ورودی قرار می گیرند و سپس در وزن‌های مربوط به خود ضرب شده و مجموع حاصل ضربشان به یک تابع غیر خطی به نام تابع فعال سازی می رود و خروجی تابع فعال سازی به عنوان ورودی به لایه دیگر می رود و فرآیند ذکر شده انجام می شود. نرون‌های لایه میانی در اکثر اوقات غیر خطی و نرون‌های لایه خروجی بسته به نوع شبکه می توانند خطی یا غیر خطی باشند [۲۶].

آموزش شبکه عصبی، فرآیند پیدا کردن مجموعه‌ای از وزن‌ها برای کمینه شدن خطای شبکه است. به دلیل فضای جستجوی چند بعدی و چند مدلی که اغلب آلوده به نویز می باشد فرآیند

^۱Neuron

^۲bias

آموزش شبکه به روش‌های بهینه سازی نیازمند است. اغلب از الگوریتم‌های گرادیان نزولی مانند الگوریتم پس انتشار خطا استفاده می شود. این الگوریتم گرادیان نزولی حساس به همگرایی و کمینه محلی هستند که روش جستجوی کلی دارند و به مقدار اولیه وزن‌های شبکه نیز بستگی دارند. اگر مقداردهی اولیه وزن‌ها نزدیک کمینه محلی است الگوریتم در آن گیر خواهد افتاد به همین دلیل از روش‌های تکاملی استفاده می شود، زیرا این الگوریتم‌ها بر اساس گرادیان عمل نمی کنند و شانس بیشتری برای اجتناب از کمینه محلی دارد به دلیل این که از نمونه برداری همزمان از چند ناحیه در فضای جستجو استفاده می کنند. الگوریتم‌های تکاملی برای مقداردهی اولیه وزن-ها مناسب می باشند. الگوریتم‌های تکاملی همچنین برای تعیین ساختار شبکه پارامترهای آن نیز به کار می روند [۲۷].



شکل ۳-۱. مدل شبکه عصبی با یک لایه مخفی [۲۶].

۳-۱ شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه^۱ از جمله شبکه‌های رو به جلو^۲ است که نگاشتی از مجموعه داده ورودی به مجموعه داده خروجی می باشد. شبکه عصبی چند لایه، دارای چند لایه است که این لایه‌ها به صورت تمام اتصالی به یکدیگر وصل شده‌اند و این لایه‌ها شامل لایه ورودی، لایه خروجی و یک یا چند لایه میانی هستند. این شبکه از روش‌های یادگیری با سرپرست^۳ مانند الگوریتم پس انتشار خطا^۴ استفاده می کند. این شبکه، اصلاح شده شبکه پرسپترون خطی است و قادر است داده‌های جدا ناپذیر خطی را تفکیک کند [۲۶].

۳-۱-۱ روش یادگیری با سرپرست

در این روش به ازای هر دسته از الگوهای ورودی، خروجی متناظر نیز به شبکه داده می شود و سپس اختلاف خروجی بدست آمده با خروجی مطلوب حساب شده اگر خطا حد قابل قبولی داشت آنگاه به روز رسانی وزن‌های شبکه متوقف می شود. در این روش به طور معمول از روش پس انتشار خطا برای اصلاح وزن‌ها استفاده می کنند. هدف استفاده شبکه پرسپترون چند لایه از روش یادگیری با سرپرست این است که شبکه طرح شده و با داده‌های آموزشی موجود شبکه آموزش ببیند. سپس با اعمال ورودی‌های تست، کلاس یا گروه این ورودی را تعیین کند، این کار تشخیص الگو می باشد [۲۶].

۳-۱-۲ الگوریتم پس انتشار خطا Levenberg-Marquardt

الگوریتم پس انتشار خطا یکی از ساده‌ترین، رایج‌ترین و پر کاربردترین الگوریتم‌های با سرپرست

^۱- Multilayer perceptron

^۲-Feed forward

^۳-supervised learning

^۴-Back propagation

برای شبکه‌های عصبی رو به جلو می باشد. هدف این الگوریتم این است که با استفاده از میانگین مربعات خطا وزن‌های شبکه را به روز رسانی کند. برای انجام این کار از روابط زیر استفاده می کند. در رابطه (۱-۳) t خروجی مطلوب، z خروجی بدست آمده، c تعداد کلاس‌ها و w وزن است. با توجه به این رابطه شرط شباهت خروجی واقعی با خروجی مطلوب این است که این رابطه کمینه شود.

$$e(w) = 1/2 \sum_{k=1}^c (tk - zk)^2 = 1/2(t - z)^2 \quad (1-4)$$

با استفاده از رابطه (۲-۳) نسبت به وزن‌ها مشتق گرفته و در η که معیار نرخ یادگیری است ضرب می کند. نتیجه بدست آمده از رابطه (۲-۳) را در رابطه (۳-۳) قرار می دهند تا وزن‌های جدید را محاسبه کنند و سپس وزن‌های جدید در رابطه قرار می گیرند اگر خطا در حد معقولی بود به روز رسانی متوقف در غیر اینصورت این کار ادامه پیدا می کند.

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial e}{\partial w} \quad (2-4)$$

$$w(i+1) = w(i) + \Delta w(i) \quad (3-4)$$

الگوریتم پس انتشار خطا از روش‌های گرادیان نزولی^۱ برای به روز رسانی وزن‌ها استفاده می کند که روش‌های گرادیان نزولی در داخل کمینه محلی قرار می گیرند و همچنین نرخ یادگیری در الگوریتم‌های گرادیان نزولی و نیوتن وابسته به ماتریس Hessian می باشد که این ماتریس دارای پیچیدگی محاسباتی زیادی است [۲۸]. برای حل مشکل وابستگی، الگوریتم Levenberg-Marquardt پیشنهاد می شود. که در آن به جای استفاده از ماتریس Hessian از ماتریس ژاکوبین^۲ استفاده شده است [۲۹]. روابط این الگوریتم به صورت زیر است.

$$\Delta w = [J^T(w) \cdot J(w)]^{-1} \cdot J^T(w) \cdot e(w) \quad (4-4)$$

^۱-gradient descent

^۲-jacobian

در این رابطه $J(w)$ ماتریس ژاکوبین می باشد و T نشانه ترانهاده ماتریس است و $e(w)$ همان خطای سیستم می باشد. به روز رسانی وزن ها نیز با قرار دادن رابطه (۳-۴) در رابطه (۳-۳) محاسبه می شود. این الگوریتم اغلب یکی از الگوریتم های سریع بین الگوریتم های پس انتشار خطا می باشد و نیاز به حافظه بیشتری دارد.

۳-۱-۳ الگوریتم پس انتشار خطا Scaled Conjugate

Gradient(SCG)

الگوریتم SCG، الگوریتمی با یادگیری با سرپرست است و در آنالیز عددی به کار می رود. این الگوریتم مانند الگوریتم Levenberg از اطلاعات مرتبه دوم استفاده می کند (استفاده از ماتریس Hessian) و به حافظه کمتری برای ذخیره اطلاعات نیاز دارد. حافظه مورد نیاز برای این الگوریتم به تعداد وزن ها و بایاس شبکه می باشد. الگوریتم پس انتشار خطا در مواقعی که با مسایل با مقیاس بزرگ روبرو هستیم عملگر ضعیفی از خود نشان می دهد و الگوریتم Levenberg در این مسایل به دلیل حافظه بالا خوب عمل نمی کند. اما الگوریتم SCG در این مسایل نیاز به حافظه کمتر دارد و برای کلاسه بندی با مقیاس بالا مناسب می باشد. الگوریتم SCG یکی از الگوریتم های Conjugate Gradient است که مبنای این الگوریتم ها جستجوی خط است و در هر بار تکرار الگوریتم جستجوی خط جدیدی آغاز می شود ولی الگوریتم SCG از این کار اجتناب می کند و در هر مرحله تکرار الگوریتم گام الگوریتم را مقیاس گذاری کرده و با مقیاس جدید کار می کند. روابط ریاضی این الگوریتم از چندین مرحله تشکیل شده است که از نوشتن آنها به دلیل روابط زیاد می پرهیزیم و خواننده را به [۳۰] ارجاع می دهیم. با توجه به نکته های گفته شده در مسایل تشخیص الگو و کلاسه بندی این الگوریتم دارای سرعت و دقت کافی است و هم این که به حافظه کمتری نیاز دارد و مناسب برای کار با پایگاه داده های با مقیاس بزرگ است [۲۶،۲۷].

۳-۲ الگوریتم رقابت استعماری

الگوریتم رقابت استعماری، یک الگوریتم بهینه سازی است که از رویداد اجتماعی، رقابت استعماری در جهان الهام گرفته است. این الگوریتم مانند الگوریتم‌های دیگر با یک جمعیت اولیه^۱ شروع می شود. افراد موجود در جمعیت، کشور^۲ نامیده می شوند و کشورها به دو دسته تقسیم می شود. بهترین کشورها از لحاظ هزینه استعمارگر^۳ و بقیه مستعمره^۴ می باشند که با هم‌دیگر تشکیل امپراطوری‌هایی^۵ می دهند و بر اساس هزینه‌ای که دارند بین امپراطوری‌ها تقسیم میشوند. بعد از تقسیم مستعمره‌ها بین امپریالیست‌ها، مستعمره‌ها به سوی امپراطوری مربوط به خود حرکت می کنند. رقابت استعماری بین این امپراطوری‌ها کار اساسی این الگوریتم می باشد. در طول رقابت امپراطوری‌هایی که از لحاظ قدرت ضعیف هستند و توانایی رقابت ندارند، حذف شده و کشورهای این امپراطوری به بهترین امپراطوری داده می شود. رقابت بین امپراطوری‌ها تا جایی پیش می رود که در نهایت یک امپراطوری واحد در جهان باقی بماند. این امپراطوری ایده آل، واحد و مستعمره-هایش در موقعیت یکسان و هزینه‌ای برابر قرار می گیرند[۳۲]. طرز کار این الگوریتم در شکل (۳-۲) نمایش داده شده است.

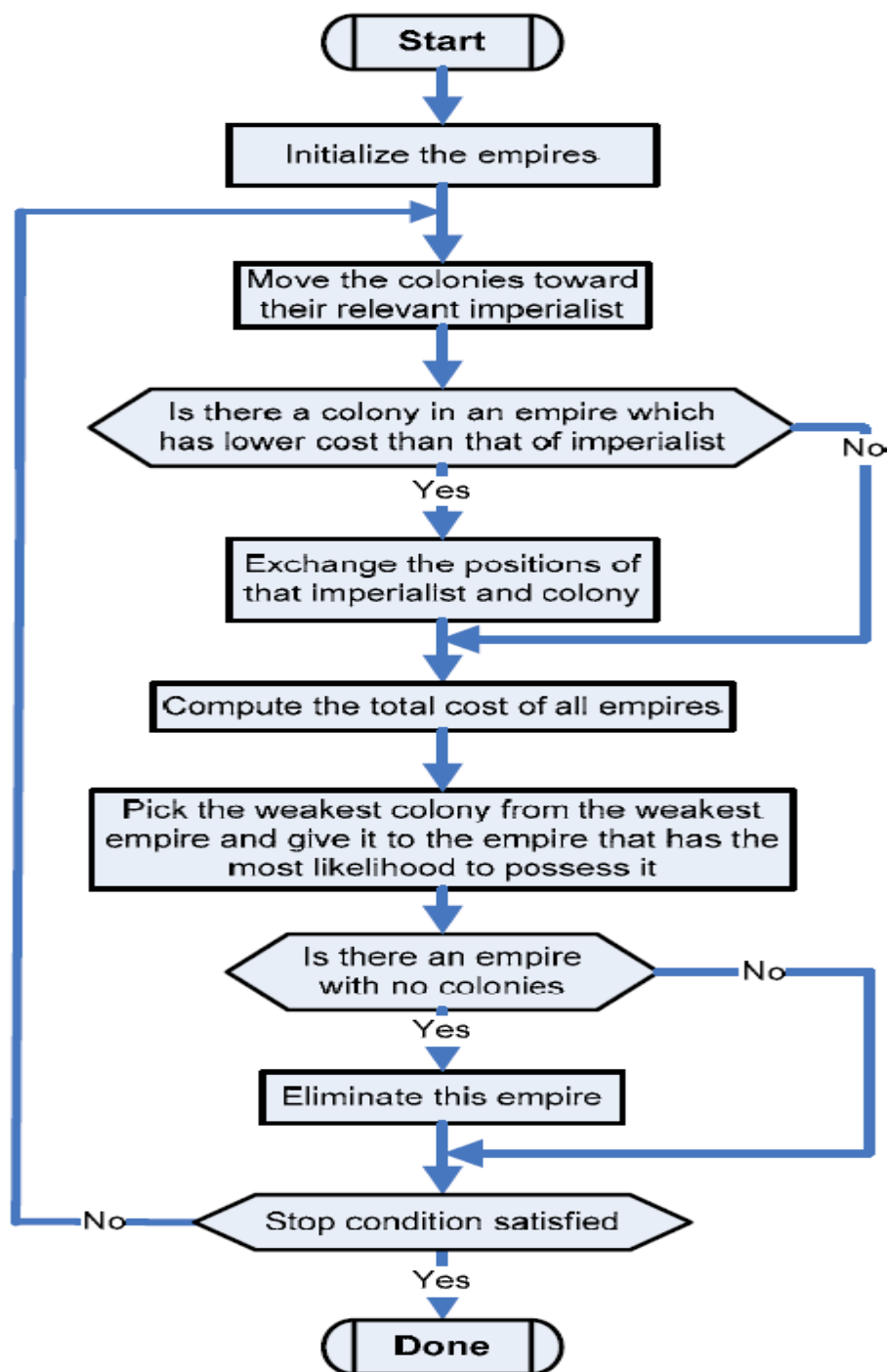
^۱-initial population

^۲-country

^۳-imperialist

^۴-colony

^۵-empire



شکل ۳-۲. فلو چارت الگوریتم رقابت استعماری [۳۲].

۳-۲-۱ شکل دهی امپراطوری‌های اولیه

هدف بهینه سازی پیدا کردن یک جواب بهینه بر حسب متغیرهای موجود در مسأله می باشد. در

رقابت استعماری کشورها به عنوان متغیر مسأله در نظر گرفته می شوند و دارای ابعاد N_{var} می باشد. هر کشور یک آرایه $1 \times N_{var}$ است و این آرایه طبق رابطه (۵-۳) می باشد .

$$country = [p_1, p_2, p_3, \dots, p_{N_{var}}] \quad (۵-۴)$$

مقادیر متغیرها در کشورها به صورت اعداد ممیز شناور^۱ است. هزینه^۲ یک کشور هم با یک تابع هزینه^۳ f از متغیرها $(p_1, p_2, p_3, \dots, p_{N_{var}})$ به صورت $cost = f(country)$ ارزیابی می شود. برای شروع الگوریتم بهینه سازی باید جمعیت اولیه ای به تعداد N_{pop} تولید کنیم و به تعداد N_{imp} از بهترین کشورها، کشورهای امپریالیست را انتخاب کنیم و تعداد N_{col} را کشورهای مستعمره که هر کدام متعلق به یک امپراطوری هستند را در نظر می گیریم. برای تشکیل امپراطوری های اولیه باید مستعمره ها را با توجه به قدرتی که دارند بین امپریالیست ها تقسیم کنیم. تعداد مستعمره های اولیه هر امپراطوری باید متناسب با قدرت امپراطوری باشد و برای این تقسیم هزینه ی نرمالیزه^۴ شده ای طبق رابطه (۶-۳) در نظر گرفته شده است.

$$C_n = c_n - \max_i \{c_i\} \quad (۶-۴)$$

در این جا c_n هزینه n امین امپریالیست و C_n هزینه نرمالیزه شده این امپریالیست می باشد. هزینه همه امپریالیست ها برای محاسبه قدرت هر امپریالیست نیاز است و رابطه (۷-۳) قدرت نرمالیزه هر امپریالیست را نشان می دهد.

$$P_n = \left| \frac{C_n}{\sum_{i=1}^{N_{imp}} C_i} \right| \quad (۷-۴)$$

تعداد کل مستعمره های هر امپراطوری از رابطه (۸-۳) بدست می آید.

^۱Float Point

^۲Cost

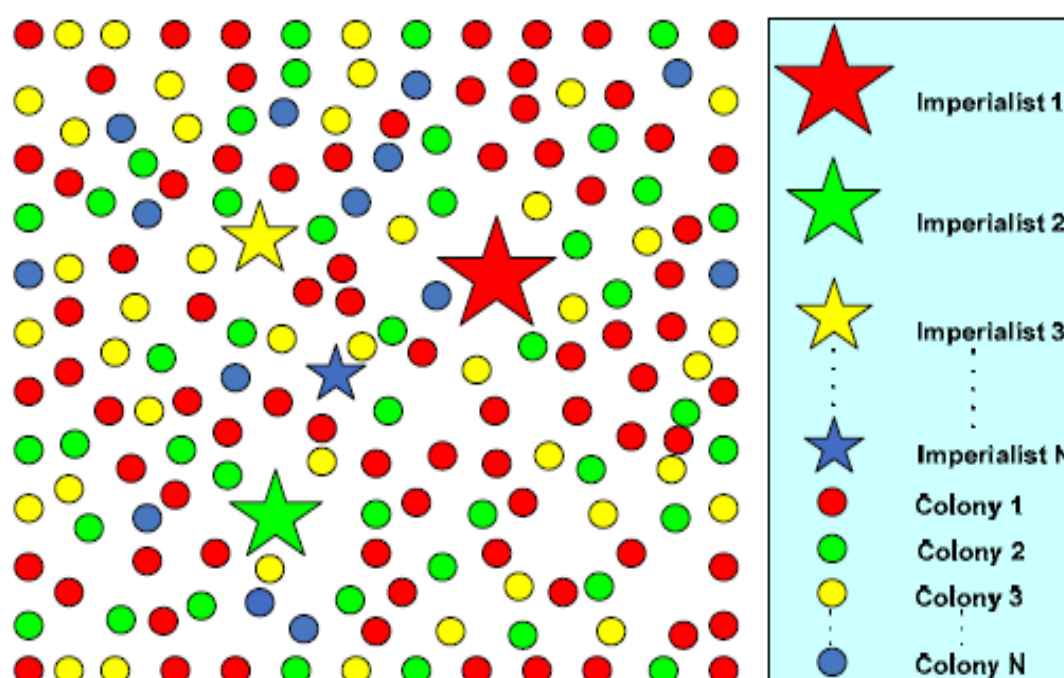
^۳Cost Function

^۴Normalized

$$N.C_n = \text{round}\{P_n.N_{col}\} \quad (۸-۴)$$

در این جا $N.C_n$ تعداد مستعمره‌های n امین امپراطوری و N_{col} تعداد کل مستعمره‌ها که هر امپراطوری با تعداد مستعمره‌هایی از رابطه (۸-۳) بدست آمده به طور تصادفی از بین کل مستعمره‌ها، مستعمره بر می دارد.

شکل (۳-۳) جمعیت اولیه هر امپراطوری را نشان می دهد که با توجه به این شکل امپراطوری بزرگ‌تر تعداد مستعمره‌های بیشتری دارد و این امپراطوری از همه امپراطوری‌ها بهتر است.



شکل ۳-۳. تولید امپراطوری‌های اولیه [۳۲].

علامت ستاره بزرگ‌تر نشان دهنده امپراطوری بزرگ‌تر است و تعداد مستعمره‌های بیشتری نسبت به امپراطوری‌های دیگر دارد.

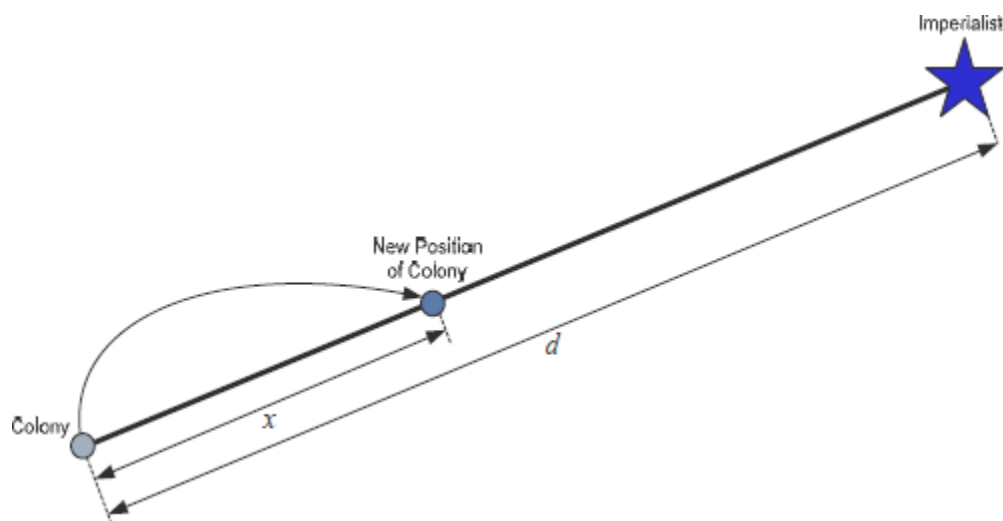
۳-۲-۲ حرکت مستعمره‌ها به سمت امپریالیست

بعد از تشکیل امپراطوری‌ها، مستعمره‌ها به سوی امپریالیست خود حرکت می کنند که این حرکت به صورت ریاضی مدل شده است و در شکل (۴-۳) نشان داده شده است. با توجه به این شکل

حرکت مستعمره‌ها به سمت امپریالیست به اندازه x می باشد و در موقعیت جدید قرار می گیرند و x متغیر تصادفی با توزیع یکنواخت مطابق رابطه می باشد.

$$x \sim U(0, \beta \times d) \quad (9-4)$$

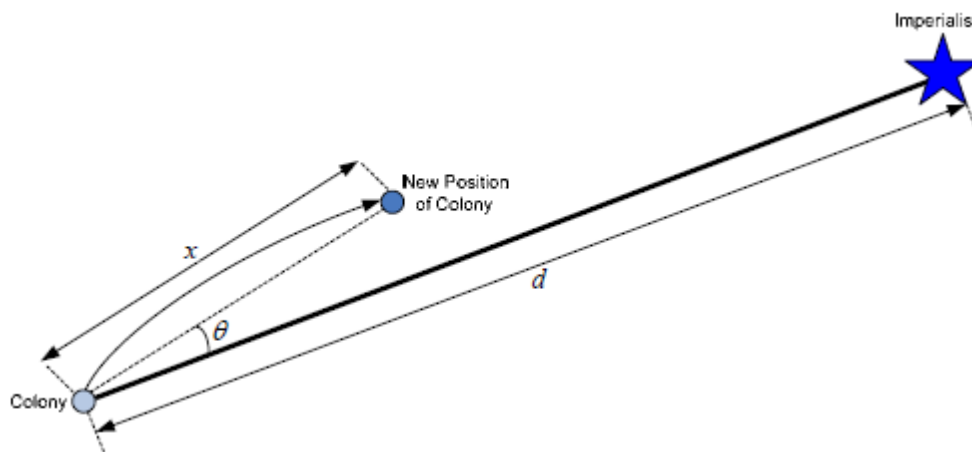
در رابطه (۹-۳) پارامتر β عددی بزرگتر از ۱ و d فاصله بین مستعمره و امپریالیست مربوط به خود می باشد. $\beta > 1$ سبب می شود تا مستعمره‌ها به امپریالیست نزدیک تر شوند.



شکل ۳-۴. حرکت مستعمره‌ها به سمت امپریالیست خود [۳۲].

برای جستجوی نقاط متفاوت در اطراف امپریالیست یک مقدار تصادفی برای انحراف جهت حرکت مستعمره اضافه می شود که در شکل (۳-۵) این انحراف نشان داده شده است که در آن پارامتر θ متغیر تصادفی با توزیع یکنواخت است و رابطه (۳-۱۰) این موضوع را نشان می دهد. در این رابطه پارامتر γ جهت حرکت مستعمره را جهت اصلی خود منحرف می سازد. مقادیر دلخواه هستند ولی برای همگرایی خوب به سمت کمینه کلی بر اساس آزمایش‌های انجام شده مقدار β برابر با ۲ و مقدار γ برابر با $\pi/4$ بر حسب رادیان می باشد [۳۲].

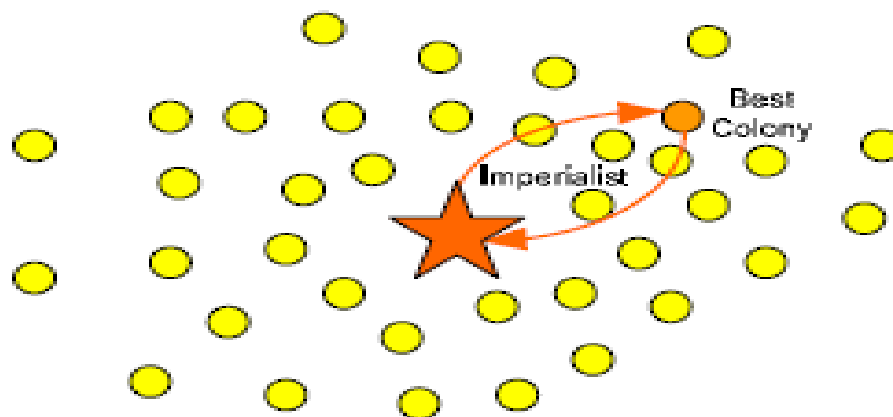
$$\theta \sim U(-\gamma, \gamma) \quad (10-4)$$



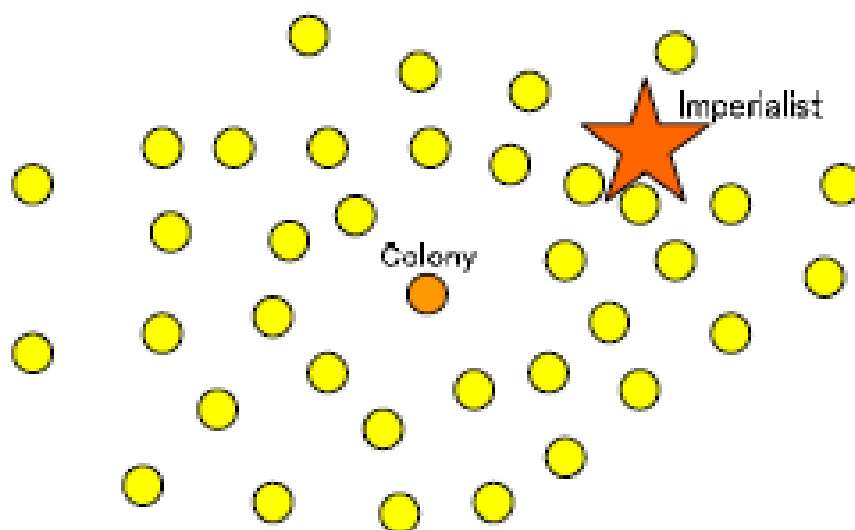
شکل ۳-۵. حرکت مستعمره‌ها به سمت امپریالیست مربوط به خود در یک جهت انحرافی به صورت تصادفی [۳۲].

۳-۲-۳ جابجایی موقعیت مستعمره و امپریالیست

با وجود حرکت مستعمره‌ها به سمت امپریالیست ممکن است یک مستعمره از لحاظ هزینه بهتر از امپریالیست شود و در این حالت جای امپریالیست و مستعمره عوض می‌شود و الگوریتم با امپریالیست جدید شروع به کار می‌کند و مستعمره‌ها شروع به حرکت به سمت امپریالیست جدید می‌کنند. این جابجایی‌ها در شکل‌های (۳-۶) و (۳-۷) نشان داده شده است.



شکل ۳-۶. جابجایی موقعیت مستعمره و امپریالیست [۳۲].



شکل ۳-۷. امپراطوری بعد از تغییر موقعیت مستعمره و امپریالیست [۳۲].

۳-۲-۴ قدرت نهایی یک امپراطوری

قدرت نهایی یک امپراطوری تحت تاثیر امپریالیست و مستعمره‌ها می باشد و این واقعیت در رابطه

(۳-۱۱) نشان داده شده است.

$$T.C._n = \text{Cost}(\text{imperialist}_n) + \xi \text{ mean}\{\text{Cost}(\text{colonies of empire}_n)\} \quad (11-4)$$

در اینجا $T.C._n$ هزینه نهایی n امین امپراطوری و پارامتر ξ عدد مثبت کم‌تر از ۱ می باشد. مقادیر کم این پارامتر سبب می شود که سهم قدرت یک امپراطوری توسط امپریالیست تعیین شود و افزایش مقادیر این پارامتر سبب می شود تا مستعمره هم در قدرت نهایی امپراطوری سهیم باشد. در بیشتر آزمایش‌ها مقدار این پارامتر ۰/۱ است [۳۲].

۳-۲-۵ رقابت استعماری

همه امپراطوری‌ها در تلاش برای تصاحب و کنترل مستعمره‌های امپراطوری‌های دیگر برای افزایش قدرت خود هستند. رقابت استعماری با کاهش مستعمره‌های امپراطوری ضعیف و افزایش قدرت امپراطوری بهتر می باشد. مدل ریاضی این رقابت به این صورت است که بعضی از مستعمره‌های امپراطوری ضعیف را برداشته و یک رقابت استعماری بین همه امپراطوری‌ها برای تصاحب این مستعمره‌ها انجام می دهیم. مدل این رقابت در شکل (۳-۸) نشان داده شده است. در این رقابت هر امپراطوری احتمالی برای تصاحب مستعمره‌ها دارد و هر امپراطوری که قدرت بیشتری دارد احتمال تصاحب بیشتری هم دارد و این‌طور نیست که امپراطوری بهتر همه مستعمره‌ها را تصاحب کند. برای شروع رقابت استعماری باید در ابتدا احتمال تصاحب مستعمره‌ها را برای هر امپراطوری تعیین کنیم. قدرت نرمالیزه شده هر امپراطوری توسط رابطه (۳-۱۲) بدست می آید.

$$N.T.C._n = T.C._n - \max_i \{T.C._i\} \quad (12-4)$$

و $T.C._n$ هزینه نهایی و $N.T.C._n$ هزینه نهایی نرمالیزه شده برای امپراطوری n ام می باشد برای محاسبه احتمال تصاحب هر امپراطوری به هزینه همه امپراطوری‌ها نیاز است. احتمال تصاحب از رابطه بدست می آید.

$$P_{P_n} = \left| \frac{N.T.C._n}{\sum_{i=1}^{N_{imp}} N.T.C._i} \right| \quad (13-4)$$

برای تقسیم مستعمره‌های ذکر شده یک بردار P به صورت رابطه (۱۴-۳) تعریف می‌کنیم.

$$P = [P_{P_1}, P_{P_2}, P_{P_3}, \dots, P_{P_n}] \quad (14-4)$$

سپس بردار دیگری به نام R با همان اندازه بردار P که درآیه‌های این بردار اعداد تصادفی با توزیع یکنواخت می‌باشند و در رابطه (۱۵-۳) این بردار نشان داده شده است.

$$R = [r_1, r_2, r_3, \dots, r_{N_{imp}}] \quad (15-4)$$

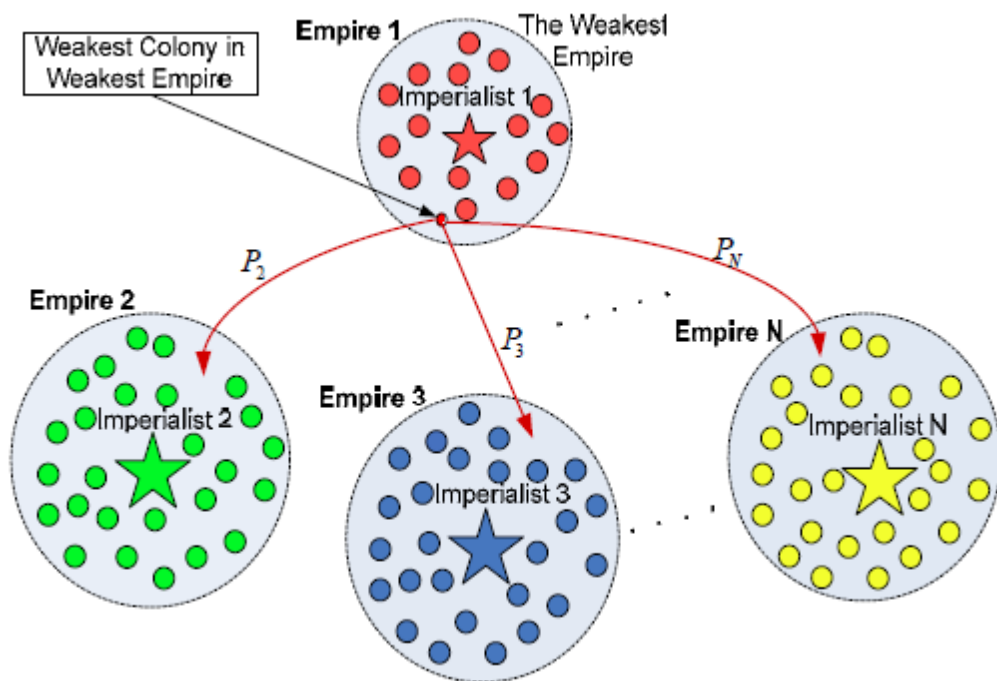
$$r_1, r_2, r_3, \dots, r_{N_{imp}} \sim U(0,1)$$

سپس بردار P را از بردار R تفریق می‌کنیم و برداری به نام D مطابق با رابطه به وجود می‌آید.

$$D = P - R = [D_1, D_2, D_3, \dots, D_{N_{imp}}] \quad (16-4)$$

$$= [P_{P_1} - r_1, P_{P_2} - r_2, \dots, P_{P_{N_{imp}}} - r_{N_{imp}}]$$

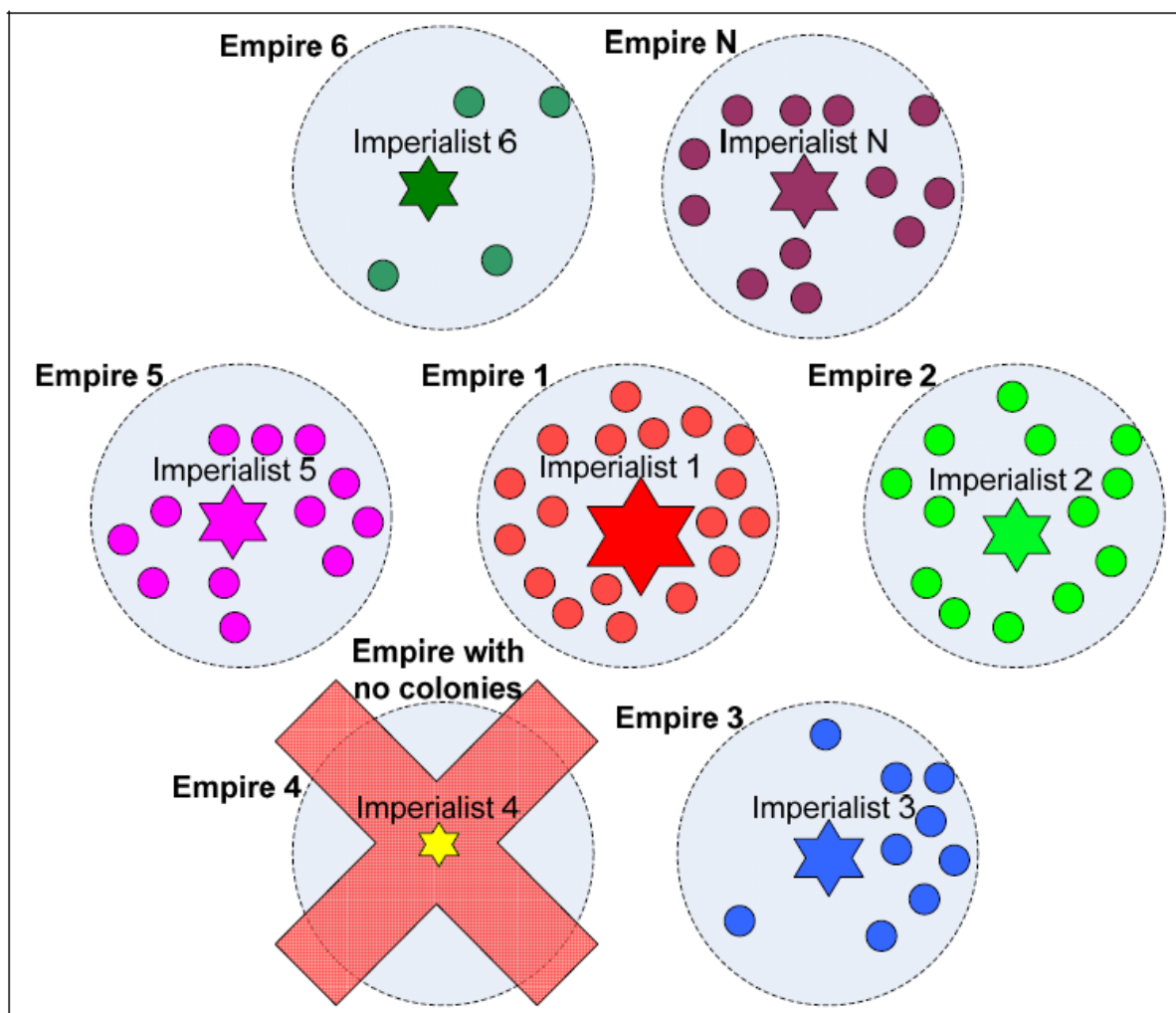
در این بردار اندیس درآیه بیشینه، امپراطوری بهتر برای تصاحب مستعمره‌های ذکر شده را تعیین می‌کند.



شکل ۳-۸. رقابت استعماری [۳۲].

۳-۲-۶ سقوط امپراطوری‌های ضعیف

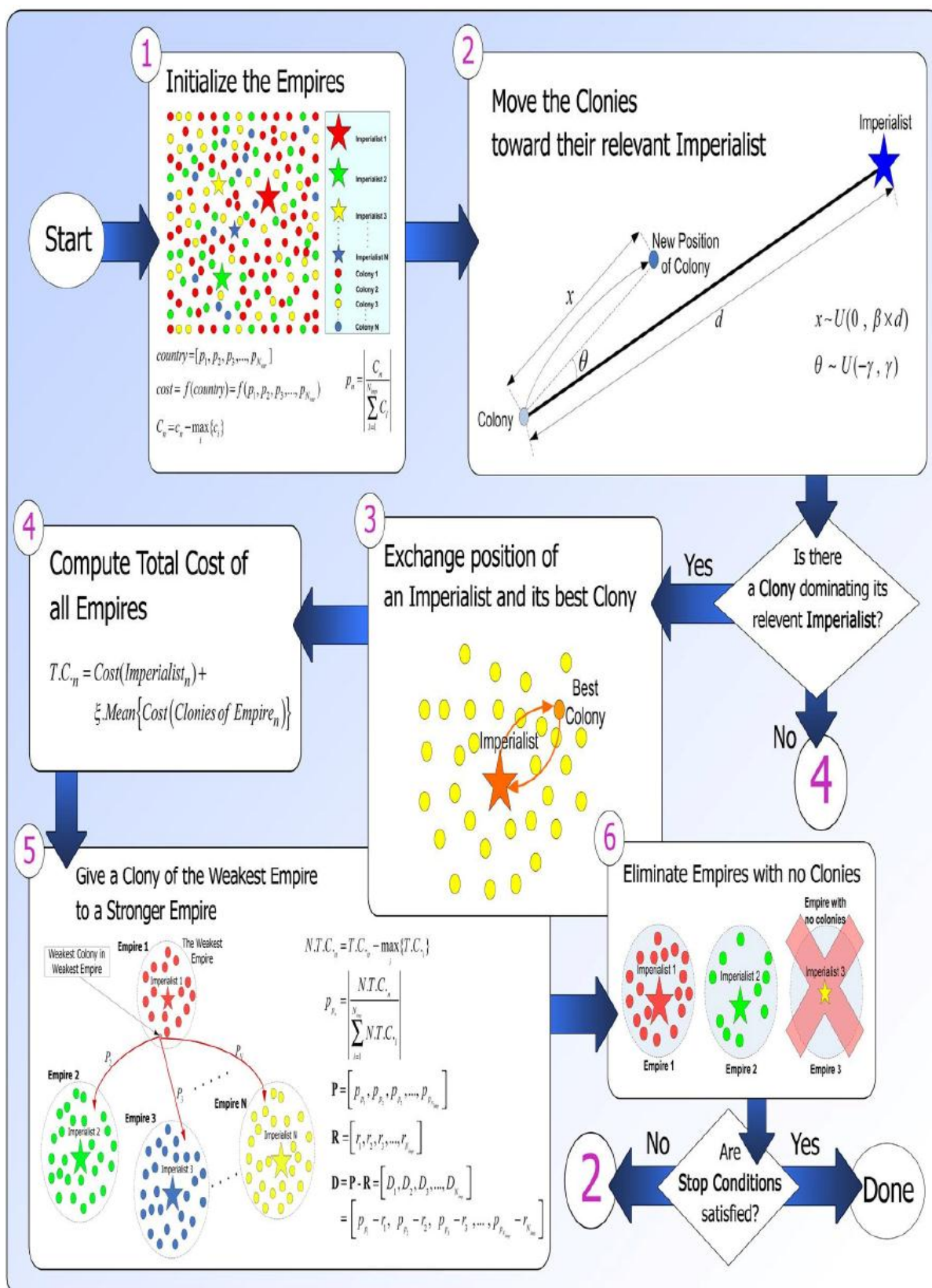
امپراطوری‌های ضعیف در طول رقابت استعماری حذف می‌شوند و مستعمره‌های خود را به امپراطوری‌های قوی‌تر می‌دهند. مکانیسم این حذف به این صورت است که هر امپراطوری که همه مستعمره‌هایش از دست رفته و مستعمره‌ای ندارد، باید حذف شود و این واقعیت در شکل (۳-۹) نشان داده شده است. با توجه به این شکل امپراطوری چهارم که مستعمره‌ای ندارد حذف می‌شود [۳۲].



شکل ۳-۹. سقوط امپراطوری ضعیف [۳۲].

۷-۲-۳ همگرایی

بعد از این که همه امپراطوری‌ها مستعمره‌های خود را به امپراطور بهتر دادند و خودشان حذف شدند یک امپراطوری واحد برجا می ماند که این امپراطوری و مستعمره‌هایش همگی در موقعیت یکسان و هزینه برابر قرار می گیرند. در این حالت همه کشورها هم امپریالیست و هم مستعمره هستند و در این جا است شرط توقف الگوریتم تحقق پیدا می کند و الگوریتم متوقف می شود. شمای کلی این الگوریتم در شکل (۳-۱۰) نمایش داده شده است [۳۲].



شکل ۳-۱۰. شمای کلی الگوریتم رقابت استعماری [۳۲].

فصل چهارم:

پیش پردازش و استخراج ویژگی

فصل چهارم:

۴ مقدمه

مرحله پیش پردازش یکی از مهم‌ترین و اساسی‌ترین مرحله‌ها برای کار با تصاویر دیجیتال می باشد و کاربرد وسیعی در این حوزه دارد. اغلب تصاویری که از رگ انگشت تهیه می شوند دارای کیفیت پایین و حاوی نویز هستند و دلیل آن استفاده از تکنیک‌های حاصل از تصویر برداری با استفاده از سنسور می باشد. با توجه به مطالب گفته شده برای بهبود این تصاویر باید از روش‌های بهبود^۱ تصاویر استفاده کنیم. هدف از پیش پردازش، اهمیت آن برای استخراج ویژگی بهتر و هم-چنین نرخ تشخیص بالای این تصاویر می باشد.

برای پیش پردازش باید یک سری از مرحله‌ها انجام شود که هر کدام از این مرحله‌ها روش‌هایی برای انجام این کار دارند.

۴-۱ مرحله پیش پردازش

۴-۱-۱ پردازش سطح خاکستری^۲ تصویر

تصاویر رگ انگشتی که توسط دوربین‌ها تهیه می شوند تصاویر رنگی RGB می باشند که این تصاویر دارای حجم بالا هستند و شامل سه ماتریس رنگ قرمز، سبز و آبی می باشد. برای کاهش پیچیدگی محاسباتی این تصاویر توسط رابطه (۴-۱) به تصاویر مقیاس سطح خاکستری تبدیل می شوند و حجم بیت برای هر پیکسل را هشت بیت در نظر می گیریم .

$$Y = 0.2989 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B \quad (1-5)$$

^۱ Enhancement

^۲ Gray Level

G,R و B به ترتیب مقادیر دهنده اجزای رنگی قرمز، سبز و آبی هستند.

تصاویر سطح خاکستری را به کلاس اعداد صحیح بدون علامت هشت بیتی^۱ تبدیل می کنیم. در این حالت هر پیکسل ما هشت بیتی است پس ۲۵۶ سطح رنگ داریم و هر پیکسل شدت روشنایی را به ما نشان می دهد [۱۴].

۴-۱-۲ استخراج ناحیه مورد علاقه^۲

تصاویر بدست آمده از رگ های انگشت دارای یک پس زمینه^۳ ناخواسته و دارای اطلاعات کم می باشند که ممکن است در فرآیند تشخیص مداخله کند. این پیش زمینه در محاسبات ما باعث پیچیدگی محاسباتی می شود و پردازش آن برای ما حاصلی جز حجم محاسبات بالا ندارد. برای رفع مشکل حذف پیش زمینه، ما باید ناحیه مورد علاقه را که همان پروفایل^۴ انگشت می باشد از تصویر جدا کنیم. ناحیه مورد نظر به اختصار ROI نوشته می شود. برای جداسازی انگشت از پس زمینه ابتدا باید از الگوریتم های لبه یابی مانند سوبل استفاده کنیم. بعد از لبه یابی برای تصاویری که انگشت در آن ها افقی است دو خط یکی بالای انگشت و دیگری خط پایین انگشت بدست می آید. با پیدا نمودن بیشینه و کمینه عرض تصویر توسط این دو خط، عرض تصویر را انتخاب می کنیم. طول تصویر می توانند طول کامل انگشت باشد اگر ابتدا و انتهای انگشت کیفیت خوبی داشته باشند، ولی اگر کیفیت خوب نباشد می توان چند درصد از ابتدا و انتهای انگشت را در نظر نگیریم و از این جاها تصویر را می بریم.

[۳۳]، یکی از روش های ROI تصویر بر اساس مفصل بند انتهایی انگشت است که می تواند معیاری

^۱ Unsigned Integer 8Bit

^۲ Region Of Interested

^۳ Background

^۴ Profile

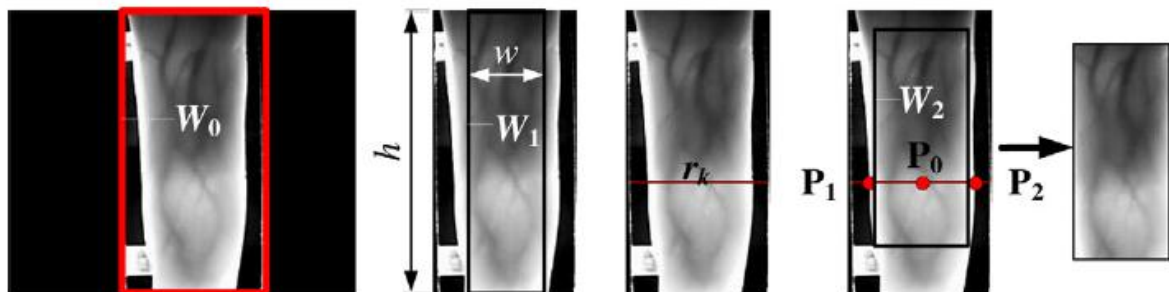
برای تعیین محل بند انتهایی انگشت و اندازه تصویر باشد. در شکل (۴-۱) این مرحله‌ها نشان داده شده است و اساس این روش به این صورت است که ابتدا یک پنجره یکسان با ابعاد پنجره تصویر برداری انتخاب می‌کنیم که در شکل با W_0 مشخص است. سپس یک پنجره کوچک‌تری از W_0 به نام W_1 انتخاب می‌کنیم که اثرهای پیش زمینه را کاهش دهد. در مرحله بعد مقادیر در هر ردیف تصویر W_1 را با هم طبق رابطه (۴-۲) جمع می‌کنیم.

$$\phi_i = \sum_{j=1}^w I(i, j), i = 1, 2, \dots, h \quad (2-5)$$

در این رابطه h و w به ترتیب تعداد سطرها و ستون‌ها و ϕ_i مقدار در هر سطر تصویر می‌باشند. در مرحله بعد بیشینه جمع ردیف‌ها را طبق رابطه (۴-۳) به دست می‌آوریم.

$$r_k = \max_{i \in [1, 2, \dots, h]} (\phi_i) \quad (3-5)$$

خط r_k روی شکل مشخص است و این خط بیان‌کننده این واقعیت است که در این خط بیش‌ترین نور را دارد و همان محل مفصل انگشت می‌باشد. نقاط P_1 و P_2 نقاط مرزی و P_0 نقطه وسط این دو نقطه است و به این صورت در نهایت به شکلی می‌رسیم که در آن پیش زمینه وجود ندارد و همه اطلاعات تصویر به وجود آمده مفید می‌باشند.



شکل ۴-۱. نحوه ROI [۳۳].

۴-۱-۳ نرمال سازی اندازه

اندازه ناحیه مورد نظر از یک تصویر به تصویر دیگر به دلیل اندازه متفاوت انگشت و تغییرهای محیطی متفاوت است. در این حالت ما باید همه تصاویر را به یک اندازه تبدیل کنیم تا استخراج ویژگی بهتری بدست آوریم به این منظور لازم است ناحیه مورد نظر نرمالیزه شود. برای نرمال سازی اندازه می توان از روش های درونیابی نزدیک ترین همسایه^۱، دوخطی^۲ و دو مکعبی^۳ استفاده کنیم و تصویر را به یک اندازه قابل قبولی نرمال کنیم که تصویر زیاد شطرنجی نشود. این مرحله هم مانند مرحله های قبل در کاهش پیچیدگی محاسباتی سهم به سزایی دارد کار را برای مرحله های بعد راحت تر می کند.

۴-۱-۴ بهبود تصویر

همان طور که گفته شد تصاویر رگ انگشت دارای کیفیت پایین و حاوی نویز هستند و به روش های بهبود تصویر نیاز دارند. این روش ها نویز را حذف می کنند و بعضی دیگر کیفیت تصویر را با افزایش تباين^۴ تصویر بهبود می دهند. یکی از این روش ها [۳۴]، از الگوریتم STRESS استفاده کرده و نتیجه های خوبی بدست آورده است که نه تنها تصویر را بهبود داده است بلکه سایه های نا منظم^۵ در تصویر را نیز بالانس یا میزان کرده است. یکی دیگر از کارهای انجام شده که بسیار ساده و قوی است روش نرمال سازی وانگ و لیدهام^۶ است. در این روش از میانگین رابطه (۴-۲) و از واریانس رابطه (۴-۳) بدست آمده از تصویر و توسط رابطه (۴-۴) برای بهبود تصویر استفاده کرده است.

^۱ Nearest Neighbour Interpolation

^۲ Bilinear

^۳ bicubic

^۴ Contrast

^۵ Irregular shading

^۶ Wang & Leedham

$$\mu = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} I(x, y) \quad (۴-۵)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (I(x, y) - \mu)^2 \quad (۵-۵)$$

$$I'(x, y) = \begin{cases} \mu_d + \sqrt{\frac{\sigma_d^2 \cdot (I(x, y) - \mu)^2}{\sigma^2}}, & I(x, y) > \mu \\ \mu_d - \sqrt{\frac{\sigma_d^2 \cdot (I(x, y) - \mu)^2}{\sigma^2}}, & otherwise \end{cases} \quad (۶-۵)$$

در این رابطه‌ها $I(x, y)$ تصویر اصلی و $I'(x, y)$ تصویر نرمالیزه شده و بهبود داده شده و M و N به ترتیب سطر و ستون تصویر می باشند و μ_d و σ_d^2 به ترتیب میانگین و واریانس مطلوب می باشند. این روش کنتراست را با نرمال سازی مقادیر خاکستری تصویر بسط یا کش^۱ می دهد ولی قادر به خنثی سازی سایه‌های نامنظم نیست [۳۵]. یکی دیگر از روش‌های بهبود تصویر، استفاده از روش تعدیل هیستوگرام تطبیقی با کنتراست محدود^۲ یا CLAHE که در [۳۶]، استفاده شده است، می باشد. این روش برخلاف هیستوگرام که بر روی کل تصویر اعمال می شود بر روی ناحیه-های کوچکتری از تصویر به نام تایل^۳ با استفاده از مشخصات هیستوگرام مربوط به هر کدام اعمال می شود. سپس تایل‌های همسایه با استفاده از روش درون‌یابی دو خطی ترکیب می شوند تا مرز-های ساختگی حذف شوند. کنتراست، به خصوص در نواحی با شدت همگن می تواند محدود شود تا نویز تشدید نشود [۳۷].

در [۳۸]، از فیلتر گابور دایره‌ای^۴ برای بهبود کیفیت تصویر استفاده شده است. در [۳۹]، نحوه خنثی سازی تصویر بلر^۵ شده را شرح داده است و همچنین حذف پارامترهای پراکندگی پوست را نیز به کار برده است.

^۱ Stretch

^۲ Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization

^۳ tile

^۴ Circular Gabor Filter

^۵ blur

فیلتر گابور دایره‌ای در سال ۱۹۴۶ توسط آقای گابور پیشنهاد شده است و هم در حوزه مکان و هم فرکانس کاربرد دارد. این فیلتر به دلیل خاصیت‌های که دارد مناسب برای استخراج ویژگی در کاربردهای بینایی ماشین می باشد. از این فیلتر علاوه بر استخراج ویژگی برای بهبود تصویر هم استفاده می کنند [۳۸]. در رابطه (۷-۴) فرمول ریاضی فیلتر گابور نشان داده شده است.

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right] \cdot \exp\left(j2\pi f_c (\sqrt{x^2 + y^2})\right) \quad (7-5)$$

مطابق این فرمول فیلتر گابور از دو قسمت گوسی و یک صفحه مختلط تشکیل شده است. این صفحه مختلط طبق رابطه اوایلر از دو قسمت موهومی و حقیقی که قسمت موهومی سینوسی است و قسمت حقیقی کسینوسی است تشکیل شده است. قسمت کسینوسی، فیلتر گابور دایره‌ای زوج متقارن و مناسب برای جستجوی برآمدگی و شیارهای موجود در تصویر می باشد و قسمت سینوسی، فیلتر گابور دایره‌ای فرد متقارن و مناسب برای جستجوی لبه در تصویر مناسب است.

در رابطه f_c فرکانس مرکزی فیلتر و σ واریانس تابع گوسی است و $j = \sqrt{-1}$ نشان دهنده عدد مختلط است. به منظور انجام فیلتر گیری مناسب پارامترهای f_c و σ باید مشخص شوند. فرمول ریاضی بین این دو پارامتر در رابطه (۸-۴) نشان داده شده است.

$$\sigma f_c = \frac{1}{\pi} \sqrt{\frac{\ln 2}{2} \cdot \frac{2^{\Delta f} + 1}{2^{\Delta f} - 1}} \quad (8-5)$$

در این رابطه $\Delta f \in [0.5, 2.5]$ و پهنای باند در حالت اکتاو می باشد. با محاسبه این پارامترها و تشکیل فیلتر گابور این فیلتر را در تصویر مورد نظر کانولوشن می کنیم سپس تصویر بهبود داده شده بدست می آید [۳۸].

همان‌طور که گفته شد یکی دیگر از مشکلات پیش‌روی تصاویر رگ‌های انگشت و دست وجود نویز در آن‌ها است که به علت تکنیک‌های تصویر برداری با استفاده از سنسورها و شرایط محیطی به

وجود می آیند. این نویزها سبب از دست رفتن بعضی از اطلاعات مفید می شوند. برای حل این مشکل روش‌هایی به کار رفته است. فیلتر وفقی واینر^۱ یکی از موثرترین فیلترها برای حذف نویز با توان ثابت بر اساس تخمین آماری همسایگی محلی هر پیکسل برای تصویرهای مقیاس سطح خاکستری می باشد. این فیلتر در مقایسه با فیلترهای دیگر این فیلتر لبه‌ها را بهتر حفظ می کند و همچنین از تیرگی و مات شدگی تصویر هم جلوگیری می کند. این فیلتر مناسب برای حذف نویز گوسی می باشد [40].

۴-۲ استخراج ویژگی

بعد از پایان مرحله پیش پردازش نوبت به مرحله استخراج ویژگی می رسد. استخراج ویژگی شامل نمایش تصویر به یک مجموعه‌ای از ویژگی‌های عددی است به منظور حذف داده‌های اضافی و کاهش ویژگی و انتخاب ویژگی‌های مفید و قابل تفکیک می باشد.

برای استخراج ویژگی در این پایان‌نامه از تبدیل رادون^۲ استفاده شده است.

۴-۲-۱ تبدیل رادون

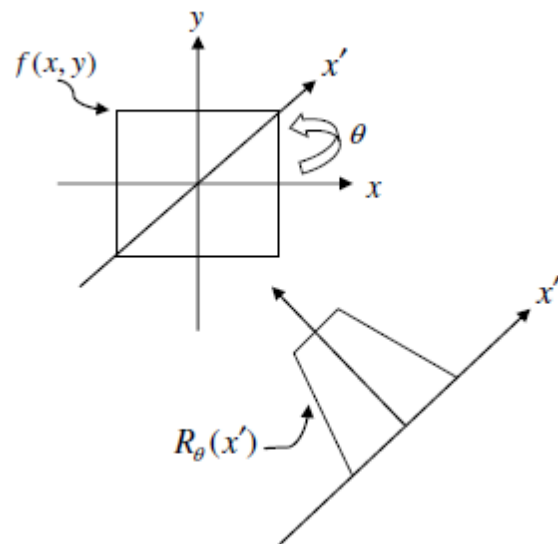
تبدیل رادون برای اولین بار توسط آقای رادون به صورت ریاضی فرمول‌بندی شده است. در ریاضیات تبدیل رادون نگاشت یک تابع دوبعدی مانند $f(x, y)$ به یک مجموعه انتگرال خط در جهت‌های متفاوت می باشد. تبدیل رادون تابع $f(x, y)$ در ریاضی به صورت $R_\theta(x')$ نشان داده می شود و به صورت انتگرال‌های خط در میان یک خط شیب‌دار در یک زاویه θ از محور x با یک فاصله از مبدا مختصات تعریف می شود. این بیان در شکل (۴-۲) نشان داده شده است. تابع $f(x, y)$ یک تابع دو بعدی است که همان تصویر می باشد و تبدیل رادون این تابع به صورت فرمول ریاضی در رابطه (۴-۹) نشان داده شده است.

^۱ Adaptive Wiener Filter

^۲ Radon Transform

$$R\{f(x,y)\} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x,y) \delta(x' - x\cos\theta - y\sin\theta) dx dy = R_\theta(x') \quad (9-5)$$

در این رابطه $f(x,y)$ تصویر مورد نظر و $\delta(\cdot)$ تابع دلتای دیراک^۱ است و θ در بازه $[0, \pi]$ و x' در بازه $[-\infty, +\infty]$ قرار دارند. فرمول تابع دلتای دیراک $\delta(x) = \begin{cases} 1, x = 0 \\ 0, \text{others} \end{cases}$ به این صورت است.



شکل ۴-۲. هندسه تبدیل رادون.

با تغییر متغیر موجود در رابطه (۴-۱۰) و با کمی عملیات ریاضی روی آن می توان فرمول ریاضی رابطه (۴-۹) را به صورت دیگری که در رابطه (۴-۱۱) نشان داده شده است نوشت.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \text{ یا } \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} \quad (10-5)$$

$$R_\theta(x') = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x'\cos\theta - y'\sin\theta, x'\sin\theta + y'\cos\theta) dy' \quad (11-5)$$

تبدیل رادون دارای یک سری از خاصیت‌های هندسی است که این خاصیت‌ها انتقال^۲، چرخش^۳ و

^۱ Dirac Delta Function

^۲ Translation

^۳ Rotation

مقیاسگذاری^۱ می باشند. اگر تصویری که می خواهیم تبدیل رادون از آن بگیریم توسط زاویه φ که متعلق به بازه $[0, 2\pi]$ می باشد چرخش داشته باشد تاثیرش فقط بر روی زاویه θ مطابق با رابطه (۴-۱۲) است.

$$R\{f_{\varphi}(x, y)\} = R_{\theta+\varphi}(x') \quad (۴-۱۲)$$

حال اگر تصویر توسط یک عدد مقیاس گذاری شود تاثیرش بر روی تبدیل رادون مطابق رابطه (۴-۱۳) است.

$$R\left\{f\left(\frac{x}{\gamma}, \frac{y}{\gamma}\right)\right\} = R_{\theta}^s = \gamma R_{\theta}\left(\frac{x'}{\gamma}\right) \quad (۴-۱۳)$$

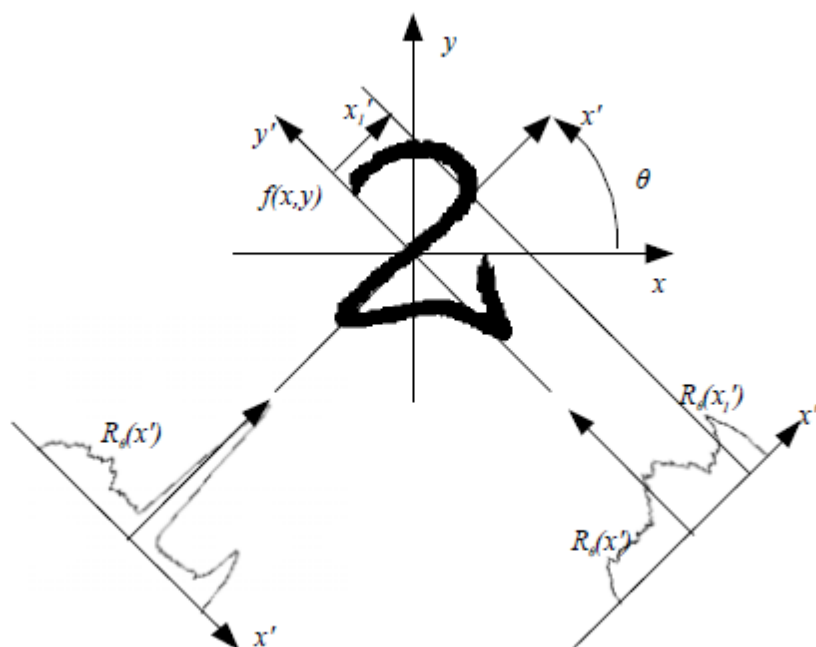
خاصیت دیگر تبدیل رادون انتقال است که اگر تصویر در حوزه مکان شیفت داده شود تاثیرش بر تبدیل رادون به صورت رابطه (۴-۱۴) می باشد.

$$R\{f(x - x'_x, y - y'_y)\} = R_{\theta}\left[x' - (x'_x \cos\theta + y'_y \sin\theta)\right] = R_{\theta}(x' - x'_{\theta}) \quad (۴-۱۴)$$

در رابطه (۴-۱۴) پارامتر $x'_{\theta} = x'_x \cos\theta + y'_y \sin\theta$ به این صورت می باشد. باتوجه به خاصیت-های ذکر شده این نتیجه حاصل می شود که تبدیل رادون به این خاصیتها حساس می باشد [۱۰].

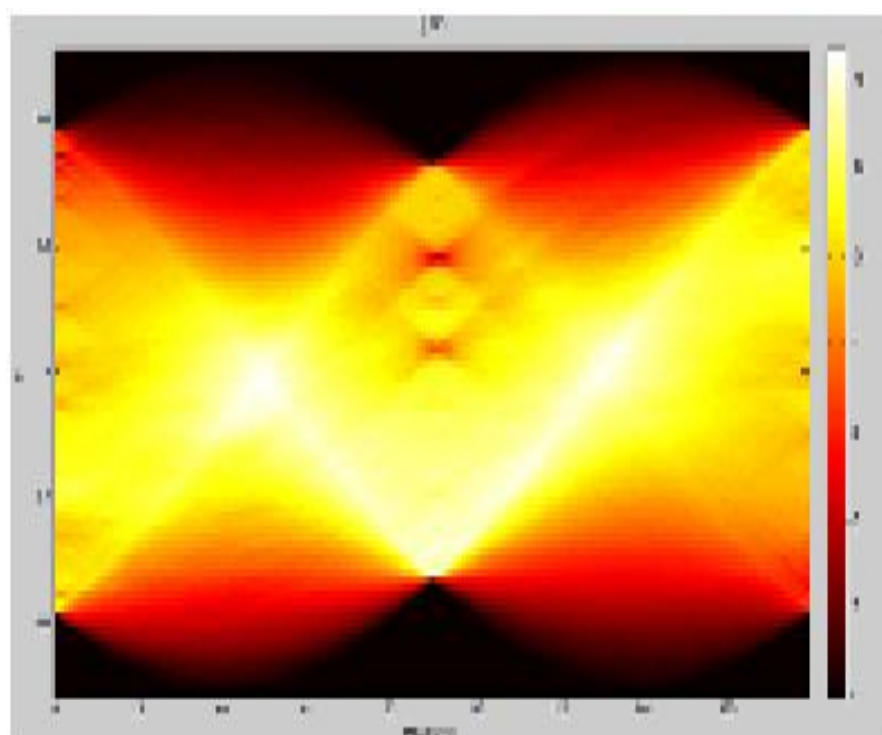
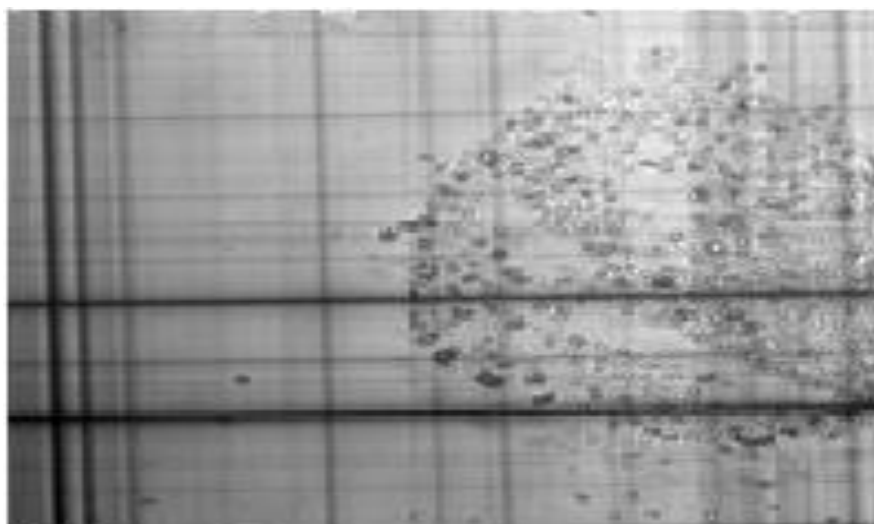
در تبدیل رادون یک تصویر هر خط موجود در تصویر یک نقطه پیک طبق پارامترهای خط دارد و از این رو از تبدیل رادون برای جستجوی خط در حوزه پردازش تصویر در بسیاری از کاربردها استفاده می شود. شکل (۴-۳) نمای بهتری از محاسبه تبدیل رادون را برای تصویر یک دست نوشته نشان می دهد.

^۱ Scaling

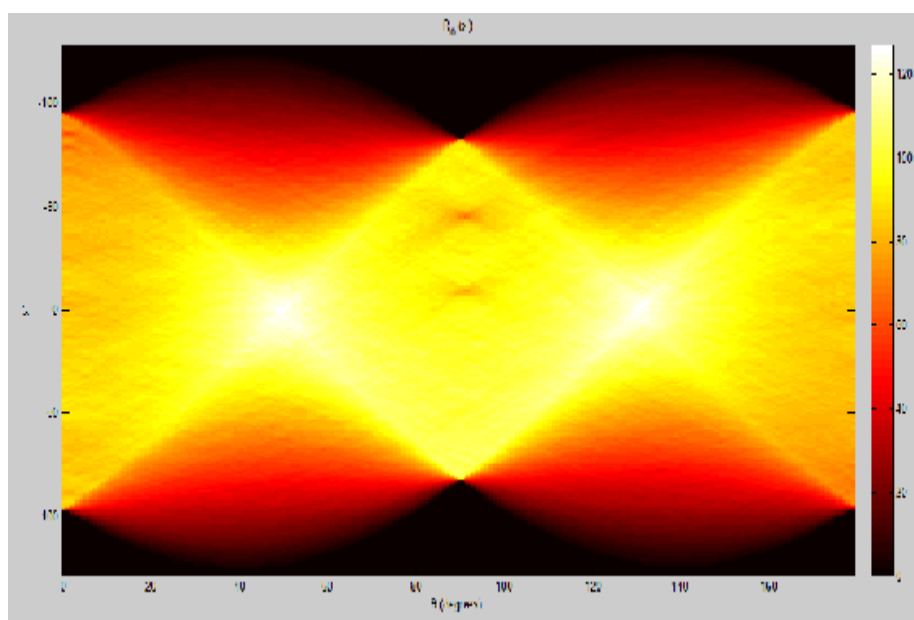
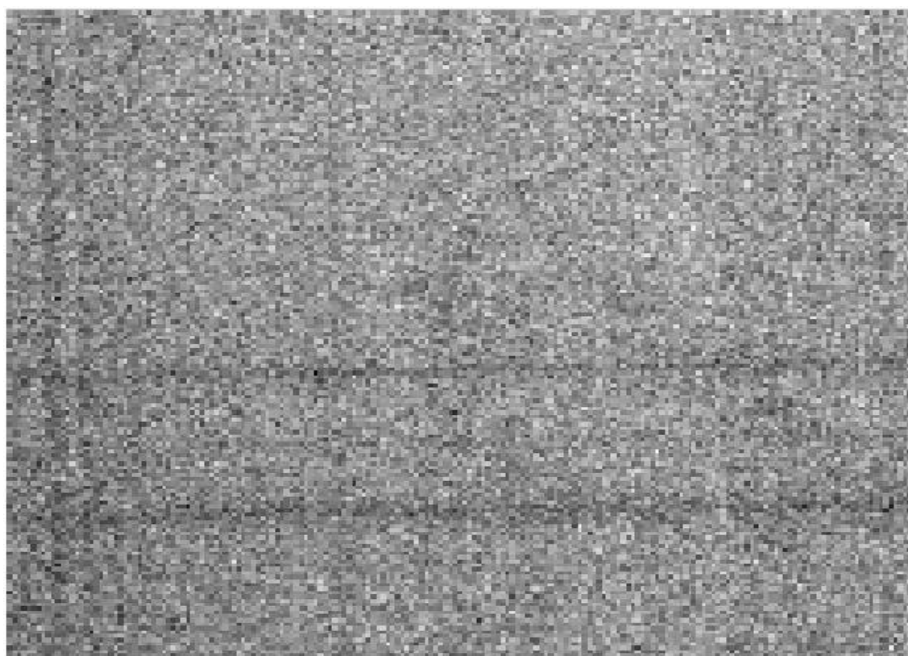


شکل ۴-۳. نحوه کار تبدیل رادون [۴۱].

یکی دیگر از خاصیت‌های جالب تبدیل رادون جستجوی خط‌های موجود در تصویر در حالی که تصویر آلوده به نویز است. این خاصیت این موضوع را بیان می‌کند که تبدیل رادون ابزاری قوی برای جستجوی خط می‌باشد [41]. شکل‌های (۴-۴) و (۴-۵) بیانگر این موضوع می‌باشند.



شکل ۴-۴. تصویر اصلی در بالا از تصویرهای نمونه نرم افزار متلب و تبدیل رادون آن در پایین



شکل ۴-۵. تصویر نویزی در بالا و تبدیل رادون آن در پایین

در شکل تصویری با تبدیل رادون نشان داده شده است که در تصویر تبدیل رادون یک سری نقاط تیره وجود دارد این نقاط همان خط‌های موجود در تصویر اصلی هستند. حال تصویر اصلی را به نویز گوسی با میانگین ۱۲۰۰ و واریانس ۹۰۰ آلوده کردیم. این تصویر نویزی و تبدیل رادون آن در شکل نمایش داده شده‌اند. همان‌طور که می‌بینیم همان نقاط تیره نیز در تصویر تبدیل رادون،

تصویر نویزی دیده می شود و این بیان گر این است که تبدیل رادون در تصاویر نویزی هم می تواند خط‌های موجود در تصویر را پیدا کند.

۴-۲-۲ شکل شناسی

در [۴۲]، از عملیات شکل شناسی^۱ برای استخراج ویژگی الگوهای رگ استفاده کرده است. عملیات اساسی شکل شناسی عبارت‌اند از انبساط^۲، ساییدگی^۳، باز^۴ و بستن^۵. این عملیات اساسی هر کدام دارای کاربردهای متفاوتی هستند.

۴-۲-۲-۱ انبساط

انبساط عملیاتی است که شی‌های موجود در تصویر را ضخیم‌تر می کند. ضخیم شدن توسط شکلی به نام عنصر سازنده کنترل می شود. عنصر سازنده را می توان با ماتریسی از صفرها و یک-ها یا به صورت مجموعه‌ای از پیکسل‌های با مقدار یک نشان داد. فرمول ریاضی انبساط تصویر دودویی $A^{\wedge}$ با عنصر سازنده B در رابطه (۴-۱۵) نشان داده شده است .

$$A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \quad (۱۵-۵)$$

در این رابطه $\emptyset$ مجموعه تهی و B عنصر سازنده می باشند. انبساط A و B در واقع مجموعه‌ای شامل تمام مکان‌های مبدأ عنصر سازنده است که B ابتدا انعکاس یافته و انتقال یافته، حداقل در یک عنصر از A هم‌پوشانی می کنند. در ضمن مبدا عنصر سازنده طبق رابطه بدست می آید [۳۷].

$$center\ B = floor((size(B) + 1)/2) \quad (۱۶-۵)$$

^۱ Morphology

^۲ Dilation

^۳ Erosion

^۴ Opening

^۵ Closing

^۶ Binary

عملکرد عنصر سازنده در انبساط شبیه به عملکرد پیچش مکانی است.

۴-۲-۲-۲ ساییدگی

ساییدگی شی‌های موجود در تصویر را کوتاه یا نازک می‌کند. مانند روش انبساط نازک‌سازی با استفاده از یک عنصر سازنده کنترل می‌شود. فرمول ریاضی ساییدگی در رابطه (۴-۱۷) نشان داده شده است.

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \cap A^c\} \quad (۴-۱۷)$$

با توجه به این رابطه، ساییدگی A توسط B مجموعه‌ای از تمام مکان‌های مبدأ عنصر سازنده است که هیچ بخشی از B با پس‌زمینه A هم‌پوشانی ندارد [۳۷].

۴-۲-۲-۳ باز کردن و بستن

ترکیب عملیات انبساط و ساییدگی با هم‌دیگر عملیات باز و بسته کردن شکل‌شناسی را به وجود می‌آورد. فرمول عملیات باز کردن در رابطه (۴-۱۸) نشان داده شده است.

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (۴-۱۸)$$

در این رابطه در ابتدا تصویر A توسط عنصر سازنده B ساییده شده و سپس انبساط توسط همان عنصر سازنده انجام می‌گیرد. در باز کردن ناحیه‌هایی از شی مه نمی‌توانند شامل عنصر سازنده باشند را به طور کامل حذف می‌کند، منحنی‌های موجود در شی را هموار و اتصال‌های نازک را می‌شکند و برجستگی‌های نازک را حذف می‌سازد.

فرمول ریاضی عملیات بستن در رابطه (۴-۱۹) نشان داده شده است.

$$A \blacksquare B = (A \oplus B) \ominus B \quad (۴-۱۹)$$

عملیات بستن با توجه به رابطه (۴-۱۹)، ابتدا عمل انبساط و سپس عمل ساییدگی را انجام می‌دهد.

دهد. بستن همانند باز کردن منحنی‌های موجود در شی را هموار می‌سازد. برخلاف باز کردن، عمل بستن شکستگی‌های باریک را به هم متصل می‌کند و شکاف‌های باریک و سوراخ‌های کوچک‌تر از عنصر سازنده را پر می‌کند. یکی دیگر از عملیات شکل‌شناسی، که از ترکیب عملیات اساسی شکل‌شناسی گفته شده به وجود می‌آید، عمل اسکلت‌سازی^۱ است.

اسکلت‌سازی یک تصویر با استفاده از ترکیب عملیات ساییدگی و باز کردن به دست می‌آید و فرمول‌های محاسبه آن در رابطه‌های (۴-۲۰، ۲۲، ۲۳) نشان داده شده است.

$$S(A) = \bigcup_{k=0}^K S_k(A) \quad (20-5)$$

$$S_k(A) = (A \ominus kB) - (A \ominus kB) \circ B \quad (21-5)$$

$$(A \ominus kB) = (\dots (A \ominus B) \ominus B) \dots \ominus B \quad (22-5)$$

$$K = \max(k | (A \ominus kB) \neq \emptyset) \quad (23-5)$$

عملیات شکل‌شناسی دیگری با ترکیب این چهار عمل به دست می‌آید که از بحث ما خارج است، و عملیات شکل‌شناسی مورد استفاده ما همین چند عمل می‌باشند که شرح داده شدند [43].

^۱ Skeleton

فصل پنجم :

روش پیشنهادی

فصل پنجم

۵ مقدمه

در این پایان نامه از روش پیشنهاد داده شده در این فصل برای تشخیص رگ‌های انگشت استفاده شده است. برای تشخیص رگ‌های انگشت به یک پایگاه داده نیاز است که از دو پایگاه داده PKU و پایگاه داده USH-FVP استفاده نموده‌ایم. پایگاه داده PKU از ۲۰۰ کلاس یا فرد که هر فرد شامل ۸ عکس از انگشت اشاره دست راست و پایگاه داده از ۸۵ نفر که هر فرد شامل ۱۰ عکس از ۴ انگشت دست راست به جزء انگشت شست تشکیل شده‌اند. از پایگاه داده USH-FVP تنها از ۲۵ نفر که هر کدام شامل ۱۰ تصویر انگشت از انگشت اشاره دست راست می باشند و از پایگاه داده PKU از ۱۹۴ نفر استفاده کرده‌ایم.

برای فرآیند تشخیص افراد از روی رگ انگشت آن‌ها نیاز به یک سری مراحل است، یکی از این مراحل تهیه پایگاه داده‌ای است که بتوان بر روی آن پردازش انجام داد که به این مرحله اشاره شده است. مرحله دیگر، انجام عمل پیش پردازش بر روی این تصاویر با استفاده از الگوریتم‌های پردازش تصویر تا اینکه تصاویر از لحاظ کیفیت، حذف نویز و نرمال سازی اندازه‌ها (که باید همه تصویرها یک اندازه باشند) بهبود پیدا کنند، می باشد.

مرحله بعد از پیش پردازش، مرحله استخراج ویژگی است که در این مرحله از روش‌های استخراج ویژگی برای استخراج الگوی رگ‌ها و اعمال تبدیل رادون روی آن‌ها استفاده کرده‌ایم.

بعد از این که استخراج ویژگی انجام شد در نهایت باید کلاسه بندی کنیم که وظیفه کلاسه بندی هم توسط شبکه عصبی انجام می شود.

شکل (۵-۱) بلوک دیاگرام کلی سیستم تشخیص رگ انگشت را نشان می دهد.



شکل ۵-۱. بلوک دیاگرام کلی سیستم تشخیص رگ انگشت

مرحله تهیه تصاویر رگ انگشت در فصل دوم مورد بحث قرار گرفت.

۵-۱ پیش پردازش

مرحله پیش پردازش یکی از اساسی ترین مراحل است، زیرا تصویرهای تهیه شده دارای کیفیت پایین و حاوی نویز می باشند و رگ ها در این تصویرها به خوبی مشخص نمی شوند. در این مرحله باید از روش های بهبود تباین و حذف نویز استفاده کنیم. با استفاده از فیلتر میانه که فیلتر خوبی برای حذف نویز است نویز را حذف کردیم. ابعاد پنجره این فیلتر 5×5 می باشد.

بعد از اعمال فیلتر میانه به تصویرها از روش RMS contrast برای بهبود تباین استفاده کردیم. فرمول ریاضی این روش همانند رابطه (۴-۴) با کمی تغییر است و در رابطه (۵-۱) نشان داده شده است.

$$I'(x, y) = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} ((I(x, y)) - \bar{I})^2} \quad (۱-۶)$$

در این رابطه I تصویر اصلی است و باید نرمالیزه شده، بین مقدار $0 \leq I(x, y) \leq 1$ قرار گیرد و $\bar{I}$ مقدار میانگین تصویر سطح خاکستری است. این روش مستقل از توزیع مکانی تباین و محتوای فرکانسی است و برای تغییرهای کوچک در تصویر روش قوی می باشد [۳۴].

این روش در شکل (۵-۲) نشان داده شده است. مطابق این شکل، شکل های (الف، ج) تصویرهای

پایگاه داده USH-FVP و شکل‌های (ه،ز) پایگاه داده PKU را نشان می‌دهند. شکل‌های (ب، د، و، ر) به ترتیب تصویرهای بدست آمده از روش RMS contrast می‌باشند همان‌طور که مشاهده می‌شود رگ‌های انگشت در پایگاه داده USH-FVP به رگ‌های سفید رنگ و رگ‌های انگشت پایگاه داده PKU به رنگ سیاه ظاهر شده‌اند.

بعد از اعمال این روش، از روش CLAHE که در فصل چهارم بحث شد برای بهبود کیفیت تصویر-ها و بعد از آن با روش سازگاری مقادیر شدت روشنایی، روشنایی تصویر را بهبود می‌بخشیم. شکل‌های قرار گرفته در شکل (۵-۳) نشان دهنده این موضوع می‌باشند.

پس از اعمال روش‌های بالا بر روی تصویرها، تصویرها را که در مقیاس سطح خاکستری هستند به تصویرهای دودویی تبدیل می‌کنیم. شکل دودویی این تصویرها در شکل (۵-۴) آمده است.

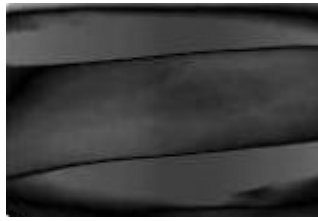
با توجه به مجموعه شکل‌های (۵-۲)، (۵-۳)، و (۵-۴) تاثیر پیش زمینه در همه شکل‌ها مشاهده می‌شود. برای رفع این مشکل به ناحیه مورد نظر که همان شکل انگشت می‌باشد نیاز است. با ایجاد ماسک‌هایی مطابق با شرایط هر تصویر ناحیه مورد نظر انتخاب می‌شود. به دلیل این‌که در این پایان نامه از دو پایگاه داده استفاده شده است و عکس‌های این دو پایگاه داده دارای شرایط متفاوتی از یکدیگر می‌باشند، برای هر پایگاه داده ماسکی با روش متفاوت ایجاد می‌کنیم.

برای پایگاه داده PKU از روش آستانه گذاری^۱ با استفاده از شدت تصویر و عملیات انبساط شکل شناسی و ضرب چند تصویر در هم‌دیگر برای ایجاد ماسک استفاده کردیم. فرمول ریاضی روش آستانه گذاری در رابطه (۵-۲) نشان داده شده است.

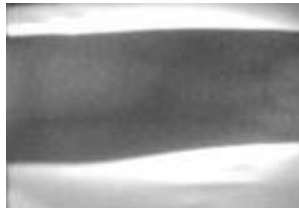
^۱ Thresholding



الف



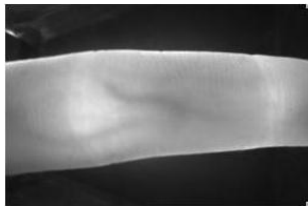
ب



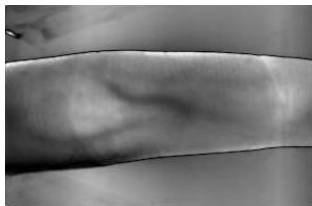
ج



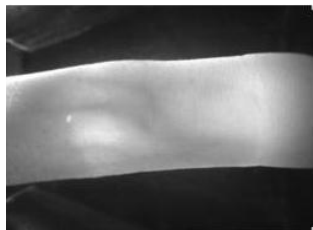
د



ه



و

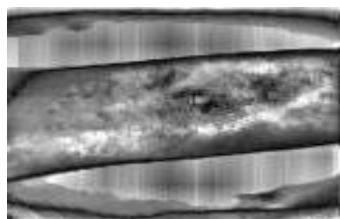


ز

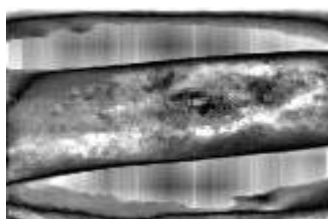


ر

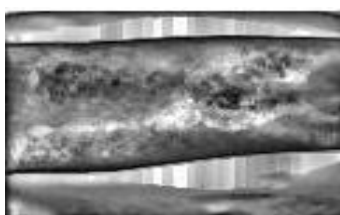
شکل ۵-۲. الف , ج , ه , ز تصاویرهای اصلی و ب, د, و, ر تصاویرهای بدست آمده از روش **RMS contrast**



الف. روش CLAHE برای شکل
الف (۲-۵)



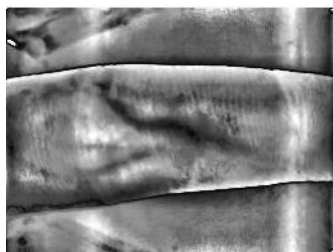
ب. بهبود روشنایی شکل الف (۵-)
(۳)



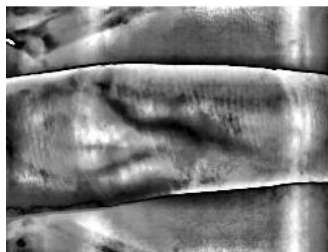
ج. روش CLAHE برای شکل ج
(۲-۵)



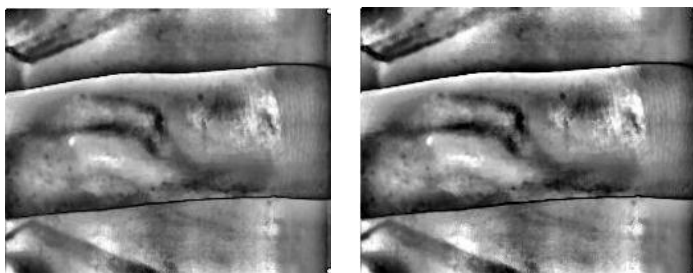
د. بهبود روشنایی شکل ج (۵-)
(۳)



ه. روش CLAHE برای شکل ه
(۲-۵)



و. بهبود روشنایی شکل و (۵-۳)



ر. بهبود روشنایی شکل ر (۳-۵) ز. روش CLAHE برای شکل ز (۲-۵)

شکل ۳-۵. اعمال روش CLAHE و بهبود روشنایی برای -شکل های (۲-۵)



الف. شکل دودویی شده شکل ب (۳-۵)



ب. شکل دودویی شده شکل د (۳-۵)



ج. شکل دودویی شده شکل و (۳-۵) د. شکل دودویی شده ر (۳-۵)



شکل ۴-۵. تصویرهای دودویی شده شکل (۳-۵)

$$I(x, y) = \begin{cases} 0 & f(x, y) \leq T_1 \\ 255 & T_1 \leq f(x, y) \leq T_2 \\ 250 & T_2 \leq f(x, y) \end{cases} \quad (2-6)$$

در این رابطه T_1 شدت روشنایی پایین و T_2 شدت روشنایی آستانه بالا تصویر f هستند.

بعد از آستانه گذاری، تصویر را لبه یابی کرده و با اعمال عملیات انبساط شکل شناسی بر روی تصویر لبه یابی شده و متمم کردن آن و ضرب این تصویر در تصویر آستانه گذاری شده و تصویر باینری شده اصلی، تصویر مورد نظر بدست می آید.

در مورد پایگاه داده USH-FVP به دلیل شرایط محیطی و امکانات متفاوت از روش دیگری برای انتخاب ناحیه مورد نظر تصویر استفاده کردیم. برای این کار از یک فیلتر گابور برای بلر شدن تصویر استفاده کردیم و سپس روی تصویر به دست آمده لبه یابی انجام شد و بعضی انگشتها که هنگام تصویر برداری چرخش داشته اند را به صورت افقی در آوردیم. این تصویر افقی را دوباره لبه یابی کردیم با این کار لبه بالایی و پایینی انگشت را به دست آوردیم و فاصله بین این دو نقطه عرض ماسک مورد نظر و با ضرب آن در تصویر دودویی اصلی مانند روش پایگاه داده PKU تصویری به دست آمد که اثرهای ناشی از پیش زمینه حذف شده و رگها در آن نمایان هستند این تصویرها در شکل نشان داده شده اند. لازم به ذکر است که ابعاد نهایی همه تصویرها در هر دو پایگاه داده به 96×128 نرمال سازی می شود تا همه تصویرها دارای ابعاد یکسان برای مرحله استخراج ویژگی باشند.



الف. ماسک برای شکل الف (۳-۵)



ب. تصویر ماسک گذاری شده شکل الف (۵-۳)

(۳)



ج. ماسک برای شکل ب (۳-۵)



د. تصویر ماسک گذاری شده شکل ب (۳-۵)



ه. ماسک برای شکل ج (۳-۵)



و. تصویر ماسک گذاری شده شکل ج (۳-۵)



ز. ماسک برای شکل د (۳-۵)



ر. تصویر ماسک گذاری شده شکل د (۳-۵)

شکل ۵-۵. تصویر ماسک و تصویر ماسک گذاری شده مجموعه شکل های (۴-۵)

۵-۲ استخراج ویژگی

پس از مرحله پیش پردازش نوبت به مرحله استخراج ویژگی تصویر می رسد. در این پایان نامه از تبدیل رادون برای استخراج ویژگی استفاده کردیم. تبدیل رادون در فصل چهارم مورد بحث و بررسی قرار گرفت و خاصیت‌های آن بیان شد. تبدیل رادون هر تصویر شامل منحنی‌هایی در زاویه‌های تعیین شده است. با توجه به [۴۴] ابعاد این تبدیل به این صورت است که عرض تصویر برابر با تعداد زاویه‌های انتخاب شده و طول تصویر بر اساس طول قطر اصلی تصویر محاسبه می شود.

در شکل (۵-۶) تبدیل رادون تصویرهای شکل (۵-۵) نشان داده شده است. در شکل (۷-۵) هم تبدیل رادون شکل‌های موجود در شکل (۵-۶) تنها در زاویه 45° نشان داده شده است.

استخراج ویژگی با تبدیل رادون انجام شد و نتیجه یک تصویر با ابعاد 163×180 برای همه تصویرهای پایگاه داده به دست آمد. این استخراج ویژگی باید در مرحله کلاسه بندی به شبکه عصبی داده شود و ورودی‌های شبکه عصبی باید به صورت بردار باشند در نتیجه باید تصویرها را به بردار تبدیل کنیم و ابعاد این بردار برابر با ضرب طول و عرض تصویر است که برداری با ابعاد بزرگ است و میسر نیست زیرا حجم ذخیره آن بالاست و پیچیدگی محاسباتی بالایی دارد. برای کاهش این ابعاد، بعد از تبدیل رادون از روش تجزیه مقادیر منفرد^۱ استفاده می کنیم.

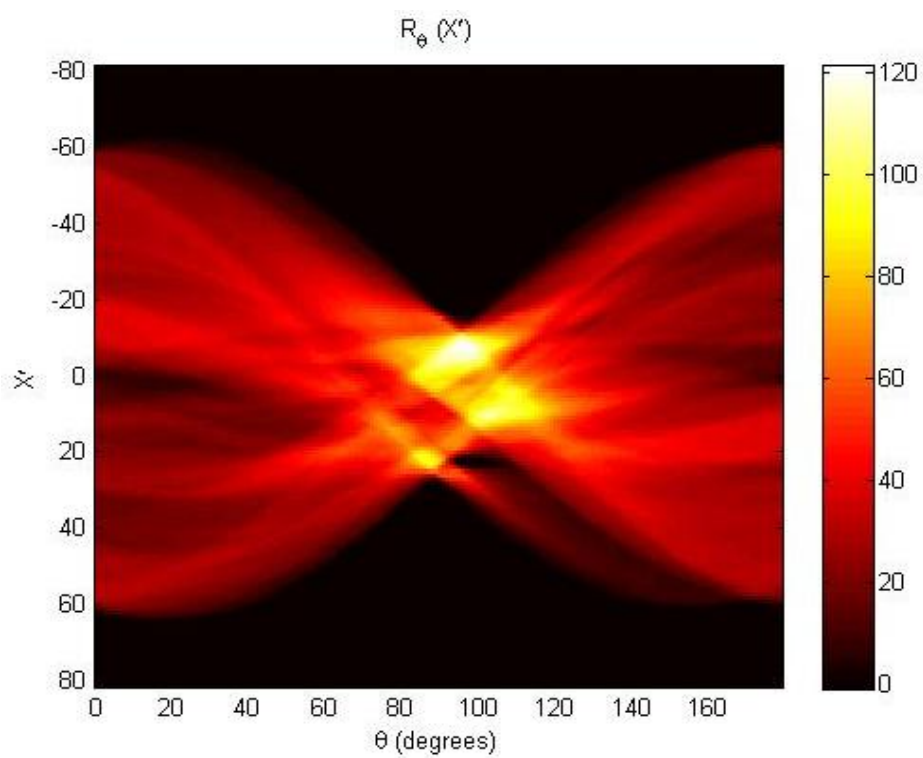
این روش بر این اساس است که فرض می کنیم ماتریس $A_{m \times n}$ با آرایه‌های حقیقی داریم این ماتریس تشکیل شده از دو ماتریس متعامد^۲ $U_{m \times m}$ و $V_{n \times n}$ و یک ماتریس قطری^۳ $S_{m \times n}$ تشکیل شده است. رابطه بین این ماتریس‌ها در رابطه (۵-۳) آورده شده است.

^۱ Singular Value Decomposition

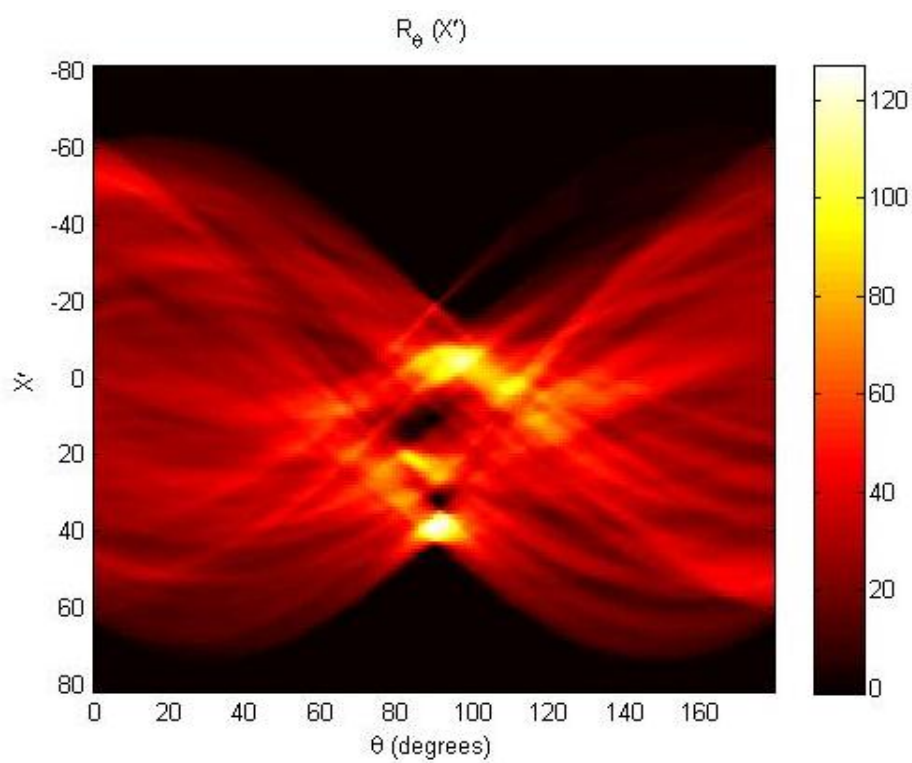
^۲ Orthogonal

^۳ Diagonal

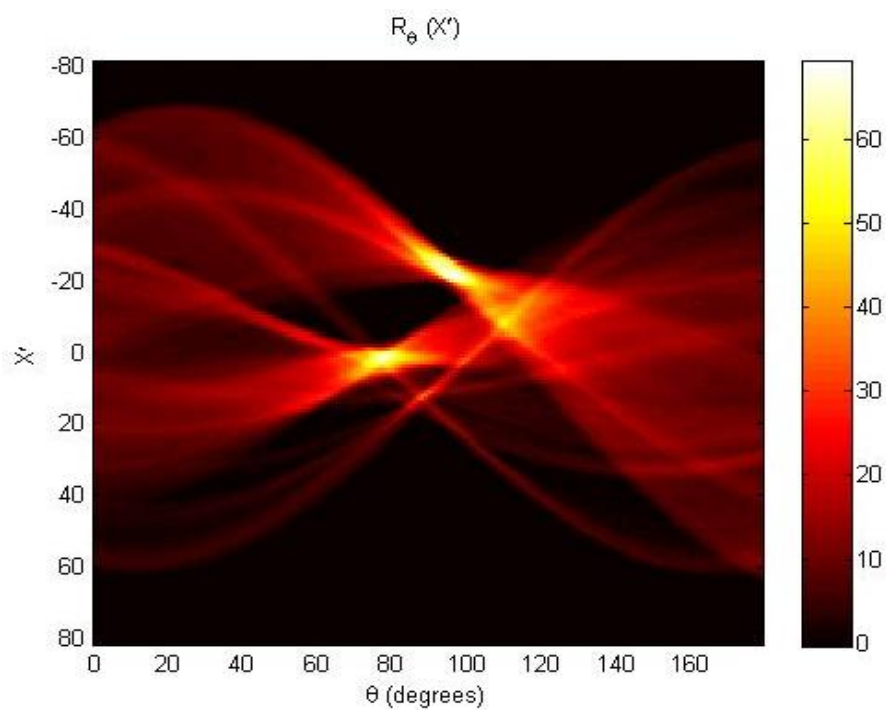
$$A = USV^T, S = diag\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r, 0 \dots, 0\} \quad (3-6)$$



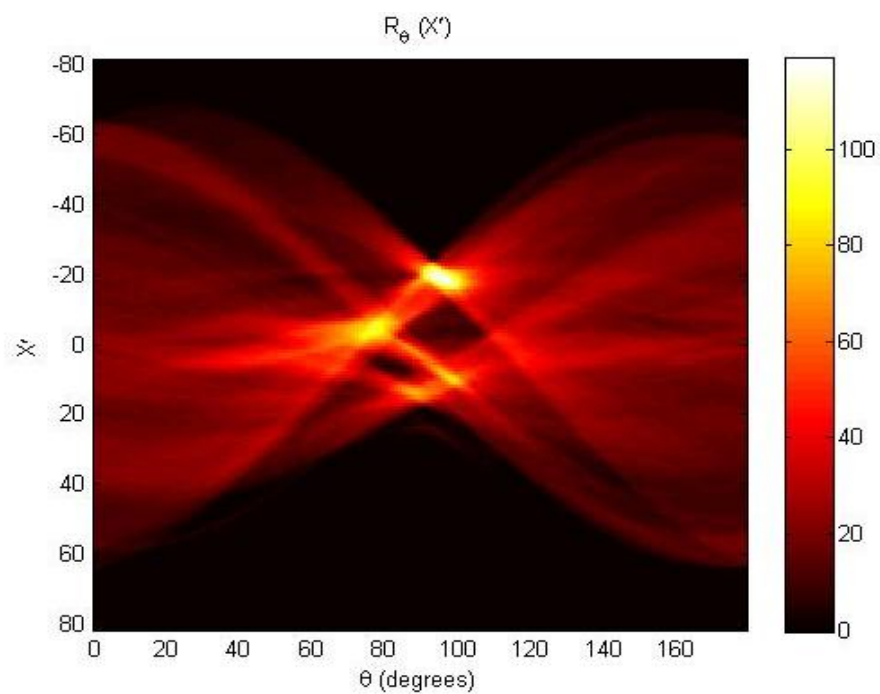
الف . تبدیل رادون شکل ب (۵-۵)



ب . تبدیل رادون شکل د (۵-۵)

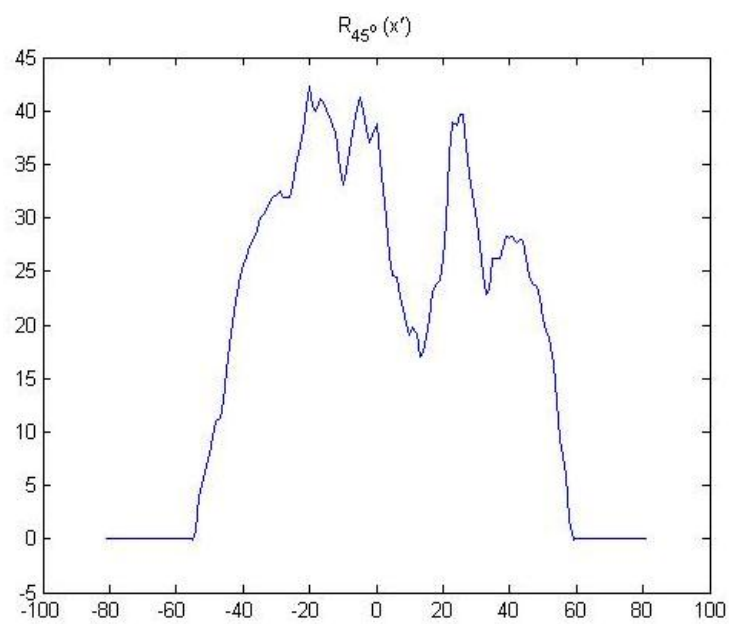


ج . تبدیل رادون شکل و (۵-۵)

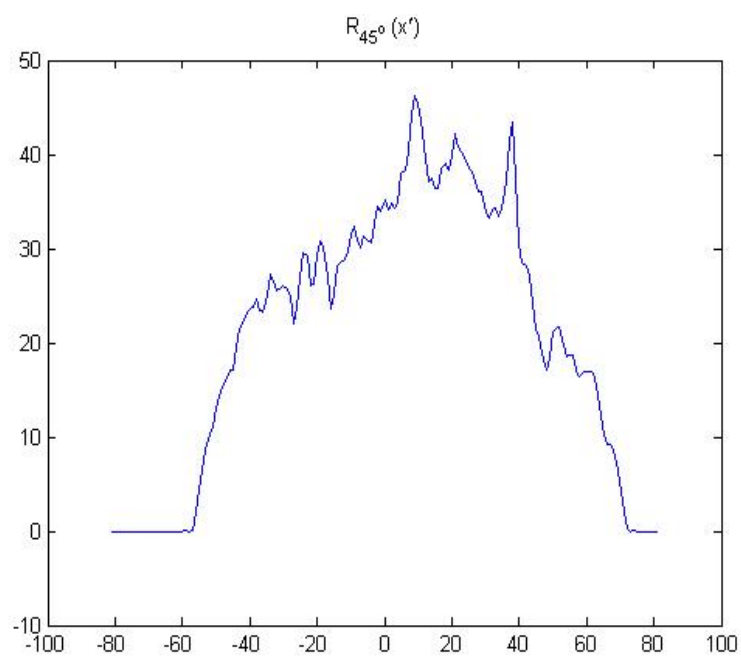


د . تبدیل رادون شکل ر (۵-۵)

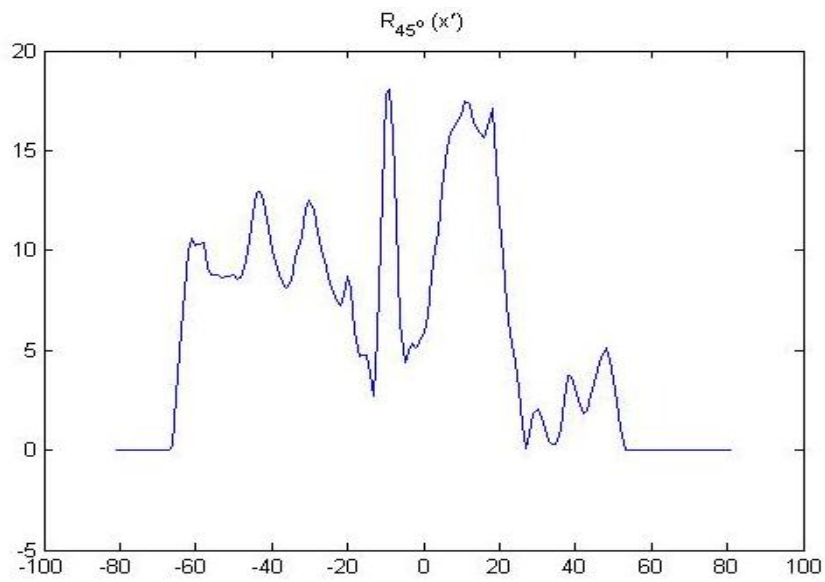
شکل ۵-۶. تبدیل رادون شکل های ب، د، و، ر (۵-۵)



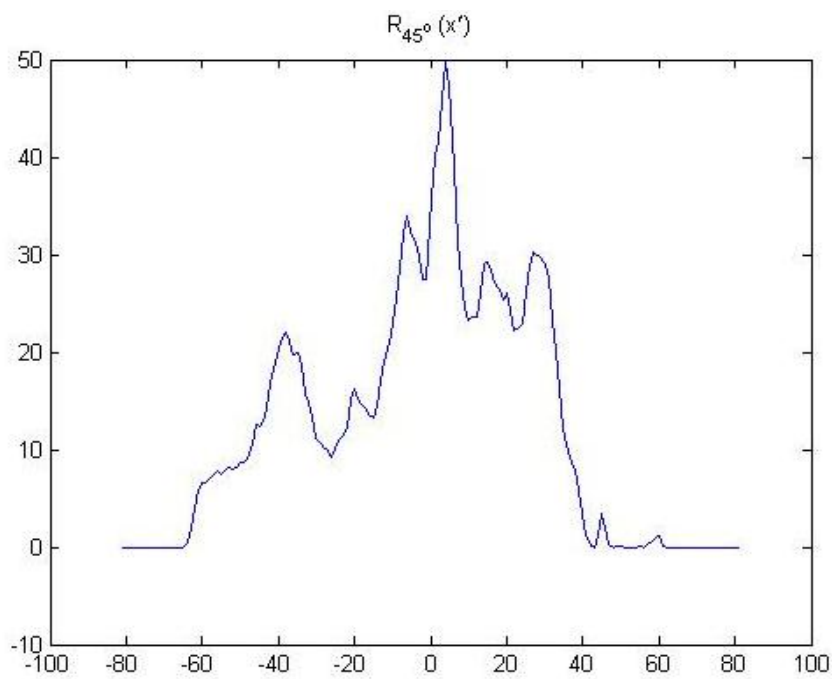
الف . تبدیل رادون 45° شکل الف (۵-۶)



ب . تبدیل رادون 45° شکل ب (۵-۶)



ج . تبدیل رادون 45° شکل ج (۵-۶)



د . تبدیل رادون 45° شکل د (۵-۶)

شکل ۵-۷. تبدیل رادون 45° شکل (۵-۶)

در رابطه (۳-۵) T ماتریس ترانپوز^۱ V و r مرتبه^۲ ماتریس A و λ_i مقادیر منفرد ماتریس A می باشند. به دلیل این که ماتریس های U و V متعامد هستند می توان رابطه (۳-۵) را به صورت زیر نوشت.

$$S = U^T A V \quad (۴-۶)$$

همان طور که گفته شد ماتریس S ماتریسی است قطری یعنی درآیه های دیگر صفر می باشند، بنابراین درآیه های قطر اصلی را در داخل یک بردار می ریزیم و عنصرهای این بردار همگی مقادیر منفرد می باشند، و این بردار را بردار مقادیر منفرد می نامیم. مقادیر منفرد یک ماتریس به موقعیت سطر یا ستون ماتریس ناهمبسته^۳ می باشند [۴۰، ۴۱]. با انجام این کار تصویر با ابعاد بزرگ را به یک بردار با ابعاد کوچک تبدیل کردیم و هم انتخاب ویژگی^۴ مناسبی انجام دادیم. طول بردار ویژگی به دست آمده برای مرحله کلاس بندی ۱۶۳ می باشد.

^۱ Transpose

^۲ Rank

^۳ Uncorrelated

^۴ Feature Selection

۵-۳ کلاسه بندی

تصویرهایی که در مرحله استخراج ویژگی توسط تبدیل رادون بدست آمدند و با اعمال روش SVD روی آنها، این تصویرها به بردار تبدیل می شوند و این بردارها به عنوان نماینده هر تصویر در پایگاه داده می باشند. تشخیص افراد وجداسازی آنها باید با روش های کلاسه بندی انجام شود. در این پایان نامه از شبکه های عصبی برای این منظور استفاده می کنیم. شبکه های عصبی انواع متفاوتی دارند و هر کدام کارایی و ویژگی خاص خود را دارند. همان طور اشاره شد، شبکه مورد استفاده برای انجام این کار شبکه عصبی پرسپترون چند لایه است. الگوریتم یادگیری برای این شبکه الگوریتم پس انتشار است که از روش گرادیان مزدوج به عنوان تابع محک^۱ برای یادگیری بهره می برد. در این شبکه تعداد نرون های لایه ورودی برابر تعداد ویژگی های بردار ورودی است و تعداد نرون های لایه خروجی برابر تعداد کلاس های موجود در پایگاه داده است. در مورد تعداد نرون های لایه میانی که هسته اصلی محاسبات شبکه عصبی را انجام می دهد، رابطه یا فرمولی خاصی بیان نشده است. در [۲۸]، با یک حساب سر انگشتی تعداد نرون های لایه میانی شبکه عصبی برابر یک دهم تعداد نمونه های آموزش در نظر گرفته شده اند و از لحاظ تجربی شبکه های با چند لایه میانی، بیشتر در مینیمم محلی گرفتار می شوند. تعداد نرون های لایه میانی تعیین کننده ابعاد ماتریس وزن های لایه ورودی به میانی و لایه میانی به خروجی است.

بعد از تعیین خروجی مطلوب برای شبکه و تعیین تعداد ورودی، خروجی و نرون های لایه میانی باید وزن های شبکه عصبی مقداردهی اولیه شوند. پارامترهایی مانند نرخ یادگیری، خطای هدف، تعداد دوره ها یا اپاک^۲ ها و پارامترهای دیگر شبکه باید تعیین گردند.

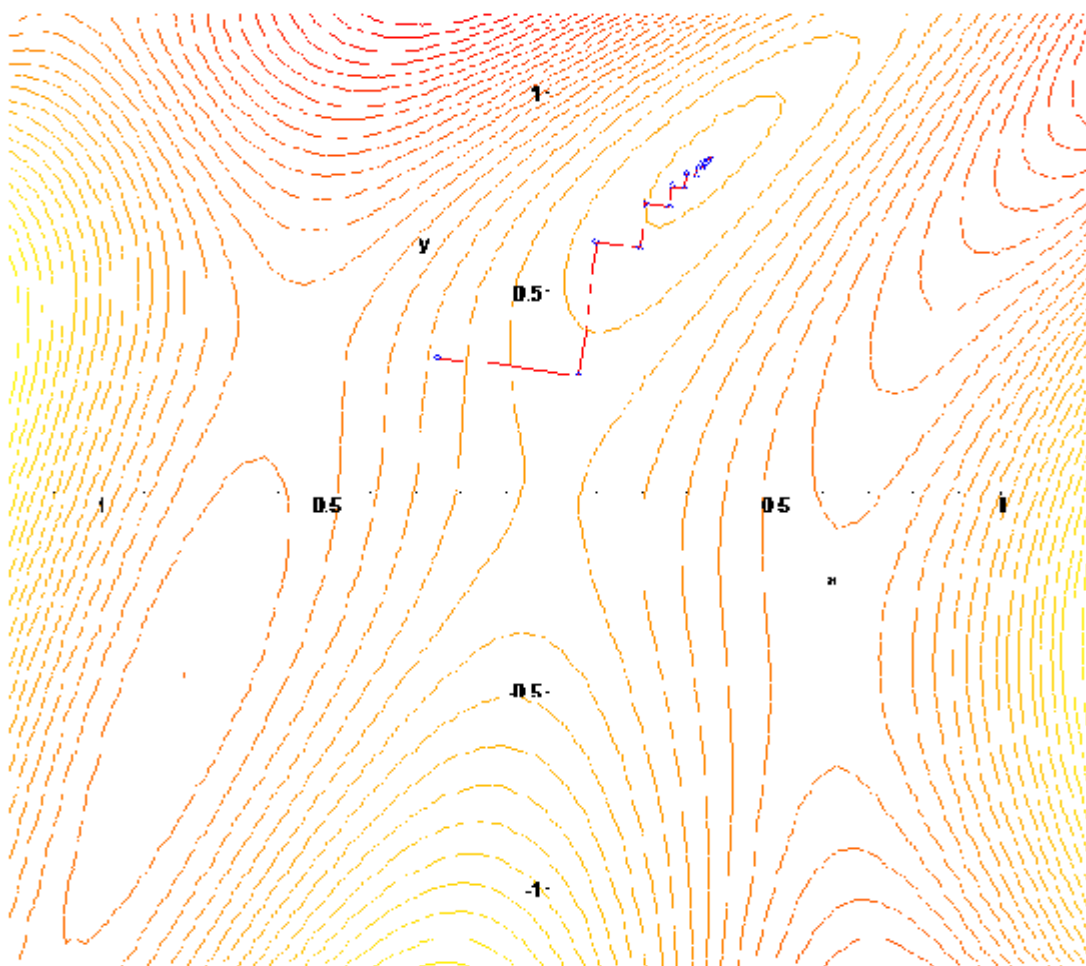
همان طور که در بحث های قبل اشاره شد الگوریتم یادگیری ما بر اساس روش های گرادیان نزولی

^۱ Criterion Function

^۲ Epoch

است، گرادیان نزولی این قابلیت را دارد که در هر فضایی با هر ابعادی پیاده سازی شود. در این الگوریتم این امکان موجود است که با تکرارهای دلخواه، الگوریتم به کمینه محلی نزدیک شده و به جواب مطلوب دست یابد. الگوریتم گرادیان نزولی علاوه بر مطالب گفته شده دارای عیبهایی نیز است، از جمله این عیبها این است که در مواردی این الگوریتم در نزدیکی کمینه محلی سرعتش کند می شود و سرعت همگرایی آن کاهش می یابد، و در مواردی در کمینه محلی قرار می گیرد [۱۶].

در شکل (۵-۸) حالتی از الگوریتم گرادیان نزولی نشان داده شده است که در آن این الگوریتم برای رسیدن به نقطه مطلوب، حرکتش به صورت زیگزاگی است [۴۶].



شکل ۵-۸. حرکت زیگزاگی مسیر گرادیان در نزدیکی نقطه کمینه [۴۶].

با توجه به مشکلات ذکر شده برای الگوریتم‌های گرادیان نزولی، در سال‌های اخیر از الگوریتم‌های ابتکاری و فرا ابتکاری موجود در مسایل بهینه سازی برای رفع این مشکلات استفاده می شود که روش مناسبی برای انجام این کار می باشند.

در پایان نامه روبرو با توجه به بحث‌های قبل از الگوریتم رقابت استعماری که یک روش بهینه سازی است برای بهبود وزن‌های شبکه عصبی استفاده شده است.

برای شروع کار با الگوریتم رقابت استعماری در مرحله اول، بعد از این که پارامترهای شبکه عصبی تعیین شد، وزن‌های شبکه که شامل وزن‌های لایه ورودی به میانی، وزن‌های لایه میانی به خروجی و بایاس نرون‌های لایه میانی میباشند و هر کدام به صورت ماتریس هستند را به یک بردار سطری تبدیل کرده و هر کدام از این بردارها را به ترتیب ورودی به میانی و میانی به خروجی و بردار بایاس را در کنار هم دیگر قرار می دهیم. با تشکیل این بردار که عناصر ابتدایی آن به اندازه ضرب سطر و ستون ماتریس وزن لایه ورودی به میانی است و عناصر بعدی به تعداد ضرب سطر و ستون ماتریس وزن لایه میانی به خروجی است و عناصر بعد از آن بایاس هستند، در واقع با این کار یک کشور را ایجاد می کنیم. مقدار المان‌های این کشور به صورت اعداد تصادفی بین $[0,1]$ انتخاب می شود. با ایجاد کشورهایی با همین روش ماتریسی بدست خواهد آمد که هر ردیف آن یک کشور است و تعداد این ردیف‌ها تعداد جمعیت اولیه را برای شروع الگوریتم رقابت استعماری تشکیل می دهد.

بعد از تشکیل جمعیت اولیه کار الگوریتم رقابت استعماری با توجه به آنچه در فصل سوم اشاره شد، شروع می شود. حال برای این که این الگوریتم وزن‌ها را بهینه کند از روش میانگین مربع خطا به عنوان تابع هدف برای الگوریتم رقابت استعماری استفاده کردیم. مکانیسم کار الگوریتم رقابت استعماری کمینه کردن تابع هدف است. روش میانگین مربع خطا در شبکه عصبی به صورت غیر مستقیم با وزن‌های شبکه در ارتباط است و از مشتق گیری زنجیره‌ای برای به روز رسانی وزن‌ها

استفاده می کند. به رابطه میانگین مربع خطا در فصل سوم اشاره شده است.

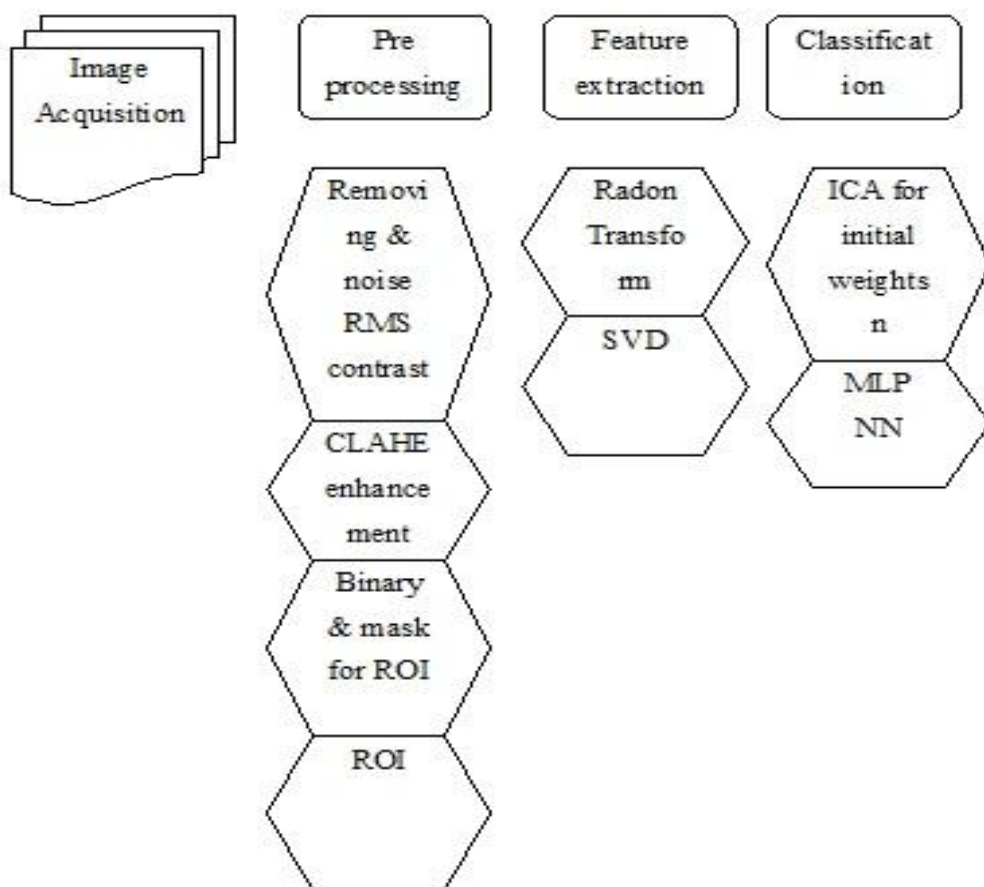
برای این که در بهینه سازی جواب بهینه را به دست آوریم باید چند بار الگوریتم را تکرار کنیم. در این کار نیز ما بعد از این که الگوریتم یک بار انجام شد و بهترین کشور یا همان وزن ها را به ما داد، این وزن ها را به شبکه اعمال می کنیم و میانگین مربع خطا را به دست می آوریم. دوباره همین روند را در تکرار دوم، سوم و... انجام می دهیم و در نهایت بهترین جواب را از میان این تکرارها به دست می آوریم و شبکه عصبی با همین جواب به دست آمده، آموزش داده می شود. در واقع الگوریتم رقابت استعماری وزن های بهینه را برای مقدار دهی اولیه وزن های شبکه در نظر می گیرد و شبکه عصبی از آن به بعد شروع به کار می کند.

پارامترهای الگوریتم رقابت استعماری در جدول زیر نشان داده شده اند.

جدول ۵-۱. پارامترهای الگوریتم رقابت استعماری

مشخصات	مقادیر
تعداد کشورها	80
تعداد امپریالیست ها	8
تعداد مستعمره ها	$80-8=72$
تعداد تکرارها	15
نرخ انقلاب	0.3
ضریب همگون سازی	2
ضریب زاویه همگون سازی	0.5
ضریب محاسبه هزینه	0.02

فلوچارت سیستم ارایه شده برای تشخیص رگ انگشت در شکل (۵-۹) نشان داده شده است.



شکل ۵-۹. فلوچارت سیستم ارایه شده

فصل ششم:

نتیجه گیری و پیشنهادات

۶ نتیجه گیری

در این پایان نامه به تشخیص افراد از روی رگ انگشتشان با استفاده از بهبود وزن‌های شبکه عصبی پرداخته شد. در حالت کلی سیستم تشخیص افراد شامل مراحل پیش پردازش، استخراج ویژگی و کلاسه بندی است. برای کار با روش ذکر شده از نرم افزار متلب نسخه 7.11(R2010b) استفاده شده است.

برای کار بر روی سیستم تشخیص افراد نیاز به پایگاه داده است که در این پایان نامه از دو پایگاه داده PKU و USH-FVP استفاده شده است. پایگاه داده PKU شامل ۲۰۰ کلاس و هر کلاس شامل ۸ تصویر است و پایگاه داده USH-FVP شامل ۸۵ کلاس و هر کلاس شامل ۱۰ تصویر از ۴ انگشت (به جزء انگشت شست) است. در این کار از پایگاه داده USH-FVP تنها ۲۵ کلاس (۲۵ از بهترین کلاس‌ها از نظر کیفیت) و از هر کلاس فقط ۱۰ تصویر انگشت اشاره مورد استفاده قرار گرفته است.

هر دو این پایگاه داده‌ها با روش یکسانی پیش پردازش و استخراج ویژگی شده‌اند و برای کلاسه بندی از دو روش بهبود وزن‌ها شبکه عصبی MLP با الگوریتم رقابت استعماری و شبکه عصبی MLP بدون استفاده از بهبود وزن‌ها استفاده شده است.

در پایگاه داده PKU از هر کلاس ۵ تصویر برای مرحله آموزش و ۳ تصویر برای مرحله تست و برای پایگاه داده USH-FVP از هر کلاس ۷ تصویر برای مرحله آموزش و ۳ تصویر برای مرحله تست در نظر گرفته شده است. این تصاویر در ابتدا با توجه به آن‌چه در فصل ۵ به آن‌ها اشاره شد، پیش پردازش و استخراج ویژگی می شوند و در نهایت توسط شبکه عصبی که وزن‌های آن توسط الگوریتم رقابت استعماری بهینه شده‌اند، کلاسه بندی می شوند. کار با الگوریتم‌های بهینه سازی و

استفاده از آن‌ها در شبکه عصبی کار سیستم تشخیص را طولانی می‌کند ولی ممکن است به همگرایی خوبی برسد.

تعداد نرون‌های لایه میانی شبکه را با توجه به این‌که روشی برای تعیین آن‌ها به جزء محاسبه سر انگشتی نیست، ۹۷ در نظر گرفتیم. نتیجه‌های به دست آمده از این روش‌ها در جدول‌های (۶-۱) و (۶-۲) آمده است.

جدول ۶-۱. نتایج بدست آمده از پایگاه داده USHFVP

روش	خطا در مرحله آموزش	خطا در مرحله تست	درصد تشخیص
شبکه عصبی MLP با ICA	0.0376	0.0316	85.3%
شبکه عصبی MLP	0.0452	0.0446	79.6%

جدول ۶-۲. نتایج بدست آمده از پایگاه داده PKU

روش	خطا در مرحله آموزش	خطا در مرحله تست	درصد تشخیص
شبکه عصبی MLP با ICA	0.0038	0.0031	93%
شبکه عصبی MLP	0.0056	0.0052	88%

با توجه به نتایج به دست آمده، الگوریتم رقابت استعماری نتایج بهتری ارائه داده است.

۶-۱ پیشنهادات

پیشنهادهای راجع به کار با سیستم تشخیص رگ‌های انگشت و الگوریتم رقابت استعماری ارایه شده که به شرح زیر می باشند:

در زمینه کار با رگ‌های انگشت اولین پیشنهادی که ارایه می شود، تهیه پایگاه داده با کیفیت بهتر و تعداد کلاس‌های بیشتر و کار بر روی مرحله پیش پردازش است، در این قسمت نیاز به این است که رگ‌ها به طور واضح به دست آیند. بنابراین باید از روش‌های قوی پیش پردازش استفاده کرد.

استفاده از ترکیب چند روش استخراج ویژگی برای تمایز بیشتر داده‌های کلاس‌های مختلف و استفاده از روش‌های کاهش بعد مانند PCA، LDA و SVD، تا در مرحله کلاسه بندی داده‌ها با نرخ بهتری از هم‌دیگر جدا شوند.

استفاده از الگوریتم‌های تطبیق و شبکه‌های عصبی دیگر برای مرحله کلاسه بندی برای مقایسه بهتر نتیجه‌ها با یکدیگر.

استفاده از الگوریتم‌های بهینه سازی مانند الگوریتم رقابت استعماری برای سیستم‌های بیومتریک که نیاز به زمان شناسایی کمتر دارند مناسب نیست به خصوص اگر جمعیت اولیه کشورها در این الگوریتم بالا باشد و تعداد تکرار الگوریتم زیاد باشد. این الگوریتم‌ها در کارهایی که نیاز به پیش بینی و یا کار با داده‌هایی که محدودیت زمانی ندارند مناسب هستند و بیشتر در کارهای کنترلی مورد استفاده قرار می گیرند.

استفاده از الگوریتم‌های بهینه سازی مانند الگوریتم رقابت استعماری در تعیین ساختار و توپولوژی شبکه عصبی برای اهدافی مانند تعیین نرون‌های لایه میانی.

مراجع

- [1] R. De Luis-garcã and C. Alberola-lã, "Biometric identification systems," vol. 83, no. September 2001, pp. 2539–2557, 2003.
- [2] "www.intechopen.com/download/pdf/16501 - Google Search." [Online].
- [3] B. Huang, Y. Dai, R. Li, D. Tang, and W. Li, "Finger-Vein Authentication Based on Wide Line Detector and Pattern Normalization," *2010 20th Int. Conf. Pattern Recognit.*, vol. 1, pp. 1269–1272, Aug. 2010.
- [4] X. Qian, S. Guo, X. Li, F. Zhong, and X. Shao, "Finger-vein Recognition based on the Score Level Moment Invariants Fusion," pp. 3–6, 2009.
- [5] L. Xueyan, G. Shuxu, G. Fengli, and L. Ye, "Vein pattern recognitions by moment invariants," in *Bioinformatics and Biomedical Engineering, 2007. ICBBE 2007. The 1st International Conference on*, 2007, pp. 612–615.
- [6] N. Miura, A. Nagasaka, and T. Miyatake, "Feature extraction of finger-vein patterns based on repeated line tracking and its application to personal identification," *Mach. Vis. Appl.*, vol. 15, no. 4, pp. 194–203, 2004.
- [7] A. N. Hoshyar, R. Sulaiman, and A. N. Houshyar, "Smart access control with finger vein authentication and neural network," *J. Am. Sci.*, vol. 7, no. 9, pp. 192–200, 2011.
- [8] L. Chunyi, L. Mingzhong, and S. Xiao, "A Finger Vein Recognition Algorithm Based on Gradient Correlation," *AASRI Procedia*, vol. 1, pp. 40–45, Jan. 2012.
- [9] W. Song, T. Kim, H. C. Kim, J. H. Choi, H.-J. Kong, and S.-R. Lee, "A finger-vein verification system using mean curvature," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 32, no. 11, pp. 1541–1547, Aug. 2011.
- [10] J.-D. Wu and S.-H. Ye, "Driver identification using finger-vein patterns with Radon transform and neural network," *Expert Syst. Appl.*, vol. 36, no. 3, pp. 5793–5799, Apr. 2009.
- [11] J.-D. Wu and C.-T. Liu, "Finger-vein pattern identification using principal component analysis and the neural network technique," *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, no. 5, pp. 5423–5427, May 2011.
- [12] J.-D. Wu and C.-T. Liu, "Finger-vein pattern identification using SVM and neural network technique," *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, no. 11, pp. 14284–14289, Jun. 2011.
- [13] Z. Liu, Y. Yin, H. Wang, S. Song, and Q. Li, "Finger vein recognition with manifold learning," *J. Netw. Comput. Appl.*, vol. 33, no. 3, pp. 275–282, May 2010.

- [14] A. Pflug, D. Hartung, and C. Busch, "Feature extraction from vein images using spatial information and chain codes," *Inf. Secur. Tech. Rep.*, vol. 17, no. 1, pp. 26–35, Feb. 2012.
- [15] S. Karami and S. B. Shokouhi, "Application of Imperialist Competitive Algorithm for Automated Classification of Remote Sensing Images," *Int. J. Comput. Theory Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. 137–143, 2012.
- [16] M. Abdechiri, K. Faez, and H. Bahrami, "Neural Network Learning Based on Chaotic Imperialist Competitive Algorithm," *2010 2nd Int. Work. Intell. Syst. Appl.*, pp. 1–5, May 2010.
- [17] M. Sarvi and M. Safari, "Fuzzy , ANFIS and ICA Trained Neural Network Modeling of Ni-Cd Batteries Using Experimental Data," no. March, pp. 93–100, 2013.
- [18] S. M. Berneti, "An Imperialist Competitive Algorithm Artificial Neural Network Method to Predict Oil Flow Rate of the Wells," vol. 26, no. 10, pp. 47–50, 2011.
- [19] G. Yang, X. Xi, and Y. Yin, "Finger Vein Recognition Based on (2D) 2 PCA and Metric Learning," *Biomed Res. Int.*, vol. 2012, p. 324249, Jan. 2012.
- [20] E. C. Lee, H. Jung, and D. Kim, "New finger biometric method using near infrared imaging," *Sensors*, vol. 11, no. 3, pp. 2319–2333, Jan. 2011.
- [21] M. S. Mabrouk, N. H. Solouma, and Y. M. Kadah, "Survey of Retinal Image Segmentation and Registration," *GVIP J.*, vol. 6, no. 2, p. 1, 2006.
- [22] A. N. Hoshyar and R. Sulaiman, "Review on finger vein authentication system by applying neural network," in *Information Technology (ITSim), 2010 International Symposium in*, 2010, pp. 1020–1023.
- [23] J. Hashimoto, "Finger Vein Authentication Technology and its Future," vol. 00, no. c, pp. 5–8, 2006.
- [24] "http://rate.pku.edu.cn/RATE." [Online]. Available: <http://rate.pku.edu.cn/RATE>.
- [25] T. Mahmoudi, "Artificial Neural Network Weights Optimization based on Imperialist Competitive Algorithm," in *7th International conference on computer science and information technologies (CSIT'09), Yerevan*.
- [26] S. S. Haykin, *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice Hall Englewood Cliffs, NJ, 2007.
- [27] A. Askarzadeh and A. Rezazadeh, "Artificial neural network training using a new efficient optimization algorithm," *Appl. Soft Comput.*, vol. 13, no. 2, pp. 1206–1213, 2012.

- [28]duda_r.o._hart_p.e._stork_d.g._pattern_classification_2ed._wiley_2000isbn_0471056693738s.pdf.
- [29] M. T. Hagan and M. B. Menhaj, "Training feedforward networks with the Marquardt algorithm," vol. 5, no. 6, pp. 2–6, 1994.
- [30] M. F. Møller, "A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning," 1990.
- [31] N. Mohamad, F. Zaini, A. Johari, I. Yassin, and A. Zabidi, "Comparison between Levenberg-Marquardt and Scaled Conjugate Gradient Training Algorithms for Breast Cancer Diagnosis using MLP," 2010, pp. 162–168.
- [32] E. Atashpaz-Gargari and C. Lucas, "Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition," *Evol. Comput. 2007. CEC 2007. IEEE Congr.*, pp. 4661–4667, 2007.
- [33] J. Yang and Y. Shi, "Finger-vein ROI localization and vein ridge enhancement," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 33, no. 12, pp. 1569–1579, Sep. 2012.
- [34] M. A. Olsen, D. Hartung, C. Busch, and R. Larsen, "Contrast Enhancement and Metrics for Biometric Vein Pattern Recognition," pp. 425–434, 2010.
- [35] L. Wang and G. Leedham, "A Thermal Hand Vein Pattern Verification System."
- [36] N. Mahri, S. A. Sundi Suandi, and B. A. Rosdi, "Finger Vein Recognition Algorithm Using Phase Only Correlation," *2010 Int. Work. Emerg. Tech. Challenges Hand-Based Biometrics*, pp. 1–6, Aug. 2010.
- [37] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, and S. L. Eddins, *Digital image processing using MATLAB*, vol. 2. Gatesmark Publishing Knoxville, 2009.
- [38] J. Zhang and J. Yang, "Finger-Vein Image Enhancement Based on Combination of Gray-Level Grouping and Circular Gabor Filter," in *Information Engineering and Computer Science, 2009. ICIECS 2009. International Conference on*, 2009, pp. 1–4.
- [39] E. C. Lee and K. R. Park, "Image restoration of skin scattering and optical blurring for finger vein recognition," *Opt. Lasers Eng.*, vol. 49, no. 7, pp. 816–828, Jul. 2011.
- [40] J. Yang and M. Yan, "An improved method for finger-vein image enhancement," in *Signal Processing (ICSP), 2010 IEEE 10th International Conference on*, 2010, pp. 1706–1709.
- [41] R. Transform, "Radon transformation and principal component analysis method applied in postal address recognition task," vol. 7, no. 3, pp. 33–44, 2010.

- [42] M. E. I. Cong-li, X. Xiao, L. I. U. Guo-hai, C. Yu, and L. I. Qian-an, "Feature Extraction of Finger-vein Image Based on Morphologic Algorithm," in *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2009. FSKD '09. Sixth International Conference on*, 2009, pp. 1–5.
- [43] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing: Introduction*. 2002.
- [44] N. Alaa, "Use the Radon Transform for Describing Brachiopod Shape," *Appl. Math. Sci.*, vol. 7, no. 15, pp. 701–711, 2013.
- [45] D. Wang, J. Li, and G. Memik, "User identification based on finger-vein patterns for consumer electronics devices," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, vol. 56, no. 2, pp. 799–804, May 2010.
- [46] X. Wang, "Method of Steepest Descent and its Applications," vol. 37996, pp. 1–3, 2008.

Abstract

In this thesis, neural network weights using imperialist competitive algorithm optimized and for finger-vein recognition has been used. Neural network computational tool for applications such as pattern recognition and prediction and...Is and is inspired by the human nervous system. Imperialist competitive algorithm is one of optimization algorithms introduced in 2007 by Mr. Ismail Atshpaz Gargari and Caro Lucas and from the social phenomenon of competition between imperialist countries and countries under their domination is inspired. From optimization algorithms in neural network for improving weights and the network topology can be used. In this thesis, for improving weights has been used.

In recent years the need for people identification systems based on biometric features has been a large increase. These systems replace traditional identification systems in modern society and in business, office and household..., been used. Biometric identification systems compared to traditional systems have high security. One of the people identification systems, which has long history and is most common biometric system is fingerprint. Biometric systems based on human characteristics, behavior and physiology work. Physiological characteristics such as fingerprint have high accuracy from behavioral features such as voice. In some cases, the combination of multiple methods of biometric identification are used. Advances of biometric technology are increasingly and other biometric characteristics human is discovered.

The thesis of imperialist competitive algorithm, improving the weights of the neural network is used for the recognition of the finger vein. The imperialist competitive algorithm by performing a series of steps, the initial weights of the neural network and the network start to work. In this thesis, from two databases PKU and USH-FVP, have been used.

Keywords: Biometric, Finger Vein, Multilayer Perceptron, Imperialist Competitive Algorithm, Radon Transform, Singular Value Decomposition.



Shahrood University of Technology

Faculty of Electrical and Robotic

**Improving The Neural Network Training Using Imperialist
Competitive Algorithm For Finger Vein Recognition**

Hossien Mahdavian Sorkhani

Supervisor:

Dr. Ali Soleimani

**FOR THE DEGREE OF
MASTER OF SCIENCE**

January 2014

