

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده برق و رباتیک

گروه الکترونیک

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی برق-الکترونیک

فشرده سازی تصاویر سطح خاکستری اثر انگشت مبتنی بر تبدیل موجک با حفظ ویژگیهای مهم در

بازشناسی

مهديه يعقوبی

استاد راهنما :

دکتر امیدرضا معروضی

دکتر هادی گرایلو

استاد مشاور:

دکتر یاسر بالغی

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

بهمن ۹۲



مدیریت تحصیلات تکمیلی  
فرم شماره (۶)

بسمه تعالی

شماره: ۶۶۳۴/آ.ت.ب  
تاریخ: ۹۲/۱۱/۲۶  
ویرایش: -----

فرم صورتجلسه دفاع پایان نامه تحصیلی دوره کارشناسی ارشد

با تأییدات خداوند متعال و با استعانت از حضرت ولی عصر (عج) جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد خانم / آقای:  
مهديه يعقوبی رشته: برق گرایش: الکترونیک (سیستم)  
تحت عنوان: فشرده سازی تصاویر سطح خاکستری اثر انگشت مبتنی بر تبدیل موجک با رویکرد حفظ ویژگیهای مهم در بازشناسی  
که در تاریخ ۹۲/۱۱/۲۶ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح زیر است:

قبول (با درجه: خوب امتیاز ۱۶٫۹۵)  دفاع مجدد  مردود

۱- عالی (۱۹ - ۲۰) ۲- بسیار خوب (۱۸ - ۱۸/۹۹)

۳- خوب (۱۶ - ۱۷/۹۹)  ۴- قابل قبول (۱۴ - ۱۵/۹۹)

۵- نمره کمتر از ۱۴ غیر قابل قبول

عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- استاد راهنما	اسیر، ناصر هادی گرانلو	استاد استاد	
۲- استاد مشاور	---	---	---
۳- نماینده شورای تحصیلات تکمیلی	مسلمان ناصح	استاد	
۴- استاد امتحن	علیرضا محمدی فرد	استاد	
۵- استاد امتحن	سیدمحمد شهبازی	دانشیار	

رئیس دانشکده:

تقدیم بہ پیشکاه غائب حاضر امام عصر عج العہ

وتقدیم بہ وجود مقدس پدر و مادر

آن دو انسان کہ نالایات را بہ شوق دیدن نادیدیم سپری کردند و می دانم کہ اگر حمایت های بدیخ آنها نبود من تباہ ایجاب نمی رسیدم.

## تقدیر و تشکر

پاس خدایی که حضورش بزرگترین دلجوئی و مجتنبش سنگینترین احساس من است.

محبوبم

پاسگذارم برای تمام محظوظی غلطی که از من غفلت نکردی و دوستت دارم برای اینکه شاید تیرین برای دوست داشتنی.

تقدیر و تشکر از پدر و مادرم دو سر چشمه محبت بی کران خداوند در زندگی ام. بودنشان را از خدا آرزو مندم.

تقدیر و تشکر از راهنمایی ها و زحمات استادانم دکتر امیدضا معروضی و دکتر یادی کرایلو

## تعهد نامه

اینجانب مهدیه یعقوبی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی الکترونیک دانشکده برق دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه فشرده سازی تصاویر سطح خاکستری اثر انگشت مبتنی بر تبدیل موجک با حفظ ویژگیهای مهم در بازشناسی تحت راهنمایی دکتر امیدرضا معروضی و دکتر هادی گرایلو متعهد می شوم.

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

### تاریخ

### امضای دانشجو

#### مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه های رایانه ای، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

\* متن این صفحه نیز باید در ابتدای نسخه های تکثیر شده پایان نامه وجود داشته باشد.

## چکیده

اثر انگشت یکی از مهمترین شاخصهای فیزیولوژیکی است که برای تعیین هویت افراد استفاده می شود. فشردگی، فشردگی، فشردگی، فشردگی اثر انگشت با حافظه کمتر نقش کلیدی دارد و روشهای فشردگی سازی اثر انگشت، برای دستیابی آسان به آن موثر است.

یک نوع از تبدیل موجک به راحتی برگشت پذیر می باشد. از این نوع تبدیل موجک در فشردگی سازی اثر انگشت استفاده کرده ایم و از آنجا که قابلیت بازشناسی از روی اثر انگشت فشردگی شده، برای شناسایی افراد حیاتی است. بدلیل این مطالب پایان نامه ما بر تبدیل موجک و حفظ ویژگیهای بازشناسی بنا نهاده شده است. به منظور بهسازی تصویر کنتراست را در حالتها مختلف بهبود می دهیم. الگوریتم فشردگی سازی ما مبتنی بر روش کدگذاری SPIHT می باشد. برای بازشناسی از دو روش مختلف استفاده شده است. اولین روش بازشناسی اثر انگشت مبتنی بر استخراج مینیوتیا و دیگری مبتنی بر شبکه عصبی می باشد. نتایج شبیه سازی این دو الگوریتم در جدولهایی به صورت نرخ بازشناسی برای نرخهای بیت مختلف، نشان می دهند که روش مبتنی بر استخراج مینیوتیا تا نرخ بیت ۰,۱ بیت بریکسل درصد بازشناسی حفظ می شود و از نرخ بیت ۰,۱ به بالا نرخ بازشناسی از روی تصاویر فشردگی شده اثر انگشت تفاوت زیادی با تصاویر اصلی ندارند. اما روش مبتنی بر شبکه عصبی با ۲ تصویر آموزش تا نرخ بیت ۰,۵ درصد بازشناسی حفظ می شود. آزمایش فشردگی سازی بر روی یک پایگاه داده متشکل از ۱۵ اثر انگشت \*۲۵۶\*۲۵۶ که هر کدام دارای ۶ تصویر بوده، انجام گرفت.

کلمات کلیدی: تصویر اثر انگشت، فشردگی سازی اثر انگشت، شناسایی اثر انگشت، تبدیل موجک

## فهرست مطالب

صفحه	عنوان
۱	فصل اول: مقدمه
۲	۱-۱ مقدمه
۲	۲-۱ مروری بر اثر انگشت و ساختار آن
۳	۱-۲-۱ اصول بنیادی اثر انگشت
۴	۳-۱ فشرده‌سازی و ضرورت آن
۵	۴-۱ اهمیت فشرده‌سازی اثر انگشت
۶	۵-۱ اهداف و طرح کلی پایان نامه
۷	۶-۱ ساختار پایان نامه
۹	فصل دوم: مروری بر روش‌های فشرده‌سازی اثر انگشت
۱۰	۱-۲ مقدمه
۱۰	۲-۲ چندی‌کردن عددی موجک (WSQ)
۱۲	۱-۲-۲ چندی‌کردن
۱۲	۲-۲-۲ کدگذار آنتروپی
۱۵	۳-۲ عملکرد موجک‌های خانواده کویفلت بر فشرده‌سازی تصاویر اثر انگشت
۱۶	۱-۳-۲ بسته موجک



- ۱۷ ۴-۲ فشرده‌سازی مترقی اثر انگشت بر اساس تکنیک‌های شناسایی لبه
- ۱۷ ۱-۴-۲ استخراج لبه های واحد
- ۱۹ ۲-۴-۲ استخراج لبه های بزرگ
- ۱۹ ۳-۴-۲ فشرده‌سازی مترقی تصاویر اثر انگشت با استفاده از شناسایی لبه ها
- ۲۰ ۴-۴-۲ طراحی کتاب رمز برای جزء اولیه
- ۲۰ ۵-۴-۲ طراحی کتاب رمز برای جزء ثانویه
- ۲۲ ۵-۲ فشرده‌سازی براساس تجزیه موجهای اتمی و چندی کردن برداری با روش خود سامان ده
- ۲۳ ۱-۵-۲ اتمهای موج گونه
- ۲۳ ۲-۵-۲ روش خود سامان ده
- ۲۴ ۳-۵-۲ چندی کردن برداری
- ۲۵ ۴-۵-۲ نقشه اهمیت
- ۲۶ ۵-۵-۲ بررسی کیفیت تصویر بازسازی شده و مقایسه آن با WSQ
- ۲۷ ۶-۲ فیلتربانک های چندمرحله‌ای برای فشرده‌سازی اثر انگشت
- ۲۷ ۱-۶-۲ فیلتربانک‌های چند مرحله ای وفقی با بازسازی کامل
- ۲۹ ۲-۶-۲ الگوریتم وفقی
- ۳۰ ۷-۲ یک طرح نو برای فشرده‌سازی مبتنی بر استفاده از منحنی‌های بزیر
- ۳۱ ۱-۷-۲ منحنی بزیر

- ۳۴ ۲-۷-۲ استخراج برآمدگی‌ها و مقادیر هم‌مختصات آنها
- ۳۷ ۳-۷-۲ فشردگی با استفاده از منحنی‌های بزیر
- ۳۸ ۸-۲ چند تکنیک مختلف و شناخته شده برای فشرده‌سازی اثر انگشت
- ۳۸ JPEG ۱-۸-۲
- ۴۱ فصل سوم : مفاهیم پایه
- ۴۲ ۱-۳ تبدیل موجک
- ۴۲ ۱-۳-۱ کدگذاری زیرباند
- ۴۳ ۲-۱-۳ تبدیل موجک
- ۴۶ ۳-۱-۳ تبدیل موجک گسسته
- ۴۹ ۲-۳ کدگذاری تصویر مبتنی بر موجک
- ۶۰ ۳-۳ بازشناسی تصویر اثر انگشت
- ۶۱ ۱-۳-۳ روش بازشناسی مبتنی بر استخراج مینیوتیا
- ۶۳ ۱-۱-۳-۳ عملیات پیش پردازش روی تصویر اثر انگشت
- ۶۸ ۲-۱-۳-۳ استخراج مینیوتیا
- ۷۱ ۳-۱-۳-۳ پس پردازش
- ۷۷ ۲-۳-۳ روش بازشناسی مبتنی بر شبکه عصبی
- ۷۸ ۱-۲-۳-۳ پیش پردازش

۷۹	۳-۳-۲-۲ استخراج و انتخاب ویژگی
۸۳	فصل چهارم: روش پیشنهادی
۸۴	۴-۱ مقدمه
۸۵	۴-۲ روش پیشنهادی
۸۴	۴-۲-۱ بهسازی تصویر
۸۹	فصل پنجم : نتایج
۹۰	۵-۱ مقدمه
۹۰	۵-۲ نتایج الگوریتم پیشنهادی با روش بازشناسی اول
۹۰	۵-۲-۱ نتایج کمی
۹۴	۵-۳ نتایج الگوریتم پیشنهادی با روش بازشناسی دوم
۹۹	۵-۴ نتایج کیفی
۱۰۰	۵-۴-۱ نتیجه روش بازشناسی اول (مبتنی بر استخراج مینیوتیا)
۱۰۰	۵-۴-۲ نتیجه روش بازشناسی دوم (مبتنی بر شبکه عصبی)
۱۰۳	فصل ششم: نتیجه گیری و پیشنهادات
۱۰۴	۶-۱ مقدمه
۱۰۴	۶-۲ نتیجه گیری
۱۰۴	۶-۳ پیشنهادات



## فهرست اشکال

صفحه	عنوان
۳	شکل ۱-۱: نقاط مینیوتیای اثر انگشت
۴	شکل ۲-۱: نقاط انشعاب و نقاط انتها
۱۱	شکل ۱-۲: نمودار ساده شده رمز نگار و رمزگشا براساس تبدیل موجک
۱۲	شکل ۲-۲: چندی سازی یکنواخت
۱۳	شکل ۳-۲: کد دودویی برای ۳ نماد
۱۸	شکل ۴-۲: فرآیند شناسایی لبه‌های واحد
۱۹	شکل ۵-۲: هشت پلاک
۲۱	شکل ۶-۲: طرح کد گذاری شناسایی لبه پیشنهادی برای فشرده سازی اثر انگشت
۲۸	شکل ۷-۲: ساختار ترکیب چند مرحله ای
۲۸	شکل ۸-۲: طبقه تحلیل ساختار وقتی
۳۲	شکل ۹-۲: منحنی بزیر خطی
۳۲	شکل ۱۰-۲: منحنی بزیر درجه ۲
۳۲	شکل ۱۱-۲: منحنی بزیر درجه ۳
۳۳	شکل ۱۲-۲: منحنی بزیر درجه ۴
۳۵	شکل ۱۳-۲: الف: تصویر اصلی ب: تصویر بعد از یکسان سازی هیستوگرام

- شکل ۲-۱۴: تصویر پیش پردازش شده بعد از عملیات مورفولوژی ۳۶
- شکل ۲-۱۵: نمودار بلوکی طرح پیشنهادی ۳۷
- شکل ۳-۱: بانکی از فیلترهای پایین گذر ۴۴
- شکل ۳-۲: تاثیر گسترش و انتقال زمانی روی موجک مادر ۴۶
- شکل ۳-۳: تبدیل موجک گسسته دو بعدی با سه سطح تجزیه ۴۹
- شکل ۳-۴: طرح کد گذاری تعبیه شده ۵۱
- شکل ۳-۵: ساختار درختی در الگوریتم ۵۴
- شکل ۳-۶: درخت‌های جهت دار مکانی و بخش بندی مجموعه ۵۹
- شکل ۳-۷: استخراج مینیوتیا ۶۲
- شکل ۳-۸: هیستوگرام تصویر اثر انگشت اصلی ۶۴
- شکل ۳-۹: هیستوگرام تصویر اثر انگشت ۶۴
- شکل ۳-۱۰: (راست) تصویر پس از بهبود با یکسان سازی هیستوگرام (چپ) تصویر اصلی ۶۴
- شکل ۳-۱۱: (راست) تصویر پس از بهبود با FFT (چپ) تصویر اصلی ۶۵
- شکل ۳-۱۲: (راست) تصویر پس از باینری کردن (چپ) تصویر اصلی ۶۶
- شکل ۳-۱۳: (چپ) تصویر اصلی ، (راست) نقشه جهت ۶۸
- شکل ۳-۱۴: نشان گذاری مینیوتیا ۷۰
- شکل ۳-۱۵: ساختار نادرست نقاط مینیوتیا ۷۱

- شکل ۳-۱۶: یک انشعاب به سه انتها (راست) هر انتها جهت خودش را دارد (چپ) ۷۳
- شکل ۳-۱۷: دستگاه مختصات جدید در مینیوتیا F سازمان‌دهی شده ۷۶
- شکل ۳-۱۸: نقاط انشعاب- نقاط غیر انشعاب ۸۰
- شکل ۳-۱۹: بکارگیری دو قانون اضافی برای جلوگیری استخراج ویژگی‌های غلط ۸۱
- شکل ۵-۱: نمودار میانگین درصد شناسایی در بیت بر پیکسل‌های مختلف ۹۴
- شکل ۵-۲: نمودار نرخ فشردگی در حالات مختلف برای بیت بر پیکسل‌های متفاوت ۹۷
- شکل ۵-۳: نمودار نرخ فشردگی در حالات مختلف برای بیت بر پیکسل‌های متفاوت ۹۹

## فهرست جداول

صفحه	عنوان
۲۷	جدول ۱-۲: مقایسه نسبت سیگنال به نویز روش WSQ و روش موردنظر
۹۲	جدول ۱-۵: تصاویر اثر انگشت خاکستری اصلی
۹۲	جدول ۲-۵: تصاویر فشرده شده با SPIHT
۹۲	جدول ۳-۵: بهبود تصاویر اثر انگشت بعد از فشرده‌سازی با SPIHT
۹۲	جدول ۴-۵: بهبود تصاویر اثر انگشت قبل از فشرده‌سازی با SPIHT
۹۳	جدول ۵-۵: بهبود تصاویر اثر انگشت قبل و بعد از فشرده‌سازی با SPIHT
۹۳	جدول ۶-۵: بهبود تصاویر اثر انگشت خاکستری اصلی
۹۵	جدول ۷-۵: تصاویر خاکستری اصلی
۹۶	جدول ۸-۵: نرخ بازشناسی برای تصاویر اصلی و بهبودیافته آنها
۹۶	جدول ۹-۵: نرخ بیت برای حالات مختلف بهبود تصاویر فشرده شده در نرخ‌بیت‌های مختلف
۹۷	جدول ۱۰-۵: نرخ بازشناسی برای تصاویر اصلی و بهبودیافته آنها
۹۸	جدول ۱۱-۵: نرخ بیت برای حالات مختلف بهبود تصاویر فشرده شده در نرخ‌بیت‌های مختلف



# فصل اول

مقدمه

## ۱-۱ مقدمه

در ابتدای این فصل مروری بر ساختار اثر انگشت و ضرورت فشرده‌سازی اثر انگشت آورده شده است و برخی از کاربردهای آن مطرح می‌گردد. سپس اهداف انجام این تحقیق بیان شده و در انتها ساختار کلی پایان نامه توضیح داده می‌شود.

## ۲-۱ مروری بر اثر انگشت و ساختار آن

در هنگام مطالعه بدن خود، به این نکته می‌رسیم که کف دست از بقیه بدن به دلیل بافت ویژه آن متفاوت است. مردم علاقه‌مند به پیدا کردن فواید این تفاوت هستند. وقتی شخص چیزی را لمس می‌کند، یک لایه نازک از عرق روی سطح آن باقی می‌گذارد. عرق از فرآیند پیوسته سوختن در بدن ما تولید می‌شود که بیشتر از آب و مقداری ترکیب نمک و چربی تشکیل شده است. بعد از مدتی آب از عرق تبخیر می‌شود و نمک و چربی باقی می‌ماند. لایه ای که باقی می‌ماند اثر انگشت را تولید می‌کند. اثر انگشت برای هر شخص حتی دوقلوها در جهان متفاوت است. اثر انگشت هر شخص یکتاست و یک ویژگی است که با شخص در طول زندگی باقی می‌ماند و همچنین تا زمان مرگ تغییر نمی‌کند، مگر اینکه بریده یا سوخته شود. در واقع اثر انگشت قابل اعتمادترین نوع شناسایی شخصی است که فراموش یا دزدیده و گم نمی‌شود. یکتایی اثر انگشت بوسیله الگوی فرورفتگی‌ها و مینیوتیا<sup>۱</sup> تعیین می‌شود [۱].

## ۱-۲-۱ اصول بنیادی اثر انگشت

---

<sup>1</sup> minutia

اغلب الگوریتم‌های شناسایی<sup>۱</sup> و تصدیق<sup>۲</sup> بر اساس نقاط مینیوتیا می‌باشد. این نقاط نامنظمی‌ها و بی‌قاعدگی‌های موجود در تصویر اثر انگشت شبیه نقاط انشعاب و هسته و دلتا می‌باشد. بسیاری از نقاط مینیوتیا در شکل زیر نشان داده شده است.



شکل ۱-۱: نقاط مینیوتیای اثر انگشت

عمومی‌ترین نقاط مینیوتیای به کار رفته برای شناسایی، نقاط انشعاب و نقاط انتها است.

نقاطی که هر برآمدگی به دو شاخه منشعب می‌شود نقاط انشعاب<sup>۳</sup> است و نقاطی که یک برآمدگی<sup>۴</sup> ناگهان خاتمه می‌یابد نقاط انتها<sup>۵</sup> است.

---

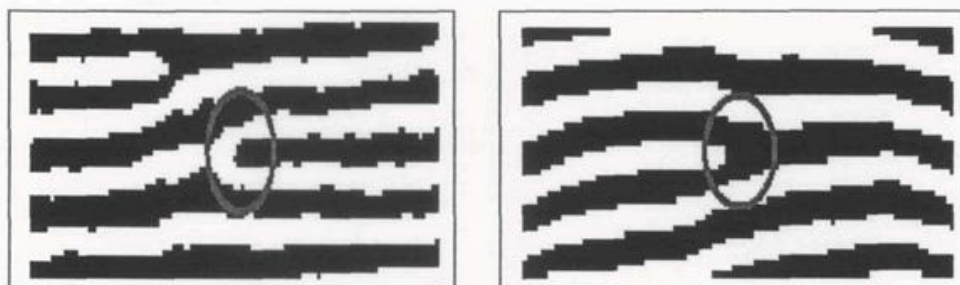
<sup>۱</sup> recognition

<sup>۲</sup> verification

<sup>۳</sup> Bifurcation

<sup>۴</sup> Ridge

<sup>۵</sup> Ridgh ending



ب: نقاط انتها

الف: نقاط انشعاب

شکل ۱-۲: نقاط انشعاب و نقاط انتها

### ۳-۱ فشردگی و ضرورت آن

امروزه حجم داده‌ها و اطلاعات از جمله تصاویر چه در فضای اینترنت و چه در رایانه‌های شخصی و چه در سازمان‌ها و شرکت‌ها روز به روز در حال افزایش است. از طرفی فضای حافظه کافی برای ذخیره سازی این حجم عظیم داده‌ها در دسترس نیست. اینجا ما اهمیت فشردگی را در می‌یابیم. درست است که با پیشرفت تکنولوژی، همزمان با افزایش داده‌ها ظرفیت حافظه‌های موجود در بازار نیز افزایش می‌یابد. اما دلایلی برای ضرورت فشردگی وجود دارد :

- اولاً سرعت افزایش حجم حافظه‌ها به اندازه سرعت افزایش حجم داده‌ها نیست.
- ثانیاً خرید حافظه‌های گران قیمت مقرون به صرفه نیست.
- ثالثاً هر چه حجم داده‌ها بیشتر می‌شود، سرعت دسترسی به آن‌ها و نیز سرعت انتقال آن‌ها، مخصوصاً در شبکه‌هایی با پهنای باند کم کاهش می‌یابد.

روشهای فشرده‌سازی به طور کلی به دو دسته فشرده‌سازی با اتلاف<sup>۱</sup> و فشرده‌سازی بی‌اتلاف<sup>۲</sup> تقسیم می‌شود. نرخ فشرده‌سازی<sup>۳</sup> با اتلاف بسیار بیشتر از نوع بی‌اتلاف است. اما این مزیت نوع با اتلاف به قیمت از دست دادن بخشی از داده‌ها تمام می‌شود.

در حوزه‌های داده‌های تصویری روشهای زیادی برای فشرده‌سازی به کار رفته است. از جمله این روشها که به عنوان روش‌های استاندارد پذیرفته است که از بهترین آنها می‌توان به JPEG و نسخه جدید و کارآمدتر آن JPEG2000 [۲] اشاره کرد.

اکثر روش‌هایی که برای فشرده‌سازی تصاویر به کار می‌روند، همه‌منظوره هستند. بدین معنی که برای انواع و اقسام تصاویر کاربرد دارند. همه‌منظوره بودن اگرچه یک مزیت محسوب می‌شود اما عیب نیز هست. از این رو که برای انواع تصاویر کاربرد دارد مزیت محسوب می‌شود. ولی همه تصاویر را به یک نسبت فشرده می‌کند و به محتوا توجهی ندارد. روش‌های همه‌منظوره<sup>۴</sup> قادر نیستند که از تزیاید<sup>۵</sup> موجود در یک خانواده محدود از تصاویر، به عنوان مثال تصاویر پزشکی، تصاویر متنی یا تصاویر چهره را به طور بهینه استفاده نمایند. هم چنین این روشها در نرخ‌های فشرده‌سازی بالا، کیفیت نواحی و ویژگیهای مهم تصاویر را بشدت کاهش می‌یابد.

## ۱-۴ اهمیت فشرده‌سازی اثر انگشت

اثر انگشت‌ها ابزار قانونی حیاتی هستند که در سراسر جهان توسط اداره‌های پلیس برای شناسایی افراد و مظنون‌ها مورد استفاده می‌باشد و هم چنین یکی از شناسه‌های زیستی<sup>۶</sup> معمول می‌باشد که برای تشخیص، کنترل دستیابی به تأسیسات در نظر گرفته شده است. با گذشت زمان تعداد عظیمی از تصویرهای اثر انگشت در پایگاه‌های داده کاغذی جمع آوری و ذخیره شده است و هم‌چنین ثابت

<sup>1</sup> Lossy compression

<sup>2</sup> Lossless compression

<sup>3</sup> Compression rate

<sup>4</sup> General purpose

<sup>5</sup> redundancy

<sup>6</sup> biometric

شده است که پایگاه‌های داده کاغذی یک روش مؤثر برای ذخیره اثر انگشت‌ها نمی‌باشد. بخصوص اینکه تقاضا برای انتقال سریع و دسترسی آسان در اداره‌های پلیس افزایش یافته است. تصاویر اثر انگشت می‌توانند دیجیتالی شده و در حافظه‌های الکترونیکی ذخیره شوند. این تعداد زیاد تصاویر اثر انگشت به مقادیر زیادی بیت و در نتیجه حافظه زیاد و زمان انتقال زیاد و پهنای باند بیشتر نیاز دارد. برای نمونه پلیس فدرال (FBI) از سال ۱۹۲۴ حدود ۳۰ میلیون تصویر اثر انگشت جمع کرده است. آرشیو آنها شامل تاثیر جوهر روی کارتهای کاغذی بود. لذا نسخه‌های اسکن شده جای مهرها، بین آژانس های اجرای قانون پخش شده بود، ولی کیفیت نسخه‌های اسکن پایین بود. همچنین مشکل دیگر ناشی از دیجیتالی کردن تصاویر اثر انگشت، مقایسه قالب و شکل اطلاعات بود. لذا واحد جنایی وزارت دادگستری، فشرده‌سازی و دیجیتالی سازی تصاویر دیجیتال با رزولوشن ۵۰۰ پیکسل در هر اینچ با ۲۵۶ سطح روشنایی برای هر پیکسل، را به صورت استاندارد ارائه کرد. با این وصف یک اثر انگشت ۷۰۰۰۰ پیکسل دارد. در این صورت همه اثر انگشت‌های موجود ۲۰۰ ترا بیت حافظه می‌خواهد که اگر قیمت هر ترابایت ۳۰۰ دلار باشد، بطور کل ذخیره همه تصاویر به ۶۰۰۰۰ دلار هزینه نیاز دارد. در واقع فشرده‌سازی، به ذخیره داده‌های اسکن شده با حداقل تعداد بیت ممکن اطلاق می‌گردد.

## ۱-۵ اهداف و طرح کلی پایان نامه

با توجه به مطالب گفته شده در بخشهای قبل، ارائه یک الگوریتم سریع برای بیرون کشیدن اطلاعات اساسی از تصاویر اسکن شده اثر انگشت جهت فشرده‌سازی آنها، یک نیاز واجب است.

یکتایی اثر انگشت بوسیله الگوی فرورفتگی‌ها و مینیوتیا تعیین می‌شود. مشکل عمده در الگوریتم‌های فشرده‌سازی لزوم حفظ جزئیات مهم شامل نقاط انتهایی برآمدگی‌ها و نقاط انشعاب است. زیرا این نقاط در شناسایی استفاده می‌شود. لذا می‌توان اهمیت توجه به بازشناسی در هنگام فشرده‌سازی را به عنوان یک اصل مهم تلقی کرد. در کارهای انجام شده در فشرده‌سازی تاکنون، به مسئله بازشناسی

توجهی نشده است. از این رو ما در این پایان نامه سعی بر آن داریم که از میان روش‌های مختلف ارائه شده‌ی فشردن‌سازی، روشی را برگزینیم که علاوه بر یک نرخ فشردن‌سازی مناسب، ویژگیهای مهم برای بازشناسی تصاویر اثر انگشت را حفظ کند.

در این پایان نامه اثر روش فشردن‌سازی SPIHT بر روی کارایی بازشناسی تصاویر اثر انگشت بررسی می شود.

## ۱-۶ ساختار پایان نامه

در فصل دوم به مرور کارهای گذشته می پردازیم. در فصل سوم با مفاهیم پایه و اصول روشهای بکار رفته شده در این پایان نامه آشنا خواهیم شد. در فصل چهارم به تشریح روشهای پیشنهادی در این پایان نامه برای فشردن‌سازی مبتنی بر حفظ ویژگیهای بازشناسی خواهیم پرداخت. در فصل پنجم نتایج شبیه‌سازی های انجام شده ارائه می شوند و مورد تحلیل و بررسی قرار می گیرند و همچنین در این فصل نتیجه گیری و ارائه پیشنهادات بیان می شود.





# فصل دوم

مروری بر روش های فشرده سازی اثر انگشت

## ۱-۲ مقدمه

هدف از فشرده‌سازی ارائه یک تصویر با تعداد بیت‌های کمتر به صورتی که سطح کیفیت و قابلیت فهم خواسته شده برای کاربرد موردنیاز حفظ شود. کاربردهای زیادی برای فشرده‌سازی اثر انگشت وجود دارد که ارتباطات کامپیوتری یکی از آنان می‌باشد. نقطه مینیوتیا یکی از ویژگی‌های کلیدی در شناسایی اثر انگشت است، لذا باید این ویژگی حفظ شود.

به طور کلی تکنیک‌های فشرده‌سازی اثر انگشت به دو گروه تقسیم می‌شوند:

۱- تکنیک‌های فشرده‌سازی که براساس استخراج و فشرده‌سازی اطلاعات ضروری مثل برآمدگی‌ها<sup>۱</sup> و ویژگی‌های اثر انگشت می‌باشد. این تکنیکها برای بازسازی تصاویر فشرده شده اثر انگشت مناسب نمی‌باشد.

۲- دسته دوم تکنیک‌هایی هستند که تبدیل‌ها پایه آنها را تشکیل می‌دهند. این روشها نمی‌توانند به نرخ فشرده‌سازی بهتر و بالاتر از گروه اول برسند. زیرا که این دسته، خواص ساختار منظم اثر انگشت را به کار نمی‌برند. از روشهای این دسته استاندارد FBI یعنی همان چندی‌سازی عددی موجک (WSQ) می‌باشد.

## ۲-۲ چندی‌کردن عددی موجک<sup>۲</sup> (WSQ)

کلاس WSQ کدگذارهایی شامل تجزیه تصاویر انگشت به تعدادی زیرباند می‌باشد. هر کدام از این کدگذارها اطلاعاتی در یک زیرباند<sup>۳</sup> خاص را ارائه می‌دهد. تجزیه زیرباند بوسیله یک تبدیل موجک گسسته (DWT) تصویر اثر انگشت بدست آمده است. سپس هر یک از زیرباندها با استفاده از

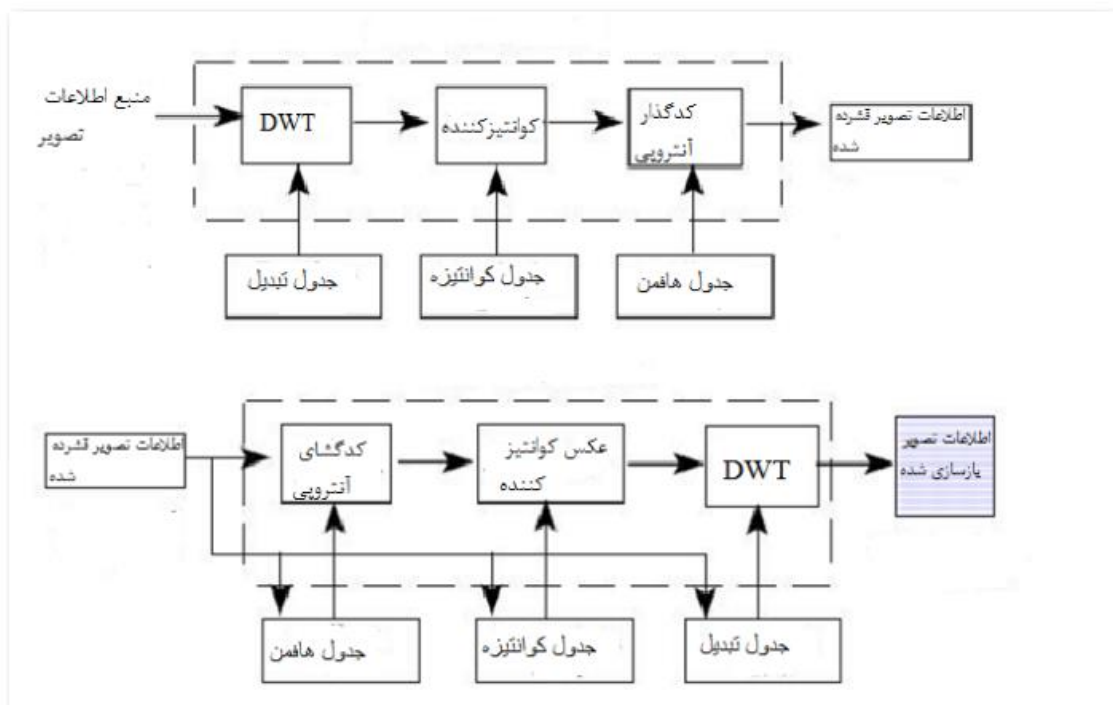
---

<sup>1</sup> Ridge

<sup>2</sup> Wavelet Scalar Quantization

<sup>3</sup> Subband

مقدارهای یک جدول چندی می شود. مقادیر چندی شده سپس از یک کدگذار هافمن عبور می کنند که اطلاعات در این مرحله فشرده می شوند [۳].



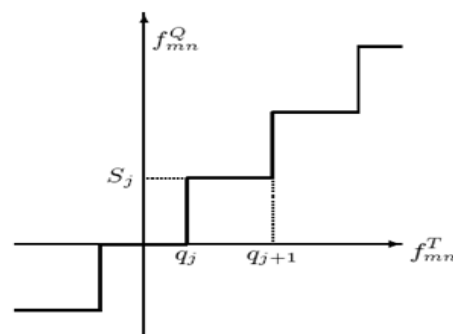
شکل ۱-۲: نمودار ساده شده رمز نگار و رمز گشا بر اساس تبدیل موجک [۳]

تبدیل موجک یک ابزار توسعه مهم در جستجوی روشهای موثر فشرده سازی است. تبدیل موجک یک ارائه زمان و فرکانس از سیگنال را مقدور می سازد و برای غلبه بر کمبودهای تبدیل فوریه زمان کوتاه گسترش یافته است. تبدیل موجک یک عملگر خطی است که سیگنال را به مولفه هایی تبدیل می کند. تبدیل موجک از یک تکنیک چند درجه تفکیکی<sup>۱</sup> استفاده می کند. این تکنیک چند درجه تفکیکی از فرکانسهای مختلف تحلیل شده با مقیاسهای مختلف استفاده می کند. در یک بیان واضح تر می توان گفت این تبدیل یک ویژگی فرکانسی را در زمانهای مختلف و یک زمان ثابت را در ویژگیهای فرکانسی مختلف نشان می دهد. تبدیل موجک در فصل بعدی به طور مفصل توضیح داده خواهد شد.

<sup>۱</sup> Multi resolution

## ۱-۲-۲ چندی کردن<sup>۱</sup>

چندی کردن یعنی به هر یک از بازه‌های مقادیر (ضرایب) یک نماد تعلق می‌گیرد. اگر طول تمام بازه‌ها یکسان باشد چندی کردن یکنواخت می‌باشد. چندی کردن از نوع نگاهت چند به یک می‌باشد. لذا چندی کردن یک مرحله بااتلاف است که خطای ناشی از بازسازی در همین مرحله ایجاد می‌شود.



شکل ۲-۲: چندی‌سازی یکنواخت

## ۲-۲-۲ کدگذار آنتروپی

رمز گذار آنتروپی نمادهای موجود در ماتریس چندی‌ساز را با کمترین تعداد بیت ممکن رمزنگاری می‌کند تا به سیگنال فشرده شده برسیم. مرحله کدگذاری آنتروپی برگشت پذیر و بدون اتلاف است. اگر فرض کنیم بعد از مرحله چندی‌ساز  $n$  نماد تولید شود. اگر فرض شود که  $n_i$  برابر با فراوانی نماد خاصی در ماتریس چندی‌ساز باشد آنگاه فراوانی نسبی این نماد را داریم:

$$P_i = \frac{n_i}{M \cdot N} \quad (1-2)$$

$M$  و  $N$  ابعاد تصویر هستند.

برای نمادهای مختلف مجموع این فراوانی‌ها برابر یک است:

<sup>۱</sup> quantization

$$\sum_{i=1}^n p_i = 1 \quad (2-2)$$

آنترپی ماتریس چندی‌ساز به صورت زیر بدست می آید:

$$H(P_1, \dots, P_n) = - \sum p_i \log_2 p_i \quad (3-2)$$

برای ذخیره و پردازش ماتریس چندی‌ساز به یک کد دودویی داریم. یعنی یک نگاشت برگشت پذیر که نمادها را به دنباله‌ای از بیت‌های دو مقدار (که معمولا با صفر و یک نمایش می دهند) نگاشت می کند و برعکس. به هر دنباله دودویی که نمایش یک نماد باشد یک کلمه رمز گفته می شود. اگر طول کلمات رمز متغیر باشد کلمه رمز با طول متغیر گفته می شود.

نمادهای کلمه رمز	
$S_0$	1
$S_1$	01
$S_2$	001

شکل ۲-۳: کد دودویی برای ۳ نماد

با فرض اینکه هر نماد  $S_i$  دارای طول  $L_i$  باشد آنگاه متوسط طول کد رمز اینگونه بدست آید:

$$\bar{L} = \sum_{i=1}^n p_i L_i \quad (4-2)$$

بر اساس یک قضیه اطلاعات، نامساوی زیر برای هر کدگذاری باینری دلخواه برقرار است :

$$\dots \dots P_n, \bar{L} \geq H(P_1, \dots, P_n) \quad (5-2)$$

هر کدگذار باینری که دارای ویژگی فوق باشد ( کدگذار / کدگشای) آنتروپی یا کدگذار/ کدگشای بهینه تلقی می‌گردد. از این جهت نام بهینه به این کدگذارها اطلاق می‌شود که نمی‌توان نمادها را با طول کلمات رمز کوتاهتر نمایش داد.

کدگذار آنتروپی بر ۲ نوع است:

- کدگذار / کدگشای هافمن
- کدگذار / کدگشای حسابی
- کدگذار / کدگشای هافمن

با در دست داشتن مجموع نمادهای  $\{S_1, \dots, S_n\}$  و فراوانی نسبی آنها  $\{P_1, \dots, P_n\}$ ،  $P_2, \dots, P_n$  الگوریتم کدگذاری هافمن یک درخت باینری را تشکیل می‌دهد که برگهای این درخت متناظر با نمادها می‌باشند. روال کار به صورت زیر است:

- تمام نمادها را در یک سطر قرار می‌دهیم اینها متناظر با برگهای درخت هستند که از این به بعد آنها را گره می‌نامیم. این گره‌ها متناسب با فرکانس نسبی وقوع (احتمال) آن‌ها  $P_i$  برچسب گذاری می‌شوند.
- آن دو گرهی که کوچکترین احتمال را دارند به نام گره فرزند با یکدیگر ادغام کرده و یک گره جدید به نام والد تشکیل دهید. برچسبی که به این گره جدید نسبت می‌دهید برابر با مجموع احتمالات گره‌های فرزند مربوطه است. این کار ادغام را به صورت گرافیکی به صورت یک گراف نمایش دهید. با بقیه ی گرافها نیز دو به دو همین کار را انجام دهید.
- مرحله ۲ را با گره‌های والد به وجود آمده تاکنون، دوباره تکرار کنید.
- زمانی کار را متوقف کنید که آخرین گره در اثر فرآیند ادغام بوجود آید. واضح است که برچسب این گره برابر ۱ است. زیرا برابر مجموع تمام احتمالات وقوع است. حال هر نماد را با توجه به مسیر مربوطه از گره ریشه تا گره برگ مربوط به آن نماد، کدگذاری کنید. در این مسیر هرگاه به

سمت چپ حرکت کردید از کد صفر و هر گاه به سمت راست حرکت کردید از کد یک استفاده کنید.

### ➤ کدگذار اكد گشای حسابی<sup>۱</sup>

فرآیند الگوریتم کدگذاری حسابی به صورت زیر است:

- شروع: بازه  $(0, 1]$  را به زیر بازه های ناهمپوشان و به طول  $\{2^{-i}, P_i, i=1, 2, \dots, n\}$  تقسیم بندی کنید. هر نماد  $S_i$  را با زیر بازه مخصوص به خود متناظر کنید.
- انتخاب: زیر بازه مربوط به اولین نماد موجود در رشته ی نماد ورودی را پیدا کنید.
- گسترش: زیر بازه انتخاب شده را کاملاً مشابه با مرحله ی ۱ را به زیربازه های ناهمپوشان و متناسب با احتمال وقوع نمادها، تقسیم بندی کنید.
- تکرار: عملیات انتخاب و گسترش را آنقدر تکرار کنید که آخرین نماد موجود در رشته ی نماد نیز پردازش شود. در این صورت به زیر بازه ای مانند  $(1-U, U]$  خواهیم رسید. حال عددی متعلق به این زیر بازه را انتخاب کنید که بسط دودویی آن کوتاهترین طول ممکن را داشته باشد. این بسط دودویی همان کلمه ی رمز رشته ای است.

## ۲-۳ عملکرد موجک های خانواده کویفلت بر فشرده سازی تصاویر اثر انگشت با تبدیل

### موجک و تبدیل بسته موجک

در این روش [۴] از موجک کویفلت استفاده شده و هدف تعیین موجک کویفلت مناسب برای فشرده سازی بهتر و رسیدن به انرژی باقیمانده<sup>۲</sup> (RE) و تعداد صفرها به درصد<sup>۳</sup> (NZ) در نظر گرفته، می باشد.

<sup>1</sup> Arithmetic

<sup>2</sup> Retain Energy

<sup>3</sup> Number of zeros in percentage

## ۲-۳-۱ بسته موجک<sup>۱</sup>

تبدیل بسته موجک چون امکان تجزیه در هر کدام از دو قسمت تجزیه را می‌دهد و تصویر تقریب سیگنال جزئیات هم تجزیه می‌شود. لذا تبدیل بسته موجک، انعطاف پذیری بیشتری نسبت به تبدیل موجک دارد. فشرده‌سازی با بسته موجک کیفیت بیشتری نسبت به فشرده‌سازی با موجک دارد. تفاوت اصلی بین بسته موجک و موجک این است که ما در موجک فیلتر پایین گذر را روی شاخه پایین‌گذر اجرا کردیم. در حالی که در بسته موجک، خروجی بالاگذر در هر شاخه نیز زیر نمونه برداری می‌شود و با فیلتر پایین‌گذر فیلتر می‌شود. تبدیل بسته موجک روی انرژی باقیمانده و تعداد صفرها در درصد تاثیر می‌گذارد. اما گستردگی آن به تعداد سطوح تجزیه و نوع تصویر و مقدار آستانه و نوع موجک به کار رفته، بستگی دارد. با یک مقدار آستانه بزرگ و سطح تجزیه بالاتر انرژی بیشتری را از دست می‌دهد و ضرایب بیشتری از تبدیل موجک شامل جزئیات می‌شوند. پس باید مقدار آستانه مناسب را برای حداقل فقدان اطلاعات تصویر و فشرده‌سازی بهتر انتخاب کرد.

در صورت نیاز ضرایب بدست آمده از تبدیل موجک و تبدیل بسته موجک آستانه‌گذاری می‌شود و با مقادیر چندی‌کننده، چندی می‌شوند و در نهایت یک کدگذار آنتروپی این ضرایب چندی‌کننده را رمزنگاری می‌کند.

فرمول بدست آوردن انرژی باقیمانده و درصد صفرهای موجود به صورت زیر است:

ZCD تعداد صفرهای تجزیه جاری و CCD ضرایب در مرحله جاری و  $V_n$  اندازه بردار می باشد.

$$NZ = \frac{100 * (ZCD100)}{\text{no of coefficient}} \quad (6-2)$$

$$RE = \frac{100 * (V_n(CCD.2))^2}{(V_n * (\text{original image})^2)} \quad (7-2)$$

---

<sup>1</sup> Wavelet packet



در بسته تبدیل موجک هر چقدر RE افزایش پیدا کرد، NZ هم افزایش پیدا می کند و ما نیز به دنبال بهبود درصد هر دو معیار می باشیم. لذا تبدیل بسته موجک نتایج بهتری نسبت به تبدیل موجک می دهد.

## ۴-۲ فشرده سازی مترقی اثر انگشت بر اساس تکنیک های شناسایی لبه

دیگر برای فشرده سازی [۵] از تکنیک های جداسازی لبه استفاده می کند که در نتیجه قابلیت به یک بازسازی با حفظ جزئیات از اسکلتون (کالبد) برآمدگی ها را ایجاد می کند. تکنیک های شناسایی کنی<sup>۱</sup> در اینجا استفاده می شود. ابتدا ما لبه های بزرگ<sup>۲</sup> را استخراج می کنیم تا فاصله ها<sup>۳</sup> را در تصاویر اثر انگشت کاهش دهیم. تکنیک های روشنایی کنی تغییرات روشنایی کمی در فرورفتگی ها و برآمدگی ها دارد. لذا از این روش در اینجا استفاده شده است. در این روش قادر خواهیم بود ویژگی های مهم از قبیل نقاط انشعاب را که از اسکلت<sup>۴</sup> برآمدگی ها به دست می آید را حتی در فشرده سازی با نرخهای بالا حفظ کنیم.

### ۴-۲-۱ استخراج لبه های واحد<sup>۵</sup>

در ابتدا به وسیله تکنیک کنی لبه ها را شناسایی کرده و سپس یک زیرمجموعه  $5 \times 5$  از لبه های تصویر را گرفته و با ۸ پلاک مشخص، این زیرمجموعه ها را همبسته کرده است. هدف از این همبستگی<sup>۶</sup> جایگزین کردن لبه های جدا شده با صفحات متناظر آنهاست. این روش تعداد لبه ها را در یک روش قابل کنترل کاهش می دهد و اطلاعات مهم در مورد اسکلت لبه ها را نگه می دارد.

---

<sup>1</sup> Canny

<sup>2</sup> Macro Edge

<sup>3</sup> gap

<sup>4</sup> Skeleton

<sup>5</sup> Unit Edge

<sup>6</sup> Correlation

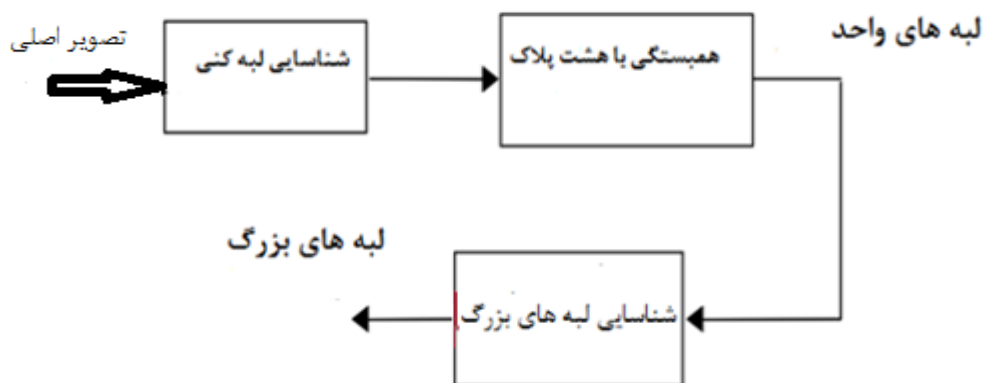
$$R_n(X,Y) = \sum_i \sum_j B_{sb} (X + j.y + K) T_n(j,K) \quad (۸-۲)$$

$$7, \dots, 2, 1, n=0$$

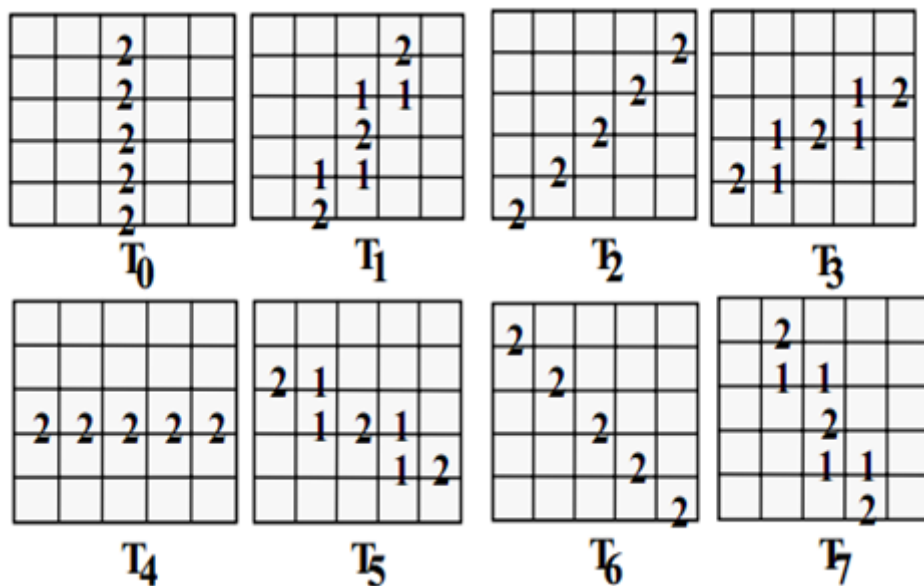
(K,j) بستگی به سایز پلاک از ۰ تا ۴ می‌باشد و  $T_n$  یکی از پلاک‌ها،  $B_{sb}$  زیر پلاک گرفته شده از شکل بعد از آستانه گذاری است.  $L/5$  وقتی  $L$  بعد تصویر اثر انگشت است.  $X$ ،  $Y$  یک لبه واحد شناسایی شده و با یکی از صفحه‌ها جایگزین می‌شود.

$$R_n(x,y) \geq P_{th} \quad (۹-۲)$$

$P_{th}$  آستانه از پیش تعیین شده است.



شکل ۴-۲: فرآیند شناسایی لبه های واحد [۴]



شکل ۲-۵: هشت پلاک

## ۲-۴-۲ استخراج لبه های بزرگ

بعد از بیرون کشیدن لبه‌های واحد، لبه‌های بزرگ در ۱۶ جهت در امتداد دایره‌ای دور لبه واحد استخراج می‌شوند. هدف این کار کاهش تعداد فاصله‌ها (اتصالات لبه‌ها) و کاهش لبه‌های واحد در اثر انگشت می‌باشد و همچنین برای حفظ لبه‌هایی که برای بازسازی اسکلت برآمدگی‌ها با کیفیت تصویری قابل قبول لازم است، استخراج لبه‌های بزرگ موثر است.

## ۳-۴-۲ فشرده‌سازی مترقی تصاویر اثر انگشت با استفاده از شناسایی لبه‌ها

برای غلبه بر ناپیوستگی موجود در لبه‌ها و مشکلات ناشی از مقادیر نامناسب روشنایی در روش شناسایی لبه یک روش مترقی فشرده‌سازی تصویر اتخاذ شده‌است. این کاربرد از الگوریتمی بهره می‌برد که این الگوریتم قابلیت انتقال تصاویر روی کانال با پهنای باند کم مثل کانالهای بی‌سیم و خطوط تلفن را دارند. بطور مثال به کاربردهایی مثل انتقال از راه دور پایگاه‌های تصاویر اثر انگشت و خرید الکترونیکی و سیستم‌های الکترونیکی می‌توان اشاره کرد. در معادلاتی که امروزه در دنیای مجازی انجام می‌شود، نمی‌توان مطمئن بود که صاحب حقیقی کارت اعتباری معامله را انجام می‌دهد.

به کمک تصاویر اثر انگشت می‌توان مابین مالک کارت و معامله ارتباط برقرار کرد. برای این عملکردها مهم است که ناظر هویت طرفین ذینفع در معامله را در اسرع وقت تصدیق کند.

#### ۲-۴-۴ طراحی کتاب رمز برای جزء اولیه

دو پلاک مجاور به عنوان کلمه رمز برای طراحی کتاب رمز در نظر گرفته شده است. سایز کلمه رمز یک زیر بلوک  $5 \times 10$  از هر دو ترکیب گرفته شده از ۹ پلاک است. سایز کتاب رمز  $9^2$  می‌باشد که یک خودتولید از پلاک‌های اصلی است. در این طرح از ۱۰ تصویر اثر انگشت، برای طراحی کتاب رمز بهینه استفاده می‌شود. یک زیربلوک  $5 \times 10$  از اثرانگشت تست گرفته شده و با ۱۸ ترکیب ممکن از کتاب رمزها مقایسه می‌شود. یک کتاب رمز یک ارائه دقیق از زیر بلوک ورودی می‌دهد. شاخص کلمه رمز ورودی با ۷ بیت، یعنی ۰,۱۴ بیت برای هر پیکسل فرستاده می‌شود. برای رسیدن به نسبت فشرده‌سازی بالا از کدگذار هافمن برای فهرست‌های کتاب رمز استفاده می‌شود.

#### ۲-۴-۵ طراحی کتاب رمز برای جزء ثانویه

جز ثانویه یا هموار تفاوت بین تصویر اصلی و جز اولیه بازسازی شده است که شامل جمع ۳ مرحله از تصویر بازسازی شده است. این جز هموار با استفاده از روش چندی‌سازی برداری<sup>۱</sup>، کدگذاری می‌شود. سایز کتاب رمز ۲۵۶ بردار، هر بردار با طول ۱۶ پیکسل است. ۴۰۹۶۰ بردار، ۱۰، تصویر انتخاب شده را نمایش می‌دهند.

MSE، اندازه اعوجاج یا همان متوسط مجذور خطا است.

MSE بین کتاب رمز قدیم و جدید بصورت زیر محاسبه می‌شود:

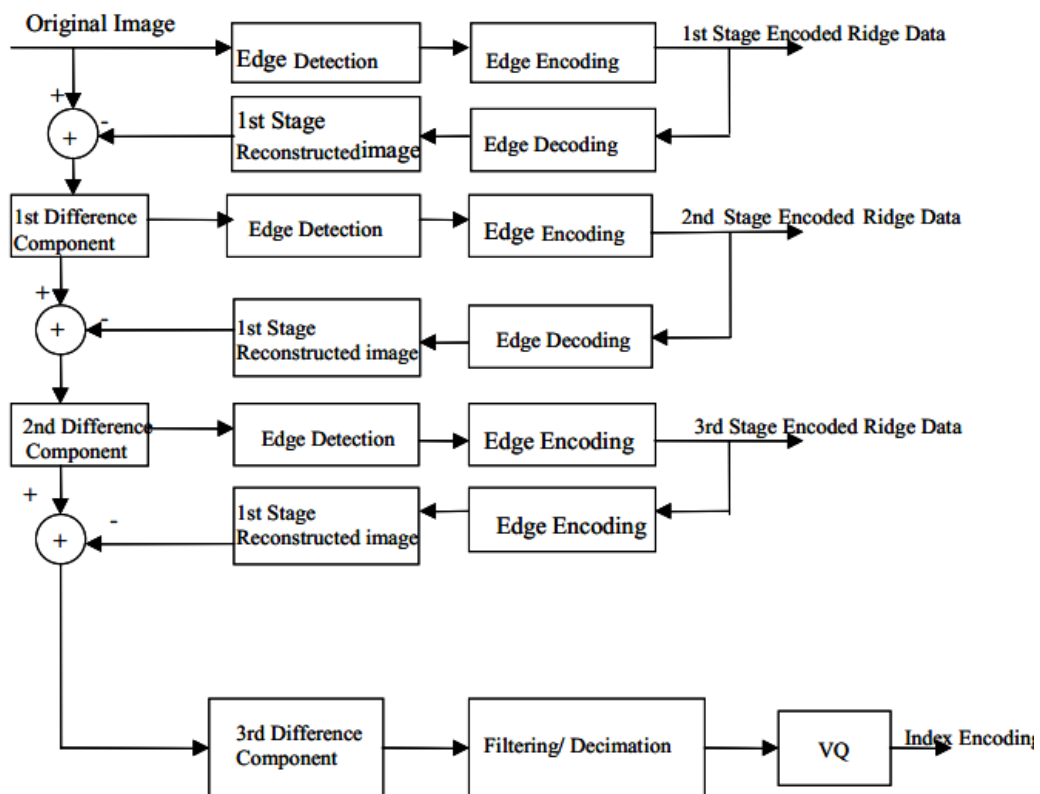
$$R = \frac{E^K - E^{K-1}}{E^{K+1}} \quad (10-2)$$

---

<sup>1</sup> Vector quantization

MSE نسبی برابر با  $R$  و  $E_k$  معادل با MSE کتاب رمز قدیم و  $E_{k+1}$  معادل با MSE کتاب رمز جدید است.

اگر  $R > \epsilon$  باشد، تساوی ۲-۱۰ برای مراحل جدید آنقدر تکرار می‌شود که  $R$  از MSE هدف ( $\epsilon$ ) کمتر شود. در این جا MSE هدف  $10^{-4}$  است.



شکل ۲-۶: طرح کدگذاری شناسایی لبه پیشنهادی برای فشرده سازی اثر انگشت [۵]

فشرده سازی بر اساس روش شناسایی لبه کنی است. بازسازی به وسیله جمع جز اولیه فشرده شده به جز ثانویه بدست می‌آید. ما از تکنیک‌های کدگذاری چندی سازی برداری و هافمن برای کدگذاری پلاک‌های لبه برآمدگی‌ها استفاده می‌کنیم. برای بالابردن نرخ فشرده سازی و کیفیت بازسازی می‌توان مراحل رمزنگاری جز اولیه را بیشتر از ۳ بار قرار داد. هدف اصلی این کار، بدست آوردن الگوریتمی است که ویژگیهای ساختاری تصاویر اثر انگشت از قبیل نقاط انتهایی و نقاط انشعاب در جز ثانویه

حفظ کند. هم چنین کیفیت تصاویر بازسازی شده با استاندارد FBI که با نرخ ۰,۷۵ بیت در هر پیکسل فشرده شده، مقایسه می‌شود.

## ۵-۲ فشرده سازی براساس تجزیه موجهای اتمی و چندی سازی برداری با روش خود سامان ده<sup>۱</sup> (som)

تبدیل موجک گسسته به دلیل فشردگی انرژی در زیرباندهای فرکانس پایین و تجزیه فضای فرکانسی تصویرها و قابلیت انعطاف پذیری در حوزه فرکانس و زمان، خاصیت‌های جالب در استخراج ویژگی‌ها از سیگنال‌های غیر ایستا، و عدم حضور اثرات بلوک کردن و امکان استفاده از سیگنال‌هایی با پاسخ ضربه کوتاه<sup>۲</sup>، به طور گسترده در تحلیل‌های چند درجه تفکیکی<sup>۳</sup> به کار می‌رود. بسته‌های موجک به دلیل قابلیت تجزیه در هر گره از درخت تجزیه، به ساختار روشن و واضح برای کاربردهای خاص منجر می‌شود.

ابزارتحلیل‌های چند درجه تفکیکی بطور موفق برای فشرده‌سازی تصاویر اثر انگشت بیش از یک دهه به کار برده شده است. موجهای اتمی تجزیه شده بطور خاص برای ارائه پیشرفته الگوهای نوسانی و انتقال فضایی و موقتی با دقت بیشتر طراحی شده‌است. طرح فشرده‌سازی مورد نظر ما بر اساس بردار چندی‌سازی اتمهای موج گونه تجزیه شده، استوار است. برای این اتمهای موج‌گونه از نمایش تصویر اثرانگشت ایجاد شده‌است و چندی‌سازی با استفاده از som می‌باشد. اطلاعات چندی‌شده توسط کدگذار حسابی رمزنگاری می‌شود. در فعالیتهایی از قبیل عملکردهای قانونی، اطلاعات معدن‌داری و حریمهای امنیتی و محدودیتهای قانونی، تکنیک مذکور [۶] مناسب است.

در اینجا از یک الگوریتم کلی برای فشرده‌سازی اثر انگشت با استفاده از تجزیه اتمهای موج‌گونه<sup>۴</sup> استفاده می‌کنیم.

<sup>1</sup> Self organizing feature map

<sup>2</sup> Short Filter

<sup>3</sup> Multi\_Resolution Analysis

<sup>4</sup> Wave atoms

## ۲-۵-۱ اتمهای موج گونه

بسط فوریه یک تابع متناوب را به جمع چند تابع نوسانی ساده تجزیه می‌کند. دقت و پراکندگی سری های فوریه به علت یک سری از ناپیوستگی‌ها از بین رفته است. سری فوریه به عوامل زیادی برای باز سازی این ناپیوستگی‌ها به طور دقیق نیاز دارد. توسعه ابزارهای محاسبه‌ای بر اساس تحلیل‌های چند درجه تفکیکی، یک راه حل جدید برای غلبه بر محدودیتهای سری فوریه می‌باشد.

اتمهای موج‌گونه ابزاری جدید است که اخیراً به مجموعه تبدیلات ریاضی به منظور تحلیل محاسبه‌های هارمونیک اضافه شدند. اتمهای موج‌گونه یک خاصیت محلی‌سازی دقیق در حوزه فرکانس هستند که این خاصیت تمرکزسازی با استفاده از فیلترهای بسته موجک به دست می‌آید. همچنین اتمهای موج‌گونه یک نوع از بسته‌های موجک دو بعدی هستند که خواص ایزوتروپی (هم سانی) را حفظ می‌کنند. وقتی از تجزیه اتمهای موج‌گونه استفاده می‌کنیم این شباهت را در حین نوسان به دست می‌آوریم و هم بین دو نوسان مختلف این همسانی به دست می‌آید. اما شکل‌های دیگر بسته‌های موجک مثل کرولت<sup>۱</sup> قادر نیستند بین دو نوسان مختلف این شباهت را بدست آورند.

اتمهای موج‌گونه نسبت به سایر گونه‌های بسته‌های موجک مثل کرولت و گابور<sup>۲</sup> بسط دقیق‌تر و جزئی‌تری دارند.

## ۲-۵-۲ روش خود سامان ده

Som یک نوع از شبکه‌های عصبی است و با استفاده از روشهای یادگیری بی‌سرپرست<sup>۳</sup> (بدون نظارت) یک نمایش با ابعاد کمتر از فضای ورودی را ایجاد می‌کند و یک طرح از فضای پیوسته ورودی به فضای گسسته خروجی با حفظ خواص مکانی ورودی است. نقطه‌های نزدیک به هم در فضای ورودی به یک نرون و نرون همسایه در لایه خروجی نگاشت می‌شود. نرون خروجی که کمترین فاصله بین

<sup>1</sup> Curvelet

<sup>2</sup> Gabor

<sup>3</sup> Unsurprised

بردار وزن آن و بردار وزن ورودی فعلی است، رقابت را می‌برد. این نرون، نرون برنده است. (بردار وزن آن نزدیکترین فاصله را با بردار وزن ورودی دارد).

در SOM نرون برنده بنا به فرمول زیر انتخاب می‌شود:

$$\text{Neuron}_i = \sqrt{\sum_i^n (W_{li} - X_i)} \quad (11-2)$$

$W_{li}$  بردار وزن که ورودی  $i$  را به گره خروجی  $L$  وصل می‌کند.

در SOM برنده رقابت و همسایگی آنها بر طبق کوهنن به‌روز می‌شوند.

$$W_i(q) = (1-\alpha)W_i(q-1) + \alpha X(q) \quad (12-2)$$

$$i \in N_i^*(q)$$

$X(q)$  اطلاعات ورودی،  $\alpha$  و  $q$  نرخهای یادگیری هستند.

همسایگی  $N_i^*(q)$  شامل نرون‌هایی است که در شعاع  $d$  از نرون برنده  $i$  واقع می‌شود.

## ۲-۵-۳ چندی کردن برداری

۱- نقشه اهمیت را به بلوک‌های  $m^*m$  ( $m$  تعداد کلمات رمز است) تقسیم می‌کنیم و آن بلوک‌هایی که همه مقدارهای آن صفر یا یک باشد را در نظر نمی‌گیریم تا زمان لازم برای آموزش کم شود.

۲- وزن‌ها و بلوکها بطور تصادفی انتخاب شده و یک شبکه عصبی با  $n-2$  نرون در خروجی داریم. ( $n$  تعداد ضریبهای اتمهای موج‌گونه)

۳- آموزش مطابق با قانونهای گفته‌شده در بخش SOM انجام می‌گیرد.

۴- بعد از آموزش ۲ نرون با وزن‌های برابر به همه صفرها و یک‌ها افزوده می‌شود تا بدین صورت آن بلوک‌هایی که در مرحله اول از روند آموزش خارج شدند، جبران شوند.



## ۲-۵-۴ نقشه اهمیت<sup>۱</sup>

نقشه اهمیت یک ماتریس از مقدارهای صفر و یک که حضور یا عدم حضور یک ضریب خاص را در یک محل خاص نشان می دهد. در این ماتریس ضرایب بی اهمیت بعد از آستانه گذاری صفر می شود. از آنجایی که اندازه آن دسته از ضرایب اتمهای موج گونه که اطلاعات کمی را شامل میشود، صفر یا بسیار نزدیک صفر است، بنابراین حذف ضرایب نزدیک صفر کاهش قابل توجهی را در کیفیت تصویر ایجاد نمی کند. در بیان واضح تر می توان گفت برای هر مقدار آستانه T نقشه (ماتریس) اهمیت ضرایب با اهمیت یا ضرایب بی اهمیت را نشان می دهد. مقادیر صفر ضرایب بی اهمیت و مقادیر یک ضرایب با اهمیت را نشان می دهد. اگر درایه های یک معادلشان را در ضرایب اتمهای موج گونه پیدا کنیم این ضرایب همان ضرایب مهم<sup>۲</sup> می باشند.

یک سری عملیات انبساط<sup>۳</sup> و انقباض<sup>۴</sup> روی نقشه اهمیت اجرا می شود. این پردازش انبساط و انقباض به دلیل کاهش اثرات ناشی از فقدان برخی ضرایب مهم در اثر آستانه گذاری است. در این صورت می توان به حصول یک نسبت سیگنال به نویز بالا (PSNR) مطمئن بود.

برای این الگوریتم تصویر رنگی نیاز نیست. تصویر با ۲۵۶ سطح روشنایی کافی است.

ورودی: تصاویر اثر انگشت، نسبت فشرده سازی، اندازه و نوع عنصر ساختاری<sup>۵</sup> برای انبساط و انقباض، اندازه بلوک ها، تعداد کلمه رمز، سطوح چندی سازی

خروجی: تصاویر فشرده شده

۱. ابتدا برای تصویر اثر انگشت ورودی یک تجزیه اتمهای موج گونه دو بعدی به کار ببرید.

---

<sup>1</sup> Significance Map

<sup>2</sup> Significance Coefficient

<sup>3</sup> Delation

<sup>4</sup> Erosion

<sup>5</sup> Structure Element

۲. سپس برای رسیدن به نرخ بیت<sup>۱</sup> مطلوب از یک آستانه‌گذاری برای ضرایب موجهای اتم‌گونه استفاده می‌کنید.

۳. نقشه اهمیت باینری و ضرایب مهم را ایجاد کنید.

۴. نقشه اهمیت را با عملیات انبساط و انقباض و با عنصر ساختاری داده شده پردازش کنید.

۵. نقشه اهمیت را به بلوک های غیر هم‌پوشان تقسیم می‌کنیم و سپس با تعداد مطلوب کلمه رمزها بصورت برداری چندی کنید.

۶. ضرایب مهم را با سطوح چندی‌سازی مطلوب چندی عددی کنید.

۷. نقشه اهمیت و ضرایب مهم را در کدگذار حسابی کدگذاری کنید

۸. بوسیله رمزگشایی و معکوس چندی‌سازی و معکوس تجزیه اتمهای موج‌گونه تصویر را بازسازی کنید و نسبت سیگنال به نویز و متوسط مربع خطا را بدست آورید.

## ۲-۵-۵ بررسی کیفیت تصویر بازسازی شده ومقایسه آن با WSQ

جدول ۱-۲ نشان می‌دهد که الگوریتم مبتنی بر تجزیه اتمهای موج‌گونه و WSQ در نسبت فشرده‌سازی یکسان، که الگوریتم موردنظر بهتر عمل می‌کند.

PSNR (بیشینه سیگنال به نویز) و MSE (متوسط مربع خطا) دو استاندارد معروف برای بررسی کیفیت تصاویر بازسازی شده در این روش می‌باشد.

PSNR: نسبت ماکزیمم قدرت ممکن یک سیگنال به قدرت اعوجاج(نویز) را می‌دهد.

$$PSNR=10\log_{10}\frac{255^2}{MSE} \quad (۲-۱۳)$$

---

<sup>۱</sup> Bit rate

MSE: استاندارد اعوجاج که یک تقریب (اندازه) از عدم شباهت بین دو تصویر را می‌دهد.

$$MSE = \frac{1}{R \cdot C} \sum_{i=1}^R \sum_{j=1}^C |I(i,j) - I'(i,j)| \quad (14-2)$$

$I(i,j)$  پیکسل‌های تصویر اصلی و  $I'(i,j)$  پیکسل‌های تصویر بازسازی شده،  $R$  تعداد ردیفها و  $C$  تعداد ستونها می‌باشد.

Compressio Ratio	Bit rate	FBI WSQ PSNR(db)	Proposed PSNR(db)
80	0.1	23.72	29.32
53.3	0.15	25.15	30.72
40	0.2	26.25	32.26
32	0.25	27.14	33.18
26.6	0.3	27.96	33.65

جدول ۱-۲: مقایسه نسبت سیگنال به نویز روش WSQ و روش موردنظر

## ۶-۲ فیلتربانکهای چندمرحله‌ای برای فشرده‌سازی اثر انگشت

تجزیه زیرباندها بطور گسترده در پردازش سیگنالهای صوت و تصویر بکار می‌رود. در این مقاله [۷] ساختار فیلتر بانکهای چند فازی (مرحله‌ای) را مورد بررسی قرار داده می‌شود که در آن فیلترها با تغییر ورودی وفق داده می‌شوند و هم‌چنین بازسازی بصورت کامل<sup>۱</sup> (PR) صورت می‌پذیرد.

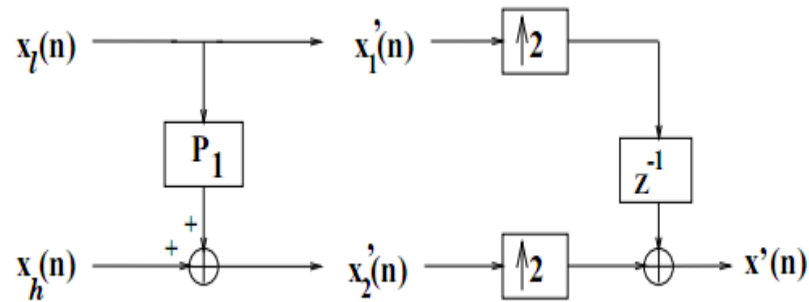
### ۱-۶-۲ فیلتربانکهای چند مرحله‌ای وفقی با بازسازی کامل

در این مقاله فیلترهای FIR وفقی و فیلترهای آماری<sup>۲</sup> وفقی در فیلتر بانک بکار می‌رود و الگوریتم‌های کدگذاری تصویر، بر اساس ساختار چند مرحله‌ای گسترش داده می‌شوند. فیلتر بانکها در قسمتی از ساختار چند مرحله‌ای بکار می‌روند که باید یک جز از جز دیگر پیش بینی شود. ابتدا یک ساختار زیرباندهای وفقی را برای تجزیه تصاویر اثر انگشت ارائه داده می‌شود و سپس تصاویر تجزیه شده را با روش کدگذاری درختهای صفرگذار (EZT) چندی می‌شوند.

<sup>1</sup> Perfect Reconstruction

<sup>2</sup> Statistic

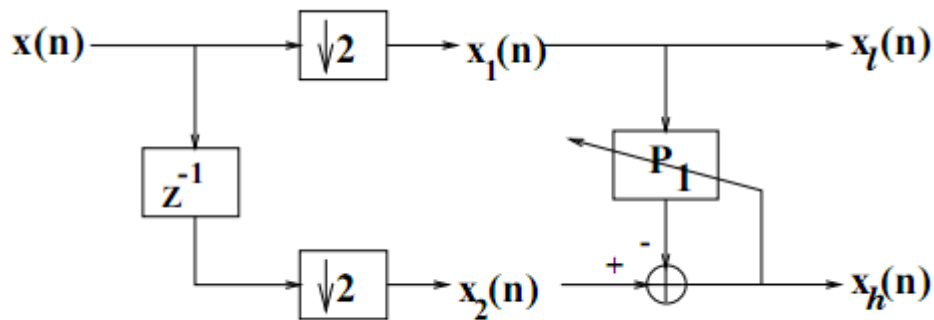
یک ساختار چند مرحله‌ای با بازسازی کامل (PR) بصورت ساده در شکل زیر آمده است:



شکل ۷-۲: ساختار ترکیب چند مرحله‌ای [۷]

$P_1$  می‌تواند خطی یا غیرخطی باشد. یک فیلتر  $P_1$  خوب باید بتواند نمونه‌های  $X_2$  را از  $X_1$  با یک تقریب نزدیک پیش‌بینی کند. در این ساختار فیلترهای FIR و فیلترهایی با پاسخ ضربه با مرتبه و فقی ثابت بکاربرده شده‌اند.

برای مثال در شکل ۷-۲ فیلتر بانک و فقی در قسمت پیش‌بینی ساختار چند مرحله‌ای بکاربرده شده است.



شکل ۸-۲: طبقه تحلیل ساختار و فقی [۷]

اگر فرض کنیم  $X_1(n)$  مطابق با ورودی و  $X_2(n)$  مطابق با سیگنال خطا باشد، در واقع الگوریتم و فقی انحراف معیار سیگنال خطا را حداقل می‌کند که این باعث افزایش بهره زیرباندهای کدگذاری می‌شود.

$$GSBC = \frac{\sigma_x^2}{\sigma_{xh} \sigma_{xl}} \quad (15-2)$$

## ۲-۶-۲ الگوریتم وقتی

یک تخمین وقتی برای  $X_h(n)$  در شکل ۲-۸ نشان داده شده است. در واقع فیلتر وقتی  $X_2(n)$  FIR را از  $X_1(n)$  در قانون کمینه خطی متوسط مربع خطا پیش بینی می‌کند.

ما از الگوریتم حداقل مربعات خطا (LMS) برای وفق دادن فیلترهای خطی استفاده می‌کنیم لذا زیرسیگنال  $X_h(n)$  بصورت زیر داده می‌شود:

$$\hat{X} = \sum_{k=-N}^N a_k X_1(n-k) = \sum_{k=-N}^N a_k X(2n-2k) \quad (16-2)$$

از طرح نرمالایز شده وقتی LMS برای فیلترهای خطی FIR در روش ما در تساوی زیر استفاده می‌شود:

$$X_h = X_2 - \hat{X}_2 \quad (17-2)$$

$W(n)$  بردار وزن در زمان ثابت  $n$  می‌باشد:

$$\tilde{X}_n = [X_1(n-N), X_1(n-N+1), \dots, X_1(n+N-1), X_1(n+N)]^T \quad (18-2)$$

$$e(n) = X_2(n) - \tilde{X}_n^T(n) \hat{W}(n) \quad (19-2)$$

به منظور عملکرد بهتر الگوریتم وقتی از یک پارامترگام ثابت  $\mu$  بصورت وقتی بر اساس انحراف معیار  $X_1(n)$  استفاده می‌کند. وقتی که اطلاعات هم در طرف رمزنگار، هم در طرف رمزگشا وجود دارد،  $\mu$  طبق همان الگوریتم به روز می‌شوند و ضرایب فیلتر هم طبق تساوی زیر به روز می‌شود:

$$\hat{W}(n+1) = \hat{W}(n) + \mu (\tilde{X}_n) \frac{\tilde{X}_n e(n)}{\|\tilde{X}_n\|^2} \quad (20-2)$$

اجزای ورودی  $X_1$  و  $X_2$  از دو منطقه پشتیبانی که شامل مولفه‌های چند فازی از ماتریس تصویر در جهت‌های افقی و عمودی است انتخاب می‌شوند. الگوریتم تصادفی برای اجزای ورودی نتایج کدگذاری بهتری می‌دهد. این الگوریتم تصادفی بخصوص برای تصاویری که شامل مناطقی هستند که توسط لبه‌ها جدا شده‌اند، مناسب است. در شبیه‌سازی از یک منطقه پشتیبانی با ۹ مولف استفاده کرده و پس از ترتیب تصادفی این مولفه‌ها، بزرگترین و کمترین مقدار نادیده گرفته می‌شوند و بقیه مولفه‌های باقیمانده از این ترتیب تصادفی طبق الگوریتم وفقی LMS جلو برده می‌شود.

## ۲-۷ یک طرح نو برای فشرده‌سازی مبتنی بر استفاده از منحنی‌های بزیر

طرح ارائه شده [۸]، برای فشرده‌سازی موثر تصاویر اثر انگشت، منحنی‌های بزیر را بکار می‌گیرد. ابتدا برآمدگی‌ها را در امتداد مقدارهای هم‌مختصات آنها با استفاده از راه‌حل ارائه شده، استخراج می‌شوند. سپس هر برآمدگی را بصورت یک منحنی بزیر تصور می‌کنیم و بدین وسیله نقطه‌های کنترل را برای برآمدگی در نظر می‌گیریم.

نقطه‌های کنترل همه‌ی برآمدگی تعیین می‌شوند و این نقاط کنترل برای نمایش دادن تصاویر اثر انگشت به کار می‌روند. در زمان لازم تصاویر اثر انگشت از روی نقطه‌های کنترل ذخیره شده بوسیله منحنی‌های بزیر بازسازی می‌شوند. کیفیت تصاویر بازسازی شده بوسیله فرمول تخمین تعیین می‌شود. طرح مذکور به یک کاهش قابل توجه در کاهش حافظه مورد نیاز می‌رسد.

در روش مبتنی بر منحنی‌های بزیر، جزئیات مهم مثل نقاط انشعاب و نقاط انتهایی برآمدگی‌ها، حفظ می‌شوند. ابتدا برآمدگی‌ها از تصاویر اثر انگشت با مقدارهای هم‌مختصات آنها استخراج می‌شوند. بوسیله جعبه ابزار متلب همه مقدارها استخراج می‌شوند. نقاط کنترل برآمدگی با توجه به در نظر گرفتن هر برآمدگی به عنوان منحنی بزیر بدست می‌آید. نقاط کنترل شامل یک نقطه شامل یک نقطه ابتدا و نقطه انتها و دو مقدار هم‌مختصات انتخاب شده است. سپس نقاط کنترل برای همه برآمدگی

برای بازسازی اثر انگشت در یک فایل ذخیره می‌شود. این نقاط اثر انگشت در بازسازی اثر انگشت بوسیله منحنی‌های بزیر به کار می‌رود.

## ۲-۷-۱ منحنی بزیر

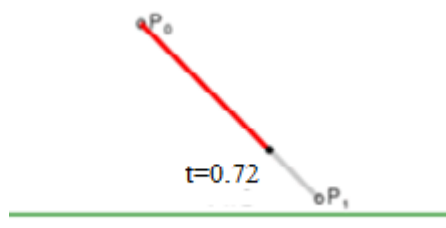
منحنی‌های بزیر در طرحهای گرافیکی برای مدل کردن منحنی‌های هموار بکار می‌رود. وقتی یک منحنی در چند ضلعی محدب نقاط کنترلش محاط می‌شود (محصور می‌شود)، نقاط کنترل آن به صورت گرافیکی می‌توانند نشان داده شوند و مستقیماً می‌توانند منحنی بزیر را اداره کنند. تبدیلیهایی مانند چرخش روی نقاط کنترل روی منحنی، بکار گرفته می‌شود. منحنی‌های بزیر درجه ۲ و درجه ۳ معمول تر هستند.

منحنی های بزیر خطی<sup>۱</sup>

$$B(t) = P_0 + t(P_1 - P_0) = (1-t)P_0 + tP_1 \quad t \in [0,1] \quad (۲-۲۱)$$

$P_0$  و  $P_1$  نقاط کنترل هستند و منحنی بزیر بصورت یک خط مستقیم ساده بین این دو نقطه است.

با تغییر زمان منحنی  $B(T)$  روی خط واصل این دو نقطه تغییر می‌کند.



شکل ۲-۹: منحنی بزیر خطی [۸]

<sup>۱</sup> linear Bezier curve

منحنی درجه دو<sup>۱</sup>:

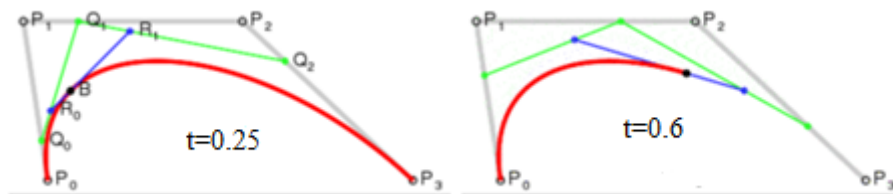
$$B(t) = (1-t)^2 P_0 + 2(1-t)t P_1 + t^2 P_2 \quad t \in [0,1] \quad (22-2)$$



شکل ۲-۱۰: منحنی بزییر درجه ۲ [۸]

منحنی  $B(t)$  با گذشت زمان روی خط متصل بین  $Q_0$  و  $Q_1$  حرکت می‌کند. در اینجا ۳ نقطه کنترل  $P_0$  و  $P_1$  و  $P_2$  است.

وقتی ۴ نقطه کنترل داشته باشیم منحنی بزییر ما مکعبی<sup>۲</sup> است که ترکیب خطی از دو منحنی درجه دو است.



شکل ۲-۱۱: منحنی بزییر درجه ۳ [۸]

$$B(t) = (1-t)^3 P_0 + 3(1-t)^2 t P_1 + 2(1-t)t^2 P_2 + t^3 P_3 \quad (23-2)$$

<sup>1</sup> Quadratic  
<sup>2</sup> Cubic

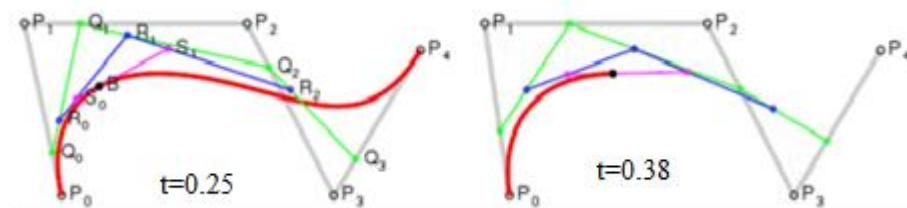


یک منحنی بزیر از درجه  $n$  بصورت یک ترکیب خطی نقطه به نقطه برای زوج نقطه متناظر در منحنی بزیر با درجه  $n-1$  است. بطور مثال منحنی کوادریک درجه ۲ است و یک ترکیب خطی برای دو نقطه  $Q_0$  و  $Q_1$  از دو منحنی بزیر با درجه ۱ است.

منحنی کابیک یک منحنی بزیر از درجه ۳ است که معمولاً بیشتر استفاده می‌شود و بوسیله ۲ نقطه انتهایی  $(p_1$  و  $p_4)$  و نقطه کنترل  $(p_2$  و  $p_3)$  تعریف می‌شوند. نقاط کنترل روی خود منحنی نیستند ولی فرم منحنی را تعیین می‌کنند. ۳ نقطه  $q_0$  و  $q_1$  و  $q_2$  است که بزیر خطی و دو نقطه  $R_0$  و  $R_1$  بزیر درجه ۲ را توصیف می‌کند. وقتی  $Q_0$  و  $Q_1$  و  $Q_2$  روی خط متصل  $p$  ها حرکت می‌کند آنگاه  $R_0$  و  $R_1$  روی خطوط متصل  $Q$  ها حرکت می‌کند.

$Q_0$  و  $Q_1$  و  $Q_2$  روی خطها حرکت می‌کند و  $R_0$  و  $R_1$  روی خط متصل به  $Q$  ها و با حرکت  $R_0$  و  $R_1$  منحنی کابیک تشکیل می‌شود.

اگر منحنی از درجه ۴ باشد. چهار نقطه  $Q_0$  و  $Q_1$  و  $Q_2$  و  $Q_3$  منحنی خطی و  $R_0$  و  $R_1$  و  $R_2$  منحنی درجه ۲ و  $S_0$  و  $S_1$  منحنی کابیک را توصیف می‌کند.  $B(t)$  از ابتدا تا انتهای  $R_0$  و  $R_1$  حرکت می‌کند.



شکل ۲-۱۲: منحنی بزیر درجه ۴ [۸]

در روش ما هر برآمدگی به عنوان یک منحنی بزیر کابیک تصویر می‌شود و بوسیله ۴ نقطه (۲ نقطه انتهایی و ۲ نقطه کنترل) ذخیره می‌شود.

طرح پیشنهادی ما دو مرحله دارد:

۱- استخراج برآمدگی‌ها با مقادیر هم‌مختصات آنها

## ۲- فشرده‌سازی بوسیله ارائه بزیر

اثر انگشت یک الگویی از اصطکاک (مالش) برآمدگی‌ها روی سطح نوک انگشت است که مینیوتیا شامل ناپیوستگی در این تصاویر است که نقاط انتهایی و نقاط انشعاب نماد آن هستند.

### ۲-۷-۲ استخراج برآمدگی‌ها و مقادیر هم‌مختصات آنها

قدم‌های اصلی در استخراج برآمدگی‌ها و مقادیر هم‌مختصات آنها ۲ مرحله را شامل می‌شود:

- پیش پردازش
- استخراج برآمدگی‌ها

قدم‌های پیش پردازش در ۵ گام زیر خلاصه می‌شود:

۱- یکسان سازی هیستوگرام

۲- بهبود به کمک تبدیل فوریه سریع

۳- دودویی کردن

۴- تخمین جهت میدان

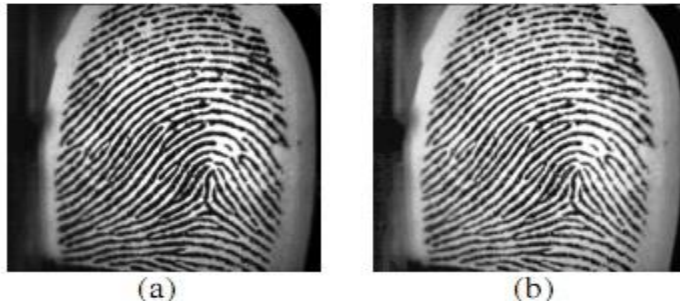
۵- استخراج مناطق مطلوب توسط عملیات مورفولوژی

یکسان‌سازی هیستوگرام<sup>۱</sup> یک نگاشت از روشنایی  $p$  به روشنایی  $q$  را توصیف می‌کند. توزیع روشنایی  $q$  برابر واحد است. این نگاشت تشخیص<sup>۲</sup> سطوح روشنایی را نزدیک مقدار بیشینه می‌کند (پهنای سطوح روشنایی را بیشتر می‌کند) و بدین ترتیب تفکیک‌پذیری بسیاری از ویژگیهای تصویر افزایش می‌یابد.

---

<sup>1</sup> histogram equalization

<sup>2</sup> contrast



شکل ۲-۱۳: الف: تصویر اصلی ب: تصویر بعد از یکسان سازی هیستوگرام [۸]

برای بهبود تصویر اثر انگشت برای هر بلوک تصویر FFT بکار می‌رود. در واقع برای بهبود تعریف برآمدگی‌ها در مقابل فرورفتگی‌ها FFT بکار می‌رود و خروجی این قسمت دودویی شده و به عنوان ورودی برای قسمت تخمین جهت میدان به کار می‌رود.

دودویی<sup>۱</sup> کردن باعث می‌شود که تفاوت بین فرورفتگی‌ها و برآمدگی‌ها بیشتر مشاهده می‌شود و در نتیجه استخراج نقاط مینیوتیا آسان می‌شود. در این روند ما مقادیر روشنایی همه پیکسلها را بررسی می‌کنیم. اگر از آستانه محلی بیشتر بود برابر مقدار دودویی آستانه قرار می‌دهیم و در غیر این صورت برابر صفر می‌گذاریم.

بردارهای گرادیان بیشترین مقدار خطای شدت روشنایی را بصورت عمودی در لبه خطوط، نشان می‌دهد. جهت میدان در یک اثر انگشت، جهت محلی برآمدگی‌ها در آن تصویر را تعریف می‌کند و دو روش برای این قسمت تخمین میدان<sup>۲</sup> وجود دارد:

۱- روش مبتنی بر فیلتر بانکها

۲- روش مبتنی بر بردار گرادیان (بردار شیب)

<sup>1</sup> Binarization

<sup>2</sup> Orientation Field Estimation

عملگرهای مورفولوژیکی<sup>۱</sup> هر گونه اعوجاج، شکستگی خط، جاده انشعابی غیر ضروری و پلها را حذف می کند و روی سطوح دودویی ایجاد می شوند. در عمل نازک سازی ضخامت همه خطها یک پیکسل می شود که براحتی از ناحیه های دیگر قابل تشخیص هستند.



شکل ۲-۱۴: تصویر پیش پردازش شده بعد از عملیات مورفولوژی [۸]

گام های پیش پردازش، یک نمایش واضح از نمای نزدیک برآمدگی ها را می دهد. برآمدگی های حاضر در تصویر اثرانگشت پیش پردازش شده، در ۴ گام زیر از هم جدا می شوند و مقدار هم مختصات آنها پیدا می شود.

۱- بعد از عملیات پیش پردازش روی برآمدگی ها، یک سری برآمدگی های به هم پیوسته وجود دارد که ما یک عملیات نازک سازی که برای نقطه های جزئیات مهم به کار می رود، روی آنها انجام می دهیم. این برآمدگی های به هم پیوسته از هم جدا می شود. در این عملیات نازک سازی اثر انگشت به دو حوزه متفاوت با هم تقسیم می شوند.

۲- پیکسل متناظر با نقطه های مینیوتیا با یک پیکسل مشکی جایگزین می شوند تصویر منتهی دارای برآمدگی های گسسته از هم هست.

۳- خصوصیات فردی برآمدگی های موجود در تصویر بدست آمده از مراحل قبل معلوم می شود [۹].

---

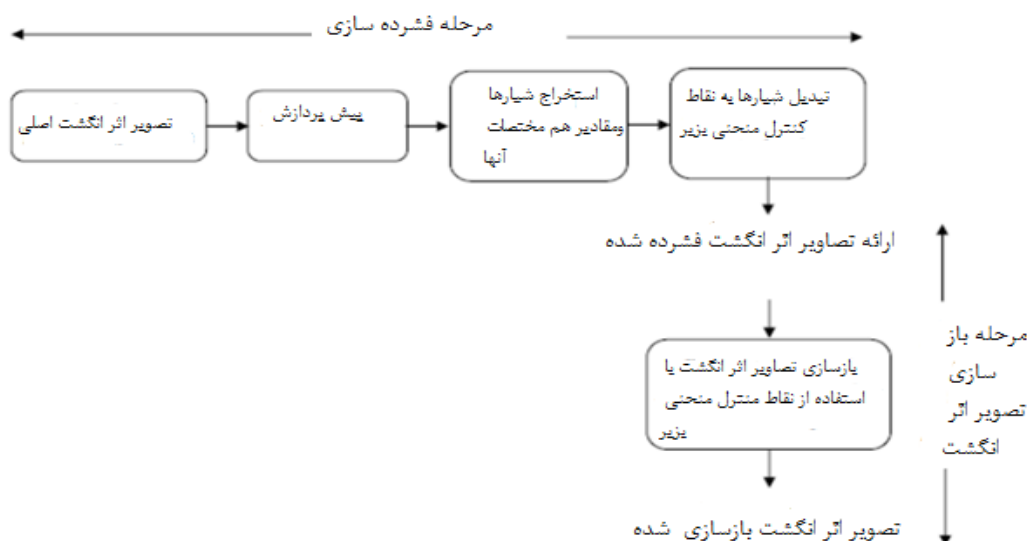
<sup>1</sup> Morfological

۴-حالا برآمدگی‌های مجزا استخراج شده‌اند و خواص این برآمدگی‌ها، برای بدست آوردن مقدار هم مختصات آنها به کار می‌رود.

### ۳-۷-۲ فشردگی با استفاده از منحنی‌های بزیر

هر برآمدگی با یک منحنی بزیر تصویر می‌شود که ۲ نقطه انتهایی و ۲ نقطه کنترل برای آن در نظر گرفته شده است. در واقع هر برآمدگی با ۴ نقطه کنترل آن ذخیره می‌شود و اگر فرض کنیم  $n$  برآمدگی داریم لذا فایل فشرده شده دارای  $4 \times n$  نقطه کنترل است.

تصاویر اثر انگشت از نقاط کنترل ذخیره شده، دوباره بازسازی می‌شوند. در واقع هر برآمدگی، با استفاده از خواص منحنی‌های بزیر کدگشایی می‌شود. تمام برآمدگی‌ها در نهایت برای شکل دادن به تصویر اثر انگشت، با هم متحد می‌شوند. ورودی قسمت بازسازی یک سری نقاط کنترلی است که از منحنی‌های بزیر گرفته شده است.



شکل ۲-۱۵: نمودار بلوکی طرح پیشنهادی [۸]

در این روش یک طرح موثر برای فشرده‌سازی اثر انگشت با استفاده از منحنی‌های بزرگ ارائه شد. در ابتدا برآمدگی‌ها و مقادیر هم‌مختصات آنها در تصویرهای اثر انگشت استخراج شده‌اند. سپس نقاط کنترل برای همه برآمدگی‌های استخراج شده، تعیین شده‌است و این در صورتی است که هر برآمدگی را به عنوان منحنی بزرگ در نظر بگیریم. چهار نقطه کنترل، شکل فشرده شده هر برآمدگی است. سپس با استفاده از نقاط کنترل منحنی‌های بزرگ، تصاویر اثر انگشت با حفظ جزئیات بازسازی می‌شود.

## ۸-۲ چند تکنیک مختلف و شناخته‌شده برای فشرده‌سازی اثر انگشت [۲]

### ۱-۸-۲ JPEG<sup>۱</sup>

JPEG دارای ۳ نوع است:

- ۱- دنباله‌ای<sup>۲</sup>
- ۲- مترقی
- ۳- مرتبه‌ای<sup>۳</sup>

این تکنیک بر اساس رمزگشای تبدیل فوریه گسسته کسینوسی (DCT)<sup>۴</sup> است. در تبدیل گسسته کسینوسی رو به جلو (FDCT) قسمت عمده حوزه فرکانسی، دامنه نزدیک به صفر دارند و نیاز به رمزنگاری ندارند و صرفاً این تبدیل، حوزه‌ای را به حوزه دیگر انتقال می‌دهد که می‌تواند به طور موثر رمزنگاری شود. در واقع چون پیکسل‌های تصویر همسایه و همجوار به یکدیگر وابسته هستند FDCT روی حوزه فرکانسی کم تمرکز می‌کند.

ضریب‌های حاصل از تبدیل DCT مطابق با جدول چندی‌کننده (QT) چندی می‌شوند و در رمزگشا<sup>۵</sup> برای برگشت به مقادیر اصلی در جدولشان ضرب می‌شوند. مقادیر چندی‌شده در دنباله زیگزاگی<sup>۶</sup> قرار

---

<sup>۱</sup> joint photographic Experts Group

<sup>۲</sup> Sequential

<sup>۳</sup> hierarchical

<sup>۴</sup> Discrete cosine transform

<sup>۵</sup> Decoder

<sup>۶</sup> zigzag

می‌گیرند که این نوع ترتیب به تسهیل رمزنگاری آنتروپی کمک می‌کند. در این ترتیب ضرایب غیر صفر فرکانسهای پایین قبل از ضرایب صفر فرکانسهای بالا قرار می‌گیرند. JPEG هم از رمزنگار هافمن و هم از رمزنگار حسابی برای رمزنگاری استفاده می‌کند.

در رمزنگاری با کدگذار حسابی فشرده‌سازی ۵ ال ۱۰ درصد بهتر است. بلوک‌های بزرگتر در تبدیل DCT منجر به رمزنگاری بهتر می‌شود. ولی نیاز به قدرت محاسباتی بالاتری داریم. با بلوک‌های کوچکتر اعوجاج تصویر کمتر است. برای مصالحه بلوک‌های  $8 \times 8$  یا  $16 \times 16$  مناسب است.

مراحل JPEG را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

۱- ابتدا تقسیم تصویر به زیر تصویرهای  $8 \times 8$  و شیفت سطح روشنایی به منطقه [۱۲۸، ۱۲۸-]

۲- برای این زیر تصویر تبدیل DCT به کار ببرید که  $64$  ضریب DCT به دست می‌آید که از این میان ۱ عدد DC و بقیه AC هستند.

۳- این ضرایب را چندی کنید.

۴- ترتیب زیگزاگی را برای این ضرایب اجرا کنید و ضرایب بدست آمده در فرکانسهای در حال افزایش هستند.

در سال ۱۹۹۶ کمیته JPEG به یک تکنیک جدید روی می‌آورد که کاربردهای فعلی و کاربردهای آینده را برآورده می‌کند. در واقع JPEG 2000 دارای پایه و اساسی شبیه JPEG اما با هدف پیچیدگی کمتر، انتقال و تعویض بیشتر می‌باشد و چون در پایان ۲۰۰۰ به یک استاندارد بین‌المللی تبدیل شد JPEG2000 است.

تبدیل موجک نیاز به قطعه کردن تصاویر ندارد. این تبدیل انتقال بهینه و مترقی تصویر را آسان می‌کند لذا از اثرات مصنوعی<sup>۱</sup> ناشی از بلوک کردن تصویر جلوگیری می‌کند. ولی JPEG مبتنی بر تبدیل DCT است و سرعت پردازش بیشتری دارد. ولی در نسبت فشرده سازی بالاتر از اثرات مصنوعی تاثیر می‌پذیرد که این اثر تخریب برای شناسایی اثرانگشت می‌باشد.

---

<sup>۱</sup> Artifact



# فصل سوم

مفاهیم پایه

### ۳-۱ تبدیل موجک

به دلیل وجود شباهت در زمینه فشرده‌سازی و عدم وجود مقالات جدید در مورد فشرده‌سازی اثرانگشت قسمت مفاهیم پایه با نگاهی به پایان‌نامه [۱۰] به صورت زیر آورده شده است.

گرچه پایه‌های ریاضی موجک‌ها ریشه در مباحث قدیمی ریاضی و فیزیک دارد. ولی استفاده از آنها به عنوان ابزاری برای تحلیل و پردازش سیگنالها به اواسط دهه ۸۰ میلادی بر می‌گردد. تحول عظیم و اساسی در استفاده و کاربرد تبدیل موجک در مباحث پردازش سیگنال با مقاله ملت<sup>۱</sup> [۱۱] شروع شد. او با ارائه دیدگاه جدید از تبدیل موجک آن را به عنوان ابزار و راهکاری جدید و قدرتمند برای پردازش سیگنال و تحلیلی موسوم به تحلیل چند درجه تفکیک<sup>۲</sup> معرفی کرد. کاربرد تبدیل موجک در زمینه فشرده‌سازی تصویر تا قبل از معرفی استاندارد JPEG بسیار محدود بود که علت آن را می‌توان نبود روشی کارآمد برای کدگذاری ضرایب تبدیل موجک دانست [۱۲]. با معرفی روش درخت صفر جا گذاری شد (EZW) توسط جوزف شاپیرو<sup>۳</sup> در [۱۳]، انقلابی در زمینه کدگذاری ضرایب موجک و فشرده‌سازی تصویر مبتنی بر تبدیل موجک بوجود آمد. به گونه‌ای که از آن زمان تاکنون روش‌های متنوع و متعددی چه در زمینه فشرده‌سازی تصاویر مبتنی بر تبدیل موجک و چه در زمینه کدگذاری ضرایب موجک معرفی شده‌اند و این روند همچنان ادامه دارد.

### ۳-۱-۱ کدگذاری زیرباند

قبل از پرداختن به تبدیل موجک، بهتر است ابتدا با کدگذاری زیرباند<sup>۴</sup> که به نوعی از اجداد تبدیل موجک به شمار رفته و گاهی به آن تبدیل موجک اولیه نیز گفته می‌شود به اختصار آشنا شویم [۱۴]. در حقیقت این دو اصطلاح یکی هستند و فقط از دیدگاه‌های مختلف به مسئله نگاه می‌کنند، اصطلاح زیرباند از دید مهندسی و اصطلاح تبدیل موجک از دید ریاضی.

<sup>1</sup> Mallat

<sup>2</sup> Multiresolution Analysis

<sup>3</sup> Jussef shapiro

<sup>4</sup> Subband coding

### ۳-۱-۲ تبدیل موجک

ایده اصلی تکنیک کدگذاری زیرباند، بخش‌بندی طیف سیگنال به چندین محدوده یا باند سپس کدگذاری و انتقال هر باند به طور مجزا می‌باشد [۱۵]. در این تکنیک جداسازی باندهای فرکانسی تصویر، توسط فیلترکردن تصویر ورودی به کمک بانکی از فیلترهای میان‌گذر مطابق با شکل ۱-۲ انجام می‌شود. در نتیجه این عملیات فیلترینگ، تصویر ورودی بسته به تعداد فیلترهای موجود در فیلتربانک به چندین نسخه تصویر فیلترشده با محتوای فرکانسی متفاوت تجزیه می‌شود. به منظور تطبیق محتوای فرکانسی تصاویر فیلتر شده حاصل با خصوصیات سیستم بینایی انسان، فیلترها به صورت باندهای اکتاو<sup>۱</sup> (یعنی افزایش/کاهش عرض باندها به صورت توان صحیحی از ۲ (طراحی و تنظیم شده اند. از آنجا که پهنای باند هر نسخه تصویر فیلتر شده کاهش یافته است، از نظر تئوری مطابق قضیه نایکوئیست<sup>۲</sup> می‌توان با نرخ کمتری از این تصاویر نمونه برداری کرد و در نتیجه تعدادی زیرتصویر کاهش بعد یافته<sup>۳</sup> به دست آورد. در واحد کدگذار این زیرتصاویر پس از چندی‌سازی، کدگذاری شده و ارسال می‌شوند. در واحد کدگشا، زیرتصویرهای دریافتی به ابعاد اولیه بازگردانده شده و از مجموعه‌ای از فیلترها به نام فیلتربانک ترکیب<sup>۴</sup> عبور داده می‌شوند. این فیلتربانک عمل درونیایی و ترکیب زیرتصویرها به منظور بازسازی تصویر اولیه را انجام می‌دهد.

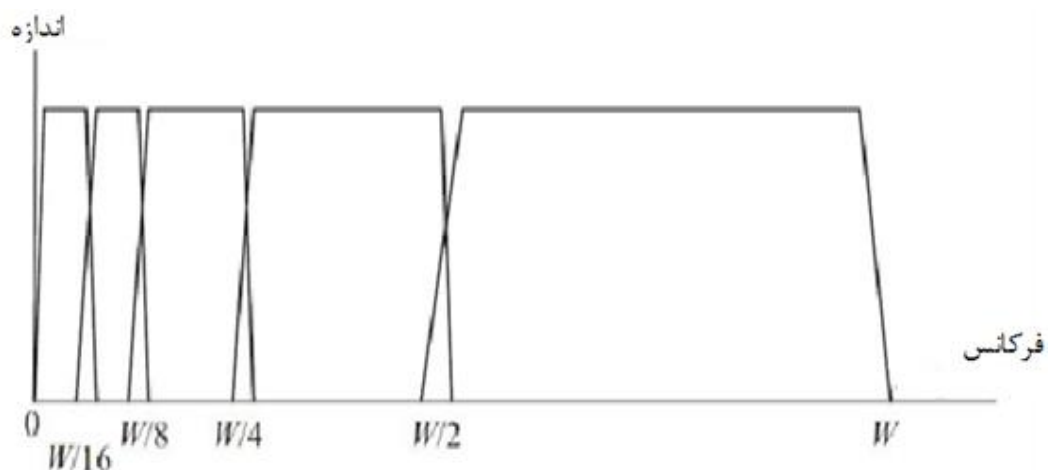
---

<sup>۱</sup> Octav Bands

<sup>۲</sup> Nyquist

<sup>۳</sup> Reduced size subimage

<sup>۴</sup> Synthesis Filter bank



شکل ۳-۱: بانکی از فیلترهای پایین گذر [۱۲]

تبدیل موجک حالت خاصی از کدگذاری زیرباند است که در زمینه کدگذاری تصویر و ویدیو بسیار فراگیر و متداول شده است. کدگذاری زیرباند تصاویر مبتنی بر تحلیل فرکانسی است حال آنکه تبدیل موجک بر تئوری تقریب<sup>۱</sup> استوار است. با این حال از آنجا که تصاویر طبیعی به طور محلی هموار بوده و می توان آن ها را با تقریب تکه ای-چندجمله ای<sup>۲</sup> مدل کرد، در صورت انتخاب مناسب تابع چندجمله ای می توان مشابه با ایده کدگذاری زیرباند به نوعی تحلیل فرکانسی دست یافت.

از نظر ریاضی، چنانچه  $X(T)$  تابعی مربعی-انتگرال پذیر<sup>۳</sup> باشد، تبدیل موجک آن معادل با تجزیه این تابع برحسب مجموعه ای از توابع پایه به صورت زیر است:

$$X_W(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \psi_{a,b}(t) dt \quad (۱-۳)$$

که در آن  $\psi_{a,b}(t)$  به نام تابع پایه شناخته می شود. این تابع نسخه ای کشیده شده و جابجا شده که در آن یک سیگنال میان گذر مانند  $\psi(t)$  است که موجک مادر<sup>۱</sup> نامیده شده و به صورت زیر تعریف می شود:

<sup>۱</sup> Approximation theory

<sup>۲</sup> Piecewise polynomial

<sup>۳</sup> Square-Integrable

$$\psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2-3)$$

که در آن  $a$  و  $b$  به ترتیب پارامترهای گسترش<sup>۲</sup> و انتقال<sup>۳</sup> نامیده می‌شوند. تاثیر این پارامترها در شکل ۲-۲ نشان داده شده است. عرض تابع پایه با تغییر فاکتور اتساع یا (مقیاس)  $a$  به این شکل تغییر می‌کند که هرچه این فاکتور بزرگتر شود، عرض زمانی تابع پایه نیز بزرگتر می‌شود و بنابراین عرض (یا پهنای باند) فرکانسی آن کمتر می‌شود. بنابراین به کمک این پارامتر می‌توانیم درجه‌ی تفکیک زمانی و فرکانسی را (با مصالحه‌ای که بین یکدیگر دارند) در تبدیل موجک تغییر دهیم و همین ویژگی جالب تبدیل موجک است که این تبدیل را برای تحلیل سیگنال‌هایی همچون تصاویر طبیعی که ویژگی‌هایی با اندازه‌های مختلف دارند، مناسب می‌سازد. متناظر با هر اندازه‌ی ویژگی<sup>۴</sup> یک تابع پایه  $\psi_{a,b}(t)$  وجود دارد که آن ویژگی به بهترین وجه توسط این تابع پایه تحلیل می‌شود. بعنوان مثال، در تصویری از یک خانه که شخصی از پنجره بیرون را نگاه می‌کند، تابع پایه‌ی متناظر با مقدار  $a$  بزرگ، به راحتی کل خانه را تحلیل می‌کند. اما شخص کنار پنجره در مقیاسی کوچکتر بهتر تحلیل خواهد شد و همینطور چشم‌های شخص در مقیاسی باز هم کوچکتر. بنابراین، تبدیل موجک همانند تحلیل سیگنال با فیلترهای میان‌گذری است که فرکانس مرکزی آن‌ها متغیر و وابسته به پارامتر  $a$  اما دارای ضریب کیفیتی<sup>۵</sup> ثابت هستند. لازم به ذکر است که ضریب کیفیت یک فیلتر میان‌گذر، نسبت فرکانس مرکزی به پهنای باند آن فیلتر تعریف می‌شود.

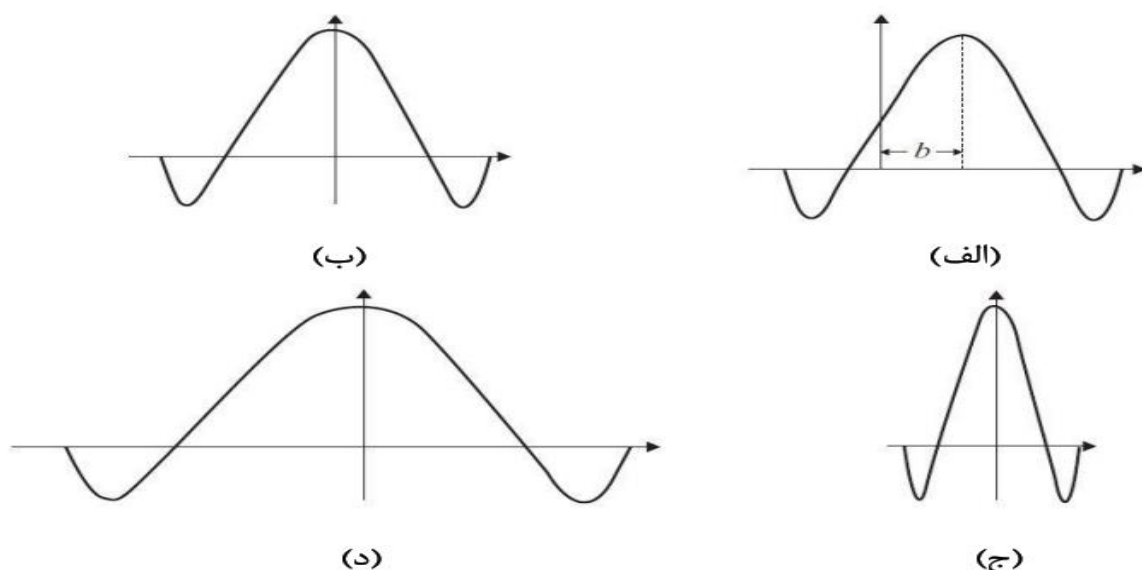
<sup>1</sup> Mother Wavelet

<sup>2</sup> Dialation

<sup>3</sup> Translation

<sup>4</sup> Feature Size

<sup>5</sup> Quality Factor



شکل ۳-۲: تاثیر گسترش وانتقال زمانی روی موجک مادر(الف) موجک مادر با  $a=1$  و  $b \neq 0$  (ب)  $a=1$  و  $b=0$  و  $a=2$  (ج)  $a=1/2$  و  $b=0$  (د)  $a=1$  و  $b=0$  [۱۱]

### ۳-۱-۳ تبدیل موجک گسسته

تبدیل موجک تعریف شده در رابطه‌ی (۳-۱) سیگنال یک بعدی  $X(t)$  را به تابع دوبعدی  $X_w(a, b)$  نگاشت می‌کند و بنابراین موجب تولید تزايد زیادی می‌شود. سیگنال اولیه را می‌توان از روی تبدیل موجک و به ازاء مقادیر گسسته‌ای از پارامترهای  $a$  و  $b$  به دست آورد [۱۶]. پارامتر  $a$  را می‌توان با انتخاب  $a = a_0^m$  بطوریکه  $a_0 < 1$  و  $m$  عددی صحیح باشد، گسسته کرد. با افزایش مقدار  $a$  مقدار، پهنای باند یا (همان درجه تفکیک فرکانسی) تابع پایه کاهش می‌یابد و بنابراین برای پوشش یک ناحیه‌ی فرکانسی مشخص، نیاز به گام‌ها یا در اصطلاح سلول‌های درجه تفکیک<sup>۱</sup> بیشتری است. بطور مشابه، گسسته سازی پارامتر  $b$  نیز با نمونه‌برداری در محور زمان انجام می‌گیرد. فرکانس این نمونه‌برداری به پهنای باند سیگنالی که قرار است نمونه‌برداری شود وابسته بوده، و در نتیجه با پارامتر  $a$  تناسب معکوس دارد. پارامتر را می‌توان با انتخاب  $n = b_0 a_0^m$  گسسته کرد و به ازای  $a_0 = 2$  و  $b_0 = 1$  نیز انتخاب‌هایی برای  $t$  وجود دارد بطوریکه توابع  $\psi_{m,n}(t)$  حاصل از آن‌ها پایه

<sup>1</sup> Resolution Cell

های یکامتعامدی را در فضای توابع مربعی-انتگرال پذیر تشکیل می دهند. این امر بدین معناست که هر تابع مربعی-انتگرال پذیر  $X(t)$  را می توان بصورت یک ترکیب خطی از توابع پایه همانند زیرنمایش داد:

$$X(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad (3-3)$$

که در آن ضرایب  $a_{m,n}$ ، به ضرایب تبدیل موجک  $X(t)$  معروف هستند، و از طریق رابطه ی (3-4) بدست می آیند:

$$a_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} X(t) \psi_{m,n}(t) dt \quad (4-3)$$

جالب است توجه شود که با هر بار افزایش  $m$  مقدار  $a$  دو برابر می شود و این به معنی دو برابر شدن عرض زمانی و نصف شدن عرض یا پهنای باند فرکانسی است. این ویژگی معادل با تحلیل سیگنال به کمک تجزیه ی اکتاو باندهای فرکانسی و نیز تبدیل موجک توان-دو<sup>۱</sup> است. در تبدیل موجک توان-دو مشابه کدگذاری زیرباند، برای تحلیل سیگنال از یک تکنیک مبتنی بر فیلتربانک موجک که به الگوریتم هرمی نیز معروف است [۱۷]، استفاده شده است همانطور که قبلا ذکر شد، یک فیلتربانک از فیلترهایی تشکیل شده است که یک سیگنال را به باندهای فرکانسی مختلف تجزیه می کند [۱۸]. در الگوریتم هرمی، سیگنال اصلی توسط دو فیلتر موجک پایین گذر  $L$  و بالاگذر  $H$  به دو سیگنال فرکانس پایین و فرکانس بالا تجزیه شده و سپس زیرنمونه برداری<sup>۲</sup> می شوند. هر یک از این سیگنالها حاوی نیمی از محتوای فرکانسی سیگنال اصلی هستند. خروجی فیلترهای پایین گذر و بالاگذر به ترتیب موسوم به اطلاعات تقریب و جزئیات هستند. در تحلیل چند درجه تفکیک، سیگنال تقریب بدست آمده در سطح تجزیه اول<sup>۳</sup>، مجددا با عبور از فیلترهای  $L$  و  $H$  و زیرنمونه برداری به سیگنالهای تقریب و جزئیات تجزیه شده و این روند برای سیگنال تقریب سطح تجزیه دوم به بعد تا حصول تعداد سطوح تجزیه مطلوب به همین شکل ادامه می یابد. تجزیه موجک

<sup>1</sup> Dyadic Wavelet Transform

<sup>2</sup> Downsampling

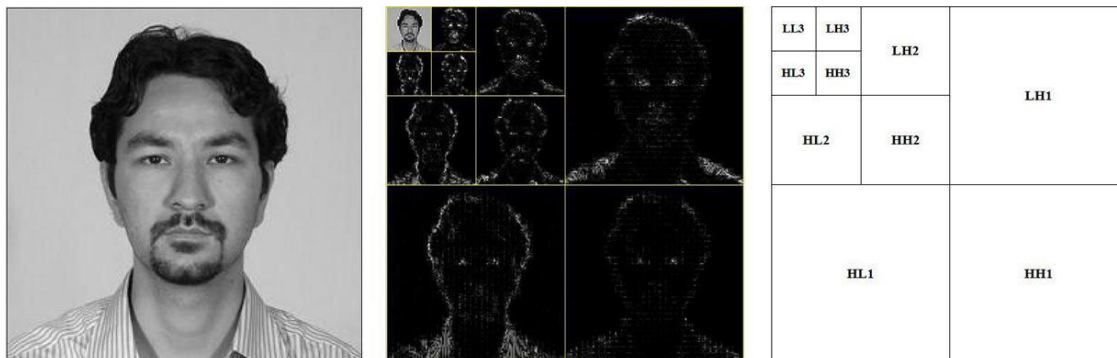
<sup>3</sup> Decomposition Level

چند سطحی سیگنال اصلی در نهایت منجر به تولید یک سیگنال تقریباً مربوط به سطح آخر تجزیه، و دنباله‌ای از سیگنال‌های جزئیات مربوط به سطوح اول تا آخر تجزیه خواهد شد. با اینکه تبدیل موجک توان-دو حالت خاصی از تبدیل موجک گسسته است، اما در اغلب اوقات منظور از تبدیل موجک گسسته همان تبدیل موجک توان-دو است. در این پایان‌نامه نیز از این پس منظور ما از تبدیل موجک گسسته، تبدیل موجک توان-دو خواهد بود.

در مورد سیگنال‌های دوبعدی مانند تصاویر، چنانچه سطرها و ستون‌ها بعنوان سیگنال‌هایی یک‌بعدی در نظر گرفته شوند، به روشی مشابه فوق می‌توان تبدیل موجک گسسته دوبعدی را بدست آورد. در این روش ابتدا در جهت افقی از تک تک سطرهای تصویر توسط دو فیلتر  $L$  و  $H$  تبدیل موجک گسسته یک‌بعدی گرفته می‌شود. در نتیجه این عمل تصویر اصلی به دو زیر تصویر مستطیلی هم‌اندازه با محتوای فرکانسی متفاوت تجزیه می‌شود. تعداد سطرهای این زیرتصاویر با تصویر اصلی برابر، و تعداد ستون‌های آن‌ها به دلیل زیرنمونه‌برداری نصف تصویر اصلی است. حال اینبار در جهت عمودی مجدداً با اعمال فیلترهای  $L$  و  $H$  روی تک تک ستون‌های این زیرتصاویر از آن‌ها تبدیل موجک گسسته یک‌بعدی گرفته می‌شود. با این کار در نهایت چهار زیرتصویر حاصل خواهد شد. زیرتصویری که در نتیجه دو بار اعمال متوالی فیلتر  $L$  در جهت‌های افقی و عمودی روی تصویر اصلی حاصل شده است، اصطلاحاً زیرتصویر تقریب نامیده شده و با  $LL$  نشان داده می‌شود. به همین ترتیب زیرتصاویر  $HL$ ،  $LH$  و  $HH$  به ترتیب زیرتصاویر جزئیات افقی، عمودی و قطری نامیده می‌شوند. اکنون یک تجزیه موجک یک‌سطحی از تصویر اصلی بدست آمده است. برای دستیابی به سطح دوم تجزیه کفایت همین روند را اینبار روی زیر تصویر تقریب یعنی  $LL$  تکرار کرده و آن را به چهار زیرتصویر  $HL^2$ ،  $LH^2$ ،  $LL^2$  و  $HH^2$  تجزیه کنیم. این کار را می‌توان برای دستیابی به سطوح بالاتر تجزیه موجک همین‌طور ادامه داد. شکل ۳-۳ یک تصویر چهره و تبدیل موجک گسسته دو بعدی آن را با سه سطح تجزیه نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل ۳-۳



مشاهده می‌شود، زیرتصویر LL<sup>3</sup> یک نسخه تقریبی از تصویر چهره است که حاوی بیشترین انرژی تصویری اصلی در مقایسه با سایر زیر تصاویر است.



شکل ۳-۳: تبدیل موجک گسسته دو بعدی با سه سطح تجزیه

### ۳-۲ کدگذاری تصویر مبتنی بر موجک

ارسال سریع تصاویر از طریق دستگاه‌های قابل حمل یا متحرک، که عموماً در فضای حافظه، قدرت پردازش و عمر باتری محدودیت دارند، نیازمند الگوریتم‌هایی برای کدگذاری تصاویر است که بتوانند با پیچیدگی محاسباتی پایین تصاویر را بطوری کارآمد فشرده کنند. همچنین جستجوی تصاویر در اینترنت از میان مجموعه داده‌های تصویری، نیازمند الگوریتم‌های کدگذاری و کدگشایی سریعی است که از نظر نرخ-عوجاج نیز کارایی بالایی داشته باشند. چنین الگوریتم‌هایی باید قابلیت ساخت و بازسازی پیشرو<sup>۱</sup> تصاویر کد شده مبتنی بر موجک، و دستیابی به تصاویری با کیفیت خوب در مراحل اولیه انتقال را داشته باشند. این ویژگی‌ها مخصوصاً هنگامی اهمیت بیشتری پیدا می‌کنند که جستجوی تصاویر وب از طریق خطوط بی‌سیم صورت گیرد، چرا که در این حالت محدودیت ظرفیت کانال، محدودیت حافظه و نیز محدودیت در پیچیدگی محاسباتی عواملی مسجل و قطعی خواهند بود. تبدیل موجک به نحو بسیار خوبی قادر به خوشه‌بندی انرژی در مکان و فرکانس است [۱۹]. بنابراین میزان موفقیت و کارایی یک الگوریتم کدگذاری تصویر مبتنی بر موجک، به میزان بهره‌برداری آن از این خاصیت خوشه‌بندی انرژی تبدیل موجک بستگی دارد. در طی سالیان

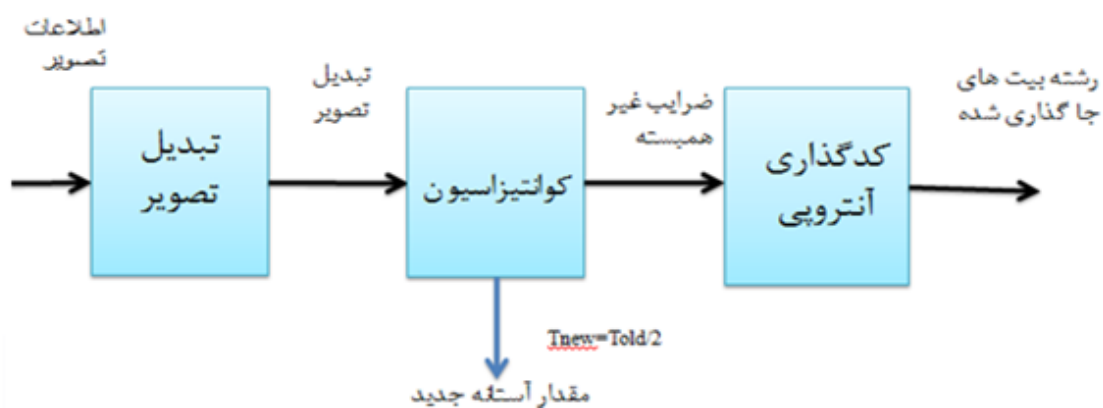
<sup>1</sup> Progressive

گذشته، تعدادی الگوریتم بسیار موفق برای کدگذاری تصویر مبتنی بر موجک معرفی شده‌اند. این الگوریتم‌ها را می‌توان بطور کلی به دو گروه الگوریتم‌های مبتنی بر درخت صفر، و مبتنی بر بلوک صفر دسته‌بندی کرد. نکته مهم در مورد این روش‌ها اینست که، هدف همگی آن‌ها کدگذاری و ارسال بیشترین ضرایب موجک مهم با کمترین هزینه نرخ بیت و زمان است. دستیابی به این هدف مستلزم ارائه روشی بهینه چه از نظر نرخ بیت و چه از نظر زمان، برای جستجوی ضرایب مهم خواهد بود. معیار ارزیابی اهمیت ضرایب در چنین روش‌هایی معمولاً اندازه و بزرگی ضرایب در نظر گرفته می‌شود، چرا که ثابت شده است ضرایب موجک بزرگتر نقش و تاثیر بیشتری در کاهش اعوجاج تصویر فشرده‌شده دارند [۲۰].

الگوریتم‌های مبتنی بر درخت صفر با گروه‌بندی ضرایب موجک متناظر با موقعیت و جهت مکانی مشابه، درخت‌هایی به نام درخت جهت‌دار مکانی یا SOT را تشکیل می‌دهند؛ این درخت‌ها از ضرایب پایین‌ترین زیرباند فرکانسی به عنوان گره‌های ریشه سرچشمه گرفته‌اند. آنگاه درخت صفر تعریف می‌شود، یک SOT که نسبت به یک آستانه مشخص  $2^n$  دارای هیچ ضریب مهمی (بزرگتری) نباشد. در میان این کدگذارها، الگوریتم SPIHT پیشنهاد شده توسط Said و Pearlman [۲۱]، بیشترین شهرت و محبوبیت را دارد. الگوریتم SPIHT از کارایی بالایی در کدگذاری و پیچیدگی محاسباتی پایین برخوردار است، و در عین حال دنباله بیت‌های یکپارچه‌ای تولید می‌کند. کدگذاری SPIHT برای فشرده‌سازی و انتقال پیشرو بهینه طراحی شده است. فرآیند انتقال را می‌توان در هر زمان از فرآیند کدگذاری متوقف کرد و به بهترین کیفیت تصویر با نرخ بیت موجود تا آن زمان دست یافت. وابستگی پایین کارایی SPIHT به کدگذاری آنتروپی (معمولاً در حدود ۰٫۵-۰٫۲ dB) ، به ما این اختیار را می‌دهد که از کدگذاری حسابی [۲۲] صرف‌نظر کنیم. EZW روش مبتنی بر ارتباط بین زیر باندهای مختلف حاصل از تبدیل موجک می‌باشد. با استفاده از این الگوریتم یک کدگذار می‌تواند به کدگذاری در هر نقطه که نرخ اعوجاج و نرخ فشرده‌سازی به مصالحه برسند پایان دهد. در ادامه به توضیح مختصر نحوه عملکرد الگوریتم کدگذاری EZW و SPIHT می‌پردازیم.

پایین‌ترین باند زیرتصویرهای موجک یک کپی از تصویر اولیه است که ابعاد آن، بسته به تعداد سطوح تجزیه، (مانند شکل ۳-۷-الف)، کم و بیش کاهش یافته است. اگر تعداد سطوح تجزیه زیاد باشد، عملاً همبستگی چندانی بین پیکسل‌های پایین‌ترین باند وجود ندارد. در این حالت، کدگذاری پیکسل به پیکسل، مشابه با آنچه که در استاندارد JPEG2000 مورد استفاده قرار گرفته است، به حد کافی مناسب است. از طرفی در استاندارد MPEG4 برخلاف استاندارد JPEG2000 از تعداد سطوح تجزیه چندان زیادی استفاده نشده است؛ بنابراین مقداری همبستگی بین JPEG2000 استاندارد کاهش داد.

برای کدگذاری باندهای بالاتر حاصل از تجزیه زیرباندی، ضرایب موجک مربوطه با ساختاری به نام ساختار درخت صفر (ZT) کدگذاری می‌شوند. الگوریتم EZW که اولین بار توسط آقای شاپیرو ارائه گردید مبتنی بر همین ساختار می‌باشد. این روش و مشتقات آن مبتنی بر دو مفهوم به نامهای چندی کردن با روش تقریب متوالی و تعیین شباهت باندهای هم‌جهت می‌باشند که در ادامه توضیح داده می‌شوند.



شکل ۳-۴: طرح کدگذاری تعبیه شده [۲۳]

شکل ۳-۴ الگوریتم یک کدگذار درختهای صفرگذار را نشان می‌دهد. [۲۳] اگر در بلوک اول، تبدیل تصویر موردنظر تبدیل موجک گسسته باشد (EZW) پدید می‌آید. در واقع EZW روشی است که اول پیکسل‌های مهم، بعد پیکسل‌های ثانویه و سپس همه منابع را کدگذاری می‌کند. چون بعد از انتقال

و فشرده سازی انرژی، مرحله کدنگاری شروع می شود در نتیجه ضرایب کمتر در اولین سطح تراز مورد توجه قرار می گیرند، لذا روش کدنگاری بسیار موثری است.

EZW از مقادیر DWT استفاده میکند. ضرایب در زیرباندهای مختلف همان محل در تصویر را دارند. اگر ضریبی از مقدار آستانه (T) کمتر بود آن ضریب مهم<sup>1</sup> و اگر ضریبی کمتر از آستانه بود، ضریب نامهم<sup>2</sup> است و بدین ترتیب یک نقشه اهمیت پدید می آید. EZW روش مبتنی بر ارتباط بین زیر باندهای مختلف حاصل از تبدیل موجک می باشد.

برای توضیح EZW ابتدا مشخصات آماری ضرایب موجک حاصل شده از داده های تصویر بیان می شود. سپس دو مفهوم کلیدی EZW تحت عنوان عناوین کدگذاری نقشه های اهمیت با استفاده از درخت های صفر و چندی کردن تقریبی به صورت متوالی تشریح می گردند. یکی از ویژگی های مفید تبدیل موجک در زمینه فشرده سازی این است که معمولا انرژی را در تعداد نسبتا کمی از ضرایب موجک متمرکز می کند، بدین ترتیب می توان تنها با کدکردن تعداد نسبتا اندک ضرایب با انرژی بالا به نرخ بیت و مربع خطا نسبتا پایینی دست پیدا کرد. اما تنها مشکل این نظریه این است که چون فقط تعداد انتخابی از ضرایب کد می شوند، کد کننده باید اطلاعات مکانی ضرایب را ارسال کند تا داده ها به درستی در رمزگشا قابل بازیابی باشند. بسته به روش مورد استفاده تعداد بیت های مورد نیاز جهت کد کردن اطلاعات مکانی، می تواند بخش قابل توجهی از کل باشد و به طور سودمندی فشرده سازی انرژی را خنثی می کند. راه حلی که EZW برای این مشکل پیشنهاد می کند استفاده از نقشه های اهمیت است. نقشه اهمیت مشخص می کند که آیا یک ضریب خاص نسبت به حد آستانه مشخص مقدار صفر یا غیر صفر دارد. این الگوریتم روش بسیار موثری را جهت کدکردن این نقشه های اهمیت به کار می برد. بدین ترتیب که با تعریف درخت هایی موسوم به درخت های صفر دیگر نیازی به کدکردن تمامی ضرایب صفر موجود در نقشه اهمیت نیست، بلکه با مشخص کردن

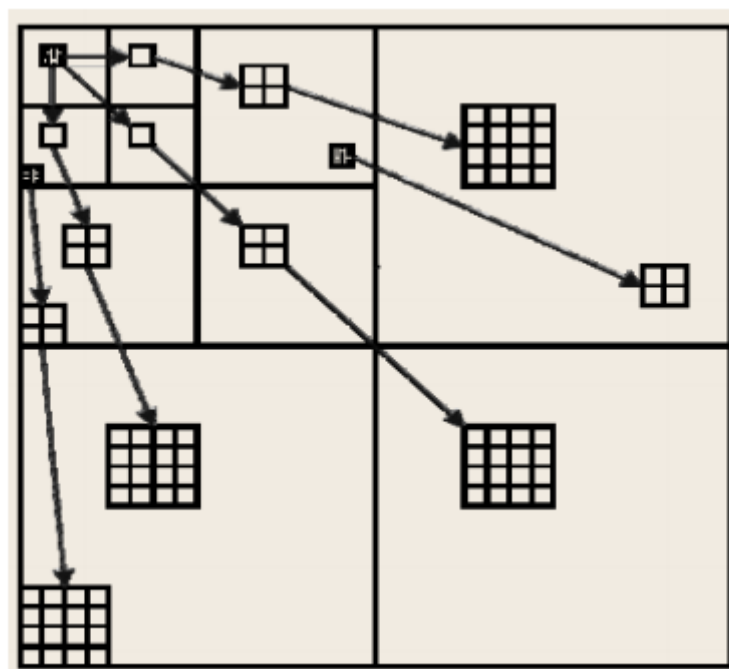
---

<sup>1</sup> significant  
<sup>2</sup> Insignificant

ریشه درخت و کد کردن آنها، رمز گشا قادر به تشخیص مابقی اعضای درخت خواهد بود. الگوریتم EZW یا ساختار درخت از این فرضیه استفاده می کند که اگر ضریبی در باند فرکانسی پایین نسبت به یک حد آستانه ی مشخص غیرمهم تشخیص داده شود، احتمالاً ضرایب دیگر در باند های فرکانسی بالا در همان جهت و در همان مکان خاص (البته با افزایش مقیاس فضایی) نیز غیر مهم خواهد بود. این مجموعه ضرایب غیر مهم در الگوریتم EZW درخت های صفر نامیده می شود. برای تفهیم ساختار درختی به شباهت های بین باندها می پردازیم.

مثالی که در شکل ۳-۳ نمایش داده شد مربوط به تبدیل موجک ۳ مرحله ای (ده باند) یک تصویر چهره است. ملاحظه می کنید که باندهای عمودی (و البته باندهای دیگر افقی و قطری) مقیاسی از یکدیگر و شبیه به هم هستند. نکته مهم در این تصاویر این است که ضرایب کوچک و کم ارزش تبدیل موجک تمایل دارند که در مکانهای مشابه و متناظر هم از باندهای هم نوع قرار بگیرند. همچنین، لبه ها هم تمایل دارند که در موقعیت مشابه و متناظری نسبت به هم قرار بگیرند. با توجه به اینکه زیرتصویرهای باندهای پایین تر (یعنی سطوح بالاتر تجزیه) دارای ابعادی برابر نصف ابعاد باندهای بالاتر هستند، می توان یک نمایش درخت تریبیتی از باندهای هم راستا ارائه کرد. برای روشن شدن قضیه ساختار درخت گونه تبدیل موجک شکل ۳-۵ را در نظر بگیرید. در این تصویر از ۳ مرحله تبدیل موجک استفاده شده است. در این شکل هر ضریب از پایین ترین باند عمودی، LH3، متناظر با چهار ضرایب از باند عمودی بالاتر خود، یعنی LH2، می باشد که آن هم متناظر با ۱۶ ضریب از باند بالاتر خود، یعنی LH1، می باشد. بنابراین اگر یک ضریب در باند LH3 صفر باشد احتمال زیادی وجود دارد که فرزندان آن در باندهای بالاتر LH2 و LH1 نیز صفر باشند. این متلب برای دو راستای دیگر (یعنی افقی و قطری) نیز صادق و برقرار است. به چنین درختی، درخت صفرها یا ZT گفته می شود. روش درخت صفرها روشی موثر برای نمایش یک گروه بزرگ صفر از ضرایب تبدیل موجک می باشد. کافی است ریشه ی درخت ZT شناسایی شود تا تمام فرزندان آن در باندهای بالاتر نادیده گرفته شوند.

ضرایب در مقیاس درشت والد<sup>۱</sup> نامیده می شوند و همه ضرایب مرتبط با همان موقعیت فضایی در مقیاس ریزتر بعدی در همان جهت فرزند<sup>۲</sup> نامیده می شود. برای یک والد داده شده، مجموعه ای از همه ضرایب در مقیاس ریزتر همان جهت متناظر با همان مکان نسل<sup>۳</sup> نامیده می شود. بطور مشابه برای یک بچه همه ضرایب در همه مقیاس های بزرگتر در همان جهت مربوط به همان محل اجداد<sup>۴</sup> نامیده می شود.



شکل ۳-۵: ساختار درختی در الگوریتم EZW [۲۴]

به جز پایین ترین و بالاترین ضرایب فرکانسی، هر ضریب والد در باند فرکانسی پایین تر با ۴ ضریب فرزند در باند فرکانسی بالاتر، که در یک ردیف فرکانسی قرار دارند ارتباط دارد. تعاریف استاندارد اجداد و درخت مستقیماً از این رابطه والد و فرزندی پیروی می کنند. یک ضریب قسمتی از درخت صفر است اگر نسبت به حد آستانه T، خود صفر بوده و تمام نوادگان آن نیز صفر باشند و نیز به عنوان ریشه درخت صفر محسوب می شود، اگر جز ریشه درخت دیگری که نقطه شروع آن در زیر باندهای با

<sup>1</sup> Parent  
<sup>2</sup> Children  
<sup>3</sup> Descendants  
<sup>4</sup> Ancestors

فرکانس پایین تر است نباشد. این بیان فشرده همراه با بیان این واقعیت که درخت های صفر به خصوص در نرخ بیت های پایین مکررا اتفاق می افتند، آنها را جهت کد گذاری اطلاعات مکانی موثر می سازد.

نکته دوم در الگوریتم EZW مفهوم چندی کردن تقریبی به صورت متوالی است که دو هدف را دنبال می کند ۱- تعداد زیادی درخت صفر(مهم از آن جهت که درخت های صفر به راحتی کد می شوند) ۲- منظم کردن بیت های کدگذاری شده به طوری مهم ترین بیت ها ابتدا فرستاده شوند. نتیجه مهمی که از هدف دوم می توان گرفت درون کارگذاری<sup>۱</sup> بیت های کد شده است و بدین مفهوم است که برای بدست آوردن تصویری دقیق تر می توان بیت های اصلاح کننده مازادی به تصویر با دقت کمتر اضافه نمود و بر عکس برای رسیدن به تصویری با دقت کمتر، می توان صرفا رشته بیت درون کار را کوتاه کرد که منجر به نرخ بیت پایین تر می شود.

نحوه عملکرد بدین صورت است که ابتدا بزرگترین عدد صحیح مضرب ۲ که کوچکتر از بزرگترین ضریب موجود در بین کل ضرایب تبدیل موجک از لحاظ اندازه است به عنوان مقدار آستانه اولیه  $T_1$  تعیین می شود به عبارت دیگر

$$T_1 = 2^{\lfloor \log_2 X_{\max} \rfloor} \quad (5-3)$$

که  $X_{\max}$  بزرگترین ضریب موجود از لحاظ اندازه است. سپس بر حسب مقدار آستانه اولیه بدست آمده الگوریتم شامل چند مرحله می شود که در هر مرحله مقدار آستانه برابر نصف آستانه مرحله قبل است [۲۴].

$$T_{L+1} = T_L / 2 \quad 1 \leq L \leq \text{Laststeplevel} \quad (6-3)$$

---

<sup>1</sup> Embedding

که L معرف شماره مرحله و last level step معرف آخرین مرحله الگوریتم است. آخرین مرحله الگوریتم زمانی است که الگوریتم به مقدار آستانه ۱ (در صورت چندی شدن ضرایب و تبدیل آنها به مقادیر صحیح و عملکرد الگوریتم در مرحله نرخ بیت متغیر) یا به نرخ بیت هدف رسیده باشد.

هر مرحله از مراحل ذکر شده شامل ۲ مرحله و ۲ لیست همنام با نام گذرهاست: ۱- مسلط<sup>۱</sup> - تابع<sup>۲</sup> کلیه ضرایب ابتدا در لیست مسلط قرار گرفته و طبق ترتیبی از پیش تعیین شده در گذر مسلط اسکن می شوند و بر حسب مهم بودن (بزرگتر از مقدار آستانه بودن یا نبودن) به یکی از ۴ سمبل POS، IZ، ZTR NEG، تقسیم می شوند. POS و NEG به ترتیب معرف ضرایب مهم مثبت و منفی هستند. IZ نشان دهنده ی ضرایب غیر مهمی است که حداقل یکی از نوادگان آنها مهم است و ZTR معرف ریشه درخت صفر و بدین معنی که خود غیر مهم بوده و کلیه نوادگان آن نیز در این مرحله نسبت به آستانه غیر مهم اند. بنابراین هیچ کدام از نوادگان آن در این مرحله کد نخواهند شد. زمانی که سمبل های POS یا NEG اتفاق می افتند، اندازه ضرایب مربوط به آنها در لیست تابع قرار گرفته تا بعد از اتمام اسکن لیست مسلط، گذر تابع روی آنها اعمال می شود. این گونه ضرایب (ضرایب مهم) در گذر های مسلط دیگر کد نخواهند شد. با این حال مکان آن ها در ساختار ضرایب تبدیل اصلی با صفر جایگزین می شوند تا احتمال اینکه اجدادشان بتوانند به عنوان ریشه های درخت صفر در گذر های مسلط بعدی کد شوند را افزایش دهد. در گذر تابع بر حسب اینکه اندازه ضرایب موجود در لیست تابع بالاتر یا پایین تر از نیمه فاصله،  $(T_L/2)$  باشد به ترتیب مقادیر صفر یا یک خارج می شود که معادل با مقدار چندی شده این ضرایب در مقایسه با مقدار پله چندی شدگی  $\frac{T_L}{2}$  است. در مقاله ای از مهم ترین بیت صورت باینری ضرایب (به جز بیت علامت) تحت عنوان بیت مسلط و از مابقی بیت ها تحت عنوان بیت های تابع یاد می شود. بیت های تابع در طول گذر های تابع مراحل پی در پی به

---

<sup>1</sup> Dominate

<sup>2</sup> Subordinate



تدریج محاسبه و کد می شوند. در واقع در هر گذر تابع، مهم ترین بیت تابع بعدی ضریب مربوطه ارسال می شود. بعد از اتمام این ۲ گذر، آستانه نصف شده و کلیه مراحل فوق دوباره تکرار می شود. نحوه و ترتیب اسکن ضرایب همانند شکل زیر است که تضمین می کند یک ضریب با توجه به ساختار درختی شکل بالا همیشه قبل از نوادگانش اسکن می شود.

الگوریتم SPIHT نیز یک روش کدگذاری است که بر روی تصویرهای تبدیل شده با انتقال موجک اجرا می شود که این تصویرها طول برابر دارند و دارای پهنای توان صحیح از ۲ هستند. این روش برای کدگذاری از ضرایب آرایش مرتبه ای ضرایب موجک برای کدگذاری استفاده می کند. این روش ضرایب با ارزش بیتی بالاتر را قبل از ضرایب با ارزش بیتی پایین تر می فرستد. در روش SPIHT انرژی در سیگنالهای تقریب درشت تر ذخیره می شود. (یعنی در ضرایب با اندازه بزرگتر ذخیره می شود). این روش هم در رمزنگاری و هم در رمزگشایی است.

در الگوریتم SPIHT داریم که اصول به کار رفته شده تقریباً شبیه اصول به کار رفته شده در EZW است. گذرهای مسلط و تابع تعریف شده در EZW، به ترتیب به گذرهای دسته بندی<sup>۱</sup> و پالایش<sup>۲</sup> تغییر نام می دهند. گذر پالایش همانند EZW و بدون تغییر است. اما گذرگاه دسته بندی به صورت زیر تغییر پیدا می کند:

۱- هر درخت به زیر مجموعه های زیر تقسیم می شود:

- $O(i,j)$  مجموعه فرزندان مستقیم ضریب  $(i,j)$  (فرزندان واقع در اولین زیرباند بعد از زیرباند والد)

$D(i,j)$ : مجموعه کل فرزندان و نوادگان ضریب  $(i,j)$

---

<sup>1</sup> Sorting

<sup>2</sup> Refinement

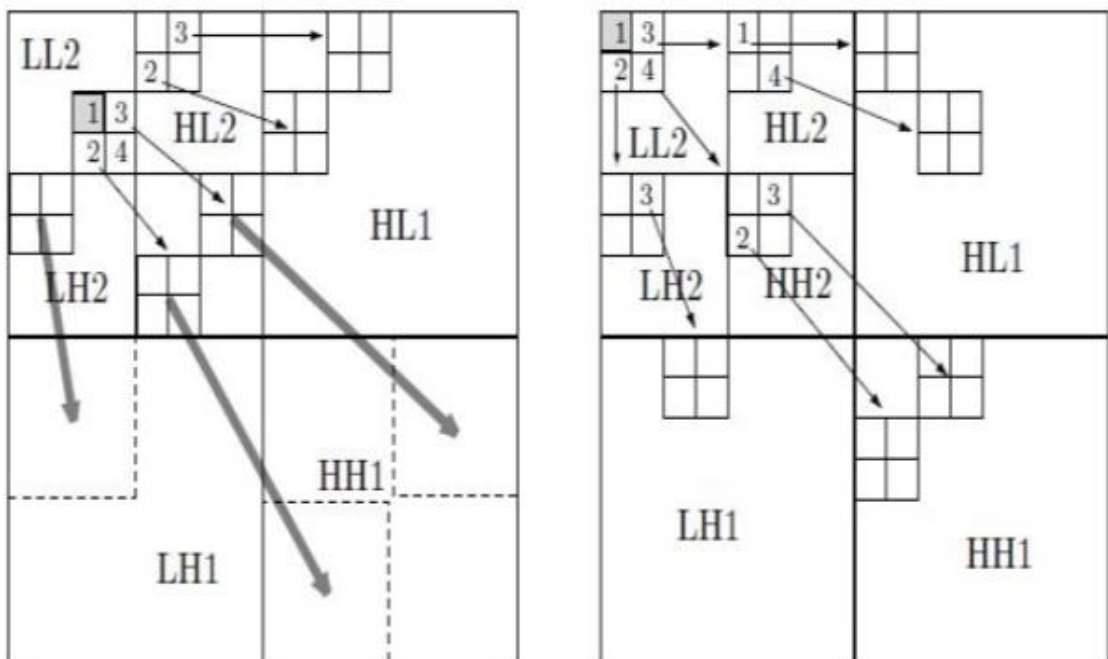
$L(i,j)=O(i,j)-D(i,j)$  مجموعه کل نوادگان به جز فرزندان مستقیم

• H: مجموعه ضرایب واقع در پایین ترین زیر باند فرکانسی .

که  $(i,j)$  مختصات ضریب والد را نشان می دهد.

در الگوریتم SPIHT آرایه‌هایی  $2 \times 2$  تحت عنوان گره‌های فرزند یک ضریب از یکی از زیرباندهای سطح تجزیه بالاتر، دسته‌بندی می‌شوند. همچنین ضرایب پایین‌ترین زیرباند فرکانسی به آرایه‌هایی  $2 \times 2$  تقسیم می‌شوند [۲].

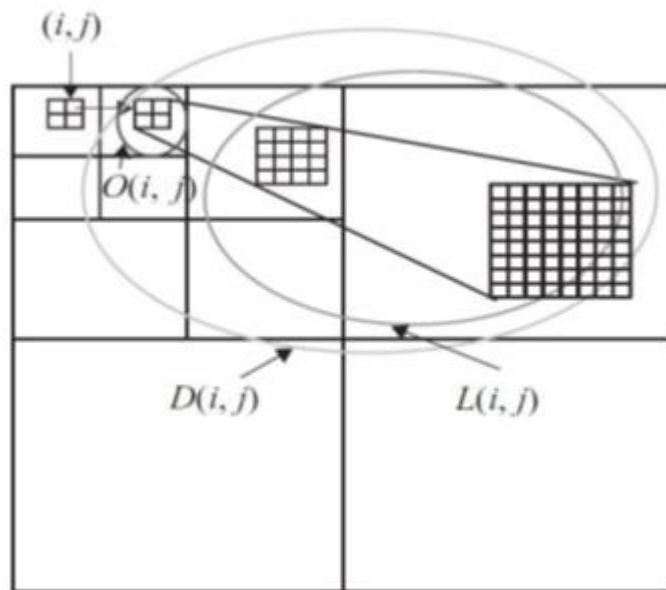
اما همانطور که در شکل ۲-۶ (الف) و (ب) مشاهده می‌شود، ضریب گوشه بالا-چپ این آرایه‌ها هیچ‌فرزندی ندارد. براساس نمادهای تعریف شده در [۲۰]، مجموعه تمام فرزندان گره  $i,j$  را با  $O(i,j)$  و مجموعه تمام نسل‌های گره  $(i,j)$  را با  $D(i,j)$  (یک مجموعه از نوع "A") و مجموعه تمام نسل‌ها به جز فرزندان بی‌واسطه<sup>۱</sup> گره  $(i,j)$  را با  $L(i,j)$  یک مجموعه از نوع ("B") نشان می‌دهیم. شکل ۲-۶ (ج) مجموعه‌های  $L(i,j)$ ،  $D(i,j)$ ،  $O(i,j)$  را در یک درخت SOT نشان می‌دهد.



<sup>1</sup> Immediate Offspring

( الف )

( ب )



( ج )

شکل ۳-۶: درخت های جهت دار مکانی و بخش بندی مجموعه در SPIHT [۱۲ و ۲۰]

اطلاعات مهم در سه فهرست منظم ذخیره می‌شوند: فهرست پیکسل‌های غیرمهم<sup>۱</sup> (LIP) فهرست مجموعه‌های غیر مهم<sup>۲</sup> (LIS) و فهرست پیکسل‌های مهم<sup>۳</sup> (LSP) در نخستین گام مقداردهی اولیه این سه فهرست بدین صورت انجام می‌گیرد: ضرایب موجود در پایین‌ترین زیرباند فرکانسی به LIP (بالاترین سطح هرم) اضافه می‌شوند، و از این ضرایب تنها آنهایی که دارای نسل هستند بعنوان مجموعه نوع "A" به LIS اضافه می‌شوند. در ابتدای کار LSP یک فهرست خالی خواهد بود. فرآیند کدگذاری از پرارزش‌ترین صفحه بیتی شروع شده و به سوی کم‌ارزش‌ترین صفحه بیتی پیش می‌رود. پیشروی کدگذاری در هر صفحه بیتی از طریق سه فهرست LIS، LIP، LSP، صورت می‌گیرد. به بیان دیگر در هر صفحه بیتی، واحد کدگذار ابتدا کار را با LIP شروع کرده، در ادامه LIS را در دست گرفته و در انتها با LSP کار خواهد کرد. برای هر ضریب موجود در LIP یک

<sup>1</sup> List of insignificant pixel

<sup>2</sup> List of insignificant Set

<sup>3</sup> List of significant pixel

بیت برای توصیف "اهمیت" آن استفاده می‌شود. اگر ضربی مهم نباشد در LIP باقی خواهد ماند و بیت بیشتری تولید نخواهد شد، در غیر اینصورت بیت علامت مربوطه تولید شده و آن ضریب به LSP جابجا می‌شود. بطور مشابه، هر مجموعه موجود در LIS نیازمند یک بیت برای اطلاعات "اهمیت" است. مجموعه‌های غیرمهم در LIS باقی می‌مانند، در حالیکه مجموعه‌های مهم به زیرمجموعه‌هایی بخش‌بندی می‌شوند. یک مجموعه مهم نوع "A" به یک مجموعه نوع "B" و چهار ضریب فرزند بخش‌بندی خواهد شد؛ بطوریکه مجموعه نوع "B" به انتهای LIS افزوده شده، در حالیکه چهار ضریب فرزند بلافاصله برای تعیین اهمیت بررسی می‌شوند. یک مجموعه مهم نوع "B" به چهار مجموعه نوع "A" بخش‌بندی خواهد شد؛ بطوریکه تمام آن‌ها به انتهای LIS افزوده می‌شوند. از آنجایی که تمام مجموعه‌های غیرمهم اخیراً تولید شده به انتهای LIS افزوده می‌شوند، آن‌ها نیز در همان صفحه بیتی و به روشی یکسان پردازش خواهند شد تا زمانی که هر زیرمجموعه مهم دقیقاً شامل تنها یک ضریب باشد. در انتها، هر ضریب موجود در LSP به غیر از آن‌هایی که در صفحه بیتی جاری اضافه شده اند، با یک بیت پالایش تصحیح می‌شوند. سپس الگوریتم کدگذاری روند فوق را برای صفحه بیتی بعدی تکرار می‌کند.

### ۳-۳ بازشناسی تصویر اثر انگشت

تشخیص اثر انگشت به دو حوزه زیر گروه بندی می‌شوند: تایید<sup>۱</sup> اثر انگشت و دیگر شناسایی<sup>۲</sup> اثر انگشت. علاوه بر این، متفاوت از روش‌های ثبت شده برای تشخیص اثر انگشت توسط کارشناسان، سیستم اثر انگشت پیشنهادی به عنوان AFRS (سیستم تشخیص اثر انگشت به صورت خودکار) می‌باشد. تایید اثر انگشت به منظور بررسی صحت هویت یک فرد با اثر انگشت خود می‌باشد. کاربر اثر انگشت خود را همراه با اطلاعات هویتی خود مانند شماره شناسایی خود را فراهم می‌کند. سپس سیستم تایید اثر انگشت، نمونه را با توجه به ID بازیابی می‌کند و نمونه را با اثر انگشت به دست آمده

<sup>1</sup> Verification

<sup>2</sup> Identification

در همان زمان از کاربر، تطبیق می‌دهد. معمولاً چنین تعریفی را اصل اساسی طراحی AFAS می‌گویند. شناسایی اثر انگشت، تعیین هویت یک فرد با اثر انگشت، می‌باشد. سیستم شناسایی اثر انگشت بدون آگاهی از هویت شخص، اثر انگشت فرد را با کل اثر انگشت‌های در پایگاه داده تطبیق می‌دهد. این امر به ویژه برای موارد تحقیقات جنایی مفید است و این اصل طراحی AFIS (سیستم شناسایی اثر انگشت) است.

با این حال، همه مشکلات تشخیص اثر انگشت، چه تایید و یا شناسایی، بستگی به یک نمایش خوب از یک اثر انگشت دارد. تا زمانی که نمایش اثر انگشت منحصر به فرد و ساده باقی بماند، تطبیق اثر انگشت، یا ۱ به ۱ (تایید) و یا ۱ به m (شناسایی) آسان است.

دو گونه نمایش متمایز اثر انگشت، دو روش برای تشخیص اثر انگشت ایجاد می‌کند. روش اول، مبتنی بر مینیوتیا است و نشان‌دهنده اثر انگشت با ویژگی‌های محلی<sup>۱</sup> آن (پایانه‌ها و شاخه‌ها) است. این رویکرد به شدت مورد مطالعه است و همچنین ستون استوار راهبردهای در دسترس برای تشخیص اثر انگشت است. در روش بازشناسی اول بر این رویکرد تمرکز شده است. روش دوم، که با استفاده از روشهای مبتنی بر تصویر می‌باشد، در تلاش برای انجام تطبیق بر اساس ویژگی‌های سراسری<sup>۲</sup> یک تصویر اثر انگشت کامل می‌باشد. این روش پیشرفته و نوظهور برای تشخیص اثر انگشت می‌باشد و برای حل برخی از مشکلات پیچیده روش اول، بسیار مفید است. ما در اینجا به توضیح دور روش بازشناسی یکی مبتنی بر استخراج مینیوتیا و دیگری مبتنی بر شبکه عصبی می‌پردازیم.

### ۳-۳-۱ روش بازشناسی مبتنی بر استخراج مینیوتیا

یک سیستم تشخیص اثر انگشت از سیستم دستیابی به اثر انگشت، سیستم استخراج<sup>۳</sup> و تطبیق<sup>۱</sup> مینیوتیا تشکیل شده است. برای بدست آوردن اثر انگشت، سنسور نوری یا نیمه هادی به طور

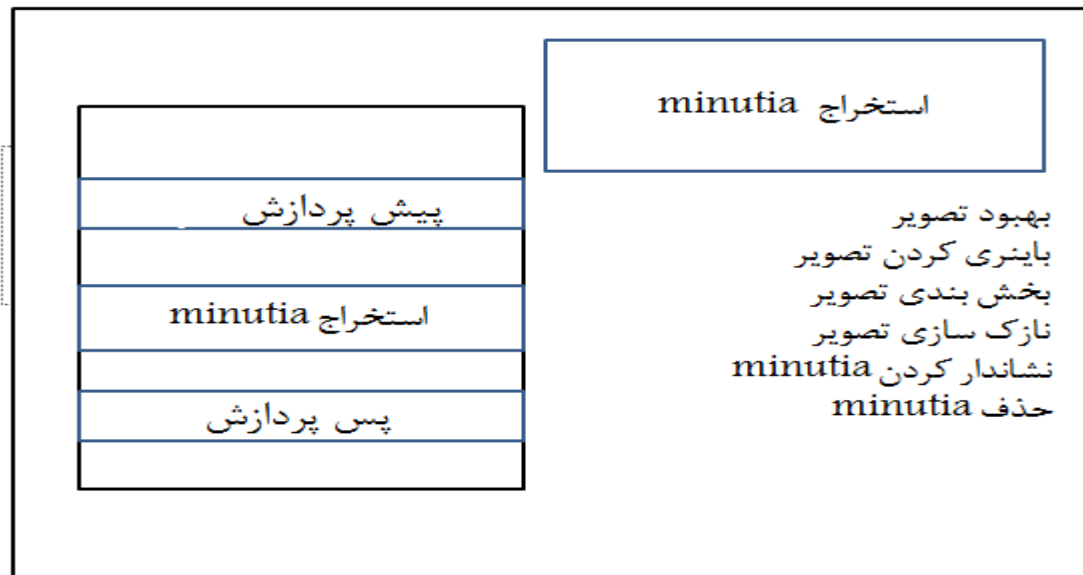
---

<sup>1</sup> Local

<sup>2</sup> global

<sup>3</sup> Extraction

گسترده استفاده می‌شود. سنسورها دارای بهره‌وری بالا و دقت قابل قبول (به جز برخی از موارد که انگشت کاربر بیش از حد کثیف یا خشک است) می‌باشند. پیاده‌سازی استخراج مینیوتیا، یک رویکرد سه مرحله‌ای است که به طور گسترده‌ای توسط محققان استفاده می‌شود. پیش پردازش<sup>۲</sup>، استخراج مینیوتا و مرحله پس پردازش<sup>۳</sup>.



شکل ۳-۷: استخراج مینیوتیا

برای مرحله پیش پردازش تصویر اثر انگشت، از یکسان‌سازی<sup>۴</sup> هیستوگرام و تبدیل فوریه برای بهبود تصویر استفاده می‌شود [۲۵] و سپس تصویر اثر انگشت با استفاده از روش آستانه وقتی محلی<sup>۵</sup> باینری می‌شود [۲۶]. عمل تقسیم‌بندی تصویر توسط رویکرد سه مرحله‌ای انجام می‌شود: تخمین جهت بلوک، تقسیم‌بندی بر اساس شدت جهت [۲۷] و استخراج منطقه مطلوب<sup>۶</sup> بر اساس عملیات مورفولوژیکی.

برای مرحله استخراج مینیوتیا، سه الگوریتم نازک‌سازی [۲۶] و [۲۸] تست شده و در نهایت عملیات مورفولوژیک با بهره‌وری بالا و با کیفیت نازک‌سازی بسیار خوب پیشنهاد شده است. نشان‌گذاری

<sup>1</sup> Match

<sup>2</sup> Preprocessing

<sup>3</sup> Postprocessing

<sup>4</sup> Equalization

<sup>5</sup> Local Adapted Threshold

<sup>6</sup> Region Of Interest

مینیتویا بنا بر تاکید بسیاری روش‌ها یک کار ساده است. در واقع در اینجا مکانیزم بررسی اضافی برای جلوگیری از اشتباهات سهوی اجرا شده است. برای مرحله پس پردازش، یک الگوریتم دقیق‌تر برای حذف مینیتویا کاذب براساس آنچه در [۲۶] و [۲۸] گفته شده، توسعه داده شده است. همچنین نمایش جدیدی برای نقاط انشعاب به منظور یکی شدن نقاط انتها و نقاط انشعاب پیشنهاد شده است. روند تطبیق مینیتویا، هر دو مینیتویا را به عنوان یک جفت مرجع مینیتویا انتخاب می‌کند و سپس برآمدگی‌های مرتبط با آنها را تطبیق می‌دهیم اگر برآمدگی‌ها مطابقت دارند، دو تصویر اثر انگشت تنظیم می‌شوند و تطبیق برای تمام مینیتویای باقی مانده انجام می‌شود [۲۹].

### ۳-۱-۱-۳ عملیات پیش‌پردازش روی تصویر اثر انگشت

#### • بهبود تصویر اثر انگشت

بهبود تصویر اثر انگشت برای واضح‌تر شدن تصویر به منظور عملیات بیشتر و آسان است. از آنجا که بدست آوردن تصاویر اثر انگشت از سنسورها یا سایر رسانه‌ها با کیفیت عالی، مطمئن نیست، روش‌های بهبود تصویر، برای افزایش تضاد<sup>۱</sup> بین برآمدگی‌ها و برای اتصال نقاط کاذب<sup>۲</sup> شکسته برآمدگی‌ها بدلیل به مقدار ناکافی از جوهر، می‌باشند. روشهای بهبود برای نگه داشتن دقت بالاتر در تشخیص اثر انگشت بسیار مفید است. دو روش بهبود در سیستم تشخیص اثر انگشت پیشنهادی ما انجام می‌شود:

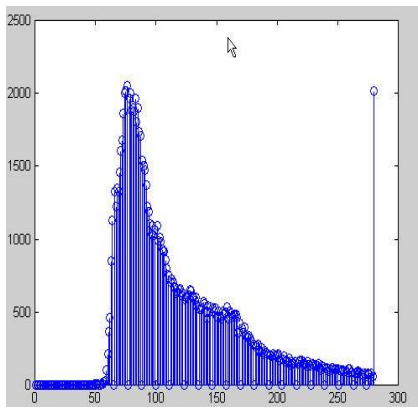
اولی یکسان‌سازی هیستوگرام و بعدی تبدیل فوریه است.

#### ◀ یکسان‌سازی هیستوگرام

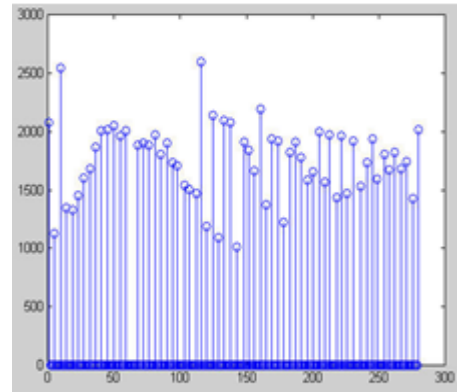
یکسان‌سازی هیستوگرام به گسترش توزیع مقدار پیکسل از تصویر به منظور افزایش اطلاعات ادراکی می‌باشد. هیستوگرام اصلی یک تصویر اثر انگشت است. در شکل ۳-۴ هیستوگرام پس از یکسان‌سازی هیستوگرام تمام طیف وسیعی از ۰ تا ۲۵۵ را اشغال کرده و وضوح تصویر افزایش یافته است.

<sup>۱</sup> Contrast

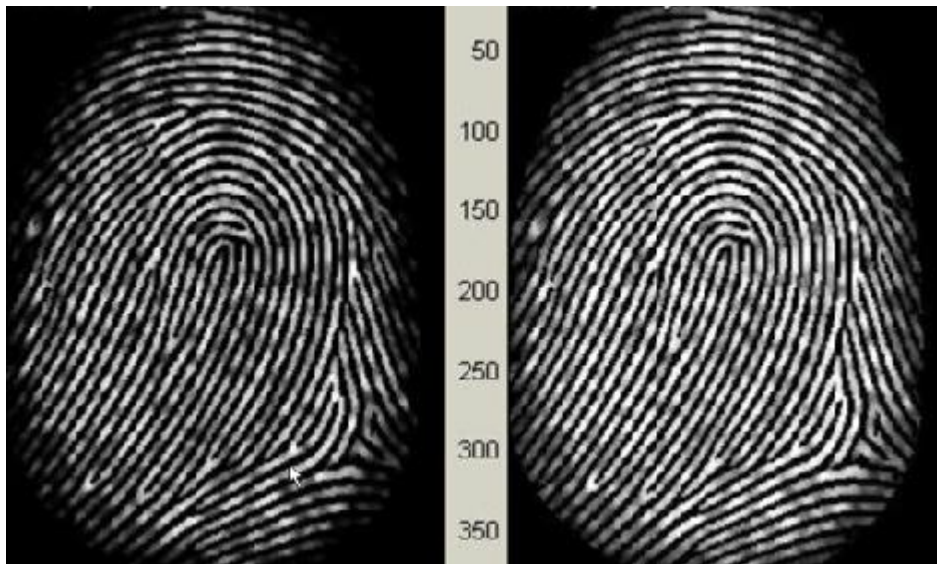
<sup>۲</sup> False



شکل ۳-۸: هیستوگرام اثر انگشت اصلی



شکل ۳-۹: هیستوگرام اثر انگشت بعد از یکسان سازی



شکل ۳-۱۰: (راست) تصویر پس از بهبود با یکسان سازی هیستوگرام (چپ) تصویر اصلی

### بهبود تصویر اثر انگشت به وسیله تبدیل فوریه

تصویر به بلوک‌های پردازش کوچک (۳۲ در ۳۲ پیکسل) تقسیم و تبدیل فوریه بر طبق فرمول زیر انجام می‌شود:

$$F(U, V) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \exp\{-j2\pi * (\frac{Ux}{M} + \frac{Vy}{N})\} \quad (7-3)$$

$$31, \dots, 2, 1, 31 \text{ and } v = 0, \dots, 2, 1, u = 0$$



به منظور افزایش یک بلوک خاص توسط فرکانس غالب آن، FFT بلوک در اندازه یک مجموعه‌ای از زمان ضرب می‌کنیم که در آن اندازه اصلی برابر است با:

$$\text{FFT} = \text{abs}(F(u,v)) = |F(u,v)| \quad (8-3)$$

که در آن بلوک بهبود یافته توسط رابطه زیر بدست می‌آید:

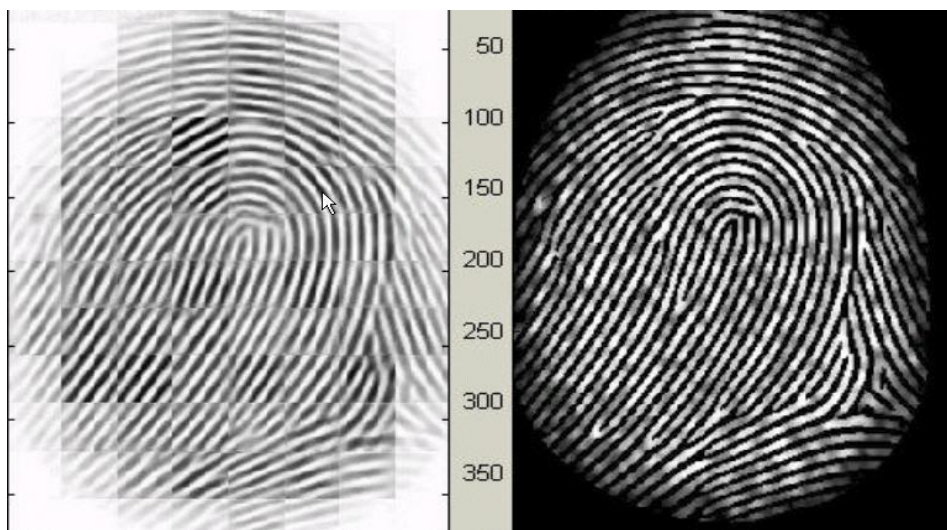
$$g(x,y) = F^{-1} \{ F(U,V) * |F(U,V)|^K \} \quad (9-3)$$

وقتی که  $F^{-1}(F(u,v))$  برابر است با:

$$f(x,y) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(u,v) \exp\{-j2\pi * (\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})\} \quad (10-3)$$

31, ..., 2, 1, 31 and y = 0, ..., 2, 1 for x = 0

در فرمول (۳-۴) ثابت تجربی تعیین شده است، که ما  $K = 0,45$  برای محاسبه انتخاب شد در حالی که داشتن مقدار بالاتر "K" ظاهر برآمدگی‌ها را بهبود می‌بخشد، مانند پر کردن سوراخ کوچک در برآمدگی‌ها، داشتن بیش از حد بالا "K" می‌تواند به پیوستن نادرست از برآمدگی‌ها بیانجامد. بنابراین یک انتها ممکن است تبدیل به یک انشعاب شود.

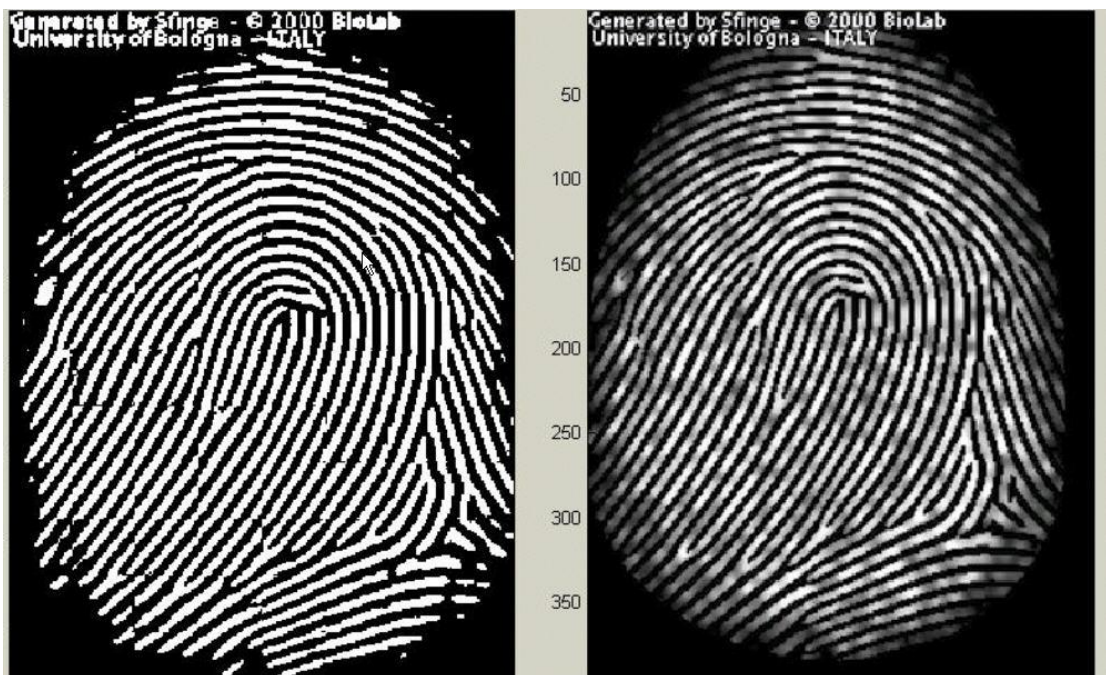


شکل ۳-۱۱: (چپ) تصویر پس از بهبود با FFT (راست) تصویر اصلی

تصویر بهبود یافته پس از FFT دارای پیشرفت‌هایی در اتصال برخی از نقاط شکسته نادرست بر روی برآمدگی‌ها و حذف برخی از اتصالات جعلی<sup>۱</sup> بین برآمدگی‌ها باشد. عوارض جانبی در هر بلوک آشکار می‌شود. اما هیچ آسیبی به عملیات بعدی نمی‌رساند به دلیل اینکه تصویر بعد از عمل دودویی، تا زمانی عارضه جانبی بیش از حد شدید نباشد، بسیار مناسب می‌باشد.

### ◀ دودویی کردن تصویر

دودویی کردن، تصویر اثر انگشت تبدیل تصویر اثر انگشت خاکستری ۸ بیتی به یک تصویر یک بیتی با ارزش ۰ برای برآمدگی‌ها و ارزش ۱ برای فرورفتگی‌ها<sup>۲</sup> می‌باشد. بعد از اجرا، برآمدگی‌ها در اثر انگشت با رنگ سیاه برجسته می‌شوند در حالی که فرورفتگی‌ها سفید هستند.



شکل ۳-۱۲: (چپ) تصویر پس از باینری کردن (راست) تصویر اصلی

<sup>1</sup> Spurious

<sup>2</sup> Furrows

به طور کلی، تنها منطقه مورد نظر (ROI) مفید برای هر تصویر اثر انگشت، به رسمیت شناخته شود. تصویر بدون برآمدگی‌ها و فرورفتگی‌های موثر، که تنها دارای اطلاعات پس‌زمینه می‌باشد، دور انداخته می‌شود. سپس طرح محدوده منطقه موثر باقی مانده، بیرون کشیده می‌شود.

برای استخراج ROI، روش دو مرحله‌ای استفاده شده است. اولین قدم تخمین جهت بلوک و بررسی تنوع جهت است [۲۸]. در حالی که دومی از برخی از روش‌های مورفولوژیکی قابل حصول است. جهت بلوک برای هر بلوک از تصویر اثر انگشت با اندازه  $W * W$  را برآورد کنید ( $W$ ، ۱۶ پیکسل به طور پیش فرض است). الگوریتم در زیر شرح داده می‌شود.

۱. مقادیر گرادیان در امتداد جهت  $x$  ( $Gx$ ) و جهت  $y$  ( $Gy$ ) برای هر پیکسل بلوک را محاسبه کنید. دو فیلتر سوبل برای انجام این کار استفاده می‌شود.

۲. برای هر بلوک، فرمول زیر برای بدست آوردن حداقل مربع تقریبی جهت بلوک استفاده کنید.

$$tg2\theta = 2 \sum \sum (gx * gy) / \sum \sum (gx^2 - gy^2) \quad (۱۳-۳)$$

فرمول با توجه مقادیر گرادیان در امتداد جهت  $x$  و  $y$  به عنوان ارزش کسینوس و ارزش سینوسی، به آسانی قابل درک می‌باشد. بنابراین ارزش مماس جهت بلوک تقریباً توسط فرمول زیر تخمین زده می‌شود.

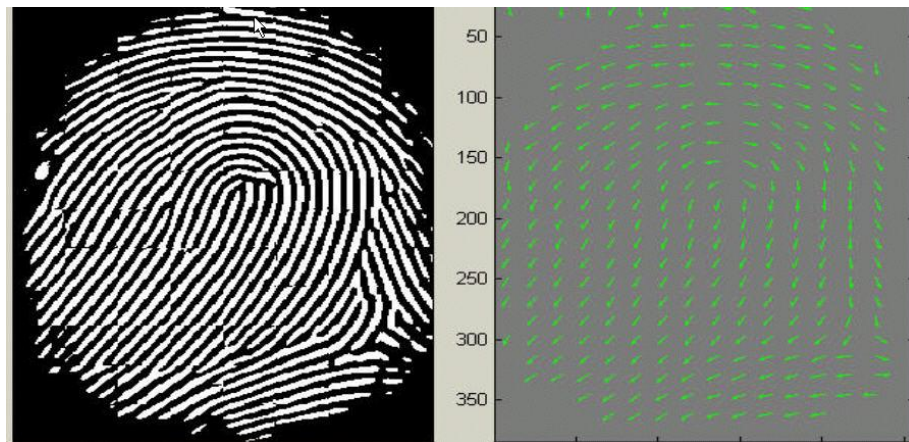
$$tg2\theta = 2 \sin\theta \cos\theta / (\cos^2\theta - \sin^2\theta) \quad (۱۴-۳)$$

پس از اینکه تخمین هر جهت بلوک به پایان رسید، بلوک‌هایی که بر اساس فرمول زیر فاقد اطلاعات قابل توجهی در برآمدگی‌ها می‌باشد، دور انداخته شده است.

$$E = \{2 \sum \sum (gx * gy) + \sum \sum (gx^2 - gy^2)\} / W * W * \sum \sum (gx^2 + gy^2) \quad (۱۵-۳)$$

برای هر بلوک، اگر سطح اطمینان  $E$ ، زیر یک آستانه باشد، پس آن بلوک به عنوان بلوک‌های پس زمینه در نظر گرفته شده است.

نقشه جهت در نمودار زیر نشان داده شده است.



شکل ۳-۱۳: (چپ) تصویر اصلی ، (راست) نقشه جهت

### استخراج ناحیه مطلوب با عملگرهای مورفولوژی

دو عملیات مورفولوژیکی به نام 'باز' و 'بستن' در این روش در نظر گرفته می شود. عملیات "باز" می تواند تصاویر را گسترش و قلله های ایجاد شده توسط اعوجاج پس زمینه را حذف کند. عملیات 'بستن' می تواند تصاویر را کوچک، حفره های کوچک را حذف کند.

### ۳-۱-۳-۳ استخراج مینیوتیا

#### • نازک سازی<sup>۳</sup> برآمدگی های اثر انگشت

نازک سازی برآمدگی، از بین بردن پیکسل اضافی از برآمدگی تا زمانی که پهنای برآمدگی فقط یک پیکسل شود، می باشد. [۲۶] از الگوریتم تکرار موازی استفاده می کند. در هر اسکن از تصویر اثر انگشت، الگوریتم، پیکسل های اضافی را در هر پنجره کوچک تصویر (۳\*۳) علامتگذاری می کند و در نهایت تمام پیکسل های مشخص شده را پس از چند اسکن حذف می کند. در روش مورد نظر ما، چنین الگوریتم تکرار موازی نازک سازی به بهره وری خوب نمی رسد. اگر چه از آن می توانید یک نقشه

<sup>1</sup> open

<sup>2</sup> close

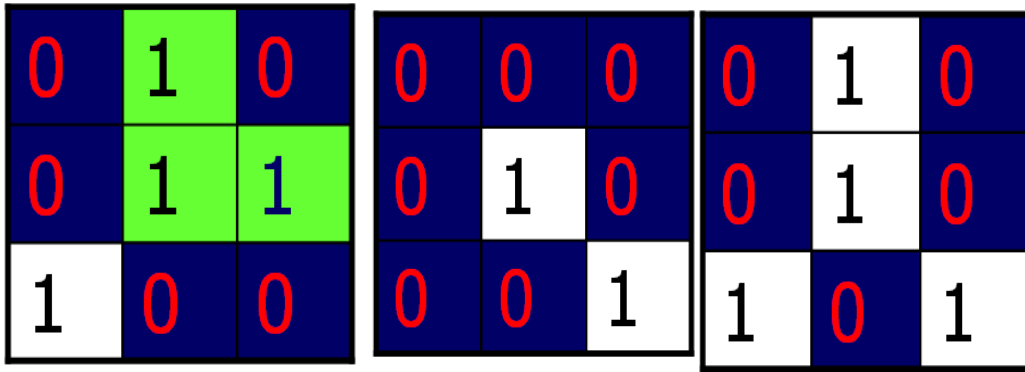
<sup>3</sup> Thinning

برآمدگی نازک ایده‌آل، پس از تعداد کافی اسکن دریافت کنید. روش موردنظر [۲۸]، برای استخراج برآمدگی‌های نازک‌شده از تصاویر سطح خاکستری اثر انگشت به طور مستقیم، برآمدگی با حداکثر مقدار شدت خاکستری را دنبال می‌کند. با این حال، دودویی کردن، به طور ضمنی اجرا می‌شود تا آنجا که تنها پیکسل‌هایی با حداکثر مقدار شدت خاکستری باقی بمانند. همچنین در روش مذکور، پیشرفت در هر مرحله از ردیابی هنوز هم دارای پیچیدگی محاسبات بزرگ می‌باشد، هرچند که به حرکت پیکسل به پیکسل در سایر الگوریتم‌های نازک‌سازی نیاز ندارد. بنابراین روش سومی در نظر گرفته شده که تابع مورفولوژیکی نازک‌سازی در متلب را استفاده می‌کند.

سپس نقشه برآمدگی‌های نازک‌شده، توسط سه عملیات مورفولوژیکی دیگر فیلتر می‌شود تا برخی از نقاط جداشده و خوشه‌ها را حذف کند.

#### • نشانگذاری مینیوتیا

پس از نازک‌سازی برآمدگی‌های اثر انگشت، نشان‌گذاری مینیوتا نسبتاً آسان است. اما هنوز هم یک کار ساده‌انگونه که بسیاری از روش‌ها اعلام می‌کنند، نمی‌باشد. زیرا حداقل یک مورد خاص را احتیاط کاری موجود در روش موردنظر ما، در طول مرحله نشان‌گذاری نقطه‌های مینیوتیا مشخص می‌کند. به طور کلی، برای هر پنجره  $3 \times 3$ ، اگر پیکسل مرکزی ۱ باشد و دقیقاً ۳ همسایه ارزش یک داشته باشند. پس پیکسل مرکزی شاخه برآمدگی می‌باشد. اگر پیکسل مرکزی ۱ باشد و تنها ۱ همسایه ارزش یک داشته باشد در آن صورت پیکسل مرکزی، انتهای یک برآمدگی خواهد بود.



ج: شاخه سه گانه در شمارش

ب: نقطه انتها

الف: نقطه انشعاب

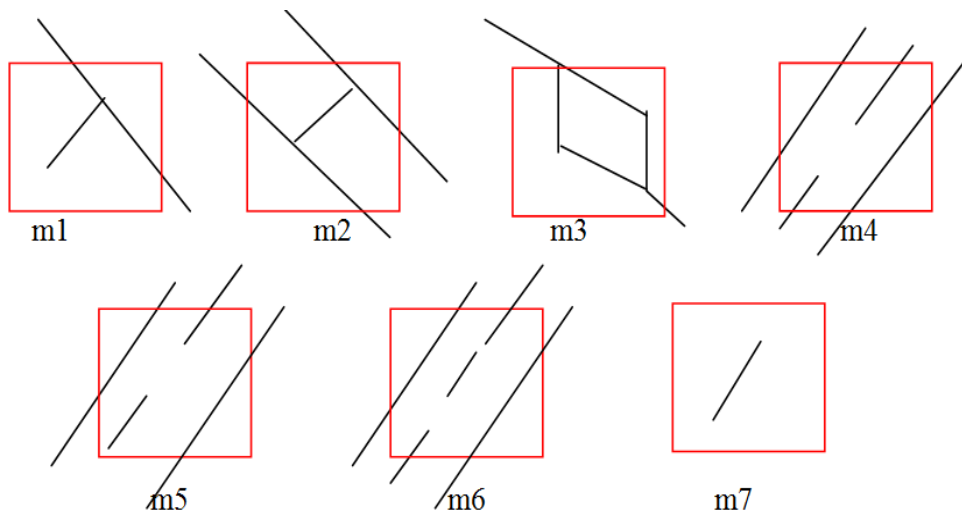
شکل ۳-۱۴: نشان گذاری مینیوتیا

شکل ۳-۱۴ قسمت ج یک مورد ویژه‌ای را نشان می‌دهد که یک شاخه واقعی سه بار شمارش شده است. فرض کنید بالاترین پیکسل با ارزش ۱ و اولین پیکسل در سمت راست با ارزش ۱ هر دو همسایه دیگری در خارج از پنجره  $3 \times 3$  داشته باشند، در آن صورت دو پیکسل به عنوان شاخه مشخص شده اند. اما در واقع تنها یک شاخه در منطقه کوچک واقع شده است. بنابراین یک بررسی نیاز است که هیچ یک از همسایه‌های یک شاخه، شاخه اضافه شده نیستند.

همچنین متوسط بین عرض برآمدگی‌ها  $D$  می‌باشد که در این مرحله برآورد شده است. متوسط عرض بین برآمدگی‌ها به متوسط فاصله بین دو برآمدگی مجاور اشاره می‌کند. تقریب ارزش  $D$  ساده است. اسکن یک ردیف از تصویر برآمدگی نازک شده و جمع کردن تمام پیکسل‌های سطر که ارزش یک دارند، سپس تقسیم جمع بالا به طول ردیف، عرض بین برآمدگی‌ها را می‌دهد. برای دقت بیشتر، اسکن ردیفی بر چند ردیف دیگر انجام شده و اسکن ستون نیز انجام می‌شود، در نهایت تمام عرض بین برآمدگی‌ها برای دریافت  $D$  متوسط گرفته شد. همراه با نشان گذاری مینیوتیا، تمام برآمدگی‌های نازک شده در تصویر اثر انگشت با یک شناسه برای بهره‌برداری بیشتر، منحصر به فرد می‌شوند. عملیات برچسب با استفاده از عملیات مورفولوژیکی تحقق می‌یابد.

• حذف مینیوتیا نادرست

مرحله پیش پردازش کاملا تصویر اثر انگشت را بهبود نمی دهد. به عنوان مثال، شکستگی برآمدگی ها به علت مقدار ناکافی از جوهر و نیز اتصال متقابل برآمدگی ها به علت مقدار بیش از حد جوهر، کاملا حذف نشده است. در واقع تمام مراحل اولیه خود گاهی اوقات برخی آثار مصنوعی دارند که بعدا به مینیوتیا جعلی منتهی می شود. این مینیوتیا ساختگی اثر قابل توجهی در دقت تطبیق خواهند گذاشت. ( در صورتی که به سادگی به عنوان مینیوتیا واقعی در نظر گرفته شوند). بنابراین برخی از مکانیسم های از بین بردن نقاط مینیوتیای جعلی ضروری می باشد زیرا که برای حفظ سیستم تایید اثر انگشت موثر هستند.



شکل ۳-۱۵: ساختار نادرست نقاط مینیوتیا. M1 یک خوشه را به یک دره شکافته است در مورد M2 خوشه دو برآمدگی را به نادرستی اتصال می دهد. M3 دارای دو نقطه انشعاب نزدیک واقع در یک برآمدگی است. نقطه های دو برآمدگی شکسته در مورد M4 جهت و فاصله کوتاه تقریبا یکسانی دارند. M5 ابه طور یکسان با مورد M4 می باشد با این تفاوت که یک بخشی از برآمدگی شکسته به قدری کوتاه است که نقطه انتهای دیگری تولید می شود. M6 گسترده شده مورد M4 است اما با بخش اضافی که برآمدگی سوم در وسط دو بخش از برآمدگی شکسته یافت می شود. M7 تنها یک برآمدگی کوتاه موجود در پنجره آستانه می باشد.

اگر فاصله بین یک انشعاب و یک نقطه انتها کمتر از  $D$  باشد و دو مینیوتیا در یک برآمدگی باشند (مورد M1) هر دو آنها حذف کنید. جایی که  $D$  متوسط عرض بین برآمدگی‌ها نشان دهنده متوسط فاصله بین دو برآمدگی مجاور موازی است.

اگر دو انتها در فاصله‌ای کمتر از  $D$  باشند و در یک برآمدگی قرار داشته باشند، دو انتها را حذف کنید. (مورد  $M_2$ ،  $M_3$ ) ،

اگر دو نقطه انتها در فاصله  $D$  هستند و جهت آن‌ها منطبق با یک تغییر زاویه کوچک باشد، این کافی است که بتوان گفت هیچ انشعاب دیگری بین دو انتهای واقع شده، نمی‌باشد. سپس هر دو انتها به عنوان مینیوتیا نادرست به دست آمده از یک برآمدگی شکسته، در نظر گرفته شده و حذف می‌شوند. (مورد  $M_4$ ،  $M_5$ ،  $M_6$ )

اگر دو انتها در یک برآمدگی کوتاه با طول کمتر از  $D$  واقع شده، دو انتها را حذف کنید. (M7)  
ID برآمدگی‌ها برای تشخیص مینیوتیا استفاده می‌شود و هفت نوع مینیوتیای کاذب به در مقایسه با آنانی که آزادانه با روش‌های دیگر تعریف شده است، وجود دارد. مزیت دوم روش پیشنهادی ما، روش حذف می‌باشد که به خوبی برای کاهش پیچیدگی محاسبات در نظر گرفته شده است.

#### • یکی ساختن<sup>۱</sup> نقطه انتها و نقطه انشعاب

شرایط مختلف اکتساب داده‌ها، مانند فشار تصویر به راحتی می‌تواند یک نوع از مینیوتیا را به دیگری تغییر دهد، بسیاری از محققان وحدت<sup>۲</sup> نمایش برای هر دو نقطه انتها و انشعاب را اتخاذ می‌کنند. پس هر مینیوتیا حداقل به طور کامل توسط پارامترهای زیر توصیف می‌شود (۱)  $X$ -مختصات، (۲)  $Y$ -مختصات، و (۳) جهت. محاسبه جهت یک انشعاب باید به طور خاص در نظر گرفته شود. هر سه برآمدگی بدست آمده از نقطه انشعاب جهت خود را دارند، [۲۵] جهت انشعاب با استفاده از روش ارائه

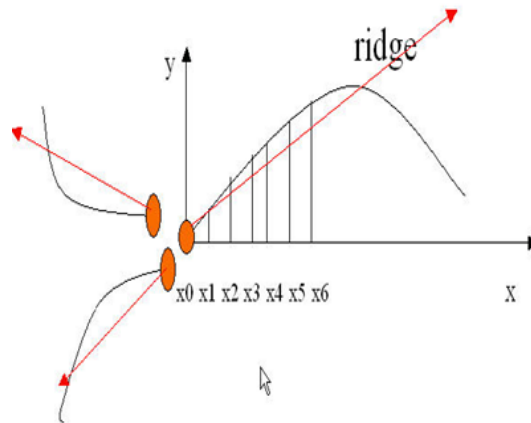
<sup>1</sup> Unify

<sup>2</sup> Unificatin



شده در [۳۰] را نشان می‌دهد. [۲۹] به سادگی حداقل زاویه میان سه جهت ساعت مخالف را با شروع از محور x انتخاب می‌کند. هر دو روش دو جهت دیگر را دور می‌اندازند، به طوری که برخی از اطلاعات را از دست می‌دهند. در روش پیشنهادی ما یک ارائه جدید برای شکستن انشعاب به سه نقطه انتها پیشنهاد می‌کنیم. سه نقطه انتهای جدید سه پیکسل همسایه از انشعاب هستند و هر یک از سه برآمدگی متصل به انشعاب قبلی با یک نقطه انتها به ترتیب می‌پیوندند.

0	0	1
1	1	0
0	0	1



شکل ۳-۱۶: یک انشعاب به سه انتها (راست) هر انتها جهت خودش را دارد (چپ) سه همسایه انشعاب می‌شوند

جهت هر انتها  $ty^0[tx]$  بصورت زیر تخمین زده می‌شود:

یک قسمت برآمدگی که نقطه شروع آن نقطه انتها می‌باشد و طولش  $D$  است را پیگیری کرده و مجموعه مختصات نقاط در راستای محور  $X$  در قسمت های برآمدگی‌ها را بدست آورده شد. جمع بالا را بر  $D$  برای دریافت  $SX$  تقسیم می‌شود. سپس با استفاده از همان راه  $SY$  دریافت می‌شود.

جهت از فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$\text{atan}((sy-ty)/(sx-tx)) \quad (۱۶-۳)$$

## • تطبیق مینیوتیا

دو مجموعه‌ای از مینیوتیا از دو تصویر اثر انگشت، داده می‌شود. الگوریتم تطبیق تعیین می‌کند که آیا دو مجموعه مینیوتیا از یک انگشت هستند یا نه. الگوریتم مبتنی بر هم تراز می‌کند که تا حدی از [۲۹] مشتق شده، در روش پیشنهادی ما مورد استفاده قرار می‌گیرد. این شامل دو مرحله متوالی است: یک مرحله هم‌ترازی است و مرحله دوم تطبیق است.

۱. مرحله تراز: دو تصویر اثر انگشت داده شده، تطبیق می‌شود، یک مینیوتیا از هر تصویر را انتخاب کنید، شباهت دوبر آمدگی که با دو نقطه مینیوتیا پیوسته شده‌اند را محاسبه کنید. اگر شباهت بزرگتر از یک آستانه است، هر مجموعه‌ای از مینیوتیا به یک سیستم مختصات جدید که مبدأ آن در نقطه مرجع و محور  $x$  آن منطبق با جهت نقطه مرجع است، انتقال داده می‌شود.
۲. مرحله تطبیق: بعد از دریافت دو مجموعه از نقاط مینیوتیای انتقال یافته، ما از الگوریتم تطبیق کشسان<sup>۱</sup> برای شمارش جفت مینیوتیای تطبیق شده، استفاده می‌کنیم. با فرض اینکه دو مینیوتیا دارای موقعیت تقریباً مشابه و جهت یکسان هستند.

## • مرحله هم‌ترازی

۱. برآمدگی مرتبط با هر مینیوتیا به صورت یک سری از  $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$  در نقاط روی برآمدگی‌ها نشان داده شده است. یک نقطه در طول برآمدگی با طول  $L$  شروع از نقطه مینیوتیا، نمونه گرفته می‌شود که در آن  $L$  متوسط طول برآمدگی‌های درونی می‌باشد و  $n$  برابر با  $10$  می‌باشد مگر اینکه کل طول برآمدگی‌ها کمتر از  $L * 10$  است.

بنابراین شباهت همبستگی دو برآمدگی از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$S = \frac{\sum_{i=0}^m X_i X_i}{[\sum_{i=0}^m X_i^2 X_i^2]^{0.5}} \quad (17-3)$$

<sup>1</sup> Elastic

که در آن  $(X_i \sim X_N)$  و  $(X_i \sim X_N)$  مجموعه مینیوتیا را برای هر تصویر اثر انگشت به ترتیب هستند و  $m$  حداقل یکی از ارزش  $n$  و  $N$  است. اگر نمره شباهت بزرگتر از  $0.8$  است، سپس به مرحله ۲ بروید، در غیر این صورت تطبیق جفت بعدی از برآمدگی‌ها را ادامه بدهید.

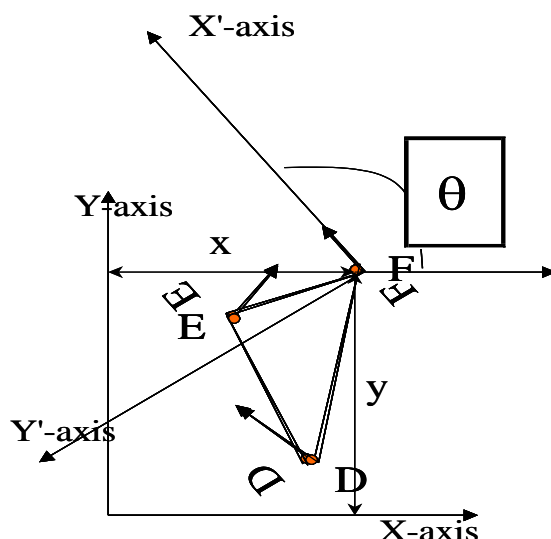
۲. برای هر اثر انگشت، همه مینیوتیاهای بعدی با توجه به مینیوتیای مرجع طبق فرمول زیر برگردانید و بچرخانید.

$$\begin{pmatrix} xi\_new \\ yi\_new \\ \theta i\_new \end{pmatrix} = TM * \begin{bmatrix} (xi - x) \\ (yi - y) \\ (\theta i - \theta) \end{bmatrix} \quad (18-3)$$

که در آن  $(X, Y, \theta)$  پارامترهای مینیوتیای مرجع هستند و  $TM$

$$TM = \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (19-3)$$

شکل ۳-۱۷ اثر انتقال و چرخش را نشان می دهد:



شکل ۳-۱۷: دستگاه مختصات جدید در مینیوتیا F سازمان دهی شده و محور  $x$  و  $y$  جدید منطبق با جهت مینیوتیا می باشد.  $F$  اثر مقیاس بندی، (با فرض دو اثر انگشت از یک انگشت، تقریباً هم اندازه هستند) در نظر گرفته نمی شود.

روش ما برای تنظیم دو اثر انگشت تقریباً شبیه کاری است که توسط [۲۹] استفاده شده است. ولی در مرحله ۲ متفاوت است. روش لین با استفاده از محاسبه زاویه چرخش از تمام نقاط برآمدگی های کم نمونه است. روش پیشنهادی در اینجا از محاسبه سریعتر زاویه چرخش بوسیله ردیابی انبوه نمونه ها از یک برآمدگی کوتاه که از مینیوتیای با طول  $D$  شروع می شود، استفاده می کند. از آنجا که در روش پیشنهادی ما جهت مینیوتیا را در مرحله استخراج مینیوتیا بدست آوردیم، بدیهی است که روش ما محاسبه را کاهش می دهد، اما هنوز هم دقت محاسبه شده را نگه می دارد.

نسبت تطبیق نهایی دو اثر انگشت تعداد کل جفت مینیوتیا همسان شده اثر انگشت نمونه است. نمره نسبت  $100 * 100$  و دامنه آن از ۰ تا ۱۰۰ است. اگر نمره بزرگتر از یک آستانه از پیش تعیین شده، دو اثر

انگشت متعلق به یک انگشت هستند. با این حال، الگوریتم تطبیق قابل ارتجاع دارای پیچیدگی محاسبات بزرگ است و آسیب پذیر به مینیوتیای جعلی است.

### ۳-۳-۲ روش بازشناسی مبتنی بر شبکه عصبی

در این روش [۳۱] یک شبکه عصبی بر اساس عملکردی برای شناسایی خودکار اثر انگشت توصیف می‌شود. مینیوتیا از تصویر اثر انگشت، از طریق یک طبقه چند لایه پرسپترون<sup>۱</sup> با یک لایه میانی استخراج می‌شود. روش آموزش پس انتشار<sup>۲</sup> برای یادگیری استفاده می‌شود. ویژگیهای انتخاب شده به روشی ارائه می‌شوند که به طور همزمان به شیفت<sup>۳</sup> و چرخش<sup>۴</sup> و مقیاس<sup>۵</sup> بدون تغییر باشند.

همه سیستم‌های شناسایی الگو از چهار بلوک تشکیل می‌شوند. اولین قدم دستیابی به تصویر است و تبدیل تصویر اسکن شده به یک ردیف از اعداد که به وسیله کامپیوتر با مهارت انجام داده می‌شود. دومین مرحله پیش پردازش است که شامل حذف اعوجاج<sup>۶</sup> و بهبود تصویر است. تصویر به بخش‌های دارای مفهوم که بصورت جداگانه مورد بررسی قرار می‌گیرند، تقسیم می‌شوند. مرحله سوم شامل استخراج ویژگی است، جایی که تصویر به صورت یک مجموعه از ویژگیهای عدد برای حذف تزیاید اطلاعات و کاهش ابعاد آن صورت می‌گیرد. بلوک چهارم کلاسه بندی<sup>۷</sup> است. در این بلوک برای تعیین برچسب یک کلاس، ویژگیهای استخراج شده امتحان می‌شوند و با کلاسه‌های دیگری که طبقه بند در مرحله یادگیری، آموزش دیده است مقایسه می‌شوند.

تمرکز این روش بر روی مرحله‌های استخراج و کلاسه‌بندی است. بعضی مواقع که روش‌های الگوریتمی دارای محاسبات زیاد هستند یا اصلاً لگوریتمی وجود ندارد، در این هنگام شبکه عصبی ما

---

<sup>1</sup> Perceptron

<sup>2</sup> Backpropagation

<sup>3</sup> Shift

<sup>4</sup> Rotation

<sup>5</sup> Scale

<sup>6</sup> Noise

<sup>7</sup> Classification

را قادر می‌سازد که راه‌حل‌هایی پیدا کنیم. این روشها همچنین نسبت به روشهای دیگر سرعت بیشتری دارند.

### ۳-۲-۱ مرحله پیش‌پردازش

یک تصویر اثر انگشت تمیز باید برای تسهیل کردن شناسایی بدست آید. لذا روش‌های ساده و استاندارد پردازش تصویر برای بهبود لبه و دودویی کردن یا طراحی فیلتر اثر انگشت نیاز است. اولین مرحله گرفتن اثر انگشت و تبدیل آن به یک نمایش دیجیتالی از اثر انگشت با دقت  $512 * 512$  با  $256$  سطح روشنایی است. سپس تصویر زیر نمونه برداری می‌شود. تکنیک یکسان‌سازی اثر انگشت گاهی برای افزایش کنتراست وقتی شرایط روشنایی ضعیف باشد، به کار می‌رود. اگرچه تصویر اصلی یک تصویر خاکستری است، ولی ما فقط به تصویر دودویی (پیش‌نمای برآمدگی‌های اثر انگشت و پس‌زمینه‌ی فرورفتگی‌ها) علاقه‌مند هستیم.

بنابراین دودویی‌سازی با یک عملگر لاپلاسیان<sup>۱</sup> انجام می‌شود که بوسیله یک روش آستانه‌گذاری دنبال می‌شود. سپس تصویر دودویی را با یک الگوریتم نازک‌سازی دنبال می‌کنیم که برآمدگی‌های تصویر بوسیله یک ساختار اسکلتون با ضخامت فقط یک پیکسل و بدون تغییر نقاط اتصال دنبال می‌شود. بعد از بدست آمدن شکل دودویی تصویر، ممکن است بعضی بی‌نظمی‌ها در اثر انگشت ایجاد شود و این به دلیل بعضی نقص‌های اثر انگشت مثل شکاف در برآمدگی‌ها، که معمولاً به وسیله موارد زیر صورت می‌پذیرد:

الف: چین‌های پوستی و خط‌های همجوار

ب: پخش جوهر به سبب فشار اثر انگشت

ج: موردهای بدتر به دلیل جوهر بیش از اندازه یا لکه‌دار کردن هنگام غلت انگشت

---

<sup>1</sup> Laplasian

متأسفانه این مشکلات اجتناب ناپذیر است و برای حل آن هموار کردن تصویر دودیی لازم است که شامل فرآیندهایی مثل پرکردن سوراخها، حذف نقطه‌های اضافه و نقطه‌های اعوجاج دار و پر کردن نقطه‌های از دست رفته‌ی نهانی است.

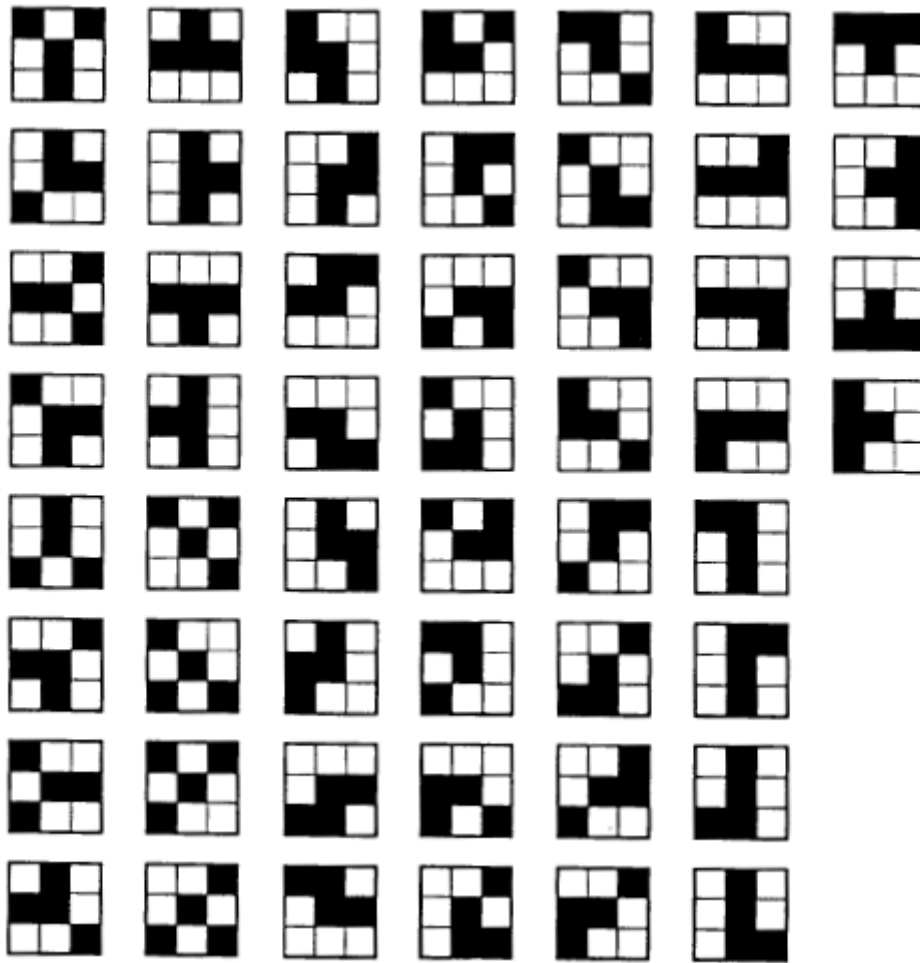
### ۳-۲-۲-۳ استخراج و انتخاب ویژگی

استخراج ویژگی‌های مناسب یکی از مهمترین کارها برای سیستم شناسایی است. زیرا برای تصاویر ورودی غیرممکن است تا با همه نمونه‌های تصویر داده شده از سیستم، تطبیق داده شود. پیدا کردن یک مجموعه فشرده از ویژگی‌های که اطلاعات مفید بیشتری از اطلاعات اصلی ارائه دهد لازم می‌باشد. ویژگی‌های خوب دو نیاز را ارضا می‌کند:

۱. تغییرناپذیری کم (شکل‌های کمی متفاوت با خصوصیات عمومی شبیه باید مقادیر عددی نزدیک داشته باشند).

۲. تفکیک زیاد (ویژگی‌هایی از کلاسهای مختلف باید مقادیر عددی متفاوتی داشته باشند).

یک شبکه چندلایه پرسپترون با سه لایه آموزش برای جداسازی مینیوتیا در تصویر نازک‌سازی شده به کار می‌رود. اولین لایه از شبکه با ۱۰۰ واحد می‌باشد که با اجزای بردار ورودی مربوط شده‌اند. لایه میانی ۵ واحد دارد و لایه خروجی ۱ واحد که متناظر با شماره کلاس است. شبکه به خروجی ۱ آموزش داده می‌شود، وقتی که مرکز پنجره ورودی بر روی آن ویژگی باشد که باید تعیین محل شود و خروجی صفر است، وقتی که مینیوتیا موجود نباشد. شکل ۴-۱۲ که آموزش ابتدایی الگوها را نشان می‌دهد که از ۱۶ نمونه از نقطه انشعاب در ۸ جهت متفاوت و ۳۶ نمونه از غیرانشعاب تشکیل شده است.



شکل ۳-۱۸: نقاط انشعاب، نقاط غیر انشعاب [۳۰]

شبکه بوسیله پس انتشار آموزش می بیند که وزن ها طبق تساوی زیر به روز<sup>۱</sup> می شود:

$$\Delta W_y = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_y} + \alpha \Delta W_y (n - 1) \quad (۱۲-۴)$$

وقتی که E تابع انرژی است که به عنوان مجموع مربع تفاوت بین پاسخ مطلوب خروجی و خروجی واقعی از هر داده آموزش می باشند.

$W_y$  وزن متصل به واحد i و واحد شبکه n و  $\Delta W_y$  تغییر وزن در چرخه n و  $\eta$  نرخ آموزش و  $\alpha$

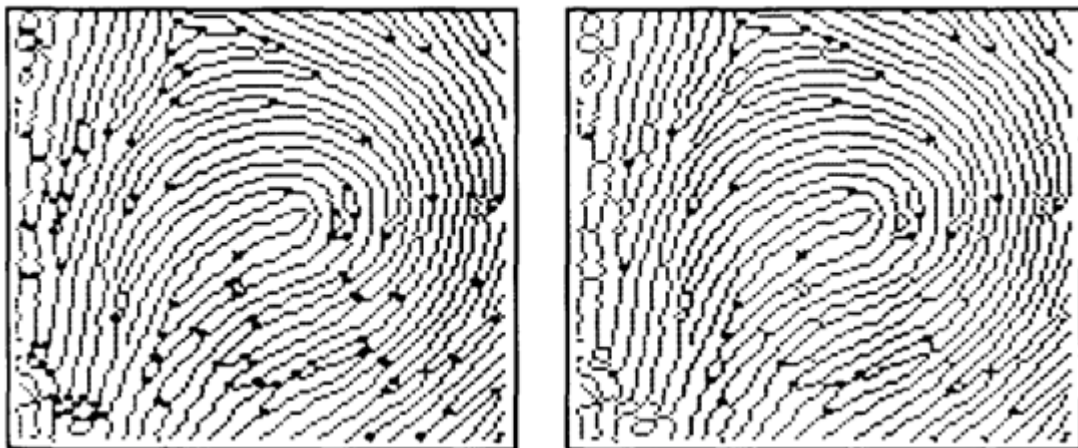
ثابت ممنتیم

<sup>۱</sup> Update



شبکه آموزش دیده شبکه عصبی، تصویر اثر انگشت با تقطیع کردن (بررسی کردن) از طریق پنجره های ۳\*۳، تصویر کامل را تحلیل کرده است. شبکه ثابت کرده که برای شناسایی موقعیت مینیوتیا بسیار موثر است و پاسخ غلط کمی می‌دهد. پاسخ های غلط عموماً از قسمت های تار شده در تصویر اصلی بدست می‌آید، در سطح سیگنال پایین است. برای جلوگیری از این ویژگیهای غلط گزارش شده، و انتخاب مینیوتیای اساسی، ۲ قانون بیشتر به سیستم اضافه می‌شود، تا شناسایی کامل نقاط انشعاب را تضمین کند.

قانون اول: دو یا چند مینیوتیا که بسیار به هم نزدیک می‌شوند، همه آنها را نادیده گرفته می‌شوند. قانون دوم: در نقاط ویژگی مینیوتیای نهانی، با افزایش سایز پنجره به ۵\*۵ آنها امتحان می‌شوند. شکل ۵-۱۳ پخش مینیوتیای در دو تصویر اثر انگشت مساوی الف قبل و ب بعد از به کار بردن قانون، را نشان می‌دهد. سمت چپ شکل، نقطه های ویژگی اضافی که بوسیله شبکه شناسایی شده، قدری بهم نزدیک هستند که نمی‌توانند در کلاسه بندی مهم باشند. وقتی که دو قانون در مورد ویژگی های استخراج شده به کار برده شد، این نقطه ها به طور صحیح حذف شده اند.



الف: قبل از حذف مینیوتیا

ب: بعد از حذف مینیوتیا

شکل ۳-۱۹: بکارگیری دو قانون اضافی برای جلوگیری استخراج ویژگی های غلط [۳۰]

یک مسئله مهم در به کار بردن شبکه عصبی برای شناسایی، ارائه ویژگی‌های اطلاعات به عنوان ورودی به شبکه عصبی است. به علاوه یک سیستم شناسایی باید قادر باشد یک شیء را صرف نظر از جهت و موقعیت و اندازه شناسایی کند. در واقع این متلب تغییرناپذیری ویژگیهای استخراج شده نسبت به چرخش، انتقال، مقیاس را بیان می‌کند. مکان یک نقطه مبدا (نقطه مرکز) در شناسایی ثابت مهم است و باید چنین نقطه ای مشخص شود. برای تحقق این امر یک راهبرد ترسیم خط فاصل برای پیدا کردن یک یا چند نقطه عطف (نقطه هایی با بیشینه نسبت تغییر حرکت ترسیم است) وجود دارد. این نقاط برای پیدا کردن نقطه مرجع به کار می‌روند. فاصله اقلیدسی  $d(i)$  از هر نقطه ویژگی  $i$  تا نقطه مرکزی محاسبه می‌شود. اطلاعات مربوط به فاصله تا نقطه مرکز در مورد خاصیت تغییرناپذیری مکانی است و اطلاعات در یک ترتیب صعودی از  $d(0)$  تا  $d(N)$  ذخیره می‌شوند و این عملکرد به اطلاعات خاصیت تغییرناپذیری نسبت به چرخش را می‌دهد. برای اینکه اطلاعات نسبت به تغییرات مقیاس ثابت باشند به کوتاهترین فاصله  $d(0)$  طبیعی می‌شوند.

$$d_{max}(i) = \frac{d(0)}{d(i)} \quad i=0,1,\dots,N \quad (4-13)$$

طبیعی کردن، این نقطه‌های ویژگی را به مرکز نزدیک تر بار می‌کند. زیرا این نقطه ها در کلاسه‌بندی مهم هستند. از طرفی دیگر نقاط ویژگی در مرزها معمولا دارای کیفیت ضعیف هستند و اعوجاج زیادی دارند. (به دلیل جوهر زیاد یا لکه دار شدن در هنگامی که بصورت فیزیکی اثر انگشت می‌گیرند). بنابراین این نقاط باید کمتر بار شوند. در نتیجه الگوهای خروجی اطلاعات مرکزی در شکل طیف اندازه باید مستقل از چرخش و مقیاس و شیفت باشند. همچنین بردارهای ویژگی در ردیف [۱۰،۰] است. آنها می‌توانند به عنوان بردارهای ذخیره شده (آموزش) در طبقه‌بند MLP ذخیره شدند.

## فصل چهارم

### روش پيشهادی

## فصل چهارم

### ۱-۴ مقدمه

همانطور که در قبل نیز گفتیم ما به دنبال روش فشرده‌سازی هستیم که بتواند ویژگیهای مهم در بازشناسی اثر انگشت را حفظ کند یا به زبان ساده میزان اتلاف کمتری داشته باشد. برآمدگی‌ها و نقاط مینیوتیا که از جمله‌ی آنها می‌توان به نقاط انتهایی برآمدگی‌ها و نقاط انشعاب اشاره کرد، از ویژگیهای مهم در بازشناسی این تصاویر به شمار می‌روند. ضرورت حفظ این ویژگیهای مهم از آنجایی مشخص می‌شود که مهمترین کاربرد اثر انگشت در شناسایی هویت افراد است.

### ۲-۴ روش پیشنهادی

الگوریتم کدگذاری برای فشرده‌سازی در این پایان‌نامه SPIHT می‌باشد. این روش کدگذاری از روشهای به‌روز و بدون اتلاف و دارای نسبت سیگنال به نویز بالا در میان سایر روشهای کدگذاری می‌باشد. در واقع SPIHT یک نوع الگوریتم جستجو و تصمیم‌گیری است که هدف آن یافتن زودتر ضرایب مهم است. برای افزایش نرخ بازشناسی تصاویر فشرده شده از بهسازی تصاویر اثر انگشت در حالت‌های مختلف استفاده می‌کنیم. دو الگوریتم بازشناسی معرفی شده در فصل چهارم برای بدست آوردن نرخ بازشناسی تصویر اثر انگشت در حالت‌های مختلف به کار می‌روند.

### ۱-۲-۴ بهسازی تصاویر

در روش پیشنهادی ما، بهسازی تصویر برای افزایش نرخ بازشناسی با استفاده از افزایش کنتراست روی تصاویر اصلی یا تصاویر فشرده شده، صورت می‌گیرد. کنتراست معیاری است که به صورت نسبت روشنایی درخشان‌ترین رنگ (سفید) به تاریکی تیره‌ترین رنگ (سیاه) قابل تولید در تصویر است. کنتراست واحد ندارد و مقدارش در آزمایشگاهی که تاریکی مطلق در آن وجود دارد، اندازه‌گیری می‌شود. به زبان ساده هر چه کنتراست بالاتر باشد، کیفیت تصویری که چشم می‌بیند، بهتر است. در

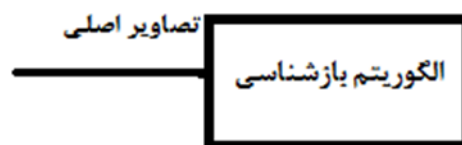
تصویر اثر انگشت فرورفتگی‌ها و برآمدگی‌ها نقش بسزایی در شناسایی تصویر اثر انگشت دارند. بنابراین با بهبود کنتراست تشخیص بین فرورفتگی‌ها و برآمدگی‌ها بالا می‌رود و این امر می‌تواند در بازشناسی موثر باشد. افزایش کنتراست با روشی مبتنی بر تنظیم هیستوگرام [۳۲] انجام می‌شود.

### ➤ **حالت‌های مختلف بهسازی تصاویر**

همانطور که گفته شد در حالت‌های مختلف تصاویر اثر انگشت اصلی و فشرده شده با استفاده از افزایش کنتراست بهبود می‌یابند و سپس به الگوریتم بازشناسی داده می‌شوند. در واقع حالت‌های مختلفی که در آن تصاویر برای بدست آوردن نرخ بازشناسی به الگوریتم‌های بازشناسی سپرده می‌شوند در بلوک دیاگرام‌هایی در زیر آورده شده است.

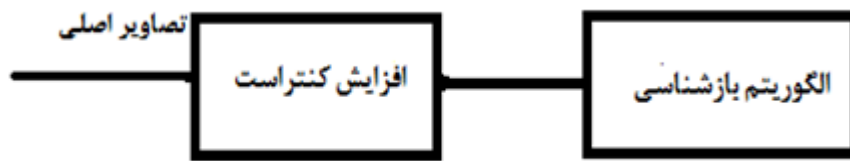
حالت اول و دوم به ترتیب مربوط به تصاویر اصلی و بهبود تصاویر اصلی است و حالت سوم برای شناسایی تصاویر فشرده شده و حالت چهارم تا ششم حالت‌های مختلف بهبود تصاویر فشرده شده می‌باشد.

حالت اول: درصد بازشناسی صحیح را برای تصاویر اصلی بدست می‌آوریم.



حالت دوم: درصد بازشناسی صحیح را برای بهبود یافته تصاویر اصلی (افزایش کنتراست در تصاویر

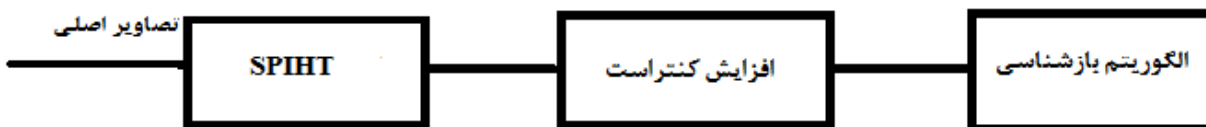
اصلی) بدست می‌آوریم.



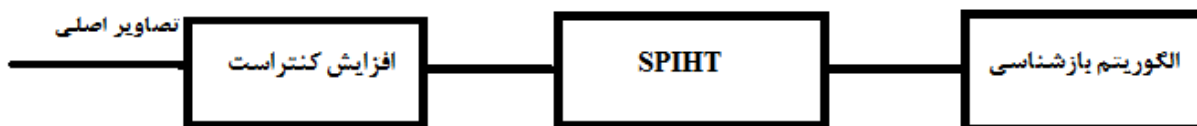
حالت سوم: درصد بازشناسی صحیح را برای تصاویر فشرده شده بدست می آوریم.



حالت چهارم: ابتدا تصاویر اصلی فشرده می کنیم و پس از بهبود دادن (افزایش کنتراست) درصد بازشناسی صحیح را بدست می آوریم.

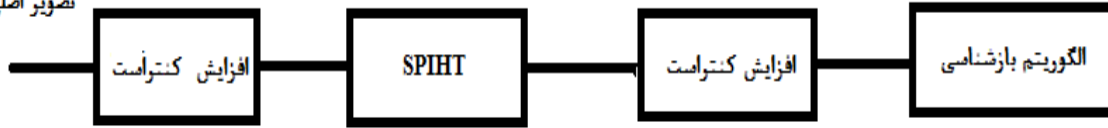


حالت پنجم: ابتدا تصاویر اصلی را بهبود می دهیم و پس از فشرده کردن، درصد بازشناسی صحیح را بدست می آوریم.



حالت ششم: ابتدا تصاویر اصلی را بهبود می دهیم و پس از فشرده کردن، دوباره تصاویر را بهبود می دهیم و در آخر درصد بازشناسی صحیح را بدست می آوریم.

تصویر اصلی







# فصل پنجم

## نتیج

## ۵-۱ مقدمه

همانطور که در فصل چهارم توضیح داده شد به منظور بهبود کیفیت بازشناسی و نیز تا حدودی افزایش سرعت پردازش، از روش بهبود کنتراست استفاده می‌کنیم و نیز دو الگوریتم بازشناسی، اولی مبتنی بر استخراج مینیوتیا، دومی بر اساس شبکه عصبی را توضیح دادیم. هر دو این الگوریتم‌های بازشناسی بعد از بهبود تصاویر و سپس فشرده سازی با روش کدگذاری SPIHT، برای حصول درصد بازشناسی تصویر به کار می‌روند. پیاده سازی نرم افزاری این روش با نرم افزار متلب انجام می‌شود. نتایج این پیاده سازی و چگونگی به دست آوردن این نتایج در این فصل گنجانده شده است.

## ۵-۲ نتایج الگوریتم پیشنهادی با روش بازشناسی اول

با استفاده از روشهای بهبود کنتراست در متلب و کدگذاری SPIHT در ۶ حالت مختلف، تصویر اثر انگشت را به روش بازشناسی اول می‌دهیم تا درصد بازشناسی را در بیت بر پیکسل های مختلف برای ما تعیین کند. سپس برای همه تصاویر یک مقدار آستانه مناسب به نام  $T_{start}$  تعیین می‌کنیم.  $T_{start}$  آن آستانه‌ای است که منجر به بیشترین درصد بازشناسی شود. طریق بدست آمدن  $T_{start}$  در بعد توضیح داده خواهد شد.

پایگاه داده‌های ما برای تصاویر ورودی، شامل ۹۰ تصویر اثر انگشت خاکستری شامل ۱۵ کلاس (مربوط به ۱۵ نفر) و برای هر کلاس ۶ تصویر اثر انگشت می‌باشد.

## ۵-۲-۱ نتایج کمی

برای ۹۰ تصویر بازشناسی ۹۰\*۹۰ حالت مقایسه داریم. ابتدا تصویر اول از نفر اول را با ۹۰ تصویر مقایسه کرده و درصد بازشناسی را برای این تصویر بدست می‌آوریم و سپس برای تصویر دوم از نفر اول درصد بازشناسی در بین ۹۰ تصویر را بدست می‌آوریم و به همین ترتیب ادامه می‌دهیم تا کلاس اول تمام شود. سپس وقتی تصاویر کلاس اول تمام شد به نفر دوم می‌رسیم بدین معنی که

تصویر اول نفر دوم را با ۹۰ تصویر و سپس تصویر دوم برای نفر دوم را با بقیه تصاویر مقایسه کرده و به همین ترتیب ادامه می دهیم تا تصاویر این فرد تمام شود و به کلاس(نفر) بعدی برسیم. مقصود ما از درصد بازشناسی در هر بیت بر پیکسل، میانگین در صدهای بازشناسی برای همه این ۹۰ تصویر در این بیت بر پیکسل می باشد.

برای تعیین Tstart ما یک نمودار معیار تعریف می کنیم. در حالت ایده آل در بین ۹۰ تصویر ما در هر بیت بر پیکسل، تصویر اول از نفر اول، باید همه مقادیر درصد شناسایی با همکلاسه‌هایش (۶ تصویر اول)، بالاتر از آستانه تعریف شده برای درصد بازشناسی تصاویر باشد، بنابراین به درصد بازشناسی مقدار ۱ می‌دهیم و برای ۸۴ تصویر بعدی که مربوط به بقیه کلاسها است، باید کوچکتر از آستانه تعریف شده باشد، لذا درصد بازشناسی باید مقدار صفر بگیرد. به همین ترتیب برای تصویر دوم از نفر اول نیز همین کار را انجام می دهیم. یعنی باید با همکلاسه‌هایش (۶ تصویر اول)، مقادیر شناسایی بالاتر از آستانه تعریف شده داشته باشد، لذا مقدار ۱ می‌گیرد و با ۸۴ تصویر از بقیه افراد درصد شناسایی کوچکتر از مقدار آستانه تعریف شده می باشد و مقدار صفر می‌گیرد. تصاویر کلاس اول که تمام شد، همین کار را برای تصاویر بقیه کلاسها انجام می‌دهیم و بر فرض مثال، درصد شناسایی تصویر سوم از کلاس دوم با همکلاسه‌هایش مقدار بیشتر از آستانه گرفته، لذا مقدار ۱ در نمودار دارد و با بقیه افراد از کلاسهای دیگر مقدار کوچکتر از آستانه بوده، مقدار صفر می‌گیرد. چنین نمودار معیاری را ما GT<sup>۱</sup> می نامیم.

$$\begin{cases} I_{(i,j)} & \text{if } i=k \quad Y=1 \text{ else if } i \neq k \quad Y=0 \\ h_{(k,l)} & \end{cases} \quad \text{when } 1 < i,k < 15 \text{ and } 1 < j,l < 6 \quad (1-5)$$

نشان دهنده تصویر مورد نظر  $I_{(i,j)}$

<sup>1</sup> Ground Truth

$h_{(k,l)}$  بیانگر تصویری که با تصویر  $I_{(i,j)}$  با آن مقایسه می شود.

در هر بیت بر پیکسل خاص، اگر نمودار درصد بازشناسی را با توجه به یک مقدار مشخص، آستانه بندی کنیم، نموداری به ما می دهد که هر چه این نمودار به نمودار معیار ما نزدیکتر باشد و تفاوت کمتری داشته باشد، آن آستانه را به عنوان  $T_{start}$  در نظر می گیریم.

در این برنامه ابتدا حالت های مختلفی از تصاویر اثر انگشت را تهیه کرده و سپس برنامه بازشناسی اثر انگشت را روی هر مجموعه از این تصاویر اعمال می کنیم. در هر اجرا مقدار  $CR^1$  (بازشناسی درست) را محاسبه کرده ایم.

❖ جداول میانگین درصد بازشناسی برای ۹۰ تصویر برای حالت های مختلف برای تصاویر اثر انگشت

جدول ۵-۱: تصاویر اثر انگشت خاکستری اصلی

CR	95.84
----	-------

جدول ۵-۲: تصاویر فشرده شده با SPIHT

	0.1	0.3	0.5	1
CR	95.83	95.83	95.84	95.84
Tstart	91	93	84	86

جدول ۵-۳: بهبود تصاویر اثر انگشت بعد از فشرده سازی با SPIHT

	0.1	0.3	0.5	1
CR	95.81	95.83	95.84	95.86
Tstart	92	91	87	80

جدول ۵-۴: بهبود تصاویر اثر انگشت قبل از فشرده سازی با SPIHT

	0.1	0.3	0.5	1
CR	95.82	95.83	95.83	95.84
Tstart	89	92	92	84

<sup>1</sup> Correct Recognition

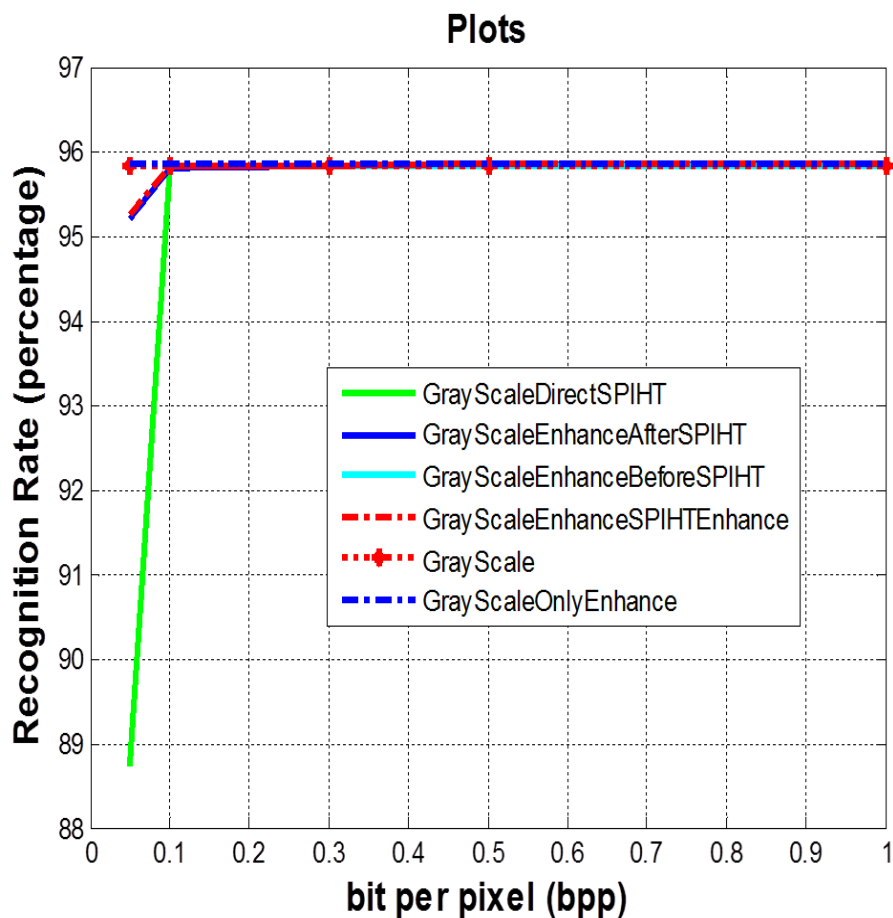
جدول ۵-۵: بهبود تصاویر اثر انگشت قبل و بعد از فشرده سازی با SPIHT

	0.1	0.3	0.5	1
CR	95.83	95.83	95.86	95.86
Tstart	89	85	79	81

جدول ۶-۵: بهبود تصاویر اثر انگشت خاکستری اصلی

CR	95.85
Tstart	77

❖ نمودار درصد شناسایی برای هر یک از حالت‌های مختلف در بیت برپیکسل‌های مختلف در شکل ۵-۱ آورده شده است. برای نرخ بیت کمتر از ۰,۱ درصد بازشناسی افت می‌کند. ما برای بیت برپیکسل ۰,۰۵ نیز در حالت‌های مختلف نرخ بازشناسی را بدست آوردیم. ولی در یک حالت (بهبود تصاویر اثر انگشت قبل از فشرده سازی) نرخ بازشناسی به دلیل محدودیت برنامه مورد استفاده صفر شد که ما برای رسم شکل مقدار صفر را در نرم افزار متلب، مقدار NAN گذاشتیم.



شکل ۵-۱: نمودار میانگین درصد شناسایی در بیت بر پیکسل‌های مختلف

### ۵-۳ نتایج الگوریتم پیشنهادی با روش بازشناسی دوم

#### ❖ قسمت اول

در این قسمت با استفاده از روشهای بهبود کنتراست در متلب و کدگذاری SPIHT در ۶ حالت مختلف، تصویر اثر انگشت را به روش بازشناسی دوم می‌دهیم تا درصد بازشناسی در بیت برپیکسل های مختلف را برای ما تعیین کند. در هر حالت از مجموعه ۶ تصویر موجود در هر کلاس (متعلق به یک نفر) ۲ تصویر اول را برای آموزش شبکه عصبی استفاده می‌کنیم و بقیه تصاویر (از حداقل ۱ تا ۴ حداکثر تصویر) را برای آزمون در نظر می‌گیریم و تصاویر آزمون را یک به یک به شبکه می‌دهیم و

نتایج را ثبت می‌کنیم.  $t$  به این معناست که تصویر مورد نظر برای آموزش<sup>1</sup> شبکه به کار می‌رود. نماد 1 وقتی به کار می‌رود که شبکه برای بازشناسی اثرانگشت جواب درست می‌دهد و نماد 0 در صورت جواب نادرست شبکه برای بازشناسی به کار می‌رود.

✓ جدول ۷-۵ برای مثال نتایج بازشناسی مربوط به تصاویر اصلی را نشان می‌دهد.

جدول ۷-۵: تصاویر خاکستری اصلی

GrayScale: 91.67%

person \ image	1	2	3	4	5	6
1	t	t	1	1	1	1
2	t	t	1	1	1	1
3	t	t	1	1	1	1
4	t	t	1	1	0	1
5	t	t	1	1	1	1
6	t	t	1	1	1	1
7	t	t	0	1	1	1
8	t	t	1	1	1	0
9	t	t	1	1	1	1
10	t	t	1	1	1	1
11	t	t	1	1	1	1
12	t	t	1	1	1	1
13	t	t	1	1	1	0
14	t	t	1	0	1	1
15	t	t	1	1	1	1

<sup>1</sup> Train

✓ نمودار نرخ فشرده‌سازی حالات مختلف برای تصاویر اصلی و تصاویر فشرده شده در نرخ

بیت‌های مختلف در شکل ۵-۲ آورده شده است.

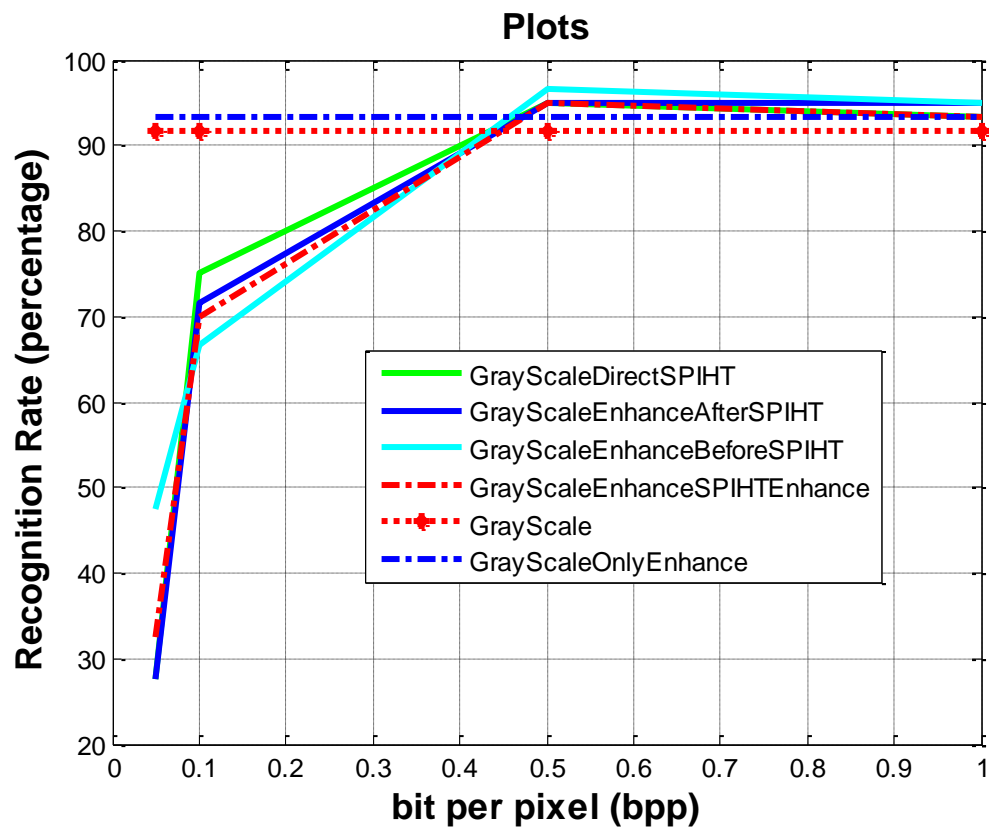
جدول ۵-۸: نرخ بیت برای تصاویر اصلی و بهبودیافته آنها

نرخ بازشناسی برای تصاویر اصلی	91.67
نرخ بازشناسی برای بهبود یافته تصاویر اصلی	93.33

جدول ۵-۹: نرخ بیت برای حالات مختلف بهبود تصاویر فشرده شده در نرخ بیت‌های مختلف

نرخ بیت	0.05	0.1	0.5	1
نرخ بازشناسی در حالت فقط فشرده سازی	27.5	75	95	93.37
نرخ بازشناسی در حالت بهبود بعد از فشرده سازی	27.5	71.67	95	95
نرخ بازشناسی در حالت بهبود قبل از فشرده سازی	47.5	66.67	96.67	95
نرخ بازشناسی در حالت فشرده بعد و قبل از فشرده سازی	32.5	70	95	93.33





شکل ۵-۲: نمودار نرخ فشرده سازی برای حالات مختلف در بیت بر پیکسلهای متفاوت

### ❖ قسمت دوم

در این قسمت نیز مانند قسمت اول عمل می‌کنیم با این تفاوت تعداد تصاویر را برای آموزش شبکه را از ۲ به ۴ تصویر افزایش دادیم، تا تاثیر آن را بر نرخ باز شناسی در حالات مختلف ببینیم و دوباره نمودار را برای این مرحله تکرار می‌کنیم.

جدول ۵-۱۰: نرخ بیت برای تصاویر اصلی و بهبود یافته آنها

نرخ باز شناسی برای تصاویر اصلی	95
نرخ باز شناسی برای بهبود یافته تصاویر اصلی	97.5

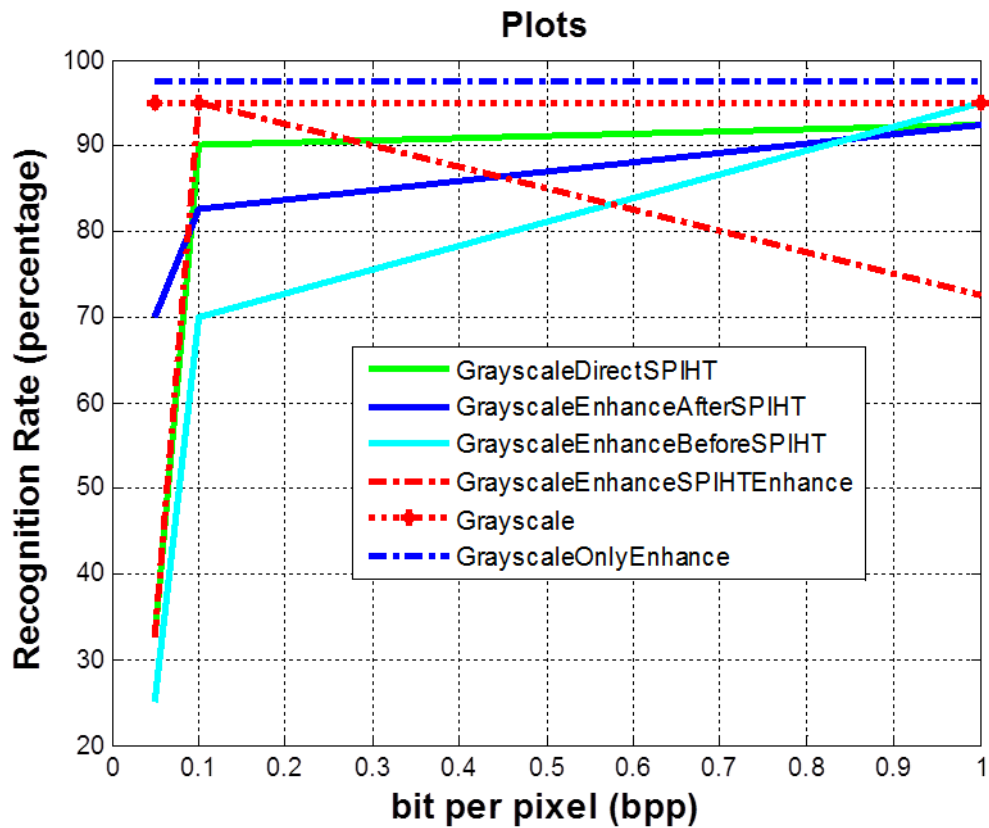
جدول ۵-۱۱: نرخ بیت برای حالات مختلف بهبود تصاویر فشرده شده در نرخ بیت های مختلف

نرخ بیت	0.05	0.1	0.5	1
نرخ بازشناسی در حالت فقط فشرده سازی	32.5	90	92.5	92.5
نرخ بازشناسی در حالت بهبود بعد از فشرده سازی	75	82.5	95	92.5
نرخ بازشناسی در حالت بهبود قبل از فشرده سازی	25	70	97.5	95
نرخ بازشناسی در حالت فشرده سازی و قبل از فشرده سازی	32.5	72.5	95	95

← در این قسمت تصاویر را با نرخ بیت ۰,۳ نیز فشرده کرده و به الگوریتم فشرده سازی سپردیم

که درصد بازشناسی ۱۰۰ درصد شد. بنابراین تصاویر فشرده شده نیازی به بهسازی برای افزایش نرخ بازشناسی نداشتند.

✓ نمودار نرخ فشرده سازی حالات مختلف برای تصاویر اصلی و تصاویر فشرده شده در نرخ بیت های مختلف در شکل ۵-۳ آورده شده است.



شکل ۳-۵: نمودار نرخ فشرده سازی درحالات مختلف برای بیت بر پیکسلهای متفاوت

## ۴-۵ نتایج کیفی

این که تصاویر اثر انگشت را تا چه نرخ بیتی می توان فشرده کرد، طوری که نرخ بازشناسی اُفت قابل توجهی نداشته باشد، بستگی به نوع روش بازشناسی دارد. این امر می تواند معیاری جهت مقایسه کارایی روش های بازشناسی باشد. یک معیار دیگر این است که با افزایش یا کاهش نرخ بیت، نرخ بازشناسی تا چه حد تغییر می کند (یا حساسیت نشان می دهد). طبیعتاً آن روش بازشناسی می تواند مناسب و کارا محسوب شود که حساسیت چندانی نسبت به تغییرات نرخ بیت نداشته باشد و نیز کارایی بازشناسی آن تا نرخهای بیت کمتری بالا باقی بماند.

#### ۵-۴-۱ نتیجه روش بازشناسی اول (مبتنی بر استخراج مینیوتیا)

۱- نرخ بیت ۰,۱ بیت بر پیکسل مقدار مرزی برای شروع اُفت نرخ بازشناسی در اثر فشرده سازی است.

۲- انجام تنها فشرده سازی موجب حفظ نرخ بازشناسی در نرخ بیت‌های بزرگتر از ۰,۱ بیت بر پیکسل می شود. این کارایی بازشناسی تقریباً همان نرخ بازشناسی روی تصاویر اولیه است.

۳- پس پردازش‌ها و یا پیش پردازش‌ها تاثیر قابل توجهی در بهبود یا اُفت کارایی بازشناسی نسبت به حالت بازشناسی روی تصاویر اولیه ندارند.

۴- در نرخ بیت های کمتر از ۰,۱ بیت بر پیکسل برخی پردازش‌ها مانند بهسازی پس از کدگذاری SPIHT، بهسازی قبل و بعد از کدگذاری SPIHT، انجام تنها بهسازی همچنان موجب حفظ نرخ بازشناسی می شوند.

۵- افزایش نرخ بیت تاثیر قابل ملاحظه‌ای روی بهبود نرخ بازشناسی ندارد.

#### ۵-۴-۲ نتیجه روش بازشناسی دوم (مبتنی بر شبکه عصبی)

۱- نرخ بیت ۰,۵ بیت بر پیکسل مقدار مرزی برای شروع اُفت نرخ بازشناسی در اثر فشرده سازی است. ملاحظه می کنید که این مقدار بیشتر از مقدار متناظر برای روش قبل است و این مطلب یک عیب برای این نوع روش بازشناسی محسوب می شود.

۲- انجام تنها فشرده سازی موجب حفظ نرخ بازشناسی در نرخ بیت‌های بزرگتر از ۰,۱ بیت بر پیکسل می شود. این کارایی بازشناسی تقریباً همان نرخ بازشناسی روی تصاویر اولیه است. گرچه نرخ بازشناسی در برخی نرخ بیت‌های کوچکتر بیشتر از نرخ بازشناسی در نرخ بیت های بزرگتر است.

۳- گرچه در این روش نیز پس پردازش‌ها و یا پیش پردازش‌ها تاثیر قابل توجهی در بهبود یا افت کارایی بازشناسی نسبت به حالت بازشناسی روی تصاویر اولیه ندارند اما میزان تغییرات مقادیر نرخ بازشناسی در حالت‌های مختلف، بیشتر از روش قبلی است.

۴- در این جا برخی حالتها موجب افزایش نرخ بازشناسی نسبت به حالت تصاویر اصلی برای مثال در حالت تصاویر بدون فشرده سازی، انجام تنها بهسازی تصویر موجب افزایش نرخ بازشناسی شده است. در حالت مقایسه‌ی تصاویر فشرده شده با تصویر اصلی نیز، هر یک از اعمالی که انجام شده در نرخ بی‌تی به بعد موجب افزایش نرخ بازشناسی شده است. مقدار این افزایش در دقت بازشناسی (در هر یک از حالت‌های استفاده از بهسازی قبل از کدگذاری SPIHT) حتی به ۵ درصد نیز می‌رسد

۵- با افزایش تعداد تصاویر آموزش، نرخ بیت ۰,۵ بیت بر پیکسل، مقدار مرزی برای شروع افت نرخ بازشناسی در اثر فشرده سازی است. ملاحظه می‌کنید که این مقدار برابر با مقدار متناظر برای قسمت قبل با ۲ تصویر آموزش است.

۶- با افزایش تعداد تصاویر آموزش، در حالت تصاویر اصلی و بهسازی تصاویر اصلی نیز نرخ بازشناسی نسبت به قبل افزایش یافت. در فشرده سازی با نرخ بیت بالایی مثل ۱ بیت بر پیکسل نرخ بازشناسی تغییر عمده‌ای نشان نداد و اعمال انجام شده روی تصاویر فشرده شده، نیز نرخ بازشناسی مشابهی مانند قبل ایجاد کرد. ولی برای نرخ بیت های پایین این قضیه برعکس بود و برای فشرده‌سازی با نرخ بیت ۰,۵ و ۰,۱ بیت بر پیکسل نرخ بازشناسی نسبت به قبل افزایش یافت. در نرخ بیت بالا مثل ۱ بیت بر پیکسل بهسازی قبل از فشرده سازی و بهسازی قبل و بعد از فشرده سازی درصد بازشناسی را تا حدودی نسبت به حالت فشرده، افزایش داد و در نرخ پایین مثل ۰,۵ بیت بر پیکسل، بهسازی بعد از فشرده سازی و بهسازی قبل و بعد از فشرده سازی، نرخ بازشناسی را نسبت به حالت فشرده شده، افزایش داد و در مورد ۰,۱ بیت بر پیکسل در همه حالات نرخ بازشناسی نسبت به تصاویر فشرده شده، کاهش یافت.



# فصل هشتم

## نتیجه گیری و پیشنهادات

## فصل ششم

### ۱-۶ مقدمه

در ابتدای این بخش نتیجه گیری در مورد کارهای انجام شده در این تحقیق و سپس پیشنهادات در مورد کارهای آتی بیان می گردد.

### ۲-۶ نتیجه گیری

این تحقیق با هدف ارائه الگوریتمی برای فشرده سازی که قادر به حفظ ویژگیهای مهم در بازشناسی باشد صورت گرفت. در واقع با افزایش نرخ فشرده سازی به دنبال افزایش نرخ بازشناسی نیز هستیم. در این تحقیق دو الگوریتم بازشناسی برای ارزیابی تاثیر بهسازی تصویر در افزایش نرخ بازشناسی مورد مطالعه قرار گرفت. الگوریتم که مبتنی بر استخراج مینیوتیا بود، نتایج تقریبا بهتری را نسبت به الگوریتم بازشناسی مبتنی بر شبکه عصبی می دهد. در الگوریتم مبتنی بر شبکه عصبی بالا بردن تعداد تصاویر آموزش در بهبود نرخ بازشناسی در بیشتر حالات برای بیت بر پیکسل های بالای ۰,۱ موثر بود.

با توجه به نتایج بدست آمده از دو روش بازشناسی می توان دریافت که روش فشرده سازی SPIHT تغییر قابل ملاحظه ای در نرخ های بازشناسی تصاویر اثر انگشت ایجاد نمی کند و بنابراین یک روش فشرده سازی نسبتا قابل اطمینان برای حفظ ویژگی های بازشناسی است و ویژگی بدون اتلاف بودن این روش کدگذاری نیز در اینجا تایید می شود. همچنین بهبود اثر انگشت با استفاده از بهبود کنتراست در حالات مختلفی که گفته شد، در نرخ بیت های بالا در نرخ بازشناسی اثر چندانی ندارد. ولی برای نرخ بیت های پایین در برخی حالات می تواند باعث بهبود نرخ بازشناسی شود.

### ۳-۶ پیشنهادات

برای کارهای آینده می توان از دیگر روش های مبتنی بر موجک مثل EZW یا WBTC استفاده کرد و تاثیر این روشها را بر نرخ بازشناسی مشاهده کرد و همچنین تاثیر روش های دیگر بهبود تصاویر مانند



حذف نویز با استفاده از فیلترهای مختلف، تنظیم مقادیر روشنایی با یکسان‌سازی هیستوگرام، برطرف کردن تاری تصاویر اثر انگشت با استفاده از فیلتر وینر را بر حفظ ویژگی‌های بازشناسی تصاویر فشرده شده اثر انگشت، بررسی کرد.

- [1] Hanashi A.M. fingerprint images compression Wavelet Transform “Thesis submitted to school of graduate, University putra of Malaysia ,in partial fulfillment of the Requirement For The Degree of Master of Science, pp.1-9, 2003.
- [2] M. kambli and sh. Bhatia, “comparision of different fingerprint compression Techniques” signal and Image processing: an International Journal (SIPIJ),Vol.1, No.1, pp. 27-39, 2010.
- [3] division federal bureau of Investigation “WSQ Gray\_Scale fingerprint image compression specification ”Criminal Justice Information Services(CJIS),Version 3.1,pp. 1-43, 2010.
- [4] M. R. Islam, F. Bulbul and Sh. shami “Performance analysis of coiflet type wavelet for a fingerprint Image compression by using wavelet and wavelet packet transform” International Journal of computer science and engineering survey(IJCECS) Vol. 3,NO.2 , pp. 79-87, 2012.
- [5] A. kh and Al- Asmari, “progressive fingerprint images compression using edge detection technique” International Journal of Imaging systems Technology, Vol 12,Issue 5,pp. 211-216,2002.
- [6] A. A. mohammed, R. Minhas, Q.M. Janathan Wu and A. M. Sid-Ahmad, “ Fingerprint compression standard Based on Wave Atoms Decomposition And Self organizing Feature Map” ,IEEE international conference, pp. 367-372 , 2009.
- [7] Ö.N. Gerek and A. Enis setin ,“Pholyphaze adaptive filter banks for fingerprint Image compression” journal and magazines, Dept.of Electrical Engineering,Vol 34, Issue 20, pp. 1931-1932, 1998.
- [8] V.Perumal and J. Ramaswamy, “An Innovative Scheme for Effectual Fingerprint Data Compression using bezier curve Representation” International Journal of computer science and information security(IJCIS) Vol.6, NO.1, pp. 149-157, 2009.
- [9] www.mathworks.com ,see “regionprops” documentation.

[۱۰] محسن اکرمی، “فشرده سازی تصاویر چهره مبتنی بر نواحی مطلوب”، پایان نامه، بهمن ۹۲

[11] S. Mallat, “A Theory of Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 11:7, pp. 674-93, 1989

[12] M. Ghanbari, *Standard Codecs-Image Compression to Advanced Video Coding*, 3rd ed.: The Institution of Engineering and Technology, 2011

[13] JM. Shapiro, “Embedded Image Coding Using Zero Trees of Wavelet Coefficients.” *IEEE Trans Signal Process*, vol. 41, pp. 3445–62, 1993.

[14] B. E. Usevitch, “A Tutorial on Modern Lossy Wavelet Image Compression: Foundation of JPEG2000 ” *IEEE Signal Process*, vol. 18:5, pp. 22–35, 2001.

[15] R. E . Crochiere, S . A. Weber, and J. L. Flanagan, "Digital Coding of Speech in Sub Bands," *Bell Syst. Tech. J.*, vol. 55, pp. 1069–85, 1967.

[16] I. Daubechies, “The Wavelet Transform, Time Frequency Localization and Signal Analysis ” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 36:5, pp. 961–1005, 1990.

[17] C. S. Burrus, R. A. Gopinath, and H. Guo, *Introduction to Wavelets and Wavelet Transform.* : Prentice Hall, 1999.

[18] G. Strang, T. Nguyen, *Wavelets and Filter Banks*, 2nd eda. : Wellesley- Cambridge Press, 1997.

[19] D. Taubman, “High Performance Scalable Image Compression wiath EBCOT ” *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 9, pp. 1158 –70, 2000.

[20] D. Salomon and G. Motta, *Handbook of Data Compression*, 5th ed.: Springer-Verlag, 2010.

[21] A. Said and WA. Pearlman, “A New, Fast and Efficient Image Codec Based on SetPartitioning in Hierarchical Trees ” *IEEE Trans Circ Syst Video Technol*, vol. 6, pp. 243-9, 1996.

[22] I. H. Witten, R. Neal, and J. G. Cleary, "Arithmetic Coding for Data Compression," *Commun. ACM*, vol. 30, no. 6, pp. 520–40, 1987.

[23] N. Tekbiyic, H.s Tozkoparan "Embedded Zero Tree Wavelet "Undergraduate Project Report Submitted in partial fulfillment of the Requirement For The Degree of Bachelor of Science(B.S.) in Electrical and Electronic Engineering Department Estern Mediterranean University, pp 1-35, June 2005 .

[۲۴] قهابی ا و ساوجی م ح، ۱۳۸۷ "کدگذاری مجدد ضرایب چندی شده تبدیل موجک سیگنال های صوتی و صحبت باند وسیع"

[25] Yeo T., Peng W.T. and Tai Y.Yu, Image Systems Engineering Program, Stanford University.

[26] Jain L.C. and Halici U. and Hayashi I., S.B. Lee and S. Tsutsui, "Intelligent biometric techniques in fingerprint and face recognition", 1999.

[27] N. Ratha, S. Chen and A.K. Jain "Adaptive Flow Orientation Based Feature Extraction in Fingerprint Images", *Pattern Recognition*, Vol. 28, pp.1657-1672, 1995

[28] D.Maio and D. Maltoni. "Direct gray-scale minutiae detection in fingerprints " *IEEE Trans. Pattern Anal . And Machine Intell* , 19(1):pp 27-40, 1997.

[29] L. Hong, Ph.D. Thesis, "Automatic Personal Identification Using Fingerprints", 1998

[30] M.J. Donahue and S.I. Rokhlin. "On the Use of Level Curves in Image Analysis " , *Image Understanding VOL. 57*, pp. 652 – 655, 1992

[31] W.F. Leung, S.H Leung, W.H. lau and A. luk " Fingerprint recognition using nerval network", Department of Electronic engineering, pp 225\_23, 1991

[32] [www.mathworks.com](http://www.mathworks.com), see "imadjust" documentation.

## **ABSTRACT**

Fingerprint is an important physiological feature used to identify individuals

Compression is a key component for storing fingerprint image using less memory. methods of compression provide easy acquiring images.

One type of Wavelet transform is designed to be easily reversible. This type of wavelet transform can have used in compression. Recognition features is known vital to identity individuals. Because of these, our thesis is based on wavelet transform and preserving recognition features. In order to increase recognition rate, we enhance fingerprint image by inhancing contrast in various states and SPIHT coding algorithm is used for purpose of compression fingerprint. Two method has been used for recognition. First recognition fingerprint is based on miniutia extraction and other based on neural network. Simulitation results in tables in form of recognition rate for different bit rate represent that first method preserved recognition rate of 0.1 bpp to high bit rates. and recognition rate for compressed fingerprint does not have a lot of different from original image. but second method with tow train image preserved recognition rate of 0.5 bpp to high bit rates.

Compression test is performed on a database include of fifteen fingerprint that each fingerprint have six image.

Key words: fingerprint image, fingerprint compression, fingerprint recognition, wavelet transform.



Shahrood University of Technology

Faculty of Electrical Engineering and Robotic

Fingerprint Grayscale Image Compression Based on Wavelet Tranceform with  
Preserving Recognition Performance

Mahdiyeh Yaghoobi

Supervisor:

Dr. Omid reza Marouzi

Dr. Hadi Griloo

Advisor:

Dr.Yaser Baleghi

Date: Jan 2014