





دانشکده مهندسی برق و رباتیک

گروه الکترونیک

شناسایی هوشمند شکستگی‌ها در مخازن کربناته با استفاده از نمودارهای تصویرگر

(تصاویر دیواره چاه)

دانشجو :

محمود سیف الهی

اساتید راهنما :

دکتر علی سلیمانی ایوری

دکتر بهزاد تخم‌چی

استاد مشاور :

دکتر علیرضا احمدی فرد

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

تیر ۱۳۹۱

ماره: ۰۹۶۵/ت.ب
تاریخ: ۹۱/۰۴/۲۵
ویرایش: -----

بسمه تعالی



فرم صورتجلسه دفاع پایان نامه تحصیلی دوره کارشناسی ارشد

با تأییدات خداوند متعال و با استعانت از حضرت ولی عصر (عج) جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد خانم / آقای:
محمود سیف اللهی رشته: برق گرایش: الکترونیک
 تحت عنوان: شناسایی هوشمند شکستگیها در مخازن کربناته با استفاده از نمودارهای تصویرگر (تصاویر دیواره پناه)
 که در تاریخ ۹۱/۰۴/۲۵ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح زیر است:

قبول (با درجه: بسیار خوب امتیاز ۱۸.۵۰) ☒ دفاع مجدد ☐ مردود ☐

۲- بسیار خوب (۱۸/۹۹ - ۱۸)

۱- عالی (۲۰ - ۱۹)

۴- قابل قبول (۱۵/۹۹ - ۱۴)

۳- خوب (۱۷/۹۹ - ۱۶)

۵- نمره کمتر از ۱۴ غیر قابل قبول

عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- استاد راهنما	سید حسن حسینی	استادیار	
۲- استاد مشاور	علیرضا احمدی نژاد	استادیار	
۳- نماینده شورای تحصیلات تکمیلی	علی دستا	۲	
۴- استاد ممتحن	امید رضا معروفی	استادیار	
۵- استاد ممتحن	ابوالقاسم کامکار روحانی	دانشیار	

رئیس دانشکده:

تقدیم به مادر فداکارم اسوه صبر و محبتی ناپذیری در زندگیم و

تقدیم به روح پدر مهربانم.

تقدیم به روح بزرگ معلم بزرگوارم مرحوم جهان بخش سالمی.

و

تقدیم به کسی که محبت و راهنمایی هایش برایم امید و روشنی در

مسیر این تحقیق بود.

تحت خداوند بزرگ و علیم را شاکرم که به من قدرت تفکر و نوشتن داد و تلاش را در وجودم برای یافتن پاسخ به معانی هر چند کوچک از علم قرار داد. سپاس که توانستم با دانش اندک خود گامی در مسیر علم بردارم.

بر خود فرض می‌دانم که از اساتید راهنمای فریخته و دانشمند خویش آقایان دکتر علی سلیمانی ایوری و دکتر بنزاد تخم‌چی و استاد مشاور فرزانه ام و دانشمند توانمند جناب آقای دکتر علیرضا احمدی فرد کمال شکر و قدردانی را بجا آورم. در برابر لطف و توجه بزرگوارانه شان زانوی ادب بر زمین می‌نهم.

و نیز از خانواده خود و همه دوستانم که مراد این کار یاری نمودند کمال شکر را بجا می‌آورم. از دوستان خویش آقایان مهندس یوسف عسکری نژاد، مهندس ارژنگ رشمه کریم و مهندس مسلم امیدآباد به طور خاص کمال شکر را دارم.

تعهد نامه

اینجانب محمود سیف الهی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته الکترونیک دانشکده مهندسی برق و رباتیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه شناسایی هوشمند شکستگی ها در مخازن کربناته با استفاده از نمودارهای تصویرگر (تصاویر دیواره چاه) تحت راهنمایی آقایان دکتر سلیمانی ایوری و دکتر تخمچی متعهد می شوم.

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

مالکیت نتایج و حق نشر

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

چکیده

چاه‌نمودارهای تصویری، ابزارهایی مقاومتی، صوتی، نوری و ... هستند که برای آشکارسازی ویژگی‌های سنگ در مخازن کربناته از آن‌ها استفاده می‌شود. یکی از ویژگی‌های مهم سنگ، شکستگی است که می‌تواند به وسیله چاه‌نمودارهای تصویری تشخیص داده شود. شکستگی‌ها نقش بسیار مهمی را در حرکت سیال و پایداری دیواره چاه دارند. شناسایی شکستگی به وسیله کارشناسان معمولاً به صورت موضوعی صورت می‌گیرد. یعنی کارشناسان مختلف با توجه به دانش و تجربه خود ممکن است، تفسیر متفاوتی را ارائه کنند. شناسایی شکستگی به دلیل مسایلی مانند: کنتراست ضعیف، ضخامت متغیر شکستگی و وجود نوفه، کاری بسیار پیچیده است. از طرفی به دلیل تکه‌ای بودن یک شکستگی و وجود پدیده‌های مشابه شکستگی مانند لایه‌بندی، شناسایی شکستگی‌ها پیچیده‌تر می‌شود.

در این پایان‌نامه به کمک الگوریتم‌های هوشمند پردازش تصویر و شناسایی الگو، تکنیک‌هایی برای شناسایی و ردیابی شکستگی‌ها در چاه‌نمودارهای تصویری ارائه می‌شود.

برای شناسایی شکستگی در چاه‌نمودارهای تصویری یک گام پایه و پیچیده، بخش‌بندی این تصاویر است. روش‌های گوناگونی از بخش‌بندی برای شناسایی شکستگی بر روی چاه‌نمودارهای تصویری مختلف پیاده‌سازی شد. سپس عملکرد این روش‌ها با هم، برای انتخاب بهینه‌ترین روش مقایسه شدند. نتایج ما نشان می‌دهد که استفاده از شبکه عصبی رقابتی خودسازمانده از سایر روش‌ها برای بخش‌بندی این تصاویر مطلوب‌تر است. این شبکه با استفاده از الگوریتم رقابتی به خوشه‌بندی پیکسل‌های چاه‌نمودار تصویری با سه مؤلفه رنگ می‌پردازد. پس از بخش‌بندی به منظور جداسازی شکستگی از سایر پدیده‌ها و حذف پیکسل‌های غیر شکستگی، از اطلاعات زاویه‌ای ردپاهای آشکار شده و عملگرهای مورفولوژی استفاده می‌شود. پس از جداسازی پیکسل‌های شکستگی، تعدادی از نقاط به عنوان نقاط نمونه شکستگی‌ها از تصویر جدا می‌شوند.

پس از پایان آشکارسازی نقاط نمونه شکستگی، در گام بعدی نقاط هر یک از شکستگی‌ها از سایر شکستگی‌ها با تکیه بر اطلاعات محلی خوشه‌بندی و از نقاط نمونه سایر شکستگی‌ها تفکیک می‌شوند. در مرحله آخر با استفاده از شبکه عصبی شعاعی مسیر دقیق‌تر شکستگی‌ها برای هر دسته از نقاط یک شکستگی ردیابی می‌شوند.

پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی بر روی چاه‌نمودارهای تصویری نمونه نتایج قابل قبولی را نشان داد. بخش بندی چاه‌نمودارهای تصویری موجود با دلیل تکیه بر اطلاعات رنگ به وسیله شبکه عصبی خودسازمانده به دقت ۹۴/۵٪ حاصل شد. الگوریتم‌های پیشنهادی بر چاه‌نمودارهای تصویری الکتریکی و برای آشکارسازی و ردیابی شکستگی‌های طبیعی باز متمرکز شده‌اند.

کلمات کلیدی: چاه‌نمودارهای تصویری، شکستگی، آشکارسازی شکستگی، ردیابی شکستگی، بخش - بندی تصویر، شبکه عصبی خودسازمانده، شبکه عصبی شعاعی، عملگرهای مورفولوژی.

مقالات استخراج شده

1. Seifallahi, M; Tokhmechi, B; Soleamani, A And Ahmady Fard, A. (2012). A NOVEL METHODOLOGY FOR FRACTURE EXTRACTION FROM BOREHOLE IMAGE LOGS. The FIRST INTERNATIONAL CONFERENCE OF OIL, GAS, PETROCHEMICAL AND POWER PLANT. Tehran.Iran.

۲. سیفالهی محمود، سلیمانی ایوری علی، تخمچی بهزاد، احمدی فرد علیرضا، ۱۳۹۰، سگمنت سازی چاه نمودارهای تصویری به منظور شناسایی شکستگی در مخازن کربناته، پانزدهمین همایش انجمن زمین شناسی ایران، تهران، ایران.

فهرست مطالب

صفحه	عنوان
ط.....	مقالات استخراج شده.....
ی.....	فهرست مطالب.....
ن.....	فهرست اشکال.....
ق.....	فهرست جداول.....
۱.....	فصل اول - مقدمه و کلیات.....
۲.....	۱-۱- مقدمه.....
۲.....	۲-۱- ضرورت انجام کار.....
۳.....	۳-۱- اهداف.....
۴.....	۴-۱- مروری بر کارهای قبلی.....
۵.....	۵-۱- ساختار پایان نامه.....
۷.....	فصل دوم - شکستگی ها در چاه نمودارهای تصویری.....
۸.....	۱-۲- مقدمه.....
۸.....	۲-۲- تصویربرداری از چاه.....

۹.....	۱-۲-۲- روش تصویربرداری الکتریکی.....
۱۳.....	۲-۲-۲- روش تصویربرداری صوتی.....
۱۴.....	۳-۲-۲- تصویربرداری نوری از چاه.....
۱۶.....	۳-۲- شکستگی.....
۱۶.....	۱-۳-۲- شکستگی در چاه نمودارهای تصویری.....
۲۲.....	فصل سوم - پردازش تصویر
۲۳.....	۱-۳- مقدمه
۲۵.....	۲-۳- پیش پردازش تصاویر
۳۱.....	۳-۳- آشکارسازی لبه ها و بخش بندی.....
۳۴.....	۱-۳-۳- آشکارسازی لبه ها.....
۳۸.....	۲-۳-۳- آستانه گذاری.....
۳۹.....	۱-۲-۳-۳- آستانه گذاری کلی پایه
۴۱.....	۲-۲-۳-۳- استفاده از ملایم کردن تصویر برای بهبود الگوریتم آستانه گذاری کلی
۴۲.....	۳-۲-۳-۳- آستانه گذاری متغیر.....
۴۳.....	۳-۳-۳- عملگرهای مورفولوژی
۴۳.....	۱-۳-۳-۳- مورفولوژی در تصاویر باینری.....
۴۵.....	۲-۳-۳-۳- مورفولوژی در تصاویر خاکستری.....
۴۸.....	۴-۳-۳- خوشه بندی.....
۴۹.....	۱-۴-۳-۳- خوشه بندی C-means.....
۵۱.....	۲-۴-۳-۳- خوشه بندی Fuzzy C-means.....
۵۲.....	۳-۴-۳-۳- خوشه بندی به وسیله شبکه های عصبی.....
۵۶.....	۵-۳-۳- ارزیابی روش های مختلف بخش بندی.....

۵۷.....	۳-۴-شبکه عصبی RBF.....
۵۸.....	۳-۴-۱-ساختار شبکه‌های RBF.....
۵۹.....	۳-۴-۲-توابع فعالساز شعاعی.....
۶۱.....	۳-۴-۳-الگوریتم یادگیری شبکه عصبی RBF.....
۶۳.....	۳-۵-معیارهای ارزیابی همانندی تصاویر با هم.....
۶۹.....	فصل چهارم - الگوریتم‌های پیشنهادی برای شناسایی و ردیابی شکستگی‌ها.....
۷۰.....	۴-۱-مقدمه.....
۷۰.....	۴-۲-بررسی مراحل الگوریتم.....
۷۱.....	۴-۲-۱-بخش‌بندی چاه‌نمودارهای تصویری.....
۷۲.....	۴-۲-۱-۱-الگوریتم‌های بخش‌بندی مبتنی بر روشیابی (تصاویر خاکستری).....
۸۷.....	۴-۲-۱-۲-الگوریتم‌های بخش‌بندی مبتنی بر رنگ (تصاویر رنگی).....
۱۰۰.....	۴-۲-۱-۳-مقایسه روش‌های بخش‌بندی.....
۱۰۵.....	۴-۲-۲-جداسازی نقاط شکستگی.....
۱۱۱.....	۴-۲-۳-دسته‌بندی نقاط جدا شده برای هر یک از شکستگی‌ها.....
۱۱۶.....	۴-۲-۴-رسم مسیر شکستگی‌ها.....
۱۱۸.....	فصل پنجم - نتایج پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی.....
۱۱۹.....	۵-۱-مقدمه.....
۱۲۰.....	۵-۲-نتایج حاصل از الگوریتم‌ها.....
۱۲۴.....	۵-۳-بحث.....
۱۲۶.....	فصل ششم - نتیجه‌گیری و پیشنهادات.....

۱۲۷.....نتیجه‌گیری ۱-۶

۱۲۸پیشنهادهای و کارهای آینده ۲-۶

فهرست اشکال

عنوان	صفحه
شکل ۱-۲ دستگاه تصویربرداری FMS.....	۱۱
شکل ۲-۲ بالشتک و زبانه و مشخصات الکترودها در دستگاه تصویربرداری FMI.....	۱۲
شکل ۳-۲ نحوه تزریق جریان به سازند در OBMI و آرایش الکترودها.....	۱۳
شکل ۴-۲ اصول کلی کار دستگاه‌های تصویربرداری صوتی و انعکاس امواج از دیواره چاه.....	۱۴
شکل ۵-۲ تصویر خاکستری گرفته شده از چاه به وسیله دوربین‌های نوری.....	۱۵
شکل ۶-۲ مقایسه چاه‌نمودار تصویری الکتریکی و صوتی.....	۱۵
شکل ۷-۲ شکستگی در یک چاه که به صورت موج سینوسی دیده می‌شود.....	۱۷
شکل ۸-۲ شکستگی باز در تصویر الکتریکی در گل‌های رسانا به صورت موج‌های سینوسی تیره و سینوسی‌ها سبز شده لایه‌بندی.....	۱۸
شکل ۹-۲ شکستگی پر شده در چاه‌نمودار تصویری الکتریکی در گل‌های رسانا و اثر هاله‌ای که در تصویر مغزه نیز به خوبی دیده می‌شوند.....	۱۹
شکل ۱۰-۲ شکستگی باز در نمودار تصویری الکتریکی در گل‌های نارسانا.....	۲۰
شکل ۱۱-۲ شکستگی باز در چاه‌نمودار تصویری صوتی UBI که به رنگ تیره دیده می‌شود....	۲۱
شکل ۱-۳ بخشی از یک نمودار چاه‌نمودار تصویری و تعیین موقعیت یک پیکسل تصویر.....	۲۶

شکل ۳-۲ تصویر سمت چپ CBIL و وسط Earth Imager و سمت راست تصویر

۲۸ حاصل از الگوریتم ادغام

شکل ۳-۳ تصویر الف چاه نمودار تصویری UBI و تصویر ب تصویر حاصل از فیلترینگ است..... ۲۹

شکل ۳-۴ تصویر الف تصویر اصلی و تصویر ب تصویر حاصل

۳۰ از الگوریتم نرمالیزاسیون وزن یافته است

شکل ۳-۵ تصویر (الف) تصویر اصلی (اولیه) و تصویر (ب)

۳۱ تصویر حاصل از اعمال فیلتر میانه گیر

شکل ۳-۶ هیستوگرام شدت روشنایی یک تصویر که به وسیله یک مقدار آستانه کلی می تواند تصویر با

۳۹ به دو بخش مجزا تقسیم کند

شکل ۳-۷ نتایج حاصل از بخش بندی به وسیله روش آستانه گذاری کلی..... ۴۰

شکل ۳-۸ تأثیر نوفه روی بخش بندی به روش آستانه گذاری..... ۴۱

شکل ۳-۹ تصویر (الف) تصویر باینری اصلی و تصویر (ب) نتیجه حاصل بعد از اعمال عملگر روشن

۴۴ به وسیله یک المان ساختاری دایره ای شکل را نشان می دهد

شکل ۳-۱۰ تصویر (الف) تصویر باینری اصلی و تصویر (ب) نتیجه حاصل بعد از اعمال عملگر دیلیشن

۴۵ به وسیله یک المان ساختاری نواری شکل

شکل ۳-۱۱ (الف) المان ساختاری صاف و (ب) المان ساختاری ناصاف..... ۴۶

شکل ۳-۱۲ استفاده از عملگرهای مورفولوژی برای حذف نوفه..... ۴۸

- شکل ۳-۱۳ خوشه بندی C - means ۵۰
- شکل ۳-۱۴ مراحل بخش بندی تصویر به وسیله شبکه عصبی با ناظر ۵۴
- شکل ۳-۱۵ ساختار کلی شبکه عصبی خودسازمانده ۵۵
- شکل ۳-۱۶ الف. ساختار شبکه RBF تک خروجی و ب. ساختار شبکه RBF چند خروجی ۵۹
- شکل ۳-۱۷ توابع شعاعی ۶۱
- شکل ۴-۱ تصاویر نمونه ۷۱
- شکل ۴-۲ تصویر بخش بندی شده مرجع ۷۲
- شکل ۴-۳- نتایج حاصل از آشکارسازی لبه Canny برای بخش بندی تصویر
با مقادیر مختلف واریانس ۷۴
- شکل ۴-۴. نتایج حاصل از آشکارساز لبه Canny برای بخش بندی تصویر با مقادیر مختلف آستانه ۷۵
- شکل ۴-۵ تصویر خاکستری و مؤلفه های آن به همراه هیستوگرام روشنایی آن ها ۷۸
- شکل ۴-۶ تصویر خاکستری و مؤلفه های آن به همراه هیستوگرام روشنایی آن ها پس از کاهش نوفه
با فیلتر میانه گیر ۷۹
- شکل ۴-۷ نتایج حاصل از بخش بندی به روش آستانه گذاری آتسو ۸۰
- شکل ۴-۸ استفاده از روش محلی آتسو و پنجره گذاری به منظور بخش بندی تصویر با استفاده از
مقدار آستانه به کمک هیستوگرام روشنایی ۸۲
- شکل ۴-۹ نتایج حاصل از بخش بندی به وسیله عملگرهای مورفولوژی با المان ساختاری مستطیلی با

- ابعاد مختلف..... ۸۴
- شکل ۴-۱۰ نتایج حاصل از بخش‌بندی به‌وسیله عملگرهای مورفولوژی بر روی تصویر با نوفه..... ۸۶
- شکل ۴-۱۱ هیستوگرام مؤلفه‌های مختلف تصویر نمونه..... ۸۷
- شکل ۴-۱۲ نتایج بخش‌بندی با استفاده از C – means برای تعداد خوشه‌های مختلف..... ۸۹
- شکل ۴-۱۳ نمودارهای ارزیابی روش C – means با معیارهای مختلف..... ۹۱
- شکل ۴-۱۴ نتیجه حاصل از بخش‌بندی با استفاده از C – means برای تصویر با نوفه..... ۹۲
- شکل ۴-۱۵ نتایج بخش‌بندی با استفاده از Fuzzy C – means برای تعداد خوشه‌های مختلف..... ۹۳
- شکل ۴-۱۶ نمودارهای ارزیابی روش Fuzzy C – mean با معیارهای مختلف..... ۹۵
- شکل ۴-۱۷ نتیجه حاصل از بخش‌بندی با استفاده از Fuzzy C – means برای تصویر با نوفه..... ۹۶
- شکل ۴-۱۸ نتایج بخش‌بندی با استفاده از SOM برای تعداد خوشه‌های مختلف..... ۹۷
- شکل ۴-۱۹ نمودارهای ارزیابی روش SOM با معیارهای مختلف..... ۹۹
- شکل ۴-۲۰ نتیجه حاصل از بخش‌بندی با استفاده از SOM برای تصویر با نوفه..... ۱۰۰
- شکل ۴-۲۱ نمودار مقایسه عملکرد روش‌های بخش‌بندی..... ۱۰۳
- شکل ۴-۲۲ تصاویر بخش‌بندی با روش‌های مختلف..... ۱۰۴
- شکل ۴-۲۳ تصویر باینری چاه‌نمودار بخش‌بندی شده..... ۱۰۶
- شکل ۴-۲۴ جداسازی پدیده‌های متداخل..... ۱۰۷

- شکل ۴-۲۵ تصویر حاصل از حذف نوفه و تداخل ۱۰۸
- شکل ۴-۲۶ مراحل جداسازی ردپاهای افقی و عمودی ۱۰۹
- شکل ۴-۲۷ نتایج حاصل از حذف ردپاهای غیر شکستگی ۱۱۰
- شکل ۴-۲۸ مسیر شکستگی جدا شده با استفاده از نقاط نمونه ۱۱۱
- شکل ۴-۲۹ انتخاب نقطه شروع برای شکستگی ۱۱۳
- شکل ۴-۳۰ نتایج الگوریتم دسته‌بندی نقاط شکستگی بر روی تصاویر مصنوعی ۱۱۶
- شکل ۴-۳۱ نتیجه الگوریتم دسته‌بندی نقاط شکستگی ۱۱۶
- شکل ۴-۳۲ رسم مسیر شکستگی برای نقاط دسته‌بندی شده ۱۱۷
- شکل ۴-۳۳ ردیابی شکستگی برای چاه‌نمودار نمونه ۱۱۷
- شکل ۵-۱ فلوچارت الگوریتم پیشنهادی برای شناسایی و ردیابی شکستگی ۱۱۹
- شکل ۵-۲ چاه‌نمودارهای مورد استفاده برای بررسی الگوریتم‌های پیشنهادی ۱۲۰
- شکل ۵-۳ نتایج حاصل از بخش‌بندی با شبکه عصبی خودسازمانده ۱۲۱
- شکل ۵-۴ نتایج نهایی حاصل برای آشکارسازی نقاط شکستگی ۱۲۲
- شکل ۵-۵ نتایج نهایی ردیابی شکستگی به وسیله الگوریتم پیشنهادی ۱۲۴

فهرست جداول

عنوان	صفحه
جدول ۴-۱ نتایج ارزیابی حالت‌های مختلف تصویر بخش‌بندی شده با استفاده از روش آستانه‌گذاری آتسو.....	۸۱
جدول ۴-۲ ارزیابی نتایج بخش‌بندی با عملگرهای مورفولوژی با المان ساختاری با ابعاد مختلف.....	۸۵
جدول ۴-۳ ارزیابی نتایج بخش‌بندی با عملگرهای مورفولوژی با المان ساختاری با ابعاد مختلف برای تصویر با نوفه ۸۶	۸۶
جدول ۴-۴ نتایج خوشه‌بندی با C – means با معیارهای مختلف ارزیابی.....	۹۰
جدول ۴-۵ ارزیابی نتایج الگوریتم C – means برای تصویر با نوفه برای تعداد خوشه بهینه شش.....	۹۲
جدول ۴-۶ نتایج خوشه‌بندی با Fuzzy C – means با معیارهای مختلف ارزیابی.....	۹۴
جدول ۴-۷ ارزیابی نتایج الگوریتم Fuzzy C – means برای تصویر با نوفه برای تعداد خوشه بهینه شش.....	۹۶
جدول ۴-۸ نتایج خوشه‌بندی با SOM با معیارهای مختلف ارزیابی.....	۹۸
جدول ۴-۹ ارزیابی نتایج الگوریتم SOM برای تصویر با نوفه برای تعداد خوشه بهینه شش.....	۱۰۰
جدول ۴-۱۰ مقایسه عملکرد روش‌های بخش‌بندی چاه‌نمودارهای تصویری.....	۱۰۲

فصل اول

مقدمه و کلیات

۱-۱- مقدمه

با توجه به وجود ذخایر عظیم نفت و گاز در ایران به منظور پیشرفت و بهره‌وری حداکثر از منابع موجود کار در این حوزه و صنعت از توجه ویژه‌ای برخوردار است. به همین دلیل شناسایی و شناخت دقیق مخازن کربناته اهمیت بسزایی در این صنعت دارد. با پیشرفت علم و تکنولوژی‌های جدید استفاده از ابزارها و روش‌های جدید به منظور افزایش سرعت کار، کاهش هزینه‌ها و ریسک می‌تواند در این حوزه استفاده شود. به همین دلیل روش‌ها و تکنیک‌های هوشمند در این حوزه بجای روش‌های قدیمی و دستی مورد توجه خاص در این صنعت قرار گرفته است.

شناسایی دقیق پدیده‌های موجود در مخازن با روش‌های هوشمند به منظور بهره‌بردای با راندمان بالاتر از مخازن کربناته بسیار مهم است. شکستگی‌ها یکی از مهمترین پارامترهای تأثیرگذار در بهره‌برداری و اکتشاف مخازن و در حوزه‌های دیگر مثل مکانیک سنگ و منابع آب هستند [۱، ۲، ۳].

استفاده از تکنیک‌های آنالیز و پردازش تصویر می‌تواند منجر به رسیدن به نتایج قابل قبول در این حوزه شود. ولی با وجود اهمیت شکستگی‌ها شاید به‌خاطر پیچیدگی‌های موجود در این زمینه مانند کیفیت ضعیف تصاویر و وجود پدیده‌های بسیار مشابه به هم در تصاویر و... کمتر مورد توجه و کار قرار گرفته است [۱].

۱-۲- ضرورت انجام کار

شکستگی را می‌توان به عنوان مهمترین پارامتر موثر در بهره‌برداری و اکتشاف میادین مواد کربناته دانست. شکستگی‌ها نقش موثری را در حرکت سیال و پایداری دیواره چاه دارند.

شناسایی شکستگی به وسیله چاه نمودارهای تصویری به دلایلی از جمله هزینه و زمان کمتر نسبت به سایر روش‌های شناسایی مخزن مانند تست مغزه و نیز بنا به دلایلی مثل عدم امکان شناسایی پدیده‌های بزرگتر از قطر مغزه با تست مغزه و امکان پذیر نبودن برداشت‌های متعدد مغزه در یک منطقه، مورد توجه و استفاده ویژه قرار دارند. اما از طرفی به دلیل پیچیدگی‌های مخزن شناسایی دقیق و دستی شکستگی‌ها و سایر پدیده‌ها در چاه نمودارهای تصویری کاری مشکل و حتی در برخی موارد امکان ناپذیر و وقت گیر است، لذا استفاده از روش‌های هوشمند و اتوماتیک می‌تواند به کاهش این مشکلات کمک کند.

۱-۳- اهداف

در حال حاضر به دلیل پیچیدگی‌های موجود در شناسایی شکستگی، روش هوشمند و اتوماتیکی وجود ندارد و در این زمینه کار جامعی صورت نگرفته است، لذا به سبب اهمیت شکستگی، هدف در این تحقیق ارائه الگوریتم و روشی برای شناسایی شکستگی‌ها در چاه نمودارهای تصویری به صورت هوشمند است. در این تحقیق ابتدا مروری بر تحقیقات پیشین شده و سپس به دنبال توسعه الگوریتمی جامع‌تر برای شناسایی و ردیابی شکستگی در مخازن کربناته خواهد بود.

مقایسه نتایج حاصل از الگوریتم‌ها با نتایج حاصل از تفسیر دستی انجام شده توسط کارشناسان این بخش صورت خواهد گرفت. زیرا تنها مرجع موجود برای ارزیابی نتایج هوشمند حاصل، تفسیرهای دستی است. این تحقیق تنها بر شکستگی‌های طبیعی باز مخازن که به صورت موج‌های سینوسی تکه تکه در تصاویر چاه ظاهر می‌شوند، متمرکز شده است.

۱-۴- مروری بر کارهای قبلی

وو^۱ و همکارانش در سال ۲۰۰۴ به بهبود تصاویر مخازن کربناته با استفاده از ترکیب انواع مختلف چاه- نمودارهای تصویری یک چاه پرداختند. در نتیجه بهبود تصاویر حاصل، تشخیص شکستگی در این تصاویر توسط کارشناسان راحت تر می توانست صورت گیرد [۴]. ونگ^۲ در سال ۲۰۰۵ با استفاده از الگوریتم valley-edge بدون استفاده از مقادیر آستانه به آشکارسازی لبه ها برای یافتن شکستگی در سنگ ها در تصاویر CCD گرفته شده از سنگ ها پرداخت. وی با استفاده از تکنیک چند مقیاسی برای آشکارسازی لبه ها از به وجود آمدن نوفه در تصاویر خودداری کرد [۲]. وی در سال ۲۰۰۷ با استفاده از تصاویر گرفته شده از سنگ با دوربین های پیشرفته CCD به پیاده سازی الگوریتم جدیدی برای شناسایی شکستگی در این تصاویر پرداخت. وی بعد از حذف نوفه با فیلتر میانه گیر^۳ به بخش بندی تصویر مبتنی بر لبه پرداخت و با استخراج یازده ویژگی با استفاده از کلاسه بند ماشین بردار پشتیبان^۴ به جدا کردن شکستگی از سایر پدیده ها در تصاویر پرداخت [۳]. رویلین^۵ در سال ۲۰۰۵ با استفاده از تبدیل موجک^۶ دوبعدی به بخش بندی تصاویر مخازن کربناته پرداخت. وی زیر تصاویر شکستگی و تخلخل را از تصویر چاه جدا کرد [۵]. خروبی^۷ در سال ۲۰۰۸ به جداسازی ردپاهای شکستگی با عملیات های مورفولوژیکی پرداخت. سپس با اطلاعات اولیه در مورد لایه شناسی چاه، به یافتن جهت

¹ Wu

² Wang

³ median

⁴Support vector machine (SVM)

⁵ Ruilin

⁶ wavelet

⁷ Kherroubi

اصلی شکستگی پرداخت و سپس با الگوریتم خوشه‌بندی به جداسازی شکستگی از سایر پدیده‌ها و دسته‌بندی ردپاهای متعلق به یک شکستگی پرداخت [۱].

وَنگ در سال ۲۰۱۰ با استفاده از تصویر ماوراء بنفش گرفته‌شده از سنگ‌ها در کنار تصاویر نوری به آشکارسازی لبه‌ها پرداخت. وی با استفاده از آشکارساز لبه Canny و آستانه‌گذاری، لبه‌ها را آشکار کرد. سپس به حذف نوفه و نازک‌سازی پرداخت و سپس نقاط اتصال شکستگی‌ها را یافت. در ادامه به اتصال تکه‌های مربوط به یک شکستگی و پرکردن بریدگی‌ها پرداخت [۶]. وی در سال ۲۰۱۰ به- وسیله روشی جدید برای آشکارسازی لبه‌ها از نوع خاصی از شبکه عصبی به نام PCNN^۱ برای شناسایی شکستگی‌ها استفاده کرد [۷].

۵-۱- ساختار پایان‌نامه

در فصل اول، مقدمه و کلیات پایان‌نامه مورد اشاره قرار گرفت. در فصل دوم مباحث نفتی پایان‌نامه آورده خواهد شد. در این فصل چاه‌نمودارهای تصویری معرفی شده و پدیده شکستگی در تصاویر مذکور معرفی خواهد شد. در فصل سوم کلیات و تئوری‌های مربوط به آنالیز و پردازش تصاویر چاه برای شناسایی شکستگی معرفی می‌شوند. در ابتدا مروری بر مراحل مختلف پردازش تصویر برای شناسایی شکستگی می‌شود. سپس الگوریتم‌های هر بخش به طور جداگانه معرفی می‌شوند. در فصل چهارم به بیان ریز و دقیق و گام به گام کارهای عملی و الگوریتم‌های پیشنهادی انجام شده در این تحقیق برای شناسایی شکستگی پرداخته می‌شود. با استفاده از الگوریتم‌های معرفی شده در فصل قبل، این الگوریتم‌ها بر روی تصویر نمونه پیاده‌سازی شده و نتایج آن‌ها بررسی و تحلیل می‌شود. در فصل پنجم به بررسی نتایج الگوریتم پیشنهادی پرداخته می‌شود. الگوریتم پیشنهادی بر روی چاه-

^۱ Pulse coupled neural network

نمودارهای تصویری نمونه پیاده‌سازی می‌شود و در هر مرحله از الگوریتم نتایج حاصل نشان داده خواهد شد. در فصل ششم نتیجه‌گیری و پیشنهادات حاصل از این تحقیق بیان می‌شود. با توجه به نتایج به‌دست آمده از الگوریتم پیشنهادی، نقاط قوت و ضعف الگوریتم بیان می‌شود. برای بهبود و توسعه الگوریتم پیشنهادی و نیز کارهای آینده پیشنهادتی در پایان بیان می‌شود.

فصل دوم

شکستگی مادر چاه نمودارهای تصویری

۲-۱- مقدمه

لاگ برداری از دیواره چاه، به معنای اندازه‌گیری خواص فیزیکی سنگ‌های دیواره چاه با روش‌های مختلف به منظور بررسی ویژگی‌ها و پدیده‌های موجود در دیواره و تبدیل این سیگنال‌ها به تصاویر مجازی، به منظور به تصویر کشیدن پدیده‌ها و ویژگی‌ها می‌باشد [۸].

هر نوع گسیختگی یا جدایش فیزیکی سنگ که ناشی از فزونی تنش‌ها بر مقاومت سنگ باشد که ممکن است به دلیل مکانیزم‌های طبیعی، عوامل حفاری و... در سنگ صورت گیرد شکستگی^۱ نامیده می‌شود [۹].

شکستگی را می‌توان به عنوان مهمترین پارامتر مؤثر در بهره‌برداری و اکتشاف میدانی مواد کربناته دانست. این پدیده نقش بسیار مهمی را در مدل‌سازی چاه‌های کربناته دارد. شکستگی‌ها پارامتری تعیین کننده برای پایداری دیواره چاه و حرکت سیال در چاه‌های کربناته هستند.

۲-۲- تصویربرداری از چاه

در تصویربرداری از دیواره چاه پس از اندازه‌گیری خواص فیزیکی سنگ‌های دیواره مخازن با روش‌های مختلف، به منظور بررسی ویژگی‌ها و پدیده‌های موجود در دیواره، این سیگنال‌ها به تصاویر مجازی که این پدیده‌ها و ویژگی‌ها را به تصویر می‌کشند تبدیل می‌شوند [۹].

به طور کلی با توجه به خاصیت مورد اندازه‌گیری سه تکنولوژی را می‌توان برای دستگاه‌های تصویربرداری نام برد:

¹ Fracture

- **تصویر برداری الکتریکی:** در این روش از اختلاف مقاومت الکتریکی عوارض دیواره چاه برای به تصویر کشیدن آن‌ها استفاده می‌شود.
- **تصویر برداری صوتی:** تصویر به دست آمده از این روش، حاصل اختلاف تباین صوتی عوارض دیواره چاه است که به دو صورت زمان گذر امواج مافوق صوت و دامنه امواج مافوق صوت نمایش داده می‌شود.
- **تصویربرداری نوری:** در این روش با استفاده از یک منبع نوری و دوربین‌های ویدیویی با لنزهای مخصوص به تصویربرداری از دیواره چاه می‌پردازند.

۲-۲-۱- روش تصویربرداری الکتریکی

این روش ابتدا در سال ۱۹۸۰ به عنوان تکنولوژی شیب سنجی^۱ معرفی شد. توسعه دستگاه‌های شیب سنج با تعداد بیشتر الکتروده منجر به پیدایش و شکل‌گیری این دستگاه‌ها گردید. به منظور بهبود دستگاه‌های شیب سنج تعداد الکتروده‌های موجود در هر صفحه^۲ را افزایش دادند که این مسأله منجر به رسیدن به تصاویری با درجه تفکیک^۳ مناسب برای تشخیص شکستگی و لایه‌بندی‌ها در چاه‌ها شد که این دستگاه‌ها را تصویربردار الکتریکی نامیدند. این ابزارها با استفاده از یکسری الکتروده نصب شده روی بالشتک‌ها قادر به اندازه‌گیری مقاومت میکرو یا هدایت میکرو در دیواره چاه هستند [۹]. دو کاربرد اصلی این دستگاه‌ها در شناسایی شکستگی‌ها و شناسایی و ارزیابی مخزن به‌وسیله‌ی تصاویر با درجه تفکیک بالا است. نسل‌های اول این دستگاه‌ها دارای چهار بالشتک بودند که هر بالشتک حاوی تعدادی الکتروده برای تزریق جریان متناوب با فرکانس‌های خیلی پایین به دیواره چاه بودند.

^۱ Dipmeter

^۲ Pad

^۳ resolution

در اوایل سال ۱۹۹۰ نیاز به تصاویر با پوشش بیشتر دیواره چاه منجر به ورود دستگاه‌های الکتریکی با شش بازو که قادر به پوشش ۸۰٪ دیواره چاه بودند شد. همچنین در دستگاه‌های چهار بازویی تعداد الکترودهای هر صفحه را افزایش دادند [۱۰].

با توجه به اینکه گل‌های حفاری که در حفاری و تصویربرداری استفاده می‌شوند در دو نوع گل-های رسانا (پایه آب) و نارسانا (پایه نفت) هستند به طور کلی می‌توان دستگاه‌های تصویربرداری الکتریکی را به دو دسته زیر تقسیم کرد:

الف) دستگاه‌های تصویربرداری الکتریکی در گل‌های رسانا (پایه آب)

در این دستگاه‌ها تصویربرداری از طریق اندازه‌گیری مقاومت یا هدایت عوارض دیواره چاه در حالی که گل حفاری از نوع رسانا است صورت می‌گیرد. جریان تزریقی به سازند وارد دیواره شده و از گل حفاری عبور و به دیواره می‌رسد.

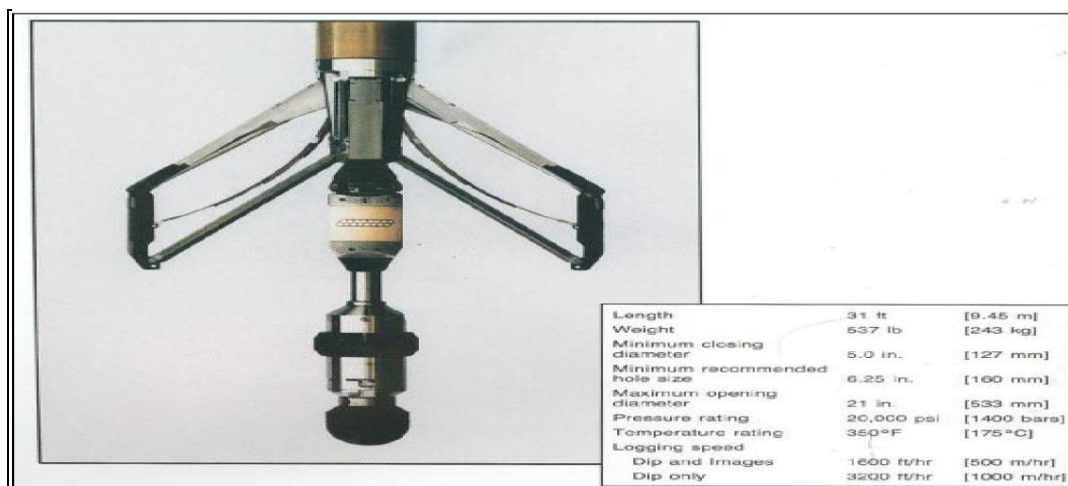
در زیر برخی از انواع این دستگاه‌ها معرفی می‌شود:

• چاه‌نمودار FMS^۱

FMS نسل اول دستگاه‌های تصویربرداری الکتریکی است که توسط شرکت شلومبرژه تولید شده است. انواع اولیه آن دارای دو بالشتک بوده که هر کدام دارای ۲۷ الکتروود در چهار ردیف هستند و برای اندازه‌گیری مقاومت میکرو به کار می‌روند (شکل ۲-۱). این دستگاه در چاه ۸/۵ اینچی دارای پوشش ۲۰٪ است که جهت افزایش پوشش نمودارگیری، برداشت مجدد با چرخش دستگاه توصیه می‌شود. دستگاه چهار بالشتکی دارای ۱۶ الکتروود در هر بالشتک است و جمعاً با اندازه‌گیری ۶۴ نمودار دارای پوشش ۴۰٪ در چاه‌های به قطر ۸/۵ اینچی خواهد بود. در طی نمودارگیری هر میکروالکتروود یک

^۱Formation Micro Scanner

جریان را به داخل سازند تزریق می‌کند. اندازه‌گیری شدت تغییرات جریان الکتریکی که تغییرات مقاومت میکرو سازند را منعکس می‌کند به تصاویری با شدت رنگ‌های مختلف خاکستری یا رنگی تبدیل می‌کند.

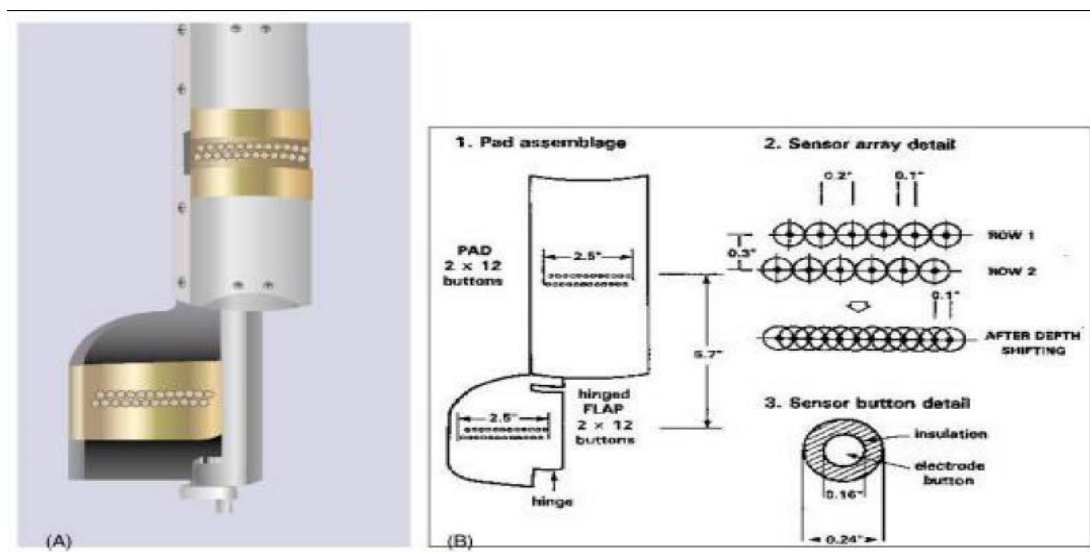


شکل ۲-۱ دستگاه تصویربرداری FMS [۹]

• چاه‌نمودار FMI^۱

FMI نسل دوم دستگاه‌های تصویربرداری الکتریکی درون‌چاهی است. در واقع یک زبانه به هر بازو نصب شده و در هر بالشتک و زبانه ۲۴ الکتروود قرار دارد که باعث می‌شود، پوشش دیواره چاه تا ۸۰٪ افزایش یابد (شکل ۱-۲). قدرت تفکیک FMI، ۰.۲ اینچ (۵ میلی‌متر) بوده و توانایی تشخیص جزئیات تا ۵۰ میکرون را دارد. امروزه برای کاهش تعداد برداشتها و افزایش پوشش دیواره چاه، FMI به FMS ترجیح داده می‌شود.

^۱ Fullbore Formation Micro Imager



شکل ۲-۲ بالشتک و زبانه و مشخصات الکترودها در دستگاه تصویربرداری FMI [۹]

ب) دستگاه‌های تصویربرداری الکتریکی در گل‌های نارسانا (پایه نفت)

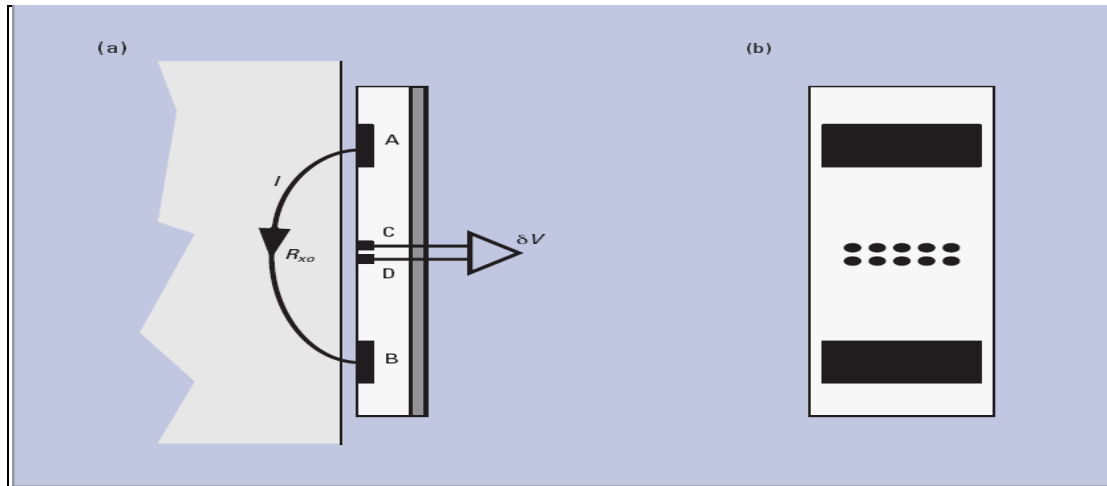
در این دستگاه‌ها تصویربرداری از طریق اندازه‌گیری مقاومت میکرو^۱ یا هدایت میکرو^۲ عوارض دیواره چاه در حالی که گل حفاری از نوع نارسانا است، صورت می‌گیرد. جریان تزریقی به سازند را به منظور امکان وارد شدن به دیواره با فرکانس‌های بالاتر تزریق می‌کنند تا بتواند از لایه عایق گل حفاری گذشته و وارد دیواره سازند شود ولی در عوض عمق نفوذ در دیواره کم می‌شود.

در برخی از چاه‌ها به‌خاطر خصوصیات سنگ مخزن، از گل پایه نفت استفاده می‌شود. این گل‌ها رسانایی الکتریکی پایینی داشته و امکان استفاده از ابزارهای تصویربرداری الکتریکی معمولی مانند FMI و FMS وجود ندارد. بنابراین در این چاه‌ها ابزارهایی که قابلیت استفاده در گل‌های نارسانا را داشته باشند، به کار گرفته می‌شوند. افزایش استفاده از مواد نفتی و مصنوعی برای کاهش ریسک حفاری و از طرفی کیفیت تصویر برداشتی از سازند چالش‌هایی بودند که در تصویربرداری الکتریکی

^۱ MicroResistivity

^۲ MicroConductivity

معمولی وجود داشت [۹]. نمونه‌ای از این دستگاه‌ها OBMI است که در شکل (۲-۳) عملکرد تزریق جریان برای تصویربرداری نشان داده شده است.



شکل ۲-۳ نحوه تزریق جریان به سازند در OBMI و آرایش الکترودها [۱۱]

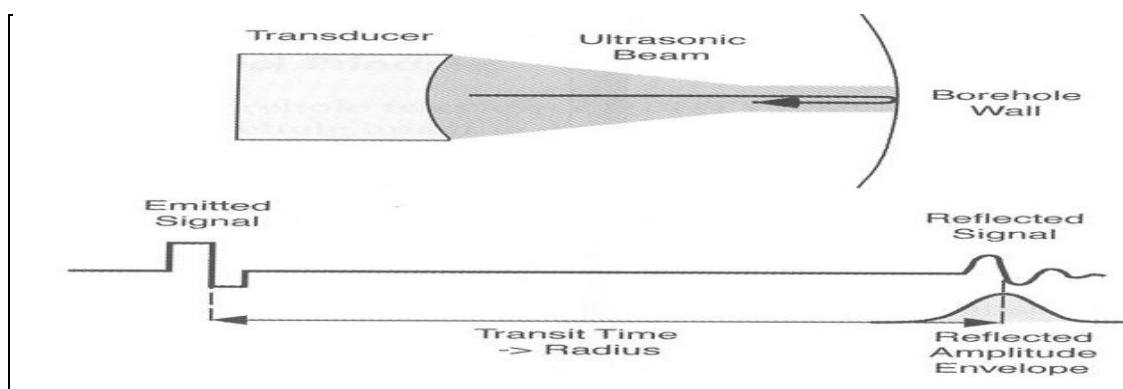
۲-۲-۲- روش تصویربرداری صوتی

این تکنولوژی به‌وسیله شرکت Mobile در سال ۱۹۶۰ با نام نمایشگر چاه وارد صنعت نفت شد و اولین تکنولوژی مورد استفاده در صنعت نفت برای تصویربرداری بود. نمایشگرهای چاه قادر به اسکن دیواره چاه به‌وسیله امواج بازگشتی مافوق صوت از دیواره چاه هستند که تصاویر حاصل نتایج و ویژگی‌های جالبی را از دیواره چاه مانند شکستگی، لایه‌بندی و... فراهم می‌کند. این ابزارهای صوتی وسایلی با مقطع دایره‌ای هستند که شامل یک فرستنده پیزوالکتریک^۱ با سرعت چرخش ۴-۱۲ rps که در چاه می‌چرخد و امواجی را به‌صورت پالس در فرکانس‌های آلتراسونیک به دیواره چاه می‌فرستند [۸]. در این دستگاه‌ها فرستنده نقش گیرنده را نیز دارد و به اندازه‌گیری زمان رفت و برگشت و دامنه پالس منعکس شده از دیواره چاه در هر بار چرخش می‌پردازند. این تجهیزات در هر دو نوع گل‌های رسا و نارسا حفاری قابل استفاده هستند [۱۰]. امواج منتشرشده از منبع پیزوالکتریک پس از

^۱Piezoelectric transducer

برخورد به دیواره چاه منعکس شده و سپس به گیرنده که فرستنده، خود نقش آن را نیز بازی می‌کند باز می‌گردد (شکل ۲-۴). در امواج بازگشتی دو کمیت زمان رفت و برگشت امواج ارسالی به دیواره چاه و دامنه امواج بازگشتی به گیرنده اندازه‌گیری می‌شود.

مزیت برجسته‌ای که این دستگاه‌های صوتی نسبت به الکتریکی دارند، قابلیت آن‌ها در تصویربرداری در حفاری‌های گل پایه نفت مانند پایه آب است.

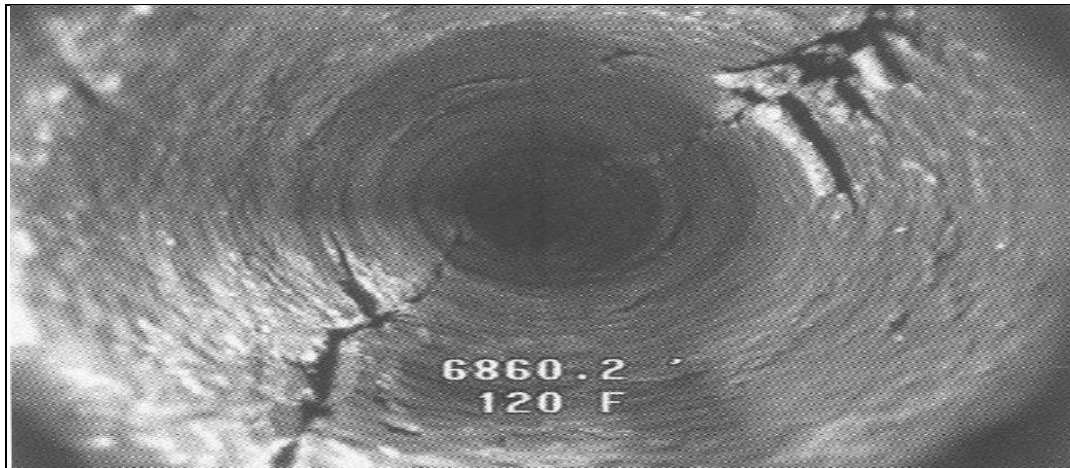


شکل ۲-۴ اصول کلی کار دستگاه‌های تصویربرداری صوتی و انعکاس امواج از دیواره چاه [۸]

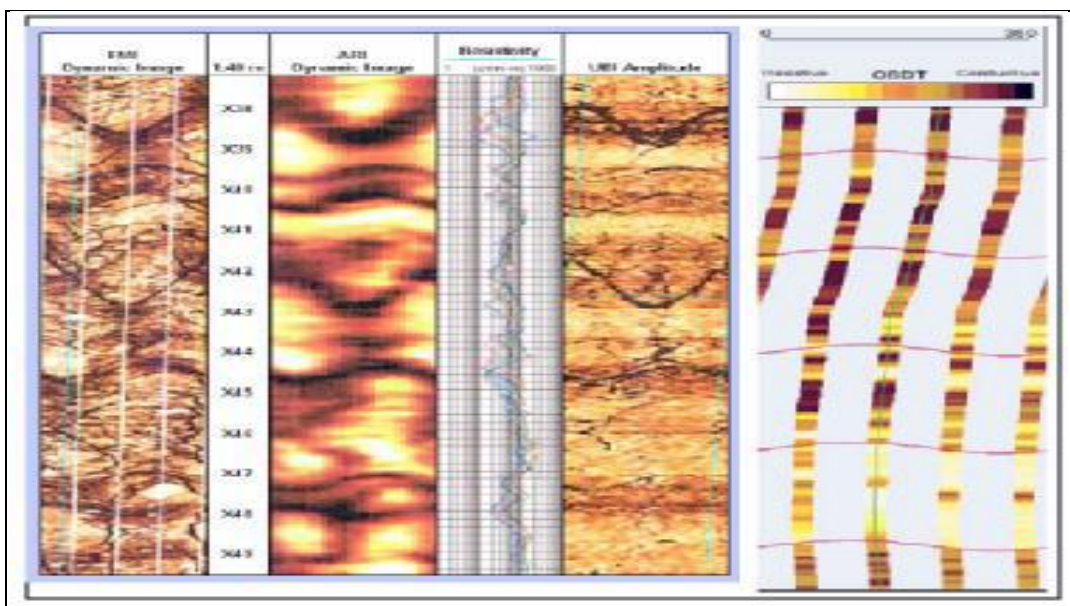
۲-۲-۳- تصویربرداری نوری از چاه

تصویربرداری نوری، قدیمی‌ترین نوع تصویربرداری در چاه‌ها است. دستگاه‌های اولیه آن‌ها دوربین‌های ساده عکاسی بودند که به وسیله یک کابل به عمق چاه فرستاده می‌شدند. در سیستم‌های اولیه پس از عکسبرداری تصاویر به سر چاه ارسال می‌شدند تا این‌که سیستم فیلمبرداری وارد صنعت شد [۸]. مدل‌های متفاوتی از این دستگاه‌ها با تصاویر رنگی یا سیاه و سفید با کیفیت بالا و قدرت چرخش کامل دوربین عرضه شده است (شکل ۲-۵). این دوربین‌ها در چاه‌های قائم به کار گرفته شده‌اند، اما می‌توان از طریق لوله مغزی در چاه‌های افقی نیز به کار روند [۹]. گل حفاری مورد استفاده در چاه‌های باز معمولاً شفاف بوده، در نتیجه امکان استفاده از این ابزارها در این گونه چاه‌ها فراهم می‌شود. حتی در تصویربرداری‌های در حین حفاری که سیال حفاری آب است امکان استفاده از این دستگاه‌ها وجود

دارد. درجه تفکیک تصاویر حاصل از این دوربین‌ها حداقل به اندازه یک درجه از سایر دستگاه‌ها بالاتر است [۸].



شکل ۲-۵ تصویر خاکستری گرفته شده از چاه به وسیله دوربین‌های نوری [۸]



شکل ۲-۶ مقایسه چاه‌نمودار تصویری الکتریکی و صوتی (چاه‌نمودار تصویری الکتریکی به خاطر حساسیت بیشتر سازند اطلاعات ریزتر و بیشتری را ثبت کرده است.) [۹]

۲-۳- شکستگی

هر نوع گسیختگی یا جدایش فیزیکی سنگ که ناشی از فزونی تنش‌ها بر مقاومت سنگ باشد که ممکن است به دلیل مکانیزم‌های طبیعی، عوامل حفاری و... در سنگ صورت گیرد شکستگی^۱ نامیده می‌شود.

شکستگی‌های طبیعی در مخازن شامل شکستگی‌های بزرگ مقیاس و کوچک مقیاس هستند. شکستگی‌های بزرگ مقیاس مانند گسل‌ها در مقاطع لرزه‌ای مشخص بوده، در حالیکه برای شناسایی شکستگی‌های کوچک مقیاس اطراف چاه، بیشتر روش‌ها مانند نمودارهای چاه‌نگاری، آزمایش چاه، اطلاعات هرزروی گل به دلیل قدرت تفکیک پایین دقت کافی را ندارند. توصیف مغزه‌ها، روش مناسبی برای پی‌بردن به پدیده‌های ریز دیواره چاه است. با این حال مغزه‌ها نیز برای شناسایی شکستگی‌های دیواره چاه دارای محدودیت‌هایی مثل ضریب بازیافت پایین در زون‌های شکسته و هزینه بالا... هستند [۹].

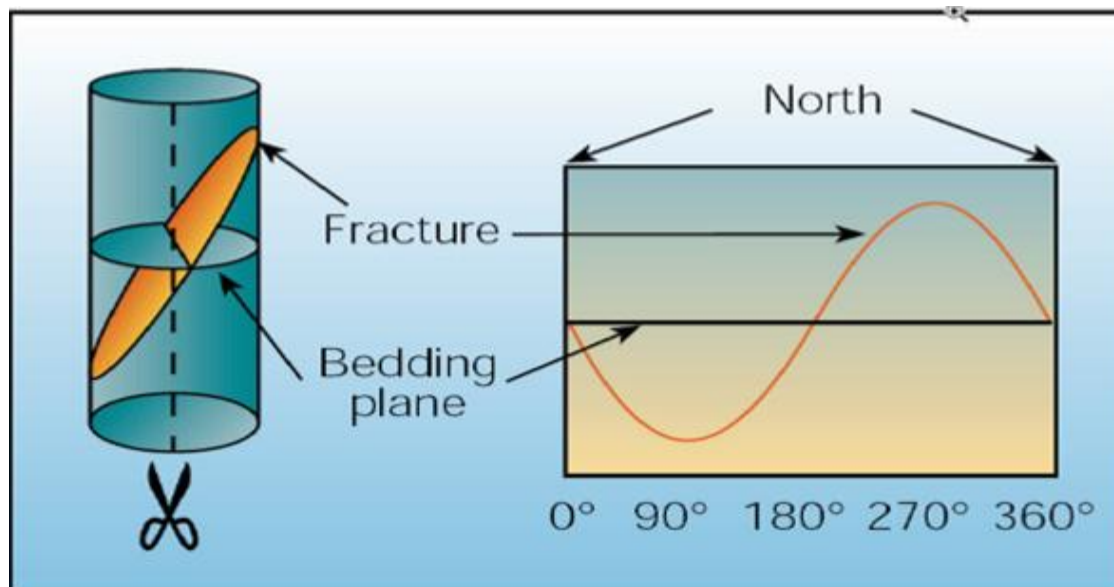
به دلیل اهمیت بالای شکستگی‌های کوچک مقیاس در مخازن به طور طبیعی شکسته شده، تکنولوژی جدیدی برای شناسایی شکستگی‌ها در صنعت نفت به نام نمودارهای تصویری پا به عرصه صنعت نفت گذاشتند [۹].

۲-۳-۱- شکستگی در چاه نمودارهای تصویری

چاه نمودار تصویری، تصویری استوانه‌ای از دیواره چاه است. هر پدیده صفحه‌ای شکل، مانند لایه‌بندی و شکستگی که چاه را به صورت غیر قائم قطع کرده باشد، در استوانه چاه به شکل بیضی دیده می‌شود. در صورتی که استوانه در امتداد محورش بریده و باز شود یعنی همان شکلی که در نمودار تصویری

¹ Fracture

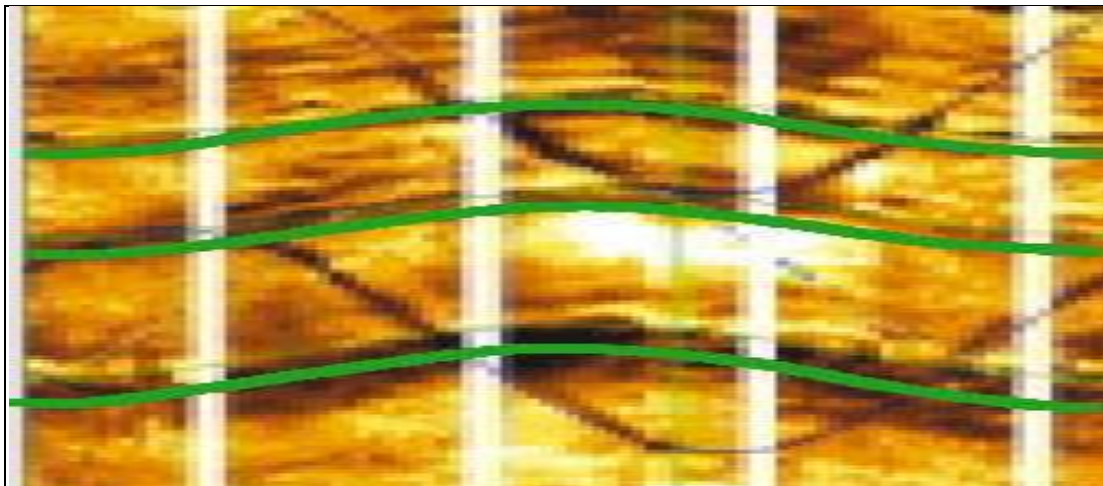
نمایش داده می‌شود شکستگی یا لایه‌بندی به صورت یک موج سینوسی ظاهر می‌شود (شکل ۷-۲) [۹].



شکل ۷-۲ شکستگی در یک چاه که به صورت موج سینوسی دیده می‌شود.

الف) شکستگی‌های باز در چاه نمودار تصویری الکتریکی در گل‌های رسانا

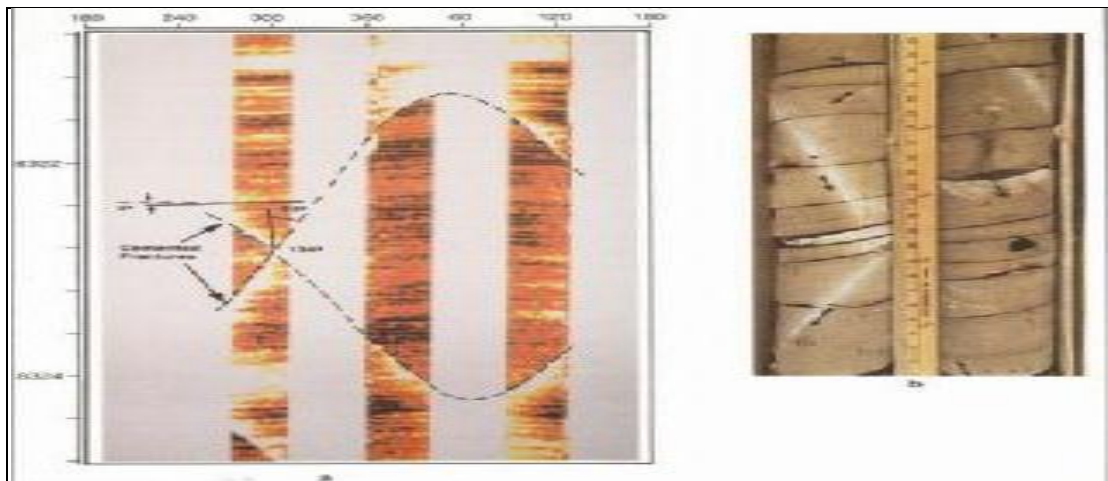
دهانه این شکستگی‌ها به وسیله گل حفاری پر می‌شود و اگر گل رسانا باشد مقاومتی که در این قسمت توسط نمودار تصویری ثبت می‌شود بسیار کمتر از زمینه سنگ است بنابراین شکستگی باز به صورت یک موج سینوسی کامل یا ناپیوسته و تیره رنگ در نمودار تصویری دیده می‌شود (شکل ۲-۸). این شکستگی‌های باز ممکن است در تمام بالشتک‌ها ظاهر نشوند. حداقل عرض قابل مشاهده شکستگی به اندازه قطر یک الکتروود است (۵ الی ۶ میلی‌متر) [۹].



شکل ۲-۸ شکستگی باز در چاه نمودار تصویری الکتریکی در گل‌های رسانا به صورت موج‌های سینوسی تیره و سینوسی‌های سبز شده لایه‌بندی [۹]

ب) شکستگی‌های پر شده در چاه نمودار تصویری الکتریکی در گل‌های رسانا

شکستگی‌های پر شده به وسیله کانی‌ها، به صورت پدیده‌های ریز یا بسیار ریز، کشیده و تقریباً مستقیم با مقاومت الکتریکی بالا (رنگ روشن) و به شکل قائم یا مایل، در چاه نمودارهای تصویری دیده می‌شوند (شکل ۲-۹). ضخامت حداقل شکستگی‌ها که توسط این چاه نمودارها قابل شناسایی است به اندازه قطر یک الکتروود است (۵ یا ۶ میلی‌متر). علاوه بر آن، زمانی که دستگاه از یک شکستگی پر شده عبور می‌کند یک اختلاف مقاومت (تیره یا روشن) بین دو طرف صفحه شکستگی به دلیل پراکندگی جریان تزریق شده به دیواره چاه در محل شکستگی‌های مایل به وجود می‌آید که به آن اثر هاله‌ای گفته می‌شود که یکی از علائم شناسایی شکستگی پر شده است (شکل ۲-۹) [۹].



شکل ۲-۹ شکستگی پر شده در چاه نمودار تصویری الکتریکی در گل‌های رسانا و اثر هاله‌ای که در تصویر مغزه نیز به خوبی دیده می‌شوند [۹]

ج) شکستگی‌های باز و پر شده در چاه نمودار تصویری الکتریکی در گل‌های

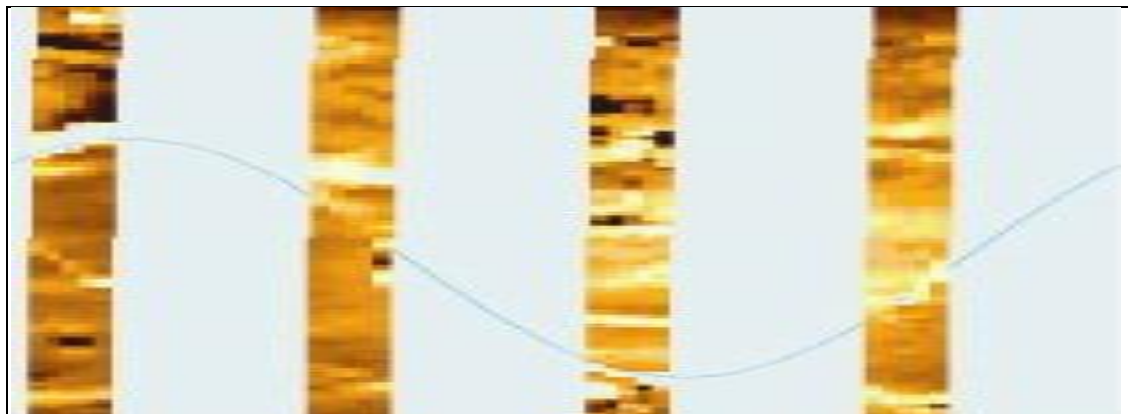
نارسانا

دستگاه^۱ OBMI برای تصویربرداری از دیواره چاه در گل‌های نارسانا (نفت پایه) به کار می‌رود. در این گل‌ها به دلیل مقاومت بالای گل نمی‌توان از دستگاه‌های معمول تصویربرداری مانند FMI و FMS استفاده کرد [۹]. بنابراین از تکنولوژی دیگری برای تزریق جریان به سازند استفاده می‌شود. دستگاه تصویربرداری OBMI جریان الکتریکی را با فرکانس بسیار بالا وارد سازند کرده و از طریق محاسبه مقاومت سازند از دیواره چاه تصویربرداری می‌کند.

شکستگی‌ها در این نمودار متفاوت از FMI و FMS است. در این نمودارها شکستگی‌های باز به رنگ روشن دیده می‌شوند (شکل ۲-۱۰). زیرا در شکستگی باز گل حفاری با مقاومت الکتریکی بالا وارد شکستگی شده و در نمودار به صورت رنگ روشن ظاهر می‌شود. همچنین شکستگی‌های پر شده نیز به صورت روشن دیده می‌شوند زیرا ماده پرکننده شکستگی مقاومت بیشتری از زمینه سازند داشته و در نمودار تصویری روشن‌تر از زمینه دیده می‌شود (شکل ۲-۱۰). در نمودارهای تصویری الکتریکی

¹ Oil base micro imager

در گل‌های نارسانا مانند OBMI شکستگی‌های باز و پر شده ظاهر یکسانی داشته و برای تفکیک آن‌ها از هم از نمودار صوتی UBI^۱ استفاده می‌شود [۹].

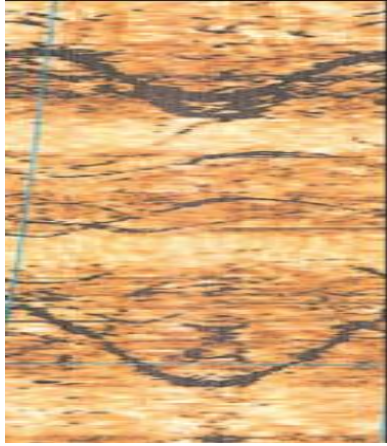


شکل ۲-۱۰ شکستگی باز در چاه نمودار تصویری الکتریکی در گل‌های نارسانا [۹]

د) شکستگی باز و پر شده در چاه نمودار تصویر بردار صوتی

در دستگاه تصویر بردار UBI سیگنال‌هایی مافوق صوت به سمت دیواره چاه فرستاده می‌شود. زمان رفت و برگشت سیگنال فرستاده شده و دامنه سیگنال برگشتی ثبت می‌شود. دامنه‌های ثبت شده تبدیل به تصویر دیواره چاه و زمان رفت و برگشت تبدیل به شکل دیواره چاه می‌شود. در نمودار UBI شکستگی‌های باز به رنگ تیره دیده می‌شوند. زیرا گل که شکستگی باز را پر می‌کند باعث کاهش دامنه سیگنال می‌شود (شکل ۲-۱۱). شکستگی‌های پر شده به رنگ روشن‌تر دیده می‌شوند زیرا ماده پرکننده شکستگی‌ها معمولاً متراکم و چگال است و کمتر باعث تضعیف دامنه سیگنال می‌شود [۹].

¹ Ultrasonic borehole imager



شکل ۲-۱۱ شکستگی باز در چاه نمودار تصویری صوتی UBI که به رنگ تیره دیده می شود [۹]

فصل سوم

پردازش تصویر

۳-۱- مقدمه

با حضور تصویربردارهای الکتریکی چاه برای اولین بار ضرورت استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر روی داده‌های لاگ‌برداری شده، احساس شد. هدف اصلی از پردازش تصویر بر روی داده‌ها، بهبود کیفیت تصاویر برداشتی از چاه به وسیله حذف نوفه و پدیده‌های ناخواسته در تصویر، بهبود کنتراست تصویر و شناسایی دقیق‌تر، بهتر و آسان‌تر پدیده‌های زمین‌شناسی مخزن مانند شکستگی‌ها، گسل‌ها و لایه‌بندی‌ها است.

شکستگی‌های طبیعی یکی از مهمترین پارامترها در پایداری و حرکت سیال در مخازن نفت هستند. در حال حاضر هیچ الگوریتم شناسایی اتوماتیک شکستگی در چاه‌نمودارهای تصویری به طور قابل قبول و مؤثری وجود ندارد، لذا نیاز به زمان زیادی برای تفسیر تصاویر توسط زمین‌شناسان وجود دارد. از طرفی درجه اطمینان از صحت شناسایی شکستگی و تفسیرها در برخی موارد یکسان نیست. با توجه به درجه تفکیک بالای تصاویر چاه، این تصاویر بهترین ابزار برای بررسی عوارض دیواره چاه به صورت دیداری هستند [۱].

آنالیز تصویر و الگوریتم‌های هوش مصنوعی نشان می‌دهد که به کمک این تکنیک‌ها و ابزارها می‌توان عوارض زمین‌شناسی را با دقت بهتر از تصاویر استخراج کرد. آنالیز کمی شکستگی‌ها و خواص آن‌ها مانند تخلخل، دهانه شکستگی، نفوذپذیری و چگالی برای پیش‌بینی و مدلسازی مخازن و قابلیت استخراج و بهره‌برداری از مخازن ضروری هستند [۱].

با وجود اهمیت بحث شکستگی در حوزه اکتشاف نفت، تصمیم‌گیری اتوماتیک در مورد شکستگی‌ها در تصاویر چاه برای مدت‌ها مورد توجه جدی قرار نگرفته است که شاید بخاطر پیچیدگی‌های موجود در این حوزه باشد [۱].

جداسازی شکستگی‌ها واقعاً کار بسیار سختی است. زیرا کنتراست تصاویر اکثراً ضعیف، ضخامت آن‌ها تغییرپذیر و یک مسیر شکستگی به صورت ناپیوسته و تکه تکه است و به صورت منسجم، یکپارچه و پیوسته نیست [۱]. برای شناسایی شکستگی و جمع‌آوری آن‌ها روش‌های اندازه‌گیری معمول و دستی نامطلوب و بسیار کند هستند و از طرفی در بسیاری مواقع دسترسی به سطوحی از توده‌ی زیاد سنگ امکان‌پذیر نیست. تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد که هیچ روش استاندارد برای آنالیز شبکه شکستگی سنگ به وسیله آنالیز تصویر وجود ندارد [۱].

به طور کلی می‌توان الگوریتم‌های شناسایی و آنالیز شکستگی‌ها را در گام‌ها و بخش‌های زیر دسته‌بندی کرد [۱,۳] که هر یک در ادامه بررسی و تشریح خواهند شد:

- پیش‌پردازش تصاویر^۱
 - آشکارسازی لبه‌ها و بخش‌ها^۲
 - جداسازی ویژگی‌ها^۳ و اثرها^۴ برای شکستگی
 - تشخیص و شناسایی شکستگی و تفکیک آن از پدیده‌های مشابه
- در این فصل به بررسی برخی روش‌ها و تئوری‌های لازم برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های مختلف و انجام مراحل شناسایی شکستگی در نمودارهای تصویری پرداخته می‌شود.

^۱ Preprocessing

^۲ Edge detection

^۳ Feature extraction

^۴ Trace

۳-۲- پیش پردازش تصاویر

. در نتیجه عواملی مانند گل حفاری، سرعت حفاری و حرارت تولیدی داخل دستگاه و نیز عوامل محیطی تصاویر برداشتی از چاه‌ها دارای نوفه خواهند بود. به منظور رسیدن به نتایج مطلوب و بهبود نتایج در مراحل بعد مثل بخش بندی^۱ انجام پردازش‌های اولیه مانند حذف نوفه به منظور بهبود کیفیت تصاویر ضروری است [۳].

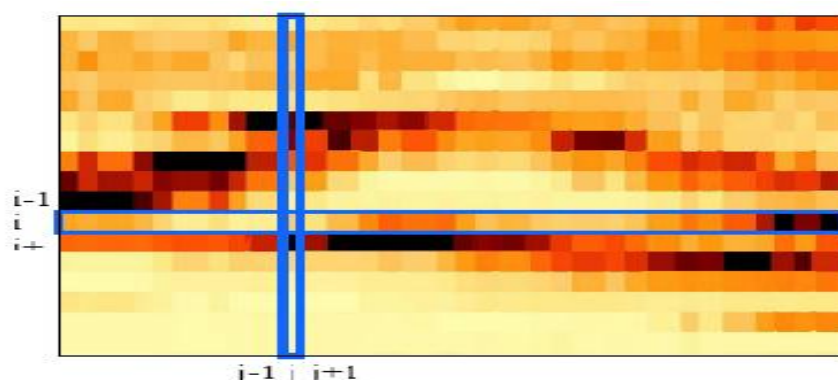
با توجه اینکه امروزه در صنعت نفت از نمودارهای تصویری به عنوان ابزاری کلیدی برای شناسایی و تفسیر پدیده‌های زمین‌شناسی از جمله شکستگی استفاده می‌شود تفسیر دقیق و رسیدن به نتایج درست و دقیق پدیده‌های موجود در چاه مانند شکستگی به کیفیت مناسب و خوب تصاویر به شدت وابسته است [۵].

تصاویر ضعیف نه تنها می‌تواند به تفسیر ضعیف که حتی می‌تواند منجر به نتایج اشتباه و نیز مدل-سازی نادرست مخزن برای زمین‌شناسان منجر شود. بنابراین بهبود کیفیت تصاویر و کنترل کیفیت تفسیر تصاویر دو پارامتر کلیدی در شناسایی و آشکارسازی شکستگی‌ها هستند [۵].

تصاویر حاصل از نمودارهای تصویری، تصاویر دیجیتال با ۱۲۸ رنگ هستند. برخی از روش‌های جدید بهبود تصاویر برای کمک به تفسیر دقیق‌تر توسط مفسرین که بر روی تصاویر می‌تواند اعمال شوند، در ادامه بیان خواهد شد. شکل (۳-۱) تصویری از یک نمودار تصویری با ابعاد ۴۲×۱۷ پیکسل که ناحیه‌ای با ابعاد ۴×۱۳ میلی‌متر را پوشش می‌دهد، نشان می‌دهد. موقعیت یک پیکسل به وسیله (i,j) تعیین و مقادیر رنگ بین ۰ تا ۱۲۷ است. بهبود کیفیت تصاویر می‌تواند به شناسایی شکستگی‌هایی که در تصویر اولیه امکان‌پذیر نبوده است کمک کند. در زیر به معرفی چهار روش بهبود کیفیت تصاویر پرداخته می‌شود [۵]:

¹ Segmentation

- ادغام (ترکیب) تصاویر^۱
- فیلترینگ^۲
- نرمالیزاسیون وزن یافته^۳
- حذف نوفه



شکل ۳-۱ بخشی از یک چاه‌نمودار تصویری و تعیین موقعیت یک پیکسل تصویر [۵]

الف) روش ادغام (ترکیب) تصاویر

در تصاویر برداشتی از میادین نفتی به‌خاطر حفاری با گل پایه نفت و شتاب دستگاه تصاویر صوتی از کیفیت پایینی برخوردار هستند. برای بهبود نتایج تفسیر چاه تصاویر صوتی و الکتریکی برای مقایسه توانایی این تصاویر از چاه برداشت می‌شوند (Earth Imager، CBLI، OBMI، UBI) [۵].

به‌وسیله ادغام دو تصویر با رابطه زیر به یک تصویر بهبود یافته می‌توان رسید:

¹ Merged image

² Filtering

³ Weighted normaization

$$c(i, j) = c_1(i, j) \cdot w_1 \left[\frac{r \cdot (1 - w_1)}{w_1} + 1 \right] + c_2(i, j) \cdot w_2 \cdot (1 - r) \quad (1-3)$$

$c(i, j)$ مقدار رنگ تصویر حاصل از ادغام در موقعیت (i, j) است.

$c_1(i, j)$ و $c_2(i, j)$ به ترتیب مقادیر رنگ تصاویر صوتی و مقاومتی در موقعیت (i, j) تصویر هستند.

w_1 و w_2 وزنهایی برای دو تصویر هستند.

r شاخصی است که اگر در موقعیتی از تصویر اطلاعاتی نباشد مساوی یک و اگر اطلاعات موجود باشد مساوی صفر است. در حالی که تصویر جدید کاهش محدوده رنگها را به دنبال خواهد داشت تصویر را به صورت محلی باید با رابطه زیر مجدداً نرمالیزه شود:

$$c'(i, j) = 127 \left(\frac{c(i, j) - c_{\min}}{c_{\max}(i) - c_{\min}(i)} \right) \quad (2-3)$$

$c_{\max}$ ماکزیمم مقدار رنگ برای پیکسلهای ستون i و $c_{\min}$ مینیمم مقدار رنگ برای پیکسلهای ستون i است.

تصویر حاصل برای هر دو چاه نموداری تصویری بهبود یافته و تصویر حاصل دارای خواص زیر خواهد بود:

الف) اتصال ویژگیهای کوچک متعلق به یک پدیده‌ی زمین‌شناسی به هم

ب) نقاط خالی پر می‌شوند.

ج) ویژگی‌هایی که ممکن است در تصاویر دیگر حذف شده‌اند، نمایش داده می‌شوند.

شکل (۲-۳) تصویر حاصل از الگوریتم ادغام فوق را بر روی دو تصویر و تولید تصویر جدید را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۲ تصویر سمت چپ CBIL و وسط Earth Imager و سمت راست تصویر حاصل از الگوریتم ادغام [۵]

ب) روش فیلترینگ

روش فیلترینگ می‌تواند منجر به حذف بخشی از محدوده رنگ‌ها در پشت زمینه شود [۵].

رابطه فیلترینگ به صورت زیر بیان می‌شود:

$$c(i, j) = 127 \left(\frac{c(i, j) - c'_{\min}}{c'_{\max} - c'_{\min}} \right) \quad (3-3)$$

$$c_{\min} < c'_{\min} < c'_{\max} < c_{\max}$$

$c_{\max}$ ماکزیمم مقدار رنگ برای کل تصویر است.

$c_{\min}$ مینیمم مقدار رنگ برای کل تصویر است.

$c'_{\max}$ ماکزیمم مقدار رنگ تعریف شده برای فیلتر است.

$c'_{\min}$ مینیمم مقدار رنگ تعریف شده برای فیلتر است.

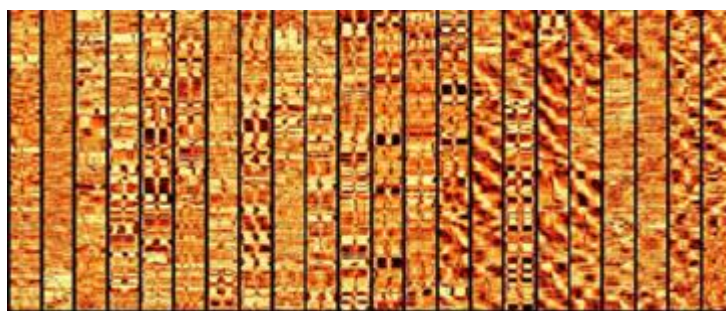
با اعمال الگوریتم فوق تصاویر حاصل از فیلترینگ بهبود یافته و نتایج زیر را دربر خواهد داشت:

الف) حذف برخی از رنگ‌های پشت زمینه و برجسته‌تر شدن ویژگی‌های زمین‌شناسی

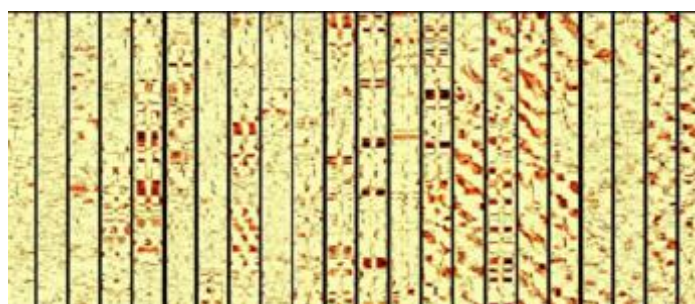
ب) افزایش محدوده‌ی رنگ برای رنگ‌های باقیمانده : می‌توان با کاهش محدوده $c'_{\max}$, $c'_{\min}$ منجر به

نمایش اسکلتون عوارض زمین‌شناسی مثل شکستگی‌ها و صفحات لایه‌بندی شود.

شکل (۳-۳) نتایج حاصل از الگوریتم فیلترینگ را نشان می‌دهد:



(الف)



(ب)

شکل ۳-۳ تصویرالف چاه‌نمودار تصویری UBI و تصویرب تصویر حاصل از فیلترینگ است [۵]

ج) نرمالیزاسیون وزن یافته

نرمالیزاسیون وزن یافته یک روش بسیار مؤثر برای بهبود ویژگی‌های زمین‌شناسی ترکیب شده در

بخش‌های تاریک و روشن است [۵]. روابط الگوریتم در زیر آمده است:

$$c'(i, j) = c_1(i, j) \cdot w_1 + c_2(i, j) \cdot w_2 \quad (۴-۳)$$

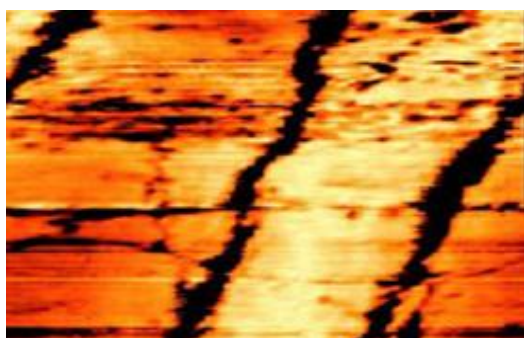
$$c_1(i, j) + c_2(i, j) = c_1(i, j) \cdot w_1 + c_2(i, j) \cdot w_2 \quad (۵-۳)$$

وزن ها در رابطه (۳-۴) به نحوی انتخاب می شوند که در رابطه (۳-۵) صدق کنند.

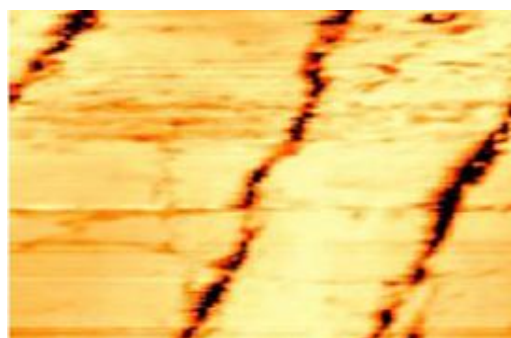
با اعمال این روش تصاویر حاصل دارای خواص زیر خواهند بود:

الف) بهبود ویژگی های پنهان در نقاط تاریک یا روشن

ب) چیدمان جدید توزیع رنگ ها برای فراهم شدن امکان نمایش ویژگی های زمین شناسی از نو



(ب)



(الف)

شکل ۳-۴ تصویر الف تصویر اصلی و تصویر ب تصویر حاصل از الگوریتم نرمالیزاسیون وزن یافته است.

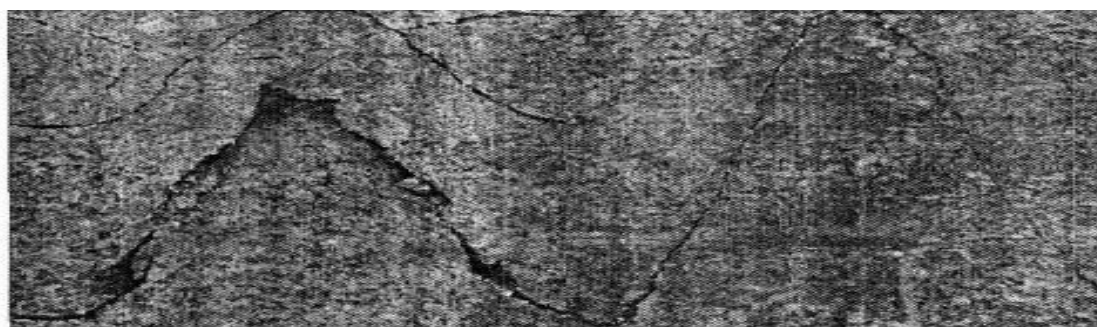
د) حذف نوفه

از فیلترهای ملایم کننده برای ملایم کردن و کاهش نوفه می توان استفاده کرد. در فرآیند ملایم کردن می توان برای کاهش نوفه از فیلترهای خطی و غیرخطی استفاده کرد. در کنار کاهش نوفه در تصویر، لبه های موجود در تصویر نیز دچار تیره شدن و ضعیف شدن می شوند [۳]. از جمله فیلترهای خطی می توان به فیلتر میانگین اشاره کرد. در این فیلترها در تصویر خروجی روشنایی هر پیکسل میانگین روشنایی پیکسل های همسایه یک پیکسل است.

از فیلترهای غیر خطی (آماری - ترتیبی) نیز برای کاهش نوفه در تصاویر می توان استفاده کرد. این فیلترها این مزیت را دارند که با حذف نوفه لبه ها را در تصویر نسبت به فیلترهای خطی کمتر تضعیف می کنند. بهینه ترین فیلترها از این نوع، فیلتر میانه گیر است [۳]. این فیلتر ضمن کاهش نوفه، لبه ها را

نسبت به فیلترهای ملایم‌کننده خیلی کمتر تضعیف می‌کند. در این فیلتر با توجه به اندازه پنجره تعریف شده برای فیلتر روشنایی پیکسل‌های همسایه مرتب می‌شوند. سپس میانه این مقادیر تعیین و به عنوان روشنایی در تصویر خروجی برای پیکسل ورودی در نظر گرفته می‌شود.

برای تصاویر خاکستری می‌توان از فیلترهای گوناگون برای حذف نوفه استفاده کرد در مقالات بررسی شده بهترین نوع فیلترهای پنجره‌ای که نتایج مطلوب‌تری در حذف نوفه به دست می‌آید فیلتر میانه‌گیر است که در شکل (۳-۵) نتایج حاصل از اعمال فیلتر میانه‌گیر را روی تصاویر خاکستری سنگ‌ها که به وسیله دوربین‌های CCD گرفته شده را نشان می‌دهد [۳].



(الف)



(ب)

شکل ۳-۵ تصویر (الف) تصویر اصلی (اولیه) و تصویر (ب) تصویر حاصل از اعمال فیلتر میانه‌گیر [۳]

۳-۳- بخش‌بندی تصاویر

در پردازش تصویر، بخش‌بندی یکی از گام‌های ضروری و حیاتی است. بخش‌بندی دقیق تعیین‌کننده موفقیت احتمالی یا شکست در فرایند آنالیز کامپیوتری است. در بیشتر موارد بخش‌بندی سخت‌ترین

خواسته برای آنالیز تصویر است، بخصوص در زمینه پردازش تصاویر توده سنگ که پیچیدگی‌ها و ویژگی‌های سطوح سنگ به پیچیدگی این مسایل افزون می‌شود. به همین خاطر تحقیقات و توجه ویژه‌ای به این بحث در حوزه پردازش تصویر شده است [۳]. فرآیند تقسیم‌بندی یک تصویر دیجیتال به چند ناحیه را بخش‌بندی گویند. بخش‌های حاصل اشیاء مختلفی هستند که دارای ویژگی‌های مشابه مانند: بافت یا رنگ و... هستند. نتیجه حاصل از بخش‌بندی، یک مجموعه از نواحی است که با هم مجموعه کل تصویر را می‌سازند. همهٔ پیکسل‌های یک ناحیه در تعدادی خواص مانند رنگ، شدت یا بافت و... مشابه هستند [۱۲].

بخش‌بندی تصاویر تک رنگ (خاکستری) عموماً بر اساس یکی از دو ویژگی مقادیر سطوح روشنایی در تصاویر خاکستری انجام می‌گیرد:

الف) ناپیوستگی‌ها: در این روش‌ها تغییرات و پرش‌های ناگهانی در سطوح روشنایی عامل بخش‌بندی تصاویر است. به طور مثال یک لبه در یک تصویر ناشی از تغییرات ناگهانی سطوح روشنایی است. که نوع ملایم لبه‌ها را می‌توان مشتق اول در تصاویر دانست [۳].

ب) تشابهات: باتوجه به اینکه برخی بخش‌ها در تصاویر دارای ویژگی‌های مشابه هستند مانند سطوح روشنایی یکسان و نزدیک به هم و پیوستگی بخش‌های جزء تصویر، می‌توان برای بخش‌بندی تصویر از این خواص استفاده کرد. تصاویر به‌وسیله پارامترهایی که از قبل تعریف شده‌اند بر اساس تشابه قسمت‌های مختلف به هم بر اساس این معیارها تقسیم‌بندی می‌شوند [۳].

بیشتر روش‌های بخش‌بندی انجام گرفته در کاربردهای مختلف، مبتنی بر تصاویر تک رنگ هستند. برای پردازش تصاویر رنگی محاسبات خیلی بیشتری نسبت به پردازش تصاویر خاکستری نیاز است. اما امروزه با افزایش سرعت و کاهش هزینه محاسبات، پردازش تصاویر رنگی در دهه اخیر نیز مورد توجه قرار گرفته است. تصاویر رنگی می‌توانند موجب افزایش کیفیت بخش‌بندی تصاویر شوند [۱۲].

تصاویر رنگی حاوی اطلاعات بیشتری نسبت به تصاویر تک رنگ هستند. هر پیکسل در یک تصویر حاوی اطلاعاتی درباره روشنایی، غلظت و اشباع است. رنگ نمایش کامل‌تری را از یک تصویر که می‌تواند منجر به بخش بندی بهتر و مطمئن‌تر تصویر شود ارائه می‌دهد. مدل‌های متفاوتی برای نمایش رنگ‌ها مانند: RGB، CMY، HSV وجود دارد. معمولاً مدل رنگی RGB بخاطر سادگی و پردازش سریعتر آن برای بخش بندی تصاویر انتخاب می‌شود. در یک تصویر رنگی هر پیکسل به وسیله یک ترکیب سه تایی قرمز، سبز و آبی نمایش داده می‌شود. برای تصاویر رنگی برای نواحی متعلق به یک بخش باید یک نسبت تقریباً ثابت را داشته باشند. نیازهای یک بخش بندی خوب عبارتند از: پیکسل‌های یک بخش نباید حاوی رنگ‌های کاملاً متفاوت باشد و هر بخش فقط یک برچسب داشته باشد. همه پیکسل‌های معین باید متعلق به یک ناحیه برچسب خورده باشند. شدت روشنایی یک بخش باید به طور قابل قبولی یکنواخت باشد.

بخش بندی یک تصویر فرآیندی ساده است مگر آنکه یکی یا برخی از شرایط زیر وجود داشته باشد [۱۳]:

- نوفه تصویر
 - مرزهای ضعیف اشیاء
 - نواحی غیر همگن اشیاء
 - کنتراست ضعیف
 - عوامل متعدد دیگر که می‌توانند روی تصویر تأثیرگذار باشند.
- به طور کلی روش‌های بخش بندی تصویر را می‌توان به دو دسته کلی تقسیم کرد:

الف) بخش بندی مبتنی بر نواحی: در این روش هر پیکسل به یک ناحیه خاص تعلق دارد. اشیاء موجود در تصویر به نواحی مختلف با ویژگی‌های مشابه برای پیکسل‌های موجود در هر ناحیه تقسیم می‌شوند.

ب) بخش بندی مبتنی بر لبه‌ها و مرزها: مرزها پیکسل‌هایی هستند که بین دو ناحیه مجزا قرار دارند. لبه‌ها نقاطی هستند که در آن‌ها تغییرات ناگهانی در سطح روشنایی صورت می‌گیرد. در این روش - ها اشیاء و بخش‌های مختلف تصویر به وسیله مرزها و لبه‌ها از هم تفکیک و مجزا می‌شوند.

در این فصل برخی از روش‌های بخش بندی که در این تحقیق استفاده و در فصل بعد پیاده‌سازی ، تشریح می‌شوند.

۳-۳-۱- آشکارسازی لبه‌ها

آشکارسازی لبه یک عنصر ضروری در پردازش تصویر است، در حالی که لبه‌ها شامل تابع اصلی اطلاعات تصویر است. تابع آشکارساز لبه برای تشخیص مرزهای بین نواحی همگن در یک تصویر بر اساس خواصی مانند شدت روشنایی و بافت استفاده می‌شود [۱۴]. آشکارسازی لبه‌ها به معنی فرآیند تشخیص و تعیین مکان ناپیوستگی‌های تند روشنایی در یک تصویر است. ناپیوستگی‌ها، تغییرات ناگهانی در شدت روشنایی پیکسل‌ها هستند که مرز اشیاء را در تصویر تعیین می‌کنند. روش‌های آشکارسازی لبه کلاسیک مستلزم کانولوشن تصویر با یک عملگر (یک فیلتر دو بعدی) است. این عملگرها طوری طراحی می‌شوند که حساس به گرادیان‌های بزرگ در تصویر باشند که در نواحی یکنواخت مقدار صفر را نشان می‌دهند. تعداد زیادی عملگر آشکارساز لبه وجود دارد که هر یک به نوع خاصی از لبه‌ها حساس هستند [۱۵].

آشکارسازی لبه‌ها در تصاویر با نوفه کار سختی است. زیرا هم نوفه و هم لبه‌ها هر دو حاوی فرکانس‌های بالا هستند. تلاش برای کاهش نوفه تصاویر به‌وسیله ملایم کردن تصویر منجر به خرابی لبه‌ها می‌شود. عملگرهای آشکارساز لبه که نوفه را نیز کاهش می‌دهند، به‌خاطر تغییرات در تصویر موجب کاهش دقت محل لبه‌های آشکار شده می‌شوند. همه لبه‌ها دارای تغییرات پله‌ای در شدت روشنایی نیستند. برخی لبه‌ها دارای تغییرات تدریجی و شیب‌دار در شدت روشنایی هستند. بنابراین باید عملگرها طوری طراحی شوند که به این لبه‌ها نیز حساس باشند. بنابراین در آشکارسازی لبه‌ها با مسایلی مانند: آشکارسازی اشتباه لبه، از دست دادن لبه‌های درست، تعیین محل لبه‌ها، زمان زیاد محاسبات و مشکلات ناشی از نوفه روبرو هستیم. بنابراین هدف این است که به‌طور خلاصه به مقایسه عملگرهای مختلف آشکارسازی لبه‌ها و تحلیل آن‌ها در شرایط مختلف پرداخته شود [۱۵].

روش‌های زیادی برای آشکارسازی لبه‌ها وجود دارد. با این وجود دو دسته کلی روش‌ها را می‌توان نام برد:

الف) آشکارسازی لبه مبتنی بر گرادیان

روش‌های آشکارساز گرادیان، لبه‌ها را به‌وسیله جست‌وجوی ماکزیمم یا مینیمم مشتق اول در تصویر آشکار می‌کند. عملگرهای گرادیان بر اساس این ایده هستند که از مشتق اول و دوم سطوح روشنایی استفاده می‌کنند. مشتق اول نقاط لبه را برجسته می‌کند. تغییرات تندتر روشنایی، لبه‌های قوی‌تری را نشان می‌دهد. مشتق دوم دو ضربه را در دو طرف لبه نشان می‌دهد. مزیت روش مشتق دوم این است که اگر یک خط راست بین دو ضربه از محور صفر عبور دهیم مرکز لبه را به ما نشان می‌دهد که از لحاظ تئوری امکان اندازه‌گیری مکان لبه را برای دقت زیر پیکسل فراهم می‌شود. منظور از زیر پیکسل این است که ممکن است فاصله کسری باشد. در آشکارسازهای قدیمی، گرادیان تصویر به‌وسیله مشتق اول محاسبه می‌شود. هنگامی که گرادیان از یک مقدار آستانه بزرگتر باشد، یک شی در تصویر وجود دارد. اگر تصویر ورودی $f(x,y)$ باشد، گرادیان نقطه (x,y) به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\nabla f(x, y) = [G_x \ G_y] = \left[\frac{\partial f}{\partial x} \quad \frac{\partial f}{\partial y} \right] \quad (6-3)$$

دامنه گرادیان از رابطه زیر به دست می آید:

$$\text{mag}(\nabla f) = (G_x^2 + G_y^2)^{\frac{1}{2}} \quad (7-3)$$

و جهت (زاویه) به صورت زیر محاسبه می شود:

$$\varphi(x, y) = \arctan\left(\frac{G_x}{G_y}\right) \quad (8-3)$$

گرادیان هر پیکسل از سه رابطه فوق محاسبه می شود. در عمل از پنجره های با نواحی کوچک برای کانولوشن استفاده می شود. عملگرهای گرادیان شامل عملگرهای Robert، Prewitt و Sobel است. این عملگرها ساده بوده و لبه ها و جهتشان را تعیین می کنند، اما به نوفه حساس بوده و دقت آن ها با حضور نوفه در تصویر کم می شود.

ب) آشکارسازی لبه مبتنی بر لاپلاسیان

در روش های آشکارسازی لاپلاسیان محل عبور از صفر مشتق دوم تصویر را جست و جو می کنند. یک لبه یک بعدی شکلی مانند یک شیب دارد و با محاسبه مشتق تصویر این نوع لبه ها در تصویر برجسته می شوند. عملگرهای لاپلاسیان از مشتق دوم استفاده می کنند که این عملگر لاپلاسیان به صورت زیر تعریف می شود:

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \quad (9-3)$$

عملگر لاپلاسیان محل لبه‌ها را پیدا می‌کند و نواحی بزرگتری را اطراف هر پیکسل آزمایش می‌کند، ولی در گوشه‌ها و منحنی‌ها به خوبی عمل نمی‌کند. همچنین در جایی که تابع شدت روشنایی تصویر خاکستری تغییر می‌کند، نمی‌تواند جهت لبه‌ها را به‌خاطر استفاده از لاپلاسیان پیدا کند. لاپلاسیان گوسی (LOG)، فیلتر گوسی را با لاپلاسن ترکیب کرده و به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\delta^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\delta^2}\right) \quad (3-10)$$

استفاده از کانولوشن عملگر گوسی با تصویر $f(x, y)$ ، ابتدا تصویر را ملایم و سپس لبه‌های آن را آشکار می‌کند که رابطه آن را در زیر نشان می‌دهیم:

$$LOG(f(x, y)) = \nabla^2 (G(x, y) \cdot f(x, y)) = (\nabla^2 G(x, y) \cdot f(x, y)) \quad (3-11)$$

آشکارساز لبه گوسی در راستای لبه‌ها متقارن بوده و با ملایم کردن تصویر نوفه را کاهش می‌دهند.

یکی از آشکارسازهای لبه گوسی، آشکارساز لبه Canny است. آشکارساز لبه Canny با وجود پیچیدگی محاسبات نسبت به سایر روش‌ها معمولاً جواب بسیار بهتری را در شرایط تصاویر با نوفه برای آشکارسازی لبه‌ها می‌دهد. این الگوریتم به عنوان بهینه‌ترین آشکارساز لبه شناخته می‌شود [۱۴، ۱۵]. این الگوریتم ابتدا تصویر را ملایم و نوفه را حذف می‌کند. سپس گرادیان تصویر برای برجسته کردن نواحی با مشتقات بالای مکانی محاسبه می‌شود. سپس این الگوریتم به جست‌وجو در این پیکسل‌های برجسته شده پرداخته و هر پیکسل نمی‌تواند به عنوان ماکزیمم باشد را حذف می‌کند. با توجه به دو مقدار آستانه در یک هیستریزیس تعیین می‌شوند.

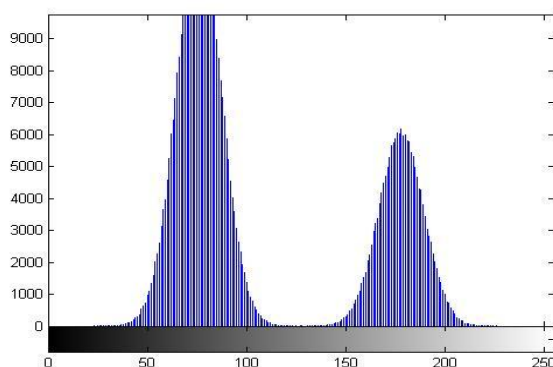
۳-۲-۳- آستانه گذاری

الگوریتم‌های آستانه‌گذاری تصویر، به‌خاطر خواص جالب، سادگی در پیاده‌سازی و سرعت محاسبات نقش برجسته‌ای را در بخش بندی تصاویر دارند [۱۶]. در روش‌های بخش‌بندی تصویر مبتنی بر لبه ابتدا لبه‌های موجود در تصویر آشکار شده و سپس سعی می‌شود که این بخش‌ها را به هم متصل و مرزهای اشیاء موجود در تصویر تعیین و تفکیک شود. اما در روش آستانه‌گذاری، تصویر مستقیماً به نواحی مختلف بر اساس سطح روشنایی یا خواصی از این مقدار تقسیم می‌شود.

فرض کنید که شکل (۳-۶) هیستوگرام شدت روشنایی یک تصویر باشد. این هیستوگرام مربوط به یک تصویر با پشت‌زمینه تاریک و وجود یک شی روشن در تصویر است. در این‌گونه تصاویر که پشت-زمینه و شی به دو دسته مد حاکم در تصویر تقسیم می‌شوند، برای جداسازی شی از پشت‌زمینه در تصویر یک مقدار آستانه T را می‌توان تعیین کرد که این دو مد را از هم جدا کند. سپس همه نقاطی که روشنایی تصویر در آن‌ها از مقدار آستانه بیشتر است، متعلق به یک کلاس و دسته‌ای که از این مقدار آستانه کمتر باشند، متعلق به کلاس دیگر هستند. رابطه (۳-۱۲) این رابطه را نشان می‌دهد.

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x, y) > T \\ 0 & \text{if } f(x, y) < T \end{cases} \quad (۳-۱۲)$$

هنگامی که T یک مقدار عملی ثابت در کل تصویر باشد، به این فرآیند آستانه‌گذاری کلی می‌گویند. هنگامی که مقدار T در تصویر تغییر کند، از اصطلاح آستانه‌گذاری متغیر استفاده می‌شود. از اصطلاحات محلی و ناحیه‌ای نیز هنگامی که مقدار آستانه برای هر پیکسل در مختصات (x, y) به پیکسل‌های همسایه وابسته باشد استفاده می‌کنند.



شکل ۳-۶ هیستوگرام شدت روشنایی یک تصویر که به وسیله یک مقدار آستانه کلی می‌تواند تصویر را به دو بخش مجزا تقسیم کند.

۳-۲-۱- آستانه گذاری کلی پایه

هنگامی که توزیع روشنایی اشیاء و پشت زمینه در یک تصویر به اندازه کافی قابل تفکیک باشند. یک مقدار آستانه کلی را می‌توان برای کل تصویر استفاده کرد. در بیشتر کاربردها اگر تغییرات کافی بین بخش‌های تصویر وجود داشته باشد، حتی اگر آستانه گذاری کلی روشی مناسب باشد، یک الگوریتم مناسب برای تعیین مقدار آستانه در هر تصویر لازم است [۱۶]. از الگوریتم بازگشتی زیر برای این منظور می‌توان استفاده کرد:

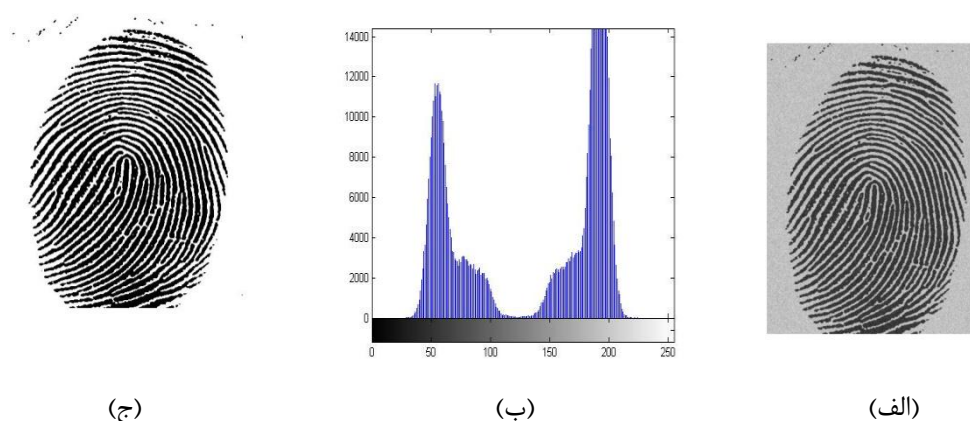
- ۱- یک مقدار آستانه اولیه برای مقدار T انتخاب می‌شود.
- ۲- تصویر به وسیله مقدار T بخش بندی می‌شود. این کار منجر به تولید دو دسته پیکسل می‌شود: G_1 شامل پیکسل‌هایی است که شدت روشنایی آن‌ها از مقدار آستانه T بیشتر است و G_2 شامل پیکسل‌هایی است که از مقدار آستانه کمتر هستند.
- ۳- مقدار میانگین شدت روشنایی برای هر یک از مجموعه پیکسل‌های گروه G_1 و G_2 محاسبه شده و به ترتیب m_1 و m_2 نامیده می‌شوند.
- ۴- یک مقدار آستانه جدید به صورت زیر به دست آورده می‌شود:

$$T = \frac{1}{2}(m_1 + m_2) \quad (3-13)$$

۵- گام‌های دو تا چهار را تا زمانی که اختلاف بین دو مقدار آستانه در دو مرحله پیاپی کوچکتر از یک مقدار تعریف شده شود، ادامه می‌یابد.

این الگوریتم هنگامی که بین مدها، دره‌های برجسته‌ای در هیستوگرام تصویر وجود داشته باشد به خوبی عمل می‌کند. مقدار اولیه در این الگوریتم معمولاً مقدار متوسط روشنایی تصویر در نظر گرفته می‌شود.

شکل (۳-۷) یک تصویر و هیستوگرام آن و نتیجه این الگوریتم را برای بخش‌بندی تصویر نشان می‌دهد.



شکل ۳-۷ نتایج حاصل از بخش‌بندی به وسیله روش آستانه‌گذاری کلی (تصویر الف تصویر ورودی، تصویر ب هیستوگرام تصویر و تصویر ج نتیجه حاصل از الگوریتم را نشان می‌دهد)

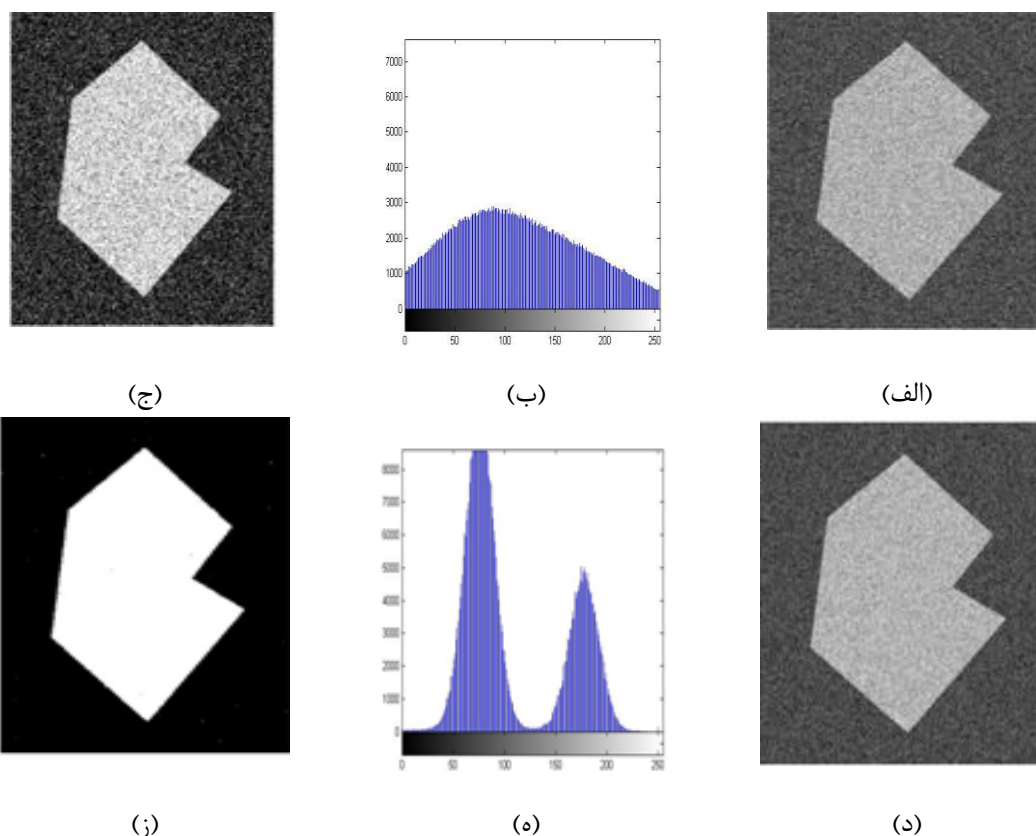
۳-۲-۲- استفاده از ملایم کردن تصویر برای بهبود الگوریتم آستانه گذاری

کلی

وجود نوفه در یک تصویر می تواند منجر به غیر ممکن شدن بخش بندی تصویر به وسیله آستانه گذاری کلی شود [۱۶]. هنگامی که نمی توان تولید نوفه را در هنگام تولید تصویر کاهش داد، از فرآیند ملایم

کردن برای بهبود عملکرد الگوریتم آستانه گذاری و کاهش تأثیر نوفه استفاده می کنند.

شکل (۳-۸) تأثیر نوفه در آستانه گذاری و نقش ملایم کردن برای حل این مشکل را نشان می دهد.



شکل ۳-۸ تأثیر نوفه روی بخش بندی به روش آستانه گذاری

((الف) تصویر اصلی با نوفه، (ب) هیستوگرام تصویر با نوفه، (ج) تصویر بخش بندی شده با نوفه، (د) تصویر فیلتر شده با فیلتر میانه گیر، (ه) هیستوگرام تصویر فیلتر شده، (ز) تصویر بخش بندی شده حاصل از فیلترینگ))

۳-۳-۲-۳- آستانه گذاری متغیر

عواملی مانند نوفه و نورپردازی غیریکنواخت می تواند، نقش مهمی را در عملکرد الگوریتم آستانه گذاری برای بخش بندی تصاویر داشته باشند. در مواردی که حتی فرآیندهای پیش پردازش مانند ملایم کردن نیز برای حل این مشکلات کارآمد نیستند، گام بعدی که نسبت به مراحل قبل پیچیده تر است برای حل این مشکلات از الگوریتم های آستانه گذاری متغیر استفاده می کنند [۱۶].

در این الگوریتم ها از روش هایی مانند تقسیم بندی تصویر به نواحی کوچکتر و سپس آستانه گذاری برای هر بخش با توجه به هیستوگرام آن بخش و یا استفاده از اطلاعات محلی برای بخش بندی تصاویر استفاده می شود.

یکی از روش های آستانه گذاری متغیر که از خاصیت آماری واریانس نواحی برای تفکیک نواحی که پیکسل های داخل آن نواحی، همگن هستند در اینجا به طور خلاصه شرح داده می شود. این تکنیک ها برای تصاویر با همگنی بالا مناسب هستند و ناحیه شی و پشت زمینه باید هر یک همگن باشند بجز ناحیه بین این دو ناحیه [۱۷].

این تکنیک به صورت زیر بیان می شود:

$$C(T) = P_1(T)\sigma_1^2(T) + P_2(T)\sigma_2^2(T) \quad (3-14)$$

در رابطه فوق، $C(T)$ واریانس بین دو گروه پیکسل تفکیک شده از هم است. $P_1(T)$ ، احتمال پیکسل -هایی که مقدار روشنایی آن ها کمتر از مقدار آستانه هستند. $P_2(T)$ ، احتمال پیکسل هایی که مقدار روشنایی آن ها بیشتر از مقدار آستانه هستند. $\sigma_1^2(T)$ واریانس پیکسل های گروه اول و $\sigma_2^2(T)$ واریانس پیکسل های گروه دوم است. بهترین مقدار آستانه زمانی به دست می آید که مقدار این رابطه مینیمم شود.

۳-۳-۳ عملگرهای مورفولوژی

کلمه مورفولوژی به شاخه‌ای از علم زیست‌شناسی که در مورد شکل و ساختار حیوانات و گیاهان بحث می‌کند اشاره دارد. در ریاضیات، مورفولوژی به عنوان ابزاری برای نمایشی جدید و توصیفی از قالب نواحی مانند مرزها، اسکلت‌بندی، و کانوکس هال گفته می‌شود [۱۶]. زبان ریاضیات مورفولوژی نظریه مجموعه‌ها است. مورفولوژی یک روش منحصر به فرد و قوی برای بسیاری از مسایل پردازش تصویر ارائه می‌دهد [۱۶]. مجموعه‌ها در این ریاضیات نمایش جدیدی از اشیاء موجود در تصویر هستند. مثلاً تمامی پیکسل‌های سفید در یک تصویر باینری را می‌توان به صورت یک مجموعه نشان داد که توصیفی مورفولوژی از تصویر است. از این ابزارها همچنین برای پیش‌پردازش‌ها و پردازش‌های بعدی مانند فیلترینگ مورفولوژی، نازک‌سازی و هرس کردن استفاده می‌شود.

تکنیک‌های مورفولوژی را به طور کلی می‌توان به دو دسته مورفولوژی در تصاویر باینری و تصاویر خاکستری تقسیم کرد. در ادامه به بیان و تشریح برخی از این عملگرها و تکنیک‌ها در دو بخش جداگانه خواهیم پرداخت.

۳-۳-۱- مورفولوژی در تصاویر باینری

در این بخش برخی از مهمترین عملگرهای پایه در مورفولوژی در تصاویر باینری معرفی می‌شوند.

الف) روشن^۱ و دیلیشن^۲

این عملگرها، عملگرهای پایه برای پردازش‌های مورفولوژیکی هستند. در حقیقت بسیاری از الگوریتم‌های مورفولوژیکی بر اساس این دو عملگر اولیه تعریف می‌شوند [۱۶].

^۱ Erosion

^۲ Dilation

در تصاویر باینری، A تصویر و B المان ساختاری را نشان می‌دهد. z موقعیت یک پیکسل را در تصویر باینری نشان می‌دهد.

عملگر اروشن در یک تصویر باینری به صورت زیر تعریف می‌شود.

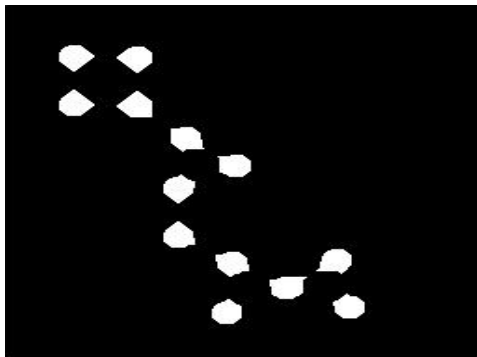
$$A \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq A\} \quad (۱۵-۳)$$

این عملگر باعث حذف بخش‌های کناری تصویر و نازک‌تر شدن یک تصویر می‌شود. نیز می‌تواند اجزا ریز موجود در تصویر را حذف کند.

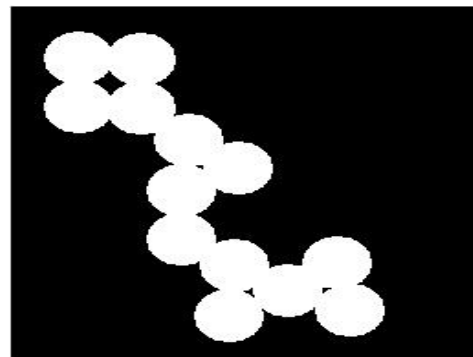
عملگر دیلیشن به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود.

$$A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \quad (۱۶-۳)$$

$\hat{B}$ المان ساختاری منعکس شده B را نشان می‌دهد. این عملگر باعث پرشدن و اتصال بریدگی‌ها و حفره‌های کوچک شده و منجر به ضخیم شدن یک تصویر می‌شود.



(ب)

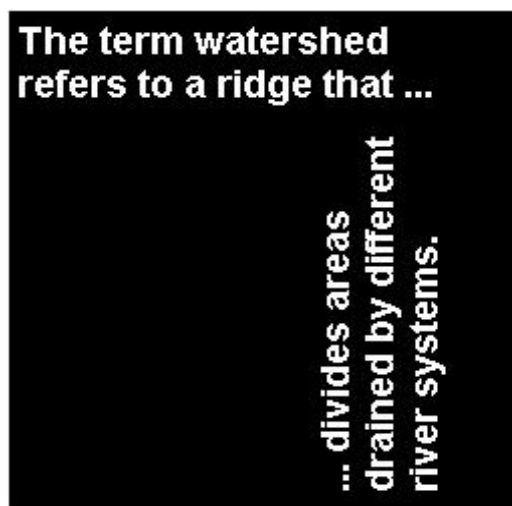


(الف)

شکل ۳-۹ تصویر (الف) تصویر باینری اصلی و تصویر (ب) نتیجه حاصل بعد از اعمال عملگر اروشن به وسیله یک المان ساختاری دایره‌ای شکل را نشان می‌دهد.



(ب)



(الف)

شکل ۳-۱۰ تصویر (الف) تصویر باینری اصلی و تصویر (ب) نتیجه حاصل بعد از اعمال عملگر دیلیشن به وسیله یک المان ساختاری نواری شکل

ب) بازکردن^۱ و بستن^۲

با ترکیب عملگرهای روشن و دیلیشن، عملگرهای جدیدی به نام بازکردن و بستن تعریف می شود که در زیر روابط آن ها آمده است. از این عملگرها می توان برای حذف جزئیات و اتصال بریدگی های موجود در تصاویر استفاده کرد. همچنین می توان از آن ها برای ساخت فیلترهای مورفولوژیکی استفاده کرد.

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (۱۷-۳)$$

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (۱۸-۳)$$

^۱ Opening

^۲ Closing

۳-۳-۲- مورفولوژی در تصاویر خاکستری

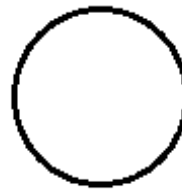
الف) روشن و دیلیشن

تصویر دیجیتال در مختصات (x,y) به صورت $f(x,y)$ و المان ساختاری را به صورت $b(x,y)$ نمایش داده می شود.

المان های ساختاری در مورفولوژی سطح خاکستری مانند تعریف آن در تصاویر باینری به عنوان یک پنجره برای جست و جو و بررسی در تصویر ورودی برای ویژگی هایی مشخص تعریف می شود. در مورفولوژی سطح خاکستری این المان ها به دو دسته صاف و ناصاف تقسیم می شوند. شکل (۳-۱۱) این دو المان را برای یک شکل دیسک نمایش می دهد.



(ب)



(الف)

شکل ۳-۱۱ الف) المان ساختاری صاف و ب) المان ساختاری ناصاف

اروشتن تصویر f به وسیله المان ساختاری صاف b در مختصات (x,y) به عنوان مقدار مینیمم تصویر در ناحیه محصور شده به وسیله b ، در حالیکه که مرکز آن در مختصات (x,y) قرار دارد تعریف می شود. رابطه (۳-۱۹) این تعریف را نشان می دهد.

$$[f \ominus b](x,y) = \min_{(s,t) \in b} \{f(x+s, y+t)\} \quad (3-19)$$

به طور مشابه دیلیشن تصویر f به وسیله المان ساختاری صاف b در مختصات (x,y) به عنوان مقدار ماکزیمم تصویر در ناحیه محصور شده به وسیله b ، در حالی که که مرکز آن در مختصات (x,y) قرار دارد، تعریف می شود. رابطه (۳-۲۰) این تعریف را نشان می دهد.

$$[f \oplus b](x, y) = \max_{(s, t) \in b} \{f(x + s, y + t)\} \quad (۲۰-۳)$$

ب) بازکردن و بستن

تعریف عملگرهای بازکردن و بستن برای تصاویر سطح خاکستری مانند تصاویر باینری است. عملگرهای بازکردن و بستن به صورت زیر تعریف می شوند:

$$f \circ b = (f \ominus b) \oplus b \quad (۲۱-۳)$$

همانطور که در رابطه (۲۱-۳) دیده می شود عملگر بازکردن از طریق اعمال دیلیشن بعد از روشن روی تصویر ورودی به دست می آید.

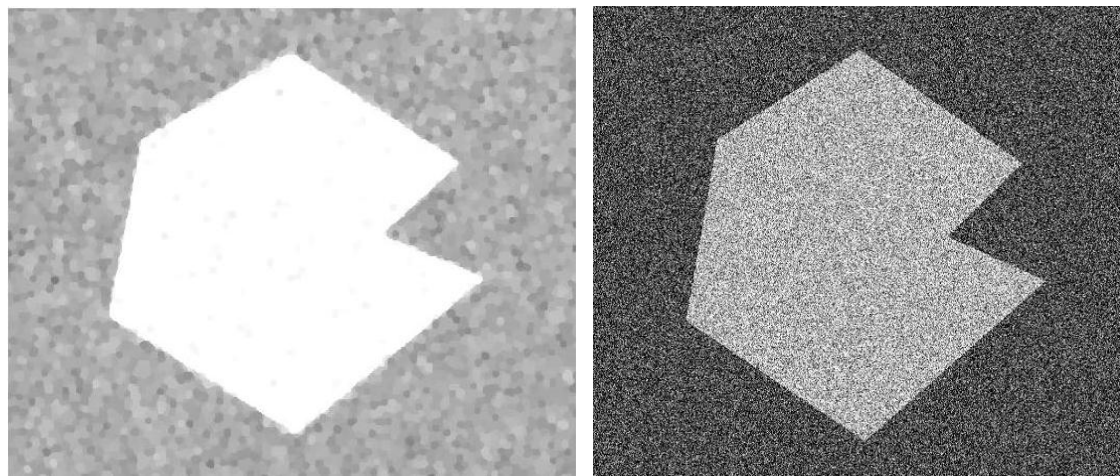
عملگر بستن از طریق اعمال اروسن بعد از دیلیشن بر روی تصویر ورودی به دست می آید که در رابطه (۲۲-۳) نشان داده شده است.

$$f \bullet b = (f \oplus b) \ominus b \quad (۲۲-۳)$$

ج) ملایم کردن مورفولوژیکی

چون عملگر بازکردن، جزئیات روشن کوچکتر از المان ساختاری را در تصویر حذف می کند و عملگر بستن جزئیات تاریک کوچک را حذف می کند، از این دو عملگر به صورت ترکیبی تحت عنوان فیلترهای مورفولوژیکی برای ملایم کردن تصویر و حذف نوفه استفاده می شود [۱۶].

شکل (۱۲-۳) نتیجه حاصل از فیلترینگ تصویر با نوفه را با یک المان ساختاری دیسک شکل به وسیله ترکیب بستن و بازکردن نشان می دهد. در ابتدا بستن و سپس روی تصویر حاصل بازکردن انجام شده است.



(ب)

(الف)

شکل ۳-۱۲ استفاده از عملگرهای مورفولوژی برای حذف نوفه (الف. تصویر با نوفه و ب. تصویر فیلتر شده)

روش دیگر فیلترینگ، فیلترینگ ترتیبی تکراری است. در این روش، عملیات فیلترینگ فوق را در چند مرحله پشت سر هم روی تصویر اصلی انجام می‌دهند. در حالت کلی این روش باعث تارشدگی بیشتر تصویر با یک المان ساختاری هم اندازه با المان ساختاری قبلی می‌شود.

۳-۳-۴ خوشه‌بندی

خوشه‌بندی، تصویر را به کلاس‌های مختلف بدون اطلاع از دانش قبلی تقسیم می‌کند. در این روش داده‌های متعلق به یک کلاس تا حد ممکن به هم مشابه و داده‌های متعلق به کلاس‌های مختلف تا حد ممکن با هم متفاوت هستند.

خوشه‌بندی را می‌توان نوعی فشرده‌سازی داده‌ها دانست که به وسیله آن حجم زیادی از داده‌ها به تعداد کمی داده که به صورت خوشه نمایش داده می‌شوند، تبدیل شوند. هدف از خوشه‌بندی، تقسیم داده‌های موجود یا اشیاء به تعدادی خوشه است که هر خوشه یک زیر مجموعه یا گروه را تشکیل می‌دهد [۱۲]. هر گروه باید دو ویژگی را داشته باشند: همگنی داده‌های داخل یک گروه (داده‌های متعلق

به یک گروه باید تا حد ممکن مشابه هم باشند) و ناهمگنی بین داده‌های متعلق به دو گروه مجزا نسبت به هم (داده‌های متعلق به دو گروه مجزا تا حد ممکن باید متفاوت از هم باشند).

۳-۳-۴-۱ خوشه‌بندی C-means

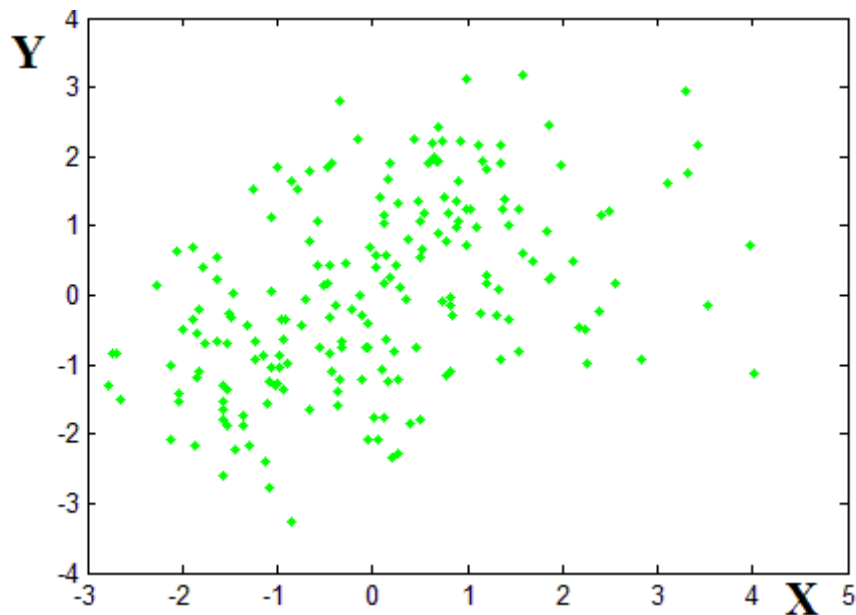
این الگوریتم یک الگوریتم خوشه‌بندی است که با استفاده از اندازه‌گیری فاصله داده‌ها از هم آن‌ها را به تعدادی کلاس مجزا تقسیم می‌کند. از این الگوریتم می‌توان برای بخش‌بندی تصاویر با فرض معلوم بودن تعداد کلاس‌ها استفاده کرد. این الگوریتم یک طبقه‌بندی کننده بدون ناظر است که داده‌های ورودی را بر اساس فاصله ذاتی آن‌ها به چند کلاس تعریف شده تقسیم می‌کند.

این الگوریتم را می‌توان به صورت گام‌های زیر تعریف کرد:

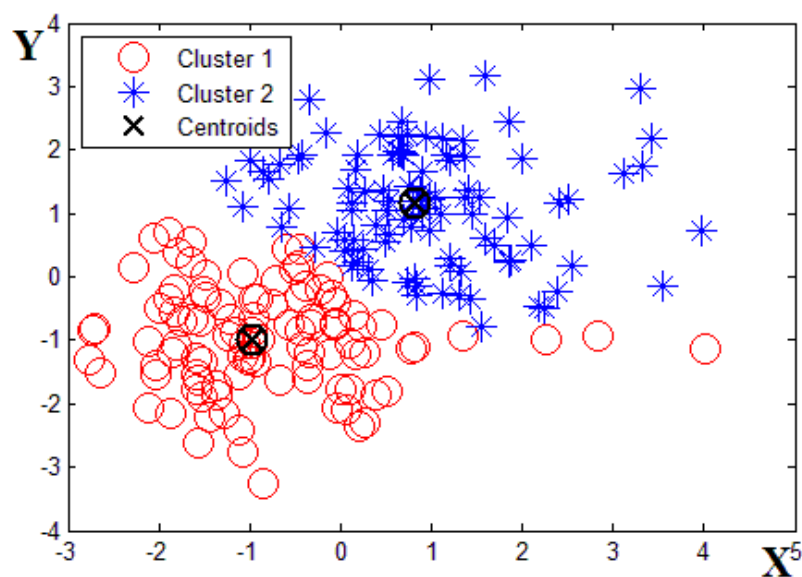
- ۱- ابتدا تعداد خوشه‌ها توسط کاربر تعیین می‌شود.
- ۲- به تعداد خوشه‌های تعریف شده مقادیری به عنوان مقدار اولیه میانگین هر خوشه به صورت تصادفی انتخاب می‌شود.
- ۳- فاصله داده‌ها تا هر میانگین محاسبه می‌شود.
- ۴- با توجه به مقدار فاصله برای هر داده تا میانگینی که کمترین فاصله را دارد، آن داده به نزدیکترین خوشه تعلق دارد.
- ۵- بعد از خوشه بندی داده‌ها، برای خوشه‌های به دست آمده، میانگین هر یک مجدداً محاسبه می‌شود.
- ۶- با استفاده از معیارهایی از توقف مانند میزان تغییرات میانگین‌ها در دو مرحله متوالی یا تعداد دفعات تکرار الگوریتم، پایان الگوریتم خوشه‌بندی تعیین می‌شود. در غیر این صورت گام‌های ۳ تا ۵ دوباره تکرار می‌شوند.

شکل (۳-۱۳) الگوریتم خوشه‌بندی C-means را برای داده‌هایی به صورت نمونه نشان می‌دهد. داده-

های شکل (الف) به دو دسته در شکل (ب) تقسیم شده‌اند.



(الف)



(ب)

شکل ۳-۱۳ خوشه‌بندی C-means (الف. داده‌های ورودی و ب. داده‌ها به دو دسته خوشه‌بندی شده‌اند).

۳-۴-۲- خوشه‌بندی Fuzzy C-means

یکی از الگوریتم‌های خوشه‌بندی، خوشه‌بندی فازی است. ایده اصلی پشت خوشه‌بندی فازی این است که یک شی یا داده می‌تواند، متعلق به بیشتر از یک کلاس باشد که عضویت آن در هر کلاس می‌تواند درجه متفاوتی از عضویت را داشته باشد. درجه عضویت تولید شده به وسیله این الگوریتم فازی چندین مزیت را دارد. اول اینکه در صورتی که تعداد خوشه‌ها بیشتر انتخاب شوند، بازهم به خاطر درجه عضویت، خوشه‌های مهم‌تر بیشتر برجسته شده و در بخش‌بندی نتایج خوب خواهد بود. دوم اینکه طبیعت فازی باعث می‌شود که بتوان بر مشکل توصیف قطعی الگوها غلبه کرد. حتی اگر توصیفگر به خوبی برای بخش بندی تعریف نشود، این الگوریتم فازی همچنان پایداری خوبی را از خود نشان می‌دهد. سوم این‌که، کارشناسان در تعیین مرز بین ساختارهای متفاوت مشکل دارند. بنابراین به راحتی می‌توان درجه‌های عضویتی را برای پیکسل‌هایی که متعلق به یک ساختار خاص هستند، تعریف کرد. در آخر این‌که، ممکن است دانش چندین کارشناس متفاوت را بخواهند در بخش‌بندی و جداسازی ساختارها دخالت دهند. دو نوع الگوریتم خوشه‌بندی فازی به نام‌های الگوریتم فازی C-means و الگوریتم فازی احتمالاتی C-means را می‌توان تعریف کرد.

یکی از مهمترین الگوریتم‌های فازی، الگوریتم فازی C-means است [۱۲]. این الگوریتم نسخه بهبود یافته الگوریتم خوشه‌بندی سخت C-means است. این الگوریتم داده‌ها را به صورت یک ماتریس $n \times m$ دریافت می‌کند. که n تعداد داده‌ها و m تعداد پارامترهاست. C تعداد خوشه‌ها و U ماتریس فرضی تقسیم‌بندی و e مقدار همگرایی را مشخص می‌کند که باید به این الگوریتم داده شود. این الگوریتم یک الگوریتم بازگشتی است که سعی می‌کند مجموعه X را به C خوشه تقسیم کند. هر خوشه به وسیله یک مقدار میانگین b_i مشخص می‌شود. هر بردار مشخصه X_j با یک درجه عضویت u_{ij} متعلق به یکی از کلاس‌های $0 \leq i \leq C$ در محدوده $[0, 1]$ است که درجه عضویت یک داده را به هر کلاس نشان می‌دهد. $U = \{u_{ij}\}$ که $\{0 \leq i \leq C, 1 \leq j \leq N\}$ ، تقسیم‌بندی فازی X خوانده می‌شود.

$B=\{b_i\}$ مجموعه مرکز خوشه‌ها را نشان می‌دهد. این الگوریتم فازی یک فرآیند بهینه‌سازی برای مینیمم کردن محدودیت زیر است.

$$J(B,U,X)=\sum_{i=1}^C\sum_{j=1}^Nu_{ij}^m d(x_j,b_i) \quad (23-3)$$

m در رابطه فوق پارامتر کنترل است که میزان فازی بودن را تعیین می‌کند. این الگوریتم عضویت نسبی را برای هر داده در هر خوشه مشخص، تولید می‌کند. رابطه تحلیلی این الگوریتم فازی به صورت زیر است.

$$u_{ij}=\left(\sum_{k=1}^C\left(\frac{d(x_j,b_i)}{d(x_j,b_k)}\right)^{\frac{2}{m-1}}\right)^{-1} \quad (24-3)$$

رابطه فوق وابسته به فاصله هر داده از تمام خوشه‌ها بوده و فقط به یک خوشه وابسته نیست.

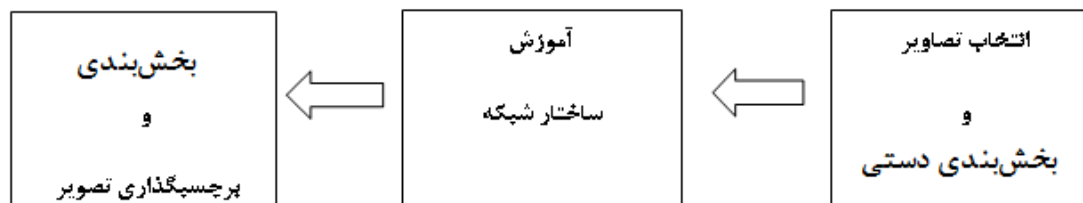
۳-۴-۳- خوشه‌بندی به وسیله شبکه‌های عصبی

یک شبکه عصبی مصنوعی، مدلی ریاضی و محاسباتی است که از شبکه‌ای از نرون‌های متصل به هم ساخته شده است. یک شبکه عصبی برای حل یک مسأله نیاز به فرآیند یادگیری دارد. یادگیری فرآیندی است که در طی آن پارامترهای شبکه با توجه به اطلاعات محیطی موجود، خود را به بهترین نحو برای حل یک مسأله تنظیم می‌کنند. یک شبکه عصبی مصنوعی، یک شبیه‌سازی از سیستم عصبی واقعی است. این شبکه از تعدادی نرون متصل به هم تشکیل شده است.

شبکه‌های عصبی به طور کلی با توجه به نوع فرآیند یادگیری به دو دسته: شبکه‌های با ناظر و شبکه‌های بدون ناظر تقسیم می‌شوند. در یادگیری با ناظر یک کارشناس تصاویری را برای آموزش شبکه انتخاب می‌کند. سپس این تصاویر را به تعدادی کلاس مشخص بخش‌بندی کرده و هر کلاس را با برچسب مشخصی تعیین می‌کنند. ولی در شبکه‌های بدون ناظر یک ناظر خارجی برای بخش‌بندی وجود ندارد. به عبارتی دیگر هیچ نمونه‌ای از تصاویر برچسب‌گذاری شده، وجود ندارد. شبکه‌های بدون ناظر به دنبال یافتن یک ساختار پنهان بین داده‌های موجود برای تقسیم‌بندی این داده‌ها به کلاس‌های مختلف هستند [۱۸]. این الگوریتم‌ها می‌توانند تصاویر را به بخش‌های مختلف، بدون دخالت ناظر تقسیم کنند. تکنیک‌های بخش‌بندی مبتنی بر شبکه‌های عصبی به طور کلی به دو دسته تقسیم می‌شوند: روش‌های با ناظر و روش‌های بدون ناظر.

الف) روش‌های با ناظر

روش‌های با ناظر نیاز به یک کارشناس دارند تا داده‌های ورودی را بخش‌بندی کنند. یعنی اینکه کارشناس‌هایی باید برای آموزش شبکه، تصاویر ورودی آموزشی را با دقت بخش‌بندی کنند. روش‌های با ناظر مبتنی بر انسان یا دانش اปรاتور هستند، تا بتوان تصاویر آموزش را انتخاب و به‌صورت دستی به C ناحیه بخش‌بندی کرد. هر یک از نواحی برچسب‌گذاری شده و شبکه طراحی شده با ساختار معین به‌وسیله تصاویر آموزشی، آموزش داده می‌شود. این شبکه آموزش دیده قادر خواهد بود که تصاویر مشابه را نیز بخش‌بندی کند. برچسب هر تصویر جدید در مرحله آزمایش شبکه به‌وسیله دانش ذخیره شده در معماری شبکه عصبی، استفاده می‌شود. شکل (۳-۱۴) فرآیند کلی را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۱۴ مراحل بخش بندی تصویر به وسیله شبکه عصبی با ناظر

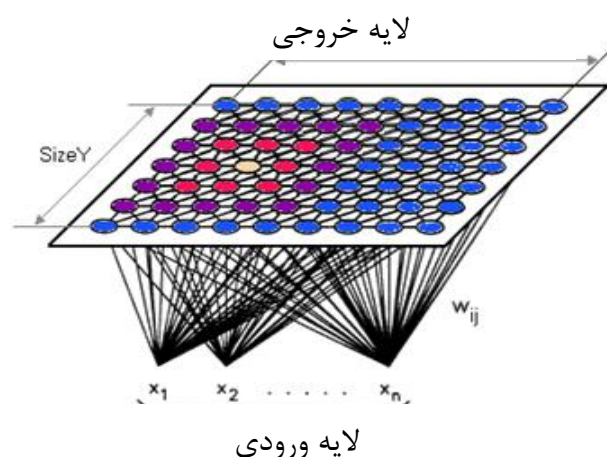
ب) روش های بدون ناظر

روش های بدون ناظر، به صورت نیمه یا کاملاً اتوماتیک هستند. دخالت کاربر ممکن است در بخش هایی از فرآیند، برای بهبود نتیجه لازم باشد. ولی نتیجه حاصل باید خیلی مستقل از دخالت انسان باشد. روش های بدون ناظر، تصویر را بدون دخالت کاربر بخش بندی می کنند. این روش ها تصاویر را به C زیرناحیه تقسیم کرده و سپس به صورت اتوماتیک برچسب هایی را به این بخش ها اختصاص می دهند. یک شبکه عصبی که از گروهی از نرون ها ساخته شده که برای فعال شدن با هم رقابت می کنند را شبکه عصبی رقابتی می نامند. وقتی که بیشتر از یک نرون فعال شود، به نرونی که بیشترین مقدار ورودی را دارد مقدار یک می دهند و بقیه را صفر می کنند. این شرایط "برنده شدن در بین همه" خوانده می شود.

در میان شبکه های عصبی، شبکه عصبی خودسازمانده ^۱(SOM) یکی از شبکه های بدون ناظر است که معمولاً برای بخش بندی تصاویر از آن استفاده می شود [۱۸]. این شبکه از نوع شبکه های رقابتی است که برای خوشه بندی داده ها از آن استفاده می شود. در این شبکه نرون ها برای فعال شدن با توجه به داده ورودی با هم رقابت می کنند. در این شبکه با ورود یک داده جدید به ورودی شبکه، همه نرون های لایه خروجی با توجه به یک معیار فاصله، فاصله خود را تا این داده محاسبه می کنند. نرون با

¹ Self Organizing Map

نزدیک‌ترین معیار فاصله در رقابت برنده می‌شود. سپس وزن‌های این نرون و نرون‌هایی که در همسایگی آن هستند، متناسب با فاصله خود تا نرون برنده به روز رسانی می‌شوند. شکل (۳-۱۵) ساختار کلی این شبکه‌ها را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۱۵ ساختار کلی شبکه عصبی خودسازمانده (SOM)

الگوریتم خودسازمانده را می‌توان به‌طور خلاصه به‌صورت زیر بیان کرد:

۱- وزن‌های اولیه نرون‌ها (w_{ij})، پارامترهای ساختار توپولوژیکی همسایگی‌ها و نرخ یادگیری (α) تعیین می‌شوند.

۲- تا هنگامی که شرایط توقف فراهم شود مراحل ۳ تا ۷ انجام می‌شود.

۳- برای هر بردار ورودی مراحل ۴ تا ۶ انجام می‌شود.

۴- برای هر نرون تابع فاصله زیر محاسبه می‌شود.

$$D(j) = \sum_i (w_{ij} - x_i)^2 \quad (۳-۲۵)$$

۵- نرونی که کمترین مقدار D را دارد، تعیین می‌شود.

۶- وزن‌های نرون برنده z و نرون‌های همسایه آن با توجه به میزان فاصله همسایگی آن‌ها تا نرون برنده به روز رسانی می‌شوند:

$$W_{ij}(new) = W_{ij}(old) + \alpha[X_i - W_{ij}(old)] \quad (3-26)$$

۷- نرخ یادگیری (α) به روز رسانی می‌شود. مقدار نرخ یادگیری در هر مرحله از دفعات تکرار کاهش می‌یابد.

در مقایسه روش‌های خوشه‌بندی فازی و شبکه‌های عصبی رقابتی روی تصاویر رنگی مختلف، روش شبکه‌های عصبی رقابتی نتایج بهتری را برای بخش بندی تصویر نتیجه می‌دهد [۱۱].

۳-۳-۵- ارزیابی روش‌های مختلف بخش بندی

تحقیقات زیادی در زمینه بررسی روش‌های مختلف بخش بندی تصاویر صورت گرفته است. ولی تعداد خیلی کمی از این تحقیقات به چگونگی ارزیابی و مقایسه این روش‌ها و پیاده‌سازی آن‌ها روی تصاویر مختلف پرداخته‌اند. بیشتر تحقیقات تنها بر یکی از کاربردهای بخش‌بندی تصاویر مانند پزشکی، کنترل از راه دور، بازیابی تصاویر و... تکیه کرده‌اند [۱۳].

برای ارزیابی روش‌ها حوزه کاربرد هر روش بسیار مؤثر است و نمی‌توان یک روش بخش‌بندی برای همه حوزه‌های کاری تعریف کرد. ولی همیشه در هر حوزه یک روش بهترین خواهد بود [۱۳].

برای یافتن بهترین روش در هر حوزه می‌توان سه مسأله زیر را در مقایسه روش‌ها با هم در نظر گرفت:

- نواحی بخش‌بندی شده ممکن است بزرگتر یا کوچکتر از مقدار واقعی باشند.
- لبه‌های نواحی بخش‌بندی شده ممکن است متصل به هم نباشند.

- زیر یا بیش بخش‌بندی در تصاویر رخ دهد.

۳-۴- شبکه عصبی RBF

شبکه‌های عصبی RBF، در سال‌های اخیر مورد توجه بسیار زیاد محققان قرار گرفته‌اند. این شبکه‌ها به‌طور موفقیت آمیزی در زمینه‌های مختلفی به کار گرفته شده‌اند [۱۹]. ایده اصلی این نوع شبکه‌های عصبی مبتنی بر اختصاص هر یک از نرون‌های لایه میانی به عنوان یک مرکز برای دسته‌ای از داده‌های موجود است. نام این شبکه از این واقعیت گرفته شده است که توابع فعال‌ساز در لایه میانی از نوع توابع شعاعی مانند تابع گوسی هستند. این شبکه‌ها دارای سه لایه هستند: لایه ورودی، لایه میانی (لایه مخفی) و لایه خروجی. ابعاد لایه ورودی مساوی با ابعاد داده‌های ورودی است. پس از ورود داده‌ها به لایه ورودی، این داده‌ها به توابع شعاعی در لایه میانی وارد می‌شوند. خروجی این توابع فعال‌ساز به‌وسیله یک رابطه خطی با وزن‌های لایه خروجی با هم ترکیب می‌شوند و خروجی نهایی برای این شبکه‌ها تولید می‌شود.

به منظور استفاده از یک شبکه عصبی RBF، باید توابع فعال‌ساز نرون‌های لایه مخفی، تعداد واحدهای پردازنده لایه مخفی و یک معیار ارزیابی برای بررسی عملکرد و آموزش شبکه در کاربرد خاصی مشخص شوند. به یافتن پارامترهای توابع فعال‌ساز و وزن‌های لایه خروجی شبکه، آموزش شبکه می‌گویند. در مرحله آموزش، شبکه سعی می‌کند که پارامترها و وزن‌ها را به نحوی بهینه کند که بهترین ارتباط را بین فضای داده‌های ورودی و داده‌های خروجی برقرار کند. پس از آموزش شبکه، می‌توان از آن برای تعیین خروجی در مورد داده‌های آزمایشی که از لحاظ آماری مشابه داده‌های آموزش هستند، استفاده کرد.

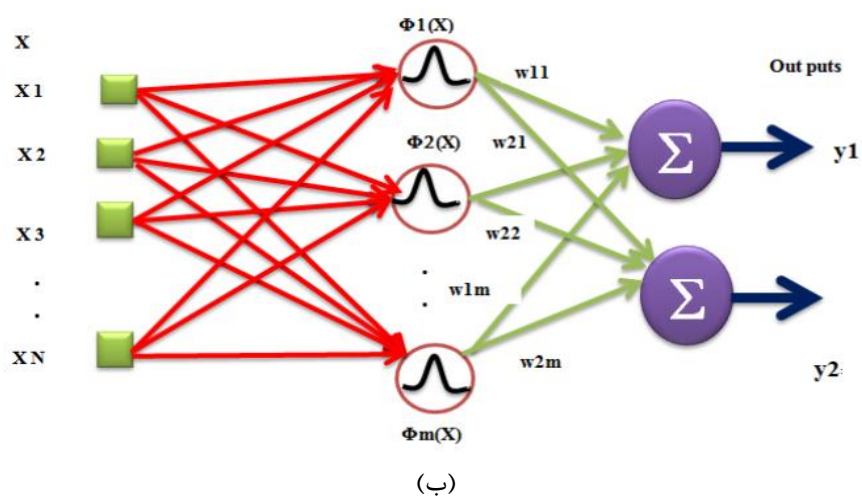
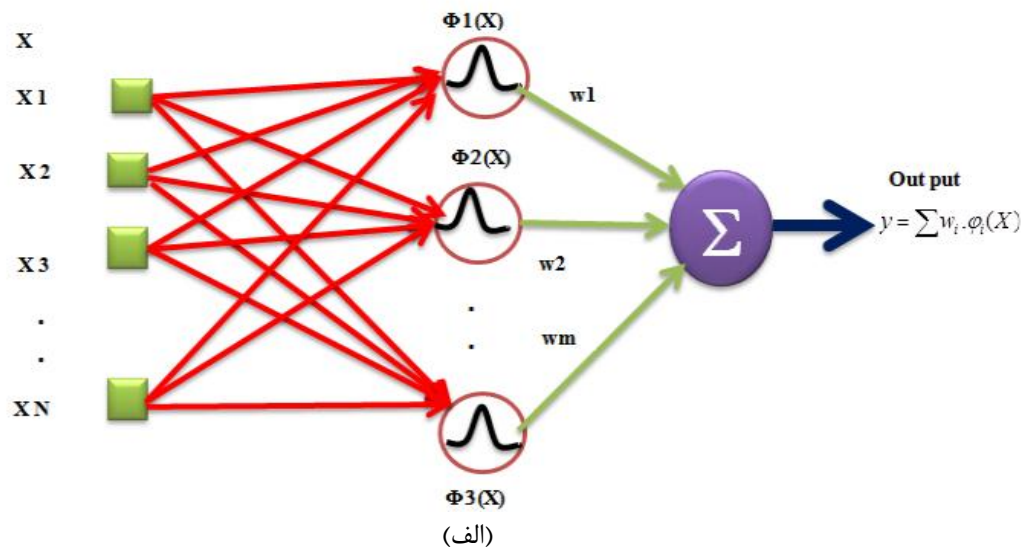
در ادامه این بخش به بررسی جزئی تر این نوع شبکه‌های عصبی پرداخته می‌شود.

۳-۴-۱- ساختار شبکه‌های RBF

شبکه‌های عصبی شعاعی، یک نوع شبکه عصبی رو به جلو دو لایه است. این شبکه‌ها به وسیله یک مجموعه داده ورودی و خروجی مشخص می‌شوند. بین داده‌های ورودی و خروجی یک لایه از واحدهای پردازشگر که واحدهای مخفی خوانده می‌شوند، وجود دارد. داده‌های ورودی، وارود لایه ورودی شبکه می‌شوند. اگر از این شبکه‌های برای تخمین یک تابع استفاده شود، شبکه دارای یک خروجی است و اگر برای طبقه‌بندی باشند، دارای چند خروجی به تعداد کلاس‌ها هستند. توابع فعال- ساز نرون‌های لایه مخفی توابعی شعاعی هستند. شکل (۳-۱۶) ساختار کلی این شبکه‌ها را نشان می‌دهد.

اگر X داده ورودی، y خروجی یک شبکه عصبی رقابتی باشد. رابطه زیر خروجی این شبکه را نشان می‌دهد. داده ورودی پس از عبور از توابع فعال ساز نرون‌های لایه میانی، با یک ترکیب خطی به وسیله وزن‌های لایه خروجی مقدار خروجی را تولید می‌کند.

$$y = \sum w_i \cdot \phi_i(X) \quad (۳-۲۷)$$



شکل ۳-۱۶ الف. ساختار شبکه RBF تک خروجی و ب. ساختار شبکه RBF چند خروجی

۳-۴-۲- توابع فعال ساز شعاعی

توابع شعاعی، توابعی هستند که مقدار خروجی آن‌ها تابعی از فاصله متغیر ورودی از یک نقطه مرکزی است. با افزایش فاصله از این نقطه (به طور مثال میانگین در توابع گوسی) مقدار خروجی تابع به صورت

یکنواخت کاهش می‌یابد. با ترکیبی از این توابع می‌توان، توابع مختلفی را تقریب زد. برخی از توابع فعال‌ساز شعاعی که معمولاً مورد استفاده قرار می‌گیرند در زیر معرفی می‌شوند.

- چند جمله‌ای توان زوج

$$\phi(r) = (r^2 + c^2)^{\frac{1}{2}} \quad (28-3)$$

$$c > 0$$

$$r \in R$$

- معکوس چند جمله‌ای زوج

$$\phi(r) = \frac{1}{(r^2 + c^2)^{\frac{1}{2}}} \quad (29-3)$$

$$c > 0$$

$$r \in R$$

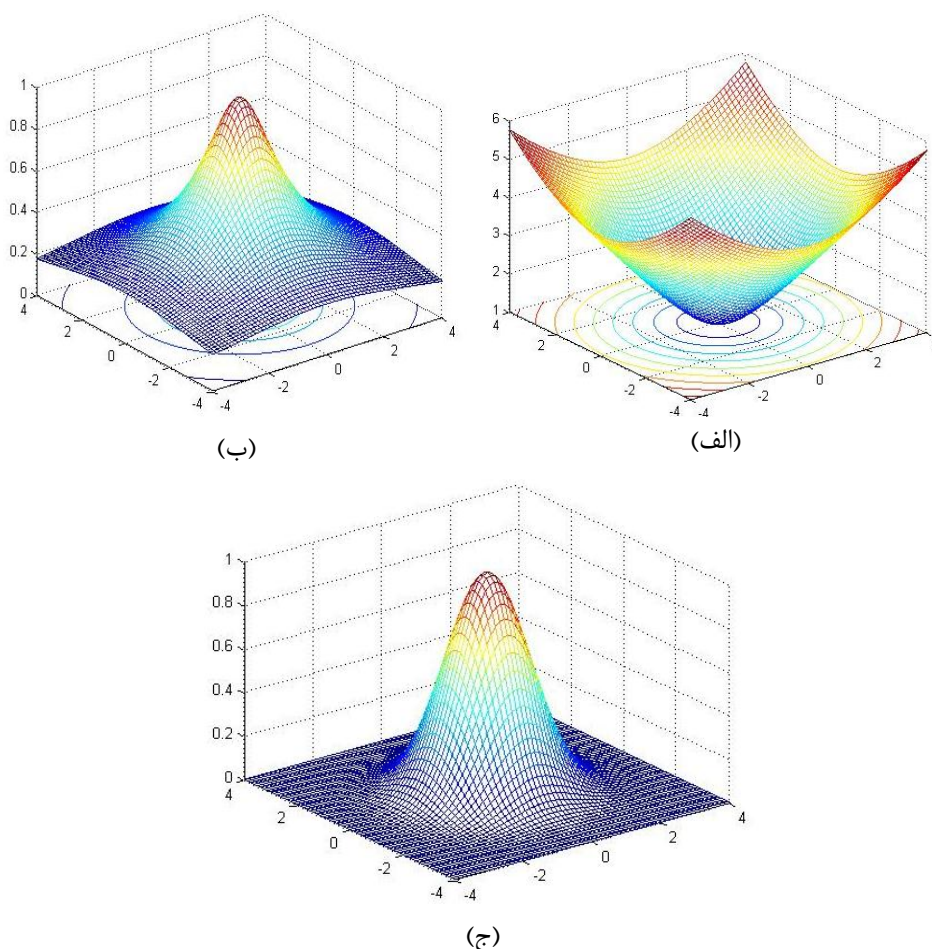
- تابع گوسی

$$\phi(r) = \exp \left(-\frac{r^2}{2\sigma^2} \right) \quad (30-3)$$

$$\sigma > 0$$

$$r \in R$$

شکل (۱۷-۳) توابع معرفی شده شعاعی در این بخش را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۱۷ توابع شعاعی. الف. تابع چند جمله‌ای توان زوج، ب. تابع معکوس چند جمله‌ای توان زوج ج. تابع گوسی

۳-۴-۳- الگوریتم یادگیری شبکه عصبی RBF

یادگیری شبکه عصبی RBF، شامل دو بخش است. یک بخش تعیین بهترین پارامترها برای توابع فعال‌ساز شعاعی در لایه میانی و بخش دیگر یافتن بهترین وزن‌ها در لایه خروجی، برای ترکیب خروجی‌های لایه مخفی با هم برای رسیدن به بهترین خروجی است.

• تعیین پارامترهای توابع فعال‌ساز شعاعی

برای تعیین پارامترهای توابع فعال‌ساز می‌توان از الگوریتم‌های مختلفی استفاده کرد. که برخی از آنها عبارتند از:

الف) پارامترهای توابع فعال ساز مقادیر ثابتی هستند که به صورت تصادفی انتخاب می شوند.

ب) پارامترهای توابع فعال ساز با روش های خود سازمان یافته مانند الگوریتم خوشه بندی

C - means با جست و جو در فضای داده های ورودی تعیین می شوند.

ج) پارامترهای توابع فعال ساز مانند وزن های لایه خروجی با فرآیند آموزش با ناظر تعیین شوند.

• تعیین وزن های لایه خروجی

برای تعیین وزن های لایه خروجی دو روش کلی را می توان بیان کرد:

الف) از ماتریس شبه معکوس برای یافتن وزن های لایه خروجی استفاده می شود.

اگر فرض کنیم که نمونه های ورودی با x_j و مقادیر خروجی توابع فعال ساز لایه خروجی را با ϕ_{ji}

نشان دهیم. بردار d خروجی های مورد انتظار برای ورودی ها را نشان دهد. با استفاده از رابطه زیر

می توانیم وزن های لایه خروجی را که با بردار W نشان داده می شود به دست آورد.

$$W = (\phi^T \phi)^{-1} \phi^T d \quad (3-31)$$

$$W = \begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_m \end{bmatrix} \quad d = \begin{bmatrix} d_1 \\ \vdots \\ dm \end{bmatrix} \quad \phi = \begin{bmatrix} \phi_{11} & \dots & \phi_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{N1} & \dots & \phi_{Nm} \end{bmatrix}$$

ب) استفاده از الگوریتم‌های یادگیری انتشار به عقب

برای یافتن بهترین وزن‌ها در لایه خروجی می‌توان از الگوریتم‌های یادگیری در شبکه‌های عصبی چند لایه پرسپترون مانند روش انتشار به عقب^۱ استفاده کرد. مراحل کلی این الگوریتم را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

- انتخاب وزن‌های اولیه به صورت تصادفی
- تغذیه شبکه با یک داده ورودی آموزشی و محاسبه خروجی شبکه
- اندازه‌گیری خطای بین خروجی به دست آمده با خروجی مطلوب
- محاسبه گرادیان خطا نسبت به پارامترهای شبکه
- به روز رسانی وزن‌ها با استفاده از گرادیان خطا
- تکرار الگوریتم تغذیه شبکه با داده‌های آموزش و به روز رسانی وزن‌ها تا رسیدن به خطای قابل قبول یا پایان تعداد دفعات به روز رسانی وزن‌ها.

۳-۵- معیارهای ارزیابی همانندی تصاویر با هم

برای ارزیابی تصویر از نظر همانندی با هم، به طور کلی دو روش وجود دارد. در روش اول با استفاده از ناظر انسانی همانندی تصاویر با هم سنجیده می‌شود [۲۰]. به این روش، اصطلاحاً روش طرفدارانه می‌گویند. از این روش در کاربردهایی که کاربر نهایی برای استفاده از آن انسان است، استفاده می‌شود. عیب این روش، سخت بودن کار، وقت‌گیر بودن کار و هزینه بالای آن است.

^۱ Back propagation

روش دوم برای ارزیابی تصاویر که اصطلاحاً به آن روش بی طرفانه می گویند، از معیارهای کمی برای ارزیابی همانندی تصاویر استفاده می شود. هر چه معیار ارزیابی کمی مناسب تری انتخاب شود نتیجه آن به نتیجه روش اول نزدیک تر خواهد بود [۲۰].

برای ارزیابی همانندی تصاویر می توان از معیارهای مختلفی استفاده کرد، در این بخش به معرفی برخی از معیارها پرداخته می شود. ضمن مقایسه آن ها با هم، بهترین معیار برای ارزیابی در آشکارسازی شکستگی در چاه نمودارهای تصویری انتخاب می شود. معیارهایی که برای ارزیابی کمی در این بخش بررسی خواهند شد عبارتند از:

- مجموع مربعات خطا (MSE^1)
 - $PSNR^2$
 - $SSIM^3$
 - استفاده از ماتریس طبقه بندی (Confusion Matrix)
- حال به معرفی هر یک از پارامترهای ارزیابی فوق پرداخته می شود.

• مجموع مربعات خطا

یکی از روش های بی طرفانه ارزیابی همانندی دو تصویر که بسیار مورد استفاده قرار گرفته است، روش مجموع مربعات خطا است. این روش به میانگین گیری بر روی مجموع مربع اختلاف روشنایی هر پیکسل از تصویر مورد نظر با تصویر مرجع می پردازد [۲۰]. رابطه زیر این معیار را نشان می دهد.

$$MSE(X, Y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2 \quad (3-32)$$

¹ Mean Square Error

² Peak Signal – to – Noise Ratio

³ Structural Similarity Index Measure

در رابطه بالا N تعداد پیکسل‌های تصویر، x_i و y_i به ترتیب روشنایی پیکسل i ام تصویر مورد مقایسه و تصویر مرجع هستند.

اگرچه این معیار بسیار ساده و سریع است، ولی این معیار در بسیاری از کاربردهای پردازش تصویر و برخی اعوجاج‌ها در تصاویر معیاری مناسب برای ارزیابی دو تصویر از نظر همانندی نیست [۲۰]. به-طور مثال ممکن است پیکسل‌های یک تصویر بسیار کم جابجا شوند، اگرچه از نظر بصری دو تصویر مشابه هم هستند ولی از نظر این معیار دو تصویر شباهت بسیار کمی خواهند داشت و مقدار خطا زیاد خواهد بود.

• PSNR

معیار دیگری که معمولاً در روش بی‌طرفانه برای ارزیابی همانندی دو تصویر استفاده می‌شود، نسبت ماکزیمم سیگنال به نوفه است که بر حسب دسی‌بل با رابطه زیر محاسبه می‌شود [۲۰].

$$PSNR(X, Y) = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX^2}{MSE(X, Y)} \right) \quad (3-33)$$

در رابطه فوق MAX بیشترین مقدار روشنایی ممکن برای یک پیکسل از تصویر است. مثلاً برای تصاویر b بیتی این مقدار برابر با $(2^b - 1)$ است.

با توجه به رابطه این معیار و ارتباط آن با مجموع مربعات خطا، این روش نیز مشکلات مجموع مربعات خطا را خواهد داشت. از طرفی این معیار زمانی اطلاعات جدیدی به ما می‌دهد که مقدار ماکزیمم دو تصویر یکسان نباشد.

• SSIM

یکی از معیارهایی که اخیراً برای اندازه‌گیری همانندی تصویر پیشنهاد شده است، شاخص SSIM است. این معیار با بهره‌گیری از قابلیت سیستم بینایی انسان که برای مقایسه تصاویر به اطلاعات ساختاری هم توجه می‌کند، به ارزیابی همانندی دو تصویر می‌پردازد [۲۰].

برای محاسبه SSIM دو تصویر فرض کنید که x و y دو قطعه از تصاویر باشند که از محلی یکسان از دو تصویر مورد مقایسه گرفته شده باشند. شاخص SSIM محلی شباهت سه عامل از دو قطعه تصویر را اندازه گیری می کند: روشنایی دو قطعه از تصویر $l(x,y)$ ، کنتراست دو قطعه $c(x,y)$ و ساختار دو قطعه $s(x,y)$. این شباهت های محلی با استفاده از روابط آماری ساده که به آسانی قابل مقایسه هستند بیان می شوند و به صورت زیر با هم ترکیب می شوند تا SSIM را ایجاد نمایند:

$$S(x,y)=l(x,y).c(x,y).s(x,y) \quad (3-34)$$

$$S(x,y)=\left(\frac{2\mu_x\mu_y+C_1}{\mu_x^2+\mu_y^2+C_1}\right).\left(\frac{2\sigma_x\sigma_y+C_2}{\sigma_x^2+\sigma_y^2+C_2}\right).\left(\frac{\sigma_{xy}+C_3}{\sigma_x\sigma_y+C_3}\right) \quad (3-35)$$

که در آن μ_x و μ_y به ترتیب میانگین پیکسل های واقع در x و y ، σ_x و σ_y به ترتیب انحراف معیار پیکسل های واقع در x و y است. σ_{xy} همبستگی متقابل بین پیکسل های x و y است. اعداد C_1 و C_2 و C_3 ثابت هایی کوچک و مثبت برای جلوگیری از ناپایداری محاسباتی مقادیر نزدیک به صفر میانگین - ها و انحراف معیارهای رابطه فوق است.

شاخص SSIM معیاری محدود و متقارن است. یعنی مقدار آن بین $(+1)$ و (-1) قرار دارد و $S(x,y)=S(y,x)$ است. این شاخص به صورت محلی و با یک پنجره لغزان با جابجایی پیکسل به پیکسل محاسبه می شود. میانگین مقدارهای پیکسل های مختلف مقدار نهایی شاخص را برای کل تصویر نشان می دهد.

• ماتریس طبقه بندی

در این روش از اطلاعات مکانی هر پیکسل در کنار اطلاعات روشنایی تصویر برای ارزیابی همانندی تصویر مورد بررسی با تصویر مرجع استفاده می شود. از این روش برای مقایسه تصویر بخش بندی شده با تصویر بخش بندی شده مرجع استفاده می شود. در این روش پیکسل ها در تصویر مورد بررسی به دو دسته تقسیم می شوند. پیکسل هایی که در تصویر مورد بررسی از نظر روشنایی و مکانی منطبق با

پیکسل‌های متناظر در تصویر مرجع هستند. دسته دوم پیکسل‌هایی که در تصویر بررسی از نظر رنگ یا مکانی متناظر با پیکسل مشابه در تصویر مرجع نیستند. ماتریس طبقه‌بندی به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$Confusion\ Matrix = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{bmatrix} \quad (3-36)$$

C_{11} پیکسل‌هایی هستند که به عنوان پدیده مورد نظر شناخته شده‌اند و در تصویر مرجع نیز مربوط به پدیده مورد مطالعه هستند.

C_{12} پیکسل‌هایی هستند که به عنوان پشت زمینه شناخته شده‌اند ولی در تصویر مرجع مربوط به پدیده مورد نظر هستند.

C_{21} پیکسل‌هایی هستند که به عنوان پدیده مورد نظر شناخته شده‌اند ولی در تصویر اصلی مربوط به پشت زمینه هستند.

C_{22} پیکسل‌هایی هستند که متعلق به پشت‌زمینه شناخته شده‌اند و در تصویر مرجع نیز متعلق به پشت زمینه هستند.

برای آن که اثر نسبت پیکسل‌های تصویر از نظر تعداد در نتیجه ارزیابی همانندی دو تصویر کاهش یابد. مقادیر فوق با تقسیم بر تعداد پیکسل‌های مربوط به کلاس خود در تصویر مرجع نرمال شده‌اند. میانگین درایه‌های قطری ماتریس فوق میزان همانندی دو تصویر را نسبت به هم نشان می‌دهد. این الگوریتم برای ارزیابی یک تصویر بخش‌بندی شده نسبت به تصویر مرجع به دلیل توجه به مکان در کنار رنگ از سایر شاخص‌های معرفی شده در این حوزه کاربردی از پردازش تصویر بسیار مناسب‌تر است. میانگین درایه‌های قطری ماتریس فوق به عنوان میانگین دقت¹ معرفی می‌شود و با علامت اختصاری A.C نشان داده می‌شود.

¹ Average correction

$$AC = \left(\frac{C_{11} + C_{22}}{2} \right) \quad (3-37)$$

• مقایسه شاخص‌های ارزیابی

در میان شاخص‌های ارزیابی در صورتی که هدف از بررسی همانندی دو تصویر از نظر خرابی‌هایی مانند نوفه و اعوجاج در تصویر باشد، بهترین معیار SSIM است. این معیار با تکیه بر اطلاعات محلی پیکسل‌ها در کنار روشنایی به ساختار بخش‌های مختلف تصویر مانند بافت نیز توجه می‌کند.

برای مقایسه دو تصویر از نظر همانندی در الگوریتم‌های بخش‌بندی در کنار روشنایی هر پیکسل مکان آن پیکسل نیز مهم است. در این الگوریتم‌ها، معیار ارزیابی با توجه به تعداد پیکسل‌هایی که در تصویر مرجع و تصویر ارزیابی متعلق به یک کلاس یکسان از پیکسل‌ها هستند، مورد توجه است. به-طور مثال از تعداد پیکسل‌های پشت زمینه چه تعداد پیکسل به عنوان پشت زمینه در تصویر بخش‌بندی شده به درستی تشخیص داده شده‌اند. بنابراین برای ارزیابی تصویر حاصل از بخش‌بندی با تصویر مرجع بخش‌بندی شده، استفاده از مفهوم ماتریس طبقه‌بندی از سایر شاخص‌ها بهتر است.

فصل چهارم

الگوریتم های پیشنهادی

برای شناسایی ورودیابی شکستگی ها

۴-۱- مقدمه

تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد که برای شناسایی شکستگی‌ها در مخازن کربناته با استفاده از چاه-نمودارهای تصویری، تحقیقات جامع و روش استاندارد پیشنهاد نشده است. لذا در این تحقیق برخی روش‌های پردازش تصویر، جهت شناسایی شکستگی‌ها از چاه‌نمودارهای تصویری استفاده شده است.

در این فصل مراحل مختلف کارهای انجام شده بر روی چاه‌نمودارهای تصویری برای شناسایی شکستگی‌ها بیان خواهد شد. الگوریتم‌های پیشنهادی برای شناسایی و ردیابی شکستگی به صورت گام به گام بیان و نتیجه آن‌ها در هر مرحله بر روی چاه‌نمودار تصویری نمونه بررسی می‌شود.

۴-۲- بررسی مراحل الگوریتم

برای شناسایی شکستگی‌ها با استفاده از چاه‌نمودارهای تصویری می‌توان مراحل کلی کار را به صورت زیر بیان کرد:

- بررسی برخی روش‌های مختلف بخش بندی و مقایسه نتایج آن‌ها با هم و انتخاب بهترین روش برای بخش بندی چاه‌نمودارهای تصویری
- استخراج نقاطی از تصویر که نماینده نقاط مربوط به شکستگی هستند.
- دسته بندی نقاط جدا شده برای هر یک از شکستگی‌ها
- تعیین و رسم مسیر شکستگی مربوط به هر یک از شکستگی‌ها که در مرحله قبل جدا شده‌اند.

برای بررسی الگوریتم‌ها شکل (۴-۱) تصویر نمونه یک چاه‌نمودار تصویری را برای دو حالت بدون نوفه و با نوفه نشان می‌دهد. از این تصاویر برای بررسی نتایج الگوریتم‌ها در این فصل استفاده خواهد شد.



(الف)



(ب)

شکل ۴-۱ تصاویر نمونه (الف. تصویر بدون نوفه و ب. تصویر با نوفه)

۴-۲-۱- بخش‌بندی چاه‌نمودارهای تصویری

اولین گام در شناسایی شکستگی‌ها به وسیله چاه‌نمودارهای تصویر یجادسازی پدیده‌های شکستگی و برخی پدیده‌های مشابه آن مانند لایه‌بندی از سایر پیکسل‌های تصویر است. در این مرحله از کار به بررسی روش‌های مختلف بخش‌بندی و مقایسه نتایج آن‌ها با هم و سپس انتخاب بهترین روش برای بخش‌بندی جهت ادامه کار پرداخته می‌شود.

الگوریتم‌هایی که در این بخش مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند را می‌توان به دو دسته کلی تقسیم کرد:

- الگوریتم‌های مبتنی بر روش‌های و استفاده از تصاویر خاکستری

- الگوریتم‌های مبتنی بر رنگ (استفاده از تصاویر رنگی)

در ادامه به‌طور مفصل روش‌های مورد استفاده از دو دسته کلی معرفی شده در فوق بررسی می‌شوند. در پایان نتایج حاصل از آن‌ها جهت انتخاب بهترین روش مقایسه می‌شود. شکل (۴-۲) تصویر بخش‌بندی شده مرجع را برای مقایسه نتایج الگوریتم‌های بخش‌بندی نشان می‌دهد.



شکل ۴-۲ تصویر بخش‌بندی شده مرجع

۴-۲-۱-۱- الگوریتم‌های بخش‌بندی مبتنی بر روشنایی (تصاویر خاکستری)

با توجه به اینکه الگوریتم‌های مبتنی بر روشنایی برای بخش‌بندی نسبت به تصاویر رنگی دارای بار محاسباتی کمتری هستند. در ابتدا به بررسی روش‌های خاکستری پرداخته می‌شود. از سه روش کلی بخش‌بندی تصاویر خاکستری که در بیشتر کارهای پردازش تصویر از آن‌ها استفاده می‌شود بدین منظور استفاده شده است. سه الگوریتم استفاده شده عبارتند از :

- روش‌های مبتنی بر مشتقات تصویر خاکستری
- روش‌های آستانه‌گذاری

- روش‌های مبتنی بر عملگرهای مورفولوژیکی

در زیر هر کدام از این تکنیک‌ها معرفی شده و نتایج حاصل از آن‌ها بررسی خواهد شد.

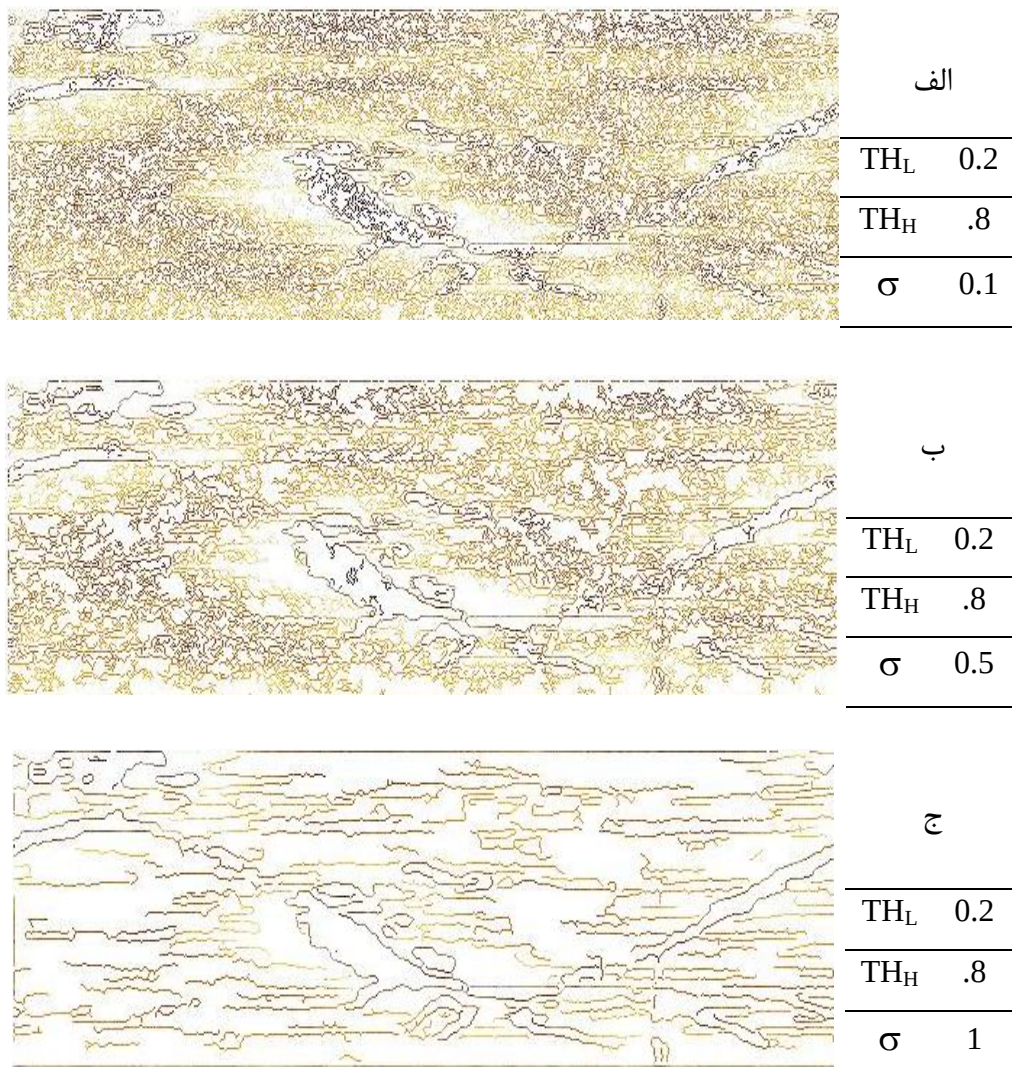
الف) روش بخش بندی مبتنی بر مشتقات تصاویر خاکستری

با توجه به اینکه چاه‌نمودارهای تصویری حاوی نوفه بوده و استفاده از فیلتر برای حذف نوفه در آن‌ها ممکن است منجر به حذف برخی اطلاعات در تصویر شود. نیز لبه‌ها در تصاویر دچار سایش می‌شوند. بنابراین باید از روش‌هایی از مشتق‌گیری استفاده شود که تا حد ممکن نسبت به این تغییرات مصون باشند. بررسی‌ها انجام شده نشان داد که در بین روش‌های بخش بندی با استفاده از مشتقات روش آشکارساز لبه Canny نسبت به سایر روش‌ها دارای حساسیت کمتری نسبت به نوفه بوده و باعث ساییدگی کمتری در لبه‌ها می‌شود. این آشکارساز در بیشتر روش‌های آشکارسازی مبتنی بر لبه در تصاویر خاکستری استفاده می‌شود. این روش به عنوان روش بهینه در بین بسیاری از متخصصان پردازش تصویر شناخته می‌شود. بدین منظور در بین آشکارسازهای لبه، این آشکارساز لبه برای بررسی بر روی چاه‌نمودارهای تصویری انتخاب گردید. آشکارساز لبه Canny بعد از حذف نوفه با استفاده از یک فیلتر گوسی با استفاده از لاپلاسیان نقاطی که کاندید لبه هستند را آشکار می‌کند. سپس با استفاده از دو مقدار آستانه پایین و بالا به حذف نقاطی که شانس کمتری برای لبه بودن دارند می‌پردازد. با تغییر این مقادیر آستانه می‌توان لبه‌های آشکار شده را کنترل کرد. در کنار مقادیر آستانه می‌توان پارامتر پراکندگی فیلتر گوسین را در آشکارساز لبه Canny کنترل کرد.

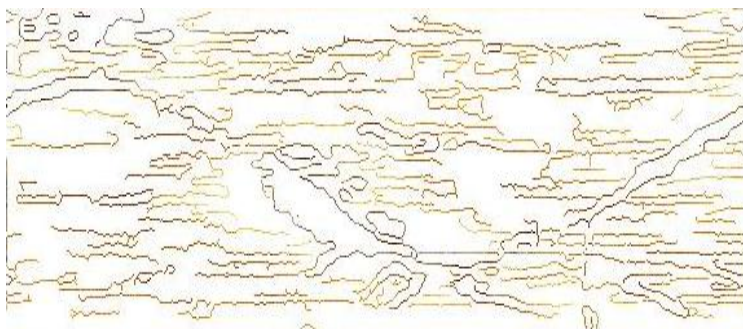
ابتدا تصاویر رنگی به تصاویر خاکستری تبدیل می‌شوند و پس از اعمال روش Canny بر روی تصویر خاکستری، تصویر حاصل مجدداً به تصویر رنگی تبدیل می‌شود.

با ثابت نگه داشتن مقادیر آستانه و تغییر واریانس در آشکارساز لبه Canny نتیجه حاصل تغییر می‌کند. با افزایش مقدار واریانس نوفه در تصاویر کاهش می‌یابد ولی به دلیل ملایم‌تر شدن تصویر برخی

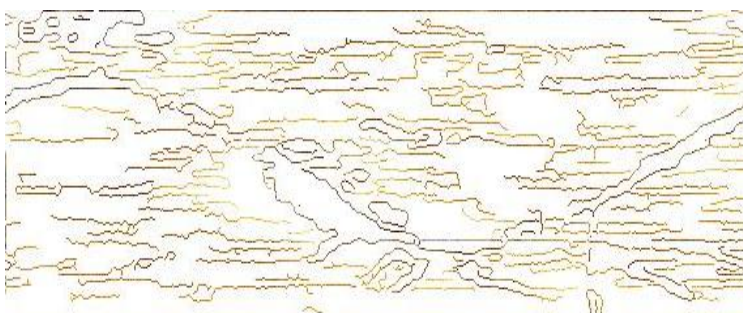
از لبه‌ها و اطلاعات در تصویر از بین رفته و آشکارسازی لبه‌ها تغییر می‌کند. شکل (۳-۴) نتایج را برای تصویر نمونه (۱-۴) بدون نوفه نشان می‌دهد.



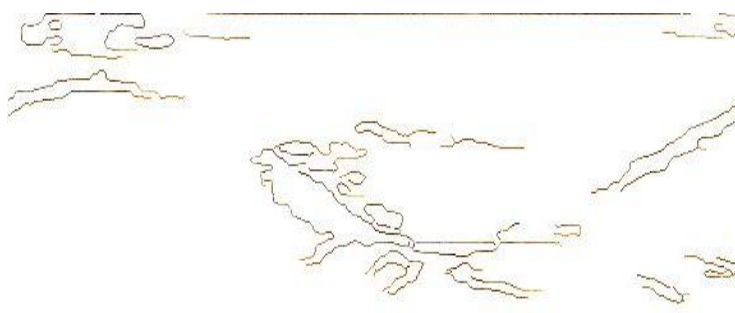
شکل ۳-۴- نتایج حاصل از آشکارسازی لبه Canny برای بخش بندی تصویر با مقادیر مختلف واریانس



الف	
TH_L	0.2
TH_H	.5
σ	1



ب	
TH_L	0.2
TH_H	.8
σ	1



ج	
TH_L	0.5
TH_H	.8
σ	1

شکل ۴-۴ نتایج حاصل از آشکارساز لبه Canny برای بخش بندی تصویر با مقادیر مختلف آستانه

شکل (۴-۴) نتایج حاصل از تغییر مقادیر آستانه با فرض ثابت نگه داشتن واریانس را نشان می‌دهد.

برای تصاویر مختلف به دلیل تفاوت ساختار آنها در میزان نوفه و جزئیات موجود در تصویر برای مقادیر متفاوت آستانه و واریانس، نتایج متفاوتی به دست می‌آید. با بررسی نتایج حاصل بر روی تصاویر فوق، همانطور که مشاهده می‌شود این تکنیک قابلیت مناسبی برای آشکارسازی لبه‌ها به منظور بخش

بندی چاه‌نمودارهای تصویری ندارد. جزئیات نامطلوب زیادی در مرحله بخش‌بندی که مربوط به پدیده‌هایی غیر از شکستگی و یا مشابه آن مانند لایه‌بندی، آشکار می‌شوند.

ب) بخش‌بندی با استفاده از روش‌های آستانه‌گذاری

در این بخش از کار از روش‌های آستانه‌گذاری کلی و محلی به منظور جداسازی شکستگی و پدیده‌های مشابه آن در چاه‌نمودارهای تصویری از سایر پیکسل‌ها استفاده شده است. مراحل این بخش از کار را می‌توان به صورت گام‌های زیر بیان کرد:

- بررسی هیستوگرام چاه‌نمودارهای خاکستری به منظور بخش‌بندی با روش‌های کلی
- بررسی هیستوگرام چاه‌نمودارهای تصویری به منظور بخش‌بندی با استفاده از روش‌های محلی

الف) بررسی هیستوگرام چاه‌نمودارهای خاکستری به منظور بخش‌بندی با روش‌های کلی

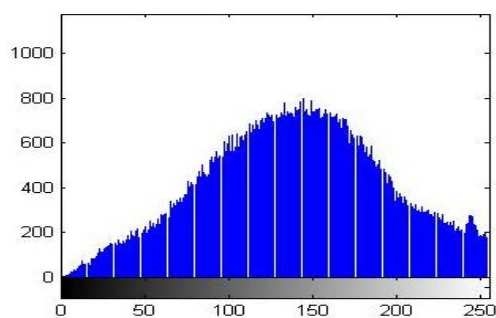
اگر چه روش بخش‌بندی با استفاده از مقدار آستانه از نظر تئوری نسبتاً ساده بوده و به دلیل سرعت بالای آن مورد توجه قرار می‌گیرد. ولی در عمل یافتن مقدار آستانه مناسب و وجود مشکلاتی مانند نوفه این روش را در عمل با پیچیدگی‌های خاص خود و نوعاً غیر ممکن می‌سازد.

به منظور بررسی امکان بخش‌بندی تصاویر با استفاده از مقدار آستانه به کمک هیستوگرام تصویر چاه‌نمودارهای تصویری، هیستوگرام تصاویر نمونه موجود در حالت‌های مختلف زیر مورد بررسی قرار گرفت.

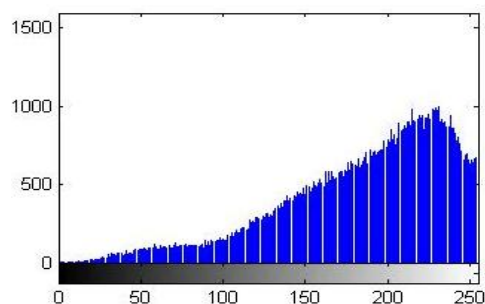
- هیستوگرام تصویر خاکستری چاه‌نمودار تصویری
- هیستوگرام هر یک از مؤلفه‌های R ، G و B تصویر به طور جداگانه
- حذف نوفه با استفاده از فیلتر گوسی و انجام مراحل قبلی

به منظور بررسی حالت‌های فوق از تصویر (۴-۱) به عنوان تصویر نمونه استفاده شده است. هر کدام از حالت‌های فوق بر روی این تصویر مورد بررسی و آزمایش قرار گرفته و در ادامه نتایج آن‌ها مشاهده می‌شود.

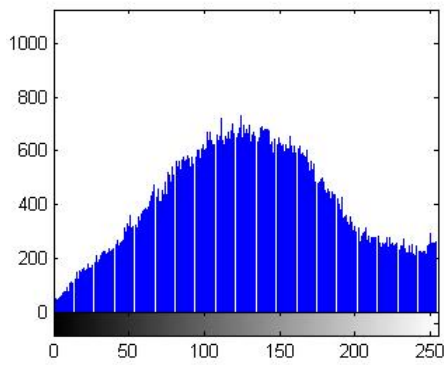
همانطور که از هیستوگرام‌ها در شکل (۴-۵) مشخص است، امکان پیدا کردن مقدار آستانه مناسب برای تفکیک شکستگی‌ها از سایر پیکسل‌ها با روش آستانه‌گذاری کلی به دلیل وجود نوفه و جزئیات زیاد در تصویر امکان‌پذیر نیست.



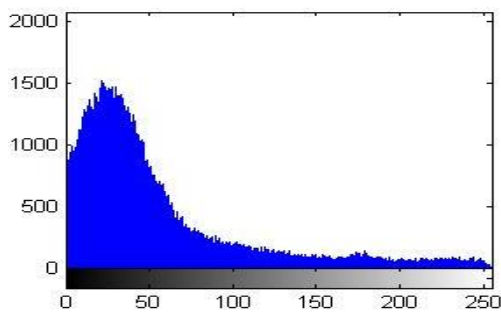
(الف)



(ب)



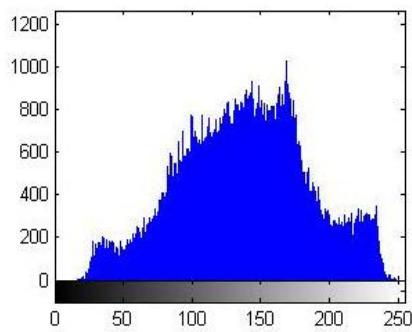
(ج)



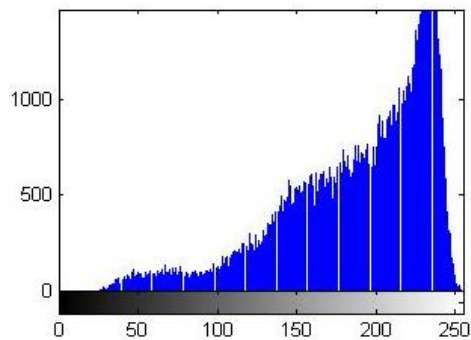
(د)

شکل ۴-۵ تصویر خاکستری و مؤلفه‌های آن به همراه هیستوگرام روشنایی آن‌ها (الف). تصویر اصلی، ب. مؤلفه قرمز، ج. مؤلفه سبز و د. مؤلفه آبی)

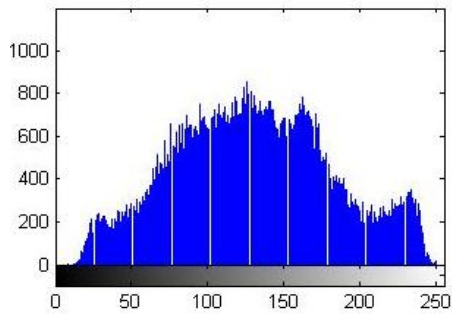
با استفاده از فیلتر میانه‌گیر، نوفه تصویر خاکستری اصلی و مؤلفه‌های آن را به‌منظور دست یافتن به هیستوگرام‌هایی بهتر برای یافتن آستانه، کاهش داده شد. شکل (۴-۶) نتایج حاصل را نشان می‌دهد. همانطور که نتایج در شکل (۴-۶) نشان می‌دهند با کاهش نوفه با استفاده از فیلتر میانه‌گیر، هیستوگرام حاصل از تصویر دارای دره‌هایی مجزا برای یافتن مقدار آستانه مناسب برای بخش بندی این تصاویر نیست.



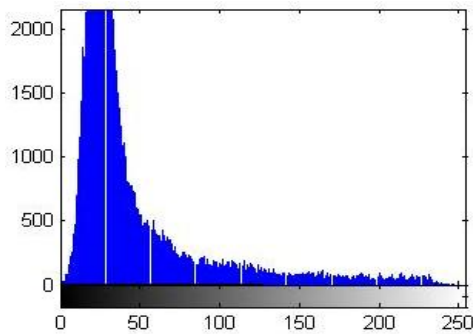
(الف)



(ب)



(ج)



(د)

شکل ۴-۶ تصویر خاکستری و مؤلفه‌های آن به همراه هیستوگرام روشنایی آن‌ها پس از کاهش نوفه با فیلتر میانه گیر (الف. تصویر اصلی، ب. مؤلفه قرمز، ج. مؤلفه سبز و د. مؤلفه آبی)

شکل (۴-۷) نتایج حاصل از بخش بندی به وسیله روش آستانه گذاری آتسو را برای تصویر بدون نوفه، تصویر با نوفه و تصویر فیلتر شده نشان می‌دهد. جدول (۴-۱) نتایج ارزیابی این روش را با پارامترهای مختلف نشان می‌دهد.



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۴-۷ نتایج حاصل از بخش بندی به روش آستانه گذاری آتسو (الف. تصویر بدون نوفه، ب. تصویر با نوفه و ج. تصویر فیلتر شده)

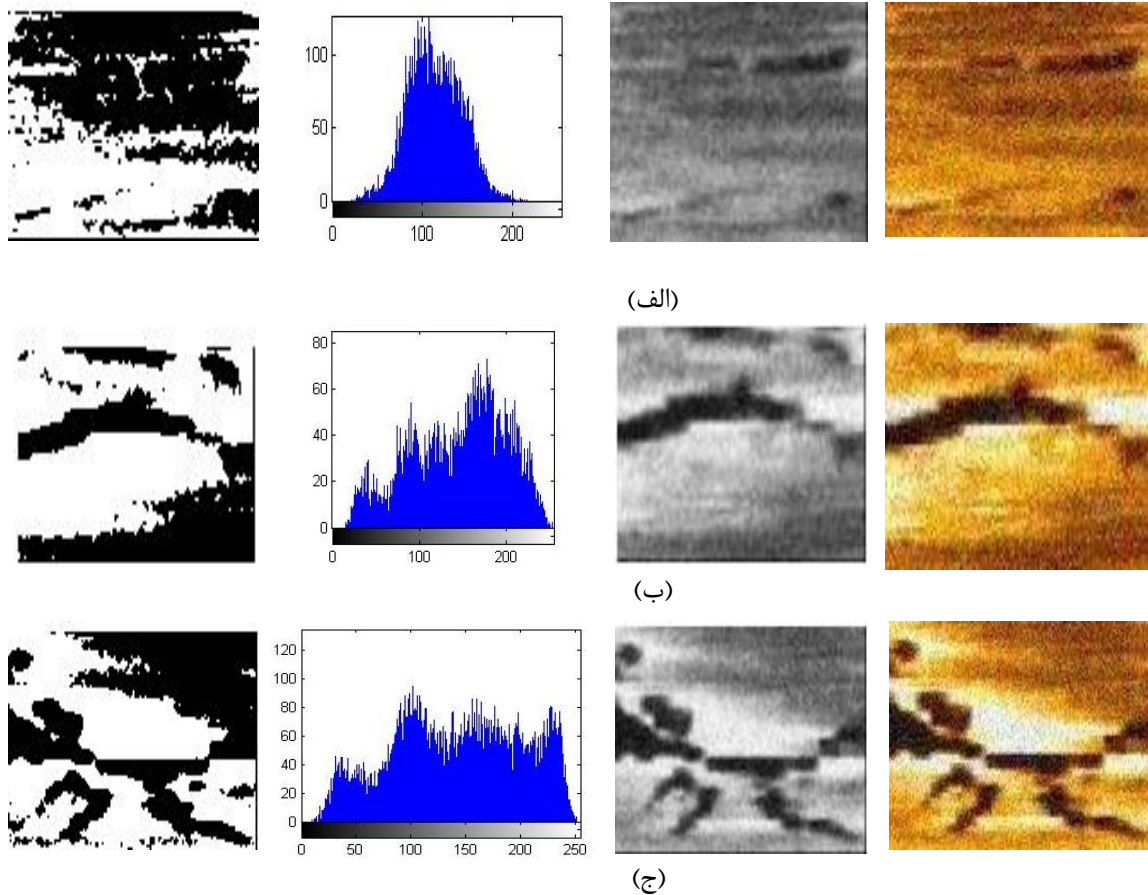
جدول ۴-۱: نتایج ارزیابی حالت‌های مختلف تصویر بخش بندی شده با استفاده از روش آستانه‌گذاری آتسو			
حالت تصویر	بدون نوفه	با نوفه	فیلتر شده
MSE	۱۱۸۰۰	۱۵۶۰۰	۱۳۷۰۰
PSNR	۷/۴	۶/۲	۶/۸
SSIM	۰/۶۵	۰/۴۵	۰/۴۷
Average Correction (A.C)	۷۸/۸	۷۰	۷۷

ب) بررسی هیستوگرام چاه‌نمودارهای خاکستری به منظور بخش بندی با روش‌های محلی

در ابتدا بخش‌های مختلفی از چاه‌نمودارهای تصویری با تفاوت در ساختار پیکسل‌های آن‌ها انتخاب شده‌اند. به طور مثال از تصویر نمونه شکل (۴-۱) سه پنجره با حالت‌های مختلف بدون شکستگی و دو حالت حاوی شکستگی انتخاب شده‌اند. پس از به‌دست آوردن هیستوگرام هر یک از این پنجره‌ها به طور جداگانه، با استفاده از روش آتسو که از اطلاعات آماری واریانس برای یافتن بهترین مقدار آستانه بکار می‌رود، به بخش بندی این بخش‌ها از تصویر پرداخته شد. شکل (۴-۸) نتایج حاصل را نشان می‌دهد.

ابتدا تصویر رنگی به تصویر خاکستری تبدیل شده و پس از کاهش نوفه با استفاده از فیلتر میانه‌گیر، از روش آتسو برای یافتن مقادیر آستانه بهینه در این تصاویر برای بخش بندی استفاده شده است.

همانطور که نتایج حاصل نشان می‌دهند، با روش پنجره‌گذاری و استفاده از روش‌های محلی نمی‌توان به نتایج مطلوبی برای بخش بندی در این تصاویر دست یافت. در کنار شکستگی‌ها که به‌صورت تیره در تصویر مشاهده می‌شوند، پدیده‌ها و جزئیات تیره دیگر نیز آشکار می‌شوند. پس روش آستانه‌گذاری محلی نیز روشی مناسب برای بخش بندی چاه‌نمودارهای تصویری به منظور جداسازی شکستگی‌ها نیست.



شکل ۴-۸ استفاده از روش محلی آتسو و پنجره گذاری به منظور بخش بندی تصویر با استفاده از مقدار آستانه به کمک هیستوگرام روشنایی

ب) استفاده از عملگرهای مورفولوژیکی برای بخش بندی چاه‌نمودارهای تصویری

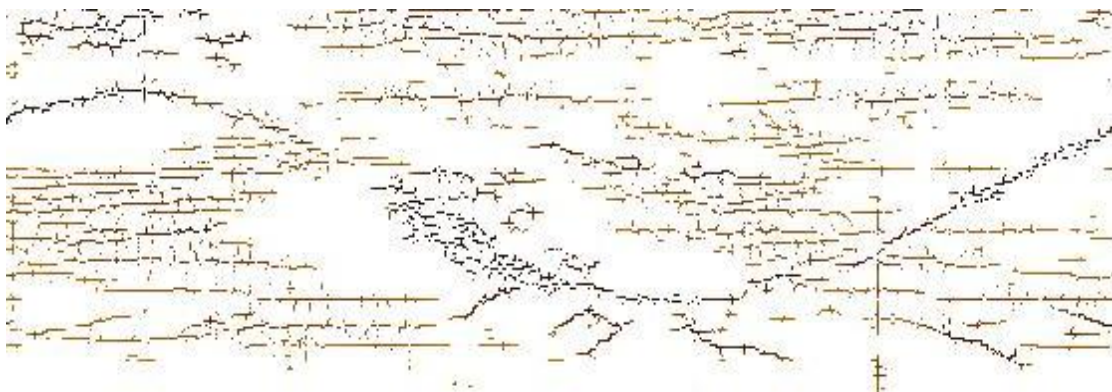
در ابتدا تصویر رنگی چاه‌نمودار تصویری به یک تصویر خاکستری تبدیل می‌شود. سپس با استفاده از فیلتر میانه‌گیر نوفه این تصاویر کاهش می‌یابد. با استفاده از المان‌های ساختاری با ابعاد مختلف با استفاده از رابطه (۴-۱) به بخش بندی چاه‌نمودارها پرداخته شد.

$$f_{out}(x, y) = f(x, y) - (O \circ C(f))(x, y) \quad (4-1)$$

همانطور که رابطه فوق نشان می‌دهد، ابتدا عملگر بستن بر روی تصویر خاکستری فیلتر شده اعمال می‌شود و سپس به دنبال آن عملگر بازکردن اعمال می‌شود. تصویر حاصل از تصویر اصلی کم می‌شود.

تصویر حاصل، تصویر بخش‌بندی شده است که شامل شکستگی‌ها و پدیده‌های مشابه آن است. پس از بخش‌بندی، تصویر خاکستری به دست آمده به تصویر رنگی تبدیل می‌شود.

شکل (۴-۹) نتایج حاصل از بخش‌بندی با المان‌های ساختاری مربعی با ابعاد متفاوت را نشان می‌دهد.



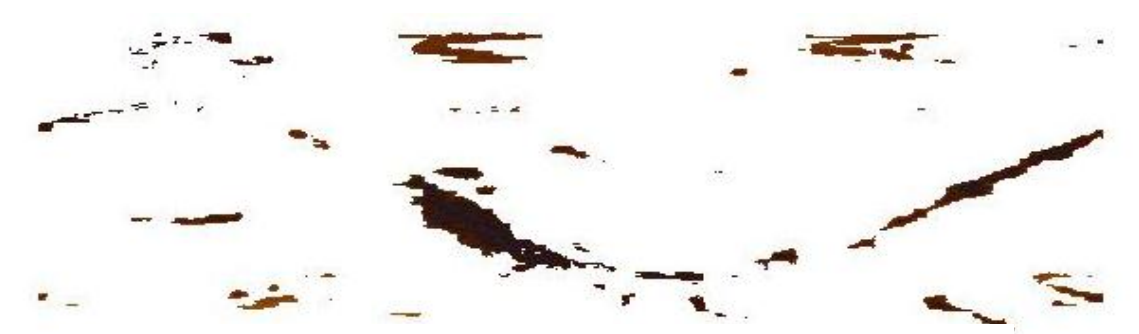
الف. المان ساختاری با ابعاد ۲*۲



ب. المان ساختاری با ابعاد ۱۰*۱۰



ج. المان ساختاری مستطیلی با ابعاد 30×30



د. المان ساختاری مستطیلی با ابعاد 60×60

شکل ۴-۹ نتایج حاصل از بخش‌بندی به‌وسیله عملگرهای مورفولوژی با المان ساختاری مستطیلی با ابعاد مختلف

استفاده از عملگرهای مورفولوژی نسبت به روش‌های قبلی نتایج بهتری را نشان می‌دهد. ولی همانطور که در تصاویر حاصل مشهود است، با تغییر ابعاد المان ساختاری نتیجه حاصل تغییر می‌کند. به همین دلیل با کوچک گرفتن ابعاد المان جزئیاتی را که متعلق به شکستگی یا پدیده‌های مشابه آن نیستند، به مقدار زیاد در تصویر بخش بندی شده ظاهر می‌شوند. در صورت افزایش ابعاد تصویر شکستگی‌هایی که دارای ابعاد کوچکتری هستند، آشکار نمی‌شوند. بنابراین نمی‌توان با یک المان ساختاری با ابعاد مشخص و یکسان شکستگی‌های با ابعاد متغیر و متفاوت را به خوبی از تصویر اصلی جدا کرد.

بررسی‌ها همچنین نشان می‌دهد که با تغییر شکل المان ساختاری نتایج حاصل تغییر چندانی نمی‌کند و مشکلات بخش بندی که به آن‌ها اشاره شد همچنان وجود خواهد داشت.

جدول (۴-۲) نتایج حاصل از بخش بندی با عملگرهای مورفولوژی را برای المان ساختاری با ابعاد مختلف به وسیله پارامترهای مختلف ارزیابی برای تصویر بدون نوفه را نشان می‌دهد.

جدول ۴-۲ ارزیابی نتایج بخش بندی با عملگرهای مورفولوژی با المان ساختاری با ابعاد مختلف												
ابعاد المان	۲*۲	۴*۴	۸*۸	۱۰*۱۰	۱۵*۱۵	۲۰*۲۰	۳۰*۳۰	۴۰*۴۰	۵۰*۵۰	۶۰*۶۰	۷۰*۷۰	۱۰۰*۱۰۰
MSE	۴۶۹۸	۵۴۲۱	۵۴۰۴	۴۸۸۰/۵	۴۰۷۸	۳۸۰۲/۶	۳۰۵۷	۳۲۸۸۶/۶	۱۷۱۷/۳	۱۷۳۷	۱۸۵۰	۲۸۴۳/۶
PSNR	۱۱/۴	۱۰/۷۸	۱۰/۸	۱۱/۲۵	۱۲	۱۲/۳۳	۱۳/۲۷	۱۳/۵	۱۵/۸	۱۵/۷	۱۴/۴۶	۱۳/۶
SSIM	۰/۶۷	۰/۶۸	۰/۷	۰/۷۲	۰/۷۶	۰/۷۸	۰/۸۳	۰/۸۵	۰/۹	۰/۹۱	۰/۹	۰/۸۸
Average Correction (A.C)	۵۹	۶۸	۷۴/۸	۷۵/۸	۷۷/۲	۷۹	۸۶/۴	۸۴/۴	۸۴/۸	۷۸/۸	۷۶	۶۴/۶

در تصاویر با نوفه، نتیجه استفاده از عملگرهای مورفولوژیکی به مراتب بدتر می‌شود. شکل (۴-۱۰) نتایج حاصل از بخش‌بندی در شرایط با نوفه به وسیله عملگرهای مورفولوژیکی را نشان می‌دهد. همانطور که تصاویر نیز نشان می‌دهند، نتایج نسبت به حالت بدون نوفه بسیار نامطلوب‌تر هستند.



الف. المان ساختاری با ابعاد ۲*۲



ب. المان ساختاری با ابعاد ۱۰*۱۰



ج. المان ساختاری با ابعاد ۳۰*۳۰

شکل ۴-۱۰ نتایج حاصل از بخش‌بندی به‌وسیله عملگرهای مورفولوژی بر روی تصویر با نوفه

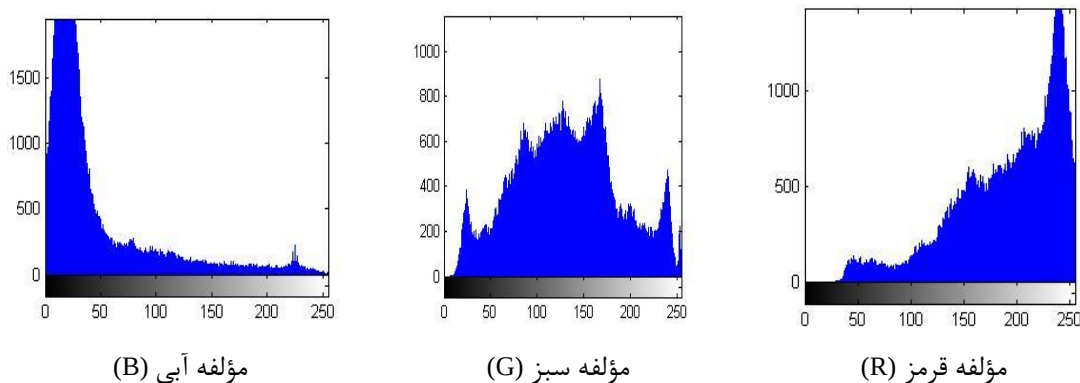
جدول (۴-۳) نتایج حاصل از بخش‌بندی با عملگرهای مورفولوژی را برای المان ساختاری با ابعاد مختلف، به‌وسیله پارامترهای مختلف ارزیابی برای تصویر با نوفه را نشان می‌دهد.

جدول ۴-۳ ارزیابی نتایج بخش‌بندی با عملگرهای مورفولوژی با المان ساختاری با ابعاد مختلف برای تصویر با نوفه								
ابعاد المان	۲*۲	۴*۴	۸*۸	۱۰*۱۰	۱۵*۱۵	۲۰*۲۰	۳۰*۳۰	۴۰*۴۰
MSE	۱۰۶۴۸	۷۷۲۰	۵۲۵۰	۴۷۹۰	۴۲۹۰	۴۰۸۰	۳۹۷۰	۳۹۳۰
PSNR	۷/۸۶	۹/۲۵	۱۰/۹۳	۱۱/۳۳	۱۱/۸	۱۲	۱۲/۱۴	۱۲/۱۸
SSIM	۰/۴۳	۰/۴۴	۰/۵	۰/۵۵	۰/۶۶	۰/۷۴	۰/۸۱	۰/۸۳
Average Correction (A.C)	۵۲/۸	۵۲/۶۶	۵۵	۵۴/۵	۵۳/۶۶	۵۲/۱۵	۵۱	۵۰

۴-۲-۱-۲- الگوریتم‌های بخش بندی مبتنی بر رنگ (تصاویر رنگی)

تصاویر رنگی نسبت به تصاویر خاکستری می‌توانند حاوی اطلاعات بیشتری باشند. همانطور که توانایی سیستم بینایی انسان در تفسیر و دریافت اطلاعات از تصاویر رنگی بیشتر است، الگوریتم‌های پردازش تصویر مبتنی بر رنگ نیز می‌توانند در برخی از کاربردها، نتایج بهتری را نشان دهند. ولی پردازش تصاویر رنگی از طرفی نسبت به تصاویر خاکستری دارای بار محاسباتی و زمان بیشتری است.

بررسی بر روی هیستوگرام‌های روشنایی مؤلفه‌های قرمز، سبز و آبی چاه‌نمودارهای تصویری نمونه نشان می‌دهد که توزیع روشنایی در آن‌ها با هم متفاوت است. بنابراین ویژگی رنگ که ترکیبی از این مؤلفه‌ها است می‌تواند به عنوان یک بردار سه بعدی دارای اطلاعات مفید و متفاوت‌تری نسبت به روشنایی در تصاویر خاکستری باشد. شکل (۴-۱۱) هیستوگرام روشنایی مؤلفه‌های مختلف تصویر نمونه بدون نوفه (۴-۱) را نشان می‌دهد. این هیستوگرام‌ها برای هر مؤلفه دارای چگالی توزیع متفاوتی هستند.



شکل ۴-۱۱ هیستوگرام مؤلفه‌های مختلف تصویر نمونه

از سه روش C-means، Fuzzy C-mean و شبکه عصبی SOM برای بخش‌بندی چاه‌نمودارهای تصویری با استفاده از رنگ استفاده شد. این روش‌ها از تکنیک خوشه‌بندی برای دسته‌بندی بخش‌های مختلف تصویر با استفاده از معیار رنگ می‌پردازند. هر کدام از این روش‌ها دارای مزایا و معایبی در

بخش بندی چاه نمودارهای تصویری هستند. در ادامه ابتدا به بررسی هر یک از این روش‌ها و نتایج آن - ها پرداخته می‌شود. سپس در بخش ارزیابی، عملکرد روش‌های مختلف بخش بندی و نتایج آن‌ها مقایسه و بررسی می‌شود.

الف) الگوریتم بخش بندی با استفاده از C – means

برای بخش بندی چاه نمودارهای تصویری با استفاده از الگوریتم C – means هر پیکسل به عنوان یک بردار دارای سه مؤلفه رنگ در نظر گرفته می‌شود. با توجه به این که نتایج این الگوریتم به تعیین تعداد خوشه‌ها بستگی دارد، باید بهترین تعداد خوشه را تعیین کرد. بدین منظور چاه نمودارهای تصویری مختلف برای تعداد خوشه‌های مختلف بخش بندی شده و سپس با معیارهای مختلف با تصویر مرجع بخش بندی شده مقایسه شدند. محدوده بهترین تعداد کلاس برای بخش بندی در این تصاویر تعیین گردید.

به منظور بررسی دقیق تر این الگوریتم، نتایج آن در دو حالت مختلف بخش بندی چاه نمودار بدون نوفه و با نوفه مورد ارزیابی قرار گرفته است.

شکل (۴-۱۲) نتایج بخش بندی تصویر نمونه را برای حالت بدون نوفه برای تعداد خوشه‌های مختلف نشان می‌دهد. جدول (۴-۴) مقادیر عددی و شکل (۴-۱۳) نمودارهای پارامترهای ارزیابی را در برابر تعداد خوشه در مقایسه با تصویر بخش بندی شده مرجع نشان می‌دهند. نتایج حاصل با معیارهای مختلف مقایسه نشان می‌دهد که بهترین تعداد کلاس برای بخش بندی این تصاویر با روش C – mean، شش خوشه است.



الف. نتیجه حاصل از خوشه‌بندی دو کلاسه



ب. نتیجه حاصل از خوشه‌بندی شش کلاسه

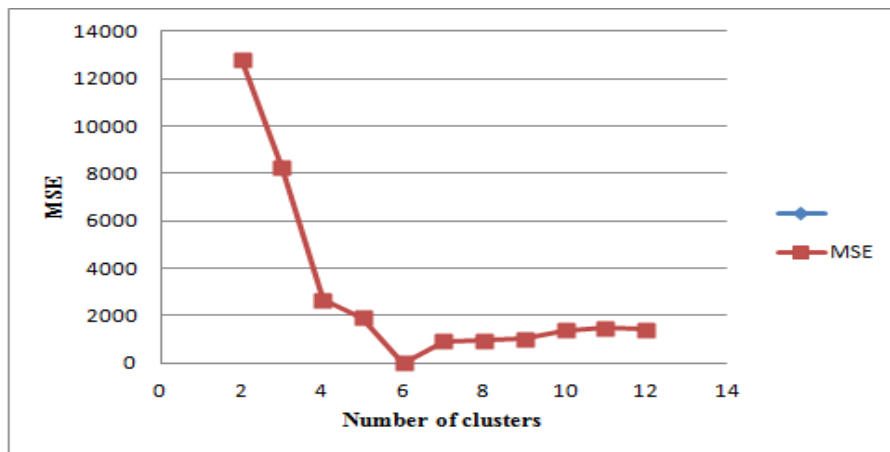


ج. نتیجه حاصل از خوشه‌بندی ۱۲ کلاسه

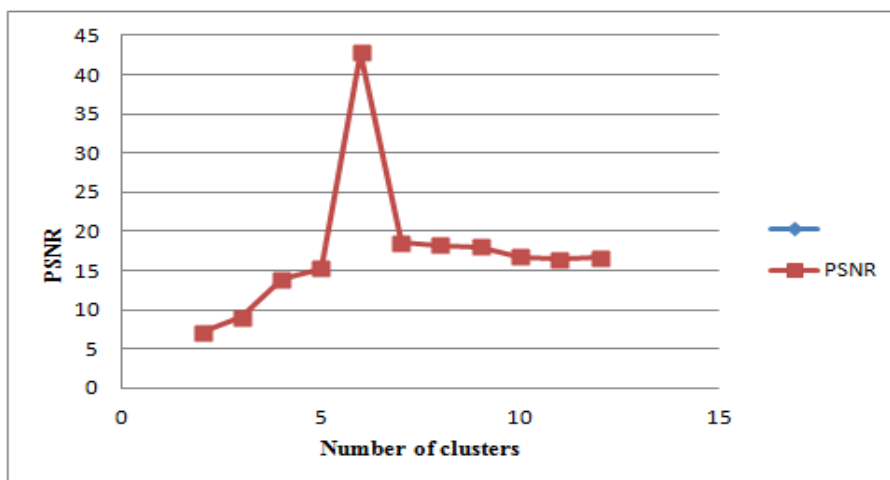
شکل ۴-۱۲ نتایج بخش‌بندی با استفاده از C - means برای تعداد خوشه‌های مختلف

جدول ۴-۴ نتایج خوشه‌بندی با C – means با معیارهای مختلف ارزیابی

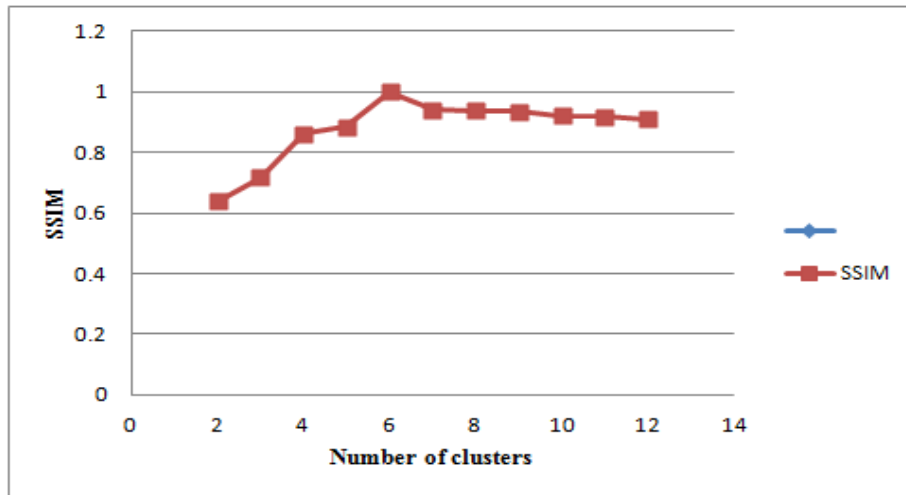
تعداد خوشه	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
MSE	۱۲۸۲۳	۸۲۵۰	۲۶۶۰	۱۹۲۰	۳/۴۶	۹۱۵	۹۶۹	۱۰۳۰	۱۳۸۰	۱۴۸۰	۱۴۳۰
PSNR	۷	۸/۹۶	۱۳/۸۷	۱۵/۳	۴۲/۷۳	۱۸/۵	۱۸/۲۶	۱۸	۱۶/۷	۱۶/۴	۱۶/۶
SSIM	۰/۶۴	۰/۷۲	۰/۸۶	۰/۸۸	۰/۹۹	۰/۹۴	۰/۹۳۸	۰/۹۳۵	۰/۹۲	۰/۹۱۶	۰/۹
Average Correction	۷۶/۵	۸۶/۳	۹۶	۹۷/۲	۹۹/۹۹	۸۶/۸	۸۶	۸۵	۸۰/۵	۷۹	۸۰



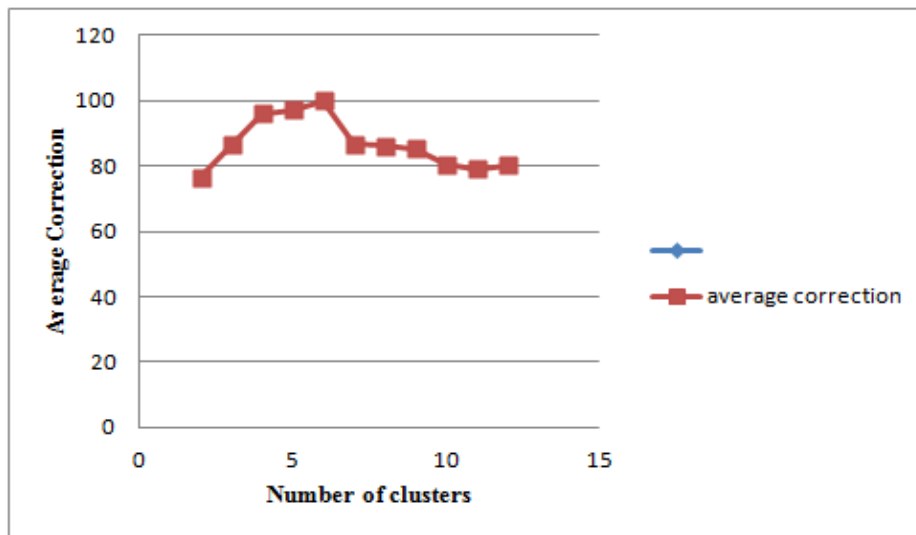
(الف)



(ب)



(ج)



(د)

شکل ۴-۱۳ نمودارهای ارزیابی روش C - means با معیارهای مختلف

الگوریتم C - means دارای دو مشکل اساسی است. این الگوریتم به نوفه حساس بوده و در تصاویر دارای نوفه نتایج خوبی را نشان نمی‌دهد. نیز نتیجه خوشه‌بندی به مقدار اولیه انتخابی برای خوشه‌ها وابسته است. در نتیجه ممکن است در چند بار اجرای این الگوریتم به نتایج یکسانی نرسید.

شکل (۴-۱۴) نتیجه حاصل از بخش‌بندی با این الگوریتم را برای تصویر نمونه با نوفه (شکل ۴-۱) برای تعداد بهینه خوشه‌ها و جدول (۴-۵) نتایج ارزیابی را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۱۴ نتیجه حاصل از بخش‌بندی با استفاده از $C - \text{means}$ برای تصویر با نوفه

جدول ۴-۵ ارزیابی نتایج الگوریتم $C - \text{means}$ برای تصویر با نوفه برای تعداد خوشه بهینه شش				
معیار ارزیابی	MSE	PSNR	SSIM	Average Correction
مقدار ارزیابی	۸۹۲۰	۸/۶۳	۰/۵	۷۵

ب) الگوریتم‌های بخش‌بندی با استفاده از $Fuzzy C - \text{means}$

الگوریتم خوشه‌بندی فازی با استفاده از منطق تصمیم‌گیری فازی به خوشه‌بندی داده‌ها می‌پردازد. در این الگوریتم هر داده با درجه‌ای از عضویت به خوشه‌های مختلف تعلق دارد. در این الگوریتم نیز باید تعداد خوشه‌ها توسط ناظر تعیین شود.

در ابتدا برای تصویر بدون نوفه تعداد بهینه خوشه پیدا می‌شود. نتایج حاصل از تعداد خوشه‌های مختلف با معیارهای معرفی شده مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. سپس برای تصویر با نوفه نیز عملکرد در بهترین تعداد خوشه تعیین شده بررسی می‌شود.

شکل (۴-۱۵) تصاویر حاصل از بخش‌بندی و شکل (۴-۱۶) نمودارهای معیارهای مختلف را بر روی تصویر نمونه بدون نوفه (۴-۱) نشان می‌دهد. در جدول (۴-۶) نتایج عددی معیارهای مختلف برای این الگوریتم نشان داده شده است.



الف. نتیجه حاصل از خوشه‌بندی دو کلاسه



ب. نتیجه حاصل از خوشه‌بندی شش کلاسه

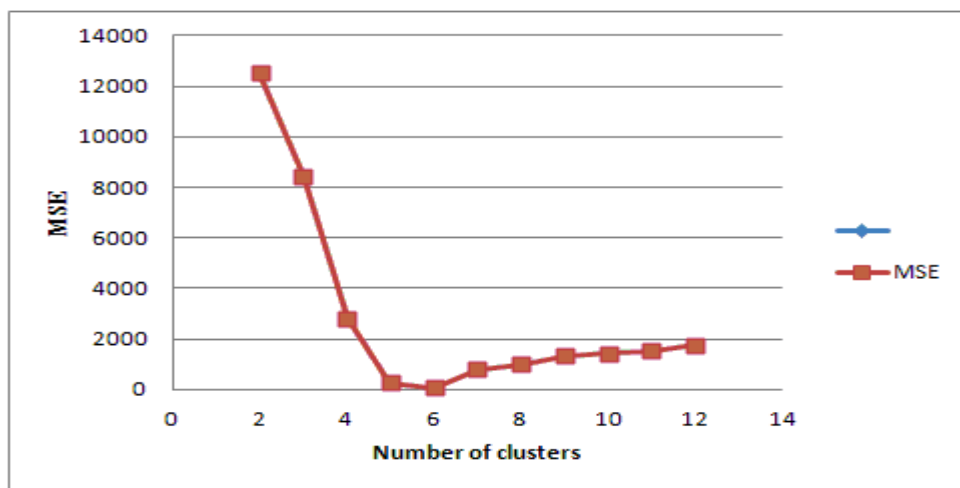


ج. نتیجه حاصل از خوشه‌بندی ۱۲ کلاسه

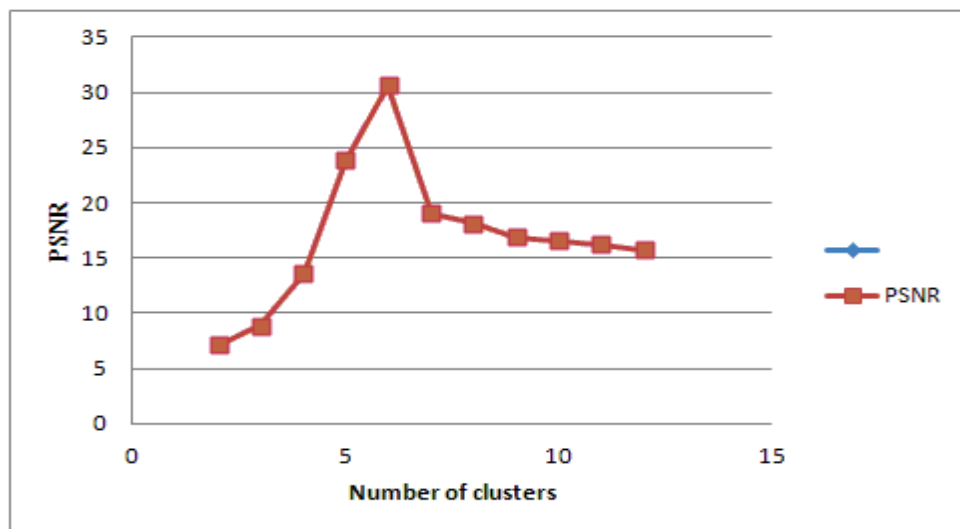
شکل ۴-۱۵ نتایج بخش‌بندی با استفاده از Fuzzy C- means برای تعداد خوشه‌های مختلف

جدول ۴-۶ نتایج خوشه‌بندی با Fuzzy C – means با معیارهای مختلف ارزیابی

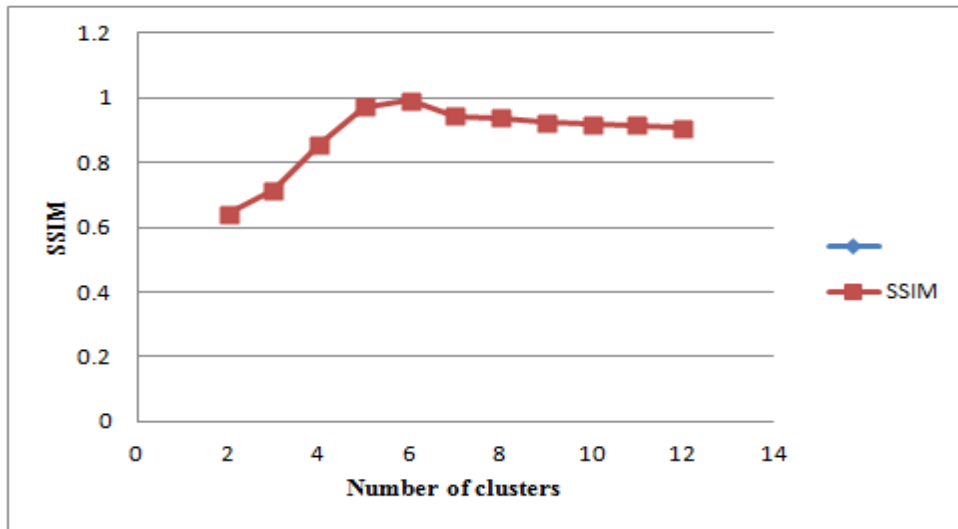
تعداد خوشه	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
MSE	۱۲۵۰	۸۴۶۰	۲۸۳۰	۲۷۱۰	۵۶	۸۰۷	۹۹۹	۱۳۲۰	۱۴۴۰	۱۵۴۰	۱۷۵۰
PSNR	۷/۱۵	۸/۸۵	۱۳/۶	۲۳	۳۰/۵۸	۱۹	۱۸/۱۳	۱۷	۱۶/۵۵	۱۶/۲۵	۱۵/۷
SSIM	۰/۶۴	۰/۷۱	۰/۸۵	۰/۹۷	۰/۹۹	۰/۹۴	۰/۹۳	۰/۹۲	۰/۹۱۹	۰/۹۱۴	۰/۹
Average Correction	۷۷/۲۳	۸۵/۸۷	۹۵/۸	۹۹/۶۲	۹۹/۱۵	۸۸/۳۵	۸۵/۶۸	۸۱/۳۶	۸۰	۷۸/۵	۷۶



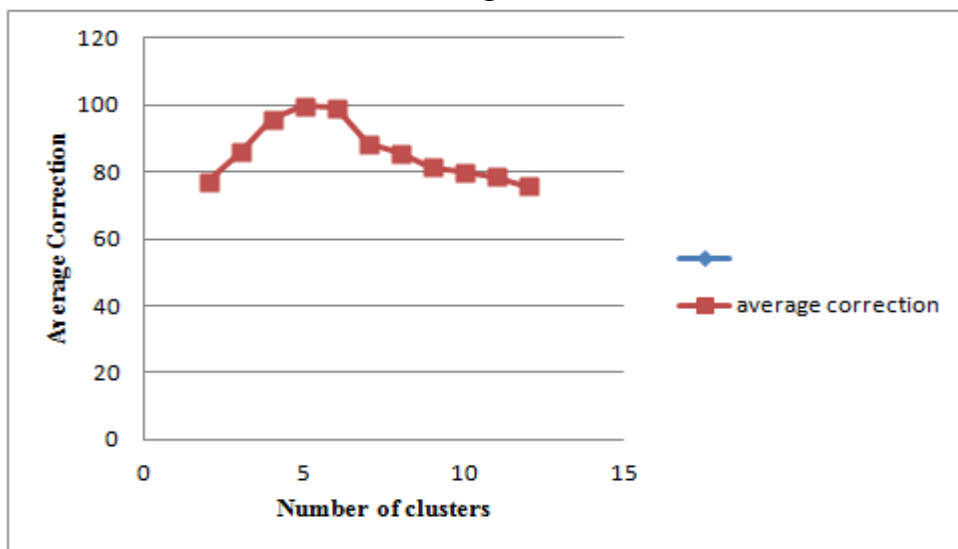
(الف)



(ب)



(ج)

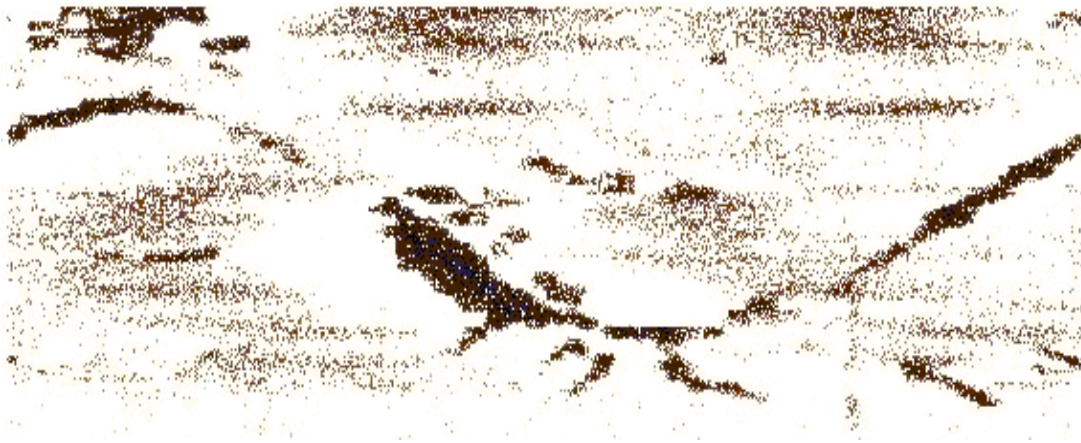


(د)

شکل ۴-۱۶ نمودارهای ارزیابی روش Fuzzy C – mean با معیارهای مختلف

این الگوریتم روی تصویر با نوفه نیز اعمال گردید و نتایج آن بررسی شد. نتایج نشان می‌دهد که این الگوریتم نیز نسبت به نوفه برای بخش بندی حساس است. ولی نسبت به خوشه بندی سخت نتایج آن تا حدودی بهتر است.

شکل (۴-۱۷) نتیجه حاصل از بخش بندی با این الگوریتم را برای تصویر نمونه با نوفه شکل (۴-۱) برای تعداد بهینه خوشه شش و جدول (۴-۷) نتایج ارزیابی را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۱۷ نتیجه حاصل از بخش‌بندی با استفاده از Fuzzy C – means برای تصویر با نوفه

جدول ۴-۷ ارزیابی نتایج الگوریتم Fuzzy C – means برای تصویر با نوفه برای تعداد خوشه بهینه شش				
معیار ارزیابی	MSE	PSNR	SSIM	Average Correction
مقدار ارزیابی	۳۶۸۰	۱۲/۵	۰/۶۵	۸۴

ج) الگوریتم‌های بخش‌بندی با استفاده از شبکه عصبی خودسازمانده (SOM)

شبکه عصبی خودسازمانده با استفاده از الگوریتم‌های بدون ناظر رقابتی به خوشه‌بندی داده‌های ورودی می‌پردازد. بردارهای ورودی در این شبکه مؤلفه‌های رنگ هر پیکسل هستند. از این شبکه برای بخش‌بندی چاه‌نمودارهای تصویری برای تعداد خوشه‌های مختلف استفاده شد و بهترین تعداد خوشه تعیین گردیده است. عملکرد شبکه با معیارهای ارزیابی که در بخش‌های قبل برای سایر روش‌ها نیز بیان شدند، برای تصاویر بدون نوفه و با نوفه مورد ارزیابی قرار گرفتند.

شکل (۴-۱۸) تصاویر حاصل از بخش‌بندی و شکل (۴-۱۹) نمودارهای معیارهای مختلف را بر روی تصویر نمونه (۴-۱) نشان می‌دهد. در جدول (۴-۸) نتایج عددی معیارهای مختلف برای این الگوریتم نشان داده شده است.



الف. نتیجه حاصل از خوشه بندی دو کلاسه



ب. نتیجه حاصل از خوشه بندی شش کلاسه



ج. نتیجه حاصل از خوشه بندی ۱۲ کلاسه

شکل ۴-۱۸ نتایج بخش بندی با استفاده از SOM برای تعداد خوشه های مختلف

جدول ۴-۸ نتایج خوشه بندی با SOM با معیارهای مختلف ارزیابی

تعداد خوشه	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲
MSE	۱۲۸۰۰	۸۲۶۰	۲۶۵۰	۲۰۶	۳/۵	۹۳۷	۱۳۵۰	۱۳۷۰	۱۵۱۰	۱۶۹۰	۱۷۳۰
PSNR	۷	۹	۱۴	۲۵	۴۲	۱۸/۴	۱۶/۸	۱۶/۷۶	۱۶/۳۳	۱۵/۸۵	۱۵/۷
SSIM	۰/۶۳	۰/۷۱	۰/۸۶	۰/۹۷۶	۰/۹۹	۰/۹۴	۰/۹۲۲	۰/۹۲۱	۰/۹۱۵	۰/۹۰۷	۰/۹۰۶
Average Correction	۷۶/۶	۸۶/۲۵	۹۶/۱	۹۹/۷	۹۹/۸۵	۸۶/۵۴	۸۰/۹	۸۰/۶	۷۸/۷۵	۷۶/۵	۷۶

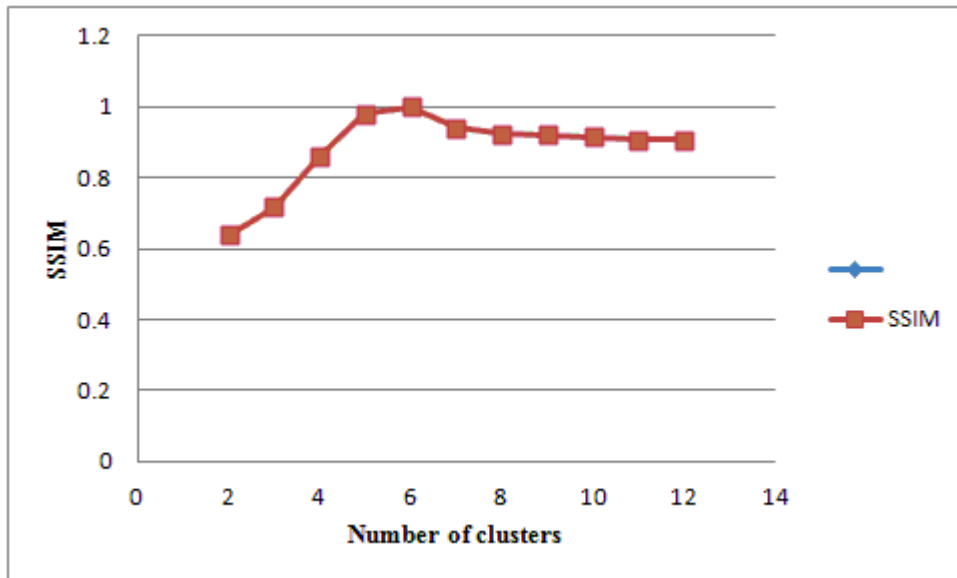
(A.C)



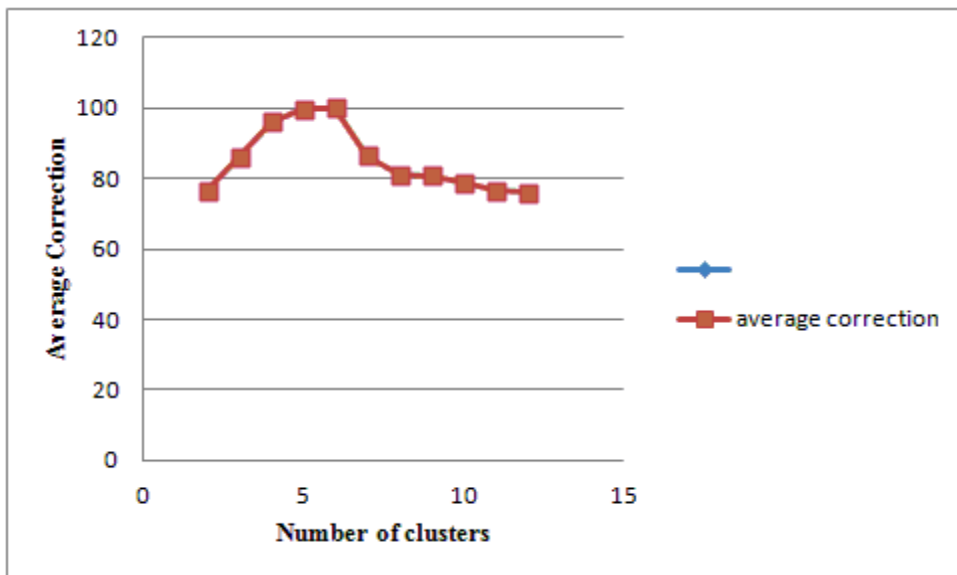
(الف)



(ب)



(ج)



(د)

شکل ۴-۱۹ نمودارهای ارزیابی روش SOM با معیارهای مختلف

برای این الگوریتم نیز مانند دو روش قبلی تعداد خوشه بهینه برای بخش بندی چاه نمودارهای تصویری شش خوشه است. این روش در تصاویر با نوفه نسبت به روش‌های قبلی عملکرد بهتری را از خود نشان می‌دهد. شکل (۴-۲۰) تصویر حاصل و جدول (۴-۹) مقادیر پارامترهای ارزیابی بخش بندی تصویر با نوفه نمونه شکل (۴-۱) را نشان می‌دهند.



شکل ۲۰-۴ نتیجه حاصل از بخش‌بندی با استفاده از SOM برای تصویر با نوفه

جدول ۴-۹ ارزیابی نتایج الگوریتم SOM برای تصویر با نوفه برای تعداد خوشه بهینه شش				
معیار ارزیابی	MSE	PSNR	SSIM	Average Correction
مقدار ارزیابی	۲۳۲۰	۱۴/۴۵	۰/۸	۹۴/۵

۴-۲-۱-۳- مقایسه روش‌های بخش‌بندی

روش‌های بخش‌بندی بررسی شده در این تحقیق، برخی از روش‌های موجود در حوزه پردازش تصویر هستند. با توجه به نوع کاربرد، هر یک از روش‌های مختلف بخش‌بندی دارای مزایا و معایب و عملکرد متفاوتی خواهند بود. بنابراین در هر نوع از تصاویر و کاربردی مشخص، باید بهینه‌ترین روش بررسی و انتخاب شود. در این بخش ابتدا به بررسی و مقایسه کیفی و کمی روش‌های معرفی شده برای بخش‌بندی چاه‌نمودارهای تصویری به منظور شناسایی شکستگی‌ها پرداخته می‌شود. سپس بهینه‌ترین روش معرفی و برای انجام سایر مراحل تحقیق از نتایج آن استفاده خواهد شد.

روش آشکارسازی لبه Canny که مبتنی بر مشتقات تصویر می‌باشد، همانطور که نتایج آن در بخش-های قبل مشاهده شد به دلیل وجود تغییرات زیاد در سطوح روشنایی، تغییرات ناگهانی روشنایی و وجود نوفه نتایج بسیار نامطلوب و غیرقابل قبولی را نشان می‌دهد.

در روش آستانه‌گذاری نیز به دلیل عدم وجود دره‌های مجزا و مشخص به راحتی نمی‌توان مقدار آستانه مناسب را برای جداسازی پدیده‌های شکستگی و پدیده‌های مشابه آن از سایر پیکسل‌های تصویر یافت. نتایج نشان می‌دهد که روش‌های محلی نیز چندان موفق عمل نمی‌کنند. وجود نوفه در این تصاویر پیچیدگی تعیین مقدار آستانه مناسب برای بخش‌بندی این تصاویر را بیشتر می‌کند.

روش مورفولوژی با توجه به ابعاد مختلف المان ساختاری، نتایج متفاوتی را از خود نشان می‌دهد. با انتخاب کوچک المان ساختاری، جزئیات زیاد و ریز در تصویر به صورت نامطلوبی آشکار می‌شوند و با انتخاب ابعاد بزرگ آن، شکستگی‌هایی با ضخامت کوچک حذف شده و آشکار نمی‌شوند. بنابراین امکان این که بدون دخالت کاربر و به صورت هوشمند، بتوان شکستگی‌های با ابعاد مختلف را آشکار کرد، وجود ندارد. عملکرد این الگوریتم در تصاویر با نوفه به مراتب نامطلوب‌تر و ضعیف‌تر خواهد بود.

روش‌های مبتنی بر رنگ معرفی شده، نسبت به روش‌های فوق که مبتنی بر روشنایی در تصویر هستند. اگرچه بار محاسباتی بیشتری را دارند ولی به دلیل بهره‌گیری از عنصر رنگ به عنوان ویژگی قوی‌تر، نتایج به مراتب مطلوب‌تری را از خود نشان دادند. البته این روش‌ها نیز خود دارای مزایا و معایبی بودند که در بخش‌های قبل با بررسی نتایج تصاویر نمونه و مقادیر ارزیابی می‌توان به طور دقیق‌تر عملکرد آن‌ها را مشاهده کرد.

روش‌های $C - means$ ، $Fuzzy C - mean$ و SOM با بهره‌گیری از روش خوشه‌بندی، تصویر ورودی را به تعداد خوشه مشخص تقسیم می‌کنند. برای تصاویر بدون نوفه نتایج این روش‌ها تقریباً یکسان خواهد بود. در تصاویر با نوفه روش شبکه عصبی خودسازمانده نتایج بسیار بهتری را از خود نشان می‌-

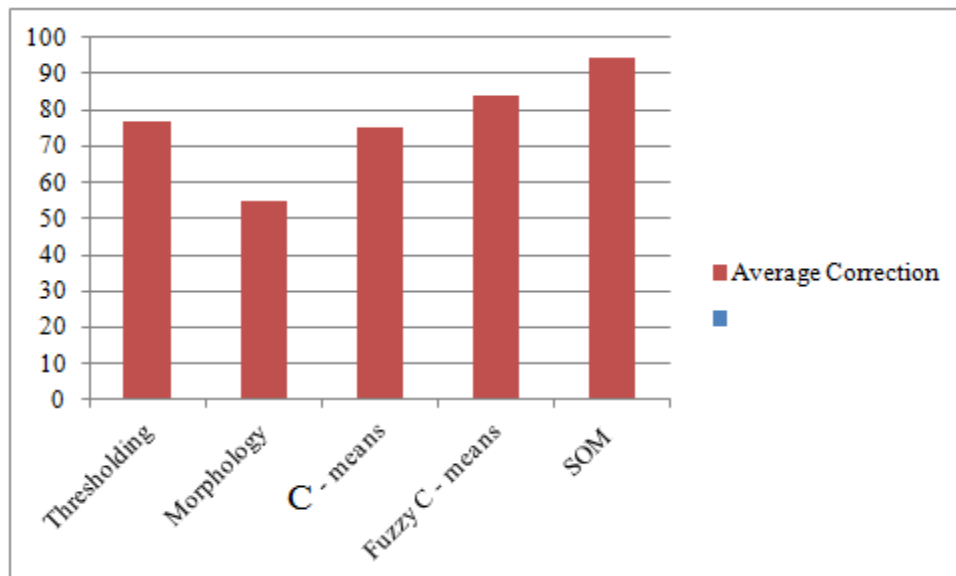
دهد و این روش نسبت به نوفه حساسیت کمتری از خود نشان می‌دهد. همچنین این روش با استفاده از الگوریتم یادگیری رقابتی نسبت به دو روش دیگر سرعت بیشتری دارد.

در زیر به منظور بررسی دقیق‌تر و کمی نتایج از نمودار برای مقایسه نتایج روش‌های مختلف برای انتخاب بهینه‌ترین جواب هر روش بر روی تصویر نمونه استفاده می‌شود. از بین پارامترهای ارزیابی معرفی شده، مقدار Average Correction نسبت به سایر پارامترها به تفسیر ذهنی انسان و نکات بیان شده در فصل سوم برای مقایسه تصاویر حاصل از بخش‌بندی با تصویر مرجع مناسب‌تر است. بنابراین در زیر از این معیار ارزیابی برای مقایسه روش‌ها به صورت کمی استفاده می‌شود.

جدول (۴-۱۰) نتایج ارزیابی روش‌های مختلف را برای تصویر نمونه شکل (۴-۱) برای تصویر با نوفه نشان می‌دهد.

جدول ۴-۱۰ مقایسه عملکرد روش‌های بخش‌بندی چاه‌نمودارهای تصویری					
روش بخش‌بندی	آستانه‌گذاری	مورفولوژی	C - means	Fuzzy C - means	SOM
Average Correction	۷۷	۵۵	۷۵	۸۴	۹۴/۵

شکل (۴-۲۱) نمودار ارزیابی و شکل (۴-۲۲) تصاویر حاصل از روش‌های بخش‌بندی را برای چاه-نمودار نمونه در حالت با نوفه نشان می‌دهد.



شکل ۴-۲۱ نمودار مقایسه عملکرد روش‌های بخش‌بندی



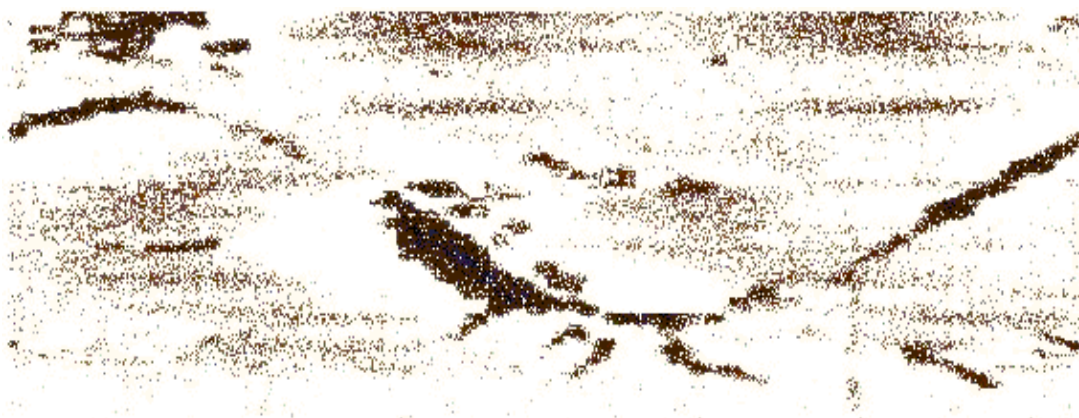
الف. روش آستانه‌گذاری



ب. روش مورفولوژی



ج. روش C - means



د. روش Fuzzy C - means



ه. روش SOM

شکل ۴-۲۲ تصاویر بخش‌بندی با روش‌های مختلف

۴-۲-۲- جداسازی نقاط شکستگی

پس از بخش‌بندی چاه‌نمودارهای تصویری با روش بهینه انتخاب شده، برای ردیابی مسیر دقیق شکستگی‌ها باید نقاطی را که مسیر شکستگی‌ها را تعیین می‌کنند، از تصویر بخش‌بندی شده جدا شوند.

برای رسیدن به نقاط شکستگی فرآیندهای زیر بر روی تصویر بخش‌بندی شده انجام می‌گیرد:

الف) باینری کردن تصویر بخش‌بندی شده

ب) جداسازی تداخل پدیده‌ها با هم و حذف جزئیات ریز و نوفه باقیمانده در تصویر بخش‌بندی شده باینری

ج) حذف اجزای افقی و عمودی

د) جداسازی نقاطی از اجزا باقیمانده به عنوان نمایندگی نقاط مسیر شکستگی

در ادامه به‌طور جزئی‌تر به بیان هر یک از مراحل فوق پرداخته می‌شود.

الف) باینری کردن تصویر بخش‌بندی شده

برای استفاده از عملگرهای مورفولوژی در گام‌های بعدی، تصویر بخش‌بندی شده رنگی مرحله قبل به یک تصویر باینری با استفاده از روش آستانه‌گذاری آتسو تبدیل می‌شود. سپس تصویر باینری معکوس می‌شود.

شکل (۴-۲۳) تصویر بخش‌بندی شده رنگی و تصویر باینری به‌دست آمده را نشان می‌دهد.



(الف)



(ب)

شکل ۴-۲۳ تصویر باینری چاه‌نمودار بخش‌بندی شده

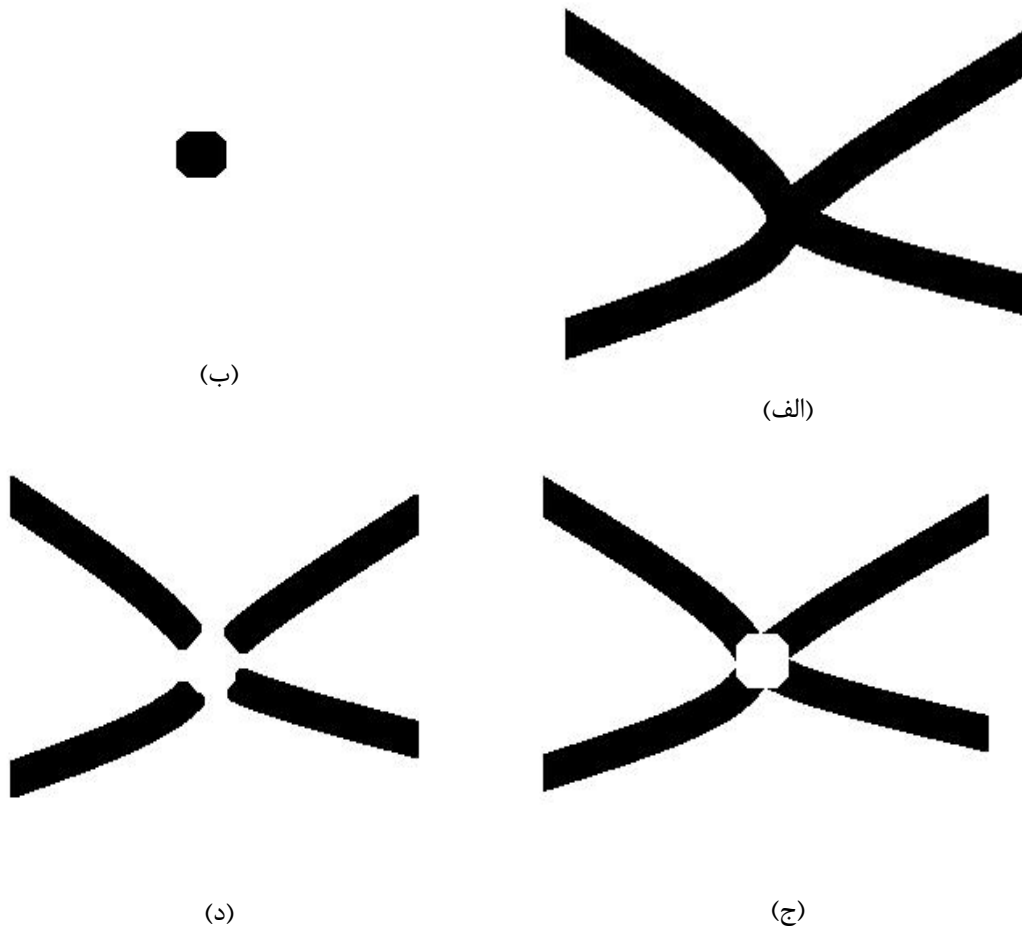
ب) جداسازی تداخل پدیده‌ها با هم و حذف جزئیات ریز و نوفه باقیمانده در تصویر بخش بندی شده باینری

در چاه‌نمودارهای تصویری ممکن است برخی پدیده‌ها با هم تداخل داشته باشند. برای جداسازی این پدیده‌ها از همدیگر، از عملگر مورفولوژی باز کردن استفاده شده است. با استفاده از رابطه زیر می‌توان تداخل پدیده‌ها را از هم جدا کرد.

$$f_{out}(x, y) = f(x, y) - (f \circ SE)(x, y) \quad (۲-۴)$$

با استفاده از عملگر باز کردن در محل‌های تداخل معمولاً ضخامت بیشتر است، این بخش‌ها ابتدا از تصویر جدا می‌شوند و سپس با تفاضل از تصویر باینری ورودی، تصویر باقیمانده تصویری است که

در آن تداخل‌ها حذف شده است. برای آن که جداسازی پدیده‌ها از هم برجسته‌تر شود می‌توان با یک المان ساختاری کوچکتر عمل بازکردن را بر روی تصویر مرحله قبل دوباره اعمال کرد. شکل (۴-۲۴) عملکرد این رابطه را بر روی دو پدیده متداخل برای جداسازی از هم نشان می‌دهد.



شکل ۴-۲۴ جداسازی پدیده‌های متداخل (الف. تصویر اصلی، ب. تصویر حاصل از بازکردن، ج. تصویر حاصل از جداسازی و د. تصویر جداسازی بعد از اعمال مجدد عملگر بازکردن)

در کنار حذف تداخل‌ها با اعمال عملگر بازکردن پدیده‌های ریز موجود در تصویر که معمولاً ناشی از نوفه هستند نیز حذف می‌شوند.

شکل (۴-۲۵) نتیجه استفاده از عملگر بازکردن که منجر به حذف جزئیات ریز و نوفه و تداخل در تصویر مرحله قبل شده است را نشان می‌دهد.

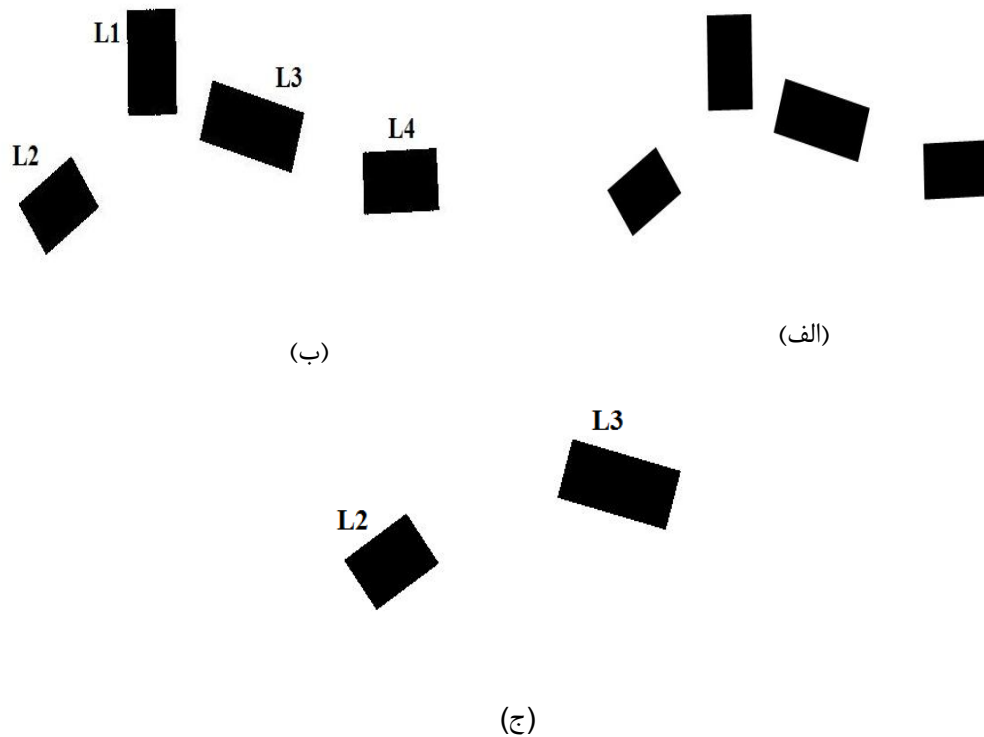


شکل ۴-۲۵ تصویر حاصل از حذف نوفه و تداخل

ج) حذف ردپاهای غیر شکستگی

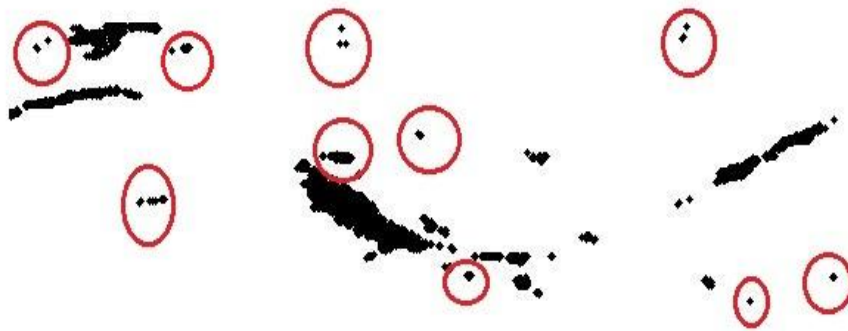
برخی از ردپاهای آشکار شده در تصویر مرحله قبل، متعلق به پدیده‌هایی مانند شکستگی‌های مصنوعی که معمولاً به صورت عمودی هستند، می‌باشند. نیز لایه‌بندی‌ها که دارای شیب افقی هستند. این ردپاها را می‌توان با استفاده از شیب و موقعیت وضعی آن‌ها در تصویر از سایر اجزا که متعلق به شکستگی‌های طبیعی هستند، جدا نمود. برای جداسازی این پدیده‌ها و حذف آن‌ها، ابتدا در تصویر اجزای موجود برچسب‌گذاری می‌شوند و سپس شیب آن‌ها در تصویر محاسبه می‌شود. با انتخاب دو مقدار آستانه شیب افقی و شیب عمودی می‌توان این پدیده‌ها را که در خارج از محدوده بین این دو مقدار آستانه هستند، حذف نمود.

شکل (۴-۲۶) مراحل بیان شده فوق را به صورت تصویری نشان می‌دهد. همانطور که این شکل نشان می‌دهد، اجزای موجود در تصویر ورودی که چهارتا هستند، برچسب‌گذاری شده‌اند. سپس زاویه آنها نسبت به محور افقی اندازه‌گیری شده است و در تصویر حاصل اجزای افقی و عمودی حذف شده‌اند.



شکل ۴-۲۶ مراحل جداسازی ردپاهای افقی و عمودی

شکل (۴-۲۷) نتیجه حاصل از این بخش از الگوریتم را بر روی تصویر نمونه تولید شده در مرحله قبل الگوریتم را نشان می‌دهد.



(الف)



(ب)

شکل ۴-۲۷ نتایج حاصل از حذف ردپاهای غیر شکستگی (الف). تصویر مرحله قبل پردازش که ردپاهای حذف شده در تصویر به دست آمده با دایره جدا شده‌اند، ب. تصویر باقیمانده از ردپاهای شکستگی

(د) جداسازی نقاطی از اجزا باقیمانده به عنوان نمایندگی نقاط مسیر شکستگی‌ها

به منظور کاهش پردازش در گام ردیابی مسیر شکستگی‌ها، نقاطی از پیکسل‌های ردپاهای شکستگی-ها به عنوان نقاط نمونه انتخاب می‌شوند.

با استفاده پی در پی عملگر روشن برای جداسازی این نقاط استفاده می‌شود. بر روی تصویر مرحله قبل فرآیند روشن بر روی هر جز از تصویر تا هنگامی که فقط یک پیکسل از نظر ضخامت باقی بماند، اعمال می‌گردد.

شکل (۴-۲۸) نتیجه مسیر آشکار شده شکستگی به وسیله نقاط نمونه را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۲۸ مسیر شکستگی جدا شده با استفاده از نقاط نمونه

۴-۲-۳- دسته بندی نقاط جدا شده برای یک از شکستگی‌ها

بعد از جداسازی نقاط نمونه که مسیرهای شکستگی‌ها هستند، باید نقاط مربوط به هر شکستگی از نقاط سایر شکستگی‌ها جدا شوند. به عبارتی این نقاط نمونه دسته‌بندی شوند. با توجه به این که برای دسته‌بندی نقاط هر شکستگی، ویژگی‌های عمومی و شناخته‌شده‌ای وجود ندارد، بررسی‌ها نشان داد که با استفاده از اطلاعات محلی مانند همسایگی، مکان نقاط نسبت به هم و زاویه‌ای که نقاط مختلف نسبت به هم دارند، می‌توان هر یک از مسیرهای شکستگی را از بقیه تفکیک نمود. در ادامه به بیان هر یک از مراحل و نکات مورد استفاده در این بخش به طور جزئی‌تر پرداخته می‌شود.

- انتخاب نقطه شروع برای یک شکستگی

- انتخاب نقاط بعدی شکستگی

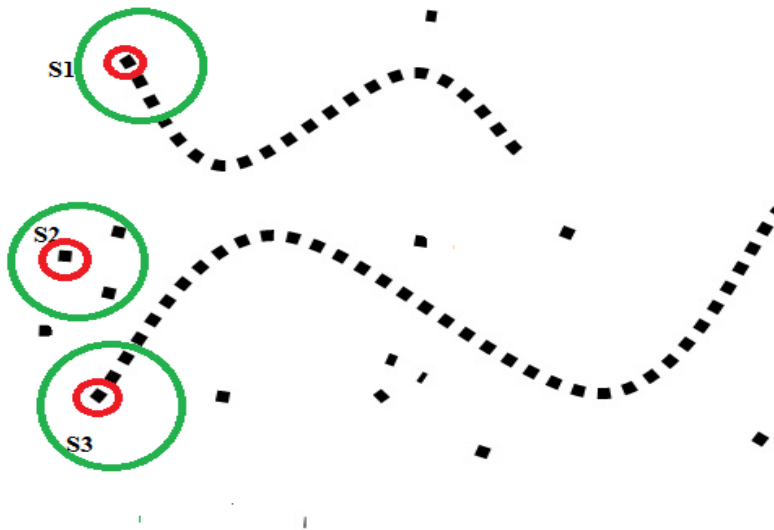
الف) انتخاب نقطه شروع

برای دسته‌بندی نقاط یک شکستگی و جداسازی آن‌ها از سایر نقاط، در ابتدا باید نقطه شروع یک شکستگی انتخاب شود. برای انتخاب نقاط شروع می‌توان از دو روش استفاده نمود:

- روش دستی: در این روش با دخالت کاربر نقطه شروع برای یک شکستگی با مشاهده و بررسی چاه‌نمودار اولیه و تصویری که حاوی نقاط نمونه شکستگی است، انتخاب می‌شود. اگرچه این روش

نیاز به دخالت یک کاربر دارد ولی به دلیل دخالت دانش کاربر، انتخاب نقاط با دقت و درجه اطمینان بیشتری صورت می‌گیرد.

- روش هوشمند (بدون دخالت کاربر): در این روش از سمت چپ‌ترین ستون مربوط به تصویر نقاط نمونه، نقاطی که در همسایگی آن‌ها و در یک راستای تقریباً یکسان، تعدادی نقاط نمونه شکستگی وجود داشته باشد، به عنوان نقاط شروع انتخاب می‌شوند. در این روش باید راستاهای نزدیک به عمود و افقی در نظر گرفته نشود. در صورتی که در ستون سمت چپ تصویر نقطه مناسبی انتخاب نشود، باید ستون بعدی به سمت راست تصویر به همین ترتیب اسکن شود.
- شکل (۴-۲۹) انتخاب نقاط شروع را نشان می‌دهد. در این شکل سه نقطه $S1$ ، $S2$ و $S3$ به عنوان نقاط کاندید برای شروع مسیر یک شکستگی تعیین شده‌اند. همانطور که در شکل دیده می‌شود با جست‌وجو در یک شعاع همسایگی برای این نقاط، نقاط $S1$ و $S3$ چون در همسایگی آن‌ها نقاطی وجود دارند که نسبت به نقطه شروع در راستای تقریباً یکسانی قرار دارند، می‌توانند به عنوان نقاط شروع انتخاب شوند. ولی نقطه $S2$ اگرچه در شعاع همسایگی آن نقاطی قرار می‌گیرند ولی راستای آن‌ها نسبت به نقطه شروع متفاوت با هم هستند و یک راستای مشخص با تعدادی همسایگی در شعاع تعیین شده برای نقطه شروع وجود ندارد. بنابراین نقطه $S2$ نمی‌تواند به عنوان نقطه شروع یک شکستگی انتخاب شود.



شکل ۴-۲۹ انتخاب نقطه شروع برای شکستگی

ب) انتخاب نقاط بعدی شکستگی

بعد از انتخاب نقطه شروع باید مسیر یک شکستگی و نقاط بعدی تعیین شوند. برای تعیین نقاط بعدی یک شکستگی از اطلاعات فاصله، زاویه نقاط شکستگی نسبت به یک نقطه شروع، میزان تغییرات زاویه برای نقاط شکستگی پشت سر هم و پیش بینی نقاط با استفاده از شبکه عصبی RBF به کمک نقاط قبلی یک شکستگی استفاده می شود.

مراحل کلی الگوریتم استفاده شده برای دسته بندی نقاط و تعیین مسیر یک شکستگی را می توان به صورت زیر بیان کرد:

۱- برای یک شعاع همسایگی نسبت به نقطه شروع، نقاطی که در راستای بین $+90^\circ$ تا -90° درجه قرار دارند، پیدا می شوند.

۲- زاویه نقاط پیدا شده در مرحله قبل نسبت به نقطه شروع محاسبه می شوند.

۳- با تعیین میانه زاویه نقاط در مرحله قبل، نقاطی که با مقدار میانه با یک آستانه تعریف شده فاصله دارند، حذف می شوند. این نقاط، نقاطی هستند که در راستای نقاطی که ادامه مسیر هستند قرار ندارند. نقاط باقیمانده راستای ادامه مسیر را نسبت به نقطه شروع نشان می دهند.

۴- زاویه هر نقطه نسبت به نقطه قبل، برای نقاط به دست آمده در مرحله قبل نسبت به هم محاسبه شده و متوسط تغییرات زاویه را نیز به دست آورده می‌شود.

۵- آخرین نقطه که در سمت راست‌ترین موقعیت قرار دارد، از مرحله سوم به عنوان نقطه شروع بعدی انتخاب می‌شود.

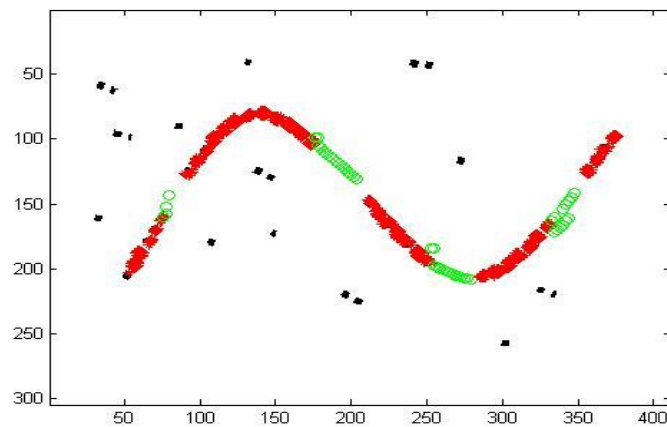
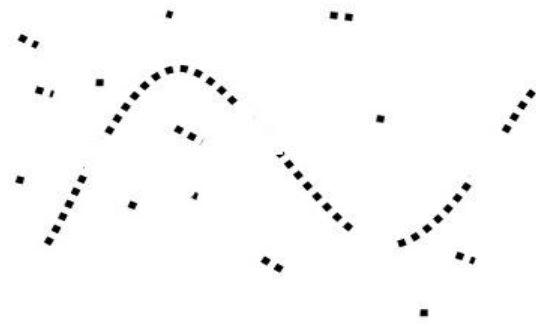
۶- از نقطه شروع انتخاب شده در مرحله ۵، مراحل ۱ تا ۵ تکرار می‌شود.

۷- در صورتی که در شعاع همسایگی، برای نقطه شروع جدید، نقاطی برای ادامه مسیر یافت نشود با استفاده از شبکه عصبی RBF، تعدادی نقاط به کمک نقاط قبلی مسیر پیش‌بینی می‌شود. آخرین نقطه پیش‌بندی شده به عنوان نقطه شروع جدید انتخاب می‌شود. سپس مراحل ۱ تا ۷ تکرار می‌شود.

برای کاهش خطا در الگوریتم فوق و جلوگیری از تغییرات ناگهانی مسیر، هر نقطه یافت شده جدید، زاویه آن نسبت به نقطه قبل خود محاسبه می‌شود. تغییرات زاویه در دو نقطه متوالی نسبت به میانگین تغییرات برای نقاط قبلی نباید از یک مقدار آستانه بیشتر باشد.

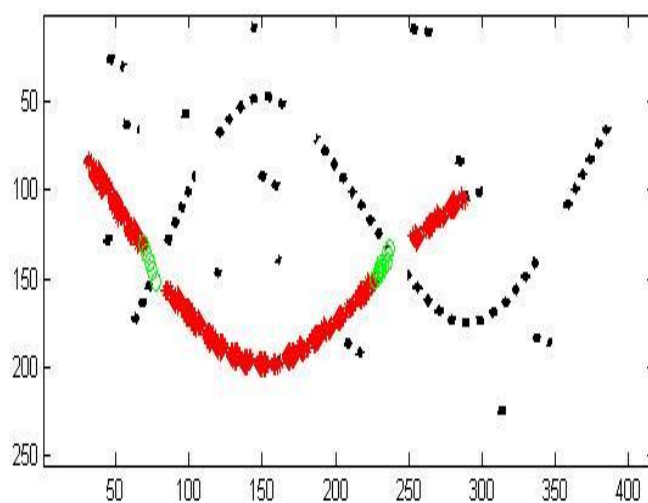
تعیین مقادیر آستانه مورد استفاده در الگوریتم فوق با توجه اطلاعات زمین شناسی منطقه و به صورت تعاملی توسط کاربر تعریف می‌شود.

شکل (۴-۳۰) نتایج الگوریتم فوق را بر روی دو تصویر مصنوعی از شکستگی نشان می‌دهد. تصویر (الف) یک تصویر شکستگی بدون تداخل و تصویر (ب) تصویری از یک شکستگی که به دلیل تداخل با پدیده دیگر دسته بندی نقاط آن سخت‌تر است را نشان می‌دهد.



(الف)

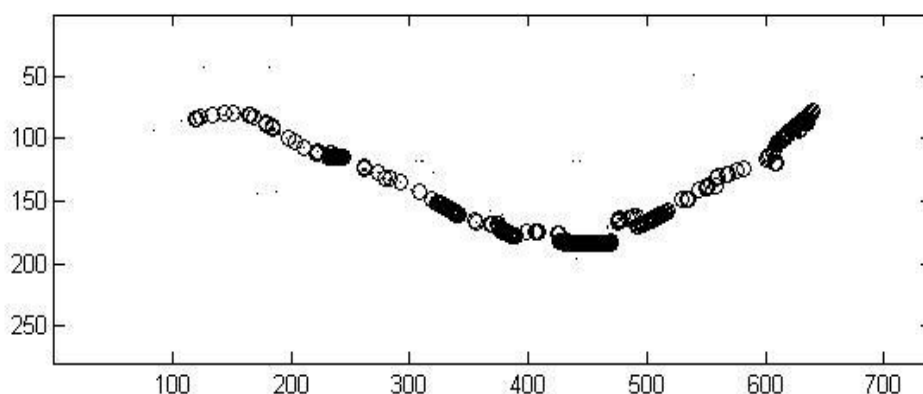




(ب)

شکل ۴-۳۰ نتایج الگوریتم دسته‌بندی نقاط شکستگی بر روی تصاویر مصنوعی

شکل (۴-۳۱) نتیجه الگوریتم دسته‌بندی را بر روی تصویر نمونه نشان می‌دهد.

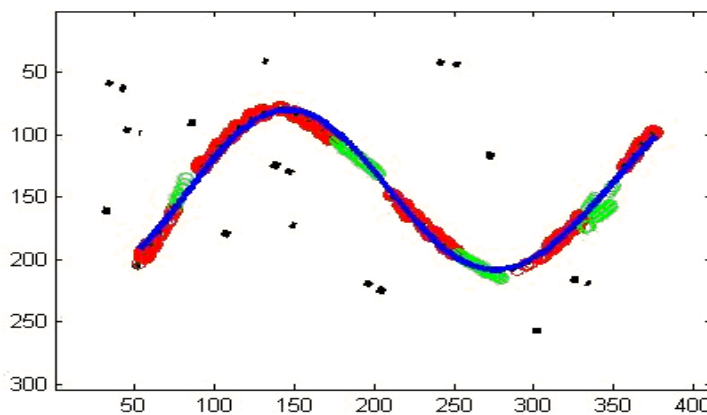


شکل ۴-۳۱ نتیجه الگوریتم دسته‌بندی نقاط شکستگی

۴-۲-۴- رسم مسیر شکستگی‌ها

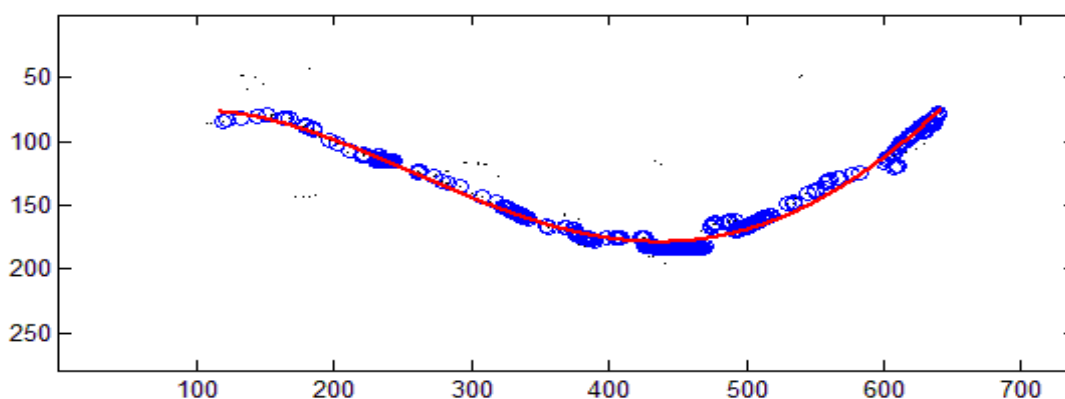
پس از دسته‌بندی داده‌های مربوط به هر شکستگی، با استفاده از نقاط به‌دست آمده برای هر شکستگی، می‌توان مسیر شکستگی‌ها را با نمودارهای سینوسی ردیابی و رسم کرد. نقاط دسته‌بندی

شده برای هر شکستگی، به عنوان نقاط آموزشی برای شبکه عصبی RBF، استفاده می‌شوند. شبکه عصبی مورد نظر، مسیر عبور شکستگی را به صورت منحنی‌های سینوسی تخمین زده و رسم می‌کند. شکل (۴-۳۲) رسم مسیر شکستگی به وسیله شبکه عصبی RBF، برای تصویر مصنوعی که در بخش قبل نقاط آن دسته‌بندی شده بودند را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۳۲ رسم مسیر شکستگی برای نقاط دسته‌بندی شده

شکل (۴-۳۳) تصویر نهایی ردیابی شکستگی را برای تصویر نمونه که در مرحله قبل نقاط آن دسته‌بندی شدند را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۳۳ ردیابی شکستگی برای چاه‌نمودار نمونه

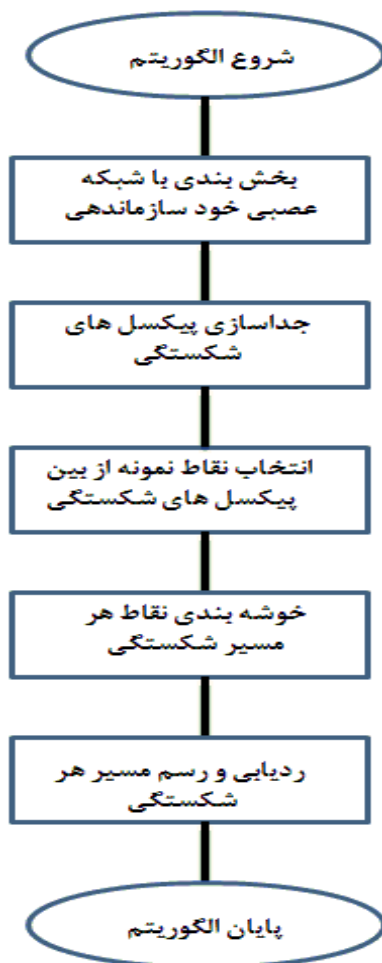
فصل پنجم

نتایج پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی

۵-۱- مقدمه

برای بررسی الگوریتم‌های معرفی شده، چاه‌نمودار تصویری FMI با ساختارهای متفاوت استفاده شده است. در این بخش مراحل مختلف الگوریتم پیشنهادی بر روی چاه‌نمودارهای تصویری پیاده‌سازی شده و نتایج آن‌ها مورد بحث قرار می‌گیرد.

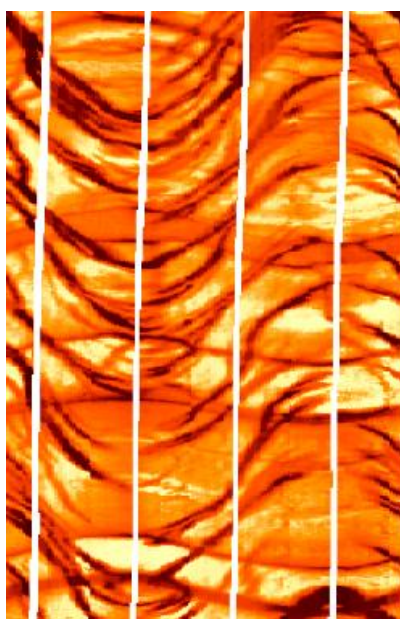
شکل (۵-۱) الگوریتم پیشنهادی برای شناسایی و ردیابی شکستگی‌های طبیعی باز به‌وسیله چاه‌نمودار تصویری FMI را نشان می‌دهد. در ادامه هر یک از مراحل الگوریتم نشان داده شده به طور گام به گام تشریح و روی چاه‌نمودارهای تصویری اعمال می‌شوند و نتایج آن‌ها نشان داده می‌شود.



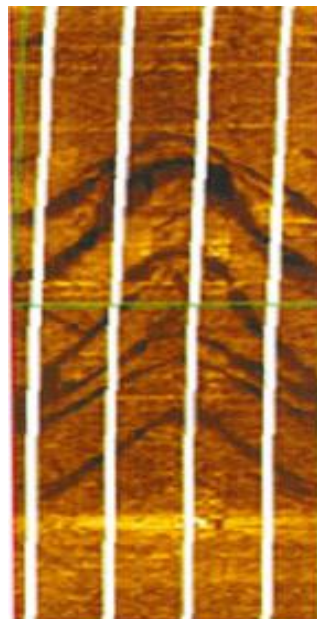
شکل ۵-۱ فلوجارت الگوریتم پیشنهادی برای شناسایی و ردیابی شکستگی

۵-۲- نتایج حاصل از الگوریتم‌ها

شکل (۵-۲) دو چاه نمودار تصویری را که برای شناسایی شکستگی‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند، نشان می‌دهد. شکل (الف) تصویری با شکستگی‌های منظم است ولی تصویر (ب) مربوط به یک چاه با تعداد زیادتری شکستگی است. تصویر (ب) نسبت به تصویر (الف) به دلیل وجود شکستگی‌های پیچیده‌تر و تداخل و نزدیکی بیشتر پدیده‌ها به هم، به مراتب برای شناسایی و ردیابی شکستگی‌ها با پیچیدگی‌های بیشتری همراه خواهد بود. شکستگی‌ها و لایه‌بندی‌ها در این تصاویر به صورت موج‌های سینوسی و به صورت تیره‌تر مشاهده می‌شوند. شکستگی‌ها در برخی موارد، به صورت تکه تکه بوده و با هم تداخل دارند.



(ب)

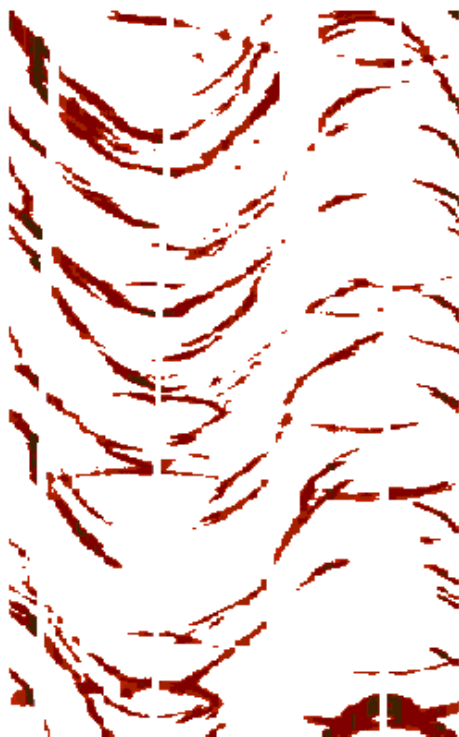


(الف)

شکل ۵-۲ چاه نمودارهای مورد استفاده برای بررسی الگوریتم‌های پیشنهادی

در ابتدا الگوریتم بخش‌بندی، به وسیله شبکه عصبی خودسازمانده بر روی چاه نمودارهای تصویری به عنوان روش بهینه انتخاب شده، اعمال شد. تعداد خوشه بهینه برای بخش‌بندی در این تصاویر شش

گرفته شده است. داده های ورودی به شبکه مولفه های رنگ هر پیکسل هستند. شکل (۳-۵) نتایج حاصل از بخش بندی را نشان می دهد.



(ب)



(الف)

شکل ۳-۵ نتایج حاصل از بخش بندی با شبکه عصبی خودسازمانده

همانطور که شکل (۳-۵) نشان می دهد، تصاویر حاصل از بخش بندی علاوه بر شکستگی ها شامل پدیده های مشابه شکستگی، مانند لایه بندی و نیز شامل پیکسل هایی که ناشی از نوفه و پدیده های ریز اضافی هستند نیز است. برای ردیابی شکستگی ها، با استفاده از ویژگی زاویه برای اجزای تصویر و استفاده از الگوریتم های مورفولوژی، نقاطی به عنوان نماینده برای مسیر شکستگی ها از تصویر بخش بندی شده جدا می شوند. در ابتدا به منظور حذف ردپاهای لایه بندی و شکستگی های مصنوعی با

استفاده از زاویه هر ردپا در تصویر، ردپاهای افقی و عمودی حذف شده‌اند. سپس با استفاده از عملگرهای مورفولوژی بازکردن نقاط ریز اضافی و نوفه از تصویر مرحله قبل حذف شده‌اند. شکل (۵-۴) نتایج نهایی را برای شناسایی نقاط شکستگی‌ها نشان می‌دهد. در این تصویر نقاط نمونه شکستگی‌ها به صورت نقاط سفید رنگ، مسیر شکستگی‌ها را نشان می‌دهند.



(ب)



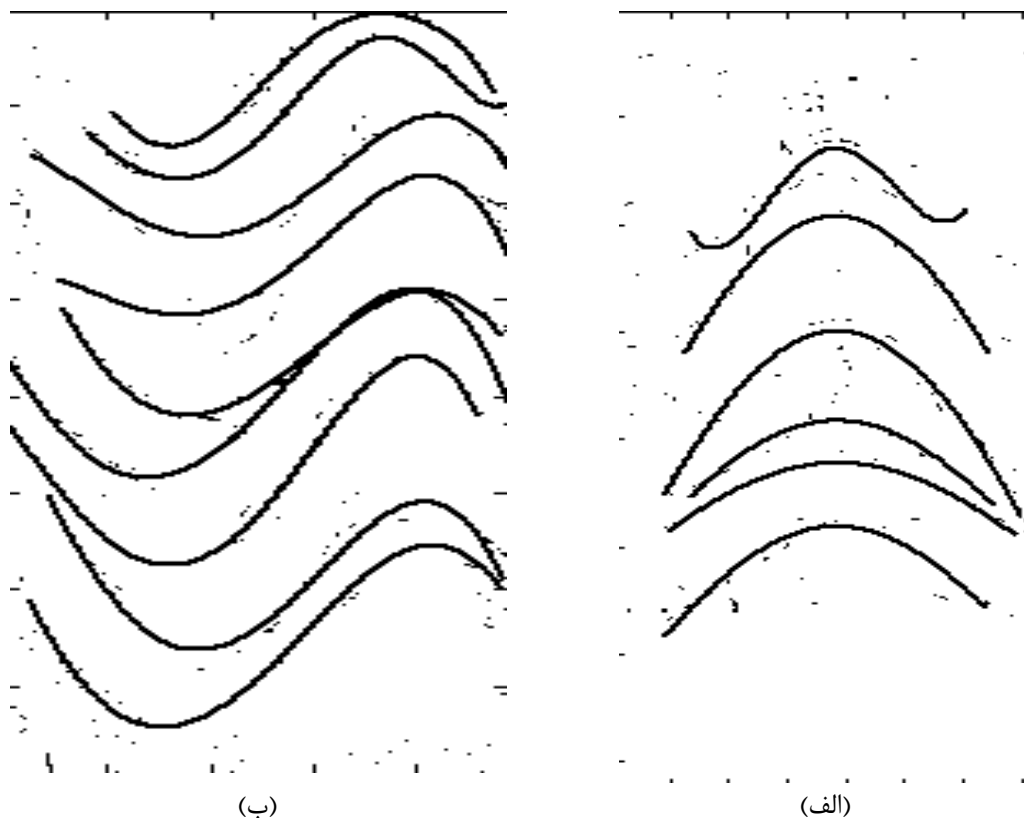
(الف)

شکل ۴-۵ نتایج نهایی حاصل برای آشکارسازی نقاط شکستگی

پس از آشکارسازی نقاط شکستگی، برای تعیین مسیر دقیق‌تر شکستگی، به ردیابی مسیرهای شکستگی‌ها پرداخته می‌شود. برای ردیابی شکستگی‌ها ابتدا نقاط شکستگی با استفاده از اطلاعات محلی فاصله، زاویه نقاط و تغییرات زاویه دسته‌بندی می‌شوند.

برای دسته بندی نقاط هر شکستگی ابتدا نقاط شروع با توجه به وجود همسایگی از نقاط که در یک راستا با آن ها قرار داشته باشند، انتخاب می شوند. با شروع از نقاط شروع شکستگی با استفاده از نقاطی که در همسایگی آن در یک شعاع تعریف شده قرار دارند، این نقاط جدا و زاویه آن ها نسبت به نقطه شروع محاسبه می شود. مقدار میانه این زاویه ها به دست آورده می شود. نقاطی که در راستایی متفاوت قرار دارند، به دلیل اختلاف زیاد با مقدار میانه حذف می شوند. سمت راست ترین نقطه، به عنوان نقطه شروع بعدی انتخاب می شود و الگوریتم ادامه می یابد. در جاهایی که نقاطی برای همسایگی وجود ندارد، به کمک نقاط قبلی مسیر با استفاده از شبکه عصبی شعاعی ادامه مسیر تخمین زده می شود. پس از دسته بندی نقاط و تفکیک شکستگی ها از هم، با استفاده از شبکه عصبی RBF، مسیر هر یک از شکستگی ردیابی می شوند. از نقاط جدا شده برای هر یک از شکستگی ها در مرحله قبل، به عنوان داده های آموزش شبکه برای ردیابی مسیر استفاده شده است.

شکل (۵-۵) تصویر نهایی حاصل از ردیابی مسیرهای شکستگی را برای چاه نمودارهای نمونه نشان می دهد. در این تصویر مسیرهای شکستگی به صورت منحنی های سینوسی دیده می شوند.



شکل ۵-۵ نتایج نهایی ردیابی شکستگی به وسیله الگوریتم پیشنهادی

۵-۳- بحث

شناسایی شکستگی‌های طبیعی باز به‌خاطر عواملی مانند نوفه، کنتراست ضعیف و تکه‌تکه بودن شکستگی‌ها و نیز وجود پدیده‌های مشابه کاری پیچیده است. همانطور که نتایج نشان داد با بهره‌گیری از ویژگی رنگ و استفاده از شبکه عصبی خودسازمانده در مرحله بخش‌بندی نتایج قابل قبول و خوبی را نسبت به سایر روش‌ها نتیجه می‌دهد.

الگوریتم‌های استفاده شده شامل دو بخش شناسایی نقاط شکستگی و ردیابی مسیر شکستگی‌ها بود. در بخش اول هدف یافتن نقاط مربوط به مسیر شکستگی‌ها و جداسازی آن از سایر پیکسل‌های تصویر است. بخش دیگر به دسته‌بندی نقاط شکستگی‌ها و تفکیک آن‌ها می‌پردازد. پس از تفکیک شکستگی‌ها، مسیرهای هر یک از آن‌ها به‌طور دقیق‌تر ردیابی و رسم شدند. به دلیل شباهت نقاط

شکستگی به هم برای دسته بندی و ردیابی مسیر شکستگی ها، از اطلاعات مکانی و موقعیتی مانند فاصله، زاویه نقاط نسبت به هم، میانه زاویه نقاط و میزان تغییرات زاویه نقاط نسبت به هم استفاده شده است.

همانطور که نتایج نشان می دهند، روش معرفی شده عملکرد مناسبی را در شناسایی و ردیابی شکستگی های باز در چاه نمودارهای تصویری FMI از خود نشان می دهد. این روش مبتنی بر مدل نیست و می تواند قابل تعمیم به سایر انواع چاه نمودارهای تصویری نیز باشد.

فصل ششم

نتیجہ گیری و پیشہ داری

۶-۱- نتیجه‌گیری

در این پایان نامه به بررسی الگوریتم‌هایی برای شناسایی و ردیابی هوشمند شکستگی‌های طبیعی باز در مخازن کربناته با استفاده از چاه‌نمودارهای تصویری FMI پرداخته شد. شکستگی‌های طبیعی باز، نقش بسیار مهمی را در تحلیل چاه‌های کربناته، پایداری و حرکت سیال در چاه‌ها دارند. شناسایی دستی این پدیده بخاطر مشکلاتی مانند نوفه، تکه‌تکه بودن و وجود پدیده‌های مشابه با شکستگی‌ها کاری پیچیده است. همچنین در برخی مواقع ممکن است تفسیر انجام گرفته توسط کارشناسان یکسان نباشد. بنابراین ارایه روش‌های هوشمند برای شناسایی و ردیابی شکستگی‌ها می‌تواند به برطرف کردن این مشکلات کمک نماید.

در گام نخست برای شناسایی شکستگی‌ها، برخی روش‌های مختلف پردازش تصویر برای بخش‌بندی چاه‌نمودارهای تصویری، به منظور جداسازی شکستگی‌ها و پدیده‌های مشابه آن از سایر پیکسل‌ها بر روی تصاویر نمونه اعمال شده و نتایج آن‌ها مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که استفاده از ویژگی رنگ می‌تواند به شناسایی بهتر و دقیق‌تر شکستگی‌ها کمک کند. در بین روش‌های بررسی شده، شبکه عصبی خودسازمانده نتایج مطلوب‌تری را نشان می‌دهد. این روش نسبت به سایر روش‌ها از حساسیت کمتری نسبت به نوفه برخوردار بوده و با بهره‌گیری از الگوریتم خوشه‌بندی رقابتی، نتایج مطلوبی را برای بخش‌بندی چاه‌نمودارهای تصویری نتیجه می‌دهد. شبکه خودسازماندهی دارای دقت ۹۴/۵٪ بوده است و نسبت به بهترین دقت به‌وسیله روش‌های خاکستری ۱۷/۵٪ بهبود یافته است.

برای شناسایی دقیق شکستگی‌ها و تفکیک آن از سایر پدیده‌ها در تصویر بخش‌بندی شده، از اطلاعات زاویه‌ای ردپاها و الگوریتم‌های مورفولوژیکی استفاده شده است.

به منظور ردیابی مسیر شکستگی برای کاهش بار محاسباتی نقاطی از شکستگی‌ها به عنوان نقاط نمونه جدا شده و پس از خوشه‌بندی نقاط هر شکستگی با استفاده از اطلاعات محلی، مانند فاصله،

زاویه نقاط نسبت به هم و تغییرات زاویه مسیرهای شکستگی‌ها از هم جدا و ردیابی می‌شوند. به دلیل تشابه نقاط شکستگی‌ها به هم، استفاده از روش‌های مبتنی بر مدل و نیاز به آموزش برای ردیابی شکستگی‌ها امکان‌پذیر نیست. از طرفی الگوی یکسانی برای همه شکستگی‌ها وجود ندارد. همچنین در میادین و چاه‌های مختلف الگوی آن‌ها می‌تواند تغییر کند.

به‌طور خلاصه می‌توان گفت، روش پیشنهادی به دلیل تکیه بر رنگ و اطلاعات محلی روشی عمومی بوده و قابلیت تعمیم به سایر چاه‌نمودارهای تصویری را نیز دارد. نتایج نشان می‌دهد که این روش برای شناسایی و ردیابی شکستگی‌ها روشی مطلوب است.

۶-۲- پیشنهادات و کارهای آینده

اگرچه روش پیشنهادی نتایج مطلوبی را برای شناسایی و ردیابی شکستگی‌ها از خود نشان می‌دهد ولی این روش نیز دارای کاستی‌هایی است. می‌توان با بهبود و توسعه آن در آینده، به روشی جامع‌تر و بهینه‌تر برای شناسایی و ردیابی شکستگی‌ها دست یافت. در زیر به برخی پیشنهادات و کارهایی که در آینده می‌توان بر آن تکیه کرد اشاره می‌شود:

- روش پیشنهادی در این تحقیق، بر روی چاه‌نمودارهای تصویری FMI مورد بررسی و آزمایش قرار گرفته است. در صورت دسترسی به سایر انواع چاه‌نمودارهای تصویری، این روش می‌تواند بر آن‌ها نیز اعمال شده و نتایج آن مورد ارزیابی و بررسی قرار گیرد. همچنین در صورت وجود انواع مختلف چاه‌نمودارهای تصویری از یک چاه، با ترکیب نتایج حاصل از انواع تصویر می‌توان به نتایج دقیق‌تر و مطمئن‌تری برای شناسایی و ردیابی شکستگی‌ها دست یافت.

- با ترکیب نتایج این روش با روش‌های دیگر تفسیر چاه‌نمودارهای تصویری مانند تست مغزه، گل هرزوی و ... نتایج بدست آمده برای شناسایی و ردیابی شکستگی‌ها مطمئن‌تر می‌شود.
- در این تحقیق به شناسایی و ردیابی شکستگی‌های باز در مخازن تمرکز شده است. این شکستگی‌ها دارای رنگی تیره هستند. برای شناسایی و ردیابی شکستگی‌های بسته که به صورت روشن در چاه‌نمودارهای تصویری FMI ظاهر می‌شوند، این الگوریتم پیاده‌سازی و نتایج آن مورد ارزیابی قرار گیرد.
- روش پیشنهادی در این تحقیق به دلیل تکیه بر اطلاعات محلی برای دسته‌بندی و ردیابی شکستگی‌ها برای چاه‌نمودارهای تصویری با ابعاد بزرگ دارای سرعت چندان بالایی نخواهد بود. در صورت امکان می‌توان بر تکیه بر روش‌هایی دیگر و ویژگی‌هایی جدیدتر، این الگوریتم را بهبود و توسعه داد.
- در صورت موجود بودن یک پایگاه داده مناسب تفسیر شده، می‌توان به بررسی روش‌هایی هوشمند پرداخت که بتوان با استفاده از یک مدل احتمالی موجود و یافتن ویژگی‌هایی جدید برای شناسایی شکستگی‌ها، مدلی سریع‌تر و قابل تعمیم برای چاه‌های یک منطقه ارایه کرد. با توجه به الگوی متنوع شکستگی‌ها، چاه‌های انتخاب شده باید فاصله کمی از هم داشته باشند. در صورت دستیابی به این روش هوشمند با تکیه بر تعدادی از چاه‌ها برای یک منطقه به عنوان چاه‌های آموزشی، می‌توان به شناسایی و ردیابی شکستگی‌ها در سایر چاه‌های منطقه به عنوان چاه‌های آزمایش پرداخت.

منابع و مراجع

- [1] Kherroubi J. (2008). "Automatic Extraction of Natural Fracture Traces from Borehole Images". *19th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)* (pp. 1-4). Tampa. IEEE.
- [2] Wang W. (2005). "An edge based segmentation algorithm for rock fracture tracing". *International Conference on Computer Graphics, Imaging and Vision: New Trends* (pp. 43-48). IEEE.
- [3] Wang W. Liao H And Huang Y. (2007)." Rock fracture tracing based on image processing and SVM". *Third International Conference on Natural Computation (ICNC)* (pp. 632 - 635). Haikou. IEEE.
- [4] Rui-Lin L. Yue-Qi W. Jian-Hua L and Yong M. (2005). "The Segmentation of FMI Image Based on 2-D Dyadic Wavelet Transform". *APPLIED GEOPHYSICS*, 2, 89-93.
- [5] Wu H and Texaco C. (2004). "Image enhancement, and 3D visualization of borehole image logs in characterization of fracture in Kuwait". *11th Abu Dhabi international petroleum Exhibition and Conference* (pp. 1-5). Abu Dhabi. SPE.
- [6] Wang W and Wang X. (2010). "Micro Rock Fracture Image Acquisition And Processing". *2nd International Workshop on Intelligent Systems and Applications (ISA)* (pp. 1-4). Wuhan. IEEE.
- [7] He C and Wang W. (2010). "A PCNN-based Edge Detection Algorithm for Rock Fracture Images". *Symposium on Photonics and Optoelectronic (SOP)* (pp. 1-4). Chengdu: IEEE.
- [8] Luthi S. M. (2001). "Geological Well Logs: Their User in Reservoir Modeling". springer.
- [9] Khoshbakht F. (2006). "Application of borehole image logs in fracture study in one of oil field of south west Iran". Thesis of Msc, Tehran university, Tehran.
- [10] Prenskey S. (1999). "Advances in borehole imaging technology and applications". London: Geological society, Special Publications.
- [11] OBMI. (2006). catalog .Schlumberger.
- [12] Kaur N and Banga V. K. (2011). "Color Image Segmentation Using Soft Computing". *Planetary Scientific Research Center*.

-
- [13] Zuva T. Olugbara O. O. Ojo S. O and Ngwira S M. (2011). "Image Segmentation, Available Techniques, Developments and Open Issues". *Canadian Journal on Image Processing and Computer Vision*, 20-29.
 - [14] Roushdy M. (2006). "Comparative Study of Edge Detection Algorithms Applying on the Grayscale Noisy Image Using Morphological Filter". *GVIP* , 6(4), 17-23.
 - [15] Maini R and Aggarwal H. (2011). "Study and Comparison of Various Image Edge Detection Techniques". *International Journal of Image Processing (IJIP)*, 3(1), 1-12.
 - [16] Gonzalez R and Wood R. E. (2008). "*Digital image processing*" (Vol. Third Edition). Prentice Hall.
 - [17] Saleh Al-amri S. Kalyankar N and Khamitkar S. (2010). "Image Segmentation by Using Thershod Techniques". *JOURNAL OF COMPUTING*, 2(5), 83-86.
 - [18] Sengar, J. S And Sharma N. (2011). "Review: Competitive Learning Algorithm of Neural Network". *IJCTA*, 2, 1480-1485.
 - [19] Sathasivam S. Hamadne, N and Choon O. H. (2011). "Comparing Neural Networks: Hopfield Network and RBF Network". *Applied Mathematical Sciences*, 3439- 3452.
 - [20] Wang Z and Bovik A. C. (2009). "A new look at signal fidelity measures". *IEEE SIGNAL PROCESSING MAGAZINE*, 98-117.

Abstract

Borehole image logs are sonic or resistivity tools used for rock features or fluid in carbonate reservoirs. Fractures are one of the important features can be detected using image logs. Fractures have very important role in fluid flowing and stability in borehole. Fracture detection is a subjective process. Fracture detection is a complex process because of weak contrast of fractures, variable thickness of fractures, noise and some similar events such as bedding.

In this thesis, some techniques are proposed using image processing and pattern recognition for automatic fracture detection and tracing in image logs.

A basic and vital step for fracture detection is image segmentation. various segmentation methods applied on image logs. And after validating these methods, the best method has been selected for segmentation. Self organizing map indicated better results rather than other methods. This neural network clusters pixels of image using a competitive algorithm using color feature. After segmentation, some local information and morphological operation used to extract fracture pixels from other pixels. Then some points selected as samples for fracture tracing. For fracture tracing, first samples of each fracture distinguished from each others. Then, fractures traced using radial basis networks. In this thesis, just open natural fractures detected and traced. It has been used FMI image logs for fractures detection and tracing.



Shahrood University of Technology

Faculty of Electrical and Robotic Engineering

**Intelligent Detection of Fractures in Carbonate Reservoirs
Using Image Logs**

By:

Mahmoud Seifallahi

Supervisors:

Dr. Ali Soleamani

Dr. Behzad Tokhmechi

Assistance:

Dr. Alireza Ahmadyfard

**FOR THE DEGREE OF
MASTER OF SCIENCE**

July 2012