



دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده برق و رباتیک

پایان نامه کارشناسی ارشد

شناسایی نودول ها در تصاویر حجمی ریه به کمک ویژگی های بافتی و هندسی

مهدی بابایی

استاد راهنما:

دکتر علیرضا احمدی فرد

تیرماه ۱۳۹۰

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده برق و رباتیک

گروه الکترونیک

شناسایی نودول‌ها در تصاویر حجمی ریه به کمک ویژگی‌های بافتی و هندسی

دانشجو: مهدی بابایی

استاد راهنما:

دکتر علیرضا احمدی فرد

استاد مشاور:

دکتر امید رضا معروضی

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

تیرماه ۱۳۹۰

ب

## تشکر و قدردانی

بر خود لازم می‌دانم از زحمات استاد راهنمای گرامی، جناب آقای دکتر احمدی فرد و کلیه عزیزانی که در به ثمر رسیدن این پایان نامه مرا یاری کردند، تشکر و قدردانی نمایم. هم چنین از خانواده عزیزم که همواره مشوق و پشتیبان من در راه کسب علم و دانش بوده‌اند نیز سپاسگزارم.

چکیده:

در این پایان نامه هدف شناسایی و جداسازی خودکار توده‌های کوچک سرطانی (نودول) از تصاویر CT قفسه صدی می‌باشد که در تشخیص زود هنگام سرطان ریه کاربرد دارد. چنین سیستمی شامل سه مرحله اساسی پردازش اطلاعات می‌باشد.

در مرحله اول تا حد امکان از نویز تصاویر ورودی کاسته و به کمک درون یابی خطی، تصویر حجمی CT متعادل سازی می‌شود. نهایتاً بافت ریه از سایر بافت‌های تصویر جدا می‌شود. برای این منظور از هیستوگرام روشنایی برش‌های CT و اطلاعات برش‌های همجوار استفاده نموده‌ایم. سپس با در نظر گرفتن ویژگی خمش از کانتور ناحیه بدست آمده و عملیات مورفولوژی، بافت ریه با دقت بسیار خوبی جدا می‌شود.

با توجه به اندازه متفاوت نودول‌ها و تشابه شدت روشنایی آن‌ها با عروق ریه شناسایی آن‌ها دشوار می‌باشد. با توجه به کروی بودن نودول‌ها در تصاویر حجمی CT در جدا سازی آن‌ها علاوه بر شدت روشنایی، از شکل هندسی بافت نیز استفاده می‌نماییم. اغلب روش‌های مبتنی بر شکل شناسی در فضای سه بعدی اجرا می‌شوند که به دلیل حجم زیاد اطلاعات تصویری، مستلزم صرف زمان بسیاری هستند. در این پایان نامه آنالیز دو بعدی داده‌ها در سه جهت مختلف عمود بر یکدیگر پیشنهاد می‌گردد که کاهش چشمگیری در زمان اجرای الگوریتم دارد. خروجی این مرحله تعدادی نقاط کاندید برای نودول در تصویر حجمی CT می‌باشد.

در نهایت جهت جداسازی نودول‌ها از بافت ریه، با توجه به نقاط کاندیدی که از مرحله پیش بدست می‌آیند، از روش آنالیز فضای ویژگی‌ها استفاده می‌کنیم. در تشکیل فضای ویژگی از اطلاعاتی چون موقعیت مکانی هر پیکسل حجمی، شدت روشنایی و اطلاعات شکل هندسی بدست آمده از خروجی

فیلترهای مرحله قبل، استفاده می‌شود. جداسازی بافت نودول به کمک روش غیر پارامتریکی انتقال میانگین انجام می‌شود. مهم‌ترین نکته در استفاده از این روش تنظیم مناسب پارامتر پهنای باند می‌باشد که در این پایان نامه روشی جدید جهت انتخاب بهترین پهنای باند پیشنهاد می‌گردد.

قابلیت شناسایی انواع مختلف توده‌ها، نرخ خطای بسیار کم، دقت در جداسازی و سرعت اجرای بسیار بالا، نوید استفاده عملی از این سیستم در کاربردهای پزشکی را می‌دهد.

کلمات کلیدی: تصاویر CT حجمی، نودول، درون یابی خطی، هیستوگرام شدت روشنایی، خمش، عملیات مورفولوژی، فرآیند انتقال میانگین.

## فهرست مطالب

۱	فصل اول: مقدمه
۲	۱-۱ توموگرافی و واحد هانسفیلد
۶	۲-۱ سرطان ریه
۸	۳-۱ انگیزه‌های توسعه سیستم‌های DAC
۱۰	۴-۱ نودول
۱۳	۵-۱ تعریف مسئله
۱۷	فصل دوم: مرور
۱۸	۱-۲ تکنیک‌های دو بعدی
۴۱	۲-۲ تکنیک‌های سه بعدی
۶۰	فصل سوم: تئوری
۶۲	۱-۳ فیلتر اندیس شکل
۷۷	۲-۳ فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی
۹۲	۳-۳ فیلتر اندیس همگرایی
۱۰۰	۴-۳ فرآیند انتقال میانگین
۱۰۹	فصل چهارم: روش پیشنهادی
۱۱۱	۱-۴ پیش پردازش
۱۲۰	۲-۴ جداسازی بافت ریه از سایر نواحی جهت پردازش‌های آتی
۱۲۵	۱-۲-۴ آستانه گذاری بر روی هیستوگرام شدت روشنایی برش‌های دوبعدی
۱۳۰	۲-۲-۴ الگوریتم حذف نای

۱۳۲	..... ۳-۲-۴ پردازش نهایی؛ اصلاح و بهبود کنتورهای دو بعدی
۱۳۷	..... ۳-۴ شناسایی نقاط کاندیدای نودول
۱۵۵	..... ۴-۴ جداسازی نودول‌ها
۱۶۸	..... فصل پنجم: نتیجه گیری؛ پیشنهاد کارهای آتی
۱۶۹	..... ۱-۵ نتیجه گیری
۱۷۳	..... ۲-۵ پیشنهاد کارهای آتی



## فهرست جداول

- جدول (۱-۱) دوزهای معمول مورد استفاده در دستگاه‌های CT امروزی ..... ۴
- جدول (۲-۱) برخی از مواد و تراکم رادیویی آنها در واحد HU ..... ۵
- جدول (۱-۲) تعیین شکل هندسی هر سطح به کمک پارامترهای خمش ..... ۵۰
- جدول (۲-۲) ویژگی‌های عمومی مورد استفاده جهت کلاس بندی نواحی ..... ۵۹
- جدول (۱-۴) نتایج شناسایی و جداسازی نودول‌های ریوی به تفکیک نوع آنها ..... ۱۶۷

## فهرست اشکال

- شکل (۱-۱) تصویر CT حجمی قفسه صدی..... ۳
- شکل (۲-۱) تصویر یک نودول از نوع سخت و توپر با مرزهای کاملاً مشخص..... ۱۴
- شکل (۳-۱) تصویر یک نودول نیمه سخت و شفاف با مرزهای نامنظم و کنتراست کم..... ۱۵
- شکل (۴-۱) نودول بزرگ از نوع سخت با مرزهای نامنظم و چسبیده به دیواره دیافراگم..... ۱۶
- شکل (۱-۲) یکی از صفحات CT و هیستوگرام شدت روشنایی متناظر آن..... ۲۰
- شکل (۲-۲) تصویر باینری حاصل از اجرای آستانه گذاری وفقی و نتیجه نهایی آن..... ۲۴
- شکل (۳-۲) مراحل جداسازی بافت ریه مطرح شده در مرجع [۱۶]..... ۲۵
- شکل (۴-۲) نمونه‌هایی از تصاویر اصلی و نتایج جداسازی بافت ریه با مدل مار..... ۲۹
- شکل (۵-۲) نتایج مراحل میانی الگوریتم پیشنهاد شده در مرجع [۲۸]..... ۳۲
- شکل (۶-۲) نتیجه اعمال فیلتر آنتروپی جهت جداسازی نواحی همگن تصویر..... ۳۵
- شکل (۷-۲) نتایج مراحل مطروحه در مرجع [۳۵] جهت جداسازی بافت ریه..... ۳۵
- شکل (۸-۲) نمونه‌ای از خروجی فیلترهای CI و QCI..... ۴۰
- شکل (۹-۲) نمونه‌ای از ناحیه کروی شکل متحرک جهت تشخیص رگ..... ۴۲
- شکل (۱۰-۲) نمونه‌ای از نواحی کاندیدای نودول به کمک روش‌های دو بعدی..... ۴۳
- شکل (۱۱-۲) نحوه جداسازی ناحیه ریه بر اساس الگوریتم مطرح شده در مرجع [۴۶]..... ۴۷
- شکل (۱۲-۲) سطوح هندسی مختلف متناظر با جدول ۱-۲..... ۵۲
- شکل (۱۳-۲) جامعه مدل‌های مفروض جهت شناسایی نودول‌های ریوی مرجع [۵۴]..... ۵۴
- شکل (۱-۳) منحنی C - بردارهای گرادیان و تانژانت..... ۶۴
- شکل (۲-۳) سطح هم تراز  $\Sigma$  و صفحه تانژانت مماس بر آن در نقطه m..... ۶۶
- شکل (۳-۳) ارتباط اشکال هندسی مختلف با مقادیر اندیس شکل..... ۷۵
- شکل (۴-۳) چگونگی محاسبه اندیس همگرایی در پیکسل Q..... ۹۴
- شکل (۵-۳) نحوه تعیین مقادیر مناسب پارامترها در الگوریتم QCI..... ۹۸

- شکل (۱-۴) یکسان سازی بازه تغییرات شدت روشنایی در تصاویر ورودی ..... ۱۱۲
- شکل (۲-۴) تصویر اصلی CT قبل از حذف نویز ..... ۱۱۴
- شکل (۳-۴) نتیجه حذف نویز به کمک فیلتر وینر با ابعاد پنجره  $3 \times 3$  ..... ۱۱۵
- شکل (۴-۴) نتیجه حذف نویز به کمک فیلتر وینر با ابعاد پنجره  $5 \times 5$  ..... ۱۱۶
- شکل (۵-۴) نتیجه حذف نویز به کمک فیلتر وینر با ابعاد پنجره  $7 \times 7$  ..... ۱۱۷
- شکل (۶-۴) روش پیشنهادی برای افزایش سرعت در اجرای درون یابی خطی ..... ۱۱۹
- شکل (۷-۴) هیستوگرام شدت روشنایی بدست آمده از کل تصویر حجمی ..... ۱۲۲
- شکل (۸-۴) هیستوگرام تعدادی از صفحات دو بعدی از مجموعه تصاویر مربوط به یک بیمار و جداسازی ناحیه ریه به کمک سطح آستانه بدست آمده از روش آنالیز هیستوگرام به صورت حجمی ..... ۱۲۳
- شکل (۹-۴) هیستوگرام شدت روشنایی یکی از صفحات میانی از تصویر حجمی CT ..... ۱۲۴
- شکل (۱۰-۴) فلوجارت روش پیشنهادی برای جداسازی بافت ریه از سایر نواحی تصویر CT ..... ۱۲۵
- شکل (۱۱-۴) جزئیات مراحل جداسازی ناحیه داخل بدن به روش پیشنهادی ..... ۱۲۶
- شکل (۱۲-۴) چگونگی بدست آوردن سطح آستانه مناسب جهت جداسازی ریه به روش پیشنهادی ..... ۱۲۸
- شکل (۱۳-۴) نمونه‌ای از جداسازی بافت ریه به روش پیشنهادی ..... ۱۳۰
- شکل (۱۴-۴) چگونگی رفع چسبیدگی ریه‌ها و جداسازی آن‌ها به روش پیشنهادی ..... ۱۳۳
- شکل (۱۵-۴) مراحل میانی جداسازی بافت ریه ..... ۱۳۴
- شکل (۱۶-۴) مراحل میانی اصلاح و بهبود کانتورهای ریوی ..... ۱۳۶
- شکل (۱۷-۴) منحنی‌های خمش کانتورهای ریوی جهت تشخیص تغییرات غیر عادی آن‌ها ..... ۱۳۶
- شکل (۱۸-۴) نتیجه جداسازی بافت ریه از سایر نواحی در تعدادی از تصاویر مربوط به CT یک بیمار به روش پیشنهادی ..... ۱۳۷
- شکل (۱۹-۴) فلوجارت الگوریتم پیشنهادی جهت شناسایی نقاط کاندیدای نودول ..... ۱۳۸
- شکل (۲۰-۴) عملکرد فیلتر اندیس شکل بر روی کره ساختگی ..... ۱۴۰
- شکل (۲۱-۴) بزرگنمایی بخشی از تصویر ۴-۲۰ و نمایش مقادیر آن ..... ۱۴۱
- شکل (۲۲-۴) نتیجه حاصل از اعمال فیلتر اندیس شکل بر روی بخشی از تصویر CT ..... ۱۴۲

- شکل (۲۳-۴) فرآیند تشخیص نودول‌های ریوی به کمک فیلتر اندیس شکل ..... ۱۴۵
- شکل (۲۴-۴) نتیجه اجرای فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی در فضای سه بعدی ..... ۱۴۶
- شکل (۲۵-۴) روش پیشنهادی جهت حذف پردازش‌های سه بعدی و اجرای دو بعدی الگوریتم‌ها در سه جهت عمود بر هم ..... ۱۴۸
- شکل (۲۶-۴) خروجی فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی بر روی تصویر ساختگی با روش پیشنهادی در سه جهت عمود بر هم ..... ۱۵۰
- شکل (۲۷-۴) خروجی فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی بر روی بخشی از تصویر ریه با روش پیشنهادی در سه جهت عمود بر هم ..... ۱۵۰
- شکل (۲۸-۴) خروجی فیلتر اندیس همگرایی بر روی تصویر ساختگی با روش پیشنهادی در سه جهت عمود بر هم ..... ۱۵۲
- شکل (۲۹-۴) خروجی فیلتر اندیس همگرایی بر روی بخشی از تصویر ریه با روش پیشنهادی در سه جهت عمود بر هم ..... ۱۵۴
- شکل (۳۰-۴) فرآیند شناسایی نقاط کاندیدای نودول در روش پیشنهادی ..... ۱۵۵
- شکل (۳۱-۴) قله‌های مرتبط با خوشه مربوط به نودول در فضای ویژگی‌ها ..... ۱۵۷
- شکل (۳۲-۴) نتایج جداسازی بافت نودول از نوع سخت به تفکیک مراحل الگوریتم پیشنهادی ..... ۱۶۵
- شکل (۳۳-۴) نتایج جداسازی بافت نودول از نوع نیمه سخت به تفکیک مراحل الگوریتم پیشنهادی ..... ۱۶۶

# ١ - مقدمه

## ۱-۱ توموگرافی و واحد هانسفیلد

تصویر برداری‌های پزشکی را به طور کلی می‌توان از دو جنبه تقسیم بندی کرد:

(۱) جنبه آناتومی<sup>۱</sup>

(۲) جنبه عملکردی<sup>۲</sup>

تصاویری که در حوزه آناتومی قرار می‌گیرند، ساختار ارگان‌های بدن را توصیف می‌کنند و شامل تصاویر اشعه ایکس<sup>۳</sup>، CT Scan<sup>۴</sup>، MRI<sup>۵</sup>، سونوگرافی<sup>۶</sup> و ... هستند.

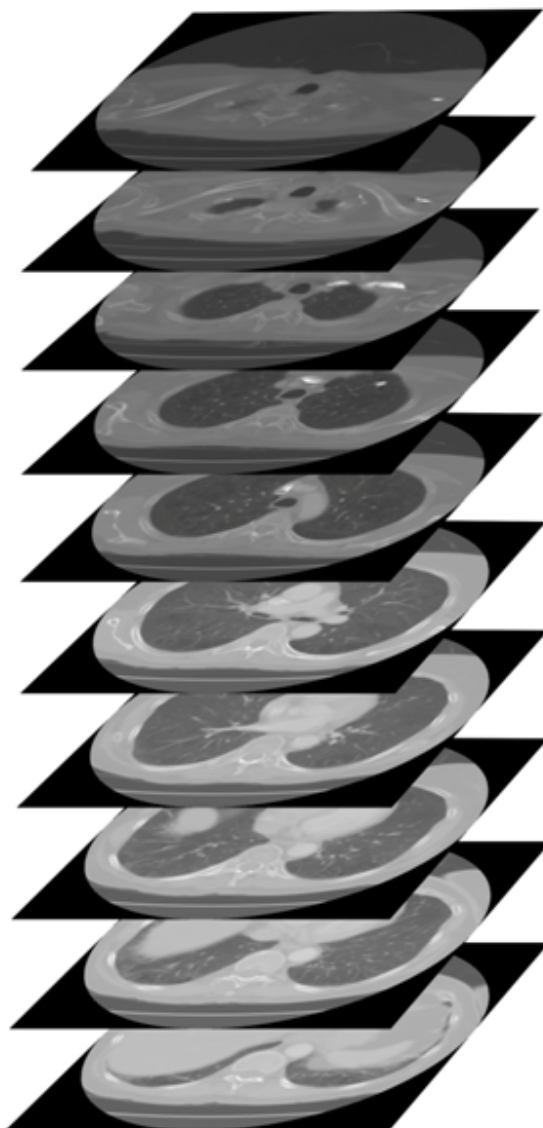
تصاویر در حوزه عملکردی نیز اطلاعات فیزیولوژیکی و نحوه عملکرد بافت‌ها را فراهم می‌کنند که شامل تصاویر PET<sup>۷</sup>، FMRI<sup>۸</sup>، MEG<sup>۹</sup> و ... می‌باشند.

توموگرافی یا تصویر برداری به صورت CT، تکنیک قدرتمندی است که جزئیات درونی بدن را توسط مجموعه زیادی از تصاویر دو بعدی (۲D Slices) فراهم می‌آورد (شکل ۱-۱). اصول عملکرد آن بدین صورت است که منبع اشعه ایکس و گیرنده‌های آن به صورت دورانی حول بدن بیمار می‌چرخند و بیمار نیز با سرعتی ثابت و به صورت خطی به سمت داخل دستگاه حرکت می‌کند. ترکیب این دو نوع حرکت، سبب ایجاد حرکت مارپیچی<sup>۱۰</sup> گیرنده‌ها نسبت به بیمار می‌شود که نتیجه آن مجموعه تصاویر دو بعدی

---

<sup>۱</sup> Anatomical Modality  
<sup>۲</sup> Functional Modality  
<sup>۳</sup> X-Ray  
<sup>۴</sup> Computed Tomography imaging  
<sup>۵</sup> Magnetic Resonance Imaging  
<sup>۶</sup> Ultrasound imaging  
<sup>۷</sup> Positron Emission Tomography  
<sup>۸</sup> functional MRI  
<sup>۹</sup> Magneto EncephaloGram  
<sup>۱۰</sup> Spiral or Helical CT Scans

می‌باشد که در آن‌ها میزان تضعیف اشعه در هر نقطه بر حسب واحد HU<sup>۱</sup> نمایش داده شده است.



شکل ۱-۱ تصویر CT حجمی قفسه صدی که از مجموعه صفحات دو بعدی ساخته می‌شود

امروزه دستگاه‌های جدید تصویر برداری CT از دو یا چند منبع اشعه ایکس و ماتریسی از سنسورهای گیرنده آن استفاده می‌کنند. لذا در یک چرخش حول بدن، قادر به تولید چندین تصویر دو بعدی با فواصل

---

<sup>۱</sup> Hounsfield Unit

بسیار کم می‌باشند و علاوه بر کاهش دوز اشعه ایکس تابیده شده توسط هر منبع، سبب افزایش سرعت تصویربرداری نیز می‌گردد. دوز های معمول مورد استفاده در دستگاه‌های امروزی در جدول ۱-۱ نشان داده شده است.

جدول ۱-۱ دوزهای معمول مورد استفاده در دستگاه‌های CT امروزی

مقادیر معمول دوز موثر (mSv)	آزمایش
۰/۰۲	تصاویر اشعه X قفسه صدی
۰/۷۵	تصاویر CT سر و مغز
۲/۷	تصاویر CT شکمی
۳/۴	تصاویر CT قفسه صدی
۴/۹	تصاویر CT حفره لگن خاصره
۳-۷	تصاویر CT روده بزرگ
۵/۵-۱۰	تصاویر CT قلبی

به دلیل سرعت و دقت بالای تصویربرداری به این شیوه، امروزه به طور وسیعی در تشخیص ناهنجاری‌ها و یا بررسی روند درمان، از این روش تصویر برداری استفاده می‌شود.

بر اساس توضیحات فوق، می‌توان تصاویر CT را به انواع مختلفی تقسیم بندی نمود که عبارتند از:

#### ۱) (High Dose CT) HDCT و (Low Dose CT) LDCT

این تقسیم بندی بر اساس میزان دوز اشعه ایکس تابیده شده بر بافت هدف جهت تصویربرداری بدست آمده است.

#### ۲) (High Resolution CT) HRCT و (Low Resolution CT) LRCT



این شیوه تقسیم بندی بر اساس میزان ضخامت صفحات دو بعدی تصاویر می باشد که امروزه با ظهور دستگاه های مدرن تصویربرداری می توان تصاویری با ضخامت  $0/6 \text{ mm}$  تهیه کرد که این گونه تصاویر نسبت به تصاویر با ضخامت بیشتر، جزئیات بیشتری از بافت هدف را نمایش می دهند کوچک ترین تغییرات بافتی در آنها کاملاً مشهود است. از این رو تصاویری که به این صورت تهیه می شوند نویزی تر هستند.

واحد هانسفیلد که در بالا بدان اشاره شد، در واقع معیار شدت روشنایی پیکسل ها در تصاویر پزشکی اشعه ایکس می باشد که نام یکی از مهندسين برجسته در زمینه این شیوه تصویر برداری است. در تصاویر اشعه ایکس، تراکم آب مقطر در دما و فشار استاندارد (STP)<sup>۱</sup> صفر هانسفیلد و تراکم هوا در شرایط فوق الذکر  $1000 \text{ HU}$  - تعریف می گردد. برخی از این اعداد در جدول ۱-۲ آمده است.

جدول ۱-۲ برخی از مواد و تراکم رادیویی آنها در واحد HU

HU	مواد
-۱۰۰۰	هوا
-۱۵۰	نودول
-۱۸۰	چربی
۰	آب
۵۰	ریه و بافت های نرم
۱۰۰۰	استخوان

<sup>۱</sup> Standard Temperature & Pressure

## ۲-۱ سرطان ریه

سرطان ریه دلیل عمده مرگ و میر ناشی از سرطان‌ها بخصوص در کشورهای اروپایی و آمریکا می‌باشد. هر ساله تقریباً ۱/۳ میلیون نفر در سراسر دنیا بر اثر سرطان ریه جان خود را از دست می‌دهند و این آمار در اکثر کشورها بیش از آمار کلی سه سرطان شایع دیگر (سرطان‌های روده بزرگ، سینه و پروستات) می‌باشد [۱]. استعمال دخانیات به عنوان یکی از عوامل مهم در بیش از ۸۵٪ موارد ابتلا به سرطان ریه گزارش شده است. ریسک مرگ ناشی از سرطان ریه در افراد سیگاری بیش از ۱۰ برابر افراد غیر سیگاری می‌باشد. آلودگی هوا و وراثت نیز به عنوان دیگر عوامل مهم در این نوع سرطان شناخته می‌شوند. جراحی، پرتو درمانی و شیمی درمانی روش‌هایی هستند که در روند معالجه سرطان ریه استفاده می‌شوند. با این وجود، احتمال زندگی بیمار برای ۵ سال حتی با به‌کارگیری روش‌های درمانی فوق به صورت ترکیبی فقط ۱۰ تا ۱۴٪ است. اما همان‌طور که در مرجع [۲] گزارش شده، شناسایی زودهنگام این سرطان در مراحل اولیه، کمک شایانی در افزایش احتمال زنده ماندن بیمار (تا ۵۰٪) می‌نماید.

تعیین دقیق میزان پیشرفت بیماری جهت انتخاب روش درمانی مناسب ضروری است. سرطان ریه دارای چهار مرحله از نظر میزان پیشرفت بیماری می‌باشد که به ترتیب شدت بیماری و احتمال مرگ در آن‌ها افزایش می‌یابد. با توجه به گزارشات سازمان بهداشت جهانی (WHO)<sup>۱</sup>، اگر سرطان ریه در مرحله اول شناسایی شود؛ زمانی که بافت‌های سرطانی کوچک هستند و قطر آن‌ها از ۳۰ mm کمتر است؛ احتمال زنده ماندن تقریباً ۶۷٪ می‌باشد و این آمار برای مرحله چهارم که متاستاز<sup>۲</sup> رخ می‌دهد و سلول‌های سرطانی در تمام بدن پراکنده می‌شوند، به کمتر از یک درصد می‌رسد.

<sup>۱</sup> World Health Organization

<sup>۲</sup> Metastasis

با وجود اینکه در صورت تشخیص بیماری در مراحل اولیه احتمال زندگی بیمار افزایش چشمگیری می‌یابد اما متأسفانه معمولاً سرطان ریه در مراحل پایانی شناسایی می‌شود زیرا در مراحل اولیه هیچ نشانه‌ای در فرد بیمار بروز نمی‌کند. بر این اساس توصیه می‌شود که افراد بالغ و به خصوص افرادی که دارای فاکتورهای ریسک بالاتری هستند از این لحاظ مورد آزمایش قرار گیرند.

تصویر برداری به روش CT به عنوان دقیق‌ترین روش موجود برای شناسایی زود هنگام و تشخیص بیماری‌های ریوی شناخته می‌شود. به کمک این روش تصویربرداری، می‌توان حتی تغییرات پاتولوژیکی بسیار کوچک با ابعاد ۱ mm را نیز شناسایی نمود. این تغییرات پاتولوژیکی به صورت توده‌هایی در بافت ریه ظاهر می‌شوند که به آن‌ها نودول<sup>۱</sup> می‌گوییم.

دانش پردازش تصویر و تکنیک‌های پیشرفته کامپیوتری در زمینه نمایش سه بعدی تصاویر CT، این امکان را برای رادیولوژیست‌ها فراهم کرده تا در مدت زمان کمتر و با دقت بالاتری نودول‌های ریوی حتی در ابعاد کوچک را شناسایی و مورد مطالعه قرار دهند. به عنوان مثال در گزارش‌هایی از بازسازی تصاویر CT با فواصل بسیار کم (درون‌یابی اطلاعات بین صفحات متوالی تصاویر)[۳] و نمایش آن‌ها به صورت فیلم‌های سه بعدی بجای دیدن صفحه صفحه تصاویر به صورت مجزا[۴]، به منظور بهبود نرخ شناسایی نودول‌های کوچک استفاده شده است. همین امر زمینه پیشرفت و گسترش سیستم‌های CAD<sup>۲</sup> را بیش از پیش فراهم کرده و مطالعه برای دستیابی به چنین سیستم‌هایی با دقت و سرعت بالا همچنان ادامه دارد.

---

<sup>۱</sup> Nodule

<sup>۲</sup> Computer-Aided Detection

### ۳-۱ انگیزه‌های توسعه سیستم‌های CAD

با توجه به مباحث فوق در مورد اهمیت بررسی دوره‌ای از لحاظ بیماری‌های ریوی و اینکه تنها روش تشخیصی مطمئن تصویر برداری به صورت CT می‌باشد، دو نکته مهم در ارتباط با آنالیز تصاویر CT وجود دارد:

- گزارشات نشان داده است که در هر بار بررسی تصاویر CT تغییراتی در نتایج حاصل شده است. لذا پیشنهاد می‌شود که حداقل دو یا در شرایط بهتر چهار بار مجموعه تصاویر مورد بررسی و مطالعه قرار گیرند تا اکثر ناهنجاری‌های ریوی شناسایی شوند.
  - با توجه به پیشرفت‌های اخیر در تکنولوژی تصویربرداری به روش CT، حجم اطلاعاتی که باید به صورت بصری مورد مطالعه و بررسی قرار گیرد دائماً روبه افزایش است. لذا بررسی و تفسیر آن‌ها کاری بس دشوار و خسته کننده است. همین امر در بسیاری از موارد منجر به بروز نرخ خطای زیاد و عدم شناسایی ناهنجاری‌های کوچک می‌شود.
- بعلاوه تنظیم نامناسب پارامترهای تصویربرداری (به عنوان مثال میزان دوز اشعه X مورد استفاده، حرکت بیمار هنگام تصویر برداری و ...)، نرخ شناسایی مشکلات ریوی را بیش از پیش کاهش می‌دهد. نتایج مطالعات نشان می‌دهد [۵] نرخ کلی شناسایی نودول‌هایی با ابعاد در محدوده ۷-۱ mm، حدود ۶۳٪ می‌باشد. هرچه ابعاد نودول‌ها کاهش می‌یابد، این نرخ نیز به طرز چشمگیری کم می‌شود به طوری که تنها ۱٪ از نودول‌های با ابعاد کمتر از ۱/۵ mm شناسایی می‌شوند. آنالیز تصاویر CT بیماران مورد مطالعه از نظر سرطان ریه در طول یک بازه زمانی، این نتایج را مبنی بر عدم شناسایی برخی نودول‌ها در تصویربرداری‌های اولیه نشان داده است [۶].

نکات فوق اهمیت سیستم‌های کمکی کامپیوتری را به عنوان ابزار اصلی جهت آنالیز تصاویر CT نشان می‌دهند. مشکل تغییر نتایج در چندین بار مطالعه تصاویر در حوزه‌های دیگر مانند ماموگرافی نیز وجود دارد که هم اکنون استفاده از سیستم‌های کامپیوتری پیشرفته در این حوزه تأثیر بسزایی در تشخیص سرطان سینه در مراحل اولیه داشته و سبب کاهش آمار مرگ و میر ناشی از این سرطان در اروپا و آمریکا گشته است. در هر حال ماموگرافی اولین حوزه‌ای است که چنین سیستم‌هایی در آن بکار گرفته شده و در حوزه‌های دیگر مانند سرطان‌های ریوی، روده بزرگ و ... هنوز مطالعه برای دستیابی به سیستمی با دقت و کارایی بالا، سرعت پردازش مناسب و سادگی پیاده سازی همچنان ادامه دارد. در سال‌های اخیر مطالعات خوبی در حوزه ریه انجام شده که نقش مهمی در بهبود عملکرد رادیولوژیست‌ها داشته است. در فصل آینده تعدادی از این روش‌ها را مورد بازبینی قرار داده، مزایا و معایب هر یک را بررسی می‌کنیم.

بر اساس گزارش‌های [۷] و [۸]، نکاتی که در طراحی سیستم‌های CAD باید مورد توجه واقع شوند عبارتند از:

- نمونه‌هایی که برای توسعه و ارزیابی چنین سیستم‌هایی استفاده می‌شوند باید توسط چندین رادیولوژیست از لحاظ پاتولوژیکی کاملاً مورد مطالعه قرار گرفته باشند.
- نتایج باید به صورت استاندارد اعلام شوند. بدین معنا که تا حد امکان از پایگاه اطلاعاتی واحدی استفاده شود و نرخ خطای تشخیص در کل تصاویر مربوط به یک بیمار گزارش شود. در حال حاضر متأسفانه هیچ پایگاه داده عمومی که قابل دسترس و استفاده همگان باشد در زمینه ریه وجود ندارد و اکثر این مطالعات بر پایه اطلاعات محلی-کلینیکی انجام می‌شود. بعلاوه نرخ خطای روش‌های پیشنهادی بر حسب واحدهای متفاوتی ارائه می‌شوند؛ به عنوان مثال گزارش‌هایی موجود است که نرخ خطا در هر صفحه از مجموعه تصاویر CT مورد بررسی قرار گرفته است؛ که این موارد امکان مقایسه سیستم‌های مختلف با یکدیگر وجود ندارد.

- نمونه‌ها به صورت جامع انتخاب شوند به گونه‌ای که سایر بیماری‌های مربوط به ریه (غیر از سرطان) که سبب بروز خطا در چنین سیستم‌هایی می‌شوند نیز مورد بررسی قرار گیرند و تا حد امکان حساسیت سیستم به این‌گونه موارد کاهش یابد.
- رنج خاصی به عنوان قطر نودول‌های مورد شناسایی تنظیم گردد. به عنوان مثال نودول‌هایی با ابعاد ۳ تا ۳۰ میلی متر، چرا که نودول‌هایی با ابعاد بزرگ‌تر از چشم رادیولوژیست‌ها پنهان نمی‌ماند و کوچک‌تر از این ابعاد نیز اهمیت چندانی ندارد و به ندرت نودول‌هایی با ابعاد کمتر از ۵ mm بدخیم هستند.
- انواع مختلف نودول‌ها مشخص شوند. هرکدام از انواع مختلف آن‌ها مفهوم خاصی داشته و تعیین کننده روش درمانی می‌باشد.
- درجه بدخیمی نودول‌ها مشخص شوند.
- یکپارچه سازی چنین سیستم‌هایی با سیستم‌های ارتباطی و آرشیو پزشکی بیماران

#### ۴-۱ نودول

نودول‌ها، توده‌هایی هستند که از تقسیم بی رویه و غیرقابل کنترل سلول‌های ریوی به وجود می‌آیند. معمولاً بدون هیچ‌گونه عارضه و علامت مشخصه‌ای پدیدار شده و جزو نا هنجاری‌های معمول در ریه‌ها محسوب می‌شوند. لذا اغلب به صورت شانسی و از روی تصاویر اشعه X که به دلایل دیگری از قفسه صدری تهیه می‌شود، شناسایی می‌شوند. ۶۰٪ از نودول‌ها خوش‌خیم هستند و در برخی از مناطق جغرافیایی خاص که عوامل بیماری‌زایی همچون قارچ‌ها که می‌توانند سبب بروز این عارضه ریوی شوند، شیوع دارد این احتمال تا ۹۰٪ افزایش می‌یابد. نودول‌های بدخیم عامل بروز سرطان‌های ریوی هستند که

در این گونه موارد نرخ رشد توده بسیار سریع بوده و پس از مدتی کل بدن را فرا می‌گیرد<sup>۱</sup>. همان‌طور که اشاره شد شناسایی زودهنگام نودول‌ها و بررسی نرخ رشد آن‌ها نقش بسزایی در کاهش احتمال مرگ بیمار خواهد داشت [۹].

در اغلب مواقع ابعاد نودول‌ها کوچک‌تر از ۳ تا ۴ سانتی متر است (از ۶ cm بزرگ‌تر نیستند) و در هر مکانی از بافت ریه می‌توانند پدیدار شوند که همین امر شناسایی آن‌ها را با مشکل مواجه می‌کند. چرا که رادیولوژیست باید کل فضای ریه را مورد بررسی قرار دهد و در سیستم‌های تشخیص اتوماتیک نیز به علت امکان چسبیدگی نودول به رگ‌های خونی، لوله‌های هوایی یا دیواره ریه، فرایند شناسایی دشوارتر می‌شود [۹].

در حالت کلی این توده‌ها را می‌توان به دو گروه کلی تقسیم بندی نمود که عبارتند از :

- توده‌های سخت و توپر<sup>۲</sup>

- توده‌های نیمه سخت و با وضوح کم<sup>۳</sup>

یک نودول ریوی سخت و توپر (غیر غشایی<sup>۴</sup>)، به توده‌ای گفته می‌شود که کاملاً توپر و یکپارچه است. به علت تراکم بیشتر نسبت به سایر بافت‌ها در ریه معمولاً در تصاویر CT با شدت روشنایی بالاتری ظاهر می‌شوند و از نظر شکل ظاهری معمولاً کروی یا تخم مرغی شکل هستند. برخی از این نوع نودول‌ها به غشاء ریه متصل هستند<sup>۵</sup> که از نظر شکل متفاوت و تقریباً به صورت نیم کره می‌باشند.

---

<sup>۱</sup> Metastasis Stage

<sup>۲</sup> Solid Nodule

<sup>۳</sup> Semi-Solid or Ground Glass Opacity (GGO)

<sup>۴</sup> Non-Pleural Nodules

<sup>۵</sup> Juxtapleural Nodules

دسته‌ای دیگر از نودول‌های ریوی دارای ساختاری ترکیبی هستند بدین معنا که بافت ریه در آن‌ها به طور کامل از بین نرفته است بلکه در مناطقی از آن، توده‌های سخت و بسیار بسیار کوچک به صورت خوشه‌های پراکنده وجود دارند. در نتیجه چگالی این نوع گره‌ها نسبت به بافت مجاور خود (بافت اصلی ریه) تفاوت چندانی نداشته و کنتراست پایین‌تری نسبت به گره‌های سخت دارند و معمولاً با اشکال نامنظم بروز می‌کنند.

تقریباً ۷٪ از نودول‌های سخت و توپر بدخیم هستند و نرخ بدخیمی برای نودول‌های نیمه سخت (GGO)، حدوداً ۶۳٪ می‌باشد. بنابراین شناسایی نودول‌های نیمه سخت و بررسی روند رشد آن‌ها اهمیت بیشتری در فرآیند درمانی بیماران دارد [۱۰].

از نظر مکانی، احتمال ظهور نودول‌ها در هر نقطه از ناحیه ریه وجود دارد و در سرتاسر ریه پراکنده‌اند. به لحاظ تشخیصی، آسان‌ترین نوع آن‌ها مواردی هستند که به صورت منفرد در بافت ریه ظاهر می‌شوند و دشوارترین نوع آن‌ها نودول‌هایی هستند که به رگ خونی یا دیواره ریه‌ها چسبیده‌اند. زیرا در این‌گونه موارد به علت مشابهت بافت نودول و رگ‌های خونی یا بافت ماهیچه‌ای از نظر معیار شدت روشنایی، تشخیص مرزهای دقیق نودول بسیار دشوار خواهد بود و از مهم‌ترین مسائلی است که در سیستم‌های CAD همواره مورد توجه قرار می‌گیرد.

در تصاویر ۱-۲ تا ۱-۴ که در پایان این فصل آمده‌اند برخی از انواع نودول‌ها نشان داده شده که موقعیت آن‌ها توسط رادیولوژیست مشخص گردیده است.



## ۵-۱ تعریف مسأله

هدف اصلی در این تحقیق شناسایی نودول‌های ریوی به کمک تکنیک‌های پردازش تصویر می‌باشد. در واقع به دنبال یافتن موقعیت ساختارهای پاتولوژیکی با ویژگی‌های خاص از نظر شکل، ابعاد و تراکم بالاتری از بافت اصلی ریه هستیم که نودول نامیده می‌شوند.

مجموعه تصاویر دو بعدی  $m \times m$  که توسط دستگاه تصویربرداری CT گرفته شده‌اند، یک حجم سه بعدی  $m \times m \times n$  را تشکیل می‌دهند که به عنوان ورودی سیستم CAD در نظر گرفته می‌شوند. مقادیر  $m$  و  $n$  به ترتیب به رزولوشن تصویربرداری و فاصله بین صفحات تصویر (طول محدوده اسکن)، بستگی دارند و معمولاً رزولوشن فضایی در جهت محورهای  $x$  و  $y$  بالاتر از محور  $z$  ها است.

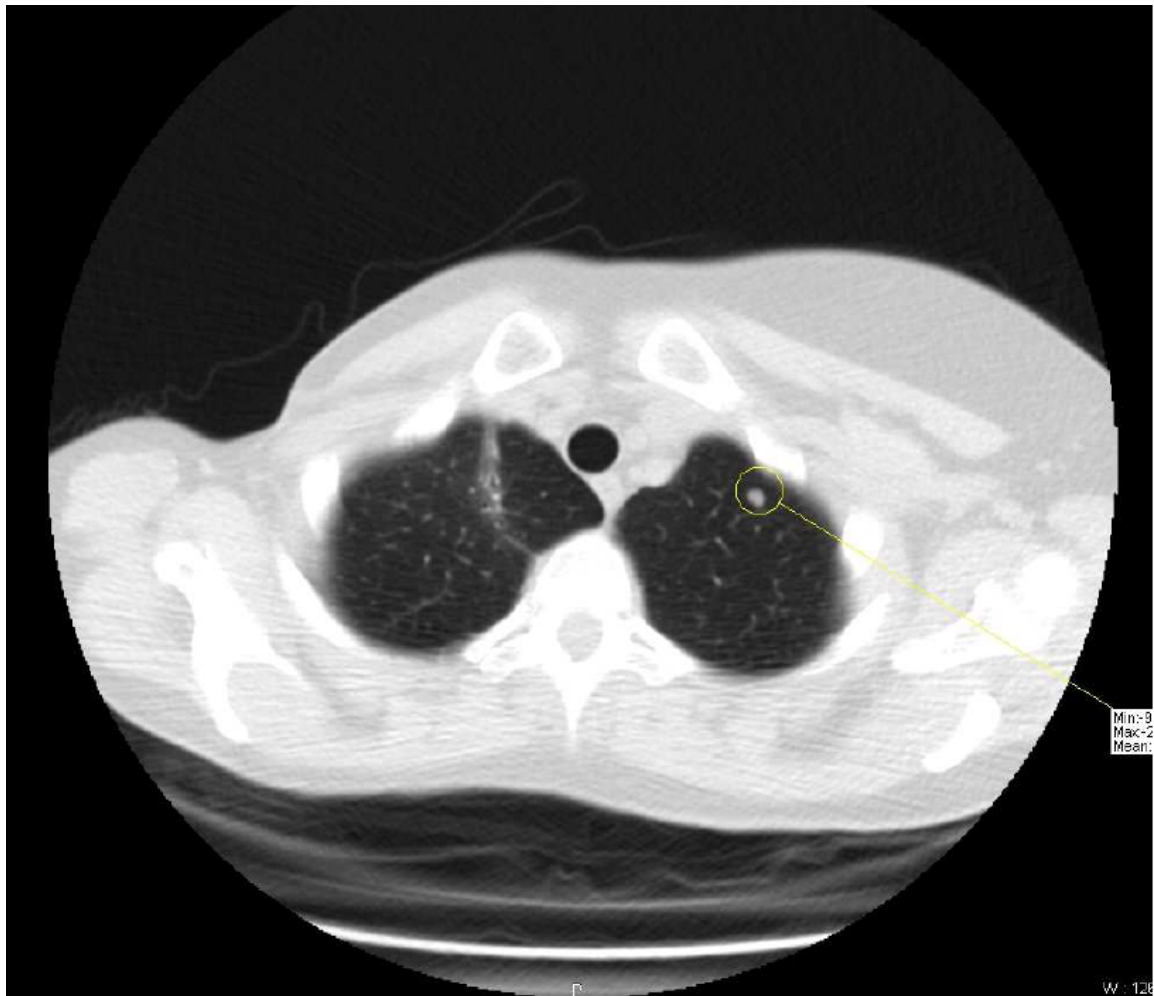
از آنجا که روش ارائه شده در این تحقیق باید قابلیت اجرا در محیط‌های پزشکی-تشخیصی را دارا باشد، سعی می‌کنیم تا حد امکان تمامی ویژگی‌ها و نیازمندی‌های زیر را برآورده نماییم:

- پایین‌ترین نرخ ممکن برای نودول‌هایی که مورد شناسایی واقع نشده اند<sup>۱</sup>.
- مقاوم بودن الگوریتم (نسبت به نویز تصاویر، رزولوشن و ...)
- خروجی و پاسخ‌های مناسب (کم‌ترین خطا در شناسایی نادرست<sup>۲</sup> نودول‌ها در هر حجم)

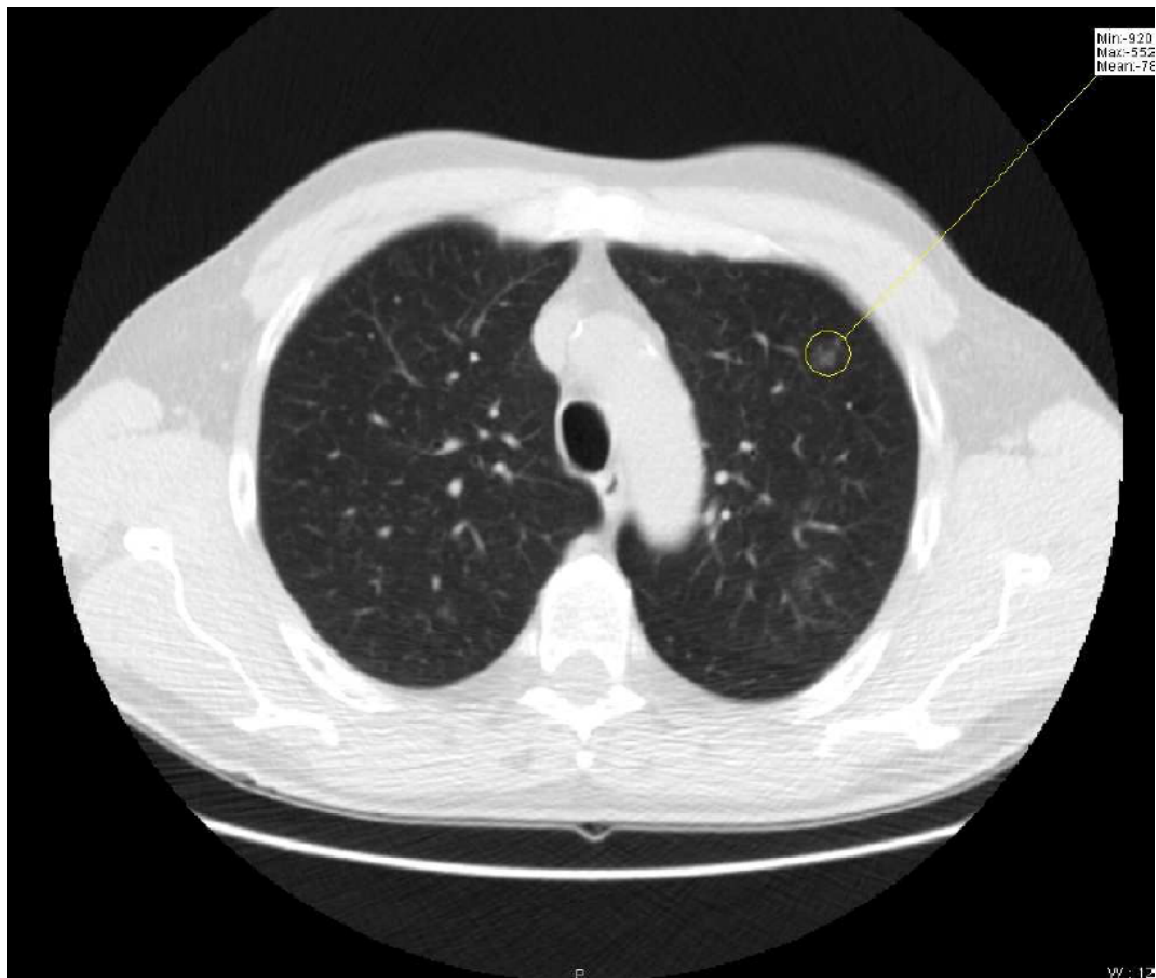
---

<sup>۱</sup> False Negative Nodule

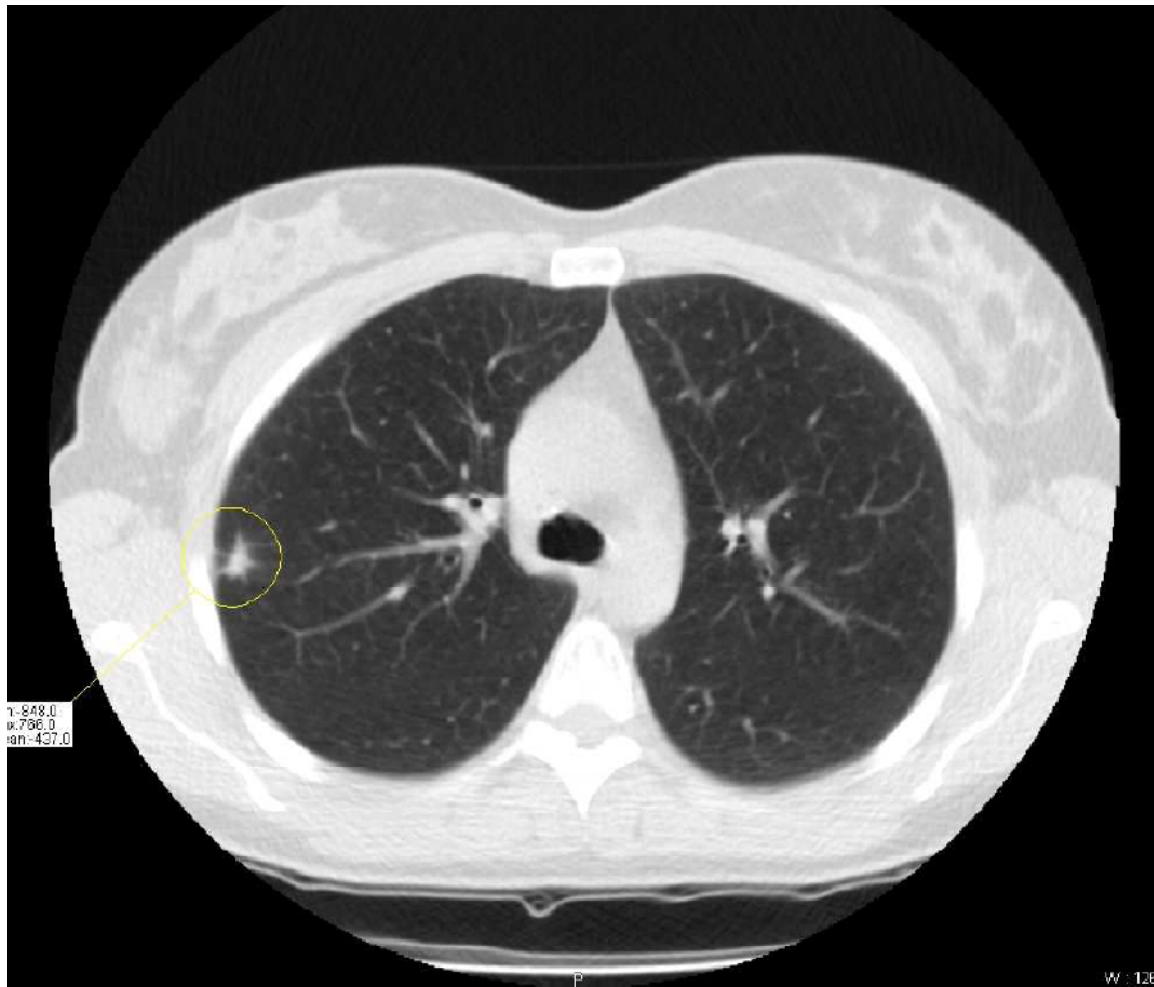
<sup>۲</sup> False Positive Nodule



شکل ۲-۱ تصویر یک نودول از نوع سخت و توپر با مرزهای کاملاً مشخص



شکل ۳-۱ تصویر یک نودول نیمه سخت و شفاف با مرزهای نامنظم و کنتراست کم



شکل ۴-۱ نودول بزرگ از نوع سخت با مرزهای نامنظم و چسبیده به دیواره دیافراگم

۲- مرور

## بررسی سیستم‌های CAD ریوی تا به امروز

شناسایی اتوماتیک نودول‌های ریوی، مسئله ایست که بخش اعظمی از مطالعات در حوزه آنالیز کامپیوتری تصاویر قفسه صدری را تشکیل می‌دهد. تقریباً تمام روش‌های مطرح شده تاکنون بر پایه سه مرحله اساسی می‌باشند:

- جداسازی بافت ریه و حذف موارد ناخواسته از تصاویر
- شناسایی نقاطی از ریه به عنوان کاندیدای نودول<sup>۱</sup>
- کلاس بندی نقاط کاندیدا و جداسازی محتوای نودول‌ها از بافت ریه<sup>۲</sup>

اغلب روش‌های پیشین ارائه شده به خصوص در مراحل جداسازی بافت ریه و شناسایی نقاط کاندیدای نودول، بر مبنای مطالعات دو بعدی صفحات CT پایه ریزی شده‌اند. با توجه به اینکه مطالعه سه بعدی تصاویر اطلاعات بیشتری نسبت به بررسی تک تک صفحات به صورت دو بعدی بدست می‌دهد و تغییرات در راستای محور سوم هم مورد توجه قرار می‌گیرد و همچنین با افزایش چشمگیر سرعت محاسبات کامپیوتری، در سال‌های اخیر اکثر روش‌های ارائه شده مبتنی بر آنالیز سه بعدی اطلاعات می‌باشند. در این بخش برخی از مهم‌ترین روش‌های ارائه شده در این زمینه را بررسی می‌کنیم و با الگوریتم‌های پیشنهادی و مزایا و مشکلات هر یک از آن‌ها بیشتر آشنا می‌شویم.

### ۱-۲ تکنیک‌های دو بعدی

در این بخش ابتدا تکنیک‌های دو بعدی جداسازی بافت ریه از سایر بخش‌های تصاویر CT را بررسی خواهیم کرد و سپس روش‌های مطرح شده جهت شناسایی نودول‌های ریوی را ذکر می‌کنیم.

---

<sup>۱</sup> Nodule Candidate Detection

<sup>۲</sup> Classification & Segmentation

جداسازی بافت ریه و حذف نواحی ناخواسته از تصاویر قفسه صدری، به گونه‌ای که هم از دقت مناسبی برخوردار بوده و هم در برابر تغییراتی مانند نویز، دوز اشعه و تغییرات شدت روشنایی صفحات مختلف مقاوم باشد، اولین و مهم‌ترین بخش در اکثر مطالعات در زمینه تشخیص اتوماتیک بیماری‌های ریوی به ویژه در سرطان، آمفیوزم و یا نمایش سه بعدی جهت اعمال جراحی است. چرا که به وسیله حذف نواحی ناخواسته و جداسازی ناحیه مورد نظر می‌توان تا حد زیادی حجم محاسبات را کاهش داده و در زمان نیز صرفه جویی نمود. از این روش‌های بسیاری در این زمینه مطرح شده‌اند که در اینجا چند نمونه از جدیدترین آن‌ها که دارای ویژگی‌هایی از جمله دقت مناسب، سرعت بالا، سادگی (چه در الگوریتم و چه در پیاده‌سازی) و ... هستند را ذکر می‌کنیم.

همان‌طور که در مقدمه (جدول ۱-۲) ذکر شد و با مشاهده تصاویر نمونه فوق، در می‌یابیم که بافت ریه به دلیل تراکم کمتر نسبت به بافت ماهیچه‌ای و استخوان‌ها به صورت تیره تر ظاهر می‌شوند. از اینرو معیار شدت روشنایی می‌تواند به عنوان اولین و مهم‌ترین معیار در جداسازی بافت ریه از سایر نواحی مورد توجه قرار گیرد.

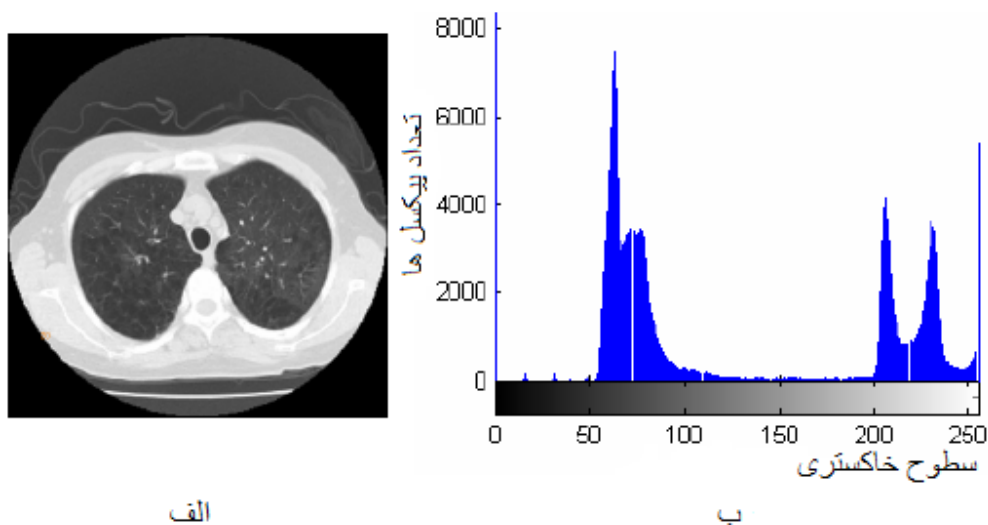
به طور کلی روش‌های موجود جهت جداسازی بافت ریه از سایر نواحی تصویر را می‌توان به سه دسته عمده تقسیم بندی نمود:

- روش‌های بر پایه آستانه گذاری که این سطح آستانه می‌تواند برای تمامی صفحات ثابت باشد و یا به صورت وقتی برای هر صفحه به طور جداگانه تعیین گردد.
- روش‌های بر پایه رشد ناحیه که در آن‌ها یافتن شرط توقف مناسب برای روند رشد بسیار حائز اهمیت است و در آینده در این باره مطالب بیشتری ارائه خواهد شد.

- روش‌های بر پایه دسته بندی که در این دسته از روش‌ها تک تک پیکسل‌ها بررسی شده و کلاس بندی می‌شوند.

این روش‌ها غالباً به خوبی و با نرخ خطای بسیار کم ناحیه ریه را جداسازی می‌نمایند اما نیازمند تعداد زیادی نمونه که نسبتاً از جامعیت خوبی هم برخوردار باشند جهت فرآیند آموزش کلاسه بند می‌باشند. معمولاً مراحل آموزش و استخراج ویژگی مستلزم صرف زمان بسیاری می‌باشد و لذا کاندیدای مناسبی جهت پیاده سازی در سیستم‌های CAD نیستند.

در روش‌های پیشنهادی اولیه فقط از اطلاعات هیستوگرام شدت روشنایی و یک سطح آستانه ثابت جهت جداسازی بافت ریه<sup>۱</sup> در تمامی صفحات تصویر حجمی استفاده می‌شد [۱۱-۱۲]. شکل ۱-۲ تصویر یکی از صفحات CT و هیستوگرام شدت روشنایی متناظر آن را نشان می‌دهد.



شکل ۱-۲ (الف) یکی از صفحات میانی تصویر CT (ب) هیستوگرام شدت روشنایی متناظر تصویر

همان‌طور که مشاهده می‌شود در هیستوگرام تصویر چندین قله وجود دارد که قله‌های متناظر با شدت روشنایی‌های پایین‌تر مربوط به بافت اصلی ریه، نای و نواحی خارج از بدن می‌باشند و قله‌های بخش

<sup>۱</sup> Fixed segmentation threshold



بالایی هیستوگرام متناظر با بافت ماهیچه‌ای، چربی‌ها و استخوان‌ها می‌باشند که فاصله مناسبی از قله‌های پایینی نمودار داشته و به کمک یک سطح آستانه مناسب که میان این قله‌ها انتخاب شوند، می‌توان بافت ریه و سایر مناطق تیره تصویر را جداسازی نمایند [۱۳].

هر چند این روش‌ها بسیار ساده، سریع هستند اما نمی‌توانند به طرز موثر و با دقت مناسبی نواحی خارج از بدن، نای و راه‌های هوایی بزرگ را حذف نمایند. در اکثر مطالعات منتشر شده به این روش هیچ اشاره‌ای به مشکلات فوق نشده است [۱۴-۱۵]. بعلاوه با به‌کارگیری روش فوق نودول‌هایی که به دیواره ریه چسبیده‌اند حذف می‌گردند و عامل بروز خطا در مراحل بعدی جهت شناسایی نودول‌ها می‌گردد. از اینرو دقت روش مزبور پایین بوده و اصلاح نواحی به صورت دستی یا اتوماتیک ضروری می‌باشد.

مشکل دیگری که در انتخاب یک سطح آستانه ثابت وجود دارد این است که ممکن است در اثر تغییراتی مانند نویز، میزان دوز اشعه و ... شدت روشنایی تصاویر تغییر یابند و چنین سیستمی نمی‌تواند در حالت کلی جهت جداسازی بافت ریه از سایر نواحی قابل اعتماد باشد.

با توجه به مزایای این روش، جهت غلبه بر مشکلات فوق در [۱۳] روش آستانه گذاری به صورت وفقی<sup>۱</sup> مطرح گردید. الگوریتم یافتن سطح آستانه مناسب در هر صفحه از تصویر حجمی و به صورت وفقی به شرح زیر است:

- مرحله اول: با توجه به دانش اولیه در مورد تراکم رادیویی مواد مختلف و شدت روشنایی هر یک در تصویر، تخمینی از سطح آستانه مناسب جهت جداسازی مناطق تیره و روشن تصویر را در نظر می‌گیریم.

---

<sup>۱</sup> Adaptive thresholding segmentation

- مرحله دوم: تصویر مورد نظر را با توجه به سطح آستانه تخمینی فوق، ناحیه بندی می کنیم. این کار باعث ایجاد تصویری باینری می شود که پیکسل ها را به دو بخش تقسیم می کند.  $C_1$  شامل تمام پیکسل هایی است که شدت روشنایی آن ها بزرگ تر از سطح آستانه  $T$  است و  $C_2$  شامل پیکسل های با شدت روشنایی کمتر از این سطح آستانه.

- مرحله سوم: محاسبه میانگین شدت روشنایی پیکسل های موجود در هر دو ناحیه  $C_1$  و  $C_2$  که از رابطه ۱-۲ بدست می آیند:

$$\mu_1 = \sum_{i \in C_1} \frac{f(i)}{N_i}, \quad \mu_2 = \sum_{j \in C_2} \frac{f(j)}{N_j} \quad (1-2)$$

- مرحله چهارم: محاسبه سطح آستانه جدید به کمک رابطه ۲-۲ و تکرار مراحل ۲ تا ۴ تا زمانی که اختلاف بین سطوح آستانه بدست آمده در دو تکرار متوالی کوچک تر از حد معینی گردد.

$$T = (\mu_1 + \mu_2) / 2 \quad (2-2)$$

در مرجع [۱۳] علاوه بر اجرای روش فوق، جهت جداسازی بافت ریه و حذف نای نیز پیشنهادی ارائه گردیده است. برای این منظور از تصویر باینری خروجی مرحله قبل استفاده می شود. همان طور که در شکل ۲-۲ مشاهده می شود، ناحیه داخل بدن قابل شناسایی است و در تصویر باینری با رنگ سفید مشخص می گردد. از آنجا که می دانیم ریه ها در داخل بدن واقع هستند، بنابراین به دنبال مرزهایی در داخل بدن هستیم. لذا قوانین زیر جهت یافتن مرزهای ریه در داخل بدن تنظیم و به ترتیب اجرا می شوند:

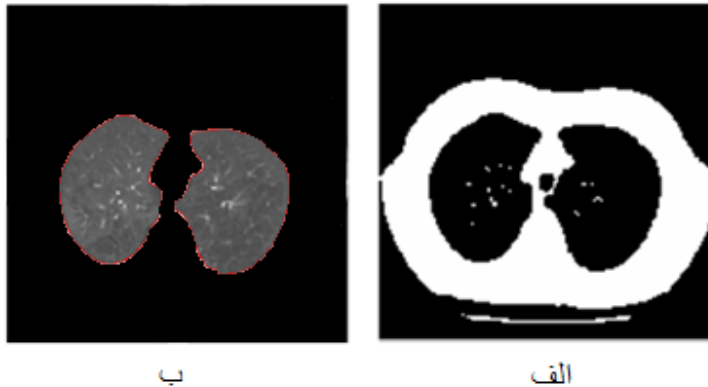
- مرحله اول: نقطه ای به رنگ مشکی در داخل بدن به عنوان نقطه آغازین الگوریتم انتخاب می شود. این نقطه به طور حتم یکی از پیکسل های ریه ها یا نای خواهد بود. برای یافتن مرزهای بافت ریه بدین روش می بایست محل این نقطه به گونه ای انتخاب شود که در

پایین‌ترین و چپ‌ترین وضعیت قرار داشته باشد. زیرا جهت پیش فرض و اولیه برای جستجوی سایر نقاط مرزی ریه‌ها به سمت چپ - بالا است.

- مرحله دوم: پیکسل کنونی یک نقطه از مرزهای ریه است اگر و فقط اگر پیکسل واقع شده در جهت چپ-بالایی آن به رنگ سیاه باشد. در غیر این صورت جهت مورد بررسی را به میزان ۴۵ درجه در راستای حرکت عقربه‌های ساعت چرخانده تا زمانی که یک پیکسل سیاه رنگ یافت شود.

- پیکسل سیاه رنگ فوق را به عنوان نقطه جدید مرزی در نظر گرفته و جهت کنونی مورد بررسی را به میزان ۹۰ درجه در خلاف جهت حرکت عقربه‌های ساعت می‌چرخانیم. سپس روند مشابه فوق را برای سایر نقاط ادامه می‌دهیم تا به نقطه شروع اولیه بازگردیم.

شکل ۲-۲ (ب) نتیجه نهایی روش پیشنهادی فوق را نشان می‌دهد. هر چند در این روش، نای حذف می‌گردد اما این الگوریتم نیز با مشکلاتی مواجه است. مهم‌ترین مشکل که در آن به چشم می‌خورد این است که برای صفحات ابتدایی یا انتهایی تصویر CT که حجم ریه‌ها در آن‌ها کم می‌باشند، قله‌های متناظر با آن‌ها در هیستوگرام بسیار کوچک بوده و همین امر در میانگین‌گیری سبب بایاس شدن سطح آستانه می‌گردد. بطوریکه سطح آستانه نهایی به قله‌های بخش بالایی هیستوگرام نزدیک‌تر شده و لذا به کمک این سطح آستانه نمی‌توان با دقت خوبی ریه‌ها را جداسازی نمود. در فصل آتی درباره این مسئله توضیحات و تصاویر بیشتری را ذکر خواهیم کرد.



شکل ۲-۲ (الف) تصویر باینری حاصل از اجرای آستانه گذاری افقی (ب) یافتن مرزهای بافت ریه به روش فوق و نتیجه نهایی جداسازی

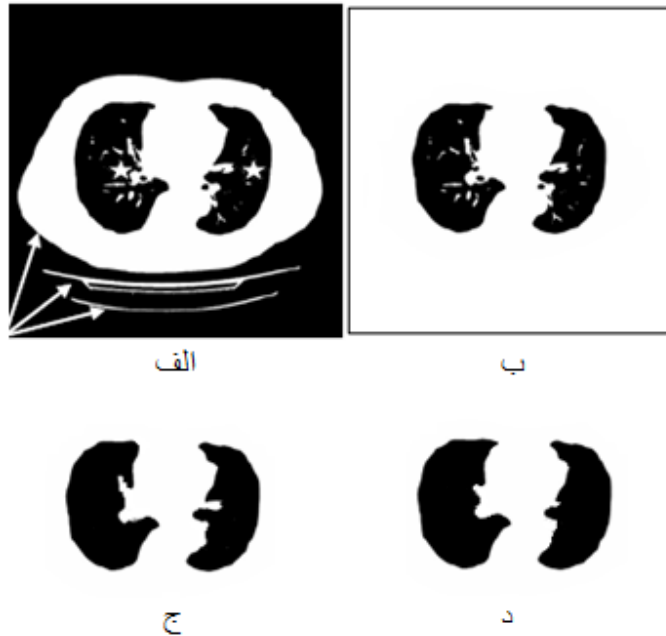
علاوه بر تمامی مشکلاتی که مطرح گردید، هنوز مشکل حذف نودول‌های چسبیده به بافت ریه پابرجا بوده و سبب بروز خطا در مراحل بعدی خواهد شد. در مرجع [۱۶] جهت غلبه نسبی بر این مشکل روشی پیشنهاد شده است که در اینجا بدان اشاره می‌کنیم.

در این روش پس از یافتن سطح آستانه مناسب و ناحیه بندی تصویر به کمک آن (شکل ۲-۳ الف)، جهت حذف موارد ناخواسته خارج از ریه‌ها مانند بدن بیمار، تخت تصویربرداری و ... که در شکل ۲-۳ با فلش مشخص شده‌اند از روش برچسب گذاری و پر کردن نواحی به کمک الگوریتم سیل<sup>۱</sup> استفاده شده است. بدین ترتیب که از اولین پیکسل سیاه رنگ گوشه تصویر آغاز کرده و تمامی پیکسل‌های آن ناحیه را با رنگ سفید پر می‌کنیم (شکل ۲-۳ ب).

سپس جهت حذف موارد ناخواسته در داخل ریه از جمله نواحی مربوط به رگ‌های خونی و هم چنین اصلاح مرزهای ریه‌ها از توابع مورفولوژی استفاده می‌شود. ابتدا توسط عملگر Erosion حفره‌های کوچک

<sup>۱</sup> Region Flood Filling Algorithm

داخل ریه و نا همواری‌های مرزهای آن‌ها را حذف کرده و سپس برای جبران کاهش ابعاد ناشی از عملگر Dilaton استفاده می‌شود. شکل ۲-۳ نتیجه نهایی روش پیشنهادی فوق را نشان می‌دهد.



شکل ۲-۳ (الف) تصویر باینری بدست آمده از آستانه گذاری افقی (ب) نتیجه پر کردن نواحی خارج از بدن به کمک الگوریتم سیل (ج) حذف حفره‌های داخل ریه به کمک Erosion (د) نتیجه نهایی پس از اجرای Dilaton

مرجع [۱۷] روشی کاملاً اتوماتیک جهت جداسازی بافت ریه را ارائه می‌دهد که بر مبنای شش مرحله ساده پایه ریزی شده است. این مراحل به ترتیب عبارتند از:

- ۱- فیلترسازی و حذف پیکسل‌های خارج از حوزه بدن و جداسازی ناحیه بدن بیمار
- ۲- جداسازی اولیه ناحیه ریه به کمک آستانه گذاری افقی<sup>۱</sup> که به صورت محلی بر روی تصاویر دو بعدی اعمال می‌شود.
- ۳- برچسب گذاری پیکسل‌های انتخاب شده به عنوان ریه و حذف نواحی ایزوله و کوچک خارج آن‌ها

<sup>۱</sup> Local Adaptive Thresholding

۴- برچسب گذاری و پر کردن حفره‌های داخلی (به عنوان مثال نودول‌ها و رگ‌های خونی بزرگ)

۵- شناسایی و حذف راه‌های هوایی اصلی و بزرگ (به عنوان مثال نای و نایژه‌های ورودی به ریه)

۶- به دلیل افزایش حجم ریه‌ها در صفحات میانی تصویر CT ممکن است در برخی از موارد دو بخش

ریه به یکدیگر متصل شوند. شناسایی و جداسازی این اتصالات در این مرحله انجام می‌شود.

نکته حائز اهمیت این است که مراحل فوق بسیار کلی و جامع مطرح شده‌اند اما روش‌هایی که جهت پیاده سازی و نیل به این اهداف برگزیده شده نتوانسته بافت ریه را به خوبی و با نرخ خطای کم جداسازی نماید.

در [۱۸] علاوه بر شدت روشنایی به وسیله مدل‌سازی بافت ریه از اطلاعات آناتومیک آن نظیر شکل، سایز مورد انتظار و موقعیت مکانی نواحی مختلف در صفحات مجاور و... نیز جهت جداسازی هرچه بهتر بافت ریه استفاده شده است. با به کارگیری روش فوق در ۸۶٪ موارد بافت ریه با دقت مناسبی استخراج می‌شود اما هنوز نرخ خطا برای مواردی که نیاز به تصحیح به صورت دستی دارند، بالاست [۱۹].

روش دیگری که جهت جداسازی بافت ریه مطرح شده، استفاده از کانتورهای فعال یا مدل مار<sup>۱</sup> است [۲۰-۲۱]. روش‌های مبتنی بر چنین مدل‌هایی به دلیل نیاز به تنظیمات دستی نظیر مشخص کردن مرزهای اولیه توسط کاربر و هم چنین ارائه مدل برای مرزهای ناحیه مورد نظر به عنوان روش‌های نیمه اتوماتیک و با پیچیدگی محاسباتی نسبتاً بیشتری شناخته می‌شوند. در کاربرد جداسازی بافت ریه به دلیل ویژگی‌های خاص این بافت در تصاویر CT حجمی، تلاش‌هایی جهت حذف تنظیمات دستی انجام شده که نمونه‌ای از آن‌ها در [۲۱] گزارش شده است.

---

<sup>۱</sup> Active Contour or Snake Model

مدل مار بر پایه استفاده از کانتورهایی است که بر اساس تابع معیار خاصی، مانند انرژی ناحیه داخلی یا خارجی کانتور، تغییر شکل می‌دهند و در نهایت مرزهای یک ناحیه را شامل می‌شوند. از مدل مار برای شناسایی لبه در تصاویر، ناحیه بندی، مدل‌سازی شکل و ردیابی اشیاء در تصاویر استفاده شده است [۲۲-۲۳-۲۴-۲۵]. در روش پیشنهادی در مرجع [۲۱] جهت حذف انتخاب کانتور اولیه توسط کاربر از تکنیک ناحیه بندی بر اساس تعیین افقی سطح آستانه استفاده شده است تا مرزهای اولیه ریه بدست آید. سپس به کمک مدل مار مرزهای دقیق ریه‌ها شناسایی می‌شوند و بدین ترتیب می‌توان مشکل حذف نودول‌های چسبیده به دیواره ریه را که در تمامی روش‌های مبتنی بر سطح آستانه وجود داشت، برطرف نمود.

در این مدل، مارها همان منحنی‌هایی هستند که تحت اثر نیروهای داخلی و خارجی تغییر شکل می‌یابند و در نهایت در کاربردهای ناحیه بندی به مرزهای شکل مورد نظر ختم می‌شوند. در حال حاضر دو نوع کلی از مدل‌های مار وجود دارند: مدل‌های پارامتریک و مدل‌های هندسی.

در اینجا توضیحات مختصری در مورد مدل پارامتریک مار که جهت جداسازی بافت ریه استفاده شده است را می‌آوریم.

منحنی بسته  $v(s)=[x(s),y(s)]$  به عنوان کانتور اولیه مفروض است. این کانتور جهت مینیمم کردن تابع معیار زیر تغییر شکل می‌یابد:

$$J_{snake}[v(s)] = \oint (J_{int}[v(s)] + J_{img}[v(s)]) ds \quad (۳-۲)$$

که در رابطه فوق،  $J_{int}[v(s)]$  انرژی داخلی منحنی بسته و  $J_{img}[v(s)]$  انرژی بخش‌های خارج کانتور می‌باشند. انرژی داخلی کانتور بصورت مجموع خطی سه رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$E_{spline} = \frac{1}{\gamma} (w_1 \|V_s(s)\|^2 + w_2 \|V_{ss}(s)\|^2) \quad (۴-۲)$$

$$E_{area} = \frac{w_r}{\gamma} \{x(s)y_s(s) - x_s(s)y(s)\} \quad (5-2)$$

$$E_{dist} = w_i \{d_{ave} - ||V_{ss}(s)||\}^2 \quad (6-2)$$

که ضرایب  $w_i$  پارامترهای وزن دهی هستند و میزان کشش و انعطاف پذیری منحنی را تعیین می کنند.  $V_s(s)$  و  $V_{ss}(s)$  نیز بترتیب مشتقات مرتبه اول و دوم  $V(s)$  هستند.  $d_{ave}$  نیز متوسط فاصله بین نقاط کانتور می باشد.

از طرف دیگر انرژی خارجی نیز بر اساس روابط زیر محاسبه می گردد:

$$E_{edge} = -w_e ||\nabla I(x(s, z), y(s, z), z)||^2 \quad (7-2)$$

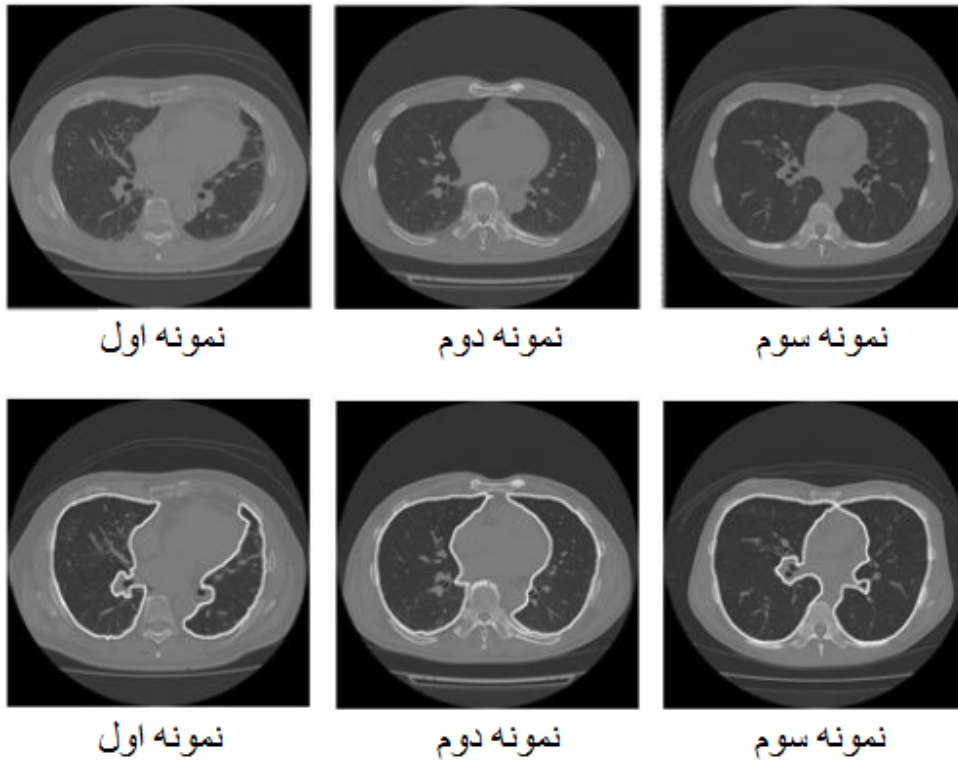
$$E_{term} = -w_t |I_{yy}I_x^2 - 2I_{xy}I_xI_y + I_{xx}I_y^2| \quad (8-2)$$

همان طور که مشاهده می شود تابع انرژی خارجی از تصویر ناشی می شود و لذا از لحاظ ویژگی مورد نظر مانند مرزهای ناحیه، مقادیر کوچک تری به خود می گیرد. تصویر CT داده شده  $I(x, y)$  به صورت تابعی پیوسته از متغیرهای مکانی  $x$  و  $y$  در نظر گرفته شده است. از آنجایی که این روش بر پایه مینیمم کردن انرژی است می توان از هر روش بهینه سازی معمول جهت نیل به این هدف استفاده نمود.

شکل ۲-۴ نتیجه اجرای الگوریتم فوق بر روی تصویر CT نمونه را نشان می دهد. همان طور که مشاهده می شود با وجود دقت بالای این روش در جداسازی بافت ریه، با پیچیدگی محاسباتی نسبتاً زیادی در مرحله پیاده سازی الگوریتم مواجه هستیم و زمان اجرای آن نیز جهت کاربردهای عملی مناسب نمی باشد. در گزارش [۲۶]، از شبکه عصبی به منظور کلاس بندی هر پیکسل از صفحات تصویر استفاده شده است. بدین صورت که برای هر پیکسل از اطلاعات ۴۸ پیکسل مجاور آن؛ همسایگی  $7 \times 7$ ؛ به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده شده است. شبکه عصبی نیازمند به آموزش می باشد و معمولاً فرآیند آموزش مستلزم صرف



زمان زیادی است. بعلاوه داده‌های آموزشی نیز باید تا حد امکان جامع و کامل باشند تا تمامی حالات ممکن را شامل شوند. لذا این روش نیز با مشکلاتی از نظر اجرایی مواجه است.



شکل ۲-۴ ردیف بالا سه نمونه از تصاویر اصلی و ردیف پایین نتایج جداسازی بافت ریه با مدل مار را نشان می‌دهد.

برخی دیگر از روش‌ها مانند [۲۷] از توصیف گر DCT<sup>۱</sup> برای هر پیکسل از تصویر استفاده نموده‌اند. سپس به کمک روش وفقی K-means پیکسل‌ها کلاس بندی و برچسب گذاری شده‌اند. نویسندگان مقاله فوق به منظور دستیابی به تعداد مناسب کلاسترها روشی را ارائه داده‌اند. در الگوریتم پیشنهادی آن‌ها، کلاسترهای با سایز کمتر از یک درصد تعداد پیکسل‌های تصویر حذف می‌شوند. این روش باعث حذف

<sup>۱</sup> Discrete Cosine Transform Descriptor

کلاسترهای کوچک می‌شود که ممکن است در کاربردهای پزشکی نقش مهمی داشته باشند و لذا عامل بروز خطا در نتیجه نهایی جداسازی است.

موفقیت روش‌های جداسازی نواحی مختلف از یکدیگر به توانایی در شناسایی لبه‌ها و میزان تیزی آن‌ها<sup>۱</sup> بستگی دارد. بنابراین روش‌هایی که بر مبنای محاسبه میزان تیزی لبه‌ها عمل می‌کنند و یا روش‌هایی که باعث تقویت آن‌ها در تصاویر می‌شوند، می‌توانند به عنوان کاندیداهای مناسب جهت ناحیه بندی استفاده شوند.

در مرجع [۲۸] از روشی نوین جهت برجسته سازی لبه‌ها و ناحیه بندی تصویر در چندین مقیاس مختلف استفاده شده است. در این گزارش تابع تبدیل نوری (OTF)<sup>۲</sup> ارائه شده است که به کمک آن می‌توان تصویر مورد نظر را در مقیاس‌های مختلف فیلتر نمود. عملکرد آن به گونه‌ای است که با تنظیم پارامترهای فیلتر می‌توان لبه‌های تصویر را با دقت مناسبی استخراج کرد. جهت فیلتر نمودن تصویر بجای کانولوشن در حوزه مکانی، از ضرب در حوزه فرکانس استفاده شده است تا تحلیل عملکرد فیلتر و تنظیم پارامترهای آن به راحتی انجام شود. اما بجای تبدیل فوریه تصویر از تبدیل کسینوسی آن استفاده شده است. نقطه قوت این روش استفاده از تابع تبدیل جدیدی است که از آن جهت فیلتر نمودن تصویر استفاده می‌شود و با تنظیم پارامترهای آن می‌توان هر نوع فیلتر پایین گذر، میان گذر یا بالا گذر را تولید نمود. این تابع از همبستگی متقابل دو تابع  $P_1$  و  $P_2$  که مدلی از سیستم بینایی چشم انسان می‌باشند و در سیستم‌های اپتیکی کاربرد دارند، بدست می‌آید. از اینرو به آن تابع تبدیل نوری گفته می‌شود که از رابطه (۹-۲) بدست می‌آید:

$$OTF_{\Omega}(k_x, k_y) = \iint P_1(x', y') P_2\left(x' + \frac{fk_x}{k}, y' + \frac{fk_y}{k}\right) dx' dy' \quad (9-2)$$

<sup>۱</sup> Edge & Sharpness Detection

<sup>۲</sup> Optical Transfer Function

که در آن  $f$  فاصله کانونی لنزها و  $k$  طول موج نور می باشد.  $P_1$  تفاضل دو تابع گوسی و  $P_2$  تابع ضربه است که با روابط زیر محاسبه می شوند.

$$P_1 = \exp[-a_1(x^2 + y^2)] - \exp[-a_2(x^2 + y^2)] \quad (10-2)$$

$$P_2 = \delta(x, y) \quad (11-2)$$

با جایگذاری روابط (10-2) و (11-2) در (9-2) به روابط زیر خواهیم رسید که از آن‌ها در پیاده سازی این روش استفاده شده است:

$$OTF_{\Omega}(k_x, k_y) = \exp[-\sigma_1(k_x^2 + k_y^2)] - \exp[-\sigma_2(k_x^2 + k_y^2)] \quad (12-2)$$

$$\sigma_1 = a_1 \left(\frac{f}{k}\right)^2, \quad \sigma_2 = a_2 \left(\frac{f}{k}\right)^2 \quad (13-2)$$

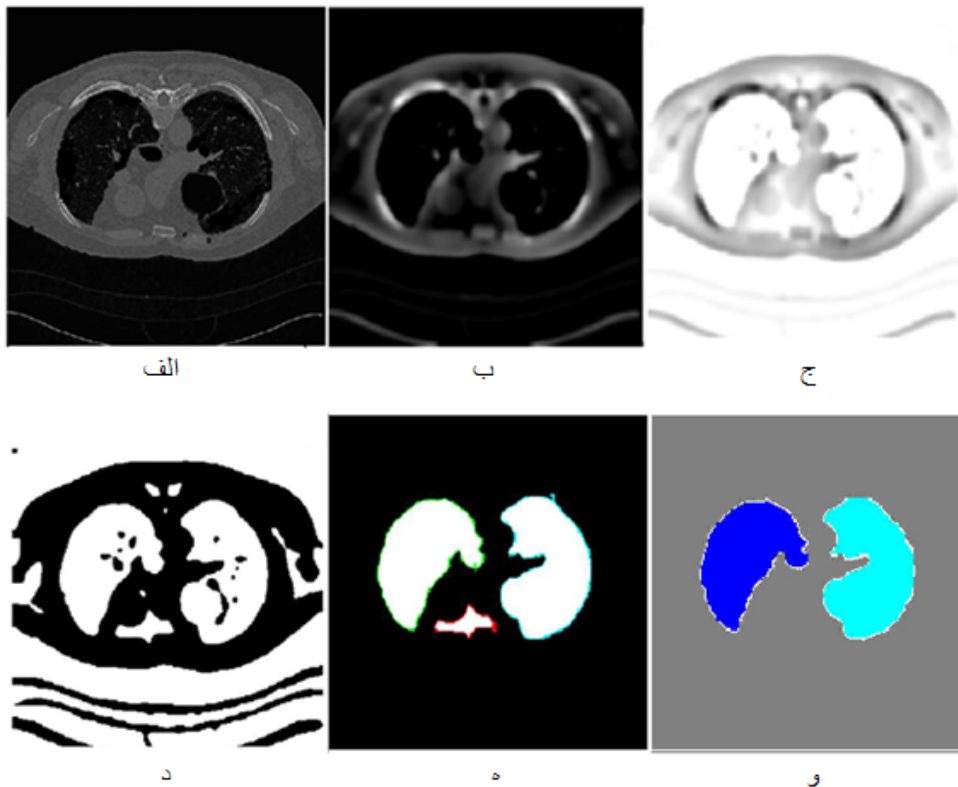
با تنظیم پارامترهای  $\sigma_1$  و  $\sigma_2$  می توان انواع مختلف فیلترها را تولید نمود که برای استخراج لبه ها از فیلتر بالاگذر استفاده می شود.

جهت جداسازی بافت ریه به روش فوق، ابتدا به کمک تابع تبدیل نوری تصویر ورودی فیلتر می‌شود و بدین وسیله لبه‌های موجود در آن تیزتر می‌شوند. سپس شدت روشنایی‌های تصویر خروجی را معکوس کرده تا منطقه ریه جزء پیش زمینه و قفسه سینه و سایر نواحی جزء پس زمینه واقع شوند. سپس به روش آستانه گذاری تصویر باینری تهیه کرده و در نهایت با برچسب گذاری تصویر، حفره‌ها و نواحی کوچک‌تر از تعداد معینی پیکسل حذف می‌شوند. شکل 2-5 نتایج اجرای الگوریتم فوق بر روی یکی از صفحات تصویر CT حجمی را نشان می‌دهد.

همان‌طور که در این شکل مشاهده می‌شود، این روش با وجود سهولت در پیاده سازی با مشکلاتی همراه است. در صفحات بالایی یا پایینی تصویر CT که حجم ریه‌ها به اندازه کافی بزرگ نیستند، در مرحله آخر

و با حذف نواحی کوچک با خطای حذف ریه‌ها مواجه می‌شویم. بعلاوه با مقایسه بین تصویر اصلی و نتیجه نهایی در می‌یابیم که این روش از دقت خوبی برخوردار نبوده و قادر به جداسازی مرزهای دقیق ریه و جداسازی نای نمی‌باشد. همچنین در صورتی که نودول به دیواره ریه چسبیده باشد، به علت تفاوت در شدت روشنایی آن با بافت اصلی ریه، آن را در نتیجه نهایی از دست می‌دهیم. لذا این روش نیز نمی‌تواند به طور کامل جوابگوی مسئله جداسازی بافت ریه باشد و از اینرو نیازمند بررسی سایر روش‌ها هستیم.

در هر حال به کمک هر یک از روش‌های دو بعدی که برخی از مهم‌ترین آن‌ها را مورد بررسی قرار دادیم و یا روش‌های سه بعدی که تعدادی از آن‌ها در آینده ذکر خواهند شد، بافت ریه از سایر مناطق تصویر حجمی CT جداسازی می‌گردد و از این پس پردازش‌های آتی فقط در این ناحیه انجام خواهند شد.



شکل ۲-۵ نتایج مراحل میانی الگوریتم پیشنهاد شده در مرجع [۲۸]

(الف) تصویر اصلی (ب) فیلتر نمودن تصویر به کمک تابع تبدیل نوری (ج) معکوس نمودن نتیجه (د) آستانه گذاری (ه) برچسب گذاری تصویر و پر کردن حفره‌ها (و) نتیجه نهایی

پس از حذف نواحی ناخواسته و جداسازی بافت ریه، این ناحیه به منظور شناسایی نقاط کاندیدای نودول مورد مطالعه و بررسی قرار می‌گیرد. در این مرحله از تکنیک‌های پردازشی داده‌ها در فضای دو و یا سه بعدی استفاده می‌شود. در نهایت پس از شناسایی نقاط کاندیدای نودول اقدام به جداسازی آن‌ها از بافت سالم می‌نماییم. در مرحله جداسازی محتوای نودول‌ها از بافت ریه، معمولاً از روش‌هایی مانند رشد ناحیه<sup>۱</sup> [۲۹]، آستانه گذاری افقی [۳۰-۳۱] و یا کلاسه بندهایی همچون SVM [۳۲-۳۳] استفاده می‌شود. روش‌هایی که جهت شناسایی نقاط کاندیدای نودول مورد استفاده قرار می‌گیرند را می‌توان از دیدگاه دیگری به دو گروه کلی زیر تقسیم نمود.

- روش‌هایی که فقط از اطلاعات شدت روشنایی در صفحه تحت بررسی و یا در حالت کلی‌تر از اطلاعات روشنایی صفحات مجاور نیز استفاده می‌کنند.

- روش‌هایی که از دانش شکل شناسی به صورت دو و یا سه بعدی بهره می‌جویند.

روش‌های اولیه مطرح شده در زمینه شناسایی نودول‌ها از نظر تکنیکی و پیاده سازی بسیار ساده بوده و فقط بر پایه استفاده از اطلاعات شدت روشنایی تصاویر استوار هستند و لذا نرخ خطا در مورد چنین روش‌هایی بسیار بالاست. چرا که به علت مشابهت شدت روشنایی رگ‌های خونی موجود در ریه‌ها با نودول‌ها معمولاً علاوه بر شناسایی و جداسازی نودول‌ها، رگ‌ها نیز انتخاب می‌شوند. بعلاوه این روش‌ها فقط در شناسایی نودول‌های از نوع سخت و توپر به صورت موفق عمل می‌کنند زیرا همان‌طور که در گذشته و در مبحث انواع نودول‌ها بیان شد، نودول‌هایی از این نوع دارای مرزهای مشخص و شدت روشنایی بسیار بالاتری نسبت به بافت اطراف خود هستند. اما نکته حائز اهمیت این است که بر طبق آمارهای ارائه شده بخش اعظمی از نودول‌های از نوع سخت، خوش‌خیم اند. لذا به کمک روش‌هایی که

---

<sup>۱</sup> Region Growing

فقط مبتنی بر شدت روشنایی می‌باشند نمی‌توان نودول‌های نیمه سخت که غالباً نیز بدخیم بوده و از نظر پاتولوژیکی اهمیت بیشتری دارند را شناسایی نمود. از اینرو روش‌های کنونی علاوه بر اطلاعات شدت روشنایی تصاویر، از دانش شکل شناسی نیز بهره برده تا بتوان با نرخ خطای کمتر و دقت بالاتری تمام انواع نودول‌های ریوی را شناسایی نمایند. با این وجود در سال‌های اخیر نیز روش‌هایی در زمینه شناسایی و جداسازی نودول‌های ریوی بر پایه اطلاعات شدت روشنایی تصاویر گزارش شده است [۳۴-۳۵].

در این بخش مروری بر تعدادی از مهم‌ترین روش‌های دو بعدی مطرح شده تا کنون در زمینه شناسایی و جداسازی نودول‌های ریوی خواهیم داشت.

در [۳۵] با استفاده از شدت روشنایی پیکسل‌ها و فیلترهای آنالیز بافت<sup>۱</sup>، نواحی همگن ریه به عنوان نقاط کاندیدای نودول مشخص شده است. در این مقاله پس از جداسازی منطقه ریه، جهت شناسایی نواحی همگن از فیلترهای آنالیز بافت مختلفی در ناحیه مورد نظر استفاده شده که در نهایت از بین تمامی فیلترهای مورد آزمایش فیلتر آنتروپی با ابعاد  $11 \times 11$  به عنوان مناسب‌ترین فیلتر در استخراج نواحی همگن داخل ریه گزارش شده است [۳۵]. آنتروپی معیاری آماری است که میزان تفاوت بین دو توزیع احتمال که در یک فضای نمونه‌ای واقعند را نشان می‌دهد. از اینرو به کمک آن می‌توان نواحی همگن را شناسایی نمود [۳۶]. شکل ۲-۶ (ب) نتیجه اعمال فیلتر آنتروپی جهت جداسازی نواحی همگن تصویر اصلی را نشان می‌دهد.

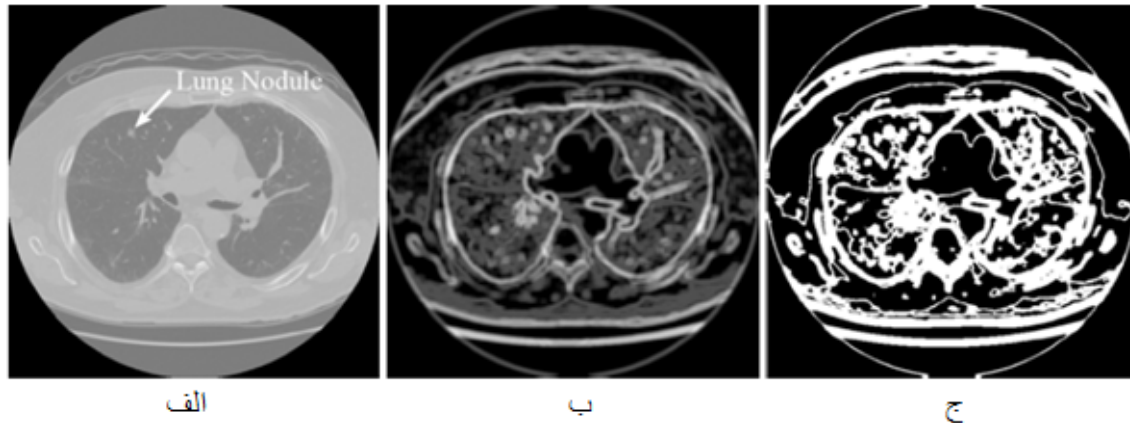
سپس به کمک آستانه گذاری محلی<sup>۲</sup> ماسک باینری جهت شناسایی نواحی کاندیدای نودول ایجاد می‌شود که در شکل ۲-۶ (ج) مشاهده می‌شود. با قرار دادن دو ماسک که یکی از آن‌ها جهت جداسازی بافت ریه می‌باشد (۲-۷ الف)) و از مرحله قبل بدست آمده و دیگری ماسک تولیدی در این مرحله است (۲-۶ ج)، بر

---

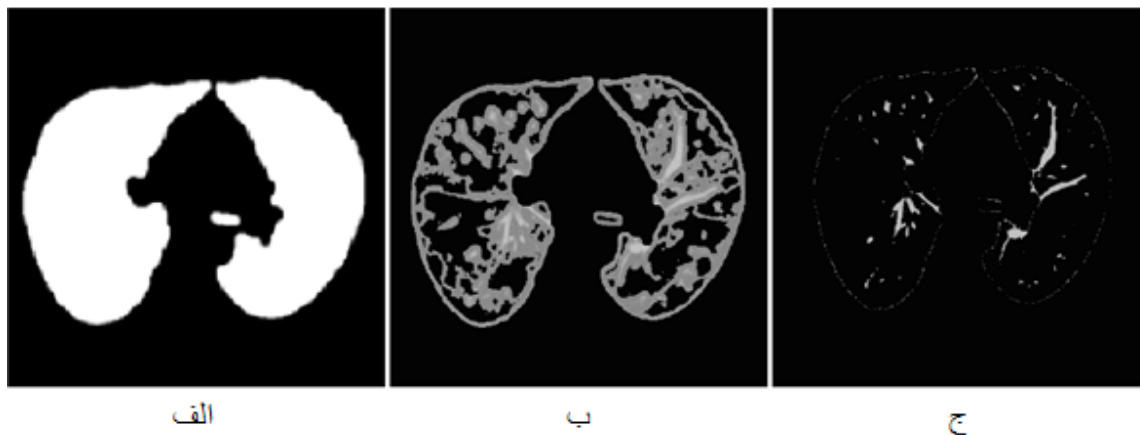
<sup>۱</sup> Texture Analysis Filter

<sup>۲</sup> Local Thresholding

روی تصویر CT اصلی و حذف نواحی زائد با استفاده از یک سطح آستانه مناسب می‌توان نواحی کاندیدای نودول را شناسایی نمود. شکل ۷-۲ نتایج مراحل مطروحه فوق را نشان می‌دهد.



شکل ۶-۲ الف) تصویر CT اصلی (ب) نتیجه حاصل از اعمال فیلتر آنتروپوی بر روی تصویر اصلی (ج) تصویر باینری تولید شده توسط آستانه گذاری محلی



شکل ۷-۲ الف) ماسک بدست آمده جهت جداسازی ریه (ب) نتیجه حاصل از قرار دادن ۲ ماسک ۷-۲ (الف) و ۶-۲ (ج) بر روی تصویر اصلی نمونه (ج) حذف نواحی زائد به کمک آستانه گذاری بر روی تصویر (ب)

اما همان‌گونه که قبلاً نیز ذکر شد، روش‌هایی نظیر الگوریتم فوق که فقط از معیار شدت روشنایی استفاده می‌کنند، از دقت مناسب برخوردار نبوده و نقاط کاندیدای زیادی را در اختیار می‌گذارند که بسیاری از

آن‌ها رگ‌های خونی و غیر نودول هستند. لذا با توجه به این مهم، در ادامه روش‌هایی مطرح خواهند شد که علاوه بر استفاده از ویژگی شدت روشنایی، از اطلاعات شکل هندسی نیز استفاده نمایند.

مرجع [۳۷] یکی از مهم‌ترین مقالات ارائه شده در زمینه شناسایی نودول‌های ریوی است که در بسیاری از گزارش‌های اخیر از این تکنیک استفاده شده است. در این مرجع روشی جهت بهبود نودول‌ها به عنوان مرحله پیش پردازش مطرح شده است. هر چند در گذشته تلاش زیادی در زمینه بهبود و ارتقاء تصاویر CT جهت شناسایی و جداسازی نودول‌ها انجام شده است، اما در اکثر موارد چنین فیلترهایی نه تنها نودول‌ها، بلکه سایر ساختارهای آناتومیک مانند دنده‌ها، رگ‌های خونی و راه‌های هوایی را نیز بهبود می‌دهند. به بیان دیگر چنین روش‌هایی حساسیت بالایی دارند اما از لحاظ میزان اختصاصی بودن برای نودول‌ها ضعیف هستند و همین امر موجب عدم کارایی مناسب چنین فیلترهایی در شناسایی نودول‌های ریوی می‌شود و نرخ خطا در شناسایی آن‌ها را افزایش می‌دهد [۳۷].

در هیچ یک از گزارش‌هایی که قبل از [۳۷] جهت شناسایی نودول‌های ریوی انتشار یافته‌اند از دو معیار میزان حساسیت و میزان اختصاصی بودن نتیجه فیلتر استفاده نشده است. لذا در روشی که در این مرجع ارائه شده است دو فیلتر جهت بهبود نواحی کروی شکل و یا نواحی خطی (به عنوان مثال از فیلتر کروی<sup>۱</sup> برای شناسایی نودول‌ها و از فیلتر خطی<sup>۲</sup> جهت شناسایی رگ‌های خونی)، معرفی می‌گردد تا مناطق با اشکال هندسی خاص به طور جداگانه بهبود یابند. اجرای این فیلترها در مرحله پیش پردازش جهت افزایش دقت و حساسیت در شناسایی نودول‌ها و کاهش نرخ خطای مثبت<sup>۳</sup> بسیار مؤثر است.

نرخ خطا در شناسایی نودول‌های ریوی به دو صورت بیان می‌شود:

---

<sup>۱</sup> Dot filter

<sup>۲</sup> Line Filter

<sup>۳</sup> False Positive Error Rate



- نرخ خطای مثبت

- نرخ خطای منفی

خطای مثبت در این کاربرد به مفهوم شناسایی نقاط نرمال و غیر نودول به عنوان نودول است. در برخی از روش‌ها جهت از دست ندادن نودول‌های ریوی مجبور به پذیرش نرخ زیادی از خطای مثبت می‌شویم که چنین روش‌هایی در مراحل بعدی و به وسیله الگوریتم‌های کلاسه بندی و انتخاب ویژگی‌های مناسبی از مناطق انتخاب شده سعی در حذف نقاط کاندیدای نادرست نودول و کاهش نرخ خطای مثبت می‌نمایند.

از سوی دیگر خطای منفی نیز به مفهوم عدم شناسایی تعدادی از نودول‌های ریوی می‌باشد که در کاربردهای پزشکی کاهش این نرخ خطا اهمیت بیشتری دارد. چرا که با از دست دادن نودول و عدم تشخیص آن سلامتی و جان افراد به مخاطره خواهد افتاد.

از این رو در اغلب روش‌های ارائه شده در مرحله شناسایی نودول‌ها سعی بر آن است که با حداقل نرخ خطای مثبت، تمام نودول‌ها تشخیص داده شوند.

فیلترهای مطرح شده در [۳۷] بر اساس آنالیز مقادیر ویژه ماتریس هسین<sup>۱</sup> و به صورت دو بعدی و یا سه بعدی می‌باشند. از آنجا که چنین سیستم‌هایی باید قادر به شناسایی نودول‌ها با ابعاد مختلف باشند، در این مقاله تکنیک چند مقیاسی ارائه شده است. از اینرو استفاده از فیلترهای گاوسی با واریانس‌های متفاوت جهت هموار سازی تصویر در مقیاس‌های مختلف استفاده شده است.

عملکرد کلی الگوریتم بدین صورت است که پس از فیلتر نمودن تصویر در هر مقیاس، به ازای هر پیکسل ماتریس هسین دو بعدی را که از مشتقات دوم تصویر بدست می‌آید تشکیل داده و با محاسبه مقادیر ویژه

---

<sup>۱</sup> Eigenvalue Analysis of Hessian Matrix

آن، فیلترهای کروی و خطی پیاده سازی می‌شوند. در فصل آینده در مورد این فیلترها و نحوه عملکرد آنها توضیحات بیشتری ذکر خواهد شد.

در [۳۸] روشی مشابه با آنچه در بالا ذکر شد گزارش شده است با این تفاوت که در الگوریتم فوق نیاز است تا واریانس توابع گاوسی با توجه به اندازه نودول‌های قابل تشخیص، توسط کاربر تعیین گردد و سپس از مشتقات جزئی مرتبه دوم تصویر فیلتر شده جهت ایجاد ماتریس هسین استفاده می‌شود. اما در روش جدید مطرح شده از توابع موجک غیر حساس به شیفت<sup>۱</sup> به منظور استخراج مشتقات مرتبه دوم استفاده شده است. با توجه به ویژگی ذاتی توابع موجک دیگر نیازی به دانش اولیه در تعیین مقادیر عددی برای مقیاس‌های مختلف نبوده و فقط کافی است تعداد مقیاس‌های لازم ذکر گردد. لذا مشتقاتی که به روش موجک تولید می‌شوند ماتریس جدیدی را تشکیل می‌دهند که بجای هسین به نام نویسنده مقاله نام گذاری شده است. سایر مراحل و فیلترهای مطرح شده مشابه آنچه در [۳۷] آمده است می‌باشد.

در مرجع [۳۹] از همان روش چند مقیاسی به کمک توابع گاوسی و تشکیل ماتریس هسین استفاده شده است. تنها تفاوتی که نسبت به روش‌های فوق به چشم می‌خورد تغییر معیار سنجش میزان کروییت جهت تشخیص نودول‌ها است و به نوعی تلاش شده تا حساسیت پاسخ الگوریتم نسبت به نواحی کروی شکل در مقایسه با روش‌های قبلی بالاتر باشد. بعلاوه در این روش پس از فیلتر نمودن کلیه صفحات دو بعدی تصویر حجمی CT و تولید نقاط کاندیدا در هر صفحه، با AND کردن نتایج در صفحات مجاور گامی در جهت کاهش نرخ خطای مثبت برداشته شده است.

---

<sup>۱</sup> Shift-invariant Wavelet Transform

یکی دیگر از روش‌های دو بعدی شناسایی نودول‌های ریوی محاسبه معیار همگرایی<sup>۱</sup> برای تک تک پیکسل‌های تصویر می‌باشد [۴۰-۴۱] که در گذشته جهت تشخیص سرطان سینه از آن استفاده شده است [۴۲].

فیلتر CI در حوزه برداری عمل می‌کند بدین معنی که خروجی این فیلتر در هر پیکسل درجه میزان همگرایی پیکسل‌های مجاور به آن پیکسل را نشان می‌دهد. این میزان همگرایی به جهت‌های بردار گرادیان شدت روشنایی در پیکسل‌های مجاور بستگی دارد و جهت بردارها تعیین کننده میزان بزرگی عدد خروجی فیلتر می‌باشد. از آنجا که اندازه بردار گرادیان شدت روشنایی هیچ‌گونه تأثیری در تعیین مقدار خروجی فیلتر مزبور ندارد، خروجی این فیلتر نسبت به نواحی با کنتراست پایین بسیار حساس می‌باشد. همین امر سبب می‌شود تا این الگوریتم به عنوان روشی مناسب جهت شناسایی نودول‌ها به خصوص از نوع نیمه سخت که اهمیت بیشتری دارند مورد استفاده قرار گیرد.

به زبان ساده و مختصر می‌توان عملکرد این فیلتر را بدین صورت بیان نمود که ناحیه‌ای از تصویر دو بعدی انتخاب می‌شود و مقدار خروجی فیلتر در پیکسل وسط ناحیه مورد نظر با الگوریتم زیر محاسبه می‌گردد:

- مرحله اول: محاسبه بردارهای گرادیان شدت روشنایی تصویر در ناحیه مورد نظر. از آنجا که اندازه بردار گرادیان اهمیتی نداشته و فقط جهت آن‌ها در این الگوریتم استفاده می‌شود، می‌بایست این بردارها نرمالیزه گردند.
- مرحله دوم: محاسبه بردارهای مرکز‌گرا در ناحیه فوق و نرمالیزه نمودن آن‌ها.

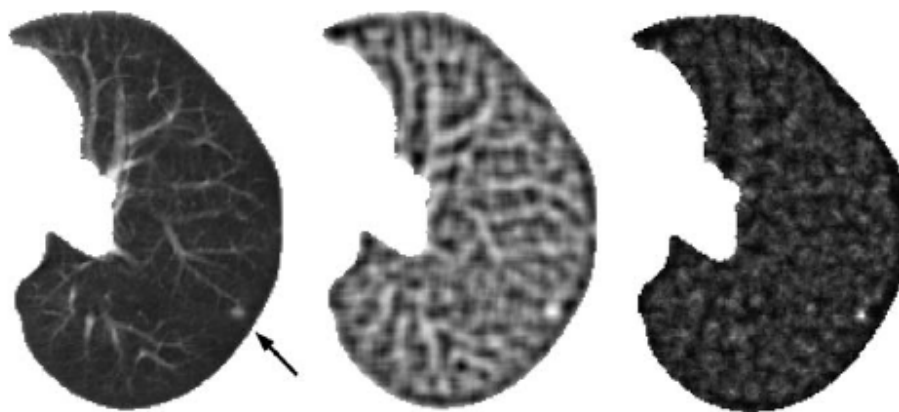
---

<sup>۱</sup> Convergence Index (CI feature)

- مرحله سوم: اندیس همگرایی برای پیکسل وسط ناحیه برابر است با میانگین زاویه بین بردار گرادیان و بردار مرکزگرا در تمام پیکسل‌هایی که در همسایگی آن واقعند.

در مرجع [۴۰] از CI کوانتیزه شده<sup>۱</sup> جهت شناسایی نودول‌های ریوی استفاده شده است. نتایج تجربی نشان داده که فیلتر مزبور پاسخ‌های بسیار مناسب‌تری نسبت به حالت قبل دارد. در واقع در این الگوریتم، مقدار اندیس همگرایی محاسبه شده در روش پیشین با یک سطح آستانه مقایسه می‌شود و ارزش نهایی هر پیکسل از میانگین این مقادیر کوانتیزه شده پیکسل‌های همسایه بدست می‌آید.

نکته حائز اهمیت در روش فوق این است که نیازمند به تعیین سطح آستانه جهت کوانتیزه سازی می‌باشد. همین امر تا حدی از اهمیت و کاربرد آن به عنوان روشی جهت شناسایی نودول‌های ریوی می‌کاهد. در مقاله فوق‌الذکر با در نظر گرفتن مدل بیضوی برای نودول‌ها و محاسبات ریاضی، روشی جهت تعیین این سطح آستانه ارائه شده است تا به کمک آن بتوان با نرخ خطای کمتری نودول‌ها را شناسایی نمود. در شکل ۲-۸ خروجی فیلترهای CI و QCI با یکدیگر مقایسه شده‌اند.



شکل ۲-۸ نمونه‌ای از خروجی فیلترهای CI و QCI. تصویر سمت چپ: ریه راست یکی از صفحات دو بعدی که نودول موجود در آن به وسیله فلش مشخص شده است. تصویر میانی: خروجی فیلتر CI تصویر سمت راست: خروجی فیلتر QCI با سطح آستانه  $20^\circ$

<sup>۱</sup> Quantized Convergence Index

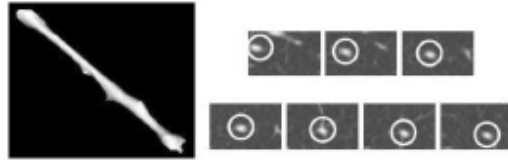
همان‌طور که در تصاویر فوق مشاهده می‌شود، با تنظیم سطح آستانه مناسب در الگوریتم QCI پاسخ مناسب‌تری جهت شناسایی نودول‌های ریوی خواهیم داشت.

## ۲-۲ تکنیک‌های سه بعدی

در بخش قبل برخی از مهم‌ترین روش‌های دو بعدی در مراحل جداسازی بافت ریه به عنوان ناحیه مطلوب جهت مطالعه و شناسایی نقاط کاندیدای نودول ارائه شد. در تمامی روش‌های فوق‌الذکر، در هر لحظه فقط از اطلاعات یکی از صفحات دو بعدی تصویر CT استفاده می‌شود. از اینرو نمی‌توان به طور مؤثر از اطلاعاتی نظیر میزان تغییرات و جابه‌جایی بافت‌ها از لحاظ مکانی نسبت به یکدیگر و همچنین اطلاعات پیکسل‌های همسایه که در صفحات مجاور قرار دارند جهت دستیابی به اهداف فوق استفاده نمود.

یکی از مهم‌ترین عوامل بروز خطا در مرحله شناسایی نودول‌های ریوی، حضور رگ‌های خونی می‌باشد که به علت تشابه با نودول‌ها در معیار شدت روشنایی باعث افزایش خطای مثبت می‌گردد. اما با استفاده از اطلاعات سه بعدی می‌توان تا حدی از این مشکل کاست.

مدل استوانه‌ای شکل به عنوان مدلی مناسب برای رگ‌های خونی در نظر گرفته می‌شود. بنابراین احتمال آنکه در تعدادی از صفحات تصویر CT، مقطع دایروی شکل این استوانه مشاهده گردد وجود خواهد داشت که همین امر سبب بروز خطا در الگوریتم‌های شناسایی دو بعدی می‌باشد. در تکنیک‌های سه بعدی به دلیل بررسی اطلاعات در راستای اسکن بدن بیمار، موقعیت رگ‌ها در صفحات مجاور از لحاظ مکانی جابجا می‌شود در حالی که موقعیت مکانی نودول‌ها ثابت باقی می‌ماند. شکل ۲-۹ جابجایی و تغییر موقعیت مکانی رگ در چندین صفحه متوالی از تصویر CT را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود نواحی کروی شکلی در هر یک از صفحات وجود دارد که در روش‌های دو بعدی به عنوان کاندیدای نودول شناسایی می‌شوند اما در بررسی سه بعدی اطلاعات می‌توان به راحتی آن‌ها را حذف نمود.



شکل ۲-۹ نمونه‌ای از ناحیه کروی شکل متحرک جهت تشخیص رگ شکل چپ: نمای سه بعدی از رگ خونی جداسازی شده شکل راست: نمای دو بعدی هر مقطع از رگ در صفحات متوالی تصویر

همان‌طور که در بخش مقدمه و در بررسی انواع نودول‌ها اشاره گردید، برخی از نودول‌ها به رگ‌های خونی چسبیده‌اند که فرآیند شناسایی و جداسازی آن‌ها همواره با مشکلاتی همراه است. از جمله مواردی که به کمک تکنیک‌های دو بعدی قادر به شناسایی آن‌ها نبوده و سبب بروز خطا می‌شوند، می‌توان به عدم تفکیک این نوع از نودول‌ها در مقایسه با محل انشعاب رگ‌های خونی اشاره کرد. شکل ۲-۱۰ نمونه‌ای از ابهام و عدم کارایی روش‌های دو بعدی جهت شناسایی و تفکیک بین محل انشعاب رگ خونی با نودول چسبیده به رگ را نشان می‌دهد.

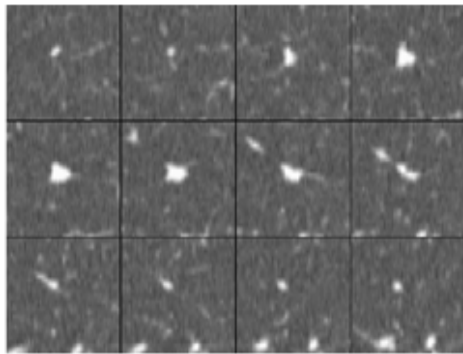
آنچه که از توضیحات فوق بر می‌آید این است که در نظر گرفتن اطلاعات موجود در بعد سوم و استفاده مناسب از آن‌ها می‌تواند تا حد زیادی از بروز خطا در نتیجه نهایی کاسته و سبب افزایش دقت سیستم شود. اما باید توجه داشت که این افزایش دقت با افزایش پیچیدگی محاسبات و زمان اجرای الگوریتم همراه است و باید مصالحه‌ای بین این پارامترها وجود داشته باشد، به گونه‌ای که سیستم تشخیص سرطان ریه با دقت مناسب، سرعت بالا و سهولت در پیاده سازی همراه باشد.

با توجه به توضیحات فوق، در این بخش برخی از روش‌های اخیر در زمینه جداسازی ناحیه ریه و سپس روش‌هایی جهت شناسایی نودول‌ها به صورت سه بعدی ارائه می‌گردد.

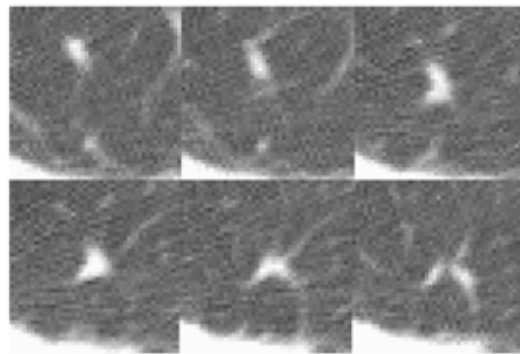
در مرجع [۴۳] استراتژی کلاس بندی سلسله مراتبی برای هر پیکسل فضایی دنبال می‌شود و شامل سه

مرحله اساسی است:

- مرحله اول: جداسازی ناحیه قفسه سینه از سایر نواحی تصویر
- مرحله دوم: تجزیه ناحیه قفسه سینه به دو بخش بدن و ریه‌ها به روش تجزیه مواد<sup>۱</sup>
- مرحله سوم: شناسایی و حذف راه‌های هوایی اصلی (نای و نایژه‌ها)



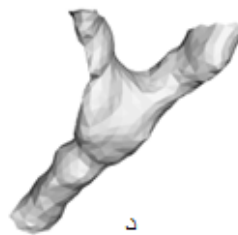
الف



ب



ج



د

شکل ۲-۱۰ نمونه‌ای از نواحی کاندیدای نودول به کمک روش‌های دو بعدی که می‌بایست از یکدیگر تفکیک شوند (الف) تصاویر نودول چسبیده به رگ (ب) تصاویر محل انشعاب رگ خونی ریوی (ج) و (د) نتایج نمایش سه بعدی متناظر که از آستانه گذاری بر روی تصاویر با سطح آستانه HU -۴۰۰ بدست آمده است.

<sup>۱</sup> Material Decomposition

روشی که در مقاله فوق گزارش شده است تفاوت‌های بسیاری با دیگر روش‌های پیشین دارد و بر اساس اصل پرتونگاری انرژی دوگانه<sup>۱</sup> می‌باشد [۴۴-۴۵]. در این روش از علم تجزیه مواد به منظور ایجاد مدلی ساده از آناتومی بدن بیمار استفاده می‌شود. این مدل ساختارهای آناتومیک بدن را بر حسب ترکیب مواد و خواص فیزیکی آن‌ها توصیف می‌کند. بعلاوه بجای استفاده از یک سطح آستانه، از دو سطح جهت جداسازی ناحیه ریه استفاده می‌کند.

در واقع با در نظر گرفتن اصول عملکرد دستگاه‌های تصویر برداری CT و نحوه تشکیل تصویر با توجه به میزان دوز اشعه X تابانده شده، مقدار شدت روشنایی مورد انتظار برای هر ماده در تصویر خروجی بر حسب واحد HU تخمین زده می‌شود.

با توجه به اصول فوق و علم تجزیه مواد، مقدار شدت روشنایی هر ماده در تصویر خروجی را می‌توان با احتساب شرایطی به صورت ترکیب خطی از مقدار شدت روشنایی دو ماده دیگر در نظر گرفت.

$$\begin{cases} N_i H_{\xi} = N_1 H_{\alpha} + N_2 H_{\beta} \\ N_1 + N_2 = N. \end{cases} \quad (14-2)$$

که در این رابطه  $H_i$  شدت روشنایی ماده  $i$  و  $N_j$  تعداد کل پیکسل‌های فضایی مربوط به ماده  $j$  می‌باشد. در این روش فرض می‌شود ساختارهای اصلی که در ناحیه قفسه سینه یافت می‌شوند را می‌توان به موادی که در جدول ۱-۲ که در بخش مقدمه ذکر شده تجزیه نمود.

با توجه به تئوری فوق، جهت جداسازی ناحیه داخل بدن از فضای خارج و هم چنین جداسازی ریه‌ها از سایر نواحی داخل قفسه سینه، از دو سطح آستانه متفاوت استفاده می‌شود که این مقادیر از تجزیه مواد تشکیل دهنده هر ناحیه بدست می‌آید [۴۳].

---

<sup>۱</sup> Principle of Dual-energy Radiography



در جداسازی بافت ریه از سایر نواحی تصویر از روش‌های آماری نیز استفاده شده است [۴۶-۴۷]. با وجود اینکه این روش‌ها از دقت بسیار بالایی برخوردارند، از مشکل الگوریتم‌های پیچیده و صرف زمان بسیار در اجرای آن‌ها نمی‌توان صرف نظر کرد و همین امر از کارایی چنین روش‌هایی در کاربردهای عملی می‌کاهد. جداسازی دقیق بافت ریه همواره با مشکلاتی همراه است؛ زیرا رگ‌های خونی ریوی (سرخرگ‌ها و سیاهرگ‌ها)، نودول‌ها، نایژه و نایژک‌ها از نظر شدت روشنایی بسیار مشابه بافت‌های قفسه سینه هستند. بنابراین نمی‌توان تنها بر اساس معیار شدت روشنایی بافت ریه را به دقت جداسازی نمود، بلکه برای حفظ جزئیات ناحیه ریه باید به ارتباط مکانی پیکسل‌ها نیز توجه شود. در مرجع [۴۶] جهت توصیف تصاویر CT و ارتباط بین پیکسل‌های فضایی از مدل تصادفی مارکوف-گیبس<sup>۱</sup> استفاده شده است. جهت تعیین دقیق‌تر مرزهای ناحیه ریه، تابع توزیع احتمال داده‌های هر ناحیه به طور دقیقی به کمک ترکیب خطی از توابع گاوسی گسسته با مؤلفه‌های مثبت و منفی تخمین زده می‌شود.

مهم‌ترین مزیت الگوریتم‌های مبتنی بر ویژگی‌های آماری که در آن‌ها ارتباط بین پیکسل‌های تصویر حجمی مورد توجه قرار می‌گیرد و تابع توزیع شدت روشنایی را مدل‌سازی می‌کنند این است که در این روش‌ها بر هر ناحیه غیر همگن موجود در نواحی غلبه می‌شود و در نتیجه از دقت بالاتری در جداسازی ریه‌ها برخوردارند. این امر به خصوص در مواقعی که ریه‌ها وضعیت غیر عادی دارند و بخشی از آن‌ها به دلیل بیماری دست خوش تغییر می‌شود به گونه‌ای که ناحیه‌ای غیر همگن نسبت به بافت سالم در آن‌ها به وجود می‌آید، بیشتر اهمیت می‌یابد. چرا که روش‌هایی که فقط بر پایه شدت روشنایی عمل می‌کنند، در این مواقع با شکست و خطای بسیاری همراهند.

---

<sup>۱</sup> Markov-Gibbs Random Field Model

روند جداسازی ناحیه ریه از سایر نواحی تصویر حجمی CT بدین صورت است که در ابتدا به کمک الگوریتم MEM<sup>۱</sup> تقریبی از تابع توزیع احتمال نواحی مختلف که از منحنی هیستوگرام تصویر حجمی حاصل شده، بدست می‌آید که بر اساس مجموع تعدادی از توابع گاوسی مثبت و منفی می‌باشد. آنچه این روش را نسبت به روش تخمین تابع چگالی احتمال به کمک مدل مخلوط گاوسی<sup>۲</sup> متمایز می‌کند حضور مؤلفه‌های مثبت و منفی گاوسی می‌باشد. در مدل مخلوط گاوسی تمام مؤلفه‌ها مثبت هستند و لذا همین تفاوت سبب افزایش دقت الگوریتم پیشنهادی فوق در مدل‌سازی تابع چگالی احتمال گردیده است. سپس به کمک مدل تصادفی مارکوف-گیبس و در فرآیندی تکراری، این تخمین اولیه بهبود می‌یابد و منجر به شناسایی مرزهای دقیق ناحیه ریه می‌شود.

شکل ۲-۱۱ نحوه جداسازی ناحیه ریه بر اساس الگوریتم فوق را نشان می‌دهد که در آن ارتباط مکانی پیکسل‌های فضایی با یکدیگر و هم‌چنین روند تخمین تابع چگالی احتمال نواحی مختلف به کمک مؤلفه‌های گاوسی مثبت و منفی به تصویر کشیده شده است.

در مرجع [۴۷] از روشی کاملاً مشابه با روش بیان شده در بالا استفاده شده است. تنها تفاوت بین این دو گزارش این است که در [۴۷] از تکنیک گراف کات<sup>۳</sup> به عنوان الگوریتم بهینه‌سازی جهت یافتن بهترین نتیجه ناحیه بندی تصاویر که تابع انرژی خاصی را مینیمم کند، استفاده شده است. در این تابع انرژی از مدل‌های تصادفی مارکوف-گیبس و مدل توابع گاوسی مثبت و منفی به صورت توأم استفاده شده است.

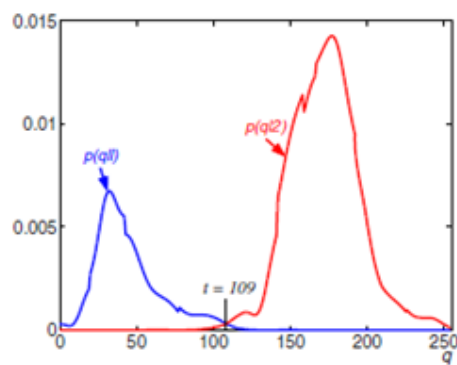
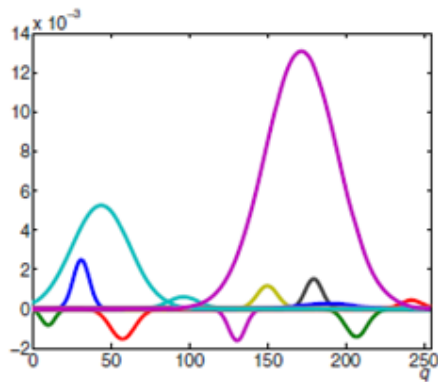
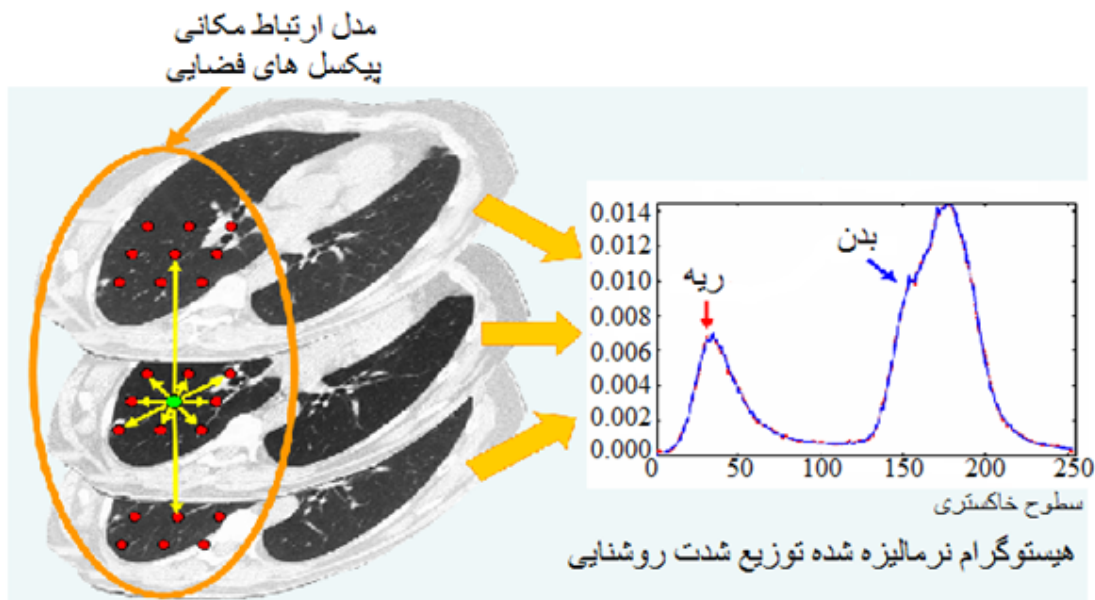
در الگوریتم گراف کات می‌بایست تعدادی از پیکسل‌های فضایی به عنوان هسته اولیه از ناحیه مورد نظر و تعدادی دیگر از ناحیه پس زمینه توسط کاربر انتخاب شوند که همین امر یکی از نقاط ضعف آن بشمار می‌آید. اما در الگوریتم مطرح شده در مرجع فوق نیازی به تعامل با کاربر وجود ندارد. چرا که تفاوت

<sup>۱</sup> Modified Expectation Maximization (MEM)

<sup>۲</sup> Gaussian Mixture Model (GMM)

<sup>۳</sup> Graph cut Algorithm

بسیاری بین شدت روشنایی ناحیه ریه و سایر نواحی بدن وجود دارد که توسط یک سطح آستانه تقریبی می‌توان این نقاط اولیه را به صورت اتوماتیک برای الگوریتم تعیین نمود.



شکل ۲-۱۱ تصویر بالا مدل ارتباط مکانی پیکسل‌های فضایی به کمک تابع تصادفی مارکوف-گیس تصاویر پایین: مراحل تخمین تابع توزیع احتمال تصویر حجمی به کمک توابع گاوسی مثبت و منفی و تعیین بهترین سطح آستانه

پس از مروری مختصر بر روی روش‌های جداسازی بافت ریه به صورت حجمی، در این بخش برخی از روش‌های مبتنی بر آنالیز سه بعدی تصاویر CT در زمینه شناسایی نودول‌های ریوی را مطرح می‌کنیم.

یکی از مهم‌ترین و پرکاربردترین روش‌های سه بعدی موجود در زمینه شناسایی نودول‌های ریوی استفاده از شکل هندسی آن‌ها می‌باشد. مدلی که برای نودول‌ها ارائه شده است به صورت کروی می‌باشد. از آنجا که سطح نودول‌ها هموار نیست و در برخی موارد شکل منظمی ندارند، با استفاده از روش‌های هموارسازی نظیر فیلترهای گاوسی، تصویر حجمی را در مقیاس‌های مختلف هموار می‌کنند و به کمک الگوریتم‌های شکل شناسی سعی در شناسایی نواحی کروی شکل تصویر دارند.

روش‌های مبتنی بر شکل شناسی را می‌توان به دو دسته کلی تقسیم نمود:

- روش‌های مبتنی بر آنالیز سطح از طریق مطالعه پارامتر میزان خمش<sup>۱</sup> در سطح رویه اجسام مختلف

- روش‌های مبتنی بر آنالیز مقادیر ویژه ماتریس هسین سه بعدی که نشان دهنده جهت و میزان کشیدگی شیء مورد نظر در فضا می‌باشد.

یکی از ساده‌ترین روش‌هایی که جهت شناسایی شکل هندسی یک ناحیه از فضا گزارش شده است استفاده از اطلاعات سطوح هم تراز، سطوح فضایی که تمامی نقاط آن‌ها از لحاظ معیاری خاص مانند شدت روشنایی مشابه هستند، می‌باشد. با تشکیل سطوح هم تراز از لحاظ معیار شدت روشنایی<sup>۲</sup> در تصاویر حجمی و بررسی پارامتر میزان خمش در این سطوح می‌توان شکل هندسی نواحی مختلف تصاویر را شناسایی نمود. جهت بررسی شکل هندسی سیگنال‌های تک بعدی فقط نیازمند به دانستن پارامتر خمش و تغییرات آن در طول سیگنال هستیم که این پارامتر در هر نقطه از سیگنال به کمک بردار نرمال و بردار مماسی در آن نقطه قابل محاسبه است. حال آنکه جهت توصیف و یا مطالعه شکل هندسی سطوح

---

<sup>۱</sup> Curvature Parameter

<sup>۲</sup> Iso-intensity Surface

هم تراز به دو پارامتر خمش که به نام پارامترهای خمش اصلی<sup>۱</sup> سطح شناخته می‌شوند، نیاز است. میزان خمش در هر نقطه از سطح و در جهت‌های مختلف قابل محاسبه است [۴۸]. پارامترهای خمش اصلی و جهت‌های آن‌ها در هر نقطه از سطح برابر با جستجوی جهاتی است که میزان خمش در آن‌ها اکسترمم باشد.

به دلیل حجم اطلاعات بسیار زیاد تصاویر CT ریوی، تشکیل و بررسی سطوح هم تراز به ازای تمامی پیکسل‌های تصویر حجمی مستلزم صرف زمان بسیاری است و عملاً امری ناممکن می‌باشد. لذا می‌بایست به کمک روش‌های دیگری و بدون نیاز به تشکیل این سطوح هم تراز، شکل هندسی نواحی مختلف تصاویر مورد مطالعه و بررسی قرار گیرد.

حاصل ضرب مقادیر پارامترهای خمش اصلی به نام خمش گاوسی<sup>۲</sup> و میانگین آن‌ها به عنوان خمش میانگین<sup>۳</sup> نام‌گذاری می‌شود. با استفاده از مشتقات جزئی می‌توان مقادیر خمش گاوسی و میانگین را محاسبه نمود [۴۹]. با تعیین علامت این دو پارامتر از هر سطح می‌توان هشت نوع شکل پایه در علم شکل شناسی را شناسایی نمود. بعلاوه با اندکی محاسبات ریاضی می‌توان مقادیر پارامترهای خمش اصلی در هر نقطه از سطوح را نیز به کمک خمش‌های گاوسی و میانگین محاسبه نمود. بنابراین می‌توان بدون تشکیل سطوح هم تراز، شکل هندسی هر ناحیه از تصویر حجمی را مورد مطالعه قرار داد.

در مرجع [۴۹] پس از فیلتر نمودن تصویر حجمی در مقیاس‌های مختلف جهت هموار کردن تصویر و حذف نقاطی از تابع شدت روشنایی  $I(x,y,z)$  که مشتق پذیر نیست (به عنوان مثال حذف لبه‌های تیز که مشتق در آن‌ها دارای پیوستگی نمی‌باشد)، مقادیر خمش گاوسی و میانگین به کمک مشتقات جزئی محاسبه می‌گردند و شکل هندسی نواحی مختلف تصویر توسط جدول ۱-۲ بدست می‌آید.

<sup>۱</sup> Principal Curvature of surface

<sup>۲</sup> Gaussian Curvature

<sup>۳</sup> Mean Curvature

جدول ۱-۲: تعیین شکل هندسی هر سطح به کمک تعیین علامت پارامترهای خمش گاوسی (K) و خمش میانگین (H)

پارامترهای رویه	برچسب توپوگرافی
$K > 0$ , $H < 0$	قله
$K > 0$ , $H > 0$	چاله
$K = 0$ , $H < 0$	ناودانی بیرون
$K = 0$ , $H > 0$	ناودانی داخل
$K < 0$ , $H > 0$	زین اسبی از داخل
$K < 0$ , $H < 0$	زین اسبی از خارج
اندازه گرادیان مخالف صفر باشد	سراسیمیها

در جدول فوق، سطح تراز که رویه‌ای مسطح و تراز با سطح افق می‌باشد، ذکر نشده است. در این حالت خاص مقادیر هر دو پارامتر خمش گاوسی و میانگین برابر صفر هستند. شکل ۱۲-۲ حالات مختلف جدول فوق را نشان می‌دهد.

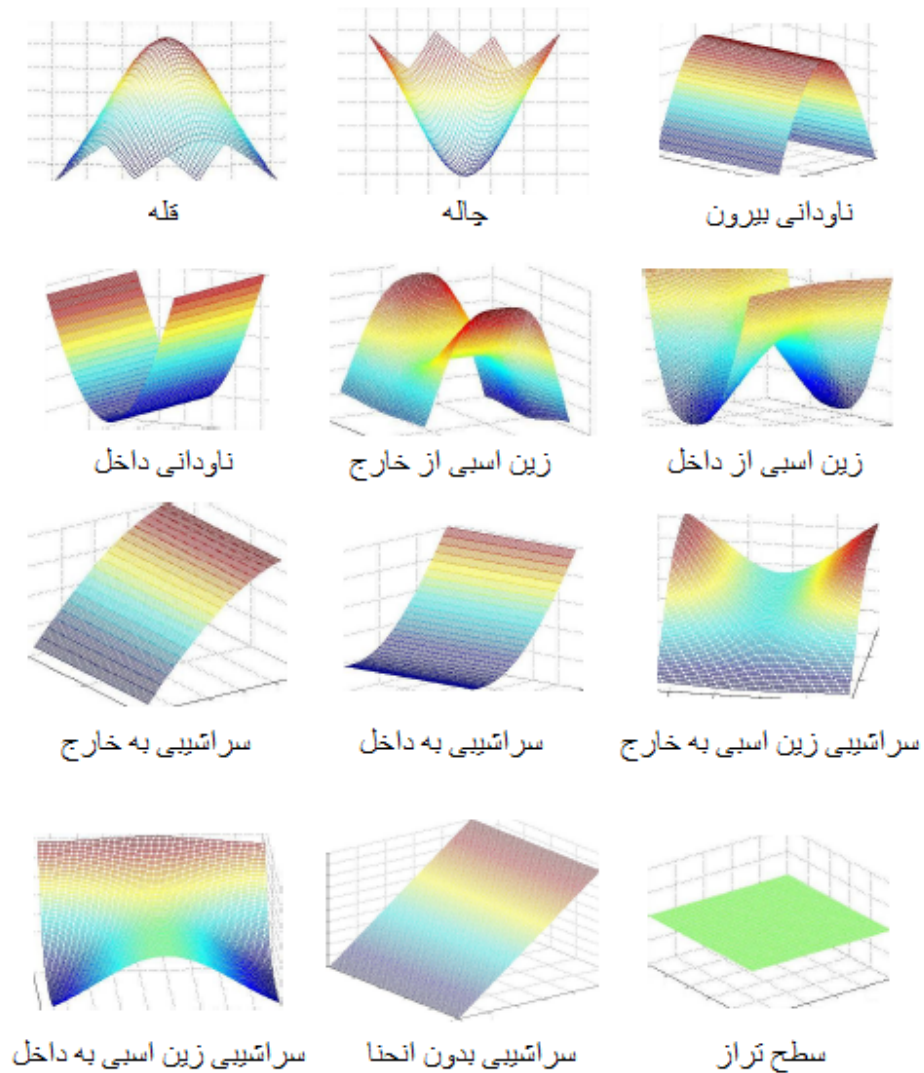
در بسیاری از مقالات اخیر [۳۰-۵۰-۵۱-۵۲-۵۳] با استفاده از پارامترهای خمش گاوسی و میانگین، معیار جدیدی به نام اندیس شکل<sup>۱</sup> جهت شناسایی اشکال مختلف هندسی در فضا ارائه شده است. هر شکل شناخته شده توپوگرافیکی به جز صفحه مسطح (سطح تراز)، متناظر با یک عدد منحصر به فرد در بازه [۰-۱] می‌باشد. مزیت استفاده از این معیار نسبت به روش تعیین علامت خمش های گاوسی و میانگین که ذکر گردید، این است که اولاً به اندازه شکل بستگی ندارد و بنابراین نیاز به بررسی تصویر در مقیاس‌های مختلف نمی‌باشد؛ ثانیاً تغییرات آن از لحاظ مقدار عددی از شکلی خاص به شکل دیگر به طور پیوسته صورت می‌پذیرد. از این رو معیار اندیس شکل می‌تواند تغییرات اندک در شکل را به طور مؤثری

<sup>۱</sup> Shape Index

نمایان سازد. به عنوان مثال عدد ۱ نشان دهنده قله و عدد ۰/۷۵ نشان دهنده ناودانی می‌باشد. بنابراین مقدار  $SI=0/875$  که عددی مابین محدوده مثال فوق است، نشان دهنده حالتی گنبدی شکل می‌باشد. چنین خاصیتی در روش‌های قبلی که فقط از علامت پارامترهای اصلی خمش در تعیین شکل هندسی سطوح مختلف استفاده می‌شد، وجود ندارد. بعلاوه می‌توان برای تک تک پیکسل‌های فضایی تصویر حجمی، اندیس شکل را بدون محاسبه و بازسازی سطوح هم تراز محاسبه نمود در حالی که با استفاده از سطوح هم تراز می‌توان شکل هندسی ناحیه‌ای از فضا را مورد مطالعه قرار داد.

مهم‌ترین نکته در مورد اندیس شکل این است که حساسیت بسیار کمی نسبت به شدت روشنایی و میزان تغییرات آن دارد. لذا یکی از بهترین گزینه‌ها جهت شناسایی نواحی از تصویر است که شکل هندسی متفاوت ولی شدت روشنایی مشابهی دارند مانند تشخیص رگ‌های خونی و نودول‌ها از یکدیگر در بافت ریه و یا تشخیص نودول‌های چسبیده به رگ‌ها.

دسته دیگر روش‌های شکل شناسی که بدان اشاره گردید، روش‌های مبتنی بر آنالیز مقادیر ویژه ماتریس هسین می‌باشند [۳۲-۳۷]. روشی که برای تولید فیلترهای بهبود دهنده نواحی کروی شکل و استوانه‌ای شکل تصویر دو بعدی در بخش قبل مطرح گردید، قابلیت تعمیم به فضای سه بعدی را داراست. بدین ترتیب که ابتدا مشابه روشی که برای حالت دو بعدی مطرح گردید، به کمک توابع گاوسی تصویر حجمی ورودی در مقیاس‌های مختلف هموار می‌گردد و سپس با محاسبه مشتقات جزئی فضایی در هر مقیاس، برای هر پیکسل فضایی ماتریس هسین سه بعدی تشکیل می‌گردد. سپس با آنالیز مقادیر ویژه سه‌گانه بدست آمده از این ماتریس مقدار خروجی فیلتر برای هر پیکسل محاسبه می‌گردد.



شکل ۱۲-۲ سطوح هندسی مختلف متناظر با جدول ۱-۲

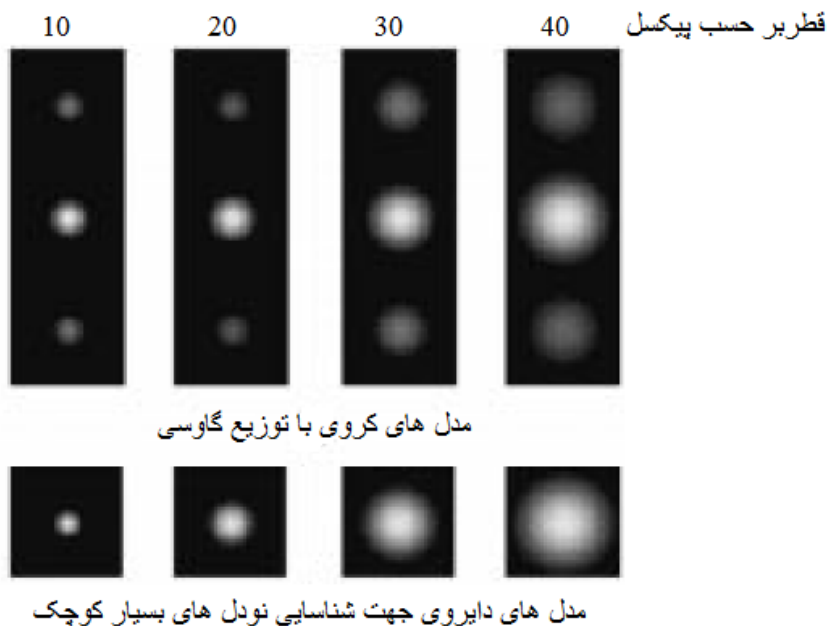
از دیگر روش‌های پرکاربرد در زمینه شناسایی نودول‌های ریوی می‌توان به روش‌های مبتنی بر تولید مدل‌های از پیش تعیین شده و مقایسه آن‌ها با نواحی مختلف ریه اشاره کرد که به روش‌های تطبیق الگو<sup>۱</sup> معروفند [۳۴-۵۴].

<sup>۱</sup> Template Matching Methods



در مرجع [۵۴] از روش جدیدی مبتنی بر تطبیق الگو استفاده شده است. در این تکنیک از الگوریتم ژنتیک به دو منظور استفاده شده است. اولاً شناسایی نقاط کاندیدای نودول در تصویر حجمی CT، ثانیاً انتخاب مناسب‌ترین الگو از میان انواع مختلف الگوها. لذا سرعت اجرای الگوریتم فوق نسبت به روش‌های قبلی تطبیق الگو افزایش چشمگیری یافته است. بعلاوه جهت شناسایی نودول‌هایی که به دیواره ریه چسبیده‌اند نیز از تطبیق الگو به روش قدیمی استفاده شده است. به همین علت می‌توان اشاره کرد که علاوه بر صرف زمان کمتر نسبت به سایر روش‌های پیشین مبتنی بر تطبیق الگو، هیچ‌گونه از انواع نودول‌ها از دست نمی‌رود.

از آنجا که نودول‌هایی که در داخل فضای ریه واقعند کروی شکل هستند و بسته به اندازه آن‌ها در یک یا چند صفحه از صفحات تصویر حجمی دیده می‌شوند؛ مدلی که در روش فوق جهت شناسایی نودول‌ها استفاده شده کره‌هایی با ابعاد متفاوت می‌باشند. به صورت تجربی و با مطالعه مقادیر شدت روشنایی محتوای نودول‌ها در داخل ریه بدست آمده است که توزیع گاوسی برای مدل سازی نودول‌ها مناسب می‌باشد. بعلاوه برای حفظ جامعیت الگوریتم فوق، نودول‌هایی با ابعاد کوچک‌تر از مدل‌های مفروض که معمولاً فقط در یک صفحه از تصویر CT مشاهده می‌شوند، فقط دایره موجود در صفحه وسط مدل‌ها نیز به عنوان مدل‌های جدید تعریف می‌شوند. شکل ۲-۱۳ جامعه مدل‌های کروی-گاوسی لازم برای شناسایی نودول‌های ریوی غیر چسبیده به دیواره‌ها را نشان می‌دهد.



شکل ۲-۱۳ جامعه مدل‌های مفروض جهت شناسایی نودول‌های ریوی غیر چسبیده به دیواره‌ها

شناسایی نودول‌های ریوی در تصاویر CT و در یک حجم وسیع می‌تواند به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی مطرح گردد.

الگوریتم ژنتیک به عنوان یکی از تکنیک‌های شناخته شده و قدیمی در حل مسائل بهینه‌سازی مطرح می‌باشد. تنها نکته مهم در این زمینه نحوه اعمال این الگوریتم جهت شناسایی نقاط کاندیدای نودول می‌باشد. در این روش [۵۴]، هر کروموزوم توسط یک رشته  $2n+m+2$  بیتی مشخص می‌شود که دو بیت برای انتخاب بین چهار مدل مشخص شده در شکل ۲-۱۳ و  $2n+m$  بیت برای موقعیت مکانی پیکسل تحت بررسی می‌باشد ( $n$  بیت برای هر کدام از متغیرهای  $x$  و  $y$  و  $m$  بیت برای متغیر راستای  $z$  که متناسب با ابعاد تصویر حجمی  $2^m \times 2^n \times 2^n$  انتخاب شده‌اند). کروموزوم‌ها در تکرارهای متوالی جهش می‌یابند، تغییر می‌کنند و نواحی مختلف تصویر را جستجو می‌کنند تا نقاط کاندیدای نودول تشخیص داده شوند.

بخشی از تصویر حجمی که مختصات کروموزوم در وسط آن واقع است و از لحاظ اندازه برابر با اندازه مدل‌ها می‌باشد انتخاب می‌شود و میزان همبستگی بخش متناظر با کره موجود در مدل مرجع در این برش از تصویر با مدل‌های مرجع مورد مطالعه قرار می‌گیرد. توسط این تکنیک پس زمینه تصویر برش یافته نقشی در این مقایسه نخواهد داشت.

از آنجا که تعداد پیکسل‌های مرزی ناحیه ریه محدود می‌باشند، جهت شناسایی نودول‌های چسبیده به دیواره ریه نیازی به الگوریتم بهینه سازی نبوده و از تطبیق الگو معمول استفاده شده است. الگوهای مورد استفاده در این بخش نیمی از همان الگوهای پیشین است که در راستای قطر اصلی به دو نیم تقسیم شده‌اند. بعلاوه هر الگو قبل از اعمال به نقاط مرزی، در راستای متناظر با بردار مماس بر دیواره ریه در نقطه تحت بررسی می‌چرخد.

همان‌طور که در توضیحات ابتدای فصل اشاره گردید، جداسازی نودول‌ها از بافت ریه و کلاس بندی آن‌ها به عنوان آخرین مرحله از سیستم‌های CAD ریوی است که فرآیند تشخیص سرطان را تکمیل می‌نماید. از اینرو قصد داریم این فصل را با مروری کلی بر روش‌های جداسازی محتوای نودول و نحوه کاهش نرخ خطای مثبت در چنین سیستم‌هایی به پایان برسانیم.

در این مرحله جهت جداسازی ناحیه‌ای که بخشی از آن به عنوان کاندیدای نودول معرفی شده از روش‌هایی مانند رشد ناحیه، آستانه گذاری محلی-وقفی و کلاسه بندی به کمک کلاسه بندهای معروفی نظیر شبکه عصبی [۲۶-۵۵]، ماشین بردار پشتیبان<sup>۱</sup> [۳۲-۳۳]، انتقال میانگین<sup>۲</sup> [۴۱-۵۰-۶۰] و... استفاده می‌شود. پس از جداسازی، جهت کاهش نرخ خطای مثبت در شناسایی نودول‌های ریوی ویژگی‌هایی از این نواحی استخراج می‌گردد و به کمک آن‌ها نودول‌ها از غیر نودول‌ها شناسایی می‌شوند.

---

<sup>۱</sup> Support Vector Machine

<sup>۲</sup> Mean Shift

مرجع [۳۰] جهت جداسازی نودول‌های مختلف از روش‌های متفاوتی متناسب با محتوای نودول بهره جسته است. نودول‌های نیمه سخت با مرزهای نامشخص و کنتراست پایین کاندیدای مناسبی برای استفاده از روش آستانه گذاری محلی و وقتی می‌باشد که در گذشته روش اجرای آن مطرح شده است. اما این الگوریتم در مواجهه با نودول‌های با اندازه بزرگ‌تر که تغییرات شدت روشنایی در آن‌ها بسیار زیاد است دچار مشکل شده و نمی‌تواند به طور کامل نودول را جداسازی نماید. لذا با استفاده از روش‌های آماری نظیر MEM مشابه آنچه در جداسازی آماری بافت ریه مطرح گردید، با در نظر گرفتن ارتباط مکانی پیکسل‌های همسایه در ناحیه جداسازی شده اولیه توسط آستانه گذاری، تلاش در بهبود نتیجه ناحیه بندی دارد.

رشد ناحیه یکی دیگر از الگوریتم‌های مهم در دانش ناحیه بندی تصاویر است که از این روش در کاربرد فوق نیز استفاده شده است [۲۹]. پارامتری که در این روش بسیار اهمیت دارد معیار توقف الگوریتم رشد می‌باشد. در این مقاله جهت جداسازی محتوای نودول‌ها از روند رشد کروی استفاده شده است که با شکل هندسی نودول‌ها سازگار است. بر خلاف روش‌های معمول رشد ناحیه که بر روی اطلاعات شدت روشنایی انجام می‌شود، در این گزارش از یک نقشه فازی استفاده شده است که علاوه بر اطلاعات روشنایی، از اطلاعات آماری به منظور تخمین پارامترهای مدل و ارتباط مکانی پیکسل‌ها با یکدیگر نیز بهره برداری شده است و روند رشد بر روی چنین نقشه‌ای صورت می‌پذیرد.

جهت ساخت نقشه فازی فوق، ابتدا به کمک آستانه گذاری محلی - وقتی محتوای نودول‌ها به صورت نا دقیقی جدا می‌شوند. مزیت کاربرد چنین الگوریتمی در جداسازی نواحی با کنتراست پایین است که قبلاً ذکر گردیده است. جهت استفاده از روش آماری نیاز به تابع توزیع احتمال است. لذا بدین منظور پس از جداسازی اولیه، ماسکی با ابعاد دو برابر ناحیه جدا شده انتخاب می‌گردد تا علاوه بر پیکسل‌های مربوط به نودول، پیکسل‌های مرزی و حتی پس زمینه نیز در این ماسک واقع شوند. سپس با فرض توزیع گاوسی

برای هر سه مجموعه پیکسل فوق و تخمین پارامترهای هیستوگرام ناحیه داخل ماسک، نقشه فازی بهبود یافته نسبت به تصویر اصلی حاصل می‌گردد. معیار پذیرش یک پیکسل در ناحیه مطلوب به دو عامل شدت روشنایی در نقشه فازی و عکس فاصله پیکسل فوق تا هسته اولیه رشد بستگی دارد. همین امر سبب رشد کروی ناحیه و هم چنین افزایش دقت الگوریتم فوق به طرز قابل چشمگیری شده است.

یکی دیگر از الگوریتم‌هایی که اساساً جهت یافتن نقاط اکسترمم داده‌های ورودی طراحی شده اما در جداسازی محتوای نودول‌ها نیز کاربرد دارد، الگوریتم انتقال میانگین<sup>۱</sup> است [۴۱-۵۰-۶۰]. همان‌طور که در ادامه نیز ذکر می‌شود، در اکثر روش‌های ناحیه بندی محتوای نودول جهت کاهش نرخ خطای مثبت نیازمند به استخراج ویژگی‌هایی از ناحیه جداسازی شده و استفاده از کلاسه بندی‌هایی برای حذف غیر نودول‌ها هستیم. چنین روش‌هایی به عنوان روش‌های انفعالی شناسایی می‌شوند. چرا که این ویژگی‌ها اثری در نتیجه جداسازی شده نخواهند داشت. مزیت استفاده از الگوریتم انتقال میانگین در جداسازی محتوای نودول‌ها این است که روشی فعال می‌باشد. بدین معنی که بر خلاف روش‌های معمول فوق، از بردار ویژگی‌های استخراج شده در مرحله جداسازی استفاده می‌نماید. بعلاوه توانایی جداسازی همه انواع نودول‌های سخت و توپر و یا نیمه سخت و با کنتراست پایین را داراست. از دیگر مزایای آن می‌توان به این موارد اشاره کرد که روشی غیر پارامتریک در زمینه کلاس بندی داده‌ها محسوب می‌شود که نیاز به فرایند آموزش و دانشی راجع به تعداد و شکل هندسی کلاس‌های هدف ندارد.

عملکرد این الگوریتم بدین صورت است که فرایند انتقال میانگین از برخی از نقاط در فضای ویژگی آغاز می‌شود و در روشی تکراری در جهت گرادیان چگالی احتمال تخمینی داده‌ها حرکت می‌کند تا به همگرایی برسد که این نقطه ماکزیمم احتمال برای مرکزیت خوشه مربوطه خواهد بود. لذا می‌توان

---

<sup>۱</sup> Mean Shift Algorithm

داده‌هایی که همگی به سوی یک نقطه حرکت می‌کنند را به عنوان یک ناحیه در نظر گرفت و بدین طریق فرایند ناحیه بندی انجام می‌شود.

به هر روی با استفاده از روش‌های گوناگونی که تعدادی از آن‌ها را در این بخش ارائه نمودیم، ناحیه‌ای که توسط نقاط کاندیدای مرحله قبل مشخص گردیده جداسازی می‌شود. معمولاً پس از این مرحله نرخ خطای مثبت همچنان بالاست و نیاز به کلاس بندی نتایج می‌باشد.

کلاسه بندهای معروفی از جمله شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان و ... وجود دارند که عملکرد تا حدودی مشابه به یکدیگر بوده و دقت آن‌ها مبتنی بر ویژگی‌هایی است که از نواحی مزبور استخراج شده و به عنوان ورودی به آن‌ها داده می‌شوند [۵۵-۵۴-۳۳-۳۲-۳۰-۲۶]. لذا در این بخش مجموعه ویژگی‌هایی که در مقالات فوق جهت شناسایی نودول‌ها از غیر نودول‌ها استفاده شده است را در جدول ۲-۲ می‌آوریم.

شناسایی و بهبود وضعیت رگ‌های خونی موجود در تصاویر CT ریوی نیز روشی است که در برخی از مقالات کنونی جهت کمک به شناسایی بهتر نودول‌ها در ریه، کاهش نرخ خطای مثبت و رفع ابهام از بسیاری از نقاط کاندیدا گزارش شده است [۵۶-۴۹-۳۲]. روش‌های گوناگونی در شناسایی و بهبود رگ‌های خونی در تصاویر CT ارائه شده است که به دلیل عدم ارتباط مستقیم با موضوع شناسایی و جداسازی نودول‌های ریوی، از بیان آن‌ها خودداری می‌کنیم.

جدول ۲-۲ ویژگی‌های عمومی که برای کلاس بندی نواحی جداسازی شده در مقالات استفاده شده است

تعریف	ویژگی
ماکزیمم، مینیمم، میانگین و انحراف معیار شدت روشنایی ناحیه	Max_I, Min_I, Mean_I, Std_I
میانگین اندیس شکل در ناحیه جداسازی شده	Mean_SI
معیارهای آماری هستند که بافت ناحیه را بررسی می‌کنند.	Skewness, Kurtosis, Correlation
نسبت بین مقادیر ویژه اول و دوم ناحیه مورد نظر	میزان کشیدگی
برابر است با حاصل ضرب تعداد پیکسل‌های ناحیه در رزولوشن تصویر	حجم ناحیه
نسبت بین حجم ناحیه جدا شده به حجم مینیمم کره محاطی این ناحیه	میزان کرویت
قطر کره‌ای که با حجم مشابه با ناحیه می‌توان ساخت	قطر مؤثر
نقشه فواصل نقاط تا مرزها بر اساس تبدیل فاصله اقلیدسی	ماکزیمم فاصله ۳ بعدی تا مرزها
محاسبه میزان اشتراک بین نواحی انتخاب شده در هر تصویر ۲ بعدی	بررسی میزان جابجایی ناحیه در صفحات ۲ بعدی
محاسبه معیار آماری آنتروپی ناحیه مورد نظر	آنتروپی
تفاضل بین مقدار روشنایی میانگین داخل ناحیه و منطقه پس زمینه اطراف پوسته خارجی ناحیه	کنتراست
شامل گرادیان مینیمم، ماکزیمم، متوسط. انحراف معیار گرادیان، مؤلفه‌های اصلی گرادیان که جهت اصلی شکل را نشان می‌دهند، معیارهای آماری گرادیان	پارامترهای گرادیان ناحیه

# ٣- تئوری



## تئوری

در فصل گذشته مروری مختصر بر مهم‌ترین روش‌های دو و یا سه بعدی که تا کنون در زمینه جداسازی بافت ریه و شناسایی نودول‌های ریوی مطرح شده‌اند، داشتیم. در این فصل اطلاعات بیشتری در رابطه با تئوری روش‌هایی که در این پایان نامه جهت شناسایی نودول‌های ریوی استفاده شده است، مطرح خواهد شد و فرمول‌ها، نکات و نحوه پیاده سازی آن‌ها به صورت مبسوط مورد بررسی قرار خواهند گرفت.

در اکثر روش‌های کنونی که در فصل دوم به تعدادی از مهم‌ترین آن‌ها اشاره شد، جهت افزایش دقت و کاهش نرخ خطا در شناسایی نودول‌ها علاوه بر استفاده از اطلاعات شدت روشنایی، از دانش شکل شناسی نیز بهره می‌برند. از اینرو ما نیز بر آن شدیم تا در نیل به این هدف از چنین روش‌هایی استفاده نماییم. اما نکته مهمی که لازم است بدان اشاره شود این است که بسیاری از روش‌هایی که از اطلاعات شکل هندسی استفاده می‌کنند بر پایه مدل سازی و تطبیق مدل با نواحی مختلف تصویر عمل می‌کنند. از اینرو این روش‌ها نیازمند به ارائه مدل و الگوهایی برای نودول‌های ریوی هستند. از آنجایی که نودول‌های ریوی اکثراً کروی شکل و یا بیضی گون هستند، معمولاً از توابع گاوسی کروی یا بیضوی در دو یا سه بعد استفاده می‌کنند. همین امر درجه آزادی سیستم را کاهش داده و باعث به وجود آمدن محدودیت‌هایی در این روش‌ها شده است.

در روش‌هایی که در این پایان نامه از آن‌ها استفاده شده، هیچ‌گونه مدل سازی به صورت ارائه یک الگو که در پاراگراف قبل مطرح شد، برای نودول‌ها انجام نشده و فقط از یک مدل مفهومی برای شناسایی نودول‌ها استفاده شده است. بعلاوه در این روش‌ها تمامی محاسبات بر پایه تک تک پیکسل‌ها بوده و از بردارهای گرادیان و آنالیز ماتریس هسین جهت شناسایی شکل هندسی نواحی مختلف تصاویر استفاده شده است.

### ۱-۳ فیلتر اندیس شکل

استفاده از مشتقات جزئی جهت استخراج ویژگی‌های سطوح از نظر شکل هندسی از سال‌های دور مرسوم بوده است [۴۸]. روش معمول در شناسایی شکل هندسی سطوح در تصاویر، محاسبه مشخصات ناشی از مشتقات مرتبه دوم سطح مانند پارامترهای خمش ماکزیمم، گاوسی و میانگین است. برای دستیابی به این پارامترها در روش کلاسیک، شناسایی لبه‌ها در تصاویر سه بعدی به عنوان اولین مرحله جهت تعیین نقاط متناظر با ساختار سه بعدی سطح ضروری است. سپس با استفاده از روش‌های برازش سطح به صورت محلی، سطحی متناظر با این لبه‌ها بدست می‌آید. معمولاً در مرحله برازش سطح بر نقاط لبه با مشکل تخمین سطح به صورت محلی و اتصال المان‌های سطح به یکدیگر مواجه می‌شویم که با عدم قطعیت همراه است. بعلاوه این کار مستلزم صرف زمان بسیاری می‌باشد که در زمینه شناسایی نودول‌های ریوی با چنین حجم زیاد اطلاعات، کاربردی ندارد. اما در ادامه نشان می‌دهیم که چگونه می‌توان پارامترهای خمش جهت شناسایی شکل هندسی سطوح را بدون برازش سطح و از طریق نقاط لبه استخراج شده حاصل از مشتقات جزئی مرتبه دوم تصویر حجمی، محاسبه نمود.

دو حالت در نیل به هدف فوق بررسی خواهد شد. در حالت اول فرض می‌کنیم که سطح مورد بررسی توسط دسته منحنی‌های هم تراز<sup>۱</sup> تعریف شود (منحنی هم تراز به منحنی گفته می‌شود که تمامی نقاط روی آن از نظر معیار خاصی مانند شدت روشنایی مشابه هستند). این امر بدین معنی است که بردار گرادیان سه بعدی در هر نقطه از نقاط منحنی، متناظر با بردار نرمال در آن نقطه می‌باشد. در این حالت می‌توان به طور مستقیم و از طریق مشتقات اول، دوم و سوم شدت روشنایی تصویر پارامترهای خمش را محاسبه نمود و اکستریم‌های خمش را در هر نقطه از سطح مزبور بدست آورد. در حالت کلی‌تر هنگامی که مرزهای سطح تشکیل یک منحنی هم تراز را نمی‌دهند (گرادیان سه بعدی در هر نقطه لبه از سطح بر

<sup>۱</sup> Iso-contour (Iso-Intensity Contour)

آن عمود نیست و تخمینی از بردار نرمال سطح در آن نقطه نمی‌باشد، تنها مشتقات ثابت و نامتغیر تصویر در فضای  $R^4$  تعریف می‌شوند. این امر منجر می‌شود تا با تصویر حجمی بصورت یک ابررویه<sup>۱</sup> رفتار کنیم. می‌توان ارتباط بین پارامترهای خمشی یک ابررویه و این پارامترها از سطحی که توسط نقاط لبه تعیین می‌گردد را شناسایی نمود.

اولین گام در شناسایی شکل هندسی هر سطح از تصویر حجمی، محاسبه مشتقات جزئی از درجات مختلف می‌باشد. بدین منظور از فیلترهای سه بعدی معروف دریچه<sup>۲</sup> [۵۷] استفاده می‌شود. مزیت استفاده از چنین فیلترهایی این است که عملیات مشتق‌گیری از تابع به صورت همزمان با هموار سازی آن انجام می‌شود. لذا نقاط غیر مشتق‌پذیر و نویز تابع تا حد زیادی از بین می‌روند و دقت محاسبه افزایش می‌یابد. فیلترهای مزبور عبارتند از:

$$f_1(x) = c_1 (1 + \alpha |x|) \cdot \exp(-\alpha |x|) \quad (1-3)$$

$$f_2(x) = -c_2 x^2 \cdot \exp(-\alpha |x|) \quad (2-3)$$

$$f_3(x) = c_3 (1 - c_3 \alpha |x|) \cdot \exp(-\alpha |x|) \quad (3-3)$$

$$f_4(x) = c_4 \frac{|x|}{x} \cdot (c_4 + 1 - \alpha c_4 |x|) \cdot \exp(-\alpha |x|) \quad (4-3)$$

توابع فوق به ترتیب جهت هموارسازی و محاسبه مشتقات مرتبه اول، دوم و سوم به عنوان فیلترهای کانوالو شونده، استفاده می‌شوند. ضرایب نرمالیزه سازی  $c_i$  به گونه‌ای انتخاب می‌شوند که پاسخ فیلترها هنگامی که به توابع چندجمله‌ای اعمال می‌شوند، کاملاً درست باشد بدین معنا که مشتق آنها را محاسبه نماید. جهت دستیابی به مشتقات جزئی تصویر حجمی  $I(x, y, z)$  از حاصل ضرب فیلترهای فوق به فرم

---

<sup>۱</sup> Hypersurface  
<sup>۲</sup> 3D Deriche Filters

مناسب و کانولوشن آن با تصویر حجمی استفاده می شود. روابط (۵-۳) تا (۸-۳) نحوه استفاده از این فیلترها را نشان می دهد.

$$I_x = (f_1(x)f_1(y)f_1(z)) * I(x, y, z) \quad (۵-۳)$$

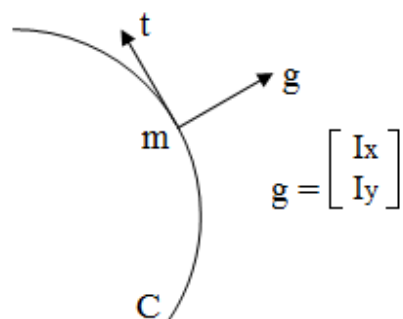
$$I_{xx} = (f_2(x)f_1(y)f_1(z)) * I(x, y, z) \quad (۶-۳)$$

$$I_{xy} = (f_1(x)f_2(y)f_1(z)) * I(x, y, z) \quad (۷-۳)$$

$$I_{xyz} = (f_1(x)f_1(y)f_1(z)) * I(x, y, z) \quad (۸-۳)$$

در این بخش فرمول های لازم جهت محاسبه پارامترهای خمش با استفاده از مشتقات جزئی بدست آمده از روابط فوق ارائه می گردد. به منظور درک بهتر محاسبات و فرمول های سه بعدی، ابتدا نکاتی را در حوزه دو بعدی مطرح می کنیم.

منحنی  $C$  به عنوان یک منحنی هم تراز از تصویر  $I(x, y, z)$  مفروض است.  $\vec{g}$  بردار گرادیان تصویر  $I$  می باشد که در نقاط مختلف در طول منحنی  $C$  بر آن عمود است. علاقمند به محاسبه پارامتر میزان خمش  $k$  در نقطه  $m$  از منحنی فوق هستیم.  $\vec{t}$  بردار یکه مماس بر منحنی در نقطه  $m$  می باشد که به بردار تانژانت معروف است (شکل ۱-۳).



شکل ۱-۳ - منحنی  $C$  - بردارهای گرادیان و تانژانت

با فرض  $s$  به عنوان پارامتر طول کمان<sup>۱</sup> روابط زیر را خواهیم داشت:

$$\vec{g} \cdot \vec{t} = 0, \quad \vec{g} = \begin{bmatrix} I_x \\ I_y \end{bmatrix} \Rightarrow \|\vec{g}\| \vec{t} = \begin{bmatrix} -I_y \\ I_x \end{bmatrix}, \quad \vec{t} = \begin{bmatrix} x'(s) \\ y'(s) \end{bmatrix}, \quad \frac{d(\vec{g} \cdot \vec{t})}{ds} = \frac{d\vec{g}}{ds} \cdot \vec{t} + \vec{g} \cdot \frac{d\vec{t}}{ds} = 0 \quad (9-3)$$

از طرفی میزان خمش در نقطه‌ای واقع بر منحنی فوق عبارت است از میزان تغییرات بردار مماس بر منحنی به ازای تغییرات اندک پارامتر طول کمان. لذا رابطه پارامتر خمش به صورت زیر خواهد بود:

$$\frac{d\vec{t}}{ds} = k\vec{n} = k \frac{\vec{g}}{\|\vec{g}\|} \quad (10-3)$$

در رابطه فوق  $\vec{n}$  بردار نرمال یکه منحنی می باشد. همان طور که قبلا بیان شد بعلا اینکه منحنی  $C$  بصورت یک منحنی هم تراز فرض شده است، بنابراین بردار گرادیان نیز در هر نقطه از منحنی بر آن عمود است. با استفاده از قاعده زنجیره ای در مشتق خواهیم داشت:

$$\frac{d\vec{g}}{ds} = \frac{\partial \vec{g}}{\partial x} \frac{dx}{ds} + \frac{\partial \vec{g}}{\partial y} \frac{dy}{ds} = H\vec{t} \quad (11-3)$$

که  $H$  ماتریس هسین تابع شدت روشنایی تصویر دو بعدی است و با رابطه (۱۲-۳) مشخص می شود:

$$H = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{bmatrix} \quad (12-3)$$

با ترکیب روابط (۹-۳)، (۱۰-۳) و (۱۱-۳) رابطه نهایی زیر به عنوان پارامتر میزان خمش منحنی در نقطه  $m$  بدست می آید:

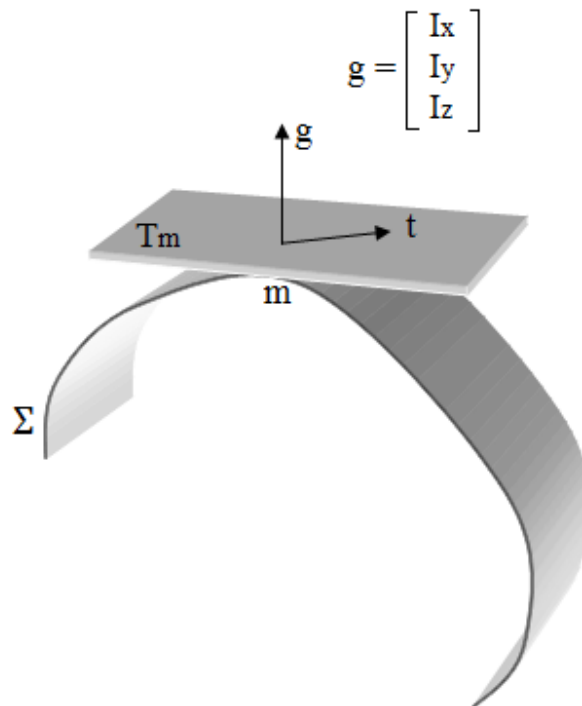
$$k = \frac{-\vec{t}^T H \vec{t}}{\|\vec{g}\|} \quad (13-3)$$

---

<sup>۱</sup> Arclength Parameter

حال می‌توان محاسبات فوق را برای حالت سه بعدی تعمیم داد و روابط مربوط به پارامترهای میزان خمش یک رویه را بدست آورد.

سطح  $\Sigma$  به عنوان یک سطح هم تراز از تصویر حجمی  $I(x, y, z)$  مفروض است. بردار  $\vec{t}$ ، برداری یکه و در جهتی دلخواه واقع در صفحه تانژانت است. این صفحه در نقطه تحت مطالعه  $m$  بر رویه فوق مماس است و بصورت  $T_m$  نامگذاری می‌شود. بردار  $\vec{g}$  نیز بردار گرادیان در نقطه  $m$  و عمود بر رویه می‌باشد (بردار نرمال سطح). شکل ۲-۳ مفروضات فوق را نشان می‌دهد.



شکل ۲-۳ سطح هم تراز  $\Sigma$  و صفحه تانژانت مماس بر آن در نقطه  $m$

علاقتمند به محاسبه پارامتر میزان خمش سطح فوق در جهت بردار  $\vec{t}$  هستیم و آنرا بصورت  $k_{\vec{t}}$  نامگذاری می‌کنیم.

دوباره با استفاده از این حقیقت که بردارهای  $\vec{g}$  و  $\vec{t}$  بر هم عمودند ( $\vec{g} \cdot \vec{t} = 0$ ) و مشابه حالت دو بعدی با مشتق گیری جهت دار در جهت بردار  $\vec{t}$  خواهیم داشت:

$$D_{\vec{t}}(\vec{g} \cdot \vec{t}) = t^T H t + k_{\vec{t}} \vec{g} \cdot \vec{n} \quad (14-3)$$

که در این رابطه  $H$  ماتریس هسین سه بعدی تابع شدت روشنایی  $I$  می باشد و از رابطه (3-15) محاسبه می شود.

$$H = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{xy} & I_{yy} & I_{yz} \\ I_{xz} & I_{yz} & I_{zz} \end{bmatrix} \quad (15-3)$$

با استفاده از روابطی مشابه با (3-10) و (3-11) برای حالت سه بعدی، داریم:

$$k_{\vec{t}} = \frac{-\vec{t}^T H \vec{t}}{\|\vec{g}\|} \quad (16-3)$$

پارامترهای اصلی خمش<sup>۱</sup> و جهت های متناظر با آنها را می توان با جستجوی اکسترمم های  $k_{\vec{t}}$  در جهت های مختلف بردار  $\vec{t}$  بدست آورد. به کمک روابط زیر می توان آنها را محاسبه نمود.

بردار گرادیان سه بعدی تصویر در هر نقطه از رویه به صورت رابطه کلی زیر بیان می شود:

$$\vec{g} = \begin{bmatrix} I_x \\ I_y \\ I_z \end{bmatrix} \quad (17-3)$$

بردارهای  $\vec{a}$  و  $\vec{b}$  بردارهای متعامد بهنجاری<sup>۲</sup> هستند که مختصات پایه در صفحه تانژانت را تشکیل می دهند. لذا داریم:

---

<sup>۱</sup> Principal Curvatures  
<sup>۲</sup> Orthonormal Basis Vectors

$$\|\vec{a}\| = \|\vec{b}\| = 1;$$

$$\vec{a} \cdot \vec{g} = \vec{b} \cdot \vec{g} = 0; \quad (18-3)$$

$$\vec{t} = \cos\theta \vec{a} + \sin\theta \vec{b}$$

برای یافتن نقاط اکسترمم  $k_{\vec{t}}$  در جهت های مختلف  $\vec{t}$  می توان از مشتق آن نسبت به زاویه  $\theta$  استفاده نمود.

$$\frac{dk_{\vec{t}}}{d\theta} = 0 \Leftrightarrow \tan 2\theta = \frac{2\vec{a}^T H \vec{b}}{\vec{a}^T H \vec{a} - \vec{b}^T H \vec{b}} \quad (19-3)$$

به کمک رابطه (۱۹-۳) و تحلیل آن، جهت های دو مؤلفه اصلی خمش به صورت زیر بدست می آید:

$$\vec{t}_1 = \cos\theta_1 \vec{a} + \sin\theta_1 \vec{b}, \quad \vec{t}_2 = \cos\theta_2 \vec{a} + \sin\theta_2 \vec{b} \quad (20-3)$$

و با جایگذاری این جهت های بدست آمده در رابطه (۱۶-۳) دو مؤلفه اصلی خمش در نقطه  $m$  از سطح مزبور بدست می آید.

در ادامه فرض می کنیم  $\vec{t}_1$  جهت ماکزیمم خمش و لذا  $k_{\vec{t}_1}$  ماکزیمم خمش در نقطه مزبور می باشد ( $|k_{\vec{t}_1}| > |k_{\vec{t}_2}|$ ). به منظور اجتناب از محاسبات آرک تانژانتی این مسئله اکسترمم یابی می تواند به مسئله قطری سازی یک ماتریس به کمک تکنیک ضرائب لاگرانژ کاهش یابد. در اینصورت روابط نهایی زیر را خواهیم داشت.

$$k_{\vec{t}_i} = \frac{\vec{h}^T H \vec{h} + \vec{f}^T H \vec{f} \pm \sqrt{(\vec{h}^T H \vec{h} - \vec{f}^T H \vec{f})^2 + 4(\vec{h}^T H \vec{f})^2}}{2\|\vec{g}\|} \quad (21-3)$$

که در رابطه فوق بردارهای  $\vec{h}$  و  $\vec{f}$  از رابطه (۲۲-۳) بدست می آیند.



$$P = \begin{bmatrix} \frac{I_x}{\delta} & \frac{I_y}{\gamma} & \frac{I_z I_x}{\gamma \delta} \\ \frac{I_y}{\delta} & -\frac{I_x}{\gamma} & \frac{I_y I_z}{\gamma \delta} \\ \frac{I_z}{\delta} & \cdot & -\frac{\gamma}{\delta} \end{bmatrix} = \left( \frac{\vec{g}}{\|\vec{g}\|} \vec{h} \vec{f} \right), \quad \gamma = \sqrt{I_x^2 + I_y^2}, \quad \delta = \sqrt{I_x^2 + I_y^2 + I_z^2} \quad (22-3)$$

در حالت دوم که بردار گرادیان بر سطح تحت بررسی عمود نیست، خواص مشتقی رویه مثلاً پارامترهای خمش و ... علاوه بر شکل هندسی سطح به تابع شدت روشنایی آن نیز بستگی دارد. در ادامه برخی از تعاریف اساسی در حوزه هندسه چهار بعدی را نسبت به تصاویر سه بعدی بکار می‌بریم.

فرض کنیم که  $E$  فضای چهار بعدی با مختصات اقلیدسی جهت دار و  $V$  فضای برداری وابسته به آن است.

تعریف ۱ (آبرویه پارامتری): یک ابرویه پارامتری در فضای  $E$  به صورت زوج  $(\Sigma, M)$  بیان می‌شود که  $\Sigma$  زیرمجموعه‌ای از فضای  $E$  و  $M$  یک نگاشت پیوسته از فضای  $U$  سه بعدی به فضای  $E$  است که  $M(U)$  برابر با  $\Sigma$  است.  $M$  یک نمایش پارامتری از ابرویه  $\Sigma$  است.

به عنوان کاربرد تعریف فوق در تصاویر سه بعدی:

فرض کنیم  $I(x, y, z)$  تابع شدت روشنایی از یک تصویر سه بعدی است. لذا:

$$\Sigma = \{ \vec{v} \in R^4 \mid \vec{v} = (x, y, z, I(x, y, z)) \} \quad (23-3)$$

نگاشت  $M$  توسط رابطه زیر مشخص می‌شود:

$$M : R^3 \rightarrow E \Rightarrow (x, y, z) \rightarrow (x, y, z, I(x, y, z)) \quad (24-3)$$

از اینرو می‌توان یک تصویر سه بعدی CT را به عنوان یک ابرویه در فضای چهار بعدی در نظر گرفت.

تعریف ۲ (أبرصفحه تانژانت): ابررویه  $(\Sigma, M)$  مفروض است. اگر  $M. = M(u., v., w.)$  به گونه ای باشد که بردارهای  $\frac{\partial M}{\partial u}$ ,  $\frac{\partial M}{\partial v}$  و  $\frac{\partial M}{\partial w}$  محاسبه شده در نقطه  $M.$  مستقل خطی باشند، ابررویه فوق در نقطه  $M.$  دارای فوق صفحه تانژانت است و بردارهای فوق بعنوان بردارهای تشکیل دهنده مختصات این ابرصفحه شناخته می شوند. معادله این ابرصفحه در نقطه مزبور از رابطه (۲۵-۳) بدست می آید.

$$T_{M.}\Sigma = R \frac{\partial \bar{M}}{\partial u} \oplus R \frac{\partial \bar{M}}{\partial v} \oplus R \frac{\partial \bar{M}}{\partial w} \quad (25-3)$$

و بردار نرمال بر ابررویه فوق در نقطه  $M.$  با معادله زیر داده می شود:

$$\vec{K.} = \frac{\partial \bar{M}}{\partial u} \wedge \frac{\partial \bar{M}}{\partial v} \wedge \frac{\partial \bar{M}}{\partial w} \quad (26-3)$$

هنگامی که تئوری فوق بر تصویر سه بعدی اعمال می شود، روابط زیر را خواهیم داشت.

فرض کنیم  $\vec{G} = (I_x, I_y, I_z)^T$  بردار گرادیان شدت روشنایی در نقطه  $P.(x., y., z.)$  باشد. نقطه  $P.$  در فضای سه بعدی متناظر با همان نقطه  $(x., y., z., I(x., y., z.))$  در فضای  $M(u., v., w.) = M.:$  چهار بعدی است. بنابراین روابط مشتقات جزئی بیان شده در معادله (۲۶-۳) بصورت زیر بدست می آیند:

$$\frac{\partial \bar{M}}{\partial u} = (1, 0, 0, I_x)^T, \quad \frac{\partial \bar{M}}{\partial v} = (0, 1, 0, I_y)^T, \quad \frac{\partial \bar{M}}{\partial w} = (0, 0, 1, I_z)^T \quad (27-3)$$

و بنابراین بردار نرمال بر این ابررویه در نقطه  $M.$  طبق رابطه (۲۶-۳) بصورت زیر بدست می آید:

$$\vec{K.} = \frac{1}{\sqrt{D}} (I_x, I_y, I_z, -1)^T, \quad D = 1 + I_x^2 + I_y^2 + I_z^2 = \|\nabla M\|^2 \quad (28-3)$$

تعریف ۳ (اولین پارامتر اصلی ابررویه<sup>۱</sup>): محدودیت ضرب عددی ابرصفحه تانژانت  $T_M \Sigma$  در ابررویه  $\Sigma$  در نقطه  $M.$  در فضای اقلیدسی معادل با محدودیت ضرب نقطه ای آنها در فضای برداری است که آنرا

<sup>۱</sup> First Fundamental Form of Hypersurface

بصورت  $\phi_1(M.) = \phi_1(u., v., w.)$  نمایش می دهیم. مشابه عملیاتی که برای رویه ها در حالت قبل انجام شد، در اینجا نیز با فرض اینکه  $(\frac{\partial \bar{M}}{\partial u}, \frac{\partial \bar{M}}{\partial v}, \frac{\partial \bar{M}}{\partial w})$  مؤلفه های پایه تشکیل دهنده ابرصفحه تانژانت هستند، ماتریس  $\phi_1$  برای این مؤلفه های پایه عبارتست از:

$$F_1 = \begin{bmatrix} \frac{\partial \bar{M}}{\partial u} \cdot \frac{\partial \bar{M}}{\partial u} & \frac{\partial \bar{M}}{\partial u} \cdot \frac{\partial \bar{M}}{\partial v} & \frac{\partial \bar{M}}{\partial u} \cdot \frac{\partial \bar{M}}{\partial w} \\ \frac{\partial \bar{M}}{\partial v} \cdot \frac{\partial \bar{M}}{\partial u} & \frac{\partial \bar{M}}{\partial v} \cdot \frac{\partial \bar{M}}{\partial v} & \frac{\partial \bar{M}}{\partial v} \cdot \frac{\partial \bar{M}}{\partial w} \\ \frac{\partial \bar{M}}{\partial w} \cdot \frac{\partial \bar{M}}{\partial u} & \frac{\partial \bar{M}}{\partial w} \cdot \frac{\partial \bar{M}}{\partial v} & \frac{\partial \bar{M}}{\partial w} \cdot \frac{\partial \bar{M}}{\partial w} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e & f & h \\ f & g & i \\ h & i & j \end{bmatrix} \quad (29-3)$$

با بکار بردن رابطه فوق در مورد تصاویر سه بعدی، اولین مؤلفه اصلی خمش تعریف شده توسط تابع شدت روشنایی در نقطه  $P$  را بصورت زیر بدست می آوریم:

$$F_1 = \begin{bmatrix} 1 + I_x^2 & I_x I_y & I_x I_z \\ I_x I_y & 1 + I_y^2 & I_y I_z \\ I_x I_z & I_y I_z & 1 + I_z^2 \end{bmatrix} \quad (30-3)$$

تعریف ۴ (دومین پارامتر اصلی ابررویه<sup>۱</sup>): دومین پارامتر اصلی ابررویه در نقطه  $M$  از آن با استفاده از بردار نرمال سطح در این نقطه عبارتست از:

$$K = (u., v., w.) \Rightarrow F_1 = \begin{bmatrix} l & m & o \\ m & n & p \\ o & p & q \end{bmatrix} \quad (31-3)$$

که حروف فوق به ترتیب طبق روابط زیر بدست می آیند:

$$l = -\frac{\partial \bar{M}}{\partial u} \cdot \frac{\partial \bar{K}}{\partial u} = \bar{K} \cdot \frac{\partial^2 \bar{M}}{\partial u^2}, m = -\frac{\partial \bar{M}}{\partial u} \cdot \frac{\partial \bar{K}}{\partial v} = \bar{K} \cdot \frac{\partial^2 \bar{M}}{\partial u \partial v}, o = -\frac{\partial \bar{M}}{\partial u} \cdot \frac{\partial \bar{K}}{\partial w} = \bar{K} \cdot \frac{\partial^2 \bar{M}}{\partial u \partial w} \quad (32-3)$$

$$n = -\frac{\partial \bar{M}}{\partial v} \cdot \frac{\partial \bar{K}}{\partial v} = \bar{K} \cdot \frac{\partial^2 \bar{M}}{\partial v^2}, p = -\frac{\partial \bar{M}}{\partial v} \cdot \frac{\partial \bar{K}}{\partial w} = \bar{K} \cdot \frac{\partial^2 \bar{M}}{\partial v \partial w}, q = -\frac{\partial \bar{M}}{\partial w} \cdot \frac{\partial \bar{K}}{\partial w} = \bar{K} \cdot \frac{\partial^2 \bar{M}}{\partial w^2} \quad (33-3)$$

<sup>۱</sup> Second Fundamental Form of Hypersurface

با کاربرد مستقیم روابط (۳۱-۳) تا (۳۳-۳) در مورد تصاویر سه بعدی در نقطه  $P$  داریم:

$$F_{\gamma} = \frac{1}{\sqrt{D}} \begin{bmatrix} -I_{xx} & -I_{xy} & -I_{xz} \\ -I_{xy} & -I_{yy} & -I_{yz} \\ -I_{xz} & -I_{yz} & -I_{zz} \end{bmatrix} \quad (۳۴-۳)$$

تعریف ۵: تبدیل وینگارتن<sup>۱</sup> ابررویه فوق در نقطه  $M$  نگاهی بصورت رابطه (۳۵-۳) است:

$$L : T_M \Sigma \rightarrow T_M \Sigma \quad (۳۵-۳)$$

$$\left( X_u \frac{\partial \bar{M}}{\partial u} + X_v \frac{\partial \bar{M}}{\partial v} + X_w \frac{\partial \bar{M}}{\partial w} \right) = -X_u \frac{\partial \bar{K}}{\partial u} - X_v \frac{\partial \bar{K}}{\partial v} - X_w \frac{\partial \bar{K}}{\partial w}$$

به سادگی می‌توان نشان داد که ماتریس  $L$  بر اساس مؤلفه های پایه از صفحه تانژانت  $(\frac{\partial \bar{M}}{\partial u}, \frac{\partial \bar{M}}{\partial v}, \frac{\partial \bar{M}}{\partial w})$ ،

عبارتست از:

$$W = F_{\gamma} F_{\gamma}^{-1} \quad (۳۶-۳)$$

که  $F_i$  مؤلفه های اصلی ابررویه در راستای بردارهای پایه از صفحه تانژانت هستند که در روابط (۳۰-۳) و (۳۴-۳) بدست آمد.

تعریف ۶: بردارهای ویژه ماتریس  $L$  که آنها را با  $\vec{X}_1, \vec{X}_2, \vec{X}_3$  نشان می‌دهیم، جهت های سه گانه پارامترهای اصلی خمش<sup>۲</sup> و مقادیر ویژه متناظر با هر یک:  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  پارامترهای اصلی خمش از ابررویه در نقطه  $M$  را نشان می‌دهند. حاصل ضرب مقادیر ویژه ماتریس  $L$  ( $\lambda_1 \lambda_2 \lambda_3 = \det(W)$ ) را پارامتر خمش گاوسی و میانگین آنها را  $(\frac{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}{3} = \frac{\text{trace}(W)}{3})$  پارامتر خمش میانگین می‌نامند.

<sup>۱</sup> Weingarten Endomorphism

<sup>۲</sup> Principal Curvatures of 3D Image

دو پارامتر اخیر که بنام‌های خمش گاوسی و خمش میانگین آن‌ها را معرفی نمودیم، در شناسایی شکل هندسی نواحی در تصاویر CT ریوی بسیار کاربرد دارند که در ادامه در این رابطه توضیحات بیشتری ارائه خواهد شد.

همان‌طور که در فصل گذشته بدان اشاره گردید، هر چند در مقالات نسبتاً قدیمی که در حوزه شکل شناسی مطرح شده‌اند از پارامترهای اصلی خمش و تعیین علامت آن‌ها جهت شناسایی شکل هندسی ناحیه‌ای از فضا استفاده می‌شده است [۴۸-۴۹]؛ اما در بسیاری از گزارشات اخیر به کمک خمش‌های گاوسی و میانگین، معیار جدیدی به نام اندیس شکل معرفی شده و جهت شناسایی شکل هندسی در تصاویر سه بعدی مورد استفاده قرار گرفته است [۵۱-۵۲-۵۳].

در کاربرد شناسایی نودول‌های ریوی، جهت اجتناب از انتخاب سایر ساختارها به خصوص رگ‌های خونی که شدت روشنایی مشابه با نودول‌ها را دارند، از اطلاعات شکل هندسی استفاده می‌شود. از آنجا که نودول‌ها اغلب کروی شکل هستند، به دنبال یافتن نواحی با این هندسه خاص هستیم. اما معمولاً به علت وجود نویز در تصاویر CT و یا چسبیدگی نودول به ساختارهای دیگر مثل دیواره ریه یا رگ‌ها، نواحی به صورت کاملاً مجزا و مشخص ظاهر نمی‌شوند. از این رو نیازمند به تعیین معیاری هستیم که خروجی آن در تمایز اشکال هندسی مختلف به صورت پیوسته تغییر نماید تا بتوان به کمک آن میزان شباهت و نزدیکی به اشکال مختلف را با مقادیر عددی مقایسه نمود. معیار اندیس شکل علاوه بر برخورداری از این مزیت، مزایای دیگری نیز دارد از جمله آن‌ها می‌توان به عدم حساسیت به ابعاد شکل (تغییرناپذیر با مقیاس) و یا عدم نیاز به محاسبه سطوح هم تراز جهت شناسایی شکل هندسی ناحیه اشاره کرد. این معیار به صورت مستقیم و به کمک پارامترهای اصلی خمش، قادر به محاسبه کمیتی عددی برای هر پیکسل فضایی به صورت مجزا است.

معیار اندیس شکل اولین بار در مرجع [۵۸] مطرح شد که رابطه آن برای پیکسل فضایی با مختصات

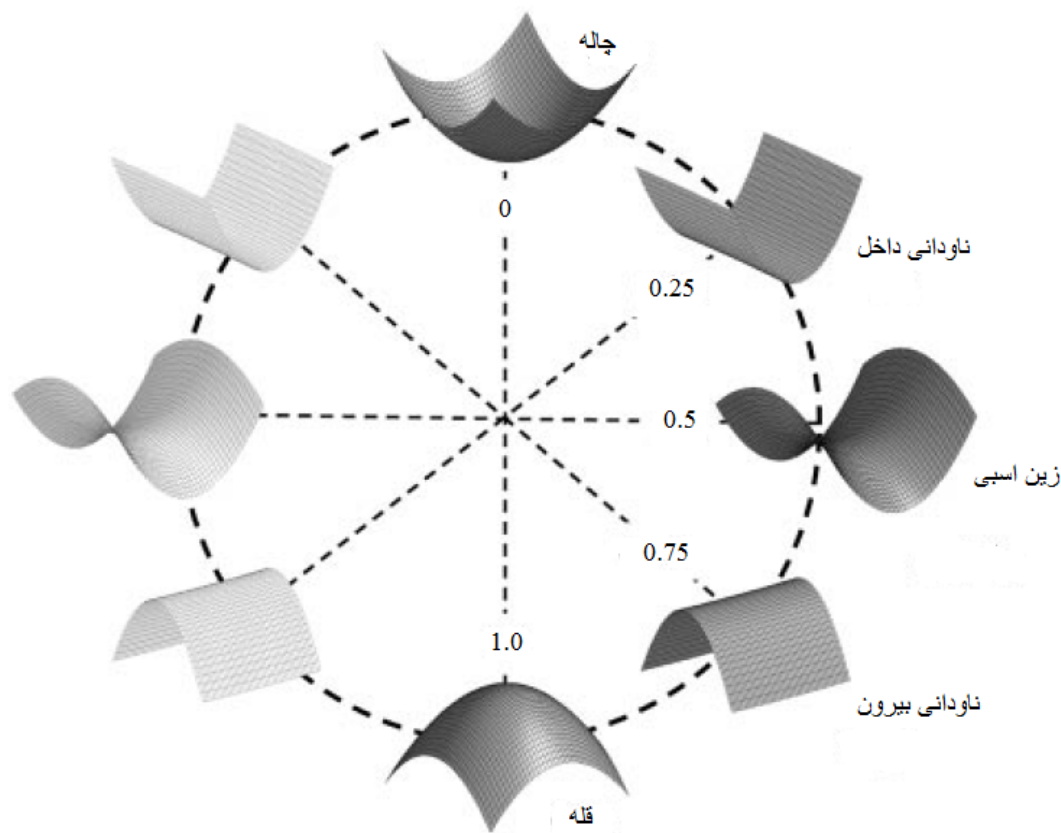
$v = (x., y., z.)$  بصورت زیر می باشد:

$$SI(v) = \frac{\gamma}{\pi} \arctan \left( \frac{K_1(v) + K_2(v)}{K_1(v) - K_2(v)} \right) ; K_1 \geq K_2 \quad (37-3)$$

که  $K_i$  ها همان مؤلفه های اصلی خمش در نقطه مذکور هستند. البته روابط مشابه دیگری نیز برای اندیس شکل ارائه شده است [۵۱]. یکی دیگر از شکل های معروف این رابطه بصورت زیر می باشد:

$$SI(v) = \frac{1}{\gamma} - \frac{1}{\pi} \arctan \left( \frac{K_1(v) + K_2(v)}{K_1(v) - K_2(v)} \right) ; K_1 \geq K_2 \quad (38-3)$$

در واقع معیار اندیس شکل، فضای کارترین که توسط پارامترهای اصلی خمش مشخص می شود را به فضای قطبی تغییر می دهد. هر شکل مجزا، به جز صفحه مسطح، متناظر با یک عدد منحصر به فرد در بازه [۰-۱] به عنوان اندیس شکل است. همان طور که در شکل (۳-۳) مشاهده می شود، مقادیر اندیس شکل برای پنج کلاس معروف از اشکال هندسی مشخص گردیده است.



شکل ۳-۳ ارتباط اشکال هندسی مختلف با مقادیر اندیس شکل

در شکل فوق نقطه مقابل با هر شکل هندسی که با خط چین نشان داده شده است، دارای همان شکل هندسی اما در خلاف جهت می‌باشد. لذا چون شکل هندسی آن‌ها یکسان است در بازه فوق قرار نمی‌گیرند. از آنجا که معیار اندیس شکل به صورت پیوسته تغییر می‌یابد، می‌توان میزان تشابه یک ناحیه به اشکال هندسی مختلف را به خوبی مورد بررسی قرار داد.

همان‌طور که در روابط (۳۷-۳) و (۳۸-۳) مشاهده می‌شود، جهت محاسبه معیار اندیس شکل به پارامترهای اصلی خمش در هر نقطه از تصویر سه بعدی نیازمندیم که مقادیر ویژه ماتریس  $L$  از رابطه (۳۵-۳) می‌باشند. با جایگذاری روابط (۳۰-۳) و (۳۴-۳) در (۳۶-۳) و محاسبه مقادیر ویژه ماتریس حاصله می‌توان معیار اندیس شکل را محاسبه نمود.

با ساده سازی فرمول‌های فوق، به روابط زیر خواهیم رسید:

$$E = 1 + \frac{I_x^y}{I_z^y}, F = 1 + \frac{I_x I_y}{I_z^y}, G = 1 + \frac{I_y^y}{I_z^y}, |h| = \sum_{i=x,y,z} I_i^y$$

$$L = \frac{(\gamma I_x I_z I_{xz} - I_x^y I_{zz} - I_z^y I_{xx})}{R}, N = \frac{(\gamma I_y I_z I_{yz} - I_y^y I_{zz} - I_z^y I_{yy})}{R} \quad (39-3)$$

$$M = \frac{(I_x I_z I_{yz} + I_y I_z I_{xz} - I_x I_y I_{zz} - I_z^y I_{xy})}{R}, R = I_z^y \sqrt{\frac{|h|}{I_z^y}}$$

در این صورت پارامترهای خمش گاوسی و میانگین به ترتیب با روابط (3-40) و (3-41) داده می‌شوند:

$$G = \frac{LN - M^y}{EG - F^y} \quad (40-3)$$

$$M = \frac{EN - \gamma FM + GL}{\gamma(EG - F^y)} \quad (41-3)$$

لذا پارامترهای اصلی خمش در هر پیکسل فضایی از تصویر حجمی به صورت زیر بدست می‌آیند:

$$k_1(v) = M(v) + \sqrt{M(v)^y - G(v)}, k_r(v) = M(v) - \sqrt{M(v)^y - G(v)} \quad (42-3)$$

به عنوان آخرین نکته در پیاده سازی معیار فوق بر روی تابع شدت روشنایی تصاویر حجمی باید اشاره کرد که برای مشتق پذیر نمودن تابع فوق در تمامی تصویر به خصوص در لبه‌های موجود در آن و هم چنین کاهش نویز، معمولاً از توابع گاوسی سه بعدی با میانگین صفر جهت هموار سازی تصویر استفاده می‌شود که در رابطه (3-43) نشان داده شده است.

$$\vec{v} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \rightarrow G(\vec{v}; \sigma) = \frac{1}{(\sigma\sqrt{\gamma}\pi)^y} \exp\left(-\frac{|\vec{v}|^y}{\gamma\sigma^y}\right) \quad (43-3)$$



پس از هموارسازی تصویر حجمی به کمک توابع گاوسی فوق، مشتقات جزئی شده و با جایگذاری آنها در روابط (۳-۳۹) تا (۳-۴۲) معیار اندیس شکل بدست می‌آید.

می‌توان دو مرحله ابتدایی هموارسازی و مشتق‌گیری را با یکدیگر ترکیب نمود و از توابع مشتق گاوسی سه بعدی استفاده کرد. روابط زیر بیان‌کننده همین تکنیک هستند:

$$I_{x^k, y^l, z^m}(\vec{v}; \sigma) = \frac{\partial^{(k+l+m)}}{\partial x^k \partial y^l \partial z^m} (I(\vec{v}) * G(\vec{v}; \sigma)) = G_{x^k, y^l, z^m}(\vec{v}; \sigma) * I(\vec{v}) \quad (۳-۴۴)$$

که در رابطه فوق:

$$G_{x^k, y^l, z^m}(\vec{v}; \sigma) = \frac{\partial^{(k+l+m)} G(\vec{v}; \sigma)}{\partial x^k \partial y^l \partial z^m} \quad (۳-۴۵)$$

تنها مشکل موجود در روش فوق اجرای کانولوشن سه بعدی است که فرآیندی بسیار زمان‌گیر می‌باشد. بعلاوه انتخاب مقیاس مناسب برای هموارسازی تصویر نیز یکی دیگر از چالش‌های پیش‌رو در استفاده از معیار اندیس شکل جهت شناسایی شکل هندسی نواحی مختلف می‌باشد.

## ۲-۳ فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی

روش دیگری که در بسیاری از مقالات جهت شناسایی نودول‌های ریوی از آن استفاده شده، فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی<sup>۱</sup> تصویر است [۳۸-۳۷-۳۲-۳۰]. در این روش نیز با استفاده از مشتقات جزئی تصویر سه بعدی و آنالیز مقادیر ویژه ماتریس هسین، میزان و جهت کشیدگی شکل هندسی یک ناحیه در جهات مختلف بررسی می‌شود و شدت روشنایی در تصویر نهایی برای نواحی کروی افزایش می‌یابد.

<sup>۱</sup> Dot Enhancement Filter

استفاده از فیلترهای بهبود دهنده نودول در مرحله پیش پردازش نقش مهمی در کاهش نرخ خطا در مرحله شناسایی نودول‌های ریوی ایفا می‌کند. زیرا به کمک آستانه گذاری بر روی اطلاعات شدت روشنایی تصویر بهبود نیافته با مشکلات زیر مواجه خواهیم شد:

- همان‌طور که در بخش مقدمه ذکر شد، برخی از نودول‌ها به ویژه نودول‌های نیمه سخت کنتراست پایینی دارند و مقادیر شدت روشنایی آن‌ها بسیار کم می‌باشد. لذا انتخاب یک سطح آستانه مناسب جهت شناسایی آن‌ها از بافت مجاورشان بسیار سخت می‌باشد. هر چند با انتخاب یک سطح آستانه پایین می‌توان آن‌ها را شناسایی نمود، اما نرخ خطای مثبت به شدت افزایش می‌یابد. چرا که اغلب رگ‌های خونی دارای مقادیر شدت روشنایی بالا و مشابه با نودول‌های نوع سخت می‌باشند.

- با توجه به توضیحات پایانی مورد فوق، نرخ خطای مثبت حتی برای سطوح آستانه بالا نیز به علت مشابهت شدت روشنایی دیواره ریه و رگ‌های خونی با نودول‌های سخت و توپر زیاد می‌باشد.

- برخی از نودول‌ها به دیواره ریه یا رگ‌های خونی چسبیده‌اند که همین امر مشکلات موجود در شناسایی آن‌ها را دو چندان می‌کند. زیرا باید محتوای این نودول‌ها از ساختارهای آناتومیک طبیعی جداسازی شود.

بنابراین اجرای مرحله پیش پردازش جهت بهبود تابع شدت روشنایی در نواحی کروی و مشخص‌تر نمودن این نواحی از سایر مناطق امری ضروری محسوب می‌گردد. اما تمامی فیلترهایی که جهت دستیابی به این هدف طراحی شده‌اند، به خوبی و با دقت بالا عمل نمی‌کنند. در واقع اکثر آن‌ها از حساسیت لازم برخوردار نیستند. بدین معنا که نه تنها نودول‌ها، بلکه ساختارهای آناتومیکی مانند رگ‌های خونی، دیواره‌های ریه و دنده‌ها را نیز از لحاظ شدت روشنایی بهبود می‌دهند و عملاً مشکلی را حل نمی‌کنند. به

بیان دیگر این فیلترها حساسیت بسیار خوبی نسبت به ساختارهای کروی شکل تصویر دارند اما این حساسیت فقط مختص به این نواحی نیست و از لحاظ پارامتر میزان اختصاصی بودن<sup>۱</sup>، ضعیف می‌باشند. در مرجع [۳۷] فیلترهایی مطرح شده که در آن‌ها به هر دو پارامتر حساسیت و اختصاصی بودن جهت بهبود شدت روشنایی نودول‌ها در تصاویر CT، توجه شده است. در این بخش قصد داریم تا مبانی تئوری و نحوه پیاده سازی این فیلترها در تصاویر دو یا سه بعدی را بررسی نماییم.

در ابتدا لازم است تا تعریف دقیقی از پارامترهای حساسیت و اختصاصی بودن یک الگوریتم ارائه گردد. حساسیت، معیاری است که میزان تأثیر و پاسخ یک فیلتر در رابطه با ورودی‌هایی که در حوزه اهداف طراحی آن هستند را نشان می‌دهد. به عنوان مثال یک فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی با حساسیت بالا، باید پاسخ بسیار قوی نسبت به چنین نواحی داشته باشد. اختصاصی بودن یک الگوریتم نیز معیاری است که میزان تأثیر و پاسخ یک فیلتر در مورد ورودی‌هایی که خارج از اهداف طراحی آن بوده‌اند را نشان می‌دهد. به عنوان مثال فیلتری با عملکرد مشابه مثال قبل و با درجه اختصاصیت بالا، نباید پاسخ قوی نسبت به نواحی استوانه‌ای شکل داشته باشد. لذا همان‌طور که از توضیحات فوق برمی‌آید، این معیارها دو جنبه از یک مفهوم متناقض با یکدیگر هستند.

برای سادگی در محاسبات، دایره و خط را به ترتیب به عنوان دو شکل ایده آل برای نودول‌ها و رگ‌ها در حوزه دو بعدی در نظر می‌گیریم. در این بخش فیلترهای بهبود دهنده تابع شدت روشنایی برای خطوط و دوایر موجود در تصاویر دو بعدی را مطرح می‌کنیم. فرض می‌کنیم که یک دایره و یک خط به ترتیب توسط روابط زیر نمایش داده شوند:

$$d(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (۴۶-۳)$$

---

<sup>۱</sup> Specificity Parameter

$$l(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (47-3)$$

که رابطه (46-3) یک دایره « فازی » به فرم تابع گاوسی دو بعدی و رابطه (47-3) یک خط « فازی » است که در راستای محور  $y$  ها واقع است که هر خط موازی با محور  $x$  ها یک تابع گاوسی تک بعدی می باشد. این اشکال فازی به این دلیل انتخاب شدند که توابعی پیوسته هستند که مشتق دوم نیز برای آن ها تعریف شده می باشد. پارامتر  $\sigma$  در توابع گاوسی نشان دهنده مقیاس یک دایره یا خط است.

با استفاده از مشتقات جزئی مرتبه دوم تصویر، فیلترهای بهبود دهنده دایره و خط در حوزه دو بعدی طراحی می شوند. تصویر دو بعدی را با  $f(x, y)$  نشان می دهیم و سه پارامتر مشتق مرتبه دوم آن را بدست می آوریم  $(f_{xx}, f_{yy}, f_{xy})$ . در نقطه مرکز دایره فازی یا هر نقطه روی خط مرکزی یک خط فازی، مشتق مرتبه دوم ترکیبی آنها  $(f_{xy})$  صفر می شود. در ادامه ذکر خواهد شد که حتی اگر این مقدار برابر صفر نباشد، همواره می توان دستگاه مختصات را بگونه ای چرخاند که در این فضای جدید برابر صفر گردد. بنابراین فیلترهای مطرح شده در این روش فقط به دو مشتق مرتبه دوم  $f_{xx}$  و  $f_{yy}$  بستگی خواهند داشت که آنها را  $\lambda_1$  و  $\lambda_2$  می نامیم زیرا آنها مقادیر ویژه ماتریس هسین هستند که  $|\lambda_1| \geq |\lambda_2|$ . فرمول های زیر شرایطی را نشان می دهند که مقادیر ویژه فوق باید آنها را بترتیب برای دایره و خط ارضا نمایند:

$$\lambda_1 = \lambda_2 = -\frac{1}{\sigma^2} < 0 \quad (48-3)$$

$$\lambda_1 = -\frac{1}{\sigma^2} < 0, \lambda_2 = 0 \quad (49-3)$$

موقتاً اهمیت علامت دو مقدار ویژه را نادیده گرفته و معیار  $e_2 = \frac{|\lambda_2|}{|\lambda_1|}$  را در نظر می گیریم. بنابراین

شرایط مطرح شده در روابط (48-3) و (49-3) بترتیب بصورت زیر بازنویسی می شوند:

$$e_2 = 1, e_1 = 0$$

همان‌طور که مشاهده می‌شود، از خواص فوق‌الذکر در مورد میزان کشیدگی یک دایره یا یک خط در فضای دو بعدی، به منظور تولید فیلترهای بهبود دهنده آن‌ها استفاده شده است. نظر به اینکه هر دو معیار حساسیت و اختصاصی بودن فیلترها باید به طور توأم برقرار باشد، خروجی هر فیلتر به صورت حاصل ضرب دو مؤلفه زیر بیان می‌شود:

- بزرگی خروجی فیلتر؛ که توسط تابع  $g(\lambda_1, \lambda_2)$  بیان می‌شود و وابسته به پارامتر حساسیت فیلتر می‌باشد. این مؤلفه پارامتری است که در اغلب فیلترهای بهبود دهنده قدیمی به تنهایی از آن استفاده می‌شد و در حالت کلی به تنهایی قدرت کافی در جداسازی انواع مختلف اشکال هندسی را ندارد. در هر حال هنگامی که یک فیلتر بهبود دهنده تنها بر اساس معیار فوق برای شکل خاصی طراحی می‌شود، مهم است که این معیار برای آن شکل خاص پاسخی بزرگ از لحاظ اندازه ارائه کند و از اشکال مختلف دیگر پشتیبانی نکند. بعنوان مثال  $g(\lambda_1, \lambda_2) = |\lambda_1| + |\lambda_2|$  یک تابع مناسب از لحاظ اندازه و بزرگی خروجی برای شناسایی یک خط نمی‌باشد، زیرا یک دایره مقدار بزرگتری نسبت به یک خط در این تابع ایجاد می‌کند. همین امر بیان می‌کند که این تابع برای شناسایی دایره مناسب تر است. از سوی دیگر، هر چند از لحاظ منطقی این تابع دامنه بزرگی برای دوایر تصویر ایجاد می‌کند، ممکن است یک خط نیز مقداری بزرگ از لحاظ این تابع بوجود آورد که این توضیحات بیان کننده همان مفهوم اختصاصی بودن پاسخ فیلتر می‌باشد. در واقع  $g(\lambda_1, \lambda_2) = |\lambda_2|$  تابع بهتری از لحاظ معیار اندازه برای یک فیلتر بهبود دهنده دایره در تصاویر می‌باشد. در این حالت هم مفهوم حساسیت و هم مفهوم اختصاص یافتگی رعایت شده است.

- احتمال؛ که توسط تابع  $k(\lambda_1, \lambda_2)$  بیان می شود و مستقیماً وابسته به دو پارامتر حساسیت و اختصاص یافتگی فیلتر می باشد. این مؤلفه، احتمال اینکه یک پیکسل متعلق به شکل خاصی باشد را بیان می کند. لذا خروجی آن همواره مقداری بین صفر تا یک را داراست. خروجی یک فیلتر بهبود دهنده دایره ایده آل از لحاظ این مؤلفه، برای یک دایره مقدار یک (حساسیت بالا) و برای یک خط مقدار صفر (اختصاص یافتگی بالا) را خواهد داشت.

با توجه به معیارهای فوق جهت تعیین بهترین فیلترهای بهبود دهنده ناحیه، برای یک دایره یک شرط منحصر به فرد که خط هرگز نمی تواند آن را ارضا کند همان  $e_2 = 1$  در رابطه (۳-۵۰) است. بنابراین تابع احتمال برای یک دایره، همین شرط در نظر گرفته می شود. لذا خواهیم داشت:

$$k_{dot}(\lambda_1, \lambda_2) = e_2 = \frac{|\lambda_2|}{|\lambda_1|} \quad (51-3)$$

به روش مشابه، می توان تابع احتمال برای یک خط را بر اساس همین ویژگی که اکنون استفاده کردیم، بیان نمود:

$$k_{line}(\lambda_1, \lambda_2) = 1 - e_2 = \frac{(|\lambda_1| - |\lambda_2|)}{|\lambda_1|} \quad (51-3)$$

از آنجا که هر کدام از توابع احتمال فوق عدد یک را به عنوان خروجی برای شکل مطلوب و عدد صفر را برای شکل نا مطلوب تولید می کنند، هر تابع از لحاظ حساسیت و میزان اختصاص یافتگی در حد ایده آل قرار دارند.

از سوی دیگر همان طور که در گذشته مطرح گردید، تابع  $g_{dot}(\lambda_1, \lambda_2) = |\lambda_2|$  نیز انتخاب مناسبی برای فیلتر بهبود دهنده دایره از لحاظ پارامتر اندازه خروجی می باشد. تابعی که برای شناسایی یک خط از لحاظ این معیار مطرح می گردد بصورت  $g_{line}(\lambda_1, \lambda_2) = |\lambda_1|$  است.

فیلترهای نهایی که از آن ها برای بهبود نواحی دایروی و خطوط در تصاویر استفاده می شود، حاصل ضرب توابع اندازه و احتمال می باشند تا تمام ویژگی های فوق را در بر بگیرند. روابط زیر این فیلترها را به ترتیب برای بهبود دایره و خط نشان می دهند:

$$F_{dot}(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{|\lambda_2|^2}{|\lambda_1|} \quad (52-3)$$

$$F_{line}(\lambda_1, \lambda_2) = |\lambda_1| - |\lambda_2| \quad (53-3)$$

از آنجایی که نودول ها یا رگ های خونی در تصاویر CT شدت روشنایی بالاتری نسبت به پس زمینه دارند و می خواهیم این نواحی روشن تر با شکل هندسی خاص را در زمینه ای تیره بهبود ببخشیم، علامت مشتقات مرتبه دوم تصویر دو بعدی باید منفی باشد. لذا ما نیز در روابط فوق به گونه ای عمل می کنیم که این شرط لحاظ گردد. همان طور که در گذشته ذکر گردید، از آنجایی که مقادیر ویژه ماتریس هسین همان مشتقات مرتبه دوم تصویر هستند، روابط فوق به عنوان فیلترهای بهبود دهنده به صورت زیر به روز می شوند:

$$F_{dot}(\lambda_1, \lambda_2) = \begin{cases} \frac{|\lambda_2|^2}{|\lambda_1|} & \lambda_1 < 0, \lambda_2 < 0 \\ 0 & \text{در غیر این صورت} \end{cases} \quad (54-3)$$

$$F_{line}(\lambda_1, \lambda_2) = \begin{cases} |\lambda_1| - |\lambda_2| & \lambda_1 < 0 \\ 0 & \text{در غیر این صورت} \end{cases} \quad (55-3)$$

همان‌طور که پیش‌تر اشاره گردید، در روابط فوق فقط از دو مشتق مرتبه دوم  $f_{xx}$  و  $f_{yy}$  (که به نام های  $\lambda_1$  و  $\lambda_2$  نیز آنها را معرفی نمودیم)، استفاده می‌شود. زیرا مشتق مرتبه دوم ترکیبی آنها  $f_{xy}$  برای دو شکل ایده آل معرفی شده در روابط (۳-۴۶) و (۳-۴۷) صفر می‌باشد. اما این شرایط همواره درست نیست. بعنوان مثال اگر یک خط در راستای هیچ یک از محورهای مختصات در فضای دو بعدی تصویر واقع نشود، مشتق مرتبه دوم ترکیبی نقاط روی آن صفر نخواهد بود و این موضوع پیچیدگی طراحی فیلترهای بهبود دهنده را به شدت افزایش می‌دهد.

اولین و ساده‌ترین روشی که به کمک آن می‌توان مقدار این مشتق را صفر نمود، چرخاندن دستگاه مختصات به گونه‌ای است که خط مزبور در راستای یکی از دو محور آن قرار گیرد. اکنون مسئله مهم تعیین میزان چرخش دستگاه مختصات می‌باشد. اما از آنجا که هدف ما حذف مشتق مرتبه دوم ترکیبی  $f_{xy}$  می‌باشد، چرخش دستگاه مختصات نیاز نیست و می‌توان با استفاده از روابط مفید ریاضی به این هدف دست یافت.

در ابتدا ماتریس هسین تصویر دو بعدی  $f(x, y)$  در پیکسل  $(x, y)$  را به کمک مشتقات جزئی مرتبه دوم بدست می‌آوریم. رابطه (۳-۱۲) ماتریس هسین دو بعدی را نشان می‌دهد. این ماتریس خواص مهمی دارد که از جمله آنها می‌توان به حقیقی بودن عناصر و تقارن آن اشاره کرد. می‌توان ماتریس  $2 \times 2$  حقیقی  $Z$  را بگونه‌ای یافت که ماتریس هسین را به ماتریس قطری  $R$  تبدیل نماید که عناصر روی قطر آن همان مقادیر ویژه‌ای هستند که در روابط فوق از آنها استفاده نمودیم. رابطه (۳-۵۶) چگونگی انجام این فرآیند را نشان می‌دهد:

$$R = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \cdot \\ \cdot & \lambda_2 \end{bmatrix} = Z^T H Z = Z^T \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{bmatrix} Z \quad (۳-۵۶)$$



دو بردار ستونی ماتریس  $Z$  همان بردارهای ویژه ماتریس هسین و عناصر قطری ماتریس  $R$  همان مقادیر ویژه ماتریس هسین می‌باشند. رابطه (۳-۵۶) بیان می‌کند که محاسبه مقادیر ویژه ماتریس هسین معادل با قطری سازی آن، چرخش دستگاه مختصات و در نهایت حذف مشتق مرتبه دوم ترکیبی آن می‌باشد. در حالت دو بعدی، مقادیر ویژه ماتریس هسین می‌تواند توسط روابط زیر بدست آید:

$$\lambda_1 = K + \sqrt{K^2 - Q^2} \quad , \quad \lambda_2 = K - \sqrt{K^2 - Q^2} \quad (۳-۵۷)$$

که مقادیر  $K$  و  $Q$  در رابطه فوق عبارتند از:

$$K = \frac{f_{xx} + f_{yy}}{2} \quad , \quad Q = \sqrt{f_{xx}f_{yy} - f_{xy}^2} \quad (۳-۵۸)$$

اگر  $|\lambda_1| < |\lambda_2|$  باشد، بایستی جای آنها را با یکدیگر عوض نمود. لازم به ذکر است که مقادیر ویژه ماتریس هسین برای تمام پیکسل‌های تصویر دو بعدی بدست آید و سپس با استفاده از روابط (۳-۵۴) و (۳-۵۵)، تصویر بهبود یافته از لحاظ تابع شدت روشنایی برای نواحی دایروی و یا خطی شکل بدست می‌آید.

در فیلترهای بهبود دهنده دایره و خط که تاکنون توضیح داده شد، هیچ گونه توجهی نسبت به اثر نویز تصویر و ابعاد نواحی مطلوب نشده است. لذا کاربرد این فیلترها در عمل نتیجه مطلوبی را تولید نخواهد کرد، زیرا مشتقات مرتبه دوم نسبت به نویز بسیار حساس هستند و دلیل دیگر عدم توانایی فیلترهای فوق در تولید پاسخی بزرگ برای اشکال با اندازه‌های مختلف مانند نودول‌های در اندازه‌های مختلف در صفحات تصویر CT می‌باشد.

روشی که برای حل مشکل فوق پیشنهاد شده است، استفاده از تابع هموارساز گاوسی دو بعدی قبل از مشتق گیری می‌باشد. با هموارسازی تصویر به وسیله توابع گاوسی، نه تنها نویز تصویر و میزان حساسیت

مشتقات به آن کاهش می‌یابد، بلکه این تابع مانند یک فیلتر تطبیقی<sup>۱</sup> عمل می‌کند که اشکال و نواحی با ابعاد مناسب را حفظ می‌کند. اگر نسبت به ابعاد اشکال هندسی که می‌خواهیم آن‌ها را بهبود دهیم دانشی داشته باشیم، انتخاب و تنظیم مقیاس‌های مختلفی که برای توابع هموارساز گاوسی نیاز است بسیار آسان می‌گردد و با تنظیم پارامتر  $\sigma$  می‌توان به هدف فوق دست یافت. برای سادگی و بدون از دست دادن کلیت مطلب، مقیاس تابع گاوسی را در فضای یک بعدی بدست می‌آوریم و سپس نتیجه آن را می‌توان به عنوان مقیاس توابع گاوسی دو و حتی سه بعدی استفاده نمود.

فرض کنیم که یک شیء در فضای یک بعدی را بتوان توسط یک تابع گاوسی تک بعدی با پارامتر مقیاس  $\sigma$  بیان نمود. بنابراین می‌توان فرض کرد که قطر این شیء تقریباً برابر  $4\sigma$  است، زیرا بیش از ۹۵٪ سطح زیر منحنی گاوسی در این بازه قرار می‌گیرد، لذا به طریقه مشابه می‌توان استنباط کرد که بیش از ۹۵٪ از سطح شیء را شامل می‌شود. به این علت است که می‌توان یک شیء دایروی با قطر  $d$  را با استفاده از تابع گاوسی با مقیاس  $\frac{d}{4}$  تخمین زد.

همان‌طور که پیش‌تر و در مبحث اندیس شکل نیز بیان شد، دو مرحله هموارسازی گاوسی و مشتق‌گیری را می‌توان با یکدیگر ترکیب نمود و از مشتقات توابع گاوسی با همان مقیاس قبل و مطابق با رابطه (۳-۴۵) منتهی برای توابع دو بعدی استفاده نمود.

بنابراین با توجه به محدوده اندازه نودول‌های تحت بررسی در صورتی که در بازه  $[d_1 \sim d_2]$  قرار داشته باشند، ابتدا از مشتقات گاوسی در مقیاس‌های  $[d_1/4 \sim d_2/4]$  استفاده می‌کنیم و سپس خروجی فیلترهای بهبود دهنده را محاسبه می‌نماییم. بازه پیوسته فوق را به  $N$  بخش تقسیم نموده و مراحل فوق را در  $N$  مرحله تکرار می‌کنیم.

---

<sup>۱</sup> Match Filter

نکته حائز اهمیت در این تقسیم بندی بازه پیوسته مقیاس‌ها، نحوه انتخاب تعداد مقیاس‌های لازم می‌باشد. اگر قطر اشکال هندسی که می‌خواهیم آن‌ها را بهبود دهیم در بازه وسیعی تغییر نماید، به همان نسبت بازه تغییرات مقیاس‌ها بزرگ خواهد بود و بنابراین ناگزیر به انتخاب عددی بزرگ‌تر برای تعداد مراحل هستیم.

$N$  مقیاس هموارسازی که در بازه  $[d_1/\epsilon \sim d_0/\epsilon]$  تعریف می‌شوند را می‌توان از رابطه زیر بدست آورد:

$$\sigma_1 = d_0/\epsilon, \sigma_2 = r\sigma_1, \sigma_3 = r^2\sigma_1, \dots, \sigma_N = r^{N-1}\sigma_1 = d_1/\epsilon \quad (59-3)$$

که مقدار  $r$  در رابطه فوق عبارتست از:

$$r = (d_1/d_0)^{1/(N-1)} \quad (60-3)$$

همان‌طور که از روابط فوق می‌توان فهمید، ارتباط بین مقیاس‌های هموارسازی به صورت نمایی است. هر کدام از فیلترهای بهبود دهنده با مقیاس متفاوت، اشکال هندسی با شکل و اندازه خاصی را بهبود می‌دهند. به روش‌های مبتنی بر چنین تکنیکی، روش‌های چند مقیاسی<sup>۱</sup> می‌گویند. خروجی نهایی ناشی از اعمال فیلترهای فوق با مقیاس‌های مختلف در هر پیکسل عبارتست از ماکزیمم مقداری که در تمامی  $N$  مرحله بدست آمده است. اما باید به این نکته توجه شود که دامنه خروجی کانولوشن تصویر با مشتقات گاوسی، با مربع هر مقیاس رابطه معکوس دارد. بنابراین به منظور توانایی در مقایسه صحیح پاسخ فیلترها در مقیاس‌های مختلف، خروجی کانولوشن را در مربع همان مقیاس ( $\sigma_i^2$ ) ضرب می‌کنیم.

<sup>۱</sup> Multiscale Resolution Method

بنا بر توضیحات فوق، روش چند مقیاسی بهبود نواحی دایروی و خطی در تصویر دو بعدی را می‌توان در مراحل زیر خلاصه نمود:

- به صورت تجربی بازه تغییرات قطر اشیاء که باید بهبود داده شوند را بدست آورده و با توجه به این بازه و استفاده از رابطه (۳-۵۹) تعداد و مقدار هر مقیاس محاسبه می‌شود.
- برای هر مقیاس هموارسازی  $\sigma_s$  فوق، مراحل ۳ تا ۹ اجرا می‌شوند.
- تصویر دو بعدی اصلی با تابع دو بعدی مشتق مرتبه دوم گاوسی با مقیاس  $\sigma_s$  فیلتر می‌شود.
- برای هر پیکسل از تصویر مراحل ۵ تا ۷ اجرا می‌شود.
- ماتریس هسین و مقادیر ویژه آن به کمک روابط (۳-۵۷) و (۳-۵۸) محاسبه می‌شود.
- خروجی توابع بهبود دهنده دایره و خط توسط روابط (۳-۵۴) و (۳-۵۵) محاسبه می‌شود.
- پایان حلقه محاسبات برای هر پیکسل در هر مقیاس
- هر پیکسل از تصویر خروجی مرحله قبل که در مقیاس  $\sigma_s$  بدست آمده، در  $\sigma_s^2$  ضرب می‌شود.
- پایان حلقه محاسبات در هر مقیاس
- برای هر پیکسل، نتیجه نهایی برابر است با ماکزیمم مقدار خروجی‌های متناظر با آن پیکسل در تمامی مقیاس‌های مختلف فوق.

تا اینجا تمامی روابط و توضیحات فوق در حالت دو بعدی ارائه شده‌اند، در این قسمت تعمیمی از روش فوق را برای حالت سه بعدی ارائه می‌کنیم.

مشابه حالت دو بعدی، در اینجا نیز سه شکل ایده آل و پایه در فضای سه بعدی فرض می‌کنیم. کره، استوانه و صفحه اشکال هندسی مهم در کاربرد شناسایی نودول‌های ریوی هستند که می‌توان معادله آن‌ها را در فضای سه بعدی به ترتیب به صورت زیر نمایش داد:

$$d(x, y, z) = \exp\left(-\frac{x^2+y^2+z^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$l(x, y, z) = \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (61-3)$$

$$p(x, y, z) = \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

برای این شکل‌های پایه در فضای سه بعدی، شش عدد از مشتقات مرتبه دوم ترکیبی آن‌ها صفر خواهند شد که عبارتند از:  $f_{zx}, f_{yx}, f_{yz}, f_{xz}, f_{xy}$  و  $f_{zy}$ . بنابراین فیلترها فقط به سه مشتق مرتبه دوم  $f_{xx}, f_{yy}$  و  $f_{zz}$  وابسته هستند که آن‌ها را بترتیب  $\lambda_1, \lambda_2$  و  $\lambda_3$  می‌نامیم، زیرا آن‌ها مقادیر ویژه ماتریس هسین می‌باشند که  $|\lambda_1| \geq |\lambda_2| \geq |\lambda_3|$ . روابط زیر شرایطی را نشان می‌دهند که مقادیر ویژه سه گانه فوق باید آن‌ها را بترتیب برای کره، استوانه و صفحه ارضا نمایند:

$$\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = -\frac{1}{\sigma^2} < 0 \quad (62-3)$$

$$\lambda_1 = \lambda_2 = -\frac{1}{\sigma^2} < 0, \quad \lambda_3 = 0 \quad (63-3)$$

$$\lambda_1 = -\frac{1}{\sigma^2} < 0, \quad \lambda_2 = \lambda_3 = 0 \quad (64-3)$$

با فرض  $e_1 = |\lambda_2|/|\lambda_1|$  و  $e_2 = |\lambda_3|/|\lambda_1|$ ، شرایط بیان شده در روابط (62-3) تا (64-3) را می‌توان

بترتیب برای کره، استوانه و صفحه بصورت رابطه زیر بازنویسی کرد:

$$e_2 = 1, e_3 = 1$$

$$e_2 = 1, e_3 = 0 \quad (65-3)$$

$$e_2 = 0, e_3 = 0$$

با استفاده از این حقیقت که  $1 \geq e_2 \geq e_3 \geq 0$ ، شرطی که در رابطه (65-3) مطرح شده است را می توان بیش از این نیز ساده کرد و بصورت زیر نوشت:

$$e_3 = 1$$

$$e_2 = 1, e_3 = 0 \quad (66-3)$$

$$e_3 = 0$$

همان طور که بیان شد، شروط فوق به ترتیب برای کره، استوانه و صفحه مطرح می باشند و از ترکیب آنها با یکدیگر می توان تابع احتمال برای هر یک از این اشکال هندسی را بدست آورد. روابط زیر تابع احتمال هر یک را به ترتیب نشان می دهند:

$$k_{dot}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = e_3 = \frac{|\lambda_3|}{|\lambda_1|}$$

$$k_{line}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = e_2 - e_3 = \frac{(|\lambda_2| - |\lambda_3|)}{|\lambda_1|} \quad (67-3)$$

$$k_{plane}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = 1 - e_2 = \frac{(|\lambda_1| - |\lambda_2|)}{|\lambda_1|}$$

توابع میزان بزرگی خروجی برای کره، استوانه و صفحه نیز به ترتیب برابرند با:

$$g_{dot}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = |\lambda_1|$$

$$g_{line}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = |\lambda_2| \quad (68-3)$$

$$g_{plane}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = |\lambda_3|$$

با ترکیب توابع فوق به صورت حاصل ضرب و توجه به علامت مقادیر ویژه، توابع نهایی بهبود دهنده کره، استوانه و صفحه در فضای سه بعدی را می‌توان بدست آورد که به ترتیب عبارتند از:

$$F_{dot}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = \begin{cases} \frac{|\lambda_3|^2}{|\lambda_1|} & \lambda_1 < 0, \lambda_2 < 0, \lambda_3 < 0 \\ \cdot & \text{در غیر اینصورت} \end{cases}$$

$$F_{line}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = \begin{cases} \frac{|\lambda_2| \cdot (|\lambda_2| - |\lambda_3|)}{|\lambda_1|} & \lambda_1 < 0, \lambda_2 < 0 \\ \cdot & \text{در غیر اینصورت} \end{cases} \quad (69-3)$$

$$F_{plane}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = \begin{cases} |\lambda_1| - |\lambda_2| & \lambda_1 < 0 \\ \cdot & \text{در غیر اینصورت} \end{cases}$$

در اینجا نیز مشابه حالت دو بعدی، در حالت کلی شش مشتق مرتبه دوم ترکیبی صفر نیستند و باید مقادیر ویژه ماتریس هسین معرفی شده در رابطه (3-15) را محاسبه نمود. متأسفانه بر خلاف حالت دو بعدی، مقادیر ویژه ماتریس فوق را نمی‌توان به سادگی قبل و توسط روابط ریاضی معین نمود و تنها راه تعیین آن‌ها استفاده از تعریف مقادیر ویژه و حل معادلات مربوطه می‌باشد. با محاسبه مقادیر ویژه فوق، همان مراحل مطرح شده در حالت دو بعدی برای تولید فیلترهای بهبود دهنده سه بعدی نیز قابل اجرا می‌باشند.

### ۳-۳ فیلتر اندیس همگرایی

یکی دیگر از روش‌های مهم در حوزه مطالعات دو بعدی که جهت شناسایی نقاط کاندیدای نودول از اطلاعات شکل هندسی استفاده می‌کند، آنالیز تصویر به کمک فیلتر اندیس همگرایی<sup>۱</sup> و یا نسخه کوانتیزه شده آن است [۴۰-۴۱]. این فیلتر نیز با بررسی تک تک پیکسل‌های تصویر و مطالعه بردارهای گرادیان شدت روشنایی آن قادر به بهبود و آشکارسازی نواحی دایروی آن می‌باشد.

از فیلتر اندیس همگرایی اولین بار جهت شناسایی سرطان سینه استفاده شد که نتیجه بسیار موفق‌تری را در برداشت [۴۲-۵۹]. به طور خلاصه می‌توان بیان نمود که این فیلتر در فضای برداری که شامل بردارهای گرادیان شدت روشنایی تصویر است، عمل می‌کند. خروجی آن در هر پیکسل، به جهت‌های بردار گرادیان در پیکسل‌های همسایه آن بستگی دارد و اندازه آن، درجه همگرایی این بردارها به پیکسل مزبور را نشان می‌دهد. لذا در هر ناحیه دایروی که کنتراست مثبتی دارد، این درجه همگرایی عددی بزرگ خواهد بود. منظور از کنتراست مثبت این است که میانگین شدت روشنایی ناحیه مزبور بالاتر از این معیار در نزدیک‌ترین همسایه‌های ناحیه می‌باشد. در واقع دلیل این امر از لحاظ تئوری این است که یک ناحیه دایروی توسط تعدادی منحنی بسته با شدت روشنایی ثابت و دایره‌وار که در داخل یکدیگر قرار دارند، شناسایی می‌شود و جهت گرادیان شدت روشنایی در چنین منحنی‌هایی همواره عمود بر آن‌هاست. لذا در حالت ایده آل تمامی بردارهای گرادیان شدت روشنایی در داخل یک ناحیه مدور از تصویر، به سمت مرکز دایره خواهد بود و این نقطه دارای بالاترین درجه همگرایی بردارهای گرادیان شدت روشنایی است و اندیس همگرایی در این نقطه ماکزیمم مقدار عددی خود را خواهد داشت.

---

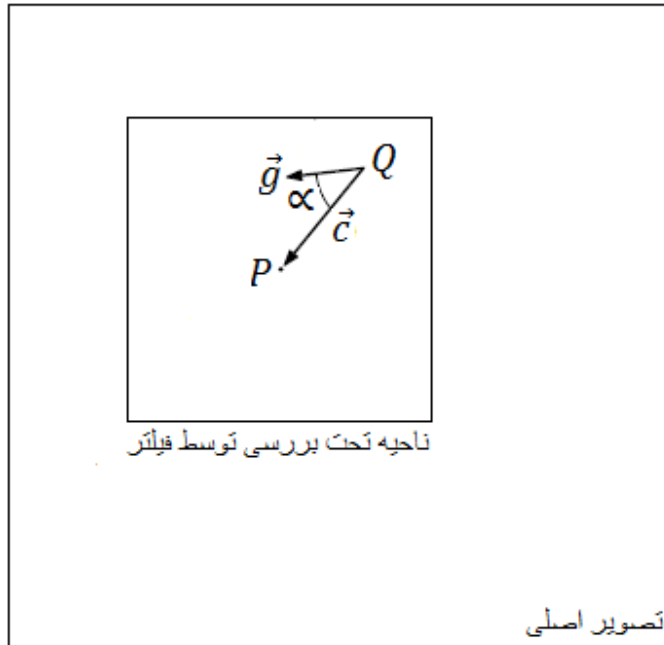
<sup>۱</sup> Convergence Index Filter



بعلاوه باید به این نکته توجه شود که میزان کنتراست یک ناحیه و تغییرات آن حتی در صورتی که نسبت کنتراست به نویز تصویر بالا باشد، اثر بسیار ناچیزی در مقادیر خروجی این فیلتر خواهد داشت، چرا که در این فیلتر اندازه بردار گرادیان شدت روشنایی مورد توجه نبوده و فقط از جهت‌های آن‌ها در تولید خروجی استفاده می‌شود. بنابراین هر ناحیه مدور با کنتراست مثبت، صرف نظر از اندازه کنتراست، توسط این فیلتر قابل شناسایی است. همین امر باعث شده تا بتوان از این فیلتر جهت شناسایی انواع نودول‌های ریوی (سخت و توپر و یا نیمه سخت و با کنتراست پایین) استفاده نمود.

در این قسمت قصد داریم تا با ارائه توضیحاتی، نحوه عملکرد این فیلتر را مورد مطالعه و بررسی قرار دهیم. از آنجایی که این فیلتر برای تولید خروجی در هر پیکسل از اطلاعات مربوط به جهت‌های بردار گرادیان در پیکسل‌های همسایه آن استفاده می‌کند، بایستی در اطراف هر پیکسل یک پنجره محلی به مرکزیت آن پیکسل و اندازه مشخصی که تعدادی از پیکسل‌های همسایه را شامل شود، به عنوان محدوده اثر این فیلتر تعیین گردد. در آینده در مورد چگونگی انتخاب اندازه این پنجره نکاتی ذکر خواهد شد.

فرض کنیم پنجره‌ای از تصویر دو بعدی به مرکزیت  $P(x, y)$  بعنوان محدوده تحت بررسی توسط این فیلتر در اختیار است. بعلاوه برای تمامی پیکسل‌های ناحیه مزبور بردار گرادیان شدت روشنایی مفروض است.  $S(p)$  مجموعه پیکسل‌های داخل این ناحیه به جز پیکسل وسط آن می باشد. برای هر پیکسل  $Q(x, y)$  متعلق به مجموعه  $S$ ، بردار مرکز گرای  $\vec{c}(x, y)$  بدین صورت تعریف می شود که از پیکسل  $Q$  آغاز و به پیکسل  $P$  ختم می شود. با فرض  $\vec{g}(x, y)$  بعنوان بردار گرادیان شدت روشنایی در پیکسل  $Q$ ، اندیس همگرایی در این پیکسل که آنرا با  $CI(x, y)$  نشان می دهیم برابر است با  $\cos(\alpha)$  که پارامتر  $\alpha$  زاویه بین بردارهای مرکزگرای  $\vec{c}$  و گرادیان شدت روشنایی  $\vec{g}$  در پیکسل  $Q$  می باشد. شکل ۳-۴ توضیحات فوق را نشان می دهد.



شکل ۳-۴ چگونگی محاسبه اندیس همگرایی در پیکسل  $Q$  که با  $\cos(\alpha)$  مشخص می‌گردد. در اینجا پنجره به شکل مربع در نظر گرفته شده است.

برای محاسبه کسینوس زاویه بین دو بردار، ساده‌ترین راه استفاده از ضرب نقطه‌ای آن‌ها می‌باشد. بدین منظور ابتدا بردارهای فوق را نرمالیزه می‌کنیم تا اندازه آن‌ها برابر یک شود و فقط جهت آن‌ها در تعیین اندیس همگرایی نقش داشته باشد. لذا خواهیم داشت:

$$\vec{c}_n(x, y) = \vec{c}(x, y) / |\vec{c}(x, y)|, \quad \vec{g}_n(x, y) = \vec{g}(x, y) / |\vec{g}(x, y)| \quad (70-3)$$

$$CI(x, y) = \vec{c}_n(x, y) \cdot \vec{g}_n(x, y) \quad (71-3)$$

با محاسبه اندیس همگرایی برای تک تک پیکسل‌های متعلق به مجموعه  $S$ ، خروجی نهایی فیلتر در پیکسل مرکزی پنجره  $(P(x, y))$  برابر است با میانگین اندیس‌های همگرایی پیکسل‌های موجود در این ناحیه که رابطه زیر نشان دهنده همین امر است:

$$\frac{\sum_{(x,y) \in S} CI(x,y)}{|S(x,y)|} \quad (72-3)$$

از طرف دیگر در بعضی از مقالات از نسخه کوانتیزه شده آن جهت شناسایی نواحی دایروی تصویر استفاده شده است [40]. تنها تفاوت اندیس همگرایی کوانتیزه شده<sup>۱</sup> نسبت به روابط فوق در مرحله محاسبه اندیس همگرایی است که در رابطه (۷۱-۳) بیان شده است. در این حالت پس از محاسبه اندیس همگرایی در هر پیکسل  $Q$ ، آن را با یک سطح آستانه مقایسه می‌کنند. رابطه (۷۳-۳) چگونگی کوانتیزه سازی این پارامتر را نشان می‌دهد.

$$QCI(x,y) = \begin{cases} 1 & CI(x,y) = \vec{c}_n(x,y) \cdot \vec{g}_n(x,y) \geq T \\ 0 & \text{در غیر اینصورت} \end{cases} \quad (73-3)$$

در رابطه فوق  $T$  همان سطح آستانه‌ای است که اندیس همگرایی با آن مقایسه می‌شود. خروجی نهایی این فیلتر برای پیکسل وسط پنجره مشابه رابطه (۷۲-۳) خواهد بود منتهی با این تفاوت که از اندیس همگرایی کوانتیزه شده پیکسل‌های ناحیه تحت بررسی استفاده می‌شود:

$$\frac{\sum_{(x,y) \in S} QCI(x,y)}{|S(x,y)|} \quad (74-3)$$

با توجه به مباحث فوق، این فیلترها جهت شناسایی نواحی مدور تصویر نیاز به پارامترهایی دارند که باید توسط کاربر تنظیم گردند. یکی از مهم‌ترین این پارامترها ابعاد پنجره است که تعداد پیکسل‌های همسایه جهت مشارکت در تعیین خروجی فیلتر در هر پیکسل را تعیین می‌کند. پارامتر دیگر که در فیلتر کوانتیزه شده استفاده می‌شود، تعیین سطح آستانه است. در این بخش به بررسی اثر هر کدام از این پارامترها و چگونگی انتخاب آن‌ها می‌پردازیم.

---

<sup>۱</sup> Quantized Convergence Index

انتخاب ابعاد پنجره به اندازه دوایری که می‌خواهیم توسط این فیلترها شناسایی شوند، بستگی دارد. اگر ابعاد پنجره بسیار بزرگ‌تر از قطر دایره‌ها انتخاب شود، نمی‌توان به خوبی نواحی مدور تصویر را شناسایی نمود و مقدار نهایی فیلتر همواره عدد کوچکی خواهد شد. این امر بدین علت است که با افزایش ابعاد پنجره تعداد پیکسل‌های همسایه که در تعیین خروجی فیلتر نقش دارند، افزایش می‌یابد. بسیاری از این پیکسل‌ها خارج از دایره‌ای که می‌خواهیم آن‌را شناسایی نماییم قرار دارند و لذا جهت بردار گرادیان شدت روشنایی در آن‌ها به گونه‌ای است که زاویه زیادی نسبت به بردار مرکز گرا دارند - قبلاً بیان شد که پیکسل‌های داخل یک ناحیه کروی بر روی دسته منحنی‌های مدوری واقعند که شدت روشنایی در هر کدام از این منحنی‌ها ثابت می‌باشد و به آن‌ها منحنی‌های هم تراز می‌گویند. لذا بردارهای گرادیان شدت روشنایی در هر پیکسل همواره عمود بر منحنی و به سمت مرکز آن خواهد بود- بنابراین  $\cos(\alpha)$  برای چنین پیکسل‌هایی که خارج از ناحیه مدور هستند مقدار مثبت کوچکی و یا حتی در بعضی موارد مقداری منفی خواهد داشت(در کاربرد شناسایی نودول‌های ریوی به دلیل اینکه محتوای پس زمینه تاریک‌تر از محتوای نودول‌ها ست، جهت بردار گرادیان شدت روشنایی در پیکسل‌های خارج از نودول برعکس پیکسل‌های داخل نودول خواهد بود). لذا در میانگین‌گیری جهت تولید خروجی نهایی برای پیکسل وسط پنجره، حضور این اعداد کوچک و یا منفی عامل کاهش چشمگیر نتیجه حتی برای نواحی مدور می‌باشند. با توجه به توضیحات ذکر شده، اگر ابعاد پنجره انتخابی از ابعاد نواحی مدور تصویر کوچک‌تر باشد مشکل فوق را نخواهیم داشت اما از طرف مقابل با کاهش تعداد پیکسل‌های همسایه شرکت کننده در فیلتر، احتمال افزایش تأثیرات نویز نیز بیشتر می‌شود. چون در میانگین‌گیری نهایی برای تولید خروجی فیلتر تعداد پیکسل‌های کمتری نقش داشته و در صورتی که نویز تصویر بالا باشد، دوباره با مشکل کاهش اندازه خروجی مواجهیم. بنابراین انتخاب ابعاد مناسب برای پنجره نیازمند به برقراری مصالحه‌ای بین دو عامل فوق است.

پارامتر دیگری که در فیلتر اندیس همگرایی کوانتیزه شده باید تعیین گردد، سطح آستانه  $T$  می‌باشد. برای تنظیم این پارامتر جهت کاربرد در شناسایی نودول‌های ریوی، همان طور که در ابتدای فصل نیز مطرح شد از یک مدل مفهومی استفاده می‌شود.

ماکزیمم خروجی فیلتر اندیس همگرایی عدد یک می‌باشد و فقط هنگامی که تمام اندیس‌های همگرایی شرکت کننده در آن ماکزیمم باشند رخ می‌دهد (ماکزیمم خروجی تابع کسینوس برابر یک می‌باشد). این امر خود مستلزم آن است که دسته منحنی‌های هم تراز همگی دایروی بوده، مرکز یکسانی داشته باشند و مرکز آن‌ها منطبق بر مرکز پنجره تحت بررسی باشد. بنابراین هر تابع متقارن شعاعی که مقادیر آن با حرکت در راستای شعاع و به سمت مرکز آن اکیداً افزایشی باشد، یک نودول ایده آل را توسط فیلتر فوق مدل سازی می‌کند.

مدل مفهومی دیگری که توسط فیلتر اندیس همگرایی کوانتیزه شده بدست می‌آید، دارای انعطاف پذیری بیشتری نسبت به مدل فوق است. زیرا دیگر نیاز نیست توابعی که نودول ایده آل را مدل سازی می‌کنند متقارن شعاعی باشند. این امر بدان علت است که در این حالت تعدادی از نقاطی که در راستای شعاع و تا فاصله مشخصی از مرکز واقعند، از سطح آستانه مزبور بزرگتر بوده و بنابراین خروجی آن‌ها نیز عدد یک خواهد بود.

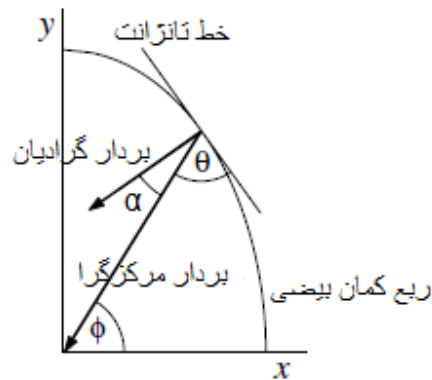
در حالت کلی مجموعه‌ای از توابع با منحنی‌های هم تراز بیضوی شکل را در نظر بگیرید که مقادیر این توابع در حرکت به سمت مراکزشان به صورت اکیداً صعودی باشد. فیلتر اندیس همگرایی کوانتیزه شده با سطح آستانه  $T$  تا مادامی که میزان بیضوی بودن منحنی‌های هم تراز از عدد مشخصی کوچکتر باشد (که این عدد را حد بالای میزان بیضوی بودن می‌نامیم)، منجر به تولید خروجی ماکزیمم خواهد شد. هدف ما یافتن ارتباط بین حد بالای میزان بیضوی بودن با سطح آستانه مزبور است.

فرض کنید مرکز پنجره مورد استفاده برای فیلتر اندیس همگرایی کوانتیزه شده، در مرکز یک تابع متعلق به مجموعه توابع فوق واقع شود. حال ربع کمان بیضی که نشان دهنده یکی از منحنی‌های هم تراز تابع فوق می‌باشد را در نظر بگیرید. خط تانژانت در نقطه‌ای از ربع کمان بیضی (خط مماس بر ربع کمان بیضی در نقطه‌ای از آن) با خطی که آن نقطه را به مرکز بیضی وصل می‌کند، تشکیل دو زاویه می‌دهد که  $\theta$  به عنوان زاویه کوچک‌تر بین این دو خط تعریف می‌شود. تنها یک نقطه از این ربع کمان وجود دارد که در این نقطه  $\theta$  مینیمم مقدار خود را داراست. لذا زاویه  $\alpha$  در این نقطه ماکزیمم مقدار خود را خواهد داشت ( $\alpha = \frac{\pi}{4} - \theta$ ). شرایط فوق در شکل (۵-۳) نشان داده شده است.

بدون از دست رفتن جامعیت مطلب، ربع کمان از بیضی فوق را می‌توان به کمک رابطه (۷۵-۳) بیان نمود.

$$y = \beta \sqrt{1 - x^2} \quad 0 \leq x < 1, \beta \geq 1 \quad (75-3)$$

که  $\beta$  میزان بیضوی بودن کمان را نشان می‌دهد.



شکل ۵-۳ نحوه تعیین مقادیر مناسب پارامترها در الگوریتم *QCI*. ربع کمان بیضی بدست آمده توسط رابطه (۷۵-۳) که پارامتر  $\beta$  میزان بیضی بودن آن را مشخص می‌کند. این بیضی یکی از منحنی‌های هم تراز از یک نودول ایده آل را مدل می‌کند.

حال زاویه قطبی  $\phi$  را مطابق آنچه در شکل (۳-۵) مشاهده می‌شود، تعریف می‌کنیم. بر اساس تعریف زاویه  $\theta$  مقدار  $\cos(\theta)$  توسط ضرب داخلی بردار مرکز‌گرای نرمالیزه شده و بردار نرمالیزه شده در راستای خط تانژانت بدست می‌آید. روابط (۳-۷۶) و (۳-۷۷) بردارهای نرمالیزه شده راستای خط تانژانت و مرکز‌گرا را به ترتیب نشان می‌دهند.

$$\frac{1}{\sqrt{1+\left(\frac{dy}{dx}\right)^2}} \left[ \frac{dy}{dx} \right] = \frac{1}{\sqrt{1+\frac{\beta^2}{\tan^2 \phi}}} \left[ -\frac{\beta^2}{\tan \phi} \right] \quad (۳-۷۶)$$

$$\vec{c}_n = \begin{bmatrix} -\cos \phi \\ -\sin \phi \end{bmatrix} \quad (۳-۷۷)$$

با ضرب داخلی این دو بردار خواهیم داشت:

$$\cos \theta = \frac{(\beta^2 - 1) \cos \phi}{\sqrt{1 + \frac{\beta^2}{\tan^2 \phi}}} \quad (۳-۷۸)$$

می‌توان به سادگی نشان داد هنگامی که  $\tan \phi = \beta$  باشد،  $\cos(\theta)$  ماکزیمم خواهد بود (معادل با می‌نیم شدن  $\theta$ ). بنابراین رابطه زیر را خواهیم داشت:

$$\alpha_{max} = \frac{\pi}{2} - \arccos\left(\frac{\beta^2 - 1}{\beta^2 + 1}\right) \quad (۳-۷۹)$$

بنا بر رابطه (۳-۷۹) اگر مقدار سطح آستانه  $T$  در فیلتر کواتیزه شده را برابر با  $\alpha_{max}$  در نظر بگیریم، این معادله می‌تواند بعنوان ارتباط دهنده بین  $T$  و حد بیضوی بودن تفسیر شود. بعنوان مثال با سطح آستانه برابر بیست درجه ( $T=20$ )، حد بیضوی بودن تقریباً عدد  $1/428$  می‌باشد؛ بدین معنی که هر شکل از توابع گاوسی دو بعدی که میزان بیضوی بودن منحنی‌های هم تراز آن کمتر از این مقدار باشد، تشکیل یک نودول ایده آل برای فیلتر کواتیزه شده با سطح آستانه برابر بیست درجه می‌باشد.

با توجه به مباحث فوق، می‌توان سطح آستانه مناسب برای شناسایی نودول‌های ریوی را به طور تجربی و از روی پایگاه داده تصاویر بدست آورد.

### ۴-۳ فرآیند انتقال میانگین

تا کنون تمامی روش‌های مطرح شده در این فصل جهت شناسایی نقاط کاندیدای نودول کاربرد دارند. پس از شناسایی این نقاط کاندیدا به مرحله جداسازی محتوای نودول‌ها از پس زمینه می‌رسیم. همان طور که در مطالب پایانی فصل قبل اشاره گردید، روش‌های گوناگونی جهت جداسازی محتوای نودول‌های ریوی گزارش شده است. الگوریتم انتقال میانگین<sup>۱</sup> نیز یکی از این روش‌هاست که نسبت به دیگر روش‌ها برتری‌هایی دارد که در آینده درباره آن‌ها توضیحات بیشتری ارائه خواهد شد. از اینرو در این گزارش از روش فوق جهت جداسازی محتوای نودول‌ها استفاده شده است.

در مرجع [۶۰] ثابت شده است که روش انتقال میانگین، روشی بسیار مؤثر در آنالیز فضای ویژگی‌هاست. انتقال میانگین یکی از روش‌های خوشه بندی غیر پارامتریک است که در آن نیازی به دانش قبلی درباره تعداد خوشه‌ها نیست. بعلاوه بر خلاف برخی روش‌های خوشه بندی که برای شکل هندسی خوشه‌ها مدلی در نظر می‌گیرند(به عنوان مثال مدل‌های بیضوی و ...)، این روش هیچ محدودیتی برای شکل خوشه‌ها قائل نمی‌باشد.

روش انتقال میانگین از یک یا تعدادی از داده‌های موجود در فضای ویژگی‌ها آغاز می‌شود و در یک فرآیند تکرار پذیر، گرادیان تابع چگالی احتمال تخمینی را دنبال می‌کند تا به همگرایی برسد. علت آنکه در این تعریف از تابع چگالی احتمال تخمینی صحبت شد این است که فضای ویژگی‌ها می‌تواند به عنوان تابع چگالی احتمال تجربی داده‌ها در نظر گرفته شود. این امر بدان معناست که نواحی با چگالی بالایی از

---

<sup>۱</sup> Mean Shift Algorithm



داده‌ها در فضای ویژگی‌ها متناظر با یک ماکزیمم محلی در تابع چگالی اصلی داده‌ها خواهد بود. بنابراین، فرآیند انتقال میانگین به صورت بازگشتی مدهای فضای ویژگی‌ها را با حرکت به سمت آن‌ها می‌یابد. با اعمال این فرآیند به مجموعه‌ای از نقاط داده شده در فضای ویژگی‌ها، خوشه‌هایی در اطراف مدهای تابع چگالی احتمال داده‌ها به وجود می‌آیند و بنابراین می‌توان داده‌ها را کلاس بندی نمود [۴۱].

با توجه به توضیحات فوق، در این بخش مطالب تئوری در مورد نحوه عملکرد و پیاده سازی الگوریتم انتقال میانگین را بیان می‌کنیم [۶۰].

تخمین چگالی به کمک توابع کرنل<sup>۱</sup> که در دانش شناسایی الگو بنام تکنیک پنجره پارزن<sup>۲</sup> معروف است، مشهورترین روش تخمین تابع چگالی احتمال داده‌ها می‌باشد. فرض کنیم  $n$  نقطه به صورت  $\vec{x}_i, i = 1, \dots, n$  در فضای  $d$  بعدی  $R^d$  داده شده اند. تابع چند متغیره تخمین گر چگالی<sup>۳</sup> در نقطه  $\vec{x}$  با تابع کرنل  $K(\vec{x})$  و یک ماتریس مثبت معین متقارن به نام  $H$  با ابعاد  $d \times d$  که بعنوان پهنای باند شناخته می‌شود، توسط رابطه زیر داده می‌شود:

$$\hat{f}(\vec{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_H(\vec{x} - \vec{x}_i) \quad (۸۰-۳)$$

که در رابطه فوق  $K_H(\vec{x})$  از رابطه ۳-۸۱ محاسبه می‌شود:

$$K_H(\vec{x}) = |H|^{-\frac{1}{d}} K(H^{-\frac{1}{d}} \vec{x}) \quad (۸۱-۳)$$

تابع کرنل  $d$  بعدی  $K(\vec{x})$ ، یک تابع کران دار است که شرایط زیر را ارضا می‌کند:

$$\int K(\vec{x}) d\vec{x} = 1, \quad \int \vec{x} K(\vec{x}) d\vec{x} = 0 \quad (۸۲-۳)$$

<sup>۱</sup> Kernel Density Estimation

<sup>۲</sup> Parzen Window technique

<sup>۳</sup> Multivariate Kernel Density Estimator

$$\int \vec{x} \vec{x}^T K(\vec{x}) d\vec{x} = c_k I \quad , \quad \lim_{\|\vec{x}\| \rightarrow \infty} \|\vec{x}\|^d K(\vec{x}) = 0 \quad (۸۳-۳)$$

در رابطه اخیر یک عدد ثابت است. تابع کرنل چند بعدی  $K(\vec{x})$  را می توان به کمک تابع کرنل متقارن و تک بعدی  $K_1(x)$  به دو رابطه زیر تولید نمود:

$$K^P(\vec{x}) = \prod_{i=1}^d K_1(x_i) \quad (۸۴-۳)$$

$$K^S(\vec{x}) = a_{k,d} K_1(\|\vec{x}\|) \quad (۸۵-۳)$$

که در روابط فوق  $K^P(\vec{x})$  از حاصل ضرب توابع کرنل متقارن و یک بعدی و  $K^S(\vec{x})$  از چرخش  $K_1(x)$  در فضای  $d$  بعدی  $R^d$  بدست آمده است. از اینرو تابع کرنل چند متغیره  $K^S(\vec{x})$  همواره بصورت متقارن شعاعی است. با توجه به رابطه (۸۲-۳)، ضریب ثابت  $a_{k,d}$  بصورت زیر محاسبه می گردد:

$$a_{k,d}^{-1} = \int K_1(\|\vec{x}\|) d\vec{x} \quad (۸۶-۳)$$

برای دستیابی به نقاط اکسترمم از تابع چگالی احتمال داده‌ها، تجربه نشان داده است که توابع کرنل به صورت متقارن شعاعی مناسب‌ترند. در مرجع [۶۰] فقط از مجموعه توابع کرنل خاصی استفاده شده است که علاوه بر داشتن ویژگی تقارن شعاعی، از رابطه (۸۷-۳) نیز پیروی می کنند.

$$K(\vec{x}) = c_{k,d} k(\|\vec{x}\|^x) \quad (۸۷-۳)$$

که در این حالت فقط کافی است تابع  $k(x)$  را که پروفایل کرنل نامیده می شود، در محدوده  $x \geq 0$  تعریف کنیم. ضریب ثابت  $c_{k,d}$  جهت نرمالیزه سازی تابع استفاده شده است، بگونه ای شرط  $\int K(\vec{x}) d\vec{x}$  در کل فضا باز هم یک گردد.

استفاده از ماتریس پهنای باند  $H$  به صورت کامل و با تمامی عناصر، پیچیدگی تخمین چگالی را به شدت افزایش می‌دهد [۶۱]. در عمل این ماتریس را یا به صورت قطری ( $H = \text{diag}[h_1^2, \dots, h_d^2]$ ) و یا متناسب با ماتریس یکه ( $H = h^2 I$ ) در نظر می‌گیرند. مزیت انتخاب حالت دوم برای ماتریس پهنای باند ( $H = h^2 I$ ) این است که فقط به تعیین یک پارامتر ( $h > 0$ ) به عنوان پهنای باند نیاز است.

با استفاده از یک پارامتر به عنوان پهنای باند، تابع کرنل تخمین گر چگالی رابطه (۳-۸۰) به فرم رابطه معروف زیر تبدیل می‌گردد:

$$\hat{f}(\vec{x}) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{\vec{x} - \vec{x}_i}{h}\right) \quad (۳-۸۸)$$

کیفیت عملکرد تخمین گر چگالی فوق به کمک مجموع متوسط مربعات خطا بین چگالی دقیق و مقدار تخمینی آن در کل فضای داده‌ها، اندازه گیری می‌شود. اگرچه که در عمل فقط تخمین جانبی (حدی) از این معیار را می‌توان محاسبه نمود که به معیار  $^1\text{AMSE}$  معروف است. در شرایط حدی، تعداد داده‌ها به سمت بینهایت میل می‌کند ( $n \rightarrow \infty$ )، درحالی‌که پهنای باند  $h$  با نرخ کمتر از  $n^{-1}$  به سمت صفر میل می‌کند ( $h \rightarrow 0$ ).

برای هر دو فرم تابع چند متغیره کرنل که در روابط (۳-۸۴) و (۳-۸۵) مطرح گردید، معیار  $\text{AMSE}$  توسط کرنل پانچنیکوف<sup>۲</sup> [۶۱-۶۲] مینیمم می‌شود که پروفایل زیر را داراست:

$$k_E(x) = \begin{cases} 1-x & 0 \leq x \leq 1 \\ 0 & x > 1 \end{cases} \quad (۳-۸۹)$$

که این پروفایل منجر به تابع کرنل متقارن شعاعی به صورت زیر می‌گردد:

<sup>۱</sup> Asymptotic Mean Square Error  
<sup>۲</sup> Epanechnikov kernel

$$K_E(\vec{x}) = \begin{cases} \frac{1}{\Gamma} c_d^{-1} (d+2)(1-\|x\|^2) & \|x\| \leq 1 \\ 0 & \text{در غیر اینصورت} \end{cases} \quad (90-3)$$

که در این رابطه  $c_d$  حجم کره واحد در فضای  $d$  بعدی است. نکته ای که باید بدان توجه شود این است که پروفایل معرفی شده توسط پانچنیکوف در نقاط مرزی مشتق پذیر نمی باشد. لذا پروفایل دیگری به فرم رابطه (91-3) معرفی می گردد.

$$k_N(x) = \exp\left(-\frac{1}{\Gamma} x\right) \quad x \geq 0 \quad (91-3)$$

این پروفایل منجر به تولید تابع کرنل نرمال می شود که در رابطه (92-3) داده شده است:

$$K_E(\vec{x}) = (\pi)^{-\frac{d}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \|x\|^2\right) \quad (92-3)$$

تابع کرنل نرمال معمولاً به صورت متقارن محدود می گردد تا تابعی با محدوده مشخصی داشته باشیم.

با وجود اینکه دو تابع کرنل معرفی شده فوق در اکثر کاربردها مناسب می باشند، تمامی روابطی که در آینده مطرح می شوند با هر تابع کرنلی که شرایط مطرح شده در (82-3) و (83-3) را ارضا کند، معتبر خواهند بود.

با استفاده از تابع پروفایل کرنل بجای خود آن، تخمین گر چگالی رابطه (88-3) را می توان به صورت زیر باز نویسی نمود:

$$\hat{f}_{h,K}(\vec{x}) = \frac{c_{k,d}}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h}\right\|^2\right) \quad (93-3)$$

اولین مرحله در آنالیز فضای ویژگی ها با تابع چگالی  $f(\vec{x})$ ، یافتن نقاط اکسترمم (مد ها) این چگالی است. این نقاط اکسترمم در نقاطی از فضای ویژگی ها واقعند که گرادیان تابع چگالی داده ها صفر باشد

$(\nabla f(\vec{x}) = 0)$ . فرآیند انتقال میانگین، یک روش بسیار جالب برای یافتن این نقاط بدون تخمین تابع چگالی احتمال داده هاست.

با توجه به توضیحات فوق، به گرادیان چگالی داده‌ها  $(\nabla f(\vec{x}))$  نیازمندیم و بعلت در دسترس نبودن آن، از تخمین این گرادیان  $(\widehat{\nabla f}(\vec{x}))$  استفاده می‌کنیم. از آنجا که تخمین گرادیان چگالی معادل گرادیان تخمین چگالی  $(\nabla \hat{f}(\vec{x}))$  می‌باشد، با استفاده از خاصیت خطی بودن رابطه (۹۳-۳) داریم:

$$\widehat{\nabla f}_{h,K}(\vec{x}) \equiv \nabla \hat{f}_{h,K}(\vec{x}) = \frac{c_{k,d}}{nh^{d+\nu}} \sum_{i=1}^n (\vec{x} - \vec{x}_i) k' \left( \left\| \frac{\vec{x} - \vec{x}_i}{h} \right\|^\nu \right) \quad (94-3)$$

با این فرض که تابع پروفایل کرنل  $(k'(x))$  در تمامی نقاط بازه  $[0, \infty)$  به جز تعداد محدودی از آنها مشتق پذیر باشد، تابع  $g(x)$  را بصورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$g(x) = -k'(x) \quad (95-3)$$

حال با استفاده از  $g(x)$  بعنوان تابع پروفایل جدید، تابع کرنل جدید  $G(\vec{x})$  از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$G(\vec{x}) = c_{g,d} g(\|\vec{x}\|^\nu) \quad (96-3)$$

که در رابطه فوق،  $c_{g,d}$  مشابه روابط گذشته باز هم ثابت نرمالیزه سازی تابع کرنل است.

تابع کرنل  $K(\vec{x})$  در مرجع [۶۳] بعنوان سایه تابع کرنل  $G(\vec{x})$  نامیده شده است که تفاوت اندکی با یکدیگر دارند. باید توجه شود که تابع کرنل پانچنیکوف نیز در واقع سایه تابع کرنل یکنواخت است در حالی که تابع کرنل نرمال و سایه آن عبارات مشابهی دارند.

با استفاده از تابع  $g(x)$  که معرفی نمودیم، رابطه (۹۴-۳) را می‌توان به شکل زیر باز نویسی نمود:

$$\widehat{\nabla f}_{h,K}(\vec{x}) = \frac{c_{k,d}}{nh^{d+\nu}} \sum_{i=1}^n (\vec{x}_i - \vec{x}) g \left( \left\| \frac{\vec{x} - \vec{x}_i}{h} \right\|^\nu \right) \quad (97-3)$$

با جداسازی دو بخش رابطه (۹۷-۳) خواهیم داشت:

$$\widehat{\nabla} f_{h,K}(\vec{x}) = \frac{\gamma c_{k,d}}{nh^{\frac{d}{d+\gamma}}} \left[ \sum_{i=1}^n g \left( \left\| \frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h} \right\|^\gamma \right) \right] \left[ \frac{\sum_{i=1}^n \vec{x}_i g \left( \left\| \frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h} \right\|^\gamma \right)}{\sum_{i=1}^n g \left( \left\| \frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h} \right\|^\gamma \right)} - \vec{x} \right] \quad (۹۸-۳)$$

به راحتی و برای تمام توابع پروفایل کرنل می توان اثبات نمود که  $\left[ \sum_{i=1}^n g \left( \left\| \frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h} \right\|^\gamma \right) \right]$  عددی مثبت می باشد. هر دو ترم حاصل ضرب در رابطه (۹۸-۳) مفهوم خاص و مهمی دارند. با توجه به رابطه (۹۳-۳)، ترم اول از حاصل ضرب فوق متناسب با تخمین چگالی در نقطه  $\vec{x}$  است که توسط تابع کرنل  $G$  محاسبه شده است:

$$\hat{f}_{h,G}(\vec{x}) = \frac{c_{g,d}}{nh^d} \sum_{i=1}^n g \left( \left\| \frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h} \right\|^\gamma \right) \quad (۹۹-۳)$$

ترم دوم از حاصل ضرب (۹۸-۳)، رابطه انتقال میانگین است:

$$m_{h,G}(\vec{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n \vec{x}_i g \left( \left\| \frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h} \right\|^\gamma \right)}{\sum_{i=1}^n g \left( \left\| \frac{\vec{x}-\vec{x}_i}{h} \right\|^\gamma \right)} - \vec{x} \quad (۱۰۰-۳)$$

که می توان آنرا به صورت بدین صورت تفسیر نمود که رابطه فوق اختلاف بین میانگین وزن دار داده ها (که مقادیر این وزن ها با استفاده از تابع کرنل  $G$  بدست آمده است) با  $\vec{x}$  بعنوان مرکز این پنجره می باشد.

با استفاده از روابط (۹۹-۳) و (۱۰۰-۳) در رابطه (۹۸-۳) خواهیم داشت:

$$\widehat{\nabla} f_{h,K}(\vec{x}) = \hat{f}_{h,G}(\vec{x}) \frac{\gamma c_{k,d}}{h^\gamma c_{g,d}} m_{h,G}(\vec{x}) \quad (۱۰۱-۳)$$

که نتیجه می دهد:

$$m_{h,G}(\vec{x}) = \frac{1}{c} h^2 \frac{\widehat{\nabla} f_{h,K}(\vec{x})}{\widehat{f}_{h,G}(\vec{x})} \quad (102-3)$$

رابطه (۱۰۲-۳) نشان می‌دهد که در هر نقطه از فضای ویژگی‌ها ( $\vec{x}$ )، بردار انتقال میانگین محاسبه شده با تابع کرنل  $G$  متناسب با تخمین نرمالیزه شده گرادیان چگالی داده هاست که از تابع کرنل  $K$  بدست آمده است. این نرمالیزه سازی توسط تخمین چگالی در نقطه  $\vec{x}$  که با تابع کرنل  $G$  محاسبه شده، انجام می‌شود. بنابراین بردار انتقال میانگین همواره به جهت ماکزیمم افزایش در تابع چگالی داده‌ها اشاره می‌کند. این روابط حالت بسیار کلی تری از خواصی است که اولین بار در مراجع [۶۳-۶۴] مطرح شده است. با توجه به توضیحات فوق و رابطه (۱۰۲-۳) می‌توان دریافت که میانگین وزن دار محلی داده‌ها به سمت ناحیه‌ای که اکثریت نقاط در آن قرار دارند، حرکت می‌کند (مدهای تابع چگالی داده‌ها). از جنبه دیگر، با توجه به اینکه بردار انتقال میانگین توسط تخمین گرادیان چگالی داده‌ها تعیین می‌گردد، این بردار مسیری را مشخص می‌کند که منجر به نقطه ایستادن چگالی تخمینی داده‌ها می‌شود. اکسترمم‌های تابع چگالی همان نقاط ایستادن فوق هستند.

فرآیند انتقال میانگین را می‌توان در مراحل زیر خلاصه نمود:

- انتخاب یک نقطه آغازین در فضای ویژگی‌ها  $\vec{x}$  بعنوان مرکز پنجره
  - محاسبه بردار انتقال میانگین به کمک رابطه (۱۰۰-۳)
  - انتقال مرکز پنجره محاسبات توسط بردار فوق
  - تکرار مراحل فوق تا زمانی که تغییرات مرکز پنجره در دو مرحله متوالی بسیار کوچک باشد
- الگوریتم فوق رسیدن به نقاط اکسترمم محلی تابع چگالی را تضمین می‌کند [۶۰]. نرمالیزه سازی توسط تخمین چگالی (رابطه ۱۰۲-۳) یک ویژگی مهم و مطلوب می‌باشد. نواحی با مقادیر پایین چگالی داده‌ها،

در آنالیز فضای ویژگی‌ها چندان مطلوب نیستند. به دلیل این نرمالیزه سازی گام‌های جابجایی بردار انتقال میانگین در این نواحی بزرگ خواهد شد. به طریقه مشابه، در نزدیکی ماکزیمم‌های محلی تابع چگالی، گام‌ها بسیار کوچک خواهند شد و دقت آنالیز افزایش می‌یابد. بنابراین می‌توان فرآیند انتقال میانگین را یک روش وقفی گرادینانی<sup>۱</sup> دانست.

پس از بررسی مباحث تئوری مورد استفاده در این پایان نامه، در فصل آینده روشی برای پیاده سازی یک سیستم تمام اتوماتیک جهت شناسایی و جداسازی نودول‌های ریوی پیشنهاد خواهد شد.

---

<sup>۱</sup> Adaptive Gradient Ascent



# ۴- روش پیشنهادی

## روش پیشنهادی

در این قسمت از پایان نامه، توضیحاتی پیرامون روش پیشنهادی جهت شناسایی و جداسازی نودول‌های ریوی بیان می‌کنیم، معایب و مشکلات موجود در روش‌های کنونی مطرح خواهد شد و راه‌حلهایی جهت رفع آن‌ها ارائه می‌شود. در نهایت با ارائه نتایج روش‌های پیشین و مقایسه آن‌ها با نتایج روش پیشنهادی این فصل را به پایان می‌بریم.

هدف اصلی از طراحی سیستم‌های کامپیوتری در زمینه پردازش اطلاعات پزشکی، کمک به پزشکان و متخصصان در تشخیص بهتر و سریع‌تر بیماری‌هاست. لذا جهت کاربرد عملی چنین سیستم‌هایی در کلینیک‌های پزشکی، وجود برخی از ویژگی‌ها در آن‌ها لازم و ضروری می‌باشد. از جمله این ویژگی‌های مهم می‌توان به دقت بالا و نرخ خطای اندک، سرعت اجرای الگوریتم، سهولت در پیاده‌سازی و امکان دخالت پزشک در نتیجه سیستم و تصحیح آن اشاره کرد. بسیاری از روش‌های موجود به علت عدم توجه به چنین ویژگی‌هایی به طور عملی مورد استفاده واقع نشده و لذا تلاش برای دستیابی به یک سیستم مطلوب در بسیاری از شاخه‌های پزشکی همچنان ادامه دارد.

با توجه به مطالبی که در فصل‌های پیشین ذکر گردیده است، شناسایی زود هنگام سرطان ریه عامل مهمی در افزایش شانس زنده ماندن بیماران محسوب می‌گردد. سرطان ریه در مراحل اولیه به شکل توده‌هایی ظاهر می‌شود که به آن‌ها نودول می‌گوییم. شناسایی زود هنگام سرطان مستلزم شناسایی این نودول‌ها، مطالعه آن‌ها از لحاظ خوش‌خیمی یا بدخیمی و بررسی میزان رشد آن‌ها در بازه‌های زمانی مشخص می‌باشد. هر کدام از بخش‌های فوق قابلیت طرح به عنوان یک موضوع تحقیقاتی مجزا را دارند که در هر زمینه تلاش‌هایی شده است.

شناسایی و جداسازی بافت نودول‌های ریوی به عنوان اولین و اصلی‌ترین بخش از مطالعات در حوزه سرطان ریه مطرح است. در این پایان نامه، فرآیند پیاده سازی چنین سیستمی به مراحل زیر تقسیم شده است:

- مرحله اول: پیش پردازش شامل تغییر فرمت تصویر، حذف نویز و یکسان سازی دقت تصویربرداری در تمامی ابعاد تصویر

- مرحله دوم: جداسازی بافت ریه به عنوان ناحیه مطلوب جهت پردازش‌های آتی

- مرحله سوم: شناسایی نقاط کاندیدای نودول

- مرحله چهارم: جداسازی بافت نودول‌ها با توجه به نقاط کاندیدای بدست آمده از مرحله قبل

در تمامی مراحل فوق سعی شده تا ساده‌ترین روش‌ها، با کم‌ترین میزان پیچیدگی محاسباتی بکار گرفته شود و در عین حال روش مورد استفاده از سرعت و دقت مناسب نیز برخوردار باشد تا بتوان از آن در کاربردهای عملی نیز بهره جست. در ادامه، روش پیشنهادی به تفکیک هر مرحله بیان می‌شود و نتایج آن با برخی از روش‌های موجود مقایسه می‌گردد.

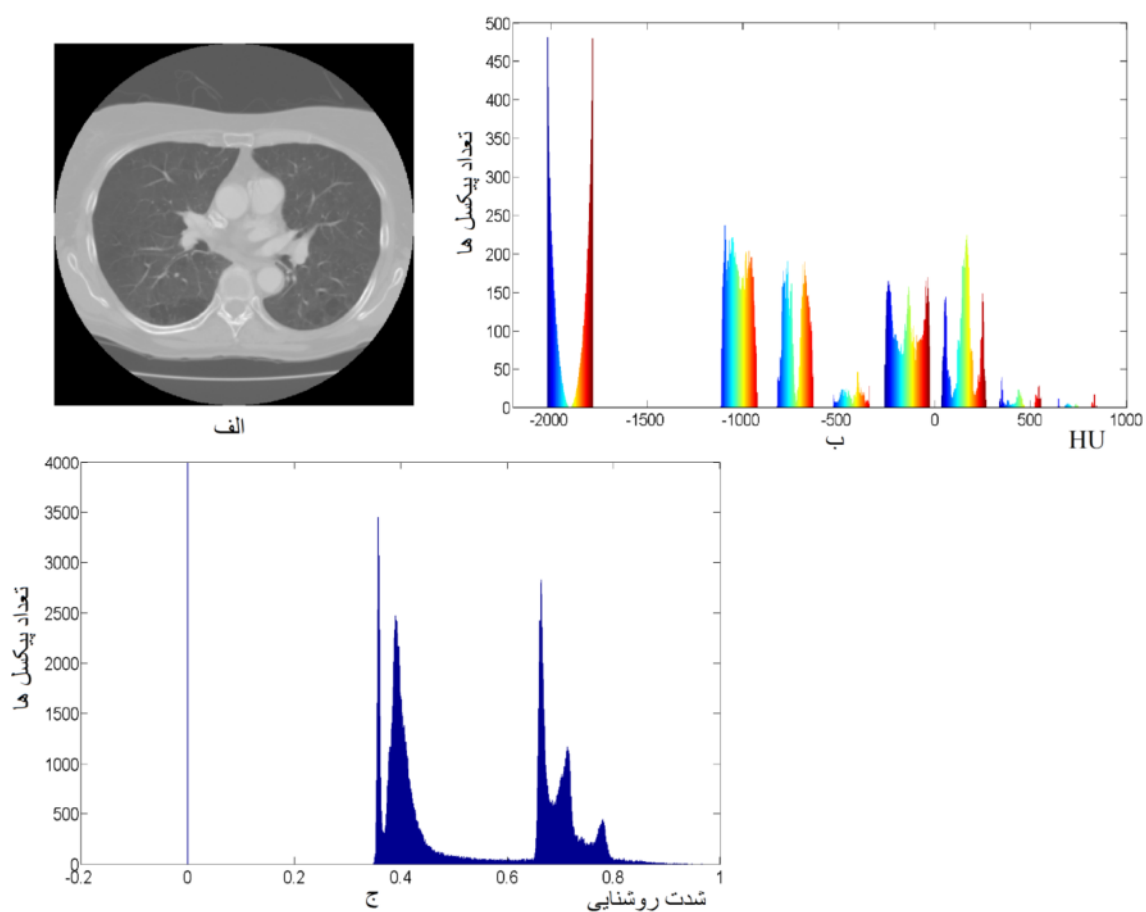
#### ۱-۴ پیش پردازش

استاندارد DICOM<sup>۱</sup> توسط انجمن جهانی سازندگان دستگاه‌های الکتریکی (NEMA)<sup>۲</sup> جهت پشتیبانی از تصاویر پزشکی مانند CT، MRI و سونوگرافی تعیین گردید. بخش دهم از این استاندارد فرمت خروجی برای این‌گونه تصاویر را توصیف می‌کند. تمامی تصاویر CT مورد استفاده در این پایان نامه با فرمت DICOM هستند. همان طور که در بخش مقدمه نیز ذکر شد این تصاویر بر اساس واحد HU بیان می‌شوند که این واحد فقط میزان تضعیف اشعه تابیده شده در هر نقطه را نشان می‌دهد. محدوده تغییرات

<sup>۱</sup> Digital Imaging & Communications in Medicine

<sup>۲</sup> National Electrical Manufacturers Association

این مقادیر در تصاویر CT حدود ۳۰۰۰HU می‌باشد که در تصاویر مختلف متفاوت است. از آنجایی که چشم انسان توانایی تشخیص این تعداد شدت روشنایی در تصویر را ندارد و هم چنین جهت یکسان سازی این بازه تغییرات برای مطالعات بعدی، با استفاده از یک تبدیل، تغییرات شدت روشنایی در تصاویر ورودی به بازه [۰-۱] محدود می‌شود. شکل (۴-۱) یکی از صفحات تصویر CT و هیستوگرام های متناظر با آن را قبل و بعد از اعمال تبدیل فوق نشان می‌دهد.



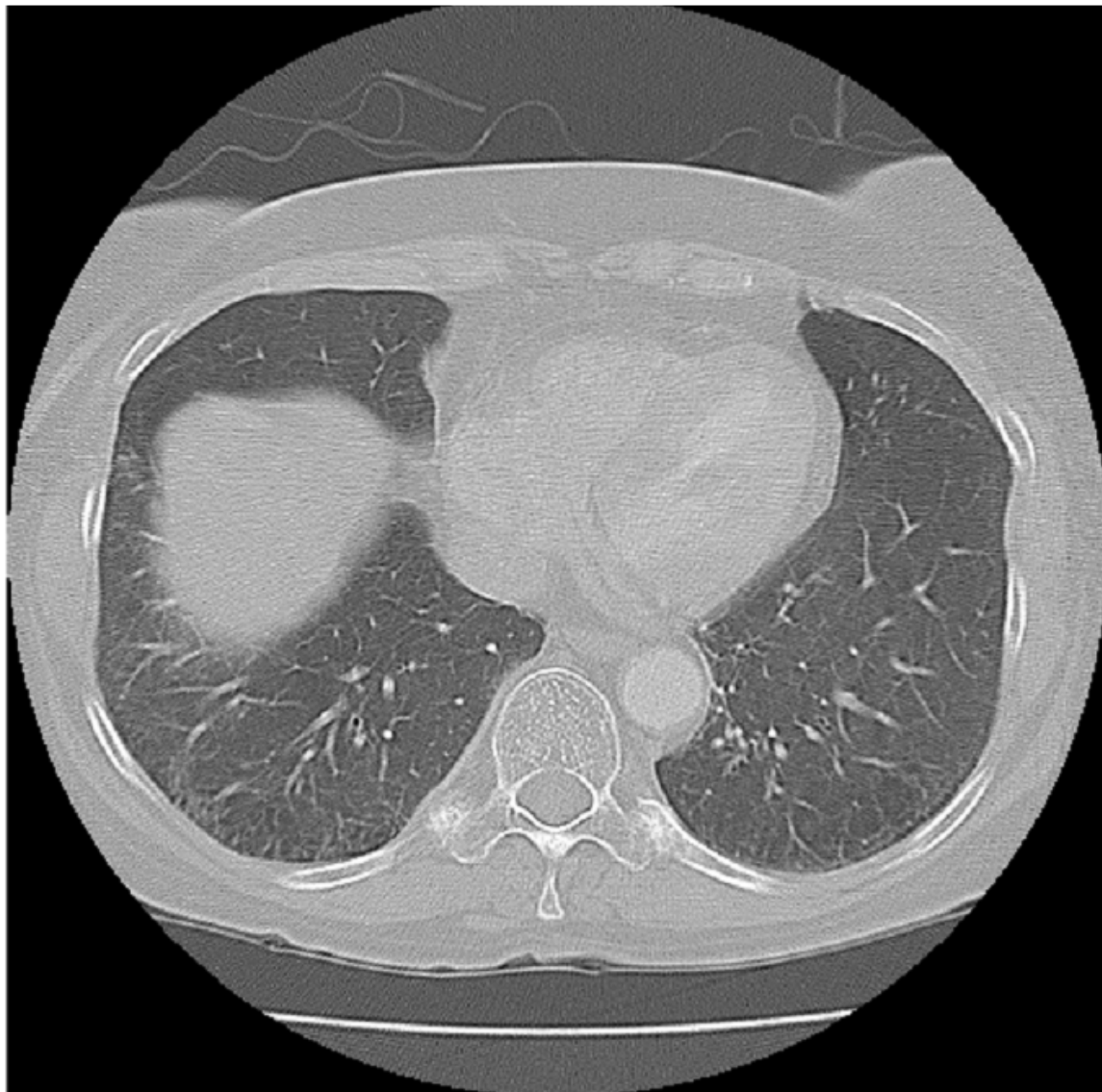
شکل ۴-۱ یکسان سازی بازه تغییرات شدت روشنایی در تصاویر ورودی (الف) تصویر اصلی یکی از صفحات CT (ب) هیستوگرام تصویر اصلی قبل از اعمال تبدیل شدت روشنایی (ج) هیستوگرام تصویر بعد از اعمال تبدیل شدت روشنایی

از آنجایی که تصاویر CT آلوده به نویز زیادی می‌باشند، در این مرحله سعی می‌شود تا حد امکان نویز تصاویر کاهش داده شود. فیلترهایی که جهت کاهش نویز تصاویر مطرح شده‌اند به دو دسته خطی و غیر خطی تقسیم می‌شوند که از جمله آن‌ها می‌توان به فیلترهای متوسط گیری<sup>۱</sup>، میانه گیری<sup>۲</sup> و ... اشاره کرد [۱۶]. از آنجایی که فیلترهای غیر خطی با ویژگی‌های مهمی از جمله توانایی بالا در حذف نویز تصاویر و میزان مات‌شدگی بسیار کمتر نسبت به فیلترهای خطی با همان ابعاد، شناخته شده‌اند [۶۵]، ما نیز از فیلترهای غیر خطی استفاده می‌کنیم.

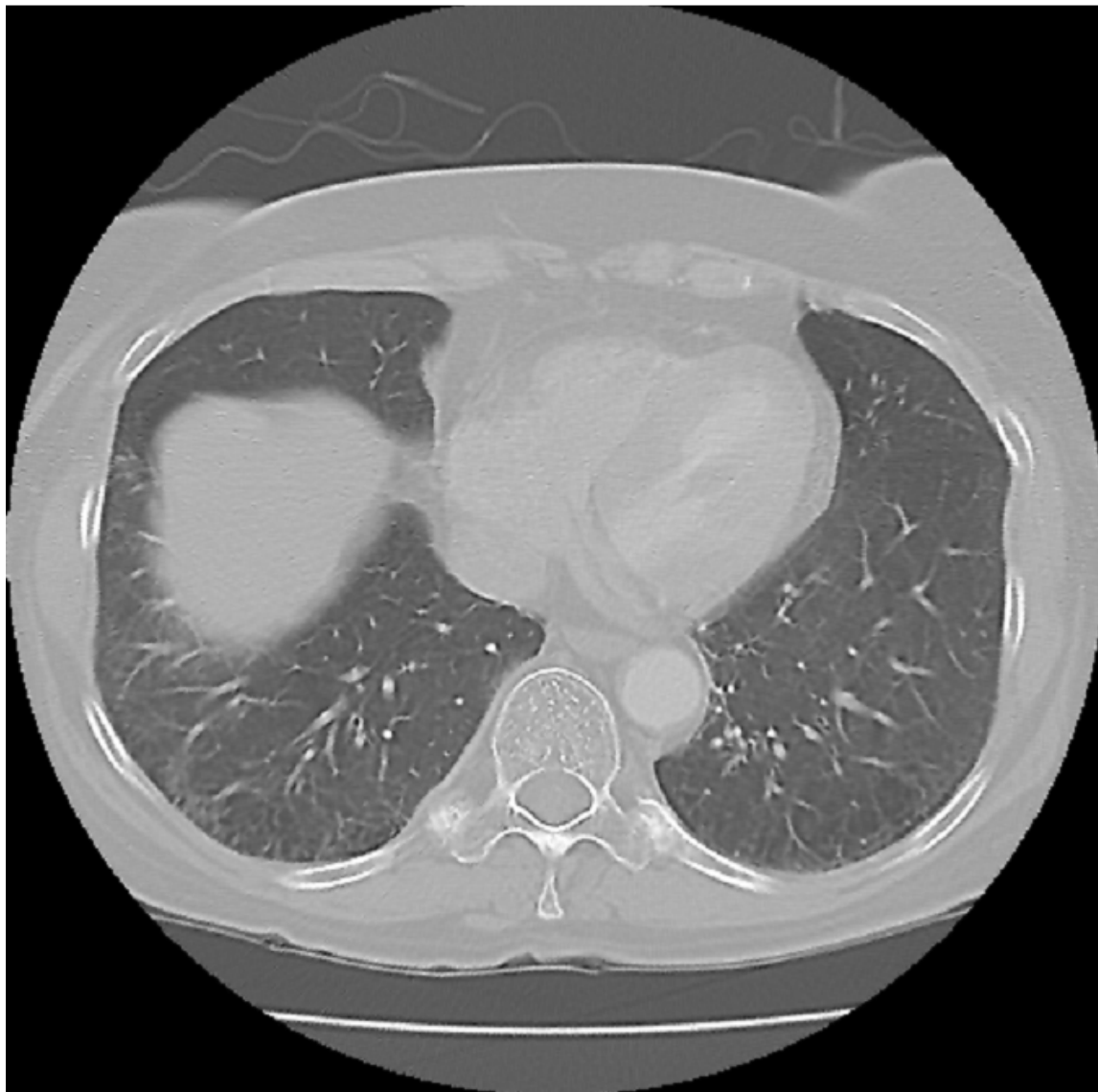
در این پایان نامه از فیلتر وینر جهت حذف نویز تصویر ورودی استفاده کرده‌ایم. عملکرد این فیلتر در راستای مینیمم کردن متوسط مربعات خطای تصویر ورودی و تصویر بهبود یافته نهایی می‌باشد. از آنجایی که نویز در تصاویر CT دارای تابع توزیع احتمال پواسون است [۶۶] و با توجه به این حقیقت که با افزایش تعداد وقوع می‌توان آن را با تابع توزیع گاوسی تخمین زد [۶۷]، نویز تصاویر را به صورت گاوسی سفید فرض می‌کنیم. با عنایت به این فرض، تک تک صفحات دو بعدی از تصویر حجمی ورودی را فیلتر می‌کنیم. انتخاب ابعاد مناسب به عنوان پنجره محلی که فیلتر وینر در آن عمل می‌کند بسیار حائز اهمیت است. ابعاد  $3 \times 3$ ،  $5 \times 5$  و  $7 \times 7$  به عنوان ابعاد پنجره برای فیلتر وینر بررسی شد که نتایج آن را می‌توان در شکل‌های (۴-۲) تا (۴-۵) مشاهده نمود (جهت مشاهده بهتر نویز و نتیجه بکارگیری فیلتر فوق در تصاویر، از ابعاد واقعی آن‌ها استفاده شده است). به منظور ایجاد تعادل بین میزان حذف نویز و مشکل مات‌شدگی تصویر، سایز فیلتر را  $3 \times 3$  انتخاب نمودیم که علاوه بر کاهش قابل قبول نویز تصویر، میزان تارشدگی تصویر به نحوی است که لبه‌های موجود در آن حفظ می‌شوند.

---

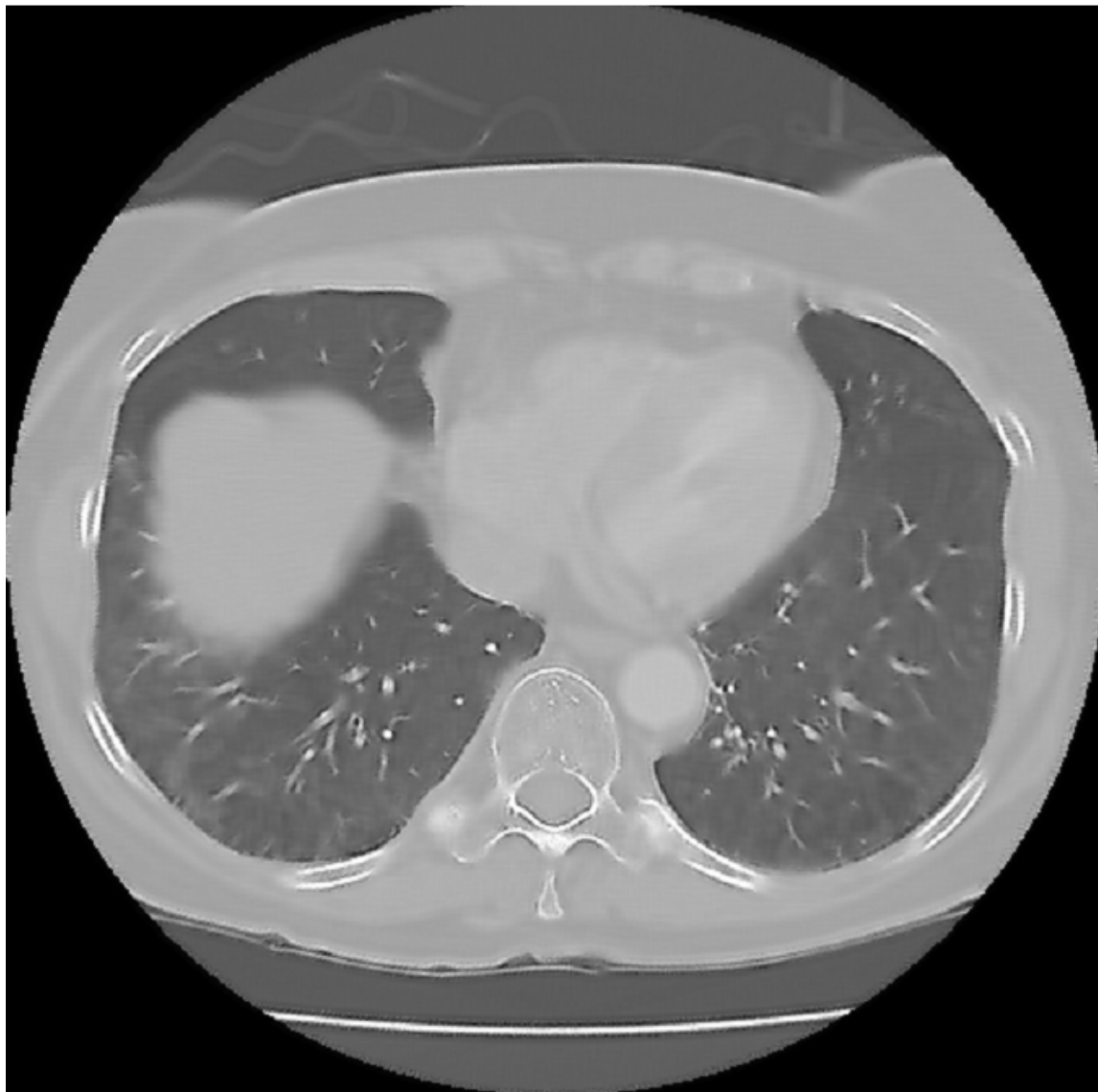
<sup>۱</sup> Averaging Filter  
<sup>۲</sup> Median Filter



شکل ۲-۴ تصویر اصلی CT قبل از حذف نویز. همان طور که مشاهده می شود با نویز زیادی همراه است

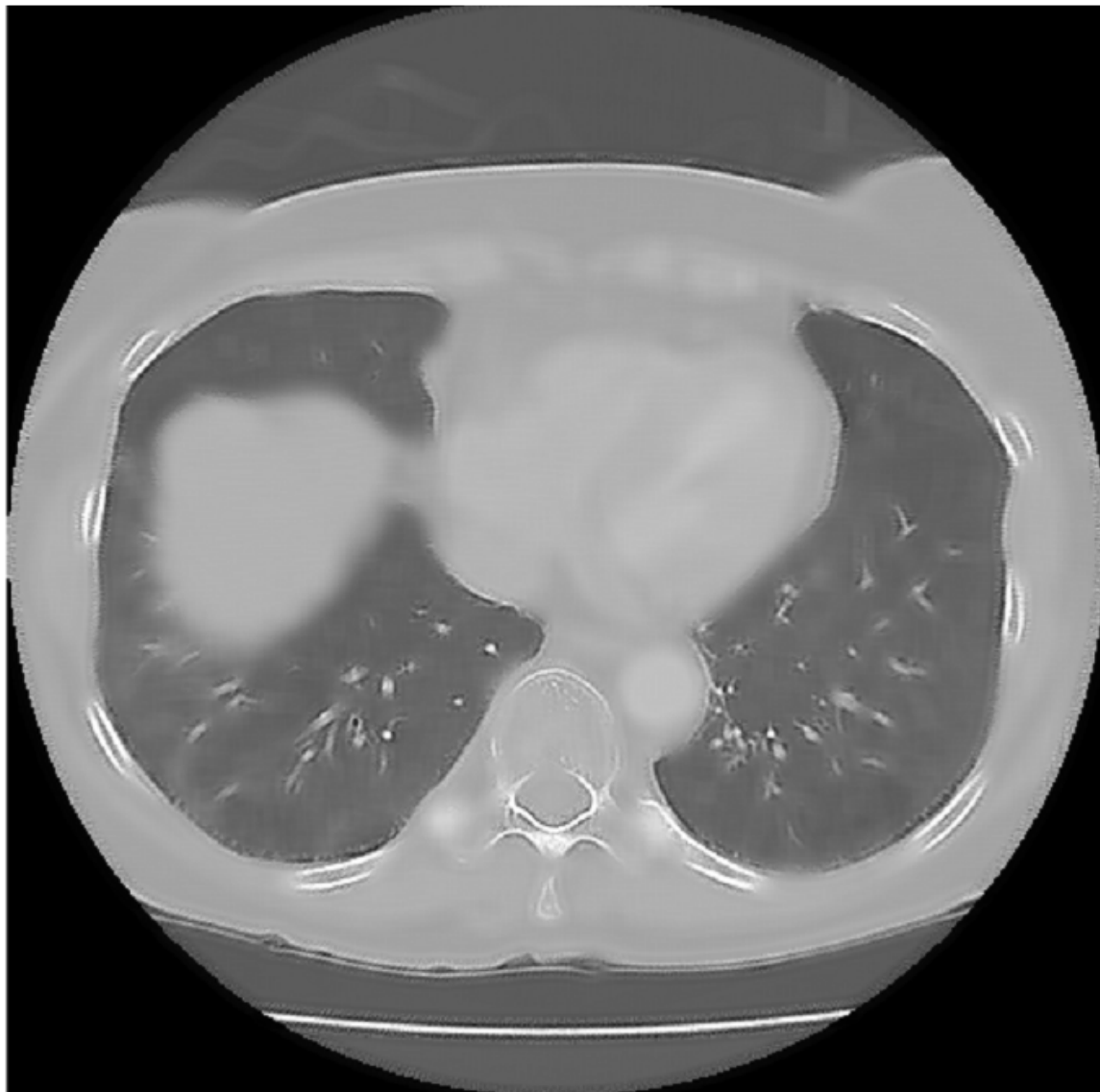


شکل ۳-۴ نتیجه حذف نویز به کمک فیلتر وینر با ابعاد پنجره  $3 \times 3$  که بر روی تصویر شکل ۳-۸ اجرا شده است. نویز به خوبی از بین رفته است ولی لبه‌ها هنوز باقی مانده‌اند.



شکل ۴-۴ نتیجه حذف نویز با اعمال فیلتر وینر با ابعاد پنجره  $5 \times 5$  که بر روی تصویر اصلی در شکل ۳-۸ اجرا شده است. مات شدگی تصویر به وضوح دیده می‌شود و بخشی از جزییات تصویر را از دست داده‌ایم

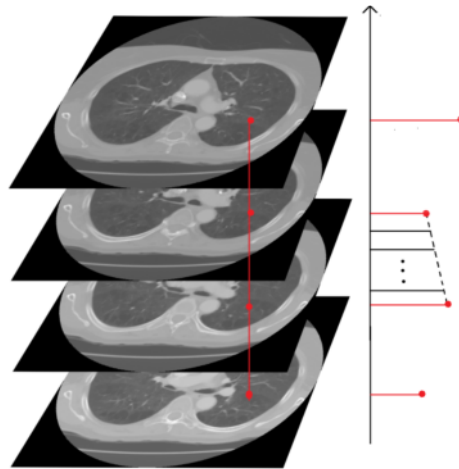




شکل ۴-۵ نتیجه اعمال فیلتر وینر با ابعاد پنجره  $7 \times 7$  که بر روی تصویر شکل ۳-۸ اجرا شده است. مات شدگی تصویر بسیار زیاد است.

پس از حذف نویز، جهت یکسان سازی رزولوشن تصویر حجمی در جهت‌های سه‌گانه  $x$ ،  $y$  و  $z$  می‌بایست از درون یابی خطی استفاده نماییم. درون یابی خطی یکی از مهم‌ترین مراحل، قبل از ادامه کار جهت جداسازی نودول‌های ریوی می‌باشد. زیرا از آنجا که در شناسایی نقاط کاندیدای نودول از روش‌های سه بعدی مبتنی بر شکل شناسی (یا روش‌های دو بعدی معادل آن‌ها که از اطلاعات نهفته در بعد سوم تصاویر نیز بهره می‌برند)، استفاده خواهیم کرد؛ می‌بایست جهت شناسایی دقیق شکل فضایی هر ناحیه از تصویر حجمی، پارامتر رزولوشن در هر یک از ابعاد آن یکسان و مشابه باشد. به عنوان مثال در صورتی که رزولوشن تصویر حجمی در راستای محور  $z$  کمتر از دو راستای دیگر باشد، نواحی ذاتاً کروی در این تصویر به صورت نواحی بیضوی مشاهده می‌شوند و عامل بروز خطا در شناسایی نقاط کاندیدای نودول که از روش‌های شکل شناسی استفاده می‌کنند، می‌شود.

با توجه به اینکه اطلاعات دقت تصویربرداری در جهت‌های مختلف به همراه تصاویر CT حجمی ارائه می‌گردند، می‌توان راستای لازم جهت درون یابی و تعداد نقاطی که باید بین هر دو نمونه متوالی از پیکسل‌های تصویر قرار گیرند را مشخص نمود. به عنوان مثال در تصاویری که در این پایان نامه جهت شناسایی و جداسازی نودول‌های ریوی استفاده شده است، دقت تصویر برداری در بعدهای  $x$  و  $y$  مشابه و برابر  $1\text{ mm}$  و در بعد  $z$  برابر  $3\text{ mm}$  گزارش شده است. لذا در این مثال نیازمند به تولید سه صفحه بین هر دو صفحه متوالی از تصویر اصلی هستیم. جهت نیل به این هدف و افزایش سرعت اجرا، بجای درون یابی در فضای سه بعدی که بسیار زمان گیر است، پیشنهاد می‌شود از درون یابی خطی در فضای یک بعدی استفاده نماییم. بدین صورت که به ازای مختصات هر نقطه در صفحه  $x - y$ ، از پیکسل‌های متناظر در کلیه صفحات تصویر حجمی در راستای محور  $z$  جهت تشکیل یک تابع تک بعدی استفاده کرده و سپس بین هر دو نمونه متوالی این تابع، به تعداد لازم درون یابی می‌نماییم. شکل ۴-۶ این فرآیند را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۶ روش پیشنهادی برای افزایش سرعت در اجرای درون یابی خطی جهت یکسان سازی رزولوشن تصویر حجمی در تمام ابعاد

از سوی دیگر، مرحله درون یابی خطی را نمی توان پس از جداسازی بافت ریه اجرا نمود. چرا که پس از مرحله جداسازی بافت ریه، تصاویر خروجی فقط شامل ریه ها در پس زمینه ای تیره می باشند. با حرکت از بالاترین صفحه از تصویر CT حجمی، بافت ریه آرام آرام بزرگ تر می شود و این فرآیند تا صفحات میانی ادامه دارد. سپس در ادامه حرکت دوباره کوچک شده تا در صفحات پایانی به طور کامل محو گردد. لذا در این حالت برای صفحات مربوط به نیمه بالایی ریه و در حرکت به سمت افزایش حجم آن ها، اطلاعات پیکسل های مرزی بافت ریه در هر صفحه به علت افزایش حجم، در صفحات ما قبل وجود ندارد و جزء پس زمینه است. لذا تصویر حاصل از درون یابی به این شیوه با خطای بسیار همراه است؛ چرا که گویی در نقاط مرزی ریه ها فقط از اطلاعات روشنایی صفحات پایین تر استفاده شده است. به طور مشابه، این خطا برای صفحات نیمه پایینی ریه نیز قابل تصور است که در این بخش به علت کاهش حجم ریه ها در پیکسل های مرزی بافت ریه، در این درون یابی فقط از شدت روشنایی صفحات بالایی استفاده می شود.

## ۲-۴ جداسازی بافت ریه از سایر نواحی جهت پردازش‌های آتی

در اغلب روش‌های شناسایی نودول‌های ریوی، اولین مرحله را به جداسازی بافت ریه اختصاص داده‌اند و مراحل پردازشی بعدی فقط در این ناحیه انجام می‌شود. با حذف نواحی ناخواسته تصویر، بخش قابل توجهی از حجم محاسبات کاهش می‌یابد؛ بنابراین دقت و سرعت سیستم افزایش چشمگیری خواهد یافت. با اندکی توجه در تصاویر CT ریوی و مشاهده هیستوگرام شدت روشنایی آن‌ها (شکل ۴-۱ ج) در می‌یابیم که بافت ریه دارای ویژگی شاخص و متمایزی نسبت به سایر نواحی تصویر است. تفاوت چشمگیر در معیار شدت روشنایی باعث می‌شود تا بتوان با استفاده بهینه از این معیار، یک روش جداسازی آسان، بسیار کارآمد و با دقت قابل قبولی را ارائه نمود.

بهترین روشی که در این زمینه به ذهن می‌رسد استفاده از آستانه گذاری بر روی هیستوگرام شدت روشنایی تصویر است. سهولت در پیاده سازی و سرعت اجرای الگوریتم از مزایای آن بشمار می‌رود. در تولید نمودار هیستوگرام می‌توان به دو روش عمل کرد:

- روش سه بعدی: استفاده از اطلاعات شدت روشنایی تمامی صفحات تصویر CT در نمودار هیستوگرام که آن را هیستوگرام حجمی می‌نامیم. در واقع علت نام‌گذاری این روش بنام سه بعدی این است که اطلاعات کل تصویر حجمی در ایجاد هیستوگرام استفاده می‌شود.
- روش دو بعدی: استفاده از هیستوگرام شدت روشنایی تک تک صفحات تصویر.

روشی که در اکثر مقالات [۳۰-۱۳] مبتنی بر آنالیز هیستوگرام شدت روشنایی جهت یافتن بهترین سطح آستانه استفاده می‌شود، صرف نظر از اینکه از کدام روش فوق در تولید نمودار هیستوگرام استفاده شده باشد، به شرح زیر می‌باشد:

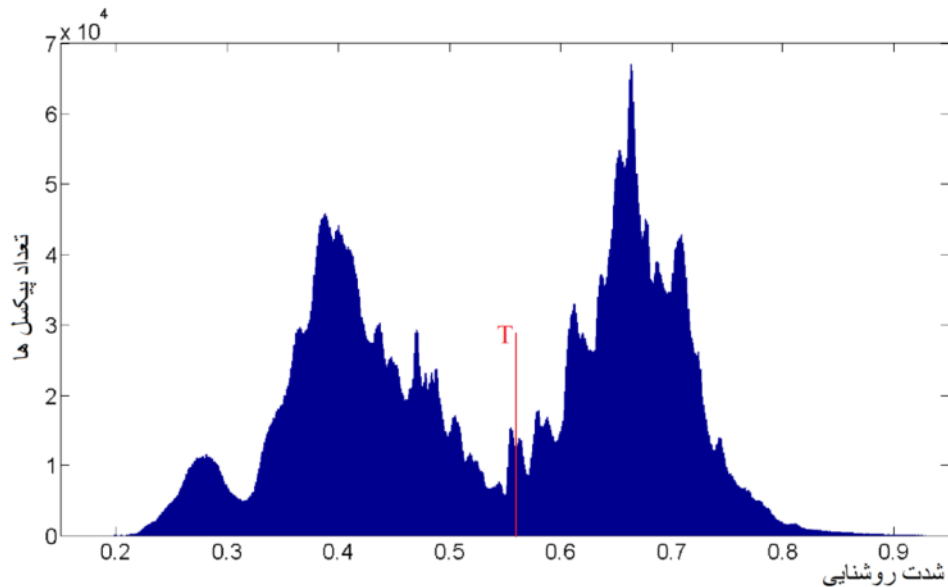
در ابتدا تخمینی از سطح آستانه مناسب جهت جداسازی مناطق تیره و روشن تصویر را در نظر می‌گیریم. به کمک سطح آستانه تخمینی فوق، تصویر مورد نظر را ناحیه بندی می‌کنیم. این کار باعث ایجاد تصویری باینری می‌شود که پیکسل‌ها را به دو بخش تقسیم می‌کند.  $C_1$  شامل تمام پیکسل‌هایی است که شدت روشنایی آنها بزرگتر از سطح آستانه  $T$  است و  $C_2$  شامل پیکسل‌های با شدت روشنایی کمتر از این سطح آستانه. سپس میانگین شدت روشنایی پیکسل‌های موجود در هر ناحیه مطابق رابطه (۱-۴) محاسبه می‌شود.

$$\mu_1 = \sum_{i \in C_1} \frac{f(i)}{N_i}, \quad \mu_2 = \sum_{j \in C_2} \frac{f(j)}{N_j} \quad (1-4)$$

سپس سطح آستانه جدید از رابطه (۲-۴) محاسبه شده و مراحل فوق آنقدر تکرار می‌شوند تا تفاضل سطوح آستانه بدست آمده در دو مرحله متوالی بسیار اندک باشد.

$$T = (\mu_1 + \mu_2) / 2 \quad (2-4)$$

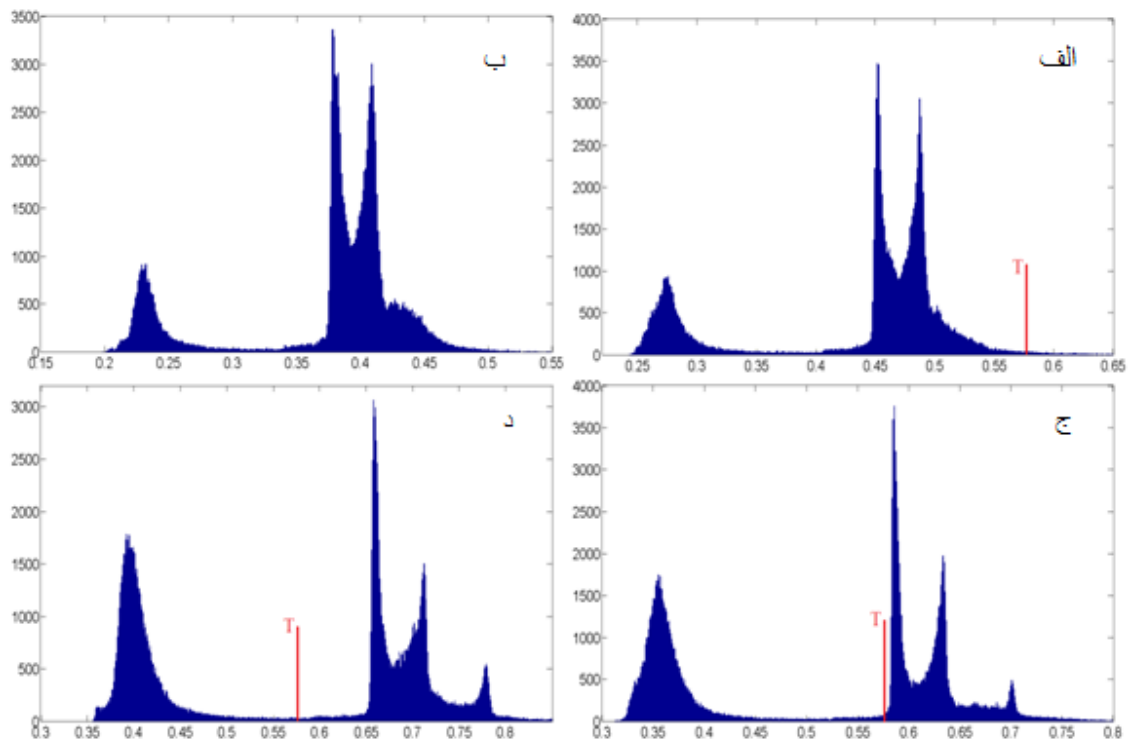
در روش استفاده از هیستوگرام حجمی (روش سه بعدی)، به کمک روابط فوق یک سطح آستانه جهت جداسازی بافت ریه از سایر نواحی بدست می‌آید که از این سطح آستانه ثابت، در تک تک صفحات دو بعدی استفاده می‌شود. شکل ۷-۴ هیستوگرام حجمی بدست آمده از مجموعه تصاویر CT یک بیمار را نشان می‌دهد. در این شکل بهترین سطح آستانه حاصل از الگوریتم فوق جهت جداسازی ناحیه ریه مشخص شده است.



شکل ۴-۷ هیستوگرام شدت روشنایی بدست آمده از کل تصویر حجمی. سطح آستانه  $T$  بدست آمده از روش معرفی شده نیز مشخص شده است.

تصاویر شکل ۴-۸ هیستوگرام شدت روشنایی چند صفحه دو بعدی از مجموعه صفحات تصویر مربوط به همان بیمار را نشان می‌دهند. همان طور که مشاهده می‌شود، به دلیل تغییر متوسط شدت روشنایی در صفحات دو بعدی مختلف از تصویر حجمی ورودی، امکان استفاده از این سطح آستانه ثابت برای جداسازی ناحیه ریه در تمامی صفحات وجود ندارد و استفاده از آن منجر به بروز خطای بسیار و جداسازی نادرست ناحیه ریه خواهد شد. حتی در برخی موارد همان طور که در تصاویر (الف) و (ب) از شکل ۴-۸ مشاهده می‌شود، هیچ‌گونه جداسازی رخ نداده است. لذا می‌بایست از روش دوم یعنی هیستوگرام تک تک صفحات دو بعدی استفاده نماییم و سطح آستانه را برای هر یک به صورت جداگانه و وفقی تعیین نماییم.

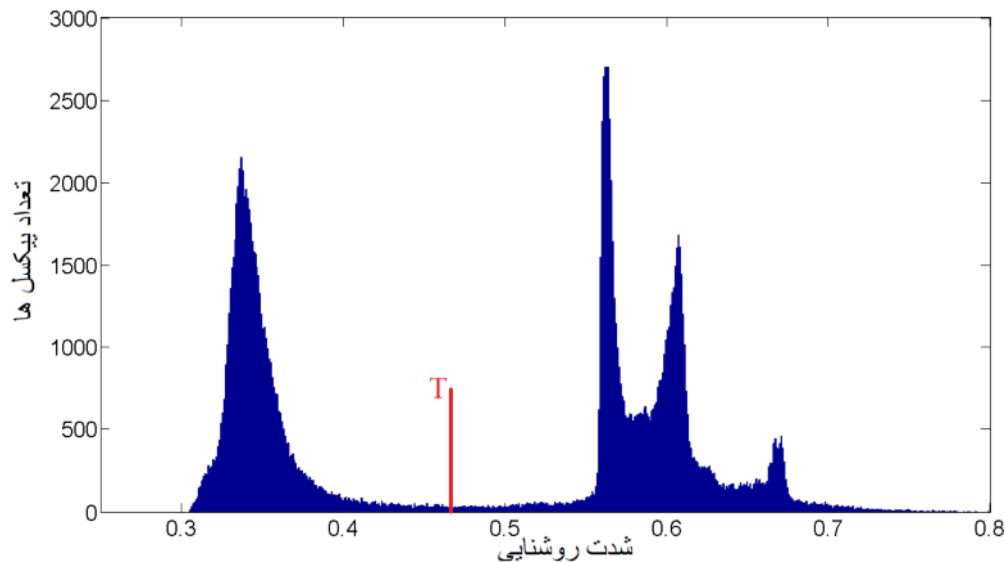
آنالیز هیستوگرام شدت روشنایی برای تک تک صفحات دو بعدی نیز با مشکلاتی همراه است. در تمامی گزارش‌هایی که تاکنون در این زمینه منتشر شده‌اند، یکی از صفحات میانی از تصاویر CT انتخاب شده و



شکل ۴-۸ هیستوگرام تعدادی از صفحات دو بعدی از مجموعه تصاویر مربوط به یک بیمار و جداسازی ناحیه ریه به کمک سطح آستانه بدست آمده از روش آنالیز هیستوگرام به صورت حجمی (الف) و (ب) هیچ‌گونه جداسازی رخ نداده و دارای خطای بسیار (ج) سطح آستانه در نزدیکی بافت بدن قرار گرفته است (د) سطح آستانه مناسب برای جداسازی

از الگوریتم فوق برای یافتن سطح آستانه مناسب استفاده شده است. استفاده از صفحات میانی تصویر CT این مزیت را دارد که در آن‌ها تقریباً نیمی از فضای داخل بدن به وسیله ریه‌ها اشغال شده است. لذا تعداد پیکسل‌های تیره داخل بدن که متناظر با ریه‌هاست با تعداد پیکسل‌های نقاط روشن‌تر که متناظر با بافت ماهیچه‌ای، چربی و استخوان‌هاست تقریباً برابرند. از اینرو سطح آستانه نهایی در فاصله بین دو بخش اصلی در منحنی هیستوگرام قرار خواهد گرفت. شکل ۴-۹ این موضوع را نشان می‌دهد. مشکل زمانی بروز می‌کند که این تناسب بین تعداد پیکسل‌های متعلق به هر ناحیه رعایت نشده باشد. به عنوان مثال در صفحات ابتدایی و یا انتهایی از تصویر CT که حجم ریه‌ها نسبت به سایر نواحی داخل بدن اندک می‌باشند، سطح آستانه‌ای که با روش میانگین‌گیری به صورتی که در بالا مطرح شد، بدست می‌آید به

سمت ناحیه با تعداد پیکسل‌های بیشتر بایاس می‌شود. همین امر سبب بروز خطا در نتیجه نهایی جداسازی می‌شود.

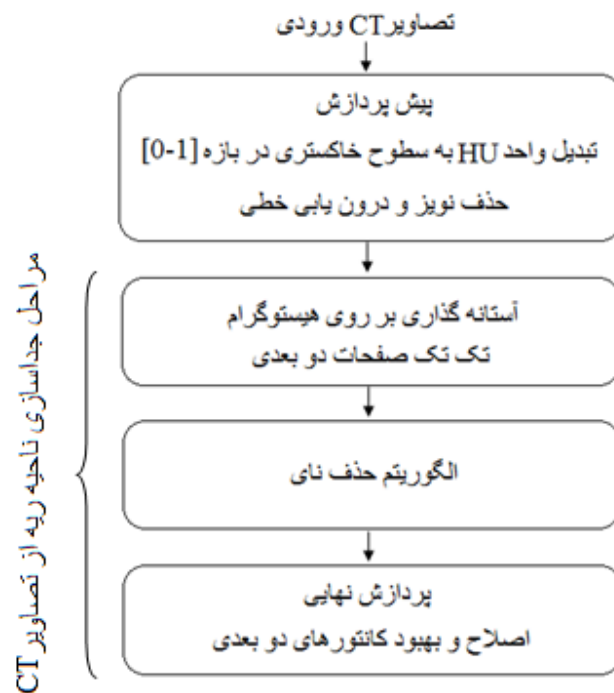


شکل ۹-۴ هیستوگرام شدت روشنایی یکی از صفحات میانی از تصویر حجمی CT و سطح آستانه بدست آمده از الگوریتم مطروحه. جداسازی مناسب بافت ریه از سایر نواحی به علت برقراری نسبت مناسب بین تعداد پیکسل‌های هر ناحیه

از اینرو بر آن شدیم تا روشی را ارائه نماییم که از اطلاعات هیستوگرام شدت روشنایی تک تک صفحات دو بعدی به گونه‌ای استفاده کنیم که علاوه بر مزایای این روش که قبلاً بیان شد، مشکلات موجود را نیز مرتفع نماییم.

الگوریتم پیشنهادی جهت جداسازی ناحیه ریه از تصاویر CT حجمی از سه مرحله اساسی تشکیل می‌شود: آستانه گذاری با توجه به اطلاعات هیستوگرام تک تک صفحات دو بعدی، حذف نای و اصلاح دو بعدی کانتورها. شکل ۱۰-۴ فلوجارت الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.



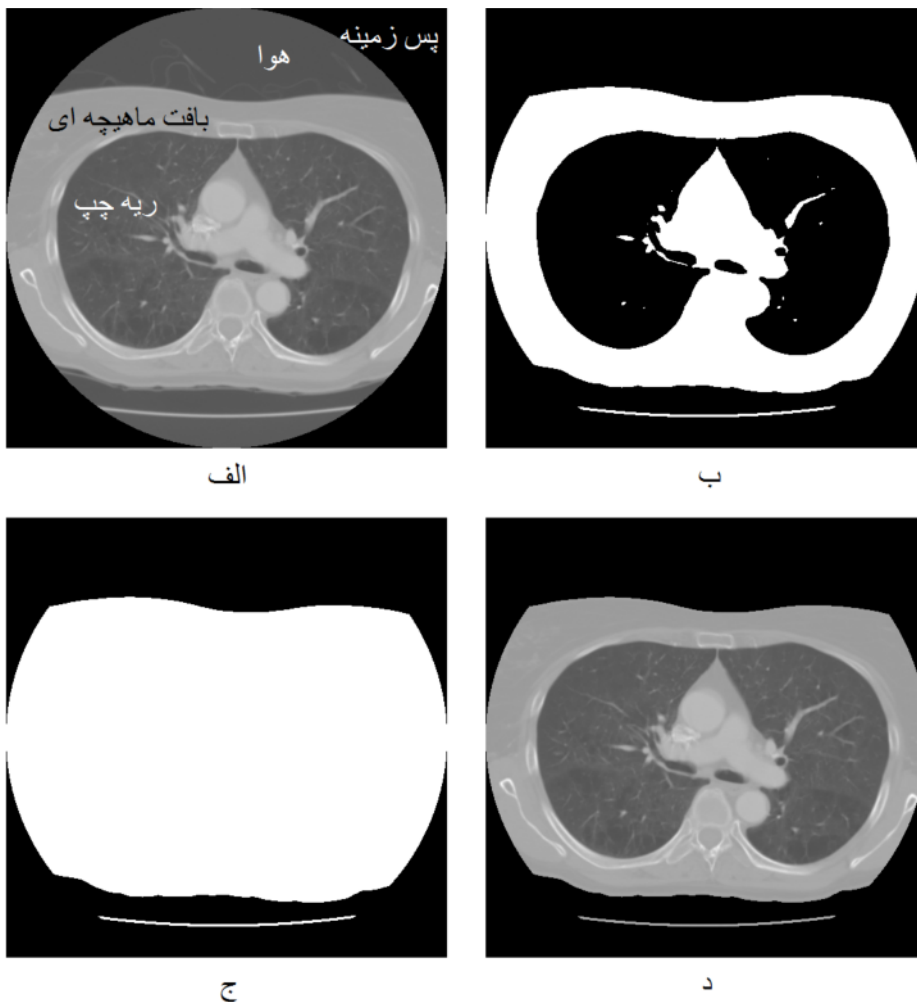


شکل ۴-۱۰ فلوجارت روش پیشنهادی در مرحله اول برای جداسازی بافت ریه از سایر نواحی تصویر CT

۴-۲-۱: آستانه گذاری بر روی هیستوگرام شدت روشنایی تک تک صفحات دو بعدی از تصویر حجمی

در ابتدا به کمک یک سطح آستانه ثابت و تقریبی، ناحیه داخل بدن را از سایر نواحی تصویر جدا می‌کنیم. انتخاب این سطح آستانه بسیار آسان است زیرا به جز ناحیه ریه‌ها، تمامی پیکسل‌های داخل بدن شدت روشنایی بالایی دارند؛ اما همان‌طور که در شکل ۴-۱۱ (الف) مشاهده می‌شود، ناحیه پس زمینه تیره‌ترین بخش از هر تصویر است که شدت روشنایی آن دقیقاً برابر صفر می‌باشد و از آنجا که اطراف بدن انسان را هوا فرا گرفته است، این ناحیه نیز تیره می‌باشد. بعلاوه با توجه به جدول ۱-۲ که در مقدمه ذکر شد، شدت روشنایی هوا در تصاویر CT تقریباً  $HU \approx 1000$ - و بافت ماهیچه‌ای و چربی‌های بدن نیز تقریباً  $HU \approx 200$  می‌باشد. شدت روشنایی متناظر با این مقادیر در تصویر تبدیل یافته حاصل از مرحله پیش پردازش، برای هوا  $0.33$  و برای بافت ماهیچه‌ای تقریباً  $0.55$  می‌باشد. از آنجا که جداسازی مرزهای دقیق

ناحیه بدن در این مرحله ضرورتی ندارد، با انتخاب هر عدد در این بازه، به راحتی می‌توان ناحیه داخل بدن را جداسازی نمود. با استفاده از این سطح آستانه، حفره‌هایی ناشی از حضور ریه‌ها در داخل بدن به وجود می‌آیند. همان‌طور که در شکل ۴-۱۱(ب) مشاهده می‌شود، این حفره‌ها و ناحیه پس زمینه، به صورت مشابهی در تصویر باینری ظاهر شده‌اند. لذا با برچسب گذاری تصویر می‌توان حفره‌های داخل بدن که برچسبی معادل با برچسب ناحیه پس زمینه را دارند، شناسایی و حذف نمود. شکل ۴-۱۱ جزئیات و مراحل اجرای این بخش را نشان می‌دهد.

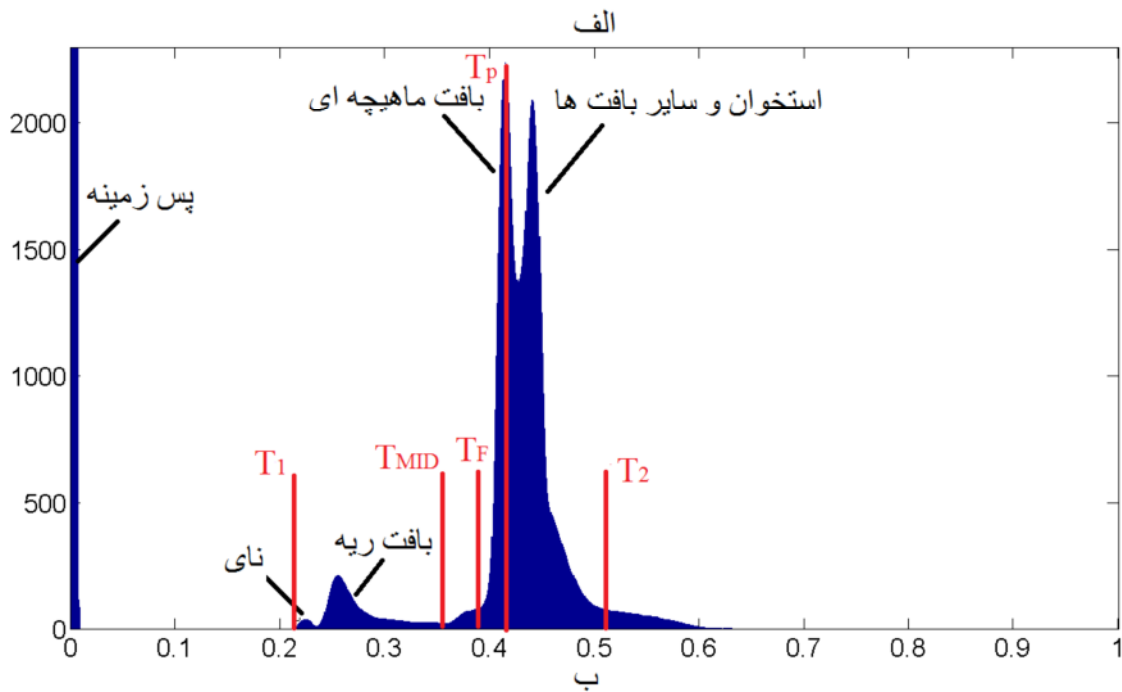
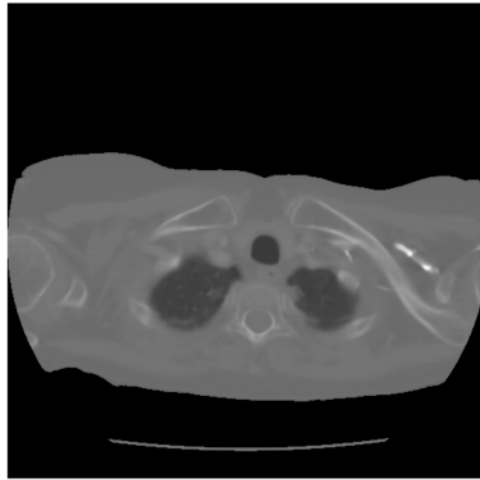


شکل ۴-۱۱ جزئیات مراحل جداسازی ناحیه داخل بدن به روش پیشنهادی (الف) تصویر اصلی (ب) آستانه گذاری تقریبی بر روی تصویر اصلی، سطح آستانه ۰/۴۵ انتخاب شده است (ج) برچسب گذاری نواحی مختلف تصویر و حذف حفره‌های داخل بدن که برچسب آن‌ها با پس زمینه یکسان است. (د) نتیجه نهایی جداسازی ناحیه داخل بدن

مزیت جداسازی ناحیه داخل بدن این است که در تشکیل نمودار هیستوگرام، فقط از اطلاعات پیکسل‌های همین ناحیه استفاده می‌شود؛ زیرا شدت روشنایی پیکسل‌های خارج بدن با شدت روشنایی ریه‌ها مشابه است و همین امر سبب بروز خطا در آنالیز هیستوگرام تصویر اصلی می‌شود. در پردازش‌های آتی جهت جداسازی دقیق بافت ریه، از تصویر خروجی این بخش استفاده خواهد شد.

در مرحله بعد، هیستوگرام هر صفحه را به طور جداگانه بدست آورده و با استفاده از فیلتر گاوسی یک بعدی، آن را هموار می‌کنیم. این عمل کمک می‌کند تا مدهای اصلی هیستوگرام که در تعیین آستانه مناسب موثر هستند، آشکار شوند. شکل ۴-۱۲ یکی از صفحات ابتدایی از تصویر حجمی CT و هیستوگرام هموار شده متناظر با آن را نشان می‌دهد (به علت تعداد زیاد پیکسل‌های پس زمینه، جهت نمایش اطلاعات سایر نواحی، محور عمودی که متناظر با تعداد پیکسل‌هاست برش داده شده است). علت انتخاب این تصویر از صفحات بالایی، این است که در این گونه تصاویر حجم ریه‌ها در مقایسه با سایر نواحی داخل بدن بسیار کمتر می‌باشد و روش‌های پیشین مبتنی بر هیستوگرام، قادر به جداسازی مناسب بافت ریه نیستند. لذا جهت مقایسه قدرت الگوریتم پیشنهادی در نیل به این هدف، این تصویر انتخاب شده است.

نکته حائز اهمیت که باید بدان اشاره گردد این است که در تمامی صفحات دو بعدی از تصویر حجمی CT، همواره حداقل نیمی از پیکسل‌های ناحیه بدن مربوط به بافت ماهیچه‌ای، استخوان‌ها و چربی‌هاست. این امر در مورد صفحات ابتدایی و انتهایی با درصد بالاتری رخ می‌دهد. از آنجا که این پیکسل‌ها شدت روشنایی بالاتری نسبت به بافت ریه دارند، حداقل یک قله بزرگ در بخش انتهایی هیستوگرام خواهیم داشت. با بررسی تصاویر هیستوگرام که تا کنون نشان داده شده‌اند، می‌توان صحت این مطلب را تأیید نمود (شکل ۴-۱۲ ب).



شکل ۴-۱۲ چگونگی بدست آوردن سطح آستانه مناسب جهت جداسازی بافت ریه به روش پیشنهادی (الف) یکی از صفحات ابتدایی از تصویر حجمی ورودی (ب) هیستوگرام هموار شده متناظر با تصویر الف

با استفاده از دو سطح آستانه  $T_1$  و  $T_2$  بازه مفید اطلاعات هیستوگرام هموار شده را جدا می نماییم. این سطوح بترتیب متناظر با شدت روشنایی هایی هستند که به کمک آنها اطلاعات بخش ابتدایی هیستوگرام (ناحیه پس زمینه) و همچنین اطلاعات اضافی بخش انتهایی آن حذف می شوند. مقادیر  $T_1$  و  $T_2$  بدین

گونه بدست می آیند که به کمک  $T_1$  ناحیه متناظر با نای از بخش پایین هیستوگرام را از دست ندهیم و با تنظیم مناسب  $T_2$ ، قله های بزرگ بخش انتهایی هیستوگرام حفظ شوند (شکل ۴-۱۲ ب).

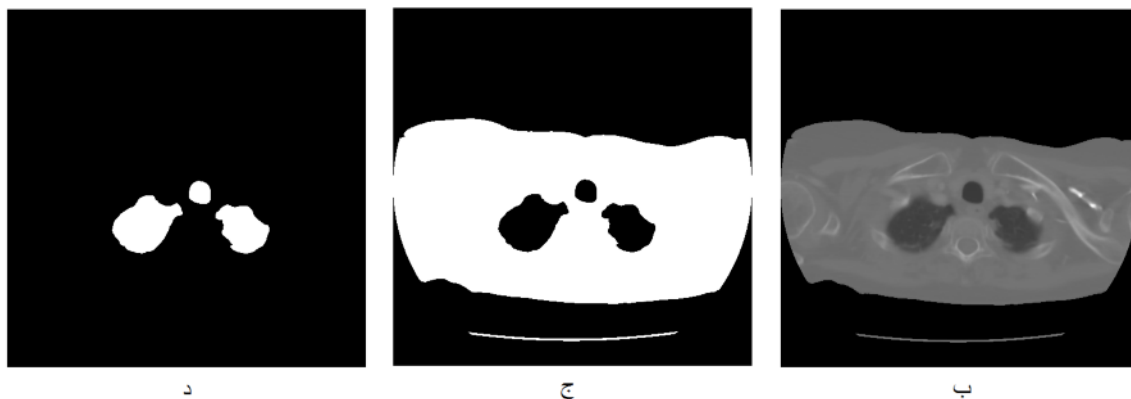
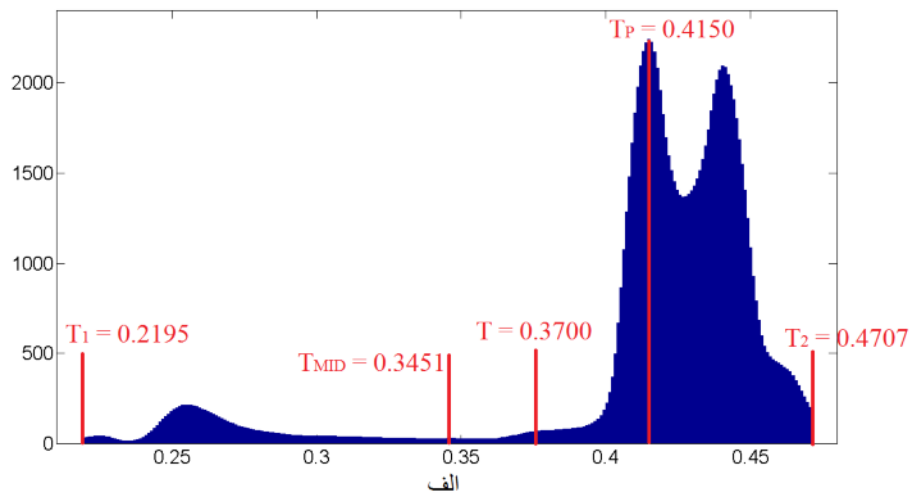
بنابراین طبق رابطه (۴-۳) میانه این دو آستانه ( $T_{MID}$ )، همواره در مکانی بین قله های هیستوگرام ناشی از بدن و بافت اصلی ریه قرار می گیرد.

$$T_{MID} = (T_1 + T_2) / 2 \quad (4-3)$$

سپس با شروع از این نقطه و بررسی هیستوگرام هموار شده در بازه  $T_{MID}$  تا  $T_2$ ، اولین قله که آستانه  $T_P$  نامگذاری می شود را بدست می آوریم (شکل ۴-۱۲ ب). این آستانه متناظر با بافت ماهیچه ای بدن می باشد. با توجه به اینکه کاربرد مهم جداسازی بافت ریه در شناسایی نودول های ریوی می باشد و این نودول ها سطوح روشنایی نزدیک  $T_P$  دارند، لذا جهت از دست ندادن بافت ریه و نودول هایی که به دیواره آن چسبیده اند، آستانه نهایی  $T$  را پایین تر از سطح  $T_P$  انتخاب می کنیم (شکل ۴-۱۲ ب). این سطح آستانه  $T$  بصورت تجربی و بدین گونه انتخاب می شود که تعداد پیکسل های با شدت روشنایی  $T$ ، پنج درصد تعداد پیکسل های با شدت روشنایی  $T_P$  باشد تا تمامی اطلاعات بخش پایین هیستوگرام غیر از بدن را شامل شود.

با استفاده از این آستانه بدست آمده، تصویر باینری جداسازی شده را بدست می آوریم. به علت حضور رگ های خونی و نودول ها در داخل ریه که شدت روشنایی بالایی دارند، منطقه جداسازی شده به عنوان ریه شامل حفره هایی است که به روشی مشابه با آنچه در بخش قبل برای حذف حفره های موجود در داخل بدن بیان شد، آن ها را پر می کنیم (برچسب گذاری تصویر و حذف نواحی با تعداد پیکسل کوچک تر از حدی خاص). در نهایت نیز برای دستیابی به ناحیه ریه ها، ماسک ناشی از جداسازی ناحیه داخل بدن

را با تصویر حاصل از این مرحله XOR می‌کنیم. شکل ۴-۱۳ نتیجه جداسازی ریه در این مرحله از الگوریتم را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۱۳ نمونه‌ای از جداسازی بافت ریه به روش پیشنهادی (الف) هیستوگرام هموار شده به همراه سطوح آستانه محاسبه شده در الگوریتم (ب) تصویر اصلی (ج) نتیجه جداسازی تصویر به کمک آستانه  $T$  و پر کردن حفره‌های داخل ریه‌ها (د) نتیجه حاصل از XOR ماسک مربوط به بدن با تصویر (ج) که ریه‌ها در آن جداسازی شده‌اند.

#### ۴-۲-۲: الگوریتم حذف نای

با اجرای بخش فوق، به علت مشابهت شدت روشنایی نای با بافت اصلی ریه، هر دو ناحیه در تصویر خروجی جدا شده‌اند. در برخی مقالات [۴۳]، جهت حذف نای از الگوریتم‌هایی مانند رشد ناحیه استفاده می‌شود که به دلیل مشکلات، پیچیدگی و صرف زمان زیاد، روش زیر پیشنهاد می‌گردد.

با توجه به این حقیقت که در تصویر برداری CT با برش‌های نزدیک<sup>۱</sup>، موقعیت مکانی بافت‌ها بین صفحات متوالی تغییر ناگهانی ندارند و همچنین در صفحات اولیه فقط ناحیه نای وجود دارد، جهت تشخیص خودکار این ناحیه و حذف آن می‌توان از موقعیت نای در بالاترین صفحه برشی از تصویر ریه استفاده نمود. با شروع از این برش، به طور متوالی مراحل زیر را انجام می‌دهیم:

- گام اول: از آنجا که در اولین صفحه از تصویر حجمی CT فقط ناحیه نای حضور دارد، به کمک آستانه گذاری مرحله قبلی مختصات این ناحیه را بدست می‌آوریم.
- گام دوم: فقط در ناحیه نای بدست آمده از گام اول، صفحه جاری را با صفحه بعدی به صورت منطقی AND کرده و تصویر باینری حاصله که شامل اشتراک ناحیه نای در دو صفحه متوالی است را M می‌نامیم.
- گام سوم: ناحیه نای از صفحه جاری را حذف می‌نماییم. بعلاوه نواحی صفحه بعدی را برچسب گذاری نموده و مساحت هر ناحیه را بدست می‌آوریم.
- گام چهارم: حداقل مختصات یک پیکسل در تصویر M که عضو ناحیه نای مشترک در هر دو صفحه متوالی است را یافته و ناحیه برچسب خورده متناظر با آن در صفحه دوم را از لحاظ مساحت بررسی می‌کنیم. در صورتی که تعداد پیکسل‌های آن از حد معینی کمتر باشد، این ناحیه از این صفحه به عنوان نای در نظر گرفته می‌شود. برای حذف آن به گام دوم بازگشته و الگوریتم را تکرار می‌کنیم. در صورتی که شرط مساحت مطرح شده در این گام برآورده نشود، الگوریتم متوقف می‌گردد.

علت بررسی مساحت ناحیه جهت حذف آن، این است که در نواحی میانی ریه، نای به دو بخش نایژک‌ها تقسیم می‌گردد و از این پس وارد بافت ریه و جزئی از آن می‌گردد. چون در نواحی میانی حجم ریه‌ها

---

<sup>۱</sup> Thin Slice CT Scan

قابل ملاحظه است، به کمک این بررسی می‌توان زمان رسیدن به این مرحله را تشخیص داده و الگوریتم حذف نای را متوقف نماییم. بعلاوه نمی‌توان فقط از ویژگی مساحت جهت حذف نای استفاده کرد چرا که در تصاویر CT، به علت کوچک بودن حجم ریه‌ها در بخش‌های بالایی، ممکن است به طور ناخواسته این نواحی را نیز حذف نماییم.

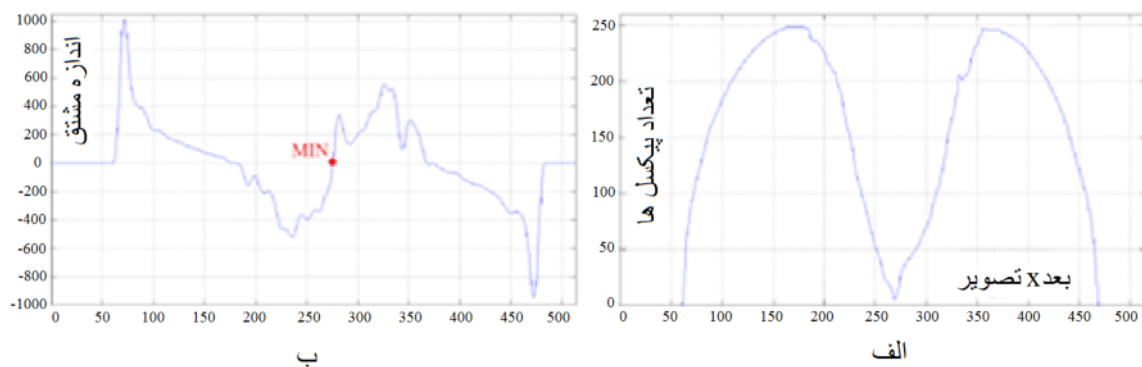
۴-۲-۳: پردازش نهایی؛ اصلاح و بهبود کانتورهای دو بعدی

در این مرحله تصاویر باینری خروجی مرحله قبل را بررسی می‌نماییم و در صورت نیاز کانتورهای ناحیه جدا شده را اصلاح می‌کنیم. با توجه به اینکه حجم ریه‌ها در برش‌های میانی به بیشترین مقدار خود می‌رسند و اینکه سطح آستانه برای جداسازی ریه‌ها را به شدت روشنایی‌های مربوط به ناحیه بدن در هیستوگرام نزدیک کرده‌ایم، امکان چسبیدگی ریه‌ها در این صفحات وجود دارد. در این مرحله با برچسب گذاری تک تک صفحات باینری و با توجه به اینکه ناحیه نای از تصاویر حذف شده است، چنانچه تعداد نواحی تصویر کمتر از دو باشد، از تکنیک مورفولوژی برای جداسازی دو بخش ریه از یکدیگر استفاده می‌کنیم.

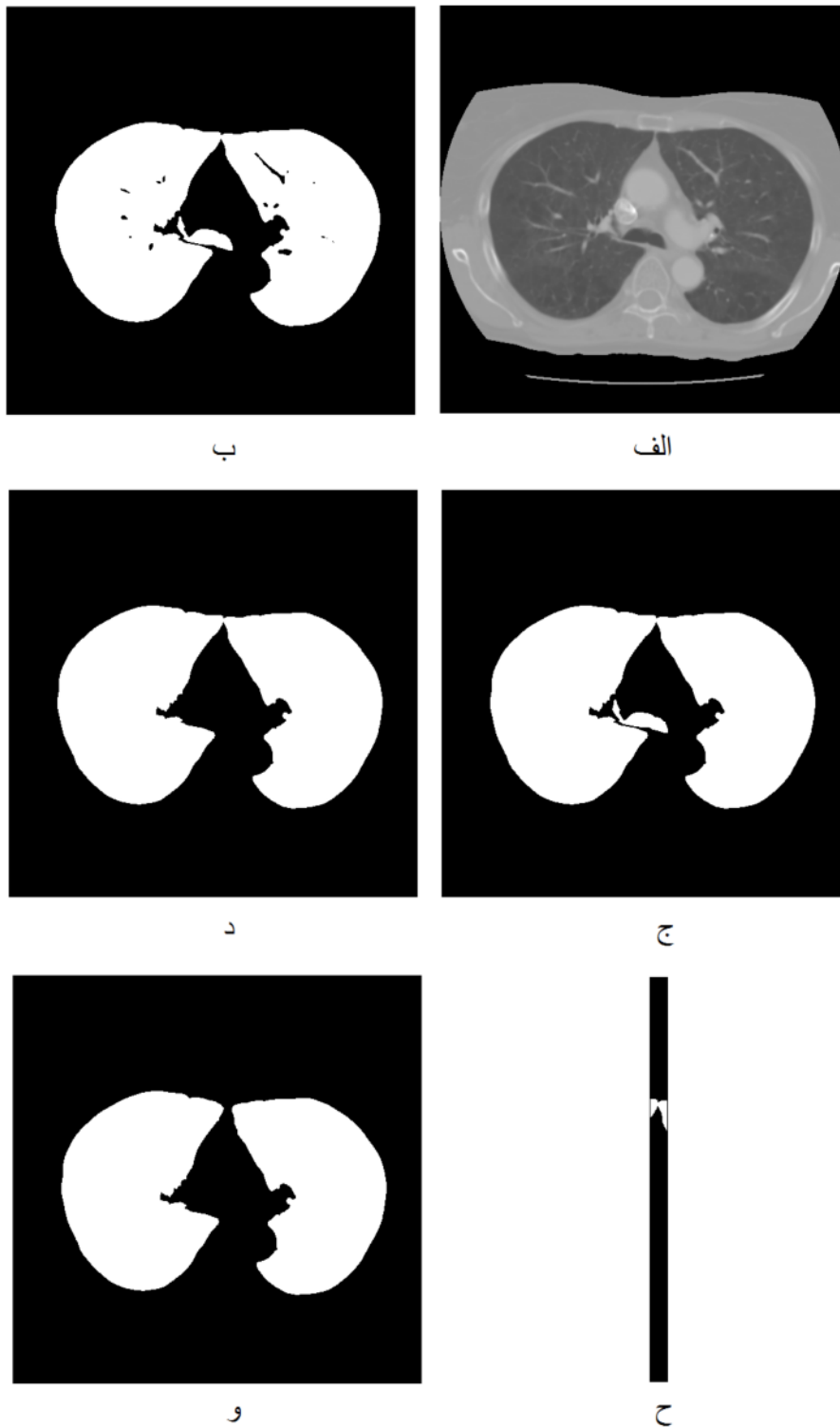
بدین منظور پروفایل حاصل جمع در راستای ستون‌های تصویر باینری را بدست می‌آوریم. از آنجایی که در این تصاویر نواحی مربوط به پس زمینه به رنگ سیاه و ریه‌ها به رنگ سفید هستند، این پروفایل تنها در مناطقی که ریه‌ها وجود دارند مقدار خواهد داشت (شکل ۴-۱۴ الف). پس از حذف بخش‌های مربوط به پس زمینه از ابتدا و انتهای آن، به کمک پنجره گاوسی آن را هموار می‌نماییم. با توجه به مدل شکل ظاهری ریه‌ها، فقط در نقاط بالایی یا پایینی آن‌ها که ریه‌ها به یکدیگر نزدیک هستند احتمال چسبیدگی وجود دارد. با یافتن مینیمم مطلق پروفایل فوق می‌توان منطقه چسبیدگی دو بخش ریه به یکدیگر را شناسایی نمود. جهت شناسایی نقطه مینیمم می‌توان از مشتق استفاده نمود. همان‌طور که در گذشته نیز



ذکر شده، می‌توان دو مرحله هموارسازی و مشتق‌گیری را با یکدیگر ادغام کرده و از مشتق گاوسی استفاده نماییم. در اینجا نیز ما از همین تکنیک استفاده می‌کنیم و با تعیین علامت مشتق پروفایل در نقاط عبور از صفر، نقطه مینیمم را می‌یابیم. سپس با انتخاب محدوده‌ای مناسب در اطراف این نقطه از تصویر، عملگر مورفولوژی *Erosion* را اعمال می‌کنیم. این کار را تا آنجا ادامه می‌دهیم که تعداد نواحی موجود در این بخش از تصویر یکی افزایش یابد و دو بخش ریه از یکدیگر جدا گردند. شکل‌های ۴-۱۴ و ۴-۱۵ مراحل جداسازی ریه‌ها به روش فوق را برای یک تصویر نمونه نشان می‌دهد.



شکل ۴-۱۴ چگونگی رفع چسبیدگی ریه‌ها و جداسازی آن‌ها به روش پیشنهادی (الف) پروفایل حاصل جمع در راستای ستون تصویر باینری (د) از شکل ۳-۲۰ (ب) مشتق گاوسی پروفایل تصویر (الف) که نقطه مینیمم در آن مشخص شده است.



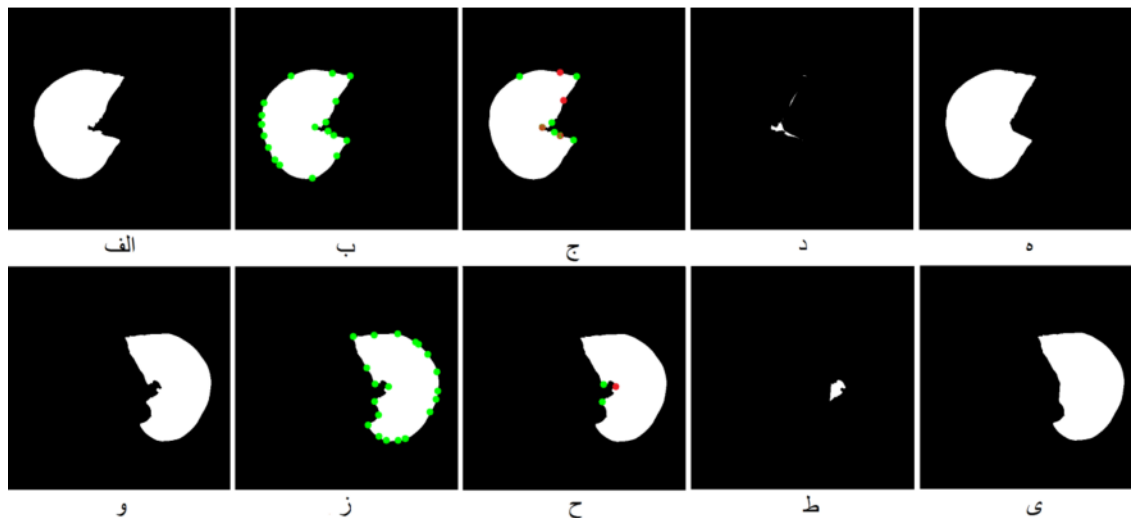
شکل ۴-۱۵ مراحل میانی جداسازی بافت ریه (الف) تصویر اصلی (ب) نتیجه جداسازی تصویر به کمک آستانه  $T$  در الگوریتم مطروحه (ج) پر کردن حفره‌های تصویر ب (د) حذف نای به کمک الگوریتم پیشنهادی مربوطه (ح) محدوده

چسبیدگی دو بخش ریه که به صورت اتوماتیک انتخاب شده است (و) نتیجه نهایی این مرحله که دو بخش ریه جداسازی شده‌اند.

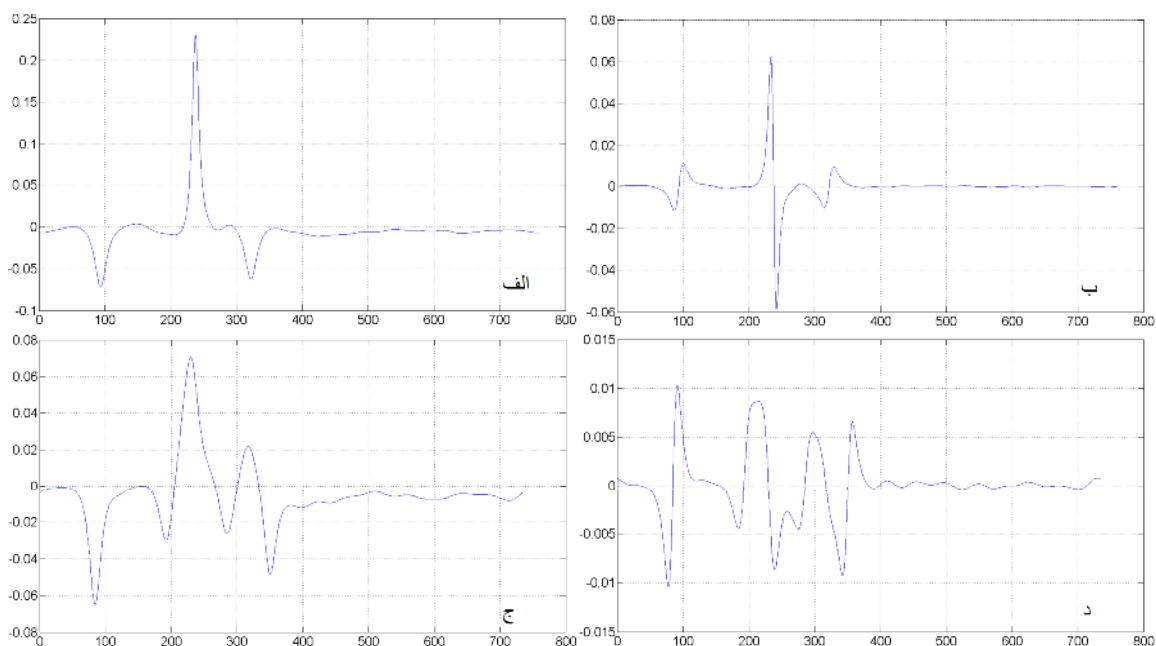
پس از اجرای مرحله فوق نیازمند به بهبود کانتورهای نشان دهنده ناحیه ریه هستیم. جهت بهبود مشکلات موجود در کانتورهای ریوی و هم چنین اضافه کردن نودول‌های چسبیده به دیواره ریه که ممکن است در مراحل قبل به خوبی جدا نشده باشند، از اطلاعات پیچش کانتورها استفاده می‌کنیم.

تصویر باینری خروجی مرحله قبل را برچسب گذاری کرده و مراکز هر ناحیه را می‌یابیم. به کمک بررسی موقعیت مکانی این مراکز، می‌توان هر کدام از ریه‌های راست و چپ را شناسایی کرده و کانتور آن‌ها را بدست آوریم. پس از هموار سازی کانتورها، پیچش را برای آن‌ها محاسبه می‌نماییم. نقاط عبور از صفر منحنی پیچش نشان دهنده تغییر تحدب در کانتورها می‌باشد [۶۸]. با توجه به شکل ظاهری ریه‌ها حضور نواحی با تقعر زیاد در کانتورهای ریوی نشانگر تغییرات غیرعادی در آن‌هاست که نیازمند اصلاح است. این نواحی با تقعر زیاد در کانتورها را می‌توان با یافتن قله‌های مثبت و بزرگ‌تر از حد خاصی در منحنی پیچش، شناسایی کرده و جهت پر کردن آن‌ها می‌توان به شیوه زیر عمل کرد.

منحنی پیچش کانتور را بررسی کرده و با یافتن نقاط اکسترمم آن، قله‌های بزرگ‌تر از آستانه مشخصی را بدست می‌آوریم. جهت اصلاح کانتور می‌توان در هر قله مشخص شده، بر روی منحنی پیچش به اطراف حرکت کرده و اولین دره قبل و بعد از آن را بیابیم. نقاط متناظر با این دو دره بر روی کانتور را به یکدیگر وصل کرده و در نهایت حفره تشکیل شده را پر نماییم. بدین ترتیب ماسک نهایی که در آن ریه‌ها به طور کامل و نسبتاً دقیقی جدا شده‌اند، بدست می‌آید. شکل‌های (۴-۱۶) و (۴-۱۷) مراحل اجرای روش فوق و نتیجه نهایی آن‌را بر روی تصویر (و) از شکل (۴-۱۵) را نشان می‌دهند.



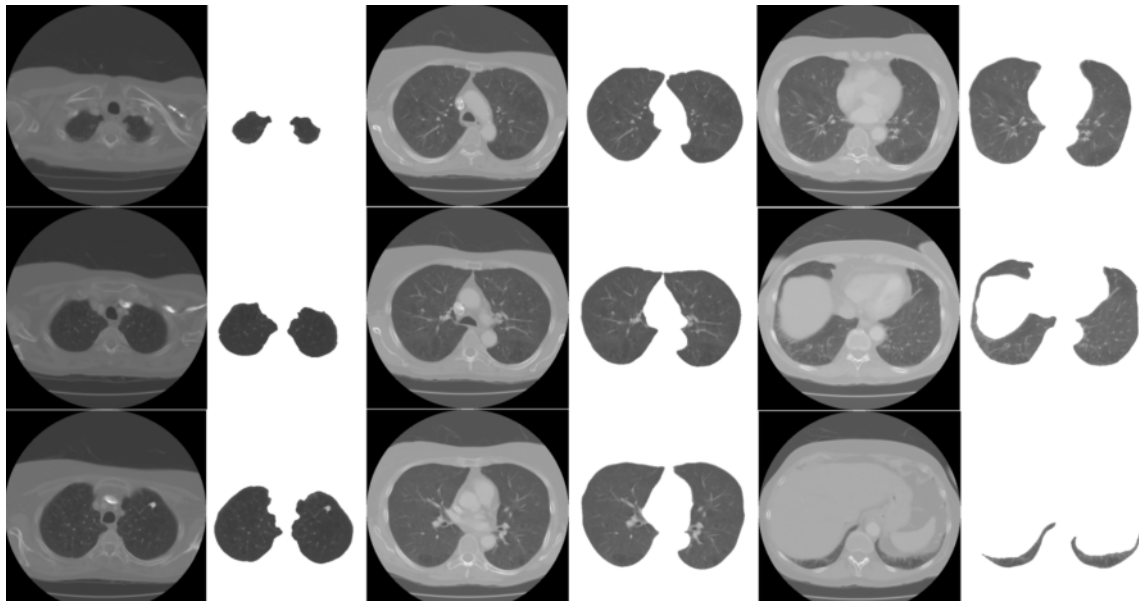
شکل ۴-۱۶ مراحل میانی اصلاح و بهبود کانتورهای ریوی. (الف) تصویر باینری ریه جداسازی شده سمت چپ (ب) نقاط اکسترمم منحنی خمش مرز ریه سمت چپ (ج) تشخیص نقاط با خمش بالا که حضور آنها در مرزهای ریه غیر عادی است (د) بخش اصلاح شده منحنی توسط روش پیشنهادی (ه) ماسک اصلاح شده جداسازی ریه سمت چپ تصاویر (و) تا (ی) نیز به ترتیب همین مراحل را برای ریه سمت راست نشان می‌دهند.



شکل ۴-۱۷ منحنی‌های خمش کانتورهای ریوی جهت تشخیص تغییرات غیر عادی آنها (الف) منحنی خمش مربوط به مرز ریه سمت چپ (ب) مشتق هموار شده منحنی الف (ج) و (د) به ترتیب منحنی‌های متناظر با خمش و مشتق آن در ریه سمت راست.

در پایان این بخش، تعدادی از نتایج حاصل از جداسازی بافت ریه مربوط به تصویر حجمی یک بیمار را در

شکل ۴-۱۸ نشان می‌دهیم.



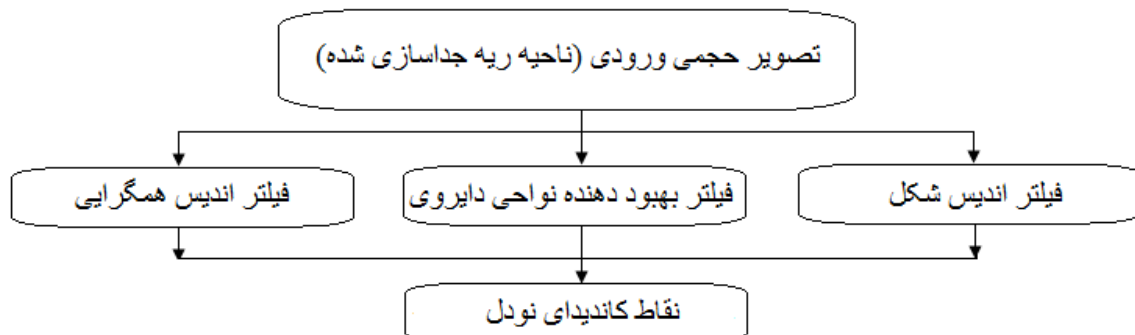
شکل ۴-۱۸ نتیجه جداسازی بافت ریه از سایر نواحی در تعدادی از تصاویر مربوط به CT یک بیمار به روش پیشنهادی. مشاهده می‌شود که حتی در صفحات بالایی یا پایینی که حجم ریه‌ها اندک هستند، روش پیشنهادی از دقت بسیار بالایی برخوردار است.

#### ۳-۴ شناسایی نقاط کاندیدای نودول

در این مرحله، ناحیه ریه جداسازی شده را جهت شناسایی نودول‌ها مورد بررسی و مطالعه قرار می‌دهیم. با توجه به مطالبی که در مباحث تئوری فصل قبل ارائه گردید، از سه روش اندیس شکل، اندیس همگرایی و فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی تصویر جهت شناسایی نقاط کاندیدای نودول استفاده می‌کنیم. در مراجعی که تا کنون در این زمینه معرفی شده‌اند تنها از یکی از روش‌های فوق استفاده شده است [۵۲-۵۳-۴۱-۴۰-۳۸-۳۷]. در مرجع [۳۰] از دو روش فیلترهای اندیس شکل و بهبود دهنده نواحی کروی تصویر

استفاده شده است اما نکته مهم که باید بدان اشاره گردد این است که از نتایج این روش‌ها به صورت موازی استفاده نشده است؛ بلکه فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی بر روی نتیجه حاصل از نقاط کاندیدای فیلتر اندیس شکل عمل می‌کند.

جهت افزایش دقت در شناسایی نودول‌های ریوی و کاهش نرخ خطای مثبت، در این پایان نامه از هر سه روش فوق به صورت ترکیبی و موازی با یکدیگر استفاده نموده‌ایم. شکل ۴-۱۹ فلوجارت الگوریتم پیشنهادی در این بخش را نشان می‌دهد. علاوه بر استفاده ترکیبی از این روش‌ها، در هر مرحله نیز پیشنهادهای جهت افزایش سرعت پردازش اطلاعات ارائه شده است. نتایج تجربی بهبود عملکرد سیستم پیشنهادی را نسبت به روش‌های موجود در زمینه شناسایی نقاط کاندیدای نودول نشان می‌دهند.



شکل ۴-۱۹ فلوجارت الگوریتم پیشنهادی جهت شناسایی نقاط کاندیدای نودول

در فصول قبلی راجع به انواع نودول‌ها و ویژگی‌های هر یک مطالبی ارائه شده است. در بسیاری از مقالات در زمینه شناسایی نودول‌های ریوی به دلیل ویژگی‌های مناسب نودول‌های سخت و توپر از جمله شدت روشنایی و کنتراست بالا و هم‌چنین شکل کروی آن، فقط به این نوع از نودول‌ها پرداخته شده است [۶۹-۵۵-۳۱-۱۵]. نودول‌های نیمه سخت معمولاً کنتراست پایین و مرزهای نامعینی دارند؛ بعلاوه از آنجا

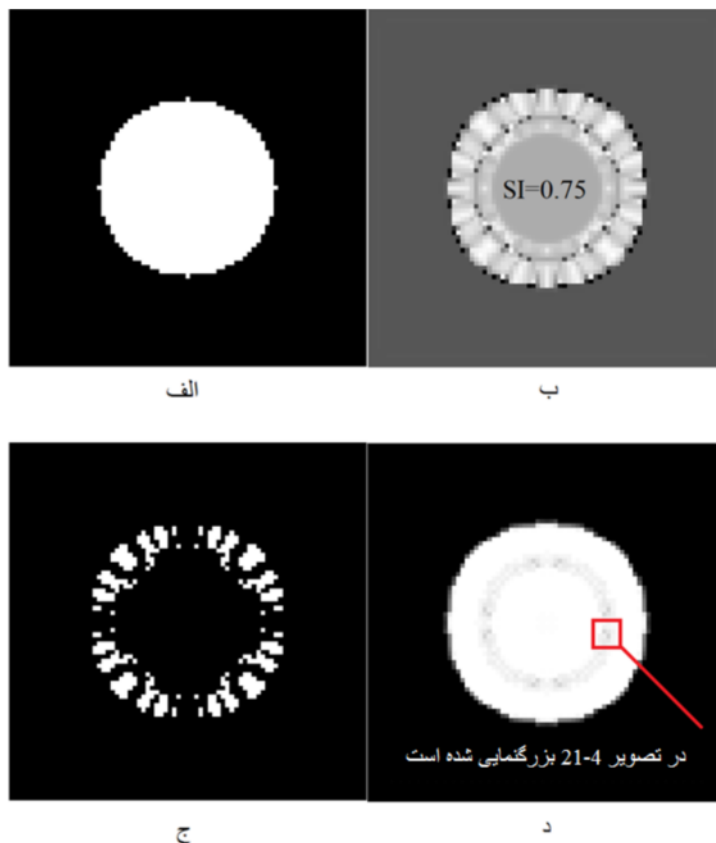
که نرخ بدخیمی آن‌ها نسبت به نودول‌های سخت و توپر بسیار بالاتر است شناسایی آن‌ها از درجه اهمیت بیشتری برخوردار است.

هر چند در مقایسه با نودول‌های سخت، نودول‌های نیمه سخت شکل نامنظم و مرزهای مبهمی دارند و کروی نیستند، اما نتایج تجربی نشان داده است که برخی از نقاط این اشکال نامنظم از المان‌های کروی بسیار کوچک و متمرکز تشکیل شده است [۳۰]. این المان‌های کروی کوچک و متمرکز توسط تعدادی از پیکسل‌های با اندیس شکل نسبتاً بزرگی قابل شناسایی هستند. لذا به کمک فیلتر اندیس شکل علاوه بر نودول‌های سخت، نودول‌های نیمه سخت را نیز می‌توان شناسایی نمود.

از آنجا که فیلتر اندیس شکل روشی است که از اطلاعات سه بعدی جهت شناسایی نواحی کروی استفاده می‌کند، کل تصویر حجمی CT که فقط ناحیه ریه‌ها را شامل می‌شوند به عنوان ورودی برای این فیلتر در نظر گرفته می‌شود. قبل از اعمال این فیلتر بر روی تصویر حجمی، از تابع گاوسی سه بعدی جهت هموارسازی تابع شدت روشنایی تصویر استفاده می‌کنیم. مقدار پارامتر  $\sigma$  و ابعاد پنجره آن به صورت تجربی و به گونه‌ای تنظیم می‌شود که جزئیات و لبه‌ها در تصویر خروجی از بین نروند. هموارسازی لبه‌ها اهمیت بسیاری در محاسبه دقیق ویژگی شکل هندسی نواحی مختلف تصویر دارد. به تجربه آموختیم که عدم استفاده از چنین هموارسازی قبل از محاسبه فیلتر اندیس شکل سبب بروز خطای بسیار در شناسایی شکل هندسی پیکسل‌های هر ناحیه از فضا می‌گردد.

این فیلتر را مطابق روابط ۳-۳۸ تا ۳-۴۲ که در فصل قبل معرفی گردید، پیاده سازی می‌کنیم. شکل ۴-۲۰ نتیجه اجرای این فیلتر بر روی یک کره ساختگی را نشان می‌دهد. همان‌طور که در گذشته اشاره گردید، اندیس شکل با در نظر گرفتن سطح روبه شکل هندسی آن‌را با کمیتی عددی بیان می‌کند. این امر در شکل ۴-۲۰ (ب) مشاهده می‌گردد که پارامتر اندیس شکل در نواحی میانی کره مقدار ۰/۷۵ را داراست اما

در نقاط نزدیک به سطح کره نشان داده شده در تصویر (الف) مقادیر بزرگی دارد که در تصویر (ج) قابل مشاهده است. همین نقاط برای انتخاب این بخش به عنوان قسمتی از یک کره فضایی کافی است. جهت نمایش محدوده کره در فضا از ماکزیمم اندیس شکل تک تک پیکسل‌ها در راستای محور  $Z$  ها استفاده شده است که آن‌را در تصویر (د) از شکل ۴-۲۰ مشاهده می‌کنیم. در این شکل تمامی نقاط مقدار بسیار بزرگی (نزدیک به یک) را به عنوان اندیس شکل اختیار کرده‌اند. این موضوع در شکل ۴-۲۱ نشان داده شده است که بخشی از تصویر که به نظر تیره تر می‌باشد را از لحاظ اندازه اندیس شکل بررسی کرده‌ایم. نکته‌ای که باید بدان اشاره گردد این است که در تصویر (الف) از این شکل جهت نمایش بهتر پیکسل‌ها محدوده تغییرات مقادیر آن‌ها را به بازه [۰-۱] تغییر مقیاس داده‌ایم.



شکل ۴-۲۰ عملکرد فیلتر اندیس شکل بر روی کره ساختگی (الف) یک مقطع از کره (ب) اندیس شکل متناظر با مقطع داده شده (ج) آستانه گذاری بر روی تصویر (ب) با سطح آستانه  $T=0.9$  (د) ماکزیمم اندیس شکل تصویر شده در هر پیکسل. بخشی از این تصویر در شکل ۴-۲۱ بزرگنمایی شده است.





0.9975	0.9998	0.9707	0.9789	0.9862	0.9999
0.9981	0.9998	0.9200	0.9530	0.9738	0.9998
0.9988	0.9726	0.9718	0.9199	0.9795	0.9997
0.9994	0.9690	0.9573	0.9558	0.9820	0.9991
0.9997	0.9793	0.9598	0.9774	0.9812	0.9997
0.9728	0.9896	0.9706	0.9963	0.9996	0.9995

الف

ب

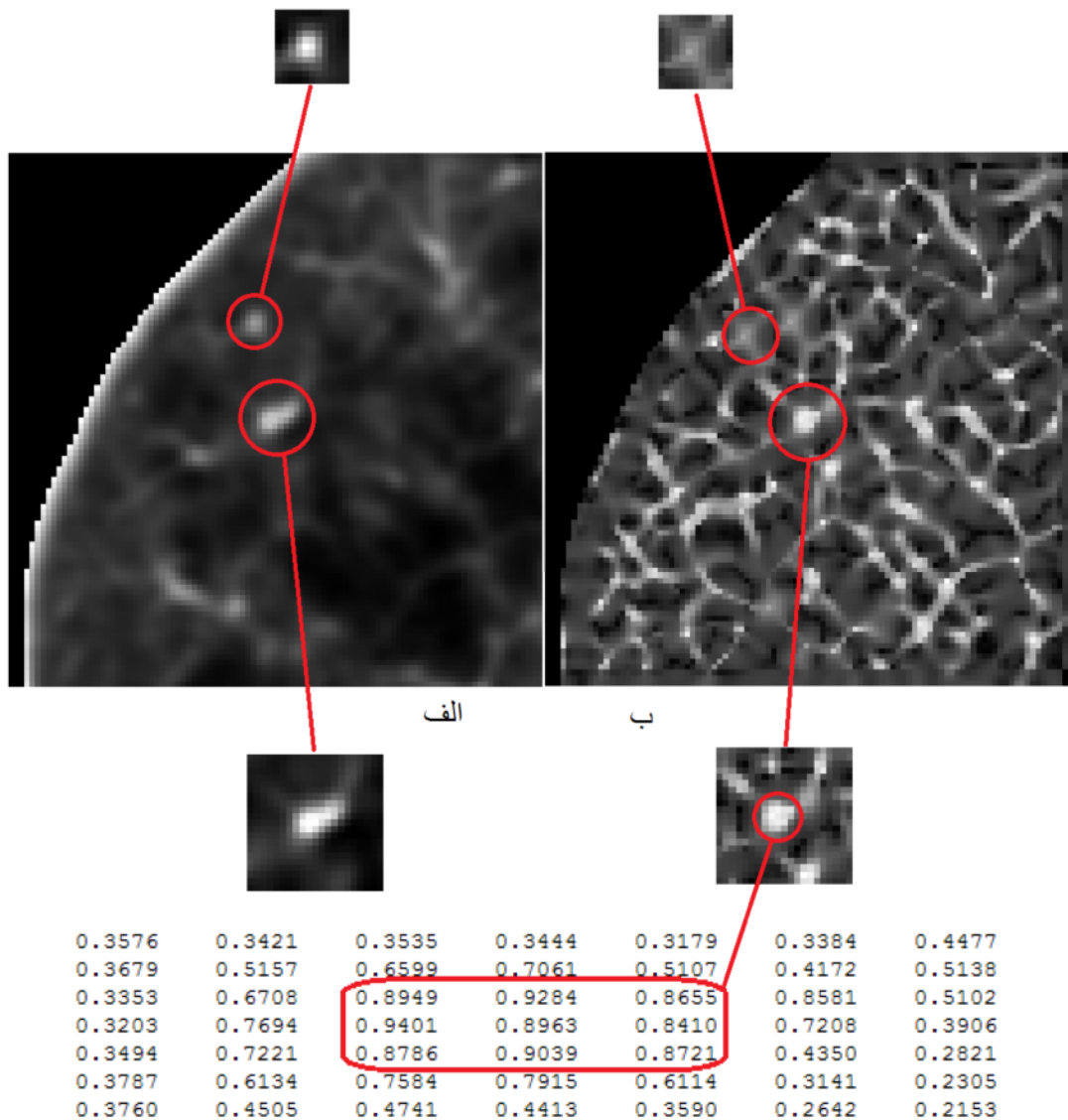
شکل ۴-۲۱ بزرگنمایی بخشی از تصویر ۴-۲۰ و نمایش مقادیر آن. (الف) بخشی از تصویر (د) از شکل ۴-۲۰ که بزرگنمایی شده و جهت نمایش بهتر، محدوده تغییرات آن به بازه [۰-۱] تغییر مقیاس یافته است (ب) مقادیر اندیس شکل متناظر با این ناحیه

شکل ۴-۲۲ نتیجه اجرای این فیلتر بر روی بخشی از تصویر CT حجمی که شامل یک نودول است را نشان می‌دهد. باید اشاره کنیم که جهت تشخیص شکل هندسی هر ناحیه از تصویر، از اندیس شکل تک تک پیکسل‌ها استفاده نمی‌شود؛ بلکه متوسط این پارامتر در آن ناحیه مورد مطالعه قرار می‌گیرد.

شکل ۴-۲۲ بدان علت انتخاب شده که نودول موجود در آن از نوع نیمه سخت است که شکل منظم و کروی ندارد و به رگ خونی نیز چسبیده است. بعلاوه یک مقطع دایروی از رگ خونی نیز در آن وجود دارد. با توجه به توضیحات فوق، همان‌طور که در تصویر مربوطه مشاهده می‌شود نودول به خوبی شناسایی شده و مقدار متوسط اندیس شکل آن حدود ۰/۹۱ و برای رگ حدود ۰/۶۳ بدست آمده است که به راحتی حذف می‌شود.

هر چند این روش جهت تشخیص نودول‌های ریوی بسیار کارآمد می‌باشد اما با دو مشکل اساسی همراه است. همان‌طور که در تصویر (ب) از شکل ۴-۲۲ مشاهده می‌شود، حتی در این بخش کوچک از تصویر، تعداد نواحی که اندیس شکل بالایی دارند بسیار زیاد است که اکثر آن‌ها محل انشعاب رگ‌های خونی

است که به شکل کروی هستند. همین امر سبب افزایش نرخ خطای مثبت در شناسایی نودولها خواهد شد.



شکل ۴-۲۲ نتیجه حاصل از اعمال فیلتر اندیس شکل بر روی بخشی از تصویر CT (الف) بخشی از یک صفحه دو بعدی CT از تصویر حجمی تحت بررسی. این تصویر شامل یک نودول از نوع نیمه سخت است که به رگ خونی نیز چسبیده و بزرگنمایی شده. بعلاوه مقطع کروی از یک رگ خونی نیز قابل مشاهده است. (ب) خروجی فیلتر اندیس شکل در نواحی متناظر با تصویر الف

بعلاوه مشکل دیگری که می‌توان ذکر نمود صرف زمان بسیار برای حصول نتیجه است؛ زیرا همان‌طور که بیان شد، فیلتر اندیس شکل روشی بر مبنای آنالیز اطلاعات در فضای سه بعدی است و یکی از مهم‌ترین مراحل قبل از محاسبه اندیس شکل که نقش بسیار مهمی در تعیین خروجی فیلتر دارد، هموارسازی به کمک فیلتر گاوسی سه بعدی است. این هموارسازی مستلزم اجرای کانولوشن سه بعدی می‌باشد. لذا نه تنها این روش به تنهایی توانایی لازم در شناسایی نقاط کاندیدای نودول را ندارد؛ بلکه در مرحله هموارسازی نیز بسیار کند عمل می‌کند.

مطابق آنچه در مرجع [۳۰] پیشنهاد شده است، جهت شناسایی نقاط کاندیدای نودول با استفاده از این فیلتر به شکل زیر عمل می‌کنیم.

یک ناحیه کروی بدین صورت تعریف می‌شود:

پیکسل‌های فضایی  $i$  و  $j$  در فضای سه بعدی به یکدیگر متصل هستند و تشکیل یک ناحیه کروی را می‌دهند، اگر رابطه زیر برقرار باشد.

$$\forall i, j \in R^3 \rightarrow SI(i) \geq v_1, SI(j) \geq v_1 \quad (4-4)$$

که  $v_1$  سطح آستانه با اندیس شکل بالایی می‌باشد و بصورت تجربی بدست می‌آید. همان‌طور که در گذشته بیان شد بعلاوه اینکه خوشه‌هایی از المان‌های کروی را می‌توان بعنوان بخشی از نودول‌ها در نظر گرفت؛ با محاسبه اندیس شکل برای تمام پیکسل‌ها در تصویر حجمی، این خوشه‌ها را بصورت زیر می‌یابیم [۳۰]:

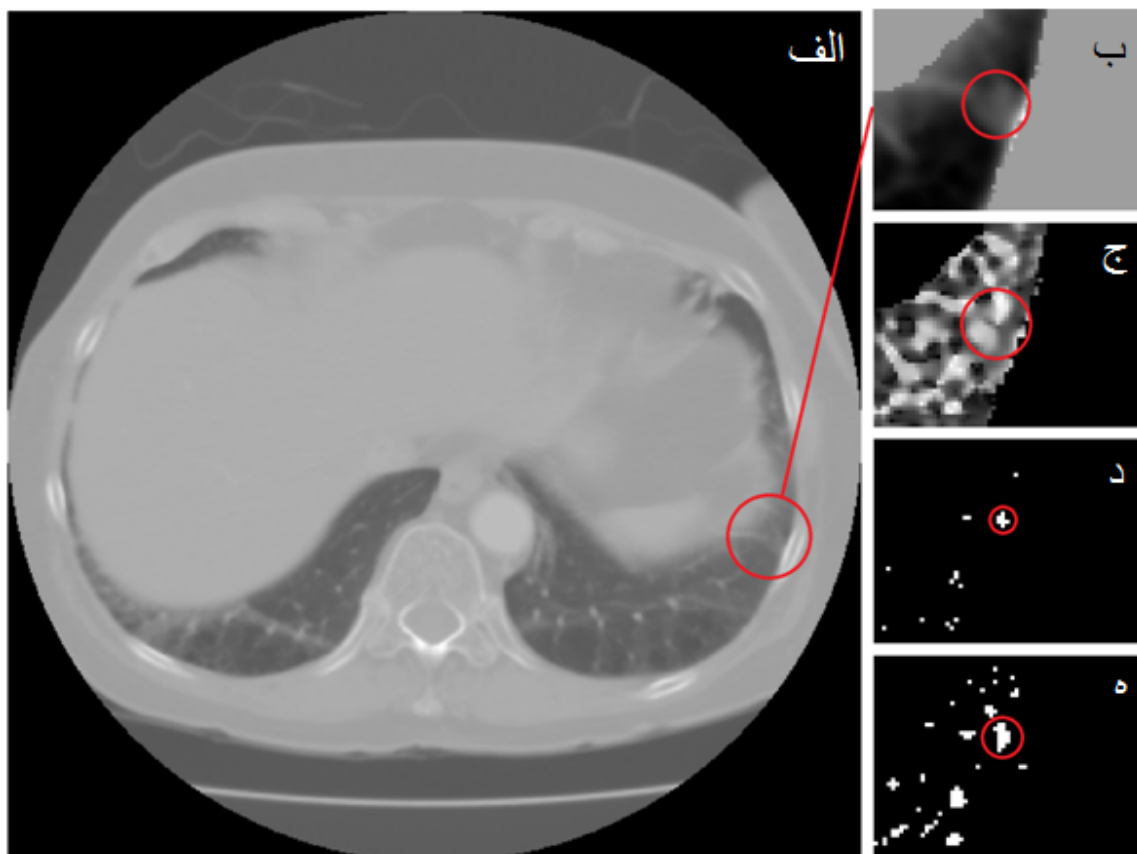
- تمام نواحی با کرویت بالا را شناسایی می‌کنیم. به کمک رابطه (۴-۴) می‌توان این‌گونه نواحی که کرویت بالا دارند را بدست آورد که در این رابطه جهت نیل به این هدف می‌توان  $\nu_1$  را در بازه  $[0.1/0.9]$  اختیار نمود. بعلاوه می‌بایست اندازه این نواحی بزرگتر از  $\delta_1$  پیکسل باشد.
- تمام نواحی با کرویت پایین‌تر نسبت به نواحی فوق را نیز شناسایی می‌کنیم. در این مرحله می‌توان  $\nu_1$  را در بازه  $[0.8-0.9]$  در نظر گرفت. بعلاوه می‌بایست اندازه این نواحی از  $\delta_2$  پیکسل بزرگتر باشد.
- یک ناحیه با کرویت پایین‌تر (نواحی مرحله دوم) به عنوان کاندیدای نودول مطرح می‌شود، اگر این ناحیه حداقل شامل یک ناحیه با کرویت بالا (نواحی مرحله اول) باشد.

شکل ۴-۲۳ نحوه شناسایی یک نودول از نوع نیمه سخت را به روش فوق نشان می‌دهد. در این شکل نیز مشاهده می‌شود که نرخ خطای مثبت برای این منطقه کوچک از ریه بسیار بالاست.

جهت کاهش نرخ خطای مثبت، در این پایان نامه از دو فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی و اندیس همگرایی نیز به طور موازی با فیلتر اندیس شکل استفاده شده است. در این بخش پیشنهاداتی جهت بهبود عملکرد این فیلترها ارائه خواهد شد.

ابتدا فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی را که از مقادیر ویژه ماتریس هسین جهت شناسایی میزان و جهت کشیدگی شکل فضایی استفاده می‌کند، توضیح می‌دهیم. این فیلتر قابلیت پیاده سازی در هر دو فضای دو یا سه بعدی را داراست. همان‌طور که در فصل دوم بیان شد، اغلب روش‌های آنالیز تصاویر در فضای سه بعدی به علت استفاده بهینه از اطلاعات اضافی در راستای محور  $Z$ ، ذاتاً نسبت به روش‌های دو بعدی از دقت بالاتری برخوردارند. از اینرو ما نیز از این فیلتر در فضای سه بعدی استفاده می‌کنیم و کل تصویر حجمی را به عنوان ورودی آن در نظر می‌گیریم.

این فیلتر می‌بایست توانایی شناسایی و بهبود نواحی کروی با اندازه‌های مختلف را دارا باشد. لذا استفاده از فیلترهای گاوسی سه بعدی (به علت انتخاب روش سه بعدی برای فیلتر) در مقیاس‌های مختلف جهت هموارسازی تصویر حجمی ورودی لازم است. در فصل گذشته تئوری مربوط به این فیلتر مطرح گردیده و در مورد این موضوع و ارتباط تعداد مقیاس‌های هموارسازی با اندازه نودول‌های تحت بررسی توضیحاتی آورده شده است. از آنجا که تشخیص نودول‌های با اندازه بین سه تا سی میلی‌متر از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است، با توجه به رزولوشن تصویر و آزمایش تجربی، تعداد پنج مقیاس مختلف را برای شناسایی نودول‌ها انتخاب کرده و به کمک روابط (۳-۵۹) و (۳-۶۰) ابعاد پنجره و  $\sigma$  مناسب برای توابع هموارساز گاوسی سه بعدی را بدست می‌آوریم.



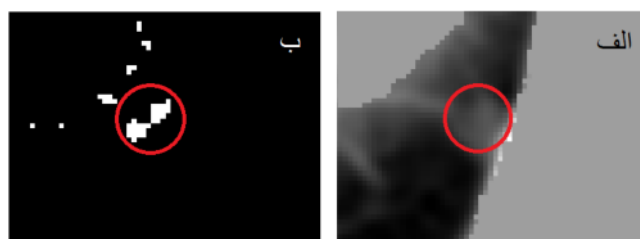
شکل ۴-۲۳ فرآیند تشخیص نودول‌های ریوی به کمک فیلتر اندیس شکل. (الف) یکی از صفحات تصویر CT حجمی (ب) بخشی از ناحیه ریه که برای نمایش بهتر بزرگنمایی شده و شدت روشنایی پیکسل‌های آن به بازه [۰-۱] تغییر مقیاس

داده شده است. این ناحیه شامل یک نودول از نوع نیمه سخت می‌باشد که به دیواره ریه چسبیده است. (ج) اندیس شکل متناظر با تصویر ب (د) نواحی با کرویت بسیار بالا که با  $\nu_1=0/9$  و  $\delta_1=3$  بدست آمده اند. (ه) نواحی با کرویت پایین تر که با  $\nu_1=0/8$  و  $\delta_1=10$  بدست آمده اند.

مشکل صرف زمان بسیار جهت هموارسازی تصویر حجمی به کمک توابع گاوسی سه بعدی که در بخش مربوط به فیلتر اندیس شکل بیان شد، به صورت شدیدتری در مورد این فیلتر نیز وجود دارد. زیرا در استفاده از این فیلتر می‌بایست عملیات کانولوشن سه بعدی برای تصویر حجمی، در چندین مقیاس مختلف انجام شود.

به هر روی، با صرف زمان بسیار جهت هموارسازی تصویر حجمی در مقیاس‌های مختلف و با توجه به رابطه ۳-۶۹ که در بخش تئوری از فصل گذشته بیان شد، فیلترهای سه بعدی بهبود دهنده نواحی کروی را تشکیل داده و تصاویر حجمی ورودی را فیلتر می‌کنیم. از آنجا که دامنه خروجی این فیلتر برای هر پیکسل فضایی محدودیتی ندارد، نیازمند به تعیین سطح آستانه مناسبی جهت انتخاب نقاط کاندیدای نودول هستیم که مقدار آن را به صورت تجربی و با بررسی خروجی فیلتر در مورد انواع مختلف نودول‌ها در تصاویر بدست می‌آوریم.

شکل ۴-۲۴ (ب) نتیجه اجرای این فیلتر در فضای سه بعدی با سطح آستانه  $T=10$  را برای همان نودول تصویر (ب) از شکل ۴-۲۳ نشان می‌دهد.



شکل ۴-۲۴ نتیجه اجرای فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی در فضای سه بعدی. (الف) بخشی از یک برش تصویر حجمی ورودی (ب) پاسخ متناظر با تصویر الف که با آستانه گذاری بر روی خروجی فیلتر سه بعدی بهبود دهنده نواحی کروی با سطح آستانه  $T=10$  بدست آمده است.

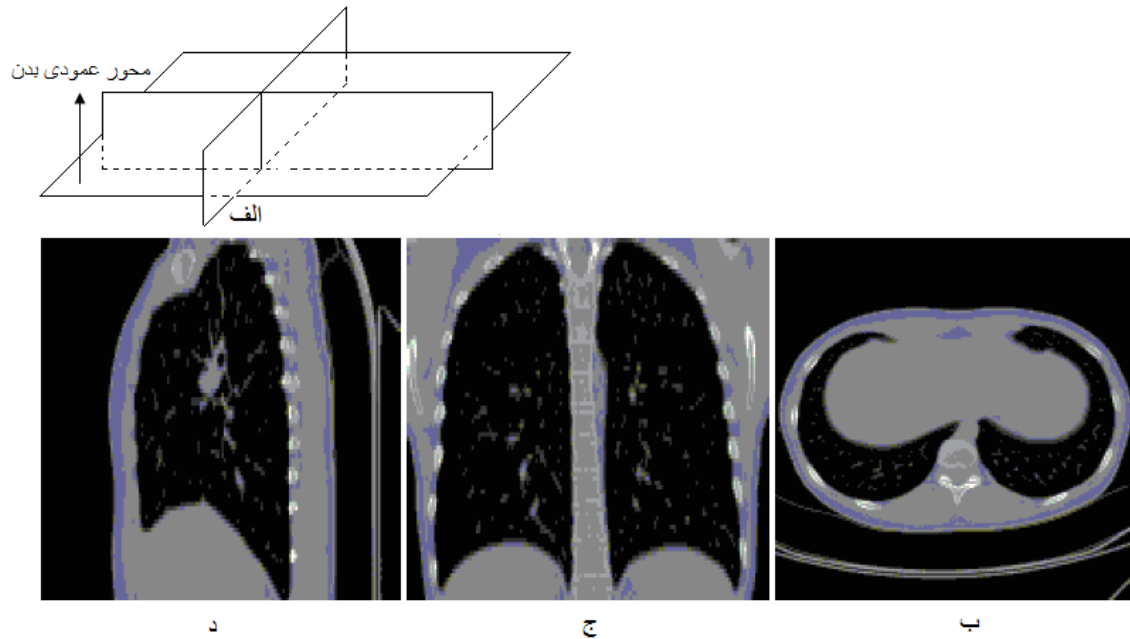
مدت زمان اجرای فیلتر فوق برای تصویر حجمی ورودی با ابعاد  $48 \times 65 \times 21$  پیکسل که یکی از صفحات میانی از آن در شکل ۴-۲۴ (الف) نشان داده شده است، در پنج مقیاس هموارسازی مختلف توسط سیستمی با پردازنده اینتل دو هسته‌ای با فرکانس کاری  $2.5 \text{ GHz}$ ، حافظه  $4 \text{ GB}$  و به کمک نرم افزار متلب، حدود  $390$  ثانیه می‌باشد که با توجه به ابعاد تصویر، زمان بسیار زیادی است. لذا برای کل تصویر CT حجمی یک بیمار با ابعاد  $512 \times 512 \times 397$ ، استفاده از فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی در فضای سه بعدی عملاً غیر ممکن می‌باشد.

همان طور که قبلاً نیز ذکر گردید، این فیلتر قابلیت اجرا در فضای دو بعدی را نیز داراست. لذا روشی بر مبنای آنالیز دو بعدی اطلاعات تصویری را پیشنهاد می‌کنیم که نه تنها سبب کاهش چشمگیر زمان اجرای الگوریتم می‌شود، بلکه جهت کاهش نرخ خطا از اطلاعات در راستای محور  $Z$  نیز به بهترین شکل استفاده می‌گردد.

در آزمایشات کلینیکی، معمولاً بافت ریه را توسط مجموعه‌ای از تصاویر دو بعدی CT که در راستای محور عمودی بدن تهیه شده است، مورد مطالعه و بررسی قرار می‌دهند. سیستم‌های CAD ریوی از آنالیز این اطلاعات تصویری در فضای دو یا سه بعدی بهره می‌برند. بنابراین در تمامی روش‌هایی که تا کنون بیان شده است، از اطلاعات تصویری در راستای محور عمودی بدن استفاده می‌شود.

روشی که در این پایان نامه پیشنهاد می‌گردد این است که بجای آنالیز اطلاعات در فضای سه بعدی و استفاده از تصویر حجمی (که از چندین برش دو بعدی در راستای محور  $Z$  ها تشکیل شده است) به عنوان ورودی سیستم، از آنالیز دو بعدی تک تک صفحات، اما در سه جهت عمود بر هم استفاده نماییم. با این عمل در واقع هم از پردازش دو بعدی اطلاعات تصویری و مزایای آن بهره می‌بریم و هم می‌توان از

اطلاعات موجود در زوایای دیگر استفاده نمود. شکل ۴-۲۵ چگونگی بازسازی اطلاعات تصویر حجمی در سه جهت عمود بر هم را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۲۵ روش پیشنهادی جهت حذف پردازش‌های سه بعدی و اجرای دو بعدی الگوریتم‌ها در سه جهت عمود بر هم. (الف) سه جهت عمود بر هم جهت بازسازی تصاویر را نشان می‌دهد (ب) تصویر یکی از برش‌های دو بعدی CT در راستای محور عمودی بدن (ج) و (د) برش‌های بازسازی شده از تصویر حجمی ورودی که از زوایای عمود بر یکدیگر تهیه شده است.

با توجه به مطالب فوق، ابتدا تصویر ورودی حجمی را در دو جهت دیگر که در شکل فوق نشان داده شده است بازسازی کرده؛ سپس در فضای دو بعدی و به کمک فیلتر بهبود دهنده نواحی دایروی، خروجی را برای تک تک برش‌های هر کدام از تصاویر حجمی سه‌گانه فوق، محاسبه می‌نماییم. در نهایت با آستانه گذاری بر روی نتایج بدست آمده، به سه تصویر حجمی باینری خواهیم رسید.

در تمامی روش‌های مطرح شده در فصل گذشته، از کرویت نودول‌ها به عنوان یک مدل مفهومی استفاده شده است و با توجه به اینکه یک کره از تمامی زوایا دارای مقطع دایروی است، از اینرو یک ناحیه از فضا فقط هنگامی می‌تواند به عنوان کاندیدای نودول مطرح شود که این ناحیه در هر سه تصویر حجمی فوق



به عنوان یک شکل دایروی تشخیص داده شده باشد. مشکلی که در روش‌های مبتنی بر آنالیز اطلاعات تصویری در فضای دو بعدی وجود داشت این بود که به علت مدل استوانه‌ای شکل رگ‌ها ممکن است در یکی از برش‌های تصویر حجمی، مقطع دایروی رگ به اشتباه به عنوان کاندیدای نودول تشخیص داده شود. اما در روش پیشنهادی هرگز چنین اتفاقی رخ نمی‌دهد؛ چرا که یک رگ حداقل در یکی از زوایا استوانه‌ای شکل است و بنابراین به عنوان کاندیدای نودول انتخاب نمی‌شود.

بنابراین جهت دستیابی به نقاط کاندیدای نودول، می‌توان پس از مرحله آستانه گذاری از عملگر AND منطقی بین تصاویر حجمی سه‌گانه فوق استفاده نمود. در نهایت نواحی به عنوان کاندیدای نودول مطرح می‌شوند که علاوه بر اشتراک در هر سه تصویر حجمی، اندازه آن‌ها در فضای سه بعدی نیز از  $\alpha$  پیکسل بزرگ‌تر باشد. البته باید ذکر گردد که تعیین مقدار مناسب برای سطوح آستانه  $\alpha$  و  $T$  نقش بسیار مهمی در میزان نرخ خطای مثبت خواهد داشت.

از آنجا که در کانولوشن دو بعدی توابع هموارساز گاوسی با تک تک صفحات تصویر، زمان بسیار کمتری نسبت به حالت سه بعدی نیاز است، روش فوق از لحاظ این معیار بسیار کارآمدتر از روش معمول فیلتر نمودن تصویر حجمی در فضای سه بعدی است.

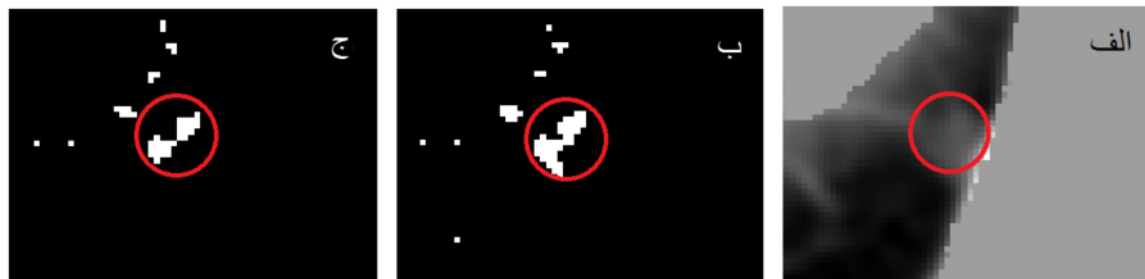
شکل ۴-۲۶ (الف) تصویری ساختگی را نشان می‌دهد که شامل دایره‌هایی با ابعاد مختلف (مدل نودول‌های ریوی) و خطوطی (مدل رگ‌های خونی) است که توزیع شدت روشنایی در آن‌ها گاوسی و مطابق با روابط (۳-۴۶) و (۳-۴۷) می‌باشد. در این تولید این تصویر سعی شده است تا تمامی حالات ممکن در نظر گرفته شود. لذا یکی از نواحی دایروی بر روی خط قرار دارد که نماینده نودول‌های چسبیده به رگ خونی می‌باشد و یا از محل تقاطع دو خط به عنوان مدلی جهت نمایش نقطه انشعاب رگ‌ها در بافت ریه استفاده

شده است. در تصویر (ب) از این شکل می‌توان نتیجه اجرای فیلتر بهبود دهنده نواحی دایروی در فضای دو بعدی را مشاهده نمود.



شکل ۴-۲۶ خروجی فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی بر روی تصویر ساختگی با روش پیشنهادی در سه جهت عمود برهم. (الف) تصویر ساختگی دو بعدی (ب) خروجی فیلتر بهبود دهنده نواحی دایروی با سطح آستانه  $T=100$  (ج) خروجی فیلتر بهبود دهنده خطوط با سطح آستانه مشابه با حالت ب

شکل ۴-۲۷ (ب) نتیجه استفاده از روش پیشنهادی فوق را جهت شناسایی نودول‌های ریوی (تصویر الف از شکل ۴-۲۴) نشان می‌دهد. برای آنکه بتوان نتایج روش فوق را با نتایج روش فیلترسازی در فضای سه بعدی مقایسه نمود، از همان سیستم با مشخصات ذکر شده و پارامترهای مشابه با حالت قبل ( $T=10, N=5$ ) استفاده شده است و خروجی هر دو فیلتر در این شکل و در کنار یکدیگر نمایش داده شده‌اند.



شکل ۴-۲۷ خروجی فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی بر روی بخشی از تصویر ریه با روش پیشنهادی در سه جهت عمود برهم. (الف) بخشی از یک برش تصویر حجمی ورودی (ب) پاسخ متناظر با تصویر الف که در تولید آن از پارامترهای

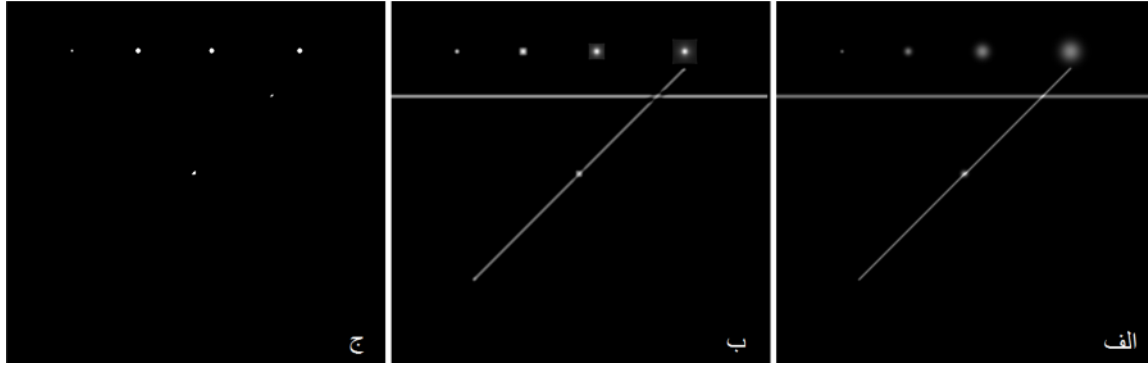
مشابه با آنچه در روش سه بعدی مطرح گردید، استفاده شده است. (ج) خروجی باینری روش فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی که در فضای سه بعدی اجرا شده است

همان‌طور که مشاهده می‌شود، نتایج بسیار مشابه یکدیگر می‌باشند با این تفاوت که زمان اجرای الگوریتم در روش پیشنهادی به  $1/65$  ثانیه کاهش یافته است که اختلاف چشمگیری با زمان لازم برای فیلتر نمودن تصویر حجمی در فضای سه بعدی دارد.

آخرین روشی که از آن جهت شناسایی نودول‌های ریوی استفاده می‌کنیم، فیلتر اندیس همگرایی است. مبانی تئوری این فیلتر در فصل گذشته بیان شده و در این قسمت پیشنهادهای درباره چگونگی استفاده و نتایج حاصل از آن را بیان می‌کنیم.

فیلتر اندیس همگرایی روشی بر مبنای آنالیز اطلاعات تصویر در فضای دو بعدی است. جهت پیاده‌سازی این فیلتر، ابتدا تک تک صفحات تصویر حجمی ورودی را به وسیله یک تابع گاوسی دو بعدی هموارسازی می‌کنیم. این هموارسازی جهت تشخیص بهتر نواحی دایروی شکل و هم‌چنین مشتق‌پذیر نمودن تابع شدت روشنایی در تمام نقاط تصویر ضروری می‌باشد. سپس گرادیان شدت روشنایی تصویر را محاسبه نموده و با انتخاب اندازه پنجره مناسب برای حوزه عملکرد فیلتر و روابط  $(3-70)$  تا  $(3-72)$  مقدار اندیس همگرایی برای هر پیکسل از تصویر را محاسبه می‌کنیم. در نهایت نیز به کمک یک سطح آستانه، تصویر باینری که در آن نواحی دایروی مشخص شده‌اند را بدست می‌آوریم. شکل ۴-۲۸ (ب) نتیجه اجرای این فیلتر بر روی همان تصویر ساختگی قبل را نشان می‌دهد.

همان‌طور که مشاهده می‌شود فیلتر اندیس همگرایی قادر به شناسایی مرکز نواحی دایروی تصویر می‌باشد. همان‌طور که در مباحث تئوری این فیلتر مطرح شد، جهت رفع این مشکل می‌توان از فیلتر اندیس همگرایی کوانتیزه شده استفاده نمود.



شکل ۴-۲۸ خروجی فیلتر اندیس همگرایی بر روی تصویر ساختگی با روش پیشنهادی در سه جهت عمود بر هم. (الف) تصویر ساختگی دو بعدی (ب) خروجی فیلتر اندیس همگرایی (ج) خروجی فیلتر پس از آستانه گذاری با سطح آستانه  $T=0.18$

تاکنون از فیلتر اندیس همگرایی فقط در فضای دو بعدی استفاده شده است [۴۰-۴۱]. از آنجا که با بررسی اطلاعات تصویری در سه بعد می‌توان با دقت بالاتری نواحی کروی را شناسایی نمود، پیشنهاد می‌گردد از این فیلتر در فضای سه بعدی استفاده گردد. علت افزایش دقت و کاهش نرخ خطای مثبت در شناسایی نواحی کروی تصویر به کمک فیلتر اندیس همگرایی سه بعدی را می‌توان بدین صورت بیان کرد که مشابه با حالت دایره، در یک کره ایده آل که شدت روشنایی بالاتری نسبت به نواحی اطراف خود دارد (مدل یک نودول در بافت ریه)، تمامی بردارهای گرادیان به سمت مرکز کره خواهند بود. لذا در حالت ایده آل تمامی زوایای بین بردارهای مرکزگرا و گرادیان شدت روشنایی در نقاط داخل کره برابر صفر هستند و مقدار اندیس همگرایی برای نقطه مرکزی آن ماکزیمم و برابر یک خواهد بود. همان‌طور که در مورد فیلترهای پیشین نیز بیان شد ممکن است مقطع دایروی از یک رگ خونی در برشی از تصویر حجمی واقع شود و در روش‌های مبتنی بر آنالیز اطلاعات در فضای دو بعدی (مانند فیلتر اندیس همگرایی)، سبب بروز خطا گردد. اما حتی در این‌گونه موارد با در نظر گرفتن اطلاعات در فضای سه بعدی، مقدار خروجی فیلتر اندیس شکل کاهش می‌یابد؛ زیرا با در نظر گرفتن مدل استوانه‌ای شکل برای رگ‌ها، بردارهای گرادیان

شدت روشنایی در جهت عمود بر سطح استوانه و رو به محور مرکزی آن می‌باشند. لذا در تمامی نقاط غیر از نقاط روی محور استوانه زاویه بین بردار گرادیان شدت روشنایی و بردار مرکزگرا افزایش یافته و بنابراین کسینوس آن عدد کوچکی خواهد شد که در میانگین گیری نهایی فیلتر سبب کاهش اندیس همگرایی می‌گردد.

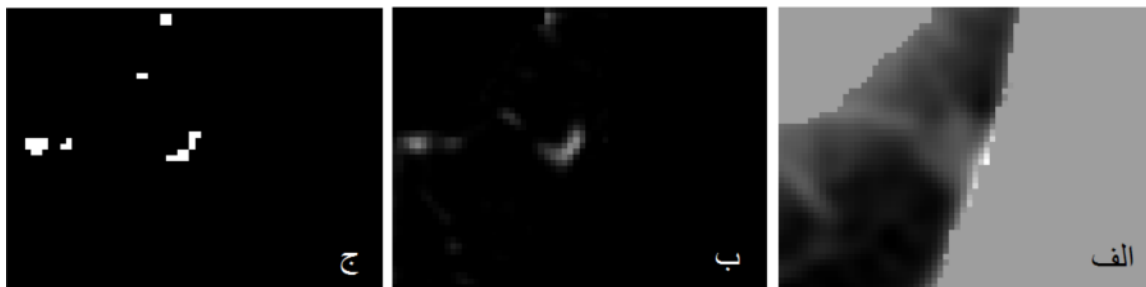
با توجه به مطالب فوق، استفاده از فیلتر اندیس همگرایی در فضای سه بعدی می‌تواند به عنوان یکی دیگر از روش‌های کاهش نرخ خطای مثبت در شناسایی نودول‌های ریوی باشد. اما به علت نیاز به یک مرحله هموارسازی با توابع گاوسی، در صورتی که مستقیماً از اطلاعات سه بعدی تصویر حجمی استفاده کنیم باز هم با مشکل صرف زمان بسیار مواجه می‌شویم. لذا مطابق با آنچه در مورد فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی مطرح شد، در اینجا نیز می‌توان از بازسازی تصویر حجمی در سایر جهات مطابق با آنچه در شکل ۴-۲۵ نشان داده شده، استفاده نماییم.

بنابراین جهت پیاده سازی این فیلتر به روش پیشنهادی می‌توان به روش زیر عمل کرد:

ابتدا از روی تصویر حجمی ورودی، تصاویر حجمی در دو جهت عمود دیگر را تشکیل می‌دهیم. سپس با استفاده از فیلتر اندیس همگرایی در فضای دو بعدی و سطح آستانه مناسب، خروجی باینری تک تک برش‌های دو بعدی از این سه تصویر حجمی را محاسبه می‌نماییم. در نهایت مشابه با آنچه در فیلتر بهبود دهنده نواحی دایروی مطرح شد، از عملگر AND منطقی بین این سه تصویر حجمی باینری جهت شناسایی نواحی کروی تصویر ورودی استفاده می‌کنیم. شکل ۴-۲۹ خروجی فیلتر اندیس همگرایی به روش پیشنهادی فوق را برای یک نودول ریوی نشان می‌دهد.

همان‌طور که مشاهده می‌گردد، برای اینکه بتوان نتیجه فیلترهای مختلف را با یکدیگر مقایسه نمود از تصویر حجمی مشابهی به عنوان ورودی آن‌ها استفاده کرده‌ایم. این تصویر شامل یک نودول نیمه سخت

می‌باشد که به دیواره ریه نیز چسبیده است و به همین دلیل یکی از دشوارترین نوع نودول‌ها در سیستم‌های شناسایی نودول‌های ریوی محسوب می‌گردد.



شکل ۴-۲۹ خروجی فیلتر اندیس همگرایی بر روی بخشی از تصویر ریه با روش پیشنهادی در سه جهت عمود بر هم. (الف) بخشی از یک برش تصویر حجمی ورودی (ب) خروجی فیلتر اندیس همگرایی به روش پیشنهادی فوق (ج) خروجی باینری تصویر ب با سطح آستانه  $T=0/85$

پس از محاسبه خروجی هر سه فیلتر فوق به روش پیشنهاد شده در این پایان نامه،- فیلتر سه بعدی اندیس شکل و فیلترهای دو بعدی بهبود دهنده نواحی دایروی و اندیس همگرایی در سه جهت عمود بر هم-، جهت شناسایی نهایی نقاط کاندیدای نودول می‌بایست از نتایج آن‌ها به صورت موازی استفاده نمود. بدین صورت که یک ناحیه از فضا فقط هنگامی به عنوان کاندیدای نودول مطرح می‌شود که در خروجی هر سه فیلتر فوق وجود داشته باشد. این امر بدان معناست که هر سه فیلتر فوق، کروی بودن این ناحیه فضایی را تأیید نموده‌اند. از اینرو از عملگر AND منطقی جهت یافتن این نقاط از خروجی هر سه فیلتر می‌توان استفاده نمود.

نکته‌ای که باید بدان اشاره گردد این است که هر کدام از فیلترهای اندیس شکل، اندیس همگرایی و بهبود دهنده تصویر به نوبه خود دارای خطا نیز می‌باشند. بدین معنا که در هر کدام از سه روش پیشنهادی فوق علاوه بر شناسایی ناحیه نودول، نقاط دیگری نیز به عنوان کاندید معرفی شده است. اما به کمک تکنیک

ترکیب موازی نتایج حاصل از آن‌ها، تا حد زیادی می‌توان از میزان نرخ خطای مثبت در شناسایی نقاط کاندیدای نودول کاهید. این امر در شکل ۴-۳۰ در مورد همان نودول نیمه سخت تحت آزمایش در هر سه فیلتر (شکل ۴-۲۹ الف)، نشان داده شده است.



شکل ۴-۳۰ فرآیند شناسایی نقاط کاندیدای نودول در روش پیشنهادی. نواحی مشخص شده در خروجی هر سه فیلتر که با یکدیگر اشتراک دارند، کاندیدای نودول را مشخص نموده‌اند. (الف) خروجی باینری فیلتر اندیس شکل در صفحه متناظر که از اشتراک نواحی با کرویت بالا ( $\nu_1=0/9$  و  $\delta_1=3$ ) و نواحی با کرویت پایین تر ( $\nu_1=0/8$  و  $\delta_1=10$ ) بدست آمده است. (ب) خروجی باینری فیلتر بهبود دهنده نواحی دایروی متناظر که به روش پیشنهادی محاسبه گردیده است. (ج) خروجی باینری فیلتر اندیس همگرایی متناظر

همان‌طور که در تصاویر شکل (۴-۳۰) مشهود است، تنها ناحیه نودول به عنوان کاندیدا انتخاب شده و تمامی نقاط خطا در خروجی هر سه فیلتر حذف گشته‌اند. این امر عامل مهمی در کاهش نرخ خطای مثبت در نتایج نهایی این پایان نامه است که در آینده بیان خواهد شد.

#### ۴-۴ جداسازی نودول‌ها

در فصل گذشته به این مطلب اشاره شد که روش انتقال میانگین یکی از مهم‌ترین روش‌های موجود در زمینه آنالیز فضای ویژگی‌ها جهت دستیابی به نقاط اکسترمم محلی تابع چگالی داده‌ها می‌باشد و مباحث تئوری مربوط به آن مطرح گردید.

بدون شک یکی از مهم‌ترین کاربردهای روش فوق در ناحیه بندی تصاویر است. در فرآیند ناحیه بندی تصاویر، هدف دستیابی به مناطقی است که از لحاظ معیار خاصی مانند شدت روشنایی، مشابه و همگن

باشند. معیار همگنی جهت ناحیه بندی تصاویر می‌تواند از چندین ویژگی بارز که به کمک آن‌ها بتوان نواحی مختلف را از یکدیگر تشخیص داد، تشکیل شود. لذا این ویژگی‌ها، فضایی برداری بنام فضای ویژگی‌ها را تشکیل می‌دهند که نواحی همگن به صورت خوشه‌هایی در این فضا ظاهر می‌شوند. روش انتقال میانگین قادر است مراکز این خوشه‌ها را که در آن‌ها تابع چگالی داده‌ها ماکزیمم است، بیابد. از اینرو جهت ناحیه بندی تصاویر می‌توان از روش فوق به شیوه زیر استفاده نمود:

- تعداد  $d$  ویژگی بارز که به کمک آن‌ها بتوان تصویر را به صورت مطلوب ناحیه بندی نمود، انتخاب کرده و این ویژگی‌ها را برای تک تک پیکسل‌های تصویر در قالب یک بردار  $d$  بعدی محاسبه می‌نماییم. بدین ترتیب فضای ویژگی‌ها به صورت  $d$  بعدی تشکیل می‌گردد.
- با شروع از تک تک داده‌ها در این فضا(تک تک پیکسل‌ها)، الگوریتم انتقال میانگین را برای همه آن‌ها اجرا می‌کنیم و نقطه همگرایی هر یک از این نقاط را ذخیره می‌نماییم.
- تمامی داده‌هایی که به یک نقطه خاص همگرا می‌شوند، در فضای ویژگی‌ها یک خوشه را تشکیل می‌دهند.

بدین ترتیب می‌توان تمامی نواحی تصویر را که از لحاظ ویژگی‌های تحت بررسی مشابه هستند و در یک خوشه قرار می‌گیرند، شناسایی نمود.

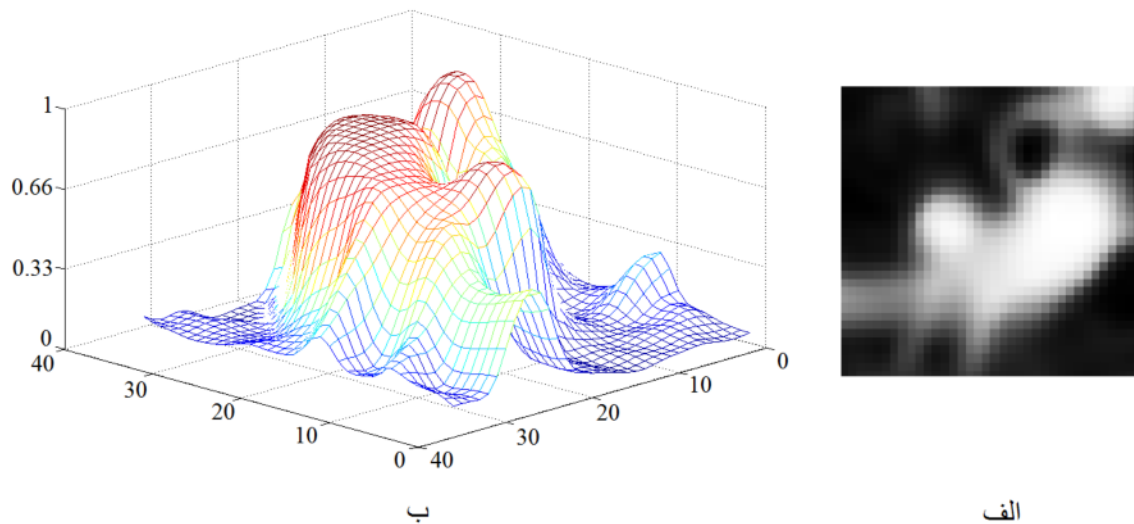
هر چند روش انتقال میانگین مزایای زیادی دارد؛ که از جمله مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به عدم نیاز به دانش قبلی درباره تعداد خوشه‌ها اشاره کرد، با مشکلاتی نیز همراه است که تعیین پهنای باند مناسب برای این روش یکی از مهم‌ترین آن‌ها می‌باشد.

انتخاب پهنای باند مناسب به معنای مشخص نمودن اندازه پنجره‌ای است که الگوریتم انتقال میانگین در آن فضا عمل می‌کند. بدین معنا که این روش با استفاده از اختلاف بین میانگین وزن دار داده‌هایی که در



این پنجره قرار می‌گیرند و نقطه مرکزی آن پنجره، به سمت نقطه ماکزیمم تابع چگالی داده‌ها حرکت می‌کند.

به طور معمول و در کاربردهای عملی، حتی هنگامی که داده‌ها در فضای ویژگی‌ها در یک خوشه قرار دارند، تابع چگالی آن‌ها شامل چندین اکسترمم محلی و نزدیک به یکدیگر می‌باشد. این موضوع در شکل ۴-۳۱ نشان داده شده است. در این شکل با استفاده از ویژگی‌های موقعیت مکانی و شدت روشنایی پیکسل‌ها، داده‌های مربوط به یک نودول در فضای ویژگی‌ها نشان داده شده است.



شکل ۴-۳۱ قله‌های مرتبط با خوشه مربوط به نودول در فضای ویژگی‌ها. (الف) یک نودول چسبیده به رگ (ب) فضای ویژگی‌های متناظر با تصویر الف. ویژگی‌هایی که در تشکیل این فضا استفاده شده عبارتند از: موقعیت مکانی  $x$  و  $y$  شدت روشنایی هر پیکسل

همان‌طور که مشاهده می‌شود، به علت تغییرات شدت روشنایی در این نودول، خوشه متناظر با آن در فضای ویژگی‌ها شامل چندین قله نزدیک به یکدیگر می‌باشد. در چنین مواردی با استفاده از الگوریتم انتقال میانگین جهت ناحیه بندی تصاویر، اگر اندازه پنجره در هر بعد از فضای ویژگی‌ها کوچک انتخاب گردد (عناصر قطری ماتریس پهنای باند  $H$  کوچک باشند)، سبب می‌شود تا داده‌های متعلق به یک ناحیه

به چند دسته تقسیم کردند که هر کدام از این دسته‌ها به یکی از این اکستریم‌های محلی میل می‌کند. لذا بخشی از تصویر که می‌بایست به صورت یک ناحیه همگن جداسازی شود، خود به چندین ناحیه تقسیم می‌گردد.

از سوی دیگر، در حالتی که مراکز خوشه‌ها در فضای ویژگی‌ها از نظر معیار فاصله اختلاف زیادی با هم نداشته و در نقاط مرزی با یکدیگر تداخل داشته باشند، چنانچه ابعاد پنجره مورد استفاده در روش انتقال میانگین بزرگ‌تر از ابعاد خوشه‌ها انتخاب گردد، در نقاط مرزی خطای زیادی خواهیم داشت و مرزهای ناحیه به درستی تشخیص داده نمی‌شوند.

از اینرو انتخاب مناسب اندازه پنجره در روش انتقال میانگین مستلزم کسب اطلاعاتی در ارتباط با ابعاد خوشه‌ها در فضای ویژگی‌ها می‌باشد. روشی که در این پایان‌نامه برای انتخاب پهنای باند مناسب پیشنهاد می‌گردد این است که از شیوه‌ای مشابه با آنالیز چند مقیاسی استفاده نماییم. بدین صورت که فرآیند ناحیه بندی تصویر را از یک پهنای باند نا دقیق اولیه آغاز کرده و در یک فرآیند افقی، به سمت انتخاب مناسب و دقیق آن حرکت کنیم.

مشابه با چنین روشی در گذشته نیز ارائه شده است [۷۰]، که در آن یک محدوده وسیع جهت انتخاب پهنای باند مناسب تعریف می‌گردد. روشی که در این پایان‌نامه پیشنهاد خواهد شد، این مزیت را دارد که با استفاده از تئوری انتخاب پهنای باند و مفاهیمی که در پاراگراف‌های قبل مطرح شده، قوانینی را تعیین می‌کنیم و از این طریق محدوده تغییرات پهنای باند نسبت به روش [۷۰] کاهش چشمگیری می‌یابد.

جهت جداسازی نودول‌ها با الگوریتم انتقال میانگین، نیازمند به تشکیل فضای ویژگی‌ها هستیم. این ویژگی‌ها باید به گونه‌ای انتخاب گردند که به کمک آن‌ها بتوان نودول‌های ریوی را از بافت سالم و اصلی ریه شناسایی نمود. به علت اینکه شدت روشنایی نودول‌های نیمه سخت بسیار کمتر از نودول‌های از نوع

سخت می‌باشد و کنتراست پایینی دارند، معیار مزبور به تنهایی جهت جداسازی تمام انواع نودول‌ها کافی نمی‌باشد. لذا استفاده از اطلاعات شکل هندسی نواحی می‌تواند به عنوان ویژگی دیگر در کنار معیار شدت روشنایی نقش مهمی در تشخیص هرچه بهتر نودول‌ها و جداسازی آن‌ها داشته باشد.

از آنجا که در مرحله قبل جهت شناسایی نقاط کاندیدای نودول از فیلترهایی استفاده نمودیم که شکل هندسی ناحیه‌ای از فضا را به صورت کمیت عددی بیان می‌کردند، از همین اطلاعات جهت تشکیل فضای ویژگی‌ها استفاده می‌کنیم. بدین معنا که از مقادیر اندیس شکل، اندیس همگرایی و خروجی فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی به همراه موقعیت مکانی و شدت روشنایی پیکسل‌های تصویر به عنوان بردار ویژگی برای هر پیکسل فضایی از تصویر استفاده می‌کنیم. همان گونه که اشاره گردید، مهم‌ترین مزیت استفاده از این ویژگی‌ها به صورت ترکیبی این است که در تشکیل فضای ویژگی‌ها، هم از اطلاعات شکل هندسی و هم از اطلاعات شدت روشنایی جهت جداسازی نودول‌ها استفاده می‌شود.

با توجه به روش پیشنهادی درباره چگونگی محاسبه خروجی فیلترهای اندیس همگرایی و بهبود دهنده نواحی کروی که از آنالیز دو بعدی اطلاعات تصویری در سه جهت عمود بر هم استفاده می‌شد، خروجی هر کدام از فیلترهای مزبور شامل سه تصویر حجمی است. به علت اینکه برای هر پیکسل فضایی می‌بایست تنها یک عدد به عنوان اندیس همگرایی یا میزان کرویت تعریف گردد، از حاصل ضرب تصاویر حجمی سه‌گانه خروجی هر فیلتر استفاده می‌کنیم.

بنابراین به ازای هر پیکسل از تصویر حجمی، بردار ویژگی هفت بعدی با ویژگی‌های:

- موقعیت مکانی  $x$ ،  $y$  و  $z$

- شدت روشنایی

- اندیس شکل

- اندیس همگرایی

- اندیس میزان کرویت هر پیکسل که از خروجی‌های فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی تصویر بدست آمده است

تشکیل می‌گردد. در فضای هفت بعدی ویژگی‌ها که توسط این داده‌ها تشکیل می‌گردد، با استفاده از روش انتقال میانگین و انتخاب تابع کرنل گاوسی (رابطه ۳-۹۲)، به دنبال خوشه بندی و جداسازی نودول‌های ریوی خواهیم بود. تنها مسئله اساسی در استفاده از این روش، انتخاب پهنای باند مناسب است که می‌توان به شیوه زیر عمل نمود.

همان طور که در گذشته بیان شد، شناسایی و جداسازی نودول‌ها با اندازه بین ۳ تا ۳۰ mm از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. اما با توجه به رزولوشن تصویر حجمی، بسیاری از نودول‌های کوچک فقط در یک یا دو صفحه از برش‌های تصویر CT ظاهر می‌شوند که عملاً نیازی به جداسازی آن‌ها نبوده و فقط شناسایی این نقاط از تصاویر کافی می‌باشد. در مورد نودول‌های با ابعاد بزرگ‌تر نیاز است تا محتوای نودول جداسازی گردد. از اینرو ابعاد ناحیه کاندیدا در مورد این نودول‌ها نیز نسبتاً بزرگ خواهد بود.

با توجه به تصاویر باینری خروجی از مرحله قبل، نواحی که اندازه آن‌ها از تعداد پیکسل مشخصی بیشتر باشند، به عنوان هسته اولیه نودول انتخاب گشته و از همین نواحی جهت تخمین پهنای باند اولیه در روش انتقال میانگین استفاده می‌کنیم.

تئوری اول: فرض کنیم چگالی داده‌ها ( $f$ ) در فضای ویژگی‌ها توسط توزیع نرمال به صورت  $N(\mu, \Sigma)$  مشخص گردد. با اجرای الگوریتم انتقال میانگین با پهنای باند ثابت و تابع کرنل نرمال معرفی شده در رابطه ۳-۹۲ در این فضا، بهترین نتیجه در خوشه بندی فقط هنگامی حاصل می‌شود که ماتریس پهنای باند  $H$  دقیقاً برابر ماتریس کواریانس  $\Sigma$  انتخاب گردد.

همان طور که بیان شد، فضای ویژگی‌های مورد استفاده در این پایان نامه هفت بعدی می‌باشد. لذا نیازمند به تعیین هفت مقدار مختلف به عنوان پهناهای باند پنجره در هر بعد خواهیم بود. پارامتر  $h_j^i$  نشان دهنده پهناهای باند مرحله  $j$ ام الگوریتم در بعد  $i$ ام از فضای ویژگی هاست.

در فصل قبل و در مبحث مربوط به چگونگی اجرای فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی، بیان شد که اگر بتوان یک شیء در فضای یک بعدی را توسط یک تابع گاوسی با پارامتر مقیاس  $\sigma$  توصیف نمود، می‌توان انتظار داشت که قطر این شیء حدود  $4\sigma$  باشد؛ زیرا بیش از ۹۵٪ از سطح زیر منحنی تابع گاوسی در این بازه قرار دارد. بنابراین می‌توان شیء با قطر  $d$  را توسط تابع گاوسی با پارامتر مقیاس  $\frac{d}{4}$  تخمین زد.

بنابراین از نواحی کاندیدای نودول که اندازه آن‌ها از تعداد معینی پیکسل بیشتر است، جهت تخمین اولیه پهناهای باند در هر بعد از فضای ویژگی استفاده می‌کنیم. بدین صورت که محدوده تغییرات هر ویژگی از این ناحیه، قطر تخمینی از آن محسوب می‌شوند و بنابراین با توجه به تئوری اول که در بالا مطرح شد، پهناهای باند اولیه محاسبه می‌گردد. به عنوان مثال چنانچه ویژگی  $i$ ام از ناحیه کاندیدای نودول را به صورت  $f^i$  در نظر بگیریم، محدوده تغییرات این ویژگی در این ناحیه بصورت  $[f_{MIN}^i - f_{MAX}^i]$  مشخص می‌گردد. از اینرو پهناهای باند اولیه برای بعد  $i$ ام از فضای ویژگی‌ها را می‌توان بصورت زیر مشخص نمود:

$$h_i^i = \sigma_i = (f_{MIN}^i - f_{MAX}^i) / 4 \quad (5-4)$$

سپس جهت یافتن پهناهای باند بهینه، از تعاریف و تئوری‌های زیر بهره می‌بریم.

تعریف اول: طول عمر یک خوشه به صورت محدوده‌ای از مقیاس‌های لگاریتمی تعریف می‌شود که این خوشه در محدوده فوق وجود دارد. به عنوان مثال، تفاضل لگاریتمی بین نقطه‌ای که خوشه در آن تشکیل می‌گردد تا نقطه‌ای که خوشه از بین می‌رود یا با خوشه‌های دیگر ترکیب می‌شود.

تئوری دوم: یک خوشه واقعی می‌بایست در یک محدوده نسبتاً وسیع از مقیاس‌ها، محسوس و قابل درک باشد. خوشه‌هایی که در محدوده وسیع از مقیاس‌ها وجود دارند، در فضای ویژگی‌ها به صورت کاملاً واضح توسط چشم قابل دیدن هستند. یک خوشه با طول عمر بالاتر نسبت به خوشه با طول عمر کوتاه‌تر ترجیح داده می‌شود.

فرض کنیم مجموعه‌ای از پهنای باندهای نمونه که به ترتیب افزایش مرتب شده‌اند، در اختیار داریم:

$$H \in \{H_s \mid s = 0, 1, 2, \dots, S\} \quad (6-4)$$

با استفاده از سه قانون که در ادامه مطرح می‌شوند، بهترین پهنای باند  $H_{best}$  که توسط رابطه (7-4) مشخص شده، از بین مجموعه فوق جهت جداسازی نودول‌ها انتخاب می‌شود.

$$H_{best} = \begin{bmatrix} h_b^1 & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & h_b^2 & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \cdot \\ \cdot & \dots & \cdot & h_b^d \end{bmatrix} \quad (7-4)$$

$$h_b^i \in \{h^i, h^i, \dots, h_{max}^i\} \quad (8-4)$$

که  $h_{max}^i$  ماکزیمم پهنای باند متناظر با بعد  $i$  ام در فضای ویژگی‌هاست.

در کاربردهای عملی، معمولاً پهنای باند در هر مرحله به صورت رابطه (9-4) افزایش می‌یابد:

$$H_s - H_{s-1} = kH_{s-1} \quad (9-4)$$

که  $k$  یک عدد مثبت ثابت است. اولین عنصر مجموعه  $H$  همان پهنای باند تخمینی اولیه به صورت  $H = \text{diag}(h^1, h^2, \dots, h^d)$  می‌باشد.

قانون اول: فرض کنیم تعداد پیکسل‌های خوشه مربوط به نودول در پهنای باند  $H_p$  برابر  $C_p$  و تعداد پیکسل‌ها در خوشه مربوط به نودول در پهنای باند  $H_{p+1}$  برابر  $C_{p+1}$  باشد. با توجه به دانش پیشین در مورد اینکه خوشه مربوط به نودول فاصله بسیاری از خوشه مربوط به بافت اصلی ریه دارد (تفاوت بسیار در ویژگی‌های شدت روشنایی و شکل هندسی)، بنابراین هنگامی که توسط یک پهنای باند مناسب کل خوشه مربوط به نودول جداسازی شود، بطور حتم کل این خوشه به ازای پهنای بعدی که اندکی بزرگتر از این مقدار بهینه است نیز جداسازی می‌شود. لذا می‌بایست رابطه زیر می‌نیمم گردد:

$$C_p \log_2 \left( \frac{C_p}{C_{p+1}} \right) \quad (10-4)$$

که در حالت ایده آل مقدار مینیمم این تابع صفر خواهد شد. در این صورت  $H_p$  بعنوان پهنای باند بهینه جهت جداسازی نودول معرفی می‌گردد. این قانون تضمین می‌کند که پهنای باند انتخاب شده مناسب‌ترین مقدار می‌باشد.

قانون دوم: اگر دو مقدار برای ماتریس پهنای باند یافت شود که رابطه (10-4) را مینیمم کنند، بهترین پهنای باند مقداری خواهد بود که تعداد پیکسل‌های موجود در خوشه نودول بیشتر باشد. این قانون به انتخاب مینیمم مطلق رابطه (10-4) کمک می‌کند و مینیمم‌های محلی را حذف می‌نماید. از اینرو از پدیده جداسازی کوچک‌تر<sup>1</sup> نودول جلوگیری می‌کند.

قانون سوم: در پهنای باند  $H_p$ ، تمامی پیکسل‌هایی که در خوشه نودول قرار می‌گیرند می‌بایست شدت روشنایی بزرگتر از  $800HU$  داشته باشند. در صورتی که این شرط برقرار نباشد، یعنی پیکسل‌هایی از نودول جداسازی شده شدت روشنایی کمتر از این مقدار را داشته باشند، بخشی از بافت ریه نیز جداسازی

---

<sup>1</sup> Under-Segmentation

شده است. لذا پهنای باند بهینه کوچکتر از  $H_p$  خواهد بود. این قانون از پدیده جداسازی بزرگتر<sup>۱</sup> نودول جلوگیری می کند.

البته لازم به ذکر است که یکی از ویژگی‌های مهم سیستم‌های کمکی در پزشکی این است که بهترین پیشنهاد را ارائه کنند و این ویژگی را دارا باشند که در صورت عدم رضایت پزشک از نتیجه ارائه شده، بتوان نتایج دیگری را نیز بررسی نمود.

روش پیشنهادی در زمینه جداسازی نودول‌های ریوی این قابلیت را داراست که با اندکی تغییر در قانون دوم و سوم، ویژگی فوق را تحقق بخشد. بدین صورت که اگر پهنای باند اول که رابطه (۴-۱۰) را مینیمم می کند به طور کامل در جداسازی نودول موفق نباشد و پزشک از پاسخ آن رضایت نیابد، پهنای باندهای دیگر را در سیستم استفاده کرده و خروجی آن‌ها را به عنوان پاسخ‌های بعدی ارائه نماییم.

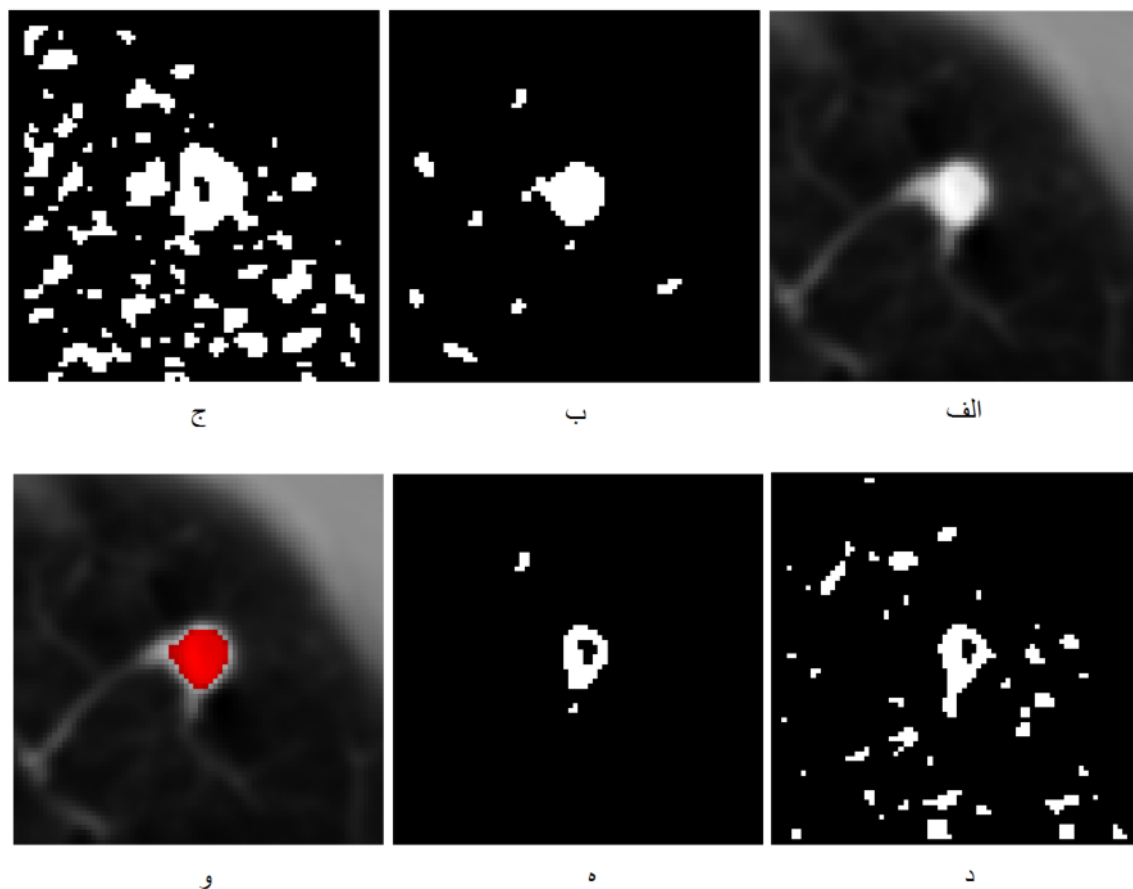
با اجرای الگوریتم انتقال میانگین که در فصل قبل مطرح شد و شروع از پهنای باند تخمینی اولیه، قانون‌های فوق را بررسی می کنیم و در یک فرآیند بازگشتی عملیات فوق را تا رسیدن به پهنای باند بهینه و جداسازی مطلوب نودول، ادامه می دهیم.

شکل (۴-۳۲) و (۴-۳۳) نتیجه اجرای الگوریتم انتقال میانگین به روش پیشنهادی فوق را برای دو نوع نودول سخت و نیمه سخت نشان می دهد.

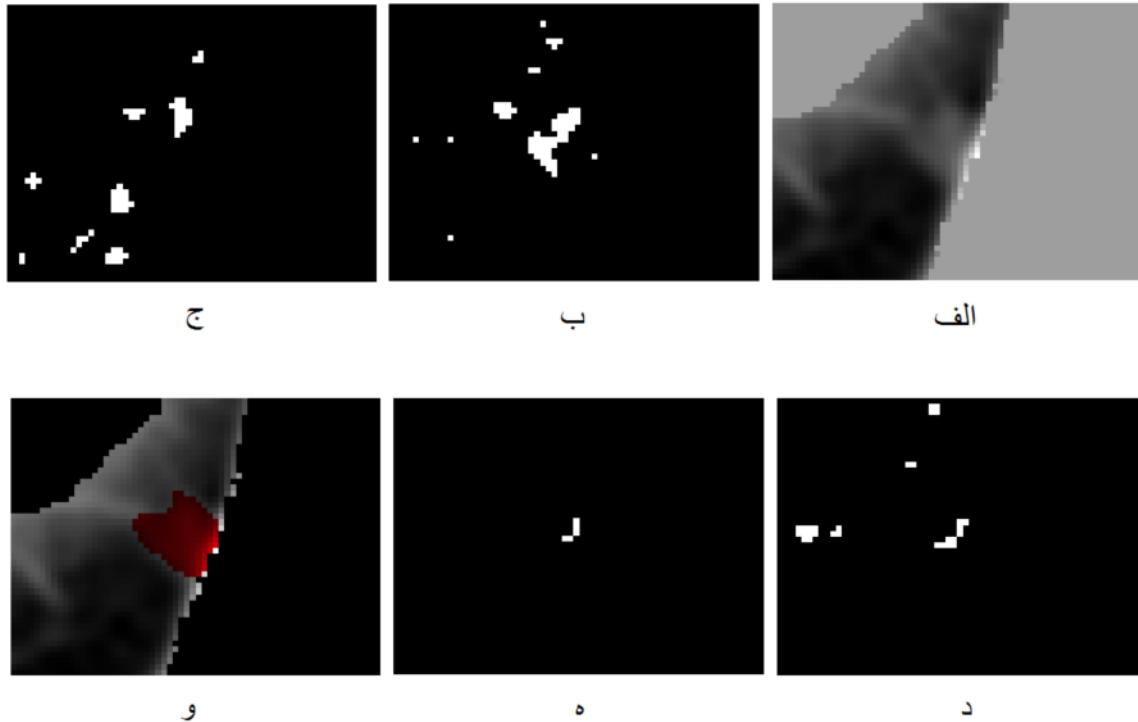
---

<sup>۱</sup> Over-Segmentation





شکل ۴-۳۲ نتایج جداسازی بافت نودول از نوع سخت به تفکیک مراحل الگوریتم پیشنهادی (الف) یکی از برش‌های تصویر حجمی ورودی (ب) خروجی باینری متناظر با تصویر الف از فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی (ج) خروجی باینری فیلتر اندیس شکل (د) خروجی متناظر با تصویر الف از فیلتر اندیس همگرایی (ه) ناحیه کاندیدای نودول که از اشتراک ب، ج و د بدست آمده است (و) نتیجه نهایی جداسازی نودول



شکل ۴-۳۳ نتایج جداسازی بافت نودول از نوع نیمه سخت به تفکیک مراحل الگوریتم پیشنهادی (الف) یکی از برش‌های تصویر حجمی ورودی (ب) خروجی باینری متناظر با تصویر الف از فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی (ج) خروجی باینری متناظر حاصل از فیلتر اندیس شکل (د) خروجی متناظر با تصویر الف از فیلتر اندیس همگرایی (ه) ناحیه کاندیدای نودول که از اشتراک خروجی فیلترهای سه‌گانه فوق بدست آمده (و) نتیجه نهایی جداسازی نودول

همان‌طور که مشاهده می‌شود به علت کروی بودن نودول از نوع سخت، پاسخ حاصل از اشتراک خروجی فیلترهای سه‌گانه مزبور ناحیه نسبتاً بزرگی را به عنوان محل کاندید برای نودول نشان می‌دهد. در مورد نودول‌های نیمه سخت توجه به دو نکته حائز اهمیت است. اولاً به دلیل اینکه معمولاً شکل منظمی ندارند و بافت آن‌ها از المان‌های بسیار کوچک کروی تشکیل می‌شود، انتظار داریم که نواحی بزرگی به عنوان نقاط کاندیدای نودول در پاسخ حاصل از اشتراک خروجی فیلترها پدیدار نشوند. این موضوع در تصویر (ه) از شکل (۴-۳۳) مشهود است. بعلاوه تصاویری که در این اشکال آمده‌اند، تنها بخشی از تصویر حجمی خروجی است و قسمتی از ناحیه کاندیدای نودول در صفحات مجاور قرار دارد که در اینجا نشان داده نشده‌اند. با اجرای الگوریتم پیشنهادی فوق بر روی تصاویر حجمی مربوط به پنج بیمار، نتایج رضایت

بخشی حاصل شد. تمام نودول‌های ریوی شناسایی و با دقت خوبی جداسازی شده‌اند. از آنجا که از دست دادن نودول‌های ریوی مخاطره آمیز است، سطوح آستانه به گونه‌ای تنظیم شده‌اند که هیچ نودولی را از دست ندهیم که این امر بر نرخ خطای مثبت تأثیر منفی می‌گذارد. با این وجود، به علت استفاده موازی از فیلترهای تشخیص شکل هندسی نواحی، نرخ خطای مثبت به طور متوسط برابر ۱۰/۵۹۶٪ می‌باشد. این نتایج به صورت تفکیکی در جدول زیر مشاهده می‌شوند:

جدول ۴-۱: نتایج شناسایی و جداسازی نودول‌های ریوی به تفکیک نوع نودول در الگوریتم پیشنهادی

نرخ خطای منفی (برحسب %)	نرخ خطای مثبت (برحسب %)	تعداد نودول‌ها	نوع نودول
صفر	۶/۳۸	۲۷	نودول سخت-غشایی-کرویت بالا
صفر	۱۰/۴۹	۷	نودول سخت-غشایی-غیر کروی
صفر	۱۱/۰۳	۱۱	نودول سخت-غشایی
صفر	۹/۸۵	۱۳	نودول نیمه سخت-غشایی
صفر	۱۵/۲۳	۵	نودول نیمه سخت-غشایی

**۵- نتیجه گیری؛**

**پیشنهاد کارهای آتی**

## ۱-۵ نتیجه گیری

هدف از این پایان نامه، ارائه روشی تمام اتوماتیک و کارآمد جهت شناسایی و جداسازی نودول‌های ریوی از تصاویر سه بعدی CT قفسه صدری است که به عنوان اولین مرحله از سرطان ریه محسوب می‌شوند. تشخیص زود هنگام این نودول‌ها و روند رشد آن‌ها نقش بسیار مهمی در افزایش احتمال زنده ماندن بیماران دارد. روش پیشنهادی به چندین مرحله اساسی تقسیم می‌گردد که در ادامه به طور خلاصه راجع به هر مرحله و نتایج آن توضیحاتی مطرح خواهد شد.

در تمامی مراحل سعی شده تا ساده‌ترین روش‌ها، با کم‌ترین میزان پیچیدگی محاسباتی بکار گرفته شود و در عین حال روش مورد استفاده از سرعت و دقت مناسب نیز برخوردار باشد تا بتوان از آن در کاربردهای عملی نیز بهره جست.

در مرحله اول، تصاویر حجمی ورودی جهت پردازش‌های آتی آماده سازی می‌شوند. خروجی تصاویر CT در هر پیکسل بر حسب واحد HU بیان می‌شود که این واحد میزان تضعیف اشعه ایکس تابیده شده در آن پیکسل را نشان می‌دهد. در این مرحله، با استفاده از یک تبدیل، این واحد و محدوده وسیع تغییرات آن را به شدت روشنایی در بازه [۰-۱] تبدیل کردیم. بعلاوه از آنجایی که تصاویر CT آلوده به نویز زیادی می‌باشند، در این مرحله تلاش شد تا به کمک فیلتر وفقی و غیر خطی وینر، تا حد امکان نویز تصاویر کاهش یابد. انتخاب ابعاد مناسب به عنوان پنجره محلی که این فیلتر در آن عمل می‌کند بسیار حائز اهمیت است، به نحوی که مصالحه‌ای بین میزان حذف نویز و مات‌شدگی تصویر برقرار گردد.

از آنجا که در شناسایی نقاط کاندیدای نودول از روش‌های سه بعدی مبتنی بر شکل شناسی (یا روش‌های دو بعدی معادل آن‌ها که از اطلاعات نهفته در بعد سوم تصاویر نیز بهره می‌برند)، استفاده شده است؛ می‌بایست جهت شناسایی دقیق شکل فضایی هر ناحیه از تصویر حجمی، رزولوشن تصویربرداری در هر

یک از ابعاد آن یکسان و مشابه باشد. بنابراین جهت یکسان سازی پارامتر فوق در جهت‌های سه‌گانه  $x$ ،  $y$  و  $z$  تصویر حجمی، از درون یابی استفاده نمودیم. از آنجا که فرآیند درون یابی به صورت سه بعدی مستلزم صرف زمان زیادی است و معمولاً دقت تصویر برداری در راستای محور عمودی بدن (محور  $z$ ) کمتر می‌باشد، استفاده از درون یابی خطی یک بعدی در راستای محور مورد نظر پیشنهاد گردید.

در اغلب روش‌های شناسایی نودول‌های ریوی، اولین مرحله را به جداسازی بافت ریه اختصاص داده‌اند و مراحل پردازشی بعدی فقط در این ناحیه انجام می‌شود. با حذف نواحی ناخواسته تصویر، بخش قابل توجهی از حجم محاسبات کاهش می‌یابد؛ بنابراین سرعت سیستم افزایش چشمگیری خواهد یافت. لذا در این تحقیق نیز مرحله دوم را به جداسازی بافت ریه اختصاص دادیم. در این مرحله، از هیستوگرام روشنایی تک تک صفحات دو بعدی از تصویر حجمی استفاده نموده و به شیوه‌ای نوین، سطح آستانه مناسب جهت جداسازی بافت ریه را بدست می‌آوریم. مزیت استفاده از روش پیشنهادی در تعیین سطح آستانه مناسب این است که می‌توان از آن در جداسازی دقیق ریه‌ها حتی در صفحاتی از تصویر که حجم ریه‌ها در آن‌ها بسیار اندک است نیز استفاده نمود. سپس با استفاده از اطلاعات صفحات هم‌جوار و این حقیقت که موقعیت بافت‌ها بین دو صفحه متوالی از تصاویر حجمی تغییر چندانی ندارند، ناحیه نای را از تصاویر خروجی حذف نموده و در نهایت با در نظر گرفتن ویژگی پیچش از کانتور ناحیه بدست آمده و عملیات مورفولوژی، بافت ریه را با دقت بسیار خوبی جداسازی نمودیم. سرعت اجرای بالا و عملکرد بسیار دقیق الگوریتم پیشنهادی توسط نتایج تجربی نیز مورد تأیید قرار گرفته است.

نودول‌های ریوی معمولاً در اندازه‌های مختلف و به شکل کروی در تصاویر CT ظاهر می‌شوند و از لحاظ شدت روشنایی مشابه با رگ‌های خونی موجود در ریه‌ها هستند. لذا نمی‌توان فقط از معیار شدت روشنایی جهت شناسایی آن‌ها استفاده نمود و با نرخ خطای زیادی مواجه می‌شویم. لذا در این مرحله، علاوه بر شدت روشنایی، از ویژگی‌های شکل هندسی آن‌ها نیز استفاده نموده‌ایم. به علت اطلاعات اضافی موجود

در بعد سوم تصویر حجمی، اغلب روش‌های مبتنی بر شکل شناسی در فضای سه بعدی اجرا می‌شوند. هموارسازی تصویر قبل از اجرای چنین روش‌هایی جهت شناسایی صحیح شکل هندسی نواحی، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است که این کار مستلزم اجرای کانولوشن سه بعدی تصاویر با توابع گاوسی سه بعدی می‌باشد. بعلاوه از آنجا که نودول‌های ریوی در ابعاد مختلف وجود دارند، می‌بایست هموارسازی تصاویر در مقیاس‌های مختلف صورت پذیرد. به دلیل حجم زیاد اطلاعات تصویری، اجرای سه بعدی چنین روش‌هایی مستلزم صرف زمان بسیاری است. از اینرو روشی جدید بر مبنای آنالیز دو بعدی داده‌ها در سه جهت مختلف عمود بر یکدیگر پیشنهاد گردید که علاوه بر کاهش چشمگیر زمان اجرای الگوریتم، به نوعی از اطلاعات حجمی نیز استفاده شود. به کمک بازسازی تصویر حجمی ورودی در دو راستای عمود دیگر توانستیم در مدت زمان بسیار کمتر و در فضای دو بعدی اطلاعات را پردازش نماییم.

با استفاده موازی از فیلترهای شکل شناسی نظیر اندیس شکل، اندیس همگرایی و فیلترهای بهبود دهنده نواحی کروی تصویر و اشتراک بین خروجی آن‌ها، نرخ خطای مثبت به صورت کاملاً محسوسی کاهش یافت. زیرا اغلب نقاط کاندیدای نادرستی که به طور جداگانه و در پاسخ خروجی هر یک از این فیلترها مشخص می‌شوند، در اشتراک گیری نهایی حذف می‌گردند. استفاده هم‌زمان از نتایج این سه فیلتر نقش بسزایی در کاهش نرخ خطای مثبت در این تحقیق ایفا نمود.

در مرحله نهایی از آنالیز فضای ویژگی‌ها جهت جداسازی نودول‌های ریوی استفاده نمودیم. از آنجا که در مرحله قبل جهت شناسایی نقاط کاندیدای نودول از فیلترهایی استفاده شده که شکل هندسی ناحیه‌ای از فضا را به صورت کمیت عددی بیان می‌کنند، در این مرحله از همین اطلاعات جهت تشکیل فضای ویژگی‌ها استفاده می‌کنیم. بدین معنا که از مقادیر اندیس شکل، اندیس همگرایی و خروجی فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی به همراه موقعیت مکانی و شدت روشنایی پیکسل‌های تصویر در تشکیل بردار ویژگی هفت بعدی برای هر پیکسل فضایی از تصویر استفاده می‌کنیم. همان گونه که اشاره گردید، مهم‌ترین

مزیت استفاده از این ویژگی‌ها به صورت ترکیبی این است که در تشکیل فضای ویژگی‌ها، هم از اطلاعات شکل هندسی و هم از اطلاعات شدت روشنایی جهت جداسازی نودول‌ها استفاده می‌شود. جهت جداسازی نودول‌های ریوی در فضای ویژگی‌ها از الگوریتم انتقال میانگین که روشی غیر پارامتریک است و نیازی به دانش پیشین درباره تعداد خوشه‌ها ندارد، استفاده نمودیم. مهم‌ترین نکته در بکارگیری این روش انتخاب پهنای باند مناسب می‌باشد که جهت انتخاب بهینه آن در این الگوریتم، با استفاده از تئوری پهنای باند، قوانینی را تعریف نمودیم که در فرآیندی وفقی بهترین مقدار این پارامتر را ارائه می‌دهد. با خوشه بندی فضای ویژگی‌ها توانستیم همه انواع نودول‌های ریوی را حتی در مواقعی که به رگ‌های خونی چسبیده باشند، با دقت بسیار بالایی جدا نماییم.

روش پیشنهادی فوق جهت شناسایی و جداسازی نودول‌های ریوی بر روی تصاویر CT از بانک اطلاعاتی LIDC<sup>۱</sup> بررسی و آزمایش شده است. با توجه به ویژگی‌های منحصر به فرد در طرح ارائه شده، تمامی نودول‌های ریوی در کل حجم با دقت بالایی جداسازی شدند. با توجه به مخاطره آمیز بودن پاسخ چنین سیستم‌هایی در کاربرد پزشکی، سطوح آستانه در الگوریتم به گونه‌ای تنظیم شده‌اند که هیچ نودولی را از دست ندهیم و لذا نرخ خطای منفی سیستم پیشنهادی کاملاً صفر می‌باشد. تنظیم پارامترها با توجه به نکته فوق باعث افزایش نرخ خطای مثبت خواهد شد. هر چند به علت استفاده از اطلاعات تصویری در سه جهت عمود بر هم درصد زیادی از نرخ خطای مثبت کاهش می‌یابد، اما با این حال با اجرای روش فوق بر روی تصاویر حجمی مربوط به پنج بیمار که شامل شصت و پنج نودول (چهل و دو نودول از نوع سخت و هجده نودول از نوع نیمه سخت) می‌باشد، متوسط نرخ خطای مثبت حدود ۱۰/۵۹۶٪ بدست آمده است.

---

<sup>۱</sup> Lung Image Database Consortium



## ۲-۵ پیشنهاد کارهای آتی

در ادامه تحقیق قصد داریم تا در جهت کاهش هر چه بیشتر نرخ خطای مثبت گام برداریم. به عنوان نمونه پیشنهاد می‌گردد در مرحله شناسایی نقاط کاندیدای نودول که به عنوان مهم‌ترین مرحله در الگوریتم پیشنهادی فوق مطرح است، تغییراتی را به صورت زیر اعمال نماییم:

معیار کروییت در فیلتر بهبود دهنده نواحی کروی تصویر که در این پایان نامه استفاده نمودیم مطابق با مرجع [۳۷] می‌باشد که از حاصل ضرب دو تابع مرتبط با پارامترهای حساسیت و اختصاص یافتگی بدست آمده است. این معیار می‌تواند به صورت حاصل ضرب توابع نمایی مطرح شود تا حساسیت پاسخ خروجی نسبت به تغییرات اندک پارامترهای آن افزایش بیشتری یابد. به عنوان مثال جهت افزایش حساسیت پاسخ الگوریتم نسبت به نواحی دایروی از رابطه  $|\lambda_1| \geq |\lambda_2|$ ،  $\exp\left(\frac{-1}{\beta_1} \left(\frac{\lambda_1}{\lambda_2}\right)^2\right) \cdot \left(1 - \exp\left(\frac{-1}{\beta_2} (\sum_j \lambda_j^2)\right)\right)$  استفاده نماییم که ثابت های  $\beta_1$  و  $\beta_2$  میزان حساسیت هر بخش از حاصل ضرب را کنترل می نمایند. بعلت صفر بودن یکی از مقادیر ویژه در خط ایده آل و برابر بودن آنها در دایره ایده آل، اختلاف پاسخ های این معیار به یک خط و یک دایره، بسیار بیشتر از اختلاف پاسخ های آنها در معیار استفاده شده در این تحقیق است.

جهت کاهش نرخ خطای مثبت در روش پیشنهادی فوق، پس از فیلتر نمودن تصاویر حجمی توسط فیلترهای اندیس شکل، اندیس همگرایی و بهبود دهنده نواحی کروی، با این تئوری که یک نودول می‌بایست در خروجی تمامی فیلترهای فوق حضور یابد، از عملگر AND منطقی بین خروجی‌های حجمی آنها استفاده نمودیم. مشکلی که در استفاده از AND منطقی وجود دارد این است که می‌بایست ناحیه کاندیدای نودول در خروجی هر یک از سه فیلتر فوق در یک موقعیت فضایی مشترک واقع شوند تا در خروجی نهایی به عنوان کاندیدای نودول مطرح گردد. اما از آنجا که ممکن است هر کدام از فیلترهای فوق

نسبت به بخشی از بافت نودول حساسیت داشته و پاسخ مناسبی نسبت به همان ناحیه ایجاد نمایند، نواحی انتخاب شده در خروجی هر فیلتر نسبت به فیلترهای دیگر از لحاظ موقعیت مکانی اندکی تفاوت داشته باشند که در این روش ممکن است برخی از نودول‌ها را از دست دهیم. لذا جهت نداشتن خطای منفی و از دست ندادن هیچ‌گونه نودولی مجبور به کاهش سطح آستانه مربوط به خروجی هر فیلتر شدیم تا منطقه وسیع‌تری از بافت نودول توسط این فیلترهای سه‌گانه انتخاب گردد و در اشتراک‌گیری نهایی آن‌را به عنوان یک کاندیدا معرفی نماییم. روشی که برای حل این مشکل و به عنوان کار آتی پیشنهاد می‌گردد این است که در اطراف ناحیه کاندیدای نودول از پاسخ هر فیلتر، یک پنجره حجمی با ابعادی به اندازه ماکزیمم ابعاد نودول قابل شناسایی در نظر گرفته و در این پنجره خروجی توابع دیگر را بررسی نماییم. در این صورت چنانچه هر کدام از فیلترهای فوق پاسخ مناسبی برای بخشی از بافت نودول ارائه دهند نیز می‌توان آن‌را شناسایی نمود و نیازی به کاهش سطح آستانه در خروجی هر یک از فیلترها نمی‌باشد. از اینرو پیش‌بینی می‌شود نرخ خطای مثبت کاهش محسوسی یابد.

از سوی دیگر جهت کاهش نرخ خطای مثبت می‌توان از کلاسه‌بندی‌هایی مانند ماشین بردار پشتیبان استفاده نمود. بعلاوه می‌توان از فیلترهای سیلندری در جهات مختلف فضایی استفاده نمود. بدین صورت که یک استوانه با ابعاد مشخصی را به عنوان مدل رگ تعریف نماییم و از چرخش آن در چندین زاویه و همبستگی آن با نواحی جداسازی شده به عنوان نودول استفاده نماییم. در این صورت می‌توان تعدادی از رگ‌های خونی که به اشتباه به عنوان نودول شناسایی و جداسازی شده‌اند را حذف نمود. بعلاوه از روش‌های شناسایی و جداسازی رگ‌ها که در کاربردهای دیگر پزشکی مطرح می‌شوند نیز می‌توان به عنوان یک مرحله میانی استفاده نمود و رگ‌های خونی ریه را جداسازی و حذف نماییم، سپس روش‌های پیشنهادی در این پایان‌نامه را جهت شناسایی نودول‌ها بکار گرفت.

- [1] Canadian Cancer Statistics 2010, Canadian Cancer Institute - National Cancer Institute of Canada, 2010
- [2] American Association for Cancer Research, <http://www.aacr.org>
- [3] J. A. Buckley, W. W. Scott, S. S. Siegelman, J. E. Kuhlman, B. A. Urban, D. A. Bluemke, E. K. fishman, (1995), “*Pulmonary nodules: Effect of increased data sampling on detection with spiral CT and confidence in diagnosis*”, J. of Radiology, no. 196
- [4] S. E. Seltzer, P. F. Judy, D. F. Adams, F. L. Jacobson, P. Stark, R. Kikinis, R. G. Swensson, S. Hooton, B. Head, U. Feldman, (1995), “*Spiral CT of the chest: comparison of cine and film-based viewing*”, J. of Radiology, no. 197
- [5] D. P. Naidich, H. Rusinek, G. McGuinness, B. Leitman, D. I. McCauley, C. I. Henschke, “*Variables affecting pulmonary nodule detection with computed tomography: evaluation with three-dimensional computer simulation*”, J. Thorac Imaging no. 8
- [6] J. W. Gurney, (1996), “*Missed lung cancer at CT. imaging findings in nine patients*”, J. of Radiology no. 199
- [7] J. M. Goo, (2005), “*Computer Aided Detection of Lung Nodules on Chest CT: Issues to be solved before Clinical Use*”, Korean J. of Radiology, no. 6, vol. 2, pp. 62-63
- [8] D. Gur, B. Zheng, C. R. Fuhrman, L. Hardesty, (2004), “*On the testing and reporting of Computer-Aided detection Results for Lung Cancer Detection*”, Radiology, no. 232, pp. 5-6
- [9] Dolejsi M., (2007), Msc thesis, “*Detection of Pulmonary Nodules from CT Scans*”, Cybernetics department, Czech technical university
- [10] J. L. Mushine, D. C. Sullivan, (2005), “*Lung Cancer Screening*”, The New England Journal of Medicine, no. 352, pp. 2714-2720
- [11] S. G. Armato, M. L. Giger, C. J. Moran, K. Doi, and H. MacMahon, (1998), “*Computerized Detection of Lung Nodules in Computed Tomography Scans*”, Proceedings of the 1st International Workshop on Computer-Aided Diagnosis, pp. 119-124

- [12] S. Hu, E. A. Hoffman, and J. M. Reinhardt, (2001), “*Automatic Lung Segmentation for Accurate Quantitation of Volumetric X-Ray CT Images*”, IEEE Trans. on Medical Imaging, vol. 20, no. 6, pp. 490-498
- [13] Sh. Guo, X. Wu, (2007), “*Automatic segmentation and quantitative diagnosis of pulmonary parenchyma in thoracic CT*”, IEEE, pp. 668-670
- [14] S. G. Armato, M. L. Giger, C. J. Morgan, J. T. Blackburn, K. Doi, and H. MacMahon, (1999), “*Computerized Detection of Pulmonary Nodules on CT Scans*”, RadioGraphics, vol. 19, no. 5, pp. 1303–1311
- [15] M. N. Gurcan, B. Sahiner, N. Petrick, H. P. Chan, E. A. Kazerooni, P. N. Cascade, and L. Hadjiiski, (2002), “*Lung nodule detection on thoracic computed tomography images: Preliminary evaluation of a computer-aided diagnosis system*”, Medical Physics, vol. 29, no. 11, pp. 2552–2558
- [16] Z. Chen, X. Sun, (2007), “*An efficient method of automatic pulmonary parenchyma segmentation in CT images*”, EMBS IEEE Conference, pp. 5540-5542
- [17] B. Zheng, J. K. Leader, G. S. Maitz, B. E. Chapman, C. R. Fuhrman, R. M. Rogers, F. C. Sciurba, A. Perez, P. Thompson, W. F. Good, D. Gur, (2003), “*A Simple Method for Automated Lung Segmentation in X-Ray CT Images*”, Medical Imaging, Proc SPIE, Vol. 5032, pp. 1455-1463
- [18] M.S. Brown, M.F. McNitt-Gray, N.J. Mankovich, J.G. Goldin, J. Hiller, L. S. Wilson, D.R. Aberle, (1997), “*Method for Segmentation Chest CT Image Data using an Anatomical Model: Preliminary Results*”, IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 16, pp. 828-839
- [19] M.S. Brown, M.F. McNitt-Gray, N.J. Mankovich, J.G. Goldin, J. Hiller, L. S. Wilson, D.R. Aberle, (2000), “*Knowledge based Segmentation of Thoracic Computed Tomography Images for Assessment of Split Lung Function*”, Medical Physics, Vol. 27, pp. 592-598
- [20] Z. Chen, X. Sun and F. Yao, (2008), “*Pulmonary parenchyma segmentation in CT image based on improved fast marching method*”. IEEE, pp. 2530-2532
- [21] Y. Itai, H. Kim and S. Ishikawa, (2005), “*Automatic segmentation of lung areas based on SNAKES and extraction of abnormal areas*”, Proceedings of 17<sup>th</sup> IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)

- [22] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, (1987), “*Active contour models*”, Int. Computer Vision, vol.1, pp. 321-331
- [23] C. Xu, J. L. Prince, (1998), “*Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow*” IEEE Trans. Image Processing, vol. 7, no. 3, pp. 359-369
- [24] T.F. Chan, L.A. Vese, (2001), “*Active contours without edges*”, IEEE Trans. Image Processing, vol. 10, no. 2, pp. 266-277
- [25] A. Gupta, L.von Kurowski, A. Singh, (1995), “*Cardiac MRI analysis: Segmentation of myocardial boundaries using deformable model*”, Siemens Corp. Res., Princeton, NJ, Tech.
- [26] D. Zhang, D.J. Valentino, (2001), “*Segmentation of Anatomical Structures in X-Ray Computed Tomography Images using Artificial Neural Networks*”, Proc SPIE, vol. 4684, pp. 1640-1652
- [27] J. Wei, (2002), “*Image Segmentation based on Situational DCT Descriptors*”, Pattern Recognition Letters, vol. 23, pp. 295-302
- [28] A. S. Malik, T. S. Choi, (2006), “*A Novel Algorithm for Segmentation of Lung Images*”, ISBMDA conf., LNCS 4345, pp. 346-357
- [29] J. Dehmeshki, H. Amin, M. Valdivieso, and X. Ye, (2008), “*Segmentation of pulmonary nodules in thoracic CT scans: a region growing approach*”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 27, no. 4, pp. 467–480
- [30] X. Ye, X. Lin, J. Dehmeshki, G. Slabaugh, and G. Beddoe, (2009), “*Shape-based computer aided detection of lung nodules in thoracic CT images*”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 56, no. 7, pp. 1810–1820
- [31] S. G. Armato, M. L. Giger, and H. MacMahon, (2001), “*Automated detection of lung nodules in CT scans: Preliminary results*” Med. Phys., vol. 28, pp. 1552-1561
- [32] Y. Liu, J. Yang, D. Zhao, J. Liu, (2010), “*A Method of Pulmonary Nodule Detection utilizing multiple Support Vector Machines*”, ICCASM, vol. 10, pp. 118-121
- [33] L. Boroczky, L. Zhao, and K. P. Lee, (2006), “*Feature Subset Selection for Improving the Performance of False Positive Reduction in Lung Nodule CAD*”, IEEE Trans. on Information Tech. in Biomedicine, vol. 10, no. 3, pp. 504-511
- [34] M. A. Jaffar, A. Hussain, A. M. Mirza, (2009), “*Lungs Nodule Detection by using Fuzzy Morphology from CT scan Images*”, IACSIT conf., vol. 9, pp. 57-61

- [35] Y. Yu, H. Zhao, (2006), “*A Texture-based Morphologic Enhancement Filter in Two-dimensional Thoracic CT scans*”, IEEE, pp. 850-855
- [36] C. I. Chang, K. Chen, J. Wang, M. L. G. Althouse, (1994), “*A Relative Entropy-Based Approach to Image Thresholding*”, Pattern Recognition, vol. 27, no. 9, pp.1275-1289
- [37] Q. Li, S. Sone, and K. Doi, (2003), “*Selective enhancement filters for nodules, vessels, and airway walls in two- and three-dimensional CT scans*” Med. Phys., vol. 30, pp. 2040-2051
- [38] Y. Yu, H. Zhao, (2006), “*Enhancement Filter for Computer-Aided Detection of Pulmonary Nodules on Thoracic CT images*”, Proceedings of 6<sup>th</sup> International Conf. on Intelligent System Design and Application (ISDA 06)
- [39] S. Takemura, X. Han, Y. W. Chen, K. Ito, I. Nishikwa, M. S. Ito, (2008), “*Enhancement and detection of lung nodules with Multiscale filters in CT Images*”, 8<sup>th</sup> conf. IHH-MSP, pp. 717-720
- [40] S. Matsumoto, H. L. Kundel, (2006), “*Pulmonary Nodule Detection In CT Images With Quantized Convergence Index Filter*”, Medical Image Analysis, vol. 10, pp. 343-352
- [41] S. D. Nie, L. H. Li, Z. X. Chen, (2007), “*A CI Feature-based Pulmonary Nodule Segmentation Using Three-domain Mean Shift Clustering*”, ICWAPR, pp. 223-227
- [42] H. Kobatake, S. Hashimoto, (1999), “*Convergence Index Filter for Vector Fields*”, IEEE Transactions On Image Processing, vol. 8, pp. 1029-1038
- [43] C. Vinhais, A. Campilho, (2006), “*Lung Parenchyma Segmentation from CT Images Based on Material Decomposition*”, ICIAR conf., LNCS 4142, pp. 624-635
- [44] R. E. Alvarez and A. Macovsky, (1976), “*Energy-selective Reconstruction in X-ray Computerized Tomography*”, Phys. Med. Biol., vol. 21, pp. 733–744
- [45] L. A. Lehmann, R. E. Alvarez, A. Macovski, and W. R. Brody, (1981), “*Generalized Image Combinations in Dual KVP Digital Radiography*”, Medical Physics, vol. 8, no. 5, pp. 659–667
- [46] A. El-Ba, G. Gimel'farb and R. Falk, (2008), “*A new stochastic framework for accurate lung segmentation*”, MICCAI Part 1, LNCS 5241, pp. 322-330

- [47] M.A. Asem, A. Farag, (2008), “*Automatic lung segmentation of volumetric low-dose CT scans using graph cuts*”, ISVC Part 1, LNCS 5358, pp. 258-267
- [48] O. Monga and S. Benayoun, (1995), “*Using partial derivatives of 3D images to extract typical surface features*”, Comput. Vis. Image Understanding, vol. 61, pp. 171-189
- [49] Y. Kawata, N. Niki, H. Ohmatsu, R. Kakinuma, K. Eguchi, M. Kaneko, N. Moriyama, (1998), “*Quantitative Surface Characterization of Pulmonary Nodules Based on Thin-Section CT Images*”, IEEE Trans. On Nuclear Science, vol. 45, no. 4, pp. 2132-2138
- [50] X. Ye, M. Siddique, A. Douiri, G. Beddoe, G. Slabaugh, (2009), “*Shape-based CT Lung Nodule Segmentation Using Five Dimensional Mean Shift Clustering and MEM With Shape Information*”, ISBI conf., pp. 482-485
- [51] Y. Kawata, N. Niki, and H. Ohmatsu, (2001), “*Curvature-Based Internal Structure Analysis of Pulmonary Nodules Using Thoracic 3D CT Images*”, J. of System and Computers in Japan, vol. 32, no. 11, pp. 9-19
- [52] H. Yoshida and J. Nappi, (2001), “*Three-dimensional computeraided diagnosis scheme for detection of colonic polyps*”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 20, no. 12, pp. 1261-1274
- [53] M. Antonelli, G. Frosini, B. Lazzerini, and F. Marcelloni, (2005), “*Lung Nodule Detection in CT Scans*”, IEEE conf.
- [54] Y. Lee, T. Hara, H. Fujita, S. Itoh, and T. Ishigaki, (2001), “*Automated detection of pulmonary nodules in helical CT images based on an improved template-matching technique*”, IEEE Trans. Med. Imag., vol. 20, no. 7, pp. 595-604
- [55] K. Suzuki, S. G. Armota, F. Li, S. Sone, and K. Doi, (2003), “*Massive training artificial neural network (MTANN) for reduction of false positives in computerized detection of lung nodules in low-dose computed tomography*”, Med. Phys., vol. 30, no. 7, pp. 1602-1617
- [56] G. Agam, S. G. Armato, and Ch. Wu, (2005), “*Vessel Tree Reconstruction in Thoracic CT Scans With Application to Nodule Detection*”, IEEE Trans. On Medical Imaging, vol. 24, no. 4, pp. 486-499

- [57] R. Deriche, (1987), “*Using Canny’s criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector*”, International Journal of Computer Vision, pp. 167-187
- [58] J.J. Koenderink, and A.J. van-Doorn, (1992), “*Surface Shape and Curvature Scales*”, IVC conf., vol. 10, pp. 557-565
- [59] H. Kobatake, M. Murakami, H. Takeo, S. Nawano, (1999b), “*Computerized detection of malignant tumors on digital mammograms*”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 18, pp. 369–378
- [60] D. Comaniciu and P. Meer, (2002), “*Mean shift: a robust approach toward feature space analysis*”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, no. 5, pp. 603–619
- [61] M.P. Wand and M. Jones, (1995), “*kernel smoothing*”, Chapman and Hall
- [62] D.W. Scott, (1992), “*Multivariate Density Estimation*”, Wiley
- [63] Y. Cheng, (1995), “*Mean Shift, Mode Seeking, and Clustering*”, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 17, no. 8, pp. 790-799
- [64] K. Fukunaga and L.D. Hostetler, (1975), “*The Estimation of the Gradient of a Density Function, with Applications in Pattern Recognition*”, IEEE Trans. Information Theory, vol. 21, pp. 32-40
- [65] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, (2002), “*Digital Image Processing, Second Edition*”, Prentice Hall
- [66] A.W. Goldman, (2007), “*Principles of CT: radiation dose and image quality*”, J. Nucl. Med. Technol. Vol. 35, pp. 213-225
- [67] J.H. Ahrens, U. Dieter, (1982), “*Computer generation of poisson deviates from modified normal distributions*”, ACM Trans. Math. Softw., Vol 8, pp.163-179
- [68] M. Mokji, S.A.R. Abu Bakar, (2008), “*Starfruit shape detect estimation based on concave and convex area of a closed planar curve*”. J. Technol., vol. 48, pp.75-89
- [69] Z. Y. Ge, B. Sahiner, H. P. Chan, L.M. Hadjiiski, P. N. Cascade, N. Bogot, E. A. Kazerooni, J. Wei, and C. Zhou, (2005), “*Computer-aided detection of lung nodules: False positive reduction using a 3D gradient field method and 3D ellipsoid fitting*”, Med. Phys., vol. 32, pp. 2443–2454



- [70] K. Okada, D. Comaniciu and A. Krishnan, (2004), “*Scale Section for Anisotropic Scale-Space: Application to Volumetric Tumor Characterization*”, IEEE CVPR, vol 1, pp. 594-601

Abstract:

In this thesis, we propose a system for automatic detection of cancer lesions so called nodule and segmenting them in thoracic CT images, which is very important in early detection of lung cancer. This system consists of three main stages. In the First noise cancellation, 3D interpolation of images and lung segmentation is performed; we refer to this stage as pre-processing. In the second stage candidate for nodules are detected and in the last stage from the candidate points lesions are segmented from lung tissue.

In pre-processing stage, linear interpolation is performed to equalize the resolution of 3D image in all dimensions. In this stage with take full advantage of intensity histogram in each 2D slice and information in adjacent slices, Segmentation of lung parenchyma is done by adapting an appropriate threshold on histogram of each slice. The result of this process is promising, especially for juxtapleural nodules.

Lung nodules are always appeared in different size, sphere-like in shape and they are very similar to blood vessels in intensity feature. So in nodule candidate detection stage, not only intensity feature, but also the geometrical shape features are used. Most of methods based on shape detection are used in 3D space, which are time-consuming in this application because lots of information to be processed. Hence, a new method based on 2D data analysis in three orthogonal directions is proposed which reduce the time of process and use volumetric information of images simultaneously. In this step to detect the geometrical shape of regions, after the smoothing of input images, we employed some filters such as shape index, convergence index and spherical enhancement filter, which use shape information e.g. gradient of intensity, Eigen values of hessian matrix, Gaussian and mean curvatures.

Finally a feature space analysis is used to segment the nodule's content. Location vector, intensity and shape features which are taken from the last step are concatenated to form the 7-dimensional feature space. By using a non-parametric method, namely mean-shift procedure, data points are clustered in this space. It's critical to set the proper bandwidth parameter to use of this method which in this report a new bandwidth chosen method was presented.

The method's capability to detect all of nodule types, low false positive rate, accuracy and fast computation shows much promise for clinical applications.

Keywords: Volumetric CT images, Linear interpolation, Histogram of intensity, Thresholding, Morphological operations, Hessian matrix, Gaussian and Mean curvature, Mean-shift procedure.



Shahrood University of Technology

Faculty of Electrical Engineering & Robotics

Detecting Pulmonary Nodules in Thorax CT Images  
Using Geometrical & Textural Features

Mehdi Ba'aba'aei

Supervisor:

Dr. A. R. Ahmadyfard

July 2011