



دانشگاه شاهرود

دانشکده : معدن نفت و ژئوفیزیک

گروه : اکتشاف نفت

شناسایی و تفکیک نوع ماسرال‌ها و تعیین بلوغ سنگ منشأ به کمک آنالیز تصاویر  
میکروسکوپی

دانشجو : رضا قنبرنژاد

استاد یا اساتید راهنما :

دکتر منصور ضیائی      دکتر بهزاد تخم‌چی

استاد مشاور

جواد قیاسی فریز

پایان‌نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

تقدیم به زیباترین اتفاق زندگی

تقدیم به عشق

تقدیم به باران

## چکیده

پتروگرافی آلی یکی از ارزان‌ترین روش‌های معمول (سنتی) در اکتشاف مقدماتی برای تعیین نوع ماسرال و کروژن سنگ منشأ محسوب می‌شود. پتروگرافی آلی یا بررسی مقاطع نازک میکروسکوپی سنگ منشأ می‌تواند باعث کاهش ریسک پذیرش هزینه‌های سنگین اکتشافی گردد. هر چند که این روش، روشی سنتی است اما با اتوماسیون سازی آن به کمک ابزارهای هوش مصنوعی می‌توان هزینه و زمان مطالعات و ریسک پذیری عملیات اکتشافی را کاهش داد. در روش سنتی پتروگرافی آلی با تعیین نوع ماسرال به وسیله مطالعه مقاطع نازک توسط بررسی‌های چشمی تجربه فرد اهمیت داشته و معمولاً با خطا همراه هست. برای رفع این مشکل با استفاده از روش‌های پردازش تصویر که امروزه در صنایع نفتی گسترش زیادی داشته است روندی طراحی گردید که طی این روند عکس‌های مقاطع نازک میکروسکوپی توسط رایانه مورد بررسی کمی قرار می‌گیرد. روش پردازش تصاویر در هوش مصنوعی برای اتوماسیون سازی مطالعات مقاطع میکروسکوپی، میزان خطا را کاهش داده و جایگزین تجربه کارشناس خبره با کمترین زمان و هزینه می‌گردد. مهمترین برتری این دانش فنی و روش مدرن اینکه بانک اطلاعات میدان نفتی را فراهم کرده، بطوریکه شرایط را برای تصمیم‌گیری‌های اساسی در مدیریت اکتشاف فراهم می‌سازد.

در این پایان‌نامه قرار بر این است که الگوریتمی معرفی شود که طی آن بتوان انواع ماسرال‌ها را در مقاطع نازک میکروسکوپی سنگ منشأ شناخت و با تعیین درصد هر کدام از انواع ویتروینایت، لیپتینایت و اینرتینایت بتوان نوع کروژن سنگ منشأ را تعیین نمود؛ تا هم در وقت و هم در هزینه، صرفه‌جویی مناسبی داشت. از این رو ابتدا تعداد ۵۶ عدد عکس از مقاطع نازک مربوط به سنگ منشأهای متفاوت هیدروکربوری از

پژوهشگاه صنعت نفت تهیه شد. به دلیل اینکه عکس‌ها از سنگ منشأهای متفاوتی هستند ماسرال و کروژن موجود در آن‌ها نیز متفاوت است که این امر برای طراحی الگوریتم بسیار مناسب است.

در ابتدا روی عکس‌ها یک فیلتر رنگی اعمال شد تا کیفیت عکس‌ها بالاتر برود. سپس کار بخش‌بندی روی عکس‌ها صورت گرفت. بخش‌بندی یکی از مهم‌ترین بخش‌های کار است زیرا اگر بخش‌بندی در عکس به درستی انجام نشود می‌تواند باعث ایجاد خطای بالایی در تعیین درصد ماسرال‌ها شود. حال با جدا شدن ماسرال‌ها از زمینه عکس و از یکدیگر، با استخراج یک سری ویژگی این ماسرال‌ها از هم تمیز داده شد. این جداسازی و تشخیص نوع ماسرال توسط یک شبکه عصبی صورت گرفت. دقت کار در جداسازی و تشخیص نوع ماسرال‌ها نزدیک به ۶۲/۵٪ است که این اعتبار سنجی به کمک نظر یک کارشناس خبره انجام شده است و می‌تواند قابل قبول باشد. بعد از شناسایی ماسرال‌ها از یکدیگر با توجه به درصد فراوانی ماسرال‌های موجود در هر عکس نوع کروژن آن به کمک یک تفکیک‌کننده تعیین می‌شود. از آنجا که تعیین نوع کروژن با توجه به درصد ماسرال‌ها کار بسیار ساده‌تری است دقت الگوریتم در این مرحله کمی افزایش یافت و نزدیک به ۷۰٪ دقت عملکرد داشت که عدد نسبتاً ایده آلی است. اعتبار سنجی یا مشخص کردن دقت تعیین نوع کروژن به کمک داده‌های آزمایشگاهی که برای تمام نمونه‌ها یعنی ۵۶ عکس موجود بود انجام شده است. قابل ذکر است که تمام این مراحل در محیط نرم‌افزار MATLAB اجرا شده است.

حال که نوع کروژن مشخص شده اگر میزان بلوغ سنگ منشأ را هم داشته باشیم می‌توان توصیف خوبی از سنگ منشأ ارائه داد. برای این منظور از اندیس دگرسانی حرارتی<sup>۱</sup> استفاده می‌کنیم که البته تعیین این اندیس هم در محیط نرم‌افزار MATLAB انجام می‌شود. تعیین این اندیس به کمک رنگ لپتینایت‌ها و نوع

---

<sup>1</sup> Thermal Alteration index (TAI)

خاص آن یعنی اسپور و پولن صورت می‌گیرد. تعیین بلوغ به این روش کیفی‌تر از روش‌هایی مثل ضریب انعکاس ویتزینایت است اما شکی در درستی این روش وجود ندارد.

**کلمات کلیدی:** ماسرال، کروژن، بلوغ، پردازش تصویر، مقطع میکروسکوپی

## فهرست مطالب

### فصل اول: مقدمه

- ۱-۱- مقدمه ..... ۲
- ۲-۱- اهداف مطالعه ..... ۳
- ۳-۱- روش مطالعه ..... ۴
- ۴-۱- مطالعات و کارهای قبلی ..... ۶
- ۵-۱- ضرورت انجام تحقیق ..... ۹
- ۶-۱- ساختار پایان نامه ..... ۱۱

### فصل دوم: کلیات

- ۱-۲- مقدمه ..... ۱۴
- ۲-۲- شبکه عصبی ..... ۱۴
- ۱-۲-۲- ساختار شبکه عصبی مصنوعی ..... ۱۵
- ۱-۲-۲-۱- نرون ..... ۱۵
- ۱-۲-۲-۲- لایه ..... ۱۷
- ۲-۲-۲- آموزش شبکه عصبی ..... ۱۹
- ۲-۲-۲-۳- مزایا و معایب شبکه عصبی ..... ۲۰
- ۲-۲-۲-۴- نگاهی به جعبه ابزار شبکه عصبی در نرم افزار متلب ..... ۲۰
- ۲-۳- آنالیز تفکیک کننده ..... ۲۱
- ۲-۴- قطعه بندی تصویر ..... ۲۴
- ۲-۴-۱- استخراج ویژگیهای هندسی لازم برای تشخیص الگو ..... ۲۵
- ۲-۴-۲- استفاده از روش های رده بندی برای تفکیک الگوها ..... ۲۵

## فصل سوم: پتروگرافی آلی

- ۳-۱- مقدمه ..... ۲۰
- ۳-۲- کروژن ..... ۳۱
- ۳-۳- ماسرال ..... ۳۳
- ۳-۴- پتروگرافی آلی ..... ۳۵
- ۳-۵- شناسایی ماسرال ..... ۳۷

## فصل چهارم: الگوریتم تفکیک انواع ماسرال‌ها

- ۴-۱- مقدمه ..... ۴۶
- ۴-۲- تهیه مقطع ..... ۴۶
- ۴-۲-۱- روش استخراج یا تخلیص کروژن ..... ۴۶
- ۴-۲-۱-۱- تخلیص کروژن به روش غیر شیمیایی ..... ۴۷
- ۴-۲-۱-۲- تخلیص کروژن به روش شیمیایی ..... ۴۸
- ۴-۳- فیلتر ..... ۴۹
- ۴-۴- روش قطعه‌بندی ..... ۵۳
- ۴-۴-۱- جدا کردن زمینه ..... ۵۳
- ۴-۴-۲- قطعه‌بندی اولیه ..... ۵۵
- ۴-۴-۳- قطعه بندی مبتنی بر k-means کلاسترینگ ..... ۵۶
- ۴-۵- رده‌بندی ..... ۶۰
- ۴-۵-۱- ویژگی‌های استخراجی ..... ۶۰
- ۴-۵-۱-۱- ویژگی‌های رنگی ..... ۶۰
- ۴-۵-۱-۲- ویژگی‌های اندازه ای ..... ۶۲
- ۴-۵-۱-۳- ویژگی‌های هندسی ..... ۶۳

- ۴-۵-۱-۴- ویژگی‌های بافتی ..... ۶۴
- ۴-۵-۲- شبکه عصبی ..... ۶۸
- ۴-۶- تعیین نوع کروژن ..... ۷۰
- ۴-۷- تعیین مقدار پختگی ماده آلی ..... ۷۳
- ۴-۸- نتیجه گیری ..... ۷۵

#### فصل پنجم : نتیجه‌گیری و پیشنهادها

- ۵-۱- نتیجه گیری ..... ۸۰
- ۵-۲- پیشنهادات ..... ۸۱
- منابع ..... ۸۲
- چکیده انگلیسی ..... ۸۵



## فهرست اشکال

- شکل ۱-۲: ساختار یک نرون با چندین ورودی ..... ۱۶
- شکل ۲-۲: شکل تابع Log-Sigmoid ..... ۱۶
- شکل ۳-۲: شکل تابع Tan-Sigmoid ..... ۱۷
- شکل ۴-۲: شکل تابع Purelin ..... ۱۷
- شکل ۵-۲: ساختار لایه‌ها در یک شبکه عصبی ..... ۱۸
- شکل ۶-۲: پنجره مربوط به شبکه عصبی در محیط متلب ..... ۲۱
- شکل ۷-۲: شکل سمت راست قطعه بندی شده شکل سمت چپ است ..... ۲۴
- شکل ۸-۲: بافت سلولی سالم و بافت سلولی سرطانی ..... ۲۶
- شکل ۹-۲: مقدار میانگین و انحراف معیار شدت رنگ برای دو نوع بافت سالم و سرطانی ..... ۲۷
- شکل ۱-۳: انواع قطعات ماسرال، ویترینایت، اینرتینایت و لیپتینایت ..... ۳۴
- شکل ۲-۳: نمونه‌هایی از کروژن بی شکل (آمورف) در نور گذرا ..... ۴۰
- شکل ۱-۴: عکس تهیه شده از مقطع آماده (سازند کژدمی) ..... ۴۹
- شکل ۲-۴: الف) استوانه hsv ب) محدوده تغییرات Hue ج) محدوده تغییرات S و V در یک برش  
استوانه ..... ۵۰
- شکل ۳-۴: عکس مقطع قبل و بعد از اعمال فیلتر رنگی ..... ۵۲
- شکل ۴-۴: هیستوگرام فراوانی رنگ پیکسل‌ها ..... ۵۴
- شکل ۵-۴: عکس از مقطع در حالت خاکستری و عکس بعد از حذف زمینه در حالت باینری ..... ۵۴
- شکل ۶-۴: سه ماسرال که با هم سطح تماس مشترک دارند (سطح تماس هم جنس و غیر هم جنس) ..... ۵۵

- شکل ۴-۷: ماسرال‌های هم نوع لیپتینایت که هنوز از هم جدا نشده‌اند و ماسرال غیر هم نوع ویتربینایت که از آن‌ها جدا شده ..... ۵۷
- شکل ۴-۸: الف) دو ماسرال لیپتینایتی به هم چسبیده ..... ۵۸
- شکل ۴-۸: ب) جدا شدن دو ماسرال بعد از عمل erosion ..... ۵۸
- شکل ۴-۸: ج) دو ماسرال مجزا بعد از عمل dilation ..... ۵۸
- شکل ۴-۹: الف) قطعات اینرتینایت (اکسیده و آمورف) ..... ۵۸
- شکل ۴-۹: ب) قطعات لیپتینایت (اسپور و پولن) ..... ۵۸
- شکل ۴-۹: ج) قطعات ویتربینایت (چوبی و ذغالی) ..... ۵۸
- شکل ۴-۱۰: الگوریتم بخش بندی تصویر برای جدا کردن ماسرال‌ها از زمینه و از یکدیگر ..... ۵۹
- شکل ۴-۱۱: نمودار متقاطع دو ویژگی رنگ قرمز و مقدار عددی رنگ در فرمت grayscale برای انواع ماسرال‌ها ..... ۶۱
- شکل ۴-۱۲: بزرگترین دایره محیط در داخل ماسرال ..... ۶۲
- شکل ۴-۱۳: کوچکترین دایره محاط دور ماسرال ..... ۶۲
- شکل ۴-۱۴: بیشترین فاصله بین پیکسل‌های محیطی ..... ۶۲
- شکل ۴-۱۵: نمودار متقاطع شباهت به مستطیل در مقابل گردشگی ..... ۶۴
- شکل ۴-۱۶: نمایش اختلاف روشنایی یک پیکسل با سه پیکسل اطراف خودش ..... ۶۶
- شکل ۴-۱۷: نمودار متقاطع بین دو ویژگی بافتی فشردگی و هم‌بستگی بین پیکسل‌ها ..... ۶۶
- شکل ۴-۱۸: نمایی کلی از شبکه عصبی استفاده شده برای امر دسته بندی ماسرال‌ها ..... ۶۸
- شکل ۴-۱۹: نمودار درصد فراوانی سه نوع ماسرال ویتربینایت، لیپتینایت و اینرتینایت و نوع کروژن آن، رسم شده بر اساس داده‌های train ..... ۷۱
- شکل ۴-۲۰: نمودار درصد فراوانی واقعی سه نوع ماسرال ویتربینایت، لیپتینایت و اینرتینایت و نوع کروژن واقعی آن، رسم شده بر اساس داده‌های test ..... ۷۲
- شکل ۴-۲۱: نمودار درصد فراوانی سه نوع ماسرال ویتربینایت، لیپتینایت و اینرتینایت خروجی الگوریتم و نوع کروژن واقعی آن، رسم شده بر اساس داده‌های test ..... ۷۳

شکل ۲۲-۴: انواع اسپور و پولن با درجه پختگی متفاوت و TAI مشخص شده ..... ۷۴

شکل ۲۳-۴: الگوریتم کل کار تشخیص نوع ماسرال، محاسبه درصد ماسرال‌ها، تعیین نوع کروژن و میزان بلوغ سنگ منشا ..... ۷۷

## فهرست جداول

جدول ۱-۳: گروه بندی کلی مواد آلی، زیر گروه‌ها و ماسرال‌های هر گروه ..... ۴۴

جدول ۱-۴: ویژگی های استخراجی برای تفکیک ماسرال‌ها از یکدیگر ..... ۶۷

جدول ۲-۴: ماتریس در هم ریختگی برای اعتبار سنجی شبکه عصبی بر حسب تعداد ..... ۶۹

جدول ۳-۴: ماتریس در هم ریختگی برای اعتبار سنجی شبکه عصبی بر حسب درصد ..... ۷۰

جدول ۴-۴: مقیاس رنگ اسپور و پولن و مقایسه شاخص‌های پختگی ..... ۷۶



## فصل اول:

### مقدمه

## ۱-۱- مقدمه

از زمان فوران اولین چاه نفت در ایران و خاورمیانه در مسجد سلیمان و تولد صنعت نفت ایران صد سال می‌گذرد. از آن زمان که مردم تنها برای روشنایی از نفت خام استفاده می‌کردند تاکنون که تقریباً در هر صنعتی ردپایی از نفت خام و فرآورده‌هایش دیده می‌شود، پژوهشگران مختلف در تمام زمینه‌ها و کاربردهای مربوط به نفت خام تحقیقات فراوانی انجام داده‌اند که پیشرفت‌های فناوری وسیعی را در زمینه صنایع نفت، گاز و پتروشیمی در پی داشته‌اند. چگونگی ظهور و بروز فناوری و نحوه به‌کارگیری آن مقدار تولید صنعت نفت را در آینده تعیین خواهد کرد.

تحقیق و پژوهش، در صد سالگی صنعت نفت ایران، بسیار جوان‌تر از این صنعت است و ما هنوز در گام‌های اولیه فعالیت‌های علمی در این صنعت هستیم. واضح است که پژوهش در صنعت نفت با راندمانی متناسب با تجربه و قدمت تاریخی آن حرکت نکرده است و صد افسوس که مشکلات و ویژگی‌های آن به‌خوبی شناخته نشده‌اند. خصلت‌هایی همچون زمان‌بر بودن، هزینه‌بر بودن، ریسک‌پذیری، کیفیت نه‌چندان مطلوب، مشکلات عدم تأمین مالی به‌موقع و عدم وجود ضمانت‌های لازم از مؤلفه‌های ذاتی نهفته در پژوهش‌اند.

محا سبه خصوصیات سنگ منشأ و پیش‌بینی نوع هیدروکربور در بخش‌های مختلف میدان وظیفه مهم مهندس نفت است. با شناخت هر چه بهتر فاکتورهای مؤثر، می‌توان ارزیابی دقیق‌تری برای توسعه میدان انجام داد. در سال‌های اخیر با پیشرفت سخت‌افزاری و نرم‌افزاری کامپیوترها، استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی در علوم مختلف گسترش یافته است و مطالعات گسترده‌ای در زمینه آنالیز تصاویر تهیه شده از مقاطع نازک انجام شده است. آنالیز تصاویر مقاطع نازک را می‌توان از دو دیدگاه مورد بررسی قرار داد. در دیدگاه اول تلاش می‌شود تا با تکیه بر روش‌های پردازش تصویر و تشخیص الگو بخش‌های مختلف تصویر

را بررسی و از هم تفکیک کرد. به عنوان مثال در یک تصویر مقطع صیقلی که دربرگیرنده ترکیبی از دو نوع فلز طلا و پیریت است، می‌توان الگوریتمی برای تفکیک خودکار این دو فلز ارائه داد. در دیدگاه دوم می‌توان از آنالیز تصویر و ویژگی‌های پتروگرافی به عنوان ابزاری برای پیش‌بینی پارامترهای ژئوشیمیایی مانند نوع ماسرال‌ها<sup>۲</sup>، درصد ماسرال‌ها، نوع کروژن<sup>۳</sup> و نوع هیدروکربور استفاده کرد.

در سال‌های اخیر استفاده از سیستم‌های هوش مصنوعی برای ارزیابی و شناخت خواص ژئوشیمیایی سنگ منشأ، ارائه مدل‌های کارآمد در مطالعات نفتی و مسائل مبهم و پیچیده بسیار گسترش یافته است که انتشار پایان‌نامه‌ها و مقالات مختلف گواه این مطلب است. با توجه به کارآمدی سیستم‌های هوش مصنوعی در مطالعات مختلف نفتی، همواره تلاش شده تا با تکیه بر روش‌های بهینه‌ساز دقت این دستگاه‌ها افزایش یابد.

## ۱-۲- اهداف مطالعه

اهداف مطالعه حاضر را می‌توان در سه بخش مجزا بیان کرد. در بخش اول با استفاده از آنالیز تصویر، مطالعه مقاطع و سیستم‌های هوش مصنوعی، مدلی برای تخمین نوع و درصد ماسرال‌ها ارائه شده است و در بخش دوم تلاش شده تا بر پایه درصد ماسرال‌ها، الگوریتمی برای رده‌بندی و تفکیک سه نوع کروژن<sup>۳</sup>، ۳ و ۴ ارائه شود. در نهایت سعی شد با تعیین میزان بلوغ ماسرال لیپتینایتی نوع اسپور یا پولن میزان بلوغ مقطع مربوط به سنگ منشأ را نیز تعیین نمود. اهداف این مطالعه به صورت خلاصه در زیر آمده است:

- استفاده از آنالیز تصویر و جداسازی قطعات موجود در عکس<sup>۴</sup>.
- استفاده از آنالیز تصویر برای تعیین مجموعه‌ای از پارامترها نظیر هندسه، رنگ و اندازه برای قطعات جداشده.

---

<sup>2</sup> maceral

<sup>3</sup> kerogen

<sup>4</sup>segmentation

- استفاده از پارامترها برای تعیین نوع ماسرال و درصد هرکدام با استفاده از شبکه عصبی و روش‌های دسته‌بندی<sup>۵</sup>.
- تعیین نوع کروژن با استفاده از درصد ماسرال‌ها.
- مقایسه نوع کروژن و ماسرال‌های پیش‌بینی شده با داده‌های آزمایشگاهی نمونه‌ها
- تعیین بلوغ مقطع نازک مربوط به سنگ منشأ به کمک مقایسه رنگ اسپور و پولن‌های موجود در مقاطع با سری رنگی مربوط به بلوغ اسپور و پولن.

### ۱-۳- روش تحقیق:

اساس پروژه حاضر، استفاده از پردازش تصویر و سیستم‌های هوش مصنوعی برای تخمین پارامترهای ژئوشیمیایی و ارائه الگوریتم طبقه‌بندی ماسرال و کروژن است. آنالیز تصویر عبارت است از مجموعه‌ای از فرآیندهایی که با هدف شناخت پارامترهایی مخصوص و بارز سازی اطلاعات مورد نیاز، بر روی یک تصویر صورت می‌گیرد (Martinez et al, 2007). نخستین گام در اجرای این تحقیق گردآوری تصاویر میکروسکوپی بود که بایستی در برگیرنده مجموعه‌های متفاوتی از انواع ماسرال‌ها در مقاطع نازک باشد. حداقل تعداد ۵۶ تصویر میکروسکوپی که در آن انواع ماسرال‌های مورد بحث با تنوع مختلف به نمایش درآمده است تهیه شد. این نمونه‌ها دارای اطلاعات آزمایشگاهی نوع کروژن نیز بودند که از پژوهشگاه صنعت نفت تهیه گردید.

در گام بعدی با ترکیب روش‌های پردازش و آنالیز تصویر با تکنیک‌های هوشمند مدل تشخیص الگویی برای تفکیک انواع مختلف ماسرال‌ها در مقاطع نازک ایجاد شد و با انجام مطالعه‌ای آماری در مورد پراکندگی نوع ماسرال در هر کلاس از کروژن، نوع کروژن را مشخص کرد؛ در صورت دانستن درصد بلوغ تا حد زیادی می‌توان جایگاه کروژن را در نمودار ون کرولن تعیین نمود. مدل ایجاد شده می‌تواند در آینده راه میان بری برای ارزیابی سنگ منشأ باشد و با تکیه بر اطلاعات محدودی از منطقه پیش‌بینی‌هایی با دقت بالا از توان هیدروکربور زایی سنگ منشأ در آن بدست آورد.

<sup>5</sup>classification



هدف فقط شناسایی ماسرال نیست بلکه از نوع ماسرال و فراوانی هر نوع ماسرال و رابطه آن با نوع کروژن تلاش شد تا نوع کروژن و میزان بلوغ آن ارزیابی شود.

مدل تشخیص الگوی طراحی شده با استفاده از ویژگی‌های رنگی، بافتی و هندسی انواع ماسرال‌ها را از یکدیگر تشخیص می‌دهد. همچنین با استفاده از روش‌های آنالیز تصویر سعی در آنالیز مقدار انعکاس و پترنیت و درصد بلوغ سنگ منشأ (به کمک سری رنگی اسپور و پولن در دوران بلوغ) شد. مطالعه و بررسی مطالعات قبلی نشان می‌دهد که می‌توان با تکیه بر داده‌های حاصل از شدت رنگ ماده آلی و مقایسه آن با نظرات کارشناسان میزان بلوغ آن را مشخص کرد.

و در نهایت برای اعتبار سنجی، نتایج حاصل تعیین نوع ماسرال با نظرات یک کارشناس خبره مقایسه شد. برای اعتبار سنجی نتایج کارهای آنالیز تصویر معمولاً آنچه توسط چشم به دست می‌آید را با نتایج الگوریتم هوشمند مقایسه می‌کنند.

روش کلی انجام این تحقیق در ادامه آمده است:

- ۱- آماده‌سازی تصاویر
- ۲- افزایش کیفیت تصاویر و برجسته سازی مشخصه‌های خاص در عکس با استفاده از فیلترهای مناسب
- ۳- تقسیم بندی عکس و انتخاب نقاط مهم برای مطالعه
- ۴- بخش بندی و قطعه بندی تصویر
- ۵- رقومی سازی و استخراج مشخصه‌های مورد نظر از عکس بخش بندی شده
- ۶- استفاده از روش‌های هوشمند و کلاسه بندی با هدف تفکیک داده‌ها و انتخاب نوع ماسرال بر اساس مشخصه‌های استخراج شده
- ۷- استفاده از تفکیک‌کننده‌های آماری و تعیین نوع کروژن
- ۸- اعتبار سنجی روش آنالیز تصویر و نتایج به دست آمده با مقایسه با روش چشمی و آزمایشگاهی

## ۱-۴- مطالعات و کارهای قبلی

شناسایی الگو در واقع استخراج ضوابط و قوانین موجود در مجموعه‌ای از داده‌ها است که به‌وسیله الگوریتم‌های کامپیوتری انجام می‌شود و می‌تواند ابزاری برای طبقه‌بندی داده در کلاس‌های جداگانه باشد. سادگی عمل وقتی که ما یک چهره را تشخیص می‌دهیم، کلمات را متوجه می‌شویم، حروف دست‌نوشته را می‌خوانیم، کلید ماشین داخل جیبمان را با لمس کردن شناسایی می‌کنیم و از روی بوی سیب متوجه می‌شویم که رسیده است یا نه سبب شده است که به پیچیدگی عملیاتی که تحت عنوان شناسایی الگو در این فرایندها صورت می‌پذیرد کمتر توجه کنیم. شناسایی الگو، روشی است علمی که هدف آن دسته‌بندی اشیا به تعدادی موضوع یا کلاس است. بسته به کاربرد این اشیا می‌توانند عکس، سیگنال، یا هر نوع اندازه‌گیری باشند که به دسته‌بندی نیاز دارند. باینکه شناسایی الگو دارای تاریخچه‌ای طولانی است ولی تا قبل از سال ۱۹۶۰، بیشتر در حد پژوهش‌های تئوری در علم آمار مطرح بود و مانند بسیاری از علوم دیگر با پیشرفت کامپیوترها این علم نیز پیشرفت‌هایی را داشته است و امروزه از حالت تئوری کاملاً خارج شده و تلاش‌ها برای کاربردی کردن قابلیت‌های این علم است. تشخیص دستخط و اثرانگشت افراد یکی از اولین و قدیمی‌ترین کاربردهای این علم و کمک به پزشکان و متخصصان در تشخیص بیماری‌ها از آخرین و جدیدترین کاربردهای آن است. در ادامه تاریخچه‌ای از مطالعاتی مرتبط با علوم زمین آورده شده است. اگرچه مدت زمان زیادی از استفاده تکنیک‌های پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی در علوم مختلف از جمله زمین‌شناسی نمی‌گذرد ولی در همین مدت کوتاه نیز کارهای زیادی صورت گرفته است. مطالعات گسترده و وسیعی در زمینه آنالیز تصویر و تفکیک بخش‌های مختلف سنگ از هم انجام شده است؛ اما متأسفانه در زمینه پتروگرافی آلی مطالعات پردازش تصویری هنوز گسترش زیادی پیدا نکرده است و شاید این مطالعه بتواند اولین پنجره به این سمت را بگشاید. از این رو تعدادی از کارهای

قبلی که در زمینه آنالیز مقاطع نازک میکروسکوپی صورت گرفته بررسی می‌شود. اهرلیچ<sup>۶</sup> از جمله پیشگامان در زمینه آنالیز تصویر میکروسکوپی و ارائه الگوریتمی برای شناخت فضاهای خالی است که تلاش‌های گسترده‌ای برای رده‌بندی انواع مختلف تخلخل و تأثیر تخلخل حاصل از مقطع نازک بر فشار مویینگی انجام داده است. او و همکارانش در سال ۱۹۹۱ الگوریتمی برای تشخیص فضاهای خالی سنگ ارائه دادند (Ehrlich et al, 1991). یکی دیگر از افرادی که مطالعات ارزشمندی در زمینه آنالیز تصاویر مقاطع نازک انجام داده از سلماتی است. او و همکارانش در سال ۱۹۹۸ از اولین افرادی بودند که تصاویر مقاطع نازک از یک مخزن ماسه‌سنگی را به لحاظ آماری مورد بررسی قرار دادند (Anselmeti et al, 1998).

ون دنبرگ و همکارانش در سال ۲۰۰۲، با آنالیز تصاویر مقاطع نازک الگوریتمی برای تشخیص دانه‌های تشکیل دهنده از سایر بخش‌های تصویر ارائه کردند (Van den Berg, et al, 2002).

مارمو و همکارانش در سال ۲۰۰۵ با تکیه بر تکنیک‌های پردازش تصویر و شبکه عصبی الگوریتمی بر تشخیص انواع مختلف بافت در سنگ‌های کربناته ارائه کردند. در این الگوریتم ابتدا تعدادی از ویژگی‌های بافتی از هر تصویر استخراج می‌شود و سپس به‌عنوان ورودی به شبکه عصبی داده می‌شود. این شبکه عصبی توانایی تفکیک چهار نوع بافت، شامل مادستون، وکستون، پکستون و گرینستون را فراهم می‌آورد (Marmo, et al, 2005).

اسمیت و بیرمن در سال ۲۰۰۷ مطالعه‌ای در زمینه تفکیک کریستال‌های پلاژیوکلاست از سایر بخش‌های سنگ در تصویر مقطع نازک انجام دادند (Smith & Beerman, 2007).

---

<sup>6</sup> Ehrlich

کونچوا و همکارانش در سال ۲۰۰۸ با انتشار مقاله‌ای در مجله Mathematical Geoscience به ارائه مدلی کاربردی برای طبقه‌بندی خودکار انواع کروژن از تصاویر میکروسکوپی گرفته‌شده از سطح نمونه‌های کروژنی پرداختند. استفاده از تکنیک‌های آنالیز و پردازش تصویر و همچنین مدل‌های هوشمند مانند روش‌های ماشین بردار و شبکه‌های عصبی چندلایه پرسپترون‌ی از مشخصه‌های این تحقیق است (Kuncheva, et al, 2008).

جرام و همکارانش در سال ۲۰۰۹ را می‌توان از توانمندترین افراد در ارائه مدل‌های کاربردی برای بازسازی بافت سنگ به صورت سه‌بعدی دانست. آن‌ها از تکنیک‌های آنالیز تصویر و توموگرافی اشعه X برای طراحی مدل‌هایشان استفاده کردند (Jerram, et al, 2009).

بیکن و ییلماز در سال ۲۰۱۰ با ترکیب تکنیک‌های آنالیز تصویر و شبکه عصبی مدلی برای شناخت خودکار پنج نوع کانی در تصاویر مقاطع نازک ارائه دادند. در الگوریتم ارائه‌شده از ویژگی‌های رنگی پیکسل‌ها به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده شده است و با دقت ۹۰ درصد کانی‌های کوارتز، مسکویت، بیوتیت، کلریت و اپک از هم تفکیک شده‌اند (Baykan & Yilmaz, 2010).

دیبل و همکارانش در سال ۲۰۱۲ با تکیه بر روش‌های آنالیز تصویر پتروگرافیک و تکنیک‌های آماری چند متغیره به مطالعه بافتی نمونه‌های نفتی استخراج شده از ماسه سنگ‌ها پرداختند. اساس مطالعه آن‌ها نیز بر مطالعه تصویر گرفته شده از مقاطع نازک است که با استفاده از سنگ‌های مخزن تهیه شده است (Dee Bell, et al, 2012).

قیاسی فریز و همکاران در سال ۲۰۱۲ توانستند با ترکیب توانایی‌های آنالیز تصویر و مدل‌های هوشمند، الگوریتمی نیمه‌خودکار برای کلاسه‌بندی انواع مختلف تخلخل برای سنگ‌های کربناته ارائه دهند (Ghiasi Freez, et al, 2012).

## ۱-۵- ضرورت انجام تحقیق:

پیدایش علوم و فنون جدید جوامع بشری را با مشکل‌های مختلفی روبرو نموده است. سطح توسعه یک جامعه را می‌توان با مقدار اطلاعات و دانش تولید شده در آن ارزیابی کرد. تولید فزاینده اطلاعات به شکل‌های مختلف صورت می‌گیرد و با درجات متفاوتی از پیچیدگی همراه است. در نتیجه نیاز به سیستم‌های پردازش اطلاعات به صورت روزافزون افزایش می‌یابد.

تشخیص نوع ماسرال‌ها با چشم کاری وقت‌گیر و انرژی بر است و معمولاً به صورت کیفی انجام می‌شود. طراحی الگوریتم‌های تشخیص الگو نه تنها باعث صرفه جویی در وقت و انرژی اپراتور می‌شود بلکه توصیف کمی از پراکندگی انواع ماسرال‌ها ارائه می‌دهد.

برای بیان اهمیت تحقیق حاضر می‌توان به سه نکته اصلی اشاره کرد. نکته اول مربوط به صرفه‌جویی در هزینه و زمان مطالعات می‌باشد. چرا که برای تسریع حل مسائل و مشکلات، ناگزیر از بکار گرفتن روش‌های نوین هستیم. انتظار می‌رود مدل ارائه شده در این پروژه بتواند به عنوان مغز و کنترل کننده یک رباط با توانایی ارزیابی سنگ منشأ و مقاطع نازک تهیه شده از آن، عمل کند. با رسیدن به این هدف در واقع قدمی بنیادی در طراحی ربات‌های هوشمند در عرصه صنعت نفت برداشته شده است.

نکته دوم را می‌توان تلاش برای رقابت و عقب نیفتادن در زمینه‌های نرم‌افزاری و کاربردی دانست. تاکنون مطالعات متعددی در کاربرد آنالیز تصویر و شناسایی الگو انجام شده است و شرکت‌های نفتی دنیا با بکار گرفتن قابلیت‌های این علوم، نرم‌افزارهای متعددی در زمینه بررسی تصاویر میکروسکوپی ارائه داده‌اند. لذا به نظر می‌رسد انجام پروژه‌هایی در این راستا علاوه بر ارتقا جایگاه علمی ایران در منطقه، می‌تواند در معرفی ایران به عنوان کشوری با توان بالای تولیدات نرم‌افزاری نیز مؤثر باشد.

نکته سوم در اهمیت این کار، نشأت گرفته از مشکلات و پیچیدگی‌هایی است که در صنعت نفت با آن مواجه هستیم. با گسترده و پیچیده شدن مطالعات نفتی، نیاز به نرم‌افزارهای تحلیلگر بیشتر از گذشته احساس می‌شود. مطالعه حاضر می‌تواند قدمی در حل سؤالات و مشکلات جدید در حوزه مطالعات سنگ منشأ و شیل های نفتی باشد.

و بالاخره نکته آخر اینکه با بررسی که در تمام مقالات منتشر شده به عمل آمد، متوجه شدیم که بحث مطالعه میکروسکوپی ماسرال‌ها تاکنون در مقاله‌ای از دیدگاه آنالیز تصویر و تشخیص الگو و بهره‌گیری از تکنیک‌های مدرن و الگوریتم‌های هوشمند مطرح نشده است. لذا معتقدیم مطرح کردن این ایده نه تنها می‌تواند استفاده کاربردی در سرعت بخشیدن به مطالعات پتروگرافی و کیفیت سنگ منشأ داشته باشد بلکه می‌تواند به‌عنوان ایده‌ای برای معرفی نرم‌افزارهای دقیق در این زمینه نیز مورد توجه محققین و پژوهشگران قرار بگیرد.

اکتشاف منابع زیرزمینی تاریخچه‌ای طولانی و در عین حال رو به رشد دارد و در این راه استفاده از روش‌های ارزان و سریع برای صنعت گران نفت و گاز از اهمیت بسزایی برخوردار است. به همین دلیل محققین و پژوهشگران علوم زمین از جمله ژئوفیزیکست‌ها و ژئوشیمیست‌ها تمام تلاش خود را بکار گرفته‌اند تا از میزان ریسک و هزینه‌ها در یک عملیات اکتشافی بکاهند. استفاده از دستگاه‌ها و روش‌های آزمایشگاهی می‌تواند شناخت دقیقی از وضعیت یک سنگ در اختیار قرار دهد. در شناخت یک منطقه با هدف بهره‌برداری هیدروکربوری، اولین قدم شناسایی و پی‌جویی سنگ منشأ در آن منطقه می‌باشد. در این راه بایستی وجود افق سنگی با پتانسیل تولید نفت و گاز ثابت شود و در مرحله بعد جنبه اقتصادی و مقرون به صرفه بودن حفاری در منطقه بررسی می‌شود.

تعیین نوع کروژن سنگ منشأ و بلوغ آن اهمیت زیادی در تعیین نوع، حجم و صرفه اقتصادی هیدروکربور موجود در مخزن ایفا می‌کند. با توجه به این که تعیین این پارامترها به روش‌های چشمی دقت بالایی ندارد و به صورت کیفی انجام می‌گیرد، این روش پیشنهاد می‌شود. با این الگوریتم می‌توان با دقت نسبتاً بالا و هزینه بسیار اندک نوع کروژن و درجه بلوغ سنگ منشأ و جایگاه نمونه در نمودار ون کرولن را تعیین کرد.

## ۱-۶- ساختار پایان‌نامه

با توجه به اهداف و موضوع پایان‌نامه این پایان‌نامه در پنج فصل تدوین شده است. در فصل اول یک مقدمه کلی، اهداف مطالعه، روش تحقیق، مطالعات قبلی و ضرورت انجام تحقیق و ساختار پایان‌نامه آورده شده است.

در فصل دوم ادبیات تحقیق به صورت کلی توضیح داده شده است. در فصل سوم پتروگرافی آلی به صورت جداگانه مورد بررسی قرار گرفته است. فصل چهارم شامل توضیح الگوریتم تفکیک انواع ماسرال‌ها و شناسایی نوع کروژن هر کدام از عکس‌ها است. در فصل چهارم علاوه بر توضیح این الگوریتم روشی برای شناسایی بلوغ سنگ منشأ بیان شده است و در نهایت اعتبار سنجی الگوریتم صورت گرفته است. فصل پنجم نیز شامل نتیجه‌گیری و پیشنهادهایی در مورد پایان‌نامه است.





## فصل دوم:

### ادبيات تحقيق

## ۲-۱- مقدمه

با دشوار شدن مسائل و مشکلات در صنعت نفت، تلاش شد تا با به‌کارگیری تکنیک‌ها و روش‌های مختلف مسائل جدید را از دیدگاهی نو بررسی کنند. برای رسیدن به جواب در مسائل جدید از ترکیب روش‌های قدیمی و تکنیک‌های مختلف هوش مصنوعی و جمع‌آوری داده، استفاده می‌شود. با ارائه جواب‌های قابل اعتماد توسط تکنیک‌های هوش مصنوعی زمینه برای جایگزینی این تکنیک‌ها بجای روش‌های قدیمی فراهم می‌آید. روش‌های قدیمی در مطالعات نفتی معمولاً زمان‌بر و پرهزینه هستند که در دنیای امروز صنعت نفت که با حجم وسیعی از مسائل دشوار سروکار داریم، نمی‌توانند پاسخگوی تمام نیازهای مهندسی و کارشناسان باشند. لذا با تکیه بر تکنیک‌های هوش مصنوعی و روش‌های جدید مدیریت داده، می‌توان الگوهای مناسبی برای حل مسائل جدید ارائه داد. در این میان تکنیک‌هایی مانند شبکه‌های عصبی، منطق فازی، سیستم‌های نروفازی و الگوریتم ژنتیک در حل مسائل متعددی استفاده شده‌اند و توانسته‌اند کارآمدی خود را به مهندسی و کارشناسان ثابت کنند. در این مطالعه نیز تلاش شده است تا با به‌کارگیری تکنیک‌های هوش مصنوعی و آنالیز تصویر، مدلی برای تفکیک انواع ماسرال‌ها از هم و تعیین نوع کروژن ارائه شود.

آنالیز تصویر و ماشین بینایی می‌تواند ابزاری مفید در جهت بالا بردن دقت و کوتاه کردن زمان مطالعات در علوم زمین باشد. در این مطالعه با تکیه بر روش‌های آنالیز تصویر و تشخیص الگو، الگوریتمی خودکار برای تفکیک ماسرال‌های سنگ منشأ ارائه شده است. در ادامه توضیح مختصری در مورد اساس تکنیک‌های بکار رفته آمده است.

## ۲-۲- شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزار هوشمندی هستند که از سیستم عصبی انسان الهام گرفته شده‌اند. امروزه دامنه کاربرد شبکه‌های عصبی در زمینه‌های مختلف و از جمله صنعت نفت و گاز گسترش یافته است.

مطالعات مخزنی در زمینه‌های پیش‌بینی و بازسازی لاگ‌های چاه پیمایی، ویژگی‌های مخزنی و خواص سنگ و پیش‌بینی برداشت هیدروکربور انجام شده است. عملکرد شبکه عصبی را بنا به دلایل زیر می‌توان مشابه با عملکرد مغز انسان دانست (منهاج، ۱۳۸۱):

۱- شبکه‌های عصبی در طی فرآیندی به نام آموزش از محیط اطراف برای شناخت و تعیین ماهیت استفاده می‌کنند.

۲- از اتصال بین نرون‌ها برای ذخیره‌سازی و شناخت استفاده می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی با وزن دهی به نرون‌ها این شناخت را ذخیره می‌کنند.

## ۲-۱-۲- ساختار شبکه عصبی مصنوعی

به منظور درک نحوه کار شبکه عصبی باید اجزای آن را بشناسیم. در ادامه به طور خلاصه بخش‌های مختلف شبکه توضیح داده می‌شود.

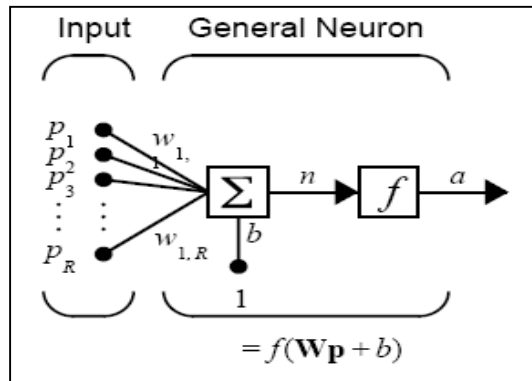
### ۲-۱-۲-۲ نرون<sup>۷</sup>

نرون‌ها عنصر اساسی و درواقع پردازشگر اصلی شبکه هستند. یک نرون با یک ورودی بردار در شکل ۱-۳ نشان داده شده است. اگر مؤلفه‌های بردار ورودی را با  $P_1, P_2, \dots, P_R$  نشان دهیم، هر یک از این مؤلفه‌ها در وزن متناظر  $w_1, w_2, \dots, w_R$  ضرب می‌شوند و سپس وارد تابع  $f$  می‌شوند. این تابع به نام تابع تصمیم‌گیری در شبکه عصبی معروف است. خروجی این تابع یک عدد اسکالر به نام  $a$  است. هر نرون می‌تواند پارامتر دیگری به نام بایاس هم داشته باشد. مقدار بایاس با مجموع حاصل ضرب ورودی‌ها جمع می‌شود و خروجی نهایی را ایجاد می‌کند (Matlab, 2007).

$$n = w_{11}P_1 + w_{12}P_2 + \dots + w_{1R}P_R + b \quad (1-2)$$

---

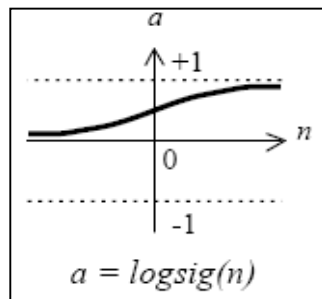
<sup>7</sup> Neuron



شکل ۱-۲: ساختار یک نرون با چندین ورودی (Matlab, 2007)

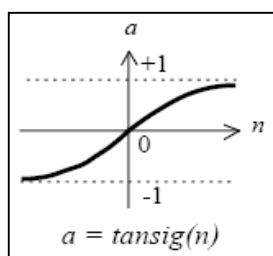
یک نرون می‌تواند از توابع تصمیم‌گیری متنوعی برای تولید خروجی استفاده کند. در اینجا سه مورد از مهم‌ترین انواع توابع تصمیم‌گیری توضیح داده شده‌اند.

الف) تابع Log-Sigmoid: شبکه‌های چند لایه معمولاً از این تابع، به عنوان تابع تصمیم‌گیری استفاده می‌کنند. خروجی این تابع مقادیر بین ۰ تا ۱ و ورودی آن بین منفی بینهایت تا مثبت بینهایت تغییر می‌کند. شکل ۲-۲ یک تابع Log-Sigmoid را نشان می‌دهد.



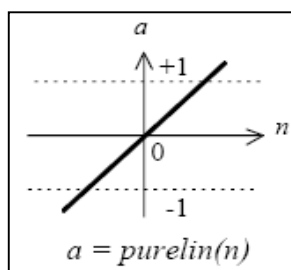
شکل ۲-۲: شکل تابع Log-Sigmoid (Matlab, 2007)

ب) تابع Tan-Sigmoid: خروجی در این تابع مقادیر بین -۱ تا ۱ تغییر می‌کند. برای ورودی با مقدار منفی بینهایت، مقدار خروجی -۱ خواهد بود. شکل ۳-۲ یک تابع Tan-Sigmoid را نشان می‌دهد.



شکل ۲-۳: شکل تابع Tan-Sigmoid (Matlab, 2007)

ج) تابع Purelin: یکی دیگر از توابع مهم که به عنوان تابع تصمیم‌گیری استفاده می‌شود، تابع خطی است که در شکل ۲-۴ نشان داده شده است.



شکل ۲-۴: شکل تابع Purelin (Matlab, 2007)

همان‌طور که از شکل‌های توابع بالا مشخص است در صورتی که آخرین لایه یک شبکه دارای نرون‌های سیگموئیدی باشد خروجی آن در بازه صفر تا یک (برای Log-Sigmoid) و یا -۱ تا ۱ (برای Tan-Sigmoid) و در صورتی که دارای نرون خطی باشد، خروجی آن در هر بازه‌ای می‌تواند تغییر کند.

۲-۲-۱-۲-۲ لایه<sup>۸</sup>

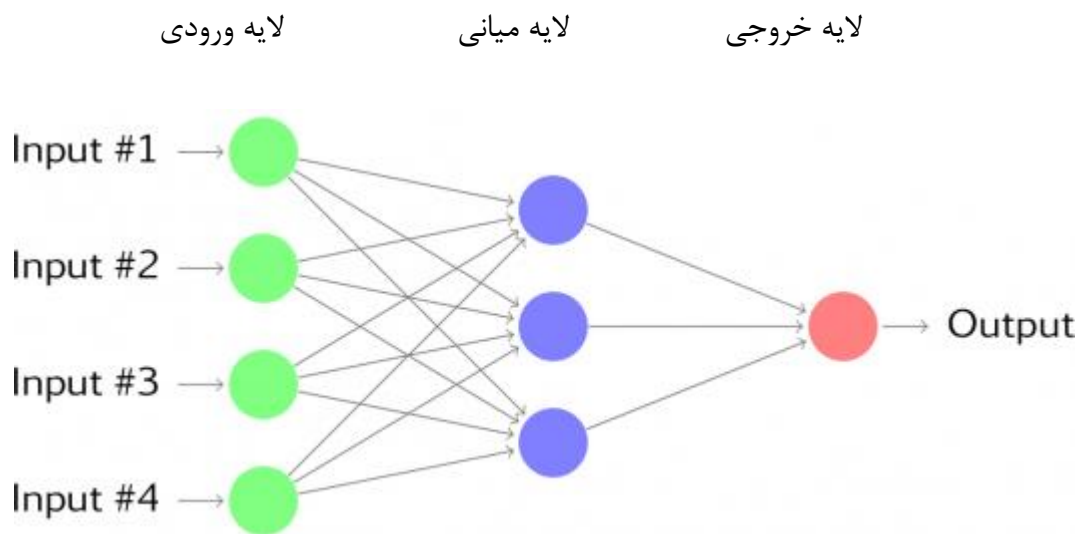
یک شبکه عصبی از سه لایه ورودی، میانی (پنهان) و خروجی تشکیل می‌شود. هر لایه متشکل از تعدادی نرون است (Mohaghegh, 2000).

<sup>8</sup> Layer

الف) لایه ورودی<sup>۹</sup>: لایه دریافت کننده اطلاعات است. تعداد نرون‌ها در لایه ورودی برابر با تعداد ورودی‌های شبکه است. هر نرون در لایه ورودی با همه نرون‌های لایه میانی ارتباط دارد، به طوری که پردازش اطلاعات همزمان و به صورت موازی انجام می‌شود.

ب) لایه میانی (لایه پنهان<sup>۱۰</sup>): این لایه اطلاعات تهیه شده از محیط را تجزیه و تحلیل می‌کند. تعداد نرون‌ها در این لایه بر حسب پیچیدگی رابطه بین ورودی‌ها متفاوت است. لایه پنهان می‌تواند متشکل از چندین لایه مجزا باشد که هر یک می‌تواند چندین نرون داشته باشد.

ج) لایه خروجی<sup>۱۱</sup>: این لایه نتایج تجزیه و تحلیل را از لایه پنهان دریافت می‌کند و به تفسیر معنی داری تبدیل می‌کند. در شکل ۲-۵ سه لایه شبکه عصبی نشان داده شده است.



شکل ۲-۵: ساختار لایه‌ها در یک شبکه عصبی

<sup>9</sup> Input layer

<sup>10</sup> Hidden layer

<sup>11</sup> Output layer

## ۲-۲-۲- آموزش شبکه عصبی

یک شبکه را می‌توان برای تخمین توابع رگرسیون غیرخطی، شناسایی الگو و یا طبقه‌بندی استفاده کرد. در حین آموزش وزن‌ها و بایاس‌های شبکه بر اساس ورودی‌ها و خروجی‌ها آموزش داده می‌شوند تا تابع خطا در شبکه کمینه شود. معمولاً تابع خطا میانگین مربعات اختلاف بین خروجی شبکه و خروجی مطلوب است. در محیط نرم‌افزار متلب الگوریتم‌های متعددی برای آموزش وجود دارد که هر یک مشخصه خاص خود را دارند و برای کاربردهای متعددی قابل استفاده می‌باشند. فهم اینکه سرعت کدام الگوریتم آموزشی برای یک مسئله خاص بیشتر است، کار آسانی نیست. این موضوع به پارامترهای بسیاری مانند پیچیدگی مسئله، تعداد داده‌های ورودی، تعداد وزن‌ها و بایاس‌ها در شبکه و حداکثر خطای قابل قبول بستگی دارد. در حالت کلی شبکه‌هایی که حاوی چند صد وزن هستند، روش Levenberg-Marquadt سریع‌تر از بقیه همگرا می‌شود. روش Quasi-Newton بعد از این روش سریع‌ترین الگوریتم است (Matlab, 2007). در محیط نرم‌افزار متلب برای ایجاد شبکه عصبی پس انتشار از دستور newff استفاده می‌شود. این شبکه ورودی و خروجی مطلوب را دریافت می‌کند و مدلی با حداقل خطا ایجاد می‌نماید. خطا بر حسب تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌ها در لایه پنهان و تابع تصمیم‌گیری و ... می‌تواند متفاوت باشد. انتخاب صحیح مجموعه آموزش، ارائه داده‌ها به گونه‌ای که قدرت تشخیص شبکه را ماکزیمم کند، تفسیر نتایج شبکه و درک جزئیات درونی شبکه مانند هندسه آن و پارامترهای کنترل‌کننده یادگیری از نکات حائز اهمیت برای استفاده مطلوب از شبکه هستند. در مورد هندسه شبکه انتخاب صحیح اندازه لایه پنهان بسیار مهم است. هرچه تعداد نرون‌های لایه پنهان بیشتر شود، قابلیت شبکه برای تشخیص الگو بیشتر می‌شود. البته زیاد شدن تعداد نرون‌ها در لایه پنهان ممکن است، موجب بیش‌برازش<sup>۱۲</sup> شبکه نیز شود؛ به عبارت دیگر شبکه مثال‌های آموزشی را خوب یاد می‌گیرد ولی قدرت تعمیم آن کاهش می‌یابد.

---

<sup>12</sup> Over fitting

## ۲-۲-۳- مزایا و معایب شبکه عصبی

از مزایای شبکه‌های عصبی می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- ۱- پردازش موازی بر روی داده‌ها
- ۲- کاربرد در حل طیف وسیعی از مسائل
- ۳- ارائه جواب‌های مناسب در مسائل پیچیده
- ۴- در دسترس بودن بسته‌های نرم‌افزاری متعدد در این زمینه

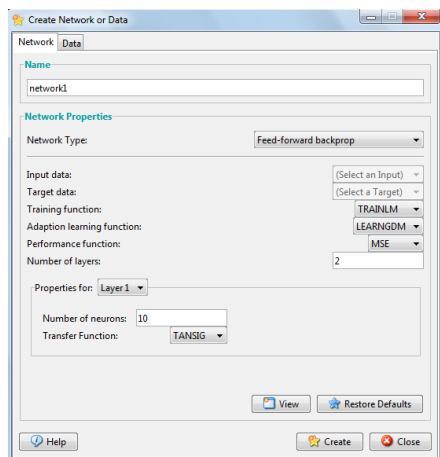
معایب شبکه عصبی عبارت‌اند از:

- ۱- عدم ارائه توضیح در مورد پاسخ‌ها و نحوه محاسبه آن‌ها
- ۲- امکان ارائه یک جواب زودرس و نامناسب

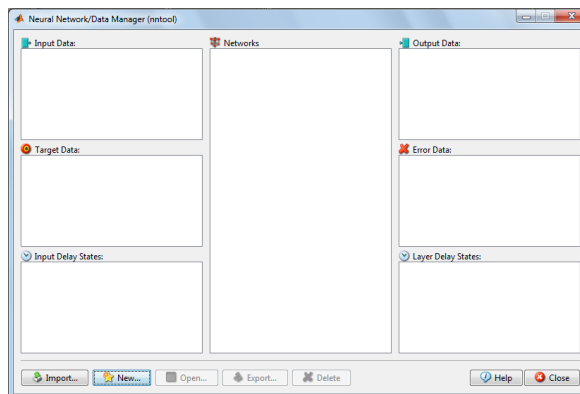
## ۲-۲-۴- نگاهی به جعبه‌ابزار شبکه عصبی در نرم‌افزار متلب

جعبه‌ابزار شبکه عصبی در نرم‌افزار متلب محیط گرافیکی را برای ایجاد شبکه عصبی فراهم آورده است. برای باز کردن محیط گرافیکی بایستی، دستور `nntool` را در خط فرمان اجرا کرد. پنجره جعبه‌ابزار شبکه عصبی در شکل ۲-۶ (الف) نشان داده شده است. برای ایجاد شبکه بر روی دکمه `new` کلیک می‌کنیم که پنجره جدید مطابق شکل ۲-۶ (ب) باز می‌شود. در قسمت `network type` می‌توان نوع شبکه، در قسمت `training function` نوع آموزش، در قسمت `performance function` نوع تابع محاسبه خطا، در قسمت `number of layers` تعداد لایه‌های شبکه و بالاخره در قسمت `properties for` شماره لایه، تعداد نرون‌های آن لایه و تابع تصمیم‌گیری را می‌توان تعیین کرد.





ب



الف

شکل ۲-۶) پنجره مربوط به شبکه عصبی در محیط متلب

## ۳-۲- آنالیز تفکیک کننده

۱

آنالیز تفکیک کننده یک روش آماری برای استخراج مشخصه، کاهش بعد و کلاسه بندی داده ها است. این روش یک فرآیند تحت نظارت است که با تکیه بر داده های آموزشی یک بردار از داده های ورودی را با یک کلاس خاص از داده های خروجی متناظر می کند و تابعی تحت عنوان تابع تفکیک کننده را آموزش می دهد. هر یک از این توابع متشکل از مجموعه ای از وزن ها و ضرایب است که بر اساس آن ها مقدار عددی هر یک از توابع را بر اساس مقدار عددی مشخصه های استخراج شده محاسبه می کند و سپس بر اساس تئوری بیز تابعی که بیشترین احتمال را به خود اختصاص داده باشد، مشخص کننده کلاس متناظر با بردار ورودی است. در ادامه اساس ریاضی این روش آمده است:

<sup>1</sup> Discriminant Analysis (DA)

اگر فرض کنیم که تابع تفکیک کننده را با  $H$  و مقدار احتمال متناظر با آن را با  $P$  نمایش داده باشیم، آنگاه رابطه زیر برقرار خواهد بود:

$$H_i(x) = p(C_i|X) \quad (2-2)$$

بر طبق نظریه هاستی (۲۰۰۱) این رابطه به صورت زیر قابل بسط است:

$$H_i(X) = \ln p(X|C_i) + \ln p(C_i) \quad (3-2)$$

در عبارت بالا مقدار  $P(X|C_i)$  به صورت زیر قابل بسط است:

$$p(X|C_i) = \frac{\exp\left\{-\frac{(x-\mu_i)^T \times (x-\mu_i)}{2\Sigma_i}\right\}}{\sqrt{(2\pi)^n \times |\Sigma_i|}} \quad (4-2)$$

لذا حالت کلی برای یک تابع تفکیک کننده به صورت زیر خواهد بود:

$$H_i(X) = -\frac{(x-\mu_i)^T \times (x-\mu_i)}{2\Sigma_i} - \frac{n}{2} \times \ln(2\pi) - \frac{\ln|\Sigma_i|}{2} + \ln p(C_i) \quad (5-2)$$

ساده ترین شکل این معادله، حالت خطی آن است که در صورتی که مشخصه های استخراجی از نظم خاصی پیروی کنند، می توان از آن استفاده کرد. در ادامه فرم خطی معادله آمده است:

$$H_i(X) = -\frac{X^T \times \mu_i}{\Sigma} - \frac{\mu_i^T \times \mu_i}{2\Sigma} + \ln p(C_i) \quad (6-2)$$

در صورت نامنظم بودن داده های حالت های دیگر معادله از قبیل فرم درجه دوم عملکرد مناسب تری خواهند داشت. فرم درجه دوم معادله آنالیز تفکیک کننده در زیر آمده است.

$$H_i(\mathbf{X}) = -\frac{(\mathbf{x} - \mu_i)^T \times (\mathbf{x} - \mu_i)}{2\Sigma_i} - \frac{\ln|\Sigma_i|}{2} + \ln p(C_i)$$

در معادله‌های بالا مقدار عددی  $p(C_i)$  و  $\mu$  و  $\Sigma$  با استفاده از روابط زیر قابل محاسبه است:

$$\mu_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} \mathbf{X}_j \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (8-2)$$

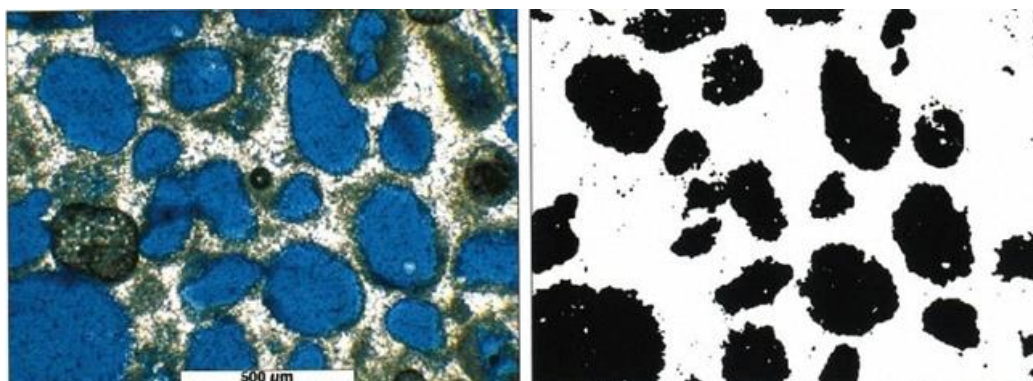
$$\Sigma_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} (\mathbf{X}_j - \mu_i) \times (\mathbf{X}_j - \mu_i)^T \quad (9-2)$$

$$p(C_i) = \frac{n_i}{N} \quad (10-2)$$

در این توابع  $n_i$  و  $N$  به ترتیب نشان‌دهنده تعداد داده‌های آموزش در کلاس  $i$  ام و تعداد کل داده‌های آموزش است. برای ایجاد توابع تفکیک‌کننده و پیدا سازی الگوریتم از نرم‌افزار متلب استفاده شده است. در این نرم‌افزار الگوریتم‌های مربوط به دو نوع تابع تفکیک‌کننده خطی و درجه دوم برای استفاده کاربران طراحی شده است. با توجه به پیش فرض‌هایی که برای مسئله در نظر گرفته شده، توابع خطی و درجه دوم دقت سنجی شده‌اند. برای این منظور از تابع classify استفاده شده است. در این تابع ابتدا ماتریس آموزش تحت عنوان دو ماتریس sample و training به تابع معرفی می‌شوند. در ماتریس اول درصد ماسرال در سطرهای جداگانه و نوع ماسرال متناظر با آن در ماتریس training قرار داده می‌شود. همچنین در بخش دیگری از این تابع می‌توان نوع تابع (خطی یا درجه دوم) را انتخاب کرد. تابع classify از ماتریس آموزش برای تعیین وزن‌های تابع تفکیک‌کننده استفاده می‌کند.

## ۲-۴- قطعه بندی تصویر<sup>۱</sup>

این مرحله شامل توصیف مقدماتی و شناخت اولیه از ماسرال‌ها و جداسازی آن‌ها از سایر بخش‌های تصویر است. با این هدف تصویر به چندین بخش تقسیم می‌شود که به این کار قطعه‌بندی گفته می‌شود. قطعه‌بندی تصویر عبارت است از جدا کردن پیکسل‌هایی از تصویر که به گروه یا شاخه خاصی از اشیاء اختصاص دارند (Martinez et al, 2007). در این مطالعه هدف جدا کردن ماسرال‌ها از سایر بخش‌های سنگ است و در نتیجه خروجی این مرحله یک تصویر سیاه و سفید خواهد بود که ماسرال‌ها به رنگ یکدست سیاه و سایر بخش‌های سنگ، سفید نشان داده می‌شود. برای بهتر مشخص شدن مفهوم قطعه‌بندی به شکل ۲-۷ دقت شود.



شکل ۲-۷) سمت راست، قطعه‌بندی شده تصویر سمت چپ است (قیاسی فریز، ۲۰۱۲)

در این شکل در سمت چپ تصویر تهیه شده از میکروسکوپ نوری و در سمت راست همان تصویر بعد از اعمال فرایند قطعه‌بندی آمده است. در تصویر سمت راست بخش‌های مختلف نام گذاری شده مناطق مطلوب است و در تصویر سمت راست همان بخش‌ها به رنگ تیره درآمده‌اند؛ که البته دوباره به رنگ اصلی خود درمی‌آیند.

<sup>1</sup> segmentation

## ۲-۴-۱- استخراج ویژگی‌های هندسی لازم برای تشخیص الگو

در این مرحله تصویر سیاه و سفید را برای استخراج مشخصه‌های ویژه‌ای آنالیز می‌کنند (در صورتی که هدف مطالعه رنگی پیکسل‌ها باشد با اندیس گذاری پیکسل‌های مورد نظر آن‌ها را به سیستم معرفی می‌کنند) این مشخصه‌ها باید به نحوی انتخاب و محاسبه شوند که کامپیوتر بتواند یک الگو را تشخیص دهد. الگو، ترتیب یا نمایشی از اشیاء، اشکال یا اطلاعات است، به نحوی که در آن می‌توان ساختار و نظم مشخص را پیدا کرد. می‌توان گفت که جهان مجموعه‌ای است از الگوهای مختلف. الگو بیان توصیفی یا کمی یک شیء یا هر چیز دیگر است. مجموعه‌ای از الگوها که یک خاصیت مشترک دارند، یک کلاس الگو را مشخص می‌نمایند (Theodoridis, 2003). تشخیص الگو نیز در واقع عملکرد خودکار تکنیک‌هایی است که هر الگو را به کلاس آن تخصیص می‌دهند.

## ۲-۴-۲- استفاده از روش‌های رده‌بندی برای تفکیک الگوها

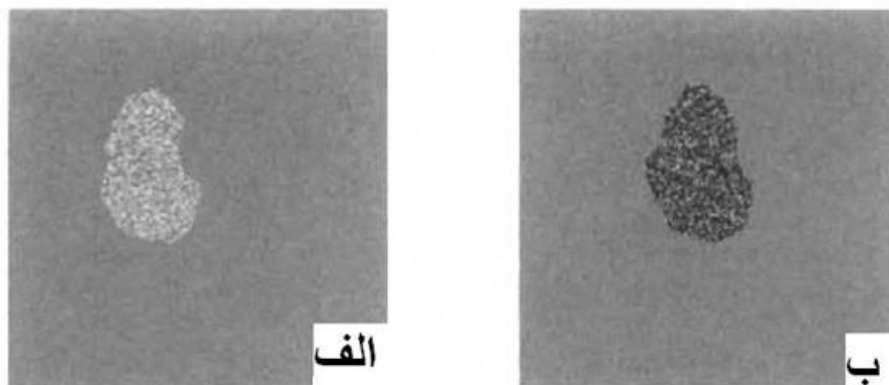
مرحله آخر در پردازش تصویر، دسته‌بندی کردن اشیاء مورد نظر است. در این مرحله مشخص می‌شود که هر الگو به چه دسته‌ای تعلق دارد. معلم نیز بیانگر یک سیستم نظارتی است که آموزش اولیه الگوریتم را بر عهده دارد. در واقع یک الگوریتم تشخیص الگو از ابتدا قادر به تفکیک کلاس‌های مختلف نیست و لازم است آموزش داده شود. آموزش زمانی پایان می‌پذیرد که الگوریتم در یک آزمون به درستی کار دسته‌بندی الگوها به کلاس‌های مختلف را انجام دهد. آنگاه از این الگوریتم به عنوان یک سیستم متخصص در کار دسته‌بندی الگوهای از همان نوع استفاده می‌شود. در هر مسئله تشخیص الگو، جنس ویژگی‌هایی که باید استخراج شود، پیش‌پردازش داده‌ها و نوع الگوریتم تصمیم‌گیری توسط مشخصات مسئله معین می‌شود. سیستم طبقه‌بندی داده در یک مسئله تشخیص الگو، ممکن است به یکی از دو شکل ذیل صورت گیرد:

الف) آموزش نظارت‌شده، که در آن الگو به یکی از کلاس‌های مشخص نگاهشته می‌شود. در این نوع آموزش، ابتدا ورودی‌ها در اختیار الگوریتم دسته‌بندی قرار داده می‌شود. پس از آنکه شبکه الگو را به یکی از کلاس‌ها تخصیص داد، جواب درست در اختیار سیستم قرار می‌گیرد. بدین ترتیب الگوریتم دسته‌بندی

امکان می‌یابد تا خطای خود را دریابد و اصلاح نماید. نمونه‌ای از انواع این آموزش در نرم‌افزار متلب تحت عنوان آنالیز تفکیک‌کننده<sup>۱</sup> آمده است. بخش اصلی این آنالیزها تابع تفکیک‌کننده<sup>۲</sup> است (Matlab, 2007).  
 (ب) آموزش نظارت نشده<sup>۳</sup>، که در آن دسته‌های از پیش تعیین شده‌ای وجود ندارد و سیستم فقط الگو را در فضای ویژگی‌ها می‌نگارد یا به عبارت دیگر عمل خوشه‌یابی را انجام می‌دهد. در این نوع، جواب صحیح به سیستم داده نمی‌شود و تنها اطلاعاتی که سیستم دریافت می‌کند، بردارهای ورودی هستند. درخت تصمیم‌گیری<sup>۴</sup> از انواع این نوع آموزش است (Theodoridis, 2003).

بردارهای ورودی بایستی بازتاب مناسبی از مشخصه‌های شکل هندسی، بافت یا رنگ باشند. استخراج بردار ورودی مناسب، در تشخیص الگو برای مرحله بعد بسیار حیاتی است و دقت نهایی الگوریتم به همین ورودی‌ها بستگی دارد. برای بهتر روشن شدن اهمیت استخراج ویژگی‌های مناسب به مثال ساده زیر توجه شود: این دو عکس مربوط به یک مطالعه پزشکی برای تشخیص بافت سلولی و سرطانی است.

شکل ۸-۲ (الف) بافت سلولی سالم و شکل ۸-۲ (ب) بافت سلولی سرطانی را نشان می‌دهد. در شکل ۹-۲ مقدار میانگین و انحراف معیار شدت رنگ برای دو نوع بافت سالم و سرطانی به عنوان دو ویژگی آمده است.



شکل ۸-۲ (الف) بافت سلولی سالم (الف) و بافت سلولی سرطانی (ب) (Theodoridis, 2003).

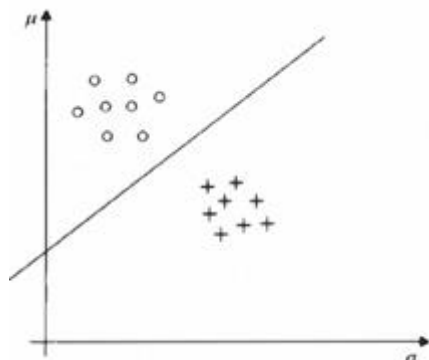
<sup>1</sup> Discriminate analysis

<sup>2</sup> Discriminate function

<sup>3</sup> Unsupervised

<sup>4</sup> Decision tree

همان‌طور که از شکل ۹-۲ مشخص است، با استخراج دو مشخصه‌ی میانگین و انحراف معیار شدت رنگ، Theodoridis در سال ۲۰۰۳ توانست دو بافت را از هم جدا کند. در پاره‌ای مسائل تنها با تکیه بر این تعداد مشخصه و رنگ پیکسل نمی‌توان اشیاء را از هم جدا کرد و لازم است تا پارامترهای شکل هندسی و بافت نیز استفاده شود.



شکل ۹-۲) مقدار میانگین و انحراف معیار شدت رنگ برای دو نوع بافت سالم و سرطانی (Theodoridis, 2003).

با کنار هم گذاشتن مشخصه‌های استخراج‌شده برای هر شیء، بردار مشخصه‌های آن شیء ایجاد می‌شود. بردار  $x$  بردار مشخصه شیء با  $L$  مشخصه است.

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_L]$$

در نمودار بالا خط مستقیم نقش دسته‌بندی کننده را دارد. در این مثال خط راست دو نوع بافت را از هم تفکیک کرده است، ولی در صورتی که پراکندگی نقاط نامنظم باشد و هم‌پوشانی بین نقاط وجود داشته باشد، این خط راست نمی‌تواند تقسیم‌بندی مناسبی انجام دهد و شاید یک منحنی عملکرد بهتری داشته باشد. در این پایان نامه، رده بندی ماسرال‌های موجود در تصاویر مقاطع نازک بر اساس مشخصه‌های رنگی، هندسی و بافتی به طور همزمان صورت گرفته است.





## فصل سوم

### پتروگرافی آلی

پتروگرافی آلی موضوع مطالعاتی خاص است که ابتدا در شناسایی زغال سنگ‌ها در شرکت‌های مربوطه در اروپا و آمریکا به کار رفت و سپس توسعه و گسترش یافت. کاربرد این رشته در ایران سابقه‌ای چندانی ندارد و به مطالعات اکتشافی زغال سنگ پس از امضای موافقت‌نامه ایران و شوروی سابق در ژانویه ۱۹۶۶ برای تأسیس کارخانه ذوب‌آهن اصفهان بازمی‌گردد. برای تأمین زغال سنگ برای سوخت کارخانه، در شهرهایی مثل کرمان، زیرآب، شاهرود و در نهایت در طبس که مجاور معادن زغال سنگ بود، آزمایشگاه‌هایی اولیه راه‌اندازی شدند و کارشناسان روس آموزش کارشناسان را طبق استانداردهای خود در روسیه یا ایران به عهده گرفتند (بنی‌سلام، ۱۳۵۶)، در گفتگو با کارشناسان و دست‌اندرکاران شرکت‌های زغال‌سنگ شاهرود، کرمان و زیرآب مشخص شد که در این مراکز کار میکروسکوپی روی زغال سنگ عمدتاً در حد اندازه‌گیری انعکاس ویترنیت و تعیین برخی از عوامل فیزیکی و شیمیایی زغال مانند مقدار تورم، رطوبت، مواد فرار، کک‌دهی، ارزش حرارتی و خاک‌ستر زغال است. در حال حاضر برخی از این آزمایشگاه‌ها حتی این آزمایش‌ها را هم محدود کرده‌اند.

در پژوهشگاه صنعت نفت با راه‌اندازی آزمایشگاه پتروگرافی آلی و تهیه میکروسکوپ انعکاسی مجهز به نور ماورای بنفش، مطالعه پتروگرافی آلی برای شناسایی سنگ منشأ و تعیین عوامل پختگی یا بلوغ مواد عالی موجود در سنگ‌ها با مطالعه میکروسکوپی و روش‌های متداول بهره‌گیری از نتایج با استفاده از نرم‌افزارهای مدل‌سازی حوضه رسوبی برای کاربردهای اکتشافی هیدروکربوری انجام می‌شود.

## ۳-۲- کروژن

این اصطلاح را که از کلمات یونانی کروس، به معنی موم یا تشکیل دهنده نفت و ژن به معنی چیزی که تولید می‌شود، گرفته شده کروم براون پیشنهاد کرد (Brook, 1981).

کروژن به مواد آلی جامد موجود در سنگ گفته می‌شود که در آب و حلال‌های آلی حل نمی‌شود. بخشی که در حلال‌های آلی، حل می‌شود بیتومین نامیده می‌شود. عدم حلالیت کروژن به دلیل اندازه بزرگ مولکول‌های متشکله و ساختمان پیچیده آن است. کروژن در واقع منشأ ترکیبات نفتی است و نوع آن نوع هیدروکربن تولید شده را کنترل می‌کند. کروژن‌ها انواع مختلف داشته و دارای فرمول مولکولی واحد نیستند چون منشأ آن‌ها مواد آلی متفاوتی است (کمالی، ۱۳۷۷).

کروژن‌ها بیشتر نامتبلورند و تجزیه عنصری نشان می‌دهد که بیشتر از اتم‌های کربن و هیدروژن تشکیل شده است و در برابر هر ۱۰۰۰ اتم کربن بین ۵۰۰ تا ۱۸۰۰ اتم هیدروژن در انواع مختلف وجود دارد. سومین عنصر فراوان در کروژن‌ها مولکول اکسیژن است که بین ۲۵ تا ۳۰۰ اتم در مقابل هر ۱۰۰۰ اتم کربن است. اتم‌های نیتروژن و گوگرد به ترتیب ۱ تا ۳۵ و ۵ تا ۳۰ اتم در مقابل هر ۱۰۰۰ اتم کربن اند (کمالی، ۱۳۷۷).

منشأ مواد آلی سنگ مادر موجودات میکروسکوپی و غیر میکروسکوپی ریزاند که در محیط‌های دریایی رشد و تولید مثل می‌کنند و بقایای آن‌ها در محیط‌های احیایی حوضه‌های رسوبی نهشته می‌شوند و پس از گذشت زمان زمین‌شناسی و انجام فرآیندهای ژئوشیمیایی به تدریج ماده آلی جامدی به نام کروژن را تشکیل می‌دهند. این ماده آلی با مولکول‌های درشت و پیچیده منشأ اصلی نفت و گاز است. ثابت شده است که عامل اصلی تبدیل ماده آلی جامد (کروژن) به هیدروکربور، حرارت زمین‌گرمایی حاصل از اعماق

درون زمین (ژئوترمال گرادیانت) است که در اثر گذشت زمان زمین شناسی مولکول‌های درشت کروژن را شکسته و مولکول‌های کوچک‌تر نفت و گاز را به وجود آورده‌اند. انواع کروژن عبارت‌اند از (کمالی، ۱۳۷۷):

- کروژن نوع I: که بسیار نفت‌زا بوده و اندیس هیدروژن (HI) آن با استفاده از روش پیرولیز راک اول، برای نمونه نابالغ در حدود  $600 \text{ mgHC/gTOC}$  تعیین شده است. این نوع کروژن دارای ماده آلی از نوع جلبک و باکتری بوده که به ویژه در رسوبات دریاچه‌ای تشکیل می‌گردند. نسبت اتمی H/C در آن‌ها  $1/5$  و O/C  $0/1$  است و مقدار سولفور این نوع کروژن اندک است. در آن‌ها پارافین‌ها از محصولات اصلی پیرولیز محسوب می‌گردند. علاوه بر بقایای جلبکی غنی از لیپید، جلبک‌های دریاچه‌ای مانند باکتریوکوکوس و جلبک معادل دریایی آن یعنی تاسمانیت‌ها از تشکیل دهنده‌های اصلی ماده آلی نوع I محسوب می‌گردند. نمونه‌های ویژه کروژن نوع I عبارت از شیل‌های گرین‌ریور در ایالت‌های یوتا، کلرادو و وایومینگ، شیل‌های دریاچه‌ای چین، توربانیت‌های اسکاتلند و رسوبات کورانژیت استرالیای جنوبی می‌باشند.

- کروژن نوع II: عمدتاً نفت‌زا و تا حدی گاز‌زا است. نسبت اتمی H/C آن  $1/2$  تا  $1/5$  بوده و O/C آن نسبت به کروژن نوع III و IV کم است. HI کروژن نوع II برای رسوبات نابالغ بین ۳۰۰ تا ۶۰۰ میلی‌گرم هیدروکربن بر گرم TOC گزارش شده است. کروژن مذکور غالباً از ماسرال‌های لیپتینیدی مانند اسپورنایت، اگزینایت، زئوپلانگتون، فیتوپلانگتون و بقایای باکتری تشکیل شده است. ولی همانند کروژن نوع I ممکن است مقادیر جزئی ویتربینایت و اینرتینایت به همراه داشته باشد. مقادیر سولفور کروژن نوع II نسبت به سایر کروژن‌ها زیاد است. غالب کروژن‌های نوع II دریایی هستند. کروژن اکثر سنگ‌های منشأ دنیا شامل کرتاسه ایران، ژوراسیک عربستان، دریای شمال و غرب سیبری از نوع II است.

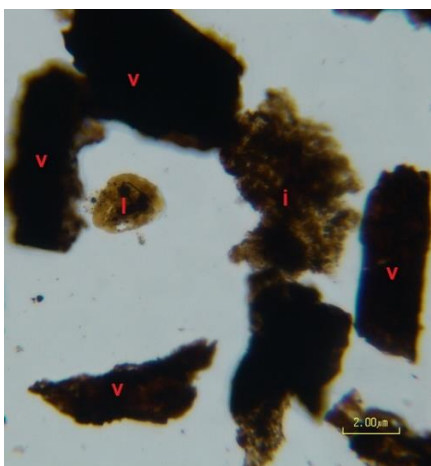
- کروژن نوع III: دارای نسبت‌های اتمی H/C کمتر از یک و O/C برابر با ۰/۳ است. کروژن نوع III نسبت به کروژن های نوع II و I هیدروکربور کمی تولید می‌کند و اساساً گاز زاست. مقادیر HI آن در رسوبات نابالغ، ۵۰ تا ۲۰۰ میلی‌گرم هیدروکربن بر گرم TOC است. مواد آلی این نوع کروژن معمولاً از گیاهان خشکی حاصل شده که حاوی مقادیر زیادی ویتربینایت و مقدار کمی اینرتینایت است. این نوع کروژن غالباً در محیط‌های خشکی نزدیک به دریا تشکیل می‌شود.
- کروژن نوع IV: این نوع کروژن را کربن مرده (Dead Carbon) یا ماده آلی خنثی نامیده‌اند که دارای نسبت‌های اتمی H/C برابر با ۰/۵ تا ۰/۶ و O/C ۰/۳ است. HI این کروژن کمتر از ۵۰ میلی‌گرم هیدروکربن بر گرم TOC است. مواد آلی مجدد رسوب یافته (Reworked) مشتق شده از سایر کروژن‌ها و به شدت اکسید شده در حین رسوب‌گذاری، اجزاء اصلی آن را تشکیل می‌دهند. اساساً این نوع کروژن توان تولید هیدروکربور را ندارد.

### ۳-۳- ماسرال

برخی از مواد تشکیل دهنده کروژن‌ها ساختمان مشخص دارند و تشخیص آن‌ها به عنوان خرده‌های بافت گیاهی، اسپورها، جلبک‌ها و غیره به سهولت انجام می‌پذیرد. خرده‌های ساختمان دار به واحدهای بیولوژیکی مشخص به نام ماسرال طبقه‌بندی می‌شوند. ماسرال در کروژن، هم‌ارز مینرال‌ها در سنگ هستند (کمالی، ۱۳۷۷).

شناسایی و تفکیک سه نوع اصلی ماسرال‌ها (ویتربینایت، لیپتینایت و اینرتینایت) از یکدیگر در تعیین نوع و منشأ و کیفیت هیدروکربور نقش مهمی ایفا می‌کند. ویتربینایت ماسرال اصلی در بسیاری از کروژن‌ها و مهم‌ترین سازنده زغال‌سنگ است. ماسرال لیپتینایت که به آن اگزینایت نیز اطلاق می‌شود عمدتاً از جلبک‌ها، پولن‌ها، اسپورها و موم‌های کوتیکول برگ به وجود می‌آید. ماسرال اینرتینایت می‌تواند از

منشأهای متفاوتی به وجود آید ولی قبل از منتشر شدن شدیداً اکسیده شده است. اینرتینایت معمولاً از اجزای فرعی کروژن است و فقط در صورتی که مواد آلی نهشته شده چرخه رسوبی دیگری را طی کنند فراوان است (تولایی، ۱۳۸۹) (شکل ۱-۳).



شکل ۱-۳) انواع قطعات ماسرال (V ویتترینایت I) اینرتینایت A) لیپتینایت

علاوه بر ماسرال های دارای ساختمان، برخی از اجزای سازنده کروژن بی شکل (amorphous) هستند. قطعات بی شکل آن چنان به صورت مکانیکی خرد شده و به صورت شیمیایی توسط باکتری ها و قارچ ها تجزیه گردیده اند که نوع ماسرال اولیه آنها و همچنین ساختمان سلولی شان از بین رفته و قابل شناسایی نیستند (تولایی، ۱۳۸۹).

تعیین نوع ماسرال نقش مهمی در تعیین نوع کروژن و هیدروکربور ایفا می کند. کروژن های نفت زا معمولاً ممکن است بیش از ۶۵ درصد لیپتینایت و قطعات بی شکل داشته باشند. نمونه های با درصد پایین تر اغلب گاز مرطوب و نفت میعانی تولید می نمایند. کروژن نفت زا به دو نوع تقسیم می شود (کمالی، ۱۳۷۷):

نوع I یا کروژن جلبکی که از اجزای جلبکی اگزینایتی غنی است. کروژن نوع I به تولید نفت خام های غنی از هیدروکربن های اشباع شده متمایل است. نوع II که به آن کروژن لیپتینیک هم گفته می شود، منشأ

دریایی دارد و ذرات تشکیل دهنده آن غالباً بی‌شکل هستند، کروژن نوع II تمایل به تولید نفت غنی از آروماتیک و نفتنیک دارد. نوع III یا کروژن زغالی از ماسرال ویتربینایت غنی است و ظرفیت تولید نفت بسیار کمی دارد و به طور عمده گاز خشک تولید می‌کند. نوع IV کروژن های غنی از اینرتینایت است که به شدت کمیاب هستند. این کروژن خنثی است و توانایی تولید نفت و گاز ندارد.

### ۳-۴- پتروگرافی آلی

پتروگرافی آلی مطالعه میکرو سکوپ، شنا سایی و توصیف ماده آلی جامد موجود در سنگ‌های رسوبی است. سنگ‌های غنی از ماده آلی شامل زغال‌سنگ‌ها، سنگ‌های مادر هیدروکربوری، قیرهای طبیعی (کاسه‌های قیری) و نفت‌های سنگین‌اند. زغال سنگ یک سنگ رسوبی غنی از ماده آلی است که ماده آلی آن در اثر گرمای زمین دگرگون شده‌اند. پتی جان آسفالتیت و آسفالت طبیعی را در جدول طبقه‌بندی رسوبات کربن‌دار منظور کرده است (تولایی، ۱۳۸۹).

برای شنا سایی اجزای تشکیل دهنده ماده آلی، زغال یا سنگ مادر (سنگ منشأ) زیر میکرو سکوپ، از روش‌های مختلفی از جمله تهیه مقطع نازک زغال یا سنگ مادر که روشی قدیمی‌تر است استفاده می‌شود. اسلایدهایی از زغال یا سنگ مادر (مشابه آنچه در سنگ شناسی و زمین شناسی در تهیه مقطع نازک به ضخامت کمتر از ۱۰ میکرون متداول است) تهیه می‌شوند و آن‌ها را در نور گذرا یا عبوری در زیر میکروسکوپ مطالعه و اجزای ماده آلی را شناسایی می‌کنند. روش دیگر که بعداً توسعه یافت مطالعه مقطع صیقلی در نور انعکاسی یا تابشی است. از زغال سنگ، سنگ منشأ هیدروکربوری و یا کروژن تخلیص شده قرص مقطع ضخیم تهیه و پس از سایش و پالیش (صیقل دادن) سطح قرص به روش‌های استاندارد، ماده آلی زیر میکرو سکوپ مشاهده و شناسایی و ماهیت آن از نظر منشأ و ویژگی‌های پختگی و کیفیت آن از نظر هیدروکربور زایی بررسی می‌شود (تولایی، ۱۳۸۹).

ماسرال‌های غنی از لیپید و هیدروژن مثل اسپورینیت که از هاگ‌ها و گرده‌های گیاهان حاصل شده؛ رزینیت که از شیر درختان یا صمغ‌های گیاهی منشأ گرفته و یا کوتینیت که نتیجه تغییر بخش کوتیکولی برگ‌ها و ساقه گیاهان است، همه شدت فلورسانس زایی خوبی دارند (اگر از نظر پختگی از مرز پنجره نفت زایی نگذشته باشند). پنجره نفت‌زایی را تقریباً از نظر درجه حرارت معادل ۶۰-۱۲۰ سانتی‌گراد برآورد کرده‌اند. درجه حرارت تشکیل نفت در نواحی با شیب زمین‌گرایی معمولی با عمق مدفون شدن ۳ کیلومتری مطابقت دارد (فیض نیا، ۱۳۷۱).

بین ترکیب شیمیایی جلبک‌های پلانکتونی دریایی و گیاهان عالی خشکی یک تفاوت اساسی وجود دارد: ماده آلی پلانکتون‌های دریایی عمدتاً از پروتئین (۵۰٪ و بیشتر)، مقدار متغیری لیپید (۵ تا ۲۵٪) و معمولاً ۴۰٪ هیدرات کربن تشکیل شده است در حالی که گیاهان خشکی را عمدتاً سلولز (تا ۵۰٪) و لیگنین (۱۵ تا ۲۵٪) تشکیل داده‌اند. این دو ترکیب نگه‌داشتن گیاه را به عهده دارند و پلانکتون‌ها که آبی هستند نیازی به آن‌ها ندارند (Fleet et al, 1988).

ریشه، تنه و شاخ و برگ گیاهان که در جنگل و باتلاق نهشته می‌شوند در اثر فعالیت‌های باکتری‌ها و تغییرات شیمیایی به پیت تبدیل می‌شوند. وقتی پیت در اعماق بیشتر قرار می‌گیرد، با افزایش زمان و درجه حرارت به زغال قهوه‌ای، زغال بیتومینه و بالاخره آنتراسیت تبدیل می‌شود. قطعات گیاهانی که به دریا می‌رسند و در حوضه رسوبی نهشته می‌شوند بخش هیومیک کروژن را تشکیل می‌دهند. اگر اسپور، پولن و مواد جلبکی را باد و آب به محیط دریایی حمل کنند، همراه با مواد آلی حاصل ارگانیزم‌های دریایی در تشکیل کروژن ساپروپلیک (نوع II) سهیم می‌شوند (مثل تاسمانیت‌ها که رسوبات دریایی غنی از اسپور تاسمانه را تشکیل داده‌اند) (تولایی، ۱۳۸۹).



### ۳-۵- شناسایی ماسرال

کوچک‌ترین جزء از زغال یا ماده آلی موجود در سنگ‌های رسوبی را که زیر میکروسکوپ قابل شناسایی باشد ماسرال می‌نامند. این اصطلاح به مینرال که برای اجزای سنگ استفاده می‌شود شبیه است با این تفاوت که مینرال (کانی) ماده معدنی است و از نظر شیمیایی ترکیب یکنواخت و ثابت و ساختار داخلی منظمی دارد در حالی که ماسرال‌ها مخلوطی از ترکیبات آلی هستند که خواص فیزیکی و شیمیایی آن‌ها به ترکیب اولیه، درجه پختگی و تأثیر متامورفیزم یا زغال شدگی آن‌ها بستگی دارد (Bustin, 1983).

ماسرال‌ها در زغال‌سنگ‌ها با استفاده از ویژگی‌های میکروسکوپی از جمله:

- رنگ؛
- برجستگی (رلیف) در سطوح صیقل داده شده؛
- ریخت (مورفولوژی) و اندازه؛
- انعکاس؛
- فلورسانس زایی.

شناسایی و گروه بندی می‌شوند.

واژه پتروگرافی آلی برای شناسایی و توصیف مواد آلی جامد رسوبات به کار رفته در حالی که پترولوژی آلی دانشی است که با استفاده از اطلاعات حاصل از پتروگرافی آلی به تفسیر و بررسی دلایل توجیهی محیط رسوب‌گذاری، شرایط گذشته، کیفیت زغال و سنگ منشأ و توان هیدروکربور زایی آن می‌پردازد. با استفاده از مطالعات میکروسکوپی و بهره‌گیری از روش‌های مختلف آزمایشگاهی و آنالیزهای شیمیایی، نمونه‌های سطح الارضی، مغزه‌های نفتی و خرده‌های حفاری که از رسوبات یا سازندهای مورد نظر گرفته شده‌اند

بررسی می‌شوند. مواد آلی جامد (کروژن) از نمونه‌ها استخراج و مقدار ماده آلی، مقدار پختگی و کیفیت آن (نوع کروژن) با بهره‌گیری از پتروگرافی و پترولوژی آلی فراهم می‌شود و داده‌های به دست آمده تعبیر و تفسیر می‌شوند (تولایی، ۱۳۸۹).

امروزه نرم‌افزارهای مربوط به دستگاه‌های مختلف آزمایشگاهی و نرم‌افزارهای شبیه‌سازی حوضه‌های رسوبی با استفاده از داده‌های حاصل از مطالعات و دستگاه‌ها نقش مهمی در تهیه الگوی حوضه رسوبی و توجیه شرایط گذشته و حال حوضه رسوب‌گذاری دارند. با این نرم‌افزارها می‌توان توان هیدروکربورزایی، نوع هیدروکربور قابل انتظار و مقدار تقریبی هیدروکربور را اجمالاً تعیین کرد و در نتیجه ارزش اقتصادی ذخایر منطقه مطالعه شده را برای سرمایه‌گذاری مشخص کرد (تولایی، ۱۳۸۹).

با توجه به شباهت‌های منشأ و چگونگی پیدایش و پخته شدن زغال سنگ و کروژن، سنگ منشأ ابتدا با پتروگراف‌های زغال شناخته شد. مطالعه زغال سنگ و آشنایی با ترکیب ماسرالی و پتروگرافی آن کمک زیادی به شناسایی سنگ منشأ خواهد کرد؛ لذا اطلاع از پتروگرافی زغال برای کسانی که می‌خواهند از سنگ منشأ اطلاع بیشتری داشته باشند یا مایل‌اند در این زمینه کار کنند لازم و مفید خواهد بود (تولایی، ۱۳۸۹).

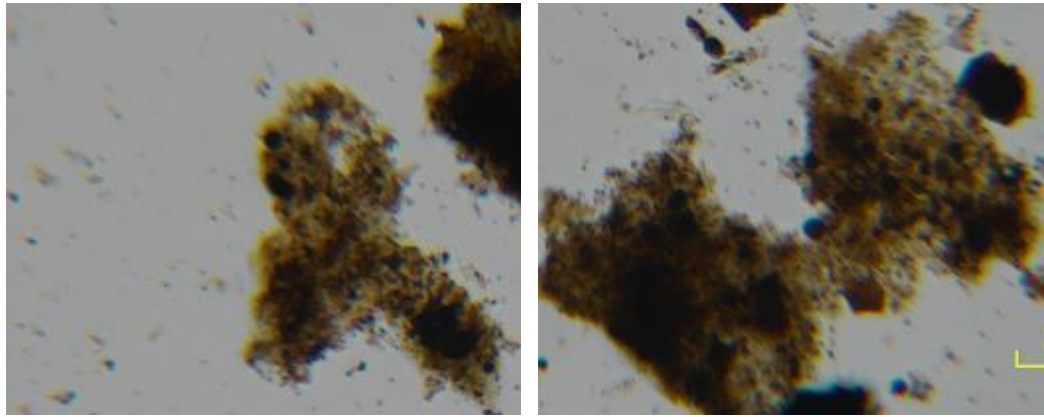
گیاهان خشکی و پلانکتون‌های گیاهی و جانوری موجود در ادوار گذشته زمین در محیط‌های رسوبی و دور از حضور اکسیژن نهشته و مدفون به تدریج با انجام واکنش‌ها و فرآیندهای ژئوشیمیایی به ماده آلی درشت مولکولی به نام "کروژن" تبدیل شده‌اند (تولایی، ۱۳۸۹).

طبق نظر دوراند (۱۹۸۲) کروژن ماده آلی جامد با وزن مولکولی بیش از ۵۰۰ است و از عناصر کربن، هیدروژن، اکسیژن، گوگرد و ازت تشکیل شده است. به نظر تیسوت و ولته (۱۹۸۴) کروژن مهم‌ترین شکل

کربن آلی در زمین است و در سنگ‌های مخزن قدیمی مثل شیل‌ها و سنگ آهک‌های دانه ریز نماینده ۸۰ الی ۹۹٪ ماده آلی است و باقی‌مانده را بیتومن تشکیل می‌دهد. فراوانی کروژن هزار بار بیشتر از مجموع زغال‌سنگ و نفت موجود در مخازن و ۵۰ برابر بیشتر از بیتومن و نفت‌های پراکنده در سنگ‌های غیر مخزن است (Hunt, 1972). شکل اولیه کروژن در رسوبات تازه تشکیل شده ماده آلی غیرقابل حلی است که خاک شناسان آن را هیومن می‌نامند. تفاوت هیومن با کروژن این است که در هیومین یک بخش مهم و قابل هیدرولیز وجود دارد که به تدریج با افزایش عمق ناپدید می‌شود.

به نظر روندیل (۲۰۰۴) در فرآیند رسوب و حفظ ماده آلی، در مرداب‌ها و مناطقی که گردش آب کم و ورود ماده آلی قابل ملاحظه است، فعالیت باکتری‌ها کاهش می‌یابد و چون فنول حاصل از لیگنیت مرداب و کف حوضه ضد باکتری است، از فساد حاصل از موجودات در آب و ستون رسوبی جلوگیری می‌کند. نبود سولفات در رسوبات غیر دریایی نیز مانع تخریب میکروبی ماده آلی به کمک باکتری‌های بی‌هوازی می‌شود. زغال‌سنگ‌ها منشأ مهم تولید گازند ولی دانستن این‌که بتوانند سنگ منشأ ضعیف نفت باشند به تحقیق بیشتری نیاز دارد. مگن و داو (۱۹۹۷) معتقدند سنگی که بیش از ۵۰٪ ماده آلی داشته باشد زغال نامیده می‌شود. زغال و سنگ‌های رسوبی می‌توانند ترکیب‌های مختلفی از انواع ماسرال‌ها داشته باشند و زغال می‌تواند نفت تولید کند.

عدم حلالیت کروژن در حلال به دلیل بزرگ بودن اندازه مولکول‌هاست. مهم‌ترین تفاوت بخش غیرقابل حل و بخش قابل حل (بیتومن) در بزرگ بودن اندازه مولکول‌های کروژن است. در رسوبات سخت نشده ماده غیرقابل حل هنوز کروژن کامل و واقعی نیست و تشکیل ژئوپلیمرها در مرحله ابتدایی آن است. مولکول‌های ژئوپلیمر کوچک‌تر از مولکول‌های کروژن هستند. ژئوپلیمرهای ابتدایی اغلب از هیومیک اسید و فولیک اسید تشکیل شده‌اند (Waples, 1981).



شکل ۳-۲) نمونه‌هایی از کروژن بی‌شکل (آمورف) در نور گذرا، سازند کشف رود.

در شکل ۳-۲ که در نور گذرا گرفته شده ذرات بی‌شکل و بدون کروژن در نور گذرا دیده می‌شوند. منشأ ذرات ساختاری مشخص نیست ولی ظاهراً اولیه نیستند.

با انجام آزمایش‌ها، دلایل و شواهد مختلف و شباهت‌های مولکول‌های نشان‌دار زیستی (بایومارکرها) موجود در نفت و کروژن، محققان ثابت کردند که کروژن منشأ نفت و گاز است که به برخی از این نظرات در کتاب "کروژن"، تألیف دوراند (۱۹۸۲)، اشاره شده است. این ماده آلی غیر قابل حل در اثر حرارت زمین گرمایی و گذشت زمان زمین‌شناسی به مولکول‌های کوچک‌تر نفت و گاز تبدیل می‌شود.

محققان نتیجه گرفتند که مواد آلی با منشأهای مختلف توان هیدروکربور زایی متفاوتی دارند. مثلاً توان نفت زایی مواد آلی که منشأ آن‌ها جلبک‌ها و پلانکتون‌های گیاهی و جانوری است بسیار بالاست در حالی که در مواد آلی با منشأ گیاهان خشکی این توان کم و توان گاززایی بسیار بیشتر است.

مقدار نفت و گاز تولید شده در یک محیط یا حوضه رسوبی به چند عامل بستگی دارد (کمالی، ۱۳۸۵):

- **مقدار ماده آلی:** هرچه مقدار ماده آلی در سنگی بیشتر باشد، توان هیدروکربورزایی بیشتر و لذا از مهم‌ترین شاخص‌های سنگ منشأ تعیین مقدار ماده آلی در سنگ است. البته مقدار ماده آلی به تنهایی نمی‌تواند توان هیدروکربورزایی سنگ را نشان دهد و عوامل دیگر از جمله درجه بلوغ و نوع ماده آلی (نوع کروژن) نیز بسیار مؤثرند.

- **پختگی ماده آلی:** برای شکسته شدن مولکول‌های کروژن (ماده آلی جامد) و تشکیل نفت و گاز به گرما و حرارت مناسب نیاز است که گرمای درونی زمین در طول زمان زمین‌شناسی این حرارت را فراهم می‌کند. برای تعیین پختگی یا بلوغ سنگ منشأ از شاخص‌هایی مختلف استفاده می‌شود.

- **نوع ماده آلی:** مواد آلی با منشأ دریاچه‌ای و دریایی از جمله انواع جلبک‌های آب شیرین، زئوپلانکتون‌ها، فیتوپلانکتون‌ها و باکتری‌ها که از ترکیبات لیپیدی غنی هستند، بهترین منشأ نفت‌اند. بخش‌های غنی از لیپید گیاهان خشکی، از جمله اسپورها، پولن‌ها، کوتیکول‌ها و رزین‌ها، توان نفت‌زایی خوبی دارند به شرط این‌که از نظر مرحله پختگی نیز به حد مناسبی رسیده باشند.

با استفاده از مطالعات پتروگرافی آلی می‌توان نوع، مقدار و پختگی ماده آلی را تعیین و توان نفت و گاززایی یک سازند را مشخص کرد.

مطالعات پتروگرافی آلی بر این پایه استوارند که ویژگی‌های ماده آلی جامد یا کروژن که منشأ هیدروکربور شناخته شده، با استفاده از آزمایش‌های مختلف و بررسی‌های میکروسکوپی مشخص و معلوم می‌شود که سه شاخص گفته شده را تا چه حد دارند.

بررسی مواد آلی پراکنده در رسوبات و بهره‌گیری از مطالعه‌ی ویژگی‌های آن برای شناسایی سنگ‌های منشأ نفت و گاز از جمله دست‌آوردهای این دانش نوپا بود. در پتروگرافی آلی، شرایط فیزیکی، ویژگی‌های مواد آلی و خصوصیات ظاهری، توان کک‌دهی، انعکاس ویتترینیت و مقیاس‌هایی مثل TAI (شاخص رنگ کروژن) و SCI (شاخص رنگ اسپور) را برای این منظور تدوین و تعاریف حاصل را از جمله ماسرال‌ها و گروه‌های ماسرالی برای هماهنگی و استفاده بهتر محققان تصویب کرده‌اند و انجمن‌هایی مثل کمیته بین‌المللی زغال‌سنگ تشکیل شدند (تولایی، ۱۳۸۹).

از نتایج مطالعات محققان پاتر و همکارانش (۱۹۹۸)، پی بردند که زغال سنگ‌های با ترکیب مشابه و سن یکسان که در اعماق مختلف زمین قرار داشته‌اند ویژگی‌های نوری متفاوتی دارند. کشف این مطلب که ماسرالی به نام ویتترینیت از اجزای لیگنیتی و سلولزی گیاهان مشتق شده و سطح صیقل داده شده آن نور را به خوبی منعکس می‌کند و حساس‌تر از ماسرال‌های دیگر در برابر گرماسست، نقشی مهم در شناسایی و معرفی شاخص انعکاس ویتترینیت داشت. به تدریج ویژگی‌های دیگر ویتترینیت از جمله افزایش انعکاس با افزایش عمق تدفین و مدت قرار گرفتن در آن دما به معرفی انعکاس ویتترینیت یا (Ro) به عنوان شاخص پختگی منجر شد.

پتروگرافی آلی ابتدا در مراکز تحقیقاتی و شرکت‌های زغال‌سنگی استفاده شد و رشد و توسعه یافت. سپس پترولوژیست‌های زغال‌سنگ آن را در مطالعات سنگ منشأ و اکتشاف نفت و گاز به کار بردند. برای آشنایی بیشتر با ماسرال‌های نفت و گاز و انواع کروژن، شناسایی ماسرال‌های زغال اولین مرحله و مناسب‌ترین روش است چون در زغال سنگ ماسرال‌ها معمولاً درشت و فراوان‌اند و ویژگی‌های نوری و فیزیکی آن‌ها را به آسانی می‌توان دید و اندازه‌گیری کرد (تولایی، ۱۳۸۹).

زغال سنگ‌ها از فراوان‌ترین مواد آلی جامد و قابل دسترس انسان‌اند که با توجه به آثار گیاهی و شواهد مختلف منشأ آن‌ها از چند دهه قبل با اطمینان تعیین شده و مطالعات شیمیایی و میکروسکوپی مفصلی درباره‌ی آن‌ها انجام شده‌اند. کروژن و زغال سنگ ترکیب شیمیایی بسیار مشابهی دارند و مخصوصاً زغال‌های هیومیک با کروژن‌های نوع III قابل مقایسه‌اند. زغال سنگ‌های شمعی (کنل) که در صد بالای اسپور، کوتیکول، رزین و اجزای گیاهی دارند. شبیه کروژن نوع II و زغال بوگد که از جلبک‌ها منشأ گرفته است، به کروژن نوع I شباهت زیادی دارد. کروژن نوع I نسبتاً کمیاب است و از بقایای پلانکتون‌های دریاچه‌ای که باکتری‌ها بر آن‌ها تأثیر گذاشته‌اند حاصل شده است. لذا برای توجه برای اهمیت گروه‌های ماسرالی در سنگ‌های منشأ و توان هیدروکربورزایی آن‌ها اینجا به نظر یکی از پیشکسوتان و محققان معروف ژئوشیمی اشاره می‌شود. در ژئوشیمی آلی سنگ‌های واجد ماده آلی را در گروه‌های کروژن نوع I (جلبکی)، کروژن نوع II (آمورف یا بی شکل)، کروژن نوع III (ویترینیتی) و کروژن نوع IV (زغالی) تقسیم بندی می‌کنند. منظور از کروژن زغالی کروژنی است که ماده آلی آن از نوع اکسیده شده یا اینترتینیت و کربنی فاقد هیدروژن و در نتیجه فاقد توان هیدروکربورزایی است (Bordenave, 1993).

جدول (۱-۳) شامل تقسیم‌بندی انواع ماسرال در گروه‌های ویترینایت، لیپتینایت و اینترتینایت است (تولایی، ۱۳۸۹).

جدول ۳-۱) گروه بندی کلی مواد آلی، زیر گروه‌ها و ماسرال‌های هر گروه (تولایی، ۱۳۸۹)

گروه ماسرالی	زیر گروه ماسرالی	ماسرال
ویترینیت	تلو ویترینیت دترو ویترینیت ژلو ویترینیت	تلینیت کلینیت ویتروترینیت دسمو کولینیت ژلینیت کورپوژلینیت
لیپتینیت (اگزینیت)		اسپورینیت کوتینیت رزینیت آلگینیت لپتو دترینیت فلورینیت بیتومینیت اگزودایتینیت سوبرینیت
اینرتینیت	تلو اینرتینیت دترو اینرتینیت ژلو اینرتینیت	میکرینیت ماکرینیت سمی فوزینیت فوزینیت اسکلروتینیت اینرتودترینیت



## فصل چہارم:

الگوریتم تفکیک انواع ماسرالها

#### ۴-۱- مقدمه

در این فصل مراحل کلی کار تفکیک انواع ماسرال‌ها در سه گروه ویتروینایت، لیپتینایت و اینرتینایت و محاسبه در صد هر کدام از آن‌ها توضیح داده شده است. این تفکیک ماسرال‌ها شامل مراحل اعمال فیلتر رنگی روی هر عکس، بخش‌بندی تصویر و استفاده از یک شبکه عصبی می‌باشد. در قسمت بعدی با استفاده از داده‌های مربوط به در صد ماسرال‌ها و به کمک یک تابع تفکیک کننده خطی الگوریتمی برای تعیین نوع کروژن هر کدام از عکس‌ها طراحی شد. در نهایت به کمک جدول (۴-۲) و رقومی سازی سری رنگی موجود در آن و مقایسه مقدار عددی رنگ قطعات اسپور و پولن موجود در هر کدام از عکس‌ها با این سری رنگی میزان بلوغ سنگ منشأ نیز تخمین زده شد. در هر قسمت با توجه به داده‌های موجود عمل اعتبارسنجی نیز انجام شد. داده‌های موجود برای تشخیص نوع ماسرال با نظر یک کارشناس خبره پژوهشگاه صنعت نفت جمع آوری گردید. داده‌های مربوط به نوع کروژن و در صد بلوغ هر کدام از عکس‌ها توسط روش‌های دیگر آزمایشگاهی تعیین شده بود و در اختیار قرار داشت.

#### ۴-۱- تهیه مقطع

برای تهیه عکس ابتدا باید مقطع نازک داشت تا بتوان آن را زیر میکروسکوپ قرار داد و از آن عکس گرفت. برای این منظور هم ابتدا باید کروژن را تخلیص کرد و سپس از آن مقطع ساخت.

#### ۴-۱-۱- روش استخراج یا تخلیص کروژن

همان طور که در فصل‌های قبل توضیح داده و در تعریف کروژن ذکر شد، کروژن ماده آلی جامدی است که از نظر ترکیب شیمیایی شباهت زیادی به زغال سنگ دارد. ماسرال‌هایی که در زغال موجودند معمولاً در کروژن نیز وجود دارند. کروژن در سنگ‌های رسوبی پراکنده و منشأ نفت و گاز نیز هست. سنگ‌های مادر

هیدروکربوری نیز سنگ‌هایی هستند که از کروژن غنی‌اند یا درصد قابل توجهی کروژن دارند. کروژن نقشی مهم در تولید نفت و گاز دارد و مطالعه میکروسکوپی و شیمیایی آن اطلاعاتی مفید برای شناسایی مقدار پختگی و نوع و مقدار هیدروکربور تولید شده در سنگ مادر هیدروکربوری به دست می‌دهد (تولایی، ۱۳۸۹). در این جا روش استخراج کروژن و مطالعات میکروسکوپی و چگونگی استفاده از نتایج بررسی‌های کروژن استخراج شده بررسی و به اختصار توضیح داده می‌شود.

برای تخلیص کروژن از روش‌هایی مختلف بسته به کاربرد و منظور از تخلیص، استفاده می‌شود. در روش‌های فیزیکی یا غیرشیمیایی درصد خلوص ماده آلی (کروژن) کم است و فقط برای تهیه قرص می‌توان از این روش استفاده کرد. اگر به کروژن خالص برای تهیه اسلاید و تجزیه عنصری نیاز باشد، از روش‌های شیمیایی استفاده می‌شود.

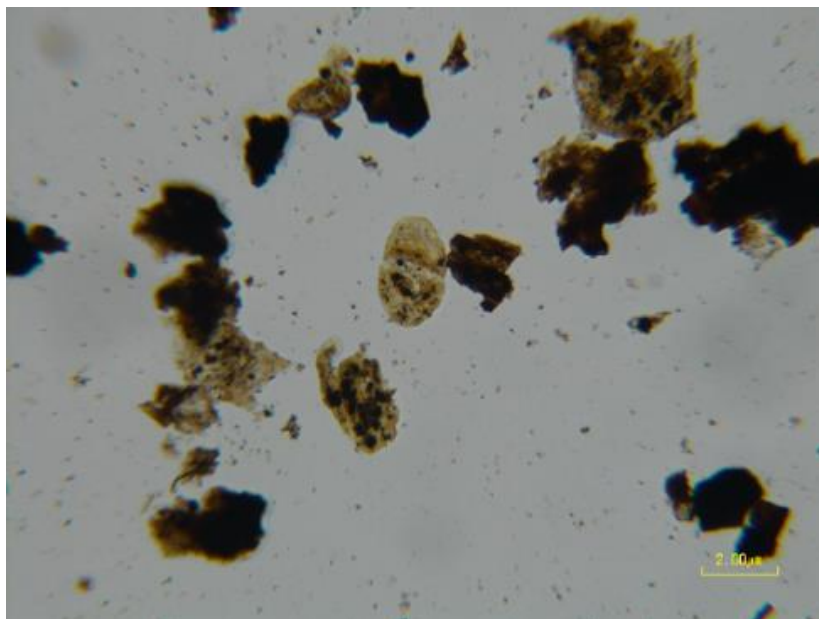
#### ۴-۱-۱-۱- تخلیص کروژن به روش غیر شیمیایی

۵-۱۰ گرم نمونه از سنگ، خرده حفاری یا مغزه نفتی را که به اندازه نخود خرد شده‌انتخاب و آن را کاملاً خشک می‌کنیم. سپس روی نمونه یک حلال مثل وارسل می‌ریزیم تا کاملاً خیس شود. نمونه را ۲۴ ساعت در این محلول نگه می‌داریم. پس از این مدت محلول اضافی روی نمونه را بیرون و آب جوش روی نمونه می‌ریزیم. سپس چندین نوبت نمونه را با آب می‌شویم تا اثرات حلال از بین برود. به نمونه شسته شده باقی مانده مایع چگال زینک برومید یا زینک کلرید، که با مقداری اسید کلریدریک ۱۰٪ اسیدی و چگالی آن بین ۱٫۸ تا ۲ تنظیم شده، اضافه می‌کنیم. این ترکیب را با سانتریفوژ ۱۰۰۰ دور حداقل ۳ دقیقه سانترفوژ و قسمت شناور را از روی مایع چگال جدا می‌کنیم. پس از چندین بار شستشو و خشک کردن از آن برای تهیه قرص مقطع ضخیم استفاده می‌کنیم (تولایی ۱۳۸۹).

#### ۴-۱-۱-۲- تخلیص کروژن به روش شیمیایی

این روش سریع‌تر و مطمئن‌تر است و ماده آلی تمیزتری راه تولید می‌کند. قبل از انجام آزمایش نمونه خام باید برای از بین بردن آلودگی‌ها با آب شسته شود. این کار برای نمونه‌های جامد کار ساده‌ای است ولی برای نمونه‌های نیمه جامد یا غیر جامد باید بسیار دقت کرد که قسمت رسی همراه با آب از بین نرود. گاهی بر طرف کردن آلودگی بدون شستن و از بین رفتن مواد ریز رسی غیرممکن است؛ در آن صورت باید از نمونه‌های نشسته استفاده کرد. گاهی نمونه‌ها کم و بیش به نفت آغشته‌اند و قسمت معدنی نمونه را لایه‌ای پوشانده که از واکنش شیمیایی جلوگیری می‌کند. در چنین حالاتی ابتدا باید با یک حلال آغشتگی نفتی نمونه را برطرف کرد تا نمونه برای واکنشی شیمیایی مناسب شود. چون نمونه کاملاً از نفت پاک نمی‌شود، نباید برای از بین بردن نفت آن از حلال‌های اکسیدکننده و قابل اشتعال استفاده کرد. حلال‌هایی مثل تری کلروفلورواتان یا حلال‌های مشابه آن که اکسیدکنندگی و اشتعال‌پذیری کمتری دارند کافی‌اند و اگر چنین نباشد، می‌توان از تولوئن برای خارج کردن هیدروکربور باقی مانده استفاده کرد. ژئوپس و انیدریت در شیل‌ها مزاحم‌اند و از واکنش شیمیایی جلوگیری می‌کنند و یک رسوب ژلاتینی تشکیل می‌دهند که غیر قابل حل و معمولاً خارج کردن آن ناممکن است. چنین رسوبی را معمولاً با جوشاندن طولانی در اسید کلریدریک ۲۰٪ و شستشو با مقدار کافی آب مقطر جوشان حل می‌کنند (تولایی ۱۳۸۹).

آماده سازی نمونه‌ها و تهیه عکس‌ها در بخش علوم زمین پژوهشگاه صنعت نفت صورت گرفته بود و تعداد ۵۶ عدد عکس در اختیار قرار گرفت. این عکس‌ها مربوط به سنگ منشأهای متفاوتی است و دارای انواع مختلف ماسرال و کروژن با درصد بلوغ‌های متفاوت است که این امر برای کار ما بسیار مناسب است. شکل (۴-۱) نمونه‌ای از این عکس‌هاست.



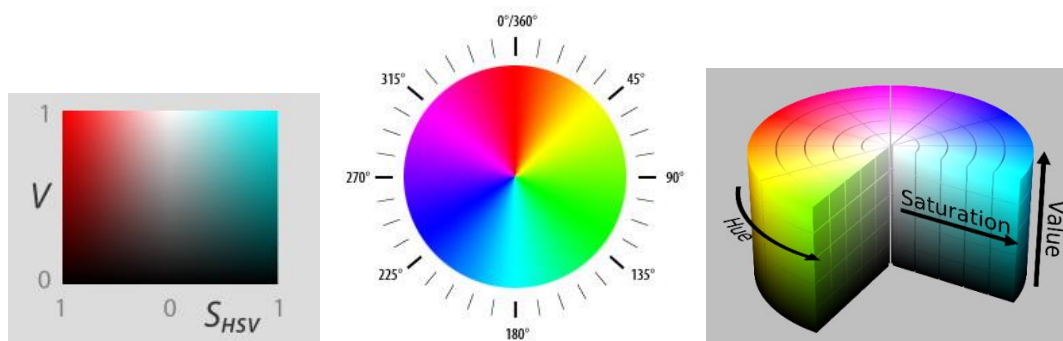
شکل ۴-۱) عکس تهیه شده از مقطع آماده (سازند کژدمی)

## ۴-۲- فیلتر

مهم‌ترین فیلتری که روی عکس‌ها اعمال شده است و تأثیر بسزایی برای کار ما دارد یک نوع فیلتر رنگی است. کار این فیلتر این گونه است که ابتدا عکس را از فرمت RGB به فرمت HSV تبدیل شد. برای از بین بردن هاله‌ی آبی رنگ موجود در لبه‌های ماسرال‌ها که به دلیل شکست نور ایجاد شده‌اند از روش تغییر رنگ در فرمت HSV استفاده شده است. این تبدیل فرمت و همچنین تغییر رنگ به کمک نوشتن کد در محیط نرم افزار MATLAB صورت گرفت.

فرمت HSV برای عکس رنگی، فرمتی است که در آن عکس RGB به سه پارامتر Hue، Saturation و Value تبدیل می‌شود:

- Hue: منظور از Hue همان رنگ است که محدوده تغییراتی از ۰ تا ۳۶۰ درجه دارد (شکل ۴-۲). در عکس‌های ما رنگ مورد نظر محدوده‌ای بین ۱۲۰ تا ۲۸۵ درجه دارد که برای حذف هاله‌ی موجود در لبه‌ها تعیین این محدوده مهم است.
- Saturation: مفهوم Saturation همان میزان اشباع‌شدگی از رنگ است (شکل ۴-۲). محدوده‌ی تغییرات Saturation بین ۰ تا ۱ متغیر است. ما برای اینکه بتوانیم تمام لبه‌ها را شناسایی کنیم کل محدوده‌ی Saturation را مدنظر قرار می‌دهیم.
- Value: مقدار Value رابطه‌ی مستقیمی با میزان روشنایی یا میزان رنگ یک پیکسل دارد (شکل ۴-۲). محدوده‌ی تغییرات این پارامتر هم بین ۰ تا ۱ متغیر است. این پارامتر هم در کل محدوده‌ی تغییرات برای تشخیص لبه‌ها برای ما مهم بود.



ج

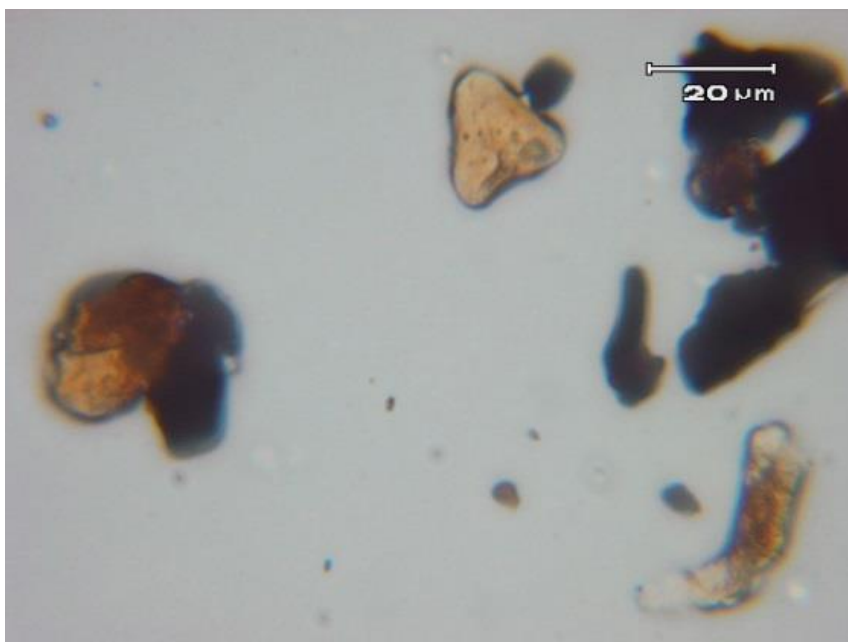
ب

الف

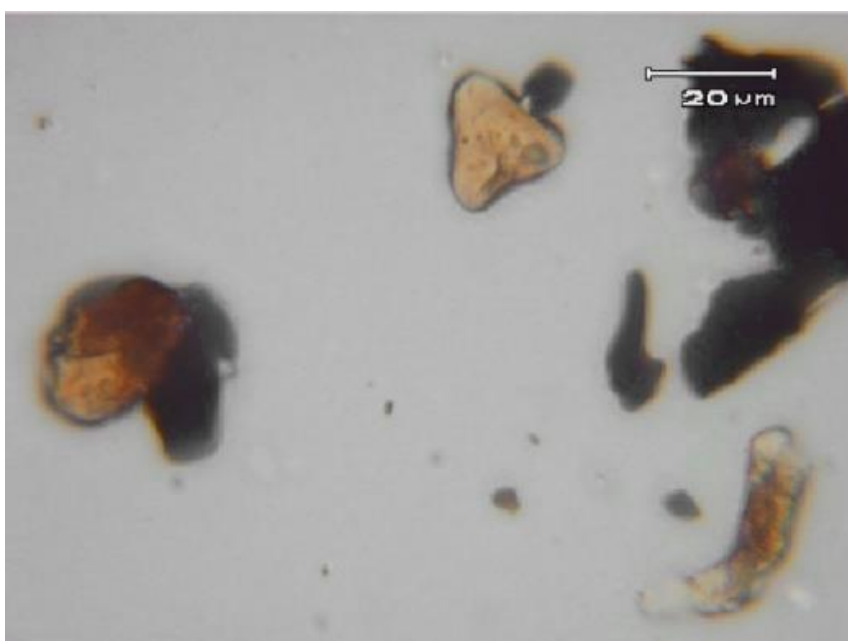
شکل ۴-۲ (الف) استوانه hsv (ب) محدوده تغییرات Hue (ج) محدوده تغییرات S و V در یک برش استوانه با تشخیص لبه‌ها و متمایز کردن آن از پیکسل‌های دیگر عکس نوبت به مقداری دهی آن‌هاست یعنی اینکه بفهمیم این محدوده متعلق به ماسرال است یا این که یک هاله دور جسم است برای این منظور نیمی از محدوده آبی رنگ دور ماسرال‌ها را به ماسرال و نیمی دیگر را به زمینه عکس اختصاص می‌دهیم. این کار

به این صورت انجام شد که چون هاله‌ی دور ماسرال حالت شعاعی داشت پس می‌توان نیمی از آن را نسبت به مرکز عکس به ماسرال و نیمی دیگر را به زمینه اختصاص داد.

برای نیمه‌ای که به زمینه اختصاص داده می‌شود مشکلی وجود ندارد چون زمینه در بخش‌های بعدی حذف خواهد شد اما نیمه‌ای که قرار است به ماسرال اختصاص داده شود با توجه به این که هاله‌ی آبی رنگ فقط در ماسرال‌های تیره و سیاه رنگ دیده می‌شود پس بهترین حالت این است که رنگ هاله به مشکی تبدیل شود (شکل ۴-۳).



الف



ب

شکل ۴-۳) عکس مقطع قبل (الف) و بعد از اعمال فیلتر رنگی (ب)



## ۴-۳- روش قطعه‌بندی

همان طور که می‌دانید قلب تپنده هر کار پردازش تصویری الگوریتم قطعه‌بندی<sup>۱۹</sup> آن است؛ زیرا اگر یک بخش حاوی تمام ماسرال نباشد می‌تواند در کل الگوریتم خطا ایجاد کند. متأسفانه به دلیل کمبود امکانات و پایین بودن کیفیت عکس‌ها ما قادر به استفاده از الگوریتم‌های رایج قطعه‌بندی نبودیم و مجبور به نوشتن الگوریتمی مخصوص (شکل ۴-۱۰) برای جدا کردن ماسرال‌ها از یکدیگر شدیم.

روش کلی قطعه‌بندی این اساس است که ابتدا روی عکس فیلتر اعمال می‌شود. سپس زمینه از عکس حذف شده و روی عکس بدون زمینه با اعمال یک سری دستورات سعی بر جدا کردن ماسرال‌ها از یکدیگر می‌کنیم.

## ۴-۳-۱- جدا کردن زمینه

برای تشخیص زمینه عکس یک هیستوگرام از عکس خاکستری<sup>۲۰</sup> تهیه می‌شود (شکل ۴-۴). در هیستوگرام مربوطه بیشترین فراوانی روشنایی<sup>۲۱</sup> متعلق به زمینه است این مطلب در تمامی عکس‌های موجود صدق می‌کند. پس اگر یک محدوده قبل و بعد از این ماکزیمم حذف شود زمینه حذف شده است. این محدوده با توجه به بررسی در کلیه عکس‌ها در بهینه‌ترین حالت از ۰/۸۹۴ تا ۱/۱۰۶ مقدار ماکزیمم است. این محدوده به کمک سعی و خطا روی کلیه عکس‌ها بهترین پاسخ را ارائه نمود. به این دلیل صحبت از بهینه‌ترین حالت است که کلیه عکس‌های موجود متعلق به یک حالت خاص از میکروسکوپ نیستند یعنی در عکس‌های مختلف مقدار نور زمینه با هم متفاوت است ولی چون این زمینه از روی

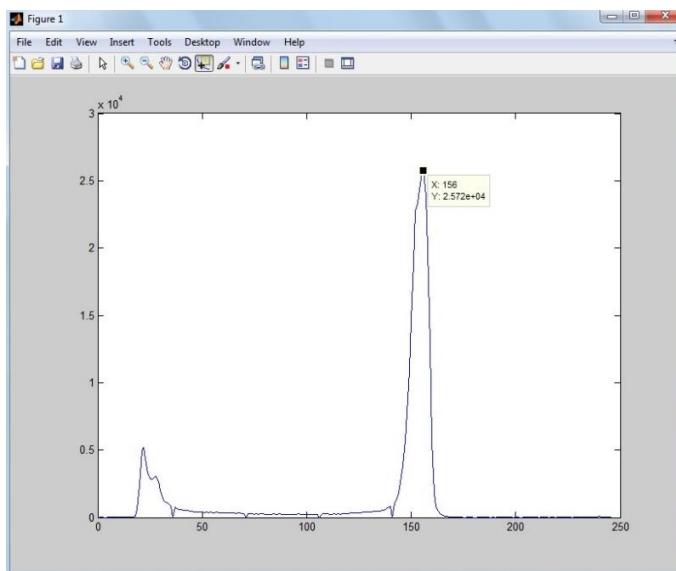
---

<sup>19</sup> Segmentation

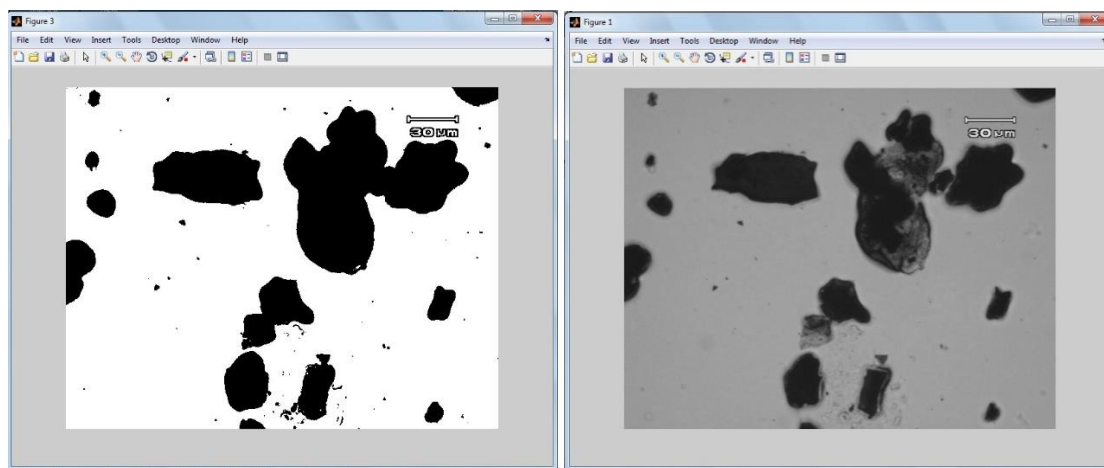
<sup>20</sup> Gray scale

<sup>21</sup> Intensity

هیستوگرام خود یک عکس تعیین می شود ایرادی به کار وارد نیست و زمینه به صورت دقیقی از ماسرال ها جدا می شود (شکل ۴-۵).



شکل ۴-۴) هیستوگرام فراوانی رنگ پیکسل ها



ب

الف

شکل ۴-۵) عکس از مقطع در حالت خاکستری (الف) عکس بعد از حذف زمینه در حالت باینری (ب)

#### ۴-۳-۲- قطعه‌بندی اولیه

با توجه به اینکه کیفیت عکس‌های موجود پایین است و نمی‌توان از روش‌های معمول قطعه‌بندی (روش‌های لبه یاب مثل edge یا روش‌های آستانه‌گیری) استفاده کرد. پس مجبور به استفاده از یک روش کارآمدتر قطعه‌بندی شدیم. برای این کار ابتدا عکس را به فرمت Grayscale و بعد به فرمت باینری تبدیل کردیم. در حالت باینری با توجه به این که زمینه قبلاً حذف شده است پس ماسرال‌ها تا حدودی از یکدیگر جدا شدند. این عمل با دستور bwlable در محیط نرم افزار MATLAB انجام گرفت. در این مرحله قطعاتی که کوچک‌تر از ۱/۱۰۰ مساحت کل عکس هستند از عکس حذف می‌شوند. اما مشکل اصلی روی قطعاتی از ماسرال‌هاست که سطح تماس مشترکی با هم دارند (شکل ۴-۶). برای حل این مشکل از روش‌های دیگری هم استفاده شده که در ادامه توضیح داده شده است.



شکل ۴-۶) سه ماسرال که با هم سطح تماس مشترک دارند (سطح تماس هم جنس و غیر هم جنس) از دو نوع ویتترینایت (زغالی) و لیپتینایت (اسپور و پولن)

#### ۴-۳-۳- قطعه بندی مبتنی بر k-means کلاسترینگ

در خروجی قطعه بندی اولیه دو دسته کلی وجود دارد:

الف) ماسرال‌هایی که با ماسرال‌های دیگر سطح تماسی ندارند و متمایز شده‌اند.

ب) ماسرال‌هایی که با ماسرال‌های دیگر سطح تماس دارند و در یک بخش قرار گرفته‌اند.

برای رفع مشکل ماسرال‌هایی که به هم چسبیده‌اند از یک جداکننده مبتنی بر رنگ استفاده شد. این کار با تابع k-means در محیط نرم افزار MATLAB صورت گرفت. برای این منظور تک تک بخش‌هایی که در مرحله قبلی از هم جدا شده‌اند را وارد یک تابع k-means مبتنی بر رنگ کردیم. این تابع با توجه به مرکز دسته‌هایی که به آن داده شد سعی در دسته بندی پیکسل‌ها به سه گروه (مشکی، قهوه‌ای پررنگ و قهوه‌ای کم‌رنگ) کرد. این دسته بندی بر اساس چهار ویژگی رنگی صورت می‌گیرد که این چهار ویژگی عبارت‌اند از: مقادیر قرمز، سبز و آبی برای هر پیکسل و مقدار پارامتر رنگ در فرمت HSV که در شکل (۴-۷) مقدار پارامتر رنگ در فرمت HSV به نمایش در آمده است. در خروجی k-means دو حالت پیش آمد:

الف) تابع k-means توانست بیش از دو دسته رنگی در پیکسل‌ها پیدا کند. که در این حالت با یک ضریب دهی به پیکسل‌ها آن‌ها را به هم مرتبط کردیم و ماسرال‌های با رنگ‌های مختلف از هم جدا شدند (شکل ۴-۷). ضریب دهی به پیکسل‌ها به این دلیل انجام شد که ممکن است تابع k-means برخی از پیکسل‌هایی را که باید به یک گروه رنگی خاص اختصاص می‌داد به گروه رنگی دیگری اختصاص داده بود و باید اصلاح می‌گردید. این اصلاح کلاسه بندی به کمک تعداد پیکسل‌های همجوار و همین‌طور بررسی همسایگی این پیکسل‌ها انجام شد.

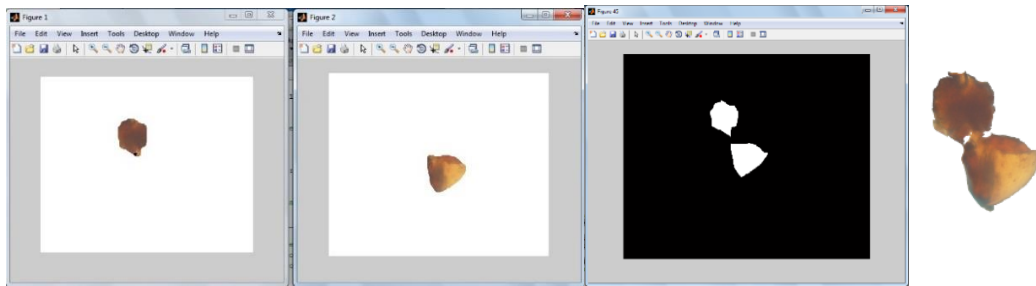


شکل ۴-۷) ماسرال‌های هم‌نوع لیپتینایت که هنوز از هم جدا نشده‌اند (سمت

چپ) و ماسرال غیر هم‌نوع ویتروینایت که از آن‌ها جدا شده (سمت راست)

ب) تابع  $k$ -means نتواند بیش از یک دسته رنگی در پیکسل‌ها پیدا کند. در این صورت هنوز این امکان وجود دارد که بخشی که تنها حاوی یک رنگ است از چند ماسرال هم‌نوع که با هم سطح تماس دارند تشکیل شده باشد. برای جدا کردن این ماسرال‌ها از یک دیگر از روش‌های مورفولوژی استفاده کردیم. در این روش ابتدا از دور کلیه بخش‌هایی از عکس که تا این مرحله شناخته شده یک لایه برداشته می‌شود (به کمک دستور `imerode` در نرم‌افزار MATLAB). اگر یک بخش خاص بعد از اعمال دستور `erosion` به دو یا چند بخش تقسیم شد، لایه برداشته شده را دوباره به صورت جداگانه به هر کدام از این دو یا سه بخش اضافه می‌کنیم (به کمک دستور `imdilate` در نرم‌افزار MATLAB). اگر هم بعد از اعمال دستور `erosion` یک بخش خاص به چند بخش تقسیم نشد دوباره لایه برداشته شده را به آن اضافه می‌کنیم تا ماسرال به اندازه قبلی خود بازگردد (شکل ۴-

۸).



ج

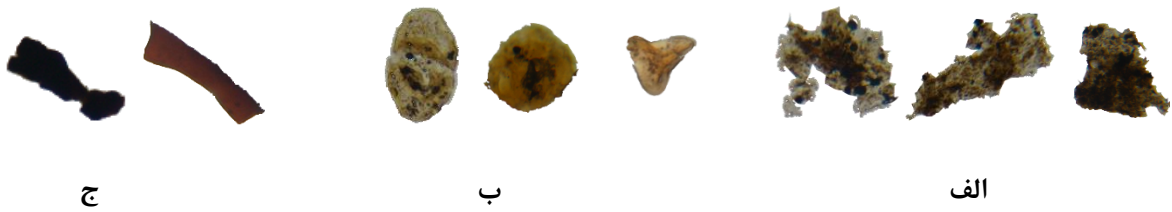
ب

الف

شکل ۴-۸) دو ماسرال لیپتینایتی به هم چسبیده (الف)، جدا شدن دو ماسرال بعد از عمل erosion (ب)، دو

ماسرال مجزا بعد از عمل dilation (ج)

در شکل ۴-۹ تعدادی از انواع ماسرال ها که به خوبی از یکدیگر و از زمینه تفکیک شده اند آورده شده است.



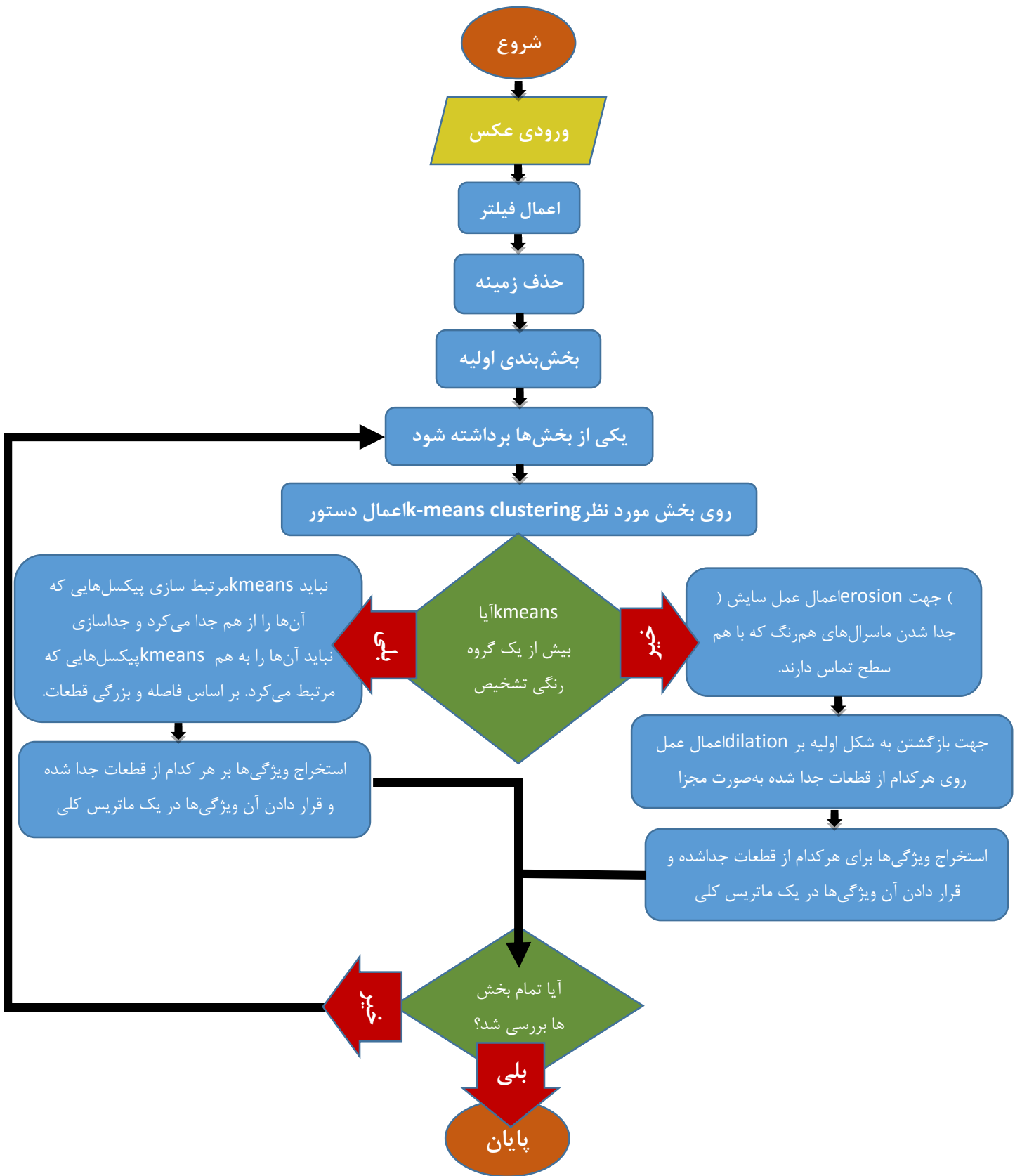
ج

ب

الف

شکل ۴-۹) الف) قطعات اینرتینایت (اکسیده و آمورف) ب) قطعات لیپتینایت (اسپور و پولن) ج) قطعات ویتیرینایت (چوبی و

زغالی)



شکل ۴-۱۰) الگوریتم بخش بندی تصویر برای جدا کردن ماسرال ها از زمینه و از یکدیگر

## ۴-۴- رده‌بندی

برای انجام هر نوع رده‌بندی<sup>۲۲</sup> یا خوشه‌بندی<sup>۲۳</sup> در ابتدا نیاز به یک سری ویژگی است که بر اساس آن‌ها بتوان تصمیم‌گیری کرد و کار دسته‌بندی را انجام داد. این ویژگی‌ها با توجه به داده‌هایی که قرار به دسته‌بندی آن‌ها هست متفاوت است. برای کار دسته‌بندی ماسرال‌ها با توجه به ویژگی‌های رنگی، هندسی و بافتی آن‌ها یک سری ویژگی تعیین شد که تأثیر هر کدام از آن‌ها در دسته‌بندی متفاوت است.

### ۴-۴-۱- ویژگی‌های استخراجی<sup>۲۴</sup>

مهم‌ترین بخش در روش‌های رده‌بندی استخراج ویژگی‌ها است. اگر ویژگی‌های استخراجی از ماسرال‌ها ویژگی‌های مناسبی باشند تغییر روش کلاسه‌بندی تأثیر چندانی نخواهد داشت. در ادامه مقادیر عددی این پارامترهای استخراجی به کمک نمودار مورد تحلیل قرار می‌گیرند. همان‌طور که گفته شد این ویژگی‌ها در سه دسته اصلی رنگی، هندسی و بافتی استخراج شدند.

### ۴-۴-۱-۱- ویژگی‌های رنگی

از لحاظ رنگی ماسرال‌های موجود در عکس‌ها به چهار گروه زغالی با رنگ مشکی، چوبی با رنگ قهوه‌ای تیره، اسپور و پولن با رنگ قهوه‌ای از تیره تا روشن و قطعات آمورف و اکسیده با رنگ‌های متفاوت تقسیم می‌شوند. برای اینکه بتوان به کمک این ویژگی‌ها ماسرال‌ها را از هم متمایز کرد چهار میانگین رنگی برای هر قطعه در نظر می‌گیریم. که عبارت‌اند از میانگین قرمز، میانگین آبی، میانگین سبز و میانگین خاکستری.

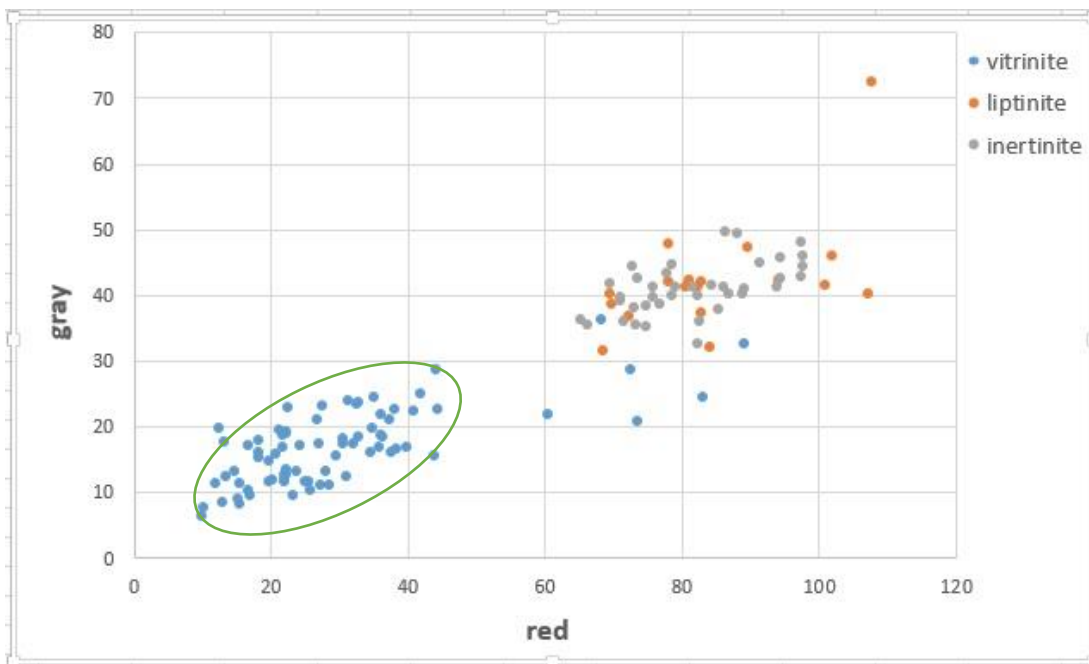
---

<sup>22</sup> Classification

<sup>23</sup> Clustering

<sup>24</sup> Future





شکل ۴-۱۱) نمودار متقاطع دو ویژگی رنگ قرمز و مقدار عددی رنگ در فرمت grayscale برای انواع ماسرال ها

با توجه به شکل (۴-۱۱) می توان دریافت که پارامترهای رنگی پارامترهای نسبتا خوبی برای جدا شدن ماسرال های نوع ویتیرینایتی هستند. البته همانطور که در نمودار مشخص است این جدایش هم بیشتر در ماسرال های ذغالی معنا دار است و ویتیرینایت هایی که از ذرات چوبی تشکیل شده اند با ماسرال های دیگر ویژگی های نسبتا مشترکی دارند. میانگین رنگ قرمز و میانگین روشنایی یا رنگ خاکستری دو ویژگی رنگی هستند که جدایش بهتری نسبت به رنگ های دیگر ایجاد می کنند. همانطور که در نمودار مشخص است قطعات لیپتینایتی و اینرتینایتی به کمک ویژگی های رنگی قابل تفکیک از یکدیگر نیستند به همین دلیل باید به سراغ ویژگی های دیگری رفت.

#### ۴-۴-۱-۲- ویژگی‌های اندازه‌ای

از لحاظ اندازه هیچ قانون خاصی بین ماسرال‌ها وجود ندارد اما این ویژگی‌ها در تشخیص هندسه ماسرال‌ها به ما کمک زیادی می‌کند. پس لازم است یک سری از ویژگی‌های اندازه‌ای ماسرال را داشته باشیم. این ویژگی‌ها عبارت‌اند از:

- شعاع داخلی  $r_i$ : شعاع بزرگ‌ترین دایره‌ی محیط در داخل ماسرال (شکل ۴-۱۲)



شکل ۴-۱۲) بزرگ‌ترین دایره محیط در داخل ماسرال

- شعاع خارجی  $r_o$ : شعاع کوچک‌ترین دایره‌ی محاط دور ماسرال (شکل ۴-۱۳)



شکل ۴-۱۳) کوچک‌ترین دایره محاط دور ماسرال

- قطر  $d$ : بیشترین فاصله بین پیکسل‌های محیطی ماسرال (شکل ۴-۱۴)



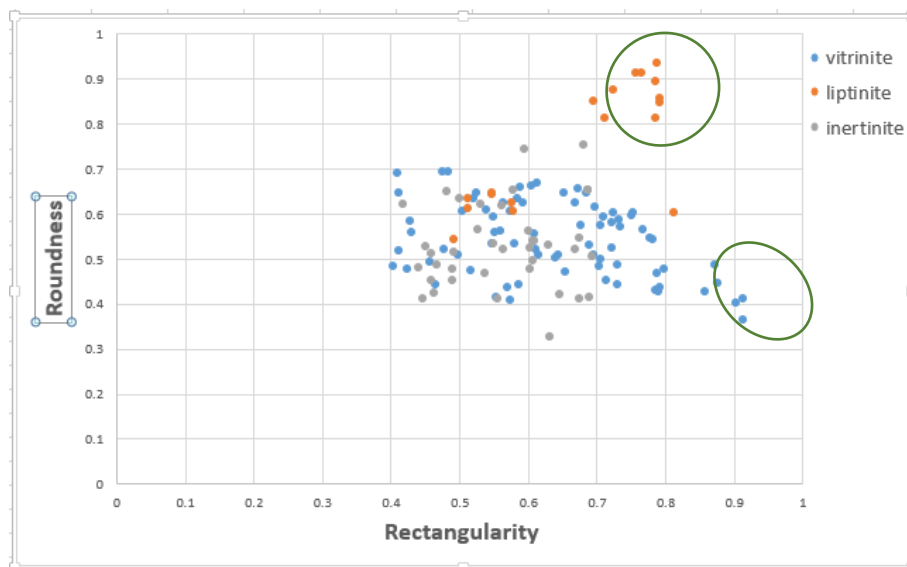
شکل ۴-۱۴) بیشترین فاصله بین پیکسل‌های محیطی

- محیط  $p$ : تعداد پیکسل‌های موجود در دور ماسرال
- مساحت  $a$ : مجموع پیکسل‌های داخل ماسرال
- فاصله  $\delta$ : انحراف معیار فاصله پیکسل‌های محیط ماسرال از مرکز سطح ماسرال

#### ۴-۴-۱-۳- ویژگی‌های هندسی

ماسرال‌هایی که مورد بررسی قرار دادیم در کل از نظر هندسی چهار گروه هستند ماسرال‌های چوبی معمولاً دارای لبه‌های صاف و اشکالی نسبتاً مستطیلی هستند. ماسرال‌های نوع اگزینایتی که شامل قطعات اسپور و پولن هستند اشکالی مثلثی و بیضی دارند و قطعات زغال معمولاً به صورت چند ضلعی و قطعات آمورف و اکسیده هم شکل خاصی ندارند. برای تفکیک هندسی این ماسرال‌ها از ویژگی‌های زیر استفاده شد:

- میزان کشیدگی: نسبت مساحت ماسرال (a) به قطر ماسرال (d)
  - میزان شباهت به مستطیل: نسبت مساحت ماسرال (a) به مساحت کوچک‌ترین مستطیل محاط شده دور ماسرال.
  - میزان فشردگی: نسبت مساحت ماسرال به مساحت دایره‌ای با محیط مشابه محیط ماسرال
- $$4\pi a/p^2$$
- گردش‌دگی: نسبت بین شعاع دایره‌ی محیطی و دایره‌ی محاطی  $r_i/r_o$



شکل ۴-۱۵) نمودار متقاطع شباهت به مستطیل در مقابل گردشگی

همان طور که در شکل ۴-۱۵ مشخص است نمونه‌های با گردشگی بالا که شباهت زیادی به دایره دارند و از نوع خاص لیپتینایتی یعنی پولن هستند در قسمت بالایی نمودار خود را از دیگر نمونه‌ها جدا کرده‌اند. نمونه‌هایی از ویتترینایت هم که مستطیلی شکل هستند و معمولاً متشکل از قطعات چوبی هستند از دیگر نمونه‌ها جدا شده‌اند. پس با توجه به نمودار از روی اشکال هندسی هم می‌توان بخشی از نمونه‌ها را متمایز کرد. این کار را با اندازه‌گیری شباهت ماسرال‌ها به مثلث و بیضی هم می‌تواند انجام شود.

#### ۴-۱-۴-۴ ویژگی‌های بافتی

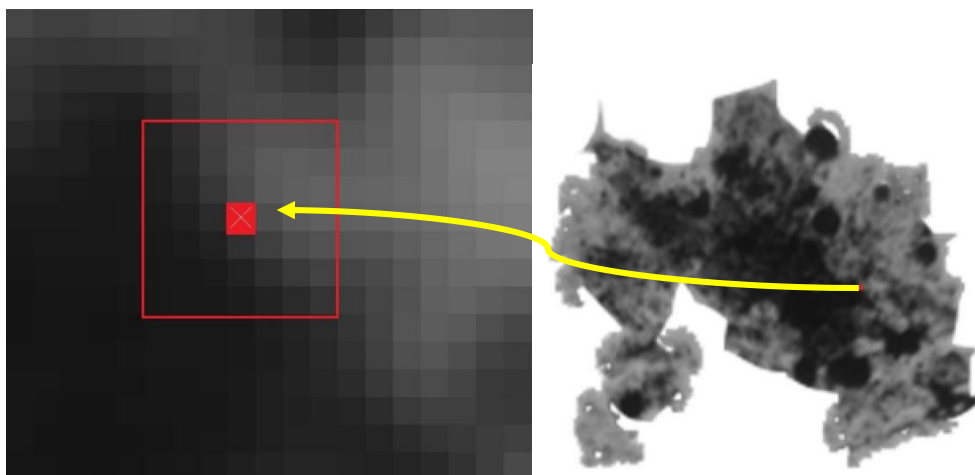
یکی از ویژگی‌هایی که باعث تمایز خوبی بین ماسرال‌های می‌شود بافت آن‌ها است. با توجه به این که ماسرال‌های زغالی و چوبی بافتی یک دست و شفاف دارند اما ماسرال‌های اگزی‌نایتی بافتی نامنظم‌تر نسبت به آن‌ها و آمورف‌ها نیز بافتی کاملاً به هم ریخته دارند پس می‌توان بین ماسرال‌ها جدایش نسبتاً خوبی با توجه به ویژگی‌های بافتی ایجاد نمود. ویژگی‌های بافتی استخراج شده عبارتند از :

- **آنتروپی (آشفتگی):** تعریف لفظی کلمه‌ی آنتروپی شاید بسیار سخت باشد اما میزان آشفتگی در هر سیستمی را می‌توان آنتروپی آن سیستم دانست. اگر آنتروپی را روی هیستوگرام عکس در حالت grayscale یا خاکستری بررسی کنیم خواهیم دید که مقادیر مناسبی به ما خواهد داد. آنتروپی هیستوگرام بر اساس فرمول کلی ۱-۴ محاسبه می‌شود (Shanon, 1998).

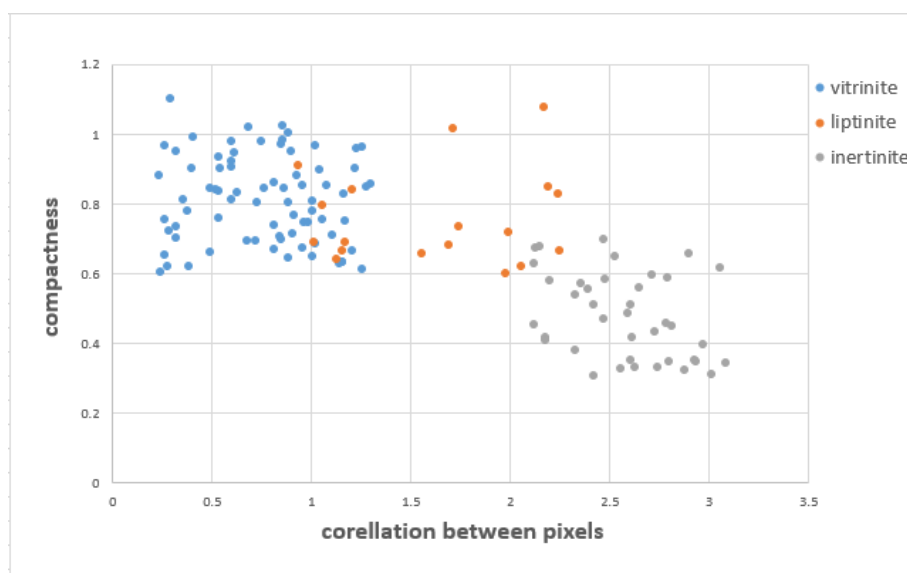
$$H(x) = - \sum_{i=1}^n f(x_i) \log \left( \frac{f(x_i)}{w(x_i)} \right)$$

در فرمول بالا H آنتروپی، F فراوانی و W اندازه بین در هیستوگرام یا وزن هر  $X_i$  است.

- **هم‌بستگی بین پیکسل‌های همسایه:** بررسی هم‌بستگی بین پیکسل‌ها از طریق مقایسه اختلاف عددی روشنایی در حالت grayscale یک پیکسل با پیکسل‌های همسایه‌اش و میانگین‌گیری روی کل Segment صورت می‌گیرد. به این صورت که ابتدا یک پیکسل را در نظر گرفته و یک مربع ۷ در ۷ پیکسل، دور آن را مدنظر قرار داده اختلاف پیکسل‌ها را با پیکسل مرکزی محاسبه کرده؛ در داخل مربع میانگین‌گیری انجام می‌شود و مقدار عددی به پیکسل مرکزی اختصاص داده می‌شود. به همین ترتیب کل پیکسل‌های segment را جاروب کرده و در کل روی کل segment یک میانگین‌گیری انجام می‌شود. در شکل (۴-۱۶) به عنوان نمونه اختلاف روشنایی یکی از پیکسل‌های یک بخش که حاوی ماسرال نوع اینترتینایتی است، با پیکسل‌های اطرافش نشان داده شده است.



شکل ۴-۱۶) نمایش اختلاف روشنایی یک پیکسل با سه پیکسل اطراف خودش



شکل ۴-۱۷) نمودار مقاطع بین دو ویژگی بافتی فشردگی و همبستگی بین پیکسل‌ها

در جدول ۴-۱ کل ویژگی‌های استخراجی به صورت خلاصه آورده شده است.

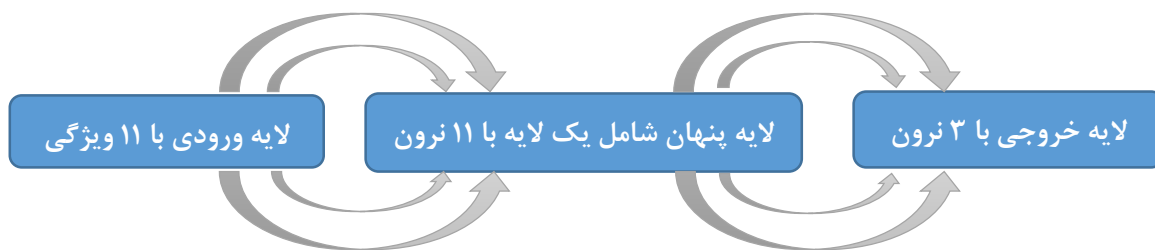
جدول ۴-۱) ویژگی های استخراجی برای تفکیک ماسرال ها از یکدیگر

نوع	ویژگی	نشانه	توضیح
رنگ	میانگین قرمز		میانگین رنگ قرمز ماسرال
	میانگین سبز		میانگین رنگ سبز ماسرال
	میانگین آبی		میانگین رنگ آبی ماسرال
	میانگین خاکستری		میانگین رنگ در فرمت grayscale
سایز	شعاع داخلی	$r_i$	شعاع بزرگ ترین دایره محیط شده داخل ماسرال
	شعاع خارجی	$r_o$	شعاع کوچک ترین دایره محاط شده دور ماسرال
	قطر	$d$	بیشترین فاصله بین پیکسل های محیطی ماسرال
	محیط	$p$	تعداد پیکسل های موجود در دور ماسرال
	مساحت	$a$	مجموع پیکسل های داخل ماسرال
	فاصله	$\delta$	انحراف معیار فاصله ی پیکسل های محیط ماسرال از مرکز سطح ماسرال
هندسه	کشیدگی	$a/d$	نسبت مساحت ماسرال به قطر ماسرال
	شباهت به مستطیل		نسبت مساحت ماسرال ( $a$ ) به مساحت کوچک ترین مستطیل محاط شده دور ماسرال
	فشرده گی	$4\pi a/p^2$	نسبت مساحت ماسرال به مساحت دایره ای با محیط مشابه محیط ماسرال
	گردش گی	$r_i/r_o$	نسبت بین شعاع دایره ی محیطی و دایره ی محاطی
بافت	آنتروپی		آنتروپی هیستوگرام
	هم بستگی		هم بستگی بین پیکسل های همسایه

#### ۴-۴-۲- شبکه عصبی

با داشتن یک سری کامل از ویژگی‌ها و تعداد کافی نمونه می‌توان برای کلاسه‌بندی نمونه‌ها از شبکه عصبی استفاده کرد. برای این کار ما ۱۹۲ نمونه در ۳ کلاس اگزینایت (قطعات اسپور و پولن)، ویتربینایت (قطعات چوبی و زغالی) و اینرتینایت (قطعات اکسیده و آمورف) داریم که این نمونه‌ها از خروجی الگوریتم بخش بندی به دست آمده‌اند. این ۱۹۲ نمونه به کمک نظر یک کارشناس خبره پژوهشگاه صنعت نفت کلاسه بندی گردید. که برای هر کدام از نمونه‌ها ۱۱ ویژگی استخراج شد.

در مرحله بعد یک شبکه عصبی پرسپترون با لایه ورودی که شامل ۱۱ ویژگی، لایه میانی حاوی ۱۱ نرون و لایه خروجی با سه نرون است طراحی گردید. تابع تحریک استفاده شده در این شبکه عصبی از نوع تانژانت هایپربولیک است. شکل (۴-۱۸) نمایی کلی از این شبکه عصبی را نشان می‌دهد.



شکل (۴-۱۸) نمایی کلی از شبکه عصبی استفاده شده برای امر دسته بندی ماسرال ها

داده‌ها در دو بخش ۱۲۰ تایی برای آموزش شبکه عصبی و ۷۲ تایی برای تست شبکه و اعتبار سنجی آن استفاده شدند. بعد از این مرحله با توجه به مساحت هر کدام از قطعات ماسرال درصد هر کدام از ماسرال‌های موجود در هر عکس محاسبه و با داده‌های آزمایشگاهی موجود مقایسه شد تا اعتبار الگوریتم دوباره سنجیده شود.



برای اعتبار سنجی شبکه عصبی با توجه به ۷۲ داده ی موجود از ماتریس درهم ریختگی<sup>۲۵</sup> استفاده شد. این ۷۲ داده شامل ۴۳ عدد ویترینایت، ۸ عدد لیپتینایت و ۲۱ عدد اینرتینایت است. همان طور که در جدول (۲-۴) مشاهده می کنید با توجه به ماتریس در هم ریختگی ۲۹ عدد از ماسرال های ویترینایتی، ۵ عدد از ماسرال های لیپتینایتی و ۱۱ عدد از ماسرال های اینرتینایتی به درستی کلاسه بندی شده اند. در این صورت طبق محاسباتی که در زیر جدول (۳-۴) آورده شده است الگوریتم دقتی نزدیک به ۶۱٪ دارد. البته اگر میانگین گیری به صورت وزن دار انجام شود خواهیم دید که دقت ۶۲/۵٪ است. با توجه به اینکه اگر از حالت تصادفی استفاده می کردیم دقت ما ۳۳٪ بود پس این الگوریتم می تواند نزدیک به ۳۰٪ دقت ما را نسبت به انتخاب تصادفی افزایش دهد.

جدول (۲-۴) ماتریس در هم ریختگی برای اعتبار سنجی شبکه عصبی بر حسب تعداد

کلاس واقعی \ کلاس تصمیم	ویترینایت	لیپتینایت	اینرتینایت
ویترینایت	۲۹	۶	۸
لیپتینایت	۰	۵	۳
اینرتینایت	۳	۷	۱۱

<sup>25</sup> Confusion matrix

جدول (۳-۴) ماتریس در هم ریختگی برای اعتبار سنجی شبکه عصبی بر حسب درصد

کلاس واقعی \ کلاس تصمیم	ویترینایت	لیپتینایت	اینرتینایت
ویترینایت	۶۷/۵	۱۳/۹	۱۸/۶
لیپتینایت	۰	۶۲/۵	۳۷/۵
اینرتینایت	۱۴/۳	۳۳/۳	۵۲/۴

۶۰/۸ = میانگین قطر اصلی = درصد دقت کلی شبکه عصبی

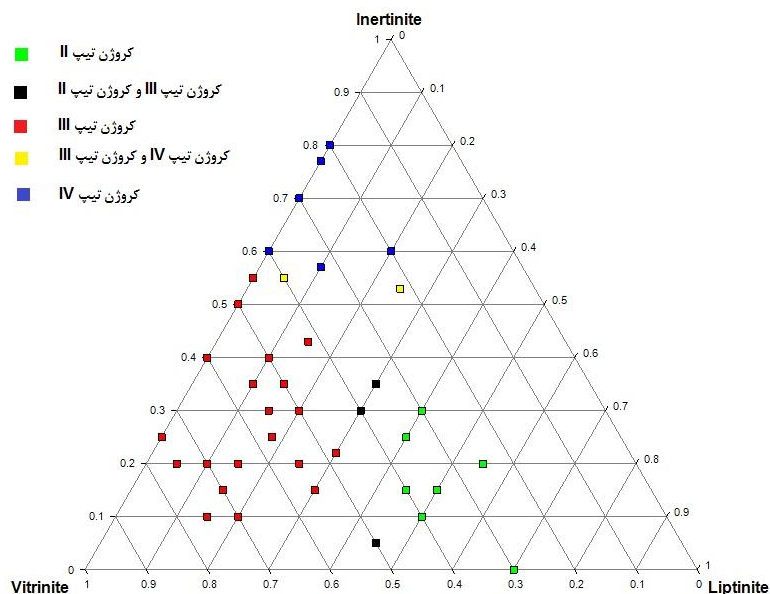
$$۶۲/۵۴ = ۷۲ / ((۶۷/۵ * ۴۳) + (۶۲/۵ * ۸) + (۵۲/۴ * ۲۱))$$

همانطور که در جدول (۳-۴) مشاهده می شود شبکه عصبی توانسته است با دقت ۶۷/۵٪ ماسرال های ویترینایتی، ۶۲/۵٪ ماسرال های لیپتینایتی و ۵۲/۴٪ ماسرال های اینرتینایتی را به درستی تشخیص دهد.

#### ۴-۵- تعیین نوع کروژن

هدف بعدی در این الگوریتم تعیین کردن نوع کروژن است. نوع کروژن تمام نمونه‌ها از قبل توسط روش‌های دیگر تعیین شده بودند و برای تعیین نوع کروژن تنها کافی است یک کار آماری انجام داد تا بتوان به سادگی نوع کروژن ماده آلی را تعیین کرد. در اصل تعیین نوع ماسرال موجود در نمونه‌ها و داشتن درصد فراوانی هر کدام از آن‌ها معادل دانستن نوع کروژن است. همان‌طور که در شکل (۴-۱۹) می بینید با داشتن درصد

ماسرال‌ها تعیین نوع کروژن کار آسانی است. شکل (۴-۱۹) یک نمودار استاندارد نیست بلکه تنها با جای گذاری داده‌های معلوم در یک دیاگرام مثلثی به دست آمده که مورد بحث قرار خواهد گرفت.

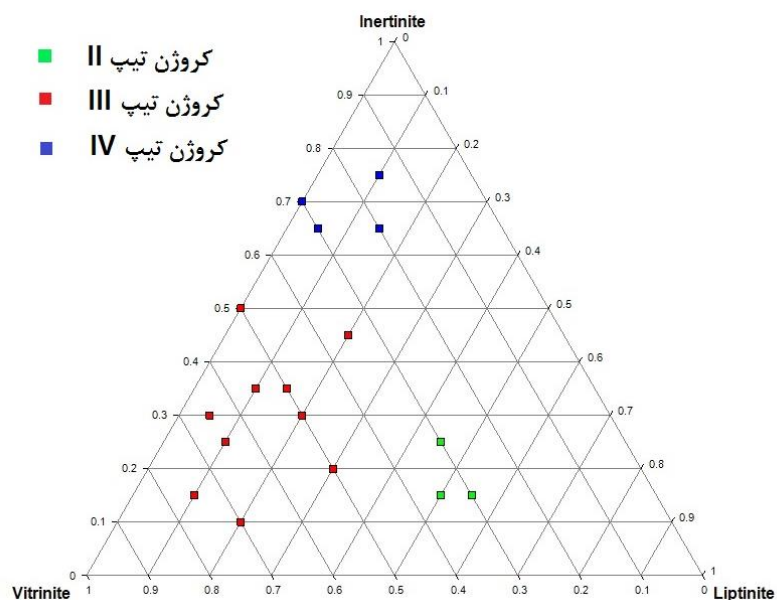


شکل (۴-۱۹) نمودار درصد فراوانی سه نوع ماسرال ویترینایت، لیپتینایت و اینرتینایت و نوع کروژن آن، رسم شده بر اساس داده‌های train

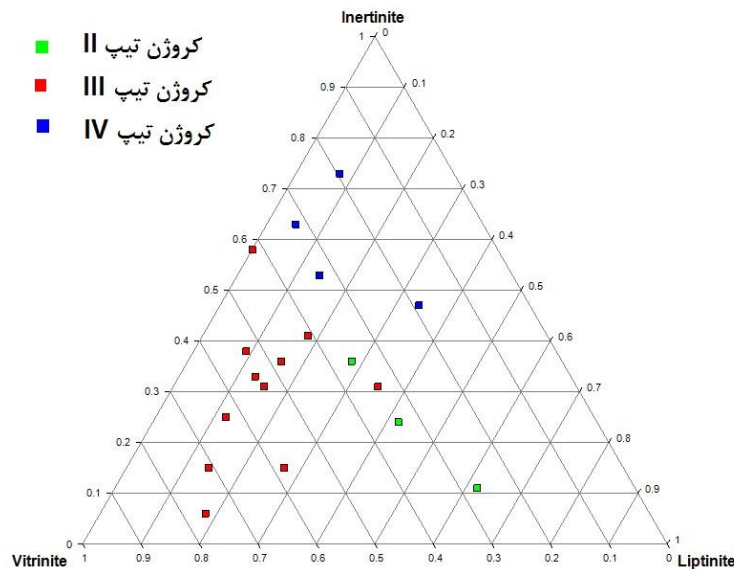
همان‌طور که در نمودار مشاهده می‌شود جدا کردن انواع کروژن با داشتن درصد انواع ماسرال‌ها کار ساده‌ای است و با چند جداکننده خطی هم می‌توان آن‌ها را از هم تمیز داد. البته باید این نکته را در نظر داشت که بیشتر نمونه‌های موجود از نوع کروژن تیپ III هستند. همان‌طور که در نمودار می‌بینید نیمه سمت راست نمودار تقریباً خالی از داده است علت این امر در این است که وقتی درصد اینرتینایت بالا باشد نمی‌شود درصد لیپتینایت هم بالا باشد و بالعکس چون لیپتینایت از ذرات نرم‌تری تشکیل شده و در صورت فراوان بودن اینرتینایت ذرات لیپتینایتی حتماً از بین رفته‌اند.

برای جدا کردن تیپ کروژن هر کدام از عکس‌ها از یک تابع تفکیک‌کننده نوع خطی استفاده شد. در این مرحله نیز هنوز داده‌ها در دو بخش آموزش و تست قرار دارند. در ورودی سه پارامتر که عبارت‌اند از درصد فراوانی ویتترینایت، لیپتینایت و اینرتینایت به عنوان ویژگی و در کنار آن‌ها نوع کروژن، به عنوان داده آموزش به تابع تفکیک‌کننده داده می‌شود. در نهایت نیز داده‌های تست برای امتحان کردن تفکیک‌کننده به آن تزریق می‌شود تا نوع کروژن آن مشخص شود و با نوع کروژن واقعی مقایسه گردد.

در شکل (۴-۲۰) داده‌های test که تعداد کمتری دارند در نمودار رسم شده‌اند تا با مقایسه این نمودار با نمودار خروجی الگوریتم برای داده‌های test که در شکل (۴-۲۱) آورده شده است؛ نتیجه‌گیری صورت بگیرد.



شکل (۴-۲۰) نمودار درصد فراوانی واقعی سه نوع ماسرال ویتترینایت، لیپتینایت و اینرتینایت و نوع کروژن واقعی آن، رسم شده بر اساس داده‌های تست



شکل ۴-۲۱) نمودار درصد فراوانی سه نوع ماسرال ویترینایت، لیپتینایت

و اینرتینایت خروجی الگوریتم نوع کروژن واقعی آن، رسم شده بر اساس داده‌های تست

همان‌طور که از شکل (۴-۲۱) هم می‌توان فهمید؛ آنالیز تفکیک‌کننده، نوع کروژن ۵ عدد از ۱۷ نمونه را اشتباه تشخیص داد که این تشخیص اشتباه به خاطر خطای مرحله قبلی است چون در مرحله قبل درصد ماسرال‌ها اشتباه تشخیص داده شده بود. یعنی دقت تعیین نوع کروژن نزدیک به ۷۰٪ است که این درصد دقت نسبتاً بالا و مناسب است.

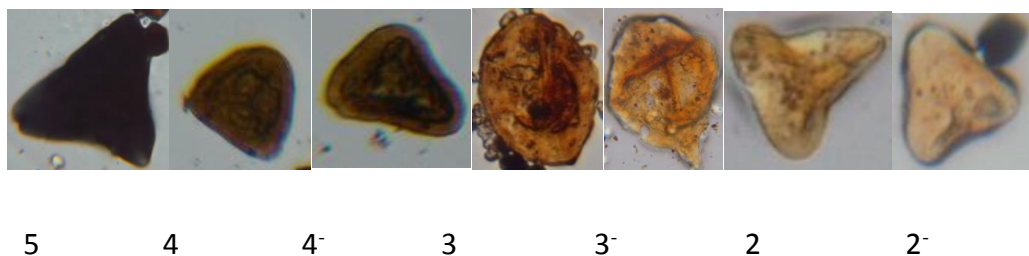
#### ۴-۶- تعیین مقدار پختگی ماده آلی

تعیین میزان بلوغ ماده آلی معمولاً در آزمایشگاه‌های پتروگرافی با اندازه‌گیری انعکاس ویترینایت انجام می‌گیرد. دلیل آن هم این است که در اکثر موارد در کروژن ویترینایت وجود دارد؛ و همین‌طور انعکاس ویترینایت می‌تواند مقدار عددی مناسبی برای بلوغ ماده آلی به ما بدهد. به دلیل اینکه تعیین درصد انعکاس ویترینایت در شرایط خاص میکروسکوپی انجام می‌گیرد پس نمی‌توان از طریق عکس آن را

بررسی کرد؛ اما روش‌های دیگری نیز برای تعیین میزان بلوغ از طریق مقاطع میکروسکوپی وجود دارد. از جمله این روش‌ها می‌توان به تعیین اندیس دگرسانی حرارتی TAI و اندیس رنگ اسپور SCI اشاره کرد. برای تعیین بلوغ نمونه‌ها از اندیس رنگ اسپور و پولن استفاده شد.

در جدول (۴-۴) مقیاس رنگ اسپور و پولن با دیگر مقیاس‌های تعیین میزان پختگی ماده آلی آورده شده است. در این مرحله سعی شد تا سری رنگی موجود در این جدول با یک سری عددی متناظر گردد. این سری عددی شامل میانگین سه رنگ قرمز، سبز و آبی برای هر کدام از رنگ‌ها است. برای اینکه بتوان این مقیاس را به یک مقیاس کمی تبدیل کرد میانگین رنگ قطعات اسپور و پولن موجود در مقاطع با مقدار عددی رنگ‌های مقیاس SCI مقایسه می‌شود. با این مقایسه جایگاه نمونه اسپور یا پولن در ستون رنگی مشخص شده و می‌توان درصد انعکاس ویتیرینایت متناظر با آن را به آن نسبت داد.

شکل (۴-۲۲) تعدادی از انواع اسپور و پولن‌ها را با درجه پختگی متفاوت را نشان می‌دهد که TAI متناظر با آن نیز در زیر آن آمده است.



شکل (۴-۲۲) انواع اسپور و پولن با درجه پختگی متفاوت و TAI مشخص شده

این عمل برای حدود ۳۰ نمونه انجام شد که با دقت نسبتاً بالایی می‌توانست بلوغ سنگ منشأ و درصد انعکاس ویتیرینایت متناظر با آن را مشخص کند.

#### ۴-۷- نتیجه گیری:

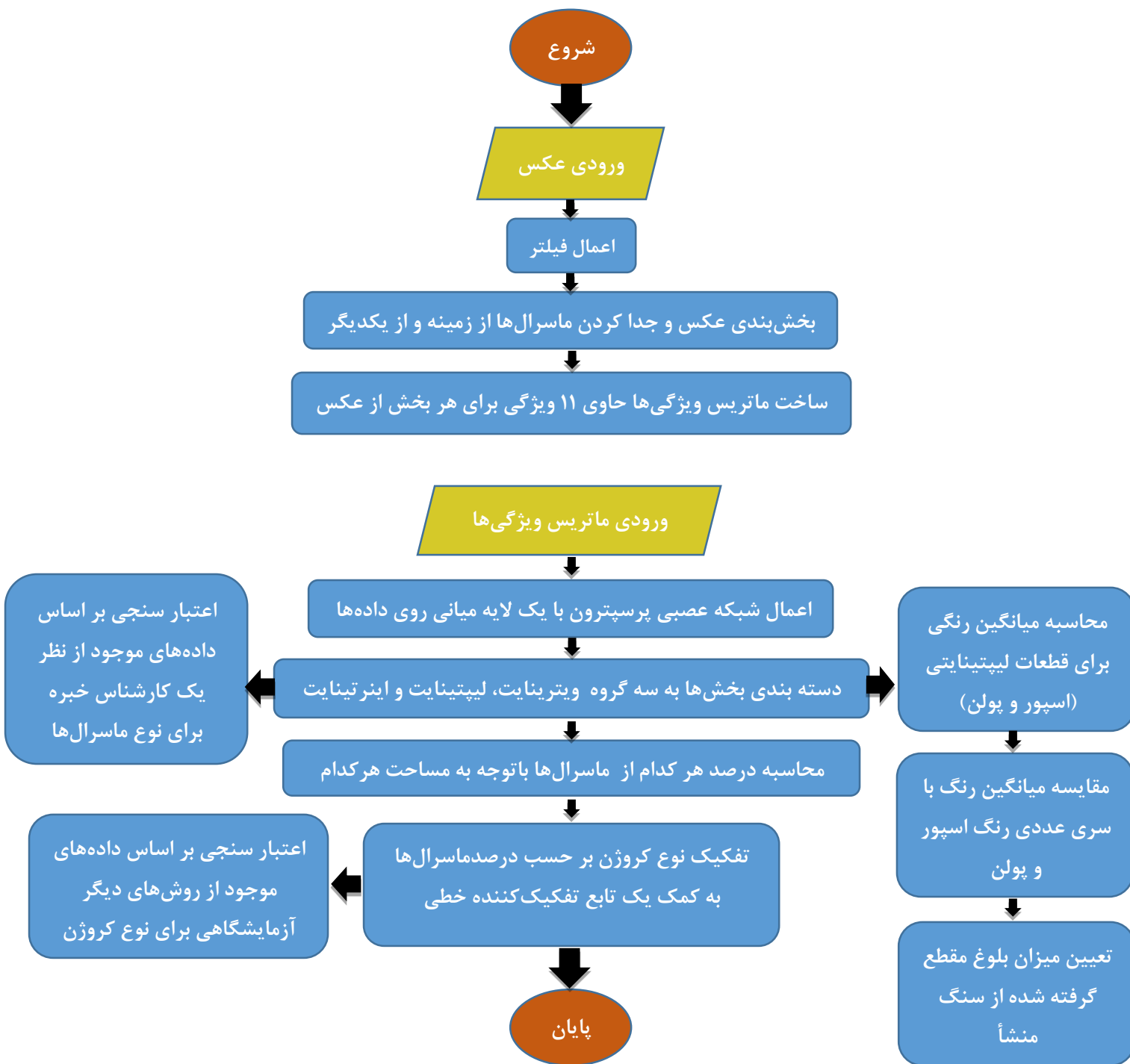
با توجه به ۵۶ عدد نمونه موجود در ۲ بخش آموزش و آزمایش دسته بندی شد و تعداد ۱۸ نمونه در گروه آزمایش قرار گرفت از این تعداد داده ی آزمایشی تعداد این نتیجه را گرفت که تعداد ۱۳ نمونه به درستی در گروه کروژنی خود و ۵ نمونه به صورت اشتباه کلاسه بندی شدند. ۵۶ نمونه موجود حاوی انواع مختلف کروژن با میزان بلوغ متفاوت بود که در این میان تعداد ۲۴ نمونه در محدوده پنجره اصلی تولید هیدروکربور، تعداد ۱۹ نمونه در مرحله تولید گاز خشک یا فقدان تولید و تعداد ۱۳ نمونه در مرحله ناپختگی قرار داشتند.

جدول ۴-۴) مقیاس رنگ اسپور و پولن و مقایسه شاخص های پختگی (تراورس، ۱۹۸۸)

بلوغ حرارتی ماده آلی	رتگ اسپور و پولن	تطابق با مقیاس های دیگر پختگی	
		TAI = 1-5	Ro %
تاپخته (تارس)		1	0.2%
		1+	0.3%
		2-	
		2	
مرحله اصلی تولید هیدروکربور سیال (تفت)		2+	0.5%
		3-	0.9%
		3	
		3+	1.3%
گاز خشک یا فقدان تولید		4-	2.0%
		4	2.5%
		5	



در نهایت می توان الگوریتم کل کار تشخیص نوع ماسرال، محاسبه درصد ماسرال ها، تعیین نوع کروژن و میزان بلوغ سنگ منشا را به صورت شکل (۴-۲۳) نشان داد.



شکل (۴-۲۳) الگوریتم کل کار تشخیص نوع ماسرال، محاسبه درصد ماسرال ها، تعیین نوع کروژن و میزان بلوغ سنگ منشأ



## فصل پنجم:

### نتیجه گیری و پیشنهادها

## ۵-۱- نتیجه گیری:

مطالعه پتروگرافی مقاطع نازک حاوی ماسرال نشان داد که تشخیص و تفکیک ماسرال‌های نوع ویتترینایتی بهتر و راحت‌تر از دو نوع دیگر صورت می‌گیرد. نوع لیپتینایتی با توجه به شکل هندسی و اینترتینایت‌ها به کمک بافت متفاوت قابل تفکیک هستند.

با توجه به نتایج به دست آمده مشخص است که الگوریتم طراحی شده برای تفکیک انواع ماسرال‌ها از یکدیگر الگوریتم نسبتاً موفق بوده است. البته این نکته حائز اهمیت است که در بعضی موارد ممکن است تشخیص چشمی دقت بالاتری ارائه دهد که دلیل اصلی این امر پایین بودن کیفیت عکس‌هاست. مطمئناً اگر مقاطع با کیفیت بهتری تهیه شوند و کیفیت عکس برداری از مقاطع افزایش یابد قدرت تفکیک الگوریتم نیز زیاد می‌شود. ولی در هر صورت تعیین درصد هر کدام از ماسرال‌ها به صورت کمی و به کمک چشم کاری سخت و با دقتی پایین است از همین رو پردازش تصاویر مقاطع نازک حاوی ماسرال‌ها می‌تواند اعداد کمی بهتری ارائه دهد.

با توجه به اینکه کار پردازش تصویر روی مقاطع نازک و صیقلی حاوی ماسرال‌ها تاکنون صورت نگرفته بود مسلم است که اندکی پایین بودن دقت الگوریتم قابل توجیه است و با کار بیشتر می‌تواند دقت بهتری ارائه دهد. البته از آنجا که کل پروسه این کار در مرحله اکتشاف مقدماتی قرار دارد همین حد از دقت هم با توجه به هزینه بسیار کم روش، قابل قبول است. قابل ذکر است که این روش در تعیین نوع کروژن بسیار خوب عمل می‌کند.

تعیین میزان بلوغ سنگ منشأ یکی دیگر از اهداف این الگوریتم بوده که به خوبی محقق شده است. البته این روش تعیین بلوغ یک محدودیت اساسی دارد و آن هم وجود اسپور یا پولن است. اسپور و پولن در تمام موارد در داخل مقاطع وجود ندارند و یکی از دلایلی که انعکاس ویتترینایت بیشتر مورد استفاده قرار می‌گیرد همین مطلب است.

در نهایت می‌توان این نتیجه را گرفت که با کار بیشتر بر روی این روش می‌توان یک روش بسیار ارزان و سریع برای مراحل اولیه اکتشاف ذخایر هیدروکربوری ارائه داد. متأسفانه باید گفت که جایگاه پتروگرافی آلی در صنایع اکتشافی ایران بسیار پایین است. تنها مرکز پتروگرافی آلی در پژوهشگاه صنعت نفت قرار دارد. مسلماً ارائه این چنین کارهایی به پیشرفت این صنعت ارزان اکتشافی کمک شایانی خواهد کرد.

## ۵-۲- پیشنهادها:

پیشنهاد می‌شود با کار بیشتر روی الگوریتم ارائه شده و افزایش دقت به سمت تولید یک نرم‌افزار کاربردی بینایی ماشین برای میکروسکوپ‌های نوری بروییم. با توجه به اینکه همواره علم به سمت ماشینی شدن پیش می‌رود ساختن نرم‌افزارهایی از این قبیل می‌تواند کمک شایانی به صنایع اکتشاف مقدماتی مخازن نفت و گاز و حتی معادن زغال‌سنگ نماید.

هم چنین پیشنهاد می‌شود در مراحل بعدی با توجه به هزینه پایین این روش به سمت طراحی الگوریتمی تکمیلی برای شبیه سازی میدان نفتی یا گازی با توجه به ویژگی های به دست آمده از این الگوریتم بروییم.

## منابع

تمام منابعی که در متن این پایان نامه از آن نام برده شده است اگر سال انتشار میلادی داشته باشند در بخش منابع انگلیسی و اگر دارای سال انتشار هجری شمسی باشند در بخش منابع فارسی گردآوری شده‌اند.

### الف - منابع فارسی

- پتی، جان. سنگ‌های رسوبی شیمیایی و بیوشیمیایی، ترجمه محمد حسین آدابی، مشهد، آستان قدس رضوی، ۱۳۶۶.
- بنی سلام، عبدالکریم. کیفیت زغال سنگ معادن کرمان، گروه آزمایشگاه زغال سنگ کرمان، ۱۳۵۶.
- قویدل سیوکی، محمد. مقدمه‌ای بر اصول پالینولوژی، تهران، روابط عمومی شرکت ملی نفت ایران، ۱۳۷۱.
- کمالی، محمدرضا. ژئوشیمی آلی از فیتوپلانکتون تا نفت، انتشارات آرین زمین، ۱۳۸۵.
- تولایی، مجتبی. پتروگرافی آلی و کاربرد آن در شناسایی سنگ منشأ نفت و گاز، انتشارات پژوهشگاه صنعت نفت، ۱۳۸۹.
- منهج، محمدباقر، ۱۳۸۱، هوش محاسباتی (جلد اول)-مبانی شبکه‌های عصبی، انتشارات دانشگاه امیرکبیر، ۲۱۶ص.

### ب - منابع انگلیسی

## References

- Anselmetti, F. S., Luthi, S. and Eberli, G.P., 1998. Quantitative characterization of carbonate pore systems by digital image analysis. AAPG Bulletin, 82, 1815-1836
- Bordenave M.I. 1993; applied petroleum geochemistry and geology, pp.525, IFP Edition tecnip, France.
- Brook Jim, 1981, Maturation studies for fossil fuel exploration Academic Press London.

- Bustin R.M., 1983, coal petrology and its applications, Geological association of Canada.
- Dancy, L.A., Y.V., Hardy, and S.A.J. Pocock, 1982, Sample processing for acid insoluble particulate organic matter studies. SEPM short course notes 7p.90-101
- Durand B. 1982, Kerogen insoluble organic matter, Edition Tecnip, IFP.
- Ehrlich, R., Crabtree, S.J., Horkowite, K.O., and Horkowitz, J.P., 1991. Petrography and Reservoir Physics I: Objective Classification of Reservoir Porosity. The American Association of Petroleum Geologists Bulletin, P. 1547-1562.
- Fleet A.J., Kelts K.R., Talbot, M.R., 1988, Lacustrine petroleum Source rock, Oxford Blackwell scientific publication.
- Hunt J.M., 1972, petroleum geochemistry geology, 1<sup>st</sup> Edn. 617pp. San Francisco w.H. Freeman.
- Magoon B. and Wallace G. Dow 1997. The petroleum system from source to trap; 2<sup>nd</sup> Edition. Tulsa Oklahoma USA.
- Martinez-Martinez, J., Benavente, D., García Del Cura, M.A., 2007. Petrographic quantification of brecciated rocks by image analysis. Application to the interpretation of elastic wave velocities. Journal of Engineering Geology 90, 41-54
- Matlab user's Guide 2007. Neural Network & GA and Direct Search toolboxes, Matlab CD-ROM, by the Mathworks, Inc.
- Mohaghegh, S.D., 2000. Virtual-intelligence applications in petroleum engineering: part 1-Artificial Neural Network, Distinguished Author Series articles, SPE 58046
- Murchison D.G., 1985, Optical properties of organic matter in relation to thermal gradient, Royal Society London A. 315,157-186
- Potter J., Stasiuk L., Cameron A., 1998, Petrographic atlas of Canadian coal macerals, Geological survey of Canada.
- Rondeel H.E., 2004, Principle components analysis of quantitative pyrolysis-gas chromatography and organic petrographic data of kerogens. Journal of analytical and applied pyrolysis, vol.18, issue3-4, feb.1991.
- Stachs E., Mackowsky M., Teichmuller M., 1982, Text book of coal petrology, Berlin Stuttgart.

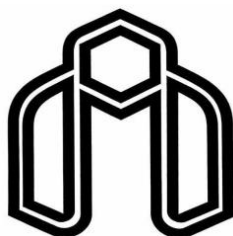
- Theodoridis, S., Koutroumbas, K., 2003. Pattern Recognition. Academic Press, Elsevier, 710p.
- Tissot B. and Welte D., 1984, Petroleum formation and occurrence, Springer Verlag P.123.
- Traverse A., Unwin H., 1988, Palynology, 600pp, John Wiley & Sons New York.
- Waples Douglas, 1981, Organic geochemistry for exploration geologists.  
[www://geology.com/megaspores](http://www://geology.com/megaspores)



## **Abstract**

Organic petrography is one of the cheapest ways in petroleum industry for primary exploration, which results in reduction of some factors, such as: risk and heavy exploration expenses. These methods are applied by human with the use of microscope, hence there might be a high value of error, despite, by using image processing technique, which is developing so fast in petroleum industry, and the error can be reduced. In this work, by introducing a new algorithm to classify different macerals containing, vitrinite, liptinite and inertinite, we aim to determine each of them percentage, where the kerogen type can be detected. The algorithm includes three techniques containing segmentation technique, which is introduced here for the first time, neural network and discriminant classifier. In addition, to determine the maturity of source rocks by determining the Spore Color Index (SCI), color spectrum simulation in MATLAB network is used. After implementing the code in MATLAB, it is understood that the current algorithm can classify the macerals and also detect the kerogen types with the accuracy of about 62.5% and 70%, respectively. Further, the maturity of source rocks is analyzed qualitatively, where it shows a good accuracy. Meanwhile, the algorithm is validated by experimental data and an expert's observation.

***Key words:*** *Maceral, Kerogen, Maturity, Image Analysis, Microscopic thin section*



**Shahrood University of Technology**

**Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics Engineering**

**Master of Science in petroleum Exploration Engineering**

**Recognition and Classification of Macerals for Source Rock  
Evaluation Through Image Analysis of Thin Sections**

*Reza Ghanbarnezhad*

**Supervisors:**

*Dr M. Ziaii*

*Dr B.Tokhmchi*

**Advisors:**

*Mr. J. Ghiasi Freez*