

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده : کامپیوتر و فناوری اطلاعات

گروه : هوش مصنوعی

تعیین هویت از طریق بیومتریک رگ‌های خونی انگشت دست

اکرم غلامی

استاد راهنما :

پروفسور حمید حسن پور

استاد مشاور:

دکتر علی اکبر پویان

پایان نامه جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

بهمن ۹۲

دانشگاه صنعتی شاهرود
دانشکده : کامپیوتر و فناوری اطلاعات

گروه : هوش مصنوعی

پایان نامه کارشناسی ارشد خانم اکرم غلامی

تحت عنوان:

تعیین هویت افراد از طریق بیومتریک رگ‌های خونی انگشت دست

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

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
	دکتر علی اکبر پویان		دکتر حمید حسن پور

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

این پایان نامه را با نهایت سپاس پیشکش می‌کنم به

وجودنازنین حضرت صاحب الزمان (عج)،

و تقدیم می‌کنم به

پدر عزیزم،

که همواره از ابتدای راه زندگی با راهنمایی‌ها و پشتیبانی‌های خود مسیر مشرف و خوشبختی را برایم هموار کرده است

و به مادر مهربانم،

دریای بی‌کران فداکاری و عشق که دعای خالصانه‌اش بدرقه راه و وجودش دگر می‌من است...

و به همسر عزیزم،

اسطوره زندگی‌م، پناه محکم و امید بودم...

مشکر و قدردانی

حال که به لطف و رحمت لایتناهی حضرت حق مراحل این پایان نامه را به اتمام نهاده بر خود لازم می دانم تا از همه کسانی که در پیشبرد

اهداف این پایان نامه من را یاری نمودند سپاس و قدردانی به عمل آورم.

بر خود لازم می دانم از زحمات و پشتیبانی بی دریغ استاد ارجمند جناب آقای دکتر حسن پور که اینجانب را در تمام مراحل پایان نامه

دلسوزانه راهنمایی و هدایت نمودند کمال مشکر را بنمایم.

از جناب آقای دکتر پویان که مشاوره این تحقیق را بر عهده داشتند مشکر و قدردانی می نمایم.

همچنین لازم می دانم از تمامی دوستان و بستگان نزدیکم به خاطر مهدی هایشان قدردانی نمایم.

تعهد نامه

اینجانب **اکرم غلامی** دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته **هوش مصنوعی** دانشکده **کامپیوتر و فناوری اطلاعات** دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه **تعیین هویت افراد از طریق بیومتریک رگ‌های خونی انگشت دست** تحت راهنمایی **دکتر حمید حسن پور** متعهد می‌شوم .

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در بدست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می‌گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه‌های رایانه‌ای ، نرم افزارها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی‌باشد.

چکیده

رگ های انگشت یکی از مناسبترین بیومتریکها برای شناسایی افراد می باشند. در این مطالعه کاربردی، شناسایی افراد از طریق بیومتریک رگ های خونی انگشت دست بررسی و پیاده سازی خواهد شد. ابتدا رگ ها را از تصاویر با آستانه گذاری مبتنی بر آنتروپی استخراج می کنیم. این روش با نرخ قابل قبولی رگ ها را استخراج می کند، اما تصاویر به شدت نویزی می باشند. به این مفهوم که علاوه بر رگ ها که بصورت خطوط تیره ظاهر می شوند، تعدادی خطوط کوتاه و بلند دیگر نیز در تصاویر وجود دارد. سپس تبدیل رادون را به تصاویر قطعه بندی شده اعمال نمودیم. تبدیل رادون به علت داشتن ماهیت انتگرالی، نسبت به نویزهای موجود در تصویر حساس نیست، بنابراین در مقایسه با سایر روش ها نسبت به نویز از مقاومت بیشتری برخوردار است. با استفاده از این تبدیل علاوه بر این که به استخراج خطوط رگ بطور دقیق نیاز نیست، دقت و سرعت شناسایی نیز افزایش می یابد. در روش پیشنهادی از روش های کاهش ابعاد، یعنی تحلیل مؤلفه های اصلی (PCA) و الگوهای فضائی مشترک (CSP) برای استخراج ویژگی از تصاویر رگ انگشت دست استفاده می شود. برای همین ابتدا تصاویر رادون را پنجره کرده و سپس بر روی هر پنجره بصورت مجزا روش های استخراج ویژگی PCA یا CSP را اعمال می کنیم. سپس توسط الگوریتم بهینه سازی ژنتیک (GA) ویژگی های استخراج شده از پنجره های زائد را از بردار ویژگی نهائی حذف می کنیم. در نهایت از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) و کلاسه بند نزدیکترین همسایه (1-NN) برای دسته بندی داده ها استفاده می کنیم. الگوریتم پیشنهادی را بر روی مجموعه تصاویر رگ انگشت پایگاه داده دانشگاه پکینگ اعمال کردیم. با بکار بردن روش پیشنهادی بر روی این مجموعه داده، توانستیم به نرخ موفقیت ۱۰۰ درصد دست پیدا کنیم.

کلمات کلیدی: بیومتریک، شناسایی رگ انگشت، قطعه بندی، استخراج الگوی رگ، آستانه آنتروپی محلی، تبدیل رادون، تحلیل مؤلفه های اصلی (PCA)، الگوهای فضائی مشترک (CSP)، الگوریتم ژنتیک (GA)، روش نزدیکترین همسایه (1-NN)، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)

مقالات مستخرج از پایان نامه

1. A. Gholami, H. Hassanpour “**Finger Vein Recognition in Radon Space Using Local Entropy Thresholding and Common Spatial Pattern**”, *International Journal of Engineering*, vol 28, no. 1, pp. 25-34, 2015.

2. A. Gholami, H. Hassanpour “**Common Spatial Pattern for Human Identification Based on Finger Vein Images in Radon Space**”, *Journal of Advances in Computer Research*, vol 5, no. 4, pp. 31-42, 2014.

۳. اکرم غلامی، حمید حسن پور، "شناسایی افراد از طریق رگ‌های خونی انگشت دست با بکارگیری الگوهای

فضایی مشترک جهت استخراج ویژگی و استفاده از کلاس‌بندهای 1-NN و MLP جهت

دسته‌بندی" (Submitted to Intelligent System in Electrical Engineering, February 1, 2014)

فهرست

- فصل اول: مقدمه ای بر بیومتریک و معرفی بیومتریک رگ‌انگشت دست..... ۱
- ۱-۱- بیومتریک..... ۲
- ۲-۱- انواع شناسایی بیومتریک..... ۲
- ۳-۱- تاریخچه تحقیق و توسعه بیومتریک رگ‌انگشت..... ۴
- ۴-۱- دقت بیومتریک‌ها..... ۵
- ۵-۱- شناسایی بیومتریک مبتنی بر رگ‌انگشت..... ۶
- ۵-۱- ۱- یکتایی الگوهای رگ..... ۶
- ۲-۵-۱- مزایای بیومتریک رگ‌انگشت..... ۷
- ۳-۵-۱- مزایای رگ‌انگشت نسبت به اثرانگشت..... ۷
- ۴-۵-۱- الگوی رگ و تصویربرداری NIR..... ۸
- ۶-۱- الگوی ورید خون: ویژگی بیومتریک خوب؟..... ۸
- ۷-۱- فرآیند شناسایی مبتنی بر رگ‌انگشت..... ۹
- ۸-۱- مجموعه داده..... ۱۰
- فصل دوم: اخذ تصویر و پردازش تصویر..... ۱۳
- ۱-۲- اخذ تصاویر رگ‌انگشت..... ۱۴
- ۲-۲- پردازش تصویر..... ۱۶
- ۱-۲-۲- پیش پردازش..... ۱۷
- ۱-۲-۲-۱- مروری بر روش‌های بکار رفته جهت پیش پردازش..... ۱۷
- ۲-۲-۲- قطعه‌بندی و استخراج الگوهای رگ..... ۲۹
- ۱-۲-۲-۲- مروری بر روش‌های بکار رفته جهت استخراج الگوهای رگ‌انگشت..... ۲۹
- ۱-۲-۲-۲- روش ردیابی مکرر خطوط..... ۳۰
- ۲-۲-۲-۲- روش فیلترگابور دوبعدی..... ۳۳
- ۳-۲-۲-۲- روش نقاط با حداکثر انحنا..... ۳۶
- ۴-۲-۲-۲- روش انحنا متوسط..... ۳۷

۳۹ پس پردازش ۳-۲-۲
۳۹ عملگرهای مقدماتی شکل شناسی ۱-۳-۲-۲
۴۳ فصل سوم: استخراج و تطبیق ویژگی
۴۴ ۱-۳ استخراج ویژگی
۴۴ ۱-۱-۳ مروری بر روش‌های بکار رفته جهت استخراج ویژگی
۴۴ ۱-۱-۳ نازک‌سازی
۴۷ ۲-۱-۱-۳ نقاط انتهایی و میانی
۴۹ ۳-۱-۱-۳ روش تبدیل‌رادون
۵۰ ۴-۱-۱-۳ استخراج کد با الگوی باینری محلی (LBP)
۵۳ ۵-۱-۱-۳ تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)
۵۴ ۲-۳ تطبیق الگوها
۵۴ ۱-۲-۳ مروری بر روش‌های بکار رفته جهت تطبیق ویژگی
۵۴ ۱-۱-۲-۳ نسبت پیکسل تطبیق‌یافته (MMR)
۵۵ ۲-۱-۲-۳ فاصله‌هاسدورف
۵۷ ۳-۱-۲-۳ فاصله‌هاسدورف اصلاح شده (MHD)
۵۸ ۴-۱-۲-۳ تقسیم ناحیه‌ای به مثلث‌های مجاور هم جهت مساحی دولونه
۵۹ ۵-۱-۲-۳ ماشین بردار پشتیبان (SVM)
۶۱ فصل چهارم: روش پیشنهادی
۶۲ ۱-۴ قطعه‌بندی و استخراج الگوهای رگ
۶۳ ۱-۱-۴ آستانه‌ی وقتی محلی
۶۵ ۲-۱-۴ آستانه‌ی آنتروپی محلی
۶۸ ۳-۱-۴ انتخاب روش قطعه‌بندی
۶۹ ۲-۴ پس پردازش
۶۹ ۱-۲-۴ حذف نویز با تبدیل هاف
۷۱ ۲-۲-۴ حذف نویز با عملگرهای مورفولوژیکی
۷۳ ۳-۲-۴ حذف نویز با تبدیل ویولت

۷۵.....	۳-۴ تبدیل رادون.....
۷۷.....	۴-۴ روش های پیشنهادی.....
۷۷.....	۱-۴-۴ استفاده از نقاط مینوشیا برای شناسایی.....
۷۸.....	۱-۴-۴-۱ عیب روش اول.....
۷۹.....	۲-۴-۴ استفاده از تبدیل رادون.....
۸۱.....	۵-۴- استخراج ویژگی.....
۸۱.....	۱-۵-۴ الگوهای فضایی مشترک (CSP).....
۸۲.....	۱-۵-۴-۱ دلیل استفاده از CSP در پردازش تصاویر.....
۸۳.....	۲-۵-۴-۲ تعمیم CSP برای کلاسه بندی ۱۵۴ کلاسه.....
۸۶.....	۳-۵-۴-۱ روش پیشنهادی برای استخراج ویژگی با استفاده از CSP.....
۸۷.....	۲-۵-۴ تحلیل مؤلفه های اصلی (PCA).....
۸۷.....	۲-۵-۴-۲ روش پیشنهادی کاهش ویژگی توسط PCA.....
۸۹.....	۶-۴ دسته بندی.....
۹۰.....	۱-۶-۴ شبکه های عصبی پرسپترون چندلایه (MLP).....
۹۱.....	۲-۶-۴ نزدیک ترین همسایه (1-NN).....
۹۱.....	۱-۲-۶-۴ معیار شباهت منهن.....
۹۲.....	۷-۴ انتخاب ویژگی.....
۹۲.....	۱-۷-۴ روش پیشنهادی.....
۹۳.....	۲-۷-۴ الگوریتم ژنتیک.....
۹۴.....	۱-۲-۷-۴ ساختار الگوریتم های ژنتیکی.....
۹۵.....	۲-۲-۷-۴ روند الگوریتم پیشنهادی GA برای انتخاب سازگارترین پنجره ها.....
۹۹.....	فصل پنجم: ارزیابی روش پیشنهادی.....
۱۰۰.....	۱-۵ مقدمه.....
۱۰۱.....	۲-۵ مراحل روش پیشنهادی.....
۱۰۲.....	۳-۵ پارامترهای مهم در روش پیشنهادی.....
۱۰۲.....	۴-۵ ارزیابی روش پیشنهادی.....
۱۰۳.....	۱-۴-۵ معیار ارزیابی.....

۱۰۳.....	۲-۴-۵ مقایسه کلاسه‌بندها.....
۱۰۳.....	۱-۲-۴-۵ کلاسه‌بند نزدیک‌ترین همسایه (1-NN).....
۱۰۴.....	۲-۲-۴-۵ بررسی کارائی شبکه عصبی MLP.....
۱۰۸.....	۳-۲-۴-۵ مقایسه‌ای بین کلاسه‌بندهای MLP و 1-NN.....
۱۱۰.....	۳-۴-۵ بررسی روش‌های استخراج ویژگی.....
۱۱۰.....	۱-۳-۴-۵ بررسی کارائی روش PCA.....
۱۱۲.....	۲-۳-۴-۵ بررسی کارائی روش CSP.....
۱۱۳.....	۳-۳-۴-۵ مقایسه کارائی PCA و CSP.....
۱۱۵.....	۴-۴-۵ بررسی الگوریتم انتخاب ویژگی.....
۱۱۵.....	۱-۴-۴-۵ بررسی روش GA.....
۱۱۹.....	۵-۴-۵ بررسی کارائی الگوریتم‌های پیشنهاد شده.....
۱۲۱.....	۶-۴-۵ بررسی زمان مصرفی الگوریتم‌های پیشنهاد شده.....
۱۲۴.....	۵-۵ مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های دیگر.....
۱۲۷.....	فصل ششم: خلاصه مطالب و پیشنهادات ادامه کار.....
۱۲۸.....	۱-۶ نتیجه‌گیری.....
۱۳۰.....	۲-۶ پیشنهادات ادامه کار.....
۱۳۱.....	منابع.....

فهرست شکل‌ها

- شکل (۱-۱) مثال‌هایی از تصاویر پایگاه داده..... ۱۰
- شکل (۱-۲) بلاک‌دیگرام ساختار کلی سیستم شناسایی رگ‌انگشت..... ۱۴
- شکل (۲-۲) دستگاه پیشنهادی برای اخذ تصاویر رگ‌انگشت (الف) ساختار دستگاه (ب) استفاده از دستگاه..... ۱۵
- شکل (۳-۲) تصویر اصلی و تصویر نرمال شده (الف) تصویر رگ‌انگشت اصلی (ب) تصویر رگ‌انگشت نرمال شده..... ۱۹
- شکل (۴-۲) ماسک‌ها برای تعیین نواحی انگشت از تصاویر اخذ شده [۳۴:الف] ماسک برای تعیین ناحیه بالای انگشت (ب) ماسک برای تعیین ناحیه پایین انگشت..... ۲۰
- شکل (۵-۲) مثال‌هایی از تعیین ناحیه انگشت با ماسک‌ها..... ۲۰
- شکل (۶-۲) احتمال اتصال بتدانگشت (الف) یک تصویر انگشت (X-Ray ب) ساختار اتصال بتدانگشت (ج) یک ناحیه محتمل (مستطیل سفید) شامل یک اتصال بتدانگشت..... ۲۱
- شکل (۷-۲) تعیین ROI رگ انگشت (الف) پنجره تصویربرداری رگ انگشت (w_0) (ب) یک زیرپنجره w_1 (ج) موقعیت اتصال بتدانگشت داخلی (د) ناحیه ROI رگ انگشت (w_2) (ه) تصویر ROI رگ انگشت..... ۲۱
- شکل (۸-۲) توزیع گاوسی یک‌بعدی با $\sigma=1$ ۲۵
- شکل (۹-۲) توزیع گاوسی دو‌بعدی با $\sigma=1$ ۲۵
- شکل (۱۰-۲) یک تصویر نمونه قبل از کشش هیستوگرام..... ۲۶
- شکل (۱۱-۲) هیستوگرام تصویر شکل (۱۰-۲)..... ۲۶
- شکل (۱۲-۲) تصویر شکل (۱۰-۲) بعد از کشش هیستوگرام..... ۲۶
- شکل (۱۳-۲) کشش هیستوگرام شکل (۱۲-۲)..... ۲۶
- شکل (۱۴-۲) تعیین ROI، حذف نویز و بهبود تصویر با اعمال CLAHE برای تصویر رگ انگشت..... ۲۷
- شکل (۱۵-۲) مقایسه روش‌های مختلف بهبود تصویر (الف) تصویر نرمال شده اصلی (ب) فیلتر بالاگذر گوسین (ج) تعدیل هیستوگرام (ه) برابرسازی هیستوگرام (د) CLAH..... ۲۸
- شکل (۱۶-۲) نمودار برش عرضی روشنایی یک رگ و (ب) موقعیت بخش عرضی..... ۳۰
- شکل (۱۷-۲) ردیابی تکراری خطوط..... ۳۱
- شکل (۱۸-۲) استخراج الگوهای رگ با الگوریتم ردیابی مکرر خط..... ۳۲
- شکل (۱۹-۲) به ترتیب از بالا به پایین تصویر یک رگ انگشت و بخش حقیقی، موهومی و بخش جهت آن..... ۳۴

- شکل (۲-۲۰) به ترتیب از چپ به راست جهت عمودی، افقی و مورب به سمت چپ و راست و تصویر نهایی مرکب از چهار جهت..... ۳۶
- شکل (۲-۲۱) مثالی از عملگر باز الف) تصویر ورودی وب) تصویر خروجی پس از اعمال عملگر باز..... ۴۱
- شکل (۲-۲۲) مثالی از عملگر بسته الف) تصویر ورودی وب) تصویر خروجی پس از اعمال عملگر بسته..... ۴۱
- شکل (۳-۱) مثالی از نازک‌سازی..... ۴۶
- شکل (۳-۲) تبدیل رادون..... ۴۹
- شکل (۳-۳) عملگر دودویی محلی..... ۵۱
- شکل (۳-۴) تصاویر رگانگشت و مثلث‌بندی آنها [۱۶الف) تصاویر رگانگشت ب) تصاویر پس از نازک‌سازی ج) تصاویر پس از مشخص نمودن نقاط تقاطع د) تصاویر پس از استخراج نقاط تقاطع ه) تصویر مثلث‌بندی شده بعد از اتصال نقاط تقاطع..... ۵۸
- شکل (۴-۱) الف) تصویر اصلی ب) اعمال آستانه جهانی ج) اعمال آستانه محلی..... ۶۴
- شکل (۴-۲) چهار گوش‌های ماتریس هم‌رخداد..... ۶۶
- شکل (۴-۳) دو تصویر انگشت دست الف) اعمال آستانه‌گذاری وقفی محلی ب) اعمال آستانه آنتروپی محلی..... ۶۸
- شکل (۴-۴) دو تصویر انگشت دست الف) شناسایی خطوط با اعمال تبدیل هاف ب) تصاویر حذف نویز شده..... ۶۹
- شکل (۴-۵) تجزیه تصویر با سه سطح ویولت..... ۷۲
- شکل (۴-۶) الف) زیرباندهای مختلف ب) حذف زیرباندهای جزئیات ج) تصویر حذف‌نویز شده با ویولت..... ۷۲
- شکل (۴-۷) تصویر قطعه‌بندی شده انگشت دست..... ۷۳
- شکل (۴-۸) اعمال Erosion بر روی تصویر (۴-۷) با استفاده از مورفولوژی‌های Disc, Ball, Square و line..... ۷۳
- شکل (۴-۹) اعمال Dilation بر روی تصویر (۴-۷) با استفاده از مورفولوژی‌های Disc, Ball, Square و line..... ۷۴
- شکل (۴-۱۰) اعمال Opening بر روی تصویر (۴-۷) با استفاده از مورفولوژی‌های Disc, Ball, Square و line..... ۷۴
- شکل (۴-۱۱) اعمال Closing بر روی تصویر (۴-۷) با استفاده از مورفولوژی‌های Disc, Ball, Square و line..... ۷۴
- شکل (۴-۱۲) تبدیل رادون..... ۷۵
- شکل (۴-۱۳) الف) یک مثال از مجموعه‌ای از خطوط برای $\theta=45$ در صفحه (x, y) ب) تعیین نقاط متناظر در صفحه (θ, r) که تبدیل رادون (تبدیل هاف) ارزیابی شده (تخمین زده شده است)..... ۷۶
- شکل (۴-۱۴) تصاویر انگشت دست و اعمال تبدیل رادون با زاویه $\theta=0-180$ و r یکسان برای هر..... ۷۶
- شکل (۴-۱۵) بلاک‌دیاگرام روش پیشنهادی اول..... ۷۷

- شکل (۴-۱۶) مثالی از بردارویژگی مربوط به یک تصویر انگشت دست..... ۷۸
- شکل (۴-۱۷) تصویر قطعه‌بندی شده..... ۷۸
- شکل (۴-۱۸) نقاط مینوشیای شناسایی شده برای تصویر (۴-۱۷)..... ۷۸
- شکل (۴-۱۸) تصویر (۴-۱۷) پس از نازک‌سازی و حذف نویز با مورفولوژی..... ۷۹
- شکل (۴-۱۹) چند نقطه مینوشیا شناسایی شده برای تصویر (۴-۱۸)..... ۷۹
- شکل (۴-۱۵) بلاک‌دیاگرام روش پیشنهادی اول..... ۸۱
- شکل (۴-۲۱) طریقه ساخت بردارویژگی نهائی با استفاده از اعمال CSP بر روی هرپنجره..... ۸۷
- شکل (۴-۲۲) توزیع داده‌ها حول مؤلفه‌های اصلی در روش PCA، انتخاب بردارهای ویژه اول و دوم به عنوان مؤلفه‌های اصلی..... ۸۹
- شکل (۴-۲۳) توزیع داده‌ها حول مؤلفه‌های اصلی در روش PCA، انتخاب بردارهای ویژه اول و دوم و سوم به عنوان مؤلفه‌های اصلی..... ۸۹
- شکل (۴-۲۴) شبکه عصبی با یک لایه نهان..... ۹۱
- شکل (۴-۲۵) بلاک دیاگرام انتخاب بهترین پنجره‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک..... ۹۸
- شکل (۵-۱) بلاک‌دیاگرام مراحل روش پیشنهاد شده..... ۱۰۱
- شکل (۵-۲) مقایسه کلاسه‌بند 1-NN در روش CSP از لحاظ نرخ موفقیت و زمان مصرفی برای تعداد کلاسه‌های مختلف..... ۱۰۴
- شکل (۵-۳) خطای شبکه MLP برای ۱۰ کلاس با در نظر گرفتن ۳۰۰ مرحله آموزشی، ضریب یادگیری ۰.۰۷..... ۱۰۶
- شکل (۵-۴) خطای شبکه MLP برای ۵۰ کلاس با در نظر گرفتن ۳۰۰ مرحله آموزشی، ضریب یادگیری ۰.۰۲..... ۱۰۶
- شکل (۵-۵) خطای شبکه MLP برای ۱۰۰ کلاس با در نظر گرفتن ۳۰۰ مرحله آموزشی، ضریب یادگیری ۰.۰۱..... ۱۰۷
- شکل (۵-۶) خطای شبکه MLP برای ۱۵۴ کلاس با در نظر گرفتن ۳۰۰ مرحله آموزشی، ضریب یادگیری ۰.۱..... ۱۰۷
- شکل (۵-۷) مقایسه کلاسه‌بند MLP در روش CSP از لحاظ نرخ موفقیت و زمان مصرفی برای تعداد کلاسه‌های مختلف..... ۱۰۸
- شکل (۵-۸) مقایسه کلاسه‌بندهای 1-NN و MLP از لحاظ (الف) نرخ موفقیت (ب) زمان مصرفی..... ۱۰۹
- شکل (۵-۹) نمایش کیفیت دو کلاسه‌بند بر اساس معیار Ratio..... ۱۱۰
- شکل (۵-۱۰) نمایش عملکرد روش استخراج ویژگی PCA به ازای کلاسه‌بندهای 1-NN و MLP از لحاظ (الف) نرخ موفقیت (ب) زمان مصرفی..... ۱۱۱

- شکل (۵-۱۱) نمایش عملکرد روش استخراج ویژگی CSP به ازای کلاس‌بندهای 1-NN و MLP از لحاظ الف) نرخ موفقیت ب) زمان مصرفی..... ۱۱۳
- شکل (۵-۱۲) مقایسه نرخ موفقیت روش‌های استخراج ویژگی CSP و PCA به ازای کلاس‌بند 1-NN..... ۱۱۴
- شکل (۵-۱۳) مقایسه زمان مصرفی CSP و PCA به ازای کلاس‌بند 1-NN..... ۱۱۴
- شکل (۵-۱۴) مقایسه نرخ موفقیت CSP و PCA به ازای کلاس‌بند MLP..... ۱۱۵
- شکل (۵-۱۵) مقایسه زمان مصرفی CSP و PCA به ازای کلاس‌بند MLP..... ۱۱۵
- شکل (۵-۱۶) عملکرد کروموزوم‌ها در طی دوره آموزشی در روش CSPGA1-NN برای ۱۰ کلاس..... ۱۱۶
- شکل (۵-۱۷) عملکرد کروموزوم‌ها در طی دوره آموزشی در روش CSPGA1-NN برای ۵۰ کلاس..... ۱۱۷
- شکل (۵-۱۸) عملکرد کروموزوم‌ها در طی دوره آموزشی در روش CSPGA1-NN برای ۱۰۰ کلاس..... ۱۱۷
- شکل (۵-۱۹) عملکرد کروموزوم‌ها در طی دوره آموزشی در روش CSPGA1-NN برای ۱۵۴ کلاس..... ۱۱۸
- شکل (۵-۲۰) بررسی عملکرد انتخاب ویژگی به روش GA در مقایسه با روش بدون انتخاب ویژگی..... ۱۱۸
- شکل (۵-۲۱) بررسی کارایی روش‌های به کار رفته در شناسایی افراد از طریق رگ‌های خونی انگشت دست برای تعداد متفاوت از کلاس‌ها..... ۱۲۰
- شکل (۵-۲۲) مقایسه زمان مصرفی الگوریتم‌های پیشنهاد شده برای تعداد کلاس‌های مختلف الف) مقایسه همه روش‌ها ب) مقایسه روش‌ها بدون CSPGA1-NN..... ۱۲۲
- شکل (۵-۲۳) الف) تصویر اولیه ب) ویژگی نهایی استخراج شده توسط روش CSPGA1-NN..... ۱۲۳

فهرست جداول

جدول (۱-۴) طول خطوط شناسایی شده برای تصویر ۱ از شکل (۴-۴) با اعمال تبدیل هاف..... ۷۰

جدول (۲-۴) نمایش بهترین کروموزومها به طول ۲۰ و پنجره‌های انتخاب شده توسط آنها..... ۹۸

جدول (۱-۵) بررسی تاثیر ضرایب یادگیری مختلف بر عملکرد شبکه عصبی..... ۱۰۵

جدول (۲-۵) بیشینه نرخ موفقیت هر یک از الگوریتم‌های پیشنهاد شده برای تعداد متفاوت از کلاس‌ها (افراد)..... ۱۲۰

جدول (۳-۵) مقایسه نرخ موفقیت روش‌های پیشنهادی با روش‌های سایر مراجع..... ۱۲۵

فصل اول

مقدمه‌ای بر بیومتریک و معرفی

بیومتریک رنگ‌انگشت دست

۱-۱ بیومتریک

امروزه استفاده از علائم حیاتی و خصوصیات فردی اشخاص برای تشخیص هویت خودکار، در بسیاری از مراکز امنیتی و تجاری به امری عادی مبدل شده است. این روشها بدلیل مزیت‌هایی که نسبت به شیوه‌های دیگر تشخیص هویت همانند رمزعبور دارند، پیشرفت شایانی کرده‌اند و استفاده از آنها افزایش یافته است. این روشها بدلیل یکتایی پارامترهای شناسایی افراد و عدم وجود مشکلاتی همانند فراموشی، گم کردن و یا دزدیده شدن که در استفاده از رمزعبور یا کارت رمزار وجود دارد، از لحاظ امنیتی برتری دارند.

شناسایی بیومتریک افراد با تکیه بر خصوصیات فردی و رفتاری آنها انجام می‌شود. یعنی خصوصیات که شرایط خاصی داشته و برای هر شخص منحصر بفرد باشند. استفاده از قد، وزن، رنگ مو و موارد مشابه برای شناسایی بیومتریک مناسب نیست، چرا که این موارد بطور مداوم در حال تغییر هستند و همچنین ممکن است افراد زیادی در موارد ذکر شده با یکدیگر مشترک باشند. اما مواردی مانند ترکیب کلی صورت، اثرانگشت، عنبیه، طرح مویرگ‌های خونی دست و صدای اشخاص، موارد مناسبی هستند که می‌توانند برای تشخیص هویت مورد استفاده قرار گیرند.

۱-۲ انواع شناسایی بیومتریک

روشهای شناسایی بیومتریک مختلفی وجود دارند که از آن جمله می‌توان به روشهای مبتنی بر اسکن عنبیه، اسکن شبکیه، شناسایی چهره، شناسایی صوت، اثرانگشت، ترکیب دست و ... اشاره کرد [۱، ۲]. این خصوصیات در هر شخص منحصر بفرد هستند و به همین خاطر در شمار موارد قابل‌قیاس در تشخیص هویت افراد قرار گرفته‌اند. در هر کدام از روش‌های ذکر شده پردازش‌های خاصی بر روی اطلاعات ورودی انجام می‌شود.

¹ Biometric Recognition

۱-۲-۱ اسکن شبکیه [۳]: در این روش طرح مویرگ‌های پشت چشم اسکن می‌شود. برای اسکن این قسمت از چشم، نوری ویژه و به میزان مشخص به چشم کاربر تابانده می‌شود. برای بالا بردن دقت این عکسبرداری، چشم فرد باید در فاصله چند سانتی‌متری دستگاه اسکن شبکیه قرار داشته باشد. البته شناسایی افراد از این راه از روش‌های غیرمعمول به حساب می‌آید.

۱-۲-۲ اسکن عنبیه [۴]: عنبیه هر فرد از لحاظ رنگ و الگوی بافتی برای او منحصر بفرد و با افراد دیگر متفاوت است. بنابراین اسکن عنبیه افراد روش مناسبی برای شناسایی دقیق افراد محسوب می‌شود. برای این کار بخش‌های رنگی چشم فرد اسکن و مورد تحلیل قرار می‌گیرد.

۱-۲-۳ شناسایی چهره [۵]: برای شناسایی افراد به این روش بخش‌هایی از صورت که تصویر هندسی سه بعدی آنها می‌تواند قابلیت تشخیص افتراقی داشته باشد را ثبت می‌کنند. بیشترین کاربرد این روش در مراکز حساس و مهم مانند فرودگاه‌ها و پست‌های مرزی است. نیروهای امنیتی و قضایی برای شناسایی مجرمان، تروریست‌ها و دیگر افرادی که تحت پیگرد قانونی قرار دارند، از این روش استفاده می‌کنند.

۱-۲-۴ شناسایی از طریق صدا [۶]: این نوع از شناسایی بیومتریک با توجه به صدا و لحن گفتار افراد در تلفظ عبارتی خاص، انجام می‌شود. البته در صورت وجود اختلال و صداهای اضافه هنگام ضبط صدا، دقت این روش در شناسایی صحیح کم می‌شود.

۱-۲-۵ اثرانگشت [۷]: اثرانگشت از قدیمی‌ترین و شناخته شده‌ترین روش‌های شناسایی بیومتریک افراد است. اما شناسایی افراد با استفاده از اثرانگشت در سالهای اخیر تغییرات عمده‌ای داشته است. در روش‌های جدید بجای استامپ و کاغذ از اسکنرهای خاص که قابلیت بررسی و تطبیق سریع اثرانگشت را با نمونه ضبط شده دارند، استفاده می‌شود. اثرانگشت هر فرد با فرد دیگر متفاوت است. این روش از معمول‌ترین روش‌های تشخیص هویت به شمار می‌رود؛ تا حدی که حتی در سیستم‌های حضور و غیاب

کارمندان و برخی لپ‌تاپ‌های جدید نیز از این روش به عنوان یکی از روشهای مطمئن و سریع استفاده می‌شود.

۱-۲-۶ شکل هندسی دست‌ها و انگشتان [۹,۸]: این مدل از شناسایی بیومتریکی بر پایه‌ی تفاوت حالت قرارگیری دست‌ها و انگشتان افراد با یکدیگر بوجود آمده است. در این روش فرد موردنظر دست خود را بر روی اسکنری مخصوص قرار می‌دهد و اسکنر تصویر کامل دست را اسکن می‌کند. در این روش معمولاً هنگام اسکن، دو یا سه انگشت فرد بررسی می‌شود.

۱-۳ تاریخچه تحقیق و توسعه بیومتریکی رگ‌انگشت

روش‌های بیومتریکی ذکر شده، در شرایط خاص، محدودیت‌هایی دارند. به عنوان مثال، شناسایی چهره به چرخش‌ها و تغییرات روشنایی حساس است [۱۰]. در سیستم‌های شناسایی اثرانگشت و رگ دست، کاربران مجبورند توسط انگشت و دست خود با سطح سنسور ورودی در تماس باشند، که می‌تواند منجر به ناراحتی کاربر شود [۱]. علاوه بر این باعث می‌شود که اثرانگشت‌ها نسبت به جعل آسیب‌پذیر شوند. همچنین، شرایط یک انگشت از قبیل خشکی و زیاد عرقی بودن می‌تواند مانع ایجاد یک الگوی واضح شوند [۲]. شناسایی عنبیه از نظر دقت بهتر است اما دستگاه ضبط آن گران است. برای غلبه بر این مشکلات، الگوهای رگ مانند کف دست و رگ‌های دست مطالعه شده‌اند. در مقابل بیومتریکی‌های دیگر، الگوهای رگ سیستم را امن‌تر و قابل تشخیص‌تر می‌سازند، زیرا آنها در داخل بدن پنهان هستند و وضعیت بیرونی پوست نمی‌تواند روی آنها اثر بگذارد. در روش شناسایی از روی رگ‌ها، نور مادون قرمز به دست تابانده می‌شود [۱۳,۱۲,۱۱,۲]. با این کار وضعیت رگ‌هایی که زیر پوست قرار دارند بدست می‌آید. اگرچه اکنون دستگاه شناسایی با رگ‌های کف و دست در مقایسه با سیستم شناسایی رگ‌انگشت بسیار بزرگتر است، بنابراین شناسایی رگ‌انگشت مورد مطالعه قرار گرفت [۹].

نویسنده در [۱۴] نشان داده که هر انگشت یک الگوی رگ یکتا دارد که می‌تواند برای شناسایی افراد استفاده شود [۱۵،۱]. این خواص مطلوب شناسایی رگ را یک روش شناسایی بسیار قابل‌اعتماد ساخته است، بطوریکه یکی از امیدوارکننده‌ترین تکنولوژی‌های شناسایی در آینده در نظر گرفته می‌شود. از لحاظ تاریخی، محققان در هیتاچی ژاپن (۱۹۹۷-۲۰۰۰) کشف کردند که شناسایی از طریق الگوی رگانگشت یک بیومتریک قابل دوام برای شناسایی افراد است و در سال‌های ۲۰۰۰-۲۰۰۵ این فن‌آوری برای اولین بار بصورت تجاری در اشکال محصولات مختلف، از جمله دستگاه‌های خودپرداز عرضه شد. تحقیقات آنها نرخ پذیرش نادرست (FAR) را به کمی ۰.۰۰۰۱٪ و نرخ رد اشتباه (FRR) را به اندازه ۰.۱٪ گزارش می‌کند. امروزه ۷۰ درصد از عمده موسسات مالی در ژاپن از شناسایی رگانگشت استفاده می‌کنند [۱۶،۱۷].

۱-۴ دقت بیومتریک‌ها

تعدادی معیار وجود دارد که از آنها برای ارزیابی عملکرد بیومتریک‌ها استفاده می‌شود. این معیارها عبارتند از نرخ پذیرش اشتباه، نرخ رد اشتباه، نرخ عضویت اشتباه و نرخ خطای برابر [۱۸]. نرخ پذیرش اشتباه (FAR^۱): احتمال اینکه یک فرد غیرمجاز به عنوان یک فرد مجاز پذیرفته شود. نرخ رد اشتباه (FRR^۲): احتمال اینکه یک فرد مجاز به عنوان یک فرد غیرمجاز رد شود. نرخ عضویت اشتباه (FTE^۳): احتمال اینکه یک کاربر داده شده قادر به ثبت‌نام در یک سیستم بیومتریک با توجه به یک نمونه بیومتریک متمایز کم نباشد. نرخ خطای برابر (EER): EER یا نرخ خطای برابر نقطه‌ای است که نرخ عدم پذیرش نادرست و نرخ پذیرش نادرست برابر هستند و معمولاً بصورت درصد بیان می‌شود. EER یک معیار مهم برای برآورد دقت سیستم‌های بیومتریک است.

^۱ False Acceptance Rate (FAR)

^۲ False Rejection Rate (FRR)

^۳ Failure to Enroll Rate (FTE)

منحنی عملیات گیرنده (ROC^۲): ROC یا منحنی عملیات گیرنده یک گراف است که نشان می‌دهد چگونه نرخ عدم پذیرش نادرست و نرخ پذیرش نادرست بسته به آستانه تغییر می‌کنند. منحنی ROC یک سیستم نشان‌دهنده FAR و FRR برای همه آستانه‌ها می‌باشد. هر نقطه روی منحنی عملیات گیرنده FAR و FRR را برای یک آستانه خاص تعریف می‌کند [۱۹،۲].

۱-۵ شناسایی بیومتریک مبتنی بر رگانگشت

بیومتریک رگانگشت، به‌عنوان یک روش قدرتمند شناسایی خودکار افراد پدیدار شده است. رگانگشت یک بیومتریک فیزیولوژیکی منحصربفرد برای شناسایی افراد بر اساس ویژگی‌های فیزیکی و ویژگی الگوهای ورید در انگشت انسان است. این یک پیشرفت تکنولوژیکی نسبتاً جدید در زمینه بیومتریک است که به زمینه‌های مختلف از جمله پزشکی، مالی، اجرای قانون و سایر کاربردهایی که در آنها سطح بالایی از امنیت و استقلال بسیار مهم است اعمال می‌شود. این فن‌آوری تحسین برانگیز و موثر است، زیرا تنها به یک طراحی تک تراشه کوچک و نسبتاً ارزان نیاز دارد [۲۰]، و یک فرآیند شناسایی سریع است که در مقایسه با سایر بیومتریک‌های شناسایی دیگر مانند اثرانگشت، عنیه چشم، صورت و ... بدون تماس است و دقت بالاتری دارد. این میزان دقت بالاتر رگانگشت بی ارتباط با این واقعیت نیست که جعل الگوهای رگانگشت تقریباً غیر ممکن است، که به این ترتیب آن را تبدیل به یک تکنولوژی بیومتریک با رشد سریع کرده است که به سرعت راه خود را از آزمایشگاه‌های تحقیقاتی به توسعه تجاری پیدا کرده است.

۱-۵-۱ یکتایی الگوهای رگ

شکل و نقشه‌ی رگ‌های خونی هر فرد از زمان تولد، برای همیشه ثابت و منحصربفرد است. بنابراین از این خصوصیت می‌توان به‌عنوان روشی دقیق در تشخیص هویت بهره برد. پژوهشگران شرکت ژاپنی

¹ Equal Error Rate (EER)

² Receiver Operating Curve (ROC)

فوجیتسو از همین ویژگی برای تشخیص هویت افراد استفاده کرده‌اند. حالت رگ‌های هر شخص مانند اثرانگشت او یک ویژگی منحصر بفرد است. وضعیت رگ‌ها حتی میان دوقلوهای همسان نیز ناهمسان است [۲۱]. تنها مشخصه‌ای از رگ‌ها که با گذشت زمان تغییر می‌کند، اندازه آنهاست. فناوری شناسایی ورید ویژگی‌هایی را داراست [۱۵] از قبیل: (۱) عمومیت و یکتایی، درست همانطور که افراد اثرانگشت منحصر بفرد دارند، تصاویر منحصر بفرد رگانگشت نیز دارند. تصاویر رگ بسیاری از مردم با وجود بالا رفتن سن بدون تغییر باقی می‌ماند. (۲) روش‌های تشخیص رگانگشت و دست هیچ اثر منفی شناخته شده‌ای بر سلامت بدن ندارند. (۳) وضعیت پوست هیچ تاثیری بر روی نتیجه تشخیص ورید ندارد. (۴) ویژگی‌های ورید حتی با عمل هم به سختی جعل می‌شوند و یا تغییر می‌یابند [۲۲، ۲۳، ۲۴]. این خواص مطلوب شناسایی رگ را یک روش شناسایی بسیار قابل اعتماد ساخته است.

۱-۵-۲ مزایای بیومتریک رگانگشت

پایداری و مقاومت در برابر شرایط محیط مزایای زیادی برای رگانگشت ایجاد نموده است:

۱. دقت^۱ بالا: برای استفاده آسان است و خطا ندارد. ۲. قابلیت اطمینان^۲ بالا: جعل آن مشکل است. ۳. پذیرش^۳ بالا: مستقل از سن افراد، شرایط شغلی، عادات زندگی و شرایط محیطی می‌باشد. ۴. دسترس پذیری^۴ بالا: همه افراد می‌توانند از این شناسایی استفاده کنند.

۱-۵-۳ مزایای رگانگشت نسبت به اثرانگشت

در مقایسه با شناسایی اثرانگشت، مزایای شناسایی رگانگشت برابر است با: ۱- احتیاج به در نظر گرفتن شرط سطح پوست را ندارد و می‌تواند مانع از جعلی سازی و انگشت مصنوعی بشود. ۲- افزایش جعل با استفاده از ویژگی‌های قابل مشاهده‌ای که در درون اعضای انسان هستند مشکل می‌شود [۲۵]، زیرا این

¹ High Accuracy

² High Reliability

³ High Accessibility

⁴ High Availability

ویژگی‌ها تنها تحت نور مادون قرمز ظاهر می‌شوند. ۳-شناسایی بدون تماس تاثیر بدی روی سلامت عمومی ندارد. ۴-ترکیب آن با شناسایی رگانگشت برای ایجاد شناسایی پیچیده‌تر آسان است و نرخ FTE آن نسبت به اثرانگشت پائین‌تر است، در اثرانگشت نرخ کاربرانی که نمی‌توانند از این شناسایی استفاده کنند ۵-۳٪ است [۱۵].

۱-۵-۴ الگوی رگ و تصویربرداری NIR

چشم انسان فقط می‌تواند نور مرئی را که یک محدوده بسیار باریک از تمام طیف الکترومغناطیسی را دربرمی‌گیرد، ببیند (تقریباً طول موج ۴۰۰-۷۰۰ نانومتر) [۱۳، ۱۲، ۱۱، ۲]. اگرچه اطلاعات بسیار زیادی که در سایر طیف‌های الکترومغناطیسی وجود دارد توسط اشیای موردعلاقه منعکس می‌شود. برای الگوهای رگ فرد که زیر پوست هستند، قابلیت رویت آنها تحت شرایط نور مرئی نرمال کم است. این مسئله می‌تواند با تکنیک‌های تصویربرداری مادون قرمز نزدیک حل شود [۲۶، ۲۷].

به منظور جمع‌آوری الگوی رگ، یک تصویر از آن موردنیاز است. ساختار الگوی رگ می‌تواند از طریق هر یک از دو تصویربرداری حرارتی بدست آید، که FIR^۱ (مادون قرمز دور) یا تصویربرداری NIR^۲ (مادون قرمز نزدیک) نامیده می‌شوند. از آنجا که یک دوربین حرارتی FIR هزینه بالایی دارد، NIR یک گزینه مناسب برای ساخت یک دستگاه اخذ کم‌هزینه است. به همین دلیل در این قسمت روی تصویربرداری NIR تمرکز شده است.

۱-۶ الگوی ورید خون: ویژگی بیومتریک خوب؟

یک بیومتریک خوب چهار ویژگی دارد: عمومیت، تمایز، جمع پذیر بودن و پایداری. با در نظر داشتن این خصوصیات می‌توان در مورد به رسمیت شناختن بیومتریک با استفاده از رگانگشت دست موارد زیر را نتیجه گرفت:

¹ Far Infra-red

² Near Infra-red

عمومیت: امن است بطوریکه گفته می‌شود به جز در موارد نادر، هر کس دست دارد و رگ‌های خونی در آن است، بنابراین الگوهای رگ می‌توانند عمومی در نظر گرفته شوند.

تمایز: با توجه به بحث فوق، می‌توان نتیجه گرفت که تمایز الگوهای رگ یک فرض معتبر است.

جمع‌پذیر بودن: به لطف تکنیک‌های تصویربرداری NIR الگوهای رگ می‌توانند استخراج شده و ویژگی‌ها اندازه‌گیری شوند.

پایداری: توسعه الگوی رگ دست در حدود سن ۲۰ سالگی متوقف می‌شود و پس از آن، به دلیل پیری استخوان‌ها فقط تغییرات جزئی رخ می‌دهد [۱۵]. با در نظر گرفتن یک فرد سالم بدون بیماری عروقی که الگوی عروقی آن با جراحی تغییر نکرده، می‌توان فرض کرد که تنها تغییرات اتفاق افتاده در عروق با توجه به دما، فعالیت و... انقباض و اتساع است (کاهش و توسعه قطر عروق). بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که الگوی کلی رگ‌های خونی دست دائمی و پایدار است. بر اساس این مباحث، الگوی رگ‌های خونی انگشت دست می‌تواند یک ویژگی بیومتریک خوب در نظر گرفته شود.

۷-۱ شناسایی مبتنی بر رگ‌انگشت

فرآیند شناسایی مبتنی بر رگ‌انگشت از چهار مرحله اساسی اخذ تصویر^۱، پردازش تصاویر^۲، استخراج ویژگی^۳ و تطابق ویژگی‌ها^۴ تشکیل می‌شود. ابتدا تصاویر رگ انگشت توسط دستگاه مربوطه اخذ می‌شوند، سپس پردازش‌هایی بر روی این تصاویر انجام می‌گیرد. در مرحله بعد ویژگی‌ها استخراج می‌شوند و در نهایت تصاویر رگ انگشت بر اساس ویژگی‌های استخراج شده تطبیق داده می‌شوند [۱۵, ۱۰, ۱].

¹ Image Acquisition

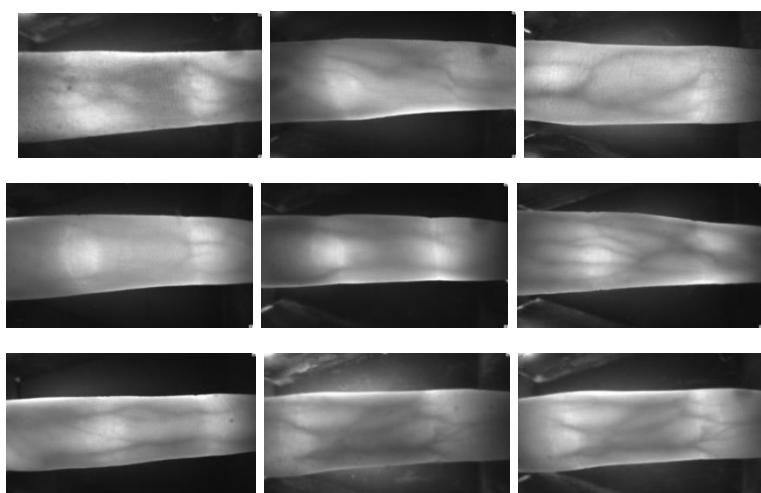
² Image Processing

³ Feature Extraction

⁴ Feature Matching

۸-۱ مجموعه داده

این مطالعه با استفاده از مجموعه داده رگانگشت که توسط آزمایشگاه هوش مصنوعی دانشگاه پکینگ^۱ [۲۸] تهیه شده، انجام شده است. این مجموعه داده شامل سه نسخه (PKU(V2), PKU(V3) و PKU(V4) می باشد. PKU(V2) شامل ۴۵۷۴ تصویر خاکستری مربوط به ۴۳۱ شخص و PKU(V3) نیز شامل ۵۳۷۹ تصویر خاکستری مربوط به ۳۹۸ شخص می باشد. در این پژوهش از نسخه PKU(V4) استفاده نموده ایم که شامل ۱۵۹۷ تصویر مربوط به ۲۰۰ نفر می باشد. تصاویر رگانگشت از هشت انگشت هر فرد بدست آمده اند و همه تصاویر در فرمت bmp می باشند. شکل (۱-۱) مثال هایی از تصاویر مجموعه داده مورد استفاده را نشان می دهد.



شکل (۱-۱) مثال هایی از تصاویر پایگاه داده

این مجموعه داده توسط برنامه A.I. از یک پایگاه داده بزرگ برگزیده شده و تصاویری که کیفیت خوبی داشتند توسط شخص آزمایش کننده نشان دار شده اند. بنابراین این نسخه از پایگاه داده یک انتخاب مناسب برای تحقیقات پیشرفته می باشد. به ۴۶ فایل از این تصاویر پسوند ignore. الحاق شده است، که نشان می دهد این نمونه ها کیفیت خوبی ندارند. بنابراین در این پژوهش فقط از تصاویر ۱۵۴ نفر که در کیفیت مناسب هستند استفاده نموده ایم. از هشت تصویر مربوط به هر فرد شش تا را برای آموزش و دو تا را برای تست استفاده کرده ایم. یعنی ۷۵٪ از داده ها برای آموزش سیستم و ۲۵٪ از

¹ Artificial Intelligence Lab of Peking University (PKU(V4) Finger Vein Dataset)

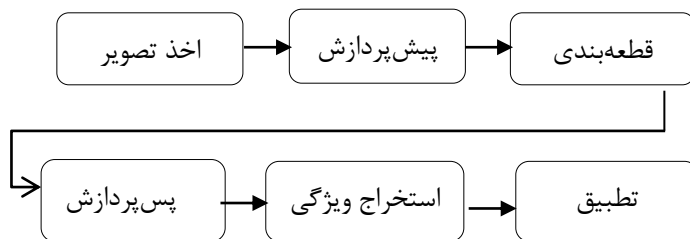
آنها برای تست سیستم استفاده شده‌اند. بنابراین دیتابیس ما در مجموع شامل ۱۲۳۲ تصویر رگانگشت در سایز ۵۱۲*۳۸۴ پیکسل می‌باشد.

ادامه این پایان‌نامه به صورت زیر سازماندهی شده است. سیستم شناسایی افراد توسط رگ‌های خونی انگشت دست از چهار مرحله تشکیل می‌شود، در فصل دوم به مراحل اول و دوم که به ترتیب اخذ تصویر و پردازش تصویر می‌باشند پرداخته شده است. مرحله پردازش تصویر خود شامل پیش‌پردازش، قطعه‌بندی و پس‌پردازش می‌باشد. استخراج ویژگی و تطبیق ویژگی‌ها مراحل سوم و چهارم از فاز شناسایی هستند که در فصل سوم مورد بررسی قرار گرفته‌اند. در فصل چهارم روش پیشنهادی مطرح شده است. در فصل پنجم نتایج تجربی استراتژی‌های بکار رفته برای شناسایی افراد مبتنی بر رگ‌های انگشت دست بررسی خواهد شد. در انتها هم نتیجه‌گیری و پیشنهادات آینده آورده می‌شود.

فصل دوم

اخذ تصویر و پردازش تصویر

همانطور که در فصل اول ذکر شد سیستم شناسایی توسط رگ‌های انگشت دست از چهار مرحله اصلی اخذ تصویر، پردازش تصویر، استخراج ویژگی و تطبیق ویژگی‌ها تشکیل می‌شود [۱۰، ۱]. در شکل (۲-۱) بلاک‌دیگرام ساختار کلی این سیستم شناسایی نشان داده شده است [۲۹]. در ادامه به بررسی هر کدام از این مراحل پرداخته خواهد شد.



شکل (۲-۱) بلاک‌دیگرام ساختار کلی سیستم شناسایی رگ‌انگشت

۲-۱ اخذ تصاویر رگ‌انگشت

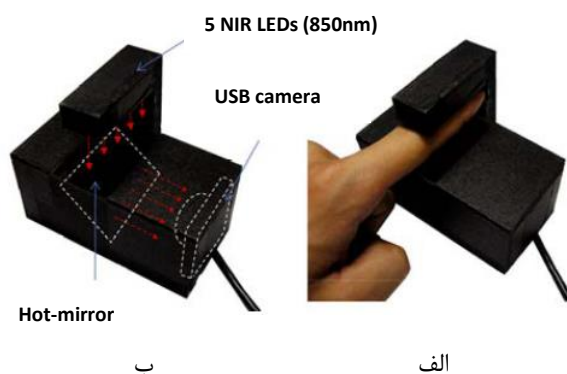
استخراج رگ اولین قدم بسیار مهم در فرآیند شناسایی است. بدلیل اینکه رگ‌های انگشت زیر پوست قرار دارند و داخلی هستند، نورهای مرئی قادر به تصویربرداری از آنها نیستند. بنابراین روشن نمودن ناحیه زیرپوستی یک انگشت یک کار مهم در تجسم رگ‌ها می‌باشد [۱۱]. عمل استاندارد بدست آوردن تصاویر رگ‌انگشت با استفاده از طیف نمای مادون قرمز نزدیک (NIR) است. نور NIR با طول موج ۷۰۰-۱۱۰۰ نانومتر می‌تواند از طریق بیشتر بافت‌های بدن انسان عبور کند [۱۲]. اما بخش غالب پوست از آب تشکیل شده است که نور را با طول موج زیر ۳۰۰ و بالاتر از ۱۰۰۰ نانومتر جذب می‌کند. درحالی‌که دو جزء اساسی خون هموگلوبین و ملانین هستند. هموگلوبین در خون می‌تواند نور مادون قرمز را بطور کامل جذب کند [۱۳]. بنابراین به یک منبع نور مادون قرمز نزدیک (NIR) با طول موج مناسب به تاباندن از طریق انگشت دست نیاز داریم.

هنگامیکه دست نزدیک پرتوهای نور مادون قرمز با طول موج تقریباً ۸۶۰ نانومتر قرار داده می‌شود، الگوی‌های رگ‌انگشت دست در بافت زیر جلدی پوست استخراج می‌شوند، زیرا هموگلوبین در رگ اشعه‌های نور را جذب می‌کند. در نتیجه تصاویر رگ نسبت به سایر مناطق دست تیره‌تر بنظر

می‌رسند، چرا که تنها رگ‌های خونی اشعه را جذب می‌کنند. بنابراین هنگامیکه NIR استفاده شود، رگ‌ها نور بیشتری را نسبت به بافت‌های اطراف جذب می‌کنند. بطوریکه این نوع تصویربرداری برای آشکارسازی الگوهای اساسی از رگ‌های خونی مناسب است و با این کار کلکسیونی از الگوی رگ‌های خون بدست می‌آید. در ادامه یک نمونه از دستگاه‌هایی که برای اخذ تصاویر رگانگشت در [۲] پیشنهاد شده است معرفی خواهد شد.

همچنانکه در شکل (۲-۲) نشان داده شده است، این دستگاه برای حداقل نمودن ناحیه تماس انگشت طراحی شده است. بنابراین این دستگاه دو مزیت نسبت به دستگاه‌های قدیمی‌تر اخذ تصویر رگانگشت دارد. نخست اینکه، اثر انگشت‌های پنهان در سطح سنسور را ننگه نمی‌دارد. دوم، ناراحتی کاربر را با کاهش سطح سنسور کمتر می‌کند [۲].

دستگاه پیشنهاد شده از یک دوربین وب دستگاه بار جفت شده (CCD) (شکل (۲-۲) قسمت (الف)) استفاده می‌کند که یک رابط سریال همه منظوره ۲ دارد. از آنجایی که الگوهای رگانگشت با استفاده از منبع نور مادون قرمز نزدیک ۳ قابل دیدن هستند، فیلتر گذر نور مرئی، از دوربین وب خارج شده است. همچنین یک فیلتر گذر NIR در داخل دوربین وجود دارد. در این مورد، فیلتر NIR، نور NIR با طول موج بالاتر از ۷۵۰ نانومتر را عبور می‌دهد.



شکل (۲-۲) دستگاه پیشنهادی برای اخذ تصاویر رگانگشت (الف) استفاده از دستگاه (ب) ساختار دستگاه [۲]

-
- 1 Charge-coupled Device (CCD) Web Camera
 - 2 Universal Serial Bus (USB) Interface
 - 3 Near-infrared (NIR) Light

برای متمایز ساختن الگوهای رگانگشت، پنج دیود ناشر نوری^۱ NIR اضافی به قسمت بالایی دستگاه اضافه شده‌اند (همچنانکه در شکل (۲-۲) قسمت (الف)) نشان داده شده است. بدلیل اینکه هموگلوبین موجود در خون نور مادون قرمز بیشتری نسبت به سایر بافت‌ها جذب می‌کند، سطح خاکستری رگانگشت پائین‌تر از ناحیه پوست می‌باشد. بطور کلی سرخرگ‌ها هموگلوبین اکسیدشده و سیاهرگ‌ها همگلوبین بدون اکسیژن دارند. نور NIR با طول موج بالاتر از ۷۶۰ نانومتر توسط هموگلوبین بدون اکسیژن جذب می‌شود. همچنین نور NIR با طول موج حدود ۹۳۰ نانومتر به بهترین وجه جذب می‌شود. اگرچه، قابلیت دریافت یک سنسور CCD قدیمی با افزایش طول موج نور NIR کاهش می‌یابد. بصورت دقیق‌تر، روشنایی تصویر اخذ شده توسط یک دوربین CCD با طول موج ۹۳۰ نانومتر تیره‌تر از تصویر اخذ شده با طول موج ۷۶۰ نانومتر می‌باشد. بنابراین، با در نظر گرفتن اینکه روشنایی تصویر توسط قابلیت دریافت سنسور CCD و مقدار جذب هموگلوبین بدون اکسیژن تحت تاثیر قرار می‌گیرد، با آزمایش طول موج ۸۵۰ نانومتر برای دستگاه روشنایی NIR انتخاب شده است.

یک آینه تابان نیز در دستگاه پیشنهادی استفاده شده است. از خصوصیات آینه تابان منعکس نمودن نور NIR و انتقال نور مرئی می‌باشد. بر این اساس، آینه تابان که در شیب ۴۵ درجه است، در جلوی دوربین USB قرار گرفته است (شکل (۲-۲) قسمت (الف)). در نتیجه ارتفاع دستگاه کاهش یافته است. این مسئله موجب شده است که سایز و هزینه دستگاه پیشنهاد شده بسیار کاهش یابند.

۲-۲ پردازش تصویر

نسخه بریده شده از تصویر اخذ شده از الگوی رگ‌ها تشکیل شده است که با اطلاعات غیر ضروری و ناخواسته همراه است که باید حذف شوند. مرحله‌ای از سیستم که هدف آن بهبود و استخراج الگوی رگ است پردازش تصویر نامیده می‌شود و به سه مرحله تقسیم می‌شود: پیش‌پردازش، قطعه‌بندی و پس‌پردازش [۱۵]. الگوریتم‌های بهبود [۳۰-۳۳] بمنظور بهبود کیفیت تصاویر استفاده می‌شوند.

¹ Light Emitting Diodes (LEDs)

۲-۲-۱ پیش پردازش

بعد از اخذ تصاویر و قبل از استخراج الگوهای رگ، پیش پردازش به تصاویر اعمال می شود. هدف از این مرحله بهبود کیفیت تصاویر می باشد تا جاییکه الگوهای رگ بتوانند براحتی در طول قطعه بندی نمایان شوند [۳۵،۳۴].

۲-۲-۱-۱ مروری بر روش های بکار رفته جهت پیش پردازش

تصاویر اخذ شده معمولاً کنتراست پائین دارند و شامل نویز هستند، بنابراین بهبود کنتراست و کاهش نویز در حتمی کردن کیفیت گام بعدی ضروری هستند. بنابراین لازم است تعدادی پیش پردازش بمنظور بهبود کیفیت روی تصاویر انجام گیرد [۳۴،۲۱]. این کار با برش تصویر بمنظور استخراج ناحیه مورد علاقه و اعمال فیلترها برای کاهش نویز و بهبود کنتراست انجام می شود. افزایش کنتراست در صورتیکه الگوهای رگ ناپیدا باشند یک مرحله ضروری است و معمولاً کشش هیستوگرام برای اضافه کردن کنتراست بین رگه ها و پس زمینه استفاده می شود. روش های مختلفی برای پیش پردازش استفاده شده اند و اغلب آنها ترکیبی از چندین فیلتر و الگوریتم هستند [۳۶]. تعدادی از مراحل پیش پردازش مهم و مطرح شده در مقاله های معتبر به شرح زیر می باشند:

• ۱. برش^۱

در این مرحله برای حذف پیکسل های غیر ضروری بمنظور افزایش سرعت پردازش، سایز تصاویر کاهش می یابد و تنها بخش انگشت از تصویر جدا شده و استفاده می گردد.

• ۲. پردازش تصاویر خاکستری^۲

تصاویر رگ انگشت اخذ شده توسط دستگاه معمولاً تصاویر رنگی ۲۴ بیتی هستند. بمنظور کاهش پیچیدگی محاسباتی، تصاویر اصلی با استفاده از معادله (۲-۱)، که همان معادله تبدیل تصاویر رنگی

¹ Crop

² Image Gray Processing

RGB به تصاویر خاکستری می‌باشد، به تصاویر خاکستری ۸ بیتی تبدیل می‌شوند [۳۷, ۲۵, ۱۶, ۱۰].

$$Y = R * 0.299 + G * 0.587 + B * 0.114 \quad (1-2)$$

که R، G و B مقادیر دسیمال مولفه‌های رنگی قرمز، سبز و آبی هستند.

• ۳. نرمال‌سازی سایز^۱

سایز ROI به علت فاکتورهای شخصی از قبیل متفاوت بودن سایز انگشت‌ها و تغییرات مکان از یک تصویر به تصویر دیگر متفاوت است. بنابراین نرمال‌سازی ناحیه ROI به یک سایز، قبل از انجام استخراج ویژگی ضروری می‌باشد. یک روش برای انجام این کار استفاده از درون‌یابی دوسویه^۲ می‌باشد [۳۹, ۳۴, ۳۸, ۳۷, ۲۵, ۱۶, ۱۳, ۱۰].

• ۴. نرمال‌سازی^۳

نرمال‌سازی عملیات مبتنی بر پیکسل است که اغلب در پردازش تصویر استفاده می‌شود. هدف اصلی از نرمال‌سازی دریافت یک تصویر خروجی با میانگین و واریانس مطلوب می‌باشد، که پردازش‌های بعدی را تسهیل می‌کند. تصویر یکنواخت روشن با استفاده از فرمول‌های زیر نرمال‌سازی می‌شود، که در آنها M و VAR میانگین و واریانس تخمین زده شده برای تصویر ورودی را نشان می‌دهند [۴۰, ۳۴, ۲۵, ۱۶].

$$M = \frac{1}{M * N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} I(i, j) \quad (2-2)$$

$$VAR = \frac{1}{M * N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (I(i, j) - M(I))^2 \quad (3-2)$$

$$G(i, j) = \begin{cases} M_0 + \sqrt{\frac{VAR_0 * (I(i, j) - M)^2}{VAR}}, I(i, j) \geq M \\ M_0 - \sqrt{\frac{VAR_0 * (I(i, j) - M)^2}{VAR}}, I(i, j) < M \end{cases} \quad (4-2)$$

¹ Size Normalization

² Bilinear Interpolation

³ Normalization

نرمال سازی، تصویر را برای مرحله بعدی پردازش آماده می سازد. نتیجه فرآیند فوق الذکر در شکل (۲-۲) نشان داده شده است. همانطور که از شکل (۲-۳) پیداست تصویر (الف) بخشی از روشنایی خود را از دست داده است اما در حال حاضر دارای روشنایی یکنواخت است (شکل (۲-۳) قسمت (ب)).



شکل (۲-۳) تصویر اصلی و تصویر نرمال شده (الف) تصویر رگ‌انگشت اصلی (ب) تصویر رگ‌انگشت نرمال شده [۱۶]

• ۵. استخراج ناحیه موردعلاقه^۱

تصاویر اخذ شده شامل نواحی سایه‌دار در هر دو انتهای جهت عمودی هستند. چون این مسئله در شناسایی اختلال ایجاد می‌کند، می‌توان نواحی سایه‌دار را با یک سایز پیکسل از پیش تعیین شده از هر دو انتها برید. چنین ناحیه‌ای، ناحیه موردعلاقه نامیده (ROI) می‌شود [۱۰، ۱۳، ۱۶، ۲۵، ۳۴، ۳۷، ۳۹]. در ادامه سه روش که در مقالات مختلف برای استخراج ROI مورد استفاده قرار گرفته‌اند، معرفی می‌شوند.

الف) روش اول استخراج ناحیه موردعلاقه رگ‌انگشت: فیلتر سوبل

تصاویر رگ‌انگشت اخذ شده یک پیش‌زمینه سیاه ناخواسته دارند، که ممکن است در فرآیند شناسایی اختلال ایجاد کند. می‌توان از یک روش شناسایی لبه برای قطعه‌بندی ناحیه رگ‌انگشت از تصویر سطح خاکستری استفاده نمود. یک اپراتور سوبل با یک ماسک 3×3 بصورت $\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ برای شناسایی لبه‌های یک انگشت استفاده می‌شود. عرض ناحیه انگشت می‌تواند بر اساس ماکزیمم یا مینیمم مقادیر افقی نمودار انگشت بدست بیاید و ارتفاع ناحیه انگشت نیز بصورت مشابه تعیین می‌شود. این ناحیه مستطیلی که ROI نامیده می‌شود، می‌تواند بر اساس این دو مقدار اخذ شود [۲۵].

¹ Region of Interest (ROI) Extraction

(ب) روش دوم استخراج ناحیه موردعلاقه رگ انگشت

الگوی انگشت افراد با هم متفاوت است، ناحیه انگشت بمنظور نرمال سازی تصویر رگ انگشت و استخراج بافت از تصویر نرمال شده، تعیین می شود.

بدلیل اینکه منبع نور مادون قرمز از طریق پوست عبور می کند، ناحیه انگشت روشن تر از ناحیه پس زمینه است. بنابراین برای مشخص نمودن ناحیه انگشت از تصاویر اخذ شده از ماسک های [۲,۱] نشان داده شده در تصویر (۲-۴) استفاده می شود. با استفاده از این ماسک ها حاشیه بالا و پائین ناحیه انگشت بخوبی تعیین می شوند. به این صورت که مقادیر ماسک برای هر موقعیت X در جهت Y محاسبه می شوند و موقعیت هایی که به ازای آنها مقدار ماسک ماکزیمم می شود به عنوان موقعیت حاشیه بین انگشت و ناحیه پس زمینه در جهت Y تعیین می شوند. شکل (۲-۵) نتایج تعیین ناحیه انگشت با ماسک های موردنظر را نشان می دهد.

-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱
-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱
۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱

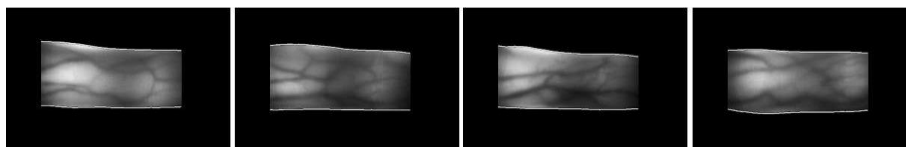
الف

۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱
-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱	-۱

ب

شکل (۲-۴) ماسک ها برای تعیین نواحی انگشت از تصاویر اخذ شده [۴۱] الف) ماسک برای تعیین ناحیه بالای انگشت;

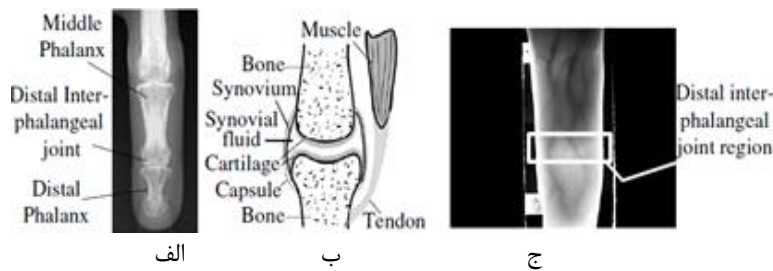
ب) ماسک برای تعیین ناحیه پایین انگشت



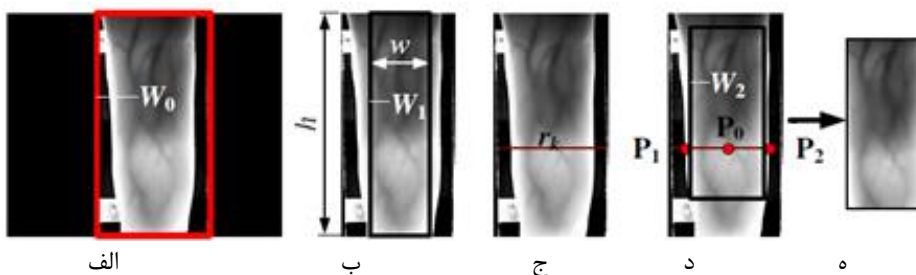
شکل (۲-۵) مثال هایی از تعیین ناحیه انگشت با ماسک ها [۴۱]

ج) روش سوم استخراج ناحیه موردعلاقه رگ انگشت

همانطور که می‌دانیم دو اتصال بندانگشتی^۱ (شکل (۶-۲) الف)) مربوط به بندانگشت میانی^۲ از چندین مولفه تشکیل می‌شود. بدیهی است که تراکم مایع زلال پر شده در فضای خالی بین دو غضروف کمتر از استخوان‌ها است. این باعث می‌شود که وقتی یک LED مادون قرمز بالای یک انگشت قرار داده می‌شود، نور بیشتری به فضای خالی نفوذ کند. بنابراین، ممکن است یک ناحیه روشن‌تر از سطح تصویر CCD خارج شود (شکل (۶-۲) قسمت ج)). در حقیقت، پهنای فضای خالی اتصال بندانگشتی یک انگشت تنها ۱.۵-۲ میلی‌متر است. اگرچه، ناحیه روشن‌تر می‌تواند با یک خط با پهنای یک پیکسل تعویض شود. این مشاهدات اتصال بندانگشتی داخلی پیشین^۳ نامیده می‌شود و می‌تواند کاملاً در تعیین ناحیه موردعلاقه رگ استفاده شود [۴۳، ۴۲، ۱۱].



شکل (۶-۲) احتمال اتصال بندانگشت الف) یک تصویر انگشت X-Ray ب) ساختار اتصال بندانگشت ج) یک ناحیه محتمل (مستطیل سفید) شامل یک اتصال بندانگشت [۱۱]



شکل (۷-۲) تعیین ROI رگ انگشت الف) پنجره تصویربرداری رگ انگشت (w_0) ب) یک زیرپنجره w_1 ج) موقعیت اتصال بندانگشت داخلی د) ناحیه ROI رگ انگشت (w_2) ه) تصویر ROI رگ انگشت [۱۱]

¹ Phalangeal Joints

² Middle Phalanx

³ Interphalangeal Joint Prior

با توجه به مشاهدات پیشین، هدف استفاده از اتصال بندانگشتی داخلی دوربرد^۱ به عنوان معیاری برای تعیین ROI می‌باشد. از آنجایی که بیشتر رگ‌ها در نوک و حاشیه‌های انگشت پیدا نیستند، بطور مشابه از یک الگوی زیرپنجره برای دستیابی به یک توصیف از تصاویر رگ استفاده می‌شود. فرآیند تعیین ROI رگ بصورت زیر می‌باشد:

۱- یک پنجره ثابت (که در شکل (۷-۲) قسمت (الف) با w_0 نشان داده شده است) که از نظر سایز مشابه پنجره تصویربرداری رگانگشت است، برای برش یک ناحیه کاندید رگانگشت در سطح تصویربرداری CCD استفاده می‌شود.

۲- یک پنجره از پیش تعریف شده $w * h$ (که با w_1 نمایش داده شده است) برای تعیین یک زیرناحیه در w_0 استفاده می‌شود، که می‌تواند اثر پس‌زمینه غیرمفید را کاهش دهد (شکل (۷-۲) قسمت (ج)).

۳- مقادیر پیکسل در هر سطر تصویر در زیر ناحیه w_1 متراکم هستند:

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

۴- ماکزیمم مجموع سطر، موقعیت تقریبی اتصال بندانگشتی درونی را نشان می‌دهد (شکل (۷-۲) قسمت (ب)):

$$r_k = \arg \max_{i \in [1, h]} (\Phi_i) \quad (6-2)$$

۵- سه نقطه مثل P_1 ، P_2 و P_0 در امتداد خط مبنای تعیین شده قرار دارند. نقاط P_1 و P_2 به ترتیب فصل مشترک خط مبنا و مرزهای انگشت را نشان می‌دهند. درحالی‌که نقطه P_0 ، نقطه میانی بخش بین P_1 و P_2 است.

۶- براساس نقطه P_0 ، یک پنجره که با w_2 در شکل (۷-۲) قسمت (د) نشان داده شده است، برای جدا کردن تصویر ROI از ناحیه رگانگشت استفاده می‌شود (شکل (۷-۲) قسمت (ه)). خط r_k حدود $2/3$ ارتفاع w_2 است.

¹ Distal Interphalangeal Joint

• ۶. هموارسازی و حذف نویز

در کاربردهای پردازش تصویر، نویز اطلاعات ناخواسته‌ای است که در تصویر بوجود آمده است. بنابراین باید بتوانیم بر اساس برخی از مشخصه‌هایی که برای ما کاملاً واضح هستند، بین اطلاعات خواسته و ناخواسته تفاوت قائل شویم، تا بتوانیم اطلاعات ناخواسته را تا حد ممکن از بین ببریم. تصاویر دیجیتالی با نویزهای متعددی می‌توانند درگیر شوند. این نویزها ممکن است از چندین راه وارد یک تصویر دیجیتال شوند. مثلاً اگر تصویر از روی فیلم فوتوگرافی ساخته شده باشد، بافت این فیلم می‌تواند یک منبع نویز باشد. اگر تصویر مستقیماً به فرمت دیجیتالی باشد، مکانیزم جمع‌آوری داده‌ها (مثلاً یک آشکارساز CCD) می‌تواند منبع دیگری از نویز باشد. در این مسئله نیز، از آنجا که تصاویر با استفاده از دوربین اصلاح شده اخذ می‌شوند، نویز قابل توجهی می‌تواند در تصاویر ایجاد شود. راه‌های بسیاری برای مقابله با نویز در تصاویر وجود دارد. برخی از روش‌ها با بهره‌برداری از این واقعیت است که نویز یک متغیر تصادفی با میانگین صفر است که به تصویر اضافه شده است. بنابراین با میانگین‌گیری از تصویر تاثیر نویز حذف می‌شود. متأسفانه این فرآیند یک نسخه آغشته از تصویر ایجاد می‌کند که ممکن است در آن وریدهای کوچک در این روند از دست بروند. روش متفاوت دیگری از این واقعیت بهره‌برداری می‌کند که نویز تمایل به فرکانس‌های بالا دارد، درحالی‌که ویژگی‌های مهم در تصویر این کار را انجام نمی‌دهند [۳۴، ۲۹].

➤ روش‌های حذف نویز

تاکنون روش‌های متعددی برای حذف نویز ارائه شده‌اند و هر یک از آنها نیز به نوعی برای بهبود روش‌های قبلی تلاش نموده‌اند. در ادامه، چند روش رایج برای حذف نویز را مورد بررسی قرار می‌دهیم.

الف) فیلتر پایین‌گذر یا میانگین

بنیادی‌ترین روش حذف نویز، استفاده از فیلتر پایین‌گذر است. البته خیلی معمول است که در پردازش سیگنال، فرض می‌شود نویز شامل تمام باندهای فرکانسی است در صورتی‌که سیگنال اصلی شامل

بخشی از فرکانس‌های پایین می‌شود. با این دانش، ما می‌توانیم فرکانس‌های بالاتر را حذف کنیم و به این ترتیب بخش بزرگی از نویز موجود در سیگنال از بین می‌رود. البته باید توجه داشت، بخش کوچکی از انرژی سیگنال اصلی نیز از بین می‌رود. خروجی با کانولوشن بین سیگنال اصلی و یک پنجره فیلتر بدست خواهد آمد. برای یک تصویر، مقدار خروجی y_0 بصورت زیر بدست می‌آید [۲۹]:

$$y_0 = \frac{\sum_i \omega_i x_i}{\sum_i \omega_i} \quad (7-2)$$

که ω_i پنجره کانولوشن و X_i پیکسل‌های موجود در همان پنجره از تصویر می‌باشند. یعنی مقدار یک پیکسل مرکزی از مجموع وزنی پیکسل‌های همسایگی آن بدست می‌آید.

(ب) فیلتر میانه

این فیلترکاری مشابه فیلتر میانگین انجام می‌دهد، اما به جای گرفتن مقدار میانگین یا متوسط، مقدار میانه‌ی همسایگی‌ها را در نظر می‌گیرد. مقدار میانه به این صورت بدست می‌آید که تمام مقادیر سطوح خاکستری را از مقدار کوچک به بزرگ مرتب، و سپس مقدار وسط این مقادیر را به عنوان مقدار جایگزین پیکسل مرکزی انتخاب می‌کند. اگر تعداد کل پیکسل‌های یک پنجره عدد زوج باشد، دو مقدار برای مقدار مرکزی بدست می‌آید، که در این حالت مقدار متوسط این دو عدد انتخاب می‌شود.

با استفاده از فیلتر میانگین، مقادیر سطح خاکستری نویزها نیز در متوسط‌گیری شرکت می‌کنند. اما زمانی که از فیلتر میانه استفاده شود، تنها از مقدار خاکستری یک یا دو پیکسل تصویر اصلی استفاده می‌شود [۲۹]. این فیلتر می‌تواند کیفیت تصویر را نیز بهتر حفظ کند.

فیلتر میانه با استفاده از عملیات کانولوشن روی تصویر، عمل حذف نویز را انجام نمی‌دهد، بلکه از یک الگوریتم مرتب‌سازی استفاده می‌کند. تصویر بدست آمده، پس از اعمال فیلتر میانه کوانتیزه‌تر و تیزتر دیده می‌شود.

ج) فیلتر گاوسی

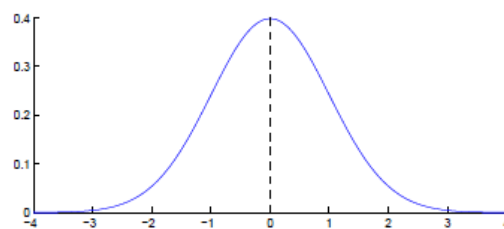
فیلتر گاوسی یک فیلتر هموارسازی بر اساس توزیع گاوسی است که همچون یک فیلتر پائین گذر عمل می‌کند و برای حذف نویز تصویر مناسب است. این فیلتر نویز فرکانس‌های بالا را رقیق می‌کند درحالی‌که ویژگی‌هایی با فرکانس پایین را بدون تغییر می‌گذارد. فیلتر گاوسی در یک‌بعد بصورت زیر تعریف می‌شود [۲۹، ۳۴]:

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (۸-۲)$$

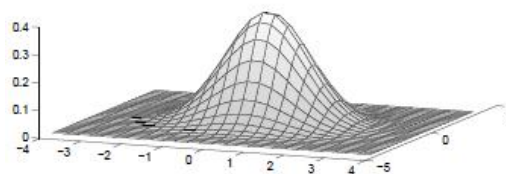
که σ انحراف استاندارد است. همچنین فیلتر گاوسی در دوبعد بصورت زیر است:

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (۹-۲)$$

شکل‌های (۸-۲) و (۹-۲) به ترتیب توزیع گاوسی یک و دوبعدی را نشان می‌دهند.



شکل (۸-۲) توزیع گاوسی یک‌بعدی با $\sigma=1$ [۲۵]



شکل (۹-۲) توزیع گاوسی دوبعدی با $\sigma=1$ [۲۵]

• ۷. بهبودکنتراست

تصاویر رگانگشت به علت تنوع بافت و استخوان بندی همیشه کیفیت خوبی ندارند، به همین دلیل استفاده از یک روش مناسب برای بهبود کیفیت تصویر ضروری می‌باشد [۲۱]. اغلب بهبود بیشتر

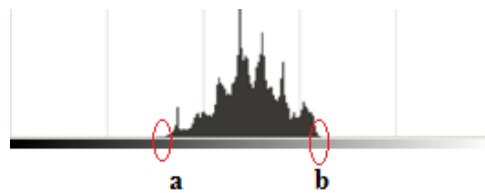
کنتراست قبل از قطعه‌بندی تصویر ضروری و موردنیاز است. یک روش ساده و بسیار موثر برای انجام این کار کشش هیستوگرام است.

الف) کشش هیستوگرام^۱

این روش از این واقعیت بهره‌برداری می‌کند که مقادیر بیشتر پیکسل‌های تصویر محدوده کامل مقادیر ممکن از ۰ تا ۲۵۵ را پوشش نمی‌دهند. در تصاویر ورودی، مقادیر پیکسل‌ها تمایل به توزیع نزدیک به هم در نزدیکی مرکز هیستوگرام دارند [۲۹]، همانطور که در شکل (۲-۱۱) نشان داده شده است.



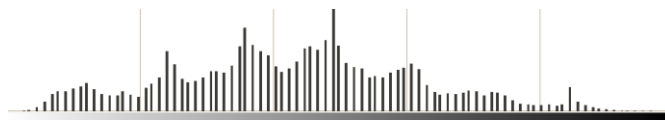
شکل (۲-۱۰) یک تصویر نمونه قبل از کشش هیستوگرام [۲۹]



شکل (۲-۱۱) هیستوگرام تصویر شکل (۲-۱۰) [۲۹]



شکل (۲-۱۲) تصویر شکل (۲-۱۰) بعد از کشش هیستوگرام [۲۹]



شکل (۲-۱۳) کشش هیستوگرام شکل (۲-۱۲) [۲۹]

شکل (۲-۱۲) کشش هیستوگرام را نشان می‌دهد و شکل (۲-۱۳) نتیجه اعمال کشش هیستوگرام به تصویر (۲-۱۰) را نشان می‌دهد. در ساده‌ترین شکل، یک الگوریتم کشش هیستوگرام از حد پایین تر a و

¹ Histogram Stretching

حد بالاتر b برای تبدیل رنگ در تصویر استفاده می‌کند. تمام مقادیر رنگ بین a و b تبدیل خواهند شد، به طوری که آنها تمام محدوده ۰ تا ۲۵۵ را پوشش می‌دهند. رنگ‌های زیر a و بالای b می‌توانند به ترتیب به صفر و ۲۵۵ تنظیم شوند. گام اول محاسبه c است که میانگین a و b است.

$$c = a + \frac{b-a}{2} \quad (10-2)$$

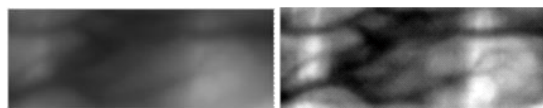
سپس هر پیکسل در تصویر به صورت زیر تبدیل می‌شود:

$$T(x) = \begin{cases} 128 + \frac{x-c}{b-c} \cdot 127, & b \geq x \geq c \\ \frac{x-a}{c-a} \cdot 127 & a \leq x \leq c \\ 0 & x < a \\ 255 & x > b \end{cases} \quad (11-2)$$

با استفاده از این روش، فضای رنگ به صورت برابر در اطراف میانگین این دو محدوده کشیده می‌شود.

(ب) برابری هیستوگرام وقتی محدود به کنتراست ۱ (CLAHE)

یک روش برای بهبود تصویر، استفاده از برابری هیستوگرام وقتی محدود به کنتراست می‌باشد. این روش از این نظر که چندین هیستوگرام را محاسبه می‌کند با برابری هیستوگرام معمولی متفاوت است، هر کدام از هیستوگرام‌ها مربوط به یک بخش مجزا از تصویر می‌باشند، و از آنها برای توزیع دوباره روشنایی تصویر استفاده می‌شود [۴۴، ۳۹، ۱۳]. این روش برای بهبود کنتراست محلی تصویر مناسب است. شکل (۱۴-۲) نتیجه اعمال CLAHE به تصویر را نشان می‌دهد.

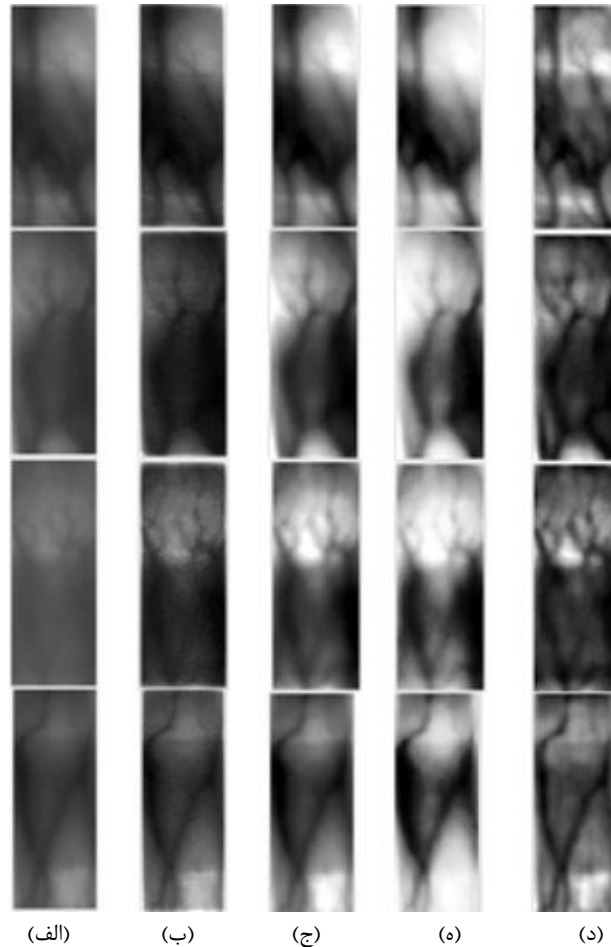


شکل (۱۴-۲) تعیین ROI، حذف نویز و بهبود تصویر با اعمال CLAHE برای تصویر رگ انگشت [۳۹]

بدلیل اینکه رگ‌ها بصورت تصادفی در یک انگشت قرار دارند، روش‌های عمومی بهبود تصویر نمی‌توانند کنتراست را به اندازه کافی بهبود دهند. بر خلاف روش‌های بهبود عمومی، روش CLAHE روی یک ناحیه داده کوچکتر بهتر از کل تصویر عمل می‌کند. کنتراست هر ناحیه تاجاییکه هیستوگرام

¹ Contrast-limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

هر ناحیه خروجی، بطور تقریبی با هیستوگرام مشخص تطبیق داشته باشد، بهبود پیدا می‌کند. بنابراین، تصاویر رگانگشت بهبود داده شده با CLAHE جزئیات واضح‌تری نسبت به تصاویری که با سایر روش‌ها بهبود داده شده‌اند نشان می‌دهند. شکل (۲-۱۵) تصاویر رگانگشت را نشان می‌دهد که با روش‌های مختلف بهبود داده شده‌اند.



شکل (۲-۱۵) مقایسه روش‌های مختلف بهبود تصویر الف) تصویر نرمال شده اصلی ب) فیلتر بالاگذر گوسین ج) تعدیل هیستوگرام ه) برابرسازی هیستوگرام د) CLAHE [۳۹]

در [۲] برای پردازش تصاویر، ناحیه پس‌زمینه انگشت با استفاده از ماسک‌ها قطعه‌بندی می‌شود. ناحیه انگشت قطعه‌بندی شده نرمال‌سازی شده، سپس از طریق فیلترینگ میانگین با ماسک 3×3 به زیرنمونه‌هایی تبدیل می‌شود. کشش هیستوگرام و شیفت مقدار خاکستری میانگین نیز برای نرمال‌سازی روشنایی تصاویر زیر نمونه اجرا می‌شوند.

در [۴۵] مرحله پردازش تصویر متشکل از چندین مرحله می‌باشد، ابتدا فیلتر میانه برای کم کردن نویز تصاویر استفاده می‌گردد. سپس یک فرآیند قطعه‌بندی برای جدا کردن ناحیه تصویر از پس‌زمینه تصویر اجرا می‌شود که شامل سه مرحله است. ۱. شناسایی لبه‌های انگشت با لبه یاب کنی، ۲. هموارسازی لبه‌ها توسط اتساع مورفولوژیکی برای اتصال لبه‌های جدا از هم و ۳. پر کردن ناحیه انگشت با پیکسل‌های سفید (مقدار داده ۲۵۵). سائز تصویر برای حذف پیکسل‌های غیر ضروری بمنظور افزایش سرعت پردازش کاهش می‌یابد. پس از آن یک فیلتر پائین‌گذر گوسین به تصویر اعمال می‌شود تا تیزی‌های سطوح خاکستری را هموار و نویز مولفه‌های فرکانسی بالا را حذف نماید. سپس با آستانه‌گذاری دینامیک محلی تصویر خاکستری به تصویر دودویی تبدیل می‌شود. تصاویر رگ بعد از آستانه‌گذاری حاوی نویز هستند که این نویز ناخواسته با اعمال فیلتر میانه دودویی به تصویر حذف می‌شود.

۲-۲-۲ قطعه‌بندی و استخراج الگوهای رگ

هنگامیکه نویز کاهش و کنتراست بهبود یابد، قطعه‌بندی منجر به جداسازی الگوی رگ از پس‌زمینه می‌شود. در واقع، الگوهای رگ مکان‌یابی شده و از بقیه تصویر جدا می‌شوند، در نتیجه تصویر باینری می‌شود. این مهمترین گام در کل فرآیند شناسایی است [۲۵، ۱۵]. اگر رگ‌ها به درستی تشخیص داده نشوند، خطر ابتلا به اشتباهات تا حد زیادی افزایش می‌یابد. بنابراین روش انتخاب شده نقش بزرگی در عملکرد کلی سیستم دارد.

۲-۲-۲-۱ مروری بر روش‌های به‌کار رفته جهت استخراج الگوهای رگ انگشت

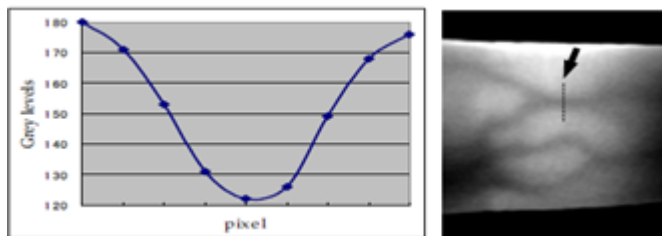
برای قطعه‌بندی روش‌های متعددی وجود دارد [۱۰]. در این بخش برخی از مهم‌ترین روش‌های بکار رفته برای قطعه‌بندی تصویر و استخراج الگوی رگ انگشت، همراه با کاربرد آنها در جدیدترین مطالعات صورت گرفته بصورت مختصر ذکر خواهد شد.

۲-۲-۱-۱-۱ روش ردیابی مکرر خط^۱

ردیابی مکرر خط [۴۶،۲۹،۲۱] یک روش ردیابی خطوط در امتداد الگوهای رگ در تصویر پیش پردازش شده می باشد. این فرآیند به تعداد دفعات خاصی تا زمانیکه الگوی رگ بتواند استخراج شود تکرار می شود.

این روش بر اساس ردیابی خط می باشد، که از موقعیت های مختلف شروع می شود. خطوط تیره محلی مشخص می شوند و ردیابی خط پیکسل به پیکسل فقط با حرکت در امتداد خطوط اجرا می شود. وقتی خط تیره قابل تشخیص نباشد، یک عملیات ردیابی جدید در یک موقعیت جدید شروع می شود. تمام خطوط تیره در تصویر می توانند با اجرای مکرر برخی عملیات های ردیابی خط محلی، ردیابی شوند. در نهایت مکان هندسی خطها همپوشانی دارد و الگوی رگ دست بصورت آماری بدست می آید. همانگونه که بخش های خطوط تیره مکررا با عملیات های تکراری ردیابی می شوند، بطور فزاینده ای بر آنها تاکید می شود. همچنین ممکن است نویز نیز ردیابی شود، نویز نسبت به خطوط تیره در درجه کمتری مورد تاکید قرار می گیرد، که این استخراج خطوط را مقاوم می سازد. علاوه بر این، کاهش تعداد عملیات های ردیابی و کاهش فضای الگو می تواند هزینه های محاسباتی را کاهش دهد.

همانطور که در شکل (۲-۱۶) نشان داده شده است، یک نمودار برش عرضی^۲ از یک رگ بصورت یک گودی ظاهر شده است. بنابراین این نمودار یک روش مقاوم از شناسایی رگ دست می دهد.



الف

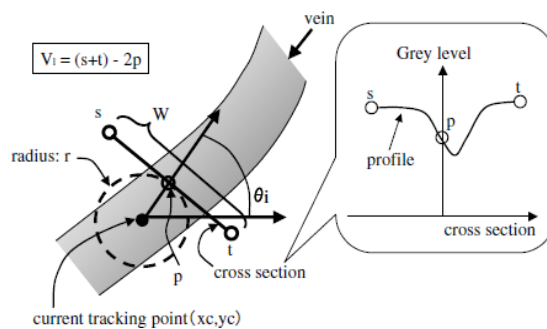
ب

شکل (۲-۱۶) الف) نمودار برش عرضی روشنایی یک رگ و ب) موقعیت بخش عرضی [۲۱]

¹ Repeated Line Tracking

² Cross Sectional Profile

عملیات ردیابی خط می‌تواند از هر پیکسلی در تصویر اخذ شده شروع شود. موقعیت پیکسل کنونی "نقطه ردیابی فعلی"^۱ نامیده می‌شود و این نقطه تنها در امتداد خط تیره پیکسل به پیکسل حرکت می‌کند. عمق نمودار برش عرضی در اطراف نقطه ردیابی جاری بررسی می‌شود. شکل (۲-۱۷) یک مثال از رابطه بین نقطه ردیابی فعلی (x_c و y_c) و نمودار برش عرضی را نشان می‌دهد. پیکسل p یک همسایه نقطه ردیابی فعلی در جهت راست بالایی است. نمودار برش عرضی $s-p-t$ یک دره را نشان می‌دهد. بنابراین نقطه ردیابی فعلی روی یک خط تیره است. جهت این خط تیره می‌تواند با بررسی عمق دره با θ_i های مختلف تعیین شود. که θ_i را در عمیق‌ترین جهت دره به ما می‌دهد. بعد از این، نقطه ردیابی فعلی به نزدیکترین پیکسل به این جهت حرکت می‌کند، یعنی پیکسل p . اگر دره در هیچ جهت θ_i قابل شناسایی نباشد، نقطه ردیابی فعلی روی یک خط تیره قرار ندارد و یک عملیات ردیابی جدید از موقعیت دیگری شروع می‌شود.



شکل (۲-۱۷) ردیابی تکراری خطوط [۲۱]

اگر فقط یک عملیات ردیابی خط منفرد اجرا شود، تنها یک بخش از رگ‌های درون تصویر می‌تواند ردیابی شود. برای حل این مسئله، عملیات ردیابی از موقعیت‌های مختلف بصورت مکرر انجام می‌شود تا همه رگ‌ها بدست آیند. نقطه ردیابی فعلی ممکن است بصورت تصادفی یک ناحیه از نویز را ردیابی کند. اگرچه خطوط تیره اغلب با عملیات‌های تکراری بیشتر ردیابی می‌شود. این موجب استخراج مقاوم الگوها از رگ‌ها می‌شود.

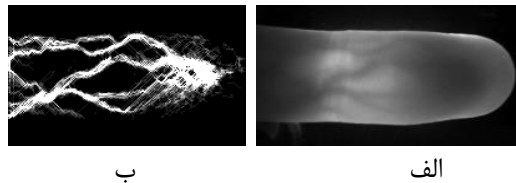
¹ Current Pixel Position

• استخراج الگوهای رگ با ردیابی تکراری خطوط

موقعیت‌ها در فضای مکان‌هندسی^۱ که در آن مقادیر بزرگتر ذخیره شده‌اند، دفعات ردیابی آنها در فرآیند ردیابی خط هستند. موقعیت‌ها با مقدار بزرگتر در فضای مکان‌هندسی احتمال بالاتری از اینکه موقعیت‌هایی از رگ‌ها باشند دارند. بنابراین مسیر رگ‌ها همانند زنجیره‌ای از موقعیت‌ها با مقدار بالا در فضای مکان‌هندسی بدست می‌آیند.

• الگوریتم استخراج ویژگی

- ۱- تعیین نقطه شروع برای ردیابی خط و صفت جهت حرکت ۲- شناسایی جهت خط تیره و حرکت از نقطه ردیابی ۳- بروز رسانی تعداد دفعاتی که نقاط در ماتریس فضای مکان‌هندسی ردیابی می‌شوند
- ۴- تکرار اجرای گام‌های ۱ تا ۳ (n بار) ۵- بدست آوردن الگوی رگ از ماتریس فضای مکان‌هندسی



شکل (۲-۱۸) الف) تصویر اصلی ب) استخراج الگوهای رگ با الگوریتم ردیابی مکرر خط [۲۹]

میورا در مرجع [۴۶] یک روش شناسایی بر مبنای الگوهای رگ‌انگشت پیشنهاد داده است. در این پژوهش برای استخراج الگوها از تصاویر غیرواضح، عملیات ردیابی خطوط با نقاط شروع مختلف بصورت مکرر انجام گردیده است. بررسی مقاومت این روش در برابر تیرگی تصویر نشان داده که عملکرد آن به مراتب برتر از روش‌های معمولی بر اساس یک فیلتر تطبیق یافته می‌باشد. همچنین آزمایشات بیشتر نشان داده که میزان خطا برابر ۰.۱۴۵ درصد و زمان پاسخ ۴۶۰ میلی‌ثانیه است، که نشان می‌دهد

این روش برای شناسایی اشخاص بسیار موثر است. علاوه بر این، این روش می‌تواند به راحتی با سایر روش‌های بیومتریک بر اساس بخش‌هایی از دست (اثر انگشت، انگشت/ هندسه دست، و غیره) ترکیب شود.

¹ Locus Space

۲-۲-۲-۱-۲ روش فیلتر گابور دوبعدی

از آنجا که تصویر رگانگشت شامل خطوط زیادی است، جهت ثابت و آشکاری دارد که آن را برای اینکه بصورت یک تصویر بافتی دیده شود مناسب می‌سازد [۴۷]. فیلتر گابور دوبعدی (یک نوع از تبدیل ویولت پیوسته دوبعدی) در استخراج ویژگی‌های بافتی تصویر استفاده می‌شود. داگمن [۴۸] توضیح داده است که چگونه فیلتر گابور دوبعدی می‌تواند به وضوح بهینه ترکیبی در فضا و فرکانس دست یابد و می‌تواند هنگامیکه محلی‌سازی فضا را انجام می‌دهد جهت و پهنای باند فرکانسی را تنظیم کند. این خصوصیات برای تجزیه و تحلیل بافت تصاویر بسیار مفید است.

• استخراج ویژگی‌های فاز و جهت

تعریف فیلتر گابور دوبعدی به شرح زیر است:

$$G(x, y, \theta, \mu, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right\} \cdot \exp\{2\pi i \mu(x \cos \theta + y \sin \theta)\} \quad (12-2)$$

در معادله (۱۲-۲)، x و y مقادیر مختصات x و مختصات y تصویر $i(x, y)$ هستند. اگر سایز تصویر $M \times N$ باشند، بنابراین $x \in (1, M)$ و $y \in (1, N)$. جهت θ و فرکانس تابع سینوسی پیچیده است. σ تغییر استاندارد پوشش گوسی، تنها در جهت محور X و Y می‌باشد. چهار فیلتر که فرکانس و واریانس یکسان اما جهت‌های مختلف دارند برای استخراج اطلاعات فاز و جهت استفاده می‌شوند. سپس تصویر اصلی فیلتر می‌شود. فرض کنید I یک تصویر رگ است، چهار فیلتر $G_j (j=0,1,2,3)$ برای فیلتر کردن تصویر استفاده می‌شوند.

$$I_{G_j} = I * G_j \quad (13-2)$$

در معادله (۱۳-۲)، $*$ کانولوشن را نشان می‌دهد. چون فیلتر استفاده شده یک فیلتر پیچیده است، تصویر فیلتر شده یک تصویر پیچیده است. تعریف دامنه تصویر فیلتر شده I_{G_j} به صورت زیر است:

$$N_j(x, y) = \sqrt{I_{G_j(x,y)} * \bar{I}_{G_j(x,y)}} \quad (14-2)$$

در معادله (۱۴-۲)، $\bar{I}_{G_j(x,y)}$ درهم آمیختگی پیچیده از $I_{G_j(x,y)}$ است. جهت نقطه (x,y) بصورت زیر است:

$$O_{(x,y)} = \arg \max_{j=0,1,2,3} (N_j(x, y)) \quad (15-2)$$

$O_{(x,y)}$ کد جهت در نقطه (x,y) از تصویر رگ I نامیده می شود، کد فاز رگ با معادله زیر محاسبه می شود:

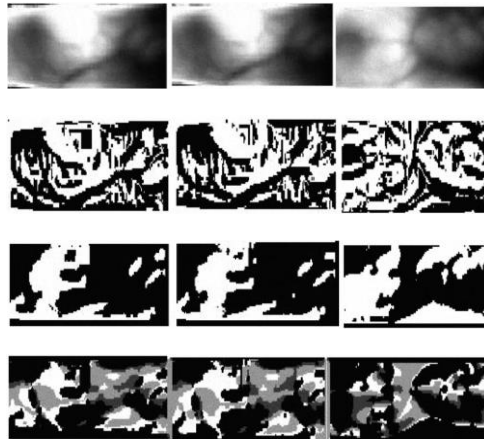
$$V_R(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } \operatorname{Re}[I_{G_{O(x,y)}}(x, y)] \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16-2)$$

$$V_I(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } \operatorname{Im}[I_{G_{O(x,y)}}(x, y)] \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17-2)$$

اگر هر کدام از سه ویژگی بطور جداگانه برای شناسایی استفاده شوند، تعداد زیادی نقاط منفرد بوجود می آید، که می تواند موجب عدم یکپارچگی کل تصویر رگ شود. بنابراین بسیار مهم است که اطلاعات فاز و جهت استخراج شده در سطح ویژگی ترکیب شده و یک ویژگی جدید که اطلاعات اصلی را حفظ می کند تولید شود.

$$V = (V_R, V_I, O) \quad (18-2)$$

O و V_R, V_I به ترتیب بخش حقیقی، بخش موهومی و بخش جهت کد فاز را نشان می دهند.



شکل (۱۹-۲) به ترتیب از بالا به پایین تصویر یک رگ انگشت و بخش حقیقی، موهومی و بخش جهت آن [۴۷]

در مرجع [۴۷]، یک روش شناسایی تصویر رگانگشت بر اساس ویژگی‌های بافت فاز و جهت ارائه شده است. چهار فیلتر گابور دوبعدی برای فیلتر کردن تصویر اصلی استفاده می‌شوند، سپس ویژگی‌های بافت فاز و جهت استخراج می‌شوند. سپس اطلاعات فاز و جهت در سطح ویژگی ترکیب و کدگذاری می‌شوند. شباهت نیز توسط فاصله همینگ اصلاح شده اندازه‌گیری می‌شود. نتایج تجربی نشان می‌دهد که این روش بخوبی می‌تواند تصویر رگانگشت را شناسایی کند. این روش جدید به هیچ پیش‌پردازشی نیاز ندارد، چون براحتی می‌تواند اطلاعات فاز و جهت را استخراج کند، که می‌تواند کارایی را بهبود دهد. علاوه بر این، حافظه موردنیاز برای این روش کوچک است. نتایج تجربی نشان می‌دهند که این روش می‌تواند شناسایی را سریع و صحیح با نرخ پذیرش نادرست ۰.۶۹٪ اجرا کند.

در مرجع [۱۱]، روشی برای شناسایی رگانگشت ارائه شده است. ابتدا، یک روش تعیین منطقه موردعلاقه رگانگشت معرفی شده است. سپس حذف تیرگی برای ترمیم تصاویر رگانگشت کم کیفیت انجام شده، و روشی پس‌زمینه با تخمین روشی تنظیم شده است. سپس یک بانک از فیلترهای گابور برای استخراج ویژگی‌های اصلی رگانگشت استفاده شده، و ویژگی‌های محلی و عمومی رگانگشت استخراج می‌شوند. در نهایت طبقه‌بندی رگانگشت با استفاده از کلاسه‌بند شباهت کسینوسی انجام می‌شود. نتایج تجربی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی عملکرد خوبی دارد.

در مرجع [۴۴]، پژوهشی برای شناسایی رگانگشت ارائه شده است. برای بهبود کیفیت تصاویر رگانگشت روش برابری هیستوگرام وفقی محدود به کنتراست استفاده شده است، که کنتراست محلی تصویر نرمال شده را بعد از تعیین ناحیه موردعلاقه بهبود می‌دهد. سپس ویژگی‌های گابور بر اساس یک بانک از فیلترهای گابور از هشت کانال استخراج می‌شوند. به جای اینکه از ویژگی‌ها مستقیماً برای شناسایی استفاده شود، سهم ویژگی‌های گابور از هشت کانال تحلیل می‌شوند و یک قانون ترکیب تطبیق مبتنی بر سطح وزن‌دار شده ۱ برای بدست آوردن تطابق نهایی اعمال می‌شود، که

¹ Weighted Matching Score-level Fusion Rule

می‌تواند برای شناسایی نهایی استفاده شود. نتایج تجربی نشان داده که کیفیت تصاویر بخوبی بهبود می‌یابد و روش پیشنهادی نیز عملکرد خوبی در شناسایی افراد دارد.

۲-۲-۱-۳ روش نقاط با حداکثر انحنای

این روش [۵۰،۴۹] انحنای نمودار عرضی تصویر را در چهار جهت بررسی می‌کند و تنها روی خطوط مرکزی رگ‌ها تمرکز می‌کند. موقعیت‌هایی که در آنها انحنای نمودار برش عرضی ماکسیمم باشد بعنوان خطوط مرکزی رگ‌ها تعریف می‌شوند. نقاط مرکزی در چهار جهت عمودی، افقی، مورب به سمت چپ و مورب به سمت راست (هر دو با زاویه ۴۵ درجه) برای بدست آوردن الگوهای رگ ترکیب می‌شوند. خطوط مرکزی بدست آمده از هر جهت و نیز خطوط مرکزی ترکیب شده در شکل (۲-۲۰) نشان داده شده‌اند. این روش در برابر نوسانات موقتی در عرض رگ و روشنایی مقاوم است.

استخراج الگوهای رگ از تصاویر رگ‌انگشت با استفاده از این روش شامل سه مرحله است [۴۹]: ۱- استخراج نقاط مرکزی رگ‌ها ۲- اتصال نقاط مرکزی به همدیگر ۳- برچسب‌گذاری تصویر



شکل (۲-۲۰) به ترتیب از چپ به راست جهت عمودی، افقی و مورب به سمت چپ و راست و تصویر نهایی مرکب از چهار جهت [۴۹]

در مرجع [۴۹]، پژوهشی برای شناسایی رگ‌انگشت ارائه شده است که انحنای نمودار عرضی تصویر را بررسی می‌کند و تنها روی خطوط مرکزی رگ‌ها تاکید می‌کند. خطوط مرکزی رگ‌ها، با جستجوی موقعیت‌هایی که در آنها انحنای نمودار برش عرضی یک تصویر رگ بصورت محلی ماکزیمم باشند، تعیین می‌شوند. نتایج تجربی نشان داده که روش تعیین نقاط با حداکثر انحنای در برابر نوسانات موقتی در عرض و روشنایی رگ‌ها مقاوم است. این نقاط به هم متصل می‌شوند و در نهایت الگوی رگ بدست می‌آید. این پژوهش روی تصاویر انگشت ۶۷۸ نفر صورت گرفته است. نرخ خطای برابر این روش ۰.۰۰۰۹٪ است که نشان می‌دهد این روش در شناسایی افراد عملکرد بسیار خوبی دارد.

در مرجع [۵۰]، یک سیستم احراز هویت رگانگشت با استفاده از شبکه‌های عصبی پیشنهاد شده است. الگوهای رگانگشت و ویژگی‌ها با استفاده از دو روش آستانه مبتنی بر گرادیان با استفاده از عملیات مورفولوژی و حداکثر انحنای نقاط در نمودار عرضی تصویر استخراج شدند. سپس، ویژگی‌های بدست آمده از این دو روش برای شناسایی دقیق ترکیب شدند. شبکه‌های عصبی برای آموزش و تست کیفیت سیستم و همچنین برای انجام تطبیق و تایید استفاده می‌شوند. نتایج نشان می‌دهد که این سیستم ۹۵ درصد در آموزش و ۹۳ درصد در تست موفق بوده است.

۲-۲-۱-۲-۲ روش انحنای متوسط

روش انحنای متوسط [۵۱] تصاویر رگ را بعنوان یک شکل هندسی نگاه می‌کند و ساختارهای شبیه دره با انحنای متوسط منفی را می‌یابد. انحنای متوسط در یک نقطه از یک سطح، صرفنظر از جزئیات، متوسط انحنای سطح در تمام جهت‌ها است. انحنای متوسط با شدت سطح یک تصویر به صورت یک شیء هندسی رفتار می‌کند. این روش به الگوهای رگ همچون ساختارهای شبیه دره می‌نگرد، که شکل برش عرضی آن شکلی از U یا V است. وارونگی آن نیز، بعنوان ساختار شبیه برآمدگی اشاره می‌شود. مجموعه نقاط با انحنای متوسط منفی یک ساختار شبیه دره در نظر گرفته می‌شوند. انحنای متوسط در کاربردهای دیگری برای تعیین درجه برآمدگی یا شباهت دره استفاده شده است.

• انحنای متوسط

حوزه شدت یک تصویر می‌تواند بعنوان یک تابع عددی $f: R_2 \rightarrow R$ که روی یک فضای دوبعدی تعریف می‌شود، دیده شود. هر نقطه P از یک تصویر، یک بردار نرمال یکتا وابسته به شدت سطح دارد. طرح نرمال در P شامل بردار نرمال آن و یکی از بردارهای مماس به سطح در P است. اگر فصل مشترک این سطح و سطح منحنی، سطح نمایش داده شده توسط تابع $h(t)$ باشد، انحنای K آن بصورت زیر محاسبه می‌شود [۵۱]:

$$K = \frac{|h''(t)|}{(1-h'(t)^2)^{3/2}} \quad (19-2) \quad h'(t) = \frac{dh(t)}{dt} \quad \text{و} \quad h''(t) = \frac{d^2h(t)}{dt^2}$$

ماکسیمم و مینیمم انحنا در P، انحنای اصلی و جهت‌های مماس متناظر، جهت‌های اصلی نامیده می‌شوند. دو جهت اصلی در یک نقطه روی یک سطح هموار متعامد هستند. انحنای متوسط H میانگین حسابی دو انحنای اصلی K_1 و K_2 است.

$$H = \frac{K_1 + K_2}{2} \quad (20-2)$$

می‌تواند نشان داده شود، با فرض یک سطح هموار، H برابر میانگین دو انحنا در هر دو جهت مماس متعامد است. این مسئله از نقطه‌نظر محاسباتی بسیار مهم است، زیرا انحنای متوسط را یک تابع از مکان می‌سازد. برای مثال، روش انحنای ماکسیمم، صرفنظر از جهت‌های اصلی، به جهت نیز بستگی دارد، همچنانکه دیورژانس بردار گرادیان نرمال شده جهت‌های X و Y متعامد هستند. با داشتن f که شدت تصویر را نشان می‌دهد و $g = \frac{\nabla f}{|\nabla f|}$ داریم:

$$H = -\frac{1}{2} \nabla \cdot g = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial g_x}{\partial x} - \frac{\partial g_y}{\partial y} \right) = \frac{1}{2} \frac{f_{xx}f_y^2 - 2f_{xy}f_xf_y - f_{yy}f_x^2}{(f_x^2 + f_y^2)^{3/2}} \quad (21-2)$$

انحنای متوسط در ساختارهای شبیه برآمدگی بزرگ و در ساختارهای شبیه دره کوچک است.

در مرجع [۵۱]، یک روش استخراج رگانگشت با استفاده از انحنای متوسط پیشنهاد شده است. ابتدا نویز با استفاده از یک فیلتر هموارکننده گوسی حذف می‌شود. در مرحله قطعه‌بندی، با استفاده از انحنای متوسط الگوی رگ از ناحیه انگشت استخراج شده است. این روش از خصوصیات هندسی حوزه شدت استفاده می‌کند، که استخراج الگوها از تصاویر با رگ‌های غیر واضح را ممکن می‌سازد. در مرحله تطبیق، با استفاده از روش نسبت پیکسل تطبیق یافته، الگوهای رگ استخراج شده با قالب‌های مرجع مقایسه شده‌اند. این پژوهش روی تصاویر تست از ۱۲۵ انگشت انجام شده است. نرخ خطای

برابر این روش ۰.۲۵٪ است، که از برخی روش‌های موجود کمتر است. این روش پیچیدگی محاسباتی کمی دارد و از نقطه نظر عملی بسیار قابل توجه است.

۲-۲-۳ پس پردازش

پس پردازش باعث تمیز شدن تصویر قطعه بندی و حذف عناصر غیرمطلوبی می شود که توسط نویز ایجاد شده اند [۲۹]. روش های پس پردازش برای پردازش تصویر بعد از قطعه بندی، به منظور کاهش تاثیر عناصر ناخواسته از قبیل نویز استفاده می شوند. الگوریتم های پس پردازش برای منفرد نمودن الگوی رگ پس از قطعه بندی استفاده می شوند. پس از اینکه الگوهای رگ قطعه بندی و پس پردازش شدند، ویژگی ها باید استخراج و تطبیق داده شوند.

تصویر خروجی از مرحله قطعه بندی یک تصویر باینری همراه با برخی اطلاعات ناخواسته از قبیل نویز، سایه ها و رگ های ضعیف است. بنابراین همیشه یک نمایش صحیح از الگوی رگ واقعی نیست. پس پردازش در جهت زدودن تصویر از این عناصر ناخواسته تلاش می کند. فیلترهای مورفولوژی یکی از روش هایی هستند که می توانند برای این منظور استفاده شوند.

۲-۳-۱ عملگرهای مقدماتی شکل شناسی

شکل شناسی ریاضی [۵۳، ۵۲] یک تئوری جدید ریاضی است که می تواند تصاویر باینری و خاکستری را پردازش و آنالیز کند. در این نظریه تصاویر همانند مجموعه هایی رفتار می کنند که می توان تبدیلات مورفولوژیکی را جهت استخراج ویژگی ها در آنها بکار گرفت. در تمام پردازش های مورفولوژی از عنصر ساختاری استفاده می شود. این عنصر در پردازش های مورفولوژی نقش مهمی دارد به نحویکه انتخاب مناسب آن، اغلب مهمترین بخش در یک پردازش است. معمولا عنصر ساختاری به صورت یک نقاب روی تصویر اصلی حرکت می کند و پردازش های مورفولوژی را تحت کنترل قرار می دهد. اتساع و

1 Clean up

2 Mathematical Morphology

سایش، دو عملگر پایه‌ای مورفولوژی هستند که سایر عملگرهای مورفولوژی اغلب از ترکیب آنها ایجاد می‌شوند.

• اتساع^۱

فرض می‌کنیم $A(x,y)$ یک تصویر سیاه و سفید دوبعدی و $B(s,t)$ یک عنصر ساختاری است. اتساع را برای مجموعه‌های A و B به صورت $A \oplus B$ نشان می‌دهیم و طبق تعریف عبارت است از:

$$(A \oplus B)(x, y) = \max\{F(x - s, y - t) + B(s, t)\} \quad (22-2)$$

اتساع [۲۹]، عملکردی است که اشیاء را در یک تصویر باینری رشد داده و ضخیم می‌کند. بنابراین پیکسل‌هایی را به حاشیه‌های اشیاء موجود در تصویر اضافه می‌کند. تعداد پیکسل‌های اضافه شده بستگی به سایز و شکل عنصر ساختاری که برای پردازش تصویر استفاده می‌شود، بستگی دارد.

• سایش^۲

سایش [۲۹] را برای مجموعه‌های A و B بصورت $A \ominus B$ نشان می‌دهیم و طبق تعریف عبارت است از:

$$(A \ominus B)(x, y) = \min\{A(x + s, y + t) - B(s, t)\} \quad (23-2)$$

سایش باعث کوچک یا نازک شدن نواحی در یک تصویر می‌شود. بنابراین پیکسل‌ها را از حاشیه‌های اشیاء موجود در تصویر حذف می‌کند. همانند عملگر اتساع، چگونگی و میزان سایش توسط عنصر ساختاری کنترل می‌شود.

• عملگر باز^۳

عملگر باز [۲۹] از تکنیک‌های حذف نویز مورفولوژی می‌باشد و روی مجموعه A توسط عنصر ساختاری

¹ Dilation

² Erosion

³ Opening

B با $A \circ B$ نشان داده می‌شود و طبق تعریف عبارت است از:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (24-2)$$

عملگر باز یک فرسایش است که به دنبال یک اتساع با عنصر ساختاری یکسان انجام می‌شود. این عملگر معمولاً باعث هموار شدن محیط نواحی و حذف نویز، شکسته شدن باریک‌های نازک و حذف پیش آمدگی‌ها می‌شود.



الف ب

شکل (۲۱-۲) مثالی از عملگر باز الف) تصویر ورودی و ب) تصویر خروجی پس از اعمال عملگر باز [۲۹]

• عملگر بسته^۱

عملگر بسته [۲۹] نیز دومین عملگر از تکنیک‌های حذف نویز مورفولوژی می‌باشد و روی مجموعه A توسط B به صورت $A \bullet B$ نمایش داده می‌شود و طبق تعریف عبارت است از:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (25-2)$$

عملگر بسته نیز باعث هموار شدن بخش‌هایی از محیط ناحیه می‌شود اما برخلاف عملگر باز معمولاً شکستگی‌های باریک را در هم آمیخته، حفره‌های کوچک را حذف و فواصل در محیط اشیاء را پر می‌کند.



الف ب

شکل (۲۲-۲) مثالی از عملگر بسته الف) تصویر ورودی و ب) تصویر خروجی پس از اعمال عملگر بسته [۲۹]

¹ Closing

فصل سوم

استخراج و تطبیق ویژگی

۳-۱ استخراج ویژگی

پس از اینکه الگوهای رگ قطعه‌بندی و پس‌پردازش شدند، ویژگی‌ها باید استخراج و تطبیق داده شوند. هدف از مرحله استخراج ویژگی، استخراج ویژگی‌های واقعی از الگوی رگ از یک تصویر است، که پس از آن برای تطبیق استفاده می‌شود. یعنی باید از هر کدام از نمونه‌ها داده‌ای را استخراج کنیم که برای مقایسه قابل استفاده باشد [۲۷]. اگر تصویر یک نمونه ثبت‌نام شده باشد، ویژگی‌ها در یک پایگاه‌داده برای مرحله تطبیق استفاده می‌شوند.

۳-۱-۱-۱ مروری بر روش‌های به‌کار رفته جهت استخراج ویژگی

۳-۱-۱-۱-۱ نازک‌سازی^۱

شکل الگوی رگ به عنوان یک ویژگی منحصر بفرد برای شناسایی هر فرد استفاده می‌شود [۵۴]. با توجه به تغییر در قطر رگ‌ها، ناشی از فاکتورهای مختلف از قبیل درجه حرارت محیط، ورزش، و غیره، تصاویر قطعه‌بندی شده از یک دست کمی از زمانی به زمان دیگر متفاوت هستند. به منظور حل این مشکل، سیستم نیاز به تجزیه و تحلیل شکل کلی الگوی رگ دارد. نازک‌سازی روشی است که بطور گسترده برای استخراج این شکل استفاده می‌شود [۲۷]. نازک‌سازی در واقع یک نمایش یک‌خطی گسترده یک پیکسلی از الگوهای رگ تولید می‌کند. Ding، zhang و Dang الگوریتم نازک‌سازی را برای رهایی از برخی پیکسل‌های غیرضروری بهبود داده‌اند [۵۵]. در مقالات زیادی از قبیل، وانگ و لیدهام [۵۶] و کراس و اسمیت [۵۷]، نازک‌سازی توسط یک الگوریتم هرس برای حذف شاخه‌های غیر ضروری کوچک اعمال شده است. اسکلت بدست آمده از روش‌های مختلف سپس برای استخراج ویژگی‌ها و انجام تطبیق مورد استفاده قرار گرفته است. لغت اسکلت توصیف نمایش یک الگو را توسط مجموعه‌ای از قوس‌های نازک و منحنی‌ها [۵۸] توصیف می‌کند. گاهی اوقات خود اسکلت به

¹ Thinning

عنوان یک ویژگی مورد استفاده قرار می‌گیرد و زمان‌های دیگر ویژگی‌هایی مانند نقاط انتهایی و میانی از الگوهای رگ نازک شده استخراج شده و به عنوان ویژگی مورد استفاده قرار می‌گیرند.

الگوریتم‌های متعددی برای نازک‌سازی تصاویر وجود دارد که معروف‌ترین و قدیمی‌ترین آنها الگوریتم نازک‌سازی شرطی است^۱ که در سال ۱۹۸۴ توسط ژانگ و سوئن مطرح شده است [۵۹].

• الگوریتم نازک‌سازی شرطی

این الگوریتم هر تکرار را به دو زیرتکرار تقسیم می‌کند که در آن تنها زیرمجموعه‌ای از پیکسل‌های بدنه^۲ (کانتور) برای حذف در نظر گرفته می‌شوند [۲۷, ۴۰, ۵۴, ۵۹]. یک تصویر دیجیتالی دودویی توسط یک ماتریس تعریف می‌شود که در آن هر پیکسل ۰ یا ۱ است. یک الگو شامل پیکسل‌هایی است که مقدارشان ۱ است. فرض می‌شود یک پنجره 3×3 استفاده شود، و هر عضو با ۸ عضو همسایه‌اش در ارتباط است، همسایه‌های نقطه (i,j) برابرند با:

$$(i-1,j), (i-1,j+1), (i,j+1), (i+1,j+1), (i+1,j), (i+1,j-1), (i,j-1), (i-1,j-1)$$

P9 (i-1,j-1)	P2 (i-1,j)	P3 (i-1,j+1)
P8 (i,j-1)	P1 (i,j)	P4 (i,j+1)
P7 (i+1,j-1)	P6 (i+1,j)	P5 (i+1,j+1)

مقدار جدید بدست آمده برای هر نقطه در n امین تکرار به مقدار خودش و مقدار همسایه‌های آن در $(n-1)$ تکرار قبلی بستگی دارد. بنابراین همه نقاط تصویر می‌توانند بصورت همزمان پردازش شوند.

الگوریتم ارائه شده در این روش به محاسبات ساده‌ای نیاز دارد. این روش همه نقاط بدنه تصویر به جز نقاطی که متعلق به اسکلت تصویر هستند را حذف می‌کند. به منظور حفظ اتصال اسکلت، هر مرحله تکرار به دو زیرتکرار تقسیم می‌شود. در زیرتکرار اول، نقطه بدنه $p1$ در صورت ارضای شرایط (۳-۱) از الگوی اصلی حذف می‌شود [۴۵]:

¹ General Conditional Thinning

² Contour

$$\begin{aligned}
 (a) \quad & 2 \leq B(P_1) \leq 6 \\
 (b) \quad & A(P_1) = 1 \\
 (c) \quad & P_2 * P_4 * P_6 = 0 \\
 (d) \quad & P_4 * P_6 * P_8 = 0
 \end{aligned}
 \tag{۱-۳}$$

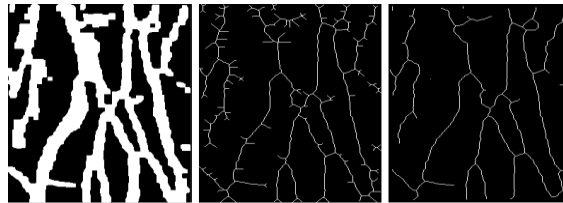
که $A(P_1)$ تعداد الگوهای ۰۱ در دنباله مرتب $P_2, P_3, P_6, \dots, P_8, P_9$ می باشد که ۸ همسایه P_1 هستند. $B(P_1)$ تعداد همسایه های غیرصفر P_1 است.

$$B(P_1) = P_2 + P_3 + P_4 + \dots + P_8 + P_9 \tag{۲-۳}$$

اگر هر کدام از شرطها برآورده نشوند P_1 از تصویر حذف نمی شود. در زیر تکرار دوم، تنها شرایط c و d تغییر می کنند و شرط a و b بی تغییر باقی می ماند.

$$\begin{aligned}
 (c') \quad & P_2 * P_4 * P_8 = 0 \\
 (d') \quad & P_2 * P_6 * P_8 = 0
 \end{aligned}
 \tag{۳-۳}$$

شرایط c و d از زیر تکرار اول، تنها نقاط مرزی جنوب شرقی و نقاط بدنه شمال غرب که به اسکلت ایده آل تعلق ندارند را حذف می کنند. همچنین شرایط c' و d' از زیر تکرار دوم، باعث حذف نقاط مرزی شمال غربی یا نقاط بدنه جنوب شرقی که به اسکلت ایده آل تعلق ندارند می شوند. توسط شرط a نقاط انتهایی اسکلت حفظ می شوند. همچنین شرط b از حذف نقاطی که بین نقاط انتهایی یک اسکلت قرار دارند جلوگیری می کند. این فرآیند اساسی تا زمانیکه هیچ نقطه اضافی حذف نشود مکررا تکرار می شود. در هر زمانیکه الگوریتم تمام شود، اسکلت بندی ناحیه بدست می آید [۴۵, ۲۹]. شکل (۱-۳) یک تصویر الگوی رگ را نشان می دهد که با این الگوریتم نازک شده است.



شکل (۱-۳) مثالی از نازک سازی [۲۹]

• هرس^۱

الگوریتم هرس [۲۹]، به منظور بهبود نتیجه نازک شدن استفاده می‌شود و تعداد شاخه‌های کوچک را کاهش می‌دهد. شاخه‌هایی که باید حذف شوند با اندازه‌گیری فاصله رگ از نقطه انتهایی به نزدیک‌ترین نقطه میانی‌اش یافت می‌شوند. اگر فاصله کمتر از یک آستانه خاص باشد، شاخه برداشته می‌شود.

۳-۱-۱-۲ نقاط انتهایی^۲ و میانی^۳

در بیومتریک اثرانگشت، یک الگوی اثرانگشت می‌تواند بخوبی توسط تعدادی از نقاط حیاتی در تصویر اثرانگشت نمایش داده شود، انتهای لبه و انشعاب لبه. این نقاط حیاتی معمولاً به عنوان مینوشیا اشاره می‌شوند، و به‌طور گسترده‌ای به عنوان ویژگی برای مطابقت یک جفت از اثرانگشت مورد استفاده قرار می‌گیرند. از اینرو برای شناسایی یک شخص [۴۶] به‌طور مستقیم، می‌توانیم از یک مجموعه مشابه از نقاط مینوشیا برای نشان دادن الگوی رگ استفاده کنیم.

انشعاب ورید به‌عنوان نقطه‌ای که رگ در آن چند شاخه می‌شود، تعریف می‌شود و انتهای رگ نقطه‌ای است که در آن رگ به پایان می‌رسد و یا بطور ناگهانی ناپدید می‌شود [۵۴]. الگوریتم مورد استفاده برای استخراج این نقاط الگوریتم تعداد تقاطع^۴ (CN) است. نقاط میانی و انتهایی از ویژگی‌هایی هستند که اغلب برای شناخت الگوی رگ استفاده می‌شوند. در اینجا روشی برای استخراج این نقاط، بر اساس تصویر رگ پس از نازک‌سازی معرفی شده است. استخراج در اینجا اساساً پیدا کردن مختصات این نقاط میانی و انتهایی است [۲۹]. این نقاط به عنوان یک نمایش هندسی از شکل الگوهای رگ استفاده می‌شوند. برای بدست آوردن نقاط اتصال از الگوهای رگ اسکلت، عملگر pixel-wise که بعنوان مفهوم تعداد تقاطع است اجرا می‌شود [۴۰]. برای یک ناحیه 3×3 ، اگر $p_0 = 1$ باشد،

¹ Pruning

² Ending Point

³ Crossing Point

⁴ Cross Number (CN) Algorithm

وتعداد انتقال بین ۰ و ۱ از P_1 تا P_8 بزرگتر یا مساوی ۶ باشد، P_0 یک نقطه اتصال^۱ است، که می‌تواند با معادله (۴-۳) بیان شود. یک روش مشابه می‌تواند برای پیدا کردن نقاط انتهایی اعمال شود. تفاوت آن این است که تعداد انتقال N_{trans} برای نقطه انتهایی دقیقا ۲ است [۴۰، ۲۷].

$$N_{trans} = \sum_{i=1}^8 |P_{i+1} - P_i|, P_9 = P_1 \quad (۴-۳)$$

در مرجع [۴۰]، یک روش جدید برای شناسایی رگانگشت پیشنهاد شده است. ابتدا تصاویر اخذ شده بهبود داده می‌شوند، برای این منظور ابتدا نرمال‌سازی تصویر صورت می‌گیرد. سپس جهت‌گیری تصویر با محاسبه گرادیان برآورد می‌شود. جهت‌گیری تصویر خصوصیت ذاتی تصاویر رگانگشت را نشان می‌دهد و مختصات ثابتی برای مرزها و شیارها در همسایگی محلی تعریف می‌کند. سپس فیلترگابور تنظیم شده برای فیلترکردن تصویر پیش‌پردازش شده استفاده می‌شود، فیلترگابور به عنوان فیلتر band pass برای حذف نویز و حفظ ساختارهای صحیح مرز و شیار مناسب است. از آستانه نیز برای قطعه‌بندی و استخراج رگ‌ها از تصاویر استفاده می‌شود. سپس با نازک‌سازی ویژگی‌های الگوهای رگ برای شناسایی استخراج می‌شوند. پس از آن ویژگی‌های فروع شامل نقاط انشعاب و نقاط انتهایی از این الگوهای ورید استخراج می‌شوند. درنهایت، الگوریتم فاصله‌هاسدورف اصلاح شده برای ارزیابی توانایی روش ارائه شده است. نتایج تجربی نشان می‌دهند که با انتخاب مقدار ۰.۴۱ به عنوان مقدار آستانه فاصله‌هاسدورف، نرخ خطای برابر به ۰.۷۶۱٪ می‌رسد. همچنین وقتی شکل الگوهای رگ می‌توانند به دقت شناسایی بالا دست یابند، مینوشیا می‌تواند دقت را بیشتر افزایش دهد و به زمان کمتری نیاز دارد.

پژوهش دیگری در مرجع [۴۵]، صورت گرفته است که نقاط مینوشیا را به عنوان ویژگی استخراج می‌کند. ابتدا نازک‌سازی برای استخراج اسکلت تصویر انجام می‌گردد. در مرحله استخراج ویژگی، نقاط مینوشیا که یک نمایش هندسی از شکل الگوهای رگ هستند، با الگوریتم تعداد تقاطع از اسکلت رگ

¹ Junction Point

نازک شده استخراج می‌شوند. در نهایت از فاصله‌ها سدورف اصلاح شده برای تطبیق استفاده شده است. نتایج آزمایش روی ۱۰۰ تصویر از ۲۰ فرد مختلف نشان داده نرخ خطای این روش ۰.۳۷٪ است.

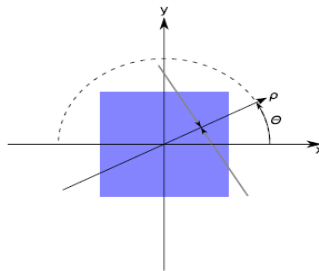
۳-۱-۱-۳ روش تبدیل رادون^۱

تبدیل رادون یک ابزار مفید در شناسایی نواحی است، زیرا می‌تواند بطور موثری ویژگی‌های جهت‌دار الگوی تصویر را با تصویر کردن الگو به برش‌های جهت‌یابی مختلف اخذ کند [۶۲, ۶۱, ۶۰]. اعمال تبدیل رادون به یک تصویر $f(x,y)$ برای یک مجموعه از زاویه‌های داده شده می‌تواند همچون محاسبه برآمدگی تصویر در امتداد زاویه‌های داده شده تصور شود. تصویر نهایی مجموع شدت پیکسل‌ها در هر جهت است، یعنی یک خط کامل. نتیجه یک تصویر جدید $R(r,q)$ است، این مسئله در شکل (۲-۳) نشان داده شده است و می‌تواند به شکل ریاضی بصورت زیر نوشته شود [۶۲]:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (۵-۳)$$

بعد از آن تبدیل رادون می‌تواند بصورت زیر نوشته شود:

$$R(\rho, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \delta(\rho - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \quad (۶-۳)$$



شکل (۲-۳) تبدیل رادون [۱۸]

که $\delta(0)$ تابع دلتای دیراک است. فضای $x-\theta$ می‌تواند بعنوان فضای رادون اشاره شود. تبدیل رادون یک نگاشت از مختصات مستطیلی کارتزین (x,y) به یک فاصله و یک زاویه (ρ, θ) است، همچنین بعنوان مختصات قطبی^۲ شناخته می‌شود.

¹ Radon Transform

² Polar

در پژوهش صورت گرفته در مرجع [۶۲]، تبدیل رادون و الگوریتم‌های تجزیه و تحلیل مولفه‌های اصلی برای استخراج ویژگی و اندازه‌گیری فاصله نرمال برای طبقه‌بندی پیشنهاد شده‌اند. بعد از مرحله پیش‌پردازش تصویر رگانگشت، باید ویژگی‌های مهم رگانگشت استخراج شوند. در روش پیشنهادی، ویژگی‌های رگانگشت اطلاعات جهتی از تصاویر رگانگشت هستند. تبدیل رادون برای بدست آوردن ویژگی‌های جهتی مطلوب از تصویر رگانگشت استفاده می‌شود. یعنی این ویژگی‌ها با استفاده از تصویرهای رادون یک تصویر رگانگشت در جهت‌های مختلف استخراج می‌شوند. سپس PCA برای بدست آوردن بردار ویژگی با ابعاد پائین‌تر و تسریع سرعت شناسایی به فضای رادون اعمال شده است. نتایج تجربی نشان می‌دهند طرح پیشنهادی در FAR و FFR عملکرد خوبی دارد.

۳-۱-۱-۴ استخراج کد با الگوی باینری محلی (LBP)

روش الگوی باینری محلی می‌تواند کدهای رگانگشت را در همه نواحی رگ بدون اینکه به تعیین دقیق نواحی نیاز داشته باشد، استخراج کند. عملگر LBP دلیل اینکه نسبت به نوسانات روشنایی مقاوم است برای استخراج ویژگی در شناسایی چهره و عنبیه استفاده می‌شود [۶۳،۶۴،۶۵]. این عملگر بصورت معادلات زیر بیان می‌شود [۴۱،۶۴،۶۶].

$$LBP(x_a, y_a) = \sum_{n=0}^7 s(p_n - p_c) \cdot 2^n \quad (۷-۳)$$

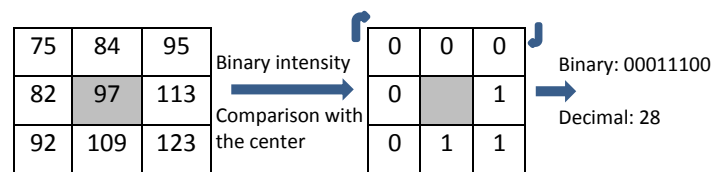
$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (۸-۳)$$

که p_n و p_c به ترتیب مقدار خاکستری پیکسل مرکزی (x_a, y_a) و مقادیر سطح خاکستری ۸ پیکسل همسایه آنها را در درون ناحیه محلی نشان می‌دهند [۲]. کدهای LBP بصورت ۸ بیت توسط اختلاف بین پیکسل‌های همسایه و پیکسل مرکزی در ناحیه محلی استخراج می‌شوند. عملگر LBP پایه از یک پنجره 3×3 تشکیل شده است؛ مرکز این پنجره بر روی هر یک از پیکسل‌های تصویر قرار داده شده و اختلاف مقادیر پیکسل‌ها تا مرکز، برای هر یک از همسایه‌ها محاسبه می‌شود. نتیجه به شکل یک رشته

¹ Local Binary Pattern (LBP)

دودویی در آورده شده و سپس به معادل دهدهی آن تبدیل می‌شود. در نهایت، یک هیستوگرام به عنوان بردار ویژگی تولید خواهد شد؛ که در آن، هر یک از این مقادیر دهدهی، یک ستون را تشکیل می‌دهند [۶۷]. شکل (۳-۳) جزئیات بیشتری را نمایش داده است. بدلیل اینکه روش LBP نواحی محلی را مقایسه می‌کند در برابر اشباع بالا و سایه‌های نامنظم در تصاویر اخذ شده مقاوم است [۶۸].

در [۶۹] نویسنده یک متغیر جدید LBP که کد دودویی جهتی^۱ (DBC) نامیده می‌شود پیشنهاد نموده و آن را به شناسایی چهره مادون قرمز نزدیک اعمال کرده است. در [۳۷] نویسنده استفاده از نقشه بیتی شخصی^۲ (PBBM) را پیشنهاد نموده است که در یک الگوی باینری محلی ریشه کرده است. آزمایشات نشان می‌دهد که این ویژگی نمی‌تواند عملکرد بهتری کسب کند اما مقاومت و قابلیت اطمینان بالایی دارد. پتپون و سریسوک [۷۰] یک متغیر جدید از LBP که الگوی باینری خطی محلی^۳ (LLBP) نامیده می‌شود پیشنهاد نموده‌اند و روسدی و همکارانش [۷۱] آن را برای شناسایی رگ‌انگشت اعمال کرده و نویسنده‌ها یک دقت بالاتر نسبت به LBP و LDP نشان داده‌اند [۲].



شکل (۳-۳) عملگر دودویی محلی [۲]

در مرجع [۲]، پژوهشی ارائه شده است که با استفاده از الگوهای باینری محلی وزن‌دار^۴ (WLBP) و ماشین بردار پشتیبان یک روش جدید برای شناسایی افراد از طریق رگ‌انگشت پیشنهاد می‌کند. به این صورت که کد کلی از طریق روش LBP بدون استفاده از یک فرآیند شناسایی رگ استخراج می‌شود، که این زمان پردازش و پیچیدگی را در شناسایی الگوهای رگ‌انگشت کاهش می‌دهد. ابتدا کدهای LBP از نواحی محلی^۳ استخراج می‌شوند. سپس نواحی محلی که کدهای LBP از آنها

¹ Directional Binary Code (DBC)

² Personalized Best Bit Map (PBBM)

³ Local Line Binary Pattern (LLBP)

⁴ Weighted Local Binary Pattern (WLBP)

استخراج شده‌اند بر اساس دسته بند SVM به سه دسته تقسیم بندی می‌شوند: نواحی محلی که شامل یک مقدار بزرگ (LA) هستند، مقدار متوسط (MA) و یک مقدار کوچک (SA) از الگوهای رگ. برای کلاس بندی نواحی محلی به MA، LA و SA از SVM بر اساس انحراف میانگین و انحراف استاندارد مقادیر خاکستری در ناحیه محلی استفاده می‌شود. سپس وزن‌های مختلف بر اساس نوع ناحیه محلی (SA و MA، LA) که کدهای LBP از آنها استخراج شدند، به کدهای LBP استخراج شده اختصاص می‌یابند. وزن‌های بهینه بطور تجربی برحسب دقت شناسایی رگانگشت تعیین می‌شوند. در نهایت، شناسایی با محاسبه فاصله همینگ بین کدهای LBP وزن دار ثبت شده و تصاویر رگانگشت اخذ شده کنونی اجرا شده است. نتایج تجربی نشان داده‌اند که نرخ خطای برابر این روش بطور قابل ملاحظه‌ای در مقایسه با سایر روش‌ها کمتر است.

پژوهشی که در مرجع [۷۲]، صورت گرفته است روش جدیدی پیشنهاد می‌دهد که از هم‌ترازی مبتنی بر مینوشیا و استخراج ویژگی مبتنی بر کدهای LBP برای شناسایی رگانگشت استفاده می‌کند. برای بهبود دقت شناسایی، هم‌ترازی تصویر ورودی با استفاده از نقاط مینوشیای استخراج شده از تصاویر رگ انجام می‌شود. پس از هم‌ترازی، کدهای رگانگشت با استفاده از LBP استخراج می‌شوند. کدهای رگانگشت با LBP نسبت به فاکتورهای اشباع و سایه‌های نامنظم مقاوم هستند. از فاصله همینگ نیز برای بررسی شباهت بین کدهای استخراج شده و تصاویر موجود در دیتابیس استفاده می‌شود. نرخ خطای برابر این روش ۰.۰۱۸٪ و زمان پردازش آن ۱۸.۶ میلی‌ثانیه گزارش شده است.

پژوهش صورت گرفته در مرجع [۱]، از ترکیب اطلاعات محلی و عمومی و کدهای LBP برای شناسایی استفاده می‌کند. به این صورت که ابتدا ویژگیهای محلی رگ‌های انگشت توسط الگوهای باینری محلی (LBP) بدون قطعه بندی دقیق نواحی رگ انگشت استخراج می‌شوند. کدهای رگ انگشت استخراج شده توسط LBP، ویژگی‌های جزئی و محلی را نمایش می‌دهند. برای بهبود دقت شناسایی، استخراج ویژگیهای عمومی رگ‌های انگشت نیز با استفاده از تبدیل ویولت انجام شده است. در نهایت

مقادیر استخراج شده توسط LBP و تبدیل ویولت، با استفاده از ماشین بردار پشتیبان ترکیب می‌شوند. بر اساس نتایج تجربی نرخ خطای برابر (EER) این روش ۰.۰۱۱٪ و مجموع زمان پردازش ۹۸.۲ میلی‌ثانیه گزارش شده است.

در مرجع [۶۸]، روش مبتنی بر الگوهای دودویی برای شناسایی افراد از طریق رگانگشت پیشنهاد شده است. به این صورت که ابتدا از فیلتر بالاگذر گوسین اصلاح شده برای بهبود تصاویر رگانگشت استفاده می‌شود. سپس کدهای باینری از تصاویر بهبود یافته با استفاده از عملگر دودویی محلی استخراج می‌شوند.

۳-۱-۱-۵ تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)

تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) یک تکنیک رایج استخراج ویژگی و کاهش خطی ابعاد می‌باشد و کاربرد زیادی در پردازش تصویر دارد.

پژوهش صورت گرفته در مرجع [۷۳]، یک روش شناسایی رگانگشت با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی و تکنولوژی شبکه عصبی ارائه می‌دهد. سیستم پیشنهادی شامل استخراج ویژگی با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی و کلاس‌بندی الگوها با استفاده از یک شبکه پس انتشار^۲ و یک سیستم تطبیقی نروفازی^۳ می‌باشد. به این صورت که ابتدا ویژگی‌های رگانگشت بمنظور کاهش بار محاسباتی و حذف نویز موجود در ابعاد دورریخته شده توسط PCA استخراج می‌شوند. سپس این ویژگی‌ها توسط شبکه BP و ANFIS دسته‌بندی می‌شوند. نتایج تجربی نشان دادند که سیستم پیشنهادی روش موثری برای شناسایی می‌باشد.

Liu و Wu ویژگی‌های PCA را استخراج نموده و یک شبکه SVM را برای تطبیق آموزش دادند و به

نرخ شناسایی خوبی دست یافتند [۷۳، ۷۴].

¹ Principal Component Analysis (PCA)

² Back-propagation (BP) Network

³ Adaptive Neuro-fuzzy Inference System (ANFIS)

۲-۳ تطبیق الگوها

هنگامی که ویژگی‌ها استخراج شدند، با آنهایی که در پایگاه داده هستند مقایسه شده و بر اساس این مقایسه تصمیم گرفته می‌شود. اساسا تصمیم‌گیری به این صورت است که اگر ویژگی‌های ورودی شبیه به یک مجموعه‌ای در پایگاه داده باشند، بر طبق آن تصویر شناسایی می‌شود، در غیر این صورت رد می‌شود. الگوریتم تطبیق در یک سیستم شناسایی بسیار مهم است زیرا تصمیم نهایی را می‌سازد [۲۵].

الگوهای رگ استخراج شده از تصاویر ورودی می‌توانند مستقیما با قالب‌ها مقایسه شوند. یک فاصله حقیقی برای محاسبه شباهت بین قالب و الگوهای ورودی تعریف می‌شود. اما وقتی که قالب کوچک نباشد، زمان مقایسه طول می‌کشد. بعد از فرآیند استخراج الگوها، بیشتر سیستم‌ها در استخراج اسکلت‌بندی الگوهای رگ جالب توجه هستند. رگ‌ها می‌توانند توسط تعداد تقاطع‌ها، مجموع طول قطعه، طویل‌ترین قطعه، و زاویه‌های پیدا شده در تصویر، توزیع رگ و دیگر ویژگی‌های آماری نمایش داده شوند. فاصله هاسدورف، SVM و نزدیکترین همسایه و روش‌های دیگری بعنوان الگوریتم تطبیق توسط محققان استفاده شده‌اند [۷۶،۷۵].

۳-۲-۱ مروری بر روش‌های به کار رفته جهت تطبیق ویژگی

۳-۲-۱-۱ نسبت پیکسل تطبیق یافته (MMR)^۱

روش‌های همبستگی^۲ معمولا برای تطبیق الگوهای غیرباینری استفاده می‌شوند. در مقابل روش نسبت پیکسل تطبیق یافته برای تطبیق الگوهای باینری استفاده می‌شود. MMR نسبت تعداد پیکسل‌های تطبیق یافته به نسبت مجموع پیکسل‌ها در الگوهای تطبیق می‌باشد. این روش نه برای مقایسه تمام الگوهای غیرمشابه بلکه برای ارزیابی یک سیستم مناسب است. فرض می‌کنیم γ نسبت پیکسل

¹ Matched Pixel Ratio(MPR)

² Correlation Methodes

تطبیق یافته بین تصویر باینری ورودی i و قالب t را نشان دهد، که تصویر مرجع برای تطبیق است. MMR می تواند بصورت زیر بیان شود [۵۱]:

$$\gamma = \frac{2 \sum_{x,y} i(x,y) \cdot t(x,y)}{\sum_{x,y} i(x,y) + \sum_{x,y} t(x,y)} \quad (10-3)$$

از مشکلات این روش این است که به همه الگوی رگ انگشت به عنوان قالب مرجع نیاز دارد، که این سیستم را در برابر حملاتی که اطلاعات اشخاص را مورد هدف قرار می دهند آسیب پذیر می سازد [۵۱]. در مرجع [۵۱] نویسندگان از نسبت پیکسل تطبیق یافته برای الگوهای باینری، به عنوان الگوریتم تطبیق استفاده نموده اند.

۳-۲-۱-۲ فاصله هاسدورف^۱

روش های زیادی می توانند برای تجزیه و تحلیل مینوشیای الگوی رگ در یک وضعیت مشابه که به مینوشیای اثر انگشت اعمال می شوند، اعمال شوند. از آنجا که الگوهای رگ به شکل یک مجموعه از نقاط دوبعدی نشان داده می شوند، تطبیق یک جفت از الگوهای نمونه می تواند با اندازه گیری فاصله هاسدورف [۴۵,۴۰] بین دو مجموعه مینوشیا بدست آید.

فاصله هاسدورف یک معیار اندازه گیری است که نشان می دهد دو مجموعه از نقاط چقدر از یکدیگر فاصله دارند [۲۹]. فاصله هاسدورف توسط هوتنلوچر و همکارانش پیشنهاد شده است [۷۷]. آنها الگوریتم های محاسباتی موثری برای افزایش سرعت فرآیند پیدا کردن الگوهای مشابه در یک تصویر پیشنهاد نموده اند، که مبتنی بر جستجوی نواحی با کوچکترین فاصله هاسدورف در تصویر می باشد [۷۹,۷۸]. فاصله هاسدورف براحتی به تصاویر باینری اعمال می شود، که در آنها پیکسل های سفید به عنوان نقاطی در یک فضای گسسته \mathbb{Z}^2 با مختصاتی متناظر با موقعیتشان در تصویر در نظر گرفته

¹ Hausdorff Distance

می‌شوند. در اینصورت یک تصویر به عنوان یک مجموعه از نقاط در نظر گرفته می‌شود و فاصله هاسدورف می‌تواند به آن اعمال شود. فاصله هاسدورف بصورت معادله (۱۱-۳) تعریف می‌شود:

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (11-3)$$

که A و B زیرمجموعه‌های فضایی هستند و $H(A, B)$ فاصله هاسدورف می‌باشد.

$$h(X, Y) = \sup_{x \in X} (\inf_{y \in Y} (d(x, y))) \quad \text{و} \quad (12-3)$$

که X و Y زیرمجموعه‌های فضایی هستند. x و y نقاطی در زیرمجموعه‌های مربوطه هستند و $d(x, y)$ فاصله اقلیدسی بین x و y می‌باشد. عملگر $\inf_{y \in Y} (d(x, y))$ فاصله مینیمم از Y به هر نقطه داده شده در X را می‌یابد. سپس ماکزیمم مینیمم فاصله از Y به X توسط عملگر $\sup_{x \in X}$ تعیین می‌شود. هنگامی که با تصاویر سر و کار داریم، X و Y مجموعه‌های گسسته از نقاط در \mathbb{R}^2 خواهند بود. بنابراین حصول فاصله مینیمم از Y به X شامل پیدا کردن نزدیک‌ترین نقاط از Y به هر نقطه در X و محاسبه فاصله اقلیدسی می‌باشد. سپس بیشترین این مقادیر انتخاب می‌شود [۲۹].

در تئوری، فاصله هاسدورف اندازه دقیق تفاوت بین دو تصویر را می‌دهد. در عمل برای شناسایی الگوی رگ، اگر نازک‌سازی و هرس پیش از این به تصویر باینری اعمال شده باشند، فاصله هاسدورف نمی‌تواند نتایج خوب و کافی برای شناسایی بدهد. بدلیل اینکه شاخه‌های اتفاقی بصورت تصادفی ظاهر می‌شوند و پس از قطعه‌بندی و پس‌پردازش تصاویر مختلف از یک الگو، ناپدید می‌شوند. این مسئله چندان جالب نیست، چون حتی با وجود اینکه بقیه الگوها یکسان هستند، یک فاصله هاسدورف بالا بین دو تصویر بدست می‌آورد [۲۹].

۳-۲-۱-۳ فاصله هاسدورف اصلاح شده (MHD)^۱

روش فاصله هاسدورف اصلی، به انحراف‌های کوچک در موقعیت‌های نقطه برای تنظیم شکل حساس است [۴۰]. برای غلبه بر ضعف فاصله هاسدورف و به منظور اینکه معیار فاصله کمتر به نویز حساس باشد، فاصله هاسدورف اصلاح شده برای تطبیق دو شیئی توسعه داده شده است [۸۰]. این روش توسط دوبویسون و جین (۱۹۹۴) معرفی شده است [۸۰]. MHD از یک میانگین از فاصله مینیمم استفاده می‌کند و برای یک مجموعه از نقاط بصورت معادله (۳-۱۳) تعریف می‌شود:

$$h_{average}(X, Y) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n \inf_{y \in Y} (d(x_i, y)) \quad (۳-۱۳)$$

که $h_{average}$ میانگین فاصله مینیمم است. n تعداد نقاط در X و x_i یک نقطه در X است. بنابراین فاصله هاسدورف اصلاح شده دو خصوصیت مطلوب دارد: ۱) مقدار آن با افزایش تفاوت بین دو مجموعه نقطه بصورت یکنواخت افزایش می‌یابد. ۲) نسبت به نقاط برونی^۲ که ممکن است ناشی از خطای قطعه‌بندی باشند مقاوم است.

شناسایی با MHD به یک پایگاه‌داده از الگوهای استخراج شده متناظر با هر نمونه ثبت‌نام شده نیاز دارد. هنگامیکه یک الگوی ناشناخته باید شناسایی شود، MHD بین آن و همه تصاویر متناظر با آن شخص در پایگاه‌داده محاسبه می‌شود. سپس میانگین این فاصله‌ها محاسبه می‌شود و یک معیاری از اینکه الگوی ورودی چه اندازه به آن شخص مشابه است می‌دهد. این کار برای همه نمونه‌های ثبت‌نام شده (عضو) انجام می‌شود. سپس یک الگوی ناشناخته به صورت تعلق به کلاسی با کمترین MHD که کمتر از یک آستانه تصمیم از پیش تعریف شده می‌باشد، شناسایی می‌شود. اگر هیچ MHD کمتر از آستانه تصمیم نباشد، الگوی ناشناخته به عنوان ناشناخته کلاس‌بندی می‌شود [۲۹]. در مراجع [۴۵, ۴۰, ۲۹] از فاصله هاسدورف اصلاح شده برای تطبیق استفاده شده است.

¹ Modified Hausdorff Distance (MHD)

² Outlier

۳-۲-۱-۴ تقسیم ناحیه‌ای به مثلثهای مجاور هم‌جهت مساحی دولونه^۱

تقسیم ناحیه‌ای به مثلثهای مجاور هم‌جهت مساحی دولونه (Delaunay Triangulation) یک روش برای تولید یک مثلث از یک مجموعه از نقاط است. این روش از ساختار توپولوژیکی منحصر بفرد مینوشیای رگانگشت دست استفاده می‌کند و با انتخاب نقاط تقاطع تصویر رگانگشت نازک شده به‌عنوان نقاط ویژگی و اتصال این نقاط به یکدیگر با خطوط مستقیم اجرا می‌شود. این روش تصویر را همانند شکل (۴-۴) به چندین ناحیه تقسیم می‌کند.

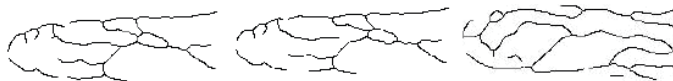


۱

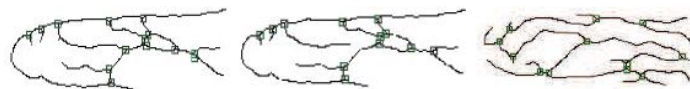
۲

۳

الف) تصاویر رگانگشت



ب) تصاویر پس از نازک‌سازی



ج) تصاویر پس از مشخص نمودن نقاط تقاطع



د) تصاویر پس از استخراج نقاط تقاطع



ه) تصویر مثلث‌بندی شده بعد از اتصال نقاط تقاطع

شکل (۳-۴) تصاویر رگانگشت و مثلث‌بندی آنها [۱۶] الف) تصاویر رگانگشت ب) تصاویر پس از نازک‌سازی ج) تصاویر پس از مشخص نمودن نقاط تقاطع د) تصاویر پس از استخراج نقاط تقاطع ه) تصویر مثلث‌بندی شده بعد از اتصال نقاط تقاطع

¹ Delaunay Triangulation

با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده، نقشه رگ‌انگشت دست یک فرد از شخص دیگر بطور منحصربفردی متمایز می‌شود. به عبارت دیگر، فرآیند شناسایی یک فرد حقیقی بر اساس ساختاری که با استفاده از روش تقسیم ناحیه به مثلث‌های مجاور ایجاد می‌شود، انجام می‌گردد [۲۹].

• عیب این روش

بمنظور موثر بودن، روش تقسیم ناحیه‌ای به مثلث‌های مجاور هم‌جهت مساحی دولونه مستلزم آن است که موقعیت تمام نقاط نسبت به یکدیگر پایدار باشد. با توجه به این واقعیت که الگوی ورید شبکه‌ای از رگ‌های خونی است، نقاط انتهایی بسیار کمی برای رگ‌ها وجود دارد. بنابراین، نقاط انتهایی استخراج شده اغلب در لبه تصویر حضور دارند، که ناشی از برش ROI از تصاویر است. واضح است که هر گونه تغییر در ROI منجر به جابجایی نقاط مینوشیا می‌شود، بویژه نقاط انتهایی که نتیجه برش ROI از تصویر هستند. با توجه به تغییرات کوچک در تصاویر گرفته شده، نقاط میانی و انتهایی تمایل دارند بطور تصادفی در تصویر نازک شده نشان داده شوند. این مسئله موجب می‌شود مثلث‌بندی هم‌جوار حتی بین تصاویر بسیار مشابه تا حد زیادی اختلاف داشته باشد. با توجه به این مشکل، بدست آوردن نتایج خوب با استفاده از مثلث‌بندی هم‌جوار ممکن نیست [۲۹].

در مراجع [۸۴، ۲۵] از روش تقسیم ناحیه‌ای به مثلث‌های مجاور هم‌جهت مساحی دولونه برای تطبیق استفاده شده است.

۳-۲-۱-۵ ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۱

یک مساله اساسی در الگوریتم‌های یادگیری این است که برای رسیدن به دقت مطلوب نیاز به ویژگی‌های مناسب و همچنین یک کلاسیفایر مناسب داریم. یکی از روش‌هایی که در حال حاضر بصورت گسترده برای مسئله کلاس بندی و تطبیق مورد استفاده قرار می‌گیرد، SVM است. شاید به

¹ Support Vector Machine(SVM)

گونه‌ای بتوان محبوبیت کنونی روش ماشین بردار پشتیبان را با محبوبیت شبکه‌های عصبی در دهه گذشته مقایسه کرد.

ماشین بردار پشتیبان (SVM) در واقع یک طبقه‌بندی کننده دودویی است که دو کلاس را با استفاده از یک مرز خطی از هم جدا می‌کند. در این روش تعدادی از نقاط آموزشی که کمترین فاصله تا مرز تصمیم‌گیری را دارند، می‌توانند به‌عنوان زیرمجموعه‌ای برای تعریف مرزهای تصمیم‌گیری و به‌عنوان بردار پشتیبان در نظر گرفته شوند. ایده اصلی SVM به این صورت است که، با فرض اینکه دسته‌ها بصورت خطی جداپذیر باشند، ابرصفحه‌هایی با حداکثر حاشیه^۱ را بدست می‌آورد که دسته‌ها را جدا کنند. در مسایلی که داده‌ها بصورت خطی جداپذیر نباشند، داده‌ها به فضای با ابعاد بیشتر نگاشت پیدا می‌کنند تا بتوان آنها را در این فضای جدید بصورت خطی جدا نمود.

پارک در [۱] از ماشین بردار پشتیبان برای تطبیق و کلاس‌بندی داده‌ها استفاده نموده است. به این صورت که از نیمی از تصاویر موجود در پایگاه داده برای آموزش SVM و از نصف دیگر تصاویر نیز برای تست SVM استفاده می‌کند. فاصله همینگ و فاصله اقلیدسی به عنوان ورودی SVM استفاده می‌شوند و مقدار خروجی SVM بصورت یک مقدار پیوسته نشان داده می‌شود. مقادیری که نزدیک به ۱ باشند یک کاربر واقعی را نشان می‌دهند، یعنی این نمونه در پایگاه داده وجود دارد. مقادیر نزدیک به ۰- نیز نشان‌دهنده یک کاربر جعلی هستند، یعنی این نمونه در پایگاه داده وجود ندارد.

در مراجع [۷۴،۲] نیز از ماشین بردار پشتیبان برای دسته‌بندی و تطبیق استفاده شده است.

در مرجع [۸۲] یک روش ارزیابی کیفیت تصاویر رگانگشت با استفاده از ماشین بردار پشتیبان پیشنهاد شده است. یک مدل SVM که از تصاویر آموزشی ایجاد شده است برای ارزیابی کیفیت به تصاویر مشاهده‌نشده اعمال می‌شود.

¹ Maximom Margin

فصل چهارم

روش پیشنهادی

در این فصل، تکنیک‌های پردازش تصویر و سیگنال در شناسایی رگانگشت با تمرکز بر روشهایی که در این مطالعه بکار رفته‌اند، با جزئیات تحلیل خواهد شد. این روشها به صورت زیر خلاصه می‌شوند:

➤ پردازش تصویر

- قطعه‌بندی تصویر و استخراج الگوهای رگانگشت دست توسط روشهای:

- آستانه‌بندی افقی محلی

- آستانه‌بندی آنروپی محلی

- پس‌پردازش: تبدیل‌رادیون

➤ استخراج ویژگی توسط روشهای:

- الگوی فضایی مشترک¹ (CSP)

- تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)

➤ دسته‌بندی افراد با استفاده از روشهای:

- شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)

- روش نزدیک‌ترین همسایه (1-NN) با استفاده از معیار شباهت فاصله منهن

۴-۱- قطعه‌بندی و استخراج الگوهای رگ

هنگامیکه نویز کاهش و کنتراست بهبود یابد، قطعه‌بندی منجر به جداسازی الگوی رگ از پس‌زمینه میشود [۸۳]. در واقع، الگوهای رگ مکان‌یابی شده و از بقیه تصویر جدا می‌شوند، در نتیجه تصویر باینری می‌شود. این مهمترین گام در کل فرآیند شناسایی است. اگر رگ‌ها به درستی تشخیص داده

¹ Common Spatial Pattern (CSP)

نشوند، خطر ابتلا به اشتباهات تا حد زیادی افزایش می‌یابد. بنابراین روش انتخاب شده نقش بزرگی در عملکرد کلی سیستم دارد. تصویر خروجی از مرحله قطعه‌بندی یک تصویر باینری همراه با برخی اطلاعات ناخواسته از قبیل نویز، سایه‌ها و رگ‌های ضعیف است. بنابراین همیشه یک نمایش صحیح از الگوی واقعی رگ نیست. همانطور که قبلاً ذکر شد روش‌های زیادی برای قطعه‌بندی و استخراج الگوهای رگ وجود دارد. در این مطالعه دو روش آستانه‌بندی محلی^۱ و آستانه‌بندی آنتروپی محلی^۲ برای قطعه‌بندی تصاویر انگشت دست مورد بررسی قرار گرفته‌اند. یک روش رایج برای قطعه‌بندی آستانه‌گذاری وقتی محلی است، که بدست آوردن یک تفکیک خوب بین الگوی رگ و پس‌زمینه را ممکن می‌سازد. آستانه‌گذاری عمومی نمی‌تواند با توجه به تغییرات در مقادیر سطح خاکستری رگ در موقعیت‌های مختلف کار کند. آستانه‌گذاری آنتروپی محلی روش دیگری برای قطعه‌بندی است که پیش‌تر برای استخراج الگوهای رگ از تصاویر شبکه‌ی چشم استفاده شده است.

۴-۱-۱- آستانه‌بندی محلی

آستانه‌بندی ایجاد تصویر باینری از تصویر خاکستری توسط تبدیل تمام پیکسل‌های زیر یک مقدار ثابت حقیقی، که آستانه نامیده می‌شود، به صفر و تمام پیکسل‌های بالا به یک است. اگر $g(x,y)$ یک نسخه آستانه از تصویر ورودی $f(x,y)$ با آستانه T باشد، بنابراین فرآیند آستانه‌گذاری می‌تواند بصورت زیر بیان شود:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } f(x,y) \geq T \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1-4)$$

با توجه به این واقعیت که مقادیر شدت سطح خاکستری رگ‌ها در سراسر تصویر متفاوت است [۸۳]، آستانه عمومی نتایج رضایت بخشی [۷۸] ارائه نمی‌دهد. شکل (۱-۴) نتایج حاصل از اعمال آستانه عمومی و آستانه محلی به یک تصویر پیش‌پردازش شده را نشان می‌دهد.

¹ Local Adaptive Thresholding

² Local Entropy Thresholding



(الف)

(ب)

(ج)

شکل (۱-۴) الف) تصویر اصلی ب) اعمال آستانه جهانی ج) اعمال آستانه محلی [۲۹]

همچنانکه در شکل (۱-۴) قسمت (ب) می‌بینیم، با اعمال آستانه جهانی الگوی رگ بخوبی قطعه‌بندی نشده است. بنابراین آستانه محلی یک روش باینری‌سازی است که بر آستانه جهانی برتری دارد.

آستانه وفقی محلی [۸۳، ۸۴] برای هر پیکسل یک آستانه فردی $t(x,y)$ را بر اساس همسایه‌های محلی آن انتخاب می‌کند. الگوریتم برای هر پیکسل مقادیر متفاوت آستانه را بر اساس تجزیه و تحلیل همسایه‌های اطراف آن انتخاب می‌کند [۸۵].

آستانه با محاسبه میانگین مقادیر پیکسل‌های همسایه بدست می‌آید. اگر $t(x,y)$ را به عنوان آستانه هر پیکسل از تصویر ورودی $f(x,y)$ بدست آوریم، نسخه آستانه $g(x,y)$ را با مقایسه هر پیکسل با $t(x,y)$ آن بدست می‌آوریم. آستانه $t(x,y)$ مجموع ارزش همسایگان اطراف پیکسل تقسیم بر تعداد پیکسل‌های همسایه آنها است و می‌تواند برای هر سایز پنجره ω با استفاده از معادله (۲-۴) محاسبه شود:

$$t(x,y) = \frac{1}{\omega^2} \sum_{i=x-\frac{\omega}{2}}^{x+\frac{\omega}{2}} \sum_{j=y-\frac{\omega}{2}}^{y+\frac{\omega}{2}} f(i,j) \quad (2-4)$$

که $f(i,j)$ مقدار پیکسل در i, j است و ω سایز پنجره می‌باشد [۲۹].

در مراجع [۲۹، ۲۴، ۳۴، ۸۶] از این روش آستانه‌گذاری استفاده شده است.

۴-۱-۲- آستانه آنتروپی محلی

در سال‌های اخیر، رویکردهای آستانه‌گذاری نظری اطلاعات مبتنی بر مفهوم تئوری شانون^۱ توجه زیادی را بخود جلب نموده‌اند. این روشها توسط N.R.PAL و S.K.PAL پیشنهاد شده‌اند، که از یک ماتریس هم‌رخدادی^۲ برای تعریف آنتروپی‌های مرتبه دوم محلی^۳ و اتصال^۴ استفاده می‌کنند [۸۷].

آستانه مبتنی بر آنتروپی که با استفاده از ماتریس هم‌رخدادی سطح خاکستری بکار گرفته می‌شود [۸۸]، آستانه بهینه را با در نظر گرفتن توزیع فضایی سطوح خاکستری نهفته در ماتریس هم‌رخدادی محاسبه می‌کند. ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری یک ماتریس مربعی $L * L$ از تصویر مقیاس خاکستری F از توزیع فضایی $P * Q$ است، که سطوح خاکستری آن در محدوده $[0, 1, \dots, L-1]$ می‌باشند. این ماتریس بصورت $T = [t_{ij}]_{P * Q}$ نمایش داده می‌شود. عناصر این ماتریس، تعداد انتقال بین تمام جفت‌های سطوح خاکستری در یک مسیر خاص را مشخص می‌کنند. برای هر پیکسل تصویر در هم‌رخداد فضایی (m, n) که سطح خاکستری آن توسط $f(m, n)$ مشخص می‌شود، چهار نزدیکترین پیکسل‌های همسایه آن در مکان‌های $(m, n+1)$, $(m-1, n)$, $(m+1, n)$ و $(m, n-1)$ در نظر گرفته می‌شوند. ماتریس هم‌رخداد با مقایسه تغییرات سطح خاکستری $f(m, n)$ به سطوح خاکستری متناظر با آن یعنی $f(m+1, n)$, $f(m-1, n)$, $f(m, n+1)$ و $f(m, n-1)$ ایجاد می‌شود. با توجه به مسیری که سطح خاکستری i سطح خاکستری j را دنبال می‌کند، تعاریف متفاوتی از ماتریس هم‌رخداد شکل می‌گیرد. ماتریس هم‌رخداد با در نظر گرفتن انتقال‌های افقی راست^۵ و عمودی پایین^۶ بصورت زیر است [۸۸]:

$$t_{ij} = \sum_{i=1}^P \sum_{k=1}^Q \delta \quad (3-4)$$

¹ Shannon's Entropy

² Co-occurrence Matrix

³ Second-order Local Entropy

⁴ Second-order Joint Entropy

⁵ Horizontally Right

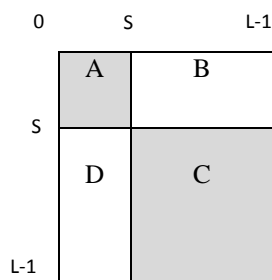
⁶ Vertically Lower

$$\delta = 1 \text{ if } \begin{cases} f(l,k)=i \text{ and } f(l,k+1)=j \\ \text{or} \\ f(l,k)=i \text{ and } f(l+1,k)=j \end{cases} \quad \text{که} \\ \delta = 0 \text{ otherwise} \quad (4-4)$$

معادله (۳-۴) تعداد کل انتقال‌ها در ماتریس هم‌رخداد است. یک احتمال انتقال مطلوب از سطح خاکستری i به سطح خاکستری j که با p_{ij} نشان داده می‌شود، به صورت زیر بدست می‌آید [۸۸]:

$$p_{ij} = \frac{t_{ij}}{\sum_i \sum_j t_{ij}} \quad (5-4)$$

با فرض اینکه s آستانه مطلوب باشد ($0 \leq s \leq L-1$)، در اینصورت s یک تصویر را به پس‌زمینه و پیش‌زمینه تقسیم می‌کند. پس‌زمینه شامل پیکسل‌ها با سطوح خاکستری پایین‌تر یا مساوی s است و پیش‌زمینه متناظر با اشیایی است که پیکسل‌هایی با سطح خاکستری بالاتر از s دارند. علاوه بر این s ماتریس هم‌رخدادی را به چهار گوش‌هایی تقسیم می‌کند که به ترتیب متناظر با انتقال از پس‌زمینه به پس‌زمینه^۲ (BB)، پس‌زمینه به شیء^۳ (BO)، شیء به پس‌زمینه^۴ (OB) و شیء به شیء^۵ (OO) هستند [۸۷]. این چهار گوش‌ها به ترتیب A, B, C و D نامیده می‌شوند [۸۸].



شکل (۲-۴) چهار گوش‌های ماتریس هم‌رخداد [۸۹]

این چهار ناحیه می‌توانند بیشتر به دو کلاس گروه‌بندی شوند، که به آنها به عنوان مربع محلی و مربع اتصال اشاره می‌شود. مربع محلی به مربع‌های A و C به عنوان انتقال سطح خاکستری که درون شیء

¹ Quadrants

² Background to background (BB)

³ Background to objects (BO)

⁴ Objects to background (OB)

⁵ Objects to objects (OO)

یا پس‌زمینه تصویر بوجود می‌آید اشاره می‌شود. مربع B و D به عنوان مربع اتصال اشاره می‌شود چون انتقال سطح خاکستری بین شیئی و پس‌زمینه تصویر اتفاق می‌افتد. آنتروپی محلی تنها روی دو مربع A و C تعریف می‌شود، درحالیکه آنتروپی اتصال روی دو مربع دیگر تعریف می‌شود. بر اساس این دو تعریف پال و پال دو الگوریتم را توسعه داده‌اند که هر کدام از آنها به ترتیب آنتروپی محلی و آنتروپی اتصال را ماکسیمم می‌کنند [۸۷]. برای محاسبه آستانه آنتروپی محلی احتمالات کلاس شیئی و کلاس پس‌زمینه بصورت زیر تعریف می‌شوند:

$$P_A = \sum_{i=0}^S \sum_{j=0}^S p_{ij} \quad (۴-۶)$$

$$P_C = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} p_{ij} \quad (۴-۷)$$

با نرمال‌سازی احتمالات درون هر چهارگوش، بصورتیکه مجموع احتمالات هر چهارگوش برابر با یک شود احتمالات سلول ۱ برای چهارگوش‌های مختلف که احتمالات نرمال شده کلاس شیئی و کلاس پس‌زمینه هستند، بصورت زیر تعریف می‌شوند [۸۹]:

$$P_{ij}^A = \frac{p_{ij}}{P_A} = \frac{t_{ij} / \left(\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} t_{ij} \right)}{\sum_{i=0}^S \sum_{j=0}^S t_{ij} / \left(\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} t_{ij} \right)} = \frac{t_{ij}}{\sum_{i=0}^S \sum_{j=0}^S t_{ij}}, \text{ for } 0 \leq i \leq s, 0 \leq j \leq s \quad (۴-۸)$$

$$P_{ij}^C = \frac{p_{ij}}{P_C} = \frac{t_{ij}}{\sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} t_{ij}}, \text{ for } s+1 \leq i \leq L-1, s+1 \leq j \leq L-1 \quad (۴-۹)$$

آنتروپی مرتبه دوم شیئی بصورت زیر است [۸۹]:

$$H_A^{(2)}(S) = -\frac{1}{2} \sum_{i=0}^S \sum_{j=0}^S P_{ij}^A \log_2 P_{ij}^A \quad (۴-۱۰)$$

آنتروپی انتقال محلی A توسط $H_A^{(2)}(s)$ نشان داده می‌شود.

¹ Cell probabilities

بطور مشابه، آنتروپی مرتبه دوم پس‌زمینه بصورت زیر تعریف می‌شود [۸۹]:

$$H_C^{(2)}(S) = -\frac{1}{2} \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} P_{ij}^C \log_2 P_{ij}^C \quad (11-4)$$

از مجموع آنتروپی‌های محلی مرتبه دوم شیء و پس‌زمینه، آنتروپی محلی مرتبه دوم بدست می‌آید [۸۷]:

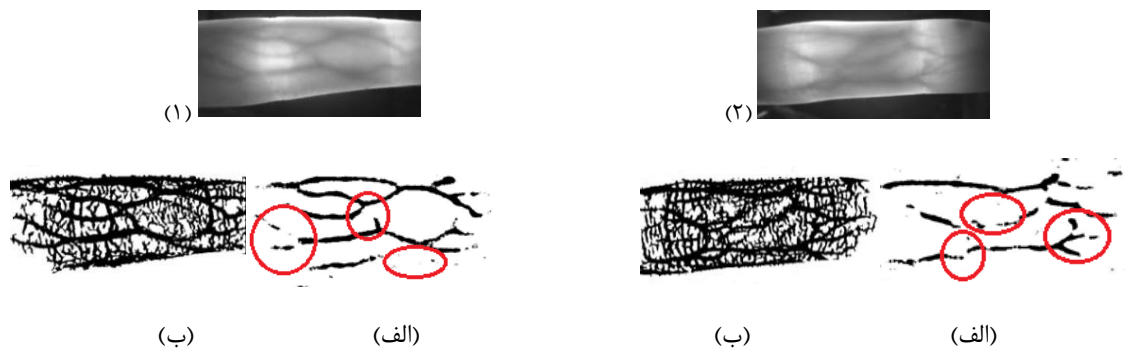
$$H_T^{(2)}(S) = H_A^{(2)}(S) + H_C^{(2)}(S) \quad (12-4)$$

در نهایت، سطح خاکستری متناظر با ماکسیمم $H_T^{(2)}(S)$ مقدار آستانه بهینه برای کلاس‌بندی شیء-پس‌زمینه را می‌دهد و بصورت زیر محاسبه می‌شود [۸۹]:

$$T_E = \arg \left[\max_{T=0..L-1} H_T^{(2)}(S) \right] \quad (13-4)$$

۳-۱-۴ انتخاب روش قطعه‌بندی

شکل (۳-۴) تصاویر انگشت دست دو فرد را نشان می‌دهد که الگوهای رگ‌انگشت با هر دو روش آستانه‌گذاری استخراج کرده‌ایم.



شکل (۳-۴) دو تصویر انگشت دست (الف) اعمال آستانه‌گذاری افقی محلی (ب) اعمال آستانه آنتروپی محلی همانطور که در قسمت (الف) می‌بینیم وقتی از آستانه تطبیقی محلی برای استخراج رگ‌ها استفاده نموده‌ایم، اندکی تلفات در اتصال الگوهای رگ استخراج شده وجود دارد (دایره‌های قرمز رنگ). اما هنگامیکه از آستانه آنتروپی محلی برای قطعه‌بندی استفاده نموده‌ایم (شکل‌های قسمت (ب) برای

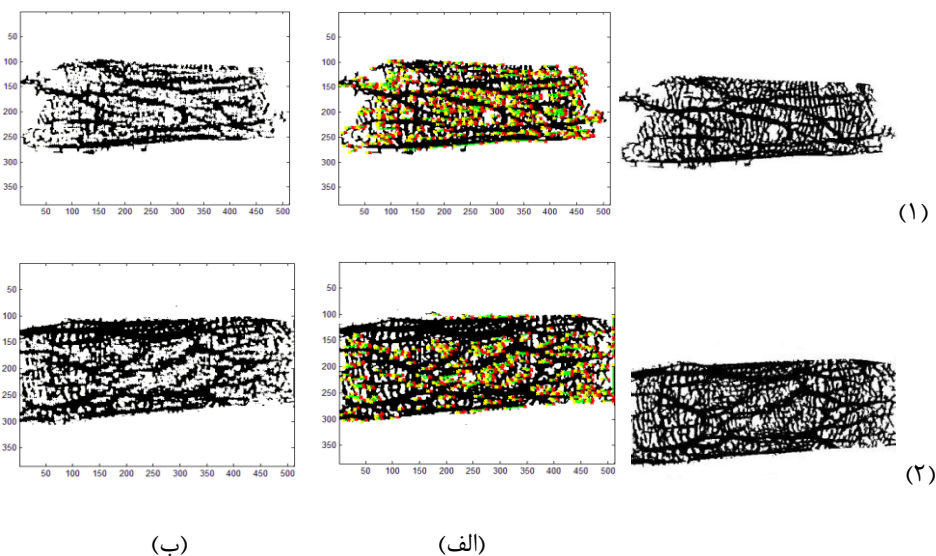
تصویر اول و دوم)، رگ‌ها بخوبی استخراج شده‌اند، اگرچه علاوه بر رگ‌های استخراج شده در تصاویر قطعه‌بندی شده مقداری نویز وجود دارد. این نویزها می‌توانند با استفاده از روشهای پس‌پردازش حذف شوند.

۲-۴ پس‌پردازش

همانطور که در فصل ۲ ذکر شد روش‌های پس‌پردازش برای پردازش تصویر بعد از قطعه‌بندی، به‌منظور کاهش تاثیر عناصر ناخواسته از قبیل نویز استفاده می‌شوند. در این پژوهش از چند روش برای کاهش نویزهای حاصل از قطعه‌بندی استفاده نموده‌ایم که در ادامه توضیح مختصری در مورد روش‌های بکار رفته و نتایج حاصل از آنها ارائه خواهد شد.

۱-۲-۴ حذف نویز با تبدیل هاف

یکی از روش‌هایی که برای حذف نویزهای حاصل از اعمال آستانه‌گذاری آنتروپی محلی استفاده نمودیم، تبدیل هاف است. نتیجه اعمال این روش بر تصاویر رگ انگشت در شکل (۴-۴) نشان داده شده است.



شکل (۴-۴) دو تصویر انگشت دست الف) شناسایی خطوط با اعمال تبدیل هاف ب) تصاویر حذف نویز شده

روش پیشنهادی ما به این صورت است که برای پیدا کردن خطوط (که همان رگ‌ها هستند) تبدیل‌هاف را بر روی تصاویر قطعه‌بندی شده اعمال می‌کنیم. سپس طول شناسایی شده در کل تصویر را محاسبه نموده و طول خطوط را به صورت نزولی مرتب می‌کنیم. سپس تعدادی از خطوط را که بزرگترین مقادیر را داشته باشند به‌عنوان ویژگی ذخیره می‌نمائیم. در اینصورت چون طول پاره‌خط‌های کوچک همان شیارها و نویز در تصاویر هستند نادیده گرفته می‌شوند، یعنی به این صورت نویز حذف می‌شود و طول پاره‌خط‌های بزرگتر که همان رگ‌ها هستند نیز به‌عنوان ویژگی برای شناسایی انتخاب می‌شوند. همانطور که در شکل (۴-۴) می‌بینیم نویزها در تصویر خطوط کوچکی هستند که طول آنها نسبت به خطوط اصلی که همان رگ‌ها هستند، کمتر است. همچنین این خطوط اکثراً عمودی هستند. پیشنهاد ما این است که برای شناسایی خطوط نویز دو محدودیت را به خطوط شناسایی شده اعمال نموده و خطوطی که یکی از دو محدودیت را دارا باشند حذف نماییم. (۱) طول خط کوچکتر از عدد خاصی باشد. و (۲) زاویه خط بین $+90$ تا -90 درجه باشد. به‌عنوان مثال با اعمال تبدیل‌هاف بر روی تصویر ۱ از شکل (۴-۴) تعداد ۱۳۶ خط شناسایی شد، جدول (۴-۱) طول خطوط شناسایی شده را نشان می‌دهد که بصورت نزولی مرتب شده‌اند.

جدول (۴-۱) طول خطوط شناسایی شده برای تصویر ۱ از شکل (۴-۴) با اعمال تبدیل‌هاف

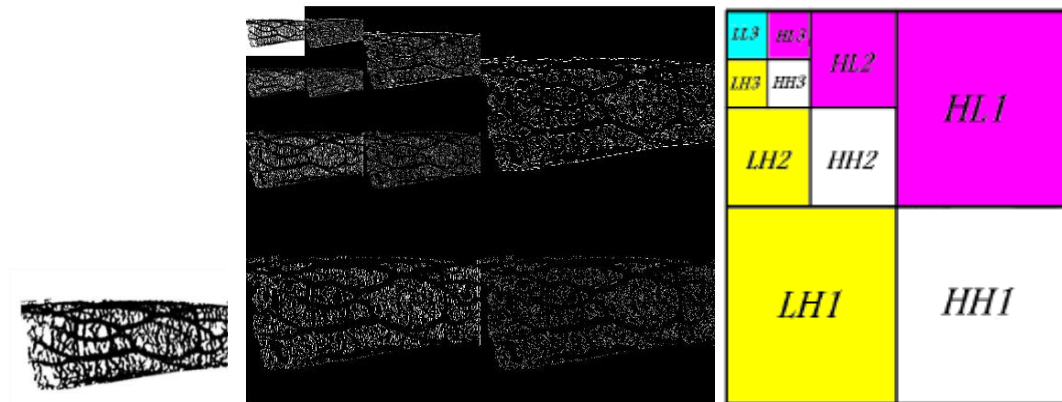
۵۰.۱۵۹۷	۳۸.۰۱۳۲	۳۶.۰۱۳۹	۳۴.۰۰۰۰	۳۳.۵۴۱۰	۳۱.۰۱۶۱	۲۸.۴۶۰۵	۲۸.۰۱۷۹	۲۶.۰۷۶۸	۲۶.۰۷۶۸	۲۵.۳۱۸۰
۲۵.۰۰۰۰	۲۴.۰۸۳۲	۲۴.۰۲۰۸	۲۳.۰۸۶۸	۲۲.۰۹۰۷	۲۱.۸۴۰۳	۲۱.۸۴۰۳	۲۱.۳۷۷۶	۲۱.۰۲۳۸	۲۱.۰۰۰۰	۲۰.۰۹۹۸
۲۰.۰۹۹۸	۲۰.۰۹۹۸	۲۰.۰۲۵۰	۲۰.۰۲۵۰	۱۹.۳۱۳۲	۱۹.۰۰۰۰	۱۹.۰۰۰۰	۱۸.۴۳۹۱	۱۸.۲۴۸۳	۱۷.۱۱۷۲	۱۷.۰۲۹۴
۱۶.۲۷۸۸	۱۶.۲۷۸۸	۱۶.۱۲۴۵	۱۶.۱۲۴۵	۱۶.۰۳۱۲	۱۶.۰۳۱۲	۱۶.۰۰۰۰	۱۶.۰۰۰۰	۱۶.۰۰۰۰	۱۵.۰۳۳	۱۵.۰۰۰۰
۱۴.۳۱۷۸	۱۴.۰۳۵۷	۱۴.۰۳۵۷	۱۴.۰۰۰۰	۱۳.۹۲۸۴	۱۳.۶۰۱۵	۱۳.۱۵۲۹	۱۳.۱۵۲۹	۱۳.۰۳۸۴	۱۳.۰۳۸۴	۱۳.۰۰۰۰
۱۳.۰۰۰۰	۱۳.۰۰۰۰	۱۳.۰۰۰۰	۱۳.۰۰۰۰	۱۲.۳۶۹۳	۱۲.۳۶۹۳	۱۲.۱۶۵۵	۱۲.۰۴۱۶	۱۲.۰۴۱۶	۱۲.۰۴۱۶	۱۲.۰۰۰۰
۱۲.۰۰۰۰	۱۲.۰۰۰۰	۱۱.۷۰۴۷	۱۱.۴۰۱۸	۱۱.۴۰۱۸	۱۱.۰۴۵۴	۱۱.۰۴۵۴	۱۱.۰۴۵۴	۱۱.۰۰۰۰	۱۰.۴۴۰۳	۱۰.۱۹۸۰
۱۰.۱۹۸۰	۱۰.۰۴۹۹	۱۰.۰۴۹۹	۱۰.۰۴۹۹	۱۰.۰۴۹۹	۱۰.۰۴۹۹	۱۰.۰۴۹۹	۱۰.۰۴۹۹	۱۰.۰۴۹۹	۱۰.۰۰۰۰	۱۰.۰۰۰۰
۱۰.۰۰۰۰	۱۰.۰۰۰۰	۱۰.۰۰۰۰	۱۰.۰۰۰۰	۹.۴۸۶۸	۹.۴۸۶۸	۹.۲۱۹۵	۹.۲۱۹۵	۹.۲۱۹۵	۹.۲۱۹۵	۹.۲۱۹۵
۹.۰۵۵۴	۹.۰۵۵۴	۹.۰۵۵۴	۹.۰۵۵۴	۹.۰۰۰۰	۹.۰۰۰۰	۹.۰۰۰۰	۹.۰۰۰۰	۹.۰۰۰۰	۹.۰۰۰۰	۸.۵۴۴۰
۸.۲۴۶۲	۸.۲۴۶۲	۸.۲۴۶۲	۸.۰۶۲۳	۸.۰۶۲۳	۸.۰۶۲۳	۸.۰۶۲۳	۸.۰۶۲۳	۸.۰۰۰۰	۸.۰۰۰۰	۸.۰۰۰۰
۸.۰۰۰۰	۸.۰۰۰۰	۷.۶۱۵۸	۷.۲۸۰۱	۷.۲۸۰۱	۷.۲۸۰۱	۷.۲۸۰۱	۷.۲۸۰۱	۷.۰۷۱۱	۷.۰۷۱۱	۷.۰۷۱۱
۷.۰۰۰۰	۷.۰۰۰۰	۷.۰۰۰۰	۷.۰۰۰۰							

همانطور که مشاهده می‌شود این خطوط تقریباً از خط ۷۰ ام به بعد خطوط ریزی هستند که تکرار می‌شوند. بنابراین اعداد مربوط به خانه اول تا هفتاد این جدول را که طول خطوط بزرگتر هستند به عنوان ویژگی ذخیره نمودیم. سپس سایر خطوط که طول کمتری داشتند و یا زاویه آنها نیز بین ۹۰- تا ۹۰+ درجه بود را با سفید نمودن رنگ این خطوط حذف نمودیم نتیجه آن در قسمت (ب) برای تصویر ۱ از شکل (۴-۴) قابل مشاهده است.

۴-۲-۲ حذف نویز با تبدیل ویولت

حذف نویز با استفاده از ویولت، یکی از روش‌های پرکاربرد در سالهای اخیر محسوب می‌شود. کار اصلی در این روش، یافتن تابع ویولت پایه‌ی مناسب به گونه‌ای است که اکثر نویز سیگنال، روی تعداد کمی از بردارهای پایه نمایش داده شوند. سپس حذف نویز به این صورت انجام می‌شود که بخش‌هایی از این بردارها که به عنوان نویز در نظر گرفته شده‌اند، از بین رفته و مابقی ضرایب که به عنوان سیگنال اصلی می‌باشند باقی گذاشته می‌شوند. برای حذف کردن این بردارها نیز روش‌های آستانه‌گیری مختلفی استفاده می‌شود، که انتخاب یک آستانه‌ی مناسب نیز می‌تواند در فرآیند حذف نویز بسیار تاثیرگذار باشد. ضرایب بدست آمده از ویولت با مقدار آستانه مقایسه می‌شوند. اگر مقدارشان کوچکتر از مقدار آستانه بود حذف و در غیر اینصورت بی‌تغییر نگه داشته و یا اصلاح می‌شوند. سپس تبدیل معکوس ویولت روی آنها اعمال می‌شود تا سیگنال حذف نویز شده بدست آید. ضرایب ویولت دارای چهار زیرباند HH، LH، HL و LL است. زیرباند HH در بردارنده جزئیات قطری تصویر، زیرباند HL در بردارنده جزئیات افقی و زیرباند LH در بردارنده ساختارهای عمودی تصویر می‌باشند. این سه زیرباند، زیرباندهای جزئیات^۱ نامیده می‌شوند. زیرباند LL در بردارنده جزئیات فرکانس پائین تصویر، یعنی کلیات موجود در تصویر می‌باشد. در شکل (۴-۱۰) تصویر را تا سه سطح ویولت تجزیه نموده‌ایم. در این تصویر زیرباندهای مختلف معرفی شده را می‌توان دید.

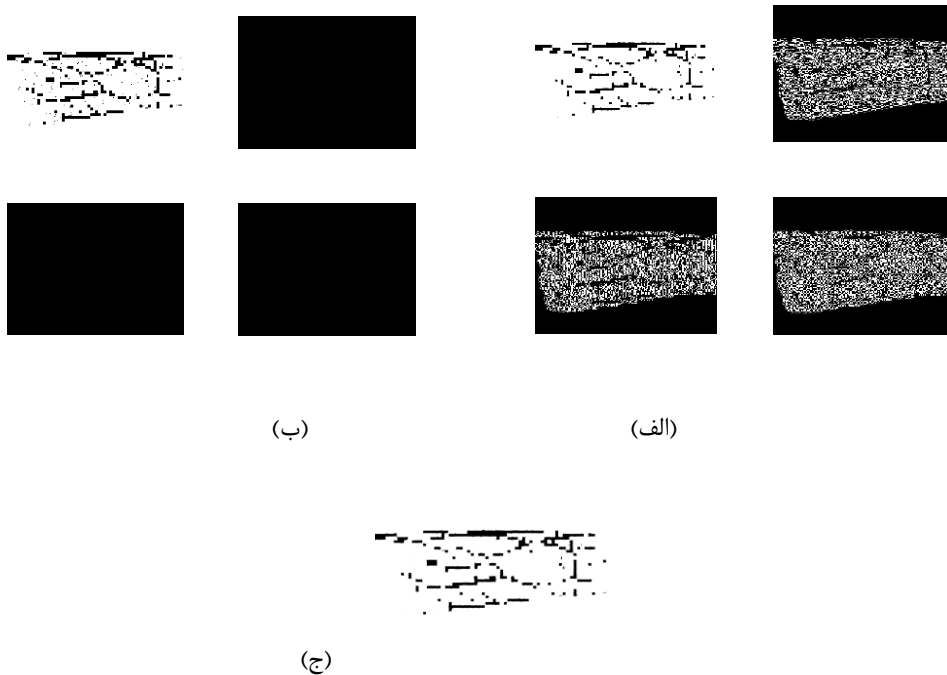
¹ Details



شکل (۴-۵) تجزیه تصویر با سه سطح ویولت

روش آستانه‌گذاری ویولت ضرایب موجود در زیرباندهای جزئیات تصویر را با استفاده از توابع آستانه‌گذاری بررسی می‌کند و سپس تخمین تصویر حذف نویز شده با تبدیل معکوس ویولت بدست می‌آید. در این پژوهش از تبدیل ویولت نیز برای حذف نویز استفاده نمودیم.

شکل (۴-۶) قسمت (ج) نتیجه استفاده از تبدیل ویولت برای حذف نویز از تصویر (۴-۶) قسمت (الف) را نشان می‌دهد.



شکل (۴-۶) الف) زیرباندهای مختلف ب) حذف زیرباندهای جزئیات ج) تصویر حذف نویز شده با ویولت

۳-۲-۴ حذف نویز با عملگرهای مورفولوژیکی

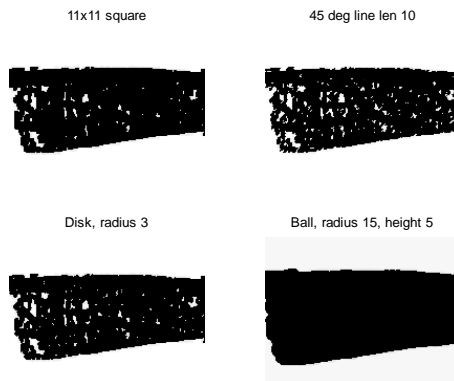
همانطور که قبلاً ذکر شد عملگرهای مورفولوژیکی نیز از روش‌های پس‌پردازش هستند که برای حذف نویز استفاده می‌شوند. به‌عنوان روشی دیگر برای حذف نویز، عملگرهای مورفولوژی را روی تصاویر قطعه‌بندی شده اعمال نمودیم.

شکل (۸-۴) نتیجه اعمال عملگر فرسایش به شکل (۷-۴) را نشان می‌دهد. همچنین عملگر اتساع را نیز به تصاویر اعمال نمودیم که نتیجه آن در شکل (۹-۴) دیده می‌شود.

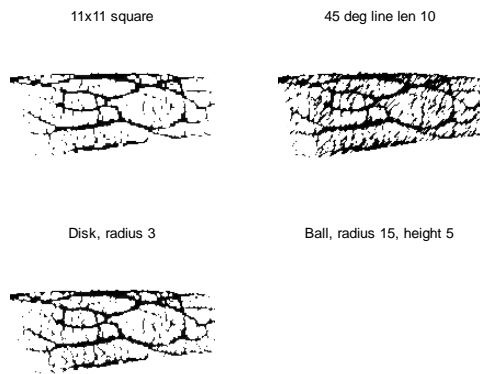
شکل‌های (۱۰-۴) و (۱۱-۴) نیز به ترتیب نتیجه اعمال عملگرهای باز و بسته بر روی تصویر شکل (۴-۴) هستند.



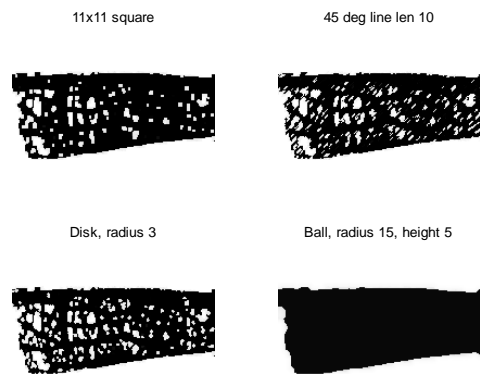
شکل (۷-۴) تصویر قطعه‌بندی شده انگشت دست



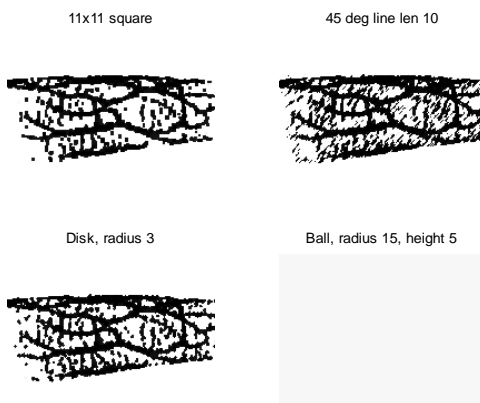
شکل (۸-۴) اعمال Erosion بر روی تصویر (۷-۴) با استفاده از مورفولوژی‌های line و Square ، Disc.Ball



شکل (۹-۴) اعمال Dilation بر روی تصویر (۷-۴) با استفاده از مورفولوژی‌های line و Square ، Disc، Ball



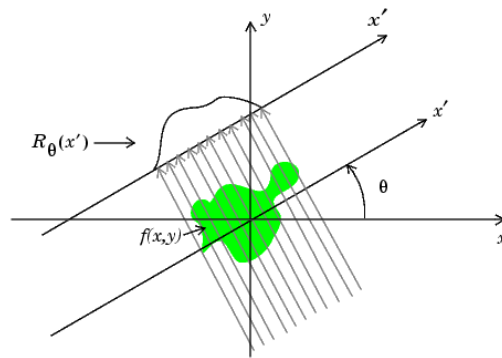
شکل (۱۰-۴) اعمال Opening بر روی تصویر (۷-۴) با استفاده از مورفولوژی‌های line و Square ، Disc، Ball



شکل (۱۱-۴) اعمال Closing بر روی تصویر (۷-۴) با استفاده از مورفولوژی‌های line و Square ، Disc، Ball

۳-۴ تبدیل رادون

تبدیل رادون یک ابزار خیلی مهم ریاضیات را که در توموگرافی بکار می‌رود، بر اساس کارهائی که رادون (متولد سال ۱۹۱۷) انجام داده بود، شکل می‌دهد [۹۰]. این تبدیل در سال‌های اخیر توجهات زیادی را به خود جلب کرده است. تبدیل رادون تبدیلی انتگرالی است که مقدار آن برابر با انتگرال تابع بر روی یک خط است [۹۱]. این تبدیل با جمع شدت پیکسل‌های تصویر در همه جهت‌های ممکن در شناسایی و موقعیت‌یابی خطوط در تصویر بسیار مناسب است [۲۱].

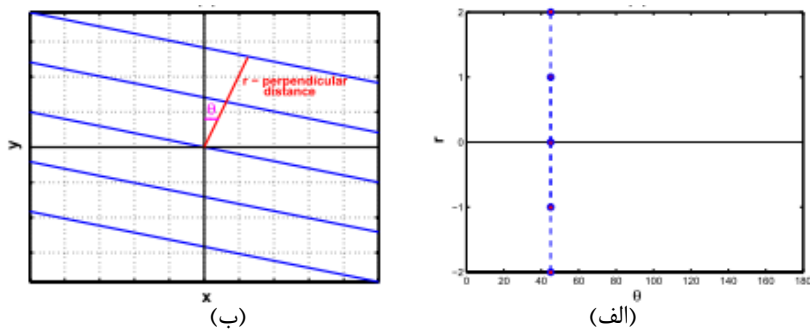


شکل (۴-۱۲) تبدیل رادون [۹۱]

این تبدیل اساساً قادر است تا تصاویر دوبعدی حاوی خطوط را به حوزه‌ای با پارامترهای آن خطوط تبدیل کند [۹۲ و ۹۳]، جائیکه هر خطی یک قله را در جهت منطبق می‌دهد. تبدیل رادون گسسته دوبعدی همان تبدیل هاف برای یک تصویر $f(x, y)$ می‌تواند به صورت زیر بیان شود [۹۲ و ۹۴]:

$$R(\rho, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \delta(\rho - x \cos \theta - y \sin \theta) \quad (۴-۱۴)$$

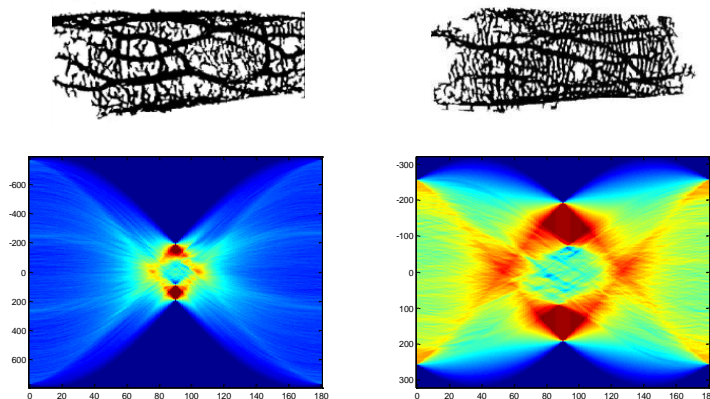
که در اینجا ρ فاصله خط از مبدا است، و δ دیراک دلتا است، و θ زاویه‌ای است که توسط بردار فاصله شکل گرفته است [۹۱ و ۹۲]. برای مقدار ثابت θ ، مجموعه‌ای از خطوط موازی برای مقادیر متفاوت r در شکل (۴-۱۳) قسمت (الف) بیان شده است. خطوط موازی برای یکپارچه‌سازی تصویر داده شده بکار رفته‌اند. صفحه (x, y) به این طریق به صفحه (θ, r) تبدیل شده است.



شکل (۴-۱۳) الف) یک مثال از مجموعه‌ای از خطوط برای $\theta=45$ در صفحه (x, y) (ب) تعیین نقاط متناظر در صفحه

(θ, r) که تبدیل رادون (تبدیل هاف) تخمین زده شده است [۹۵]

سپس این تبدیل با مجتمع‌سازی تصویر داده شده در طول خطوط موازی در صفحه (x, y) ادامه می‌یابد و مقدار نتیجه در یک گراف به عنوان یک نقطه برای θ و r داده شده علامت‌گذاری می‌شود، همانگونه که در شکل (۴-۱۳) قسمت (ب) نشان داده شده است. هر نقطه یک شدت رنگ متفاوت وابسته به مقدار آن دارد، مقدار \cdot مطابق با رنگ سیاه و 1 مطابق با رنگ سفید است [۹۵]. تبدیل رادون حالت خطی بودن، مقیاس، چرخش و کج کردن را ارضا می‌کند [۹۵]. این خصوصیات همزمان با توانایی آن در شناسایی خطوط در محیطی با سطوح نویز زیاد، دلیل اصلی انتخاب این روش به عنوان یک ابزار مناسب برای تحلیل تصاویر می‌باشد [۹۲]. شکل (۴-۱۴) نتیجه اعمال تبدیل رادون به دو تصویر رگ‌انگشت قطعه‌بندی شده را نشان می‌دهد.



شکل (۴-۱۴) تصاویر انگشت دست و اعمال تبدیل رادون با زاویه $\theta=0-180$ و r یکسان برای هر θ

۴-۴ روش‌های پیشنهادی

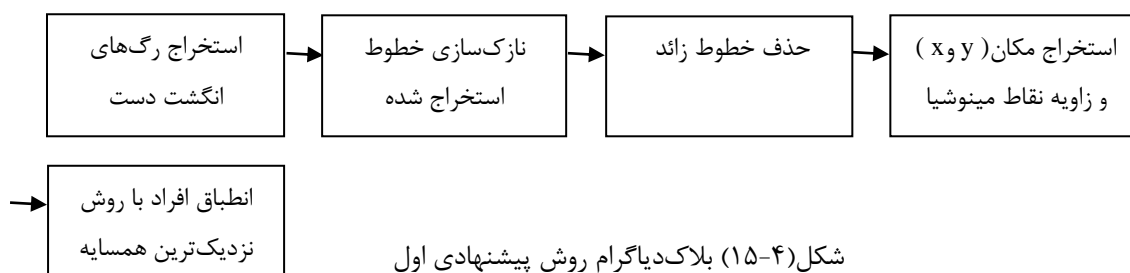
در این پژوهش دو روش کلی را برای شناسایی رگانگشت پیشنهاد و بررسی نموده‌ایم که عبارتند از:

➤ ۱. استفاده از نقاط مینوشیا برای شناسایی

➤ ۲. استفاده از تبدیل رادون

۴-۴-۱ استفاده از نقاط مینوشیا برای شناسایی

در روش پیشنهادی اول، از نقاط مینوشیا برای شناسایی استفاده نمودیم. بلاک‌دیگرام این روش پیشنهادی در شکل (۴-۱۵) قابل مشاهده است.



همانطور که در بلاک‌دیگرام نشان داده شده است، در این روش ابتدا رگ‌های انگشت دست افراد را با آستانه آنتروپی محلی استخراج کرده و با اعمال پیش‌پردازش‌هایی از قبیل نازک‌سازی و حذف خطوط زائد، خطوط اصلی و مهم انگشت دست را واضح‌سازی می‌کنیم. سپس با یافتن نقاط مینوشیا برای هر فرد، بردار ویژگی موردنظر را می‌سازیم. هر فرد در انگشت دست خود چندین نقطه مینوشیا دارد که همان تقاطع خطوط با یکدیگر است. هر نقطه مینوشیا دارای مکان (x, y) و همچنین یک زاویه است که جهت آن تقاطع نسبت به محور افقی را نشان می‌دهد. وقتی که نقاط مینوشیا شناسایی شدند، مختصات آنها شامل طول و عرض (x, y) و همچنین زاویه آنها را ذخیره می‌کنیم. بنابراین هر تصویر دارای یک بردار ویژگی سه بعدی است، که سطرها مشخصات نقاط مینوشیا شناسایی شده در آن تصویر است و ستونها طول، عرض و جهت آن نقطه مینوشیا را نشان می‌دهد. بنابراین در این روش

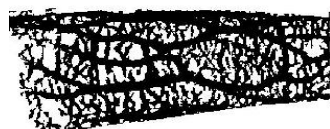
برای هر فرد یک بردارویژگی $n * 3$ داریم که n تعداد نقاط مینوشیای موجود در انگشت دست را نشان می‌دهد. پس از اینکه بردارویژگی مینوشیای تمامی این تصاویر استخراج شد، در مرحله تست با روش نزدیک‌ترین همسایه و با به‌کارگیری این بردارویژگی، به دسته‌بندی افراد می‌پردازیم.

	x	y	orientation
Minutia 1			
Minutia 2			
...			
Minutia n			

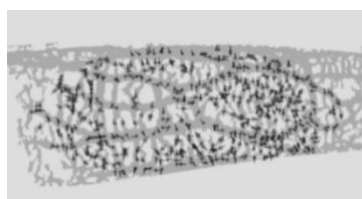
شکل (۴-۱۶) مثالی از بردارویژگی مربوط به یک تصویر انگشت دست

۴-۱-۴-۱-۱ عیب روش اول

با استخراج خطوط انگشت دست، خطوط زائد بسیاری نیز استخراج می‌شود که حذف کامل این خطوط دشوار است. بنابراین در مرحله استخراج نقاط مینوشیا، ویژگی‌های زائد بسیاری به عنوان نقاط مینوشیا شناسایی می‌شود که همین مسئله دقت این روش را پایین می‌آورد. این روش نرخ موفقیتی در حدود ۱۰٪ را دارا می‌باشد. به عنوان مثال در شکل زیر ابتدا رگ‌ها را از تصویر انگشت دست با اعمال آستانه آنتروپی محلی استخراج نموده (شکل (۴-۱۷)) و سپس نقاط مینوشیا را از این تصویر استخراج کردیم.



شکل (۴-۱۷) تصویر قطعه‌بندی شده



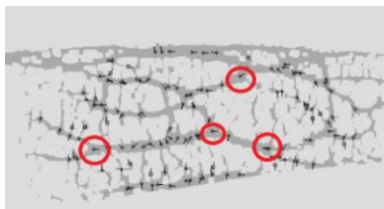
شکل (۴-۱۸) نقاط مینوشیای شناسایی شده برای تصویر (۴-۱۷)

همانطور که مشاهده می‌شود (شکل (۴-۱۸)) به علت وجود نویز زیاد در تصویر اولیه علاوه بر نقاط مینوشیای اصلی، نقاط زیاد دیگری نیز به عنوان نقاط مینوشیا شناسایی شدند.

سپس از عملیات مورفولوژی برای حذف این نویزها استفاده نموده و مجدداً نقاط مینوشیا را استخراج نمودیم. در شکل (۴-۱۹) چند نقطه مینوشیای صحیح شناسایی شده را با دایره مشخص کرده‌ایم.



شکل (۴-۱۸) تصویر (۴-۱۷) پس از نازک‌سازی و حذف نویز با مورفولوژی



شکل (۴-۱۹) چند نقطه مینوشیا شناسایی شده برای تصویر (۴-۱۸)

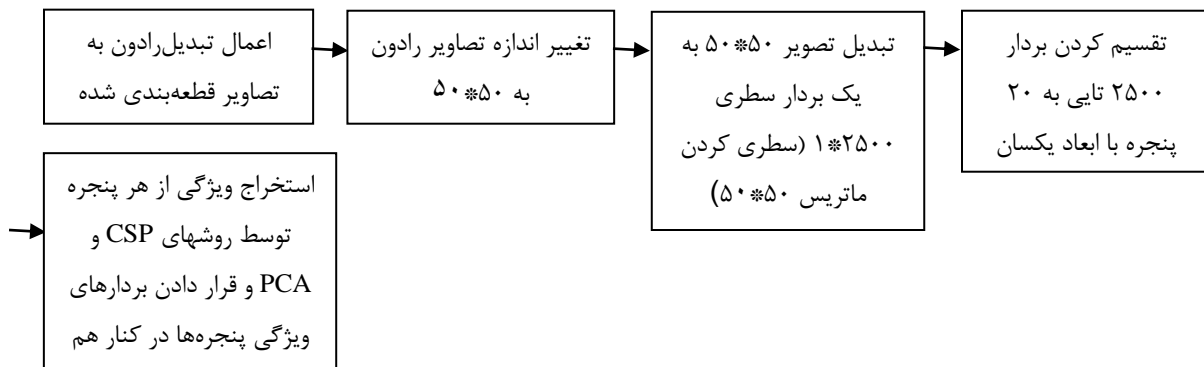
همانطور که مشاهده می‌شود با این کار تعداد نقاطی که اشتباها به عنوان مینوشیا شناسایی شده‌اند کمتر هستند اما به دلیل اینکه تصویر هنوز هم مقداری نویز دارد، بعضی از این نقاط خوب شناسایی نمی‌شوند و یا بعضی نقاط اشتباها به عنوان مینوشیا علامت می‌خورند. یعنی این روش به علت نویز بالا و تشخیص نقاط اضافه به عنوان نقاط مینوشیا دقت پائینی دارد. از طرفی انطباق مینوشیا در مرحله تست خیلی زمان‌بر است. بنابراین این روش دو عیب اساسی داشت: ۱. دقت پایین ۲. زمان بالا. به همین دلیل از این روش استفاده نمودیم.

۴-۴-۲ استفاده از تبدیل رادون

همانطور که گفتیم پس از اعمال آستانه آنتروپی محلی برای استخراج الگوهای رگ، تصاویر قطعه‌بندی شده مقداری نویز داشتند. به این مفهوم که در تصاویر علاوه بر رگ‌های استخراج شده تعدادی خطوط کوچک و بزرگ نیز وجود دارد که ممکن است برای عمل شناسایی مشکل ایجاد کنند. برای رفع این

نویز از روش‌های مختلفی همچون تبدیل‌هاف، عملگرهای مورفولوژی و تبدیل ویولت استفاده نمودیم، اما هیچ کدام از این روش‌ها نتایج مطلوبی در بر نداشتند. با توجه به زیاد بودن خطوط کوچک و ریز که زاویه‌های متفاوت داشتند، تبدیل‌هاف نتیجه خوبی نداشت. این تبدیل نتوانست نویز موجود در تصاویر قطعه‌بندی شده را بصورت کامل حذف کند. به عنوان روشی دیگر عملگرهای مورفولوژی از قبیل اتساع، فرسایش، عملگر باز و بسته را بر روی تصاویر قطعه‌بندی شده اعمال نمودیم که نتایج حاصل از آنها در شکل‌های (۷-۴) - (۱۱-۴) نشان داده شده بود. عملگر باز و بسته (11*11 square) نسبت به تبدیل‌هاف نویز بیشتری را حذف کردند. اما علاوه بر حذف ناکامل نویز، مقداری انفصال در شکل الگوهای رگ ایجاد نمودند که ممکن است در فرآیند شناسایی مشکل ایجاد کند. سپس از تبدیل ویولت برای حذف نویز استفاده کردیم، با این روش هم نتایج خوبی حاصل نشد. از آنجاییکه تبدیل‌رادون به علت داشتن ماهیت انتگرالی، نسبت به نویزهای موجود در تصویر حساس نیست، این روش نسبت به اکثر روش‌های موجود از مقاومت بیشتری نسبت به نویز برخوردار است [۹۶]. این تبدیل تصاویر دوبعدی دارای خطوط مانند تصاویر انگشت دست، اثر انگشت، کف دست و ... را به محیطی می‌برد که شامل پارامترهای این خطوط باشد. با این تبدیل مجبور نیستیم که بطور دقیق خطوط را از تصویر استخراج کنیم. در واقع تبدیل رادون گسسته دوبعدی همان تبدیل هاف گسسته است. همانطور که قبلاً ذکر شد در تصاویر رگ‌انگشت رگ‌ها بصورت خطوط تیره ظاهر می‌شوند و این خطوط نقش تعیین‌کننده‌ای در جداسازی افراد دارند. به دلیل اینکه تبدیل رادون به استخراج دقیق خطوط نیاز ندارد و در عوض پارامترهای خطوط را با دقت بالا استخراج می‌کند، در نتیجه دقت و سرعت شناسایی را افزایش می‌دهد. به همین دلیل پیشنهاد ما این بوده است که با اعمال تبدیل رادون بر روی تصاویری که با آستانه آنتروپی محلی قطعه‌بندی شده‌اند، این تصاویر را به فضای رادون انتقال دهیم. سپس با دو روش CSP و PCA به استخراج ویژگی از تصاویر رادون بپردازیم.

در این پژوهش تمرکز ما بر روی روش پیشنهادی دوم بوده است.



شکل (۴-۲۰) بلاک‌دیگرام روش پیشنهادی دوم

۴-۵- استخراج ویژگی

استخراج ویژگی فرآیندی است که در آن با انجام عملیاتی بر روی داده‌ها، ویژگی‌های بارز و تعیین‌کننده آنها مشخص می‌شود. هدف از این مرحله، استخراج ویژگی‌های واقعی از الگوی رگ از یک تصویر است، که پس از آن برای تطبیق استفاده می‌شود. اگر تصویر یک نمونه ثبت‌نام شده باشد، ویژگی‌ها در یک پایگاه‌داده برای مرحله تطبیق استفاده می‌شوند. در این تحقیق دو تکنیک CSP و PCA برای استخراج ویژگی بررسی و پیاده‌سازی شده و قدرت آنها در جداسازی با یکدیگر مقایسه شده است. در این فصل این تبدیلات خطی، معرفی شده و معادلات ریاضی آنها آورده می‌شود.

۴-۵-۱ الگوهای فضایی مشترک (CSP)

یکی از موفق‌ترین شیوه‌ها برای تشخیص الگوهای مغزی، روش الگوهای فضایی مشترک (CSP) است که توسط مولر-گرکینگ طرح‌ریزی شده است [۹۷]. CSP یک تبدیل خطی را برای تصویر کردن داده EEG چندکاناله به یک زیرفضای فاصله‌ای با ابعاد کم بکار می‌برد. تغییرات ماتریس‌های سیگنال دو کلاسه با این تبدیل ماکزیمم می‌شود. روش CSP، مبتنی بر قطری‌سازی ماتریس‌های کواریانس کلاس‌ها می‌باشد. نحوه عملکرد این روش به این صورت است که با ترکیب خطی سیگنال از همه کانال‌ها، واریانس را برای یک کلاس خاص ماکزیمم ساخته و برای بقیه مینیمم می‌سازد. بنابراین این

روش در مواقعی که تعداد داده‌های آموزشی خیلی کم باشد و یا مواقعی که داده خیلی متراکم باشد، ناموفق خواهد بود.

در این پژوهش روشی پیشنهاد می‌شود که با پنجره کردن تصاویر و حذف پنجره‌های نویزی، در جهت بالا بردن دقت دسته‌بندی تلاش می‌کند. این روش ابتدا تصاویر را دون را به پنجره‌های با ابعاد یکسان تقسیم می‌کند. سپس CSP را بر روی هر پنجره بصورت جداگانه اعمال نموده و به ازای هر پنجره، بردارهای ویژگی را استخراج می‌کند. بردار ویژگی نهائی از کنار هم گذاشتن بردارهای ویژگی استخراج شده از تمام پنجره‌ها بدست می‌آید [۹۹،۹۸]. دقت ویژگی‌های استخراج شده توسط CSP با حذف پنجره‌های زائد بالا می‌رود و می‌توان از آنها برای دسته‌بندی با اطمینان بالا استفاده کرد.

الگوهای فضائی، بردارهای ویژه‌ای هستند که جهت پراکندگی داده‌ها را به خوبی مشخص می‌کنند. تعداد ویژگی‌های استخراج شده با روش CSP به تعداد الگوهای فضائی انتخاب شده بستگی دارد. تعداد ویژگی‌ها دو برابر تعداد الگوهای فضائی انتخاب شده است. بنابراین تعداد کل ویژگی‌ها برابر است با:

$$N = 2 * M * W \quad (۱۵-۴)$$

در این رابطه W تعداد پنجره‌ها را نشان می‌دهد و M بیانگر تعداد الگوهای فضائی است.

۴-۵-۱-۱-۱ دلیل استفاده از CSP در پردازش تصاویر

CSP مشابه با PCA عمل می‌کند. یعنی از طریق محاسبه بردارهای ویژه و مقادیر ویژه، ویژگی‌هایی با ماکزیمم تغییرپذیری که برای دسته‌بندی مفیدترین باشند را استخراج می‌کند. همانطور که ذکر شد CSP در اصل برای استخراج ویژگی از سیگنال‌های EEG به کار برده می‌شود. EEG سیگنال‌های گرفته شده از مغز هستند که توسط الکترودهای متعددی که بر روی سر نصب می‌شوند، ثبت می‌شوند. در آنجا سیگنال‌های ثبت شده از الکترودهای مختلف با هم ترکیب شده تا یک سیگنال

واحد را تشکیل دهند. تصاویر رادون تصاویر رنگی هستند. تصاویر رنگی (تصاویر رادون) نیز، از ترکیب مؤلفه‌های قرمز، سبز و آبی تشکیل شده‌اند تا یک تصویر واحد را تشکیل دهند. بنابراین از همین خصوصیت استفاده کرده‌ایم تا برای اولین بار از روش الگوی فضایی مشترک برای استخراج ویژگی از تصاویر رنگی استفاده نماییم. در ابتدا CSP برای تشخیص مسائل دوکلاسی طرح‌ریزی شد، و بعداً به سه کلاسه تعمیم داده شد. در این پایان نامه از تعمیم ۳ کلاسه آن، تعمیم ۱۵۴ کلاسه را تشکیل داده‌ایم که در ادامه، این الگوریتم بصورت ریاضی وار بیان خواهد شد.

۴-۵-۱-۲ تعمیم CSP برای کلاسه‌بندی ۱۵۴ کلاسه

CSP می‌تواند بدون از دست دادن عمومیت به چندین کلاس توسعه یابد. بنابراین از این الگوریتم برای کلاسه‌بندی داده‌ها در ۱۵۴ کلاس (تعداد کل افراد) استفاده نموده‌ایم. در مرحله پیش‌پردازش ابتدا هر تصویر را به یک بردار با یک سطر تبدیل می‌کنیم. فرض می‌شود کلاس (اشخاص)های مختلف بصورت ماتریس X_i نشان داده می‌شوند، که i شماره هر کلاس را نشان می‌دهد ($i=1, \dots, 154$). ابعاد کلاس‌ها $N \times K$ می‌باشد، که N تعداد مؤلفه‌های رنگی است که برابر با ۳ می‌باشد و K تعداد نمونه‌ها در ماتریس تصویر می‌باشد. ماتریس کواریانس فضائی را برای هر کلاس، به صورت زیر محاسبه می‌کنیم:

$$R^{(i)} = \sum_{k=1}^K (x_k^{(i)} - \frac{1}{k} \sum_{k=1}^K x_k^{(i)}) \quad (16-4)$$

در اینجا $x_k^{(i)}$ یک بردار N بعدی در زمان k است، t یک عملگر ترانزپوز است، اندیس کلاس‌ها نیز با i نشان داده شده است. ماتریس‌های کواریانس نرمال شده به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$R_i = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \frac{R^{(i)} R^{(i)}}{\text{Trace}(R^{(i)} R^{(i)})} \quad (17-4)$$

که در این رابطه I تعداد تصاویر مربوط به هر شخص (نمونه) را نشان می‌دهد، R ماتریس کواریانس نرمال شده را نشان می‌دهد. مجموع عناصر قطری x توسط $\text{trace}(x)$ ارائه می‌گردد. R' ترانهاده ماتریس R را بیان می‌کند. ماتریس کواریانس مرکب بصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$R = \sum_{i=1}^n R_i \quad (18-4)$$

در این رابطه n تعداد نمونه‌ها می‌باشد. بردارهای ویژه و مقادیر ویژه باید از ماتریس R استخراج شوند:

$$R = U_0 \Lambda U_0^T \quad (19-4)$$

بردارهای ویژه و مقادیر ویژه ماتریس R به ترتیب U_0 و Λ می‌باشند. سپس ماتریس Whitening بصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$W = \Lambda^{-\frac{1}{2}} U_0^T \quad (20-4)$$

برای استخراج الگوهای فضایی مشترک مربوط به کلاس a از رابطه (۲۱-۴) استفاده می‌کنیم:

$$R'_a = \sum_{i \neq a} R_i \quad (21-4)$$

سپس برای کلاس a می‌توانیم ماتریس‌های کواریانس تبدیل شده S_a و S'_a را بصورت زیر ارزیابی کنیم:

$$S_a = W R_a W^T \quad (22-4)$$

$$S'_a = W R'_a W^T \quad (23-4)$$

بدیهی است که مجموع مقادیر ویژه منطبق با این ماتریس‌ها برابر با مقدار یک خواهد شد. S_a و S'_a بردارهای ویژه مشترک را به اشتراک می‌گذارند، بنابراین S_a و S'_a می‌توانند به صورت زیر تجزیه شوند:

$$S_a = U \Lambda_a U^T \quad (24-4)$$

$$S'_a = U \Lambda'_a U^T \quad (25-4)$$

که در آن شرط زیر برقرار است:

$$\Lambda_a + \Lambda'_a = I \quad (26-4)$$

فرض کنید بردارهای ویژه U به صورت نزولی نسبت به مقادیر ویژه Λ_a مرتب شده باشند (یا به صورت افزایشی نسبت به Λ_a) در نتیجه ماتریس تصویر بصورت زیر است:

$$SF_a = UW \quad (27-4)$$

SF_a می‌تواند به عنوان فیلتر فضایی یک کلاس دیده شود. حال وقتی کلاس a و a' هر دو در اولین بردار ویژه U_1 ضرب می‌شوند، در اینصورت کلاس a می‌تواند بیشینه واریانس و کلاس a' مینیمم واریانس را بدست آورد. درحالیکه هنگامی که کلاسها در آخرین بردار ویژه U_N ضرب می‌شوند نتایج معکوسی حاصل می‌شود، یعنی در اینصورت کلاس a موجب مینیمم واریانس و کلاس a' موجب بیشینه واریانس می‌شود. بنابراین، نگاشت هر تصویر رگانگشت از نمونه a را به صورت زیر بدست می‌آوریم:

$$Z_a = SF_a X_a \quad (28-4)$$

ماتریس نگاشت با انتخاب تعداد کمی از بردارهای ویژه $U_m = (U_1, \dots, U_m, U_{N-m+1}, \dots, U_N)$ ، که در اینجا m کوچک است ($m \ll N$)، بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$SF_a^s = U_m W \quad (29-4)$$

ماتریس تصویر شده نهایی بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$Z_a^s = SF_a^s X_a \quad (30-4)$$

پس از محاسبه Z_i^s برای $i=1, \dots, 154$ باید ویژگی‌های مناسب از Z استخراج شوند. به‌عنوان گام آخر برای استخراج ویژگی جهت دسته‌بندی، لگاریتم تبدیل یافته واریانس نرمال شده Z را محاسبه می‌کنیم:

$$f_i^k = \log\left(\frac{\text{var}(Z_{pi}^k)}{\sum_{p=1}^{2m} \text{var}(Z_p)}\right) \quad (31-4)$$

هر سطر از ماتریس f_i^k یکی از ویژگی‌های استخراج شده مرتبط با λ مین کلاس است. تعداد ویژگی‌های استخراج شده دو برابر بردارهای ویژه انتخاب شده است (آرگومان m).

۴-۵-۱-۳ روش پیشنهادی برای استخراج ویژگی با استفاده از CSP

در این پژوهش از روش CSP برای استخراج ویژگی مناسب از تصاویر استفاده شده است. همانطور که قبلاً ذکر شد روش CSP روشی است که برای استخراج ویژگی از سیگنال‌های EEG به کار برده می‌شود. زیرا برای ثبت سیگنال‌های EEG از مغز افراد، چندین الکتروود بر روی سر افراد قرار داده می‌شود و سیگنال نهایی از ترکیب سیگنال‌های دریافتی از همه این الکتروودها بدست می‌آید. CSP از ویژگی‌های متفاوت هریک از این کانال‌ها استفاده کرده و ویژگی مناسب را از سیگنال استخراج می‌کند. برای به‌کارگیری این روش برای تصاویر، مؤلفه‌های R، G و B را به عنوان کانال‌های مختلف در نظر گرفتیم و به استخراج ویژگی پرداختیم.

در این روش مستقیماً از تصاویر انگشت دست استفاده نمی‌شود. بلکه ابتدا از تک‌تک تصاویر تبدیل‌رادون گرفته شده و سپس این تصاویر تحلیل خواهند شد. برای استخراج ویژگی از تصاویر رادون، ابتدا این تصاویر را که سایز آنها $384 * 512$ پیکسل می‌باشد، به تصاویری با اندازه $50 * 50$ تغییر اندازه^۱ می‌دهیم. تصاویر رادون تصاویری رنگی هستند که سه مولفه رنگی دارند. سپس تصاویر رادون با سایز $50 * 50 * 3$ (که ۳ تعداد مولفه‌های رنگی می‌باشد) را به بردارهای $2500 * 3$ تبدیل می‌کنیم (یعنی تصاویر را بصورت سطری درمی‌آوریم تا بتوانیم هر تصویر را به صورت برداری درآورده و از این بردارها در روش CSP استفاده نماییم. به این صورت که سطرهای ماتریس $50 * 50$ را در کنار هم قرار می‌دهیم تا یک بردار 2500 تایی داشته باشیم).

¹ Resize

حال با داشتن یک بردار 3×2500 تایی که نماینده هر یک از تصاویر رادون است، به استخراج ویژگی می‌پردازیم.

برای استخراج ویژگی از این بردار، ابتدا مؤلفه‌های R ، G و B آن را از هم جدا می‌کنیم. سپس با داشتن 3 بردار 2500 تایی به استخراج ویژگی می‌پردازیم. بدلیل اینکه این ابعاد برای الگوی فضایی مشترک بسیار بزرگ است، برای استخراج ویژگی توسط الگوهای فضایی مشترک یا CSP، این بردار 2500 تایی را به 20 پنجره مساوی تقسیم می‌کنیم. بنابراین هر پنجره دارای ابعاد 125 تایی است ($2500/20$). به عبارتی بجای داشتن یک بردار 2500 تایی، 20 بردار 125 تایی خواهیم داشت. سپس از هر یک از پنجره‌ها بصورت جداگانه ویژگی استخراج می‌کنیم. سپس بردارهای ویژگی استخراج شده از این پنجره‌ها را در کنار یکدیگر قرار داده و بردار ویژگی نهایی را می‌سازیم.

در شکل (۴-۲۱) چگونگی ساختن بردار ویژگی نهائی نشان داده شده است. در این شکل CSP_i نشان‌دهنده بردار ویژگی استخراج شده از پنجره i ام می‌باشد. طول بردار ویژگی استخراج شده برابر با حاصلضرب تعداد ویژگی‌های استخراج شده از هر پنجره در تعداد پنجره‌ها می‌باشد. تعداد ویژگی‌های استخراج شده نیز برابر با دو برابر تعداد بردارهای ویژه انتخاب شده است. بنابراین اگر تعداد بردارهای ویژگی انتخاب شده d باشد، با داشتن n پنجره، بردار ویژگی نهائی برابر با $2 \times d \times n$ خواهد بود.

CSP1	CSP2	CSP3	...	CSPn
------	------	------	-----	------

شکل (۴-۲۱) طریقه ساخت بردار ویژگی نهائی با استفاده از اعمال CSP بر روی هر پنجره

۴-۵-۲ تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)

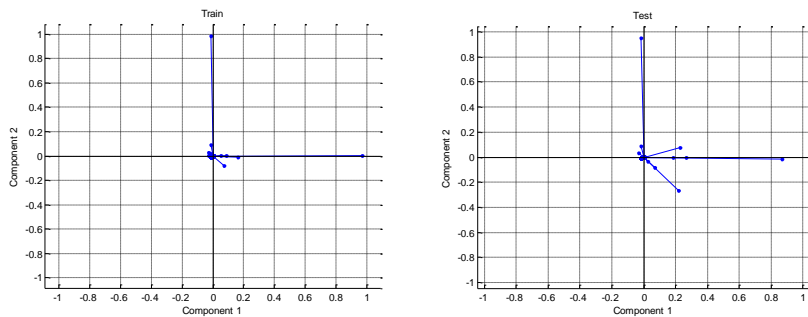
PCA یک تکنیک سنتی کاهش ابعاد است که توسط پیرسون در سال ۱۹۰۱ ابداع شده است [۳۹]. PCA ابزاری برای تحلیل داده‌ها است که از آن می‌توان برای کاربردهایی مانند کاهش ابعاد داده، فشرده‌سازی داده با از دست رفتن اطلاعات، استخراج ویژگی و نمایش داده‌ها استفاده کرد.

در این روش محورهای مختصات جدیدی برای داده‌ها تعریف شده و داده‌ها براساس این محورهای مختصات جدید بیان می‌شوند. اولین محور باید در جهتی قرار گیرد که واریانس داده‌ها ماکسیمم شود. دومین محور باید عمود بر محور اول به گونه‌ای قرار گیرد که واریانس داده‌ها ماکسیمم شود. به همین ترتیب محورهای بعدی عمود بر تمامی محورهای قبلی به گونه‌ای قرار می‌گیرند که داده‌ها در آن جهت دارای بیشترین پراکندگی باشند. PCA تصویر بیشترین واریانس را بدست می‌آورد. عملکرد این روش به این صورت است که ابتدا میانگین داده‌ها را از داده‌ها کم می‌کند و داده‌های جدید با میانگین صفر تولید می‌نماید. سپس ماتریس کواریانس داده‌های جدید محاسبه می‌شود. بردارهای ویژه یک ماتریس کواریانس را می‌توان به عنوان بردار ویژگی در نظر گرفت، زیرا به نوعی پراکندگی داده‌ها را نشان می‌دهد. داده‌های نهایی، با ضرب بردارهای ویژگی در داده‌های با میانگین صفر بدست می‌آیند. در حقیقت، داده‌های نهایی از دوران داده‌های با میانگین صفر بدست می‌آیند. به صورتیکه محورهای مختصات آنها بردارهای ویژه ماتریس کواریانس شود. با دقت در مقادیر ویژه ماتریس کواریانس می‌توان بعضی ابعاد که متناظر با مقادیر ویژه به نسبت کوچک هستند را حذف نمود و به این وسیله ابعاد فضای ورودی را کاهش داد.

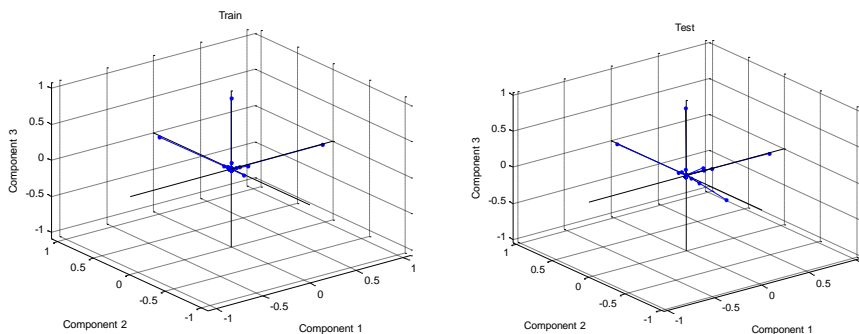
۴-۵-۲-۱ روش پیشنهادی کاهش ویژگی توسط PCA

در این پژوهش از PCA برای استخراج ویژگی مناسب استفاده نموده‌ایم. ابتدا باید تصاویر رادون را بصورت بردارهایی که برای تحلیل PCA مناسب باشند، درآوریم. همانطور که گفتیم تصاویر رادون را به ۲۰ پنجره با ابعاد یکسان تقسیم می‌کنیم. بدلیل اینکه PCA باید بصورت جداگانه بر روی هر پنجره اعمال شود، ابتدا پنجره i ام از تصویر را بصورت برداری درمی‌آوریم. همانطور که گفتیم ۲۰ پنجره ۱۲۵ تایی داریم. بنابراین طول بردار ویژگی اولیه ۱۲۵ است. سپس هر یک از این بردارهای آموزشی را در هر یک از ستون‌های ماتریس اولیه p قرار می‌دهیم. بنابراین تعداد سطرهای این ماتریس برابر با طول بردار ویژگی اولیه (d) و تعداد ستون‌های آن برابر با تعداد داده‌های آموزشی می‌باشد. حال PCA را بر

روی آن اعمال می‌کنیم که نتیجه این عمل بردارهای ویژگی کاهش یافته از پنجره مربوطه خواهند بود. بردار ویژگی نهائی، از کنار هم قرار دادن بردارهای ویژگی استخراج شده از هر پنجره ساخته می‌شود. طول بردار ویژگی نهائی برابر با ضرب تعداد پنجره‌ها در تعداد ویژگی‌های استخراج شده از هر پنجره خواهد بود. انتخاب بردارهای ویژه بستگی به مقادیر ویژه متناظر دارد. تنها بردارهای ویژه‌ای انتخاب می‌شوند که مقادیر ویژه متناظر با آنها به قدر کافی بزرگ باشند. این بردارها اصلی‌ترین جهت داده‌ها را نشان می‌دهند. در شکل (۳-۴) توزیع داده‌ها را حول ۲ و ۳ بردار ویژه انتخاب شده، می‌بینید.



شکل (۴-۲۲) توزیع داده‌ها حول مؤلفه‌های اصلی در روش PCA، انتخاب بردارهای ویژه اول و دوم به عنوان مؤلفه‌های اصلی



شکل (۴-۲۳) توزیع داده‌ها حول مؤلفه‌های اصلی در روش PCA، انتخاب بردارهای ویژه اول و دوم و سوم به عنوان مؤلفه‌های اصلی

۴-۶ دسته‌بندی

هدف کلاسه‌بندی داده‌ها، سازماندهی و تخصیص داده‌ها به کلاس‌های مجزا می‌باشد. در این فرآیند بر اساس داده‌های توزیع شده، مدل اولیه‌ای ایجاد می‌گردد. سپس این مدل برای طبقه‌بندی داده‌های

جدید مورد استفاده قرار می‌گیرد، به این ترتیب با بکارگیری مدل بدست آمده، تعلق داده‌های جدید به کلاس قابل پیشگویی می‌باشد. کلاسه‌بندی در مورد مقادیر گسسته و پیشگویی آنها به کار می‌رود. در فرآیند کلاسه‌بندی، اشیاء موجود به کلاس‌های مجزا با مشخصه‌های تفکیک شده طبقه‌بندی و بصورت یک مدل معرفی می‌گردند. سپس با در نظر گرفتن ویژگی‌های هر طبقه، شیء جدید به آنها تخصیص یافته، برچسب و نوع آن پیشگویی می‌گردد. در این مطالعه، به منظور نشان دادن کارایی ویژگی‌های پیشنهاد شده، دو نمونه از روش‌های کلاسه‌بند با نظارت، معرفی شده و قدرت آنها در دسته‌بندی با یکدیگر مقایسه خواهد شد.

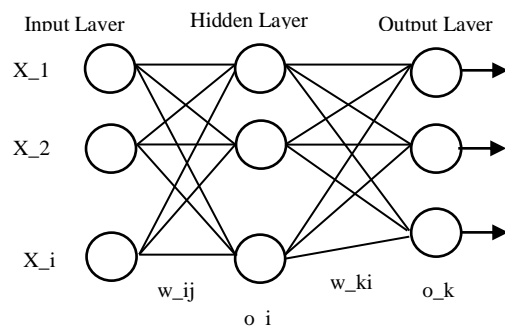
۴-۶-۱ شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)

شبکه عصبی بوسیله الگوریتم پس انتشار خطا^۱ آموزش داده می‌شود. این شبکه از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه نهان تشکیل شده است. هر گره در لایه ورودی معادل یکی از صفت‌های نمونه ورودی می‌باشد و گره‌های لایه خروجی نشان‌دهنده کلاس‌ها هستند. هر یال بین گره‌های این لایه‌ها دارای یک وزن می‌باشد که با یک مقدار تصادفی مقداردهی اولیه می‌شود. در طول مرحله یادگیری، شبکه با تنظیم این وزن‌ها با استفاده از یک تابع آموزش و نمونه داده‌های آموزشی، عمل یادگیری را انجام می‌دهد. الگوریتم کلاسه‌بندی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)، اساس شبکه‌های عصبی جلو برنده^۲ می‌باشد.

جلو برنده، به این معنی است که مقدار پارامتر خروجی براساس پارامترهای ورودی و یک سری وزن‌های اولیه تعیین می‌گردد. مقادیر ورودی با هم ترکیب شده و در لایه‌های نهان استفاده می‌شوند و مقادیر این لایه‌های نهان نیز برای محاسبه مقادیر خروجی ترکیب می‌شوند. در شکل (۴-۲۴) یک شبکه MLP با یک لایه مخفی را مشاهده می‌کنید.

¹ Backpropagation (BP)

² Feed Forward



شکل (۴-۲۴) شبکه عصبی با یک لایه نهان

به هر بار اجرای الگوریتم یادگیری برای تمام نمونه‌های آموزشی یک دوره گفته می‌شود. این دوره‌ها آنقدر ادامه می‌یابد که دیگر مقدار خطا تغییر نکند. در این مطالعه یک شبکه عصبی چندلایه روبه‌جلو (MLP) با یک لایه مخفی پیاده سازی شده است.

۴-۶-۲ نزدیک‌ترین همسایه (1-NN)

در روش K-NN تصمیم‌گیری اینکه یک نمونه جدید در کدام کلاس قرار گیرد با بررسی تعدادی (k) از شبیه‌ترین نمونه‌ها یا همسایه‌ها انجام می‌شود. در بین این k نمونه، تعداد نمونه‌ها برای هر کلاس شمرده می‌شوند، و نمونه جدید به کلاسی که تعداد بیشتری از همسایه‌ها به آن تعلق دارند نسبت داده می‌شود. در این مطالعه از روش نزدیک‌ترین همسایه 1-NN استفاده شده است. ایده اصلی این روش این است که به یک داده تست مشاهده‌نشده^۱، کلاس مربوط به نزدیک‌ترین همسایه موجود در داده آموزشی را نسبت دهیم. در این مطالعه برای اندازه‌گیری فاصله داده تست از داده‌های آموزشی، از معیار شباهت منهتن استفاده شده است که در ادامه معرفی می‌شود.

۴-۶-۲-۱- معیار شباهت منهتن^۲

کارایی الگوریتم 1-NN وابسته به انتخاب یک تابع مناسب برای اندازه‌گیری فاصله است. فاصله منهتن یک معیار شباهت است که، بین دو نمونه مجموع تفاوت بین مولفه‌های متناظر آنها می‌باشد. این

¹ Unseen

² Manhattan Distance

فاصله بین یک نقطه $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ و یک نقطه $y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ بصورت معادله (۳۲-۴) تعریف می‌شود، که n تعداد متغیرها است و x_i و y_i به ترتیب مقادیر i امین متغیر در نقاط x و y هستند.

$$d = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (32-4)$$

۴-۷ انتخاب ویژگی

در شناسایی الگو، ویژگی‌ها برای جداسازی یک کلاس از اشیاء از کلاسی دیگر استفاده می‌شود. بنابراین انتخاب ویژگی‌ها برای تشخیص درست الگوها بسیار مهم می‌باشد. نکته ای که باید اشاره شود این است که برای انتخاب و استخراج ویژگی‌های مناسب روش‌های زیادی وجود دارد و راه‌حل عمومی برای این کار وجود ندارد. درمسائل مختلف، تعداد و نوع ویژگی‌هایی که می‌توان استخراج نمود فرق می‌کند و در بسیاری از روش‌های دسته بندی، استفاده از تمام ویژگی‌های مسئله باعث کندی آموزش و تست خواهدشد. همچنین مشاهده شده است که در صورت عدم استفاده از بعضی ویژگی‌ها کارایی سیستم بهتر خواهدشد. انتخاب ویژگی بوسیله حذف ویژگی‌های بدون استفاده و نگهداشتن ویژگی‌های مفید به عنوان روشی برای کاهش افزونگی^۱ سیستم تعریف می‌شود. در انتخاب ویژگی، ویژگی‌های غیر مفید را صفر می‌کنیم ولی در استخراج ویژگی برای هر ویژگی یک سطح تاثیر بین ۰ و ۱ تعیین می‌کنیم و صفر شدن اثر یک ویژگی به معنی عدم تاثیر می‌باشد. در این پژوهش از روش انتخاب ویژگی GA استفاده شده است.

۴-۷-۱ روش پیشنهادی

گفتیم که ابتدا بردار $250 * 3$ تائی حاصل از هر تصویر را پنجره‌بندی می‌کنیم، که در این پژوهش تصاویر رادون را به ۲۰ پنجره ۱۲۵ تائی تقسیم نمودیم. سپس از تک تک پنجره‌ها بردار ویژگی

¹ Redundancy Reduction

استخراج می‌کنیم. در نهایت از کنار هم قرار دادن بردارهای ویژگی استخراج شده از تک تک پنجره‌ها، بردار ویژگی نهائی ساخته می‌شود. اما تمام پنجره‌ها دارای ویژگی‌های مفید نیستند، حتی ممکن است برخی از پنجره‌ها نویزی باشند و در نتیجه نرخ موفقیت کلاسه‌بند را پائین آورند. علاوه بر این حذف بعضی پنجره‌های غیرمفید، می‌تواند مقدار داده در دسترس برای تحلیل، در نتیجه حجم محاسبات را به میزان زیادی کاهش دهد. بنابراین برای بالا بردن نرخ موفقیت کلاسه‌بند و همچنین کاهش حجم داده، لازم است تا اینگونه پنجره‌ها را یافته و حذف نمائیم. به عبارتی باید ترکیبی از بهترین پنجره‌ها را بیابیم. اما ممکن است به دلیل زیاد بودن تعداد پنجره‌ها، فضای جستجو بسیار بزرگ شود و عملاً یافتن بهترین ترکیب از پنجره‌ها دشوار و یا حتی غیرممکن یا زمان‌بر باشد. بنابراین در این مطالعه از الگوریتم ژنتیک (GA)، جهت یافتن بهترین و سازگارترین پنجره‌های تصویر استفاده شده است. در روش پیشنهادی، ابتدا ویژگی‌های مناسب را از هر یک از پنجره‌ها استخراج کرده و سپس ویژگی‌های مربوط به پنجره‌های انتخاب شده را برای ساختن بردار ویژگی نهائی، در کنار هم قرار می‌دهیم. سپس این بردار ویژگی را به کلاسه‌بند داده، تا با دسته‌بندی داده‌های تست، توانائی این ترکیب از پنجره‌ها سنجیده شود.

۴-۷-۲ الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک یکی از زیر مجموعه‌های محاسبات تکامل یافته می‌باشد که رابطه مستقیمی با مبحث هوش مصنوعی دارد، در واقع الگوریتم ژنتیک یکی از زیر مجموعه‌های هوش مصنوعی می‌باشد. الگوریتم ژنتیک را می‌توان یک روش جستجوی کلی نامید که از قوانین تکامل بیولوژیک طبیعی تقلید می‌کند [۱۰۰].

الگوریتم ژنتیک بر روی یکسری از جواب‌های مساله به امید بدست آوردن جواب‌های بهتر قانون بقای بهترین را اعمال می‌کند. در هر نسل به کمک فرآیند انتخابی متناسب با ارزش جواب‌ها و تولید مثل جواب‌های انتخاب شده به کمک عملگرهایی که از ژنتیک طبیعی تقلید شده‌اند، تقریب‌های بهتری از

جواب نهایی بدست می‌آید. این فرآیند باعث می‌شود که نسل‌های جدید با شرایط مساله سازگارتر باشد.

۴-۷-۲-۱ ساختار الگوریتم‌های ژنتیکی

بطور کلی، الگوریتم‌های ژنتیکی از اجزاء زیر تشکیل می‌شوند:

کروموزوم^۱: در الگوریتم‌های ژنتیکی، هر کروموزوم نشان‌دهنده یک نقطه در فضای جستجو و یک راه‌حل ممکن برای مسئله موردنظر است. خود کروموزوم‌ها (راه‌حل‌ها) از تعداد ثابتی ژن ۲ (متغیر) تشکیل می‌شوند. برای نمایش کروموزوم‌ها، معمولاً از کدگذاری‌های دودویی (رشته‌های بیتی) استفاده می‌شود.

جمعیت^۳: مجموعه‌ای از کروموزوم‌ها یک جمعیت را تشکیل می‌دهند. با تاثیر عملگرهای ژنتیکی بر روی هر جمعیت، جمعیت جدیدی با همان تعداد کروموزوم تشکیل می‌شود.

تابع برازندگی^۴: به منظور حل هر مسئله با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیکی، ابتدا باید یک تابع برازندگی برای آن مسئله ابداع شود. برای هر کروموزوم، این تابع عددی غیر منفی را برمی‌گرداند که نشان‌دهنده شایستگی یا توانایی فردی آن کروموزوم است.

عملگرهای الگوریتم ژنتیک: در الگوریتم‌های ژنتیکی، در طی مرحله تولید مثل^۵ از عملگرهای ژنتیکی استفاده می‌شود. با تاثیر این عملگرها بر روی یک جمعیت، نسل^۶ بعدی آن جمعیت تولید می‌شود.

¹ Chromosome

² Gene

³ Population

⁴ Fitness Function

⁵ Reproduction

⁶ Generation

عملگرهای انتخاب^۱، ترکیب^۲ و جهش^۳ معمولاً بیشترین کاربرد را در الگوریتم‌های ژنتیکی دارند.

عملگر انتخاب: این عملگر از بین کروموزوم‌های موجود در یک جمعیت، تعدادی کروموزوم را برای تولید مثل انتخاب می‌کند. کروموزوم‌های برآورده‌تر شانس بیشتری دارند تا برای تولید مثل انتخاب شوند.

عملگر تقاطع: در جریان عمل تقاطع به صورت اتفاقی بخش‌هایی از کروموزوم‌ها با یکدیگر تعویض می‌شوند. این موضوع باعث می‌شود که فرزندان ترکیبی از خصوصیات والدین خود را به همراه داشته باشند و دقیقاً مشابه یکی از والدین نباشند. هدف تولید فرزند جدید می‌باشد به این امید که خصوصیات خوب دو موجود در فرزندشان جمع شده و یک موجود بهتری را تولید کند.

عملگر جهش: پس از اتمام عمل تقاطع، عملگر جهش بر روی کروموزوم‌ها اثر داده می‌شود. این عملگر یک ژن از یک کروموزوم را به طور تصادفی انتخاب نموده و سپس محتوای آن ژن را تغییر می‌دهد. اگر ژن از جنس اعداد دودویی باشد، آن را به وارونش تبدیل می‌کند و چنانچه متعلق به یک مجموعه باشد، مقدار یا عنصر دیگری از آن مجموعه را به جای آن ژن قرار می‌دهد.

۴-۷-۲ روند الگوریتم پیشنهادی GA برای انتخاب سازگارترین پنجره‌ها

در این مطالعه، الگوریتم ژنتیک (GA) برای یافتن بهترین و سازگارترین پنجره‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. با فرض اینکه w تعداد پنجره‌های یک تصویر باشد، برای انتخاب پنجره‌های تصویر 2^w راه‌حل وجود دارد. 2^w کل راه‌حل‌های ممکن برای مسئله را نشان می‌دهد و تنها تعداد کمی از این راه‌حل‌ها در GA بررسی می‌شوند. همانطور که گفته شد در این مطالعه تصاویر رادون را به ۲۰ پنجره با ابعاد یکسان تقسیم می‌نماییم. بنابراین با داشتن ۲۰ پنجره، ۲۸۲۰ یعنی ۱۰۴۸۵۷۶ راه‌حل وجود دارد. اما در اینجا با در نظر گرفتن ۱۲ کروموزوم و ۵ دوره آموزشی (epoch=5)، تنها ۶۰ راه‌حل کد

¹ Selection

² Crossover

³ Mutation

می‌شود. الگوریتم ژنتیک این راه‌حل‌ها را طوری سازماندهی می‌کند که در نهایت بهترین راه‌حل‌ها یافت شود. الگوریتم پیشنهاد شده بصورت زیر است:

۱. **آغاز:** ابتدا جمعیت اولیه متشکل از کروموزوم‌ها که بیان‌کننده راه‌حل‌های آغازین مناسب برای مسئله هستند، به صورت تصادفی تولید می‌کنیم. طول هر کروموزوم برابر با تعداد پنجره‌ها است. اگر عدد متناظر با هر پنجره ۱ بود، یعنی آن پنجره را در ساخت بردارویژگی نهائی شرکت می‌دهیم. اما اگر عدد متناظر با آن پنجره ۰ بود، یعنی آن پنجره در ساخت بردارویژگی نهائی شرکت داده نمی‌شود.

۲. **ارزیابی:** برای ارزیابی کروموزوم‌ها، ابتدا از هر یک از پنجره‌های انتخاب شده بردارویژگی مناسب را استخراج کرده و بردارویژگی نهائی را از کنار هم قرار دادن این ویژگی‌ها می‌سازیم. سپس توسط کلاس‌بندهای معرفی شده داده‌های تست را دسته‌بندی کرده و نرخ موفقیت آن را به عنوان نرخ ارزیابی آن کروموزوم ذخیره می‌کنیم.

۳. **جمعیت جدید:** مرحله بعدی تولید یک جمعیت جدید است. تا هنگامی که جمعیت جدید تکمیل گردد گام‌های زیر تکرار می‌شوند:

انتخاب: نیمی از بهترین کروموزوم‌های هر جمعیت را به عنوان کروموزوم‌های پدر انتخاب کن. کروموزوم‌ها با بهترین مقادیر ارزیابی، شانس بزرگتری دارند تا برای تولیدمثل انتخاب شوند.

تقاطع: روشی که در این پژوهش برای تقاطع به کار برده‌ایم به این صورت است که، برای ترکیب کروموزوم‌ها یک بردار به طول کروموزوم‌ها در نظر می‌گیریم و آن را به صورت تصادفی با ۰ و ۱ مقدار می‌دهیم. حال بر اساس این رشته ۰ و ۱، دو کروموزوم پدر را با هم ترکیب می‌کنیم. یعنی اگر مقدار متناظر با هر یک از ژن‌های کروموزوم در این رشته ۰ بود، فرزند اول از پدر اول به ارث می‌برد (یعنی ژن پدر اول عینا در فرزند اول کپی می‌شود)، در غیر این صورت از پدر دوم به ارث خواهد برد (یعنی ژن پدر دوم عینا در فرزند اول کپی می‌شود). فرزند دوم معکوس فرزند اول تولید خواهد شد.

جهش: هدف از انجام جهش این است که دامنه وسیع‌تری از فضای جستجو برای یافتن بهترین راه‌حل کاوش شود. برای این منظور یک یا چند کروموزوم از جمعیت جدید بصورت تصادفی تغییر داده می‌شود. این تغییر در یک یا چند ژن این کروموزوم‌ها اتفاق می‌افتد، و مقدار جدید آن ژن از ۰ به ۱ یا از ۱ به ۰ تغییر داده می‌شود.

پذیرش: قرار دادن نسل جدید در جمعیت جدید

۴. جایگزین کردن: به کار بردن جمعیت تولیدشده جدید برای تکرار الگوریتم

۵. شرط توقف: اگر تعداد تکرارها به یک مقدار از پیش تعیین شده رسید یا کروموزومی مقدار ارزیابی مطلوب را کسب کرد، متوقف شو و بهترین راه‌حل در جمعیت را به عنوان راه‌حل پیداشده توسط الگوریتم ژنتیک انتخاب کن.

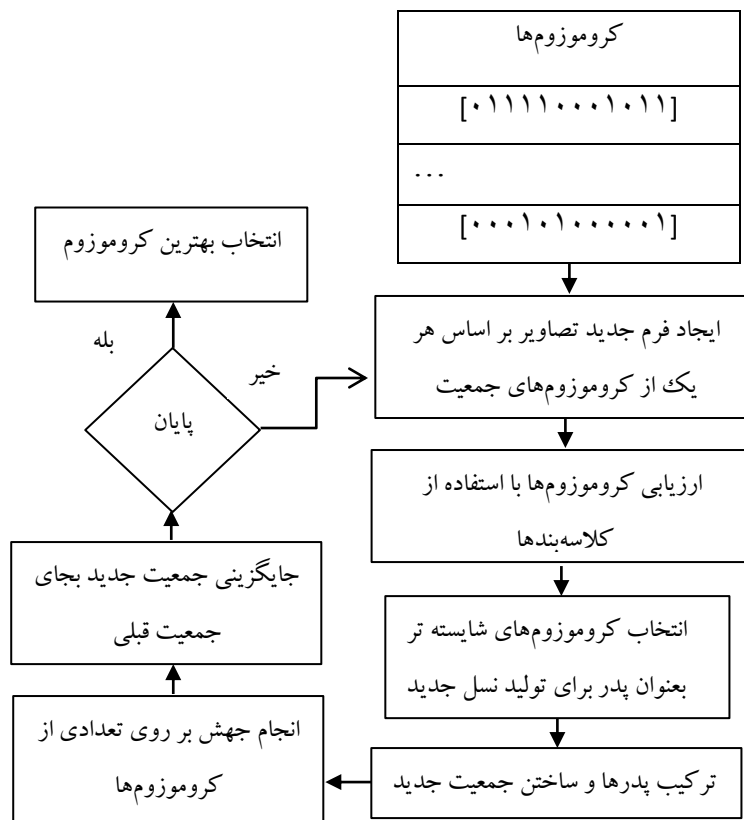
۶. حلقه برو به گام ۲

یکی از پارامترهای مهم GA اندازه جمعیت است. اگر تعداد کمی کروموزوم در جمعیت وجود داشته باشد، GA امکان کمی برای اجرای تقاطع خواهد داشت و تنها یک بخش کوچک از فضای جستجو کاوش می‌شود. از طرف دیگر تحقیقات نشان می‌دهد که پس از محدودیت‌هایی که وابسته به کد کردن مسئله است، افزایش زیاد در اندازه جمعیت مفید نیست و حل مسئله را سریع‌تر نمی‌کند. در این پژوهش اندازه جمعیت را ۱۲ در نظر گرفته‌ایم. به عنوان مثال با پارتیشن کردن یک تصویر به ۲۰ پنجره، دو تا از بهترین کروموزوم‌هایی که در طی آموزش GA توانسته‌اند نرخ موفقیت ۱۰۰٪ را کسب کنند، در جدول (۴-۱) آورده شده‌اند.

بلاک‌دیگرام روش پیشنهادی را نیز در شکل (۴-۲۵) می‌بینید.

جدول (۴-۲) نمایش بهترین کروموزوم‌ها به طول ۲۰ و پنجره‌های انتخاب شده توسط آنها

کروموزوم اول	[۱۱۰۱۱۰۱۱۰۱۰۰۱۰۱۰۱۱۰۱]
پنجره‌های انتخاب شده توسط کروموزوم اول	[۱,۲,۴,۵,۷,۸,۱۰,۱۳,۱۵,۱۷,۱۸,۲۰]
کروموزوم دوم	[۰۱۱۱۱۰۰۱۱۱۰۱۱۱۱۰۰۰۱۰]
پنجره‌های انتخاب شده توسط کروموزوم دوم	[۲,۳,۴,۵,۸,۹,۱۰,۱۲,۱۳,۱۴,۱۵,۱۹]



شکل (۴-۲۵) بلاک دیاگرام انتخاب بهترین پنجره‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک

فصل پنجم

ارزیابی روش پیشنهادی

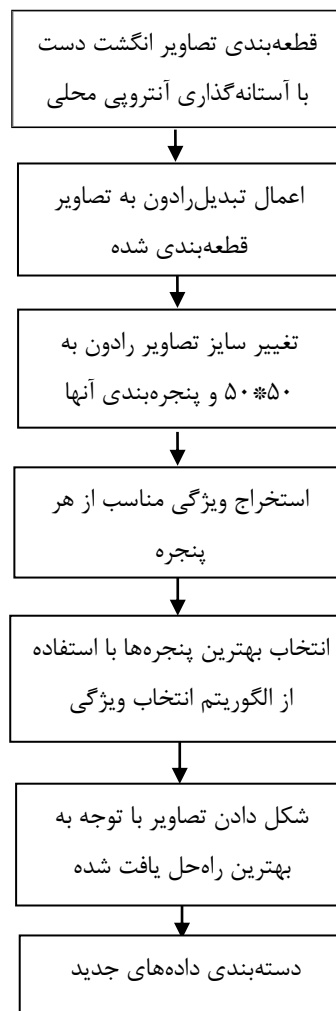
۵-۱ مقدمه

در این مطالعه، روش جدیدی برای شناسایی افراد توسط رگ‌های خونی انگشت دست ارائه شد که از آستانه آنروپی محلی برای قطعه‌بندی و استخراج الگوهای رگ استفاده می‌کند. ایده اصلی این روش استفاده از الگوریتم الگوی فضایی مشترک برای استخراج ویژگی می‌باشد. این الگوریتم به تصاویری که قطعه‌بندی شده و به فضای رادون انتقال یافته‌اند، اعمال می‌شود. روش پیشنهادی تا حد زیادی در این رابطه موفق بوده و به نرخ موفقیت ۱۰۰٪ در شناسایی افراد دست می‌یابد.

۵-۲ مراحل روش پیشنهادی

در روش پیشنهادی، ابتدا آستانه‌گذاری آنروپی محلی به منظور قطعه‌بندی و استخراج الگوهای رگ به تصاویر انگشت دست اعمال می‌شود. این روش عملکرد خوبی در استخراج رگ‌ها دارد، اما تصاویر قطعه‌بندی شده نویزی هستند. به این مفهوم که علاوه بر رگ‌ها که بصورت خطوط تیره ظاهر می‌شوند، تعدادی خطوط کوتاه و بلند دیگر نیز در تصاویر قطعه‌بندی شده وجود دارد. سپس تبدیل رادون بر روی تصاویر قطعه‌بندی شده اعمال می‌گردد. تبدیل رادون به علت داشتن ماهیت انتگرالی نسبت به نویز از مقاومت بیشتری برخوردار است. این تبدیل که یک جایگزین برای تبدیل هاف است، تصاویری که شامل خط هستند را به یک فضا که شامل خصوصیات خط است انتقال می‌دهد. با این تبدیل مجبور نیستیم خطوط رگ را به طور دقیق از تصویر استخراج کنیم، در نتیجه دقت و سرعت شناسایی را افزایش می‌دهد. بنابراین تصاویر را با استفاده از این تبدیل به فضای رادون انتقال می‌دهیم. برای استخراج ویژگی از تصاویر رادون، ابتدا این تصاویر را به تصاویری با اندازه 50×50 تغییر اندازه می‌دهیم. تصاویر رادون تصاویری رنگی هستند که سه مولفه رنگی دارند. سپس تصویر رادون با سایز $50 \times 50 \times 3$ (که تعداد مولفه‌های رنگی می‌باشد) را به بردارهای 2500×3 تبدیل می‌شوند. حال با داشتن یک بردار 2500×3 تایی که نماینده هر یک از تصاویر رادون است، به استخراج ویژگی می‌پردازیم. برای استخراج ویژگی از این بردار، ابتدا مؤلفه‌های G ، R و B آن را از هم

جدا می‌کنیم. بدلیل اینکه این ابعاد برای الگوی فضایی مشترک بسیار بزرگ است، برای استخراج ویژگی توسط CSP، این بردار ۲۵۰۰ تایی به ۲۰ پنجره مساوی تقسیم می‌شود. پس از آن با استفاده از روش‌های استخراج ویژگی PCA و CSP، از هر پنجره به صورت جداگانه ویژگی‌های موردنظر استخراج می‌گردد. بردار ویژگی نهائی از کنار هم قرار دادن بردارهای ویژگی هر یک از پنجره‌ها، بدست خواهد آمد. اما همانطور که عنوان شد، تمام پنجره‌ها دارای ویژگی‌های مفید نیستند و ممکن است نرخ موفقیت کلاسه‌بند را پائین آورند. بنابراین برای بالا بردن نرخ موفقیت کلاسه‌بند و همچنین کاهش حجم داده در دسترس برای تحلیل، باید اینگونه پنجره‌ها را یافته و حذف نمائیم.



شکل (۵-۱) بلاک‌دیگرام مراحل روش پیشنهاد شده

یک مسئله مهم چگونگی شناسایی پنجره‌های نویزی و یا غیرمفید است. در این مطالعه روشی پیشنهاد شد که از طریق الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک، سعی در یافتن بهترین ترکیب پنجره‌ها دارد. در

این روش با حذف تصادفی پنجره‌ها راه‌حل‌های مختلف تولید شده و به ازای هر راه‌حل قدرت کلاسه‌بند سنجیده می‌شود و در نهایت راه‌حلی که بهترین نتیجه را دربرداشته باشد، انتخاب می‌شود. به عبارت دیگر این روش در جهت یافتن و حذف پنجره‌هایی که قدرت کلاسه‌بند را پایین می‌آورند تلاش می‌کند. بلاک‌دیاگرام مراحل روش پیشنهاد شده در شکل (۵-۱) قابل مشاهده است.

۳-۵ پارامترهای مهم در روش پیشنهادی

۱. نوع ویژگی استخراج‌شده، یکی از پارامترهای مهم مسئله است. در این مطالعه از روش‌های استخراج ویژگی PCA و CSP استفاده شده است. قدرت هر یک از این روش‌ها برای استخراج ویژگی مناسب، یکی از پارامترهای مهم می‌باشد.

۲. یکی از مواردی که باید بررسی شود انتخاب بهترین کلاسه‌بند می‌باشد. اینکه برای شناسایی افراد با رگ‌های خونی انگشت دست، انتخاب کدام کلاسه‌بند بیشترین نرخ موفقیت را خواهد داشت، از پارامترهای مهم است.

۳. زمان اجرای الگوریتم نیز یکی از پارامترهای مهم است که باید موردتوجه قرار گیرد. برای دستیابی به این منظور باید طول بردار ویژگی تا حد امکان کم باشد.

۴-۵ ارزیابی روش پیشنهادی

برای ارزیابی روش پیشنهادی، آن را بر روی یک مجموعه‌داده تصاویر انگشت دست، شامل ۱۵۹۷ تصویر انگشت دست که توسط آزمایشگاه هوش مصنوعی دانشگاه پکنینگ تهیه شده بود، اعمال نمودیم ((PKU(V4)).

در این پژوهش از ۱۲۳۲ تصویر از این پایگاه‌داده (تصاویر مربوط به ۱۵۴ نفر) که کیفیت بهتری داشتند استفاده نمودیم. از ۷۵ درصد این مجموعه‌داده برای آموزش (۹۲۴ تصویر) و از ۲۵ درصد دیگر آن (۳۰۸ تصویر) برای تست استفاده کردیم.

۵-۴-۱ معیار ارزیابی

در این پژوهش برای ارزیابی هر روش، از معیار TP استفاده می‌کنیم که از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

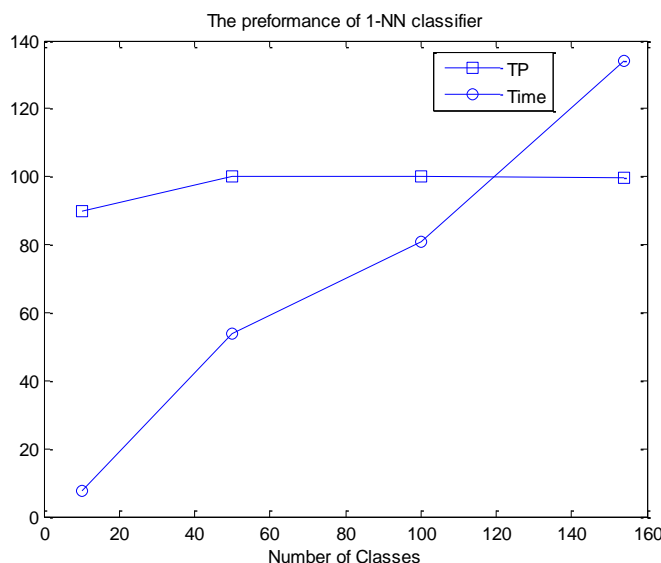
$$(۱-۵) \quad \text{تعداد کل داده‌ها} / \text{تعداد داده‌های درست کلاسه‌بندی شده} = TP$$

۵-۴-۲ مقایسه کلاسه‌بندها

اولین گام، دسته‌بندی است. ابتدا قدرت و زمان مصرفی کلاسه‌بندهای بکار رفته در روش پیشنهادی را با یکدیگر مقایسه می‌کنیم، و در نهایت از بهترین کلاسه‌بند در انتخاب ویژگی استفاده خواهیم کرد. در این پژوهش از کلاسه‌بند نزدیکترین همسایه (1-NN) و شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) برای دسته‌بندی داده‌ها استفاده شده است. در این بخش مقایسه‌ای بین این کلاسه‌بندها انجام می‌شود و زمان و دقت دسته‌بندی هر یک بررسی خواهد شد.

۵-۴-۲-۱ کلاسه‌بند نزدیک‌ترین همسایه (1-NN)

روش نزدیک‌ترین همسایه (1-NN)، یک روش بانظارت است که در آن برای مشخص کردن کلاس یک داده تست، نزدیک‌ترین همسایه آن را یافته و داده تست را مطابق با کلاس آن دسته‌بندی می‌کنیم. بنابراین باید فاصله داده تست را از تک تک داده‌های آموزشی محاسبه کنیم. در این پژوهش عمل شناسایی را برای ۱۰، ۵۰، ۱۰۰ کلاس و در نهایت برای همه افراد که ۱۵۴ کلاس می‌باشد انجام دادیم. در این روش برای اندازه‌گیری فاصله داده تست از داده‌های آموزشی، از معیار شباهت منهتن استفاده نمودیم. نتایج دسته‌بندی روش نزدیک‌ترین همسایه با استفاده از معیار شباهت منهتن برای کلاس‌های مختلف در شکل (۵-۲)، قابل مشاهده است.



شکل (۵-۲) مقایسه کلاسه‌بند 1-NN در روش CSP از لحاظ نرخ موفقیت و زمان مصرفی برای تعداد کلاس‌های مختلف همانطور که از شکل پیداست با استفاده از 1-NN به عنوان کلاسه‌بند (روش CSP1-NN) عملکرد خوبی حاصل شده و نرخ موفقیت برای تعداد کلاس‌های مختلف بالا است. بطوریکه برای تعداد ۵۰ و ۱۰۰ کلاس نرخ موفقیت ۱۰۰٪ و برای ۱۵۴ کلاس نیز نرخ موفقیت ۹۹.۶۷۵۳٪ حاصل شده است.

۵-۴-۲ بررسی کارایی شبکه عصبی MLP

در این پژوهش از شبکه عصبی MLP سه لایه استفاده نموده‌ایم. به دلیل استفاده از یک لایه مخفی و بالا بودن ابعاد داده ورودی، باید تعداد نودهای لایه مخفی را به قدر کافی زیاد در نظر بگیریم. در اینجا آن را هفت در نظر گرفته‌ایم. تعداد نودهای لایه خروجی نیز، هشت است تا بتواند ۱۵۴ کلاس را به صورت باینری کد کند. همچنین برای کلاس‌بندی ۵۰، ۱۰ و ۱۰۰ کلاس نیز تعداد نودهای لایه خروجی را به ترتیب چهار، شش و هفت در نظر گرفتیم تا بتوانیم داده‌های این کلاس‌ها را بصورت باینری کد کنیم. پس از استخراج ویژگی‌های مناسب و تشکیل بردار ویژگی نهائی، آن را به عنوان ورودی به این شبکه عصبی می‌دهیم. تعداد نودهای لایه ورودی، برابر با طول بردار ویژگی است و چون طول بردار ویژگی، به تعداد پنجره‌ها بستگی دارد، بنابراین تعداد نودهای لایه ورودی برابر است با:

$$N_{input} = W * F$$

(۲-۵)

که F تعداد ویژگی‌های استخراج شده از هر پنجره و W تعداد پنجره‌های انتخاب شده می‌باشد.

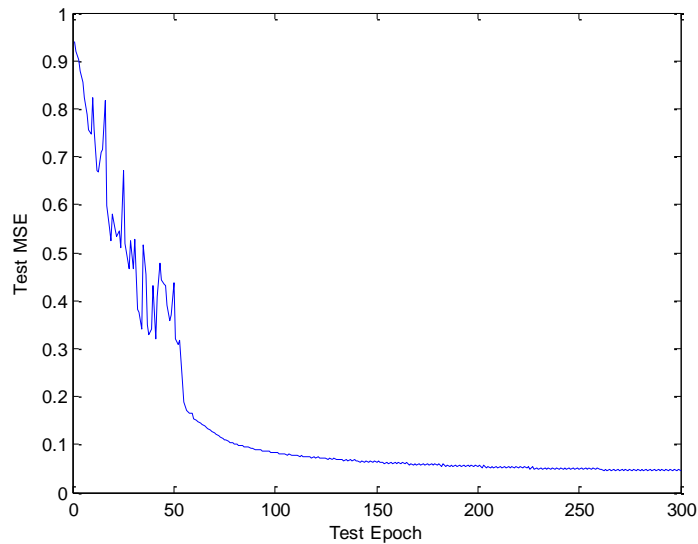
با فرض اینکه میزان خطای شبکه MLP با MSE نشان داده شود، نرخ موفقیت همان عملکرد شبکه MLP است که این میزان را با استفاده از فرمول $(1-MSE)*100$ بدست آورده‌ایم. برای تعداد کلاس‌های مختلف با تغییر ضریب یادگیری شبکه، بهترین حالت شبکه را انتخاب نموده‌ایم.

عملکرد شبکه MLP برای ۱۰، ۵۰، ۱۰۰، ۱۵۴ و ۱۵۴ کلاس به ازای ضرایب یادگیری مختلف در جدول (۵-۵) قابل مشاهده است. به‌عنوان مثال در بهترین حالت با تنظیم ضریب یادگیری به مقدار ۰.۰۷ برای تعداد ۱۰ کلاس نرخ موفقیت (یا همان کارایی) ۹۵.۶۶۱۲ درصد حاصل شده است.

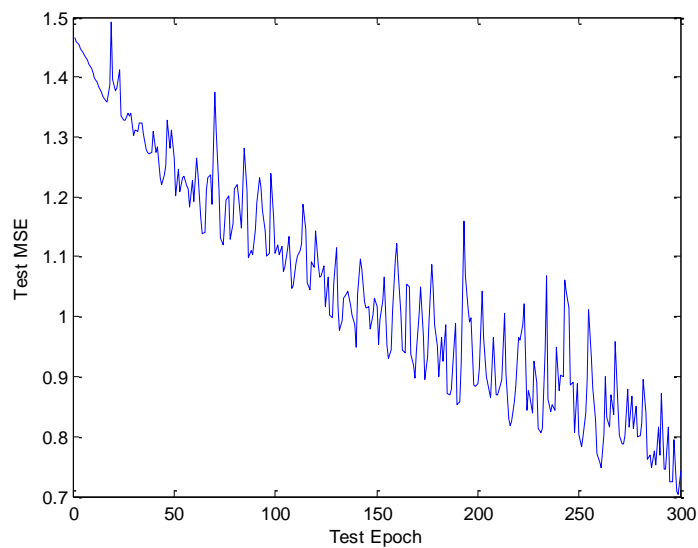
جدول (۵-۱) بررسی تاثیر ضرایب یادگیری مختلف بر عملکرد شبکه عصبی

تعداد کلاس‌ها	10		50		100		154	
	TP(%)	Time(s)	TP	Time	TP	Time	TP	Time
0.001	15.8466	11.092092	-35.9774	66.831225	-69.9622	103.01785	-80.2489	161.147
0.003	46.9296	11.062109	-17.0830	66.617718	-62.4987	103.57253	-68.6891	161.06084
0.005	67.5536	11.010735	1.4834	66.476719	-57.8652	103.01373	-69.0863	161.11315
0.007	76.2375	10.944362	6.6069	66.72696	-54.9383	103.60297	-65.3097	161.00469
0.009	79.6240	11.091868	7.8236	66.545719	-51.8632	104.20475	-67.0449	161.80446
0.01	85.2248	10.971948	13.4496	66.540956	-48.5461	103.15879	-64.6730	160.86088
0.02	92.2005	11.118486	29.2712	66.525177	-48.6796	102.83760	-73.4683	160.54899
0.03	94.1306	10.947728	4.8497	66.531091	-57.2695	103.03728	-83.5135	160.79129
0.05	95.1713	10.959538	6.1969	66.456181	-64.1524	103.24221	-99.9998	160.86401
0.07	95.6612	11.096759	-29.3662	66.751482	-74.9992	104.10884	-143.8427	160.79727
0.09	94.6850	11.077321	-23.2201	66.506028	-75.0000	102.93407	-99.9979	160.97917
0.1	93.6601	11.072273	-43.9401	66.481641	-74.9975	102.8502	-64.2792	162.67491

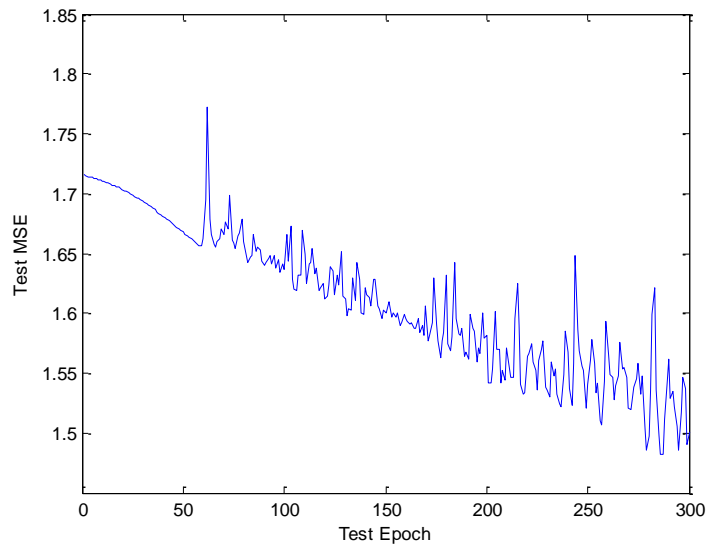
نمودار خطای این شبکه نیز در شکل‌های (۳-۵)-(۵-۶) برای تعداد کلاس‌های مختلف قابل مشاهده است.



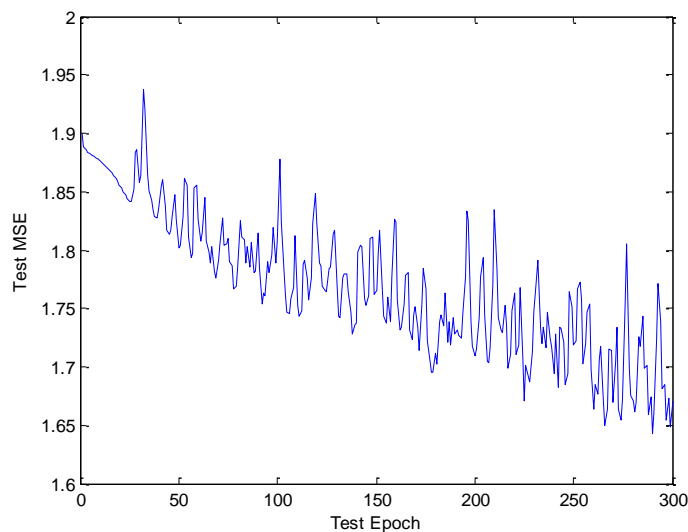
شکل (۳-۵) خطای شبکه MLP برای ۱۰ کلاس با در نظر گرفتن ۳۰۰ مرحله آموزشی (epoch=300)، در حالت ۲۰ پنجره‌ای، ضریب یادگیری ۰.۰۷، با انتخاب ۳ الگوی فضائی در روش CSP ($m=3$) در تست



شکل (۴-۵) خطای شبکه MLP برای ۵۰ کلاس با در نظر گرفتن ۳۰۰ مرحله آموزشی (epoch=300)، در حالت ۲۰ پنجره‌ای، ضریب یادگیری ۰.۰۲، با انتخاب ۳ الگوی فضائی در روش CSP ($m=3$) در تست



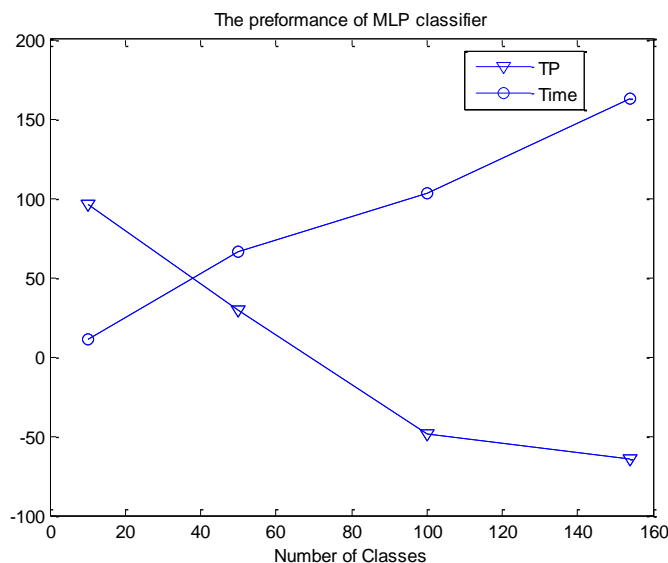
شکل (۵-۵) خطای شبکه MLP برای ۱۰۰ کلاس با در نظر گرفتن ۳۰۰ مرحله آموزشی (epoch=300)، در حالت ۲۰ پنجره‌ای، ضریب یادگیری ۰.۰۱، با انتخاب ۳ الگوی فضائی در روش CSP ($m=3$) در تست



شکل (۵-۶) خطای شبکه MLP برای ۱۵۴ کلاس با در نظر گرفتن ۳۰۰ مرحله آموزشی (epoch=300)، در حالت ۲۰ پنجره‌ای، ضریب یادگیری ۰.۱، با انتخاب ۳ الگوی فضائی در روش CSP ($m=3$) در تست

در شکل (۵-۷) عملکرد این کلاسه‌بند را به ازای تعداد کلاس‌های مختلف از لحاظ نرخ موفقیت (که همان عملکرد شبکه MLP است) و زمان مصرفی مشاهده می‌کنید. همانطور که از شکل پیداست، این شبکه تنها برای تعداد ۱۰ کلاس عملکرد خوبی دارد و توانسته است نرخ موفقیت ۹۵.۶۶۱۲٪ را کسب کند. اما با افزایش تعداد کلاس‌ها نرخ موفقیت با استفاده از MLP شدیداً کاهش یافته است، بطوریکه

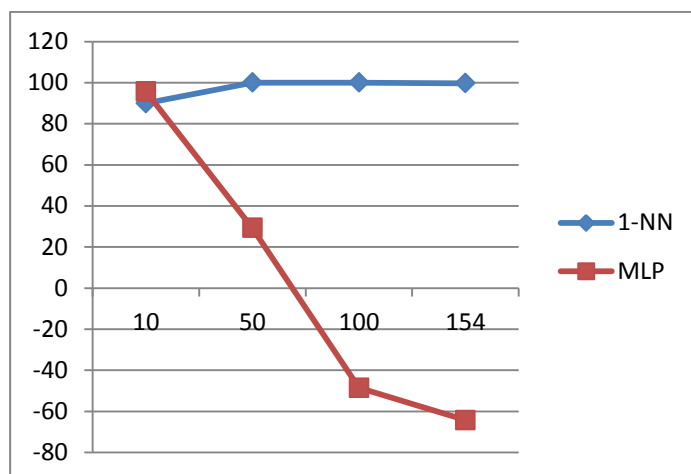
برای تعداد ۱۰۰ و ۱۵۴ کلاس نرخ موفقیت این شبکه منفی بدست آمده است. این عملکرد ضعیف می‌تواند ناشی از کم بودن تعداد داده‌های آموزشی باشد. همانطور که گفتیم از هر فرد هشت تصویر داریم که شش تا را برای آموزش سیستم استفاده کردیم. با افزایش تعداد کلاس‌ها مجهولات شبکه بیشتر می‌شود و چون تعداد نمونه‌های آموزشی کم است، با استفاده از MLP عملکرد خوبی حاصل نمی‌شود.



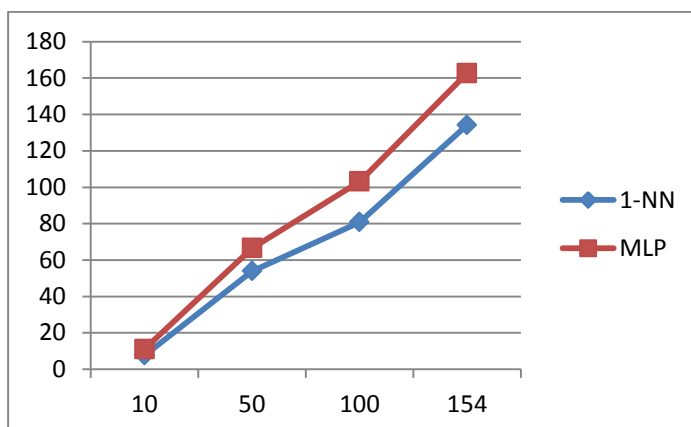
شکل (۷-۵) مقایسه کلاس‌بند MLP در روش CSP از لحاظ نرخ موفقیت و زمان مصرفی برای تعداد کلاس‌های مختلف از معایب شبکه عصبی برای دسته‌بندی تصاویر، می‌توان به زمان آموزشی بالای آن اشاره کرد. علاوه بر این، از معایب دیگر آن این است که با تغییر تعداد کلاس‌ها باید کل ساختار شبکه را تغییر دهیم، که این دشوار است.

۵-۴-۲-۳ مقایسه‌ای بین کلاس‌بندهای 1-NN و MLP

در این قسمت بین دو کلاس‌بند 1-NN و MLP، از لحاظ دقت دسته‌بندی و زمان مصرفی مقایسه‌ای انجام داده‌ایم. در مورد دقت دسته‌بندی، نشان داده می‌شود که روش 1-NN می‌تواند دسته‌بندی مناسب‌تر و دقیق‌تری را نسبت به MLP انجام دهد. در شکل (۸-۵) قسمت (الف) مقایسه‌ای بین دقت دسته‌بندی این دو کلاس‌بند به ازای ویژگی CSP انجام شده است.

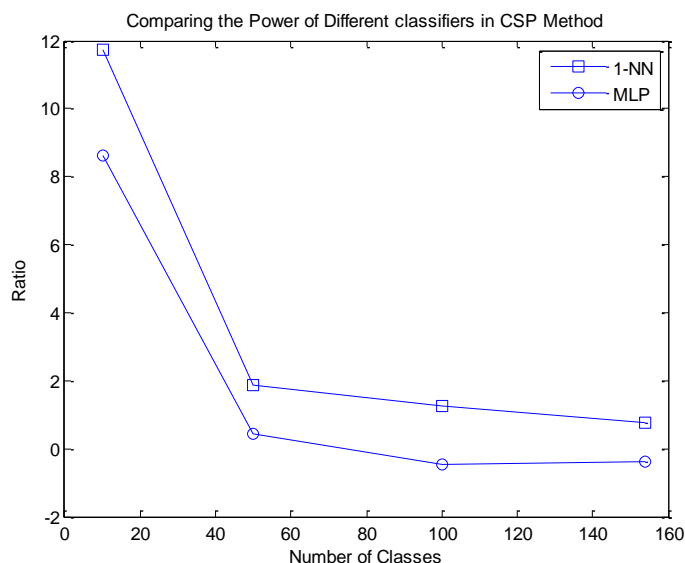


(الف)



(ب)

شکل (۵-۸) مقایسه کلاس‌بندهای 1-NN و MLP در روش CSP از لحاظ الف) نرخ موفقیت ب) زمان مصرفی هنگامیکه از 1-NN برای دسته‌بندی داده‌ها در حالت ۱۵۴ کلاس استفاده می‌کنیم، حدود ۱۳۵ ثانیه زمان صرف اجرای الگوریتم می‌شود. در حالتی که از شبکه عصبی استفاده نمودیم نیز زمان اجرای الگوریتم حدود ۱۶۳ ثانیه می‌باشد. بنابراین این دو کلاس‌بند از لحاظ زمان مصرفی تقریباً عملکردی نزدیک به هم دارند. اما نرخ موفقیت با استفاده از این دو کلاس‌بند بسیار متفاوت است. بنابراین برای تخمین کیفیت هر کلاس‌بند از معیار Ratio استفاده نموده‌ایم که از تقسیم نرخ موفقیت کلاس‌بند بر زمان مصرفی آن حاصل می‌شود. در شکل (۵-۹) کیفیت این دو کلاس‌بند بر اساس معیار Ratio نشان داده شده است.



شکل (۹-۵) نمایش کیفیت دو کلاسه‌بند بر اساس معیار Ratio

همانطور که در شکل می‌بینیم MLP در سطح پائین‌تری نسبت به 1-NN قرار داد. بنابراین با توجه به شکل کاملاً مشخص است که استفاده از 1-NN به عنوان کلاسه‌بند مناسب‌تر می‌باشد. زیرا 1-NN علاوه بر اینکه زمان مصرفی کمتری نسبت به MLP دارد، برای تعداد کلاس‌های مختلف نرخ موفقیت بالاتری نیز دارد.

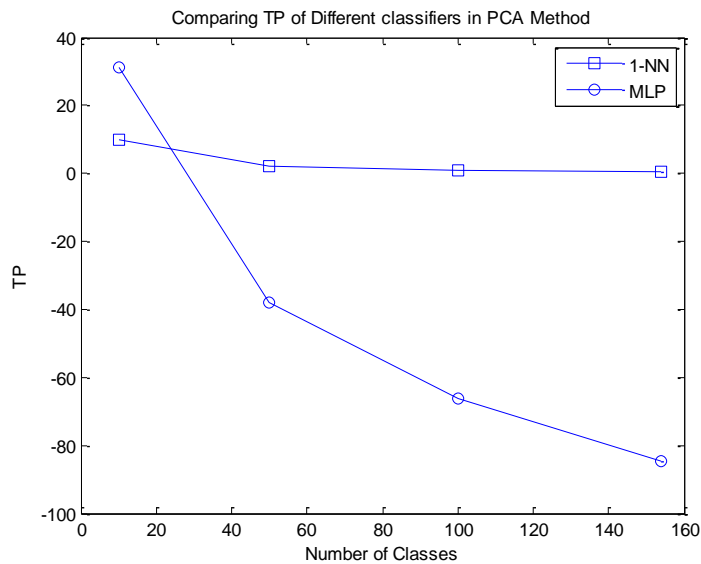
۳-۴-۵ بررسی روش‌های استخراج ویژگی

PCA و CSP از روش‌هایی هستند که از طریق محاسبه بردارهای ویژه و مقادیر ویژه، ویژگی‌هایی با ماکزیمم تغییرپذیری که برای دسته‌بندی مفیدترین باشند را استخراج می‌کنند. این دو روش با انتقال داده به فضای دیگر، ابعاد داده را کاهش می‌دهند. در این بخش کارایی این دو روش بررسی خواهد شد.

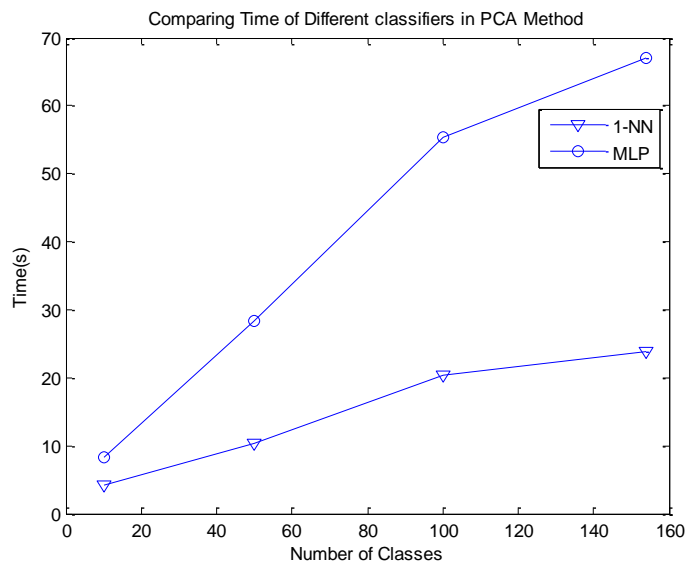
۱-۳-۴-۵ بررسی کارایی روش PCA

همانطور که گفتیم یکی از پارامترهایی که در PCA باید مورد توجه قرار گیرد، تعداد بردارهای ویژه انتخاب شده است. انتخاب یک بردار ویژه وابسته به مقدار ویژه متناظر آن است. هر بردار ویژه‌ای که مقدار ویژه متناظر آن بیشتر باشد، برای جداسازی مناسب‌تر خواهد بود و این بردار ویژه را انتخاب می‌کنیم، و در غیر این صورت آن را حذف می‌کنیم. در این پژوهش از دو بردار ویژه اول و دوم

استفاده نموده‌ایم. در شکل (۵-۱۰) داده‌های دسته‌بندی شده توسط 1-NN و MLP در روش PCA، به ازای تعداد متفاوت از کلاس‌ها قابل مشاهده است. در این شکل ویژگی‌های هر پنجره توسط PCA استخراج شده و با استفاده از کلاس‌بندهای 1-NN و MLP دسته‌بندی می‌شوند.



(الف)



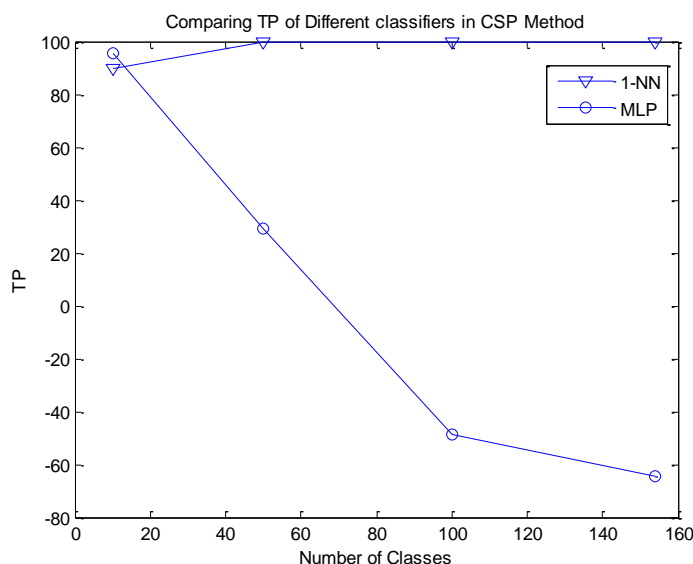
(ب)

شکل (۵-۱۰) نمایش عملکرد روش استخراج ویژگی PCA به ازای کلاس‌بندهای 1-NN و MLP از لحاظ الف) نرخ موفقیت ب) زمان مصرفی

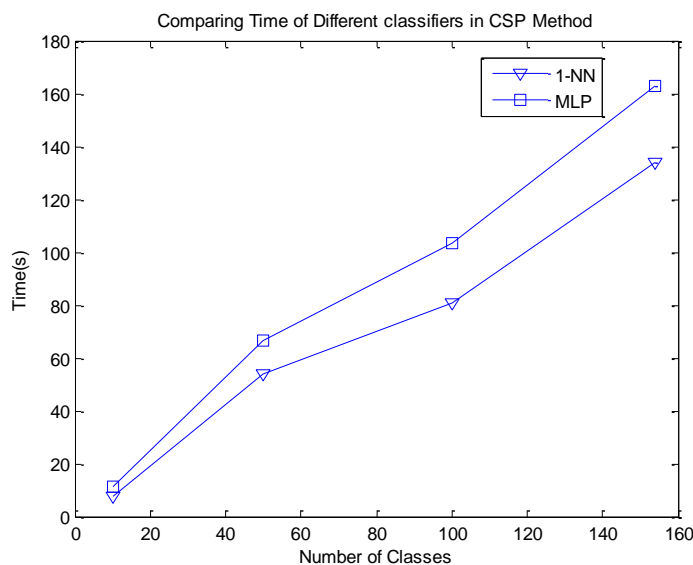
همانطور که از شکل (۵-۱۱) پیداست با استفاده از PCA به عنوان روش استخراج ویژگی با هیچ کدام از کلاس‌بندها نتیجه خوبی حاصل نشده است. بطوریکه حتی در روش PCAMLP فقط برای تعداد ۱۰ کلاس نرخ موفقیت این روش منفی نمی‌باشد. همچنین با افزایش تعداد کلاس‌ها نرخ موفقیت PCA به ازای هر دو کلاس‌بند کاهش می‌یابد که این کاهش در حالت استفاده از کلاس‌بند MLP شدیدتر است.

۵-۴-۳-۲ بررسی کارایی روش CSP

همانطور که در فصل ۴ گفته شد در این پژوهش از الگوریتم CSP سه کلاس، الگوریتم ۱۵۴ کلاس را تشکیل دادیم. نرخ موفقیت این الگوریتم به تعداد الگوهای فضایی انتخاب‌شده بستگی دارد. در این مطالعه از هر پنجره ۳ الگوی فضایی انتخاب شده است. این الگوریتم به مجموعه داده رگانگشت از لابراتوری هوش مصنوعی دانشگاه پکنینگ، اعمال می‌شود تا ۱۵۴ فرد را با استفاده از تصاویر انگشت دست دسته‌بندی نماید. نتایج دسته‌بندی داده‌ها در روش CSP با کلاس‌بندهای 1-NN و MLP در شکل (۵-۱۱) به ازای تعداد کلاس‌های متفاوت نشان داده شده است.



(الف)



(ب)

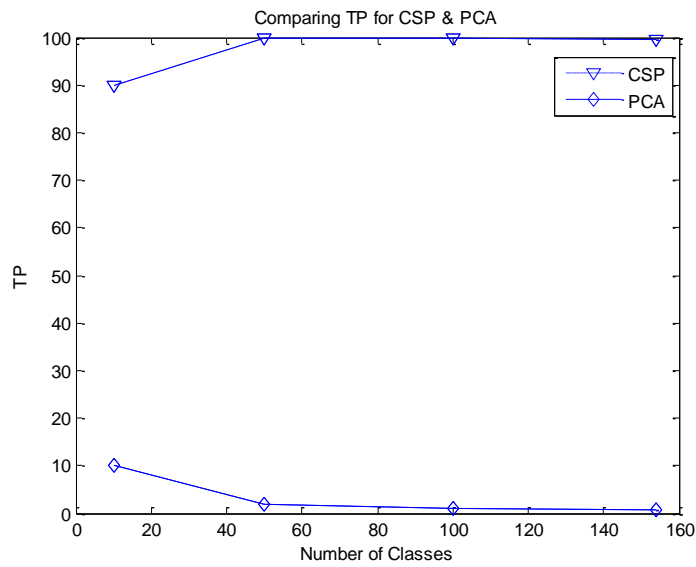
شکل (۵-۱۱) نمایش عملکرد روش استخراج ویژگی CSP به ازای کلاسه‌بندهای 1-NN و MLP از لحاظ الف) نرخ موفقیت ب) زمان مصرفی

در این شکل ویژگی‌های هر پنجره توسط CSP استخراج شده و با استفاده از کلاسه‌بندهای 1-NN و MLP دسته‌بندی می‌شوند. نتایج این دسته‌بندی، کارایی و اعتبار این روش را نشان می‌دهد. همانطور که از شکل (۵-۱۲) قسمت الف) می‌بینید در روش CSP با استفاده از کلاسه‌بند 1-NN برای تعداد کلاس‌های مختلف نرخ موفقیت بالایی حاصل شده است.

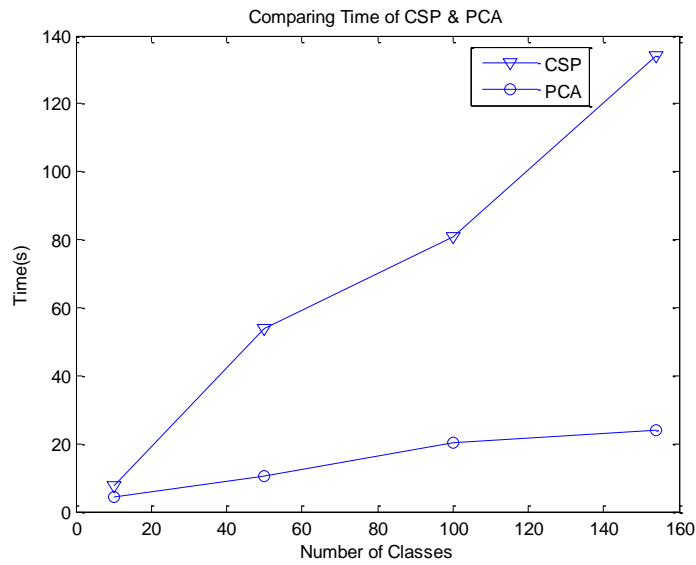
۵-۳-۳ مقایسه کارایی CSP و PCA

پس از بررسی دو روش استخراج ویژگی از تصاویر رادون پنجره‌بندی شده، به این نتیجه می‌رسیم که CSP با اختلاف خیلی زیاد از PCA برتر است. نتیجه این مقایسه را می‌توانید در شکل‌های (۵-۱۲) و (۵-۱۴) ببینید. این شکل‌ها عملکرد روش CSP و PCA را به ازای کلاسه‌بندهای 1-NN و MLP نشان می‌دهند. همانطور که از این دو شکل پیداست برای روش CSP به ازای هر دو کلاسه‌بند نسبت به روش PCA عملکرد بهتری حاصل شده است. این تفاوت عملکرد به ازای کلاسه‌بند 1-NN مشهودتر است. با استفاده از این کلاسه‌بند در روش CSP برای تعداد ۵۰ و ۱۰۰ کلاس نرخ موفقیت

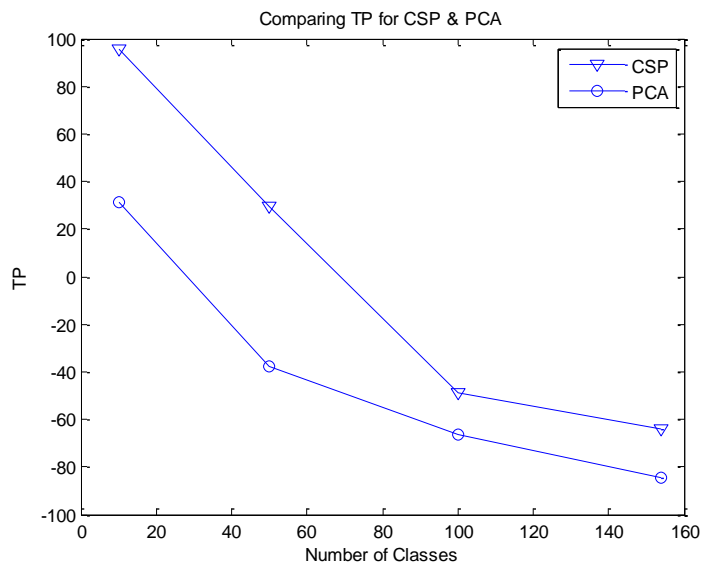
۱۰۰٪ حاصل شده است. همچنین تعداد ۱۰ و ۱۵۴ کلاس نیز نرخ موفقیتی نزدیک به ۱۰۰ درصد دارند. اما PCA با استفاده از هر دو کلاسه‌بند نتیجه ضعیفی از خود نشان داده است.



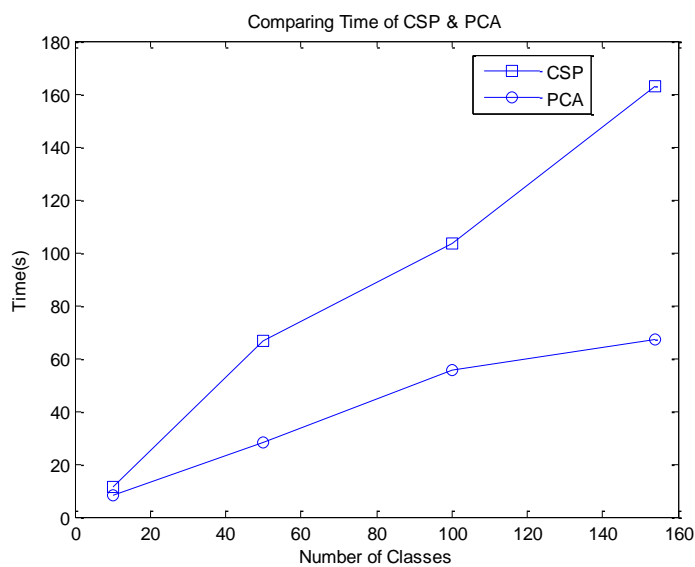
شکل (۵-۱۲) مقایسه نرخ موفقیت روش‌های استخراج ویژگی CSP و PCA به ازای کلاسه‌بند 1-NN



شکل (۵-۱۳) مقایسه زمان مصرفی CSP و PCA به ازای کلاسه‌بند 1-NN



شکل (۵-۱۴) مقایسه نرخ موفقیت CSP و PCA به ازای کلاسه‌بند MLP



شکل (۵-۱۵) مقایسه زمان مصرفی CSP و PCA به ازای کلاسه‌بند MLP

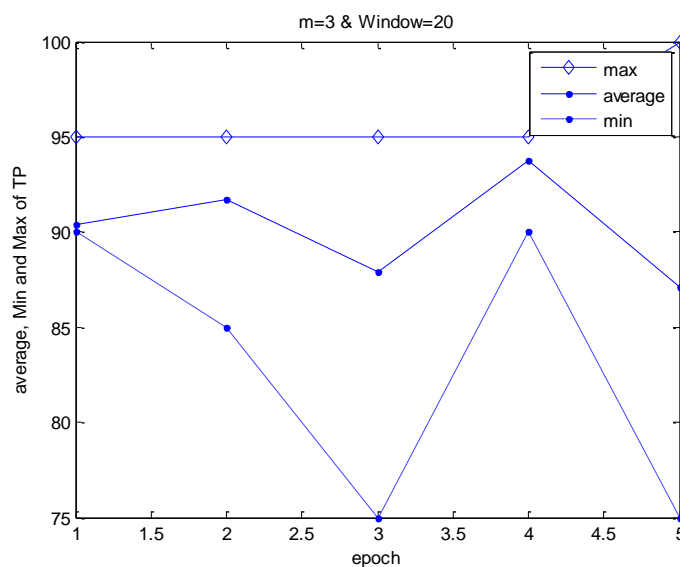
۵-۴-۴- بررسی الگوریتم انتخاب ویژگی

در این بخش الگوریتم انتخاب ویژگی که برای انتخاب بهترین پنجره‌ها استفاده شده، ارزیابی می‌گردد.

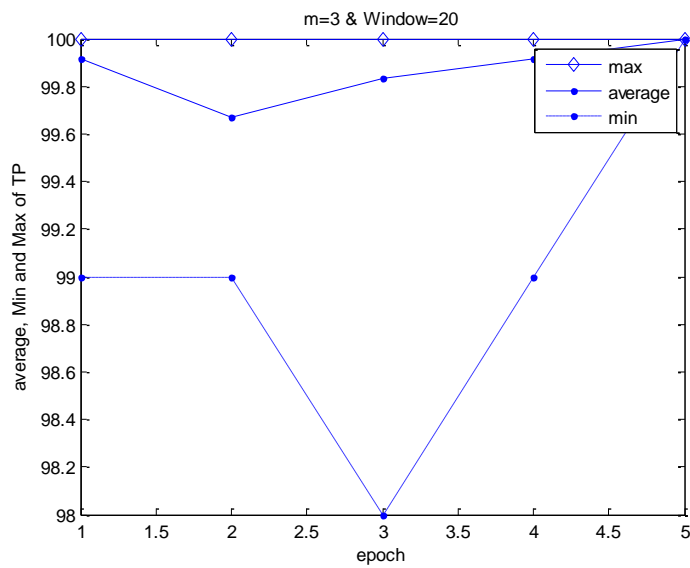
۵-۴-۴-۱- بررسی روش GA

در این مطالعه به منظور بالا بردن نرخ موفقیت، از GA برای انتخاب سازگارترین و بهترین پنجره‌ها که عاری از نویز باشند، استفاده شده است. الگوریتم پیشنهادی در فصل چهار کاملاً توضیح داده شد. در

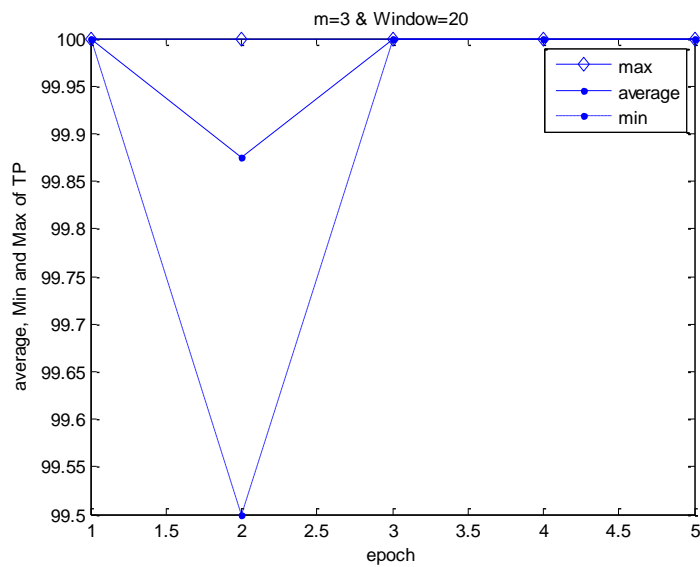
شکل‌های (۱۶-۵) - (۱۹-۵) روند آموزشی این الگوریتم در طی ۵ دوره آموزشی (epoch) در پنجره‌بندی ۲۰ تایی برای تعداد متفاوت از کلاس‌ها نشان داده شده است. همانطور که از شکل‌های (۵-۱۶) - (۱۹-۵) قابل مشاهده است GA عملکرد بسیار خوبی دارد و در مورد کلاس‌بندی ۱۰ کلاس موفقیت ۹۵٪ و برای ۵۰، ۱۰۰ و ۱۵۴ کلاس نیز نرخ موفقیت ۱۰۰٪ را کسب نموده است. این اشکال مربوط به ترسیم نرخ موفقیت کل جمعیت‌ها هستند و در آن میانگین، بیشینه و کمینه نرخ موفقیت کروموزوم‌های جمعیت آورده شده است. بیشینه در هر جمعیت بهترین کروموزوم، که دارای بالاترین نرخ موفقیت است را یافته و این ماکزیمم را ترسیم می‌کند. برای کمینه نیز به همین صورت است. برای میانگین، میانگین نرخ موفقیت کروموزوم‌های یک epoch گرفته شده و ترسیم شده است. همانطور که در شکل‌های (۱۷-۵) - (۱۹-۵) برای تعداد ۵۰، ۱۰۰ و ۱۵۴ کلاس می‌بینید، از تکرار دوم به بعد، حداقل یک کروموزوم در هر جمعیت وجود داشته است که دارای نرخ موفقیت کامل (۱۰۰٪) باشد.



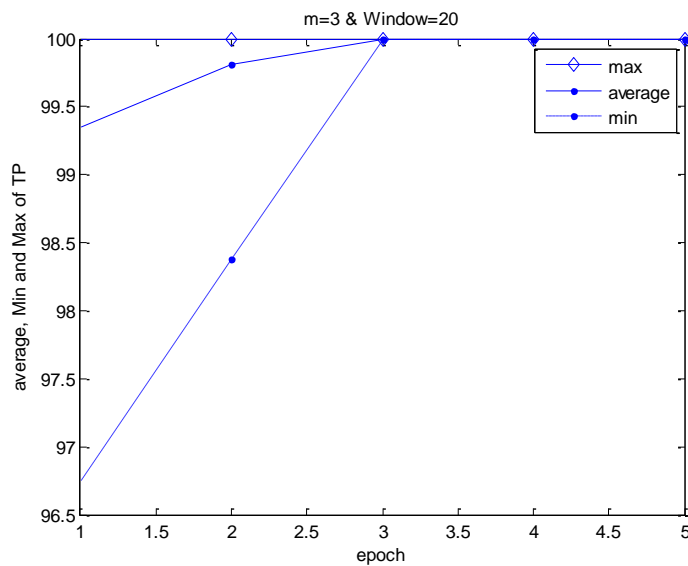
شکل (۱۶-۵) عملکرد کروموزوم‌ها در طی ۵ دوره آموزشی (Epoch) در روش CSPGA1-NN با میانگین‌گیری، ماکزیمم‌گیری، مینیمم‌گیری از نرخ موفقیت کروموزوم‌های هر جمعیت برای ۱۰ کلاس



شکل (۵-۱۷) عملکرد کروموزوم‌ها در طی ۵ دوره آموزشی (Epoch) در روش CSPGA1-NN با میانگین‌گیری، ماکزیمم‌گیری، مینیمم‌گیری از نرخ موفقیت کروموزوم‌های هر جمعیت برای ۵۰ کلاس

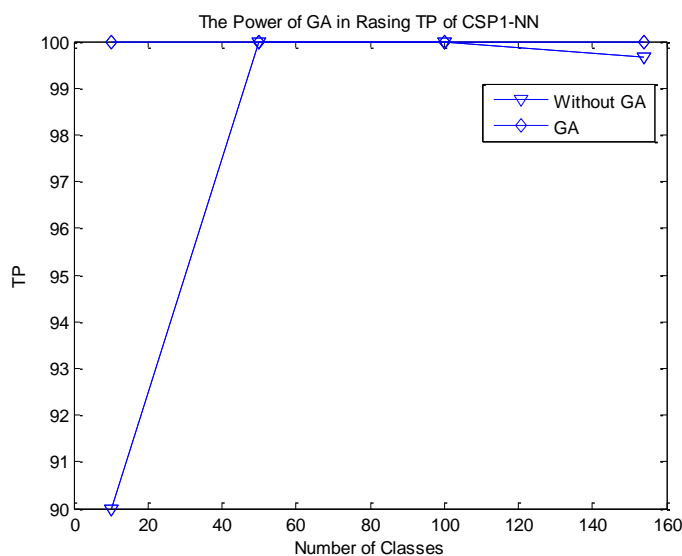


شکل (۵-۱۸) عملکرد کروموزوم‌ها در طی ۵ دوره آموزشی (Epoch) در روش CSPGA1-NN با میانگین‌گیری، ماکزیمم‌گیری، مینیمم‌گیری از نرخ موفقیت کروموزوم‌های هر جمعیت برای ۱۰۰ کلاس



شکل (۵-۱۹) عملکرد کروموزوم‌ها در طی ۵ دوره آموزشی (Epoch) در روش CSPGA1-NN با میانگین‌گیری، ماکزیمم‌گیری، مینیمم‌گیری از نرخ موفقیت کروموزوم‌های هر جمعیت برای ۱۵۴ کلاس

در شکل (۵-۲۰) مقایسه‌ای بین دسته‌بندی تصاویر (افراد) با استفاده از GA و بدون استفاده از آن، به ازای تعداد کلاس‌های مختلف انجام شده است. همانطور که می‌توانید مشاهده کنید این الگوریتم بر نرخ موفقیت کلاسه‌بند تاثیر داشته است. بطوریکه با استفاده از این الگوریتم نرخ موفقیت برای تعداد ۱۰ و ۱۵۴ کلاس، در مقایسه با حالتی که از GA استفاده نشده است افزایش یافته است. برای ۱۰ کلاس نرخ موفقیت از ۹۰٪ به ۹۵٪ و برای ۱۵۴ کلاس از ۹۹.۶۷۵۳٪ به ۱۰۰٪ افزایش یافته است.



شکل (۵-۲۰) بررسی عملکرد انتخاب ویژگی به روش GA در مقایسه با روش بدون انتخاب ویژگی

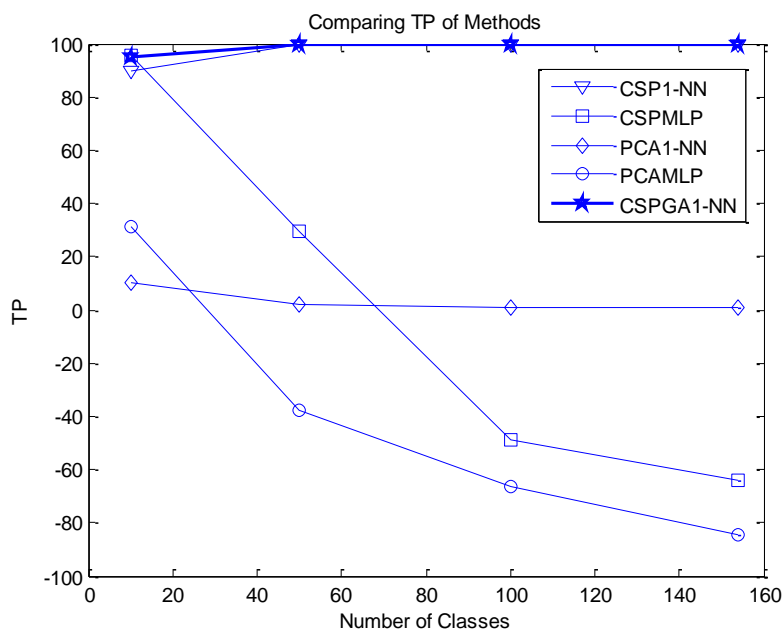
۵-۴-۵ بررسی کارائی الگوریتم‌های پیشنهاد شده

نرخ موفقیت تمام الگوریتم‌های پیشنهاد شده در جدول (۵-۲) قابل مشاهده است. روش‌های پیشنهادی وابسته به نوع کلاسه‌بند، روش استخراج ویژگی و با استفاده از روش انتخاب ویژگی کارائی متفاوتی دارند. همانطور که قبلاً گفتیم در روش نزدیک‌ترین همسایه 1-NN از معیار شباهت منهتن استفاده شده است. در مورد شبکه MLP نرخ موفقیت همان عملکرد و کارایی شبکه است که آن را از طریق رابطه $(1-MSE)*100$ محاسبه نمودیم، که MSE میزان خطای شبکه MLP می‌باشد. همچنین در روش‌های CSPMLP و PCAMLP نرخ موفقیت به ازای ضرایب یادگیری مختلف بررسی گردید و برای تعداد کلاس‌های مختلف بیشینه نرخ موفقیت انتخاب گردید. در این جدول ضریب یادگیری مزبور که باعث بیشینه شدن شده است، برای کلاس‌های مختلف آورده شده است. در شکل (۵-۲۱) مقایسه این روش‌ها به صورت نموداری آورده شده است.

همانطور که می‌بینید، روش CSPGA1-NN دارای بالاترین نرخ موفقیت است. پس از آن CSP1-NN بالاترین نرخ موفقیت را داراست. بنابراین نتیجه می‌شود که استفاده از GA برای انتخاب ویژگی نتیجه خوبی دارد. برای سه روش CSPMLP، PCA1-NN و PCAMLP نرخ موفقیت با افزایش تعداد کلاس‌ها کاهش یافته است. مخصوصاً در روش CSPMLP روند کاهش بسیار چشمگیر است. بطوریکه روش CSPMLP تنها برای تعداد کلاس کم (یعنی برای ۱۰ کلاس) نرخ موفقیت خوبی کسب نموده است ولی برای تعداد کلاس‌های بیشتر عملکرد خوبی ندارد. درحالی‌که دو روش PCA1-NN و PCAMLP برای ۱۰ کلاس هم عملکرد چندان خوبی ندارند و با افزایش تعداد کلاس‌ها همین عملکرد آنها هم کاهش یافته است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که روش CSP برای استخراج ویژگی و روش 1-NN برای دسته‌بندی بهترین انتخاب هستند. همچنین می‌توانیم متوجه شویم که استفاده از GA برای انتخاب ویژگی در بالا بردن نرخ موفقیت موثر است.

جدول (۲-۵) بیشینه نرخ موفقیت هر یک از الگوریتم‌های پیشنهاد شده برای تعداد متفاوت از کلاس‌ها (افراد)

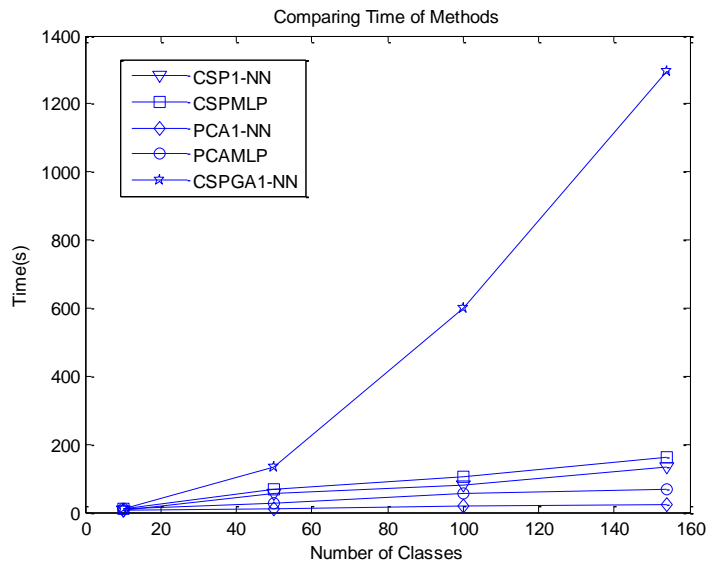
روش پیشنهادی		تعداد کلاس‌ها							
		۱۰		۵۰		۱۰۰		۱۵۴	
CSP1-NN		۹۰	۷.۶۶۳۴۳	۱۰۰	۵۳.۸۵۵۱۱	۱۰۰	۸۰.۸۳۴۰۶	۹۹.۶۷۵۳	۱۳۴.۱۳۸۵۰
نرخ موفقیت (%)	زمان مصرفی								
CSPMLP		۹۵.۶۶۱۲	۱۱.۰۹۶۷۵	۲۹.۲۷۱۲	۶۶.۵۲۵۱۷	-۴۸.۵۴۶۱	۱۰۳.۱۵۸۷	-۶۴.۲۷۹۲	۱۶۲.۶۷۴۹
نرخ موفقیت	زمان مصرفی								
ضریب یادگیری شبکه		۰.۰۷		۰.۰۲		۰.۰۱		۰.۱	
PCA1-NN		۱۰	۴.۲۳۸۳۷	۲	۱۰.۲۸۹۶۰	۱	۲۰.۲۸۷۴۳	۰.۶۴۹۴	۱۳.۷۹۸۹۲
نرخ موفقیت	زمان مصرفی								
PCAMLP		۳۱.۲۰۶۰	۸.۲۲۸۲۲	-۳۷.۹۳۸۳	۲۸.۳۸۹۰۱	-۶۶.۱۲	۵۵.۴۱۳۵۰	-۸۴.۴۶	۶۶.۹۷۴۹۴
نرخ موفقیت	زمان مصرفی								
ضریب یادگیری شبکه		۰.۰۵		۰.۰۳		۰.۰۰۵		۰.۰۰۵	
CSPGA1-NN		۹۵	۱۱.۱۶۱۹۹	۱۰۰	۱۳۱.۵۳۶۷۳	۱۰۰	۶۰۰.۷۰۵۹۸	۱۰۰	۱۲۹۶.۴۵۶۵۰
نرخ موفقیت	زمان مصرفی								



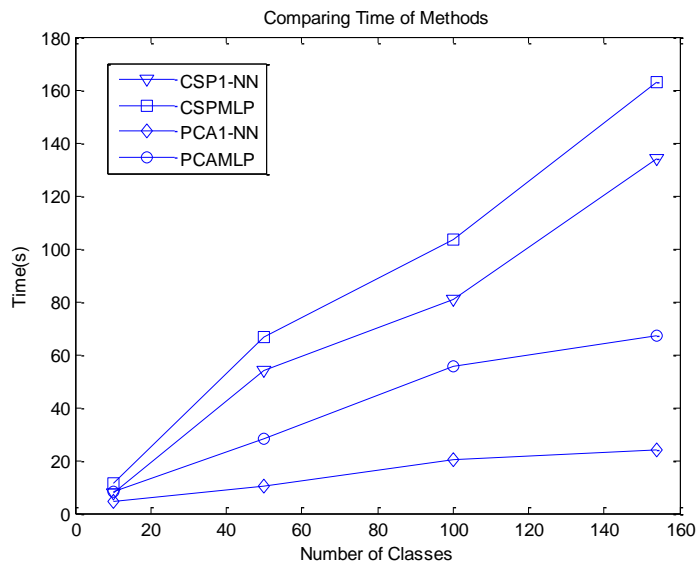
شکل (۲۱-۵) بررسی کارایی روش‌های به کار رفته در شناسایی افراد از طریق رگ‌های خونی انگشت دست برای تعداد متفاوت از کلاس‌ها

۵-۴-۶ بررسی زمان مصرفی الگوریتم‌های پیشنهاد شده

در شکل (۵-۲۲) مقایسه‌ای بین زمان مصرفی الگوریتم‌های پیشنهاد شده را مشاهده می‌کنید. همانطور که می‌بینید روش CSPGA1-NN با اختلاف زیاد بیشترین زمان را مصرف می‌کند، زیرا الگوریتم GA بسیار زمان‌بر است. بنابراین برای مشاهده بهتر اختلاف زمانی سایر الگوریتم‌ها، با حذف این روش در قسمت (ب) سایر روش‌ها را مقایسه نموده‌ایم. همانطور که در شکل می‌بینیم پس از روش CSPGA1-NN روش‌های CSPMLP و CSP1-NN به ترتیب دارای بیشترین زمان مصرفی هستند. این اختلاف زمانی بین CSPMLP و CSP1-NN به دلیل این است که MLP زمان بیشتری صرف می‌کند. روش PCA1-NN دارای کمترین زمان مصرفی می‌باشد. اما بدلیل اینکه در انتخاب روش مناسب علاوه بر زمان مصرفی، دقت دسته‌بندی نیز عامل مهمی می‌باشد، بنابراین با توجه به اینکه PCA1-NN دقت مناسبی ندارد، بنابراین این روش علی‌رغم صرف زمان کم در کل روش مناسبی نمی‌باشد. روش PCAMLP نیز به همین دلیل روش مناسبی نیست. روش CSPMLP نیز علاوه بر زمان مصرفی بالا، دقت کمی هم در دسته‌بندی دارد. از بین دو روش دیگر همانطور که گفتیم CSPGA1-NN دارای بالاترین دقت دسته‌بندی است، اما زمان مصرفی آن مخصوصاً برای تعداد ۱۰۰ و ۱۵۴ کلاس نیز از سایر روش‌ها بسیار بیشتر است. درحالی‌که روش CSP1-NN از لحاظ دقت دسته‌بندی اختلاف کمی نسبت به CSPGA1-NN دارد، بعلاوه زمان اجرای آن کمتر از CSPGA1-NN می‌باشد. بنابراین روش CSPGA1-NN دارای بالاترین دقت دسته‌بندی است، اما با در نظر گرفتن هر دو فاکتور دقت دسته‌بندی و زمان مصرفی روش CSP1-NN مناسب تر بنظر می‌رسد.



(الف)

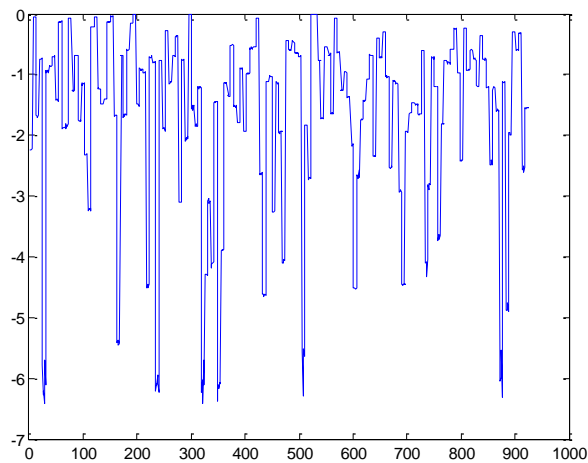


(ب)

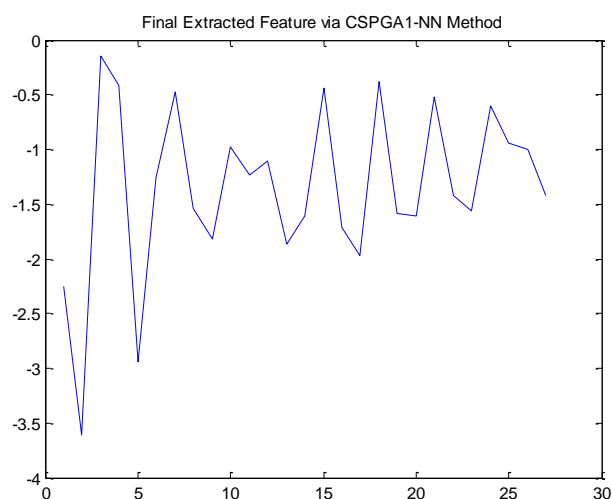
شکل (۵-۲۲) مقایسه زمان مصرفی الگوریتم‌های پیشنهاد شده برای تعداد کلاس‌های مختلف الف) مقایسه همه روش‌ها ب) مقایسه روش‌ها بدون CSPGA1-NN

البته با اعمال روش انتخاب ویژگی GA حجم داده مورد تحلیل کاهش بیشتری می‌یابد. همانطور که قبلاً گفتیم در این پژوهش از هر پنجره ۳ الگوی فضایی انتخاب نموده‌ایم، بنابراین طول بردار ویژگی در روش CSP1-NN ۵۷ می‌باشد (چون پنجره اول مربوط به تبدیل رادون همه تصاویر یکی بود، پنجره اول را در نظر نگرفتیم. از هر کدام از ۱۹ پنجره باقیمانده سه ویژگی استخراج شد، یعنی در کل

۵۷ ویژگی). درحالیکه در روش CSPGA1-NN به دلیل اینکه برخی از پنجره‌ها حذف می‌شوند، از آنها بردار ویژگی استخراج نمی‌شود و در ساخت بردار ویژگی نهایی شرکت داده نمی‌شوند. با اعمال GA طول بردار ویژگی به ۲۷ کاهش یافت. در شکل (۵-۲۳) قسمت (ب) ویژگی نهایی استخراج شده توسط روش GACSP1-NN را مشاهده می‌کنید. بنابراین به نظر می‌رسد با افزایش تعداد داده‌ها و برای پایگاه داده‌های بزرگتر، روش CSPGA1-NN بدلیل کاهش چشمگیر حجم داده‌های مورد تحلیل روش مناسبی باشد.



(الف)



(ب)

شکل (۵-۲۳) الف) تصویر اولیه (ب) ویژگی نهایی استخراج شده توسط روش CSPGA1-NN

۵-۵- مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های دیگر

الگوریتم‌های پیشنهاد شده در این مطالعه، بر روی مجموعه داده ثبت شده در دانشگاه پکینگ (PKU(V4))، اجرا شده‌اند. در [۱۰۱] نیز از مجموعه داده موجود در این پایان‌نامه PKU(V4) استفاده کرده است. او در کار خود ابتدا توسط ماسک ناحیه انگشت را از انگشت جدا نموده است. سپس با اعمال روش نقاط با حداکثر انحنا الگوهای رگ را از تصویر استخراج کرده است. سپس تصویر قطعه‌بندی شده را به تصویر باینری تبدیل نموده است. پس از آن تصویر باینری شده را نازک سازی نموده و نقاط مینوشیا را از آن استخراج نموده است. سپس با تعریف یک معیار فاصله D ، نقاطی که اشتباها به عنوان مینوشیا شناسایی شده‌اند را در دو مرحله حذف نموده است. ۱- اگر فاصله بین نقطه انتهایی و میانی کمتر از D باشد نقطه مینوشیا باید حذف شود. ۲- اگر فاصله بین دو نقطه میانی کمتر از D باشد نقطه مینوشیا حذف می‌شود. این روش به ازای $D=۲,۳,۴$ و ۵ بررسی شده و به ازای $D=۵$ تقریباً تمام نقاط مینوشیای غیراصلی حذف شده‌اند. این نقاط می‌توانند ذخیره شوند و برای شناسایی مورد استفاده قرار گیرند. در [۱۰۲] نیز از این مجموعه داده PKU(V4) استفاده شده است. نویسنده در این مطالعه عمل شناسایی را انجام نمی‌دهد بلکه روشی برای تعیین ناحیه مورد علاقه رگ انگشت (ROI) پیشنهاد نموده است که به دقت قطعه‌بندی ۱۰۰٪ دست می‌یابد.

هوانگ نیز در [۹۷] از این مجموعه داده PKU(V3) استفاده کرده است. او در کار خود یک آشکارساز خط وسیع^۱ را برای استخراج الگوهای رگ معرفی نموده است، که می‌تواند همه نقاط روی خطوط رگ از تصاویر را بدست آورد و اطلاعات ویژگی‌ها را افزایش می‌دهد. او همچنین در مطالعه خود یک روش نرمال‌سازی معرفی نموده است، که تغییرات نامنظمی که توسط انحراف حالت انگشت ایجاد می‌شوند را کاهش می‌دهد. نرخ خطای برابر روش پیشنهادی او (استفاده از آشکارساز خط وسیع) بدون استفاده از نرمال‌سازی ۲.۸۶٪ و با استفاده از نرمال‌سازی ۰.۸۷٪ می‌باشد. همانطور که می‌بینید، دو روش

¹ Wide Line Detector

پیشنهادی CSPGA1-NN و CSP1-NN با میانگین ۱۰۰ و ۹۹.۶۷۵۳، برتر از دو روش به کار رفته توسط هوانگ با میانگین‌های ۹۷.۷۴ و ۹۹.۱۳ هستند.

در جدول (۳-۵) مقایسه ای بین روش‌های پیشنهاد شده در این پژوهش با روش‌های پیشنهادی در مراجع دیگر صورت گرفته است. همانطور که می‌بینید روش پیشنهادی ما، یعنی روش CSPGA1-NN با نرخ موفقیت ۱۰۰٪ نسبت به تمام روش‌های مطرح شده در مراجع ذکر شده برتر است.

جدول (۳-۵) مقایسه نرخ موفقیت روش‌های پیشنهادی با روش‌های سایر مراجع

روش پیشنهادی	عملکرد پایگاه داده (تعداد نمونه * انگشت) مرجع		
ردیابی مکرر خطوط	[۴۶]	تصویر ۳۳۹*۲	EER: 0.145%
یادگیری منیفولد ^۱	[۲۲]	تصویر ۱*۷۰	EER: 0.8%
تبدیل رادون	[۲۳]	تصویر ۵۰*۱۰	GAR: 99.2%
نقاط مینوشیا	[۴۰]	تصویر ۵۰*۱۰	EER: 0.761%
انحنای متوسط	[۵۱]	تصویر ۱۲۵*۹	EER: 0.25%
نقاط با حداکثر انحنای	[۴۹]	تصویر ۷*۱۴	GAR: 95%
آشکار ساز خط وسیع	[۹۷]	تصویر ۱۰۱۴۰*۵	EER: 0.87%
فیلتر گابور دوبعدی	[۴۷]	تصویر ۳۰۰*۵	GAR: 99.31%
CSPGA1-NN		تصویر ۱۵۴*۸	GAR: 100%
CSP1-NN		تصویر ۱۵۴*۸	GAR: 99.6753%

¹ Manifold Learning

فصل ششم

خلاصه مطالب و پیشنهادات ادامه کار

۶-۱ نتیجه گیری

در این پژوهش، شناسایی افراد از طریق بیومتریک رگ‌های خونی انگشت دست بررسی شد. روش‌های بیومتریک مختلف در شرایط خاص محدودیت‌هایی دارند. اما در مقابل بیومتریک‌های دیگر، الگوهای رگ سیستم را امن‌تر و قابل تشخیص‌تر می‌سازند، زیرا رگ‌ها در داخل بدن پنهان هستند و وضعیت بیرونی پوست نمی‌تواند روی آنها اثر بگذارد. فرآیند شناسایی مبتنی بر رگ‌انگشت از چهار مرحله اساسی اخذ تصویر، پردازش تصاویر، استخراج ویژگی و تطابق ویژگی‌ها تشکیل می‌شود.

در مرحله اخذ تصویر، نور مادون قرمز با طول‌موج ۷۶۰-۱۰۰۰ نانومتر می‌تواند از طریق بیشتر بافت‌های بدن انسان عبور کند در حالیکه هموگلوبین موجود در خون می‌تواند نور مادون قرمز را بطور کامل جذب کند، بنابراین الگوهای رگ انگشت توسط یک منبع نور مادون قرمز نزدیک (NIR) با طول‌موج مناسب اخذ می‌شوند. برای مرحله پردازش تصویر نیز، در این پژوهش تصاویر را بطور درست پردازش نمی‌کنیم بلکه تبدیل رادون را به آنها اعمال نموده و بعد پردازش می‌کنیم.

در این پژوهش یک روش جدید برای شناسایی رگ انگشت پیشنهاد نمودیم که با انتقال تصاویر به فضای رادون دقت و سرعت شناسایی افزایش یافت. ابتدا الگوهای رگ را با اعمال آستانه آنتروپی استخراج نمودیم، با این روش رگ‌ها بخوبی استخراج می‌شوند اما مقداری نویزی هستند. بدلیل اینکه تبدیل رادون به علت داشتن ماهیت انتگرالی نسبت به نویز مقاومت بیشتری دارد، بنابراین این تبدیل را بر روی تصاویر اعمال نمودیم. از روش‌های استخراج ویژگی از قبیل PCA و CSP نیز برای استخراج ویژگی‌های مناسب از تصاویر رادون استفاده نمودیم. روش CSP بارها برای سیگنال‌های EEG استفاده شده است. اما به دلیل اینکه کانال‌های مختلف در EEG مشابه مولفه‌های رنگی مختلف در تصاویر RGB می‌باشد، در این پژوهش از این روش برای تصاویر RGB استفاده نمودیم. در مرحله پردازش، تصاویر رادون را به ۵۰×۵۰ پیکسل تغییر سایز داده و سپس این ماتریس $۵۰ \times ۵۰ \times ۳$ را به بردارهای ۲۵۰۰×۳ تبدیل نمودیم. روشی که در این پژوهش پیشنهاد شد این بود که ابتدا تصاویر

رادون را به پنجره‌های با ابعاد یکسان تقسیم کنیم (۲۰ پنجره) و سپس با استفاده از روش انتخاب ویژگی GA پنجره‌های زائد را تشخیص داده و حذف نمائیم. برای این کار ابتدا بر روی تک تک پنجره‌ها روش‌های استخراج ویژگی از قبیل PCA و CSP را اعمال کرده و بردارهای ویژگی را از هر پنجره استخراج می‌کنیم. سپس راه‌حل‌های اولیه‌ای را به صورت تصادفی تولید می‌کنیم، که این راه‌حل‌ها بیانگر این هستند که کدام پنجره‌ها انتخاب و کدام‌ها حذف شوند. حال بردارهای ویژگی پنجره‌های انتخاب شده را در کنار هم قرار می‌دهیم تا بردار ویژگی نهائی تشکیل شود. سپس با استفاده از کلاسه‌بندهای MLP و 1-NN، قدرت هر راه‌حل را در کلاسه‌بندی داده‌ها می‌سنجیم. راه‌حل‌های برتر انتخاب شده و در مرحله بعدی الگوریتم، برای ساخت راه‌حل‌های جدید که احتمالاً بهتر از قبلی‌ها هستند، مورد استفاده قرار می‌گیرند. این الگوریتم را بر روی مجموعه داده ثبت شده در آزمایشگاه هوش مصنوعی دانشگاه پکینگ اعمال نمودیم. این مجموعه داده (PKU(V4) در مجموع شامل ۱۵۹۷ تصویر بود. در این پژوهش از تصاویر ۱۵۴ نفر (۱۲۰۰ تصویر) که کیفیت بهتری داشتند استفاده نمودیم، از ۷۵ درصد آن برای آموزش و از ۲۵ درصد بقیه برای تست استفاده کردیم.

نتایج عملی نشان می‌داد که استخراج ویژگی به روش CSP نتایج بسیار بهتری را در مقابل PCA تولید می‌کند. همچنین استفاده از روش انتخاب ویژگی GA عملکرد خوبی را از خود نشان می‌دهد. همچنین از میان کلاسه‌بندهای به کار رفته 1-NN نتایج بسیار بهتری را نسبت به MLP از خود به نمایش گذاشت. زیرا استفاده از MLP زمان بیشتری برای آموزش نیاز دارد. همچنین با تغییر تعداد کلاس‌ها ساختار شبکه باید عوض شود و شبکه برای تنظیم وزن‌های جدید باید دوباره آموزش داده شود. اما 1-NN زمان کمتری برای آموزش نیاز دارد و اگر با GA تلفیق شود خواهد توانست به دقت بالائی در کلاسه‌بندی دست پیدا کند. بنابراین در میان الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده، CSPGA1-NN با داشتن نرخ موفقیت ۱۰۰ درصد، در رتبه اول قرار دارد. این الگوریتم با انتخاب سه الگوی فضائی، برای تعداد ۵۰، ۱۰۰ و ۱۵۴ کلاس، به نرخ موفقیت ۱۰۰٪ دست یافته است. پس از آن الگوریتم CSP1-NN با نرخ موفقیت ۹۹.۶۷۵۳٪ دارای بالاترین نرخ موفقیت می‌باشد. این نتایج

اهمیت استفاده از روش انتخاب ویژگی GA را نشان می‌دهد. همچنین اگر به جای استفاده از CSP از PCA استفاده نمائیم، یعنی مثلا در روش PCA1-NN بیشینه نرخ موفقیت برای تعداد ۱۵۴ کلاس تنها ۰.۶۴ درصد است که این نشان‌دهنده برتری CSP به PCA می‌باشد.

در مورد زمان مصرفی مشاهده شد که GA زمان زیادی را صرف می‌کند. همچنین MLP زمان آموزشی بالاتری نسبت به 1-NN دارد. از میان الگوریتم‌های پیشنهاد شده PCA1-NN دارای کمترین زمان است. روش CSPGA1-NN نیز دارای بالاترین دقت دسته‌بندی می‌باشد.

۶-۲ پیشنهادات ادامه کار

۱. همانطور که گفتیم تصاویر رادون شامل سه مولفه رنگی R، G و B می‌باشند که در این پژوهش به استخراج ویژگی از این تصاویر پرداختیم. یکی از مواردی که برای کارهای آتی پیشنهاد می‌شود این است که، می‌توان با تبدیل تصاویر Radon از فضای RGB به فضاهای دیگر از قبیل HSV یا YIQ دقت روش‌های پیشنهاد شده را آزمود.

۲. برای حذف پنجره‌های زائد و بهبود دقت دسته‌بندی علاوه بر روش GA می‌توان از دیگر الگوریتم‌های بهینه‌سازی همچون PSO استفاده نمود.

۳. تقسیم تصاویر رادون به پنجره‌هایی با ابعاد متغیر، در صورتیکه در روش پیشنهاد شده از پنجره‌های با ابعاد یکسان استفاده شده است.

۴. استفاده از سایر کلاسه‌بندها همچون LDA برای دسته‌بندی و تطبیق ویژگی.

۵. استفاده از معیارهای شباهت مختلف همچون معیارهای فاصله اقلیدسی، کسینوسی، چبیشف و ... در کلاسه‌بند نزدیکترین همسایه 1-NN.

- [1] Park, K. R. (2011) "Finger vein recognition by combing global and local feature base on SVM", *Computing and Informatics*, vol. 30, no. 2, pp. 295-309.
- [2] Lef, H. C., Kang, B. J., Lee, E. C. & Park, K. R. (2010) "Finger vein recognition using weighted local binary pattern code based on a support vector machine", *Journal of Zhejiang University-SCIENCE C (Computers & Electronics)*, vol. 11, no. 7, pp. 514-524.
- [3] Hoover, A., Kouznetsova, V. & Goldbaum, M. "Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response", *IEEE Trans. on Medical Imaging*, vol. 19, no. 3, 203–210.
- [4] Dong, W. B., Sun, Z. & Tan, T.N. (2000) "Iris matching based on personalized weight map", *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Int.* 2011, vol. 33, (2011), pp. 1744–1757.
- [5] Yang, M. H. (2009) "Face detection. In: *Encyclopedia of Biometrics*", pp. 303–308.
- [6] Jain, A. K., Ross, A. & Prabhakar, S. (2004) "An introduction to biometric recognition", *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technology, Special Issue Image- and Video-Based Biomet.*, vol. 14, no. 1, pp. 4–20.
- [7] Maltoni, D., Maio, D., Jain, A.K. & Prabhakar, S. (2009) "*Handbook of Fingerprint Recognition*", 2nd ed., Springer-Verlag: Berlin, Germany.
- [8] Guo, Z., Zhang, D., Zhang, L. & Zuo, W. (2009) "Palmprint verification using binary orientation co occurrence vector", *Patt. Recogn. Lett*, vol. 30, pp. 1219–1227.
- [9] Kumar, A. & Zhang, D. (2006) "Personal recognition using hand-shape and texture", *IEEE Trans. Image Process*, vol. 15, no. 8, pp. 2454-2461.
- [10] Meng, X. J., Yang, G. P., Yin, Y. L. & Xiao, R. Y. (2012) "Finger vein recognition based on local directional code", *Sensors*, vol. 12, pp. 14937–14952.
- [11] Yang, J, Shi, Y. & Wu, R. (2011) "Finger-Vein Recognition Based on Gabor Features", *Biometric Systems, Design and Applications*, Mr Zahid Riaz (Ed.), ISBN: 978-953-307-542-6, InTech, Available from: <http://www.intechopen.com/books/biometric-systems-design-and-applications/finger-vein-recognitionbased-on-gabor-features>, pp. 17-32.
- [12] Choi, J. H., Song, W. S., Kim, T. J., Lee, S. R. & Kim, H.C. (2009) "Finger vein extraction using gradient normalization and principal curvature", *SPIE*, 7251. [doi: 10.1117/12. 810458], pp. 1-9.
- [13] He, M. X., Horng, S. J., Fan, P. Z., Run, R. S. et al. (2010) "Performance evaluation of score level fusion in multimodal biometric systems", *Pattern Recognition*, vol. 43, pp. 1789-1800.
- [14] Yanagawa, T., Aoki, S. & Ohyama, T. (2007) " Human finger vein images are diverse and its patterns are useful for personal identification", *MHF Prepr, Ser*, vol. 12, pp. 1–7.
- [15] Zhang, L., Zhang, R. & Yu, C. B. (2008) "Study on the Identity Authentication System on Finger Vein", In: *International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*, pp. 1905–1907.
- [16] Wang, K., Ma, H., Popoola, O. P. & Li, J. (2011) "Finger vein recognition, *Biometrics*", Dr. Jucheng Yang (Ed.), ISBN: 978-953-307-618-8, InTech, Available from: <http://www.intechopen.com/books/biometrics/finger-vein-recognition>, pp. 29-54.
- [17] Fujitsu Computer Products of America Inc. www.fcpa.fujitsu.com ,White Paper, (2006) "Palm Vein Authentication Technology".

- [18] Jain, A., Bolle, R., & Pankanti, S. (1999) "Introduction to Biometric", Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers, pp. 1–41.
- [19] Bhattacharyya, D., Ranjan, R., & Alisherov F. A. (2009) "Biometric Authentication: A Review", *International Journal of u- and e- Service, Science and Technology* , vol. 2, no. 3, pp. 12-28.
- [20] Hejtmánková, D., Dvorák, R., Dražanský, M. & Orság, F. (2009) "A New Method of Finger Veins Detection", *International Journal of Bio-Science and Bio-Technology*, pp. 11-16.
- [21] Kumar, A. & Zhou, Y. B. (2011) "Human identification using finger images", *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 21, pp. 2228–2244.
- [22] Liu, Z., Yin, Y.L., Wang, H. J., Song, S. L. & Li, Q. L. (2010) "Finger vein recognition with manifold learning", *J. Netw. Comput. Appl.*, vol. 33, pp. 275–282.
- [23] Wu, J. D., Ye & S. H. (2009) "Driver identification using finger-vein patterns with radon transform and neural network", *Expert Syst. Appl.*, vol. 36, pp. 5793–5799.
- [24] Yanagawa, T., Aoki S. & Ohyama, T. (2007) "Human finger vein images are diverse and its patterns are useful for personal identification", *MHF Preprint Series Kyushu University*.
- [25] Yang, G. P., Xi, X. M. & Yin, Y. L. (2012) "Finger vein recognition based on (2D)2PCA and metric learning", *J. Biomed. Biotechnol.*, pp. 1–9.
- [26] Wang, L. Y. & Leedham, G. (2006) "Near- and Far- Infrared Imaging for Vein Pattern Biometrics", in *IEEE International Conference on Video and Signal Based Surveillance*, pp. 52-52.
- [27] Kulkarni, S. & Raut, R.D. (2014) "Finger Vein Recognition", *International Conference on Advances in Engineering & Technology – 2014 (ICAET-2014)*, pp. 32-36.
- [28] PKU Finger Vein Database (V4) from Peking University. Available online: <http://rate.pku.edu.cn/>.
- [29] Petitimbert, C. et al. (2011) "Biometric Identification using Hand Vein Patterns", Department of Electronic Systems Electronics & IT, <http://es.aau.dk>, P6, spring semester.
- [30] Yu, C.-B., Zhang, D.-M. & Li, H.-B. (2009) "Finger Vein Image Enhancement Based on Multi-Threshold Fuzzy Algorithm", In *Proceedings of the 2nd International Congress on Image and Signal Processing (CISP '09)*, Tianjin, China, pp. 1–3.
- [31] Yang, J. F. & Yang, J. L. (2009) "Multi-Channel Gabor Finger Design for Finger Vein Image Enhancement", In *Proceedings of the 5th International Conference on Image and Graphics (ICIG '09)*, Xi'an, China, pp. 87–91.
- [32] Yang, J. F. & Yan, M. F. (2010) "An Improved Method for Finger-Vein Image Enhancement", In *Proceedings of the 2010 IEEE 10th International Conference on Signal Processing*, Beijing, China, pp. 1706–1709.
- [33] Yang, J. F., Yang, J. L. & Shi, Y. H. (2009) "Combination of Gabor Wavelets and Circular Gabor Filter for Finger-Vein Extraction", In *Proceedings of the 5th International Conference on Emerging Intelligent Computing Technology and Applications*, Ulsan, Korea, 16–19 September 2009, Springer-Verlag: Berlin, Germany, Vol. LNCS 5754, pp. 346–354.
- [34] Mulyono, D. & Horng, S. J. (2008) "A Study of Finger Vein Biometric for Personal Identification", *Proceedings of International Symposium on Biometrics and Security Technologies* , ISBN 978-1-4244-2427-6, Islamabad, Pakistan, April 23-24, pp. 1-8.
- [35] Pang, S., Yin, Y., Yang, G. & Li, Y. (2012) "Rotation Invariant Finger Vein Recognition", *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 7701, pp 151-156.
- [36] Nadort, A. M. (2007) "The hand vein pattern used as a biometric feature," Master's thesis, Free University, Amsterdam.

- [37] Yang, G. P., Xi, X. M. & Yin, Y. L. (2012) "Finger vein recognition based on a personalized best bit map", *Sensors*, vol. 12, pp. 1738–1757.
- [38] Liu, Z., Yin, Y. L., Wang, H. J., Song, S. L. & Li, Q. L. (2010) "Finger vein recognition with manifold learning", *J. Netw. Comput. Appl.*, vol. 33, pp. 275–282.
- [39] Mahri, N., Sundi, S. A., & Rosdi, B. A. (2010) "Finger vein recognition algorithm using phase only correlation", *IEEE 978-1-4244-7065*, pp. 5-10.
- [40] Yu, C. B., Qin, H. F., Zhang, L. & Cui, Y. Z. (2009) "Finger-vein image recognition combining modified hausdorff distance with minutiae feature matching", *J. Biomed. Sci. Eng.*, vol. 1, no. 4, pp 280-289.
- [41] Jang, Y. K., Kang, B. J. & Park, K. R. (2008) "A Study on Touchless Finger Vein Recognition Robust to the Alignment and Rotation of Finger", *Journal of Korea Information Processing Society*, vol. 15-B, no. 4, pp. 275–284.
- [42] Yang, J. & Shi, Y. (2012) "Finger-vein roi localization and vein ridge enhancement", *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, no. 12, pp. 1569–1579.
- [43] Yang, J. & Li, X. (2010) "Efficient finger vein localization and recognition", in *Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR '10)*, Istanbul, Turkey, pp. 1148-1151.
- [44] Lu, Y., Yoon, S. & Park, D.S. (2013) "Finger Vein Recognition based on Matching Score-Level Fusion of Gabor Features", <http://dx.doi.org/10.7840/kics.2013.38A.2.174>, 13-02, vol. 38A, no. 02, pp. 174-182.
- [45] Khalil-Hani, M. (2010) "FPGA-Based embedded system implementation of finger vein biometrics", In: *Industrial Electronics Applications (ISIEA), 2010 IEEE Symposium on Industrial Electronics Applications*, doi:10.1109/ISIEA.2010.5679376, pp. 700–705.
- [46] Miura, N., Nagasaka, A. & Miyatake, T. (2004) "Feature extraction of finger-vein patterns based on repeated line tracking and its application to personal identification", *Mach. Vis. Appl.*, vol. 15, pp. 194–203.
- [47] Wang, K. J., Liu, J. Y., Popoola, O. P & Feng, W. X. (2010) "Finger vein identification based on 2-D gabor filter", In *Proceedings of the 2nd International Conference on Industrial Mechatronics and Automation*, Wuhan, China, pp. 10–13.
- [48] Daugman, J. (1988) "Complete Discrete 2D Gabor Transforms by Neural Networks for Image Analysis and Compression [J]", *IEEE Transactions on Acoustic, Speech and Signal Processing*, vol. 7, no. 36, pp. 1169-1179.
- [49] Miura, N. et al. (2007) "Extraction of Finger-Vein Patterns Using Maximum Curvature Points in Image Profiles", *IEICE Trans. Inf.&Syst.*, vol. E90-D, no. 8, pp. 1185–1194.
- [50] Hoshyar, A. N., Sulaiman, R., Houshyar, A.N. (2011) "Smart access control with finger vein authentication and neural network", *J. Am. Sci.*, vol. 7, pp. 192–200.
- [51] Song, W., Kim, T., Kim, H. C., Choi, J. H. Kong, H. J. & Lee, S. R. (2011) "A finger-vein verification system using mean curvature" , *Pattern Recognition Letters*, vol. 32, no. 11, pp. 1541–1547.
- [52] Im, S. K., Choi, H. S. & Kim, S. W. (2003) "A direction-based vascular pattern extraction algorithm for hand vascular pattern verification", *ETRI journal*, vol. 5, no. 2, pp. 101-108.
- [53] Hong, J., Shuxu, G., Xueyan, L. & Xiaohua, Q. (2009) "Vein Pattern Extraction Based on the Position-Gray-Profile Curve", *Image and Signal Processing, 2009. CISP '09. 2nd International Congress on*, pp. 1-4.
- [54] Kumar, A., Hanmandlu, M., Madasu, V. & Lovell, B., "Biometric Authentication Based on Infrared Thermal Hand Vein Patterns", *Digital Image Computing: Techniques and Applications*, pp. 331-338.

- [55] Zamir, M. (2009) "On fractal properties of arterial trees", *Journal of Theoretical Biology*, vol. 197, no. 4, (1999), pp. 517-526.
- [56] Nadort, A.-M. (2007) "The hand vein pattern used as a biometric feature", Master's thesis, Free University, Amsterdam.
- [57] West, G. B., Brown, J. H. & Enquis, B. J. (1997) "A general model for the origin of allometric scaling laws in biology", *Science*, no. 276, pp. 122-126.
- [58] Lam, L., Lee, S. & Suen, C. (1992) "Thinning methodologies - a comprehensive survey", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, no. 9, pp. 869-879.
- [59] Zhang, T. Y. & Suen, C. Y. (1984) "A fast parallel algorithm for thinning digital patterns", *Communications of ACM*, vol. 27, pp. 236-239.
- [60] Jadhav, D. V. & Holambe, R. S. (2008) "Radon and discrete cosine transforms based feature extraction and dimensionality reduction approach for face recognition", *Signal Process*, vol. 88, pp. 2604-2609.
- [61] Jadhav, D. V. & Holambe, R. S. (2007) "Feature extraction using Radon and wavelet transforms with application to face recognition", *Neurocomputing*, vol. 72, pp. 1951-1959.
- [62] Ushapriya A., & Subramani M. (2011) "Highly Secure and Reliable User Identification Based on Finger Vein Patterns", *Global Journal of Research in Engineering*, vol.11, no. 3, pp. 15-20.
- [63] Zhang, L. et al. (2007) "Face Detection Based on Multi-Block LBP Representation", *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4642, pp 11-18.
- [64] Rodriguez, Y. et al. (2006) "Face Authentication Using Adapted Local Binary Pattern Histograms", *ECCV 2006, LNCS, Springer*, vol. 3954, pp. 321-332.
- [65] Sun, Z. et al. (2006) "Graph Matching Iris Image Blocks with Local Binary Pattern.", *ICB2006*, vol. 3832, pp. 366-372.
- [66] Ojala, T. et al. (1996) "A Comparative Study of Texture Measures With Classification Based on Feature Distributions", *Pattern Recognition* 29, pp. 51-59.
- [67] Kang, B.J., Park, K. R. (2009) "Multimodal biometric authentication based on the fusion of finger vein and finger geometry", *Opt. Eng.*, vol. 48, no. 9, 090501 (September 02, 2009); <http://dx.doi.org/10.1117/1.3212651>
- [68] Lee, E.C., Jung, H. & Kim, D. (2011) "New finger biometric method using near infrared imaging", *Sensors*, vol. 11, no. 3, pp. 2319-2333.
- [69] Zhang, B., Zhang, L., Zhang, D. & Shen, L. (2010) "Directional binary code with application to PolyU near-infrared face database", *Pattern Recognit. Lett*, vol. 31, pp. 2337-2344.
- [70] Petpon, A., Srisuk, S. (2009) "Face Recognition with Local Line Binary Pattern", In *Proceedings of the Fifth International Conference on Image and Graphics*, Xi'an, China, pp. 533-539.
- [71] Rosdi, B.A., Shing, C.W. & Suandi, S.A. (2011) "Finger vein recognition using local line binary pattern", *Sensors*, vol. 11, pp. 11357-11371.
- [72] Lee, E. C., Lee, H. C. & Park, K. R. (2009) "Finger vein recognition using minutia-based alignment and local binary pattern-based feature extraction", *Int. J. Imag. Syst. Tech*, vol. 19, no. 3, pp. 179-186.
- [73]. Wu, J. D. & Liu, C. T. (2011) "Finger-vein pattern identification using principal component analysis and the neural network technique", *Expert Syst, Appl*. vol. 38, pp. 5423-5427.
- [74] Wu, J. D. & Liu, C. T. (2011) "Finger-vein pattern identification using SVM and neural network technique", *Expert Systems with Applications*, vol. 38, no. 11, pp. 14284-14289.

- [75] Xueyan, L. & Shuxu, G. (2008) "The fourth biometric - vein recognition", Pattern Recognition Techniques, Technology and Applications, 626.
- [76] Luo, H., Yu, F. X., Pand, J. S., Chu, S. C. & Tsai, P.W. (2010) "A Survey of Vein Recognition Techniques", Information Technology Journal, vol. 9, no. 6, ISSN 1842-5638, pp. 1142-1149.
- [77] Huttenlocher, D. P., Klanderman, G. A. , & Ruck-lidge, W. J. (1993) "Comparing images using the Hausdorff distance", IEEE Trans, Pattern Anal. Mach. Intell, vol. 15, no. 9, pp. 850-863.
- [78] Wanga, L.Y., Leedhamb, G. & Choa, D. S. Y. (2008) "Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometrics", Pattern Recognition, vol. 41, no. 3, pp. 920–929.
- [79] Jesorsky, O., Kirchberg, K. J. & Frischholz, R. W. (2001) "Robust face detection using Hausdorff Distance", Proceedings of the Third International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication, Lecture Notes In Computer Science, Springer-Verlag , Halmstad, Sweden ,vol. 2091, pp. 90-95.
- [80] Dubuisson, M. P. & Jain, A. K. (1994) "A modified Hausdorff distance for object matching", Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition, vol 1, pp. 566-568.
- [81] Kumar, A., & Venkata P. K. (2009) "Personal Authentication using Hand Vein Triangulation and Knuckle Shape", IEEE Transactions on Image Processing, September, vol. 18, no.9, pp. 2127-2136.
- [82] Yang, L., Yang, G. & Yin, Y. (2013) "Finger vein image quality evaluation using support vector machines", Optical Engineering, vol. 52, no. 2, pp. 027003-1-027003-9.
- [83] Wang, L. & Leedham, C. G. (2005) "A Thermal Hand Vein Pattern Verification System", Lecture Notes in Computer Science, vol. 3687, pp 58-65.
- [84] Shahin, M. Badawi, A. & Kamel, M. (2007) "Biometric Authentication using Fast Correlation of Near Infrared Hand Vein Patterns", International Journal of Biomedical Sciences, vol. 2, no. 3, pp. 141-148.
- [85] Romen Singh, T., Roy,S., Imocha Singh, O., Sinam, T. & Manglem S., Kh. (2011) "A New Local Adaptive Thresholding Technique in Binarization", IJCSI International Journal of Computer Science Issues, vol. 8(6-2), pp. 271-276.
- [86] Sathish, G., Saravanan, S. V., Narmadha, S. & Maheswari, S. U. (2012) "Personal authentication system using hand vein biometric", Int J Comput Technol Appl 2012, vol. 3, no. 1, pp. 383-391.
- [87] Chang, C. I., Chen, K., Wang, J. & Althouse, M. L. G. (1994) "A relative entropy-based approach to image thresholding", Pattern Recognit, vol. 27, no. 9, pp. 1275-1289.
- [88] Shafait, F., Keyser, D. & Breuel, T. (2008) "Efficient implementation of local adaptive thresholding techniques using integral images", Proc. SPIE. [Online]. Available: http://www.dfki.uni-kl.de/_shafait/papers/Shafait-efficient-binarization-SPIE08.pdf.
- [89] Chanwimaluang T., & Fan G. (2003) "An efficient blood vessel detection algorithm for retinal images using local entropy thresholding", Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Bangkok, Thailand, vol. 5, pp. 21-24.
- [90] Gavlasov´a, A. & Proch´azka, A. (2005) "Simulink Modelling of Radon and Wavelet Transforms for Image Feature Extraction", In International Conference Technical Computing Prague, [91] "Radon Transform", http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL_COPIES/AV0405/HAYDEN/Slice_Reconstruction.html, last visited on 01/09/2014.
- [92] Asad, A., Gilani, S. A. M. & Shafique, U. (2007) "Affine Invariant Feature Extraction Using a Combination of Radon and Wavelet Transforms", T. Sobh (ed.), Innovations and Advanced Techniques in Computer and Information Sciences and Engineering, pp. 93–97.

[93] Jia, X., Cui, J. J., Xue, D. Ym & Pan, F. (2012) "An Adaptive Dorsal Hand Vein Recognition Algorithm Based on Optimized HMM", *Journal of Computational Information Systems*, pp. 313 – 322.

[94] Venturas, S. & Flaounas, I. (2005) "Study of radon transformation and application of its inverse to NMR", Athenas. Available from cgi.di.uoa.gr/~erga/mobio/05/proj2/Flaounas_Venturas_Final.doc. [cited 19 October 2007], [95] Duda, R. O., & Hart, P. E., "Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures", *Comm. ACM*, vol. 15, no. 1, (1972), pp. 11–15.

[۹۶] پوررضا، ر. ، پوررضا، ح.ر. ، بنائی، ت. ، دانشور، ر. پاییز (۸۹) " آشکارسازی عروق شبکیه چشم با استفاده از تبدیل رادون محلی "، *مجله فیزیک پزشکی ایران*، دوره ۷، شماره ۳، پیاپی (۲۸).

[97] Huang, B. N., Dai, Y. G. & Li, R. F. (2010) " Finger-vein authentication based on wide line detector and pattern normalization", In *Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition*, Istanbul, Turkey, pp. 1269–1272.

[98] Muller-Gerking, J., Pfurtscheller, G. & Flyvbjerg, H. (1999) "Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task", *Clin. Neurophysiol*, vol. 110, no. 5, pp. 787–798.

[99] Niedermeyer, E. & Silva, F. H. L. D. (2005) "Electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields", *Lippincott Williams & Wilkins*.

[97] "Genetic Algorithm," <http://en.wikipedia.org/wiki/Eeg>, last visited on 15/01/2012.

[101] Aziz, W. N. A. et al. (2013) "Finger Vein Minutiae Points Extraction based on Maximum Curvature Points in Image Profile and Finger Print Application Methods", *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, vol. 7, no. 8 , pp. 751-756.

[102] Lu, Y. et al. (2013) "Robust Finger Vein ROI Localization Based on Flexible Segmentation", *Sensors*, Vol. 13,[doi:10.3390/s131114339], pp. 14339-14366.

[103] Hashimoto, J. (2006) "Finger Vein Authentication Technology and its Future", *VLSI Circuits*, 2006. *Digest of Technical Papers. 2006 Symposium on*, pp. 5-8.

[104] *Finger Vein Authentication: White Paper* , Hitachi, Ltd, (2006).

[105] Vehils, D. & Miguel, J. (2011) "Final Thesis Design and Implementation of a Finger Vein Identification System", *Institute of Technology*, Cambridge, MA.

Abstract

One of the most fitting biometric for identifying individuals is finger veins that have unique patterns of finger veins to recognize persons at a high level of accuracy. In this applicable thesis, we study the human recognition via finger vein images. First we extract veins from finger vein images by using entropy based thresholding. The method extracts veins as well, but the images are very noisy. That means in addition to the veins that appeared as dark lines, they have some short and long lines. Then we applied radon transformation to segmented images. The Radon transform is not sensitive to the noise in the images due to its integral nature, so in comparison with other methods is more resistant to noise. This transform does not require the extraction of vein lines accurately, that can help to increase accuracy and speed. In proposed method PCA and CSP have been used for extracting dominant features from finger vein images. That means common spatial patterns (CSP) and principal component analysis (PCA) is applied to the blocks of radon transformation. To improve the classification accuracy, redundant features are eliminated by using genetic algorithms. Finally we used MLP and 1-NN classifier for data classification. We applied proposed method on the Peking University finger vein data set. We consider 75% of data for training and 25% for testing system. Experimental results show that the proposed method has good performance in recognizing individuals and obtained the recognition rate of 100% without any error.

Keyword Keys

Identification, Biometric, Finger Vein Recognition, Local Entropy Thresholding, Radon Transform, Principle Component Analysis (PCA), common Spatial Pattern (CSP), Genetic Algorithm(GA), Multi Layer Perrceptron (MLP) Neural Network, 1-Nearest Neighbour (1-NN) Classifier



Shahrood University of Technology
Faculty of Computer Engineering & IT

Human Identification via Finger Vein Images

Akram Gholami

Supervisor: Prof. Hamid Hassanpour

Advisor: Dr. Ali Akbar Pouyan

February 2014

