

بِهِ نَامِ اِبْرَاهِيمَ



دانشکده فنی و مهندسی

## سمینار کارشناسی ارشد

رشته : برق گرایش : الکترونیک

عنوان سمینار :

## بررسی روش های پردازش تصویر کف دست جهت تایید / تعیین هویت

استاد راهنما :

دکتر حامد ساجدی

نگارش :

پوریا خداقلیپور

تابستان ۸۸

## چکیده

در دنیای امروزی سیستم‌های بیومتریک تقریباً در همه جا، در زمینه امنیت و شناسایی افراد استفاده می‌شوند. اثر کف دست یکی از قابل اعتمادترین مشخصه‌های فیزیولوژیکی می‌باشد که می‌توان از آن برای تمیز دادن افراد استفاده کرد. در تصویر اثر کف دست ویژگی‌های منحصر به فردی همانند خطوط اصلی، خطوط فرعی، چین و چروکها و ... وجود دارد که می‌توان از آنها برای شناسایی اشخاص بهره برد. در این پژوهش بر آن هستیم که متدهای متفاوت در ثبت اثر کف دست، پیش‌پردازش، استخراج و تطبیق ویژگی‌های کف دست را برای تعیین و تأیید هویت بررسی کنیم و در آخر هم مقایسه‌ای بین نتایج روش‌های بررسی شده را ارائه می‌دهیم تا که دیدگاه بهتری برای بکارگیری این دانش در سیستم‌های شناسایی اثر کف دست حاصل شود.

کلمات کلیدی:

(Biometric)	بیومتریک
(Palmpprint)	اثر کف دست
(Verification)	تأیید هویت
(Identification)	تعیین هویت
(Palmpprint Scanner)	اسکنر اثر کف دست
(Preprocessing)	پیش‌پردازش
(Feature Extraction)	استخراج ویژگی
(Matcher)	تطبیق دهنده

## فهرست مطالب

۱	فصل اول: بیومتریک.....
۱	۱ مقدمه.....۱-۱
۱	۲ تاریخچه .....۲-۱
۲	۳ تعاریف.....۳-۱
۲	۱-۳-۱ بیومتریک.....
۳	۲-۳-۱ فن آوری های بیومتریک.....
۳	۳-۳-۱ سامانه بیومتریک.....
۳	۴-۳-۱ سیستم های تأیید هویت.....
۴	۵-۳-۱ سیستم های تعیین هویت.....
۵	۴-۱ دسته بندی بیومتریک ها.....
۵	۱-۴-۱ خصوصیات فیزیکی.....
۵	۱-۱-۴-۱ اثر انگشت.....
۵	۲-۱-۴-۱ چهره نگاری.....
۶	۳-۱-۴-۱ عناییه نگاری.....
۶	۴-۱-۴-۱ هندسه دست.....
۶	۵-۱-۴-۱ شبکیه نگاری.....
۶	۶-۱-۴-۱ رگ های دست.....
۶	۷-۱-۴-۱ شکل گوش.....
۶	۸-۱-۴-۱ تشخیص لب خند.....
۷	۲-۴-۱ خصوصیات رفتاری.....
۷	۱-۲-۴-۱ صوت نگاری.....
۷	۲-۲-۴-۱ امضاء نگاری.....
۷	۳-۲-۴-۱ تایپ نگاری.....
۷	۴-۲-۴-۱ چگونگی راه رفتن.....
۷	۳-۴-۱ خصوصیات شیمیایی.....
۸	۱-۳-۴-۱ DNA.....
۸	۲-۳-۴-۱ بُوی بدن.....
۹	۱-۵-۱ مزایا و معایب فناوری بیومتریک.....۱

۹	۱-۱-۵-۱ افزایش ایمنی
۹	۲-۱-۵-۱ افزایش راحتی
۹	۳-۱-۵-۱ جلوگیری از تقلب
۹	۴-۱-۵-۱ تشخیص مظنونین
۱۰	۲-۵-۱ معایب
۱۰	۱-۶-۱ پارامترهای ارزیابی سامانه‌های بیومتریکی
۱۰	۱-۶-۱ FAR: نرخ خطای تطبیق
۱۱	۲-۶-۱ FRR: نرخ خطای عدم تطبیق
۱۱	۳-۶-۱ EER: نرخ برابری خطای
۱۲	۴-۶-۱ FTE: ناتوانی در ثبت
۱۲	۵-۶-۱ ATV: توانایی تشخیص
۱۲	۶-۶-۱ ROC منحنی
۱۴	<b>فصل دوم: اثر کف دست</b>
۱۴	۱-۲ کف دست
۱۶	۲-۲ سیستم‌های تشخیص هویت با استفاده از اثر کف دست
۱۹	<b>فصل سوم: اسکنرهای اثر کف دست و الگوریتم‌های پیش‌پردازش</b>
۱۹	۳-۱ اسکنرهای اثر کف دست
۲۱	۳-۲ پیش‌پردازش
۲۱	۳-۲-۱ پیدا کردن نقاط کلیدی بر اساس مماس
۲۳	۳-۲-۲ پیدا کردن نقاط کلیدی بر اساس نیمساز
۲۳	۳-۲-۳ پیدا کردن نقاط کلیدی بر اساس انگشتان
۲۳	۳-۲-۲-۱ بر اساس انگشت وسط
۲۵	۳-۲-۲-۲ بر اساس چند انگشت
۲۵	۳-۲-۲-۳ بر اساس جهت‌گیری بیضی و عملگرهای مورفولوژی
۲۶	۳-۳ پایگاه داده
۲۷	<b>فصل چهارم: تأیید هویت</b>
۲۷	۴-۱ روش‌های مبتنی بر خطوط
۲۹	۴-۱-۱ استخراج ویژگی بر اساس تبدیل کراندار بهبود داده شده رادن
۲۹	۴-۱-۱-۱ تبدیل رادن و تبدیل رادن کراندار

۳۰ .....	۲-۱-۱-۴ استخراج خطوط اصلی با استفاده از تبدیل کراندار رادن
۳۴ .....	۲-۱-۴ تطبیق اثر کف دست
۳۶ .....	۲-۴ مبتنی بر زیر فضا
۳۷ .....	۱-۲-۴ الگوریتم ICA سریع و شبکه عصبی Radial Basis Probabilistic
۳۷ .....	۱-۱-۲-۴ الگوریتم FastICA
۳۸ .....	۲-۱-۲-۴ دو ساختار برای اجرای FastICA
۴۱ .....	۳-۱-۲-۴ مدل RBPNN و الگوریتم آموزش
۴۳ .....	۳-۴ روش‌های مبتنی بر آمار
۴۴ .....	۱-۳-۴ بر اساس ممان زرنیک تغییرناپذیر با جابه‌جایی و شبکه عصبی پیمانه‌ای
۴۴ .....	۱-۱-۳-۴ ممان زرنیک (ZMs)
۴۶ .....	۲-۱-۳-۴ ممان زرنیک تغییرناپذیر با انتقال (TIZMs)
۴۷ .....	۲-۱-۳-۴ شبکه عصبی پیمانه‌ای (MNN) و الگوریتم آموزش
۴۸ .....	۴-۴ روش‌های دیگر
۴۸ .....	۱-۴-۴ شاخص تشابه ساختاری موجک مختلط
۴۹ .....	۲-۴-۴ شاخص محلی CW-SSIM بهبود داده شده
۵۲ .....	فصل پنجم: تعیین هویت در پایگاه داده‌های وسیع
۵۲ .....	۱-۵ روش‌های سلسله مراتبی
۵۴ .....	۱-۱-۵ استخراج ویژگی‌های چندگانه
۵۴ .....	۱-۱-۱-۵ مرحله اول: ویژگی هندسه سراسری (فاصله نقاط کلیدی)
۵۴ .....	۱-۱-۱-۵ مرحله دوم: ویژگی بافت سراسری (انرژی بافت بر اساس ماسک تنظیم شده)
۵۴ .....	۱-۱-۱-۵ مرحله سوم: خطوط مطلوب فازی
۵۶ .....	۱-۱-۱-۵ مرحله چهارم: انرژی بافت جهتدار محلی
۵۶ .....	۱-۱-۵ معیار چندگانه تشابه
۵۶ .....	۱-۲-۱-۵ کمترین فاصله برای تطبیق ویژگی‌های سراسری
۵۷ .....	۱-۲-۱-۵ کمترین فاصله برای تطبیق ویژگی‌های محلی
۵۷ .....	۳-۱-۵ تطبیق سلسله مراتبی اثر کف دست
۵۸ .....	۱-۳-۱-۵ طبقه‌بندی الگوی اثر کف دست متشابه در مرحله Coarse
۵۸ .....	۱-۳-۱-۵ تطبیق تصویر چند مرحله‌ای مرحله Fine
۵۸ .....	۲-۱-۵ روش‌های طبقه‌بندی
۵۹ .....	۱-۲-۵ نمای کلی از سیستم
۶۱ .....	۲-۲-۵ الگوریتم طبقه‌بندی مرحله دوم ارائه شده

۶۱	۱-۲-۲-۵ تعاریف و نمادها بر روی خطوط کلیدی و نقاط کلیدی
۶۱	۲-۲-۲-۵ ساختار محدوده‌ها
۶۳	۳-۲-۵ نتایج
۶۴	۳-۵ روش‌های کدینگ
۶۴	۱-۳-۵ کدینگ کف دست
۶۴	۱-۱-۳-۵ استخراج ویژگی و کدینگ
۶۶	۲-۱-۳-۵ تطبیق اثر کف دست
۶۷	۲-۳-۵ کدینگ ترکیبی
۶۷	۱-۲-۳-۵ پیاده‌سازی کدینگ ترکیبی
۶۷	۱-۱-۲-۳-۵ فیلتر کردن
۶۸	۲-۱-۲-۳-۵ طراحی قانون ترکیب و کدینگ ویژگی‌ها
۷۰	۲-۲-۳-۵ مقایسه کدینگ ترکیبی
۷۲	۳-۳-۵ کدینگ رقابتی
۷۲	۱-۳-۳-۵ استخراج ویژگی با استفاده از MFRAT
۷۵	۲-۳-۳-۵ تطبیق اثر کف دست با استفاده از مقایسه پیکسل با ناحیه
۷۶	۳-۳-۳-۵ وسیع کردن مجموعه آموزش
۷۸	فصل ششم: نتایج
۸۰	مراجع

## فهرست شکل‌ها

۱	.....	شکل ۱-۱ اولین سیستم تشخیص هویت بیومتریکی
۲	.....	شکل ۲-۱ سیستم تأیید هویت
۴	.....	شکل ۳-۱ سیستم تعیین هویت
۴	.....	شکل ۴-۱ دسته‌بندی بیومتریک‌ها
۸	.....	شکل ۵-۱ نمودار FAR
۱۰	.....	شکل ۶-۱ نمودار FRR
۱۱	.....	شکل ۷-۱ تعیین EER
۱۱	.....	شکل ۸-۱ نمودار ROC
۱۳	.....	شکل ۹-۱ نامگذاری خطوط و نواحی کف دست توسط دانشمندان (A) و پیشگویان (B)
۱۵	.....	شکل ۹-۲ (A) تصویری با رزولوشن بالا (B) تصویری با رزولوشن پایین و ویژگی‌های قابل استخراج آن‌ها
۱۶	.....	شکل ۱۰-۲ جنبه‌های متفاوت طراحی یک سیستم بیومتریک
۱۷	.....	شکل ۱۱-۲ ساختار یک سیستم تشخیص اثر کف دست
۱۸	.....	شکل ۱۲-۳ نمایش اجزای اصلی یک اسکنر اثر کف دست بر اساس CCD
۲۰	.....	شکل ۱۳-۳ تصویر اثر کف دست با استفاده از (A) اسکنر اثر کف دست بر اساس CCD (B) اسکنر دیجیتالی
۲۱	.....	شکل ۱۴-۳ گام‌های اساسی در پیش‌پردازش
۲۲	.....	شکل ۱۵-۳ (A) فرم خمیدگی شکل دست (B) فرم تبدیل شده زیرباند فرکانس بالا
۲۴	.....	شکل ۱۶-۳ تشكیل ROI
۲۴	.....	شکل ۱۷-۳ مراحل پروسه پیش‌پردازش با استفاده از جهت‌گیری بیضی و عملگرهای مورفولوژی
۲۶	.....	شکل ۱۸-۴ LHD (A) فاصله‌های موازی و عمودی (B) فاصله زاویه‌ای
۲۸	.....	شکل ۱۹-۴ MFRAT ۲-۴ و ۷×۷ ۱۴×۱۴
۳۲	.....	شکل ۲۰-۴ تصاویر نمایان شده در مرحله استخراج ویژگی
۳۴	.....	شکل ۲۱-۴ مقایسه پیکسل با مقایسه پیکسل با ناحیه
۳۵	.....	شکل ۲۲-۴ ساختار روش‌های مبتنی بر زیرفضا
۳۶	.....	شکل ۲۳-۴ نمایش تصاویر پایه مستقل
۳۸	.....	شکل ۲۴-۴ نمایش حاصل‌ضرب
۳۹	.....	شکل ۲۵-۴ اولین ۲۵ محور PC از تصویر اثر کف دست
۴۰	.....	شکل ۲۶-۴ اولین ۲۵ تصاویر پایه (سطرهای $W_I V_k^T$ ) که به وسیله ساختار اول FASTICA بدست آمدند
۴۱	.....	شکل ۲۷-۴ اولین ۲۵ تصاویر پایه (ستونهای $V_k W_I^{-1}$ ) که به وسیله ساختار دوم FASTICA بدست آمدند
۴۲	.....	شکل ۲۸-۴ ساختار شبکه عصبی RADIAL BASIS PROBABILISTIC
۴۷	.....	شکل ۲۹-۴ ساختار شبکه عصبی پیمانه‌ای



## فهرست جدول‌ها

۳۷	جدول ۱-۴ خلاصه‌ای از چند روش مبتنی بر زیرفضا
۴۴	جدول ۲-۴ خلاصه‌ای از چند روش آماری
۶۲	جدول ۱-۵ تعاریف محدوده هر یک از زیر دسته‌ها
۷۸	جدول ۱-۶ مقایسه چند روش تأیید هویت
۷۸	جدول ۲-۶ مقایسه چند روش تعیین هویت

## ۱. بیومتریک

### ۱-۱ مقدمه

- سیستم‌های تأیید یا تعیین هویت به طور کلی به سه دسته تقسیم می‌گردند:
- سیستم‌هایی که بر اساس متعلقات<sup>۱</sup> شخص بنا شده است؛ مثل کلید، کارت مغناطیسی، کارت هوشمند یا کارت نوری.
  - سیستم‌هایی که بر اساس دانش و شناخت<sup>۲</sup> شخص بنا شده است؛ مثل کلمه کاربری یا شماره شناسایی شخص.
  - سیستم‌هایی که بر اساس ویژگی‌ها و خصوصیات فردی<sup>۳</sup> شخص بنا گذاشته شده است؛ مثل اثر انگشت.

در ادامه به بررسی بیشتر دیدگاه سوم می‌پردازیم. در این فصل ابتدا گذری بر تاریخچه دانش بیومتریک خواهیم داشت. سپس به بیان مفاهیم و تعاریف پایه چون بیومتریک، فناوری بیومتریک، سامانه‌های بیومتریک، تأیید هویت، تعیین هویت و ... می‌پردازیم. در ادامه نگاهی بر دسته‌بندی بیومتریک‌ها و انواع بیومتریک‌ها و همچنین مزایا و معایب آن خواهیم داشت و در آخر هم پارامترهای ارزیابی سامانه‌های بیومتریکی را بیان می‌کنیم.

### ۱-۲ تاریخچه

بشر از عهد قدیم تاکنون از خطوط انگشت برای شناسایی اشخاص استفاده کرده و می‌کند. چنانکه یک قرارداد بازگانی در چین پیدا شده است که متعلق به ۱۲۰۰ سال پیش است و پای آن قرارداد را طرفین معامله هم انگشت زده و هم امضا نموده‌اند. هنوز هم در خاور دور در پشت کتاب‌ها در محل نوشتن اسم، اثر انگشت مالک کتاب دیده می‌شود. اولین بار در سال ۱۸۷۰ میلادی استفاده از اندازه‌گیری قسمت‌های مختلف استخوان‌بندی بدن زندانیان توسط فردی فرانسوی به نام برتیلون<sup>۴</sup> معرفی شد که این سیستم تا سال ۱۹۲۰ در ایلات متحده آمریکا مورد استفاده قرار می‌گرفت. در سال ۱۸۸۰ میلادی استفاده از اثر انگشت و صورت پیشنهاد شد. در برگ شناسایی که پس از جنگ جهانی دوم در آلمان برای اشخاص صادر می‌گردید، اثر انگشت صاحب برگ هم ضبط می‌شد. کم کم با پیشرفت علم پردازش سیگنال در دهه

<sup>1</sup> Possessions

<sup>2</sup> Knowledge

<sup>3</sup> Characteristics

<sup>4</sup> Alphonse Bertillon

1960 این موارد به صورت خودکار تبدیل شدند و علاوه بر موارد قبلی از صدا و امضاء نیز استفاده شد. مویرگ‌های شبکیه مورد بعدی بود که در دهه 1980 عملی شد. با وجود اینکه استفاده از عنبیه در سال 1936 پیشنهاد شده بود، استفاده از ظاهر عنبیه در 1993 عملی شد.



شکل ۱-۱ اولین سیستم تشخیص هویت بیومتریکی

### ۳-۱ تعاریف

#### ۱-۳-۱ بیومتریک

واژه بیومتریک<sup>۵</sup> به طیف وسیعی از فناوری‌هایی اطلاق می‌شود که هویت افراد را به کمک اندازه‌گیری و تحلیل خصوصیات انسانی شناسایی می‌کنند. در یک تعریف عمومی بیومتریک را علم و فناوری اندازه‌گیری و تحلیل آماری داده‌های فیزیولوژیکی معرفی کرده‌اند. اما تعریف دقیق‌تر و فنی آن که امروزه رایج شده به شرح زیر است: هر خصوصیت فیزیولوژیکی یا ویژگی رفتاری منحصر بفرد و متمایز کننده<sup>۶</sup>، مقاوم<sup>۷</sup> و قابل سنجش<sup>۸</sup> که بتواند جهت تعیین یا تأیید خودکار هویت افراد به کار رود بیومتریک نام دارد.

در این تعریف ویژگی‌هایی ذکر شده است که جهت شفافیت بیشتر توضیحی اجمالی ارائه می‌شود.

- **متمايزکنندگی:** قدرت تفکیک یک شخص در میان مجموعه‌ای از افراد با استفاده از یک مشخصه می‌باشد. هرچه درجه تمایز یک مشخصه بالاتر باشد، افراد بیشتری با آن مشخصه شناسایی می‌شوند و بالعکس درجه

<sup>5</sup> Biometric

<sup>6</sup> Distinctive

<sup>7</sup> Robust

<sup>8</sup> Measurable

تمایز کمتر به معنی تکرار آن خصیصه در تعداد بیشتری از افراد می‌باشد. عنبیه و شبکیه دارای درجه تمایز بالاتری نسبت به هندسه دست یا انگشت می‌باشند.

- مقاوم بودن: مربوط به پایداری ویژگی یا خصوصیت مورد نظر در طول زمان است. تغییر در این ویژگی می‌تواند به علت کهولت، جراحت، بیماری، استفاده مداوم حین کار یا تغییرات شیمیایی باشد. مشخصات بیومتریک‌های کاملاً مقاوم در گذر زمان تغییر نمی‌کنند؛ در حالی که بیومتریک‌های کمتر مقاوم دچار تغییر می‌شوند. برای مثال الگوی عنبیه که در طول زندگی یک شخص به ندرت تغییر می‌کند مقاوم‌تر از صدای شخص می‌باشد.
- قابل سنجش بودن: یعنی خصوصیات یا ویژگی‌ها به راحتی قابل ارائه به یک حسگر باشند تا بتوان آنرا در قالب دیجیتالی اندازه‌گیری نمود. این قابلیت، امکان مقایسه داده‌ها را در یک فرآیند خودکار میسر می‌سازد.
- خودکار بودن: قابلیت تشخیص سریع و بدون نیاز به دخالت تشخیص انسانی (برای مثال قدرت تشخیص بصری چهره یا اثر انگشت) می‌باشد.

لازم به ذکر است که این لغت در اوایل قرن بیستم به حوزه متفاوتی از علم (که امروزه به طور عمومی نامیده می‌شود) تعلق داشت، که توسعه روش‌های آماری و ریاضیاتی قابل استفاده در تحلیل داده‌های مربوط به مسائل علوم بیولوژیک را در بر می‌گرفت.

### ۱-۳-۲ فن‌آوری‌های بیومتریک

به فنون شناسایی براساس اندازه‌گیری و تحلیل خصوصیات فیزیولوژیکی یا رفتاری اطلاق می‌شود.

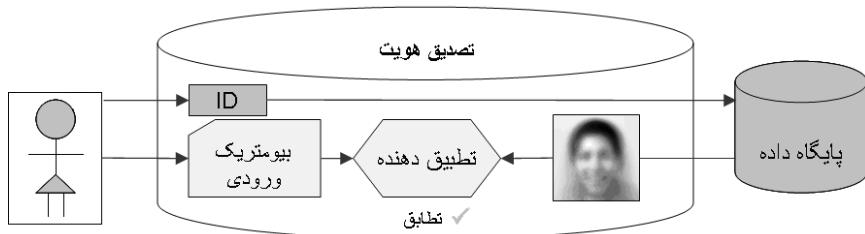
### ۱-۳-۳ سامانه بیومتریک

یک سامانه بیومتریک اساساً یک سامانه تشخیص الگوست که هویت اشخاص را با استفاده از اطلاعات بیومتریک آنها، تعیین (تشخیص) یا تأیید می‌نماید.

### ۱-۳-۴ سیستم‌های تأیید هویت<sup>۹</sup>

در تأیید هویت، در ابتدا فرد از طریق ذکر نام یا وارد نمودن رمز عبور و یا ارائه مدرک شناسایی و یا از هر طریق متدابول و مرسوم غیر بیومتریک دیگر وجود هویت خاصی را ادعا می‌نماید. سپس سامانه به مقایسه داده‌های بیومتریک مدعی با داده‌های ثبت شده در مرجع طبق مشخصات ارائه شده توسط فرد می‌پردازد و ادعای وی مورد بررسی قرار می‌گیرد و نتیجه به نحو مقتضی اعلام می‌گردد. تأیید هویت در واقع پاسخ به این سؤال است که "آیا او همان فردی است که ادعا می‌نماید؟" در اینجا مشخصات بیومتریک فرد فقط با اطلاعات ثبت شده متناظر با هویت مورد ادعا مقایسه می‌شود؛ لذا تأیید هویت، مقایسه یک به یک نیز نامیده می‌شود.

<sup>9</sup> Verification

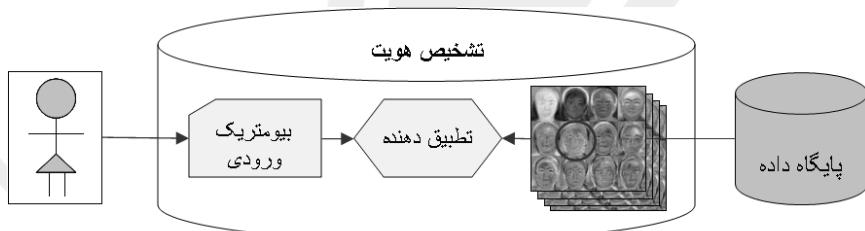


شکل ۲-۱ سیستم تأیید هویت

### ۱-۳-۵ سیستم‌های تعیین هویت

در تعیین هویت، پس از دریافت داده‌های بیومتریکی ارائه شده توسط فرد یا کاربر، سامانه به مقایسه داده‌ها با کلیه اطلاعات ثبت شده در مرجع (بانک اطلاعاتی) می‌پردازد. در این حالت فرض بر این است که اطلاعات فرد در سامانه وجود دارد. به این ترتیب نیازی نیست که کاربر قبل از مقایسه داده‌های بیومتریکی اش ادعای هویت خاصی را داشته باشد. در واقع تعیین هویت، پاسخ به این سوال است که "او چه کسی است؟"

لازم به ذکر است که تعیین هویت به دو صورت اجرا می‌شود؛ تعیین هویت مثبت و تعیین هویت منفی. در تعیین هویت مثبت سامانه جهت اثبات وجود یک داده بیومتریکی در بانک اطلاعاتی، عمل مقایسه و جستجو را انجام می‌دهد. در این حالت، هدف اجازه یافتن برای ورود در سامانه است. یک سامانه با تعیین هویت مثبت امکان استفاده چندین نفر از یک هویت مشترک را از بین می‌برد. در تعیین هویت منفی، نبود داده بیومتریکی در سامانه بررسی می‌شود و منظور از آن جلوگیری از ورود فرد غیر مجاز به سامانه است. یک سامانه با تعیین هویت منفی امکان استفاده از چند هویت توسط یک نفر را از بین می‌برد. نوع تعیین هویتی که مورد نظر است، از جمله عوامل مؤثر در تنظیم پارامترهای تشخیصی یک سامانه بیومتریکی می‌باشد. بطور کلی به تعیین هویت به علت مقایسه داده‌های فرد با کل بانک اطلاعاتی، مقایسه یک به  $N$  هم گفته می‌شود.



شکل ۳-۱ سیستم تعیین هویت

عموماً سامانه‌های تأیید هویت سریعتر و صحیح‌تر از سامانه‌های تعیین هویت عمل می‌کنند. چراکه به جای انجام مقایسه داده ورودی با هزاران داده موجود در سامانه (تعیین هویت)، فقط مقایسه داده‌های فرد با داده‌های مربوط به هویت ادعا شده (تأیید هویت) صورت می‌گیرد.

<sup>10</sup> Identification

## ۴-۱ دسته‌بندی بیومتریک‌ها

یکی از ویژگی‌های فناوری بیومتریک که از جمله عوامل توسعه کاربری آن نیز به شمار می‌رود، تنوع در انواع بیومتریک‌های مورد سنجش و تنوع در سامانه‌های متناظر با آنها می‌باشد. چراکه هر بیومتریک بنا به نحوه ثبت، قابلیت اطمینان و ... در کاربردی خاص مزیت دارد که البته این موضوع به نوبه خود، باعث می‌شود انتخاب یک سامانه بهینه طی فرآیندی مدیرانه و ساختار یافته صورت گیرد. لذا از جمله مسایل مهم در حوزه فناوری بیومتریک شناخت بیومتریک‌های مختلف و تسلط بر خصایص و ویژگی‌های سامانه‌های متناظر با هر شناسه بیومتریکی می‌باشد.

بیومتریک‌ها به سه گروه زیر تقسیم می‌شوند:

- خصوصیات فیزیکی<sup>۱۱</sup>
- خصوصیات رفتاری<sup>۱۲</sup>
- خصوصیات شیمیایی<sup>۱۳</sup>

که در شکل ۴-۱ تقسیم‌بندی این سه گروه نمایش داده شده است.

### ۱-۴-۱ خصوصیات فیزیکی

بیومتریک‌های فیزیولوژیکی در واقع متأثر از خصوصیات فیزیولوژیکی و آناتومیکی بدن می‌باشند. اثرانگشت، ساختار چهره، الگوی عنیبه، الگوی شبکیه، هندسه دست و صوت مثال‌هایی از این نوع بیومتریک‌ها می‌باشند.

#### ۱-۱-۴-۱ اثر انگشت<sup>۱۴</sup>

یکی از قدیمی‌ترین و فراگیرترین روش‌ها است که ویژگی‌های مربوط به نمونه‌های شیارهای سر انگشت مانند تعداد لبه‌ها، نوع طرح، فاصله بین لبه‌ها، نقطه مرکزی و منافذ را اندازه‌گیری می‌کند. نمونه‌های آن از طریق تکنیک‌های اسکن مسطح، اسکن گردآگرد (۱۰ تصویر) و slap (تصویر ۴ انگشت در یک زمان) جمع‌آوری می‌شوند.

#### ۱-۱-۴-۲ چهره نگاری<sup>۱۵</sup>

در این روش، هندسه مربوط به صورت یا به عبارتی فاصله بین اجزا (بینی و دهان و ...) یا در مواردی وضعیت بافت پوست صورت بررسی می‌شود. نمونه‌های این روش با استفاده از دوربین ثابت، ویدئو و عکاسی با اشعه حرارتی مادون قرمز جمع‌آوری شده و از طریق الگوریتم‌های تحلیل ویژگی‌های محلی، شبکه‌های عصبی و تحلیل بافت سطحی پردازش می‌شوند.

<sup>11</sup> Physical

<sup>12</sup> Behavioral

<sup>13</sup> Chemical

<sup>14</sup> Fingerprint

<sup>15</sup> Facial-Scan

#### ۱-۴-۳-۱ عنیبه نگاری<sup>۱۶</sup>

در این روش ویژگی‌های وابسته به بافت تصادفی قسمت رنگی چشم اندازه‌گیری می‌شود و تا ۲۶۶ ویژگی منحصر به فرد قابل شناسایی است. برای نمونه برداری از اشعه مادون قرمز در فاصله نزدیک استفاده می‌شود. از مشکلات این روش آن است که ممکن است از برخی بیماری‌های چشم مانند آب مروارید متاثر شود.

#### ۱-۴-۳-۲ هندسه دست<sup>۱۷</sup>

در این روش ابعاد دست شامل شکل و طول انگشتان اندازه‌گیری می‌شود و به طور وسیع برای کنترل دسترسی فیزیکی در مکان‌هایی مانند وزارت دفاع و مراکز هسته‌ای و فرودگاه‌های آمریکا مورد استفاده قرار گرفته است. این روش درصد خطای بسیار پایینی دارد.

#### ۱-۴-۳-۳ شبکیه نگاری<sup>۱۸</sup>

در این روش با تابانیدن نور از طریق مردمک چشم، نقشه و وضعیت رگ‌های خونی شبکیه اندازه‌گیری می‌شود. این روش دشوارتر از عنیبه نگاری است و معمولاً برای کاربردهای امنیتی سطح بالا استفاده می‌شود.

#### ۱-۴-۳-۴ رگ‌های دست<sup>۱۹</sup>

از آنجا که نقشه رگ‌های پشت دست و همچنین رگ‌های مچ دست برای افراد مختلف متمایز است، این روش نیز برای تصدیق هویت قابل استفاده است. در این روش از اشعه مادون قرمز برای عکس‌برداری از رگ‌ها استفاده می‌شود.

#### ۱-۴-۳-۵ شکل گوش

شكل و اندازه گوش برخلاف صورت، در سنین مختلف و همچنین در حالات و فشارهای روحی و روانی مختلف تغییر نکرده و تقریباً ثابت است و از این رو به عنوان یک روش جدید مورد توجه قرار گرفته است.

#### ۱-۴-۳-۶ تشخیص لبخند<sup>۲۰</sup>

در این روش چگونگی تغییر فرم ماهیچه‌های صورت در دو حالت قبل و بعد از لبخند اندازه‌گیری می‌شود. این روش از طریق گریم و یا اندازه لبخند افراد متاثر نمی‌شود و آنقدر حساس است که حتی در حالتی که فرد سعی می‌کند چهره خود را بدون تغییر نشان دهد، انقباض ماهیچه را اندازه‌گیری می‌کند.

<sup>16</sup> Iris-Scan

<sup>17</sup> Hand Geometry

<sup>18</sup> Retina-Scan

<sup>19</sup> Hand Vein

<sup>20</sup> Smile Recognition

## ۱-۴-۲ خصوصیات رفتاری

تکنیک‌های رفتاری و روانی که طرز انجام کاری توسط کاربر را مانند امضا کردن یا بیان کردن یک عبارت می‌سنجند. از روش‌های این دسته می‌توان تشخیص از طریق امضاء، ریتم تایپ کردن، صدا و غیره را نام برد.

### ۱-۲-۴-۱ صوت نگاری<sup>۲۱</sup>

در این روش گام و اوج و همچنین آهنگ و تن صدای هر فرد با آنچه به عنوان مدل صحبت او از قبل ذخیره شده، مقایسه می‌شود. یگانگی بر اساس تفاوت‌های تارهای صوتی، طول و شکل دهان و حفره بینی مشخص می‌شود. این روش هم رفتاری و هم فیزیولوژی محسوب می‌شود و ممکن است به خاطر عواملی چون بیماری و استرس به درستی عمل نکند.

### ۱-۲-۴-۲ امضاء نگاری<sup>۲۲</sup>

در این روش ویژگی‌های امضای دستی هر فرد چون شکل، سرعت، فشار، زاویه قلم، توالی ترسیم و ... اندازه‌گیری می‌شود. در اینجا ویژگی‌های رفتاری با استفاده از لوح امضا و قلم مخصوص اندازه‌گیری شده و بیشتر در مراکز خرید کاربرد دارد. فاکتورهای رفتاری مانند استرس، گیجی و حالت نشسته یا ایستاده این روش را متاثر می‌کند.

### ۱-۲-۴-۳ تایپ نگاری<sup>۲۳</sup>

این روش که یک فاکتور رفتاری است و به عنوان الگوی تایپ هم شناخته می‌شود، چگونگی تعامل یک فرد با صفحه کلید و مواردی چون مدت فشرده شدن هر کلید، فاصله زمانی بین نواخت هر کلید، فرکانس خطای تایپ، میزان فشار به کلید و ... را اندازه‌گیری می‌کند و معمولاً در هنگام اخذ کلمه عبور استفاده می‌شود.

### ۱-۲-۴-۴ چگونگی راه رفتن<sup>۲۴</sup>

این روش یک روش بیومتریک رفتاری است و مشخصاتی مانند میزان تاب خوردن بازوها، ریتم راه رفتن، میزان حالت فنری و سبکیال راه رفتن، طول قدمها، فاصله بین سر و پا، فاصله بین سر و لگن خاصره و ... اندازه‌گیری می‌شود.

## ۱-۴-۳ خصوصیات شیمیایی

تکنیک‌های شیمیایی، یک خاصیت شیمیایی مربوط به کاربر را می‌سنجند. از روش‌های این دسته می‌توان به تشخیص از طریق DNA، بوی بدن، قند خون و غیره اشاره کرد.

<sup>21</sup> Voice-Scan

<sup>22</sup> Signature-Scan

<sup>23</sup> Key stroke-Scan

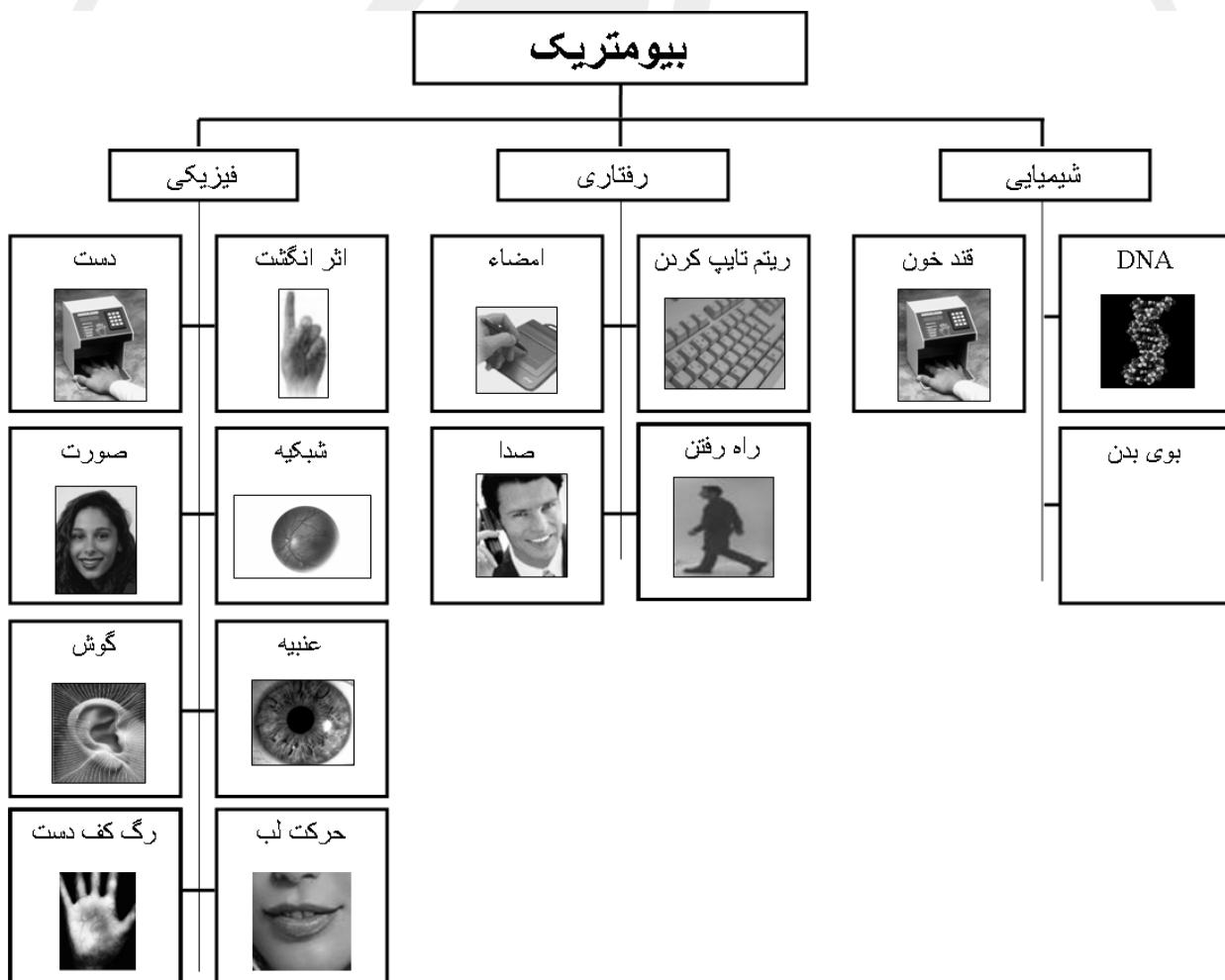
<sup>24</sup> Gait

## DNA ۱-۳-۴-۱

در این روش از ویژگی‌های ثابت رشته DNA هر فرد (بیش از ۶ میلیارد ویژگی برای هر فرد) برای تشخیص هویت استفاده شده و روشی فوق العاده دقیق است. به علت نیاز به نمونه‌گیری برای هر بار تصدیق هویت و همچنین زمان زیاد (بیش از ۱۰ ساعت) مورد نیاز برای بررسی، استفاده از این روش بسیار دشوار و محدود به موارد حساس است.

## ۲-۳-۴-۱ بوی بدن

این روش بیومترک بر این حقیقت استوار است که هر انسانی بوی مخصوص به خود را دارد که این ترکیبات شیمیایی که Volatile نامیده می‌شوند از طریق سنسورهایی قابل جمع‌آوری و ذخیره هستند. این روش نیز در مرحله تحقیق است و مزایا و معایب مخصوص به خود را دارد؛ از جمله اینکه بدن انسان بر اثر حالات‌ها و فعالیت‌های مختلف، بوهای متفاوتی را از خود متصاعد می‌کند.



شکل ۱-۴-۱ دسته‌بندی بیومتریک‌ها

## ۱-۵ مزایا و معایب فناوری بیومتریک

### ۱-۵-۱ مزایا

بیومتریک‌ها بسته به نوع کاربردشان در امور امنیتی و کنترلی نسبت به اسلاف خویش (PIN<sup>۲۵</sup> کدها، کارت‌های شناسایی، علامتهای ویژه و ...) مزیت‌های فراوانی دارند. منحصر بفرد بودن، جهان شمولی، ثبات، کاربرپسندی، کارایی، عدم نیاز به نگهداری ویژه، غیرقابل اشتراک‌گذاری، غیرقابل سرقت بودن، غیرقابل حدس زدن، غیرقابل فراموشی، غیرقابل جعل بودن، غیرقابل جاگذاشتن (همواره همراه بودن)، سهولت استفاده و سرعت استفاده از جمله مزیت‌های بیومتریک‌ها هستند که در ادامه مهمترین آنها تشریح می‌شود:

#### ۱-۱-۱ افزایش ایمنی

PIN‌ها و رمزهای عبور به سادگی حدس زده می‌شوند یا قابل شکستن هستند. ابزار همراه مثل کلیدها، نشان‌ها و کارت‌ها قابل سرقت هستند. بسیاری از کاربران اعداد یا کلمات واضح و قابل حدسی به عنوان رمز عبور انتخاب می‌کنند. مخصوصاً وقتی تعداد رمزهای عبور مورد استفاده زیاد باشد بعلت مشکل بودن با خاطر سپاری، ساده انتخاب می‌شوند یا در جاییکه دسترسی به آن آسان باشد، نوشته می‌شوند. در مقابل بیومتریک‌ها قابل سرقت نیستند و فراموش نمی‌شوند. همچنین نیاز به نگهداری خاصی ندارند.

#### ۱-۱-۲ افزایش راحتی

دلایل بالا خود گواهی بر سهولت استفاده از بیومتریک‌ها به جای ابزار رایج فعلی می‌باشد. با استفاده از فناوری‌های بیومتریکی سرعت دستیابی به منابع مورد نظر افزایش می‌یابد. هزینه نگهداری از سامانه‌ها و مسایل امنیتی مربوطه کاهش چشمگیری می‌یابد.

#### ۱-۱-۳ جلوگیری از تقلب

در موارد استفاده از منافع عمومی و توزیع خدمات، ورود به مراکز امنیتی، کاربردهای روزانه، انجام امور مالی و ... بیومتریک‌ها مانع تقلب افراد سودجو می‌شوند.

#### ۱-۱-۴ تشخیص مظنونین

با استفاده از بیومتریک‌ها هویت واقعی افراد آشکار می‌شود. یکی از مهمترین دلایل گسترش استفاده از این فناوری‌ها توان بالقوه آنها در تشخیص هویت واقعی مظنونین در حوزه‌هایی چون مبارزه با تروریسم، مهاجرت‌های غیرقانونی، فرار از قانون و ... می‌باشد.

<sup>25</sup> Personal Identification Number

## ۱-۵-۲ معايير

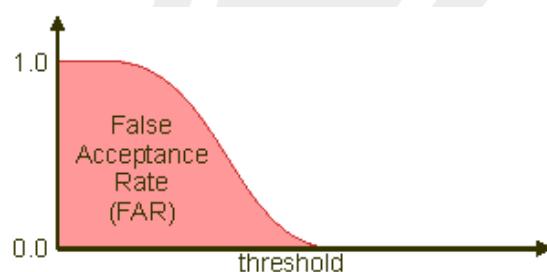
در مقابل انتقاداتی هم به استفاده از بیومتریک‌ها وارد است. در طرح‌های عمومی که تمامی شهروندان جامعه ملزم به ارائه اطلاعات بیومتریکی خود هستند؛ گروه‌های فعال حامی آزادی‌های اجتماعی وجود این سامانه‌ها را نافی آزادی انسانی می‌دانند و معتقدند این فناوری در کشورهای مورد استفاده نتوانسته مانع نفوذ و گسترش تروریسم شود. گذشته از این‌ها هر یک از سامانه‌های بیومتریکی از ثبت اطلاعات بعضی افراد به علل مختلف (جراحت یا معلولیت، عدم اطلاعات متمایزکننده کامل) عاجزند یا بعلت حساسیت بعضی سامانه‌ها به شرایط محیطی امکان ثبت کامل داده‌ها وجود ندارد.

## ۱-۶-۱ پارامترهای ارزیابی سامانه‌های بیومتریکی

### ۱-۶-۱-۱ FAR<sup>۲۶</sup> : نرخ خطای تطبیق

احتمال اینکه سامانه یک کاربر غیرمجاز را شخص مجاز دیگری معرفی کند. بطور خلاصه فرد غیرمجاز اشتباهًا مجاز تشخیص داده شود (اشتباه در تأیید). این مشکل ممکن است به علت شباهت خصوصیات بیومتریکی دو نفر و عدم قابلیت تمایز سامانه بوجود آید که برای رفع آن در سیستم‌هایی که با کم شدن آستانه، تطابق افزایش می‌یابد می‌توان آستانه تطبیق را کاهش داد. البته باید توجه کرد که نمی‌توان این آستانه را خیلی پایین آورد، چرا که با کاهش آستانه FAR میزان FRR افزایش می‌یابد. در ابتدای معرفی سامانه‌های بیومتریکی پایین بودن FAR بسیار مورد توجه بود. لذا اغلب فروشنده‌گان به دنبال الگوریتم‌هایی به این منظور بودند. بعضی شرکتها ادعای خطای یک در صد هزار یا یک در میلیارد را داشتند، اگرچه اغلب این ادعاهای غیرواقعی بودند.

باید توجه داشت که در سامانه‌هایی که افراد می‌توانند چندین بار تقاضای ورود به سامانه را بدنهند باید SystemFAR تعیین شود. لازم به ذکر است که در بعضی از متون از FAR به عنوان FMR<sup>۲۷</sup> یاد می‌شود.



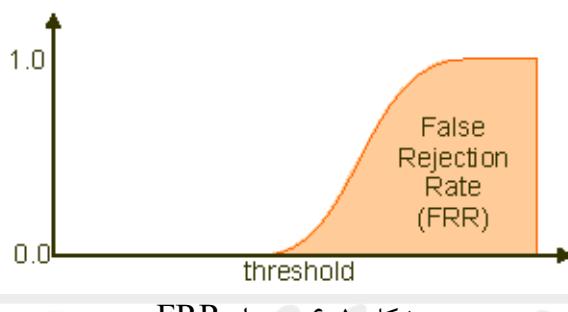
شكل ۱-۵ نمودار FAR

<sup>26</sup> False Acceptance Rate

<sup>27</sup> False Match Rate

## ۲-۶-۱ FRR<sup>۲۸</sup> : نرخ خطای عدم تطبیق

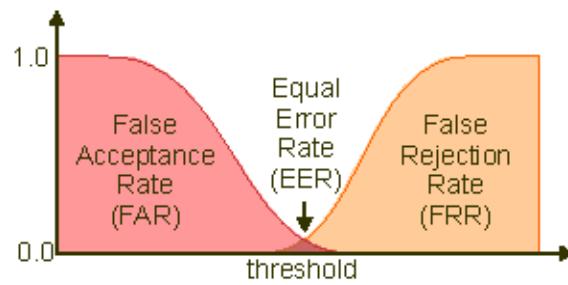
احتمال اینکه یک شخص شناخته شده (مجاز) اشتباهًا غیرمجاز شناخته شود (اشتباه در رد). تغییر در خصوصیات بیومتریکی یا تغییر در نحوه ارائه داده در زمان تشخیص سامانه نسبت به زمان ثبت داده (مثلاً قرار دادن انگشت در زاویه‌های متفاوت) می‌تواند موجب افزایش FRR شود. سازندگان بندرت در مورد این پارامتر صحبت می‌کنند. چراکه آن را یک فاکتور ثانویه بعد از FAR می‌دانند. ادعاهای در این مورد حدود ۰.۱٪ و ۰.۰۱٪ است. اما تجربه نشان داده واقعیت در حدود ارقام یک رقمی یا حتی دو رقمی (بلافاصله بعد از ثبت داده) است. در این مورد هم SystemFRR تعریف می‌شود. از FRR در بعضی متون با عنوان FNMR<sup>۲۹</sup> یاد می‌شود.



شکل ۱-۶ FRR نمودار

## ۳-۶-۲ EER<sup>۳۰</sup> : نرخ برابری خطأ

از این مؤلفه اغلب بعنوان نرخ تقاطع<sup>۳۱</sup> یاد می‌شود و نرخی است که FAR با FRR برابر می‌شود. نرخ برابری خطأ در واقع سطحی از سلامت سامانه را بیان می‌کند که در آن نرخ تشخیص یک ورودی مجاز به عنوان ورودی غیرمجاز با نرخ تشخیص یک ورودی غیرمجاز به عنوان یک ورودی مجاز برابر می‌شود. این مؤلفه بعنوان یک فاکتور کلی جهت ارزیابی صحت سامانه بکار می‌رود، چراکه یک شاخص عمومی از مقاومت سامانه در برابر نفوذ افراد غیرمجاز و توانایی تطبیق و تأیید الگوهای ثبت شده است.



شکل ۱-۷ EER تعیین

<sup>28</sup> False Rejection Rate

<sup>29</sup> False Non-Match Rate

<sup>30</sup> Equal Error Rate

<sup>31</sup> Crossover

## ۴-۶-۱ : ناتوانی در ثبت<sup>۳۲</sup>FTE

در واقع دو مورد قبلی معیارهای اصلی سنجش سامانه‌ها هستند و سازندگان به پارامتر سوم کمتر اهمیت می‌دهند. این مؤلفه بیانگر احتمال عدم امکان ثبت اطلاعات بیومتریکی یک نفر در سامانه است. این مشکل وقتی رخ می‌دهد که کاربر خصوصیات متمایزکننده کافی نداشته باشد یا تأمین داده سازگار مشکل باشد. به منظور تعیین FTE ابتدا باید داده‌های شخص در سامانه ثبت شود، بعد از این مرحله روند فناوری‌های مختلف متغروت می‌باشد. یک سامانه انگشت نگاری ممکن است بین ۱ تا ۶ دریافت با کیفیت از یک انگشت را نیاز داشته باشد و ممکن است از کاربر بخواهد برای تکمیل ثبت داده‌ها اثر ۲ انگشت خود را ثبت کند. اسکن عنبیه ممکن است بین ۱ تا ۴ تصویر از هر عنبیه را لازم داشته باشد. سامانه تشخیص صدا ممکن است به ۳ تکرار یک جمله یا تکرار یک دنباله از اعداد در مدت ۳۰ تا ۴۰ ثانیه نیاز داشته باشد. تنها عنصر مشترک این شیوه‌های گوناگون ثبت یک چیز است: داده‌های یک نفر در یک قالب مشخص در بانک اطلاعاتی - جهت مقایسه در آینده - ذخیره می‌شود. FTE بیش از موارد قبلی متاثر از طراحی سامانه و آموزش است.

## ۵-۶-۱ : توانایی تشخیص<sup>۳۳</sup>ATV

یک پارامتر ترکیبی با ارزشتر است که از ترکیب نرخ FRR با FTE بدست می‌آید و بیانگر درصد کلی کاربرانی است که قادرند روزانه توسط سامانه شناسایی شوند.

$$ATV = (1-FTE)(1-FRR) \quad (1-1)$$

این معیار می‌تواند بیانگر گروهی باشد که نمی‌توانند در سامانه ثبت شوند و کاربرانی که اشتباهاً توسط سامانه پذیرفته نمی‌شوند. با یک FAR متعادل ATV می‌تواند یک پارامتر کاملاً مفید باشد. چراکه در واقع تأثیری از سه مؤلفه قیمت، امنیت و سهولت کاربرد است.

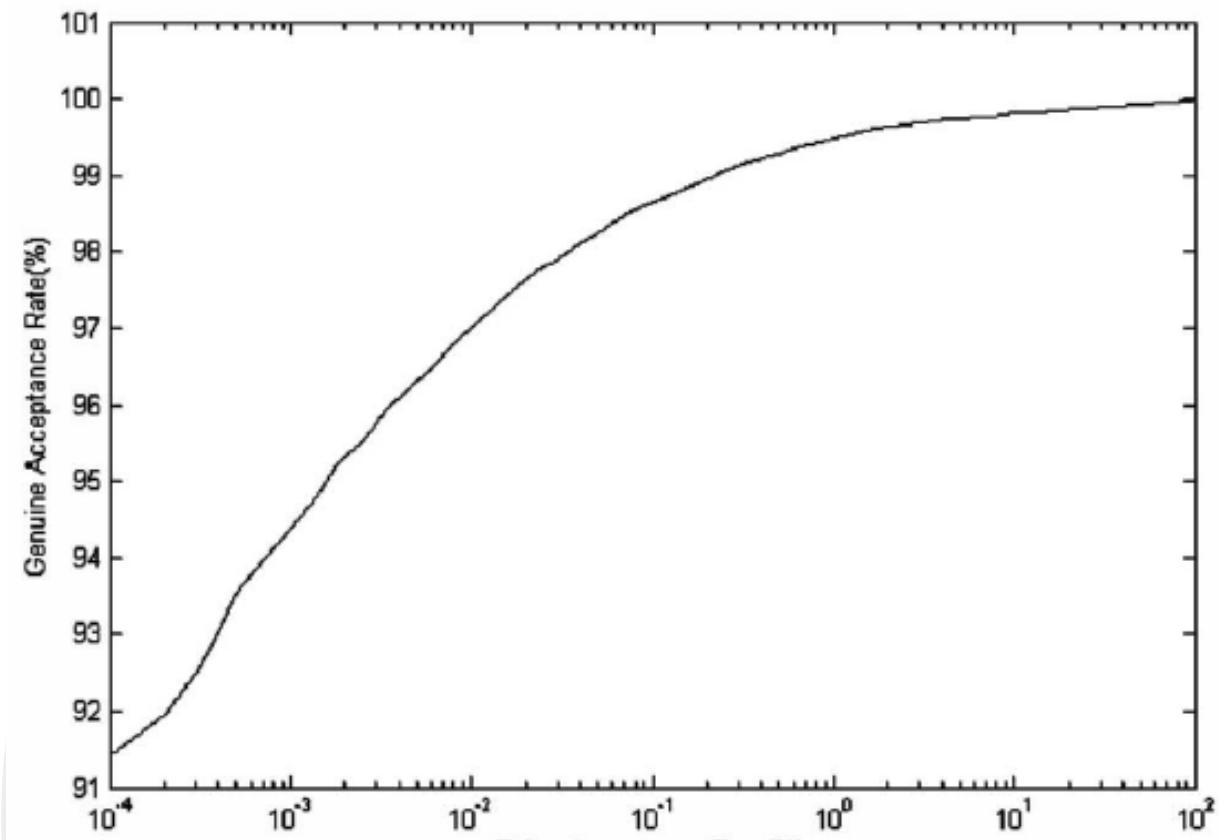
## ۶-۶-۱ منحنی<sup>۳۴</sup>ROC

این منحنی نمایش نرخ پذیرش صحیح بر حسب FAR برای تمام حالات ممکن می‌باشد. می‌توان گفت در هر سیستم بیومتریک اولین مشخصه مورد توجه این نمودار می‌باشد. این نمودار بیان می‌کند که به ازای درصدی مشخص از پذیرش صحیح چند درصد خطای تطبیق داریم. نمونه این نمودار در شکل ۸-۱ ترسیم شده است [۵۱][۵۲][۵۳][۵۴].

<sup>32</sup> Failure To Enroll

<sup>33</sup> Ability to Verify

<sup>34</sup> Receiver Operating Characteristic



شكل ٨-١ نمودار ROC

## ۲. اثر کف دست

### ۱-۲ کف دست

کف دست انسان دارای نقوشی است که جزیی از خطوط پوستی بدن می‌باشد. این نقوش دارای تمام ویژگی‌های یک مشخصه بیومتریک به عبارتی منحصر به فرد، مقاوم و قابل سنجش می‌باشند؛ به صورتی که در چند سال اخیر به این ویژگی بیومتریک فیزیکی، توجه زیادی شده و به عنوان یکی از بیومترک‌های قابل اعتماد تحقیقات گستردگی در این زمینه انجام شده است.

سطح داخلی کف دست به طور معمول شامل سه چین خمیده<sup>۱</sup>، چین‌های ثانوی<sup>۲</sup> و شیارها<sup>۳</sup> می‌شود. همچنین چین‌های خمیده را خطوط اصلی<sup>۴</sup> و چین‌های ثانوی را چین‌خوردگی<sup>۵</sup> یا خطوط فرعی نیز می‌نامند. خطوط اصلی و چین‌های ثانوی اصلی بین سومین و پنجمین ماه‌های حاملگی شکل می‌گیرند<sup>[۱]</sup> و خطوط سطحی<sup>۶</sup> بعد از تولد ظاهر می‌شوند. اگرچه سه خمیدگی اصلی وابستگی ژنتیکی دارند؛ ولی بیشتر این چین‌خوردگی‌ها این وابستگی را ندارند<sup>[۲]</sup> به صورتی که حتی دوقلوهای تنک تخمی هم اثر کف دست‌های متفاوتی دارند<sup>[۲]</sup>. این الگوهای پیچیده و غیر ژنتیکی در تشخیص هویت بسیار مفید می‌باشند. انسان از دیرباز به منظور پیش‌گویی به این خطوط علاقه بسیار نشان داده است و دانشمندان می‌دانند که خطوط کف دست با تعدادی از بیماری‌های ژنتیکی ارتباط دارند که از جمله آنها می‌توان به سندروم داون<sup>۷</sup>، سندروم کوهن<sup>۸</sup>، سندروم جنینی الكل<sup>۹</sup> اشاره کرد<sup>[۵۵]</sup>. دانشمندان و پیش‌گویان خطوط و نواحی کف دست را به صورت‌های متفاوت نامگذاری می‌کنند که در شکل ۱-۲ نشان داده شده است.

<sup>۱</sup> Flexion Creases

<sup>۲</sup> Secondary Creases

<sup>۳</sup> Ridges

<sup>۴</sup> Principal Lines

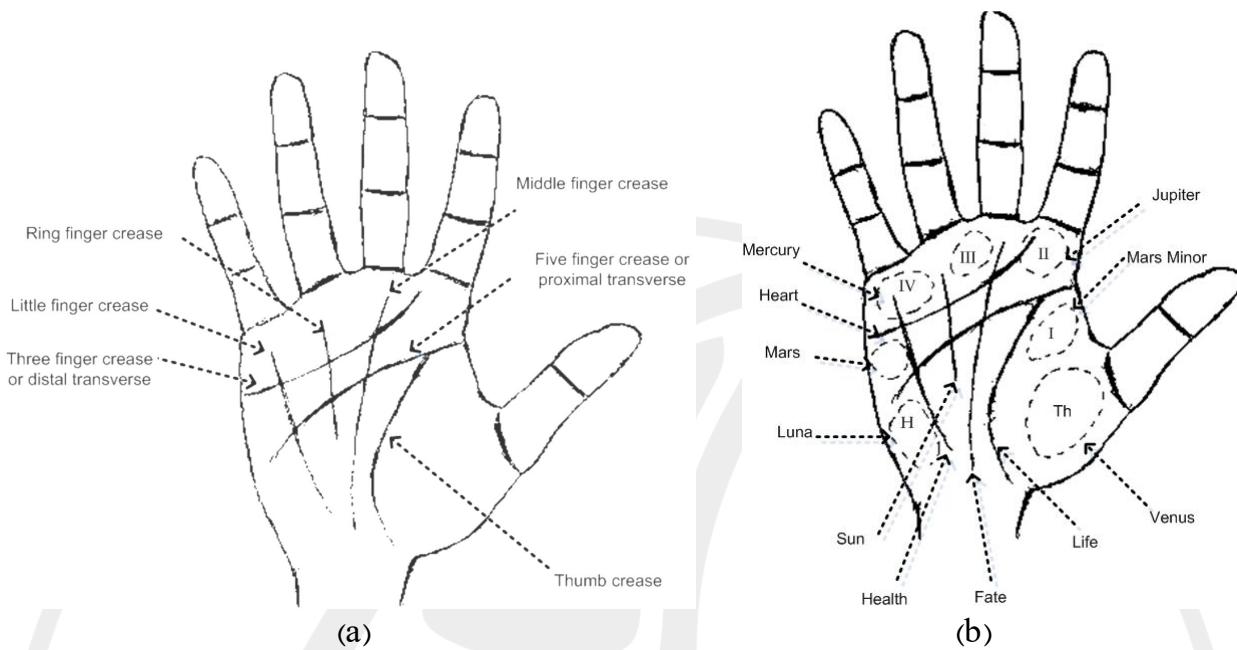
<sup>۵</sup> Wrinkles

<sup>۶</sup> Superficial

<sup>۷</sup> Down Syndrome

<sup>۸</sup> Cohen Syndrome

<sup>۹</sup> Fetal Alcohol Syndrome



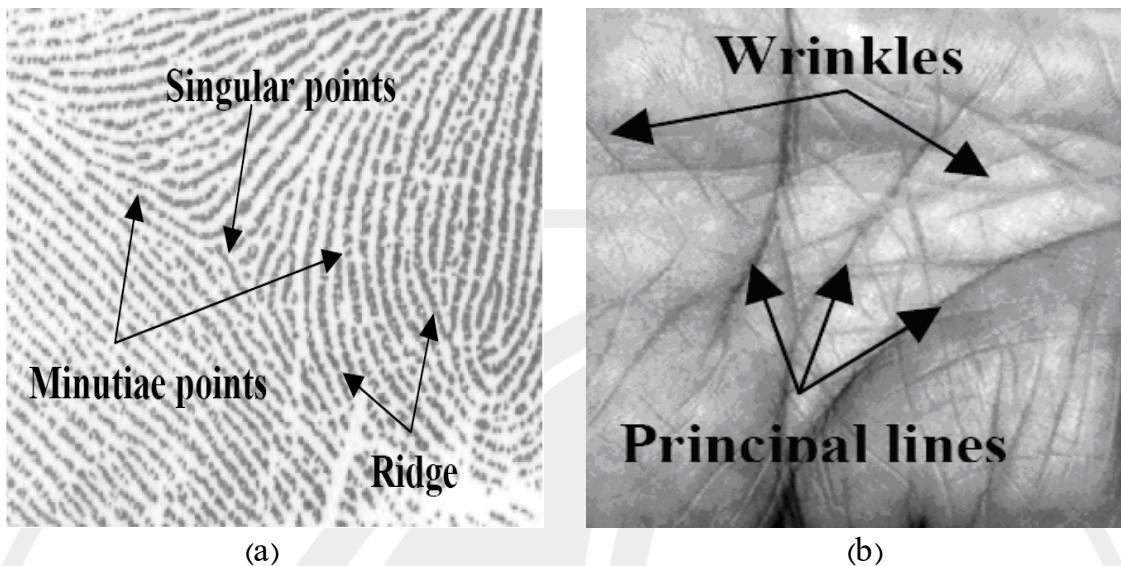
شکل ۲-۲ نامگذاری خطوط و نواحی کف دست توسط دانشمندان (a) و پیش‌گویان (b)

ویژگی‌های متفاوت را می‌توان از تصاویر با رزولوشن‌های مختلف بدست آورد. برای ویژگی‌هایی از قبیل نقاط جزیی<sup>۱۰</sup>، شکاف‌ها، نقاط تنها<sup>۱۱</sup> تصاویر با رزولوشن بالا نیاز می‌باشد<sup>[۳]</sup>; در صورتی که ویژگی‌هایی از قبیل خطوط اصلی، خطوط فرعی و بافت<sup>۱۲</sup> را می‌توان از تصاویر اثر کف دست با رزولوشن پایین بدست آورد<sup>[۴]</sup>. در شکل ۲-۲ یک تصویر اثر کف دست با رزولوشن بالا و یک تصویر اثر کف دست با رزولوشن پایین و ویژگی‌های قابل استخراج از هر یک نشان داده شده است. به طور کلی، تصاویر با رزولوشن بالا به ۴۰۰ dpi یا بالاتر و تصاویر با رزولوشن پایین به تصاویر با رزولوشن ۱۵۰ dpi یا کمتر اطلاق می‌شود. عموماً تصاویر با رزولوشن بالا برای کاربردهای قانونی همانند کشف جرم مناسب می‌باشند و برای کاربردهای غیرنظامی و تجاری تصاویر با رزولوشن پایین نسبت به تصاویر با رزولوشن بالا به دلیل کوچک بودن ابعاد و سرعت محاسبات بیشتر مناسب‌تر هستند. در ابتدای توسعه این دانش تحقیقات اثر کف دست بر روی تصاویر با رزولوشن بالا تمرکز داشته<sup>[۵][۶]</sup> ولی اکنون بیشتر این تحقیقات روی تصاویر با رزولوشن پایین برای کاربردهای تجاری و غیرنظامی می‌باشد.

<sup>10</sup> Minutiae Points

<sup>11</sup> Singular Points

<sup>12</sup> Texture



شکل ۲-۲ (a) تصویری با رزولوشن بالا (b) تصویری با رزولوشن پایین و ویژگی‌های قابل استخراج آنها

## ۲-۲ سیستم‌های تشخیص هویت با استفاده از اثر کف دست

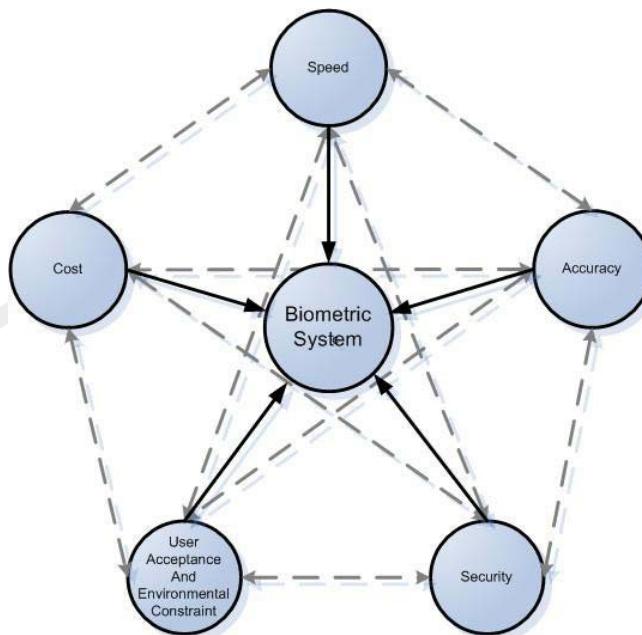
به منظور طراحی یک سیستم بیومتریک باید پنج ویژگی را در نظر داشت:

- هزینه
- دقت
- سرعت محاسبات
- امنیت
- مقبولیت از طرف کاربر و محدودیت‌های محیطی

شکل ۳-۲ نشان دهنده ارتباط بین این موارد می‌باشد. کاهش دقت می‌تواند سرعت را افزایش دهد؛ همانند روش‌های سلسله مراتبی که در آینده به صورت مفصل توضیح داده می‌شود. کاهش مقبولیت از طرف کاربر می‌تواند دقت را بهبود ببخشد؛ برای مثال از کاربر خواسته شود که نمونه‌های بیشتری را برای آموزش تأمین کند. افزایش هزینه امنیت را بالا می‌برد؛ مثلاً بکار بردن تعداد بیشتری سنسور برای جمع‌آوری سیگناهای متفاوت برای تشخیص علائم حیاتی. در بعضی از کاربردها محدودیت‌های محیطی همانند استفاده از حافظه، مصرف توان، اندازه الگو<sup>۱۳</sup> و اندازه دستگاه باید مد نظر گرفته شود؛ به عنوان نمونه یک سیستم بیومتریکی که بر روی یک PDA<sup>۱۴</sup> نصب می‌شود، در آن مصرف توان و حافظه کمی باید لحاظ شود؛ ولی امکان دارد با در نظر گرفتن این نیازمندی‌ها برای سیستم کنترل دسترسی، دیگر نتوان دستگاه را به سیستم تست حیات مجهز کرد. یک سیستم بیومتریک کاربردی باید بتواند موازنی‌های بین این جنبه‌ها برقرار کند.

<sup>13</sup> Template

<sup>14</sup> Personal Digital Assistant



شکل ۳-۲ جنبه‌های متفاوت طراحی یک سیستم بیومتریک

یک سیستم تشخیص اثر کف دست خودکار به دو زیرمجموعه تقسیم می‌شود:

- Online
- Offline

یک سیستم Online تشخیص هویت، تصاویر اثر کف دست را با استفاده از یک سنسور ثبت اثر کف دست که معمولاً به یک کامپیوتر متصل است برای پروسه Real-Time دریافت می‌کند. یک سیستم Offline تشخیص هویت معمولاً تصاویر اثر کف دستی که از قبل ثبت شده‌اند را پردازش می‌کند که اغلب این تصاویر با استفاده از مرکب می‌باشند و به وسیله یک اسکنر دیجیتالی، به صورت دیجیتالی تبدیل می‌شوند.

یک سیستم تشخیص اثر کف دست (Offline یا Online) معمول شامل پنج بخش می‌شود:

- اسکنر اثر کف دست<sup>۱۵</sup>
- پیش‌پردازش<sup>۱۶</sup>
- استخراج ویژگی<sup>۱۷</sup>
- تطبیق دهنده<sup>۱۸</sup>
- پایگاه داده<sup>۱۹</sup>

<sup>۱۵</sup> Palmpoint Scanner

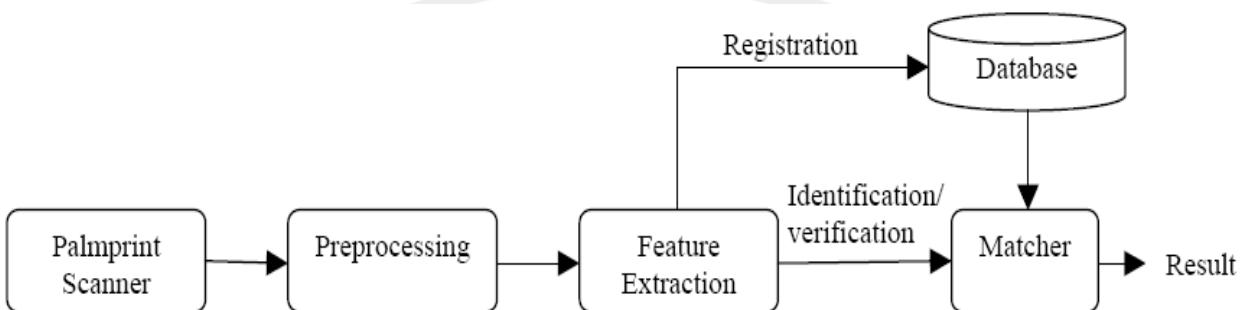
<sup>۱۶</sup> Preprocessing

<sup>۱۷</sup> Feature Extraction

<sup>۱۸</sup> Matcher

<sup>۱۹</sup> Database

که نحوه ارتباط این بخش‌ها در شکل ۴-۲ ترسیم شده است. اسکنر اثر کف دست، تصاویر اثر کف دست را جمع‌آوری می‌کند. پیش‌پردازش، یک سیستم مختصات برای تنظیم تصاویر اثر کف دست و بریدن قسمتی از اثر کف دست برای استخراج ویژگی ایجاد می‌کند. استخراج ویژگی، از تصویر اثر کف دست پیش‌پردازش شده ویژگی‌های مفید را استخراج می‌کند. تطبیق دهنده، ویژگی‌های دو اثر کف دست را مقایسه می‌کند و پایگاه داده، الگوهای ثبت شده را ذخیره می‌کند.



شکل ۴-۲ ساختار یک سیستم تشخیص اثر کف دست

در ادامه این بخش با رویکرد به سیستم‌های Online و تصاویر با رزو لوشن پایین در فصل سوم به انواع اسکنرهای اثر کف دست و الگوریتم‌های مختلف پیش‌پردازش می‌پردازیم. در فصل چهارم چند الگوریتم تأیید هویت و در فصل پنجم نیز چند الگوریتم تعیین هویت در پایگاه داده‌های وسیع مورد بررسی قرار می‌گیرد و در آخرین فصل هم مقایسه‌ای بین چندین الگوریتم خواهیم داشت.

## ۳. اسکنرهای اثر کف دست و الگوریتم‌های پیش‌پردازش

### ۱-۳ اسکنرهای اثر کف دست

حققین از چهار نوع سنسور برای جمع‌آوری تصاویر اثر کف دست استفاده می‌کنند:

- اسکنرهای اثر کف دست بر اساس CCD<sup>۱</sup> [۷][۸]
- اسکنرهای دیجیتال [۹]
- دوربین‌های دیجیتال [۱۰][۱۱]
- دوربین‌های ویدیویی [۱۲]

ژانگ<sup>۲</sup> و هان<sup>۳</sup> اولین حققینی بودند که اسکنرهای اثر کف دست بر اساس CCD را گسترش دادند[۷][۸]. این اسکنرهای اثر کف دست بر اساس CCD تصاویر اثر کف دست با کیفیت بالا را ثبت می‌کنند. یک اسکنر اثر کف دست بر اساس CCD از یک منبع حلقه‌ای<sup>۴</sup>، دوربین CCD، لنز، Frame Grabber و مبدل A/D (آنالوگ به دیجیتال) تشکیل شده است. برای دست یافتن به یک تصویر اثر کف دست پایدار و تسهیل در توسعه الگوریتم تشخیص، یک جعبه و یک محفظه برای تشکیل محیط نیمه بسته یا به عبارتی محیط کنترل شده به کار رفته است و منبع حلقه‌ای شرایطی با نور یکسان را در خلال ثبت تصویر ایجاد می‌کند. همچنین شش میله کوچک روی سطح بالای دوربین، به عنوان نقاط کنترلی برای جایگاه دست کاربر عمل می‌کنند. مبدل A/D مستقیماً تصویر گرفته شده به وسیله دوربین CCD را به کامپیوتر منتقل می‌کند. شکل ۱-۳ طرح کلی این سیستم را نمایش می‌دهد. در این سیستم تصاویر اثر کف دست را می‌توان در دو سایز متفاوت ۳۸۴×۲۸۴ و ۵۶۸×۷۶۸ بدست آورد[۷].

روش‌های جمع‌آوری بر اساس اسکنرهای دیجیتالی، دوربین‌های دیجیتالی و دوربین‌های ویدیویی نیاز تلاش کمتری برای طراحی سیستم می‌باشند و می‌توان حتی در محیط‌های اداری هم به آن دست یافت. در این روش‌ها از میله‌هایی برای ثابت نگه داشتن جایگاه دست استفاده نمی‌شود. در صورتی که عامل بهداشت مد نظر باشد، دوربین‌های دیجیتال و دوربین‌های ویدیویی می‌توانند برای جمع‌آوری تصاویر اثر کف دست بدون برقراری تماس استفاده شوند[۱۰]. در هر

<sup>1</sup> Charge-Coupled Device

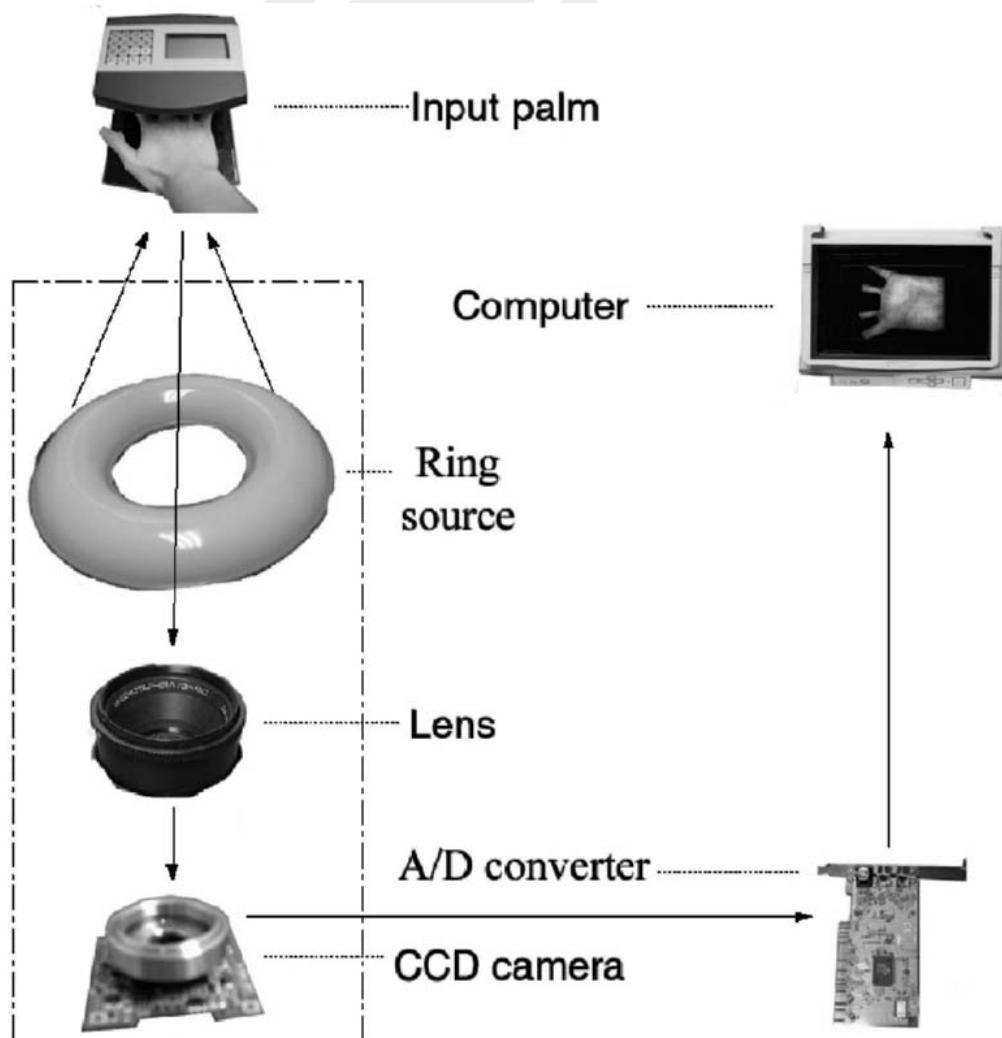
<sup>2</sup> Zhang

<sup>3</sup> Han

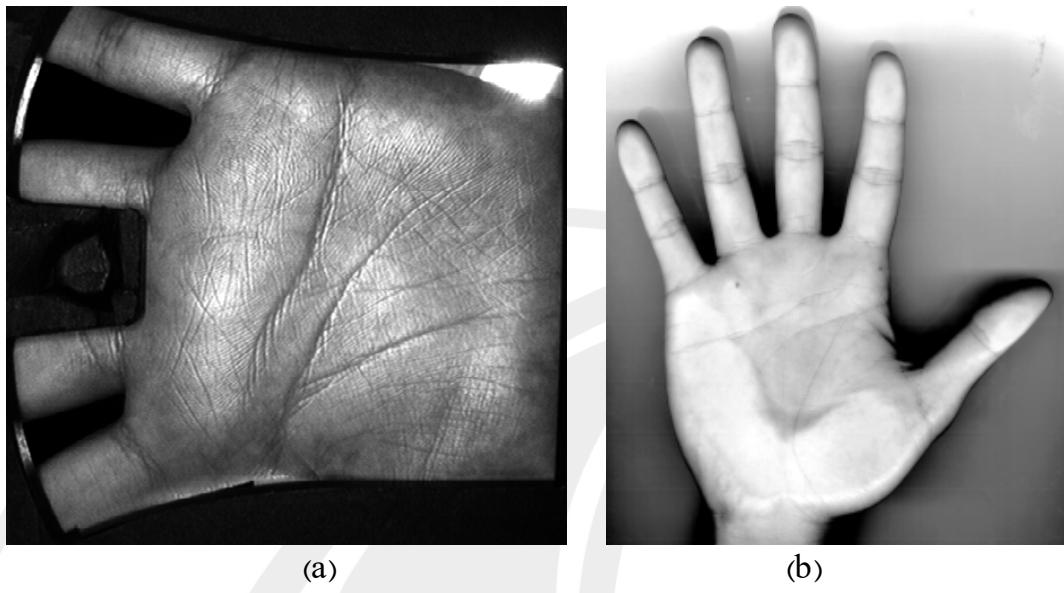
<sup>4</sup> Ring Source

صورت این تصاویر ممکن است به دلیل کیفیت پایین آنها باعث ایجاد مشکلاتی در امر تشخیص شوند؛ چراکه این تصاویر در محیطی کنترل نشده با تغییرات شدت روشنایی و اعوجاج بسبب جابه‌جایی دست، گردآوری می‌شوند.

اسکنرهای دیجیتالی برای کاربردهای Real-Time به دلیل زمان اسکن کردن مناسب نمی‌باشند. شکل ۲-۳ (a) یک تصویر اثر کف دست گرفته شده با اسکنر اثر کف دست بر اساس CCD و شکل ۲-۳ (b) یک تصویر اثر کف دست که به وسیله یک اسکنر دیجیتالی گرفته شده است را نمایش می‌دهد. اگرچه تصویر ۲-۳ (a) شامل انگشتان نمی‌شود ولی این بین معنا نیست که اسکنرهای اثر کف دست بر اساس CCD توانایی گرفتن تصویر انگشتان را ندارند. اسکنری که به وسیله هان فراهم شد می‌تواند تمام اطلاعات کف دست شامل انگشتان و کف دست را ضبط کند. اضافه کردن انگشتان ممکن است نیازمند افزایش ابعاد دستگاه باشد. در شکل ۲-۳ (b) دیده می‌شود که کف دست به دلیل تماس با اسکنر دچار اعوجاج شده است. این اعوجاج در شکل ۲-۳ (a) به دلیل اینکه اسکنر بهتر طراحی شده دیده نمی‌شود.



شکل ۳-۱ نمایش اجزای اصلی یک اسکنر اثر کف دست بر اساس CCD



شکل ۲-۳ تصویر اثر کف دست با استفاده از (a) اسکنر اثر کف دست بر اساس CCD (b) اسکنر دیجیتالی

### ۳-۳ پیش‌پردازش

پیش‌پردازش برای تنظیم تصاویر اثر کف دست و بریدن بخش مرکزی تصویر برای استخراج ویژگی به کار می‌رود. بیشتر الگوریتم‌های پیش‌پردازش از نقاط کلیدی در بین انگشتان برای تشکیل یک سیستم مختصات استفاده می‌کنند. الگوریتم‌های پیش‌پردازش شامل پنج گام مشترک می‌شوند:

- بازنگری کردن تصویر اثر کف دست
- استخراج کانتور دست به همراه یا بدون انگشتان
- پیدا کردن نقاط کلیدی
- تشکیل یک سیستم مختصات
- استخراج بخش مرکزی<sup>۵</sup>(ROI)

گام اول و دوم در تمام الگوریتم‌های پیش‌پردازش شبیه هم هستند. ولی گام سوم شامل چندین روش پیاده‌سازی برای پیدا کردن نقاط کلیدی بین انگشتان می‌باشد. در ادامه این الگوریتم‌ها را بررسی خواهیم کرد.

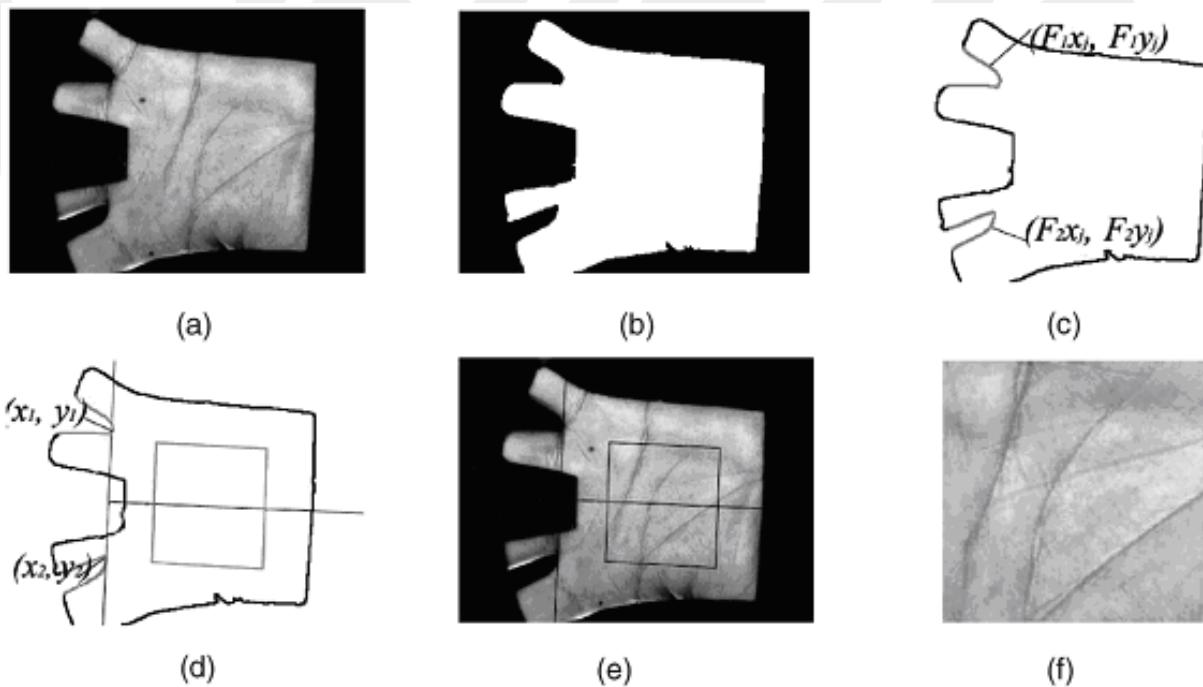
### ۳-۲-۳ پیدا کردن نقاط کلیدی بر اساس مماس<sup>۶</sup>

در این روش از دو مرز (یکی متشکل از انگشت اشاره و انگشت وسط و دیگری متشکل از انگشت حلقه و انگشت کوچک) به عنوان دو منحنی استفاده می‌شود و خط مماس مشترک این دو منحنی را محاسبه می‌کنیم. پنج گام اصلی (شکل ۳-۳) در این روش عبارتند از:

<sup>5</sup> Region Of Interest

<sup>6</sup> Tangent-Based

- گام اول: اعمال یک فیلتر پایین گذر ( $L(u, v)$ )، مانند فیلتر هموارساز گوسین، به تصویر اصلی ( $O(x, y)$ ). حد آستانه  $T_p$  برای تبدیل تصویر کانولو شده به تصویر باینری ( $B(x, y)$ ) که در شکل ۳-۳ (b) نشان داده شده است، استفاده می‌شود.
- گام دوم: بدست آوردن مرزهای ( $F_i x_j, F_i y_j$ ) ( $i = 1, 2$ ) بین انگشتان با استفاده از یک الگوریتم ردیابی مرز (شکل ۳-۳ (c)). مرز شکاف بین انگشت وسط و انگشت حلقه استخراج نمی‌شود؛ زیراکه برای این پروسه مفید نیست.
- گام سوم: محاسبه مماس این دو منحنی. فرض می‌شود که  $(x_1, y_1)$  و  $(x_2, y_2)$  به ترتیب نقاط روی  $(F_1 x_j, F_1 y_j)$  و  $(F_2 x_j, F_2 y_j)$  می‌باشند. اگر که خط  $y = mx + c$  از این دو نقطه بگذرد و نامساوی  $F_i y_j \leq m F_i x_j + c$  را برای تمام  $i$  و  $j$ ها برآورده کند (شکل ۳-۳ (d)) آنگاه خط  $y = mx + c$  به عنوان مماس این دو منحنی در نظر گرفته می‌شود.
- گام چهارم: نقاط  $(x_1, y_1)$  و  $(x_2, y_2)$  را برای دست یافتن به محور  $Y$  سیستم مختصات اثر کف دست به هم وصل کرده و با استفاده از یک خط که از میانه این دو نقطه می‌گذرد و عمود به محور  $Y$  می‌باشد مرکز این سیستم مختصات تعیین می‌شود. (شکل ۳-۳ (d)).
- گام پنجم: استخراج یک زیرتصویر<sup>7</sup> با ابعاد ثابت بر اساس سیستم مختصات. (شکل ۳-۳ (e) و (f)).



شکل ۳-۳ گام‌های اساسی در پیش‌پردازش (a) تصویر اصلی (b) تصویر باینری (c) ردیابی مرز (d) ساخت سیستم مختصات (e) استخراج قسمت مرکزی به عنوان زیرتصویر و (f) نتایج پیش‌پردازش شده

<sup>7</sup> Subimage

می‌توان از مزیت‌های این روش نسبت به روش‌های دیگر استفاده از مرز بسیار کوچکی در اطراف قسمت پایینی انگشتان اشاره کرد که در نتیجه این الگوریتم نسبت به انگشتان ناکامل و حضور حلقه، مقاوم می‌باشد.

### ۲-۲-۳ پیدا کردن نقاط کلیدی بر اساس نیمساز<sup>۸</sup>

در این روش یک خط با استفاده از دو نقطه بنا می‌شود، یکی مرکز ثقل مرز انگشت و دیگری نقطه میانه ابتداء و انتهای مرز انگشت. تقاطع این خط و مرز انگشت به عنوان یک نقطه کلیدی در نظر گرفته می‌شود [۱۳][۱۴].

### ۲-۳-۳ پیدا کردن نقاط کلیدی بر اساس انگشتان<sup>۹</sup>

#### ۱-۳-۲-۳ بر اساس انگشت وسط

این روش شامل چهار گام اصلی برای بدست آوردن ناحیه مربعی شکل که دارای اطلاعات کف دست است، می‌باشد [۹]:

- آستانه‌گیری: تصویر اثر کف دست سطح خاکستری در نظر گرفته و عملگر حد آستانه برای دست‌یابی به تصویر باینری اعمال می‌شود. در این مرحله هیستوگرام تصویر سطح خاکستری برای تعیین مقدار حد آستانه تحلیل می‌شود. این مقدار به صورت مینیمم محلی بین مقادیر ۵۰ و ۱۰۰ در نظر گرفته شده است.

رديابي مرز: بعد از مرحله آستانه‌گیری، تصویر باينری برای بدست آوردن کانتورهای شکل کف دست با استفاده از الگوریتم رديابي مرز مرجع [۱۵] پردازش می‌شود. هدف اصلی اين مرحله پيدا کردن مرز تصویر دست و سپس مكان‌يابي پنج انگشت می‌باشد. در ابتداء نقطه شروع از شکل دست در بالاترين نقطه سمت چپ از تصویر شکل دست قرار داده می‌شود. سپس در خلاف جهت عقربه‌های ساعت، کانتور شکل کف دست رديابي می‌شود. مختصات هر يك از پيكسل‌های رديابي شده باید برای نمايش شکل دست ذخیره شود.

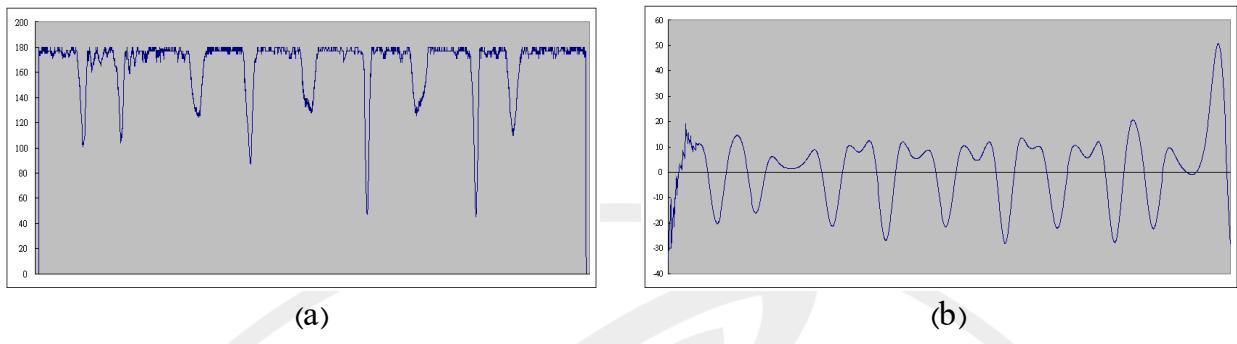
- بخش‌بندی بر اساس موجک: در این مرحله تکنيک بخش‌بندی بر اساس موجک<sup>۱۰</sup> برای پيدا کردن نوك پنج انگشت و پايه چهار انگشت اتخاذ شده است. مي‌دانيم که اين نقاط در گوشه‌های شکل دست قرار دارند. مختصات پيكسل‌های مرزی به شکل خميدگی<sup>۱۱</sup> تبدیل می‌شوند؛ به طوری که در شکل ۴-۳ (a) نمايش داده شده است. سپس شکل خميدگی به زير باندهای فرکانس بالا و فرکانس پايان تقسيم می‌شود. با استفاده از اين سيگنال‌ها می‌توان گوشه‌ها را که در نقاط مينيمم محلی دامنه منفي بين نقاط گذرنده از صفر قرار دارند، مشخص کرد. تا زمانی که نقاط تعیین کننده  $P_a$ ,  $P_b$  و  $P_c$  که نقاط گوشه نيز می‌باشند (شکل ۵-۳) محل ROI را در کف دست مشخص می‌کنند، بسیار مهم است که به وضوح نقاط گوشه شکل دست تعیین شوند. تبدیل موجک می‌تواند نتایج موثری را در اكتشاف گوشه‌ها مهیا کند.

<sup>8</sup> Bisector-Based

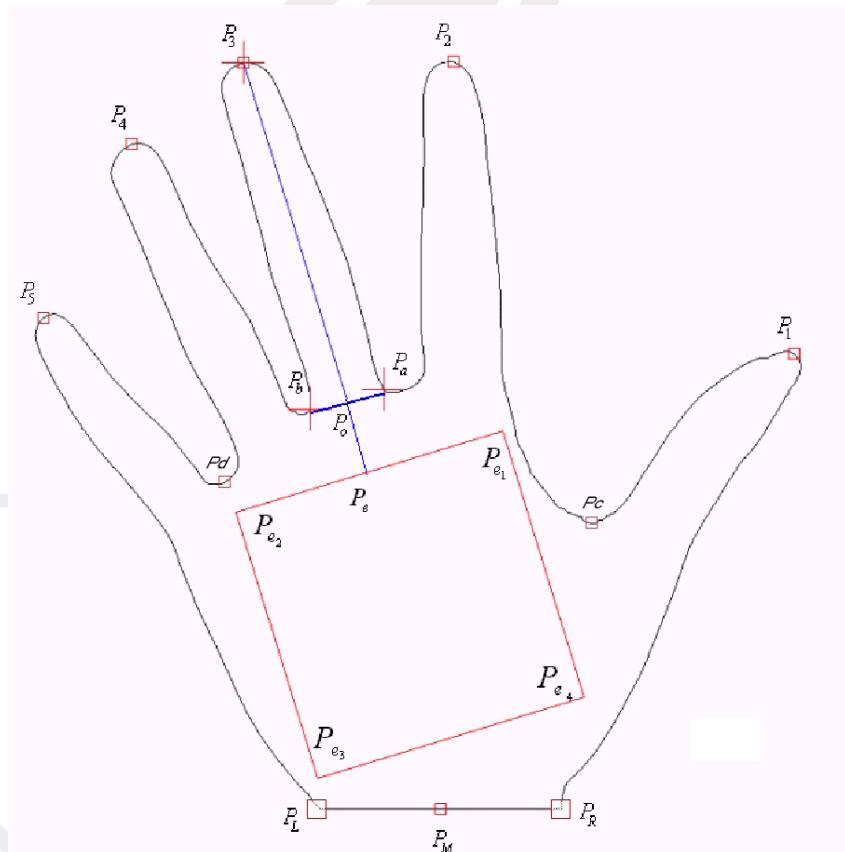
<sup>9</sup> Finger-Based

<sup>10</sup> Wavelet-Based Segmentation

<sup>11</sup> Curvature Profile



شکل ۴-۳ (a) فرم خمیدگی شکل دست (b) فرم تبدیل شده زیرباند فرکانس بالا



شکل ۵-۳ تشكيل ROI

- تشكيل ناحيۀ مورد نظر (ROI): بر طبق نتایج بدست آمده از مرحلۀ قبلی محل  $P_a$  به وسیله نقاط  $P_b$  و  $P_e$  و فرمولهای هندسی تعیین می‌شود. در اینجا فرض می‌شود که بردار واحد نقاط  $P_a$  و  $P_b$ ،  $\vec{ab} = (\vec{a}, \vec{b})$  طول فاصلۀ نقاط  $P_a$  و  $P_b$  و  $P_o = (x_o, y_o) = ((x_a + x_b)/2, (y_a + y_b)/2)$  محاسبه می‌باشد. محل نقطۀ بسط داده شده  $P_e$  به صورت  $(x_e, y_e) = (x_o, y_o) + |P_a P_b|(\vec{b}, -\vec{a})$  می‌شود. ناحيۀ مربعی  $P_{e_1} P_{e_2} P_{e_3} P_{e_4}$  به صورت زیر تشكيل می‌شود:

$$(x_{e1}, y_{e1}) = (x_e, y_e) + 128 \times (\vec{a}, \vec{b}) \quad (1-3)$$

$$(x_{e2}, y_{e2}) = (x_e, y_e) - 128 \times (\vec{a}, \vec{b}) \quad (2-3)$$

$$(x_{e3}, y_{e3}) = (x_{e2}, y_{e2}) + 256 \times (\vec{b}, -\vec{a}) \quad (3-3)$$

$$(x_{e4}, y_{e4}) = (x_{e1}, y_{e1}) + 256 \times (\vec{b}, -\vec{a}) \quad (4-3)$$

### ۲-۳-۲-۳ بر اساس چند انگشت

در این روش با استفاده از موجک و چند نقطه مرزی از قبل تعریف شده بر روی سه انگشت، سه خط در وسط سه انگشت تشکیل می‌شود. دو خط مربوط به انگشتان اشاره و حلقه برای مشخص کردن جهت‌گیری سیستم مختصات و خط مربوط به انگشت وسط برای تعیین محل آن استفاده می‌شود [۱۶].

اساس این روش‌ها بر اطلاعات مرزهای انگشتان استوار است؛ در حالی که در ادامه روشی مورد بررسی قرار می‌گیرد که از تمام اطلاعات اثر کف دست استفاده می‌کند.

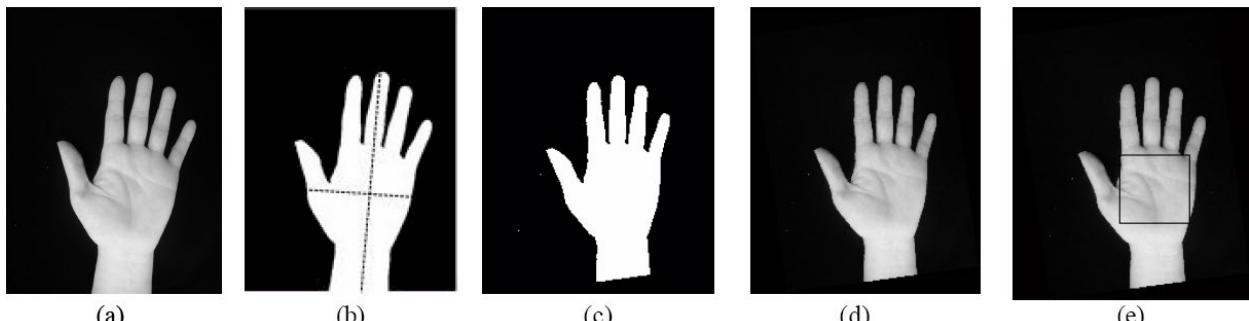
### ۴-۲-۳ بر اساس جهت‌گیری بیضی و عملگرهای مورفولوژی

در این روش [۱۱] ابتدا با استفاده از آستانه‌گیری یک تصویر باینری حاصل می‌شود. شکل باینری دست را می‌توان به وسیله یک بیضی تقریب زد. پارامترهای مناسب‌ترین بیضی که در کف دست گنجانده می‌شود برای یک تصویر شکل دست داده شده با استفاده از ممان محاسبه می‌شود [۱۷]. جهت‌گیری تصویر باینری دست با استفاده از محورهای اصلی بیضی تقریب زده می‌شود و زاویه مورد نیاز برای چرخش، تفاوت بین حالت معمول و جهت‌گیری تصویر می‌باشد. همچنین جهت‌گیری تقریب زده شده از تصویر باینری برای چرخش تصویر سطح خاکستری نیز استفاده می‌شود. حال تصویر باینری شکل دست، تحت عملگر مورفولوژیکی Erosion با یک عنصر ساختاری<sup>۱۲</sup> معلوم برای محاسبه ROI اثر کف دست قرار می‌گیرد. فرض کنید که  $R$  مجموعه پیکسل‌های غیر صفر در تصویر باینری داده شده و SE مجموعه پیکسل‌های غیر صفر عنصر ساختاری می‌باشد. عملگر مورفولوژی Erosion به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$R \ominus SE = \{g : SE_g \subseteq R\} \quad (5-3)$$

که  $SE_g$  نمایانگر عنصر ساختاری که نقطه مرجع آن به اندازه  $g$  پیکسل جایه‌جا شده است است. همچنین یک عنصر ساختاری مربعی برای کاوش تصویر باینری استفاده شده است. مرکز تصویر باینری کف دست بعد از اعمال Erosion معین می‌شود. مختصات این مرکز برای استخراج ناحیه مربعی از اثر کف دست با ابعاد ثابت استفاده می‌شود. این پروسه در شکل ۶-۳ نمایش داده شده است.

<sup>12</sup> Structuring Element (SE)



شکل ۳-۶ مراحل پروسه پیش‌پردازش با استفاده از جهت‌گیری بیضی و عملگرهای مورفولوژی (a) تصویر ثبت شده با دوربین دیجیتالی (b) تصویر باینری و گنجانیدن بیضی برای محاسبه جهت‌گیری (c) تصویر باینری بعد از چرخش (d) تصویر سطح خاکستری پس از چرخش (e) ROI اثر کف دست که از مرکز تصویر در ۳-۶ (c) پس از Erosion استخراج شده است.

پس از بدست آوردن سیستم مختصات قسمت مرکزی اثر کف دست جدا می‌شود. همانطور که در چند روشی که اشاره شد دیدیم؛ بیشتر این الگوریتم‌ها از ناحیه مربعی برای استخراج ویژگی استفاده می‌کنند ولی در بعضی از الگوریتم‌ها ناحیه دایره‌ای و در بعضی دیگر از ناحیه نیم بیضی [۱۸] استفاده می‌شود. ناحیه مربعی در حل مشکل جابه‌جایی موثرتر است در حالی که ناحیه دایره‌ای و نیم بیضی برای حل مشکل چرخش موثرتر است.

### ۳-۳ پایگاه داده

در انتهای هم نگاهی بر پایگاه داده و مشخصات آن خواهیم داشت. همانطور که قبل ذکر شده است الگوهای ثبت شده در پایگاه داده ذخیره می‌شوند. حال برای تست یک سیستم بیومتریک باید از پایگاه داده‌ای استفاده کرد که مشخصات خاصی را دارا باشد؛ از جمله نمونه‌های کافی از یک شخص و وجود الگوهای متفاوت از افراد متفاوت، فاصله زمانی بین نمونه‌های جمع‌آوری شده از یک الگو و الگوهای از اشخاص با گروه سنی متفاوت و از هر دو جنسیت جمع‌آوری شده باشند. در زیر پایگاه داده دانشگاه پلی تکنیک هنگ کنگ را بررسی می‌کنیم.

این پایگاه داده ۷۷۵۲ نمونه که شامل ۳۸۶ اثر کف دست از افراد متفاوت می‌باشد را دارا می‌باشد. در این پایگاه داده از هر فرد در حدود ۲۰ نمونه اثر کف دست در دو فصل متفاوت و به صورت حدودی ۱۰ نمونه در یک فصل و ۱۰ نمونه دیگر در فصل بعدی جمع‌آوری شده است و فاصله زمانی متوسط بین مجموعه اول و مجموعه دوم ۶۹ روز می‌باشد. این تصاویر از هر دو جنس جمع‌آوری شده و محدوده سنی افراد بین ۱۸-۵۰ سال بوده است. رزولوشن تمام تصاویر اصلی ۳۸۴×۲۸۴ با کیفیت تصویر ۷۵dpi می‌باشد.

## ۴. تأیید هویت

زمانی که قسمت مرکزی اثر کف دست جدا شد، می‌توان ویژگی‌ها را برای تطبیق استخراج کرد. همانطور که در فصل اول ذکر شد، دو نوع الگوریتم تشخیص وجود دارد، تأیید هویت و تعیین هویت. الگوریتم‌های تأیید هویت، باید دقیق و الگوریتم‌های تعیین هویت باید دقیق و سریع (سرعت تطبیق) باشند. در این فصل ما بر روی الگوریتم‌های تأیید هویت تمرکز می‌کنیم و در فصل بعدی به الگوریتم‌های تعیین هویت می‌پردازیم.

الگوریتم‌های تأیید هویت به سه دسته تقسیم می‌شوند:

- مبتنی بر خطوط<sup>۱</sup>
- مبتنی بر زیر فضا<sup>۲</sup>
- مبتنی بر آمار<sup>۳</sup>

بعضی از این الگوریتم‌ها توانایی پشتیبانی از تعیین هویت در مقیاس معینی را دارند.

### ۱-۴ روش‌های مبتنی بر خطوط

این روش‌ها یا نوعی لبه‌یاب را بسط داده‌اند یا اینکه از روش‌های لبه‌یابی موجود برای استخراج خطوط استفاده کرده‌اند. این خطوط یا به صورت مستقیم تطبیق داده شده‌اند یا اینکه به صورت قالب‌های دیگر برای تطبیق بیان شده‌اند.

در مرجع [۱۹] از لبه‌یاب کنی<sup>۴</sup> برای بدست آوردن خطوط کف دست استفاده شده است و جهت‌گیری نقاط لبه در چهار تابع که بیان‌کننده چهار جهت هستند ارزیابی شده است. برای هر یک از جهات رابطهٔ  $E_{R,i} = \sum_{(x,y) \in R} (Mag(x,y) \times \mu_i(x,y))$ <sup>۵</sup> محاسبه شده است که  $\mu_i$  بیان‌کننده یکی از توابع ذکر شده،  $Mag$  نشان‌دهنده دامنه خطوط و  $R$  یک ناحیه محلی می‌باشد. سپس مقدار ویژگی  $E_{R,i}$  نرمالیزه شده و در آخر از فاصلهٔ اقلیدسی برای تطبیق استفاده می‌شود.

<sup>1</sup> Line-Based

<sup>2</sup> Subspace-Based

<sup>3</sup> Statistic-Based

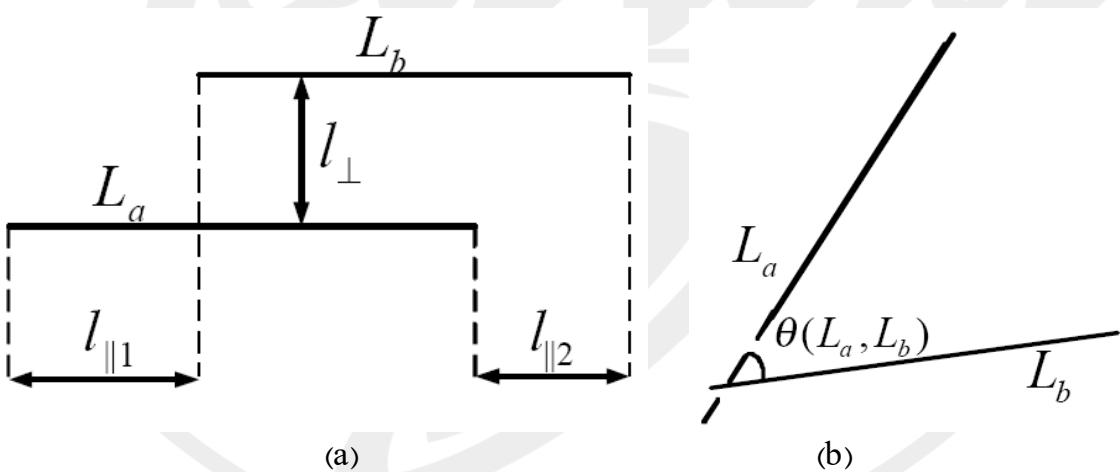
<sup>4</sup> Canny Edge Detector

در مرجع [۲۰] دو ماسک برای محاسبه مشتق مرتبه اول و مشتق مرتبه دوم عمودی اثر کف دست تعریف شده است. مشتق اول و دوم در جهات متفاوت را می‌توان از چرخش این دو ماسک بدست آورد. در این روش از نقطه گذار از صفر مشتق مرتبه اول برای تشخیص نقاط لبه و جهت متناظر آنها استفاده شده است و دامنه مشتق مرتبه دوم به عنوان دامنه این خطوط در نظر گرفته شده است. در اینجا به دلیل اینکه خطوط به صورت دره هستند، تنها دامنه مثبت بکار رفته است. مجموع وزنی دامنه جهتدار محلی به عنوان یک عنصر در بردار ویژگی در نظر گرفته شده است. این ویژگی با عنصر مینیمم و ماکسیمم آن نرم‌الیزه شده است و در انتهای فاصله اقلیدسی به عنوان تطبیق‌دهنده به کار رفته است.

در مرجع [۱۳] از ماسک سوبل<sup>۵</sup> برای محاسبه دامنه خطوط کف دست استفاده شده است. این دامنه‌ها هم در امتداد محور  $x$  و هم در امتداد محور  $y$  برای تشکیل هیستوگرام تصویر شدند و این هیستوگرام‌ها به عنوان ورودی مدل مخفی مارکف<sup>۶</sup> در نظر گرفته شدند.

مرجع [۲۱] ماسک سوبل را برای استخراج ویژگی اعمال کرده است و از فاصله Line Segment Hausdorff برای مقایسه دو اثر کف دست استفاده شده است که فاصله Line Segment Hausdorff (LHD) بدين شکل تعریف می‌شود:

- موازی:  $d_{\parallel}(L_a, L_b) = \min(l_{\parallel 1}, l_{\parallel 2})$
- عمودی:  $d_{\perp}(L_a, L_b) = l_{\perp}$
- زاویه‌ای:  $d_{\theta}(L_a, L_b) = f(\theta(L_a, L_b))$



شکل ۱-۴ (a) فاصله‌های موازی و عمودی (b) فاصله زاویه‌ای

در مرجع [۲۲] ماسک سوبل و عملگرهای مورفولوژی به عنوان دو استخراج‌کننده ویژگی برای بدست آوردن گرادیان تصاویر، جداگانه بکار برده شده‌اند و این ویژگی‌ها به وسیله شبکه عصبی طبقه‌بندی شده‌اند.

<sup>5</sup> Sobel Mask

<sup>6</sup> Hidden Markov Model (HMM)

در مرجع [۲۳] یک تبدیل دو مرحله‌ای رادن کراندار بهبود داده شده و حد آستانه دینامیک برای استخراج خطوط اصلی و خطوط فرعی مهم استفاده شده است و دو نگاشت باینری لبه بر اساس یک روش تطبیق به نام مقایسه پیکسل با ناحیه مورد مقایسه قرار گرفته‌اند. در زیر به تفصیل به این روش می‌پردازیم.

#### ۱-۱-۴ استخراج ویژگی بر اساس تبدیل کراندار بهبود داده شده رادن<sup>۷</sup>

##### ۱-۱-۱-۱ تبدیل رادن و تبدیل رادن کراندار

تبدیل رادن در فضای اقلیدسی برای اولین بار به وسیله جهان رادن<sup>۸</sup> در سال ۱۹۱۷ ارائه شد. تبدیل رادن تابع دو بعدی  $(x, y)^f$  به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$R(r, \theta)[f(x, y)] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \delta(r - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \quad (1-4)$$

که  $r$  فاصله عمودی یک خط از مرکز و  $\theta$  زاویه بین خط و محور  $y$  می‌باشد. تبدیل رادن روی ویژگی‌های خطی با انتگرال گیری از شدت روشنایی تصویر در امتداد تمام خطوط ممکن در تصویر تمرکز می‌کند؛ بنابراین می‌تواند برای تشخیص مسیرهای خطی در تصویر استفاده شود.

در هر صورت در تشخیص ویژگی‌های خطی زمانی که انتگرال گیری شدت تصویر در تمام طول تصویر انجام می‌شود، نقایصی در استفاده از تبدیل رادن وجود دارد. برای مثال این تبدیل به طور موثر نمی‌تواند قطعات خطوطی را که به صورت قابل توجهی نسبت به ابعاد تصویر کوچک‌تر است را تشخیص دهد و غیره. برای حل این مشکلات تبدیل رادن، Copeand شکل بهبود داده شده‌ای از تبدیل رادن را ارائه کرد که تبدیل رادن را محلی می‌کرد که به صورت زیر تعریف شده است:

$$R(r, \theta)[f(x, y)] = \int_{x_{\min}}^{x_{\max}} \int_{y_{\min}}^{y_{\max}} f(x, y) \delta(r - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \quad (2-4)$$

که پارامترهای  $x$  یک منطقه محلی را برای اعمال تبدیل رادن تعریف می‌کنند.

تبدیل کراندار رادن (FRAT)<sup>۹</sup> که به وسیله متئوس<sup>۱۰</sup> و فلاسر<sup>۱۱</sup> ارائه شده است، راه موثری برای اعمال تبدیل رادن به سیگنال‌های با طول محدود می‌باشد. FRAT عموماً به صورت مجموع پیکسل‌های تصویر در روی مجموعه معینی از

<sup>7</sup> Modified Finite Radon Transform

<sup>8</sup> Johann Radon

<sup>9</sup> Finite Radon Transform

<sup>10</sup> Matus

<sup>11</sup> Flusser

خطوط تعريف می شود. با توجه به  $\{Z_p = 1, \dots, p-1\}$  که  $p$  مقدار اولیه می باشد، FRAT تابع حقیقی  $f[x, y]$  بروی مختصات کراندار  $Z_p$  به صورت زیر تعريف می شود:

$$r_k[l] = FRAT_f(k, l) = \frac{1}{\sqrt{p}} \sum_{(i, j) \in L_{k,l}} f[i, j] \quad (3-4)$$

که  $L_{k,l}$  مبني بر مجموعه نقاطی می باشد که بر روی شبکه  $Z_p$  خطها را تشکیل می دهند؛ بدین معنا که:

$$\begin{aligned} L_{k,l} &= \{(i, j) : j = ki + l \pmod{p}, i \in Z_p\}, \quad 0 \leq k < p \\ L_{p,l} &= \{(l, j) : j \in Z_p\} \end{aligned} \quad (4-4)$$

در معادله ۴-۴،  $k$  نشان دهنده شیب خط متناظر و  $l$  نمایانگر عرض از مبدأ می باشد.

#### ۴-۱-۲ استخراج خطوط اصلی با استفاده از تبدیل کراندار رادن

در تصویر اثر کف دست، یک خط در کف دست را می توان تقریباً یک خط مستقیم در یک ناحیه کوچک در نظر گرفت. بنابراین می توان آن را به وسیله FRAT تشخیص داد. به هر حال FRAT با تصویر ورودی به عنوان تصویر متنابض رفتار می کند. بنابراین این خطوط نمایانگر اثر Wrap Around برای علت عملگرهای پیمانه در تعريف خطوط در FRAT می باشند. برای حذف این اثر تبدیل کراندار بهبود داده شده رادن (MFRAT) برای استخراج ویژگی های خطوط اثر کف دست ارائه شده است که به صورت زیر تعريف می شود:

با توجه به  $\{Z_p = 1, \dots, p-1\}$  که  $p$  یک عدد صحیح مثبت می باشد، MFRAT تابع حقیقی  $f[x, y]$  بر روی مختصات کراندار  $Z_p$  به صورت زیر تعريف می شود:

$$r[L_k] = MFRAT_f(k) = \frac{1}{C} \sum_{(i, j) \in L_k} f[i, j] \quad (5-4)$$

که  $C$  یک کمیت اسکالر برای کنترل اندازه  $[L_k]$  می باشد و  $L_k$  مشخص کننده سری نقاطی می باشد که خط را در شبکه  $Z_p$  می سازند؛ بدین معنی که:

$$L_k = \{(i, j) : j = k(i - i_0) + j_0, i \in Z_p\} \quad (6-4)$$

که  $(i_0, j_0)$  نقطه مرکزی مختصات  $Z_p$  را مشخص می کند و  $k$  به معنای شیب متناظر  $L_k$  می باشد. در اینجا  $L_k$  بیان دیگری را نیز دارد می باشد  $L(\theta_k)$ ، که  $\theta_k$  زاویه متناظر با  $k$  می باشد.

در مقایسه با MFRAT، FRAT عرض از مبدأ  $L$  را از  $L_{k,l}$  حذف می‌کند. نتیجتاً برای هر شیب  $k$  داده شده تنها مجموع یک خط که از نقطه مرکزی  $(i_0, j_0)$  از مختصات  $Z_p^r$  عبور می‌کند محاسبه می‌شود. در اینجا به این نکته باید اشاره شود که تمام خطوط در جهات متفاوت تعداد پیکسل‌های مساوی دارند و تعدادی از پیکسل‌های متعلق به یک خط می‌تواند با خطوط دیگر اشتراک داشته باشند. برخلاف MFRAT، FRAT یک تبدیل معکوس‌پذیر نیست و فقط برای استخراج ویژگی استفاده می‌شود. همچنین عدد  $p$  به مقدار اولیه نیاز ندارد و عدد  $k$  به وسیله  $p$  محدود نشده است؛ ولی به صورت تجربی مشخص می‌شود. همچنین طول  $L_k$  در MFRAT را می‌توان تنظیم کرد. یادآور می‌شود که قبل از اعمال MFRAT داده شده در معادله ۴-۵ میانگین باید از ورودی  $f'$  کسر شود بنابراین داریم:

$$f = f' - \text{mean}(f') \quad (7-4)$$

$$\sum f[i, j] = 0, (i, j) \in Z_p^r \quad (8-4)$$

در MFRAT جهت  $\theta_k$  و انرژی  $e$  نقطه مرکزی  $Z_p^r(i_0, j_0)$  به وسیله فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$\theta_{k(i,j)} = \arg(\min_k(r[L_k])), \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (9-4)$$

$$e_{(i,j)} = |\min(r[L_k])|, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (10-4)$$

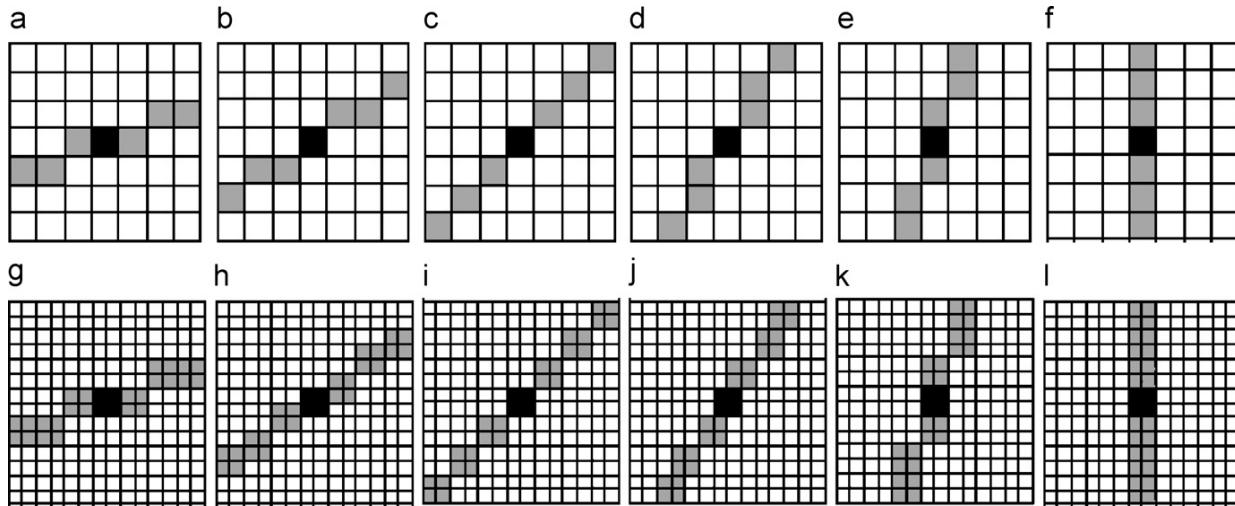
که | . | نمایانگر عمل قدرمطلق می‌باشد.

در این صورت جهت و انرژی تمام پیکسل‌ها، اگر مرکز مختصات  $Z_p^r$  در تمام تصویر پیکسل به پیکسل جابه‌جا شود محاسبه می‌شود. اگر برای یک تصویر  $(x, y) I(x, y)$  با سایز  $m \times n$  مقدار تمام پیکسل‌ها با مقادیر جهت‌ها و انرژی‌ها جایگزین شود به ترتیب می‌توان دو تصویر جدید با عنوانیں تصویر جهت و تصویر انرژی را درست کرد.

$$\text{Direction\_image} = \begin{bmatrix} \theta_{k(1,1)} & \theta_{k(1,2)} & \vdots & \theta_{k(1,n)} \\ \theta_{k(2,1)} & \theta_{k(2,2)} & \vdots & \theta_{k(2,n)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \theta_{k(m,1)} & \theta_{k(m,2)} & \vdots & \theta_{k(m,n)} \end{bmatrix} \quad \text{Energy\_image} = \begin{bmatrix} e_{k(1,1)} & e_{k(1,2)} & \vdots & e_{k(1,n)} \\ e_{k(2,1)} & e_{k(2,2)} & \vdots & e_{k(2,n)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ e_{k(m,1)} & e_{k(m,2)} & \vdots & e_{k(m,n)} \end{bmatrix}$$

شکل ۲-۴، دو مثال از MFRAT را نشان می‌دهد که بترتیب ابعاد آن  $7 \times 7$  و  $14 \times 14$  می‌باشد و خطوط آن ( $L(\theta_k)$ ) بترتیب در جهات  $12\pi/12, 2\pi/12, \dots, 6\pi/12$  می‌باشد و بقیه خطوط  $L(\theta_k)$  در جهات  $12, 8\pi/12, \dots, 12\pi/12$  در اینجا تصویر نشده است. اگر خط در MFRAT یک پیکسل قطر آن باشد،  $p$  باید یک عدد فرد باشد؛ بدین علت که به طور واضح مرکز  $Z_p^r$  تعریف شود و زمانی که عرض  $L_k$  از یک پیکسل تجاوز کرد،  $p$  می‌تواند یک عدد زوج باشد. در MFRAT  $14 \times 14$  منطقه مرکزی  $Z_p^r$  شامل چهار پیکسل می‌شود که در نتیجه می‌تواند همزمان جهت و انرژی این

چهار پیکسل محاسبه شود. پس از استخراج خطوط اصلی این چهار پیکسل که جهت و انرژی یکسانی را دارا می‌باشند به عنوان یک پیکسل در نظر گرفته می‌شود. پس ابعاد تصویر ویژگی‌ها به اندازه نصف تصویر اصلی تبدیل می‌شود که می‌تواند به عنوان عملکرد زیرنمونه‌گیری<sup>۱۲</sup> در نظر گرفته شود.



شکل ۲-۴ MFRAT،  $\theta_r = 3\pi/12$ ،  $\theta_r = 2\pi/12$ ،  $\theta_r = \pi/12$ ،  $\theta_r = 5\pi/12$ ،  $\theta_r = 4\pi/12$  و  $\theta_r = 6\pi/12$  (a) و (b)، (c) و (d)، (e) و (f)، (g) و (h)، (i) و (j)، (k) و (l).

شکل ۳-۴ مثالی از استخراج خطوط اصلی را نشان می‌دهد که شکل ۳-۴ (b) تصویر انرژی که از تصویر اصلی ۳-۴ (a) بدست آمده است می‌باشد. دیده می‌شود که انرژی تمام خطوط کف دست به وضوح و دقیق استخراج شده است. در شکل ۳-۴ (c) خطوط مهم شامل خطوط اصلی و تعدادی از خطوط فرعی قوی منتظر با حد آستانه  $T$  استخراج شده‌اند. در اینجا تصویر باینری بدست آمده تصویر خطوط نامیده می‌شود که می‌توان آن را به صورت زیر تعریف کرد:

$$Lines\_image(x, y) = \begin{cases} \cdot & \text{if } Energy\_image(x, y) < T \\ 1 & \text{if } Energy\_image(x, y) \geq T \end{cases} \quad (11-4)$$

در این مرحله تعدادی از خطوط فرعی با معیار انرژی حذف می‌شوند. باید توجه شود که  $T$  در اینجا پارامتر مهمی است. پس برای بدست آوردن آن تمام مقادیر پیکسل‌های تصویر انرژی به صورت نقصانی مرتب شده و  $M$  امین پیکسل بزرگ‌تر به عنوان  $T$  انتخاب شده است. در مثال شکل ۳-۴،  $M = 1000$  در نظر گرفته شده است.

همچنین واضح است که تصویر خطوط شامل تعداد زیادی خط‌های فرعی قوی می‌باشد. می‌توان آنها را بر طبق معیار جهت حذف کرد. عموماً جهت اکثر خطوط فرعی به طور محسوسی با خطوط اصلی متفاوت است. برای مثال اگر جهت خطوط اصلی به طور تقریبی محدود به بازه  $\left[\frac{\pi}{2}, \dots, \pi\right]$  باشد، تقریباً جهت اکثر خطوط فرعی در بازه  $\left(\frac{\pi}{2}, \dots, 0^\circ\right)$

<sup>12</sup> Subsampling Operation

می باشد و بالعکس. بر طبق این شناخت، تصویر خطوط بر طبق  $\theta_{(x,y)}$  هر پیکسل به تصویر LA (شکل ۳-۴(d)) و تصویر LB (شکل ۳-۴(e)) تقسیم می شود. متذکر می شود که نقاطی که جهت آنها  $/2\pi$  می باشد به هر دو تصویر LB و LA نسبت داده شده اند، یعنی:

$$\begin{aligned} LA\_image(x,y) &= 1 \text{ if } line\_image(x,y) = 1 \text{ and } {}^\circ < \theta_{(x,y)} \leq \pi / 2 \\ LB\_image(x,y) &= 1 \text{ if } line\_image(x,y) = 1 \text{ and } \pi / 2 \leq \theta_{(x,y)} < \pi \end{aligned} \quad (12-4)$$

از تصویر LA و LB کدام یک شامل خطوط اصلی هستند؟ با استفاده از معادله ۱-۴ بترتیب تبدیل را در بر روی تصویر LA از  $0$  تا  $\pi / 2$  و بر روی تصویر LB از  $\pi / 2$  تا  $\pi$  اعمال می شود. بنابراین دو نگاشت انرژی را در تشکیل می شود که  $R[LB\_image(x,y)]$  و  $R[LA\_image(x,y)]$  (شکل ۳-۴(f) و (g)) می باشند. این تبدیل اینکه تصویر در فرمت باینری می باشد می تواند به سرعت پیاده سازی شود. می دانیم که خطوط اصلی به طور کلی بلندتر و صافتر از خطوط فرعی می باشند. بنابراین انرژی تبدیل را در خطوط اصلی از خطوط فرعی بیشتر خواهد بود. برای تصویر باینری  $F(x,y)$  دو معیار وجود دارد که می تواند برای ارزشیابی انرژی را در  $R[F(x,y)]$  اتخاذ شود بدین معنا که:

$$E_{\max}(F(x,y)) = \max(R[F(x,y)]) \quad (13-4)$$

$$E_{\text{total}}(F(x,y)) = \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n (R[F(x,y)]) \quad (14-4)$$

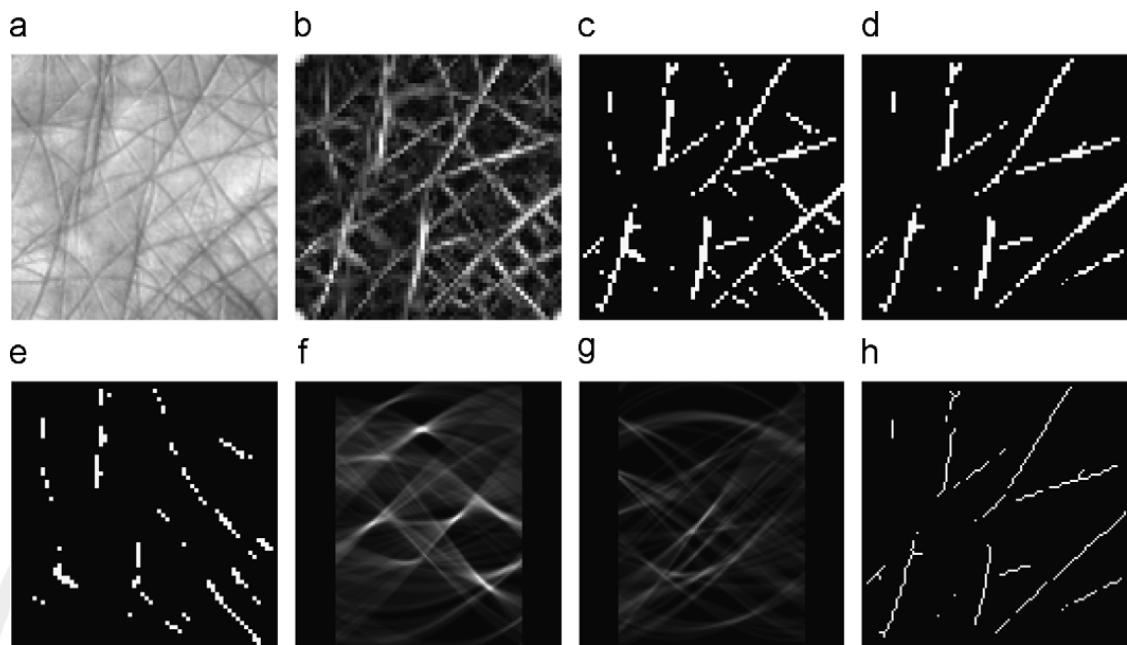
که  $E_{\max}(F(x,y))$  مقدار  $E_{\text{total}}(F(x,y))$  و  $E_{\text{total}}(F(x,y))$  مجموع تمام مقادیر  $E_{\text{total}}(F(x,y))$  می باشد. در این روش  $E_{\text{total}}(F(x,y))$  در نظر گرفته شده است و وقتی که  $E_{\text{total}}(F(x,y))$  محاسبه می شود محدودیت هایی نیز برای حذف انرژی خطوط نویزی، اتخاذ شده است. سپس با مقایسه  $E_{\text{total}}(LA\_image(x,y))$  با  $E_{\text{total}}(LB\_image(x,y))$  پاسخ سوال بالا به آسانی داده می شود. کد برنامه متناظر به صورت زیر نوشته می شود:

```
IF      Etotal(LA_image(x,y)) > Etotal(LB_image(x,y))
      THEN LA_image contains principal lines
      ELSE LB_image contains principal lines
END
```

در مثال شکل ۳-۴ خطوط اصلی در تصویر LA وجود دارند. در آخر خطوط اصلی نازک شده در شکل ۳-۴(h) نمایش داده شده است.

<sup>13</sup> LA<sub>\_image</sub>

<sup>14</sup> LB<sub>\_image</sub>



شکل ۳-۴ تصاویر نمایان شده در مرحله استخراج ویژگی. (a) تصویر اصلی، (b) انرژی تصویر، (c) تصویر خطوط، (d) تصویر نازک شده (e)، LB \_image (f)، R(LB \_image) (g)، R(LA \_image) (h)

#### ۲-۱-۴ تطبیق اثر کف دست

عمل تطبیق اثر کف دست محاسبه درجه شباهت بین تصویر تست و تصویر آموزش می‌باشد. در این روش مقیاس شباهت به وسیله تکنیک‌های تطبیق خط معین می‌شود. در روش‌های کد کف دست<sup>۱۵</sup> [۷] و کد ترکیب<sup>۱۶</sup> [۴۸] که در آینده در مورد آنها بحث خواهیم کرد فاصله نرمالیزه شده همینگ<sup>۱۷</sup> برای محاسبه درجه شباهت بین تصویر تست و تصویر آموزشی استفاده شده است؛ در حالی که فاصله زاویه‌ای برای روش کد رقبتی<sup>۱۸</sup> لحاظ شده است [۴۹] (که در آینده در مورد آنها بحث خواهیم کرد). به هر حال فاصله همینگ و فاصله زاویه‌ای بر اساس مقایسه پیکسل با پیکسل می‌باشد که برای تطبیق خط مناسب نیست؛ زیرا ممکن است نقاط روی خط‌های یکسان از یک کف دست که در زمان‌های متفاوت گرفته شده است بر روی هم تطابق نداشته باشند. در اینجا یک الگوریتم بر اساس مقایسه پیکسل با ناحیه برای تطابق مقاوم<sup>۱۹</sup> خط ارائه شده است.

فرض کنید که  $A$  تصویر تست و  $B$  تصویر آموزش و ابعاد  $A$  و  $B$  که هر دو تصاویر باینری می‌باشند مقدار نقطه‌ای که جزئی از خطوط اصلی می‌باشد  $1$  است. امتیاز تطبیق از  $A$  به  $B$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

<sup>15</sup> Palm-Code

<sup>16</sup> Fusion-Code

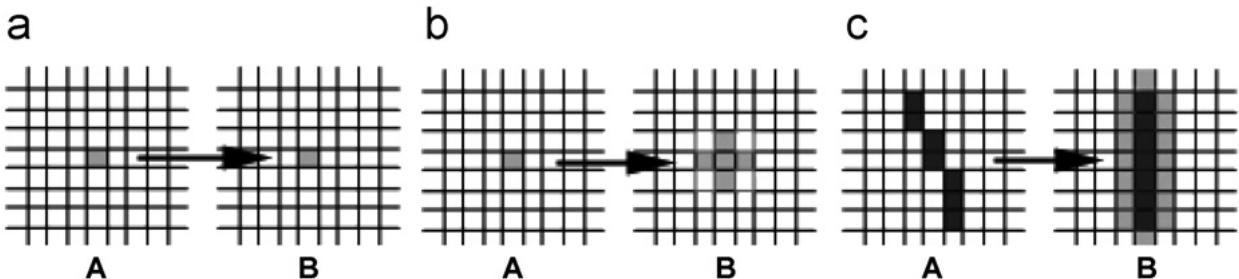
<sup>17</sup> Normalized Hamming Distance

<sup>18</sup> Competitive-Code

<sup>19</sup> Robust

$$s(A, B) = \frac{\left( \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n A(i, j) \cap \overline{B}(i, j) \right)}{N_A} \quad (15-4)$$

که  $\cap$  عملگر منطقی AND تعداد نقاط در خطوط اصلی تشخیص داده شده در  $A$  و  $(j, \overline{B}(i, j))$  ناحیه کوچکی در اطراف  $B$  می‌باشد. (شکل ۴-۴) به صورت  $\overline{B}(i, j)$ ,  $B(i-1, j)$ ,  $B(i, j+1)$ ,  $B(i+1, j)$  می‌باشد. واضح است که مقدار  $A(i, j) \cap \overline{B}(i, j)$  یک خواهد بود اگر  $A(i, j)$  و حداقل یکی از نقاط  $\overline{B}(i, j)$  همگام با هم یکی از نقاط خطوط اصلی باشند. شکل ۴-۴ تفاوت بین مقایسه پیکسل با پیکسل (شکل ۴-۴(a)) و مقایسه پیکسل با ناحیه (شکل ۴-۴(b)) را نشان می‌دهد. ماهیت  $s(A, B)$  با  $B$  از عریض شده<sup>۲۰</sup> می‌باشد (شکل ۴-۴(c)).



شکل ۴-۴ مقایسه پیکسل با پیکسل و مقایسه پیکسل با ناحیه

همچنین به روش یکسان امتیاز تطبیق از  $B$  به  $A$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$s(B, A) = \frac{\left( \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n B(i, j) \cap \overline{A}(i, j) \right)}{N_B} \quad (16-4)$$

در آخر امتیاز تطبیق بین  $A$  و  $B$  از رابطه زیر حاصل می‌شود:

$$S(A, B) = S(B, A) = \text{Max}(s(A, B), s(B, A)) \quad (17-4)$$

به صورت تئوری  $S(A, B)$  بین ۰ و ۱ می‌باشد و هر میزان امتیاز تطبیق بزرگ‌تر باشد، شباهت بین  $A$  و  $B$  بیشتر می‌شود. امتیاز تطبیق ایدهآل ۱ می‌باشد. از تعریف دیده می‌شود که  $S(A, B)$  در مقابل انتقال‌ها و چرخش‌های کوچک بین دو تصویر مقاوم می‌باشد که در آن اگر انتقال از یک پیکسل و چرخش از ۳° تجاوز نکند امتیاز تطبیق تنها کمی تغییر خواهد کرد. در هر صورت به دلیل شرایط غیر ایدهآل پیش‌پردازش ممکن است انتقال بزرگ‌تری در کاربردهای عملی وجود داشته باشد. برای فائق آمدن به این مشکل باید تصاویر ویژگی را عمودی و افقی منتقل کرد و دوباره تطبیق

<sup>20</sup> Dilated B

داد. بازه انتقال عمودی و افقی از  $S(A, B)$  بدست آمده از تطبیق انتقال داده شده به عنوان امتیاز نهایی تطبیق در نظر گرفته شده است.

## ۲-۴ مبتنی بر زیرفضا

روش مبتنی بر زیرفضا در نشریات تشخیص صورت با عنوان روش مبتنی بر ظاهر هم نامیده می‌شود. در این روش‌ها از تحلیل مؤلفه‌های اصلی<sup>۲۱</sup>، تحلیل تفکیک خطی<sup>۲۲</sup> و تحلیل مؤلفه‌های مستقل<sup>۲۳</sup> استفاده شده است. ضرایب زیرفضاهای به عنوان ویژگی‌ها در نظر گرفته می‌شود. مقیاس‌های فاصله و طبقه‌بندی کننده‌های متفاوتی برای مقایسه این ویژگی‌ها بکار برده شده است. علاوه بر اعمال مستقیم PCA، LDA و ICA بر تصاویر اثر کف دست، محققین از موجک، گابور، تبدیل کسینوسی گسته<sup>۲۴</sup> و هسته‌ها<sup>۲۵</sup> در روش‌هایی که بکار بردن استفاده کردند. در شکل ۴-۵ ساختار روش‌های مبتنی بر زیرفضا ترسیم شده است.



شکل ۴-۵ ساختار روش‌های مبتنی بر زیرفضا

در بعضی از تحقیقات روش‌های جدید زیرفضا ارائه شده است و بر روی اثر کف دست امتحان شده است. به صورت کلی روش‌های مبتنی بر زیرفضا از هیچگونه شناخت قبلی نسبت به اثر کف دست استفاده نمی‌کنند. در جدول ۱-۴ خلاصه تعدادی از این روش‌ها آمده است.

<sup>21</sup> Principal Component Analysis (PCA)

<sup>22</sup> Linear Discriminant Analysis (LDA)

<sup>23</sup> Independent Component Analysis (ICA)

<sup>24</sup> Discrete Cosine Transform (DCT)

<sup>25</sup> Kernels

جدول ۱-۴ خلاصه‌ای از چند روش مبتنی بر زیرفضا

مرجع	استخراج ویژگی	زیرفضا	طبقه‌بندی کننده
[۲۴]	Haar Daubechies Symmlet	PCA LDA ICA	فاصله مانهاتن <sup>۲۶</sup> فاصله اقلیدسی مقیاس کسینوسی شبکه عصبی احتمالی <sup>۲۷</sup>
[۲۵]	—	LDA	فاصله اقلیدسی
[۲۶]	—	PCA	فاصله وزن‌دار اقلیدسی
[۲۷]	موجک	ICA	فاصله اقلیدسی
[۲۸]	فیلتر گابور	LDA	فاصله کسینوسی
[۲۹]	FFT, DCT, موجک	Kernel PCA	ماشین بردار پشتیبانی <sup>۲۸</sup> فاصله وزن‌دار اقلیدسی فاصله خطی اقلیدسی
[۳۰]	—	ICA PCA	RBPNN <sup>۲۹</sup>

در زیر به بررسی دقیق‌تر روش مرجع [۳۰] می‌پردازیم.

## ۱-۲-۴ الگوریتم ICA سریع و شبکه عصبی

### ۱-۲-۴-۱ الگوریتم FastICA

آنالیز پارامتر مستقل (ICA) بردار تصادفی  $n$  بعدی  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  به صورت عملیات پیدا کردن تبدیل خطی  $m$  بعدی  $m$   $S = WX$  ( $S = (s_1, s_2, \dots, s_m)^T$ ) تعریف شده است؛ به طوری که ماتریس جداسازی  $W$  یک تبدیل خطی باشد و پارامترهای پنهان  $s_i$  در حد ممکن مستقل باشند. معمولاً بعد  $S$  کمتر از بعد  $X$  ( $m \leq n$ ) است. در این روش متذکر می‌شود که  $m = n$  در نظر گرفته شده است. در اینجا ماتریس  $W$  معکوس پذیر در نظر گرفته شده است. الگوریتمی می‌باشد که بر پایه روش تکراری نقطه ثابت برای پیدا کردن ماکسیمم غیرگوسی بودن  $WX$  بنا شده است. مقیاس‌های متفاوتی برای غیرگوسی بودن وجود دارد؛ از قبیل درجه اوج (Kurtosis)، Cumulant مرتبه چهارم و Negentropy. در این مقاله از Kurtosis به عنوان معیار بیشینه غیرگوسی بودن (تابع امتیاز) استفاده شده که برای متغیر تصادفی  $s$  با میاگین صفر به صورت زیر تعریف شده است:

<sup>26</sup> Manhattan Distance

<sup>27</sup> Probabilistic Neural Network

<sup>28</sup> Support Vector Machine (SVM)

<sup>29</sup> Radial Basis Probabilistic Neural Network

$$kurt(s) = E\{s^4\} - 3(E\{s\})^4 \quad (18-4)$$

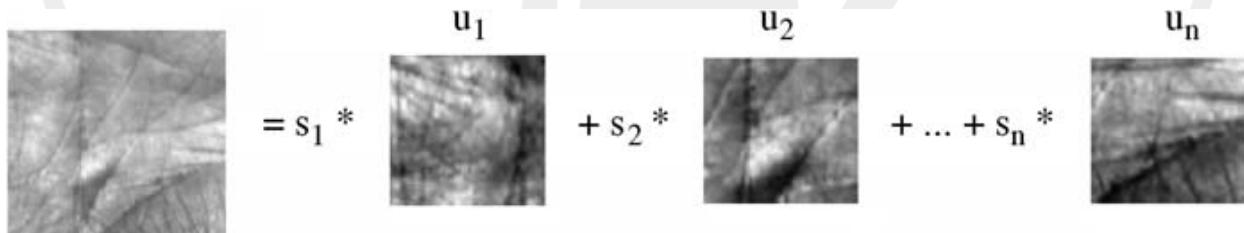
با استفاده از روش گرادیان معمولی و با در نظر گرفتن محدودیت  $1 \leq w_j \leq W$  می‌باشد، قانون بروزرسانی  $w_j$  به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \mu(t) \{v_i(t)[(w_j(t))^T v_i(t)]^T - 3 \|w_j(t)\|^2 w_j(t) + f(\|w_j(t)\|)w_j(t)\} \quad (19-4)$$

که  $v_i$ ، نامین سطر نتایج سفید شده<sup>30</sup> و مشاهده شده از بردار  $X$  می‌باشد،  $w_j(t)$  ترانهاده  $(t)^T$  می‌باشد،  $\mu(t)$  نرخ یادگیری و  $f$  عبارت جبرانی بر طبق محدودیت  $1 \leq w_j \leq W$  می‌باشد. قانون یادگیری در نقطه ثابتی که در آن عبارت  $|w_j^T(t) - w_j(t-1)|$  به اندازه کافی به مقدار واحد نزدیک شده باشد خواهد ایستاد. ترکیب خطی  $WX$  یکی از پارامترهای مستقل مورد نیاز متناظر با فرمول  $S = WX$  خواهد بود.

#### ۲-۱-۴ دو ساختار برای اجرای FastICA

دو نوع ساختار پیاده‌سازی برای FastICA در تشخیص تصویر وجود دارد. ساختار اول با تصویر اثر کف دست معادل متغیرهای تصادفی و با پیکسل‌ها به عنوان مشاهدات برخورده می‌کند؛ به این معنی که تصاویر اثر کف دست در سطراها و پیکسل‌ها در ستون قرار دارند. هدف این روش پیدا کردن ماتریس  $D \times m$  می‌باشد؛ بدین صورت که  $U = DX$  به اندازه ممکن به طور آماری مستقل باشد. تصویر اصلی که به وسیله سطراها  $U$  تخمین زده می‌شود، سپس به عنوان تصاویر پایه برای نمایش اثر کف دست استفاده می‌شود. تصاویر اثر کف دست نمایش داده شده شامل مختصات این تصاویر اثر کف دست با ملاحظه به تصویر پایه که به وسیله سطراها  $U$  (ضرایب تصاویر پایه) تعریف شده است می‌باشد و در شکل ۴-۶ نمایش داده شده است.



شکل ۴-۶ نمایش تصاویر پایه مستقل، شامل ضرایب خطی تصاویر پایه مستقل ( $U = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ ) که تصاویر اثر کف دست را دربر دارد. نمایش FastICA در  $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)$  می‌باشد.

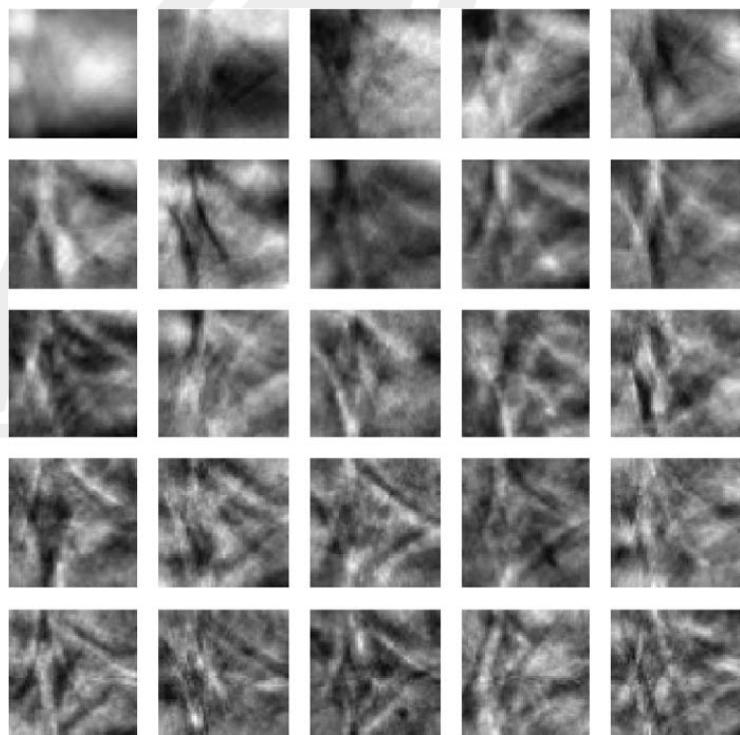
در مقابل ساختار دوم پیکسل‌ها را به عنوان متغیرهای تصادفی و تصاویر اثر کف دست را به عنوان مشاهدات به کار می‌برد؛ به این معنی که پیکسل‌ها در سطراها و تصاویر اثر کف دست در ستون‌ها می‌باشند. هدف در این روش پیدا کردن  $U = DX$  در ستون‌های FastICA بیانی می‌باشد که تمام ضرایب تا حد ممکن از نظر آماری مستقل باشند. نمایش FastICA در ستون‌های

<sup>30</sup> Whitening

می‌باشد. هر ستون از  $U$  حاوی ضرایب تصاویر پایه در  $A$  معکوس یا شبه معکوس  $D$  می‌باشد) برای بازسازی هر اثر کف دست در  $X$  می‌باشد (شکل ۷-۴).

$$\text{تصویر} = u_1 * a_1 + u_2 * a_2 + \dots + u_n * a_n$$

شکل ۷-۴ نمایش حاصلضرب، شامل ضرایب مستقل  $U$  برای ترکیب خطی تصاویر پایه در  $(a_1, a_2, \dots, a_n)$  که  $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$  (FastICA در  $U = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ ) می‌باشد.

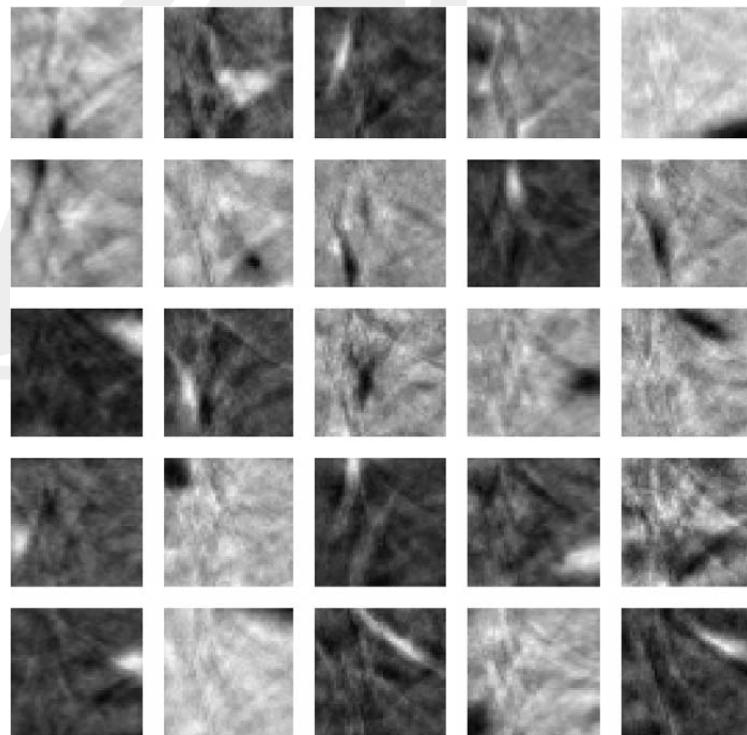


شکل ۸-۴ اولین ۲۵ محور PC از تصویر اثر کف دست (ستون‌های  $V$ ) که از چپ به راست و از بالا به پایین با توجه به دامنه مقادیر ویژه متناظر مرتب شده است.

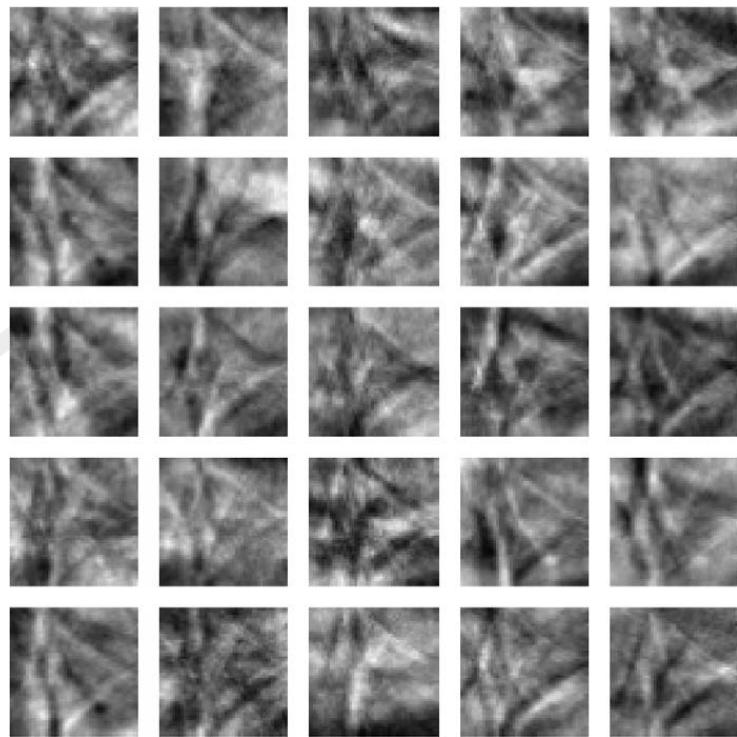
در اینجا برای محاسبات راحت‌تر از PCA برای تشخیص داده‌های سفید شده و کاهش بعد قبل از اجرای الگوریتم استفاده شده است. فرض کنید  $V_k$  مشخص کننده ماتریسی با ابعاد  $p \times k$  باشد؛ یعنی شامل اولین  $k$  محور مؤلفه‌های اصلی (PC) در ستون‌های خود باشد (شکل ۸-۴ که در آن  $p = 25$  است) که در آن  $p$  تعداد پیکسل‌ها در یک تصویر آموزشی می‌باشد. در ساختار اول  $X$  مشخص کننده سری  $n$  بعدی تصاویر با میانگین صفر است (هر سطر حاوی اطلاعات تصویر می‌باشد)، بردار پایه مستقل  $U$  به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$U = W_I * V_k^T \quad (20-4)$$

که  $X_I^T$  آموزش داده شده است،  $X_I^T$  توانهاده،  $W_I = W * [2(COV(X_I^T))^{-\frac{1}{2}}]$  ماتریسی می‌باشد که با ICA آموزش داده شده است،  $X_I^T$  کوواریانس ماتریس  $X_I^T$  می‌باشد. یادآوری می‌شود که تصویر پایه از این ساختار مشخصات متمرکز شده بیشتری از خود نشان می‌دهد (شکل ۹-۴). علاوه بر این با محسوب کردن  $R_k$  به عنوان ضرایب PCA که  $R_k = X_I V_k$  می‌باشد، می‌توان ماتریس ضرایب را با  $S = R_k^{-1} * W_I$  محاسبه کرد. ولی در ساختار دوم جداسازی اصلی بر روی پیکسل‌ها انجام می‌شود. در اینجا FastICA ترجیحاً بر روی ضرایب PCA اعمال می‌شود تا به صورت مستقیم بر روی تصویر ورودی ضرایب آماری مستقل با فرمول  $W_I R_k^T$  محاسبه شده است و بردارهای پایه از ستون‌های  $V_k W_I^{-1}$  بدست آمده است. متذکر می‌شود که پایه‌های تشکیل شده در این ساختار ویژگی‌های جامع بیشتری از خود نشان می‌دهند (شکل ۱۰-۴).



شکل ۹-۴ اولین ۲۵ تصاویر پایه ( $W_I V_k^T$ ) که به وسیله ساختار اول FastICA بدست آمده‌اند. در این روش تصاویر پایه به صورت آماری مستقل هستند.



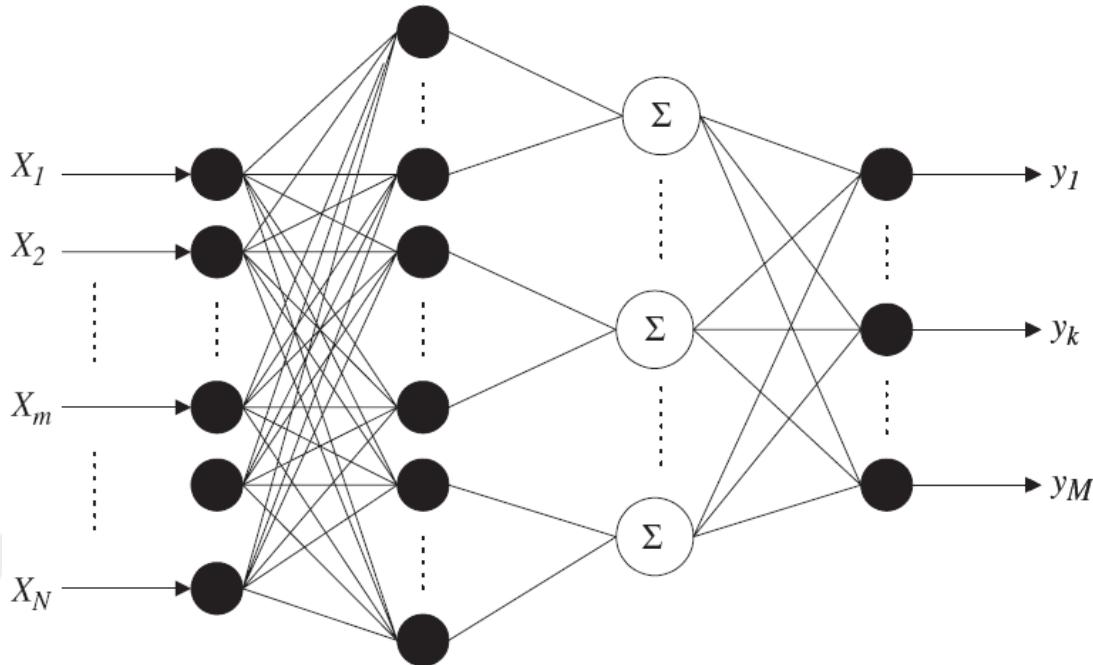
شکل ۴-۱۰ اولین ۲۵ تصاویر پایه (ستون‌های  $V_k W_I^{-1}$ ) که به وسیله ساختار دوم FastICA بدست آمده‌اند. در این روش ضرایب به صورت آماری مستقل هستند.

### ۳-۱-۲-۴ مدل RBPNN و الگوریتم آموزش

مدل شبکه عصبی RBPNN (Radial Basis Probabilistic Network) که در اینجا ارائه شده است و در شکل ۱۱-۴ نشان داده شده است بر گرفته از شبکه عصبی RBFNN (Radial Basis Function) و شبکه عصبی احتمالاتی<sup>۳۱</sup> (PNN) می‌باشد. از این جهت RBPNN کارکترهای دو شبکه فوق را پردازش می‌کند؛ بدین معنا که سیگنال‌ها به صورت یکجا از لایه ورودی به لایه خروجی بدون هیچ بازخوردی در مدل شبکه سه لایه‌ای پیش‌خور می‌شوند. به عبارتی دیگر، بسط بیشتر این روش‌ها نواقص دو شبکه اصلی را کاهش می‌دهد. دیده می‌شود که این شبکه شامل چهار لایه است. اولین لایه پنهان، لایه پردازش غیرخطی می‌باشد که عموماً شامل مراکز منتخب از نمونه‌های آموزشی می‌باشد. لایه دوم پنهان خروجی‌های انتخابی لایه اول پنهان را جمع می‌کند، بر طبق دسته‌ای که مراکز پنهان متعلق به آن است. یعنی اتصالات وزنی بین اولین لایه پنهان و دومین لایه پنهان  $0 \dots 1$  می‌باشد. برای مسائل تشخیص الگو، خروجی‌ها در دومین لایه پنهان لازم است که نرمالیزه شوند. آخرین لایه برای RBPNN فقط لایه خروجی است.

به صورت ریاضی برای یک بردار ورودی  $x$  مقدار خروجی واقعی  $i$ -امین خروجی نرون از شبکه RBPNN به صورت زیر بیان می‌شود:

<sup>۳۱</sup> Probabilistic Neural Network



شکل ۱۱-۴ ساختار شبکه عصبی Radial Basis Probabilistic

$$y_i^a = \sum_{k=1}^M w_{ik} h_k(x) \quad (21-4)$$

$$h_k(x) = \sum_{i=1}^{n_k} \phi_i(\|x - c_{ki}\|), k = 1, 2, 3, \dots, M \quad (22-4)$$

که ( $h_k(x)$ ) مقدار  $k$  امین خروجی لایه پنهان دوم از شبکه RBPNN می‌باشد،  $w_{ik}$  وزن‌های سیناپسی بین  $k$  امین نرون از لایه دوم پنهان و  $i$  امین نرون از لایه خروجی از شبکه RBPNN می‌باشد،  $c_{ki}$ ،  $n_k$  تعداد بردارهای مرکز پنهان از  $k$  امین کلاس الگو برای اولین لایه پنهان می‌باشد،  $\phi_i$  نرم اقلیدسی می‌باشد،  $M$  مشخص کننده تعداد نرون‌های لایه خروجی و لایه دوم پنهان یا پنهان را ارائه می‌دهد،  $\|\cdot\|$  نرم اقلیدسی می‌باشد،  $(\cdot)$   $\phi$  تابع هسته می‌باشد که عموماً هم تابع هسته گوسی<sup>۳۲</sup> می‌باشد. ( $\phi_i(\|x - c_{ki}\|)$  به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$\phi_i(\|x - c_{ki}\|) = \exp\left[-\frac{\|x - c_{ki}\|^2}{\sigma_i^2}\right] \quad (23-4)$$

که  $\sigma_i$  پارامتر شکل برای تابع هسته گوسی می‌باشد.

<sup>32</sup> Gaussian Kernel Function

معمولًا الگوریتم آموزش برای RBPNN حاوی الگوریتم کمترین مربع متعامد (OLSA) و الگوریتم بازگشتی کمترین مربع (RLSA) و غیره می‌باشد. این دو روش مزیت‌های متعارف را در مورد سرعت همگرایی و دقیقی همگرایی را دارا می‌باشند. RLSA<sup>33</sup> که به شرایط اولیه خوبی نیاز دارد، در هر صورت برای مسائلی با مجموعه بزرگ نمونه‌های آموزشی مناسب می‌باشد. چون OLSA<sup>34</sup> از محاسبات ماتریسی به طور کامل استفاده به عمل می‌آورد همانند الگوریتم تجزیه متعامد<sup>35</sup> در ماتریس، سرعت آموزش و دقیقی همگرایی آن نسبت به RLSA بیشتر می‌باشد. بنابراین OLSA برای آموزش در این مقاله برای RBPNN ترجیح داده شده است. برای  $N$  نمونه آموزشی مطابق با  $M$  کلاس الگو با در نظر گرفتن فرم ماتریسی، معادله ۲۱-۴ را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$Y^a = HW \quad (24-4)$$

که  $H$  و  $Y^a$  هر دو ماتریس‌های  $N \times M$  می‌باشند،  $W$  ماتریس مربعی  $M \times M$  می‌توان ماتریس وزن‌های سیناپسی  $W$  بین لایه خروجی و لایه دوم از شبکه RBPNN را به صورت زیر بدست آورد:

$$W = R^{-1} \hat{Y} \quad (25-4)$$

که  $R$  ماتریس بالا مثلثی  $M \times M$  با رنک مساوی با  $H$  و  $\hat{Y}$  ماتریس  $M \times M$  می‌باشد. می‌توان هر دوی آنها را بترتیب به صورت زیر بدست آورد:

$$H = Q \times \begin{bmatrix} R \\ \dots \\ 0 \end{bmatrix}, Q^T \times \hat{Y} = \begin{bmatrix} \hat{Y} \\ \tilde{Y} \end{bmatrix} \quad (26-4)$$

که  $Q$  ماتریس متعامد  $N \times N$  با ستون‌های متعامد که در معادله  $QQ^T = Q^TQ = I$  صدق می‌کند و  $\tilde{Y}$  یک ماتریس  $(N-M) \times M$  می‌باشد. معادله ۲۶-۴ نشان دهنده تجزیه متعامد از ماتریس خروجی  $H$  از دومین لایه پنهان از شبکه RBPNN می‌باشد.

### ۳-۴ روش‌های مبتنی بر آمار

روش‌های مبتنی بر آمار به دو صورت می‌باشند:

- روش‌های آماری محلی
- روش‌های آماری سراسری

<sup>33</sup> Recursive Least Square Algorithms

<sup>34</sup> Orthogonal Least Square Algorithm

<sup>35</sup> Orthogonal Decomposition Algorithm

روش‌های آماری محلی، تصاویر را به حوزه‌های دیگر منتقل می‌کنند (با استفاده از فیلتر گابور و تبدیلات موجک و فوریه و ...). سپس تصویر منتقل شده را به چندین ناحیه کوچک تقسیم می‌کنند و بعد از آن معیارهای آماری محلی همانند میانگین و واریانس برای هر ناحیه کوچک محاسبه می‌شود و به عنوان ویژگی در نظر گرفته می‌شود. این ناحیه‌های کوچک به صورت معمول مربع هستند؛ ولی گاهی اوقات بیضی و دایره هم در نظر گرفته می‌شوند.

روش‌های آماری سراسری ویژگی‌های آماری سراسری را مستقیماً از تمام تصاویر منتقل شده محاسبه می‌کنند. از جمله می‌توان به ممان، مرکز ثقل و چگالی که به عنوان ویژگی‌های آماری سراسری در نظر گرفته شده‌اند اشاره کرد. در جدول ۴-۲ خلاصه‌ای از چندین روش ارائه شده آمده است.

جدول ۴-۲ خلاصه‌ای از چند روش آماری

مرجع	استخراج ویژگی	ویژگی آماری	شكل ناحیه	طبقه‌بندی کننده
[۹]	فیلتر سوبل، عملگرهای مورفولوژی	میانگین	مربع و مستطیل	شبکه عصبی
[۱۱]	ماسک مستقیم	انحراف استاندارد	مربع	فاصله کسینوسی
[۳۱]	فیلتر گابور	میانگین و انحراف استاندارد	دایره	فاصله کسینوسی
[۴۲]	—	واریانس	مربع	نرم مانهاتن
[۳۲]	—	ممان زرنیک <sup>۳۶</sup>	سراسری	نرم مانهاتن و اقلیدسی
[۳۳]	M-Band Wavelet	انرژی نرم مانهاتن واریانس	سراسری	فاصله اقلیدسی
[۳۴]	—	ممان زرنیک	سراسری	شبکه عصبی

مرجع [۴۲] که شامل نمونه‌ای از روش آماری محلی می‌شود را در فصل پنجم مورد بررسی قرار می‌دهیم. در اینجا مرجع [۳۴] را به عنوان روش آماری سراسری به صورت تفصیلی مطرح می‌کنیم.

#### ۴-۳-۴ بر اساس ممان زرنیک تغییرناپذیر با جایه‌جایی و شبکه عصبی پیمانه‌ای

##### ۴-۳-۴-۱ ممان زرنیک (ZMs)

ممان شعاعی از درجه  $p$  با تکرار  $q$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

<sup>۳۶</sup> Zernike Moments

$$D_{pq} = \int_{\theta=0}^{\pi} \int_{r=0}^{\infty} r^p e^{-jq\theta} f(r, \theta) r dr d\theta, \quad j = \sqrt{-1} \quad (27-4)$$

که  $p = 1, 2, \dots, \infty$  و  $q$  می‌تواند هر مقدار صحیح مثبت و منفی را اتخاذ کند.

هسته ممان زرنیک مجموعه‌ای از چند جمله‌ای‌های متعامد زرنیک می‌باشند که در فضای مختصات قطبی در داخل دایرهٔ واحد تعریف شده‌اند. ممان زرنیک دو بعدی از درجه  $p$  با تکرار  $q$  تابع شدت روشنایی تصویر  $f(r, \theta)$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \int_{\theta=0}^{\pi} \int_{r=0}^1 V_{pq}^*(r, \theta) f(r, \theta) r dr d\theta, \quad |r| \leq 1 \quad (28-4)$$

که چند جمله‌ای  $\{V_{pq}(r, \theta)\}$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$V_{pq}(r, \theta) = R_{pq}(r) e^{jq\theta} \quad (29-4)$$

و مقادیر حقیقی چند جمله‌ای  $R_{pq}(r)$  به صورت زیر داده شده‌اند:

$$(30-4) \quad R_{pq}(r) = \sum_{k=0}^{(p-|q|)/2} (-1)^k \frac{(p-k)!}{k!((p+|q|)/2-k)!((p-|q|)/2-k)!} r^{p-k}$$

که  $p - |q| \leq r \leq p + |q|$  و  $|q| \leq p$  زوج می‌باشد. رابطه بین ممان زرنیک و ممان شعاعی به صورت زیر داده شده است:

$$Z_{pq} = \lambda_p \sum_{k=q}^p B_{pqk} D_{kq}, \quad \lambda_p = \frac{p+1}{\pi} \quad (31-4)$$

که ضریب چند جمله‌ای  $B_{pqk}$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$(32-4) \quad B_{pqk} = \frac{(-1)^{(p-k)/2} ((p+k)/2)!}{((p-k)/2)! ((p+k)/2)! ((k-q)/2)!}$$

برای تصاویر دیجیتالی، تقریب گسسته با ملاحظه به ممان پیوسته به شکل زیر خواهد بود:

$$D_{pq} = \lambda_d(N) \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} r_{ij}^p e^{-jq\theta_{ij}} f(i, j) \quad (33-4)$$

$$Z_{pq} = \lambda_z(p, N) \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} R_{pq}(r_{ij}) e^{-jq\theta_{ij}} f(i, j) \quad (34-4)$$

که انتقال مختصات تصویر به داخل دایره واحد به وسیله فرمول‌های زیر می‌باشد:

$$\begin{aligned} r_{ij} &= \sqrt{x_i^2 + y_i^2}, \quad \theta_{ij} = \tan^{-1}\left(\frac{y_j}{x_j}\right), \quad x_i = c_1 i + c_2, \quad y_j = c_2 j + c_1 \\ \lambda_d(N) &= \frac{2}{(N-1)^2}, \quad \lambda_z(p, N) = \frac{2(p+1)}{\pi(N-1)^2}, \quad c_1 = \frac{\sqrt{2}}{N-1}, \quad c_2 = -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{aligned} \quad (35-4)$$

در این روش زمانی که ممان زرنیک از درجه‌های مختلف محاسبه می‌شود، یک الگوریتم سریع با نام روش  $q$  بازگشتی<sup>[35]</sup> برای صرفه‌جویی در زمان محاسبات انتخاب شده است.

#### ۴-۱-۲-۳ ممان زرنیک تغییرناپذیر با انتقال (TIZMs)<sup>۳۷</sup>

ممان زرنیک توصیف‌گر ویژگی قدرتمندی می‌باشد که در آن تغییرناپذیری با چرخش به سادگی ایجاد شده است ولی ZMs متداول تغییرناپذیر با انتقال نمی‌باشد. بیشترین تغییرات در تصاویر گرفته شده در انتقال و چرخش می‌باشد؛ بنابراین با تبدیلاتی تغییرناپذیری با انتقال در ZMs در نظر گرفته شده است. TIZMs می‌تواند به وسیله ممانشعاعی مرکزی بدست آید:

$$\hat{Z}_{pq} = \lambda_p \sum_{k=q}^p B_{pqk} \hat{D}_{pq} = \lambda_p \sum_{k=q}^p B_{pqk} \sum_{m=-}^{u'} \sum_{n=-}^{v'} \binom{u'}{m} \binom{v'}{n} (-A)^m (-A^*)^n D_{p''q''} \quad (36-4)$$

که در آن  $p'' = (u' - m) + (v' - n)$ ,  $q'' = (u' - m) - (v' - n)$ ,  $u' = (k + q)/2$ ,  $v' = (k - q)/2$  معادله (۳۱-۴) را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$D_{pq} = \sum_{s=-}^a \gamma_{(q+s)} \delta_{p,q,s} Z_{(p+s)q} \quad (37-4)$$

که  $a - s$  زوج است و  $a = p - q$

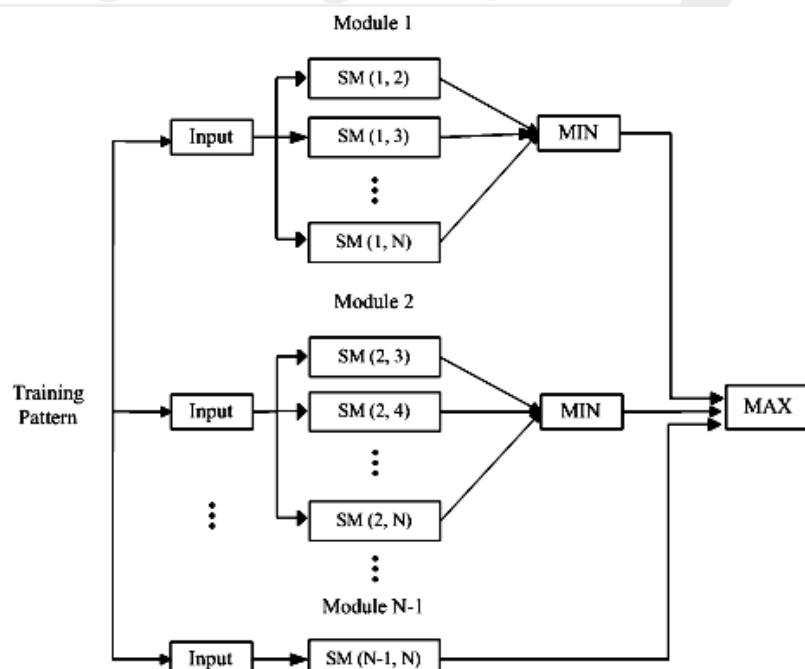
<sup>37</sup> Translation Invariant Zernike Moments

$$\begin{aligned}\gamma_{q+s} &= \frac{1}{\lambda_{q+s} B_{(q+s)q(q+s)}} \\ C_{p(q+s)} &= \frac{B_{bq(q+s)}}{B_{ppq}} \\ \delta_{p,q,s} &= \begin{cases} 1 & \text{if } p = q + s \\ -C_{p(q+s)} + \sum_{b=1}^{a-s-1} -C_{p(q+s+b)} \cdot \delta_{q+s+b,q,s} & \text{else} \end{cases}\end{aligned}\quad (38-4)$$

ثابت شده است که ممان  $\hat{Z}_{pq}$  جدید نه تنها تغییرناپذیر با چرخش باقی می‌ماند، بلکه تغییرناپذیر با انتقال نیز می‌باشد. همچنین در اینجا از این معادلات با درجه هشت استفاده شده است.

#### ۲-۱-۳-۴ شبکه عصبی پیمانهای (MNN) و الگوریتم آموزش

در این روش یک شبکه عصبی پیمانهای (MNN) به عنوان طبقه‌بندی کننده تشکیل شده است که می‌تواند یک مسئله طبقه‌بندی  $N$  کلاسی را به یک مجموعه  $(N-1) \times N/2$  مسئله دو کلاسی تجزیه کند. این مسائل دو کلاسی، کلاس  $i$  را از کلاس  $j$  برای  $C_i$  برای  $i = 1, 2, \dots, N$  و  $j = i+1, i+2, \dots, N$  تمایز می‌کنند، در حالیکه وجود داده‌های آموزشی متعلق به  $N-2$  کلاس دیگر نادیده گرفته می‌شود. ساختار MNN در شکل ۱۲-۴ ترسیم شده است. ساختار تمامی زیر واحدها، MLP با سه لایه و پنج نرون در لایه پنهان انتخاب شده است. به منظور تسريع همگرایی الگوریتم سریعی با نام [۳۶] SATA برای آموزش هر زیر واحد در نظر گرفته شده است.



شکل ۱۲-۴ ساختار شبکه عصبی پیمانهای که در آن SM نمایشگر زیر واحد می‌باشد.

## ۴-۴ روش‌های دیگر

بعضی از روش را نمی‌توان به سادگی طبقه‌بندی کرد؛ چراکه در این روش‌ها برای استخراج ویژگی‌های اثر کف دست چندین روش پردازش تصویر ترکیب شده است و از یک طبقه‌بندی کننده استاندارد مثل شبکه عصبی برای تصمیم‌گیری نهایی استفاده شده است.

در مرجع [۳۷] تبدیل دو بعدی Dual-tree Complex Wavelet بر روی تصویر پیش‌پردازش شده اعمال شده است. این تبدیل برای رفع نقاط ضعف تبدیل موجک سنتی ارائه شده است؛ ولیکن تغییرناپذیر با جابه‌جایی نیست. سپس تبدیل فوریه در هر زیرباند اعمال شده است و دامنه طیف به عنوان ویژگی در نظر گرفته شده و نهایتاً از طبقه‌بندی کننده SVM استفاده شده است.

در مرجع [۳۸] تبدیل موجک برای تجزیه اثر کف دست اعمال شده است و از SVM به عنوان طبقه‌بندی کننده استفاده شده است. ورودی SVM تصویر باند پایین می‌باشد.

در مرجع [۳۹] که در زیر به تفصیل توضیح داده می‌شود از موجک مختلط برای استخراج ویژگی استفاده شده است و شاخص تشابه ساختاری موجک مختلط<sup>۳۸</sup> بهبود داده شده (CW-SSIM) برای محاسبه امتیاز تشابه و در نتیجه شناسایی اثر کف دست ارائه شده است.

## ۴-۴-۱ شاخص تشابه ساختاری موجک مختلط

در مرجع [۴۰] شاخص تشابه ساختاری موجک مختلط (CW-SSIM) برای ارزیابی کیفیت تصویر ارائه می‌شود. CW-SSIM در واقع برای غلبه بر معایب حوزه فضایی معیار تشابه ساختاری<sup>۳۹</sup> (SSIM) که قبلاً توسط مرجع [۴۱] ارائه شده بود توسعه یافته است. شاخص SSIM نسبت به اعوجاجات هندسی نظیر انتقال، تنظیم اندازه، چرخش یا دیگر نامیزانی‌ها بسیار حساس است. استفاده از تبدیل موجک مختلط به دو جهت توصیه شده است. اول فاز فوریه در مقایسه با دامنه فوریه اطلاعات مهم بیشتری را در مورد ساختار تصویر دربر دارد و فاز موجک به صورت موفق‌آمیزی در کاربردهای پردازش تصویر مورد استفاده قرار گرفته است. دوم، انتقالات، تنظیمات اندازه و چرخش‌های کوچک به دلیل تغییرات فاز قابل توصیف در حوزه موجک مختلط، منجر به پایداری می‌گردد.

یک موج مادر  $w(u) = g(u)e^{j\omega_c u}$  را در نظر بگیرید که در آن  $\omega_c$  فرکانس مرکزی فیلتر مدوله شده میان‌گذر و  $g(u)$  یکتابع متقارن با تغییرات آرام است. خانواده این موجک‌ها نسخه‌های توسعه داده شده و انتقال داده شده  $w(u)$  می‌باشد:

$$w_{s,p}(u) = \frac{1}{\sqrt{s}} w\left(\frac{u-p}{s}\right) = \frac{1}{\sqrt{s}} g\left(\frac{u-p}{s}\right) e^{j\omega_c (u-p)/s} \quad (39-4)$$

<sup>38</sup> Complex Wavelet Structural Similarity Index

<sup>39</sup> Structural Similarity

که در آن  $s \in R^+$  فاکتور مقیاس کردن و  $p \in R$  تبدیل پیوسته موجک مختلط یک سیگنال واقعی  $x(u)$  داده شده عبارت است از:

$$X(s, p) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(\omega) \sqrt{s} G(s\omega - \omega_c) e^{j\omega p} d\omega \quad (40-4)$$

که در آن  $X(\omega)$  و  $G(\omega)$  بترتیب تبدیلات فوریه  $x(u)$  و  $g(u)$  می‌باشند. ضرایب موجک گسسته نسخه‌های نمونه‌برداری شده از تبدیل موجک پیوسته می‌باشند.

برای محاسبه شاخص CW-SSIM از دو تصویر، ابتدا تبدیل موجک مختلط آنها محاسبه می‌شود. به وسیله  $CW-SSIM$  ضرایب موجک مختلط دو تصویر، شاخص  $c_y = \{c_{y,i} \mid i = 1, 2, \dots, N\}$  و  $c_x = \{c_{x,i} \mid i = 1, 2, \dots, N\}$  برای  $c_x$  و  $c_y$  به صورت زیر محاسبه می‌شود [۴۰]:

$$\tilde{S}(c_x, c_y) = \frac{2 \left| \sum_{i=1}^N c_{x,i} c_{y,i}^* \right| + K}{\sum_{i=1}^N |c_{x,i}|^2 + \sum_{i=1}^N |c_{y,i}|^2 + K} \quad (41-4)$$

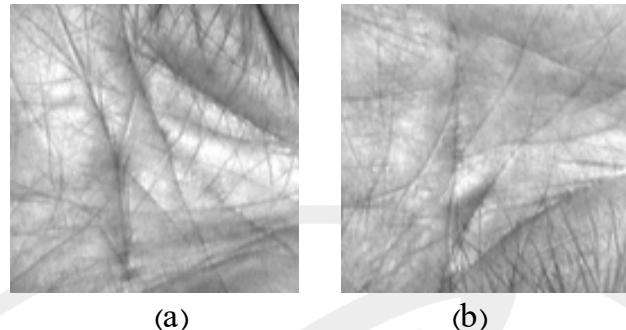
که در اینجا  $c^*$  نمایش دهنده مزدوج مختلط  $c$  و  $k$  یک ثابت مثبت کوچک می‌باشد. همانطور که مشخص است شاخص CW-SSIM نسبت به تغییرات شدت روشنایی و کنتراست به خوبی انتقال و چرخش و اعوجاج کوچک غیرحساس است.

#### ۴-۴-۴ شاخص محلی CW-SSIM بهبود داده شده

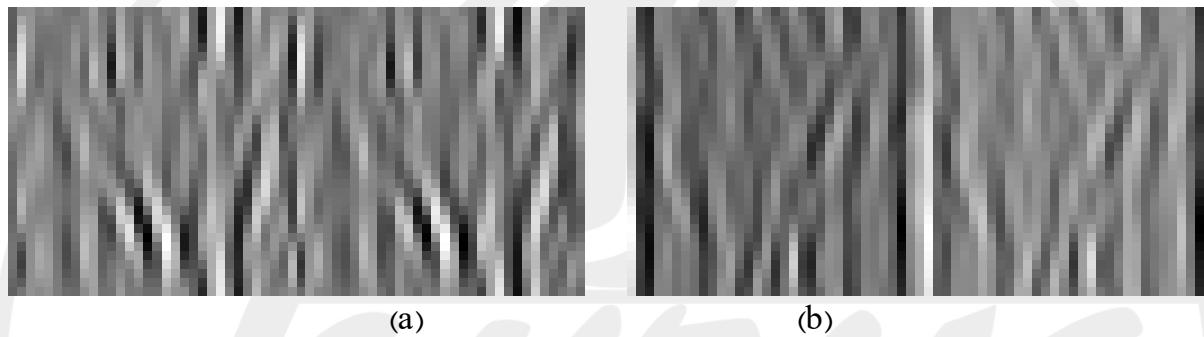
پس از مشخص کردن ROI تصویر کف دست، تبدیل موجک مختلط بر روی این ناحیه اعمال می‌شود. در پیاده‌سازی تبدیل موجک مختلط، از نسخه مختلط تبدیل Steerable Pyramid استفاده شده است که نوعی از تبدیل موجک افراینده<sup>۴۰</sup> می‌باشد که از وقوع ناهمواری<sup>۴۱</sup> (پله پله شدن) در باندهای زیرین جلوگیری می‌کند. تصویر ROI به ۳ مقیاس با ۱۶ جهت‌گیری در هر مقیاس تجزیه شده است. برای کاهش فضای ذخیره‌سازی و کاهش بار محاسبات در تطبیق تنها ضرایب موجک در سومین مقیاس برای شناسایی استفاده شده است. در شکل ۱۳-۴ دو تصویر کف دست از دو فرد نشان داده شده است. تصاویر تبدیل موجک مختلط آنها در یک جهت و در مقیاس سوم در شکل ۱۴-۴ با بخش‌های حقیقی و موهومی مجزا نمایش داده شده است.

<sup>40</sup> Redundant Wavelet Transform

<sup>41</sup> Aliasing



شکل ۱۳-۴ دو تصویر ROI از اثر کف دست از دو شخص



شکل ۱۴-۴ ضرایب موجک مختلط از دو تصویر موجود در شکل ۱۳-۴ سمت چپ قسمت حقیقی و سمت راست قسمت موهومی می‌باشد.

می‌توان رابطه ۱۴-۴ را به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$\tilde{S}(c_x, c_y) = \frac{\sum_{i=1}^N |c_{x,i}| |c_{y,i}| + K}{\sum_{i=1}^N |c_{x,i}| + \sum_{i=1}^N |c_{y,i}| + K} \cdot \frac{\sum_{i=1}^N |c_{x,i}| |c_{y,i}^*| + K}{\sum_{i=1}^N |c_{x,i}| |c_{y,i}| + K} \quad (14-4)$$

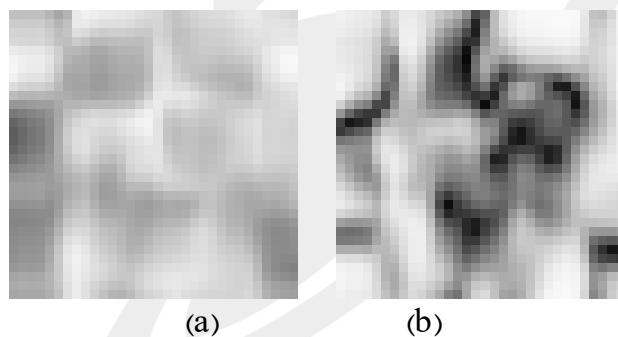
اولین جزء در طرف راست رابطه ۱۴-۴ کاملاً توسط دامنه ضرایب بدست می‌آید. حداکثر مقدار ۱ برای تمامی مقادیر  $i$  اگر و تنها اگر  $|c_{x,i}| = |c_{y,i}|$  باشد بدست می‌آید. دومین جزء به طور کامل توسط سازگاری تغییرات فاز بین  $c_x$  و  $c_y$  مشخص می‌شود. ماکریمم مقدار ۱ زمانی که اختلاف فاز بین  $c_{x,i}$  و  $c_{y,i}$  یک مقدار ثابت برای  $i$  باشد بدست می‌آید. دومین جزء نسبت به اولین جزء معیار بهتری برای اندازه‌گیری شباهت ساختاری تصویر است؛ زیرا اساساً اطلاعات ساختاری ویژگی‌های محلی یک تصویر در الگوهای فازی مطابق با ضرایب موجک موجود است و یک جابه‌جایی فاز ثابت در تمام ضرایب، ساختار ویژگی‌های محلی تصویر را تغییر نمی‌دهد. با این فرض، فقط از دومین جزء رابطه ۱۴-۴ برای تشخیص شباهت بین تصاویر کف دست استفاده شده است. CW-SSIM بهبود یافته به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\tilde{S}(c_x, c_y) = \frac{\left| \sum_{i=1}^N c_{x,i} c_{y,i}^* \right| + K}{\sum_{i=1}^N |c_{x,i}| |c_{y,i}| + K} \quad (43-4)$$

در محاسبه تشابه محلی ضرایب موجک دو تصویر، پنجره متحرک  $W$  که سایز آن  $1 \times 1$  می‌باشد از میان باند زیرین عبور داده شده است. در موقعیت  $(n, m)$  مجموعه‌ای از ضرایب موجک در پنجره می‌باشد که آنها به صورت  $\{w_i \mid i = 1, 2, \dots, l\}$  نمایش داده شده‌اند. برای دو مجموعه از ضرایب موجک  $w_{(n,m)}^a$  و  $w_{(n,m)}^b$  از دو

تصویر کف دست، CW-SSIM محلی در موقعیت  $(n, m)$  می‌باشد. تشابه کلی  $S(n, m) = \tilde{S}_d(w_{(n,m)}^a, w_{(n,m)}^b)$  در تمامی CW-SSIM‌های محلی  $S(n, m)$  در تامی جهات تخمین زده می‌شود. اگر تشابه شاخص  $s$  دو تصویر اثر کف دست از آستانه از پیش تعیین شده‌ای بیشتر باشد، گفته می‌شود که آنها از یک فرد یکسان می‌باشند.

برای تصور بهتر از اینکه چرا از معیار ۴۳-۴ به جای ۴۲-۴ استفاده شده است، شباهت‌های دو تصویر کف دست در شکل ۱۳-۴ محاسبه می‌شود که بترتیب با استفاده از اجزاء اول و دوم در رابطه ۴۲-۴ به دست آمده است. تصاویر سمت راست و چپ در شکل ۱۵-۴ خروجی‌هایی هستند که بترتیب با استفاده از اجزاء اول و دوم در رابطه ۴۲-۴ به دست آمده‌اند. به طور واضح می‌توان مشاهده کرد که نقشه تشابه سمت چپ روشن‌تر از تصویر سمت راست می‌باشد. این بدین معنا است که دو تصویر مختلف از اثر کف دست، به وسیله جزء اول فرمول ۴۲-۴ به سختی قابل تشخیص می‌باشد که این مطلب به صورت تجربی نیز تائید شده است.



شکل ۱۵-۴ ترسیم سطح خاکستری تشابه نرمالیزه شده بین تصاویر اثر کف دست شکل ۱۳-۴ (a) نتایج بدست آمده با استفاده از جزء اول معادله ۴۲-۴ و (b) نتایج بدست آمده با استفاده از جزء دوم معادله ۴۲-۴

## ۵. تعیین هویت در پایگاه داده‌های وسیع

مسئله تعیین هویت Real-Time در پایگاه داده‌های وسیع به سه صورت مورد بررسی قرار گرفته است:

- روش‌های سلسله مراتبی<sup>۱</sup>
- روش‌های طبقه‌بندی<sup>۲</sup>
- روش‌های کدینگ<sup>۳</sup>

### ۱-۵ روش‌های سلسله مراتبی

این روش‌ها ویژگی‌های ساده، مؤثر و محاسباتی را برای بدست آوردن یک زیرمجموعه از الگوها در یک پایگاه داده برای مقایسه‌های بعدی بکار می‌برند. این روش‌ها سرعت تطبیق را در ازای دقت افزایش می‌دهند.

می‌دانیم که استخراج ویژگی‌های دینامیک، جستجوی هدایت شده<sup>۴</sup> و تطبیق سلسله مراتبی<sup>۵</sup> بر اساس اطلاعات، پتانسیل قابل توجهی در تعیین هویت و طبقه‌بندی تصویر را دارا هستند. در هر صورت بیشتر سیستم‌های موجود و تحقیق‌های شده روش ثابتی را برای استخراج ویژگی و معیار شباخت اتخاذ می‌کنند. برای نائل شدن به انعطاف‌پذیری و یکپارچگی ویژگی‌های چندگانه، در اینجا [۴۲] روش سلسله مراتبی برای تسهیل تطبیق Coarse-to-Fine برای کارآمدی و موثر بودن تعیین هویت در پایگاه داده‌های وسیع آورده شده است. به صورت دقیق‌تر این روش ویژگی‌های اثر کف دست متفاوتی را در مراحل مختلف استخراج می‌کند که شامل ویژگی‌های زیر می‌باشد:

- مرحله اول: فاصله نقاط کلیدی بر اساس هندسه سراسری<sup>۶</sup>
- مرحله دوم: انرژی بافت سراسری<sup>۷</sup>
- مرحله سوم: خطوط مطلوب فازی<sup>۸</sup>
- مرحله چهارم: بردار انرژی بافت جهت‌دار محلی<sup>۹</sup>

<sup>1</sup> Hierarchical Approaches

<sup>2</sup> Classification Approaches

<sup>3</sup> Coding Approaches

<sup>4</sup> Guided Search

<sup>5</sup> Hierarchical Matching

<sup>6</sup> Knowledge-based

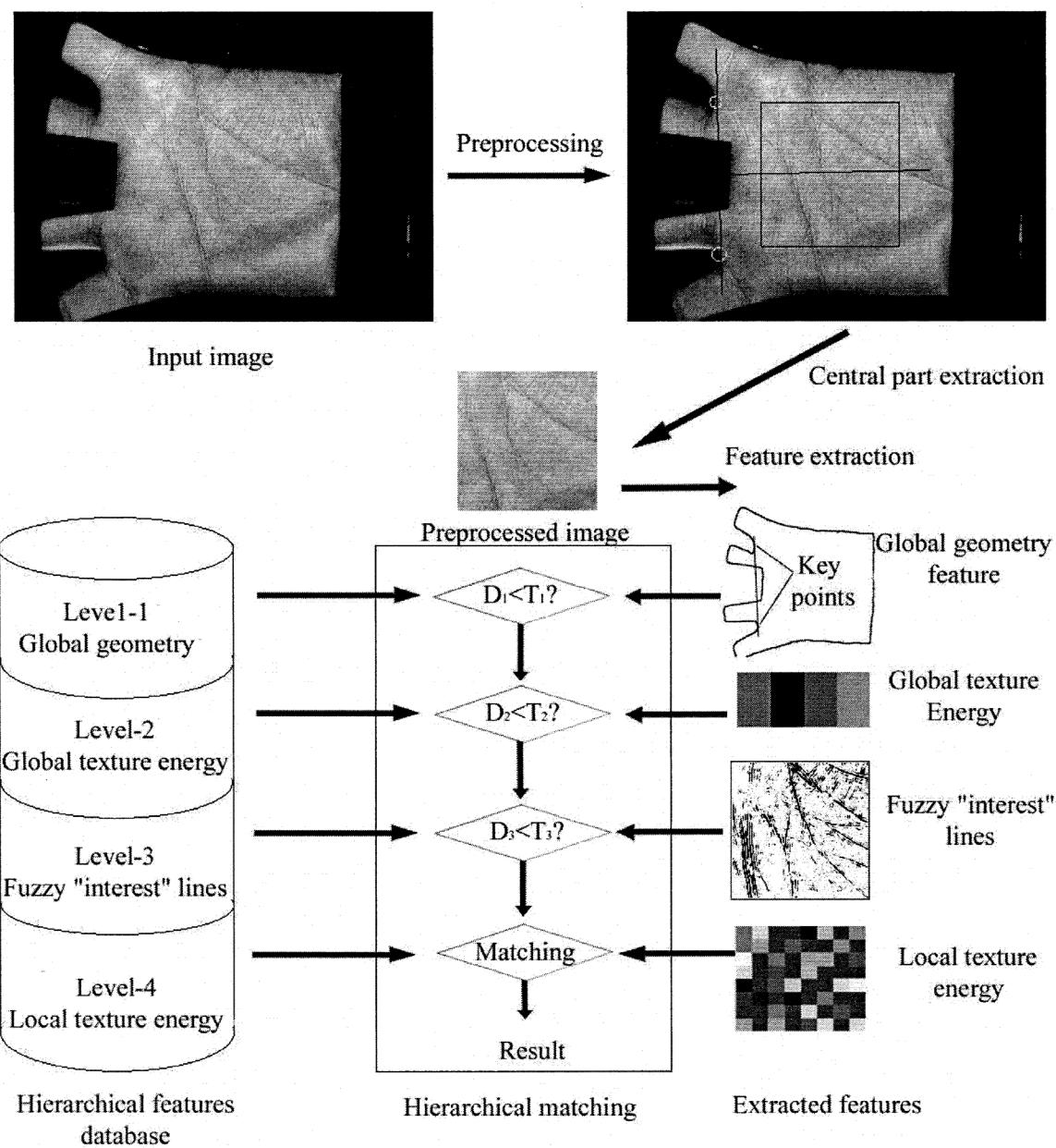
<sup>7</sup> Global Geometry-based Key Point Distance

<sup>8</sup> Global Texture Energy

<sup>9</sup> Fuzzy "interest" Line

<sup>10</sup> Local Directional Texture Energy Vector

این روند با ویژگی هندسه سراسری در مرحله Coarse برای انتخاب دینامیک یک مجموعه کوچک از کاندیداهای مشابه از پایگاه داده برای پردازش‌های بعدی شروع می‌شود. همچنین از انرژی بافت سراسری (GTE) برای جستجوی سریع‌تر برای بهترین تطبیق در مرحله Coarse استفاده می‌شود. سپس از تئوری مجموعه فازی برای شناسایی خطوط ویژگی مطلوب برای جستجوی هدایت شده برای بهترین تطبیق در مرحله Fine استفاده می‌شود. در نهایت از معیار بافت محلی برای تشکیل یک بردار ویژگی برای تطبیق استفاده شده است. در شکل ۱-۵ ۱ ساختار کلی این سیستم ترسیم شده است.



شکل ۱-۵ دیاگرام سیستم تعیین هویت سلسله مراتبی اثر کف دست

## ۱-۱-۵ استخراج ویژگی‌های چندگانه

### ۱-۱-۱ مرحله اول: ویژگی هندسه سراسری (فاصله نقاط کلیدی)

در این مرحله برای بدست آوردن نقاط کلیدی از روش مرجع [۷] استفاده شده است که پس از بدست آوردن این نقاط، فاصله بین آنها محاسبه شده و به عنوان یک ویژگی در نظر گرفته می‌شود. در شکل ۱-۵ ویژگی هندسه سراسری انگشتان ترسیم شده است.

### ۲-۱-۵ مرحله دوم: ویژگی بافت سراسری (انرژی بافت بر اساس ماسک تنظیم شده)

به منظور انتخاب مجموعه کوچکی از الگوهای اثر کف دست از پایگاه داده، چهار ماسک تنظیم شده برای بدست آوردن ویژگی‌های بافت سراسری که بترتیب به خطوط افقی، خطوط عمودی، خطوط  $45^\circ$  و خطوط  $-45^\circ$  حساستر می‌باشند بکار برده شده است. در این روش واریانس محلی بعد از کانولو کردن، با جمع مقادیر مربع تصویر کانولو شده در پنجره تست تقریب زده می‌شود که به صورت زیر بیان می‌شود:

$$TE(i, j) = \frac{\sum_{W_x} \sum_{W_y} (I * A_k)_{rs}}{P W_x W_y} \quad (1-5)$$

که  $rs$  حاصل جمع در تمام پنجره  $W$  با سایز  $W_x \times W_y$  که مرکز آن پیکسل  $j, i$  است،  $A_k$  ماسک کانولو  $5 \times 5$  تنظیم شده با مجموع پارامترهای صفر،  $P$  پارامتر نرمالیزه کننده  $(A_{i,j})^r = P^r$  می‌باشد. این چنین معیار انرژی بافتی برای استخراج ویژگی اثر کف دست، دارای مشخصات زیر می‌باشد: ۱) به نویز حساس نیست، ۲) به جایه‌جایی حساس نیست، ۳) محاسبه آن آسان می‌باشد و ۴) همگرایی زیاد در گروه و پراکندگی خوب در بین گروه‌ها را دارد. در اینجا این روش برای استخراج ویژگی بافت سراسری در مرحله دوم از ارائه ویژگی‌ها بکار برده شده است. شکل ۲-۵ چهار ماسک تنظیم شده را نمایش می‌دهد. انرژی بافت سراسری افقی میانگین تمام عبارات انرژی سراسری (TE) که از ماسک تنظیم شده افقی بدست می‌آید می‌باشد، به طور مشابه انرژی بافت سراسری عمودی،  $45^\circ$  و  $-45^\circ$  نیز بدست می‌آیند. این چهار انرژی بافت سراسری جهتدار انرژی بافت سراسری را تشکیل می‌دهند.

### ۳-۱-۵ مرحله سوم: خطوط مطلوب فازی

خطوطی که مطلوب نامیده شده است به خطوط مهم همانند خطوط اصلی یا خطوط فرعی در اثر کف دست مربوط می‌باشد. گام‌های مهم استخراج خطوط اصلی در زیر آمده است:

- گام اول: تبدیل تصویر پیش‌پردازش شده به تصویر ویژگی‌ها به صورتی که در مرجع [۴۳] توضیح داده شده است.

-1	-2	-4	-2	-1	-1	0	2	0	-1
0	0	0	0	0	-2	0	4	0	-2
2	4	8	4	2	-4	0	8	0	-4
0	0	0	0	0	-2	0	4	0	-2
-1	-2	-4	-2	-1	-1	0	2	0	-1
(a)					(b)				
0	-1	-4	0	2	2	0	-4	-1	0
-1	-6	0	8	0	0	8	0	-6	-1
-4	0	12	0	-4	-4	0	12	0	-4
0	8	0	-6	-1	-1	-6	0	8	0
2	0	-4	-1	0	0	-1	-4	0	2
(c)					(d)				

شکل ۲-۵ چهار نوع از ماسک‌های تنظیم شده برای استخراج بافت سراسری اثر کف دست (a) خط افقی (b) خط عمودی (c) خط  $45^\circ$  (d) خط  $-45^\circ$

- گام دوم: بکار بردن قوانین فازی برای استخراج خطوط مطلوب. اگر که  $I_T$  تصویر ویژگی‌ها باشد، خروجی فازی به وسیله تابع عضویت خطی تکه‌ای زیر داده شده است:

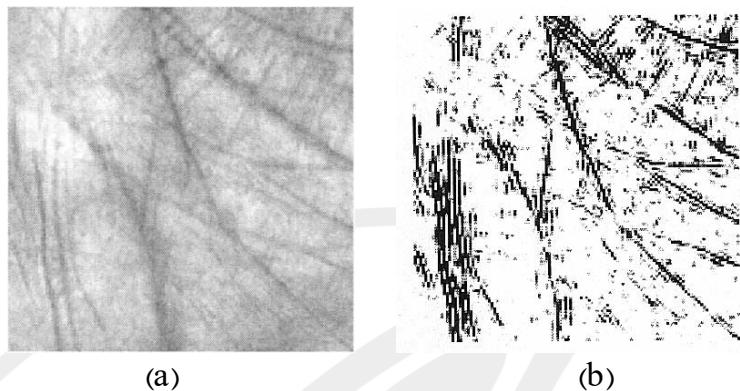
$$S(l) = \begin{cases} \cdot & \text{if } l < a \\ \frac{(l-a)}{(b-a)} & \text{if } a \leq l \leq b \\ 1 & \text{if } l > b \end{cases} \quad (2-5)$$

پارامتر  $a$  و  $b$  بستگی به تصویر ویژگی‌ها دارند. در این روش  $\mu = a + \sigma$  و  $\sigma = \mu - b$  که  $\mu$  و  $\sigma$  بترتیب میانگین و انحراف معیار استاندارد  $(x, y)$  می‌باشند. یک نمونه از خطوط فازی مطلوب در شکل ۳-۵ نشان داده شده است.

- گام سوم: میانگین خروجی در یک پنجره کوچک برای بیان خطوط مطلوب محلی در نظر گرفته شده است همانند:

$$\nu(I_T) = \frac{1}{MN} \sum_x \sum_y S(I_T(x, y)) \quad (3-5)$$

که سایز بلوک محلی  $M$  در  $N$  می‌باشد. در اینجا هم  $M$  و هم  $N$  در نظر گرفته شده است. بنابراین خطوط مطلوب را می‌توان به وسیله بردار ویژگی با ابعاد  $64 \times 64$  که از  $64$  بلوک با همپوشانی تشکیل شده است نشان داد.



شکل ۳-۵ آشکارسازی خطوط مطلوب بر اساس تئوری فازی (a) تصویر اصلی و (b) خطوط مطلوب آن

#### ۴-۱-۵ مرحله چهارم: انرژی بافت جهتدار محلی

این مرحله آخرین مرحله برای اتخاذ تصمیم نهایی می‌باشد؛ بنابراین دقت بالایی از آن انتظار می‌رود. برای رسیدن به این هدف یک بردار ویژگی از انرژی بافت جهتدار محلی تعریف شده است. انرژی بافت جهتدار محلی را می‌توان از رابطه زیر بدست آورد:

(۴-۵)

$$u_i = \frac{1}{XY} \sum_x \sum_y \left| \sum_{W_X} \sum_{W_Y} (I * A_i)_{rs} \right|$$

که  $X$  در  $Y$  ابعاد بلوک محلی برای محاسبه انرژی بافت جهتدار محلی می‌باشد. در اینجا  $X = 20$  و  $Y = 20$  قرار داده شده است که باعث تعادل ابعاد بردار ویژگی و دقت سیستم می‌شود. بدین جهت هر بلوک با بلوک هم‌جوار خود همپوشانی دارد.

#### ۲-۱-۵ معیار چندگانه تشابه

در این روش از ویژگی‌های هندسه سراسری و انرژی بافت برای تشخیص یک مجموعه کوچک از کاندیداهایی که بیشترین ارتباط و اشتراک را با الگو دارند در مرحله Coarse استفاده شده است و تطبیق محلی بر اساس خط و مقایسه بردار ویژگی در مرحله Fine انجام می‌شود.

#### ۲-۱-۵ کمترین فاصله برای تطبیق ویژگی‌های سراسری

در این روش دو ویژگی تعریف شده است: ۱) فاصله هندسی دو نقطه کلیدی، ۲) انرژی بافت سراسری. هدف جستجوی یک اثر کف دست در یک پایگاه داده می‌باشد. به عنوان یک معیار، سرعت جستجو یکی از موارد مورد توجه است که موجب می‌شود معیار فاصله ساده و موثری مورد انتظار باشد. معیار فاصله برای بردار ویژگی هندسی به صورت زیر می‌باشد:

$$D_i = |d_i - d_j| \quad (5-5)$$

که  $i$  و  $j$  نمایانگر دو تصویر اثر کف دست و  $(d_i)$  فاصله بین نقاط کلیدی در تصاویر  $i$  و  $j$  می‌باشند.

انرژی بافت سراسری می‌تواند با معیار فاصله مشابهی اندازه‌گیری شود. بردار انرژی بافت سراسری از تصویر اثر کف دست  $i$  نام با  $[U_{.i}, U_{\alpha i}, U_{\gamma i}]$  نشان داده شده است و به طور مشابه برای تصویر اثر کف دست  $j$  نام. شباهت آنها را می‌توان به صورت زیر اندازه‌گیری کرد:

$$D_r = \sum_{k=1}^r |v_{ki} - v_{kj}| \quad (6-5)$$

#### ۲-۱-۵ کمترین فاصله برای تطبیق ویژگی‌های محلی

به اضافه دو ویژگی سراسری، همچنین دو ویژگی محلی در این روش استفاده شده است: خطوط مطلوب و انرژی بافت جهتدار محلی. خطوط مطلوب به وسیله بردار ویژگی با ابعاد ۶۴×۶۴ بیان می‌شوند. در این مرحله از یک فاصله زاویه‌ای<sup>۱۱</sup> برای ارزیابی تفاوت بین دو بردار ویژگی استفاده می‌شود. فاصله زاویه‌ای به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$D_r = \frac{X^T Y}{\|X\| \|Y\|} \quad (7-5)$$

در انرژی بافت جهتدار محلی، از یک فاصله زاویه‌ای محلی برای ارزیابی تفاوت بین دو بردار ویژگی استفاده شده است. برای ساده‌سازی، بردار انرژی بافت جهتدار محلی تصویر اثر کف دست  $i$  را  $[y_{.i}, y_{\alpha i}, y_{\gamma i}, \dots]$  در نظر گرفته شده که  $y_{ki} = [u_{.i}, u_{\alpha i}, u_{\gamma i}]$  با رابطه ۴-۵ تعریف می‌شود. فاصله زاویه‌ای محلی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$D_r = \frac{1}{64} \sum_{k=1}^{64} \frac{y_{ki} y_{kj}^T}{\|y_{ki}\| \|y_{kj}\|} \quad (8-5)$$

#### ۳-۱-۵ تطبیق سلسله مراتبی اثر کف دست

برای جلوگیری از جستجوی بین‌نتیجه برای بهترین تناسب الگوی ورودی با تمام الگوهای نمونه که در پایگاه داده تصویری ذخیره شده است یک استراتژی هدایت شده برای کاهش بار محاسبات لازم می‌باشد. در اینجا ویژگی‌های چندگانه اثر کف دست در نظر گرفته شده است و معیارهای تشابه مختلفی در روش سلسله مراتبی شناسایی هويت اثر کف دست برای تسهیل تطبیق Coarse-to-Fine اتخاذ شده است که به ترتیب زیر بکار می‌روند.

<sup>11</sup> Angular Distance

### ۱-۳-۱-۵ طبقه‌بندی الگوی اثر کف دست متشابه در مرحله Coarse

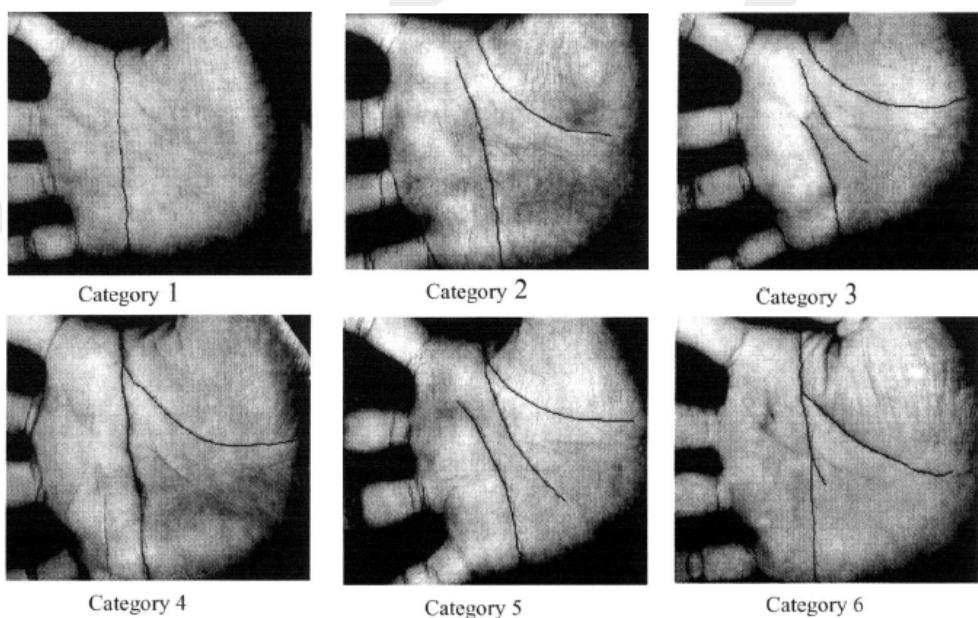
ایدهٔ پشت این روش حذف کاندیداهایی می‌باشد که تفاوت زیادی در ویژگی هندسه سراسری (مرحله اول) دارند و همچنین تشکیل لیستی از شبیه‌ترین کاندیداهای با تفاوت کم در فاصله‌های نقاط کلیدی  $D_i, T_i$ ، کاندیداهای موجود در لیست تحت انتخاب بیشتری به وسیله GTE (مرحله دوم) قرار می‌گیرند. تنها آن نمونه‌هایی که GTE آنها بسیار نزدیک می‌باشند برای مرحله Fine در نظر گرفته خواهند شد.

### ۲-۳-۱-۵ تطبیق تصویر چند مرحله‌ای مرحله Fine

الگوی تطبیق Fine با اندازه‌گیری فاصله ساده‌ای برای خط مطلوب شروع می‌کند. اگر که امتیاز تطبیق  $\epsilon$  از یک مقدار حد آستانه  $T_\epsilon$  بزرگ‌تر باشد تصویر اثر کف دست به آخرین مرحله تطبیق با روش انرژی بافت جهتدار محلی سپرده خواهد شد. آخرین تطبیق بر اساس مقایسه بردار ویژگی محلی با فاصله زاویه‌ای محلی می‌باشد. بهترین تطبیق، کاندیدایی با کمترین فاصله می‌باشد.

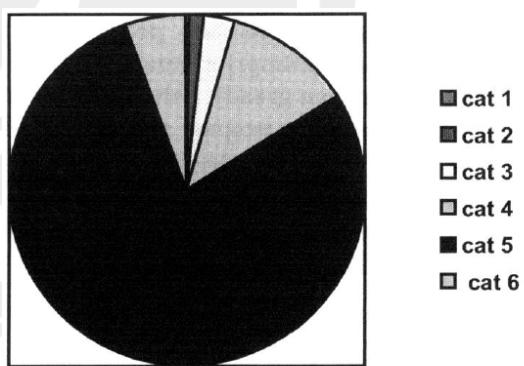
## ۲-۵ روش‌های طبقه‌بندی

این روش‌ها به هر اثر کف دست در پایگاه داده یک کلاس را نسبت می‌دهند. در مرجع [۴۴] طبقه‌بندی اثر کف دست بر اساس خطوط اصلی ارائه شده است. الگوریتم آنها توانایی تقسیم اثر کف دست با کیفیت کم را به شش دسته بر اساس تعداد خطوط اصلی و تعداد نقاط تقاطع آنها دارا می‌باشد. نمونه‌هایی از این شش دسته اثر کف دست در شکل ۴-۵ نمایش داده شده است. نسبت این شش دسته بترتیب از پایگاه داده با ۱۳۸۰۰ نمونه ۰/۳۶٪، ۰/۲۳٪، ۰/۲۸۳٪، ۰/۱۱٪، ۰/۷۸٪ و ۰/۵۶٪ می‌باشد. الگوریتم ارائه شده دارای دقت ۹۶٪ در طبقه‌بندی اثر کف دست می‌باشد.



شکل ۴-۵ نمونه‌هایی از ۶ دسته

در مرجع [۴۵] روی مردمی ساکن سنگاپور بررسی شده که این پژوهش شامل مردمی از جنس متفاوت، گروه سنی متفاوت و ملیت‌های گوناگون بوده است. نتایج این بررسی نشان داد که می‌توان آنها را به شش دستهٔ متفاوت طبقه‌بندی کرد که این دسته‌ها بدین شکل می‌باشند: کف دسته‌هایی با یک خط اصلی، دو خط اصلی بدون تقاطع، سه خط اصلی بدون تقاطع، دو خط اصلی با تقاطع، سه خط که دو خط متقاطع را دارا می‌باشد و سه خط که تمامی خطوط یکدیگر را قطع می‌کنند. همانطور که دیده می‌شود این دسته‌ها همانند شش دستهٔ توضیح داده شده در [۴۶] می‌باشد. همچنین ۸۰٪ از نمونه‌ها در گروه پنجم قرار می‌گیرند که باز هم با توزیع در [۴۶] مطابقت دارد. به صورتی که در نمودار دایره‌ای شکل ۵-۵ ترسیم شده است، این شش گروه به صورت متعادل توزیع نشده‌اند که بخش عمدهٔ این نمونه‌ها در گروه ۵ قرار می‌گیرند. فرض کنید در بدترین شرایط ممکن یک تصویر ورودی در دستهٔ ۵ جا می‌گیرد، پروسهٔ تطبیق همچنان باید ۷۸/۱۲٪ از نمونه‌های اصلی پایگاه داده را قبل از پیدا کردن تطبیق آن جستجو کند. بنابراین در الگوریتم ارائه شده [۴۶] نتایج طبقه‌بندی به طور چشم‌گیری زمان جستجو را کاهش نمی‌دهد. به همین دلیل در این تحقیق اثرات کف دست که در گروه ۵ قرار می‌گیرد به ۵ زیر گروه تقسیم شده‌اند.

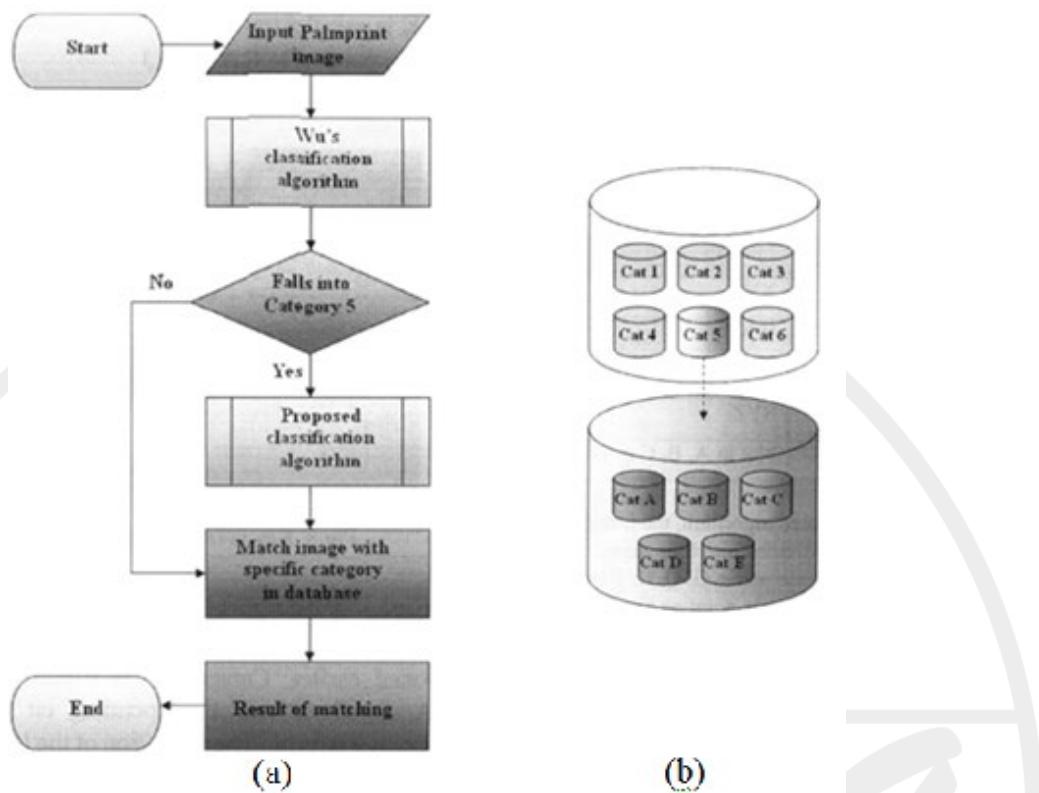


شکل ۵-۵ نمودار دایره‌ای از توزیع دسته‌ها

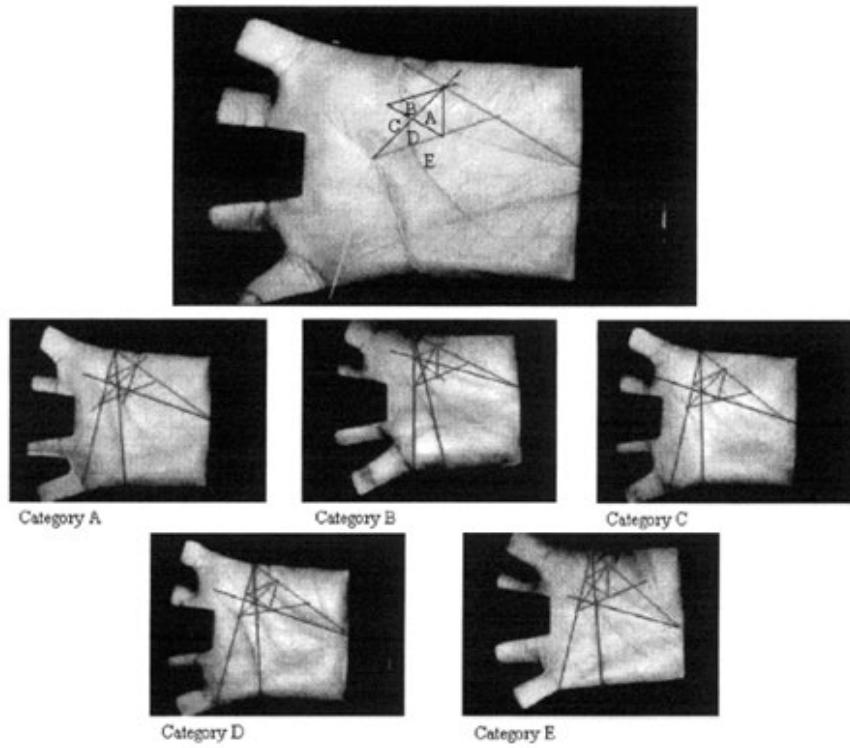
## ۱-۲-۵ نمای کلی از سیستم

فلوچارت شکل ۶-۵(a) پروسهٔ طبقه‌بندی را برای تطبیق نشان می‌دهد. در ابتدا تصویر به وسیلهٔ دستگاه ضبط تصویر اثر کف دست گرفته می‌شود. بعد از اینکه اثر کف دست گرفته شد، به وسیلهٔ الگوریتمی که در [۴۶] توضیح داده شده است تطبیق داده می‌شود. قبل اذکر شده بود که ۷۸٪ الگوها در دستهٔ ۵ قرار می‌گیرند؛ در حالیکه بقیه در دیگر دسته‌ها جای می‌گیرند. در پروسهٔ تصمیم‌گیری تصویر ورودی اثر کف دست با روش [۴۶] دسته‌بندی می‌شود و اگر در دستهٔ ۵ قرار گرفت، تصویر به زیر دسته‌های A، B، C، D، E یا Dسته‌بندی می‌شود. شکل ۶-۵(b) رابطهٔ بین گروه‌ها و زیرگروه‌ها را نمایش می‌دهد. همچنین تطبیق هم با روش مشابه با دسته‌بندی در پایگاه داده انجام می‌گیرد.

در بالای شکل ۷-۵ دسته‌های متفاوت از A تا E نمایش داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، مثلث گوشة راست بالای تصویر A، گوشة چپ بالای تصویر B، گوشة چپ پایین تصویر C، گوشة راست پایین تصویر D می‌باشد و در نهایت هر چیزی در خارج این چهار مثلث به عنوان E در نظر گرفته می‌شود.



شکل ۶-۵ (a) بلوک دیاگرام سیستم تطبیق اثر کف دست ارائه شده (b) دسته ها و زیر دسته ها



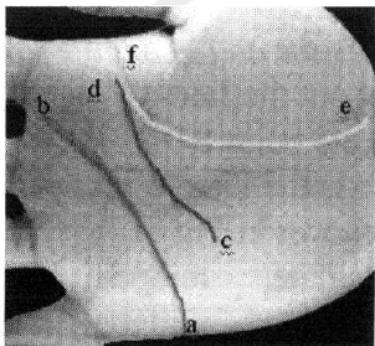
شکل ۷-۵ پنج دسته ارائه شده

## ۲-۲-۵ الگوریتم طبقه‌بندی مرحله دوم ارائه شده

### ۱-۲-۲-۵ تعاریف و نمادها بر روی خطوط کلیدی و نقاط کلیدی

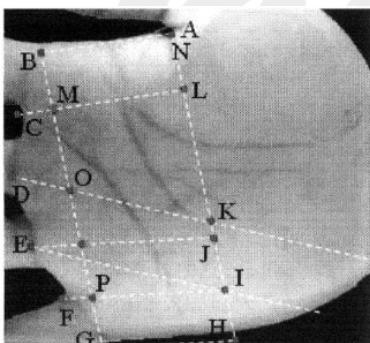
در اینجا با استفاده از سه خط اصلی با نام‌های خط زندگی، خط قلب و خط سر تقسیم‌بندی انجام می‌شود.

در شکل ۸-۵:



شکل ۸-۵ خطوط اصلی

- خط ab خط قلب را نشان می‌دهد.
  - a شروع خط قلب می‌باشد.
  - b اتمام خط قلب می‌باشد.
- خط cd خط سر را نشان می‌دهد.
  - c شروع خط سر می‌باشد.
  - d اتمام خط سر می‌باشد.
- خط ef خط زندگی را نشان می‌دهد.
  - e اتمام خط زندگی می‌باشد.
  - f شروع خط زندگی می‌باشد.



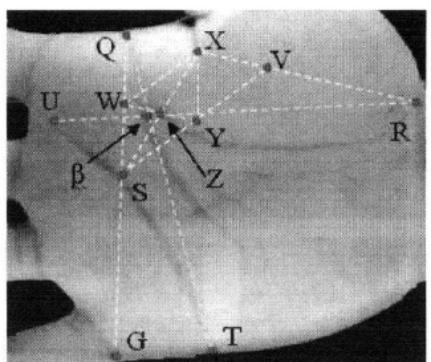
شکل ۹-۵ نماد نقاط کلیدی

در شکل ۹-۵:

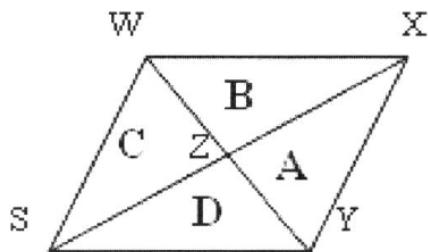
- AB با CL موازی است.
- EI با DK موازی است.
- EJ و GH با FI موازی است.
- BG با AH موازی است.

### ۲-۲-۲-۵ ساختار محدوده‌ها

به طوری که قبلًا ذکر شد، دسته پنجم به پنج زیر قسمت A, B, C, D, E و بسته به اینکه نقطه تقاطع  $\beta$  در کجا قرار می‌گیرد تقسیم می‌شود. تعریف محل  $\beta$  در شکل ۱۰-۵ (a) ترسیم شده است. زیر دسته‌های A, B, C, D و E در جدول ۱-۵ تعریف و در شکل ۱۰-۵ (b) نشان داده شده‌اند.



(a)



(b)

شکل ۱۰-۵ (a) نقاطی که برای زیردسته‌بندی مورد نیاز است (b) محدوده‌ها

جدول ۱-۵ تعاریف محدوده‌های زیر دسته‌ها

Category	Falls in
A	XYZ
B	WXZ
C	SWZ
D	SYZ
E	Not in A, B, C or D

بر اساس الگوریتم ارائه شده مشخص کردن محدوده‌ها می‌تواند به چهار گام تقسیم شود:

- مشخص کردن نقاط G, T, R, Q, X, Y, Z و U.

(G) نقطه انتهایی آخرین انگشت می‌باشد.

(Q) تقاطع بین خطوط سر و قلب می‌باشد.

(R) انتهای خط زندگی است.

رسم خطوط GQ و QR

S بدست آوردن محل نقطه

(S) تقاطع GQ با خط قلب همانطور که در شکل ۱۱-۵ (a) نشان داده شده است می‌باشد.

• محاسبه:

V که نقطه میانی QR است.

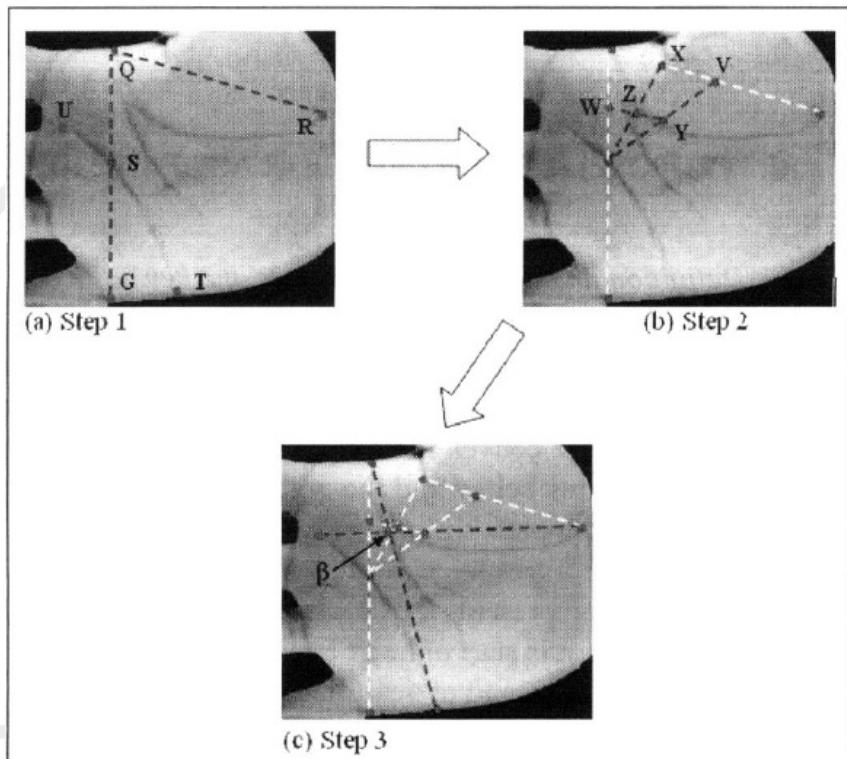
X که نقطه میانی QV است.

W که نقطه میانی QS است.

Y که نقطه میانی SV است.

Z که تقاطع بین WY و SX است، همانطور که در شکل ۱۱-۵ (b) نشان داده شده است.

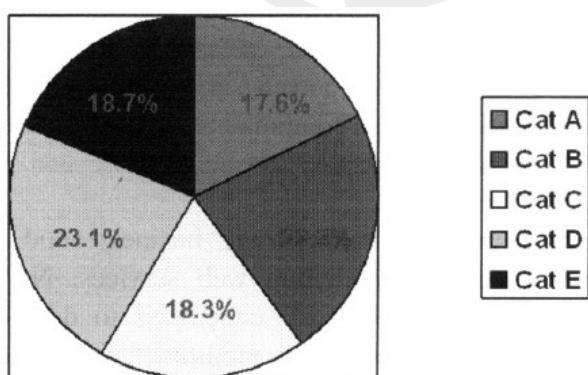
- محاسبه نقطه تقاطع  $\beta$  که از برخورد TQ با RU بدست می‌آید و در شکل ۱۱-۵ (c) نشان داده شده است.
- محاسبه گرادیان و ثابت C برای معادله خطوط XY, WX, SY و SW و پیدا کردن نقطه  $\beta$  با استفاده از روش جانشینی ناحیه‌ای.



شکل ۱۱-۵ گام‌های زیر طبقه‌بندی

### ۳-۲-۵ نتایج

در شکل ۱۲-۵ نتایج این الگوریتم طبقه‌بندی بر روی پایگاه داده با ۵۰۰ اثر کف دست برای مرحله دوم طبقه‌بندی اثر کف دست گزارش شده است. نمودار دایره‌ای درصد کف دستانی که در هر دسته جای می‌گیرند را نشان می‌دهد. همانطور که دیده می‌شود، نتایج به خوبی توزیع شده‌اند. در میان تمام نمونه‌هایی که به دسته ۵ تعلق دارند،  $17/6\%$  به دسته A،  $22/3\%$  به دسته E،  $18/3\%$  به دسته C،  $18/7\%$  به دسته D و  $23/1\%$  به دسته B تعلق دارند. این نتایج موثر بودن الگوریتم را اثبات می‌کند [۴۵].



شکل ۱۲-۵ نتایج توزیع زیردسته‌ها

## ۳-۵ روش‌های کدینگ

این روش‌ها تنها از یک تابع تطبیق برای جستجو در تمام پایگاه داده استفاده می‌کنند. این رویکرد از بروز خطای ناشی از سیستم‌های سلسه مراتبی و طبقه‌بندی جلوگیری می‌کند؛ ولی مشخص کردن ویژگی موثر برای تابع تطبیق بسیار دشوار می‌باشد. داگمن<sup>۱۲</sup> مخترع کدینگ عنبیه<sup>۱۳</sup> ثابت کرده است که به وسیله فاصله بیتی همینگ<sup>۱۴</sup> امکان جستجوی جامع<sup>۱۵</sup> به صورت Real-Time در پایگاه داده‌های وسیع وجود دارد[۴۶]. چندین الگوریتم کدینگ شبیه کدینگ عنبیه برای تعیین هویت با استفاده از اثر کف دست ارائه شده است که به صورت زیر می‌باشد:

- کدینگ کف دست<sup>۱۶</sup>
- کدینگ ترکیبی<sup>۱۷</sup>
- کدینگ رقابتی<sup>۱۸</sup>

## ۱-۳-۵ کدینگ کف دست

### ۱-۱-۳-۵ استخراج ویژگی و کدینگ

در این روش[۷] طرح کدینگ فاز گابور دو بعدی<sup>۹</sup> ارائه شده است که برای شناسایی عنبیه استفاده شده است[۴۶]. فیلتر گابور دایره‌ای<sup>۱۰</sup> یک ابزار موثر برای تحلیل بافت می‌باشد[۴۶] و شکل کلی زیر را دارا می‌باشد:

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right\} \exp\left\{2\pi i(ux \cos\theta + uy \sin\theta)\right\} \quad (9-5)$$

که  $i = \sqrt{-1}$ ،  $u$  فرکانس موج سینوسی،  $\sigma$  انحراف استاندارد از پوش گوسین<sup>۲۱</sup> می‌باشد و  $\theta$  جهت‌گیری تابع را کنترل می‌کند. برای اینکه این فیلتر بیشتر نسبت به شدت روش‌نایی مقاوم شود، یک فیلتر گابور گستته<sup>۲۲</sup> که  $G[x, y, \theta, u, \sigma]$  با فرمولی که در ادامه آمده است به DC<sup>۲۳</sup> صفر تبدیل می‌شود، بکار برده شده است:

<sup>12</sup> Daugman

<sup>13</sup> Iris Code

<sup>14</sup> Bitwise Hamming Distance

<sup>15</sup> Brute-Force

<sup>16</sup> Palm Code

<sup>17</sup> Fusion Code

<sup>18</sup> Competitive Code

<sup>19</sup> 2D Gabor Phase Coding

<sup>20</sup> Circular Gabor Filter

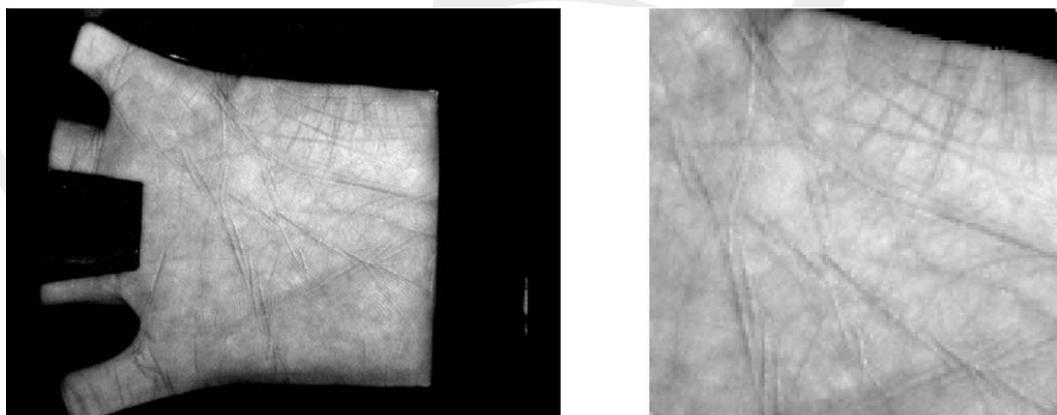
<sup>21</sup> Gaussian Envelope

<sup>22</sup> Direct Current

$$\tilde{G}[s, y, \theta, u, \sigma] = G[x, y, \theta, u, \sigma] - \frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n G[i, j, \theta, u, \sigma]}{(2n+1)^2} \quad (10-5)$$

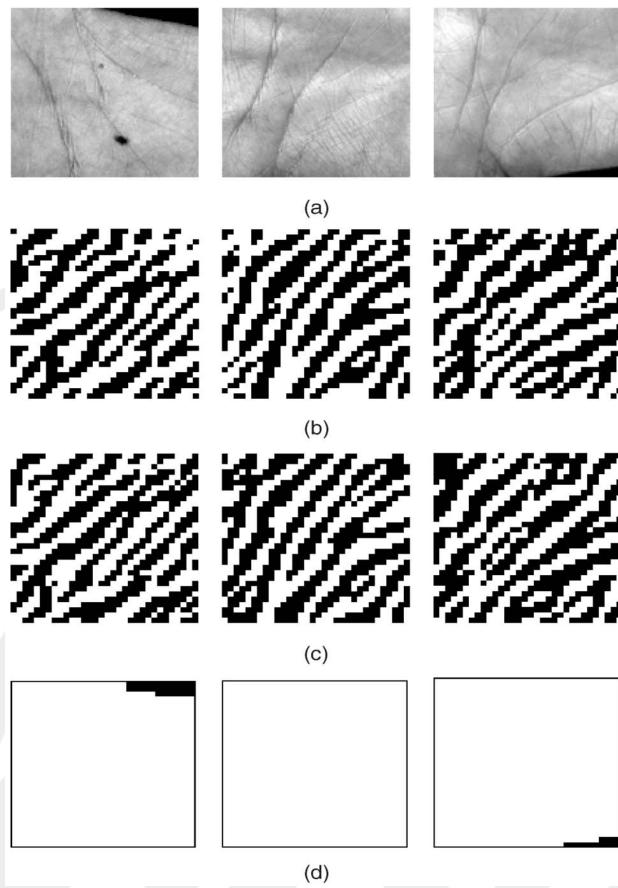
که  $(1 + 2n)$  ابعاد فیلتر می‌باشد. در واقع قسمت موهومی فیلتر گابور به صورت خودکار خاصیت DC صفر را به دلیل تقارن فرد دارد. فیلتر گابور تنظیم شده برای فیلتر کردن تصویر پیش‌پردازش شده به کار می‌رود.

باید متذکر شود که کدینگ فاز گابور دو بعدی مؤثر، به انتخاب پارامترهای فیلتر گابور بستگی دارد،  $\theta$ ،  $\sigma$  و  $u$ . در این سیستم یک پروسه تنظیم برای بهینه‌سازی انتخاب این سه پارامتر به کار برده شده است. به عنوان نتیجه یک فیلتر گابور با پارامترهای بهینه شده  $\theta = \pi/4$ ،  $u = 5/6179$  و  $\sigma = 0.916$  استفاده شده است. به اضافه شامل روند آستانه‌گیری اتوماتیک برای حل مشکل جایگیری نادرست کف دست در خلال نمونه‌برداری هم می‌باشد. در بعضی از موارد کاربر دستش را به صورت صحیح قرار نمی‌دهد و باعث بروز تعدادی پیکسل‌های غیر از اثر کف دست<sup>23</sup> در تصویر پیش‌پردازش شده می‌شود. یک نمونه در شکل ۱۳-۵ نشان داده شده است که نشان دهنده جایگیری نادرست کف دست کاربر می‌باشد و تصویر اثر کف دست پیش‌پردازش شده متناظر حاوی ناحیه سیاه اضافی می‌باشد. برای حذف این چنین اطلاعات اضافی از تصویر، یک ماسک برای تشخیص ناحیه پیکسل‌های غیر از اثر کف دست طراحی شده است. بر اساس محیط نیمه بسته دستگاه اسکنر، پیکسل‌های غیر از اثر کف دست عمدتاً به صورت مرزهای سیاه بر روی سطح روی دستگاه ایجاد می‌شوند. بنابراین می‌توان به آسانی از یک حد آستانه برای تقسیم این پیکسل‌های غیر از اثر کف دست استفاده کرد. شکل ۱۴-۵ تصاویر پیش‌پردازش شده، ویژگی‌های بافت که از فیلتر کردن با فیلتر دو بعدی گابور استخراج شده و ماسک متناظر را ترسیم می‌کند.



شکل ۱۳-۵ (a) جایگیری نادرست کف دست و (b) تصویر پیش‌پردازش شده متناظر

<sup>23</sup> Nonpalmpint Pixels



شکل ۱۴-۵ ویژگی‌های بدست آمده از فیلتر کردن با فیلتر دو بعدی گابور (a) تصاویر پیش‌پردازش شده (b) قسمت حقیقی بافت تصویر (c) قسمت موهومی ویژگی‌های بافتی و (d) ماسک متناظر

### ۲-۳-۵ تطبیق اثر کف دست

با دو مجموعه داده شده، الگوریتم تطبیق درجه شباهت بین آنها را معین می‌کند. برای اینکه پروسه تطبیق به طور واضح شرح داده شود، از یک بردار ویژگی برای نمایش داده‌های تصویر که شامل دو ماتریس ویژگی می‌شود استفاده شده است؛ یکی ماتریس قسمت حقیقی و دیگری ماتریس موهومی. فاصله نرمالیزه شده همینگ در مرجع [۴۶] اتخاذ شده که معیار شباهت را برای تطبیق اثر کف دست تعیین کند. فرض کنید که  $P$  و  $Q$  دو بردار ویژگی باشند؛ فاصله نرمالیزه شده همینگ را می‌توان به صورت زیر تشریح کرد:

(۱۱-۵)

$$D_r = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_M(i,j) \cap Q_M(i,j) \cap (P_R(i,j) \otimes Q_R(i,j)) + P_M(i,j) \cap Q_M(i,j) \cap (P_I(i,j) \otimes Q_I(i,j))}{2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_M(i,j) \cap Q_M(i,j)}$$

XOR که از  $(Q_M)P_I, (Q_R)P_R$  و  $(Q_I)P_I, (Q_R)P_R$  بترتیب قسمت‌های حقیقی، موهومی و ماسک  $P(Q)$  می‌باشند. نتایج عملگر  $\otimes$  بولین<sup>۲۴</sup> مساوی صفر است؛ اگر و فقط اگر دو بیت از  $(i, j)$  و  $(Q_{R(I)}, i, j)$  با هم مساوی باشند. نماد  $\cap$  نمایشگر عملگر AND و سایز ماتریس ویژگی  $N \times N$  می‌باشد. یادآوری می‌شود که  $D$  بین ۰ و ۱ است. برای بهترین تطبیق، فاصله همینگ باید صفر باشد. به دلیل پیش‌پردازش غیر ایده‌آل، باید یکی از ویژگی‌ها به صورت عمودی و افقی انتقال داده شده و با دیگری تطبیق داده شود. محدوده انتقال عمودی و افقی بین ۲ و ۲ تعریف شده است. کمترین مقدار  $D$  که از تطبیق انتقال داده شده بدست آمده است به عنوان امتیاز تطبیق نهایی در نظر گرفته می‌شود.

### ۲-۳-۵ کدینگ ترکیبی

کدینگ کف دست ویژگی‌های بسیار وابسته‌ای از کف دست‌های متفاوت را ایجاد می‌کند. برای حذف این وابستگی در اولین نسخه کدینگ ترکیبی [۴۷] از چهار فیلتر گابور جهت‌دار برای تشکیل چهار کدینگ کف دست استفاده شده است که این کدینگ‌های کف دست ترکیب می‌شوند. برای هر نقطه نمونه تنها اطلاعات فازی که از فیلتر گابور با بیشترین دامنه حاصل می‌شود کوانتیزه می‌شود و برای مقایسه دو کدینگ ترکیبی همچنان از فاصله همینگ استفاده می‌شود. در نسخه دوم کدینگ ترکیبی [۴۸] فیلتر گابور و پارامترهای آن به دقت تست شده است و نتیجه بدست آمده مبنی بر این می‌باشد که تعداد فیلترهای بهینه گابور ۲ می‌باشد. همچنین در این روش حد آستانه استاتیک با حد آستانه دینامیک جایگزین شده است که در زیر به تفصیل به این روش می‌پردازیم.

### ۲-۳-۵ پیاده‌سازی کدینگ ترکیبی

۱-۲-۳-۵ فیلتر کردن ساختار سیستم در شکل ۱۵-۵ نشان داده شده است. در ابتدا تصویر پیش‌پردازش شده اثر کف دست از میان یک بانک فیلتر گابور<sup>۲۵</sup> عبور داده می‌شود. بانک فیلتر شامل تعدادی از فیلترهای گابور می‌باشد که فرمول کلی زیر را دارا می‌باشند:

$$G(x, y, \theta, u, \sigma, \beta) = \frac{1}{2\pi\sigma\beta} \exp \left\{ -\pi \left( \frac{x''}{\sigma^2} + \frac{y''}{\beta^2} \right) \right\} \exp(2iux') \quad (12-5)$$

که  $y' = -(x - x_0)\sin\theta + (y - y_0)\cos\theta$  و  $x' = (x - x_0)\cos\theta + (y - y_0)\sin\theta$  مرکز تابع،  $u$  فرکانس محوری بر حسب رادیان بر واحد طول و  $\theta$  جهت‌گیری تابع گابور بر حسب رادیان می‌باشد.  $\sigma$  و  $\beta$  انحراف استاندارد<sup>۲۶</sup> گوسین بیضوی<sup>۲۷</sup> بترتیب در طول  $x$  و  $y$  می‌باشد. همانند پیاده‌سازی کدینگ کف دست، فیلترهای گابور بر روی DC صفر تنظیم می‌شوند. پارامتر  $\theta$  در فیلترهای گابور  $v/j\pi$  می‌باشد که  $j = 0, 1, \dots, v-1$  و  $v$  تعداد کلی

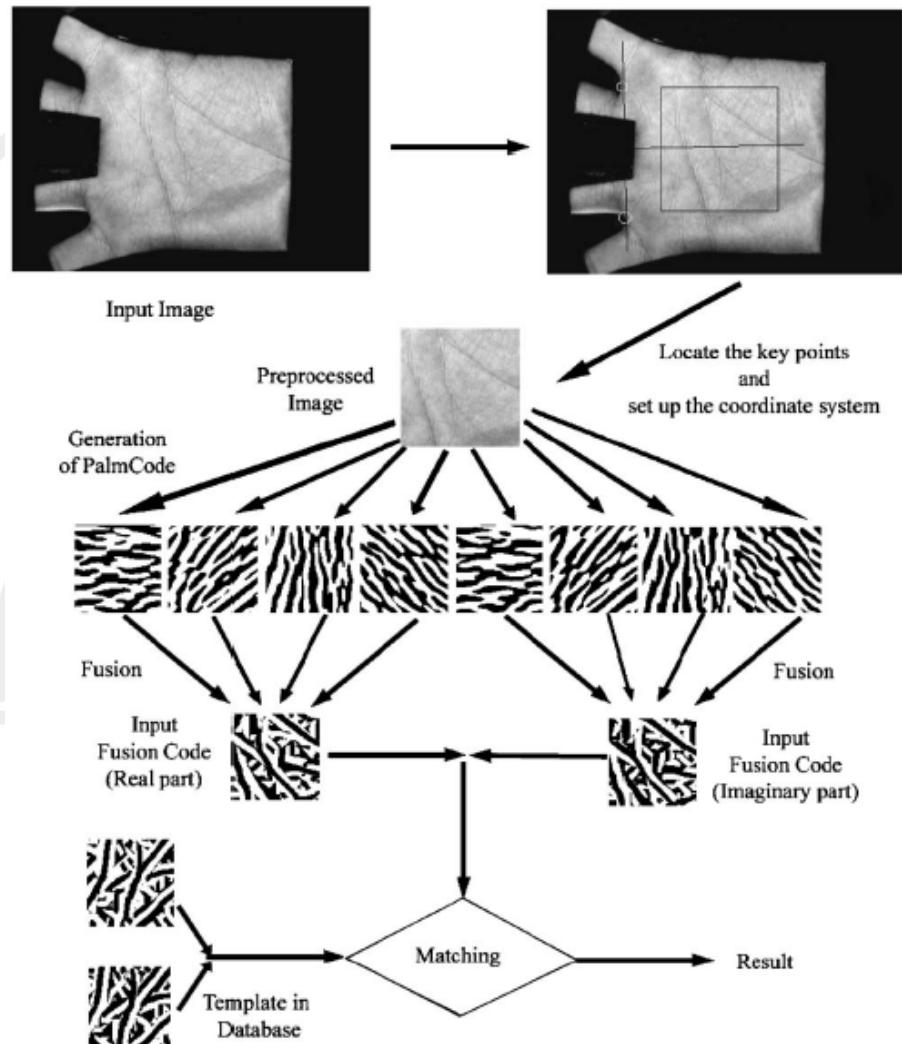
<sup>24</sup> Boolean Operator

<sup>25</sup> Gabor Filter Bank

<sup>26</sup> Standard Deviation

<sup>27</sup> Gaussian Elliptical

فیلترهای گابور در بانک می‌باشد. دیگر پارامترها برای شاخص  $d'$  که به صورت  $d' = |\mu_1 - \mu_2| \sqrt{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)/2}$  تعریف می‌شود و در آن  $\mu_1$  و  $\mu_2$  بترتیب میانگین توزیع درست و نادرست و  $\sigma_1$  و  $\sigma_2$  انحراف استاندارد آنها می‌باشند تنظیم می‌شوند. برای راحتی در اینجا از  $G$  برای نشان دادن فیلتر گابور استفاده می‌شود.



شکل ۱۵-۵ بلوک دیاگرام سیستم تعیین هویت بر اساس کدینگ ترکیبی (نسخه دوم)

۲-۱-۳-۵ طراحی قانون ترکیب و کدینگ ویژگی‌ها تصاویر فیلترها حاوی دو نوع اطلاعات می‌شود: دامنه  $M_j$  و فاز  $P_j$  که به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$M_j(x, y) = \sqrt{G_j * I(x, y) \times \overline{G_j} * I(x, y)} \quad (13-5)$$

$$P_j(x,y) = \tan^{-1} \left( \frac{i(\overline{G_j * I(x,y)} - G_j * I(x,y))}{\overline{G_j * I(x,y)} + G_j * I(x,y)} \right) \quad (14-5)$$

که "—" نشان دهنده مزدوج مختلط و "\*" عملگر کانولوشن و  $I$  تصویر اثر کف دست پیش پردازش شده می باشد. فیلترهای گابور با DC صفر هم در فاز و هم در دامنه به مقدار DC تصویر وابسته نیستند. DC به مقدار شدت روشنایی محیط تصویربرداری تکیه دارد. همچنین فاز به کنتراست تصویر وابسته نیست، برخلاف دامنه. این خواص را می توان از معادلات زیر مشاهده کرد.

$AI$  تصویر پیش پردازش شده است که  $A$  یک عدد مثبت که کنتراست تصویر را کنترل می کند می باشد. بترتیب دامنه و فاز تصویر فیلتر شده اثر کف دست به شکل زیر می باشد:

$$AM_j(x,y) = \sqrt{G_j * AI(x,y) \times \overline{G_j * AI(x,y)}} \quad (15-5)$$

و

$$P_j(x,y) = \tan^{-1} \left( \frac{i(\overline{G_j * AI(x,y)} - G_j * AI(x,y))}{\overline{G_j * AI(x,y)} + G_j * AI(x,y)} \right) \quad (16-5)$$

به عنوان یک نتیجه تا زمانی که کدینگ کف دست تنها از اطلاعات فاز استفاده می کند، برای دو ویژگی پایدار است: تغییر در کنتراست و DC تصویر کف دست. برای طراحی روش کدینگ ترکیبی که این دو خاصیت را به ارث ببرد، دامنه برای ترکیب و فاز به عنوان ویژگی نهایی در نظر گرفته شده است. بنابراین قانون ترکیب زیر ارائه شده است:

$$k = \arg \max_j (M_j(x,y)) \quad (17-5)$$

و معادلات کدینگ:

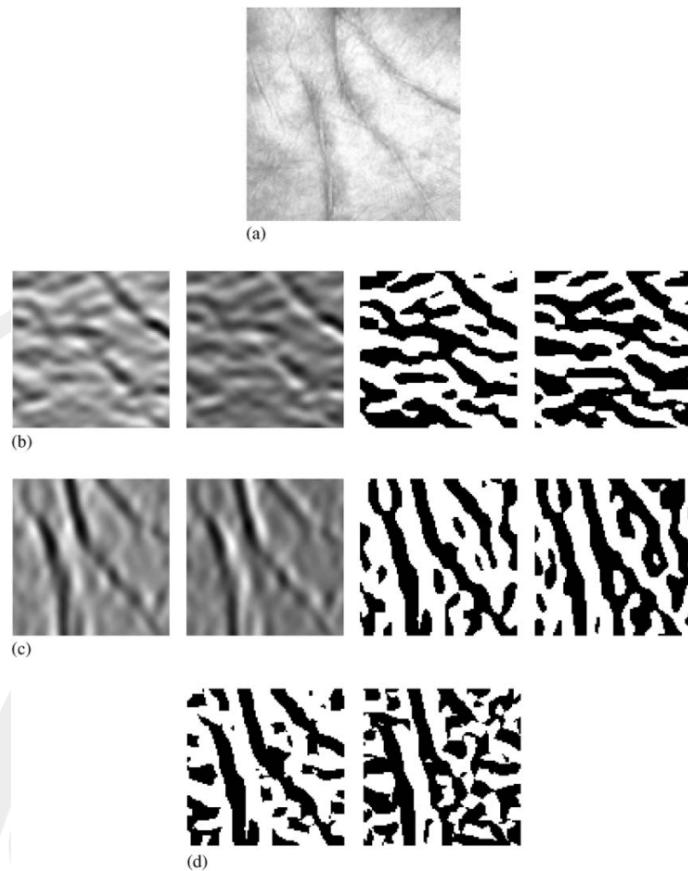
$$(h_r, h_i) = (1, 1) \quad \text{if } -\pi/2 \leq P_k(x,y) < \pi/2 \quad (18-5)$$

$$(h_r, h_i) = (0, 1) \quad \text{if } \pi/2 \leq P_k(x,y) < \pi \quad (19-5)$$

$$(h_r, h_i) = (0, 0) \quad \text{if } \pi \leq P_k(x,y) < 3\pi/2 \quad (20-5)$$

$$(h_r, h_i) = (1, 0) \quad \text{if } 3\pi/2 \leq P_k(x,y) < 2\pi \quad (21-5)$$

که  $h_r$  و  $h_i$  بیتها در قسمتهای حقیقی و موهومی کدینگ ترکیبی می باشد. یک کدینگ ترکیبی در شکل ۱۶-۵ ترسیم شده است که با دو فیلتر بیضوی گابور حاصل شده است.



شکل ۱۶-۵ پروسه چگونگی تولید کدینگ ترکیبی: (a) تصویر اثر کف دست اصلی، (b) و (c) بخش‌های حقیقی (ستون ۱) و بخش‌های موهومی (ستون ۲) از تصاویر فیلتر شده و بخش‌های حقیقی (ستون ۳) و بخش‌های موهومی (ستون ۴) از کدینگ کف دست و (d) کدینگ ترکیبی می‌باشند.

### ۲-۳-۵ مقایسه کدینگ ترکیبی

شکل ویژگی کدینگ ترکیبی ارائه شده کاملاً همانند کدینگ کف دست می‌باشد. بنابراین فاصله نرمالیزه شده همینگ برای کدینگ کف دست همچنان برای کدینگ ترکیبی مفید است. اگر دو مجموعه داده وجود داشته باشد، الگوریتم تطبیق درجه شباهت را بین آنها تعیین می‌کند. برای توضیح دقیق‌تر پروسه تطبیق، از یک بردار ویژگی برای نمایش داده‌های تصویر که حاوی دو ماتریس ویژگی، یکی حقیقی و دیگری موهومی می‌باشد استفاده شده است. فاصله نرمالیزه شده همینگ برای تعیین مقدار تشابه برای تطبیق اثر کف دست اتخاذ شده است.  $P$  و  $Q$  دو بردار ویژگی اثر کف دست فرض شده است. فاصله نرمالیزه شده همینگ می‌تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$S = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_M(i, j) \cap Q_M(i, j) \cap (P_R(i, j) \otimes Q_R(i, j) + P_I(i, j) \otimes Q_I(i, j))}{2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_M(i, j) \cap Q_M(i, j)} \quad (22-5)$$

که  $(Q_M P_I, Q_R P_R)$  بترتیب قسمت حقیقی، قسمت موهومی، و ماسک برای مشخص کردن پیکسل‌هایی که شامل اثر کف دست نمی‌شود همانند مرزهای دستگاه که نتیجه جایگیری نامناسب دست کاربر می‌باشد به کار می‌رود. نتیجه عملگر XOR بولین<sup>28</sup> مساوی صفر می‌باشد اگر و فقط اگر دو بیت  $(P_{R(I)}(i, j), Q_{R(I)}(i, j))$  مساوی باشند. نماد  $\cap$  نشان دهنده عملگر AND و ابعاد ماتریس ویژگی  $N \times N$  می‌باشد. متذکر می‌شود که  $s$  بین ۰ و ۱ می‌باشد. برای بهترین تطبیق، فاصله نرمالیزه شده همینگ باید صفر باشد. به دلیل پیش‌پردازش غیر ایده‌آل باید یکی از ویژگی‌ها عمودی و افقی انتقال داده شود و دوباره عمل تطبیق انجام شود. محدوده انتقال عمودی و افقی از ۲ تا ۲ تعریف می‌شود. مینیمم مقدار  $s$  که از تطبیق انتقال داده شده بدست می‌آید به عنوان امتیاز تطبیق در نظر گرفته می‌شود.

در کدینگ کف دست اصلی از یک حد آستانه ثابت برای تصمیم‌گیری نهایی استفاده شده است. اگر امتیاز تطبیق انتقال داده شده کمینه از حد آستانه ثابت بزرگ‌تر باشد سیستم دو اثر کف دست را از یک کف دست به حساب نمی‌آورد؛ در غیراینصورت از یک فرد می‌باشد. وقتی که بیت‌های تطبیق شده موثر متفاوت باشد، حد آستانه ثابت ضرب اطمینان آماری متفاوتی را برای تصمیم‌گیری‌های مختلف دارا می‌باشد. برای اینکه این نکته در نظر گرفته شود، حد آستانه دینامیک زیر استفاده شده است:

$$t_d = \mu_s - (\mu_s - t_s) \times \sqrt{m / 2048} \quad (23-5)$$

که  $\mu_s$  میانگین توزیع نادرست بدون در نظر گرفتن تطبیق انتقال داده شده،  $t_s$  حد آستانه از پیش تعیین شده و  $m$  تعداد بیت‌های تطبیق داده شده موثر می‌باشد. استفاده مستقیم از معادله ۲۳-۵ برای پردازش Real-Time، تا زمانی که به چندین عملگر و یک تابع برای فراخوانی جذر مربع احتیاج دارد موثر نمی‌باشد. برای رفع این مشکل تمام مقادیر  $t_d$  از قبل محاسبه و در یک جدول مرجع ذخیره می‌شوند.

معادله ۲۳-۵ بر اساس این فرض بنا شده است که امتیاز تطبیق نادرست  $s$  از توزیع دوجمله‌ای پیروی می‌کند؛ یعنی  $B(n, \mu_s)$  که  $n$  درجه آزادی و  $\mu_s$  احتمال پیروزی در هر یک از دنباله‌های برنولی<sup>29</sup> می‌باشد. به صورت ریاضی توزیع به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$f_s = \frac{n!}{x!(n-x)!} \mu_s^x (1-\mu_s)^{n-x} \quad (24-5)$$

که  $x$  قسمت صحیح  $n \times s$  می‌باشد. فرض می‌شود که  $s$  امتیاز تطبیق نادرست و تعداد بیت‌های تطبیق داده شده موثر مطابق  $m$  می‌باشد. همچنین فرض بر این است که  $s$  از  $B(a, \mu_s)$  پیروی می‌کند که درجه آزادی آن یعنی  $a$  با

<sup>28</sup> Boolean Operator XOR

<sup>29</sup> Bernoulli Trail

$m$  متناسب است. اگر  $n$  و  $a$  به اندازه کافی بزرگ باشند، می‌توان از توزیع نرمال برای تقریب توزیع دوچمله‌ای استفاده کرد و معادله زیر را بدست آورد:

$$\int_{-\infty}^{\frac{t_s - \mu_s}{\sqrt{\mu_s(1-\mu_s)/n}}} \frac{s - \mu_s}{\sqrt{\mu_s(1-\mu_s)/n}} ds = \int_{-\infty}^{\frac{t_d - \mu_s}{\sqrt{\mu_s(1-\mu_s)/a}}} \frac{s_1 - \mu_s}{\sqrt{\mu_s(1-\mu_s)/a}} ds_1 \quad (25-5)$$

از اینرو که  $s - \mu_s / \sqrt{\mu_s(1-\mu_s)/a}$  و  $s_1 - \mu_s / \sqrt{\mu_s(1-\mu_s)/n}$  از توزیع نرمال استاندارد پیروی می‌کنند، داریم:

$$\frac{t_s - \mu_s}{\sqrt{\mu_s(1-\mu_s)/n}} = \frac{t_d - \mu_s}{\sqrt{\mu_s(1-\mu_s)/a}} \quad (26-5)$$

با ساده کردن معادله ۲۶-۵ و با این فرض که درجه آزادی با تعداد بیت‌های تطبیق داده شده موثر متناسب می‌باشد می‌توان معادله ۲۳-۵ را بدست آورد. برای تطبیق دو اثر کف دست انتقال داده نشده و واضح تعداد بیت‌های تطبیق داده شده باید ۲۰۴۸ باشد.

### ۳-۳-۵ کدینگ رقابتی

هر دو روش کدینگ کف دست و کدینگ ترکیبی (دو نسخه) فاز کوانتیزه شده را به عنوان ویژگی و فاصله همینگ را به عنوان تطبیق دهنده استفاده می‌کنند. در کدینگ رقابتی از حوزه جهت‌گیری اثر کف دست به عنوان ویژگی و از فاصله بیتی همینگ و فاصله زاویه‌ای بیتی و ... به عنوان تطبیق دهنده استفاده می‌شود. همچنین در کدینگ رقابتی همانند کدینگ کف دست و ترکیبی از تطبیق انتقال داده شده برای بهبود مشکل پیش‌پردازش غیر ایده‌آل استفاده شده است.

در مرجع [۴۹] تبدیل کراندار را بهبود داده شده (MFRA) بکار برده شده است که می‌تواند ویژگی جهت را از اثر کف دست بسیار دقیق استخراج کند و مشکل زیر نمونه‌برداری را حل کند که در فصل ۴ نیز به آن اشاره شد. در مرحله تطبیق دو استراتژی اتخاذ شده است که باعث استحکام تطبیق می‌شود. اولین آنها این است که یک مجموعه آموزش توسعه یافته برای غلبه بر مشکل چرخش‌های زیاد که به وسیله پیش‌پردازش‌های غیرایده‌آل به وجود می‌آید دایر شده است و دیگری یک الگوریتم تطبیق بر اساس مقایسه پیکسل با ناحیه است که توانایی تحمل خطای بیشتری را برای مقادیر ناچیز انتقال، چرخش و اعوجاج دارا می‌باشد که باز هم در فصل ۴ به آن اشاره شد. حال جزئیات این روش را بررسی می‌کنیم.

### ۳-۳-۱ استخراج ویژگی با استفاده از MFRA

همانطور که در مباحث قبلی هم آورده شده است برای محاسبه MFRA در فضای کراندار  $Z_p$  از فرمول زیر استفاده می‌شود:

$$r[L_k] = MFRAT_f(k) = \sum_{(i,j) \in L_k} f[i,j] \quad (27-5)$$

که  $L_k$  مشخص کننده سری نقاطی که خط را در شبکه  $Z_p^*$  می‌سازد می‌باشد؛ بدین معنی که:

$$L_k = \{(i, j) : j = k(i - i_0) + j_0, i \in Z_p\} \quad (28-5)$$

که  $(i_0, j_0)$  نقطه مرکزی مختصات  $Z_p^*$  را مشخص می‌کند و  $k$  شیب متناظر  $L_k$  می‌باشد.

به دلیل اینکه خطوط کف دست خطوطی منفی می‌باشند یعنی روشتایی آنها از پشت زمینه آنها کمتر می‌باشد می‌توان جهت نقطه مرکزی را در شبکه  $Z_p^*$  به وسیله MFRAT و قانون برنده همه چیز را بر می‌دارد<sup>30</sup> محاسبه کرد:

$$w_{k(i,j)} = \arg(\min_k(r[L_k])), \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (29-5)$$

که  $w_{k(i,j)}$  معیار برنده برای جهت‌گیری نقطه مرکزی  $(i, j)$  می‌باشد. به صورت مشابه جهت‌گیری تمام پیکسل‌ها می‌تواند محاسبه شود، اگر مرکز شبکه  $Z_p^*$  در تمام تصویر پیکسل به پیکسل جایه‌جا شود. برای تصویر  $I(x, y)$  با ابعاد  $m \times n$  اگر تمام پیکسل‌ها با معیار برنده در جهت‌گیری جایگزین شوند یعنی نگاشت جهت‌گیری تشکیل شود که تصویر ویژگی می‌باشد، آنگاه:

$$\text{Orientation\_map} = \begin{bmatrix} w_{k(1,1)} & w_{k(1,2)} & \vdots & w_{k(1,n)} \\ w_{k(2,1)} & w_{k(2,2)} & \vdots & w_{k(2,n)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{k(m,1)} & w_{k(m,2)} & \vdots & w_{k(m,n)} \end{bmatrix} \quad (30-5)$$

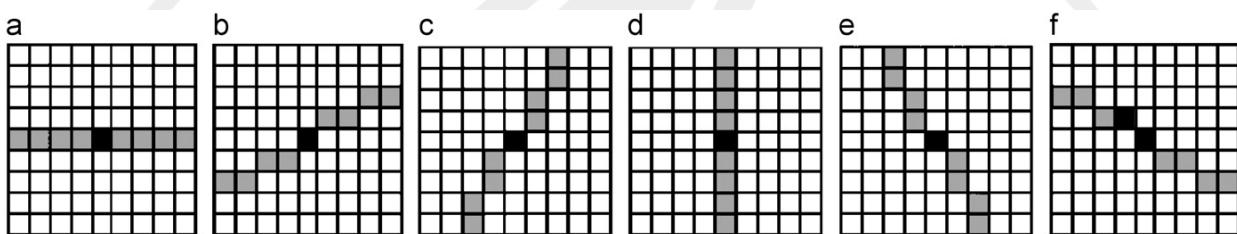
در اینجا  $w$  به معنای معیار برنده در جهت‌گیری پیکسل  $I(x, y)$  می‌باشد.

در مباحث قبلی مثالی از MFRAT  $7 \times 7$  و  $14 \times 14$  آورده شده است که در اینجا هم شکل ۱۷-۵ نمونه‌ای از MFRAT با ابعاد  $9 \times 9$  را نشان می‌دهد که  $L_k$  یک پیکسل می‌باشد. به هر حال در تصویر واقعی اثر کف دست با MFRAT  $75 \text{ dpi}$  بیشتر خطوط کف دست ممکن است بین ۲ تا ۶ پیکسل عرض داشته باشند. بنابراین عرض  $L_k$  در MFRAT باید تطبیق داده شود. همچنین بر طبق تعریف MFRAT، این خطوط قطره باید از ناحیه مرکزی  $Z_p^*$  عبور کنند. در شکل ۱۸-۵ مثالی از MFRAT  $16 \times 16$  آورده شده است که عرض خطوط  $L_k$  ۴ پیکسل می‌باشد. واضح است که ناحیه مرکزی  $Z_p^*$  از  $4 \times 4$  پیکسل تشکیل شده است. بنابراین جهت‌گیری این ۱۶ پیکسل می‌تواند با هم محاسبه شود. بعد از استخراج جهت‌گیری این ۱۶ پیکسل که جهت‌گیری یکسانی را دارا می‌باشند، به عنوان یک پیکسل در نظر گرفته

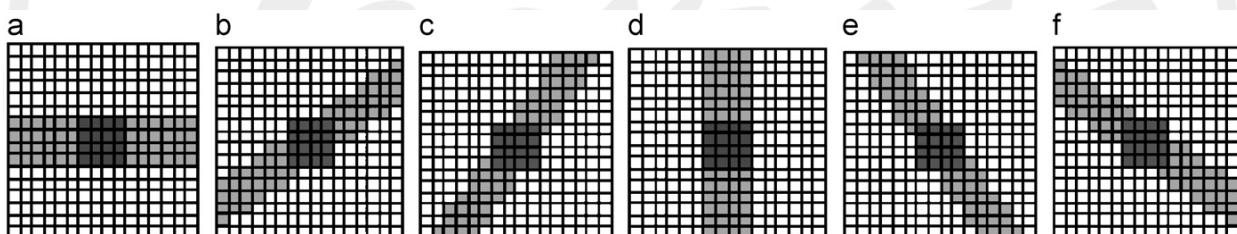
<sup>30</sup> Winner-Takes-All

می‌شوند و سایز تصویر ویژگی‌ها به یک چهارم تصویر اصلی تغییر می‌یابد که می‌توان به عنوان عملگر زیر نمونه‌برداری در نظر گرفته شود. برای مثال اگر سایز تصویر ROI اصلی  $128 \times 128$  باشد، سایز تصویر ویژگی  $32 \times 32$  خواهد بود. شکل ۱۹-۵ تصویر ویژگی حاصل از این روش را نشان می‌دهد.

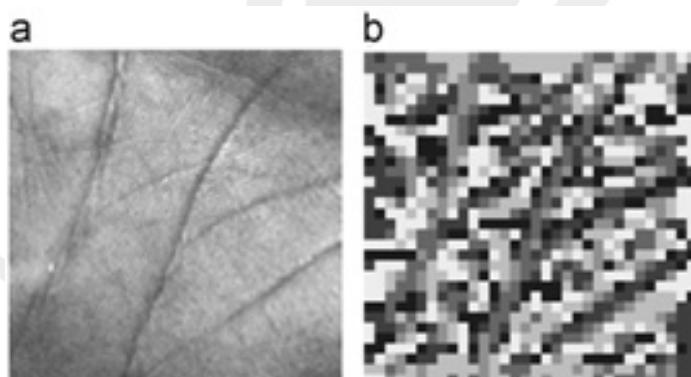
شکل ۲۰-۵ (a) و (c) دو تصویر اثر کف دست می‌باشند که از یک کف دست یکسان ولی در زمان‌های متفاوت گرفته شده‌اند. اگرچه شرایط شدت روش‌نایی به طور شدیدی تغییر کرده است، در هر صورت تصویر ویژگی آنها همچنان شبیه می‌باشد (شکل ۲۰-۵ (b) و (d)). از این مثال می‌توان نتیجه گرفت که این روش نسبت به تغییرات شدت روش‌نایی مقاوم است.



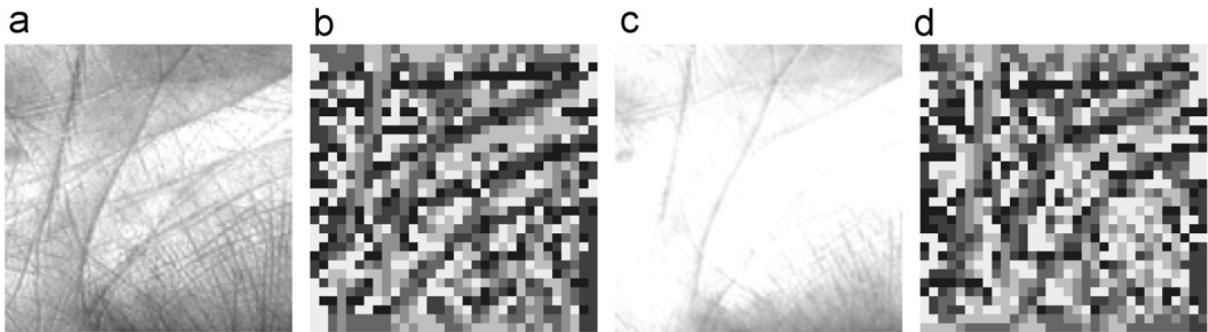
شکل ۱۷-۵ ۱۷x۱۷ MFRAT با  $L_k$  یک پیکسل در جهات  $0^\circ, \pi/6, 2\pi/6, 3\pi/6, 4\pi/6$  و  $5\pi/6$  با  $9 \times 9$  MFRAT



شکل ۱۸-۵ ۱۶x۱۶ MFRAT با  $L_k$  ۴ پیکسل در جهات  $0^\circ, \pi/6, 2\pi/6, 3\pi/6, 4\pi/6$  و  $5\pi/6$  با عرض ۱۶x۱۶ MFRAT



شکل ۱۹-۵ نتایج روش رقابتی (a) تصویر اثر کف دست اصلی (b) تصویر ویژگی



شکل ۲۰-۵ این روش برای تغییرات شدت روشنایی مقاوم است : (a) و (c) دو تصویر اثر کف دست اصلی می‌باشند؛ (b) تصویر ویژگی از (a)؛ (d) تصویر ویژگی از (c)

### ۲-۳-۳-۵ تطبیق اثر کف دست با استفاده از مقایسه پیکسل با ناحیه

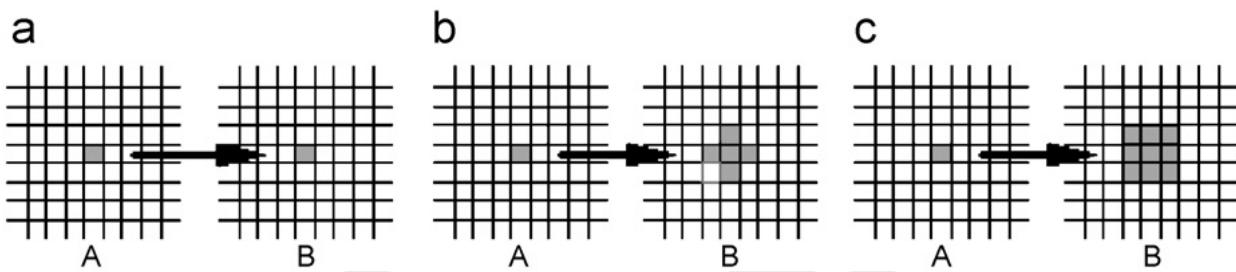
همانند مباحثی که در بخش‌های گذشته در مورد مقایسه پیکسل با ناحیه مطرح شده است فرض می‌شود که  $A$  تصویر تست و  $B$  تصویر آموزش و ابعاد  $m \times n$   $A$  و  $B$  می‌باشد. در این صورت امتیاز تطبیق از  $A$  به  $B$ ، از  $B$  به  $A$  و امتیاز تطبیق نهایی بترتیب به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$s(A, B) = \frac{\left( \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n A(i, j) \cup \overline{B}(i, j) \right)}{m \times n} \quad (31-5)$$

$$s(B, A) = \frac{\left( \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n B(i, j) \cup \overline{A}(i, j) \right)}{m \times n} \quad (32-5)$$

$$S(A, B) = S(B, A) = \text{Max}(s(A, B), s(B, A)) \quad (33-5)$$

که  $S$  عملگر منطقی Equal و  $\overline{A}(i, j)$  و  $\overline{B}(i, j)$  بترتیب ناحیه کوچکی در اطراف  $A(i, j)$  و  $B(i, j)$  می‌باشد.  $\overline{B}(i, j)$  به صورت  $\overline{B}(i+1, j), B(i-1, j), B(i, j+1), B(i, j-1)$  می‌باشد و  $\overline{A}(i, j)$  نیز به همین شکل تعریف می‌شود. واضح است که مقدار  $\overline{B}(i, j) \cup \overline{B}(i, j)$  یک خواهد بود، اگر  $A(i, j)$  و  $B(i, j)$  یکی از نقاط  $\overline{B}(i, j)$  مساوی باشند؛ در غیراینصورت صفر می‌باشد. به ویژه می‌توان  $\overline{B}(i, j)$  را به صورت‌های مختلف نیز تعریف کرد که برای مثال در شکل ۲۱-۵ تفاوت بین مقایسه پیکسل با پیکسل و مقایسه پیکسل با ناحیه نشان داده شده است. همچنین شکل ۲۱-۵ (b) و (c)،  $\overline{B}(i, j)$  را به صورت تقاطعی شکل شامل  $(B(i+1, j), B(i-1, j), B(i, j+1), B(i, j-1))$  و ناحیه کوچک مربعی شکل شامل  $(B(i+1, j+1), B(i-1, j+1), B(i+1, j-1), B(i-1, j-1))$  نشان داده است.



شکل ۲۱-۵ تفاوت بین مقایسه پیکسل با پیکسل و مقایسه پیکسل با ناحیه : (a) مقایسه پیکسل با پیکسل (b) مقایسه پیکسل با ناحیه تقاطعی شکل (c) مقایسه پیکسل با ناحیه کوچک مربعی شکل

در اینجا هم همانند قبل به صورت تئوری  $S(A, B)$  بین ۰ و ۱ می‌باشد و هر میزان امتیاز تطبیق بزرگ‌تر باشد شباهت بین  $A$  و  $B$  بیشتر می‌باشد. امتیاز تطبیق ایده‌آل ۱ می‌باشد. از تعریف دیده می‌شود که  $S(A, B)$  در مقابل انتقال‌ها و چرخش‌های کوچک بین دو تصویر مقاوم می‌باشد که در آن اگر انتقال از یک پیکسل و چرخش از  $4^\circ$  تجاوز نکند، امتیاز تطبیق تنها کمی تغییر خواهد کرد. در هر صورت به دلیل شرایط غیرایده‌آل پیش‌پردازش ممکن است انتقال بزرگ‌تری در کاربردهای عملی وجود داشته باشد. برای فائق آمدن به این مشکل باید تصاویر ویژگی را عمودی و افقی منتقل کرده و دوباره تطبیق داده شود. بازه انتقال عمودی و افقی از ۲ تا ۲ پیکسل تعریف شده است. بیشترین مقدار  $S(A, B)$  بدست آمده از تطبیق انتقال داده شده به عنوان امتیاز نهایی تطبیق در نظر گرفته شده است.

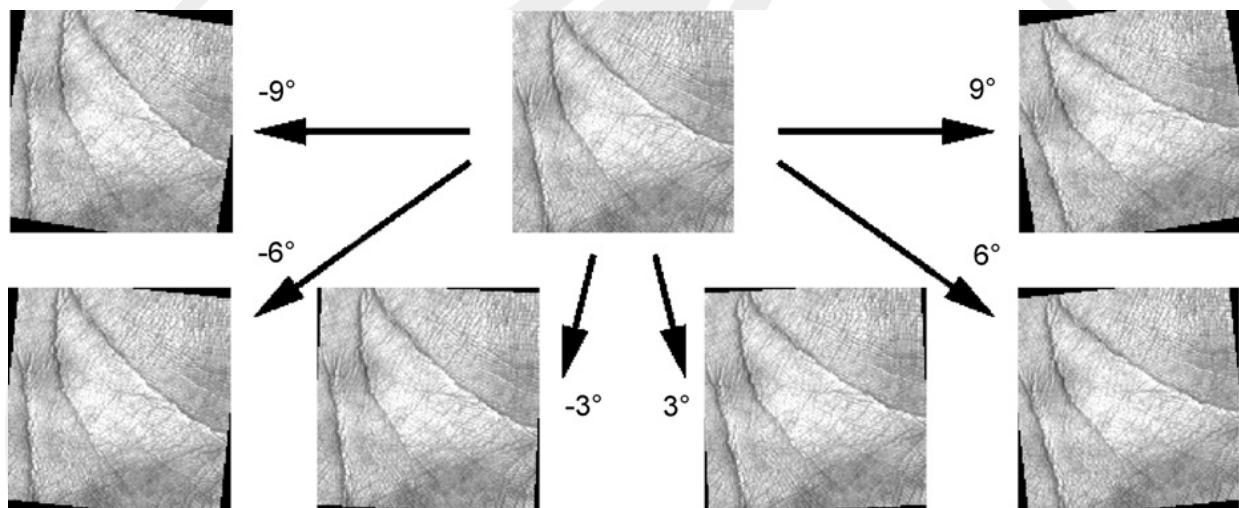
### ۳-۳-۵ وسیع کردن مجموعه آموزش

همانطور که در بالا ذکر شده است، به دلیل پیش‌پردازش غیرایده‌آل ممکن است که بین دو تصویر اثر کف دست چرخش قابل توجهی وجود داشته باشد که گاهی اوقات باعث تطبیق ضعیف می‌شود؛ به عبارتی چرخش‌های زیاد گاهی باعث تغییر مقادیر معیار برنده در جهت‌گیری خطوط اثر کف دست می‌شوند.

در مباحث پردازش تصویر دیده می‌شود که چهار روش اساسی برای حل مشکل تغییرناپذیری با چرخش وجود دارد. اولین آنها پیدا کردن چرخش‌های عمده و نرم‌الیزه کردن بردار تشریح کننده<sup>31</sup> با توجه به آن می‌باشد. به هر حال این روش برای رفع مشکل موجود در اینجا مناسب نمی‌باشد؛ زیرا که چرخش عمده را نمی‌توان برای تمام تصاویر اثر کف دست تعریف کرد. روش دیگر بکار بردن تشریح کننده‌ای می‌باشد که به صورت ذاتی نسبت به چرخش تغییرناپذیر باشد؛ از جمله دیفرانسیل‌های تغییرناپذیر، انگرال‌های تغییرناپذیر. متناسفانه این تشریح کننده‌ها برای تعیین یا تایید اثر کف دست، تمایزدهنده ویژگی قدرتمندی را دارا نمی‌باشند. روش سوم این می‌باشد که دو ROI قبل از تطبیق به ثبت برسند؛ ولی این راه هم قابل توصیه نمی‌باشد؛ زیرا ممکن است که ثبت به صورت اشتباه صورت گیرد. روش آخر هم بدین صورت است که نسخه‌های چرخانده شده‌ای از نمونه آموزشی را برای افزایش مجموعه آموزشی به کار برد. همانند این استراتژی در شناسایی چهره استفاده شده است و بازده بهتری را در بر داشته است.

<sup>31</sup> Descriptor Vector

در اینجا از آخرین استراتژی که در بالا برای حل مسئله چرخش ارائه شده است استفاده شده است. دلیل آن تنها این نیست که پیاده‌سازی آن آسان می‌باشد؛ بلکه با کدینگ جهت‌گیری به شکل موثری ترکیب می‌شود. با مشاهدات دقیق دیده می‌شود که بیشترین چرخش حدود  $\pm 10^\circ$  می‌باشد. بنابراین پروسه توسعه مجموعه آموزشی بدین صورت می‌باشد: یک مجموعه آموزشی نمونه داده شده بترتیب  $9^\circ, 6^\circ, 3^\circ, -3^\circ, -6^\circ$  و  $-9^\circ$  چرخانده می‌شود. متعاقباً کلاً هفت نمونه آموزشی برای هر کلاس به انضمام نمونه آموزشی اصلی وجود دارد. یک نمونه در شکل ۲۲-۵ ترسیم شده است. در اینجا باید متذکر شود که می‌توان از روش مشابه ارائه شده در مرجع [۷] برای پوشاندن ناحیه سیاه که از چرخش مصنوعی در مرحله تطبیق حاصل می‌شود، استفاده کرد.



شکل ۲۲-۵ مثالی از تشکیل مجموعه آموزش توسعه یافته

## ۶. نتایج

حال پس از بررسی روش‌های فوق نتایج این روش‌ها را با هم مقایسه می‌کنیم، در جدول ۱-۶ مقایسه چند روش تأیید هویت با پارامترهای درصد پذیرش صحیح، FRR، FAR، ERR آمده است و همچنین در جدول ۲-۶ این مقایسه برای چند روش تعیین هویت لیست شده است. در شکل ۱-۶ هم مقایسه نمودار ROC روش‌های ذکر شده در تعیین هویت است.

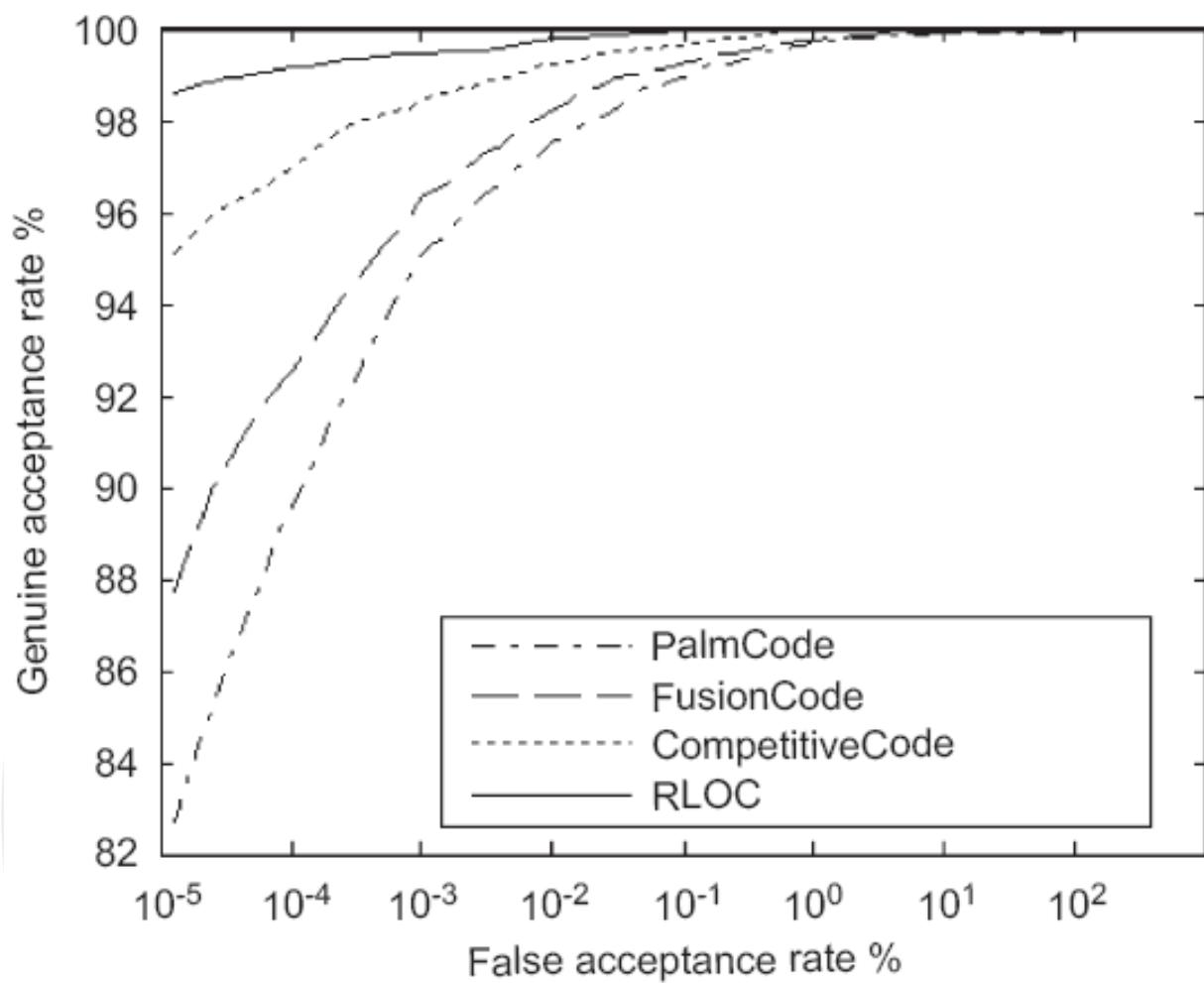
به عنوان یک مقایسه کلی در تأیید هویت روش CW-SSIM نتایج بسیار بهتری را ارائه داده است. در زمینه تعیین هویت، روش‌های سلسله مراتبی و طبقه‌بندی که در ازای سرعت دقت را کاهش می‌دهند نتایج مناسبی نسبت به روش‌های کدینگ رقابتی ارائه نمی‌دهند. با توجه به شکل ۱-۶ مشخص است که بهترین نتایج مربوط به روش رقابتی با نام RLOC، سپس روش‌های رقابتی مرجع [۵۰]، بعد از آن روش ترکیبی و در نهایت روش کدینگ کف دست می‌باشد.

جدول ۱-۶ مقایسه چند روش تأیید هویت

روش تأیید هویت	مرجع	پذیرش صحیح (درصد)	FAR (درصد)	FRR (درصد)	ERR (درصد)
FastICA and RBPNN	[۳۰]	۹۷/۳۱	—	—	—
Zernike Moments	[۳۴]	۹۹/۵	—	—	۰/۸۵
CW-SSIM	[۳۹]	۹۹/۲	$1 \times 10^{-5}$	—	۰/۰۶۸۴
Palm Code	[۷]	۹۸	۰/۰۴	—	۰/۶
RLOC	[۴۹]	۹۸/۳۷	$4 \times 10^{-5}$	۱/۶۳۱	۰/۱۶

جدول ۲-۶ مقایسه چند روش تعیین هویت

روش تعیین هویت	مرجع	پذیرش صحیح (درصد)	FAR (درصد)	FRR (درصد)	ERR (درصد)
Zernike Moments	[۳۴]	۹۸/۷	—	—	۰/۸۵
Fusion Code	[۴۸]	۹۶/۳۳	$1 / ۳۸ \times 10^{-2}$	۳/۶۷	—
Palm Code	[۷]	۹۷	۰/۱	—	—



شکل ۱-۶ مقایسه نمودار ROC چند روش تعیین هویت

## مراجع

- [1] M. Cannon, M. Byrne, D. Cotter, P. Sham, C. Larkin, E. O'Callaghan, "Further evidence for anomalies in the hand-prints of patients with schizophrenia: a study of secondary creases", *Schizophrenia Research*, vol. 13, pp. 179-184, 1994.
- [2] A. Kong, D. Zhang and G. Lu, "A study of identical twins palmprint for personal verification", *Pattern Recognition*, vol. 39, no. 11, pp. 2149-2156, 2006.
- [3] W. Shi, G. Rong, Z. Bain, and D. Zhang, "Automatic Palmprint Verification", *Image and Graphics*, vol. 1, no. 1, pp. 135-152, 2001.
- [4] D. Zhang and W. Shu, "Two Novel Characteristics in Palmprint Verification: Datum Point Invariance and Line Feature Matching", *Pattern Recognition*, vol. 32, no. 4, pp. 691-702, 1999.
- [5] N. Duta, A.K. Jain and K.V. Mardia, "Matching of palmprints", *Pattern Recognition Letters*, vol. 23, no. 4, pp. 477-485, 2002.
- [6] W. Shu and D. Zhang, "Automated personal identification by palmprint", *Optical Engineering*, vol. 38, no. 8, pp. 2359-2362, 1998.
- [7] D. Zhang, W.K. Kong, J. You and M. Wong, "Online palmprint identification", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no. 9, pp. 1041-1050, 2003.
- [8] C.C. Han, "A hand-based personal authentication using a coarse-to-fine strategy", *Image and Vision Computing*, vol. 22, no. 11, pp. 909-918, 2004.
- [9] C.C. Han, H.L. Cheng, C.L. Lin and K.C. Fan, "Personal authentication using palm print features", *Pattern Recognition*, vol. 36, no. 2, pp. 371-381, 2003.
- [10] J. Doublet, M. Revenu and O. Lepetit, "Robust grayscale distribution estimation for contactless palmprint recognition", *First IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems*, pp. 1-6, 2007
- [11] A. Kumar, D.C.M. Wong, H.C. Shen and A.K. Jain, "Personal verification using palmprint and hand geometry biometric", *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, pp. 668-678, 2003.
- [12] J. Doi and M. Yamanaka, "Biometric authentication using finger and palmar creases", *IEEE Symposium on Virtual Environments, Human-Computer Interfaces and Measurement Systems*, pp. 72-76, 2004 .
- [13] X. Wu, K. Wang and D. Zhang, "HMMs based palmprint identification", *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, vol. 3072, pp. 775-781, 2004.

- [14] W. Li, D. Zhang, Z. Xu, "Palmpoint identification by Fourier transform", *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 16, no. 4, pp. 417-432, 2002.
- [15] S. Ben-Yacoub, Y. Abdeljaoued, and E. Mayoraz, "Fusion of face and speech data for person identity verification," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 10, pp. 1065-1074, 1999.
- [16] C.C. Han, "A hand-based personal authentication using a coarse-to-fine strategy", *Image and Vision Computing*, vol. 22, no. 11, pp. 909-918, 2004.
- [17] S. Baskan, M. M. Balut, and V. Atalay, "Projection based method for segmentation of human face and its evaluation", *Pattern Recognition Lett*, vol. 23, pp. 1623-1629, 2002.
- [18] C. Poon, D.C.M. Wong and H.C. Shen, "A new method in locating and segmenting palmprint into region-of-interest", in *Proceedings of the 17<sup>th</sup> International Conference on Pattern Recognition*, vol. 4, pp. 533-536, 2004.
- [19] X. Wu, K. Wang and D. Zhang, "Fuzzy direction element energy feature (FDEEF) based palmprint identification", in *Proceedings of International Conference on Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 95-98, 2002.
- [20] X. Wu, K. Wang and D. Zhang, "Line feature extraction and matching in palmprint", in *Proceeding of the Second International Conference on Image and Graphics*, pp. 583-590, 2002.
- [21] M.K.H Leung, A.C.M Fong and H.S. Cheung, "Palmpoint verification for controlling access to shared computing resources", *IEEE Pervasive Computing*, vol. 6, no. 4, pp. 40-47, 2007.
- [22] M. Rafael Diaz, C.M. Travieso, J.B. Alonso and M.A. Ferrer, "Biometric system based in the feature of hand palm", in *Proceedings of 38th Annual International Carnahan Conference on Security Technology*, pp. 136-139, 2004.
- [23] D.S. Huang, W. Jia and D. Zhang, "Palmpoint verification based on principal lines", *Pattern Recognition*, vol. 41, no. 4, pp. 1316-1328, 2008.
- [24] T. Connie, A.T.B. Jin, M.G.K. Ong and D.N.C. Ling, "An automated palmpoint recognition system", *Image and Vision Computing*, vol. 23, no. 5, pp. 501-515, 2005.
- [25] X. Wu, D. Zhang and K. Wang, "Fisherpalms based palmpoint recognition", *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, no. 15, pp. 2829-2838, 2003.
- [26] G. Lu, D. Zhang and K. Wang, "Palmpoint recognition using eigenpalms features", *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, no. 9, pp. 1463-1467, 2003.
- [27] G.M. Lu, K.Q. Wang and D. Zhang, "Wavelet based independent component analysis for palmpoint identification", in *Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, vol. 6, pp. 3547-3550, 2004.
- [28] R. Chu, Z. Lei, Y. Han and S.Z. Li, "Learning Gabor magnitude features for palmpoint recognition", ACCV, pp. 22-31, 2007.
- [29] M. Ekinci and M. Aykut, "Palmpoint recognition by applying wavelet subband representation and kernel PCA", LNAI, pp. 628-642, 2007.
- [30] L. Shang, D.S. Huang, J.X. Du and C.H. Zheng, "Palmpoint recognition using FastICA algorithm and radial basis probabilistic neural network", *Neurocomputing*, vol. 69, no. 13-15, pp. 1782-1786, 2006.

- [31] A. Kumar and H.C. Shen, “Palmprint identification using PalmCodes”, in *Proceedings of 3rd International Conference on Image and Graphics*, pp. 258-261, 2004.
- [32] Y.H. Pang, T. Connie, A. Jin and D. Ling, “Palmprint authentication with Zernike moment invariants”, in *Proceedings of the 3rd IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, pp. 199-202, 2003.
- [33] Q. Dai, N. Bi, D. Huang, D. Zhang and F. Li, “M-band wavelets applications to palmprint recognition based on texture features” in *Proceedings Conference on Image Processing*, vol. 2, pp. 893-896, 2004.
- [34] Y. Li, K. Wang and D. Zhang, “Palmprint recognition based on translation invariant Zernike moments and modular neural network”, *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, vol. 3497, pp. 177-182, 2005.
- [35] C. Chong, P. Raveendran, R. Mukundan, "A Comparative Analysis of Algorithms for Fast Computation of Zernike Moments", *Pattern Recognition*, vol. 36, pp. 731-742, 2003.
- [36] Y. Li, K. Wang, D. Zhang, "Step Acceleration Based Training Algorithm for Feedforward Neural Networks", *Proceedings 16th International Conference on Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 84-87, 2002.
- [37] G.Y. Chen, T.D. Bui and A. Krzyak, “Palmprint classification using dual-tree complex wavelets”, in *Proceeding of International Conference on Image Processing*, pp. 2645-2648, 2006.
- [38] X. Zhou, Y. Peng and M. Yang, “Palmprint recognition using wavelet and support vector machines”, *The 9th Pacific Proceeding of IEEE Interna c Rim International Conference on Artificial Intelligence* Guilin, China, pp. pp. 285-393, 2006.
- [39] L. Zhang, Z. Guo, Z. Wang and D. Zhang, “Palmprint verification using complex wavelet transform”, in *Proceedings of International Conference on Image Processing*, vol. 2, pp. 417- 420, 2007.
- [40] Z. Wang and E.P. Simoncelli, “Translation insensitive image similarity in complex wavelet domain,” in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 2, pp. 573–576, 2005.
- [41] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, “Image quality assessment: From error visibility to structural similarity,” *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 13, pp. 600–612, Apr. 2004.
- [42] J. You, W.K. Kong, D. Zhang, K.H. Cheung, “On hierarchical palmprint coding with multiple features for personal identification in large databases”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14, no. 2, pp. 234-243, 2004.
- [43] J. You and P. Bhattacharya, “A wavelet-based coarse-to-fine image matching scheme in a parallel virtual machine environment,” *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 9, pp. 1547–1559, 2000.
- [44] X. Wu, D. Zhang, K. Wang and B. Huang, “Palmprint classification using principal lines”, *Pattern Recognition*, vol. 37, no. 10, pp. 1987-1998, 2004.
- [45] L. Fang, M.K.H. Leung, T. Shikhare, V. Chan and K.F. Choon, “Palmprint classification”, *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, pp. 2965-2969, 2006.

- [46] J.G. Daugman, "High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 11, pp. 1148-1161, 1993.
- [47] A. Kong and D. Zhang, "Feature-level fusion for effective palmprint authentication" in *Proceedings of International Conference on Biometric Authentication*, vol. 1, pp. 520-523, 2004.
- [48] A. Kong and D. Zhang, "Palmprint identification using feature-level fusion", *Pattern Recognition*, vol. 39, no. 3, pp. 478-487, 2006.
- [49] W. Jia, D.S Huang and D. Zhang, "Palmprint verification based on robust line orientation code", *Pattern Recognition*, vol. 41, no. 5, pp. 1504-1513, 2008.
- [50] A. Kong, D. Zhang, "Competitive coding scheme for palmprint verification", in *Proceedings of the 17th ICPR*, vol. 1, 2004, pp. 520-523.
- [51] تکنولوژی‌های تصدیق هویت، مهدی حسن آبادی  
<http://www.rayanehmag.net/ppdf/1082/p0108201670901-JG9MF.pdf>
- [52] مروری بر ادبیات فناوری بیومتریک، بنیاد توسعه فردا
- [53] [http://www.daysystem.ir/files/maghalat/\\_biometric\\_part1.pdf](http://www.daysystem.ir/files/maghalat/_biometric_part1.pdf)  
[http://www.daysystem.ir/files/maghalat/\\_biometric\\_part2.pdf](http://www.daysystem.ir/files/maghalat/_biometric_part2.pdf)  
[http://www.daysystem.ir/files/maghalat/\\_biometric\\_part3.pdf](http://www.daysystem.ir/files/maghalat/_biometric_part3.pdf)
- [54] [http://support.bioid.com/sdk/docs/About\\_EER.htm](http://support.bioid.com/sdk/docs/About_EER.htm)
- [55] The National Fragile X Foundation <http://www.nfxf.org/html/checklist.htm>