



دانشکده : برق و رباتیک

گروه : الکترونیک

تشخیص عیوب بافت پارچه با استفاده از پردازش تصویر

دانشجو :

عاطفه توبک

استاد راهنما :

دکتر امیدرضا معروضی

استاد مشاور :

دکتر مسعود لطیفی

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

چکیده

با توجه به این که تشخیص عیوب پارچه در فرآیند بازرسی صنعت نساجی، عمدتاً باید به صورت برخط^۱ انجام شود، زمان پردازش الگوریتم مورد استفاده در قابلیت اجرای آن نقش اساسی دارد. اکثر الگوریتم های گذشته به دلیل محاسبات زیاد این قابلیت را ندارند. علاوه براین در کاربرد واقعی، بسیاری از عیوب به وجود آمده در سطح پارچه غیر قابل پیش بینی هستند و ساختار مشخصی ندارند. بنابراین آموزش سیستم تشخیص عیب با در دست داشتن تمام عیوب عملاً غیرممکن است. بنابراین سیستم تشخیص عیب، باید تا حد امکان خودکار بوده و نیاز به آموزش کلاس معیوب نباشد.

در این پایان نامه روش جدیدی ارائه می‌گردد که با استفاده از خوشه‌بندی به جای طبقه‌بندی، مرحله آموزش حذف شده و تنها با استفاده از شباهت ها و تفاوت‌های نقاط داده‌ای در مجموعه داده مفروض به کشف ساختار موجود در بافت پارچه می‌پردازد. خوشه‌بندی فازی مبنای کار قرار گرفته است و از الگوریتم ژنتیک و تبدیل موجک در آن استفاده شده است. در روش پیشنهادی از تبدیل موجک به عنوان پیش پردازش، جهت کاهش بافت زمینه و وضوح نقایص و از الگوریتم خوشه بندی FCM برای تشخیص معایب موجود در پارچه های طرح دار استفاده شده است. الگوریتم ژنتیک با پیدا کردن مراکز خوشه بهینه و بهبود عملکرد خوشه بندی فازی، طیف وسیع تری از معایب موجود در پارچه های طرح دار را پوشش می‌دهد.

الگوریتم ارائه شده با کاهش پیچیدگی محاسباتی، قابلیت پیاده سازی جهت سیستم تشخیص خودکار عیوب بافتی پارچه را داراست.

کلمات کلیدی: شناسایی عیوب پارچه، خوشه‌بندی فازی، الگوریتم ژنتیک

^۱ On line

فهرست مطالب

فصل ۱ کلیات	۱
۱-۱ بیان کلی مسئله	۲
۲-۱ نیاز به بازرسی خودکار	۳
۳-۱ بینایی ماشین واتوماسیون کارخانه	۵
۱-۳-۱ وظایف سامانه های بینایی ماشین	۵
۲-۳-۱ بینایی ماشین	۶
۴-۱ انواع بافت ها	۷
۵-۱ انواع عیوب پارچه ها	۸
۶-۱ ساختار پایان نامه	۹
فصل ۲ بینایی ماشین و کاربرد آن در تشخیص عیوب پارچه	۱۰
۱-۲ مقدمه	۱۱
۲-۲ سیستم تشخیص و تعیین نوع عیب	۱۵
۱-۲-۲ پیش پردازش	۱۶
۲-۲-۲ پردازش و استخراج بردارهای ویژگی ورودی	۱۶
۳-۲-۲ تشخیص و طبقه بندی نوع عیب	۱۶
۳-۲ روش های آماری	۱۸
۱-۳-۲ حد آستانه و تصویر مرجع	۱۸
۲-۳-۲ همبستگی نرمال	۱۸
۳-۳-۲ ماتریسهای هم پیشامد	۱۹
۴-۳-۲ الگوی باینری محلی	۲۳
۵-۳-۲ مورفولوژی	۲۴
۶-۳-۲ تشخیص لبه	۲۵
۴-۲ روشهای طیفی	۲۶
۱-۴-۲ تبدیل فوریه گسسته	۲۶
۲-۴-۲ تبدیل گابور	۲۸
۳-۴-۲ تبدیل موجک	۳۱
۵-۲ روشهای مدلی	۳۴
۱-۵-۲ فرکتال	۳۴
۲-۵-۲ مدل رشته تصادفی مارکوف	۳۶
۶-۲ جمع بندی فصل و نتیجه گیری	۳۸
فصل ۳ بررسی تکنیک های خوشه بندی	۳۹
۱-۳ مقدمه	۴۰
۲-۳ خوشه بندی در مقابل طبقه بندی	۴۱

۴۲ تقسیم‌بندی الگوریتم‌های خوشه‌بندی
۴۴ خوشه‌بندی به روش K_MEANS
۴۶ مزایای الگوریتم خوشه‌بندی K_Means
۴۶ محدودیت‌های الگوریتم خوشه‌بندی K_Means
۴۴ خوشه‌بندی به روش FCM
۴۸ مزایای الگوریتم خوشه‌بندی FCM
۴۹ محدودیت‌های الگوریتم خوشه‌بندی FCM
۴۹ مروری بر معیارهای فاصله متریک
۵۲ جمع بندی فصل و نتیجه گیری
۵۳ فصل ۴ الگوریتم ژنتیک
۵۴ ۱-۴ مقدمه
۵۴ ۲-۴ تاریخچه بیولوژیکی
۵۶ ۳-۴ کلیات الگوریتم ژنتیک
۵۸ ۴-۴ شبه کد الگوریتم ژنتیک
۶۰ فصل ۵ الگوریتم پیشنهادی
۶۱ ۱-۵ مقدمه
۶۲ ۲-۵ الگوریتم پیشنهادی
۶۳ ۱-۲-۵ تبدیل موجک
۶۸ ۲-۲-۵ تشخیص عیب به کمک FCM بهبود پیدا کرده با الگوریتم ژنتیک
۷۳ ۳-۲-۵ انتخاب سطح رزولوشن تبدیل موجک
۷۵ فصل ۶ ارزیابی نتایج روش پیشنهادی
۷۶ ۱-۶ مقدمه
۷۷ ۲-۶ معرفی پایگاه داده
۷۹ ۳-۶ ارزیابی کیفی الگوریتم‌های پیشنهادی
۸۵ ۴-۶ ارزیابی کمی الگوریتم پیشنهادی
۸۷ ۵-۶ ارزیابی محاسباتی الگوریتم پیشنهادی
۸۷ ۶-۶ جمع بندی فصل و نتیجه گیری
۸۸ ۷-۶ پیشنهادات

فهرست اشکال

- شکل ۱-۱ مقایسه نرخ تولید بافندگی و بازرسی پارچه [۵۷]..... ۳
- شکل ۲-۱ نحوه بازرسی پارچه توسط بازرس انسانی..... ۴
- شکل ۳-۱ حد نهایی تمرکز بازرس انسانی [۵۷]..... ۵
- شکل ۴-۱ طرحی از یک سیستم بینایی ماشین در خط تولید کارخانه..... ۷
- شکل ۵-۱ (الف) بافت حلقوی، (ب) بافت تار پودی، (ج) بی بافت..... ۸
- شکل ۶-۱ چند نمونه از معایب موجود در بافت پارچه [۷۸]..... ۸
- شکل ۱-۲ نمایش سیستم تعیین نوع عیب..... ۱۵
- شکل ۲-۲ استفاده از تصویر مرجع وحد آستانه [۴۳]..... ۱۸
- شکل ۳-۲ طرح شماتیکی از روش همبستگی نرمال [۱۴]..... ۱۹
- شکل ۴-۲ ماتریسهای GTSD..... ۲۰
- شکل ۵-۲ مثالی از عملگر باینری محلی..... ۲۴
- شکل ۶-۲ طرح نمادینی از کاربرد یک فیلتر گابور بر روی یک تصویر با بافت یکنواخت..... ۳۰
- شکل ۷-۲ فیلترهای بالاگذر و پایین گذر سیگنال را به دو بخش تقریب و جزئیات تقسیم می کند..... ۳۱
- شکل ۸-۲ تقسیم سیگنال به بخش های جزئی با عبور مجدد سیگنال تقریب از فیلتر ها..... ۳۲
- شکل ۹-۲ با بزرگنمایی مکعب به اندازه ۸،۲ مکعب خواهیم داشت..... ۳۵
- شکل ۱۰-۲ همسایگی با حداکثر شعاع ۵..... ۳۷
- شکل ۱-۳ در طبقه بندی داده ها با استفاده از اطلاعات اولیه به دسته های معلومی نسبت داده می شوند. در خوشه بندی داده ها با استفاده از الگوریتم انتخاب شده به خوشه هایی نسبت داده می شوند..... ۴۲
- شکل ۱-۴ ساختار بیولوژیکی سلول..... ۵۵
- شکل ۲-۴ نمایش یک کروموزوم با ارقام صفر و یک..... ۵۶
- شکل ۳-۴ دو کروموزوم قبل از تقاطع (والدین)..... ۵۷
- شکل ۴-۴ دو کروموزوم بعد از تقاطع (فرزندان)..... ۵۷
- شکل ۵-۴ کروموزوم بعد از جهش..... ۵۸
- شکل ۶-۴ شبه کد الگوریتم ژنتیک..... ۵۹
- شکل ۱-۵ بلوک دیاگرام روش پیشنهادی..... ۶۲
- شکل ۲-۵ تابع مقیاس، تابع موجک و فیلترهای پایین گذر و بالا گذر تجزیه و بازسازی موجک دابیچز-۱..... ۶۵

- شکل ۳-۵ تصویر مرجع با عیب گره ۶۶
- شکل ۴-۵ عملکرد تبدیل موجک در دو سطح اول و چهارم بر روی تصویر با عیب گره ۶۶
- شکل ۵-۵ تصاویر الف تا د مربوط به زیر تصویر تقریب در تجزیه سطوح اول تا چهارم ۶۷
- شکل ۶-۵ تصاویر الف تا د مربوط به زیر تقریب در بازسازی سطوح اول تا چهارم ۶۷
- شکل ۷-۵ درونیایی دو خطی ۶۷
- شکل ۸-۵ مثالی از عملکرد روش انتخاب چرخ رولت ۷۱
- شکل ۹-۵ (الف) هیستوگرام بافت سالم، (ب) هیستوگرام بافت با عیب لکه روغنی، (ج) هیستوگرام بافت با عیب گره ۷۴
- شکل ۱۰-۶ (الف) منسوج سالم، (ب) منسوج بی بافت با نواحی نازک، (ج) منسوج بی بافت با نواحی ضخیم، (د) منسوج بی بافت با نواحی نپ ۷۷
- شکل ۲-۶ شش نوع عیوب بافتی پارچه (الف) تداخل نخ، (ب) حفره، (پ) انتها گسسته، (ج) نخ کشیف، (د) لکه روغنی، (و) گره ۷۸
- شکل ۳-۶ تصویر نمونه بافت سالم از پایگاه داده مورد استفاده در آزمایشات ۷۹
- شکل ۴-۶ نتایج آشکارسازی عیب در پارچه های طرح دار با طرح نقطه. (الف) تصاویر پارچه های حاوی عیب (ب) آشکارسازی به روش مرجع [۶۵] (ج) آشکارسازی با استفاده از روش پیشنهادی ۸۰
- شکل ۵-۶ نتایج آشکارسازی عیب در پارچه های طرح دار با طرح ستاره. (الف) تصاویر پارچه های حاوی عیب (ب) آشکارسازی به روش مرجع [۶۵] (ج) آشکارسازی با استفاده از روش پیشنهادی ۸۱
- شکل ۶-۶ نتایج آشکارسازی عیب در پارچه های طرح دار با طرح مربع. (الف) تصاویر پارچه های حاوی عیب (ب) آشکارسازی به روش مرجع [۶۵] (ج) آشکارسازی با استفاده از روش پیشنهادی ۸۱
- شکل ۷-۶ نتایج آشکارسازی عیب در پارچه های بدون طرح، ستون اول از سمت چپ تصاویر پارچه های بدون عیب، ستون دوم آشکارسازی با استفاده از روش پیشنهادی و ستون سوم نتایج آشکار سازی با استفاده از فیلتر های گابور ۸۳
- شکل ۸-۶ عملکرد روش پیشنهادی بر روی نمونه هایی از پارچه های بدون طرح و بی بافت ۸۴
- شکل ۹-۶ شش نمونه بافت طبیعی از آلبوم Brodatz ۸۹
- شکل ۱۰-۶ تصویر چپ: تصویر شبیه سازی شده MRI مغز در مرکز تحقیقات نورولوژی دانشگاه Mc Gill ۸۹
- شکل ۱۱-۶ (الف) تصاویر مرجع (ب) عملکرد الگوریتم پیشنهادی (ج) عملکرد الگوریتم پیشنهادی با اضافه کردن ویژگی آنروپی ۹۰
- شکل ۱۲-۶ (الف) تصاویر مرجع (ب) عملکرد الگوریتم FCM (ج) عملکرد الگوریتم پیشنهادی با تعمیم به سه کلاس ۹۱

فهرست جداول

جدول ۱-۲ انواع روش های استفاده شده برای تشخیص عیب در نساجی..... ۱۷

جدول ۱-۶ نرخ آشکارسازی (٪) الگوریتم پیشنهادی والگوریتم مرجع [۶۵] برای پارچه های طرح دار با طرح نقطه، با عیوب (الف) تداخل نخ، (ب) حفره، (پ) انتها گسسته، (ج) نخ کثیف، (د) لکه روغنی، (و) گره
..... ۸۶

جدول ۲-۶ نرخ آشکارسازی (٪) الگوریتم پیشنهادی را برای پارچه های بی بافت با عیوب (الف) نواحی نازک، (ب) سوراخ، (پ) نواحی ضخیم..... ۸۶

فصل ۱

کلیات

در صنعت نساجی برای اطمینان از کیفیت پارچه ها، تولیدکنندگان قبل از تحویل پارچه به مشتری، از بازرسی انسانی استفاده می کنند. عیوب در پارچه بر اثر عوامل مختلفی همچون مواد کثیف خارجی در نخ، الیافی که بر روی ماشین می افتند و داخل بافت می شوند و انواع عیوب فرآیند بافندگی رخ می دهند. کارایی بازرسی انسانی به دلیل طبیعت ذاتی انسان به مرور زمان کاهش پیدا می کند و مطالعات نشان می دهد که فقط بین ۶۰ تا ۷۵ درصد عیوب می توانند توسط بازرسی انسانی شناسایی شوند. در این فصل قابلیت های سامانه خودکار بینایی ماشین در برابر توانایی های بازرسی انسانی مورد بررسی قرار می گیرد. و در پایان انواع بافت و معایب پارچه مورد بررسی قرار می گیرد.

۱-۱- بیان کلی مسئله

برای با صرفه کردن تولید باید هزینه را پایین آورد. تولید کننده ای پیروز است که بتواند محصولی با کیفیت بهتر و صرف هزینه کمتر ارائه دهد. به طور کلی در مرحله تولید، هزینه ها بالاتر از تخمین اولیه است که دلایل آن عبارتند از :

- تولید پارچه های معیوب که مناسب برای فروش نیستند.
- شرایط سخت و غیر قابل پیش بینی تولید
- تولید محصولات درجه دو و سه
- محصولاتی که توسط مشتریان برگشت داده می شوند.

با توجه به موارد بالا عیوب موجود در پارچه یکی از عوامل مهم ایجاد هزینه شناخته می شوند [۵۳]. علاوه بر این موارد، هزینه واقعی عیب را باید از دو جهت دیگر نیز بررسی کرد که این دو جهت عبارتند از:

- افزایش هزینه به علت برنامه ریزی برای بازرسی دقیق پارچه ها
- اختلال در عمل تولید و ایجاد تأخیر در برنامه های تولید که با ایجاد عیوب ناخواسته برنامه تولید متوقف می شود.

با بررسی و بازرسی دقیق محصول برای پیدا کردن عیوب می توان از ایجاد هزینه های اضافی جلوگیری کرد تا تولید به صرفه تر شود. ولف^۱ و نول^۲ [۵۴] بیان کردند که دقت روشی که برای بازرسی و درجه بندی عیوب انتخاب می گردد، اثر مستقیمی بر روی هزینه نهایی ناشی از عیوب پارچه دارد.

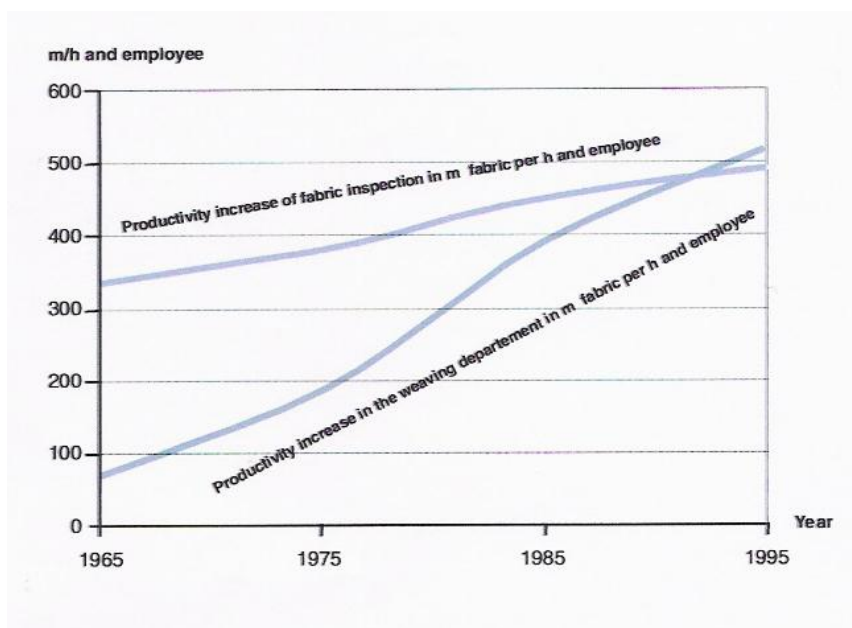
^۱ Wolf

^۲ Knoll

کنترل کیفیت از گذشته توسط انسان صورت پذیرفته ولی در سالهای گذشته روشهای نوینی به کار گرفته شده است. امروزه استفاده از روش های هوشمند با کمک رایانه در تعیین و تشخیص نوع عیب، امری متداول است. در چنین سیستمهایی پس از مرحله تصویر برداری، تصویر پردازش می‌گردد و بردارهایی از خصوصیات تصویر بدست آید. سپس در مرحله نهایی با بررسی این بردار ها می‌توان در مورد تصویر اظهار نظر کرد و در صورت معیوب بودن، نوع عیب را تشخیص داد.

۲-۱- نیاز به بازرسی خودکار

طی سالهای گذشته نرخ تولید بافندگی و بازرسی پارچه در مسیرهای متفاوتی رشد داشته اند به صورتی که نرخ رشد تولید پارچه در سالهای ابتدایی دهه ۱۹۹۰ میلادی موجب شد که تولید پارچه از بازرسی آن پیشی بگیرد [۵۷].



شکل ۱-۱ مقایسه نرخ تولید بافندگی و بازرسی پارچه [۵۷]

توانایی بازرسی انسانی در کنترل و دسته بندی انواع پارچه ها، از پارچه خام ساده تا پارچه گلدوزی شده، از تک رنگ تا طرح چاپی و از طرح ساده تا پارچه های سه بعدی هنوز هم بی نظیر و دست نیافتنی است به طوری که یک بازرسی دقیق می‌تواند همه نیازمندی های بازرسی پارچه را

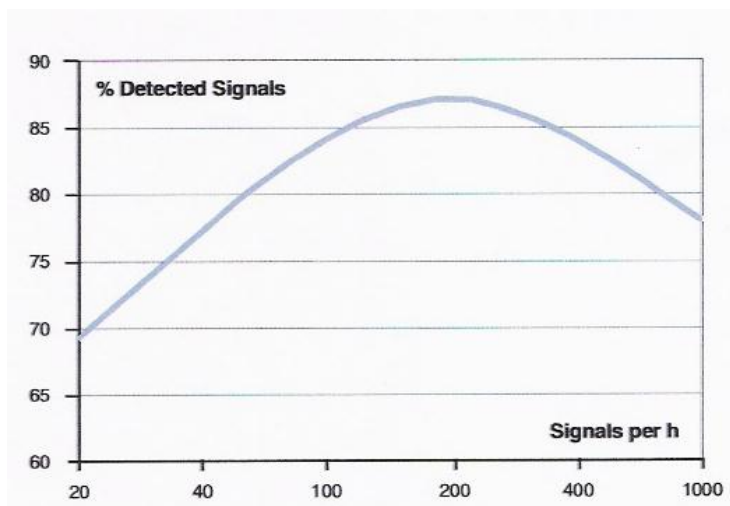
که شامل شناسایی، تصحیح و درجه بندی همه عیوب پارچه می شود را مرتفع سازد و باید قبول کرد که به سختی ممکن است بتوان نکاتی را پیدا کرد که بازرس انسانی قادر به تشخیص آن نباشد. در شکل (۲-۱) نحوه بازرسی پارچه توسط بازرس انسانی به تصویر در آمده است.



شکل ۲-۱ نحوه بازرسی پارچه توسط بازرس انسانی

با این وجود بازرس انسانی دارای نقاط ضعفی است که عبارتند از :

۱. حداکثر زمان تمرکز یک بازرس انسانی ۲۰ تا ۳۰ دقیقه بوده و پس از آن خستگی مستمری بر وی چیره می شود [۵۷].
۲. در حداکثر تمرکز، بازرس انسانی می تواند حدود ۲۰۰ عیب را در هر ساعت تشخیص دهد
- شکل (۳-۱). ضمن آنکه اگر در یک بازه زمانی بیشتر از ۲۰ ثانیه، رویداد بخصوصی توسط بازرس انسانی مشاهده نشود، تمرکز او تا حدودی کم شده و دیگر نمی تواند عکس العمل صحیحی نسبت به آنچه که مشاهده می کند از خود نشان دهد [۵۷].
۳. حتی تحت شرایط آزمایشی نیز حدود ۳۰٪ عیوب شناسایی نمی شوند.
۴. تشخیص عیوب از فردی به فرد دیگر ممکن است بیش از ۵۰٪ تفاوت داشته باشد [۵۷].



شکل ۳-۱ حد نهایی تمرکز بازرسی انسانی [۵۷]

۵. قدرت تشخیص بازرسی انسانی ثابت نیست و تحت تاثیر شرایط مختلف مانند فرکانس، نوع و اندازه عیب، شرایط کاری و احساسات فردی تفاوت پیدا می‌کند.

با این اوصاف و با در نظر گرفتن عواملی که در مکانیزم چشم و مغز انسان و در خلال فرآیند بازرسی می‌توانند تاثیر گذار باشند، داشتن گزارشهای نادرست از بازرسی یک پارچه چندان غیر منتظره نیست.

۳-۱- بینایی ماشین واتوماسیون کارخانه

۱-۳-۱- وظایف سامانه های بینایی ماشین

وظایف اساسی که می‌توانند توسط سامانه های بینایی ماشین انجام گردند شامل سه دسته اند:

۱. کنترل

کنترل در ساده ترین شکل آن مرتبط با تعیین موقعیت و ایجاد دستورات مناسب می‌باشد تا یک مکانیزم را تحریک نموده یا عمل خاصی صورت بگیرد. هدایت نقاله های هدایت شونده

خودکار در عملیات انتقال مواد یک کارخانه، هدایت مشعل جوشکاری در امتداد یک شیار یا لبه، مثالهایی از کاربرد بینایی ماشین در کنترل است.

۲. بازرسی

کاربرد بینایی ماشین در بازرسی مرتبط با تعیین برخی عامل ها می باشد. ابعاد مکانیکی، شکل، کیفیت سطح، تعداد سوراخ های موجود در یک قطعه و... از جمله عاملهایی هستند که به وسیله ماشین ممکن است بازرسی شوند.

۳. ورود داده

اطلاعات مربوط به کیفیت محصول یا مواد و نیز تعقیب فرآیند تولید را می توان توسط بینایی ماشین گرفته و در بانک اطلاعاتی سامانه تولید رایانه ای جامع به طور خودکار وارد کرد. این روش ورود اطلاعات، بسیار دقیق و قابل اعتماد است که دلیل آن حذف نیروی انسانی از چرخه مربوط می باشد. علاوه بر این ورود اطلاعات بسیار مقرون به صرفه خواهد بود. چرا که اطلاعات بلافاصله پس از بازرسی و به عنوان بخشی از آنها جمع آوری و منتقل می شود.

۱-۳-۲- ماشین بینایی

یک سیستم بینایی ماشین شامل تمام اجزا لازم برای تهیه، تعریف دیجیتالی یک تصویر، تغییر و اصلاح داده ها و ارائه نمایش داده های تصویر دیجیتالی به تجهیزات خارجی می باشد. چنین سیستمی چنانچه در یک واحد صنعتی استفاده شود ممکن است به دلیل اینکه متصل به سایر تجهیزات خط تولید است بسیار پیچیده به نظر برسد. اما بر اساس وظایف اصلی سیستم بینایی ماشین شامل سه قسمت است:

- تصویر برداری
- پردازش

- خروجی یا نمایش اطلاعات



شکل ۴-۱ طرحی از یک سیستم بینایی ماشین در خط تولید کارخانه

۴-۱- انواع بافت ها

در صنعت نساجی سطوح الیافی از نظر ساختار به سه دسته کلی تقسیم می شوند:

پارچه های حلقوی

در این پارچه ها الیاف به صورت حلقوی با هم در گیرند.

پارچه های تار پودی

الیاف در این پارچه ها متشکل از تار و پود بوده و به صورت یک در میان در هم تنیده اند.

پارچه های بی بافت

الیاف در این نوع، بافته نمی شوند مانند منسوجاتی که از الیاف نانو ساخته شده اند مانند دستمال کاغذی.



۶- (الف)

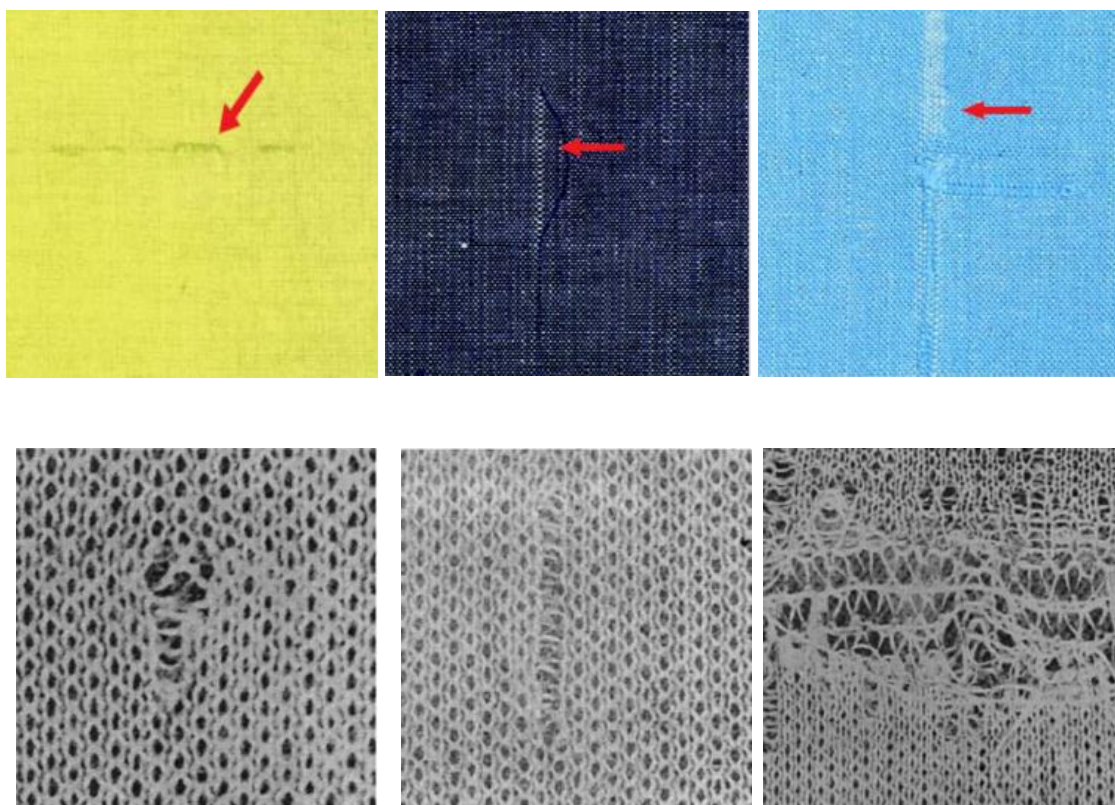
۵- (ب)

۴- (ج)

شکل ۵-۱ (الف) بافت حلقوی، (ب) بافت تار پودی، (ج) بی بافت

۵-۱- انواع عیوب پارچه ها

عیوب پارچه انواع مختلف و دلایل ایجاد متنوعی دارند و از جمله آنها موارد زیر را می توان نام برد .



شکل ۶-۱ چند نمونه از معایب موجود در بافت پارچه [۷۸]

۱-۶- ساختار پایان نامه

در فصل دوم، با مروری بر کارهای گذشته، کارایی بینایی ماشین در تشخیص عیوب پارچه نشان داده می‌شود. در این پایان نامه خوشه‌بندی فازی مبنای کار قرار گرفته است و از الگوریتم ژنتیک و تبدیل موجک در آن استفاده شده است. لذا در فصل سوم، مطالب پایه‌ای خوشه‌بندی و مسائل مربوط به آن بیان می‌شود. تکنیک‌های مختلف رایج خوشه‌بندی تشریح شده و ویژگی‌های هر یک بیان می‌گردد و در فصل چهارم، به تشریح الگوریتم ژنتیک و عملگرهای آن می‌پردازیم. در فصل پنجم، روش پیشنهادی که در آن از ترکیب الگوریتم ژنتیک و FCM برای پیدا کردن آستانه بهینه استفاده شده، معرفی می‌گردد و در نهایت در فصل ششم، به شرح نتایج حاصل از پیاده سازی الگوریتم، ارزیابی آن و همچنین مقایسه کمی و کیفی روش‌های مذکور با روش گابور که در آنالیز بافت عمومیت دارد، می‌پردازیم و پیشنهادات و تحقیقاتی که می‌تواند در این راستا مفید باشد، ارائه می‌گردد.

فصل ۲

بینایی ماشین و کاربرد آن در تشخیص عیوب پارچه

در این فصل یک سیستم تشخیص و تعیین نوع عیب، به صورت کلی بررسی خواهد شد، سپس کارهایی که توسط پژوهشگران در گذشته بر روی پارچه های تاری پودی انجام شده است مرور خواهد شد. این کارها در سه دسته کلی طیفی، مدلسازی و آماری تقسیم شده و روند کار در هر روش آورده شده است.

یکی از مراحل مهم در خط تولید پارچه، آشکارسازی عیوب آن است. در این زمینه افزایش دقت آشکارسازی و کاهش زمان و هزینه لازم برای آشکارسازی بسیار اهمیت دارد. در حال حاضر آشکارسازی عیوب پارچه و جداسازی تولیدات معیوب از تولیدات سالم توسط کارگران ماهر و آموزش دیده انجام می شود. پارچه ها معمولاً دارای عرضی بین ۱ تا ۳ متر هستند و با سرعتی بین ۲۰ تا ۲۰۰ متر در دقیقه تولید می شوند. زمانی که عرض پارچه بیش از ۲ متر باشد یا پارچه با سرعتی بیش از ۳۰ متر در دقیقه حرکت کند، کارگران ماهر حداکثر ۶۰٪ از عیوب پارچه را می توانند آشکار سازند [۱]. بنابراین آشکارسازی عیوب پارچه به صورت خودکار راندمان خط تولید را افزایش می دهد و به کیفیت پارچه های تولیدشده می افزاید. از کارهای مشابه انجام شده در زمینه جداسازی تولیدات معیوب از تولیدات سالم می توان به کارهایی در زمینه کاغذ [۲]، ورقه های استیل [۳]، چوب [۵]، موکت [۶] و پارچه [۷] تا [۱۱] اشاره نمود.

اکثر سیستم های آشکارسازی خودکار عیوب پارچه به صورت برون خط^۱ کار می کنند و از سرعت آشکارسازی تا ۱۰۰ متر در دقیقه برخوردار هستند. از عوامل مؤثری که باعث می شوند روش های فوق به صورت برخط استفاده نشوند می توان به حجم محاسباتی بالای روش، زمان زیاد لازم برای پیاده سازی و شرایط محیطی نامناسب خط تولید مانند تغییر روشنایی اشاره کرد.

در زمینه آشکارسازی عیوب پارچه به صورت خودکار دو مسئله اساسی وجود دارد. اولاً روش ارائه شده باید توانایی آشکارسازی محدوده وسیعی از عیوب را داشته باشد. ثانیاً حجم عملیاتی روش باید به گونه ای باشد که قابل پیاده سازی به صورت برخط باشد.

^۱ Off-line

در سالهای اخیر محققان متعددی در زمینه تشخیص و طبقه‌بندی خودکار عیوب کار کرده‌اند و روشهای مختلفی را ارائه داده‌اند.

روشهای مختلفی که از میانگین وانحراف معیار زیر تصویر^۱ (تقسیمات کوچک از تصویر اصلی) [۲۹]، ماتریس هم‌پیشامد سطوح خاکستری و فراکتال ابعاد تصویر [۳۰] استفاده می‌کنند، برای توصیف عیوب پارچه به کار رفته‌اند. در سال ۱۹۹۳، ریبلیزی^۲ و همکارانش [۳۱] روش اپتو-الکترونیک را برای شناسایی عیوب به صورت همزمان با تولید به کار گرفتند. آنها از اسکنر لیزری و لنز فوریه استفاده کرده بودند و به این امکان دست پیدا کردند که عیوب را با سرعت تشخیص دهند.

آنسر^۳ و آد^۴ [۳۵] تجزیه کارهونن-لوو^۵ را برای نمایاندن طرح اصلی و فاصله ماهالانوبیس^۶ را به عنوان عاملی جهت تصمیم‌گیری برای طبقه‌بندی عیوب بافت به کار بردند.

در [۱۴] روشی برای آشکارسازی عیوب پارچه با استفاده از تابع همبستگی ارائه شده است. در مرحله آموزش با انتخاب یک پنجره از تصویر بدون عیب و حرکت دادن آن روی کل تصویر بدون عیب، مقادیر تابع همبستگی محاسبه می‌شود. در مرحله آزمایش با انتخاب یک حد آستانه مناسب می‌توان پنجره‌هایی را که به نقاط معیوب پارچه تعلق دارند آشکار ساخت. این روش در مورد بافتهای منظم جواب قابل قبولی ارائه می‌دهد اما در مواردی که تصاویر دارای بافت منظم و دقیقی نیستند از جواب مناسبی برخوردار نیست.

^۱ Sub Blockes

^۲ Ribolzi

^۳ Unser

^۴ Ade

^۵ karhunen-Loeve

^۶ Mohalanobis

چن و جین [۱۵] یک روش ساختاری را برای آشکارسازی عیوب پارچه ارائه کردند که علی‌رغم دقت مطلوب، حجم عملیاتی بالایی دارد. در [۲۸]، روش الگوی باینری محلی برای اولین بار جهت آشکارسازی عیوب بافتی پارچه استفاده شده است. روش ارائه شده ضمن سادگی محاسباتی، نسبت به تغییرات روشنایی تصویر و انتقال تصویر حساس نیست. ضمناً با توجه به نتایج ارائه شده، دیده می‌شود که این روش قادر به آشکارسازی محدوده وسیعی از عیوب است و می‌تواند جهت آشکارسازی عیب در پارچه‌های بدون طرح و طرح دار که دارای بافت تکراری و پریودیک هستند استفاده گردد.

در [۱۸] روشی برای آشکارسازی عیوب پارچه با استفاده از فیلترهای بهینه‌سازی شده ارائه شده است که در آن، هدف طراحی مجموعه‌ای از فیلترهای انرژی FIR است. این روش از دقت بالایی در آشکارسازی عیب برخوردار است اما حجم عملیاتی آن نیز بالا بوده و فاقد توانایی لازم برای آشکارسازی عیوب با اندازه‌های کوچک است.

در [۱۹] روشی برای آشکارسازی عیوب پارچه با استفاده از آنالیز فوریه ارائه شده است. در این روش ابتدا در مرحله آموزش ویژگی‌هایی از تبدیل فوریه تصویر بدون عیب استخراج می‌شود. سپس این ویژگی‌ها برای تصویر مورد بررسی نیز محاسبه شده و بر اساس مقایسه با ویژگی‌های تصویر بدون عیب، نوع عیب موجود در آن اعلام می‌شود. این روش تنها قدرت آشکارسازی چهار نوع از عیوب را داراست. علاوه بر این، روش مورد نظر فاقد توانایی لازم برای تعیین شکل و موقعیت مکانی عیب در تصویر مورد بررسی است و تنها وجود یا عدم وجود عیب را نشان می‌دهد. به همین دلیل ترکیب بافتار بر مبنای نمایش موجک چند سطحی^۱ برای تشخیص مکانی عیوب مورد استفاده قرار گرفت [۳۲].

^۱ Multi Scale wavelet representation

جاسپر^۱ و همکاران [۳۳] از یک موجک وفق داده شده بر اساس بافتار پارچه استفاده کردند. این موجک دارای حساسیت زیادی نسبت به تغییراتی بود که بر اثر خرابی در ساختار پارچه به وجود می آمد. بارت^۲ و همکاران [۳۴] روش موجک را برای شناسایی عیوب پارچه های تاری پودی مورد استفاده قرار دادند. روش آنها از دقت خوبی برخوردار بود ولی امکان شناسایی عیوبی همچون لکه روغنی و پارگی نخ را نداشت. هنری [۲۰] روشی را برای آشکارسازی عیوب پارچه در پارچه های طرح دار ارائه نموده که دقت بالایی دارد، اما با توجه به حجم عملیات لازم، برخط شدن آن مشکل است. این روش را می توان برای آشکارسازی عیب در پارچه هایی استفاده کرد که طرحهای تکراری دارند.

کومار [۱۷] روشی را برای آشکارسازی عیوب پارچه با استفاده از فیلترهای گابور ارائه کرده است. در این روش تصویر مورد بررسی از یک بانک فیلتر عبور کرده سپس خروجی فیلتر آستانه گذاری می شود. با ترکیب خروجی فیلترهای مختلف می توان به الگوی مناسبی از عیب دست یافت. این روش از حجم عملیاتی نسبتاً بالایی برخوردار است چنان که نویسنده مقاله در انتهای مقاله شانس برخط شدن روش را ناچیز اعلام می کند. علاوه بر این، این روش فاقد توانایی لازم برای آشکارسازی عیوب با اندازه های کوچک می باشد. در این مرجع در انتها نیز روشی برای آشکارسازی عیوب پارچه با استفاده از جزء مجازی تابع گابور ارائه شده است که علی رغم سرعت مناسب، دقت بالایی ندارد.

در [۱۲] و [۱۳] برای آشکارسازی عیوب پارچه از میدان تصادفی مارکوف استفاده شده است که روش های حاصل از سرعت قابل قبولی برخوردار بوده، اما تنها می توانند دسته محدودی از عیوب را

^۱ Jasper

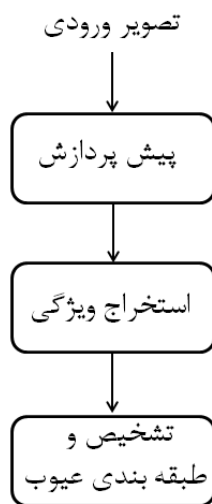
^۲ Barrett

آشکار سازند. علاوه بر این دقت روش به مرتبه مدل بستگی دارد و با بالا رفتن مرتبه مدل حجم عملیات لازم برای پیاده سازی روش افزایش می یابد.

در مورد طبقه بندی عیوب نیز کاربرد روشهای هوشمند مانند شبکه های عصبی و منطق فازی در نساجی مورد بررسی قرار گرفته اند که شبکه های عصبی به ویژه شبکه عصبی پرسپترون برای طبقه بندی عیوب بافت پارچه های تار پودی کاربرد وسیعی یافته است.

۲-۲- سیستم تشخیص و تعیین نوع عیب

سیستم تشخیص و تعیین نوع عیب را می توان در حالت کلی به صورت زیر نشان داد.



شکل ۱-۲ نمایش سیستم تعیین نوع عیب

همانطور که دیده می شود سه بخش اصلی در سیستم تشخیص و تعیین عیب دیده می شود. البته می توان بخش پیش پردازش را جزئی از بخش پردازش دانست، اما برای تفکیک بهتر اعمال پیش پردازش که برای بهبود کیفیت تصویر انجام می شود با پردازش که جهت استخراج بردار ویژگی تصویر می باشد از هم مجزا شده است.

۱-۲-۲- پیش پردازش

تصویر سطح ورودی با استفاده از اسکنر یا دوربین دیجیتال به دست می‌آید. در این مرحله با استفاده از فیلتر مناسب، اثر خطای حاصل از دستگاه تصویربرداری که به صورت خطای گرد کردن و یا خطای اندازه‌گیری می‌باشد، کم می‌شود. معمولاً در این مرحله هیستوگرام تصاویر را نیز یکنواخت می‌کنند.

۲-۲-۲- پردازش و استخراج بردارهای ویژگی ورودی

در صورتی که از کل تصویر برای ورودی سیستم تشخیص عیب استفاده کنیم، حجم عملیات و محاسبات بسیار سنگین می‌شود. بنابراین از یک بردار که حاوی مشخصاتی از تصویر است که منجر به شناسایی آسان و سریع عیوب گردد، استفاده می‌شود. روش یافتن بردار ویژگی‌ها از اهمیت خاصی برخوردار است.

۳-۲-۲- تشخیص و طبقه‌بندی نوع عیب

در این بخش، با کمک بردارهای ویژگی به دست آمده نوع عیب سطوحی که معیوب شناسایی شده مشخص می‌شود. معمولاً از شبکه عصبی به عنوان سیستم تعیین نوع عیب استفاده می‌شود، اما در بسیاری از موارد فقط با بررسی بردار ویژگی به کمک یک حد آستانه تشخیص صورت می‌گیرد.

در جدول (۱-۲) انواع روش‌هایی که برای تشخیص عیب در نساجی استفاده شده است فهرست شده است.

جدول ۱-۲ انواع روش های استفاده شده برای تشخیص عیب در نساجی

دسته کلی	روش	مراجع
آماري	۱- روش حد آستانه و تصویر مرجع	۴۲,۴۳,۵۷
	۲- همبستگی نرمال ^۱	۱۴,۴۵,۴۶
	۳- سطوح خاکستری ^۲	۴۷,۴۸,۴۹
	۴- ماتریس هم پیشامد ^۳	۵۲
	۵- عملگر باینری محلی ^۴	۲۱,۲۸
	۶- عملگر مورفولوژیکی	۵۰
	۷- تشخیص لبه	۵۱
طیفی	۱- تبدیل فوریه گسسته	۱۹
	۲- تبدیل فوریه نوری ^۵	۳۱,۵۸
	۳- تبدیل موجک ^۶	۳۲,۳۳,۳۴
	۴- تبدیل گابور ^۷	۳۷,۳۸,۳۹,۱۷
مدلسازی ^۸	۱- فرکتال ^۹	۴۰,۴۱,۳۰
	۱- رشته تصادفی مارکوف ^{۱۰}	۱۲,۱۳

^۱ - Normalized cross-correlation

^۲ - Gray-level statistic

^۳ - Co-occurrence matrix

^۴ - Local Binary pattern

^۵ - Optical Fourier transform

^۶ - Wavelet transform

^۷ - Gabor filter

^۸ - Model-Based

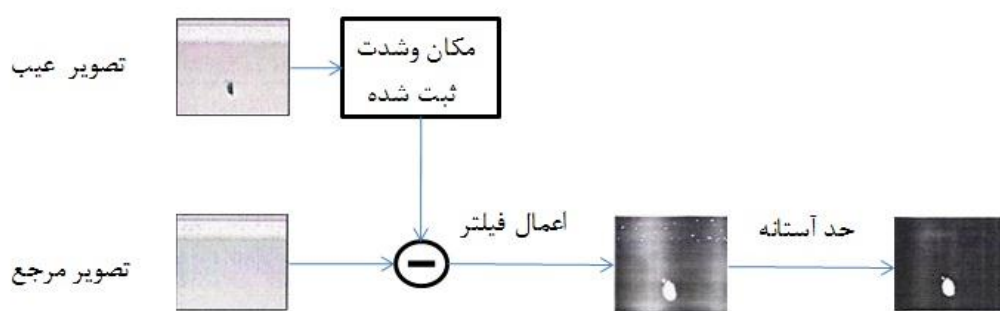
^۹ - Fractal

^{۱۰} - Gaussian Markov random field

۲-۳-۲- روش های آماری

۲-۳-۱- حد آستانه و تصویر مرجع

در این روش یک تصویر از سطح بدون عیب به عنوان تصویر مرجع ذخیره شده سپس تصاویر پارچه های معیوب از این تصویر کم می شود. اختلاف بیش از یک حد آستانه به عنوان عیب سطح در نظر گرفته می شود. همچنین شرایط نورپردازی در هر دو تصویر باید یکسان باشد. نمونه ای از این حالت به عنوان مثال در زیر نشان داده شده است. همان گونه که مشخص است، این روش تنها جهت سطوح بدون طرح یا طرح ثابت می تواند به کار گرفته شود.



شکل ۲-۲ استفاده از تصویر مرجع و حد آستانه [۴۳]

البته در صورت به کار گیری این روش برای سطوح با طرح ثابت باید از سیستم تصویر برداری خاصی استفاده نمود. این روش قابلیت استفاده به صورت بر خط در خطوط تولید است.

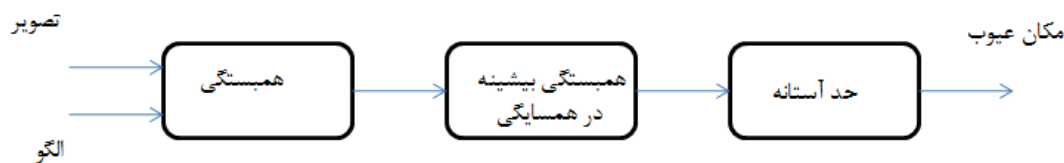
۲-۳-۲- همبستگی نرمال

به طور کلی تشخیص عیب عبارت است از معین کردن اختلاف بین یک الگوی نمونه فاقد عیب با قسمتی از پارچه که در حال بازرسی است. چون همبستگی میزان یکسان بودن دو تصویر را معلوم می کند، بنابراین امکان اندازه گیری دقیقی از شباهت های بین تصویر الگو و نمونه در حال مشاهده را فراهم می سازد. به همین ترتیب می توان ادعا کرد که هر اختلاف معنا داری در مقادیر

نتایج اندازه‌گیری نشان دهنده وجود عیب است. البته باید توجه داشت که انتخاب حد آستانه مناسبی که بتواند بین عیوب واقعی و نادرست تمیز قائل شود بسیار دشوار است. مقدار همبستگی نرمال شده با میانگین صفر از رابطه زیر به دست می‌آید.

$$f(x,y)g(x,y) = \frac{\sum_{(m,n) \in W} ((f(m,n) - \mu_f)(g(x+m, y+n) - \mu_g))}{\sqrt{\sum_{(m,n) \in W} (f(m,n) - \mu_f) \sum_{(m,n) \in W} (g(x+m, y+n) - \mu_g)}} \quad (1-2)$$

در این رابطه $f(x,y)$ و μ_f مربوط به تصویر الگو و میانگین آن و $g(x,y)$ و μ_g مربوط به قسمتی از تصویر که مورد بازرسی است و میانگین آن و (m,n) ابعاد تصویر W می‌باشد. در زیر طرح شماتیکی از این روش نشان داده شده است.



شکل ۳-۲ طرح شماتیکی از روش همبستگی نرمال [۱۴]

نتایج ضریب همبستگی پنجره‌ها به صورت یک نقشه در کنار یکدیگر چیده می‌شوند و بیشترین ضریب همبستگی هر پنجره انتخاب شده و سپس حد آستانه (که به صورت تجربی بدست می‌آید) برای مشخص کردن عیب در هر پنجره به کار می‌رود.

۳-۳-۲- ماتریسهای هم پیشامد

ماتریسهای $GTSD^1$ روشی کلاسیک در پردازش تصویر برای تجزیه و تحلیل سطوح خاکستری می‌باشند. این ماتریسها اولین بار توسط هارالیک^۲ مطرح شدند. در این روش ابتدا از ماتریس تصویر

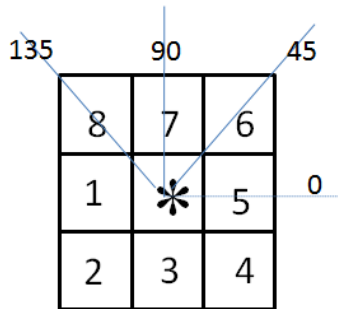
^۱ -Gray-Tone Spatial-Dependence

^۲ Haralick

ورودی، ماتریس های GTSD استخراج می گردند. با استفاده از توابع هم پیشامد از ماتریس های GTSD خروجی هایی به عنوان مشخصه های تصویر ورودی جهت تعیین نوع عیب استخراج می گردند.

۲-۳-۳-۱- تعریف ماتریسهای GTSD

فرض کنید تصویر ورودی N_x سطر و N_y ستون باشد و شدت سطوح خاکستری پیکسلهای تصویر در محدوده ۱ تا N_g قرار داشته باشد. از آنجایی که برای هر پیکسل در تصویر، ۸ پیکسل مجاور وجود دارد، اگر راستاهای ۰، ۴۵، ۹۰، ۱۳۵ درجه را در نظر بگیریم، مطابق شکل (۲-۴) در هر یک از این راستاها، دو پیکسل مجاور پیکسل مرکزی قرار دارند. برای مثال پیکسلهای ۶ و ۲ در راستای ۴۵ درجه نسبت به پیکسل مرکزی قرار دارند.



شکل ۲-۴ ماتریسهای GTSD

حال ماتریس GTSD به اینگونه تعریف می شود:

ماتریس P در راستای θ ماتریسی است که عناصر آن به صورت زیر تعریف می شوند:

$$P_{\theta} = \{C_{ij} | 0 \leq i < N_g, 0 \leq j < N_g\} \quad (2-2)$$

مقدار C_{ij} برابر است با تعداد پیکسلهایی با شدت روشنایی i که شدت روشنایی پیکسلهای مجاور آن در راستای θ برابر با j باشد. بنابراین چهار ماتریس GTSD در راستاهای ۰، ۴۵، ۹۰، ۱۳۵ داریم.

به عنوان مثال ماتریس 4×4 زیر را در نظر بگیرید:

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 3 & 3 & 3 \\ 2 & 2 & 2 & 2 \end{pmatrix}$$

ماتریس های زیر از آن منتج می شوند.

$$P_{135} = \begin{pmatrix} 4 & 0 & 0 & 2 \\ 0 & 6 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 3 \\ 2 & 1 & 3 & 0 \end{pmatrix} \quad P_{90} = \begin{pmatrix} 4 & 2 & 0 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 6 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 4 \end{pmatrix} \quad P_{45} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 & 2 \\ 1 & 4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 3 \\ 2 & 0 & 3 & 0 \end{pmatrix} \quad P_0 = \begin{pmatrix} 4 & 2 & 0 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 6 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 4 \end{pmatrix}$$

ماتریسهای GTSD مثال بالا

ماتریسهای فوق، ارتباط بین شدت روشنایی بین پیکسلهای همجوار (با فاصله ۱) را نشان می دهند. مشابه این ماتریسها را برای پیکسلهایی با فاصله ۲ و ۳ و... نیز به دست می آورند و در کاربردهای مختلفی استفاده می کنند. این ماتریس ها را ماتریس های هم پیشامد می گویند.

۲-۳-۳-۲ - توابع آماری هم پیشامد

بعضی از توابع آماری برای استخراج مولفه هایی از ماتریس های GTSD جهت تعیین نوع عیب

استفاده می گردند:

۱. تابع شدت یا اینرسی :

$$\sum_i \sum_j (i-j)^2 \cdot P[i, j] \quad (3-2)$$

این تابع آماری به هر نقطه $P[i, j]$ از ماتریس GTSD وزنی برابر با مجذور اختلاف i و j نسبت

می دهد و سپس همه را باهم جمع می کند. مقادیری که در قطر این ماتریس قرار دارند حذف

می شود ($i=j$).

شدت با درجه دوری مقادیر از قطر اصلی این ماتریس متناسب می باشد.

۲. تابع مومنتم دوم زاویه ای : (ASM)

$$\sum_i \sum_j (P[i, j])^2 \quad (4-2)$$

مجموع مربعات تمام نقاط بدست می آید. این تابع وقتی بیشترین مقدار را دارد که مقادیر $P[i, j]$ با یکدیگر خیلی تفاوت داشته باشند و وقتی کمترین مقدار را دارد، که مقادیر $P[i, j]$ کوچک باشند و بطور مساوی در اطراف سطر ها و ستون ها پراکنده شده باشند.

۳. تابع آنتروپی :

$$\sum_i \sum_j P[i, j] \log P[i, j] \quad (5-2)$$

تابع آنتروپی میزان آشفتگی سیستم را نشان می دهد. این تابع وقتی بیشترین مقدار را داراست که مقادیر $P[i, j]$ تقریباً برابر باشند، بنابراین بر عکس تابع ASM می باشد.

۴. همبستگی :

$$\frac{\sum_i \sum_j (ij) \cdot P(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (6-2)$$

۵. تجانس :

$$\sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i, j)^2} \cdot P[i, j] \quad (7-2)$$

این توابع به عنوان فاکتوری جهت مقایسه تصاویر و تشخیص سالم و یا معیوب بودن تصویر به کار می رود.

۲-۳-۴- الگوی باینری محلی^۱

یکی از روش‌هایی که برای طبقه‌بندی بافت تصویر استفاده می‌شود، روش الگوی باینری محلی است که اولین بار توسط اوجالا^۲ برای طبقه‌بندی بافت تصویر معرفی شده است [۲۱]. در این روش ابتدا یک همسایگی از تصویر در نظر گرفته شده و شدت روشنایی نقاط موجود در این همسایگی با شدت روشنایی نقطه موجود در مرکز همسایگی مقایسه می‌شود.

الگوی باینری محلی در یک همسایگی از تصویر به صورت رابطه (۲-۸) تعریف می‌شود:

$$LBP = \sum_{i=0}^{P-1} S(g_i - g_c) 2^i \quad (۲-۸)$$

که در آن S معرف تابع علامت است که به صورت رابطه (۲-۹) تعریف می‌شود:

$$S(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases} \quad (۲-۹)$$

که در آن p نشان دهنده تعداد نقاط همسایه نقطه مرکزی است که شدت روشنایی آن با g_i و شدت روشنایی نقطه مرکزی با g_c نشان داده شده است. با توجه به تعریف الگوی باینری محلی می‌بینیم که خروجی این عملگر یک عدد باینری P بیتی است که دارای 2^P مقدار متفاوت است. ضمناً مشاهده می‌شود که مقدار LBP، به نحوه اندیس‌گذاری پیکسل‌های همسایه کاملاً وابسته است.

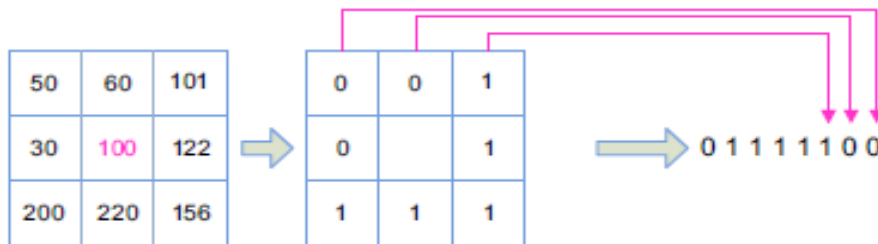
بنابراین برای اینکه خروجی عملگر باینری محلی یکتا شود، با چرخش عدد باینری بدست آمده و انتخاب کمینه مقدار، این کار را انجام می‌دهیم.

$$LBP = \min \{ROR(LBP, i) \mid i = 0, 1, \dots, P-1\} \quad (۲-۱۰)$$

^۱ Local Binary Pattern LBP

^۲ Ojala

عمل چرخش به سمت راست^۱ (ROR) روی عدد باینری P بیتی i بار انجام می‌شود و حداقل اعداد بدست آمده روی i های بین ۰ و P-۱ به عنوان الگوی باینری محلی انتخاب می‌شود.



شکل ۲-۵ مثالی از عملگر باینری محلی

۲-۳-۵- مورفولوژی

مورفولوژی در لغت به معنی ساختار شناسی است. در اینجا منظور از مورفولوژی عبارت است از روشی که در آن با استفاده از خصوصیات آماری تصاویر معیوب و تصاویر سالم، نوع ایراد تصویر بدست آید. در این شیوه ابتدا هیستوگرام تصویر یکنواخت می‌شود. این روش نیز شامل دو فاز آموزش و آزمایش می‌باشد.

فاز آموزش شامل مراحل زیر است :

ابتدا تصویری از سطح معیوب تهیه شده و میانگین وانحراف معیار شدت روشنایی آن بدست می‌آید. سطح آستانه مشابه تکنیک به کار رفته در روش آماری سطوح خاکستری بدست می‌آید. تصویر یک سطح بی عیب و نقص نیز اخذ شده و با استفاده از این سطح آستانه ای باینری می‌شود

^۱ Rotate Right

و اندازه پنجره تکرار شونده در تصویر با استفاده از خود همبستگی بدست می‌آید. اندازه این پنجره، ما را در انتخاب اندازه المان ساختاری^۱ عملگرهای مورفولوژیکی یاری می‌نماید.

فاز آزمایش نیز شامل مراحل زیر است :

ابتدا با استفاده از حد آستانه بدست آمده در مرحله آموزش، تصویر ورودی باینری می‌شود. این تصویر با استفاده از المان ساختاری مشخص شده در فاز آموزش مورد فرسایش^۲ و گسترش^۳ قرار می‌گیرد و اندازه المان تکرار شونده، میزان فرسایش و گسترش را تعیین می‌نماید. این فرآیند محل نقاط معیوب را در تصویر مشخص می‌نماید. با استفاده از این نقاط می‌توان بخش‌های معیوب را یافت و با دسته بندی پنجره‌های معیوب، ایرادها را مشخص نمود [۵۰].

۲-۳-۶- تشخیص لبه

تشخیص لبه معمولاً برای پیش پردازش استفاده می‌شود و برای این منظور بیشتر از دامنه بردار گرادیان استفاده می‌شود که برای سادگی گرادیان نامیده می‌شود و از رابطه (۲-۱۱) بدست می‌آید.

$$G[f(x, y)] = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (2-11)$$

در این رابطه G_x و G_y به ترتیب مشتقات جزئی تابع f (تصویر ورودی) روی x و y هستند. اما به دلیل سادگی کاربرد معمول است که آن چنان که در رابطه (۲-۱۲) نشان داده شده است، گرادیان به وسیله مقادیر مطلق تقریب زده شود.

$$G[f(x, y)] = |G_x| + |G_y| \quad (2-12)$$

^۱ Structure Element (SE)

^۲ Erosion

^۳ Dilation

پس از محاسبه مقادیر $G[f(x,y)]$ برای به دست آوردن تصویر $g(x,y)$ (تصویر بهسازی شده) روشهای متفاوتی وجود دارد. ساده ترین روش قرار دادن مقادیر گرادیان تابع f در نقطه (x,y) به جای $g(x,y)$ می باشد که این مطلب به سادگی در رابطه (۲-۱۳) نشان داده شده است.

$$g(x, y) = G[f(x, y)] \quad (۲-۱۳)$$

معمولاً تشخیص لبه های عیب از لبه های ناشی از تصویر به راحتی صورت نمی گیرد. لذا استفاده از این روش در بسیاری از موارد پاسخ مناسبی برای استفاده از سیستم تشخیص نوع عیب نمی دهد.

معروفترین عملگرهای یافتن گرادیان عبارتند از : عملگر های سوبل^۱، پرویت^۲ و عملگر لاپلاسین.

۲-۴- روشهای طیفی

در این روش از طیف فرکانسی یا مقیاسی سطوح جهت بررسی بافت استفاده می گردد.

۲-۴-۱- تبدیل فوریه گسسته

یکی از روش های استخراج بردارهای ورودی تشخیص عیوب سطوح، استفاده از تبدیل فوریه و طیف توان تصویر اخذ شده از سطح می باشد. می توان نشان داد که تبدیل فوریه تصویر سطح دارای ایراد با تبدیل فوریه تصویر سطح سالم متفاوت است. در بررسی های انجام شده در مورد عیوب گوناگون دیده شده است که نسبت دامنه فرکانس مرکزی به دامنه فرکانس مجاور در ایراد های گوناگون متفاوت است.

^۱ sobel

^۲ prewit

در این روش ابتدا تبدیل فوریه تصویر اخذ شده به دست می‌آید ولی از آنجا که ضرایب تبدیل فوریه مختلط می‌باشند طیف توان تبدیل فوریه محاسبه می‌شود. اگر $f(m,n)$ بیانگر تصویر سطح با ابعاد $n * m$ باشد، آنگاه تبدیل فوریه آن $F(U,V)$ به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$F(U,V) = \frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m,n) e^{-j2\pi m U / M} e^{-j2\pi n V / N} \quad (14-2)$$

$$U = 0,1,\dots,M-1, V = 0,1,\dots,N-1$$

و چون یک عدد مختلط است می‌توان آن را به صورت زیر نشان داد :

$$F(U,V) = F_r(U,V) + iF_i(U,V) \quad (15-2)$$

که $F_r(U,V)$ و $F_i(U,V)$ مبین بخشهای حقیقی و موهومی $F(U,V)$ می‌باشند.

طیف توان از رابطه زیر محاسبه می‌شود :

$$M(U,V) = |F(U,V)| = \sqrt{F_r(U,V)^2 + F_i(U,V)^2} \quad (16-2)$$

$M(U,V)$ بیانگر طیف توان فرکانس های مختلف تصویر است. محتویات فرکانس های پایین ساختار کلی سطح و محتویات فرکانس های بالا لبه ها را مشخص می‌نماید. با کمک یک فیلتر فرکانس بالا می‌توان مولفه های فرکانس بالا که حاوی لبه ها و نویز می‌باشند را از طیف توان حذف کرد و همچنین با استفاده از یک فیلتر فرکانس پایین می‌توان لبه ها را استخراج نمود.

اعمال این فیلتر ها در تصاویر بازسازی شده پدیده حلقه سازی^۱ را ایجاد می‌کند. این پدیده به دلیل فقدان برخی مؤلفه های فرکانسی رخ داده و بر اثر آن نوسان های نوری در نزدیکی لبه ها تولید می‌شود. معمولاً برای جلوگیری از رخداد این مسئله و هموار نمودن تصویر بازسازی شده از فیلتر باترورث استفاده می‌شود.

^۱ Ringing

این فیلترها شدت روشنایی را در لبه ها با نرخ آهسته تری کاهش می دهند، تابع به کار رفته در این روش به صورت زیر تعریف شده است.

$$H(U,V) = \frac{1}{1 + \left[\frac{U^2 + V^2}{U_0^2 + V_0^2} \right]^n} \quad (17-2)$$

که در آن U و V ، فرکانسهایی هستند که شعاع $\sqrt{U_0^2 + V_0^2}$ را تولید نموده و باعث می شوند که تابع باترورث به ازای آن مقدار 0.5 را به خود بگیرد. n نیز نشانگر درجه فیلتر می باشد. با ضرب تابع باترورث در طیف توان، طیف توان جدیدی بدست می آید که در آن پدیده حلقه سازی رخ نداده است.

$$P_1(U,V) = H(U,V).P(U,V) \quad (18-2)$$

برای یافتن قله های طیف توان، ابتدا ماکزیمم های محلی در طیف توان می یابیم، سپس میانگین و انحراف معیار نقاط حول هر ماکزیمم را در پنجره ای به ابعاد $4*4$ محاسبه نموده و با استفاده از آنها آستانه ای برای قطعه بندی ناحیه قله در تصویر تعیین می نماییم، سپس با استفاده از این آستانه تصویر را باینری می کنیم.

۲-۴-۲- تبدیل گابور

از توابع پایه دو بعدی گابور (GEF)^۱ در بسیاری از زمینه های پردازش تصویر همچون طبقه بندی بافت، آشکارسازی لبه، پردازش اثر انگشت، کدینگ تصویر و... استفاده شده است. طبیعت میان گذر آنها سبب می گردد تا بطور موثری بتوان به بررسی بافتها پرداخت، در ضمن پهنای باند آنها در جهت های بخصوص قابل تنظیم است. این توابع ابتدا به وسیله گابور [۱۷]

^۱ ۲-D Gabor Elementary Function

معرفی شدند و بعد ها حالت دو بعدی آنها بوسیله دگمن^۱ [۳۷] توضیح داده شد. روشهای مختلفی برای طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از فیلترهای گابور ارائه و در اینجا روشی معرفی می‌شود که فقط از یک فیلتر برای طبقه‌بندی تصاویر دارای دو بافت، استفاده می‌کند.

فرض می‌شود که رابطه (۱۹-۲) برای بررسی بافتار برقرار باشد.

$$m(x, y) = |i(x, y) \times h(x, y)| \quad (۱۹-۲)$$

در این رابطه که آن را فیلتر گابور می‌نامیم، i بیانگر تصویر ورودی، h بیانگر GEF و m خروجی فیلتر است. برخی از محققین [۳۸] توابع پایه دو بعدی گابور را به صورت موجکهای گابور بیان می‌کنند چرا که $h(x,y)$ را می‌توان به صورت رابطه (۲۰-۲) نمایش داد.

$$h(x, y) = g'(x', y') \exp[j2\pi(U_x + V_y)] \quad (۲۰-۲)$$

که

$$(x', y') = (x \cos \theta + y \sin \theta, -x \sin \theta + y \cos \theta) \quad (۲۱-۲)$$

و

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\frac{x}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{y}{\sigma_y}\right)^2\right]\right\} \quad (۲۲-۲)$$

تبدیل فوریه این فیلتر عبارتست از :

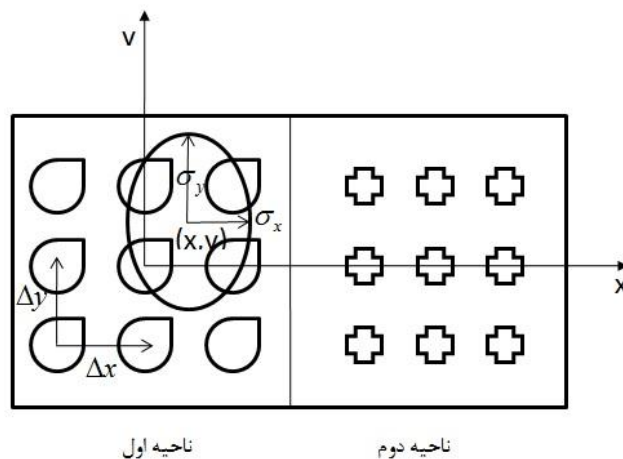
$$H(U, V) = \exp\{-2\pi^2[(\sigma_x[u-U]')^2 + (\sigma_y[v-V]')^2]\} \quad (۲۳-۲)$$

که در آن

$$[(u-U)', (v-V)'] = [(u-U) \cos \theta + (v-V) \sin \theta, -(u-U) \sin \theta + (v-V) \cos \theta] \quad (۲۴-۲)$$

^۱ Daugman

محورهای فرکانسی هستند که تغییر مکان داده و چرخیده اند. θ میزان چرخش فیلتر گابور نسبت به محور U و H فیلتری است که فرکانس مرکزی آن در U و V واقع است و پهنای باند در راستای x,y آن به وسیله σ_x و σ_y کنترل می گردد. برای محاسبه مقادیر σ_x و σ_y کافی است در نظر گرفته شود که بافت از اجزائی کوچکتر به نام Texel تشکیل شده است که بزرگترین جز تکرار شونده در یک تصویر می باشد. همچنین فرض شود که بافت از دو بخش سالم و معیوب تشکیل شده است و فاصله Texel ها از یکدیگر در بخش سالم برابر است با $(\Delta x_1, \Delta y_1)$ و در بخش معیوب $(\Delta x_2, \Delta y_2)$ باشند.



شکل ۶-۲ طرح نمادینی از کاربرد یک فیلتر گابور بر روی یک تصویر با بافت یکنواخت

در این حالت می توان σ_x را برابر Δx و σ_y را برابر Δy قرار داد و Δx و Δy را از رابطه های (۲۵-۲) و (۲۶-۲) و پیرو آن U و V را از رابطه های (۲۷-۲) و (۲۸-۲) محاسبه کرد.

$$\Delta x = \max(\Delta x_1, \Delta x_2) \quad (۲۵-۲)$$

$$\Delta y = \max(\Delta y_1, \Delta y_2) \quad (۲۶-۲)$$

$$U = 2\pi K / \Delta x \quad (۲۷-۲)$$

$$V = 2\pi L / \Delta y \quad (۲۸-۲)$$

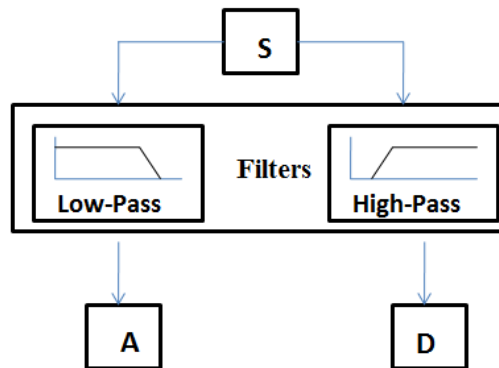
که L و K اعداد صحیح هستند. سپس با انجام پردازش بر روی خروجی فیلترها بخش‌هایی از تصویر را که حاوی اطلاعاتی در مورد ایرادهای تصویر هستند استخراج می‌کنیم.

۲-۴-۳- تبدیل موجک

بخش فرکانس پایین، اغلب برای بسیاری از سیگنال‌ها، مهمترین بخشی است که به آن هویت می‌بخشد. چرا که بخش فرکانس بالا جزئیات را نشان می‌دهد. در آنالیز موجک، از دو بخش تقریب^۱ و جزئیات^۲ استفاده می‌شود که بخش تقریب از فرکانس‌های بالا و بخش جزئیات از فرکانس‌های پایین تشکیل شده است.

در موجک با استفاده از فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر سیگنال را به دو بخش تقریب و جزئیات تقسیم کرده سپس مجدداً سیگنال تقریب را از فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر عبور می‌دهند و به همین ترتیب سیگنال به بخشهای جزئی تقسیم می‌شود.

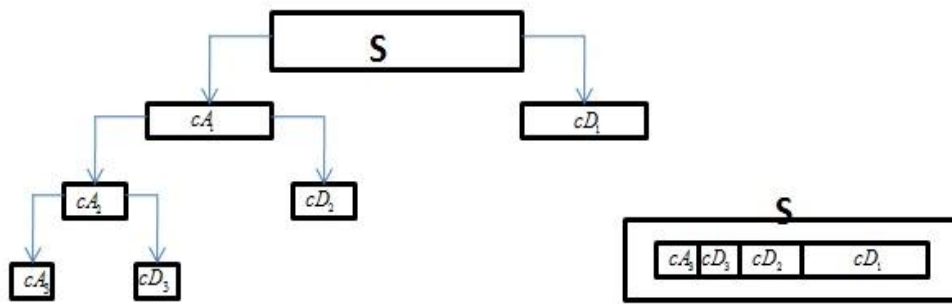
$$S = cA_1 + cD_1 = cA_2 + cD_2 + cD_1 \quad (2-29)$$



شکل ۲-۷ فیلترهای بالاگذر و پایین‌گذر سیگنال را به دو بخش تقریب و جزئیات تقسیم می‌کند.

^۱ Approximation

^۲ Detail



شکل ۸-۲ تقسیم سیگنال به بخش های جزئی با عبور مجدد سیگنال تقریب از فیلتر ها

تبدیل موجک سیگنال یک بعدی را به دو بخش تقریب و جزئیات تقسیم می کند و برای سیگنال دو بعدی مانند تصویر، بخش جزئیات به سه بخش لبه های افقی، عمودی و گوشه ها تقسیم می شود. تبدیل موجک دارای اطلاعات مکانی نیز می باشد به طوری که می توان دقیقاً مشخص نمود که هر لبه در کجای تصویر واقع شده است. از آنجایی که ایرادهای افقی نظیر جا - افتادگی پود یک لبه بسیار قوی ایجاد می کند. بررسی بخش لبه های افقی می تواند مفید باشد. می توانیم این بخش را ستون به ستون مورد بررسی قرار دهیم. در محل جا افتادگی پود یک پرش بزرگ مشاهده خواهیم کرد، چرا که با پرشهای حاصل از بافت پارچه تفاوت دارد. این پرش دارای پهنای بسیار کمی نیز می باشد، چرا که پهنای جا افتادگی در حد یک پود است.

به همین ترتیب برای ایرادهای دیگر می توان از خروجی موجک در راستای مورد نظر استفاده کرد. ولیکن برای ایراد هایی که به صورت یک نقطه محلی (نظیر یک سوراخ باشند) باید از ترکیب چند خروجی استفاده نمود.

سرعت بالا، عدم پیچیدگی محاسباتی و همچنین دارا بودن اطلاعات مکانی و فرکانس از مزایای تبدیل موجک است. در دو دهه گذشته فیلتر های گابور و تبدیل موجک الگوی مهمی برای تحلیل چند مقیاسی بوده اند. در [۷۲] و [۷۳] ویژگی های آماری میانگین و واریانس از زیر باندهای

تبدیل موجک استخراج شده است. در [۷۴] برای استخراج ویژگی های باند میانی و افزایش دقت طبقه‌بندی از تبدیل موجک با ساختار درختی استفاده شده است. در [۷۵] و [۷۶] از ترکیب تبدیل موجک و ماتریس هم‌رخدادی استفاده شده تا از نتایج حاصل از روش های آماری و روش های مبتنی بر پردازش سیگنال به صورت هم‌زمان استفاده کنند.

در [۷۹] از تجزیه موجک برای استخراج ویژگی های مناسب به منظور تشخیص و طبقه‌بندی بافت پارچه های حلقوی-پودی^۱ استفاده شده است. الگوریتم ارائه شده شامل دو بخش استخراج ویژگی و طبقه‌بندی است. در بخش استخراج ویژگی، تجزیه چند سطحی موجک به کار رفته و انرژی هر کانال به عنوان ویژگی استخراج شده است. در بخش طبقه‌بندی با استفاده از فاصله اقلیدسی، هر تصویر در یکی از دسته های سالم یا معیوب قرار می‌گیرد. در این مرجع از ۵ دسته معیوب و یک دسته سالم برای طراحی سیستم استفاده شده است. عیوب مورد نظر عبارتند از: عمودی، افقی، لکه روغن، سوراخ و خرابی سوزنی. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که تمام پنج دسته معیوب با دقت ۱۰۰٪ تشخیص داده می‌شود و تنها در تشخیص پارچه های سالم، سامانه دچار مشکل می‌شود.

در [۷۷] روشی مبتنی بر تبدیل موجک به همراه ویژگی های آماری ضرایب تبدیل، جهت تعیین خرابی های کاشی ارائه شده است. در این مرجع تصویر بافت در دو سطح از فیلترهای تبدیل موجک گذر می‌کند و بردار ویژگی از تصاویر فیلتر شده استخراج می‌شود. منجمی و همکاران در این مرجع، میانه، بیشینه‌ها و کمینه‌های ضرایب تبدیل موجک در زیر باند های تقریب و جزئیات را به همراه میانگین ضرایب تقریب و انحراف معیار ضرایب زیر باندهای جزئیات برای

^۱ knitting

تشکیل بردار ویژگی مورد استفاده قرار داده اند. در این مرجع در فرآیند تبدیل موجک از تابع هار استفاده شده است.

۲-۵- روشهای مدلی

در این روشها ماتریس تصویر ورودی به عنوان یک مدل تصادفی در نظر گرفته می شود.

۲-۵-۱- فرکتال

بیشتر اشیایی که در کارخانجات و به دست بشر ساخته می شوند، ساده و دارای یک شکل خاص می باشند و می توانند در ترکیب هایی از شکل های هندسی منظم، مانند خط، منحنی، سطح، دایره، کره و غیره طبقه بندی گردند. این قبیل اشیا را می توان مدل سازی کرد. یعنی با استفاده از معادلات ریاضی و تحلیل های کامپیوتری می توان این اجسام را به صورت کاملاً مشابه در روی صفحه نمایش کامپیوتر به نمایش گذاشت. در واقع این اجسام از خصوصیات هندسه اقلیدسی پیروی می کنند.

اما اجسام طبیعی مانند ابرها و کوه ها و ... را نمی توان با استفاده از هندسه اقلیدسی مدل سازی کرد و معادلات قبلی برای ساختن شکل این اشیا مناسب نیست. در اینجا است که روش های قبلی کاربرد ندارند و روشهای هندسه فرکتال مورد استفاده قرار می گیرند.

مندلبورت^۱ در دهه هفتاد واژه فرکتال از ریشه لاتین فرکتوس^۲ (به معنی نامرتب یا تکه تکه شده) را وضع کرد. استفاده از روش فرکتال و تعیین بعد فرکتال تصویر، یکی از ابزارهای استخراج اطلاعات هندسی تصاویر است. هندسه فرکتال برای بیان خصوصیت اشیایی به کار می رود که

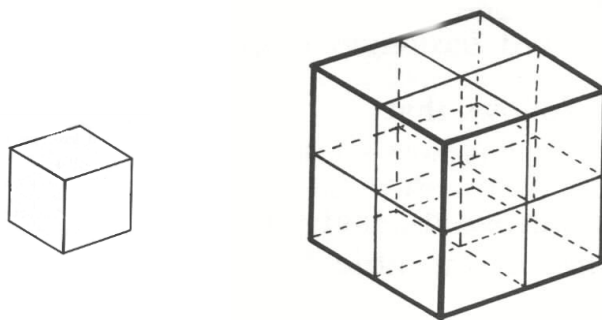
^۱ Benoit B. Mandelbrot

^۲ fractus

سراسر نامنظم بوده و میزان بی‌نظمی آنها در همه مقیاس‌ها یکسان باشد. پرواضح است که مختصات کلی شی دارای مرز مشخصی است که حجم ثابتی از فضا را مشخص می‌کند. مقدار این تغییرات در جزئیات را می‌توان با عدد بعد فرکتال شرح داد. بعد فرکتال در تصاویر دو بعدی بین ۰ تا ۲ تغییر می‌کند و افزایش این عدد پیچیدگی بیشتر تصویر را نشان می‌دهد.

به طور معمول یک خط دارای یک بعد، یک سطح دارای دو و یک مکعب دارای ۳ بعد می‌باشند. خط را می‌توان به ۴ پاره خط با طول یکسان تقسیم کرد و اگر هر کدام از آنها را ۴ برابر کنیم طول آنها برابر با خط ابتدایی می‌شود همچنین اگر این خط را به N قسمت تقسیم کنیم ضریب بزرگنمایی برای هر کدام از آنها N خواهد بود. اما برای حالت دو بعدی مانند مربع این وضعیت متفاوت است. اگر مربع را به ۴ قسمت تقسیم کنیم، ضریب بزرگنمایی برای اضلاع مربع ۲ خواهد بود، همچنین اگر مربع را به ۹ یا ۲۵ مربع تقسیم کنیم ضریب بزرگنمایی ۳ و ۵ خواهد بود.

بنابراین می‌توان گفت که اگر مربع را به N^2 ضریب بزرگنمایی N خواهد بود. این قضیه برای حالت سه بعدی هم صادق است با این تفاوت که یک مکعب به N^3 رونوشت تقسیم می‌شود و ضریب بزرگنمایی N خواهد بود.



شکل ۲-۹ با بزرگنمایی مکعب به اندازه ۸.۲ مکعب خواهیم داشت

به طور کلی برای محاسبه بعد فرکتال می توان رابطه زیر را ارائه کرد .

$$D_f = \frac{\log N}{\log K} \quad (۳۰-۲)$$

که در این رابطه N تعداد قطعات یکسان و K ضریب بزرگنمایی است.

روش های مختلفی برای تعیین عدد فرکتال وجود دارد که مهمترین آنها بعد فرکتال شمارش جعبه و فاصله هستند .

برای تعیین بعد فرکتال شمارش جعبه، با تغییر اندازه جعبه ها با یک مقیاس مناسب و به دست آوردن مقدار N متناظر آن (تعداد جعبه های حاوی شی)، بعد فرکتال طبق رابطه زیر به دست می آید که در این رابطه S اندازه جعبه است.

$$\log N(s) = D_B \log(1/s) \quad (۳۱-۲)$$

برای تصویر پارچه در حالت خاکستری از مختصات سه بعدی استفاده می شود. بدین صورت که دو محور مختصات به صورت x,y مختصات مکانی و محور z شدت روشنایی نقاط تصویر را نشان می دهد و بعد فراکتال برای حالت سه بعدی مورد استفاده قرار می گیرد.

بعد فراکتال برای پارچه های سالم و پارچه های معیوب با انواع عیب ها محاسبه و ذخیره می شود و بعد فرکتال نمونه های مورد آزمایش با این مقادیر مقایسه می شوند.

۲-۵-۲- مدل رشته تصادفی مارکوف

سطح روشنایی هر نقطه از تصویر بستگی زیادی به سطح روشنایی نقاط همسایگی اش دارد مگر آنکه تصویر دارای نقاط ناخواسته باشد. روش رشته تصادفی مارکوف مدل دقیقی از این وابستگی است. این مدل فرض می کند که شدت روشنایی هر نقطه تصویر فقط به شدت روشنایی نقاط همسایگی اش بستگی دارد.

با در نظر گرفتن $g(i,j)$ به عنوان سطح روشنایی نقطه (i,j) روی شبکه L با ابعاد $N \times N$ ،
 $N_p(i,j)$ همسایگی نقطه (i,j) را نشان می‌دهد و P نمایانگر شعاع همسایگی است.

در شکل (۲-۱۰) همسایگی فرضی نقطه r با شعاع ۵ ($P=5$) نشان داده شده اند.

5	4	3	4	5
4	2	1	2	4
3	1	r	1	3
4	2	1	2	4
5	4	3	4	5

شکل ۲-۱۰ همسایگی با حداکثر شعاع ۵

همانطوری که در شکل ملاحظه می‌کنید تعدادی از نقاط همسایه با مقدار یک نشان داده شده است که به آنها همسایگی با شعاع یک گفته می‌شود. به همین ترتیب همسایگی‌های با شعاع ۲ تا ۵ با اعداد دو تا پنج مشخص شده است. با این تعریف همسایگی با شعاع صفر بیانگر خود نقطه فرضی r است.

به همین صورت مرتبه رشته تصادفی مارکوف هم معلوم می‌گردد بدین معنا که رشته تصادفی مارکوف مرتبه صفرم، فقط نقطه فرضی r را مورد بررسی قرار می‌دهد. در صورتی که رشته مارکوف مرتبه اول با نسبت بین یک نقطه و همسایگی‌های مرتبه اول آن در ارتباط است.

در رابطه (۲-۳۲) نحوه محاسبه ارائه شده است.

$$g(r) = \sum_{v \in N_p^{(r)}} \beta_{r-v} g(v) + \varepsilon(r) \quad (2-32)$$

در این رابطه $\varepsilon(r)$ نویز گوسی با میانگین صفر می باشد. و مقدار تابع خود همبستگی از رابطه

زیر بدست می آید.

$$\begin{cases} \sigma^2 & \text{if } v = r \\ \sigma^2 & \text{if } v \in N_p \\ \beta_{r-v} & \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (2-33)$$

۲-۶- جمع بندی فصل و نتیجه گیری

در این فصل ضمن بررسی کلی یک سیستم تشخیص نوع عیب، مروری بر کارهایی که در

گذشته انجام گرفته کردیم و روشهای طیفی، آماری و مدلسازی را بررسی کردیم.

البته از آنجا که بسیاری از مقالات بر روی پایگاه داده استاندارد پیاده سازی نشده است و یا از

نظر زمان محاسبات مقایسه نشده، نتیجه گیری دقیقی نمی توان کرد. ولی به طور کلی می توان

گفت که روش های استفاده شده در مورد انواع بافت پارچه ها، نتایج متفاوتی داشته اند. روشهای

آماری دارای سرعت ودقت بالایی نیستند، روشهای مدلسازی اگر چه که دقت بالایی دارند اما

سرعت بسیار پایینی نسبت به سایر روش ها دارند. در حالیکه روشهای طیفی هر دو مزیت سرعت

ودقت بالا را دارا می باشند.

فصل ۳

بررسی تکنیک‌های خوشه‌بندی

امروزه خوشه‌بندی به عنوان یک روش یادگیری بدون ناظر در کاربردهای بسیاری توانسته است ارزش خود را نشان دهد. در این فصل سعی شده تا حد امکان مطالب پایه‌ای خوشه‌بندی و مسائل مربوط به آن بیان شود و تکنیک‌های مختلف رایج خوشه‌بندی تشریح شوند و ویژگی‌های هر یک بیان گردد.

۳-۱- مقدمه

هم‌زمان با پیشرفت در زمینه طبقه‌بندی تصاویر و استخراج ویژگی‌ها، روش‌های دستی تحلیل داده‌ها از رده خارج شده و استفاده از روش‌های تحلیل کامپیوتری غیرقابل اجتناب گردیده‌اند. روش‌های آماری، منطق فازی و شبکه‌های عصبی در ناحیه‌بندی و طبقه‌بندی تصاویر به منظور ایجاد سیستم‌های استخراج ویژگی‌ها مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. روش‌های مختلفی برای ناحیه‌بندی تصاویر وجود دارد که بر اساس دو ویژگی اساسی مقادیر پیکسل‌ها کار می‌کنند: یکی از روش‌ها عدم پیوستگی در مقادیر درجات خاکستری نواحی مختلف تصویر جهت تشخیص ویژگی‌ها است. روش دیگر تشابه درجات خاکستری پیکسل‌ها می‌باشد که با استفاده از آن و با تعریف یک سری از معیارهای تصمیم‌گیری می‌توان تصویر را به چندین ناحیه تقسیم نمود.

خوشه‌بندی یکی از روش‌های موجود در گروه دوم یعنی بر اساس تشابه درجات خاکستری می‌باشد. الگوریتم‌های خوشه‌بندی مجموعه‌ای از داده‌ها را به نواحی مجزا تقسیم‌بندی می‌کنند. از این الگوریتم‌ها در طبقه‌بندی تصویر و بازیابی اسناد و ناحیه‌بندی استفاده می‌شود.

درحالی‌که الگوریتم‌های مختلفی برای خوشه‌بندی وجود دارند، این بخش بر روی دو الگوریتم آشنای خوشه‌بندی یعنی FCM و K-Means تأکید دارد. در خوشه‌بندی تصویر یک معیار مشابهت تعریف می‌شود که بر طبق این معیار داده‌هایی که شباهت بیشتری به مرکز خوشه خاصی داشته باشند به آن خوشه تعلق می‌گیرند. این معیار می‌تواند رنگ، بافت، فاصله، شدت سطح خاکستری و... باشد. یکی از مهمترین معیارهای مشابهت فاصله می‌باشد، که بسیاری از الگوریتم‌های خوشه‌بندی از این معیار استفاده می‌کنند.

در این بخش انواع مختلف فاصله‌های متریک^۱ که در فرآیندهای خوشه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرند شامل فاصله اقلیدوسی^۲ و مربع آن، فاصله مانهاتان (بلوک شهری)^۳، معیار همبستگی پیرسون^۴ و مربع آن و فاصله چبیشف^۵ و مربع معیار همبستگی اسپیرمن^۶ تعریف می‌شوند. معمولاً در هر الگوریتم خوشه‌بندی یکی از این فاصله‌های متریک مورد استفاده قرار می‌گیرد اما الگوریتم‌هایی هم هستند که هم‌زمان از چند معیار مشابهت در تابع هدف خود استفاده می‌کنند در نتیجه کیفیت خوشه‌بندی بهتر و زمان محاسبات بیشتری هم خواهند داشت.

۲-۳- خوشه‌بندی در مقابل طبقه‌بندی

خوشه بندی با طبقه‌بندی^۷ متفاوت است. در طبقه‌بندی نمونه های ورودی برچسب گذاری شده اند ولی در خوشه بندی نمونه های ورودی دارای برچسب اولیه نمی‌باشند و در واقع با استفاده از روشهای خوشه بندی است که داده های مشابه مشخص و بطور ضمنی برچسب گذاری می شوند. در واقع می توان قبل از عملیات طبقه‌بندی داده ها یک خوشه بندی روی نمونه ها انجام داد و سپس مراکز خوشه های حاصل را محاسبه کرد و یک برچسب به مراکز خوشه ها نسبت داد و سپس عملیات طبقه‌بندی را برای نمونه های ورودی جدید انجام داد. در شکل زیر تفاوت بین خوشه‌بندی و طبقه‌بندی بهتر نشان داده شده است [۵۹].

^۱ Metric

^۲ Euclidian Distance

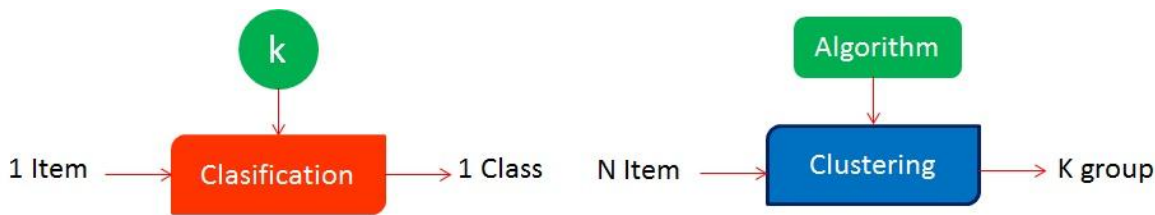
^۳ City Block

^۴ Pearson Correlation

^۵ Chebychev

^۶ Spearman Squared Correlation

^۷ Classification



شکل ۳-۳ در طبقه‌بندی داده‌ها با استفاده از اطلاعات اولیه به دسته‌های معلومی نسبت داده می‌شوند. در خوشه‌بندی داده‌ها با استفاده از الگوریتم انتخاب شده به خوشه‌هایی نسبت داده می‌شوند.

۳-۳- تقسیم‌بندی الگوریتم‌های خوشه‌بندی

خوشه‌بندی داده‌ها یکی از تکنیک‌های متداول تحلیل داده‌های آماری محسوب می‌گردد که در زمینه‌های بسیاری شامل داده‌کاوی، تشخیص الگو، تفسیر تصاویر و بسیاری از زمینه‌های دیگر کاربرد دارد. در خوشه‌بندی ویژگی‌های مشابه در غالب گروه‌های مختلف طبقه‌بندی می‌گردد. ویژگی‌های موجود در هر گروه مشابه‌اند ولی با ویژگی‌های موجود در دیگر گروه‌ها شباهتی ندارند. در صورتی که تعداد خوشه‌ها کم باشد جزئیات کوچک موجود در تصویر از بین می‌رود ولی در عین حال ساده‌سازی تصویر صورت می‌پذیرد. از خوشه‌بندی در کاربردهایی مانند آمار، علمی مانند بینایی ماشین و به‌ویژه در تشخیص سخن و استخراج عوارض استفاده می‌شود. علاوه بر موارد ذکرشده از تکنیک خوشه‌بندی در فشرده‌سازی داده‌های موجود در پردازش تصویر استفاده می‌شود.

خوشه‌بندی به دو کلاس سخت و نرم تفکیک می‌شود. در خوشه‌بندی سخت هر نقطه از داده تنها به یک خوشه تعلق می‌گیرد ولی در خوشه‌بندی نرم هر نقطه از داده با یک مقدار عضویت خاص به هر خوشه تعلق می‌گیرد که این مقدار عضویت در محدوده (۰ و ۱) می‌باشد. در برخی از موارد خوشه‌بندی نرم به‌علت عدم وجود مرزهای ثابت بین خوشه‌ها، بهتر از خوشه‌بندی سخت عمل می‌کند. به خوشه‌بندی نرم، خوشه‌بندی فازی هم گفته می‌شود. به عنوان مثال

خوشه‌بندی K_Means یک نوع خوشه‌بندی سخت و خوشه‌بندی FCM یک نوع خوشه‌بندی نرم است.

برای تشخیص یک خوشه در یک مجموعه داده ابتدا بایست یک معیار مشابهت در قالب یک قاعده جهت تخصیص یک داده به محدوده یک خوشه تعریف گردد. البته معیار مشابهت مذکور بسته به نوع مسأله متفاوت می‌باشد. معروف‌ترین معیار مشابهت فاصله اقلیدوسی می‌باشد که هر چقدر این فاصله کمتر باشد مشابهت بیشتر خواهد بود. از دیدگاهی دیگر سه روش عمده برای خوشه‌بندی وجود دارد:

- روش سلسله مراتبی
- روش تقسیمی (خوشه‌بندی بر مبنای احتمال، خوشه‌بندی به روش K_Means)
- روش هم‌پوشانی (مانند FCM)

روش خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی، ساختاری از خوشه‌ها را تولید می‌کند که هر کدام از این خوشه‌ها خود مجموعه‌ای از خوشه‌های دیگر است. در این روش خوشه‌بندی در مرحله اول تعداد معینی خوشه وجود ندارد. به این معنی که خوشه‌بندی در چندین مرحله انجام می‌شود. در مرحله اول یک خوشه شامل تمامی عوارض و در مراحل نهایی n خوشه که هر کدام دارای تنها یک عارضه هستند، وجود دارد.

خوشه‌بندی تقسیمی برخلاف خوشه‌بندی سلسله مراتبی که تولیدکننده مجموعه‌ای از خوشه‌های داخلی می‌باشد، مجموعه‌ای از خوشه‌ها را ایجاد می‌کند که داده‌ها را به گروه‌های مشابهی تقسیم‌بندی می‌کند. این روش نیازمند حجم زیادی از محاسبات فاصله یا معیار مشابهت بین مجموعه داده‌ها و مراکز خوشه‌ها می‌باشد، که زمان زیادی خواهد گرفت. در این روش نمونه‌های نزدیک به هم مشابه فرض می‌شوند که باید در یک گروه قرار گیرند. از آنجاکه کنترل

نمودن تمامی زیر مجموعه‌های ممکن از لحاظ محاسباتی بسیار زمان‌بر است، از فرآیند تکرار استفاده می‌گردد. برخلاف روش‌های سلسله مراتبی که در آنها خوشه‌ها پس از ایجاد شدن مورد بازبینی مجدد قرار نمی‌گیرند، این الگوریتم با استفاده از فرآیند تکرار خوشه‌ها را بهبود می‌بخشد. الگوریتم‌های HCM^۱ و Forgy و Isodata نمونه‌هایی از خوشه‌بندی تقسیمی هستند.

در روش خوشه‌بندی دارای هم‌پوشانی، مانند روش تقسیمی بین خوشه‌ها روش سلسله مراتبی وجود ندارد. از طرف دیگر این روش خوشه‌های مجزا نیز ایجاد نمی‌کند. در این روش خوشه‌بندی، خوشه‌ها تا حدی با هم هم‌پوشانی دارند. الگوریتم‌های FCM و B_Clump نمونه‌هایی از این روش می‌باشند. حال به صورت اجمالی دو نمونه از الگوریتم‌های خوشه‌بندی بررسی می‌شود. الگوریتم K_Means که خوشه‌بندی سخت به روش تقسیمی است. و الگوریتم FCM که خوشه‌بندی نرم به روش هم‌پوشانی است.

۳-۴- خوشه‌بندی به روش K_Means

الگوریتم K_Means یکی از متداول‌ترین روش‌های خوشه‌بندی دارای فرآیند تکرار می‌باشد. این الگوریتم در مواردی کاربرد دارد که در آن هر عارضه تنها به یک کلاس تعلق گیرد. این الگوریتم یک الگوریتم نظارت نشده و دارای تکرار می‌باشد که در آن مجموعه داده به K خوشه تقسیم‌بندی شده و نقاط داده به طور تصادفی به این خوشه‌ها تعلق می‌گیرند. سپس برای هر نقطه فاصله آن نقطه تا مرکز خوشه محاسبه گردیده و نقطه مورد نظر به نزدیکترین خوشه تعلق می‌گیرد. این مراحل تا جایی ادامه می‌یابد که دیگر هیچ نقطه‌ای تغییر مکان پیدا نکند. ویژگی‌های این الگوریتم عبارتند از:

- همواره K خوشه موجود می‌باشد.

^۱ Hard C_Means

- همواره حداقل یک نقطه در هر خوشه موجود می‌باشد.
- خوشه‌ها به صورت سلسله مراتبی نبوده و با یکدیگر هم پوشانی هم ندارند.
- هر عضو یک خوشه، نسبت به خوشه‌های دیگر دارای کمترین فاصله از مرکز خوشه خود می‌باشد.

مراحل پیاده‌سازی K-Means به صورت زیر می‌باشد:

۱- ایجاد مراکز اولیه خوشه‌های C_i که $(i = 1, 2, \dots, c)$ می‌باشد و از بین تمام داده‌ها c نقطه به تصادف انتخاب می‌شود.

۲- محاسبه ماتریس عضویت U با استفاده از فرمول (۱-۳):

$$u_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } \|x_j - c_i\|^2 \leq \|x_j - c_k\|^2, \quad \text{for each } k \neq i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1-3)$$

۳- محاسبه تابع عضویت با استفاده از رابطه (۲-۳):

$$J = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \left[\sum_{k, x_k \in G_i} \|x_k - c_i\|^2 \right] \quad (2-3)$$

و توقف تکرار در صورتی که تغییرات آن نسبت به تکرار قبل کمتر از حد آستانه تعریف شده باشد.

۴- محاسبه مراکز جدید خوشه‌ها با استفاده از رابطه (۳-۳):

$$c_i = \frac{1}{|G_i|} \sum_{k, x_k \in G_i} x_k \quad (3-3)$$

که در آن $|G_i|$ اندازه G_i می‌باشد. و سپس به مرحله ۲ بازگشت شود.

قابل ذکر است که نحوه عملکرد الگوریتم وابسته به مکان اولیه مراکز خوشه‌ها می‌باشد. لذا

تضمینی برای رسیدن به پاسخ مورد انتظار توسط الگوریتم وجود ندارد.

۳-۴-۱- مزایای الگوریتم خوشه‌بندی K_Means

در صورت زیاد بودن تعداد متغیرها، این الگوریتم نسبت به روش سلسله مراتبی دارای سرعت محاسبات بالاتر می‌باشد. (در صورتی که K کوچک باشد)

الگوریتم K_Means نسبت به روش سلسله مراتبی، خوشه‌های متراکم‌تری تولید می‌کند. به خصوص هنگامی که خوشه‌ها به صورت کروی باشند.

۳-۴-۲- محدودیت‌های الگوریتم خوشه‌بندی K_Means

- مقایسه کیفی خوشه‌های تولید شده مشکل است.
- ثابت بودن تعداد خوشه‌ها که موجب مشکل شدن پیش‌بینی مقدار K می‌شود.
- برای خوشه‌های غیرکروی خیلی مناسب نمی‌باشد.
- نسبت به داده‌های نویزی حساس است.
- متفاوت بودن تعداد خوشه‌های اولیه موجب متفاوت بودن خوشه‌های نهایی می‌گردد. لذا بهتر است الگوریتم را به ازای مقادیر مختلف K اجرا نموده و نتایج را با یکدیگر مقایسه نمود.

۳-۵- خوشه‌بندی به روش FCM

خوشه‌بندی فازی روشی پرکاربرد جهت به‌دست آوردن مدل‌های فازی از داده‌ها می‌باشد. از جمله مهمترین کاربردهای آن می‌توان به استفاده موفقیت‌آمیز آن در کاربردهای جغرافیایی، نقشه‌برداری، تجارت و بازاریابی اشاره نمود. اکثر الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی وابسته به تعریف توابع عضویت می‌باشند که با مینیمم کردن این توابع عضویت طبقه‌بندی بهینه را انجام می‌دهند.

در این روش هر خوشه با استفاده از یک مدل نمایش داده می‌شود، این مدل شامل اطلاعاتی مانند مرکز خوشه‌ها و گاهی یکسری اطلاعات جانبی مانند اندازه و شکل خوشه‌ها می‌باشد.

درجه عضویت هر داده در خوشه‌های مختلف با استفاده از فاصله بین آن نقطه از داده و مرکز خوشه و اطلاعاتی مانند اندازه و شکل به دست می‌آید. هر چقدر نقطه داده به مرکز خوشه نزدیکتر باشد، آن نقطه دارای درجه عضویت بیشتری می‌باشد. به همین دلیل هدف این الگوریتم کم کردن فاصله هر نقطه تا مرکز خوشه و به عبارتی دیگر بیشینه کردن درجه عضویت می‌باشد. تا کنون چندین الگوریتم خوشه‌بندی فازی توسعه یافته است. برخی از این الگوریتم‌ها برای تشخیص خوشه‌های متراکم به کار می‌روند مراجع [۶۱] و [۶۲]، درحالی‌که برخی دیگر برای تشخیص خط مستقیم [۶۳] و یا منحنی‌های میزان دارای مرزهای پلی‌گونی [۶۴] به کار می‌روند. به هر حال هیچ یک از این الگوریتم‌ها قادر نخواهند بود هم زمان خوشه‌های متراکم، خط، منحنی‌های میزان و ... را شناسایی نمایند و بسته به نوع کاربرد باید از الگوریتم مناسب استفاده نمود.

الگوریتم FCM ابتدا توسط دان^۱ معرفی شد و سپس توسط بزدک^۲ بسط داده شد. این الگوریتم یک روش خوشه‌بندی تکراری است و تابع هدف آن به صورت معادله (۴-۳) است:

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C U_{ji}^m d^2(x_i, v_j) \quad (4-3)$$

که در آن $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\} \subseteq R^m$ مجموعه داده در فضای برداری m بعدی است و N تعداد ابعاد داده است، C تعداد خوشه‌ها است که $2 \leq C \leq N$ می‌باشد و U_{ji} درجه عضویت x_i در

^۱ Dunn

^۲ Bezdek

خوشه زام است و m وزن توان در هر درجه عضویت فازی است و v_j نمونه‌ای از مرکز خوشه زام است و $d^2(x_i, v_j)$ اندازه فاصله بین x_i و مرکز خوشه v_j می‌باشد. یک حل از تابع J_m می‌تواند از طریق یک فرآیند تکراری که به صورت زیر است به دست آید:

(۱) تنظیم مقادیر c و m و ϵ . $m > 1$ (پارامتر فازی)

(۲) دادن ارزش ابتدایی به ماتریس بخش‌بندی فازی $u^{(b)}$

(۳) تنظیم شمارش‌گر حلقه با $b = 0$

(۴) محاسبه مراکز خوشه‌های C یعنی $v_j^{(b)}$ با $u^{(b)}$

$$v_j^{(b)} = \frac{\sum_{i=1}^N (u_{ji}^{(b)})^m x_i}{\sum_{i=1}^N (u_{ji}^{(b)})^m} \quad (5-3)$$

(۵) محاسبه ماتریس درجه عضویت $u^{(b+1)}$

$$u_{ji}^{(b+1)} = \frac{1}{\sum_{k=1}^C \left(\frac{d_{ji}^k}{d_{ki}^j} \right)^{1/m-1}} \quad (6-3)$$

(۶) اگر $\max \{u^{(b)} - u^{(b+1)}\} < \epsilon$ توقف کند و در غیر این صورت $b = b + 1$ و به مرحله چهارم برگردد.

در عمل الگوریتم FCM به ازای مقادیر مختلف K اجرا گردیده و نتایج با استفاده از تابع اعتبار خوشه‌ها ارزیابی می‌گردد.

۳-۵-۱- مزایای الگوریتم خوشه‌بندی FCM

- این الگوریتم برای داده‌های دارای طبیعت نامطمئن و غیردقیق مانند تصاویر ماهواره‌ای مناسب است.
- خوشه‌ها تنها به توزیع نقاط در فضا بستگی دارند و وابسته به مراکز خوشه‌ها نمی‌باشند.
- این الگوریتم ابزار قدرتمندی برای حل بسیاری از مشکلات خوشه‌بندی محسوب می‌شود.

۳-۵-۲- محدودیت‌های الگوریتم خوشه‌بندی FCM

- تعیین دقیق تعداد خوشه‌ها که در اکثر مواقع کاری مشکل می‌باشد.
- به علت بالا بودن حجم محاسبات سرعت اجرای الگوریتم پایین است.
- در مقابل تصاویر نویزی دچار مشکل می‌شود.
- معیار عدم عضویت^۱ که باید توسط کاربر تعیین گردد.

به هر حال با توجه به محدودیت‌ها و مزایای این الگوریتم، در حال حاضر توجه زیادی به این الگوریتم می‌شود و انواع مقالات بهبود یافته FCM ارائه می‌گردد.

۳-۶- مروری بر معیارهای فاصله متریک

همان‌گونه که قبلاً ذکر شد معیارهای تشابه جهت گروه‌بندی عوارض مشابه به روش‌های مختلفی تعیین می‌گردد. متداول‌ترین معیار تشابه تابع فاصله است که تعیین‌کننده فرمول محاسبه بین نقاط داده موجود در خوشه‌ها می‌باشد. مهمترین توابع فاصله عبارتند از:

- فاصله اقلیدوسی:

تابع فاصله اقلیدوسی، جذر مربعی مجموع مربعات تفاوت‌های بین مقادیر متناظر را محاسبه می‌کند. این تابع فاصله بین نقطه $x(x_1, x_2, \dots)$ و $y(y_1, y_2, \dots)$ را توسط فرمول (۷-۳) محاسبه می‌کند:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_j)^2} \quad (7-3)$$

^۱ Membership Cut_Off

- فاصله مانهاتان:

تابع فاصله مانهاتان، فاصله بین دو نقطه داده را از طریق یک مسیر به صورت شبکه اندازه گیری می کند. فاصله مانهاتان بین دو نقطه عبارت است از مجموع اختلاف اجزای متناظر آنها. فرمول محاسبه این فاصله بین دو نقطه $x(x_1, x_2, \dots)$ و $y(y_1, y_2, \dots)$ به شکل رابطه (۸-۳) است:

$$d = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (۸-۳)$$

در این حالت پیکسل هایی که فاصله مانهاتان آنها از پیکسلی به مختصات (x, y) کوچکتر یا مساوی مقداری مانند r باشد یک لوزی به مرکز (x, y) می سازند.

- معیار همبستگی پیرسون:

این معیار، تشابه شکل دو پروفیل را اندازه گیری می کند. فرمول محاسبه معیار همبستگی پیرسون عبارت است از:

$$d = 1 - r \quad (۹-۳)$$

که در آن

$$r = \frac{Z(x).Z(y)}{n} \quad (۱۰-۳)$$

پارامتر r حاصل ضرب نقطه ای $Z(x)$ و $Z(y)$ می باشد. $Z(x)$ و $Z(y)$ نیز از کم کردن میانگین متغیرهای x و y از خود متغیرها و تقسیم آن بر انحراف معیارشان به دست می آید.

- مربع معیار همبستگی پیرسون:

مربع معیار همبستگی پیرسون نیز تشابه شکل دو پروفیل را اندازه گیری می کند. علاوه بر آن قادر است ارتباط معکوس بین پارامترها را نیز به دست آورد. (به این معنی که قادر است نقاط داده دارای همبستگی زیاد و در عین حال نقاط داده دارای عدم همبستگی را خوشه بندی نماید.)

$$d = 1 - 2r$$

(۱۱-۳)

که در آن r معیار همبستگی پیرسون است که شرح داده شد.

• **فاصله چبیشف:**

فاصله چبیشف بین دو نقطه عبارت است از ماکزیمم فاصله بین آنها در هر یک از ابعاد. فاصله

مذکور بین نقاط $x(x_1, x_2, \dots)$ و $y(y_1, y_2, \dots)$ از فرمول (۱۲-۳) به دست می آید:

$$\text{Max}|X_i - Y_i| \quad (12-3)$$

که در آن X_i و Y_i مقادیر متغیر i در نقاط X و Y می باشد. استفاده از این نوع فاصله هنگامی مناسب است که فاصله بین نقاط بیشتر ناشی از اختلاف فواصل بین آنها در هر یک از ابعاد باشد.

• **مربع معیار همبستگی اسپیرمن:**

معیار همبستگی اسپیرمن، میزان همبستگی بین مقادیر متوالی را ارزیابی می کند. دو مقدار متوالی به طور مجزا مرتبه بندی شده و اختلاف بین مرتبه ها در هر موقعیت i به دست می آید. فاصله بین دو مرتبه متوالی نقاط $x(x_1, x_2, \dots)$ و $y(y_1, y_2, \dots)$ با استفاده از فرمول (۱۳-۳) محاسبه می شود:

$$1 - \frac{[\sum_{i=1}^n (\text{rank}(x_i) - \text{rank}(y_i))^2]}{[n(n^2 - 1)]} \quad (13-3)$$

که X_i و Y_i به ترتیب i امین مقدار توالی های X و Y می باشد. دامنه تغییرات معیار همبستگی

اسپیرمن در بازه (۱ و -۱) می باشد. این معیار قادر است همبستگی های خطی و غیرخطی خاص را شناسایی کند.

اغلب از معیارهایی مانند مانهاتان و اقلیدوسی و مینکائوسکی^۱ به منظور اندازه‌گیری فاصله استفاده می‌شود. به‌طور کلی این معیارها فاصله را از فرمول (۱۴-۳) محاسبه می‌کنند:

$$d_{ij} = d(x_i, y_j) = \sqrt[m]{\sum_{k=1}^p |x_{ik} - y_{jk}|^m} \quad (14-3)$$

اگر $m = 1$ باشد فاصله مانهاتان است.

اگر $m = 2$ باشد فاصله اقلیدوسی است.

اگر $m \geq 3$ باشد فاصله مینکائوسکی است.

۷-۳- جمع بندی فصل ونتیجه گیری

در این فصل تعریف الگوریتم‌های خوشه‌بندی و انواع روش‌های آن شامل روش‌های سلسله‌مراتبی، تقسیمی و هم‌پوشانی ارائه گردید. سپس انواع خوشه‌بندی از دیدگاهی دیگر بررسی شد که شامل خوشه‌بندی خشک (هارد) و خوشه‌بندی نرم (فازی) شده است که در خوشه‌بندی خشک هر یک از داده‌ها تنها به یک خوشه تعلق دارند. ولی در خوشه‌بندی فازی هر یک از داده‌ها می‌توانند با درجه عضویت‌های متفاوت به چندین خوشه تعلق داشته باشند. در ادامه دو نوع متداول الگوریتم‌های نظارت نشده خوشه‌بندی دارای تکرار FCM که نوعی از خوشه‌بندی نرم و به روش هم‌پوشانی است و K_Means که نوعی خوشه‌بندی سخت به روش تقسیمی است بیان شده‌اند. علاوه بر آن معیار اندازه‌گیری تشابه در خوشه‌بندی، که متداول‌ترین این معیارها، انواع فاصله‌های متریک می‌باشند تعریف گردید با تغییر نوع فاصله‌های متریک می‌توان زمان محاسبات در الگوریتم را کم یا زیاد کرد.

^۱ Minkowski

فصل ۴

الگوریتم ژنتیک

در مورد مسائل بهینه سازی، اغلب روش های آگاهانه و غیرآگاهانه جوابگوی نیاز ما نخواهد بود. چون بیشتر مسائل بهینه سازی در رده مسائل NP^۱ قرار می گیرند. بدین منظور روش های جستجوی دیگری مطرح شدند که به روش های تکاملی معروفند. الگوریتم ژنتیک یکی از انواع مختلف الگوریتم های تکاملی است که از تکامل ژنتیکی به عنوان الگوی حل مسئله برای یافتن راه حل بهینه و مسائل جستجو استفاده می کند. در این فصل به توضیح این الگوریتم و نحوه نمایش آن می پردازیم.

^۱ Non=determinestic Polynomial

۴-۱- مقدمه

حساب تکاملی، برای اولین بار در سال ۱۹۶۰ توسط آقای ریچنبرگ ارائه شد که تحقیق وی در مورد استراتژی تکامل بود. بعدها نظریه او توسط محققان زیادی مورد بررسی قرار گرفت تا اینکه الگوریتم ژنتیک^۱ توسط جان هولند^۲ و در سال ۱۹۷۵ در دانشگاه میشیگان ارائه شد.

در سال ۱۹۹۲ نیز جان کوزا^۳ از الگوریتم ژنتیک برای حل و بهینه سازی مسائل مهندسی پیشرفته استفاده کرد و توانست برای اولین بار روند الگوریتم ژنتیک را به زبان کامپیوتر در آورد و برای آن یک زبان برنامه نویسی ابداع کند که به این روش برنامه نویسی، برنامه نویسی ژنتیک گویند و نرم افزاری که توسط وی ابداع گردید به نرم افزار LISP مشهور است که هم اکنون نیز این نرم افزار کاربرد زیادی در حل و بهینه سازی مسائل مهندسی پیدا کرده است اصول کار و الگوریتم کلی این نرم افزار بر اساس مسائل پایه و ابتدائی الگوریتم ژنتیک می باشد که در ادامه به آن اشاره خواهیم کرد.

۴-۲- تاریخچه بیولوژیکی

بدن هر موجود زنده ای از سلول تشکیل یافته است و هر سلول هم از کروموزوم تشکیل یافته است. کروموزومها نیز از رشته های DNA تشکیل یافته اند و به هر بلوک DNA یک ژن می گویند و هر ژن نیز از یک پروتئین خاص و منحصر به فرد تشکیل یافته است. به مجموعه ای از ژنها یک ژنوم^۴ می گویند.

^۱ Genetic Algorithm

^۲ John Holland

^۳ John Koza

^۴ Genome

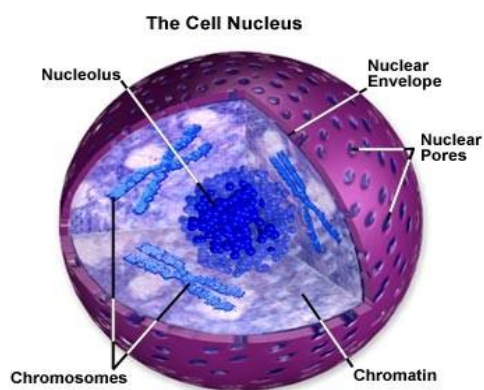
از اصطلاحاتی که از مباحث زیست شناسی به مبحث الگوریتم ژنتیک وارد شده است و باید به آنها اشاره کرد می توان به موارد زیر اشاره نمود:

۱- تولید مثل^۱ : که به تولید یک کروموزوم جدید توسط ترکیب ژنهای والدین می گویند.

۲- جهش^۲ یا تغییر ناگهانی : به تغییرات ایجاد شده در DNA می گویند.

۳- صحت و درستی^۳: برای یک موجود زنده بصورت موفقیت آن موجود در ایجاد حیات و تشکیل خود می گویند. البته ممکن است در نگاه اول مطالب بالا کمی نا مفهوم بنظر برسند اما در ادامه به توضیح بیشتر آنها و همچنین نوع کاربرد آنها در الگوریتم ژنتیک اشاره خواهد شد.

در شکل زیر نمایی از دیدگاه بیولوژیکی این مبحث نشان داده شده است.



شکل ۴-۱ ساختار بیولوژیکی سلول

^۱ Crossover

^۲ Mutation

^۳ Fitness

۳-۴- کلیات الگوریتم ژنتیک

هر کدام از افراد جمعیت، که تقریب‌هایی از جواب نهایی اند، به صورت رشته‌هایی از حروف یا ارقام کدگذاری می‌شوند. این رشته‌ها را کروموزوم می‌نامند. متداولترین حالت، نمایش با ارقام صفر و یک است. حالت‌های دیگر مثل استفاده از سه رقم، اعداد حقیقی و اعداد صحیح هم مورد استفاده قرار می‌گیرند. برای مثال، یک کروموزوم با دو متغیر a و b با ساختار شکل (۲-۴) نمایش داده می‌شود.

۱۰۰۱۱۰۰۱۰۱۱۰۰۱۰۱۰۱۱۱۱۰۱۰۰

شکل ۲-۴ نمایش یک کروموزوم با ارقام صفر و یک

متغیر a با ۱۰ خانه اول سمت راست و b با ۱۵ خانه باقیمانده نمایش داده شده است. این می‌تواند به علت سطح دقت و یا محدوده متغیر تصمیم‌گیری باشد.

مقادیر موجود بر روی کروموزومها به تنهایی معنی خاصی ندارد بلکه باید از حالت کد شده خارج شوند تا به عنوان متغیرهای تصمیم‌گیری دارای معنی و نتیجه باشند باید توجه داشت که فرآیند جستجو بر روی اطلاعات کد شده انجام می‌گیرد مگر در صورتی که از ژن‌هایی با مقادیر حقیقی استفاده شود. بعد از اینکه کروموزومها از حالت کد گذاری شده خارج شدند می‌توان کارایی یا برازش هر فرد از جمعیت را محاسبه کرد. برازش مقیاسی نسبی است که شایستگی افراد برای تولید نسل بعد را نشان می‌دهد. در طبیعت، برازش معادل توانایی فرد برای بقا می‌باشد. تابع هدف در تعیین برازش افراد نقش تعیین کننده دارد.

در هنگام تکثیر به کمک اطلاعات اولیه ای که از تابع هدف بدست می‌آید برازش هر فرد مشخص می‌گردد. از این مقادیر در فرآیند انتخاب استفاده می‌شود تا آن را به سمت انتخاب افراد مناسب سوق دهد.

هر چه برازش فرد نسبت به جمعیت بالاتر باشد احتمال بیشتری دارد که انتخاب شود. هر چه برازش نسبی آن کمتر باشد احتمال انتخاب آن برای تولید نسل بعدی کمتر می‌شود.

وقتی که برازش تمام افراد جمعیت مشخص شد هر کدام با احتمالی که متناسب با میزان برازش آنهاست می‌توانند برای تولید نسل بعد انتخاب شوند. عمل تکثیر در الگوریتم ژنتیک برای رد و بدل اطلاعات ژنتیکی بین یک جفت و یا تعداد بیشتری از افراد بکار می‌رود. ساده‌ترین نوع تکثیر تقاطع یک نقطه ای است. دو رشته شکل (۳-۴) را در نظر بگیرید اگر یک عدد صحیح از یک تا تعداد ارقام رشته منهای یک انتخاب شود و اطلاعات دو رشته را در دو طرف این دو نقطه عوض کنیم، دو رشته جدید بوجود می‌آید که آنها را فرزند می‌خوانیم. به عنوان مثال اگر عدد ۵ برای دو رشته شکل (۳-۴) انتخاب کنیم نتیجه تقاطع یک نقطه‌ای به صورت شکل (۴-۴) در می‌آید.

1 1 1 0 1 0 0 1 0 0 0

0 0 0 0 1 0 1 0 1 0 1

شکل ۳-۴ دو کروموزوم قبل از تقاطع (والدین)

1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 1

0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0

شکل ۴-۴ دو کروموزوم بعد از تقاطع (فرزندان)

این عملگر الزاماً بر تمامی رشته‌های یک جمعیت اعمال نمی‌شود بلکه برای اعمال آن بر یک جفت رشته یک احتمال نسبت داده می‌شود. بعد از این مرحله با یک احتمال جدید عملگر جهش

بر روی رشته های تولید شده اعمال می‌گردد. در جهش، هر فرد به تنهایی با توجه به قوانین احتمال می‌تواند تغییر کند.

در نمایش دودویی رشته ها، جهش به معنای تغییر مقدار یکی از خانه های رشته از صفر به یک و یا از یک به صفر می‌باشد. به عنوان مثال جهش در ششمین خانه کروموزوم سمت چپ شکل (۴-۵) منجر به ایجاد کروموزوم سمت راست می‌گردد.



شکل ۴-۵ کروموزوم بعد از جهش

به جز دو عملگر تقاطع و جهش که در تمام الگوریتمهای ژنتیک کاربرد دارند عملگرهای دیگر هم هستند که در مسائل خاص استفاده می‌شوند. از آن جمله می‌توان عملگر جمع یا عملگر حذف و همچنین عملگر جابجایی را نام برد.

بعد از مراحل تکثیر و جهش کروموزومها از حالت کد شده خارج می‌شوند و مقدار تابع هدف هر یک محاسبه می‌شود. سپس به هر کدام برآزشی اختصاص داده می‌یابد. حال اگر لازم باشد دوباره مراحل انتخاب و تکثیر و ... انجام می‌گردد. در طول این فرآیند انتظار می‌رود که کارایی متوسط جمعیت جوابها افزایش یابد. الگوریتم وقتی پایان می‌یابد که هدف خاصی برآورده شود. به عنوان مثال: تعداد مشخصی نسل ایجاد شده باشد، انحراف میانگین کارایی افراد به مقدار مشخصی برسد و یا به یک نقطه خاص در فضای جستجو برسیم.

۴-۴- شبه کد الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک ساده توسط گولبرگ شرح داده شده و در این قسمت برای توضیح قسمتهای اصلی ارائه می‌شود. شبه کد که در شکل (۴-۶) نشان داده شده است، نکات مهم الگوریتم ژنتیک ساده را در بر دارد. به کمک این برنامه اجزای مهم الگوریتم ژنتیک شرح داده می‌شود.

Genetic Algorithm

Begin

Choose initial population

repeat

Evaluate the individual fitnesses of a certain proportion of the population

Select pairs of best-ranking individuals to reproduce

Apply crossover operator

Apply mutation operator

Until terminating condition

end

شکل ۶-۴ شبه کد الگوریتم ژنتیک

فصل ۵

الگوریتم پیشنهادی

تلاش های انجام شده در زمینه آشکارسازی عیوب بافت پارچه را می توان به دو دسته کلی تقسیم کرد:

در دسته اول تلاش می شود که بتواند محدوده وسیع تری از عیوب را آشکار نماید که این امر منجر به بالا بردن حجم عملیات لازم و در نتیجه پیچیدگی روش می شود.

در دسته دوم، هدف کاهش پیچیدگی برای افزایش سرعت و بالا بردن امکان پیاده سازی به صورت برخط است که در نهایت از قدرت آشکارسازی روش کاسته می شود.

هدف این پایان نامه ارائه روشی جدید جهت تشخیص عیوب بافت پارچه با تکیه بر اصل کاهش پیچیدگی محاسباتی می باشد. الگوریتم پیشنهادی با استفاده از ترکیب تبدیل موجک و خوشه بندی فازی، طیف وسیعی از معایب بافت پارچه های طرح دار و بدون طرح را آشکار می کند. جهت پیدا کردن حد آستانه بهینه مورد استفاده برای تشخیص عیوب بافت، FCM بهبود پیدا کرده توسط الگوریتم ژنتیک مبنای کار قرار گرفته است. در این فصل، روش پیشنهادی را به تفصیل بررسی خواهیم کرد و در فصل بعد به ارزیابی نتایج آن می پردازیم.

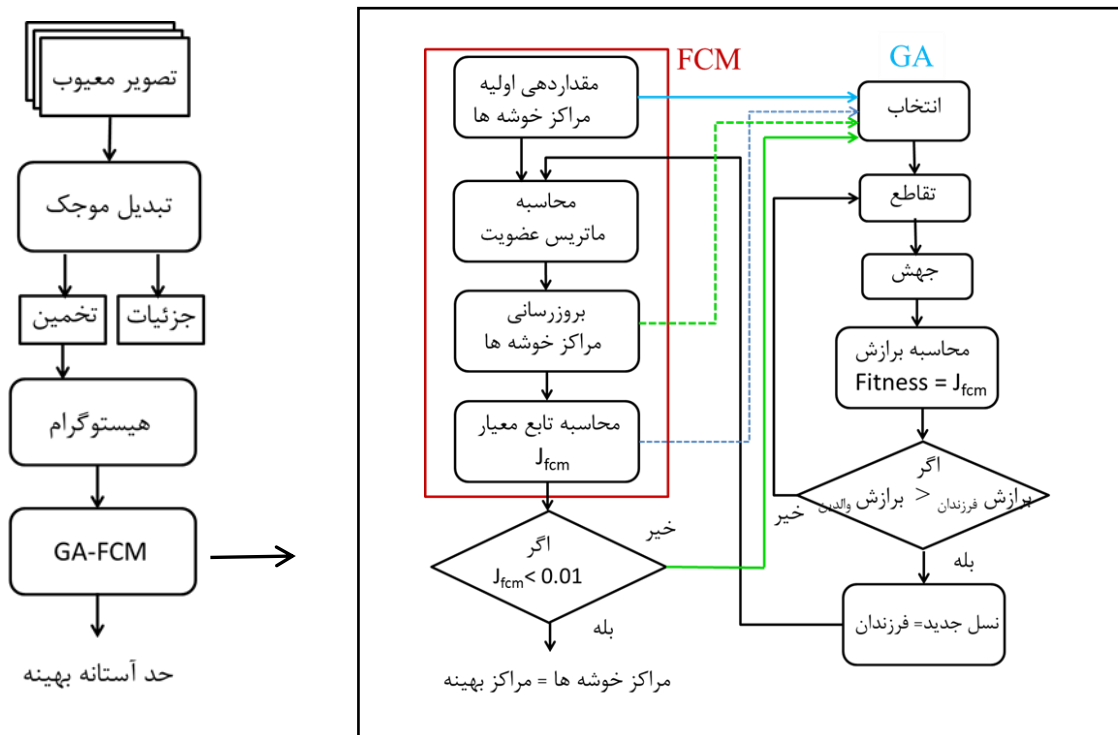
۲-۵- الگوریتم پیشنهادی

تشخیص عیوب بافت پارچه با استفاده از تبدیل موجک و خوشه بندی فازی مبتنی بر

الگوریتم ژنتیک

شکل (۵-۱) بلوک دیاگرام روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. در ادامه به تشریح قسمتهای

مختلف آن می پردازیم.



شکل ۵-۱ بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

۵-۲-۱- تبدیل موجک^۱

هر یک از عیوب بافت پارچه خصوصیات متفاوتی نسبت به سایر عیوب دارند اما توجه به این نکته دارای اهمیت است که بافت زمینه دارای باند فرکانسی مشخصی بوده و در تمامی تصاویر (سالم و معیوب) ثابت باقی می ماند. از این رو می توان با استفاده از ویژگی فوق بافت زمینه را از تصویر حذف نمود.

برای شناسایی و حذف زمینه، نیاز به ابزاری داریم که تصویر را به باندهای فرکانسی تقسیم کرده و از طرف دیگر، اطلاعات مکانی را حفظ نماید تا در مراحل بعدی برای تشخیص محل وقوع عیب مورد استفاده قرار بگیرد. همانطور که در فصل دوم به آن اشاره شد یک ابزار مناسب برای انجام این کار تبدیل موجک می باشد که این دو مقصود ما را برآورده می سازد. مورد استفاده تبدیل موجک در اکثر الگوریتمهای ارائه شده، استخراج ویژگی از بخش جزئیات بوده است، اما هدف ما از به کار بردن تبدیل موجک، کاهش بافت زمینه و افزایش وضوح خرابی هاست.

اما سوالی که مطرح است این است که ویژگی های بافت زمینه در کدام سطح رزولوشن و کدام زیر تصویر^۲ قرار دارد. تعداد سطوح رزولوشن به انتخاب فیلترها و رزولوشن تصاویر مورد استفاده (تعداد پیکسلها در واحد سطح) و تا حدودی نوع عیب موجود در پارچه وابسته است.

انتخاب فیلترهای پایین گذر و بالا گذر مورد استفاده در آنالیز موجک به نوع کاربرد بستگی دارد. فیلترهای موجک مختلف نتایج متفاوتی را برای تصاویر مختلف خواهند داشت.

^۱ Wavelet Transform

^۲ Subimage

در این پایان نامه از فیلتر دابیچز-^۱ استفاده شده است. علت این انتخاب دو نکته مهم می‌باشد. اول، تعداد کم المان‌های این فیلتر (۴ المان) که باعث سرعت پردازش می‌شود و دوم اینکه در اثر تجربه، نتایج به دست آمده از آن نسبت به سایر فیلترها بهتر بوده است.

موجک‌های دابیچز، موجک‌های متعامدی هستند که در سال ۱۹۹۲ توسط خانم دابیچز معرفی شدند و معمولاً برای تشخیص نقاط ویژه یک تابع از قبیل نقاط پرش تابع و تغییر ناگهانی همچون تشخیص لبه به کار می‌روند. در شکل (۲-۵)، توابع مقیاس^۲ و موجک^۳ مربوط به دابیچز-۱ و همچنین فیلترهای پایین‌گذر و بالا‌گذر مربوط به تجزیه^۴ و بازسازی^۵ ضرایب تبدیل موجک مورد استفاده در این پایان نامه، به عنوان نمونه آورده شده است.

روال کار در این مرحله به این صورت است که تصاویر بافت پارچه را به عنوان تصویر ورودی در نظر می‌گیریم و تبدیل موجک را به آن اعمال می‌کنیم. که در نتیجه آن چهار زیر تصویر که شامل اطلاعات عمودی، افقی، قطری و فرکانس پایین می‌باشد حاصل می‌گردد. شکل (۴-۵) عملکرد تبدیل موجک در دو سطح اول و چهارم بر روی تصویر با عیب گره را به صورت شماتیک نمایش می‌دهد. با توجه به این که بافت زمینه نسبت به عیوب به وجود آمده دارای محتوای فرکانسی بالاتری می‌باشد، در زیر تصویر تقریب^۶ آنالیز موجک بعد از چند مرحله شاهد کاهش بافت زمینه خواهیم بود. در شکل (۵-۵) و (۶-۵) عملکرد آنالیز موجک را بر روی یک تصویر حاوی عیب گره (شکل ۳-۵)، در سطوح اول تا چهارم پس از تجزیه و بازسازی مشاهده می‌کنیم.

^۱ Daubechies-۱ (db۱)

^۲ Scaling function (phi)

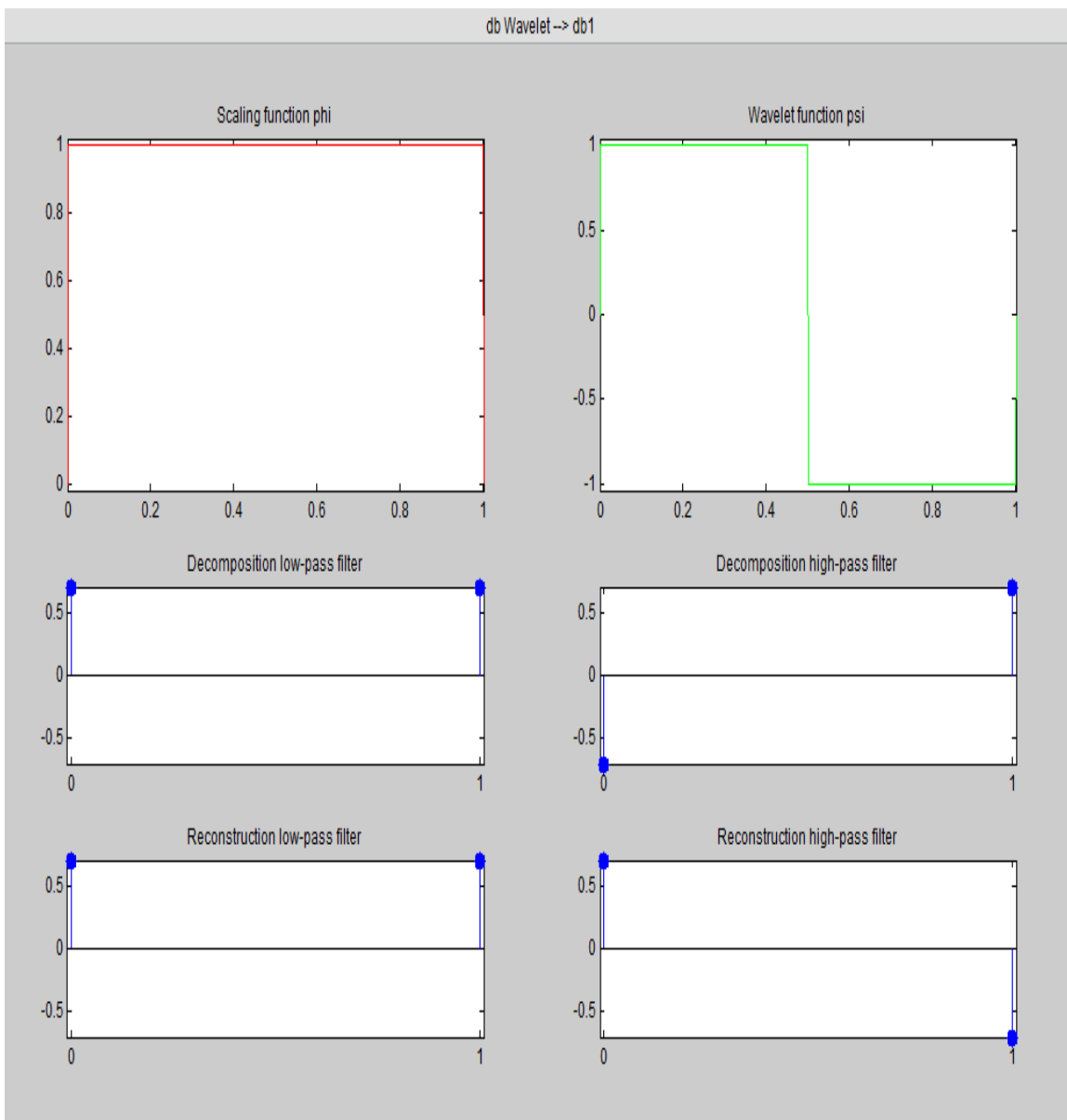
^۳ Wavelet function (psi)

^۴ Decomposition

^۵ Reconstruction

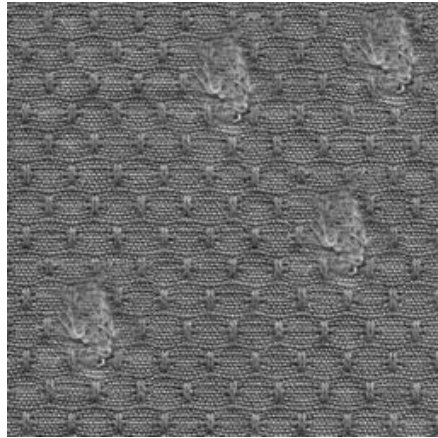
^۶ Approximation

بنابراین زیر تصویر تقریب را به عنوان خروجی تبدیل موجک برای استفاده در مراحل بعد الگوریتم در نظر می‌گیریم. اما چون این تصویر برای تشخیص محل وقوع عیب مورد استفاده قرار می‌گیرد باید هم اندازه با تصویر ورودی باشد. برای این منظور با استفاده از عملیات درونیابی دو خطی^۱ تصاویر خروجی موجک را به اندازه تصویر اصلی بر می‌گردانیم (شکل ۵-۷).

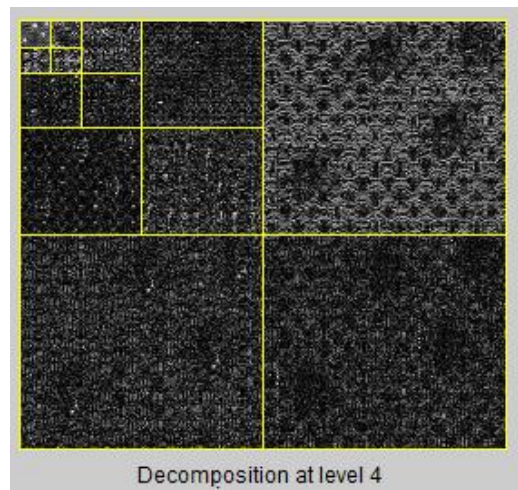
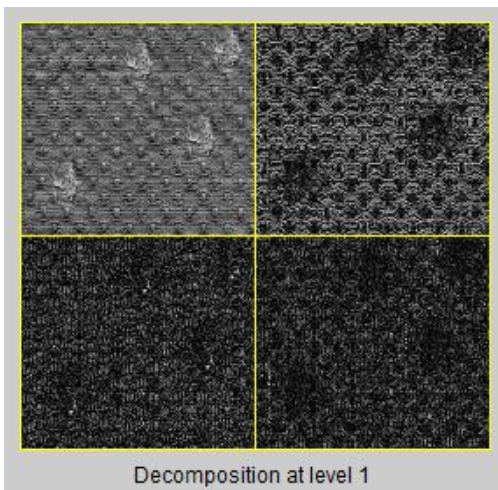


شکل ۵-۲ تابع مقیاس، تابع موجک و فیلترهای پایین‌گذر و بالا‌گذر تجزیه و بازسازی موجک دابیچز-۱

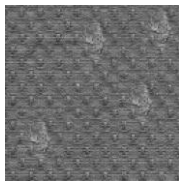
^۱ Bilinear Interpolation



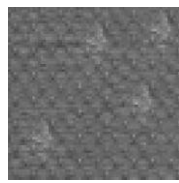
شکل ۳-۵ تصویر مرجع با عیب گره



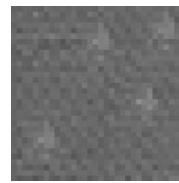
شکل ۴-۵ عملکرد تبدیل موجک در دو سطح اول و چهارم بر روی تصویر با عیب گره



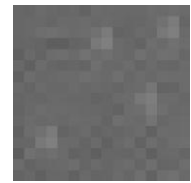
(الف)



(ب)

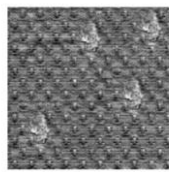


(ج)

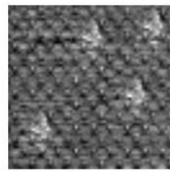


(د)

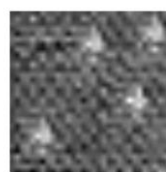
شکل ۵-۵ تصاویر الف تا د مربوط به زیر تصویر تقریب در تجزیه سطوح اول تا چهارم



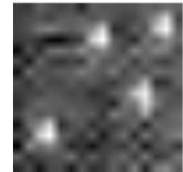
(الف)



(ب)

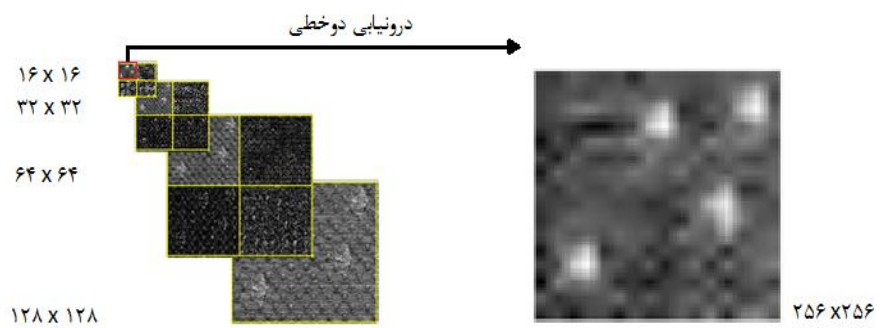


(ج)



(د)

شکل ۶-۵ تصاویر الف تا د مربوط به زیر تقریب در بازسازی سطوح اول تا چهارم



شکل ۷-۵ درونمایی دو خطی

۵-۲-۲- تشخیص عیب به کمک FCM^۱ بهبود پیدا کرده با الگوریتم ژنتیک

هدف در این قسمت پیدا کردن محل وقوع خرابی، با تقسیم بندی تصویر به نواحی سالم و معیوب می‌باشد. برای به دست آوردن حد آستانه بهینه، جهت تفکیک این دو ناحیه، از خوشه بندی میانگین های فازی^۲ استفاده می‌کنیم. بنابراین تعداد خوشه ها ۲ در نظر گرفته می‌شود و ما به دنبال برچسب گذاری پیکسل های تصویر و تصمیم گیری در مورد سالم یا معیوب بودن آنها هستیم.

همانطور که در فصل سوم به آن اشاره شد هدف در FCM، کمینه کردن تابع معیار^۳ رابطه (۱-۵) می‌باشد. که در واقع به این وسیله خوشه بندی به صورتی انجام می‌گیرد تا داده ها کمترین فاصله را تا مراکز خوشه ها داشته باشند.

$$Fitness = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c u_{ij}^m \|x_j - v_i\| \quad (1-5)$$

اما چون تابع معیار را نمی‌توان به شکل مستقیم کمینه کرد به طور معمول از الگوریتم تکراری که در فصل سوم تشریح شد استفاده می‌شود. این روش با مقداردهی اولیه و تصادفی مراکز خوشه ها شروع و با استفاده از روابط (۳-۵) و (۳-۶)، با محاسبه ماتریس عضویت و بروزرسانی مراکز خوشه تا جایی ادامه پیدا می‌کند که اختلاف بین مراکز خوشه نسبت به مراحل قبل تغییر زیادی نداشته باشد.

با توجه به این که مراکز خوشه ها در ابتدا باید توسط کاربر تعیین شود (معمولاً به صورت تصادفی). کیفیت این الگوریتم به شدت به مکان اولیه مراکز خوشه ها بستگی دارد. همچنین به

^۱ Fuzzy C-Mean

^۲ FCM

^۳ Cost function

دلیل جستجوی محلی فضای نمونه در این الگوریتم، احتمال گیر کردن در قله محلی بالاست. برای حل این مشکلات الگوریتم جدیدی ارائه می‌کنیم که با ترکیب الگوریتم ژنتیک و خوشه بندی فازی، با فرار از قله های محلی به صورت خودکار محل بهینه مراکز خوشه را بیابد.

در این مسئله، داده ما در واقع سطوح روشنایی تصویر می‌باشند و ما با پیدا کردن مراکز بهینه خوشه ها، دو سطح روشنایی را پیدا می‌کنیم که سایر پیکسل‌های موجود در تصویر با توجه به میزان نزدیکی یا دوری به آنها به یکی از دو خوشه مربوطه (سالم یا معیوب) نسبت داده شوند. همانطور که در بخش پیش به آن اشاره شد، ابتدا جهت کاهش بافت زمینه، تبدیل موجک بر روی تصویر اعمال می‌شود و زیر تصویر تخمین پس از درونیابی، به عنوان ورودی این مرحله مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در این مرحله ابتدا مشابه روش FCM ، مراکز خوشه ها را برای دو خوشه و ۲۵۶ سطح روشنایی به صورت تصادفی مقداردهی می‌کنیم سپس با استفاده از رابطه (۲-۵) ماتریس عضویت را محاسبه می‌کنیم.

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ji}}{d_{ki}}\right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2-5)$$

For $i=1, \dots, c$ $j=1, \dots, n$

که در این رابطه c تعداد خوشه ها و n تعداد داده ها می‌باشد.

پس از آن با استفاده از رابطه (۳-۵) ماتریس مراکز خوشه ها را با درجه عضویت‌های بدست آمده در مرحله قبل، بروزرسانی می‌کنیم.

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^N (u_{ij})^m x_i}{\sum_{i=1}^N (u_{ij})^m} \quad (3-5)$$

در اینجا x_i ، داده مسئله می‌باشد که همان ۲۵۶ سطح روشنایی فرض کردیم. برای ارتباط دادن سطوح روشنایی به تصویر ورودی، از هیستوگرام تصویر استفاده نموده و سطوح روشنایی را به صورت وزندار، به شکل رابطه (۴-۵) به کار می‌بریم.

$$(۴-۵) \quad X_i = (\text{تعداد پیکسل‌های با سطح روشنایی } i \text{ در تصویر}) * (\text{سطح روشنایی } i)$$

پارامتر m که میزان فازی بودن را نمایش می‌دهد، در این الگوریتم ۲ فرض شده است.

پس از بروزرسانی مراکز خوشه‌ها، طبق رابطه (۵-۱) تابع معیار را برای مراکز خوشه جدید محاسبه می‌کنیم. در ادامه، به جای روش تکرار و جایگزینی بهینه^۱، برای پیدا کردن مراکز خوشه بهینه از الگوریتم ژنتیک بهره می‌بریم و از تابع معیار الگوریتم FCM به عنوان تابع برازندگی الگوریتم ژنتیک استفاده می‌کنیم.

در زیر به طور خلاصه توضیح داده می‌شود که الگوریتم ژنتیک چگونه در رسیدن به این هدف، کمک می‌کند:

(۱) الگوریتم با یک جمعیت اولیه شروع به کار می‌کند که در اینجا همان مراکز خوشه بروز شده از مرحله قبل می‌باشند.

(۲) سپس الگوریتم، رشته‌ای از جمعیت‌های جدید را به وجود می‌آورد. در هر مرحله، الگوریتم از افراد نسل کنونی استفاده می‌کند تا جمعیت بعدی را بسازد. برای تولید جمعیت جدید مراحل زیر را انجام می‌دهد.

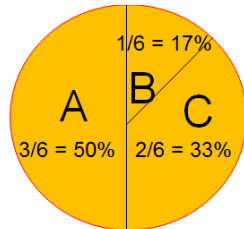
الف- با محاسبه میزان برازندگی (تابع معیار الگوریتم FCM) به هر عضو جمعیت کنونی نمره می‌دهد.

^۱ Alternating optimization schema

ب- والدین را براساس مقدار برازندگی انتخاب می‌کند. روش انتخاب استفاده شده در این الگوریتم روش انتخاب چرخ رولت^۱ می‌باشد.

در این روش، احتمال انتخاب هر عضو برای استفاده در جمعیت بعدی بستگی به نسبت برازش آن به برازش بقیه اعضا دارد و از رابطه (۵-۵) محاسبه می‌شود.

$$P(\text{selection}_i) = \frac{\text{fitness}(i)}{\sum_j \text{fitness}(j)} \quad (۵-۵)$$



$$\text{Fitness}(A)=۳$$

$$\text{Fitness}(B)=۱$$

$$\text{Fitness}(C)=۲$$

شکل ۵-۸ مثالی از عملکرد روش انتخاب چرخ رولت

در این قسمت از یک عدد تصادفی برای انتخاب اعضا با احتمال چرخ رولت استفاده می‌شود. و تعدادی از افراد که برازندگی کمتری دارند به طور مستقیم به نسل بعد منتقل می‌شوند.

پ- از روی والدین، فرزندان تولید می‌شوند. همانطور که در فصل چهارم به آن اشاره شد دو عملگر جهش و تقاطع این کار را انجام می‌دهند. احتمال تقاطع^۱ و احتمال جهش، کسری از جمعیت را نشان می‌دهند که فرزندان تقاطع و جهش به وجود می‌آورند.

^۱ Roulette Wheel Selection

$$P_c = \begin{cases} 0.8 & k \leq 20 \\ 0.6 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6-5)$$

$$P_m = \begin{cases} 0.2 & k \leq 30 \\ 0.3 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7-5)$$

روابط (۶-۵) و (۷-۵) مقادیر احتمال این دو عملگر را در این الگوریتم نشان می‌دهد. پارامتر k تعداد نسل‌های الگوریتم ژنتیک را نمایش می‌دهد که در این روش ۲۰۰ در نظر گرفته شده است. برای تولید نسل‌های ابتدایی احتمال فرزندان ناشی از تقاطع بیشتر می‌باشد که با افزایش تعداد نسلها از این مقدار کاسته می‌شود. فرزندان به وجود آمده، در واقع مراکز خوشه‌هایی می‌باشند که با عملگرهای الگوریتم ژنتیک تغییر پیدا کردند.

ت- فرزندان (مراکز خوشه‌ها) را به کمک تابع برازش محک می‌زنیم. با مقایسه میزان برازش فرزندان با والدین، فرزندان که میزان برازش کمتری نسبت به والدین دارند جایگزین شده و نسل بعد را به وجود می‌آورند.

۳) برای نسل جدید، به کمک رابطه (۵-۱) میزان برازش و یا به عبارت دیگر تابع معیار الگوریتم FCM را محاسبه می‌کنیم. اگر مقدار تابع معیار، کوچکتر یا برابر با حد آستانه‌ای که در اینجا ۰/۰۱ در نظر گرفته شده، شود مقادیر بدست آمده برای مراکز خوشه‌ها به عنوان مقادیر بهینه در نظر گرفته می‌شود. در غیر این صورت محدودیت بعدی را تعداد نسل‌های الگوریتم ژنتیک به وجود می‌آورد.

در ادامه با بدست آوردن مراکز خوشه بهینه، با کمک رابطه (۵-۲) ماتریس عضویت را برورسانی می‌کنیم. درایه‌های ماتریس عضویت که مقادیری بین صفر و یک دارند، میزان تعلق هر یک از سطوح روشنایی را به هر یک از دو کلاس سالم و یا معیوب نشان می‌دهند.

^۱ Crossover fraction

با توجه به این که مقدار تعلق ۰/۵ بیانگر این است که میزان تعلق به همه خوشه ها یکسان است، با بدست آوردن اختلاف ماتریس عضویت با مقدار ۰/۵ می توانیم معیار مناسبی برای بدست آوردن حد آستانه مناسب برای تشخیص عیب بیابیم. بدین صورت که سطح روشنایی که میزان تعلقش به هر دو کلاس مساوی باشد، گزینه مناسبی برای حد آستانه مورد نیاز برای تشخیص عیوب مورد نظر می باشد.

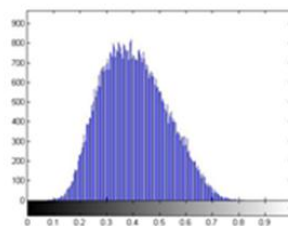
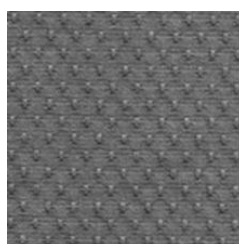
۵-۲-۳- انتخاب سطح رزولوشن تبدیل موجک

در الگوریتم ارائه شده برای کاهش بافت زمینه از تبدیل موجک استفاده کردیم. همانطور که پیش از این گفتیم تعداد سطوح رزولوشن به انتخاب فیلترها و رزولوشن تصاویر مورد استفاده (تعداد پیکسلها در واحد سطح) و نوع عیب موجود در پارچه وابسته است. در مواردی مانند گره و تداخل نخ، که سطح روشنایی عیب به میانگین تصویر فاقد عیب نزدیک می باشد، ناچاریم تعداد سطوح تبدیل موجک را تا سطح ۴ بالا ببریم. اما همانطور که می دانیم افزایش تعداد سطوح رزولوشن در تبدیل موجک علاوه بر حذف زمینه، باعث کاهش جزئیاتی می شود که می تواند مربوط به معایب پارچه باشد. و در نتیجه منجر به کاهش قدرت تفکیک پذیری شکل عیب می شود.

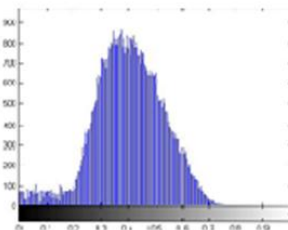
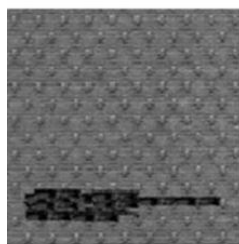
اگر چه با استفاده از تبدیل موجک به این شکل، این عیب را در مقابل مزایای سرعت پردازش و قدرت تشخیص بالای الگوریتم پذیرفتیم اما می توان به کمک اطلاعات آماری هیستوگرام تصویر در مواردی که اختلاف بین سطح روشنایی عیب به وجود آمده و میانگین سطح روشنایی در تصویر سالم زیاد می باشد با کاهش تعداد سطوح رزولوشن تبدیل موجک، به افزایش دقت در تشخیص شکل عیب کمک کنیم.

برای مثال در شکل (۵-۹)، با بررسی تفاوت هیستوگرام دو عیب گره و لکه روغنی با هیستوگرام بافت سالم مشاهده می‌کنیم که در ایراد گره، بیشترین اختلاف در سطوح روشنایی وجود دارد که بسیار نزدیک به میانگین سطوح روشنایی تصویر سالم می‌باشد. برای حذف بافت زمینه چنین ایرادی نیاز به استفاده از سطح رزولوشن بالایی داریم. و در ایرادی مثل لکه روغنی به خاطر تفاوت زیاد سطح روشنایی به وجود آمده در اثر ایراد با میانگین تصویر فاقد عیب، مشاهده می‌کنیم که می‌توان تنها با دو سطح رزولوشن تبدیل موجک، بافت زمینه را حذف نمود و دقت تشخیص شکل عیب را بالا برد.

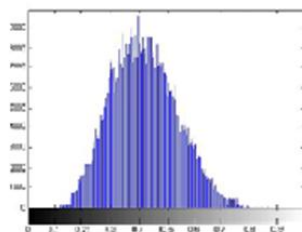
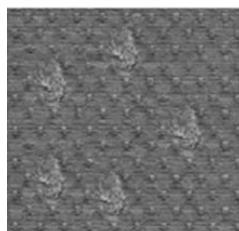
بنابراین در صورت لزوم می‌توان با اطلاعات آماری هیستوگرام تصویر حاوی عیب و تصویر بافت سالم سطوح رزولوشن را ۲ یا ۴ انتخاب نمود.



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۵-۹ (الف) هیستوگرام بافت سالم، (ب) هیستوگرام بافت با عیب لکه روغنی، (ج) هیستوگرام بافت با عیب گره

فصل ۶

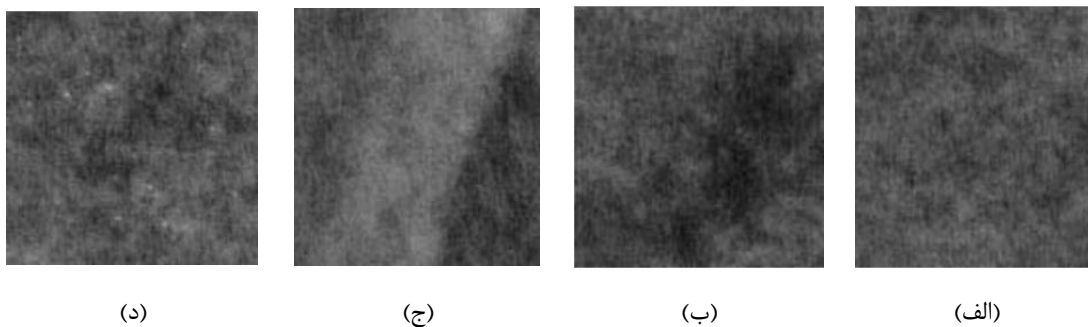
ارزیابی نتایج روش پیشنهادی

۶-۱- مقدمه

در این فصل، روش پیشنهادی مطرح شده در این پایان نامه را در عمل توسط مجموعه ای از تصاویر بافت های واقعی پارچه مورد ارزیابی کیفی و کمی قرار می دهیم. برای این منظور از تصاویر پارچه های طرح دار، بدون طرح و بی بافت استفاده می نماییم. ابتدا به معرفی پایگاه داده مورد استفاده در آزمایشات می پردازیم و در ادامه به بررسی عملکرد روش مزبور می پردازیم. با توجه به این که مبنای کار در این پایان نامه کاهش زمان محاسبات، به منظور کارایی برخط الگوریتم می باشد، روش ارائه شده را علاوه بر میزان دقت، از لحاظ پیچیدگی محاسباتی نیز مقایسه می کنیم. لازم به ذکر است که روش مورد ارزیابی در محیط نرم افزاری MATLAB Version (R2010a) ۷.۱۰.۰.۴۹۹، با پردازنده اینتل به مشخصات CPU@ i5-۲۴۱۰M Core (TM) ۲.۳۰ GH پیاده سازی شده اند.

۲-۶- معرفی پایگاه داده

به منظور ارزیابی کمی و کیفی روش پیشنهادی، این روش را بر روی مجموعه ای از تصاویر سطح خاکستری پارچه های طرح دار، بدون طرح و بی بافت اعمال نموده ایم. برای پارچه های بدون بافت، نواحی نازک، نواحی ضخیم و نواحی با نپ به عنوان معایب متداول شناخته می شوند. تصاویر مورد آزمایش این نوع بافت از دانشکده نساجی دانشگاه امیرکبیر تهران، با رزولوشن ۳۰۰ نقطه در اینچ، تهیه شده اند. شکل (۶-۱) نمونه ای از پارچه بی بافت سالم و معیوب نمایش داده شده است.



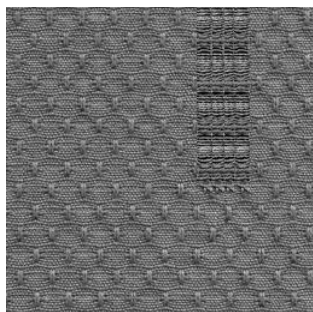
شکل ۱-۶ (الف) منسوج سالم، (ب) منسوج بی بافت با نواحی نازک، (ج) منسوج بی بافت با نواحی ضخیم، (د) منسوج بی بافت با نواحی نپ

علاوه بر این، روش ارائه شده بر روی دو دسته از پارچه های طرح دار و بدون طرح اعمال شده است. سطوح خاکستری تصاویر ارائه شده هشت بیتی و اندازه آنها 256×256 پیکسل است. تصاویر پارچه های طرح دار از آزمایشگاه تحقیقات اتوماسیون صنعتی دانشگاه هنگ کنگ، بخش برق والکترونیک، توسط هنری جان^۱ و پانگ^۲ تهیه شده است که در مراجع [۶۵] و [۶۶] نیز از همین

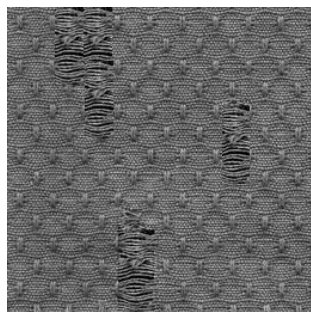
^۱ H.Y.T. Ngan

^۲ G.K.H. Pang

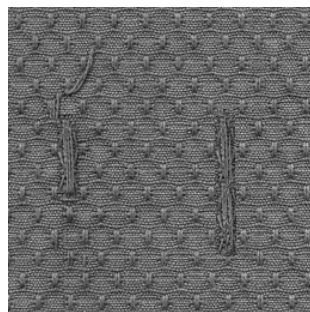
مجموعه جهت بررسی عملکرد استفاده شده است. تصاویر این پایگاه داده متشکل از ۳۰ تصویر سالم و ۳۰ تصویر معیوب می‌باشد که شش دسته از عیوب بافتی پارچه را شامل می‌شود. علاوه بر این ذکر این نکته ضروریست که این تصاویر با رزولوشن ۲۰۰ نقطه بر اینچ تهیه شده‌اند. در شکل (۲-۶) شش دسته عیوب پارچه نشان داده شده است.



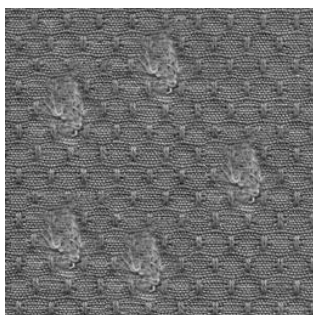
(پ)



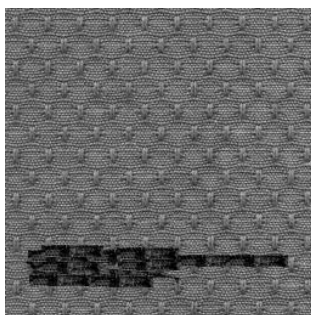
(ب)



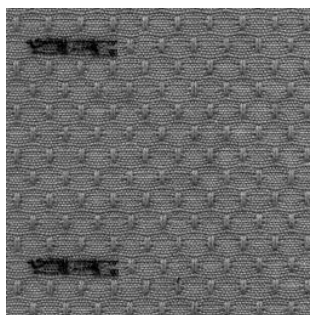
(الف)



(و)



(د)

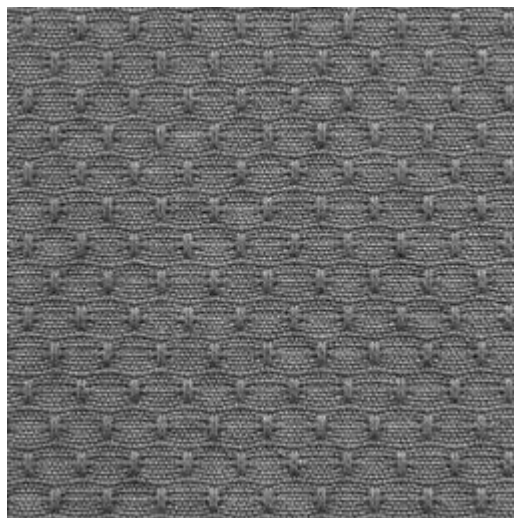


(ج)

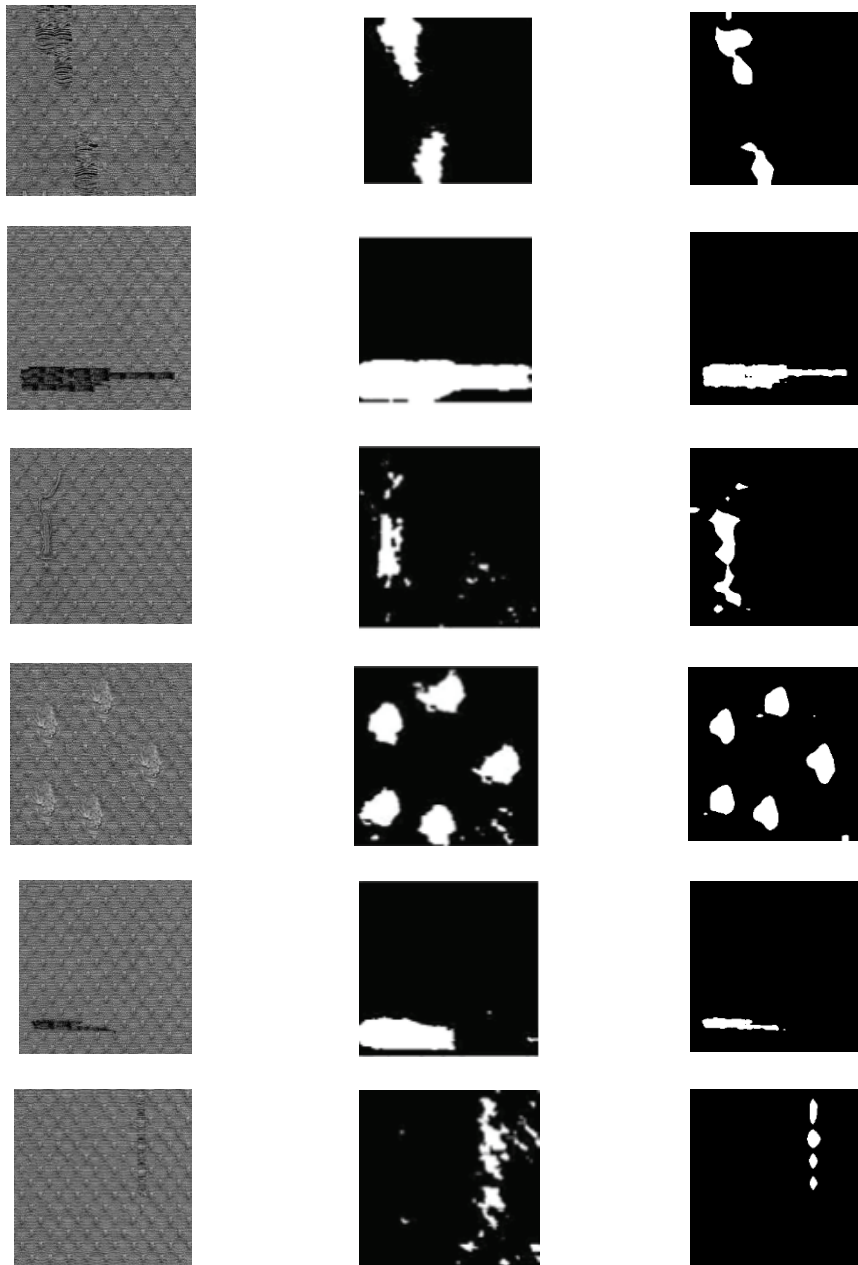
شکل ۲-۶ شش نوع عیوب بافتی پارچه (الف) تداخل نخ، (ب) حفره، (پ) انتها گسسته، (ج) نخ کثیف، (د) لکه روغنی، (و) گره

۳-۶- ارزیابی کیفی الگوریتم های پیشنهادی

در این بخش به ارزیابی کیفی روش پیشنهادی و مقایسه آن با روش مرجع [۶۵]، که یکی از جدیدترین روش های مطرح برای آشکارسازی عیوب بافتی است، می پردازیم. علاوه بر این اکثر روش های آشکارسازی عیوب بافت پارچه، تنها برای پارچه های بدون طرح کارایی دارند در حالی که از روش مرجع [۶۵] مانند روش پیشنهادی، می توان برای آشکارسازی عیوب بافت پارچه های طرح دار و بدون طرح استفاده کرد. در شکل (۴-۶) مثال هایی از کیفیت تشخیص عیوب توسط الگوریتم پیشنهادی ارائه شده در این پایان نامه و روش مرجع بر روی نمونه هایی از بافت های مختلف سطح خاکستری نمایش داده شده است. این مثال ها توانایی الگوریتم ارائه شده در تشخیص عیوب مختلف ایجاد شده را آشکار می سازد. شکل (۳-۶)، تصویر بافت سالم مورد استفاده در آزمایشات را نمایش می دهد.



شکل ۳-۶ تصویر نمونه بافت سالم از پایگاه داده مورد استفاده در آزمایشات



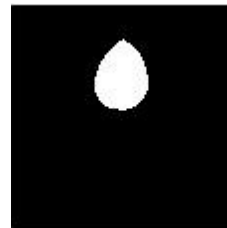
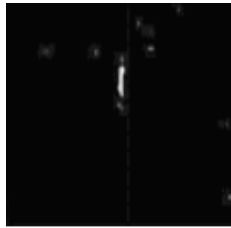
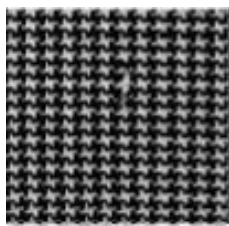
(الف)

(ب)

(ج)

شکل ۴-۶ نتایج آشکارسازی عیب در پارچه های طرح دار با طرح نقطه^۱. (الف) تصاویر پارچه های حاوی عیب
 (ب) اشکارسازی به روش مرجع [۶۵] (ج) آشکارسازی با استفاده از روش پیشنهادی

^۱ Dot patterned fabric

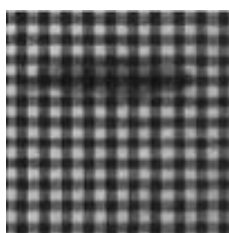
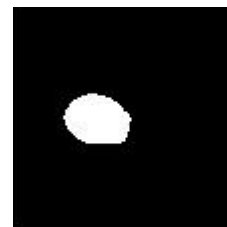
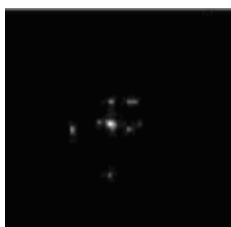
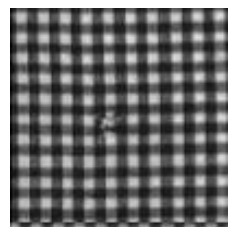
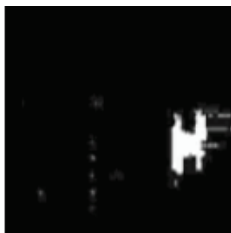
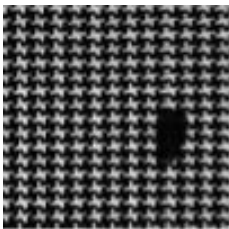


(الف)

(ب)

(ج)

شکل ۵-۶ نتایج آشکارسازی عیب در پارچه های طرح دار با طرح ستاره^۱. (الف) تصاویر پارچه های حاوی عیب (ب) آشکارسازی به روش مرجع [۶۵] (ج) آشکارسازی با استفاده از روش پیشنهادی



شکل ۶-۶ نتایج آشکارسازی عیب در پارچه های طرح دار با طرح مربع^۱. (الف) تصاویر پارچه های حاوی عیب (ب) آشکارسازی به روش مرجع [۶۵] (ج) آشکارسازی با استفاده از روش پیشنهادی

^۱ Star patterned fabric

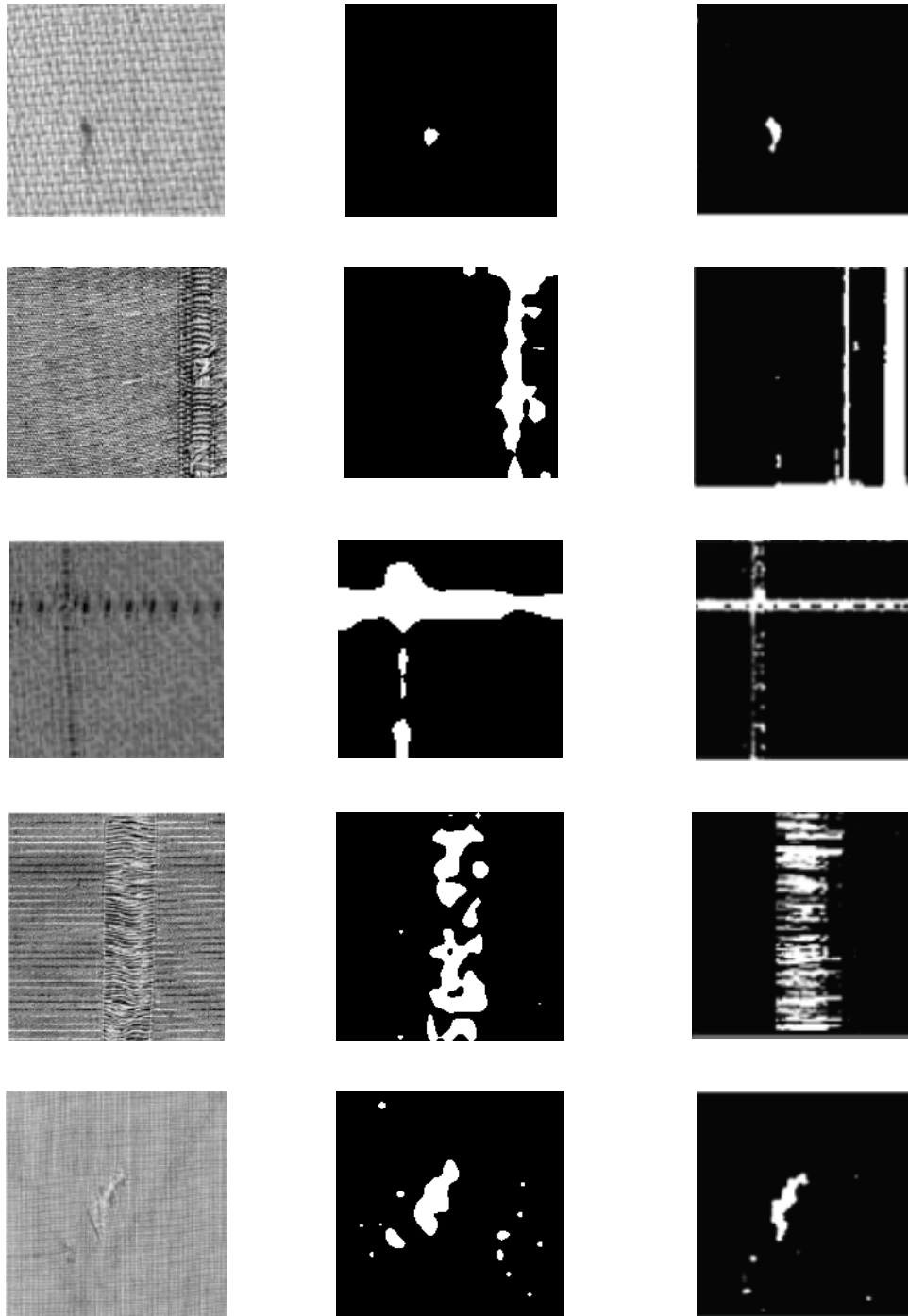
با توجه به مقایسه انجام شده در شکل (۶-۴) دیده می‌شود که در برخی از عیوب مانند تداخل نخ و حفره، روش مرجع [۶۵] از دقت آشکارسازی بالاتری در تشخیص شکل عیب نسبت به روش پیشنهادی برخوردار بوده و در برخی موارد نیز مانند نخ کثیف، لکه روغنی، گره و انتها گسسته روش ارائه شده از دقت بالاتری برخوردار است. نتایج شبیه سازی و مقایسه آن با نتایج مرجع [۶۵] حاکی از آن است که هر دو روش از قدرت آشکارسازی تقریباً یکسانی برخوردار هستند. با توجه به این که روش مرجع [۶۵] حجم عملیاتی نسبتاً بالایی دارد، از شانس کمی برای پیاده سازی به صورت برخط، برخوردار است. در صورتی که روش پیشنهادی را با توجه به سادگی محاسباتی می‌توان به صورت برخط پیاده سازی نمود.

در ادامه به منظور ارزیابی عملکرد روش ارائه شده در آشکارسازی عیب در پارچه های بدون طرح، نتایج روش پیشنهادی با نتایج آشکارسازی عیب با استفاده از فیلتر گابور [۶۷] مقایسه می‌شود. لازم به توضیح است نمونه های مورد استفاده در هر دو روش یکسان بوده که از روی آلبوم عیوب استاندارد در صنایع پارچه [۶۸] تهیه شده است. علاوه بر این آشکارسازی گابور یکی از قوی ترین و متداول ترین روش ها برای آشکارسازی عیب در پارچه های بدون طرح و طبقه بندی بافت تصاویر است [۶۹] و [۷۰] و [۷۱]. که از نتایج آن معمولاً جهت مقایسه و ارزیابی عملکرد روش های دیگر استفاده می‌شود. این روش از بار محاسباتی بالایی برخوردار است.

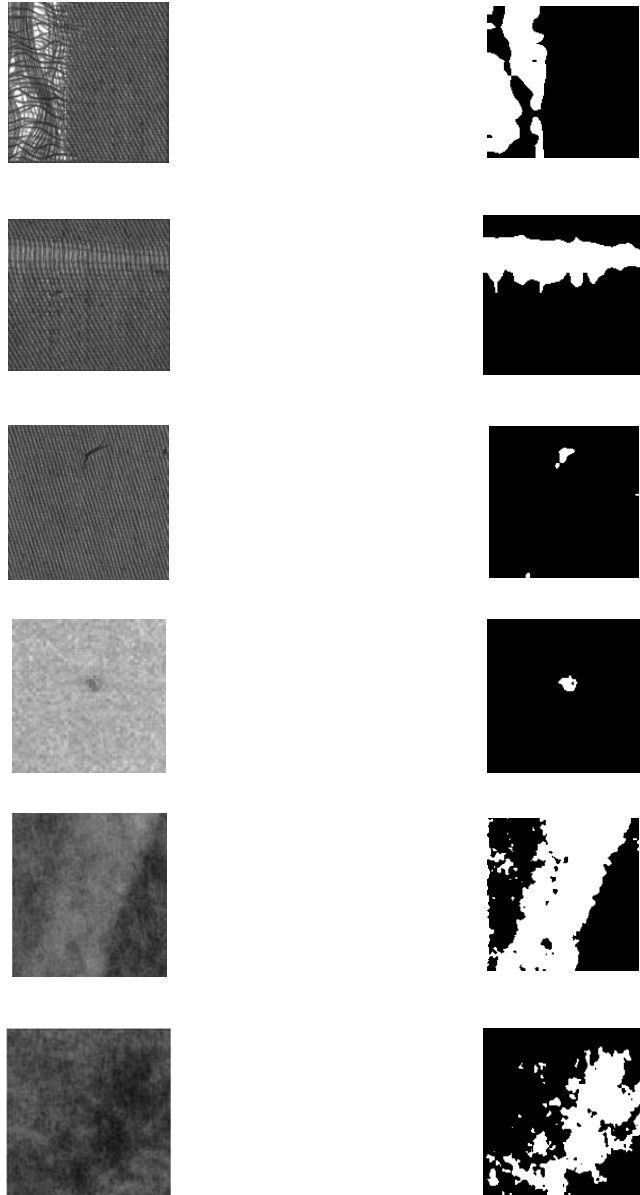
شکل (۶-۷) نتایج آشکارسازی با استفاده از روش پیشنهادی و فیلترهای گابور را نشان می‌دهد. نتایج آشکارسازی با استفاده از فیلترهای گابور با عبور تصویر مورد بررسی از یک بانک ۱۶ فیلتری حاصل شده است. این فیلترها در اثر تغییر مقیاس توابع گابور در چهار مقیاس مختلف و تغییر

^۱ Box patterned fabric

جهت در چهار جهت مختلف ایجاد شده اند. سپس با آستانه گذاری خروجی هر کدام از این فیلتر ها و ترکیب آنها الگوی عیب تولید شده است.



شکل ۶-۷ نتایج آشکارسازی عیب در پارچه های بدون طرح، ستون اول از سمت چپ تصاویر پارچه های بدون عیب، ستون دوم آشکارسازی با استفاده از روش پیشنهادی و ستون سوم نتایج آشکارسازی با استفاده از فیلتر های گابور.



شکل ۸-۶ عملکرد روش پیشنهادی بر روی نمونه هایی از پارچه های بدون طرح و بی بافت

۴-۶- ارزیابی کمی الگوریتم پیشنهادی

به منظور ارزیابی کمی الگوریتم پیشنهادی، ابتدا روش پیشنهادی را بر روی تصاویر پایگاه داده معرفی شده اعمال می‌کنیم و با استفاده از معیارهایی که در ادامه تشریح می‌شود، کمی‌سازی می‌کنیم. دو روش برای ارزیابی دقت آشکارسازی وجود دارد.

- نرخ صحت آشکارسازی^۱

- حساسیت^۲ و اختصاصی بودن^۳

وقتی نمونه‌ها شامل نمونه‌های معیوب و سالم می‌باشند، این معیارها به صورت روابط زیر تعریف می‌شوند [۷۸].

$$Detection\ Success\ Rate = \frac{TP+TN}{TP+FN+TN+FP} \quad (۱-۶)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN} \quad (۲-۶)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN+FP} \quad (۳-۶)$$

- TP^۴، بیانگر تعداد نمونه‌های معیوبی که به درستی تشخیص داده شده‌اند.
- TN^۵، بیانگر تعداد نمونه‌های سالمی که به درستی شناسایی شده‌اند.
- FP^۶، بیانگر تعداد نمونه‌های سالمی که به غلط معیوب شناخته شده‌اند.
- FN^۱، بیانگر تعداد نمونه‌های معیوبی که به غلط سالم تشخیص داده شده‌اند.

^۱ Detection Success Rate

^۲ Sensitivity

^۳ Specificity

^۴ True Positive

^۵ True Negative

^۶ False Positive

برای مقایسه الگوریتم با روش مرجع [۶۵]، از معیار نرخ صحت آشکارسازی و پایگاه داده معرفی شده که شامل شش دسته عیوب بافت طرح دار می‌باشند استفاده کردیم. جدول (۶-۱) کارایی روش پیشنهادی و روش مرجع را نشان می‌دهد. در ادامه، نرخ آشکارسازی الگوریتم ارائه شده را برای پایگاه داده مربوط به پارچه‌های بی بافت در جدول (۶-۲) مشاهده می‌کنید.

جدول ۶-۱ نرخ آشکارسازی (%). الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم مرجع [۶۵] برای پارچه‌های طرح دار با طرح نقطه، با عیوب (الف) تداخل نخ، (ب) حفره، (پ) انتها گسسته، (ج) نخ کثیف، (د) لکه روغنی، (و) گره

الگوریتم	نوع عیب						میانگین نرخ آشکارسازی
	(الف)	(ب)	(پ)	(ج)	(د)	(و)	
مرجع [۶۵]	۹۴	۹۷	۹۵	۹۶	۹۴	۹۵	۹۵.۱
الگوریتم پیشنهادی	۹۴	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۹۵	۹۸.۱

جدول ۶-۲ نرخ آشکارسازی (%). الگوریتم پیشنهادی را برای پارچه‌های بی بافت با عیوب (الف) نواحی نازک، (ب) نپ، (پ) نواحی ضخیم

الگوریتم	نوع عیب			میانگین نرخ آشکارسازی
	(الف)	(ب)	(پ)	
الگوریتم پیشنهادی	۱۰۰	۸۰	۱۰۰	۹۳.۳

^۱ False Negative

۵-۶- ارزیابی محاسباتی الگوریتم پیشنهادی

در الگوریتم پیشنهادی، استفاده از خوشه بندی به جای طبقه بندی زمان لازم برای انجام مرحله آزمون را که در اکثر روشهای ارائه شده وجود دارد حذف می کند. علاوه بر این، زمان محاسبات تا حد قابل قبولی پایین می باشد به طوری که زمان پردازش کمتر از یک ثانیه می باشد. در مقابل، حجم محاسباتی بالای روش های گابور و روش مرجع [۶۵] شانس پیاده سازی به صورت برخط را کاهش می دهد.

۶-۶- جمع بندی فصل و نتیجه گیری

در این فصل با توجه به عملکرد الگوریتم ارائه شده و بررسی نتایج به دست آمده دیده می شود که روش پیشنهادی از دقت مطلوبی برخوردار است. با وجود اینکه این روش در مقایسه با الگوریتم قدرتمند گابور از تفکیک پذیری مناسبی در تشخیص شکل عیب برخوردار نیست، اما با استفاده از آن می توان طیف وسیعی از عیوب بافتی پارچه را با سرعت شناسایی کرد. بدیهی است که در عمل، دقت در تشخیص شکل عیوب از اولویت پایین تری نسبت به سرعت و قدرت کشف عیب برخوردار است.

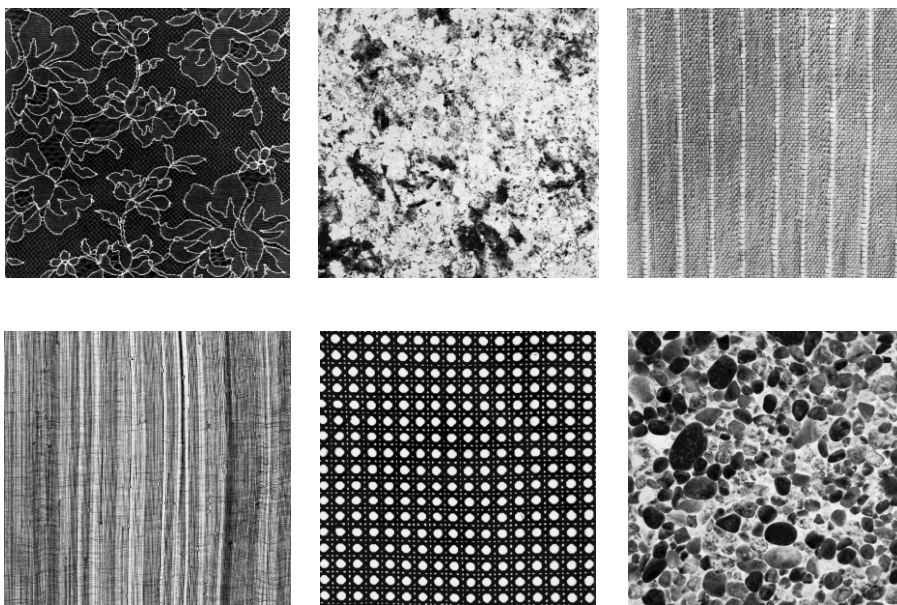
لازم به ذکر است که با توجه به هدف اصلی پایان نامه، برای کاهش حجم محاسبات سطوح خاکستری تنها ویژگی مورد استفاده در این الگوریتم بود. بنابراین این الگوریتم به تغییر سطوح خاکستری حساس می باشد و کارایی آن به عواملی مثل کیفیت نورپردازی بستگی دارد. بنابراین نورپردازی و تصویر برداری در سیستم بینایی ماشین مورد استفاده از اهمیت زیادی برخوردار است.

۶-۷- پیشنهادات

با توجه به کاربرد فراوان آنالیز بافت در تقطیع و طبقه‌بندی تصاویر مختلف، مانند پزشکی، ماهواره ای و اضافه کردن ویژگی های بافتی که در فصل دوم به طور مفصل به آن اشاره شد باعث افزایش کارایی الگوریتم برای کاربردهای متفاوتی می‌شود.

برای مثال شکل (۶-۹)، شش نمونه بافت طبیعی از آلبوم Brodatz را نشان می‌دهد و تصاویر شکل (۶-۱۱)، از ترکیب نمونه های شکل (۶-۹) بدست آمده است. همانطور که مشاهده می‌شود الگوریتم ارائه شده در این پایان نامه قادر به تفکیک دو بافت متفاوت نمی‌باشد، اما تنها با اضافه کردن ویژگی آنتروپی، که یکی از ویژگی های بافتی متداول می‌باشد تقطیع تصویر به درستی انجام می‌شود.

در کاربردی دیگر، با افزایش تعداد خوشه ها از الگوریتم پیشنهادی برای ناحیه بندی تصاویر MRI مغز انسان استفاده شده است. شکل (۶-۱۰) تصاویر مورد آزمایش را نشان می‌دهد و شکل (۶-۱۱)، عملکرد الگوریتم ارائه شده در این پایان نامه را با عملکرد روش FCM مقایسه می‌کند.

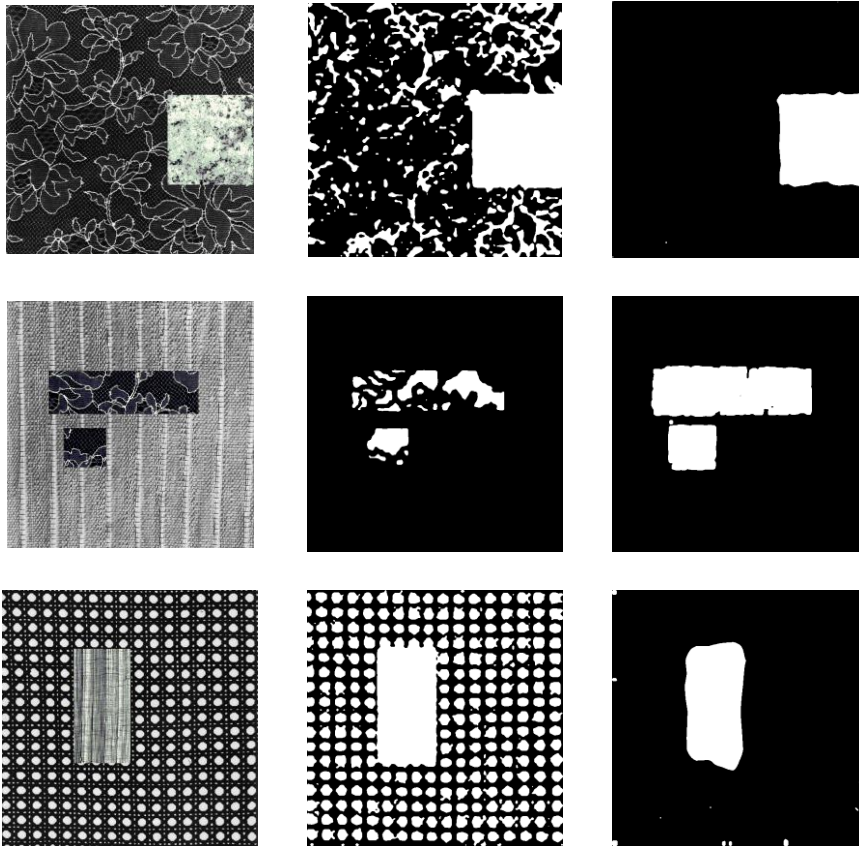


شکل ۶-۹ شش نمونه بافت طبیعی از آلبوم Brodatz



شکل ۶-۱۰ تصویر چپ: تصویر شبیه سازی شده MRI مغز در مرکز تحقیقات نورولوژی دانشگاه Mc Gill

تصویر راست : تصویر حقیقی MRI مغز انسان

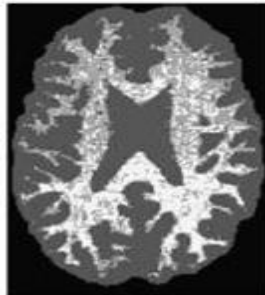
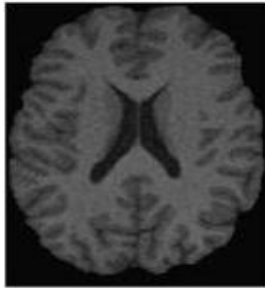
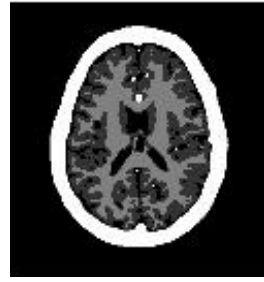
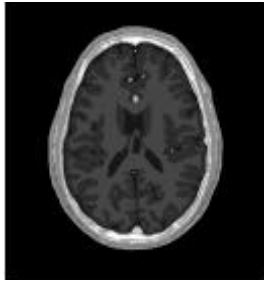


(الف)

(ب)

(ج)

شکل ۶-۱۱ (الف) تصاویر مرجع (ب) عملکرد الگوریتم پیشنهادی (ج) عملکرد الگوریتم پیشنهادی با اضافه کردن ویژگی آنتروپی



(الف)

(ب)

(ج)

شکل ۶-۱۲ (الف) تصاویر مرجع (ب) عملکرد الگوریتم FCM (ج) عملکرد الگوریتم پیشنهادی با تعمیم به سه کلاس