

تشخیص خودکار ندول‌های ریوی با استفاده از آنتروپی فازی-تیسالیس و ماشین بردار پشتیبان

عاطفه قنبری^۱، کارشناس ارشد؛ علی محمد لطیف^۲، استادیار؛ مهدی رضاییان^۳، استادیار؛ علی رضا شکیبافرد^۴، استادیار

۱- گروه مهندسی کامپیوتر - پردیس فنی و مهندسی - دانشگاه یزد - یزد - ایران - atefeh.ghanbari@stu.yazd.ac.ir

۲- گروه مهندسی کامپیوتر - پردیس فنی و مهندسی - دانشگاه یزد - یزد-ایران - alatif@yazd.ac.ir

۳- گروه مهندسی کامپیوتر - پردیس فنی و مهندسی - دانشگاه یزد - یزد - ایران - mrezaeian@yazd.ac.ir

۴- دانشکده علوم پزشکی - دانشگاه شیراز - شیراز - ایران - drshakibafard@gmail.com

چکیده: ندول‌های ریوی بافت اولیه سرطان ریه هستند. طراحی سیستم تشخیص به کمک کامپیوتر می‌تواند جهت بالا بردن دقت متخصص در زمینه‌ی تشخیص و توصیف این بافت به کار رود. در سال‌های اخیر پژوهش‌هایی در این زمینه صورت گرفته با این حال سیستم‌های CAD کنونی با حساسیت کم دارای مثبت کاذب بالایی هستند. بنابراین هدف اصلی این پژوهش توسعه‌ی سیستم CAD ای است که قادر باشد مکان اکثر ندول‌ها را تا جایی که امکان دارد تشخیص دهد و در کنار این امر تعداد مثبت کاذب آن کم باشد. قطعه‌بندی تصویر ریه و تشخیص ندول‌های اصلی این پژوهش هستند. در گام قطعه‌بندی، ترکیب روش‌های آنتروپی فازی-تیسالیس و آستانه‌گذاری مورد استفاده قرار می‌گیرند. در مرحله تشخیص ندول، ویژگی‌های شدت روشنایی و هندسی ندول استخراج می‌شوند و نواحی مشکوک با کمک ماشین بردار پشتیبان مشخص می‌گردد. استفاده از ویژگی‌های شدت روشنایی باعث افزایش حساسیت می‌شود درحالی‌که به کارگیری ویژگی‌های هندسی باعث کاهش مثبت کاذب می‌شود. به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، از تصاویر مجموعه داده‌های LIDC و Taba استفاده شده است. حساسیت طبقه‌بندی حاصل ۹۲٪ به دست آمده است. نتایج به دست آمده در مقایسه با نتایج گزارش شده توسط سایر مقاله‌ها، مفید بودن این پژوهش را نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: ندول ریوی، قطعه‌بندی، آستانه‌گذاری، ماشین بردار پشتیبان.

Lung Nodule Detection Using Fuzzy-Tsallis Entropy and SVM

A. Ghanbari¹, MSc; A.M. Latif², Assistant Professor; M. Rezaeian³, Assistant Professor; A. R. Shakibafard⁴, Assistant Professor

1- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Yazd, Yazd, Iran, Email: Atefeh.ghanbari@stu.yazd.ac.ir

2- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Yazd, Yazd, Iran, Email: alatif@yazd.ac.ir

3- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Yazd, Yazd, Iran, Email: mrezaeian@yazd.ac.ir

4- School of Medical Sciences, Shiraz University of Medical Sciences, Shiraz, Iran, Email: drshakibafard@gmail.com

Abstract: Lung nodules are the primary tissue of lung cancer. Designing a computer-aided diagnosis system can be used in order to enhance the accuracy of the radiologist in the detection and description of these tissues. The aim of this study is to provide an approach to detection of lung nodules on CT scan images. This study was conducted in two main stages of nodule segmentation and detection.

In the segmentation stage, combination procedures such as Fuzzy-Tsallis entropy and thresholding were used. In the nodule detection stage, intensity and geometric features are extracted and suspicious areas are determined by support vector machine. Using intensity features causes increasing true positive rate while using geometrical features causes decreasing false positive rate. To evaluate the proposed method, images of LIDC and Taba datasets were used. Classification sensitivity is 92%. The obtained results comparing to those reported by other articles, indicate the usefulness of the research.

Keywords: Lung nodule, segmentation, as Fuzzy-Tsallis Entropy, thresholding, support vector machine.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۵/۰۵/۱۷

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۵/۰۷/۲۴ و ۱۳۹۷/۰۸/۲۶

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۷/۰۹/۱۰

نام نویسنده مسئول: علی محمد لطیف

نشانی نویسنده مسئول: ایران - یزد - صفاییه - دانشگاه یزد - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

۱- مقدمه

آن‌ها برای جداسازی ندول از سایر اجزا، از مدل کانتور فعال استفاده کردند. آن‌ها ابتدا ریه را توسط کانتور فعال جداسازی نمودند، سپس با استفاده از ویژگی‌های آماری دوبعدی، نایژک و ندول را جدا نمودند. در پایان ندول با استفاده از ویژگی‌های شدت روشنایی سه‌بعدی از نایژک جدا شد.

با توجه به پژوهش‌های متفاوتی که جهت تشخیص ندول در سال‌های اخیر ارائه شده است؛ هنوز هم طراحی سیستم تشخیص ندول با مشکلات متعددی روبرو است. این مشکلات را می‌توان به دو قسمت اصلی قطعه‌بندی ریه و تشخیص ندول تقسیم نمود.

الف: قطعه‌بندی تصویر ریه: قطعه‌بندی خودکار بافت ریه به علت شرایط خاص این بافت به‌عنوان یک چالش مطرح می‌شود [۹]. این بافت شامل چربی، بافت اصلی، رگ، نایژک^۱ و در برخی موارد بافت سرطانی است که باعث ایجاد شدت روشنایی‌های متفاوت در تصویر می‌گردد؛ در نتیجه قطعه‌بندی تصویر ریه با مشکلات زیر مواجه است:

۱. نویز ایجاد شده هنگام تصویربرداری
۲. ویژگی‌های تصویر (ضخامت هر برش^۲، ابعاد پیکسل‌ها)
۳. تفاوت مورفولوژی^۱ ندول‌ها با یکدیگر
۴. موقعیت ندول در ریه و جایگاه همسایگی ساختارها با شدت روشنایی مشابه

همه موارد ذکر شده باعث می‌شود قطعه‌بندی ریه به‌درستی صورت نگیرد. به‌طورمثال در رابطه با موقعیت ندول، هنگامی که ندول به دیواره ریه متصل باشد در صورتی که طی فرایند قطعه‌بندی اطلاعات شی و پس‌زمینه به‌درستی حفظ نشود، قسمتی از بافت ریه که شامل ندول است از بین می‌رود [۶].

این مسئله را می‌توان این‌گونه مطرح نمود که برخی از ندول‌ها به دیواره ریه متصل هستند و الگوریتم‌های قطعه‌بندی هنگام مواجه با این ندول‌ها ناموفق عمل می‌کنند [۱۰-۶]. در نتیجه جداسازی ریه با وجود چنین ندول‌هایی به‌عنوان یک چالش مطرح می‌شود.

در این پژوهش مرحله جداسازی ریه با وجود این چالش مورد بررسی قرار گرفته است. به‌عبارتی راه‌حلی جهت قطعه‌بندی تصویر ریه ارائه می‌شود به‌نحوی که با وجود ندول‌های متصل به دیواره باز هم شمای ریه حفظ شود و تصویر صحیحی از ریه راست و چپ نتیجه شود. شکل ۱ نمونه‌ای از یک ندول متصل به دیواره را نشان می‌دهد.



شکل ۱: ندول متصل به دیواره

ندول‌های^۱ ریوی عامل آشکارساز سرطان ریه هستند بنابراین شناسایی زودهنگام این بافت امری مهم است. مرگ و میر در اثر سرطان ریه بر اساس آمار ارائه‌شده بیش از هر نوع سرطان دیگری است [۱، ۲]. تصویربرداری از ناحیه مشکوک می‌تواند راه‌حل مناسبی جهت تشخیص ندول ریوی باشد؛ اما تشخیص ندول از روی تصویر سی‌تی‌اسکن^۲ توسط متخصص با چالش‌هایی روبرو است. به‌طورمثال آنچه پزشک در روش دستی جهت تفکیک ندول از سایر ساختارها انجام می‌دهد دنبال کردن مورد مشکوک در اسلایدهای متوالی است به این معنی که ندول خود را در اسلایدهای متوالی تکرار می‌کند [۳].

با توجه به توضیحات بیان شده، تشخیص ندول به صورت دستی از یک سو نیازمند تجربه و تخصص بالای متخصص است و از سوی دیگر او را با حجم وسیعی از اطلاعات روبرو می‌کند. در این راستا طراحی سیستم تشخیص به کمک کامپیوتر (CAD)^۳ می‌تواند جهت بالا بردن دقت تشخیص متخصص به کار رود.

ندول بر اساس مورفولوژی، اندازه، نحوه اتصال به سایر بافت‌ها و جایگاه قرارگیری در بافت ریه به انواع مختلفی تقسیم می‌شود. از جمله مهم‌ترین انواع ندول می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

۱. ندول غیرمنفرد^۴: ندولی که به سایر اجزا یا بافت‌های ریه مانند نایژه‌ها متصل است.
۲. ندول منفرد^۵: ندولی که به سایر اجزا یا بافت‌های ریه متصل نیست و تنها توسط بافت اصلی ریه احاطه شده باشد.
۳. ندول کوچک: ندولی که اندازه آن بین ۲ تا ۱۰ میلی‌متر باشد [۴].
۴. ندول متصل به دیواره: ندولی که به دیواره ریه چسبیده باشد [۵].

Shimoyama و همکاران [۶] در سال ۲۰۰۹ روشی جهت شناسایی خودکار ندول‌های غیرمنفرد ارائه دادند. آن‌ها از روش کانتور فعال^۶ جهت جداسازی ریه در ابتدایی‌ترین برش‌ها استفاده کردند. سپس از این پنجره تولیدی به‌صورت دستی در برش‌های بعدی استفاده کردند. Sui و همکاران [۷] مسئله نامتعادل بودن داده‌های ندولی و غیرندولی را مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها برای حل این مشکل از ترکیب روش SMOTE و Undersampling استفاده نمودند. بر اساس گزارش داده‌شده، علاوه بر متعادل‌سازی داده‌ها، نویز نیز در تصویر به خوبی حذف شده است و داده‌های اضافی نیز به‌درستی حذف شده‌اند.

تقوی نامین و همکاران [۸] در سال ۲۰۱۰ الگوریتمی جهت تشخیص ندول و تعیین درجه بدخیمی آن با به‌کارگیری k نزدیک‌ترین همسایه‌فازی^۷ ارائه دادند. آن‌ها ویژگی‌های هندسی و ویژگی‌های مبتنی بر شدت روشنایی را جهت پیدا کردن شکل و اندازه ندول به‌کار بردند.

کشانی و همکاران [۳] در سال ۲۰۱۲ روشی جهت تشخیص ندول‌های کوچک و بزرگ غیرمنفرد متصل به دیواره ریه ارائه دادند.

در برخی پژوهش‌ها از ویژگی‌های شدت روشنایی [۱۰، ۱۴] و در برخی دیگر از ویژگی‌های هندسی ندول [۱۵] استفاده شده است. در این پژوهش انتخاب ویژگی ندول، بر اساس خواص آناتومیکی^{۱۱} ندول است. از بین ویژگی‌های مورد استفاده در پژوهش‌های مختلف، ترکیبی از ویژگی‌های شدت روشنایی و شکل هندسی ندول انتخاب می‌شود. استفاده از ویژگی‌های شدت روشنایی نتیجه مناسبی در تشخیص ندول داشته‌اند.

برخلاف روش‌های پیشین در این پژوهش از ترکیب ویژگی‌های دوبعدی و سه‌بعدی شدت روشنایی با ویژگی‌های دوبعدی هندسی استفاده شده است. در پژوهش‌های دیگر به‌طور معمول ویژگی‌های هندسی سه‌بعدی با ویژگی‌های دوبعدی شدت روشنایی ترکیب می‌شود [۱۷]. در حالی که در این پژوهش ویژگی‌های شدت روشنایی سه‌بعدی با ویژگی‌های هندسی دوبعدی ترکیب شده‌اند.

نتایج حاصل از این پژوهش نیز نشان می‌دهد که ترکیب این ویژگی‌ها با ویژگی‌های هندسی باعث کاهش مثبت کاذب می‌شود.

۲- روش پیشنهادی

دیگرام روش پیشنهادی در شکل ۲ آورده شده است. ورودی این الگوریتم تصویر سی‌تی‌اسکن ریه است و خروجی آن تصویری شامل مکان ندول در برش میانی تصاویر است.

۲-۱- قطعه‌بندی تصویر ریه

قطعه‌بندی تصویر سی‌تی‌اسکن، جهت به دست آوردن ناحیه مورد بررسی^{۱۲} است. روش‌های متعددی جهت قطعه‌بندی موجود است اما با توجه به شرایط خاص تصویر سی‌تی‌اسکن و بافت ویژه آن، نمی‌توان تنها به یک روش قطعه‌بندی بسنده کرد. لذا در این پژوهش به دست آوردن ناحیه ریه شامل چندین مرحله است. این مراحل عبارت‌اند از:

- دودویی کردن تصویر
- ادغام حاشیه تصویر با پس‌زمینه
- حذف اجزای اضافی
- پر کردن حفره‌های تصویر
- به‌دست آوردن تصویر نهایی

در پژوهش‌های قبلی [۸، ۱۰، ۱۱، ۱۲] از روش‌های آستانه‌گذاری سراسری مانند روش اتسو به‌صورت مستقیم استفاده شده است. به‌عبارتی در این روش‌ها نتایج قطعه‌بندی به شرایط هیستوگرام و پایگاه داده مرتبط وابسته است. اما نوآوری این پژوهش این است که در این پژوهش از روش‌های آستانه‌گذاری تطبیقی به‌صورت مستقیم استفاده نمی‌شود بلکه ابتدا تصویر با استفاده از آستانه‌گذاری آنتروپی فازی-تیسالیس به تصویری چندسطحی تبدیل می‌شود و پس از آن از روش آستانه‌گذاری تطبیقی اتسو استفاده می‌شود.

مزیت این روش این است که در تصویر چندسطحی جزئیات شیء و پس‌زمینه به‌خوبی حفظ می‌شود. هنگامی که تفکیک‌پذیری مناسبی بین شیء و پس‌زمینه ایجاد شده باشد هیستوگرام تصویر دارای دو قله اصلی خواهد بود.

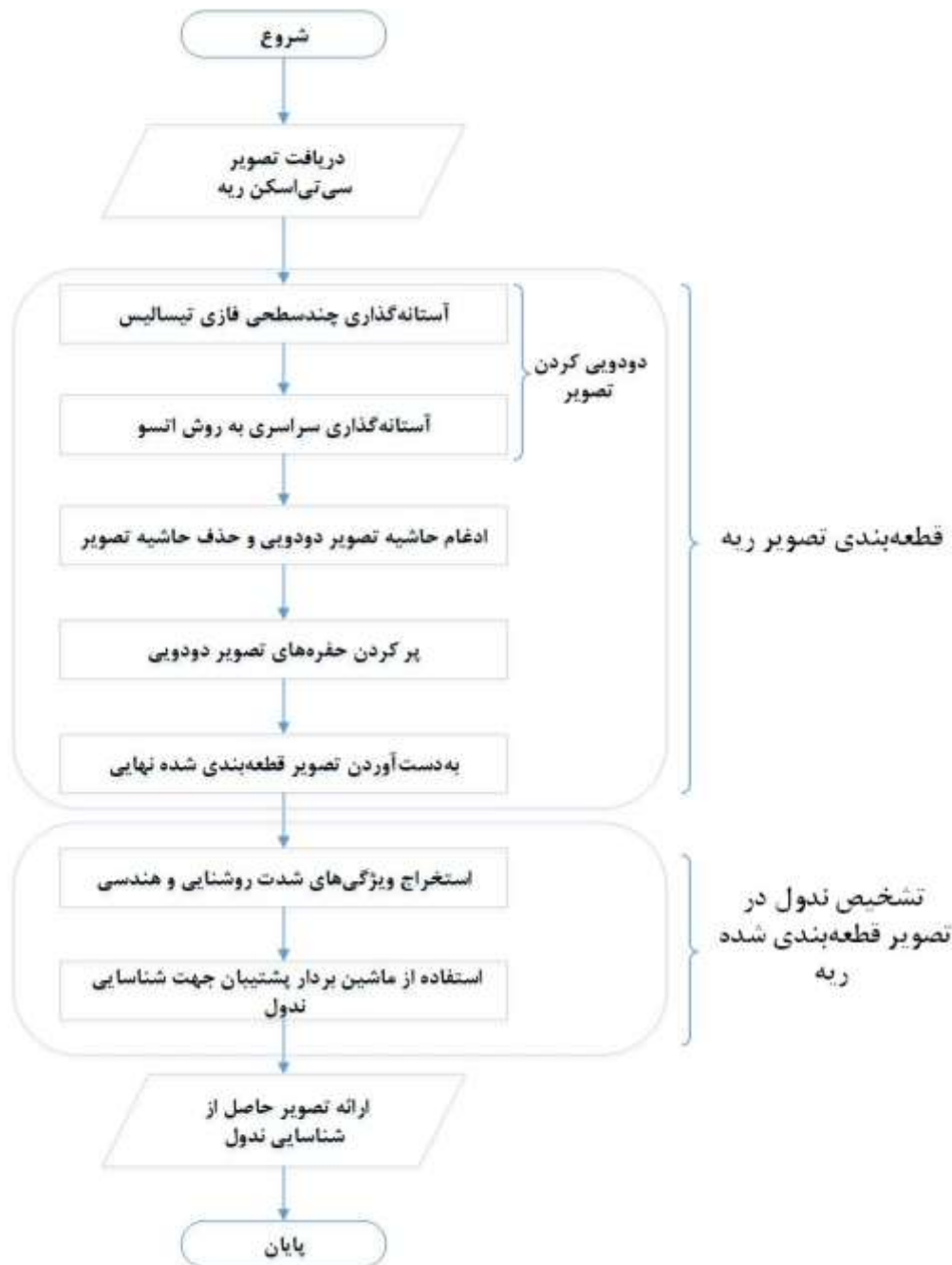
بهترین پاسخ روش آستانه‌گذاری سراسری زمانی است که هیستوگرام تصویر دارای دو قله اصلی باشد [۱۳]. بنابراین با اعمال این روش، همواره روش آستانه‌گذاری دوسطحی پاسخ مناسبی ارائه می‌دهد و تصویر سی‌تی‌اسکن به‌درستی قطعه‌بندی خواهد شد.

این در حالی است که در پژوهش‌های گذشته آستانه‌گذاری بدون در نظر گرفتن شرایط هیستوگرام بوده و این امر باعث می‌شود در همان ابتدای کار بسیاری از اطلاعات شیء و زمینه از بین رود، قطعه‌بندی نادرست صورت گیرد و تنها در برخی از موارد پاسخ مناسبی تولید شود.

هدف از این پژوهش توسعه سیستم CAD جهت شناسایی ندول‌ها به‌خصوص ندول‌های متصل به دیواره ریه است. در اکثر روش‌های پیشین قطعه‌بندی ندول متصل به دیواره به درستی صورت نمی‌گیرد و اطلاعات این بافت از دست می‌رود اما روش قطعه‌بندی پیشنهادی هنگام وجود ندول متصل به دیواره نیز موفق عمل می‌کند.

ب: تشخیص ندول: استخراج ویژگی و تشخیص ندول به‌علت شباهت ندول به دیگر بافت‌ها با چالش روبه‌رو است. هرچند تصویر سی‌تی‌اسکن در تفکیک بافت‌های اصلی مانند استخوان و عروق موفق است اما استخراج ویژگی و تشخیص ندول از سایر بافت‌ها مانند نایژک کار دشواری است [۴].

پس از قطعه‌بندی صحیح تصویر ریه، تشخیص ندول با کمک استخراج ویژگی و با استفاده از ماشین بردار پشتیبان صورت می‌گیرد.



شکل ۲: دیاگرام روش پیشنهادی.

سی تی اسکن ریه بین مقادیر مثبت و منفی تغییر می کنند. تصاویر سی تی اسکن در واحد هانسفیلد^{۱۳} هستند.

هنگامی که بازه مقادیر شدت روشنایی متغیر و نامشخص باشد اعمال الگوریتم های پردازش تصویر با مشکل مواجه می شود [۶]. راهکاری که جهت این مسئله ارائه می شود نرمال سازی تصویر است. نرمال سازی علاوه بر انتقال بازه داده ها به یک بازه دیگر، باعث افزایش کنتراست تصویر می گردد. نمونه ای از نتیجه اعمال نرمال سازی بر روی تصویر اولیه ای از یک برش سی تی اسکن در شکل ۳- پ آورده شده است. هیستوگرام متناظر نیز در شکل ۳- ت نشان داده شده است.

۱-۱-۲- دودویی کردن تصویر با کمک روش آنتروپی فازی-تیسالیس

روش های متفاوتی جهت دودویی کردن تصویر موجود است. توجه به هیستوگرام تصویر باعث سهولت در انتخاب روش دودویی کردن است [۱۶].

شکل ۳- الف تصویر اولیه ای از یک برش سی تی اسکن را نشان می دهد. هیستوگرام این تصویر در شکل ۳- ب آورده شده است. هیستوگرام نشانگر این است که بازه شدت روشنایی تصاویر

$$\mu_n(k) = \begin{cases} 0 & k \leq a_{n-1} \\ \frac{k - a_n}{c_n - a_n} & a_{n-1} < k \leq c_{n-1} \\ 1 & k > c_{n-1} \end{cases} \quad (۴)$$

در اینجا μ تابع عضویت است. این تابع عضویت دارای $2 \times (n-1)$ پارامتر ناشناخته به نام‌های $a_1, c_1, \dots, a_{n-1}, c_{n-1}$ است که شرط $0 \leq a_1 \leq c_1 \leq \dots \leq a_{n-1} \leq c_{n-1} \leq L-1$ برقرار است. ماکزیمم مقدار آنتروپی فازی برای هر قطعه از n سطح قطعه‌ها به صورت معادلات زیر تعریف می‌شود.

$$H_{c_1}^\alpha(t) = \frac{1}{\alpha-1} \left[1 - \sum_{i=0}^{L-1} \left(\frac{p(i) \times \mu_1(i)}{p_{c_1}} \right)^\alpha \right] \quad (۵)$$

$$H_{c_2}^\alpha(t) = \frac{1}{\alpha-1} \left[1 - \sum_{i=0}^{L-1} \left(\frac{p(i) \times \mu_2(i)}{p_{c_2}} \right)^\alpha \right] \quad (۶)$$

$$H_{c_n}^\alpha(t) = \frac{1}{\alpha-1} \left[1 - \sum_{i=0}^{L-1} \left(\frac{p(i) \times \mu_n(i)}{p_{c_n}} \right)^\alpha \right] \quad (۷)$$

که مقادیر متغیر p به صورت زیر به دست می‌آید:

$$P_{c_1}(t) = \sum_{k=0}^{L-1} P(k) \times \mu_1(k) \quad (۸)$$

$$P_{c_2}(t) = \sum_{k=0}^{L-1} P(k) \times \mu_2(k) \quad (۹)$$

$$P_{c_n}(t) = \sum_{k=0}^{L-1} P(k) \times \mu_n(k) \quad (۱۰)$$

مقدار بهینه پارامترها می‌توانند با ماکزیمم کردن آنتروپی کلی زیر به دست می‌آید:

$$(a_1, c_1, \dots, a_{n-1}, c_{n-1}) = \text{Argmax} \left(\begin{array}{l} \left[H_{c_1}^\alpha(t) + H_{c_2}^\alpha(t) + \dots + H_{c_n}^\alpha(t) \right] \\ + (1-\alpha) \times H_{c_1}^\alpha(t) \times \\ \left[H_{c_2}^\alpha(t) \dots H_{c_n}^\alpha(t) \right] \end{array} \right) \quad (۱۱)$$

مقادیر H در این رابطه در فرمول‌های ۵ تا ۶ تعریف شده است. جهت بهینه‌سازی کلی لازم است تا معادله ۱۱ بهینه شود. $N-1$ مقدار آستانه می‌توانند با به کارگیری پارامترهای فازی به صورت زیر به دست آیند:

$$t_1 = \frac{a_1 + c_1}{2} \quad (۱۲)$$

$$t_2 = \frac{a_2 + c_2}{2} \quad (۱۳)$$

$$t_{n-1} = \frac{a_{n-1} + c_{n-1}}{2} \quad (۱۴)$$

لازم به ذکر است که جهت به دست آوردن پارامترهای بهینه از الگوریتم تکامل تفاضلی استفاده شده است. پس از به دست آوردن پارامترهای بهینه، تصویر چندسطحی ریه حاصل می‌شود.

هیستوگرام‌های حاصل از اعمال نرمال سازی در مرحله قبل، دارای بیش از دو قله هستند؛ از این رو دودویی کردن این تصاویر، همواره پاسخ مناسبی نمی‌دهد. دلیل این امر این است که حد آستانه در تصاویری که دارای هیستوگرام دو قله‌ای نیستند به درستی انتخاب نمی‌شود و تفکیک مناسبی از شیء و پس‌زمینه حاصل نمی‌گردد [۱۷].

جهت حل این مسئله می‌توان تصویر را به یک تصویر میانی متناظر کرد که علاوه بر اینکه اطلاعات تصویر به خصوص شیء را حفظ کند هیستوگرام حاصل از آن نیز دارای دو قله اصلی باشد.

جهت به دست آوردن تصویری با مشخصات ذکر شده، از روش آستانه‌گذاری چند سطحی آنتروپی فازی-تیسالیس و تکامل تفاضلی [۱۸] استفاده می‌شود.

در آستانه‌یابی مبتنی بر آنتروپی فازی-تیسالیس، هدف پیشینه کردن محتوی تمامی کلاس‌ها در هیستوگرام تصویر است. در این روش ابتدا میزان رخ دادن هر یک از سطوح خاکستری تصویر به دست آورده می‌شود. این احتمال با p نشان داده می‌شود.

آنتروپی تیسالیس یک حالت عمومی از آنتروپی شانون است که به صورت زیر ارائه می‌شود.

$$H_n^\alpha = \frac{1}{\alpha-1} \left[1 - \sum_{i=1}^n p_i^\alpha \right] \quad (۱)$$

که α یک پارامتر حقیقی مثبت نامساوی با ۱ و p_i احتمال رخداد سطح خاکستری i است.

برای یک تصویر توزیع کلی به دو کلاس، یکی برای شیء C_1 و دیگری برای زمینه C_2 تقسیم می‌شود. البته روش کلی تیسالیس می‌تواند با به کارگیری بیش از دو کلاس مانند کلاس C_1 و ... و C_n گسترش پیدا کند. در این بخش از پژوهش سه کلاس جهت چندسطحی کردن هیستوگرام در نظر گرفته شده است.

در روش آنتروپی فازی-تیسالیس به کار گرفته شده در این پژوهش، از تابع دوزنقه‌ای جهت تخمین عضویت n ناحیه قطعه‌بندی استفاده شده است.

بنابراین تابع عضویت می‌تواند از $n-1$ سطح آستانه یا n سطح قطعه‌بندی نتیجه شود. روابط (۲) تا (۴) توابع عضویت را مشخص می‌کند.

$$\mu_1(k) = \begin{cases} 1 & k \leq a_1 \\ \frac{k - c_1}{a_1 - c_1} & a_1 \leq k \leq c_1 \\ 0 & k > c_1 \end{cases} \quad (۲)$$

$$\mu_2(k) = \begin{cases} 0 & k \leq a_1 \\ \frac{k - a_1}{c_1 - a_1} & a_1 < k \leq c_1 \\ \frac{k - c_2}{a_2 - c_2} & a_2 < k \leq c_2 \\ 0 & k > c_2 \end{cases} \quad (۳)$$

۲-۱-۳- پر کردن حفره‌های تصویر

تصویر حاصل از مرحله قبل فاقد اجزای اضافی است اما این تصویر شامل حفره است. پر کردن حفره‌ها در تصویر دودویی اهمیت دارد؛ زیرا این امکان وجود دارد که هر یک از این حفره‌ها خود ندول باشند. به عبارتی وجود این حفره‌ها هنگام تشخیص ندول در تفسیر تصویر دخالت دارند.

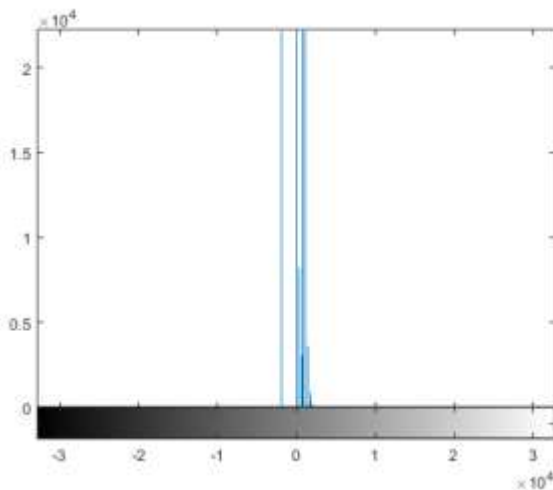
در این مرحله جهت پر کردن حفره‌ها از یک پنجره ستونی 6×1 استفاده می‌شود. به عبارتی این پنجره بر روی تصویر می‌لغزد و حفره‌های تصویر پر می‌گردد. به کارگیری این نوع پنجره با توجه به خاصیت آناتومیکی ریه و با مشورت متخصص انتخاب شده است.

شکل ۳-د نتیجه حاصل از پر شدن این حفره‌ها را نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود حفره بزرگ موجود در تصویر ۱ که با دایره محدود شده است به خوبی پوشش داده شده است. این حفره یک ندول متصل به دیواره است.

۲-۱-۴- به دست آوردن تصویر نهایی

در این مرحله پردازش‌های صورت گرفته بر روی تصویر دودویی به پایان می‌رسد. تصویر دودویی به دست آمده، شمای مناسبی از ریه را نشان می‌دهد. جهت به دست آوردن تصویر نهایی قطعه‌بندی شده، از And منطقی بین تصویر اولیه و تصویر دودویی استفاده می‌شود.

شکل ۳-ذ نمونه‌ای از تصویر نهایی قطعه‌بندی شده را نشان می‌دهد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود در این تصویر حفره‌ها به خوبی پوشانده شده‌اند و قسمت‌های اضافی حذف شده‌اند.



(ب)

شکل ۳-ث تصویر چندسطحی و شکل ۳-ج هیستوگرام متناظر آن را نشان می‌دهد. تصویر چندسطحی و هیستوگرام آن شامل مشخصات زیر هستند:

الف: اطلاعات هندسی تصویر، به خصوص شکل شیء در تصویر چندسطحی به خوبی حفظ شده است.

ب: هیستوگرام تصویر چندسطحی دارای دو قله‌ی اصلی است.

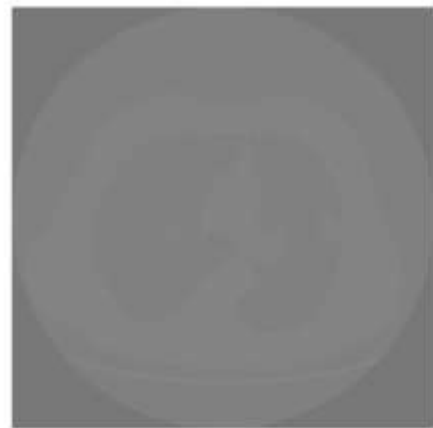
با توجه به شرایط حاصل شده از تصویر چندسطحی، می‌توان دریافت که دودویی کردن این تصویر تفکیک مناسب‌تری از شیء و پس‌زمینه حاصل می‌کند. شکل ۳-چ نتیجه حاصل از دودویی کردن تصویر چندسطحی را نشان می‌دهد.

لازم به ذکر است که در مرحله دودویی کردن از روش آستانه‌گذاری اتسو استفاده شده است [۱۳].

۲-۱-۲- ادغام حاشیه تصویر با پس‌زمینه و حذف اجزای اضافی

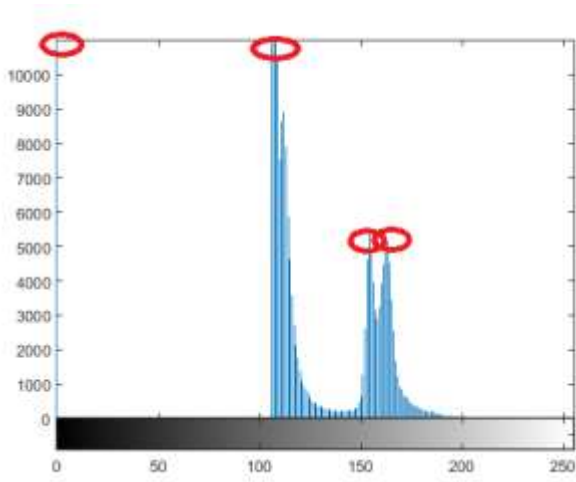
تصویر حاصل از دودویی کردن، هنوز هم شامل نواحی اضافی است که می‌بایست از تصویر حذف گردند. تصویر دودویی به دست آمده از مرحله قبل نشان می‌دهد که حاشیه‌های تصویر با قسمت پس‌زمینه هم‌سان نیستند. در این مرحله به ادغام حاشیه با پس‌زمینه پرداخته می‌شود. شکل ۳-ح نمونه‌ای از این ادغام را نشان می‌دهد.

ریه تنها جزئی از تصویر است که در عمل قطعه‌بندی بایستی حفظ شود؛ بنابراین پس از ادغام حاشیه با پس‌زمینه به حذف اجزای اضافی در تصویر پرداخته می‌شود. شکل ۳-خ نحوه حذف این اجزا را نشان می‌دهد. در این شکل بسیاری از اجزای غیرمتصل به ریه، به خوبی حذف شده‌اند و تفکیک مناسبی از شیء و پس‌زمینه حاصل شده است.



(الف)

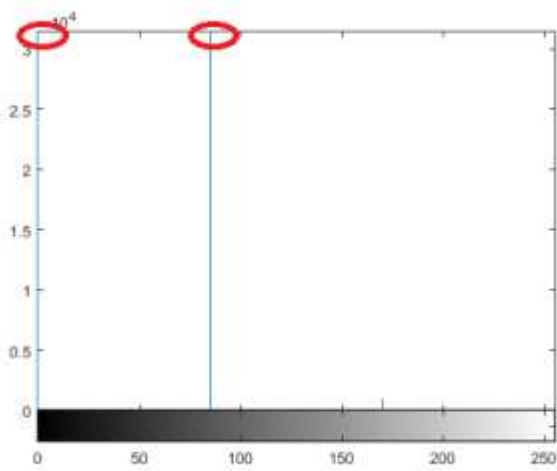
شکل ۳: مراحل به دست آوردن تصویر قطعه‌بندی شده از تصویر ریه: (الف). تصویر اصلی از یک برش سی‌تی‌اسکن. (ب) هیستوگرام تصویر اصلی. (پ) تصویر نرمال. (ت) هیستوگرام حاصل از تصویر نرمال. (ث) تصویر حاصل از آنتروپی فازی-تیسالیس و تکامل تفاضلی با چند آستانه (ج) هیستوگرام حاصل از تصویر چند سطحی. (چ) تصویر حاصل از دودویی کردن تصویر چند سطحی. (ح) تصویر حاصل از ادغام حاشیه تصویر با پس‌زمینه (خ) تصویر حاصل از حذف اجزای اضافی. (د) تصویر حاصل از پر کردن حفره‌ها. (ذ) تصویر نهایی حاصل از روش قطعه‌بندی پیشنهادی.



(ت)



(پ)



(ج)



(ث)



(ح)



(چ)

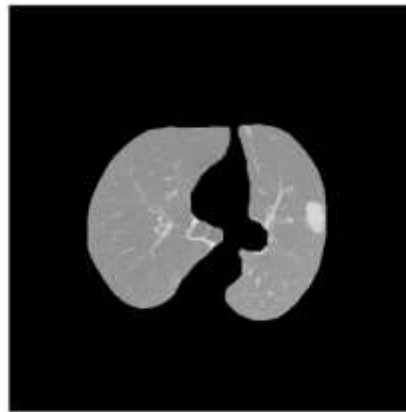
شکل ۳: مراحل به دست آوردن تصویر قطعه‌بندی شده از تصویر ریه: (الف). تصویر اصلی از یک برش سی‌تی‌اسکن. (ب) هیستوگرام تصویر اصلی. (پ) تصویر نرمال. (ت) هیستوگرام حاصل از تصویر نرمال. (ث) تصویر حاصل از آنتروپی فازی-تیسالیس و تکامل تفاضلی با چند آستانه (ج) هیستوگرام حاصل از تصویر چند سطحی. (چ) تصویر حاصل از دودویی کردن تصویر چند سطحی. (ح) تصویر حاصل از ادغام حاشیه تصویر با پس‌زمینه (خ) تصویر حاصل از حذف اجزای اضافی. (د) تصویر حاصل از پر کردن حفره‌ها. (ذ) تصویر نهایی حاصل از روش قطعه‌بندی پیشنهادی.



(د)

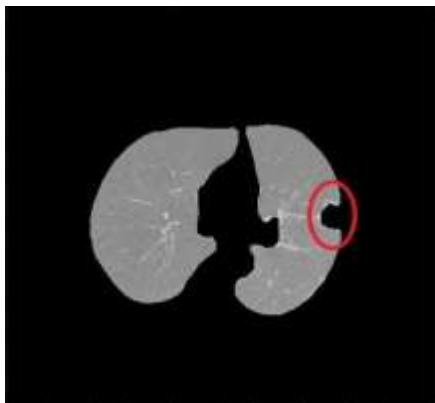


(خ)



(ذ)

شکل ۳: مراحل به دست آوردن تصویر قطعه‌بندی شده از تصویر ریه: (الف). تصویر اصلی از یک برش سی تی اسکن. (ب) هیستوگرام تصویر اصلی. (پ) تصویر نرمال. (ت) هیستوگرام حاصل از تصویر نرمال. (ث) تصویر حاصل از آنتروپی فازی-تیسالیس و تکامل تفاضلی با چند آستانه (ج) هیستوگرام حاصل از تصویر چند سطحی. (چ) تصویر حاصل از دودویی کردن تصویر چند سطحی. (ح) تصویر حاصل از ادغام حاشیه تصویر با پس‌زمینه (خ) تصویر حاصل از حذف اجزای اضافی. (د) تصویر حاصل از پر کردن حفره‌ها. (ذ) تصویر نهایی حاصل از روش قطعه‌بندی پیشنهادی.



شکل ۴: تصویر قطعه‌بندی شده ریه بدون در نظر گرفتن شرایط هیستوگرام.

شکل ۴ تصویر قطعه‌بندی شده ریه را نشان می‌دهد. این تصویر بدون در نظر گرفتن شرایط هیستوگرام قطعه‌بندی شده است. قسمتی که توسط منحنی قرمز رنگ در دیواره ریه احاطه شده است یک ندول متصل به دیواره ریه بوده است. بافت این ندول به علت از دست رفتن اطلاعات شیء و پس‌زمینه از بین رفته است.

مقایسه شکل ۴ و تصویر قطعه‌بندی شده در شکل ۳-ذ موفقیت قطعه‌بندی روش پیشنهادی را نشان می‌دهد؛ ندول متصل به دیواره در روش پیشنهادی به درستی پوشش داده شده است.

$$Corr_{ij} = \max(G(i, j)) \quad (17)$$

در رابطه بالا $G(i, j)$ ماتریسی است که همبستگی متقابل دوبعدی بین پنجره 3×3 حاوی ندول و ۸ پنجره 3×3 اطراف آن را نشان می‌دهد. این ماتریس به صورت رابطه (۱۸) محاسبه می‌شود.

$$G(i, j) = F(i, j) \circ K(i, j) \quad (18)$$

$K(i, j)$ پنجره 3×3 حاوی ندول، $F(i, j)$ پنجره 9×9 بزرگ اطراف ندول و ۵ علامت عملگر همبستگی متقابل دو ماتریس است.

از نظر پزشکی مشخص شده است که شدت روشنایی ندول‌ها و نایژک‌ها شبیه به یکدیگر و متفاوت از دیگر قسمت‌های ریه است [۳]. لذا شدت روشنایی و ویژگی مناسبی جهت تفکیک ندول و نایژک از سایر ساختارها است. از آنجاکه هدف اصلی، مسئله تشخیص ندول از غیرندول است، بایستی راه‌حلی جهت تفکیک ندول از نایژک نیز ارائه شود.

طبق نظریه پزشکی در [۳] ندول حداقل ۵ میلی‌متر طول دارد در حالی که نایژک به‌طور معمول طولی کم‌تر از ندول دارد؛ بنابراین اطلاعات برش‌های قبل و بعد از برش هدف، می‌توانند برای حذف نواحی غیرندولی به کار روند. در این پژوهش همانند [۳] این ویژگی‌ها به‌عنوان ویژگی‌های سه‌بعدی مبتنی بر شدت روشنایی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این ویژگی‌ها به‌صورت موارد زیر هستند.

۱. میانگین سه‌بعدی: میانگین سه‌بعدی طبق رابطه (۱۹) محاسبه می‌شود.

$$M_{ij}^p = \frac{1}{9} \sum_{k,l=1}^{+1} L^p(i+k, j+l),$$

$$M_{ij}^+ = \frac{1}{9} \sum_{p=p+1}^{p+q} M_{ij}^p,$$

$$M_{ij}^- = \frac{1}{9} \sum_{p=p-q}^{p-1} M_{ij}^p, \quad (19)$$

$$3d \text{ averaging} = M_{ij}^- \times M_{ij}^+$$

در اینجا p اندیس شماره برش، M_{ij}^p متوسط مقدار میانگین هر پنجره در برش هدف، M_{ij}^+ متوسط مقدار میانگین هر پنجره در برش بعدی در همان مختصات و M_{ij}^- متوسط مقدار میانگین هر پنجره در برش قبلی در همان مختصات است. برای برش اولیه‌ی هر مجموعه داده M_{ij}^- به‌عنوان M_{ij}^+ تعریف می‌شود و برای برش نهایی M_{ij}^+ به‌عنوان M_{ij}^- تعریف می‌شود. پارامتر q تعداد برش مورد بررسی قبل و بعد از برش هدف است [۳].

هنگامی که مقدار میانگین یک پنجره در برش هدف بالا باشد ممکن است در فرایند تست به‌عنوان ندول برچسب بخورد. اما اگر مقدار میانگین پنجره‌ها، در یک مکان مشخص از برش‌های قبلی M_{ij}^- یا بعدی M_{ij}^+ پایین باشد به این معنی است که مقدار میانگین سه‌بعدی پایین است؛ بنابراین آن پنجره ممکن است به‌عنوان غیرندول (نایژک) تلقی شود. مقادیر پایین M_{ij}^+ و M_{ij}^- منجر به برچسب‌گذاری درست نایژک، به‌عنوان قسمت غیرندولی می‌شود. بنابراین ویژگی میانگین سه‌بعدی مؤثر بوده و موجب افزایش حساسیت و کاهش مثبت کاذب می‌شود [۳].

۲-۲- تشخیص ندول

هدف اصلی پس از قطعه‌بندی تصویر ریه، تشخیص ندول است. در این مرحله داده‌ها به دو دسته مجزا به‌صورت زیر تقسیم می‌شوند:

- داده‌های آموزشی که شامل ۸۰ درصد داده‌ها است.
- داده‌های تست که شامل ۲۰ درصد داده‌ها است.

تشخیص ندول با کمک استخراج ویژگی و با استفاده از ماشین بردار پشتیبان صورت می‌گیرد. استخراج ویژگی فرایندی است که در آن با انجام عملیاتی بر روی داده‌ها، ویژگی‌های بارز و تعیین‌کننده مشخص می‌شود. این فرایند در هر طبقه‌بندی نقش اساسی دارد. استخراج ویژگی کارآمد منجر به تفکیک بهتر داده‌ها می‌گردد [۳].

ندول دارای ویژگی‌هایی است که تا حدود زیادی آن را از سایر ساختارها متمایز می‌سازد. از جمله این ویژگی‌ها می‌توان به شدت روشنایی و شکل هندسی ندول اشاره نمود که در این پژوهش از آن‌ها استفاده شده است.

طی مرحله آموزش، ویژگی‌های مربوط به شدت روشنایی و شکل هندسی ندول از نواحی مختلف ندولی و غیرندولی تصویر قطعه‌بندی‌شده، استخراج می‌شوند. طبقه‌بند بر اساس این ویژگی‌ها آموزش می‌بیند و در نهایت طبقه‌بندی بر این اساس صورت می‌گیرد. لازم به ذکر است که نواحی ندولی و غیرندولی توسط متخصص برچسب‌گذاری شده است.

۲-۲-۱- ویژگی‌های شدت روشنایی

مؤثرترین ویژگی آماری جهت تشخیص ندول، مقادیر پیکسل‌ها است [۳]. در این پژوهش ویژگی‌های مربوط به شدت روشنایی، شامل میانگین دوبعدی، واریانس دوبعدی، همبستگی متقابل دوبعدی، میانگین سه‌بعدی، واریانس سه‌بعدی و همبستگی متقابل سه‌بعدی به کار گرفته شده است.

۱. میانگین دوبعدی: برای هر پیکسل در مرکز یک همسایگی 3×3 مقدار میانگین دوبعدی به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$M_{ij} = \frac{1}{9} \sum_{k,l=1}^{+1} L(i+k, j+l) \quad (15)$$

در اینجا i و j مختصات پیکسل را نشان می‌دهند و L تصویر قطعه‌بندی شده ریه است.

۲. واریانس دوبعدی: مقدار واریانس پیکسل‌ها در یک همسایگی 3×3 به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$var_{ij} = \frac{1}{9} \sum_{k,l=1}^{+1} (L(i+k, j+l) - M_{ij})^2 \quad (16)$$

واریانس، نشان‌دهنده نحوه پراکندگی داده‌ها اطراف مقدار میانگین است. ۳. بیشینه مقدار همبستگی متقابل دوبعدی: همبستگی متقابل جهت به دست آوردن میزان ارتباط بین یک پنجره و پنجره‌های مجاور آن به کار می‌رود. این ویژگی به‌صورت رابطه (۳) محاسبه می‌شود:

ویژگی‌های هندسی، بایستی ویژگی‌هایی در نظر گرفته شوند که به پارامترهایی همچون اندازه یا زاویه چرخش وابسته نباشند. از این موارد می‌توان به میزان دایره‌ای بودن و استحکام^{۱۴} اشاره کرد که در این پژوهش نیز به کار رفته است.

الف: میزان گردی:

$$\text{Circularity} = \frac{4\pi a}{p^2} \quad (22)$$

در اینجا a مساحت ناحیه مورد بررسی و p طول محیط شیء مورد نظر است.

ب: استحکام: تناسب پیکسل‌هایی که در بدنه محدب و خود ناحیه هستند را نشان می‌دهد [۲۰].

شکل ۵ نمونه‌ای از فرایند تشخیص ندول را نشان می‌دهد. شکل ۵-الف برش اولیه از یک تصویر سی‌تی‌اسکن را نشان می‌دهد. اشیای محصور در مستطیل‌ها ندول هستند. پس از قطعه‌بندی ناحیه مورد بررسی، جهت یافتن ندول تنها به ریه‌ها محدود می‌شود که در شکل ۵-ب نشان داده شده است.

پس از استخراج ویژگی و استفاده از ماشین بردار پشتیبان نتایج تشخیص ندول، حاصل می‌شود. شکل ۵-ج نمونه‌ای از این تشخیص را نشان می‌دهد. در شکل ۵-د ندول‌ها درون مستطیل محصور شده‌اند. اشیای محصور در مثلث‌ها نیز نشان‌دهنده غیرندول‌هایی هستند که اشتباه برچسب ندول گرفته‌اند. مستطیل توپر، مکانی شامل ندول بوده است که اشتباه برچسب ندول گرفته است.

۲. واریانس سه‌بعدی: واریانس سه‌بعدی نیز با توجه به مقدار واریانس دوبعدی در برش‌های قبلی و بعدی، از طریق رابطه (۶) محاسبه می‌شود.

$$3d \text{ variance} = \text{var}_{ij}^- \times \text{var}_{ij}^+ \quad (20)$$

در اینجا var_{ij}^- مقدار واریانس در یک مختصات مشخص در برش قبل از برش هدف و var_{ij}^+ مقدار واریانس در همان مختصات در برش بعد از هدف است.

۳. همبستگی متقابل سه‌بعدی: همبستگی متقابل سه‌بعدی نیز بر اساس همبستگی متقابل دوبعدی، از طریق رابطه (۲۱) محاسبه می‌شود:

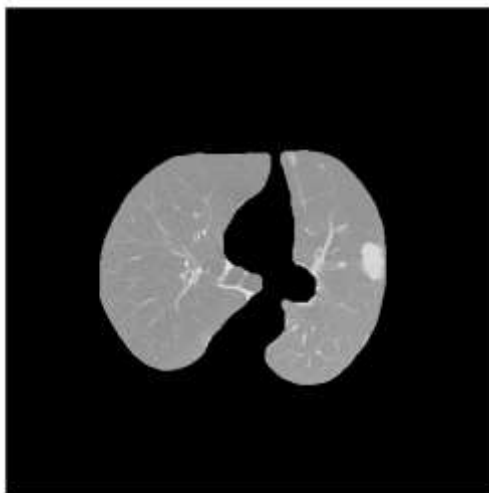
$$3d \text{ Corr}_{ij} = \text{Corr}_{ij}^- \times \text{Corr}_{ij}^+ \quad (21)$$

در اینجا Corr_{ij}^- و Corr_{ij}^+ مقدار همبستگی متقابل در برش قبل و بعد از برش هدف است.

بنابر توضیحات بیان‌شده می‌توان پی برد ویژگی‌های شدت روشیابی دوبعدی جهت تفکیک ندول و نایژک از سایر داده‌ها مناسب هستند؛ درحالی‌که ویژگی‌های شدت روشیابی سه‌بعدی جهت تفکیک ندول از نایژک کاربرد دارند.

۲-۲-۲- ویژگی‌های هندسی ندول

ندول از لحاظ هندسی با دیگر اجزا تفاوت‌هایی دارد؛ به‌عنوان مثال میزان کروی بودن ندول، آن را از دیگر ساختارها متمایز می‌کند [۱۹]. در این پژوهش سعی بر آن بوده است که اکثر ندول‌ها بدون توجه به اندازه و مکان قرارگیری در ریه تشخیص داده شوند؛ بنابراین از بین

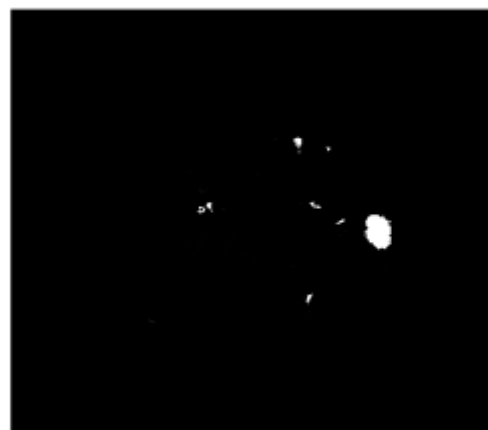
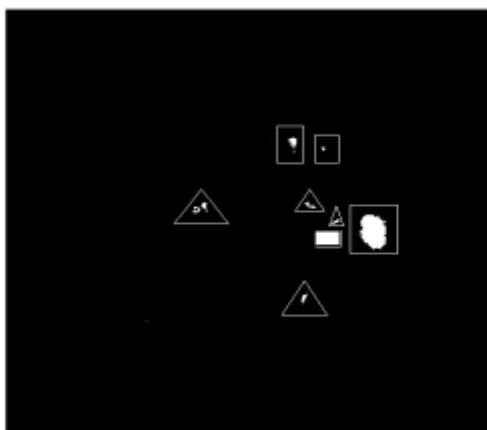


(ب)



(الف)

شکل ۵: تشخیص ندول: (الف). تصویر اصلی از یک برش سی‌تی‌اسکن ریه. (ب) تصویر قطعه‌بندی شده ریه. (ج) تشخیص ندول. (د) تحلیل تصویر.



شکل ۵: تشخیص ندول: (الف). تصویر اصلی از یک برش سی تی اسکن ریه. (ب) تصویر قطعه‌بندی شده ریه. (ج) تشخیص ندول. (د) تحلیل تصویر.

۳- نتایج روش پیشنهادی

در این پژوهش از دو گروه داده‌ای ELCAP و تابا استفاده شده است.

- ELCAP: این گروه داده‌ای با همکاری بین گروه‌های تحقیقاتی ELCAP و VIA تهیه شده است و وابسته به LIDC است. داده‌های موجود در این گروه برای اولین بار در سال ۲۰۰۳ انتشار یافت و به صورت رایگان در دسترس عموم قرار گرفت [۲۱]. این گروه شامل ۵۰ بیمار و ۳۹۷ ندول است که توسط ۴ رادیولوژیست برچسب‌گذاری شده است. برچسب‌گذاری طی دو مرحله صورت گرفته است. در مرحله اول رادیولوژیست‌ها بدون آگاهی از نظر یکدیگر تصاویر را برچسب‌گذاری نمودند. در مرحله دوم برچسب‌گذاری بر این اساس بوده است که هر رادیولوژیست از نظر سه نفر دیگر آگاه بوده است. هر برش سی تی اسکن در این مجموعه دارای ضخامت ۱٫۲۵ میلی‌متر است. اطلاعات دقیق تصاویر از جمله مکان دقیق ندول‌ها در فایل‌های جداگانه‌ای پیوست شده است.
- در این گروه داده‌ای ۳۱ در صد از ندول‌ها منفرد، ۳۰ در صد متصل به نایزک یا غیرمنفرد و ۳۹ در صد متصل به دیواره هستند. میانگین قطر ندول در این گروه داده‌ای ۸٫۵ میلی‌متر با انحراف استاندارد ۳٫۶ است [۲۲].
- تابا: گروه داده‌ای دوم در مرکز تصویربرداری پزشکی تابا وابسته به دانشگاه علوم پزشکی شیراز تهیه شده است. تصاویر توسط متخصص، جمع‌آوری و به صورت دستی برچسب‌گذاری شده است. این گروه شامل دو مجموعه داده است.

الف. مجموعه داده‌ای اول: در این گروه داده‌ای، ضخامت هر برش ۵ میلی‌متر است. این مجموعه داده شامل ۴ ندول غیرمنفرد، دو ندول منفرد و ۲ ندول متصل به دیواره است.

ب. مجموعه داده‌ای دوم: در این گروه داده‌ای، ضخامت هر برش ۰٫۶۲۵ میلی‌متر است. این مجموعه داده نیز شامل ۶ ندول غیرمنفرد، سه ندول منفرد و چهار ندول متصل به دیواره است. این پژوهش طی دو مرحله صورت گرفته است:

۱- قطعه‌بندی تصویر ریه

۲- تشخیص ندول

قطعه‌بندی نادرست تصویر ریه ممکن است به تشخیص نادرست ندول‌های کاندید منجر شود [۸]. قطعه‌بندی ندول‌های متصل به دیواره به علت ساختار و موقعیت مکانی آن‌ها در ریه به عنوان یک چالش مطرح می‌شود که در این پژوهش به این چالش نیز پرداخته شده است. هنگامی که مرزهای ریه به درستی قطعه‌بندی شوند اکثر ندول‌ها به خصوص ندول‌های نزدیک به دیواره ریه، به درستی جداسازی می‌شوند و این امر بهبود تشخیص ندول را در پی خواهد داشت که روش قطعه‌بندی پیشنهادی در این قسمت موفق بود.

سهام اصلی این پژوهش شامل ارائه روشی جهت توسعه روش‌های قطعه‌بندی ریه و ترکیب ویژگی‌های هندسی و شدت روشی جهت طبقه‌بندی ندول‌ها است.

شرح کلی روش قطعه‌بندی به صورت زیر است:

- ۱- تصویر اولیه با کمک روش آنتروپی فازی-تیسالیس به یک تصویر چندسطحی تبدیل می‌شود.
- ۲- همستوگرام تصویر چندسطحی دارای دو قله اصلی است. این تصویر با کمک روش آستانه‌گذاری سراسری اتسو به یک تصویر دودویی تبدیل می‌شود.

الف. متخصص یک مورد را به‌عنوان ندول تشخیص می‌دهد و طبقه‌بند نیز این مورد را ندول پیش‌بینی می‌کند؛ در این صورت نتیجه به‌عنوان TP (مثبت صحیح) گزارش می‌شود.

ب. متخصص یک مورد را به‌عنوان ندول تشخیص می‌دهد اما طبقه‌بند این مورد را غیرندول پیش‌بینی می‌کند؛ در این صورت نتیجه به‌عنوان FN (منفی کاذب) گزارش می‌شود.

ج. متخصص یک مورد را به‌عنوان غیرندول تشخیص می‌دهد اما طبقه‌بند این مورد را ندول پیش‌بینی می‌کند؛ در این صورت نتیجه به‌عنوان FP (مثبت کاذب) گزارش می‌شود.

د. متخصص یک مورد را به‌عنوان غیرندول تشخیص می‌دهد و طبقه‌بند نیز این مورد را غیرندول پیش‌بینی می‌کند؛ در این صورت نتیجه به‌عنوان TN (منفی صحیح) گزارش می‌شود.

با توجه به ماتریس درهم ریختگی، جهت ارزیابی سیستم معیارهایی موجود است که چند مورد از این معیارها در زیر آورده شده است:

درجه درستی:

$$accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)} \quad (23)$$

حساسیت:

$$detection\ rate = sensitivity = recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (24)$$

دقت:

$$precision = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (25)$$

در صورتی که یک تصویر طبقه‌بندی شده از تصویر سی‌اسکن ریه را در نظر بگیریم شرایط زیر حاکم است:

- اکثر پیکسل‌ها غیرندول هستند و برچسب منفی دارند.
- درصد کمی از پیکسل‌ها ندول هستند و برچسب مثبت دارند.

این عدم تناسب میان تعداد داده‌ها در دو کلاس ممکن است موجب عدم کارایی مناسب برخی از معیارهای ارزیابی تعریف‌شده در روابط (۲۳) تا (۲۵) شود. به‌طورمثال هنگامی که تعداد موارد منفی بسیار بیش‌تر از موارد مثبت باشد تعریف درجه درستی در روابط (۲۳) ممکن است رسا نباشد.

فرض کنید ۱۰۰۰ مورد جهت طبقه‌بندی موجود باشد که ۹۹۵ مورد منفی و تنها ۵ مورد مثبت باشد. در این صورت اگر طبقه‌بند همه موارد را به‌عنوان منفی پیش‌بینی کند در این صورت درجه درستی

۳- حاشیه تصویر دودویی با پس‌زمینه ادغام می‌شود و اجزای اضافی تصویر حذف می‌گردد.

۴- حفره‌های تصویر با کمک یک ساختار مورفولوژی که با توجه به ساختار آناتومیکی ریه انتخاب شده است پر می‌شود.

۵- تصویر نهایی با and منطقی بین تصویر دودویی و تصویر اولیه به دست می‌آید.

لازم به ذکر است که هنگام تبدیل تصویر به یک تصویر چندسطحی جهت به دست آوردن بهترین مقادیر آستانه، الگوریتم تکامل تفاضلی با تعداد ۱۰۰ تکرار به کار گرفته شده است.

پس از قطعه‌بندی ریه، نتایج با کمک متخصص ارزیابی شده است. طبق نظر متخصص ندول‌های متصل به دیواره به‌خوبی پوشش داده شده‌اند.

روش قطعه‌بندی پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های معرفی شده در این پژوهش منجر به قطعه‌بندی صحیح تصویر ریه از سایر نواحی شده است. شکل ۲- ذ نمونه‌ای از قطعه‌بندی صحیح تصویر ریه، شامل ندول متصل به دیواره را نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشخص است ندول متصل به دیواره در این تصویر به‌خوبی قطعه‌بندی شده و شمای ریه حفظ شده است.

از مزایای روش قطعه‌بندی در این پژوهش می‌توان به عدم وابستگی به نوع پایگاه داده اشاره نمود. از آنجاکه شرایط هیستوگرام برای همه تصاویر یکسان می‌شود بنابراین این روش قطعه‌بندی به پایگاه داده خاصی وابسته نیست. به‌عبارتی یکسان‌سازی هیستوگرام تصاویر باعث می‌شود که برخلاف برخی از پژوهش‌ها [۸، ۱۰، ۱۱، ۱۲] این روش مستقل از مشکلاتی همچون نویز، ویژگی‌های تصویر، مورفولوژی ندول و موقعیت ندول در تصویر باشد.

پس از قطعه‌بندی، ویژگی‌های شدت روشنایی و هندسی ندول استخراج می‌شوند. سپس جهت طبقه‌بندی و تفکیک ندول از غیرندول از ماشین بردار پشتیبان با هسته تابع شعاعی پایه^{۱۵} استفاده می‌شود. علت استفاده از تابع شعاعی پایه این است که ویژگی‌های استخراج شده به‌صورت غیرخطی هستند و این نوع هسته برای داده‌های غیرخطی مناسب است [۲۳، ۲۴].

هنگام طبقه‌بندی، کلاس مثبت برای ندول و کلاس منفی برای غیرندول تعریف شده است. جهت ارزیابی روش پیشنهادی، عناصر موجود در ماتریس درهم ریختگی مورد نیاز است که به‌صورت جدول ۱ تعریف می‌شود.

ماتریس درهم ریختگی با توجه به نظر متخصص و پیش‌بینی طبقه‌بند ایجاد می‌شود. در ماتریس درهم ریختگی چهار حالت پیش می‌آید:

پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های LIDC به صورت جدول ۱۳ است. در جدول ۴ مقایسه‌ای بین مقادیر درجه درستی دو روش دیگر و روش پیشنهادی آورده شده است.

نتایج روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های تابا نیز در جدول ۵ آورده شده است. میزان FP و حساسیت برای این داده‌ها توسط متخصص تعیین شده است.

در این پژوهش به توسعه سیستم CAD پرداخته شده که قادر به شناسایی مکان اکثر ندول‌ها باشد و در کنار آن میزان FP نیز پایین باشد.

حساسیت و میزان FP به دست آمده در این روش به ترتیب ۹۲٪ و ۵ است. هر چند میزان FP نسبت به روش‌های پیشین کاهش چندانی نداشته اما حساسیت به صورت قابل توجهی افزایش یافته که حاکی از آن است که به کارگیری ویژگی‌های شدت روشنایی و هندسی در کنار یکدیگر منجر به تشخیص بهتری خواهد شد.

سیاسگزاری

نویسندگان این مقاله از جناب آقای دکتر وحید ابوطالبی دانشیار محترم دانشکده برق دانشگاه یزد، جناب آقای مهندس محسن کشانی و کلیه کارکنان محترم مرکز تصویربرداری پزشکی تابا که در این پژوهش همکاری لازم را داشتند تشکر به عمل می‌آورند.

۹۹/۵٪ خواهد شد؛ هر چند که همه‌ی موارد به اشتباه برچسب منفی گرفته اند.

جهت جلوگیری از چنین مشکلاتی در ارزیابی از معیارهای دیگری که شامل TP باشند استفاده می‌شود. این معیارها با عنوان‌های G-mean و F-measure به صورت زیر ارائه می‌شود:

$$G - mean = \sqrt{precision \times recall} \quad (26)$$

$$F - measure = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \quad (27)$$

مقدار هر یک از معیارهای ارزیابی در روش پیشنهادی به صورت جدول ۲ نشان داده شده است.

در این روش انتظار می‌رفت که با اضافه کردن ویژگی‌های هندسی دوبعدی به ویژگی‌های شدت روشنایی دوبعدی و سه‌بعدی، حساسیت میزان بالایی داشته باشد و مثبت کاذب نیز کاهش یابد.

نتایج به دست آمده در این پژوهش، حاکی از آن است که با اضافه کردن ویژگی‌های هندسی دوبعدی به ویژگی‌های شدت روشنایی دوبعدی و سه‌بعدی، درحالی که تعدادی از غیرندول‌ها حذف می‌شوند این امکان نیز وجود دارد که به اشتباه تعداد اندکی از ندول‌ها نیز حذف شوند. از این رو در کنار کاهش مثبت کاذب، به میزان اندکی افزایش منفی کاذب وجود دارد که این امر باعث کاهش حساسیت سیستم خواهد شد.

در این پژوهش حساسیت سیستم ۹۲٪ و میزان مثبت کاذب ۵ به دست آمد. مقایسه میزان حساسیت روش‌های مختلف و روش

جدول ۱: ماتریس درهم ریختگی

	پیش‌بینی توسط طبقه‌بند به‌عنوان ندول	پیش‌بینی توسط طبقه‌بند به‌عنوان غیر ندول
تشخیص توسط متخصص به‌عنوان ندول	TP	FN
تشخیص توسط متخصص به‌عنوان غیر ندول	FP	TN

جدول ۲: مقدار هر یک از معیارهای ارزیابی بر حسب درصد با به‌کارگیری مجموعه داده‌های LIDC

sensitivity	precision	G-mean	F-measure
۹۲	۸۲	۸۶٫۸	۸۶٫۷

جدول ۳: حساسیت و میزان FP/scans روش‌های متفاوت با به‌کارگیری مجموعه داده‌های LIDC

روش‌ها	حساسیت	FP/scans
Dehmeshki [25]	۹۰	۱۴٫۶
Taghavi [8]	۸۸	۱۰٫۳
Alex Martins Santos [4]	۹۰٫۶	گزارش نشده
Farag [22]	۷۹	گزارش نشده
Keshani [3]	۸۹	۷٫۳
Cascio [26]	۸۸	۲٫۵
Han [27]	۸۹٫۲	۴٫۱۴
Teramoto [28]	۹۰٫۱	۴٫۹
Teramoto [29]	۸۰	۴٫۲
kbarizadeh [30]	۸۵٫۵	۲۲
روش پیشنهادی	۹۲	۵

جدول ۴: مقایسه درجه درستی روش پیشنهادی با یک روش دیگر با به‌کارگیری مجموعه داده‌های LIDC

	accuracy
Yuan Sui[7]	۹۲٫۹۴
Alex Martins Santos []	۸۸٫۰۴
روش پیشنهادی	۹۰٫۵

جدول ۵: حساسیت و میزان FP/scans روش پیشنهادی با به‌کارگیری مجموعه داده‌های تابا

	حساسیت	FP/scans
روش پیشنهادی	۹۳	۷

- nodules in 3D CT data using gaussian mixture models, tsallis entropy and SVM," Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol. 36, pp. 27–39, 2014.
- [5] I. R. S. Valente, P. C. Cortez, et al., "Automatic 3D pulmonary nodule detection in CT images: A survey," Computer methods and programs in biomedicine, vol. 124, pp. 91–107, 2016.
- [6] S. Shimoyama, N. Homma, M. Sakai, T. Ishibashi, and M. Yoshizawa, "Auto detection of non-isolated pulmonary nodules connected to the chest walls in X-ray CT images," Proceedings of the Conference of IEEE ICCAS-SICE, pp. 3672–3675, 2009.
- [7] Y. Sui, Y. Wei & D. Zhao, "Computer-Aided Lung Nodule Recognition by SVM Classifier Based on Combination of Random Undersampling and SMOTE." Hindawi Publishing Corporation, 2015.
- [8] S. T. Namin, H. Abrishami Moghaddam, R. Jafari, M. Esmaeil-Zadeh and M. Gity, "Automated detection and classification of pulmonary nodules in 3D thoracic CT images," Proceedings of the 2010 IEEE SMC Conference, pp. 3774-3779, 2010.

مراجع

- [1] J. Ahmedin, R. Siegel, E. Ward, Y. Hao, J. Xu, and M. J. Thun, "Cancer statistics, 2009," CA: a cancer journal for clinicians Clin , vol. 59, no. 4, pp. 225–249, 2009.
- [2] J. K. Won, Y.J. Won, S. Park, H.J Kong, J. Sung, H. R. Shin, E. C Park, and J. S. Lee. "Cancer statistics in Korea: incidence, mortality and survival in 2005," Journal of Korean medical science, vol. 24, no.6, pp. 995–1003, 2009.
- [3] M. Keshani, Z. Azimifar, F. Tajeripour, R. Boostani, "Lung nodule segmentation and recognition using SVM classifier and active contour modeling: a complete intelligent system," Computers in biology and medicine, vol. 43. no. 4, pp. 287–300, 2013.
- [4] A. M. Santos, A. O. de Carvalho Filho, A. C. Silva, A. C. dePaiva, R.A. Nunes, M. Gattass, "Automatic detection of small lung

- [20] N. S. Lingayat and M. R. Tarambale, "A Computer Based Feature Extraction of Lung Nodule in Chest X-Ray Image," *International Journal of Bioscience, Biochemistry and Bioinformatics* vol. 3, no. 6, pp. 624-629, 2013.
- [21] < <http://www.via.cornell.edu/databases/lungdb.html> >.
- [22] A. A. Farag, H. E. Abd, E. Munim, J. H. Graham, S. Member, and A. A. Farag, "A novel approach for lung nodules segmentation in chest CT using level sets," vol. 22, no. 12, pp. 5202-5213, 2013.
- [23] B. Scholkopf, and A. J. Smola, "Learning with kernels: support vector machines, regularization, optimization, and beyond," MIT press, 2002.
- [24] S. Zheng, J. Liu, J.W. Tian, "A new efficient SVM-based edge detection method," *Pattern Recognition Letters*, vol. 25, no. 10, pp. 1143-1154, 2004.
- [25] J. Dehmeshki, X. Ye, X.Y. Lin, M. Valdivieso, H. Amin, "Automated detection of lung nodules in CT images using shape-based genetic algorithm," *Comput. Med. Imaging Graph* 31, vol. 31, pp. 408-417, 2007.
- [26] D. Cascio, R. Magro, F. Fauci, M. Lacomini, and G. Raso, "Automatic detection of lung nodules in CT datasets based on stable 3D mass-spring models," *Comput. Biol. Med.*, vol. 42, no. 11, pp. 1098-1109, 2012.
- [27] H. Han, L. Li, F. Han, B. Song, W. Moore, and Z. Liang, "Fast and adaptive detection of pulmonary nodules in thoracic CT images using a hierarchical vector quantization scheme," *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, vol. 19, no. 2, pp. 648-659, 2015.
- [28] A. Teramoto, H. Fujita, O. Yamamuro, and T. Tamaki, "Automated detection of pulmonary nodules in PET/CT images: Ensemble false-positive reduction using a convolutional neural network technique," *Med. Phys.*, vol. 43, no. 6, pp. 2821-2827, 2016.
- [29] A. Teramoto, H. Fujita, O. Yamamuro, and T. Tamaki, "Automated detection of pulmonary nodules in PET/CT images: Ensemble false-positive reduction using a convolutional neural network technique," *Med. Phys.*, vol. 43, no. 6, pp. 2821-2827, 2016.
- [30] G. kbarizadeh and A. E. Moghaddam, "Detection of Lung Nodules in CT Scans Based on Unsupervised Feature Learning and Fuzzy Inference," *J. Med. Imaging Health Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 477-483, 2016.
- [9] Y. Lee, T. Hara, H. Fujita, S. Itoh, T. Ishigaki, "Automated detection of pulmonary nodules in helical CT images based on an improved template-matching technique," *IEEE Transactions on medical imaging*, vol. 20, no. 7, pp. 595-604, 2001.
- [10] S. Soltaninejad, M. Keshani and F. Tajeripour, "Lung nodule detection by KNN classifier and active contour modelling and 3D visualization," *IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Signal Processing*, pp. 440-445, 2012.
- [11] P. Badura, & E. Pietka, "Soft computing approach to 3D lung nodule segmentation in CT," *Computers in biology and medicine*, vol. 53, pp. 230-243, 2014.
- [12] S. Shen, A. A. Bui, J. Cong, & W. Hsu, W, "An automated lung segmentation approach using bidirectional chain codes to improve nodule detection accuracy," *Computers in biology and medicine*, vol. 57, pp. 139-149, 2015.
- [13] H. J. Vala, A. Baxi, "A review on Otsu image segmentation algorithm," *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology*, no.2, pp. 387-389, 2013.
- [14] M. Keshani, Z. Azimifar, R. Boostani and A. Shakibafar. "Lung nodule segmentation using active contour modeling," *IEEE Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing*, pp. 1-6, 2010.
- [15] X. Ye, X. Lin, J. Dehmeshki, G. Slabaugh, G. Beddoe, "Shape-based computer-aided detection of lung nodules in thoracic CT images," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, pp. 1810-1820, 2009.
- [16] R. K. Bawa, G. K. Sethi. "A review on binarization algorithms for camera based natural scene images," In *Proceedings of the International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics*, pp. 873-878, 2012.
- [17] P. K. Sahoo, S. Soltani, A. K. Wong, "A survey of thresholding techniques," *Computer vision, graphics, and image processing*, no.2, pp. 233-260, 1988.
- [18] S. Sarkar, S. Das, S Paul, S. Polley, R. Burman, SS. Chaudhuri, "Multi-level image segmentation based on fuzzy-Tsallis entropy and differential evolution," *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pp. 1-8, 2013.
- [19] A. Tartar, N. Kilic, A. Akan, "Classification of Pulmonary Nodules by Using Hybrid Features", *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, pp. 1-11, 2013.

زیر نویس ها

- ¹ Nodule
- ² Computerized Tomography Scan
- ³ Computer-Aided Diagnosis
- ⁴ Non-Isolated Nodule
- ⁵ Solitary Nodule
- ⁶ Active Contour Method
- ⁷ Fuzzy K-Nearest Neighbor Classifier
- ⁸ Bronchiole
- ⁹ Thickness of Slice
- ¹⁰ Morphology
- ¹¹ Anatomic
- ¹² Region of interest
- ¹³ Hounsfield
- ¹⁴ Solidity
- ¹⁵ Radial Basis Function