

استفاده از روش تطبیق الگو جهت شناسایی ندول‌های ریوی در تصاویر سی‌تی‌اسکن

جواد ابراهیم نژاد^{۱،۲،۳}، رسول امیرفتاحی^{۲،۳}، فرزانه شایق^{۲،۳}

۱- دانشکده فنی و مهندسی، گروه برق، دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد

۲- آزمایشگاه پردازش سیگنال، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان

۳- مرکز تحقیقات پردازش سیگنال و تصویر پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان

j.ebrahimnezhad@irisaco.com, fattahi@cc.iut.ac.ir, Farzaneh.shayegh@gmail.com

چکیده

در مقاله حاضر، با استفاده از روش‌های پردازش تصویر به شناسایی ندول‌های ریوی می‌پردازیم. بنا براین ابتدا در مرحله پیش پردازش شیوه‌ای مشابه با تصمیم‌گیری پزشکان به کار گرفته شده تا تمامی مواردی که مطمئناً ندول نیست حذف شود. در واقع موارد مشکوک به ندول از ریه استخراج شده است. این کار باعث می‌شود تا نویز و خطای کمتری در پردازش اصلی وارد شده و سرعت پردازش افزایش یابد. سپس از میان آنها ندول‌های ریوی شناسایی شده است. در گام نخست با استفاده از آستانه‌گذاری همزمان در اسلایس‌های متوالی و تصمیم‌گیری مبتنی بر دانش پزشکی و روش‌های مورفولوژی به استخراج مناطق مشکوک ریه می‌پردازیم. بسته به این که ندول‌ها، متصل به دیواره ریه و یا رگ بوده و یا به صورت تنها وجود داشته باشند، پیش پردازش را به دو مرحله تقسیم می‌کنیم تا کلیه ندول‌های موجود در ریه به درستی شناسایی شوند. با این کار، ناحیه جستجو به دنبال ندول، محدود شده و باعث افزایش سرعت الگوریتم تشخیص ندول می‌گردد. در این مقاله از روش تطبیق الگو و الگوریتم بیشترین همانندی برای این کار استفاده شده است. پایگاه داده مورد استفاده در مقاله، شامل تصاویر CT از ۷ بیمار، شامل بیش از ۱۱۰۰ اسلایس می‌باشد که از پایگاه داده LIDC به دست آمده است. همه ندول‌ها به درستی شناسایی شده‌اند (حساسیت ۱۰۰٪) و تعداد FP به ازای هر اسلایس، ۳ می‌باشد. دقت و سرعت این روش از روش‌هایی همچون الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی بیشتر است. به علاوه، سرعت این روش از روش‌هایی که توجه کافی به اطلاعات ناشی از اسلایس‌های تصاویر CT ندارند، بیشتر می‌باشد.

واژه‌های کلیدی

ندول، آستانه‌گذاری همزمان، روش تطبیق الگو، الگوریتم بیشترین همانندی.

۱- مقدمه

ریه در مراحل ابتدائی به علت کمبود علائم بیماری می‌باشد، به طوری که احتمال بقای ۵ ساله بیماران مبتلا به سرطان ریه پس از عمل جراحی تنها ۱۴٪ است؛ حال آن‌که تشخیص در

سرطان ریه از مرگبارترین سرطان‌ها می‌باشد، به طوری که میزان مرگ و میر ناشی از آن از مجموع سرطان‌های سینه، روده و پروستات بیشتر است [۱]. علت عمده آن عدم تشخیص سرطان

نادرست موارد غیر ندول (رگ، زخم و ...) به عنوان ندول است. لازمه قابل قبول بودن یک سیستم CAD داشتن حساسیت بالا و نرخ پایین خطای مثبت است [۴-۱۴].

روش‌های به کار گرفته شده برای تشخیص ندول عمدتاً به دو دسته دو بعدی و سه بعدی تقسیم می‌شوند. در روش‌های دو بعدی اطلاعات مشترک بین اسلایس‌های متوالی کاملاً نادیده گرفته شده است. این اطلاعات دقیقاً همانی است که پزشک برای تشخیص ندول استفاده می‌کند. با این شیوه تفکیک بین ندول^۳ و ساختارهای متراکم دیگر مثل رگ‌های خونی [۶] بسیار مشکل است و منجر به خطای مثبت^۴ می‌شود. مشکل موجود در روش‌های موجود تشخیص ندول در تصاویر CT این است که حدود ۲۰٪ از ندول‌های مشکوک، غیرحقیقی می‌باشند [۱۵]. خطای مثبت زیاد به معنای کم‌ارزش بودن CAD در راستای هدف مورد نظر است، لذا معمولاً لازم است مرحله اضافه‌ای به فرآیند تشخیص ندول افزود که فقط مسئول کاهش خطای مثبت باشد. واضح است که این مرحله نیز شامل استخراج یک سری ویژگی از کاندیداها و طبقه‌بندی آنها است. در این گام از تکنیک‌های طبقه‌بندی متعددی مثل LDA، شبکه‌های عصبی، روش انتخاب زیر مجموعه‌ای از ویژگی‌ها مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و ماشین بردار پشتیبان (SVM) [۵] استفاده شده است. کاهش خطای مثبت به این شیوه معمولاً با کاهش دقت همراه است. بنابراین اگر خطای مثبت در مرحله تشخیص ندول کم باشد، این مرحله و محاسبات مربوط به آن حذف شده و الگوریتم سریع‌تر خواهد بود.

از سوی دیگر، در روش‌های دسته سه بعدی پیچیدگی الگوریتم و محاسبات لازم به قدری زیاد و زمان‌بر است که معمولاً در برنامه غربالگری ارزشی ندارد. در این مقاله روشی مابین دو بعدی و سه بعدی به کار گرفته شده است. یعنی تصمیم‌گیری در هر اسلایس با توجه به اسلایس‌های قبل و بعد انجام می‌گیرد. به این صورت، عده زیادی از بافت‌های درون ریه که معمولاً تفکیک آنها از ندول دشوار است، حذف می‌شوند. به علاوه، با انتخاب درست الگوهای به کار رفته در روش تطبیق الگو (میانگینی از ندول‌های آموزشی) روش پیشینه همانندی ضمن حفظ همه ندول‌ها، حتی بدون استفاده از مرحله کاهش FP، به نرخ خطای مثبت کمی می‌انجامد. در ادامه روند مرحله پیش پردازش و سپس نحوه تشخیص ندول و نتایج حاصله در مراحل مختلف بیان شده است.

۲- پیش پردازش

در مرحله پیش‌پردازش لازم است تا با توجه به علت ایجاد کنتراست بین ندول و غیرندول، هر آنچه مطمئناً ندول نیست را

مراحل اولیه این احتمال را به ۷۰٪ افزایش می‌دهد [۱]. ندول ناهنجاری کدر، گرد، دارای حاشیه و مرزی است که قطر آن از ۳ سانتی متر بیشتر نیست [۲]. ندول‌ها در مراحل ابتدایی سرطان بسیار کوچک هستند. به علت شرایط خاص بافت ریه، تشخیص ندول در این مرحله تصاویری با کیفیت بسیار بالا می‌طلبد، این موضوع پزشک را با حجم وسیعی از اطلاعات روبه رو می‌کند. در این شرایط تشخیص افتراقی با کمک کامپیوتر^۲ که از دیرباز مورد توجه بوده است، اهمیت ویژه‌ای خواهد یافت [۳]. CAD، با استفاده از پروتکل‌های مخصوصی می‌تواند تصاویر معمولی رادیوگرافی و CT-scan را با سرعت زیاد مورد پردازش قرار دهد و موقعیت موارد مشکوک به ندول‌های سرطانی را به پزشک تذکر دهد. با این کار پزشک با دقت بیشتری به امر تشخیص می‌پردازد. تشخیص ندول از مراحل اولیه CAD است و می‌توان مرحله دیگری برای تشخیص خوش‌خیمی و بدخیمی ندول به آن افزود.

می‌توان فرآیند تشخیص ندول را به چند گام کوچک‌تر شکست: ۱- پیش پردازش، ۲- شناسایی کاندیدا، ۳- کاهش خطای مثبت، و اگر هدف تشخیص بدخیمی یا خوش‌خیمی ندول‌ها باشد مرحله دیگری با هدف تشخیص نوع ندول می‌توان به آن افزود [۴]. مرحله شناسایی کاندیدا خود به دو زیر بخش استخراج ویژگی و طبقه‌بندی تقسیم می‌شود. یعنی پس از تعیین بخش ریه، یک فرآیند شناسایی جهت مشخص نمودن ندول از میان همه موارد مشکوک در هر اسلایس از تصاویر CT انجام می‌شود.

اولین مقاله در مورد سیستم اتوماتیک CAD در یافتن ندول های ریوی، به سال ۱۹۸۹ برمی‌گردد [۵]. سپس در طی سال های ۱۹۹۸-۲۰۰۴، تحقیقات زیادی در این زمینه انجام شده است. تکنیک‌های زیادی برای تشخیص اتوماتیک و طبقه‌بندی در تصاویر CT با اسلایس نازک، پیشنهاد شده است [۸-۶]. برخی از این روش‌ها عبارتند از: آستانه‌گذاری چند گانه [۹-۱۱]، مورفولوژی ریاضی [۱۳-۱۲]، انطباق بر الگو به صورت صفحات و کره‌های گاوسی [۲۲-۲۳]، Region Growing [۲۴]، آستانه گذاری [۲۰-۱۶]، الگوریتم ژنتیک [۲۱] و فیلترهای ارتقاءدهنده ساختار [۲۶-۲۵]. در بسیاری از روش‌های به کار رفته از این ویژگی ندول‌ها استفاده شده است که توزیع سطح خاکستری آنها در اطراف یک توزیع نمایی متمرکز می‌شود. نیز برای تولید اتوماتیک سطح خاکستری ندول مورد نظر از مدل متقارن گاوسی استفاده شده است [۲۸-۲۷].

در فرآیند تشخیص دو نوع خطا ممکن است رخ دهد: خطای منفی مربوط به مواردی هستند که واقعاً ندول می‌باشند، اما به عنوان ندول دسته‌بندی نمی‌شوند؛ خطای مثبت ناشی از گزارش

مربوط به کلیه موارد مذکور، به معنای انطباق کامل منطقه در دو اسلایس نیست. مفهوم این انطباق فازی است. به عبارت دیگر وجود اشتراکی که به اندازه کافی موید تکرار باشد، معنای انطباق دارد.

در این مقاله از فیلترهای مورفولوژی opening و Erosion استفاده شده است که روابط (۱) و (۲) به ترتیب نشان‌دهنده روابط ریاضی آنها بین تصاویر A و B می‌باشند:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (1)$$

$$A \ominus B = \left\{ z \mid (B)_z \cap A^c \neq \emptyset \right\} \quad (2)$$

مقادیر تکرار برای نویز، ندول و بافت‌های ریه به نویز تصویربرداری، مشخصات تصویر CT و ماهیت خاص بافت ریه هر شخص بستگی دارد. در عمل باید این مقادیر را با توجه به تکنیک تصویربرداری تصاویر (لایه نازک) و از بررسی آماری تصاویر LIDC^۲ که در آنها ندول و غیر ندول در هر اسلایس مشخص شده‌اند، به دست آورد.

پایگاه داده LIDC، شامل تصاویر CT و اطلاعات تکنیکی مرتبط با آنها، موقعیت و مشخصات ندول‌ها و اطلاعات پاتولوژی می‌باشد که در آن هر تصویر CT، در دو مرحله توسط چهار رادیولوژیست مشاهده و بررسی شده است.

۲-۲- بهبود الگوریتم

الگوریتم مذکور در بخش ۲-۱ در حذف بسیاری از بافت‌های ریه که بسیار شبیه به ندول هستند بسیار موفق عمل می‌کند. اما در دو حالت، ندول را هم حذف می‌کند. سه دسته ندول می‌توان در تصاویر CT مشاهده نمود. ندول متصل به دیواره ریه، ندول متصل به بافت درونی ریه و ندول تنها.

اگر در تصویر هدف، ندول به بافت داخلی ریه و یا به دیواره ریه چسبیده باشد، انطباق فازی به گونه‌ای که شرح داده شد برای ندول در تعداد اسلایس بیشتری اتفاق می‌افتد. از این رو آن ندول همراه با بافت متصل به آن به عنوان بافت دورن ریه شناسایی و حذف می‌شود.

راه حل این مشکل جداکردن ندول از آن بافت است. از آنجا که انجام این کار به صورت اتوماتیک ممکن نیست، لازم است تصاویر مورد پردازش را از ابتدا به پنجره‌های کوچکتری تقسیم کرد. این تقسیم‌بندی به گونه‌ای انجام می‌شود که بین دو پنجره همسایه خطوطی با شدت روشنایی صفر حایل باشند. با این کار امکان اینکه ندول باز هم به دیواره و یا بافت ریه متصل بماند کم می‌شود. اگرچه این تقسیم‌بندی بهینه نیست، اما به هر حال مانع از حذف تمام یک ندول متصل در مرحله پیش‌پردازش می‌شود.

آنچه نقص روش تقسیم‌بندی محسوب می‌شود، حذف ندول‌های کوچکی است که به بافت ریه متصل نمی‌باشند. با توجه

از درون ریه حذف نمود و فضای مورد جستجو را محدود کرد تا سرعت و دقت در مرحله تشخیص ندول بالا رود.

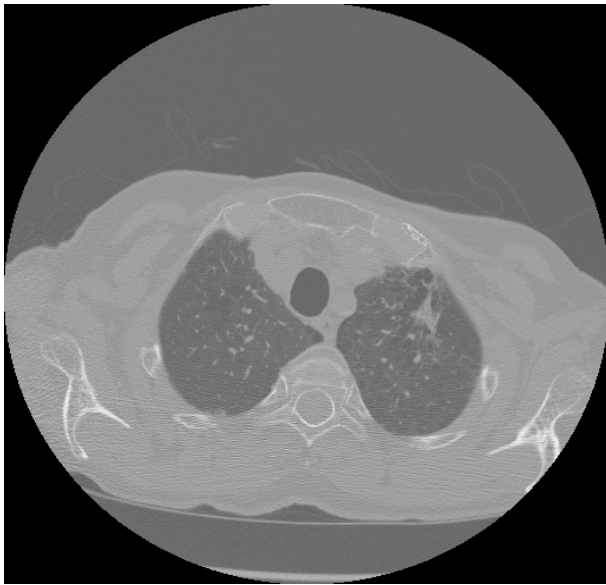
این کنتراست معمولاً مربوط به شدت روشنایی است. بافت درون ریه به گونه‌ای است که در تصاویر CT هر اسلایس رگ‌ها و مسیرهای هوایی به صورت مناطقی با روشنایی زیاد در فضای تاریک درون ریه دیده می‌شوند. به علاوه تصویر CT شامل بافت‌های دیگر چربی و ماهیچه نیز هست. حذف نقاط بسیار تاریک و بافت‌های چربی و ماهیچه به سادگی و با آستانه‌گذاری قابل انجام است. حذف نویز موجود در تصویر (مناطق بسیار کوچک با سطح روشنایی بالا) نیز با اعمال روش‌های مورفولوژی ممکن است. متأسفانه مرز مشخصی بین سطح روشنایی مقطع رگ‌ها یا مسیرهای هوایی و ندول وجود ندارد. همچنین آنها از نظر اندازه بسیار به هم شباهت دارند. آنچه پزشک برای تفکیک بین این دو انجام می‌دهد، دنبال کردن مورد مشکوک در اسلایس‌های متوالی است. به این معنی که اگر مورد مشکوک در چند اسلایس متوالی ظاهر شده باشد، بی شک ندول نبوده است. چرا که ندول کروی با حجم محدود و رگ استوانه‌ای و ممتد است. می‌توان گفت ندول، رگ و کیسه هوایی در یک اسلایس کنتراستی ندارند، اما توجه به اسلایس‌های متوالی باعث بروز کنتراست بین آنها می‌شود. در این مقاله پیش‌پردازش انجام شده بر این الگوریتم استوار است.

۲-۱- الگوریتم پیش‌پردازش

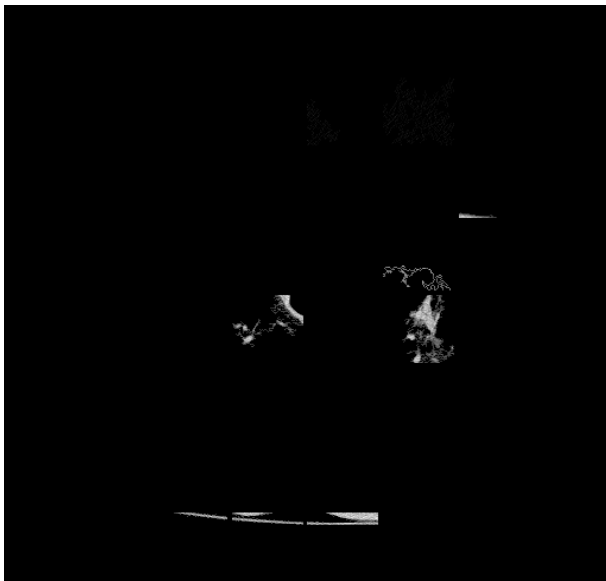
در هر اسلایس ابتدا با آستانه‌گذاری (بسیار تقریبی) بر روی تصویر، نقاط تاریک درون ریه (که از این سطح آستانه کمتر هستند) را حذف نموده و سپس با استفاده از روش‌های مورفولوژی نقاط مربوط به نویز تصویر را حذف می‌کنیم. از این پس تصویر اصلی که هدف شناسایی ندول در آن است، تصویر هدف می‌نامیم. همین کار را همزمان بر روی ۱۰ تصویر بعد و قبل از تصویر هدف انجام می‌دهیم.

سپس نقاط موجود در تصویر هدف آستانه‌گذاری شده را به منظور تفکیک ندول از دیواره ریه (که در همه اسلایس‌ها وجود دارد)، و نیز رگ‌ها و مسیرهای هوایی و گاه نویز، در تصاویر آستانه‌گذاری شده قبل و بعد دنبال می‌کنیم. اگر سطح روشنایی بالا در تصویر هدف، ناشی از نویز تصویربرداری در آن اسلایس باشد، انتظار نداریم در اسلایس‌های متوالی تکرار شود. حال آن که گذر از آستانه مربوط به ندول، بسته به حجم ندول در تعداد اندکی اسلایس متوالی تکرار می‌شود.

تعداد اسلایس‌های دربرگیرنده منطقه گذر از آستانه در مورد یک رگ یا مسیر هوایی و دیواره ریه به مراتب بیش از ندول است. اجسام نویزی، سریعتر و بافت‌های ریه، کندتر از ندول‌ها محو می‌شوند. واضح است که تکرار گذر از آستانه (مقدار x)



(الف)



(ب)

شکل ۲- (الف) تصویر CT ریه شامل ندول چسبیده به دیواره ریه، (ب) تصویر پیش پردازش شده حاوی نقاط مشکوک به ندول

۳- شناسایی ندول

در این مرحله قصد داریم با استفاده از روش تطبیق الگو و الگوریتم بیشترین همانندی^۷، ندول‌های موجود در تصویر پیش‌پردازش‌شده را تشخیص دهیم.

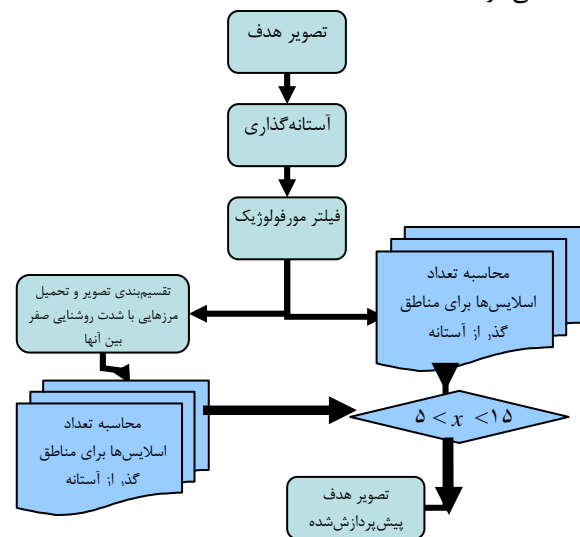
۳-۱- الگوهای به کار رفته

گونه‌های متفاوتی از ندول وجود دارد که دارای اشکال، اندازه و شدت روشنایی متفاوتی هستند. در تصاویر موجود در پایگاه داده LIDC، ندول و غیرندول برای هر تصویر مشخص شده است. با

به موارد فوق و وجود انواع متفاوت ندول‌ها در تصاویر مختلف (ندول‌های چسبیده به دیواره ریه و رگ‌ها و ندول‌های کوچک نامتصل به بافت ریه)، به‌منظور بهینه‌سازی مرحله پیش‌پردازش، این مرحله را در دو فاز ۱ و ۲ با دو هدف مختلف انجام می‌دهیم. ترکیب تصاویر حاصل از این دو فاز که به موازات هم انجام می‌گیرند، خروجی مرحله پیش‌پردازش محسوب می‌شود. تصاویر آستانه‌گذاری‌شده از فیلتر مورفولوژیکی که بخش‌های کم‌سطح را حفظ می‌کند عبور می‌کنند. در فاز ۱ به‌منظور شناسایی ندول‌های نامتصل به بافت ریه الگوریتم مذکور در بخش ۱-۲ بر روی تصاویر فیلترشده اعمال می‌شود. فیلتر مورفولوژیک مکملی تصاویر فاز ۲ را به دست می‌دهد. در این فاز تلاش می‌شود تا ندول‌های متصل به دیواره ریه و رگ‌ها از بافت ریه تفکیک شود.

مراحل کلی پیش‌پردازش طی فلوچارت شکل (۱) نشان

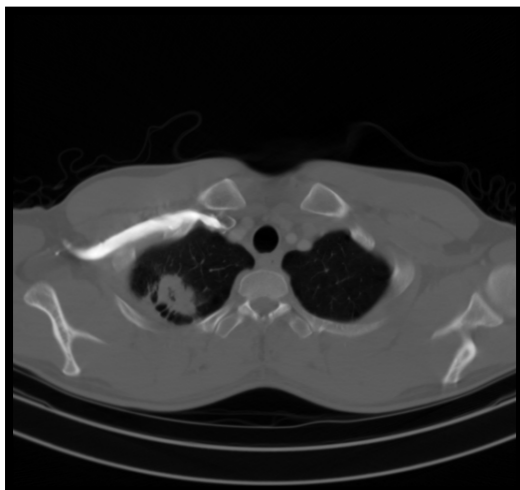
داده می‌شود:



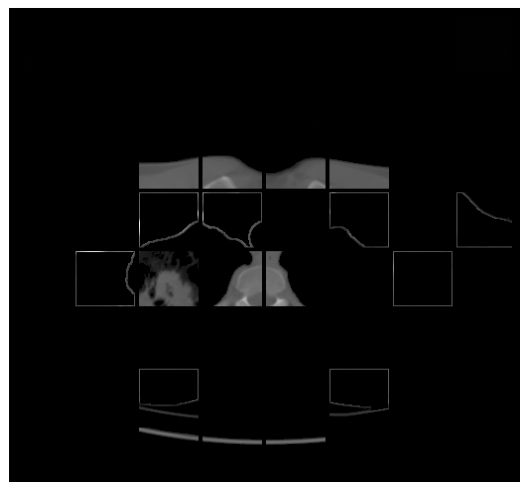
شکل ۱- مراحل کلی پیش‌پردازش

بنابر این در نهایت، تصویری خواهیم داشت که تنها شامل نقاط مشکوک به ندول بوده و نقاط نویزی و غیرندول آن به حداقل رسیده و عاری از هرگونه پس‌زمینه‌ای می‌باشد (شکل‌های ۲- ب) و ۳- ب) و ۴- ب)). اکنون کافی است با اعمال الگوریتم جستجو بر روی تصویر به‌دست‌آمده، که تنها شامل نقاط مشکوک به ندول می‌باشد، به شناسایی ندول‌های موجود در تصویر بپردازیم. لازم به‌ذکر است که شکل ۲- الف) و ۴- الف) شامل ندول متصل به دیواره ریه و شکل ۳- الف) دارای ندول تنها، می‌باشد. لذا شکل ۲- ب) و ۴- ب) نشان دهنده نتیجه روش پیش‌پردازش با تقسیم‌بندی تصویر و شکل ۳- ب) نشان‌دهنده نتیجه روش پیش‌پردازش بدون تقسیم‌بندی تصویر و بر طبق الگوریتم مذکور در بخش ۱-۲ می‌باشد.

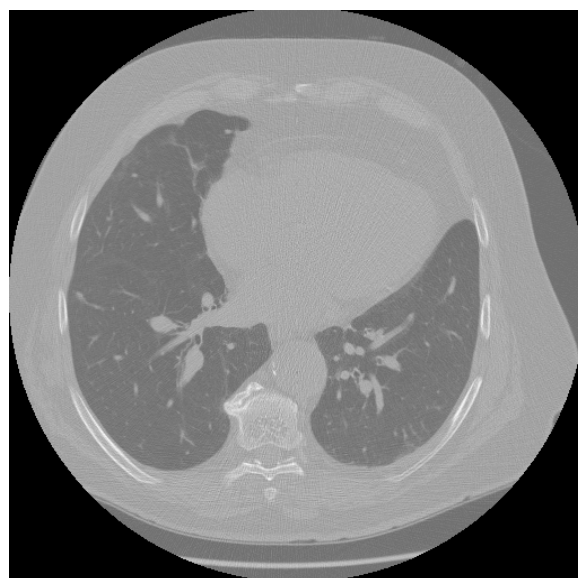
مطالعه کارهای گذشته و بررسی ندول‌های مشخص شده در پایگاه داده موجود از LIDC، الگوهای مختلفی برای ندول‌ها در نظر گرفته شده که به منظور تشخیص آنها به کار می‌روند. این الگوها شامل تعدادی ندول واقعی می‌باشند که با استفاده از اطلاعات موجود در پایگاه داده به دست آمده اند. به منظور تعمیم دادن روش مورد استفاده به سایر پایگاه های داده، میانگینی از الگوهای به دست آمده بکار رفته است. تعداد این الگوها مجموعاً ۶۰ الگو می باشد. بخش‌های روشن، مشخص کننده ندول و بخش‌های تیره، بافت داخلی ریه می‌باشد، شکل (۵).



(الف)



(ب)

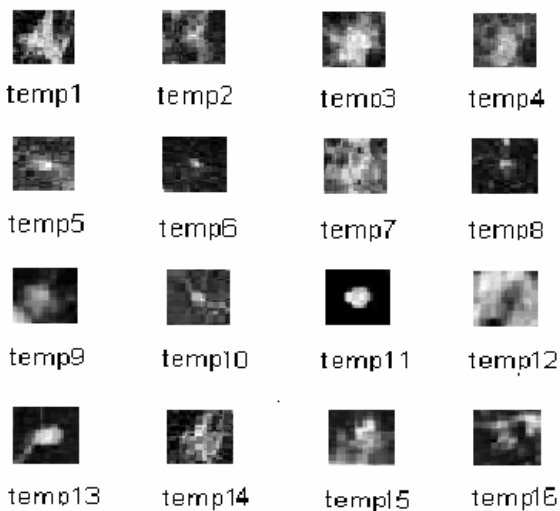


(الف)



(ب)

شکل ۴- (الف) تصویر CT ریه شامل ندول متصل به دیواره ریه، (ب) تصویر پیش پردازش شده حاوی نقاط مشکوک به ندول



شکل ۵- تعدادی از الگوهای مورد استفاده

شکل ۳- (الف) تصویر CT ریه شامل ندول تنها، (ب) تصویر پیش پردازش شده حاوی نقاط مشکوک به ندول

۲-۳- بیشترین همانندی

از آنجایی که پس از مرحله پیش پردازش، تصویر حاصل علاوه بر ندول‌ها شامل عده‌ای از غیر ندول‌ها می‌باشد، و نیز چون شکل، اندازه و شدت روشنایی در ندول‌ها متفاوت است، جهت شناسایی ندول‌ها با استفاده از الگوهای موجود، از روش بیشترین همانندی استفاده می‌شود. در واقع به علت نامشخص بودن شکل ندول‌ها در هیچ‌یک از الگوها نمی‌توان انتظار همانندی کامل بین الگو و ندول را داشت. اما با انتخاب الگوهای مناسبی برای ندول، منطقی است که شباهت همه ندول‌ها با الگوها به طور متوسط بیش از شباهت هر غیر ندول با الگوها باشد. به علاوه از میان همه الگوها، ندول دارای همان مشخصات الگویی است که بیشترین همانندی به آن را دارد. همانندی بین هر منطقه از تصویر و الگوها از رابطه (۳) محاسبه می‌شود.

$$sim(k) = \frac{\sum_{i,j} p(i,j) - temp_k(i,j)}{\sqrt{\sum_{i,j} (p^2(i,j) - temp_k^2(i,j))}} \quad (3)$$

که در آن p ، پنجره‌ای از تصویر و $temp_k$ الگوی k ام می‌باشد.

با اعمال این روش بر روی تصویر پیش‌پردازش‌شده، محلی که در آن میزان همانندی بین حداقل یکی از الگوها و نقاط تصویر، بیشتر از مقدار خاصی باشد، به عنوان ندول شناسایی می‌شود. الگوی آن ندول، الگویی است که بیشترین همانندی با آن محل از تصویر را داشته باشد.

این روش جستجوی محل ندول که در آن، میزان همانندی هر پنجره تصویر با هر یک از الگوها محاسبه می‌گردد روش بهینه جستجوی مستقیم^۸ می‌باشد. دقت این روش نسبت به سایر روش‌های جستجو بیشتر است.

۴- نتایج تجربی

الگوریتم شرح داده شده در دو قسمت قبل، بر تصاویر CT به دست آمده از ۷ بیمار اعمال شد. میزان همانندی برای همه پیکسل‌های مشخص شده در مرحله پیش‌پردازش محاسبه شده است. در واقع محدود شدن مناطق مورد جستجو در مرحله پیش‌پردازش این امکان را می‌دهد که استفاده از روش بهینه جستجوی مستقیم، به اندازه کافی سریع باشد. روش جستجوی مستقیم، دقت بیشتری نسبت به هر روش جستجوی دیگر دارد، اما معمولاً به علت کندی آن کمتر مورد استفاده قرار گرفته است. در نهایت، ماتریسی که شامل مختصات مرکزی ندول شناسایی شده است حاصل می‌گردد.

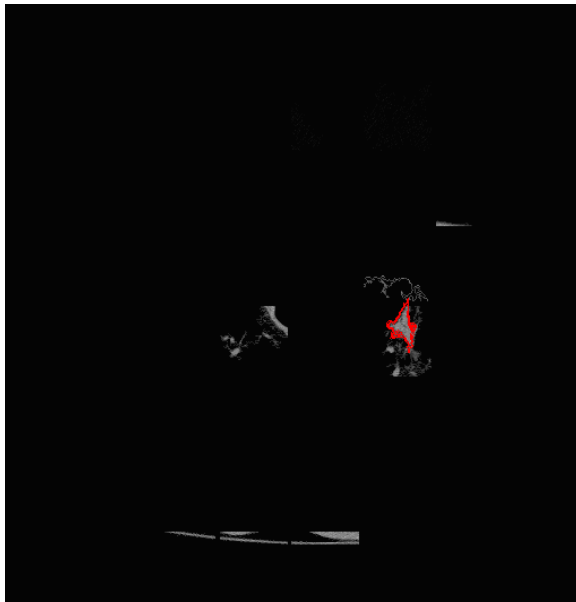
لازم به ذکر است، به منظور مقایسه نتیجه الگوریتم با نظر پزشکان، ندول‌های شناسایی شده در تصویر، با ندول‌های مشخص شده در پایگاه داده مقایسه شده و نتایج یکسانی حاصل گردیده است، شکل (۶).

با اعمال الگوریتم بیشترین همانندی بر روی پایگاه داده شامل بیش از ۱۱۰۰ اسلایس که از ۷ بیمار به دست آمده است، همه ندول‌ها به درستی شناسایی شدند (حساسیت ۱۰۰٪). ضمناً، بدون انجام مرحله کاهش خطای مثبت، تعداد خطای مثبت در هر اسلایس، ۳ می‌باشد. نتایج حاصل از اعمال الگوریتم بر روی پایگاه داده موجود در جدول (۱) نشان داده می‌شود.

۵- نتیجه گیری

روش مورد استفاده در این مقاله، در مقایسه با سایر روش‌های شناسایی ندول، از حساسیت، دقت و سرعت بسیار بالاتری برخوردار بوده و خطای مثبت آن نیز بسیار کم می‌باشد (در اینجا مرحله کاهش FP وجود ندارد). در این روش کلیه ندول‌های ریوی، حتی آنهایی که به دیواره ریه و یا راه‌های هوای متصل باشند، شناسایی می‌شوند.

با توجه به دو نوع پیش پردازش و تفکیک انواع ندول‌ها در این مرحله و نیز با استفاده از الگوهای واقعی بیشتری، خطای مثبت به شدت کاهش یافته و دیگر نیازی به مرحله کاهش خطای مثبت نمی‌باشد.

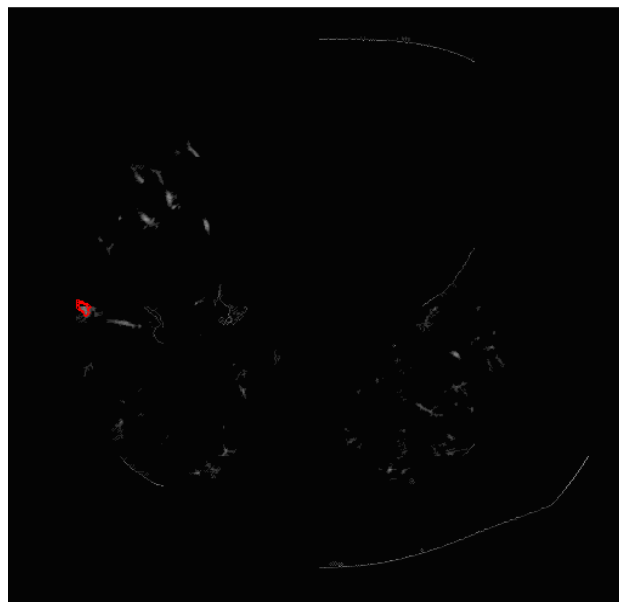


(الف)

جدول ۱. نتایج حاصل از اعمال الگوریتم بر روی پایگاه داده

موجود

شماره بیمار موجود در پایگاه داده	تعداد اسلایس های موجود	تعداد اسلایس هایی که داری ندول میباشند	تعداد انواع ندول های هر بیمار	درصد شناسایی درست ندول	تعداد خطای مثبت در هر اسلایس
۱۳۶۱۴۱۹۳۲۸۵۰۳۰۰۲۵	۲۶۹	۵	۴	٪۱۰۰	۱
۱۳۶۱۴۱۹۳۲۸۵۰۳۰۰۲۶	۲۶۸	۳۹	۲۳	٪۱۰۰	۳
۱۳۶۱۴۱۹۳۲۸۵۰۳۰۰۲۷	۱۳۶	۱۷	۲۴	٪۱۰۰	۳
۱۳۶۱۴۱۹۳۲۸۵۰۳۰۰۳۰	۱۰۴	۲۳	۱۰	٪۱۰۰	۲
۱۳۶۱۴۱۹۳۲۸۵۰۳۰۰۳۱	۱۰۹	۱۳	۲۳	٪۱۰۰	۴
۱۳۶۱۴۱۹۳۲۸۵۰۳۰۰۳۲	۱۰۶	۱۸	۷۰	٪۱۰۰	۵
۱۳۶۱۴۱۹۳۲۸۵۰۳۰۰۳۳	۱۱۶	۱۱	۱۳	٪۱۰۰	۳
نتیجه نهایی	۱۱۰۸	۲۹۶	۱۶۷	٪۱۰۰	۳ (به طور میانگین)



(ب)



(ج)

شکل ۶. سه نمونه ندول شناسایی شده در تصویر (الف) ندول تشخیص داده شده در شکل ۲-الف، (ب) ندول تشخیص داده شده در شکل ۳-الف، (ج) ندول تشخیص داده شده در شکل ۴-الف

۶- مراجع

- [1] M. S. Brown, J. G. Goldin, R. D. Suh, M. F. McNitt-Gray, J. W. Sayre, D. R. Aberle; **“Lung Micronodules: Automated Method for Detection at Thin-Section CT-Initial Experience”**, Radiology, Vol.226, No. 1, pp. 256-262, Jun. 2003.
- [2] J. H. M. Austin, N. L. Muller, P. J. Friedman, D. M. Hansell, D. P. Naidich, M. Remy Jardin, W. R. Webb, E. A. Zerhouni; **“Glossary of Terms for CT of the Lungs: Recommendations of the Nomenclature Committee of the Fleischner Society”**, Radiology, vol. 200, No. 2, pp. 327-331, Aug. 1996.
- [3] B. van Ginneken, B. M. H. Romeny, and M. A. Viergever; **“Computer-Aided Diagnosis in Chest Radiography: A Survey”**, IEEE Trans. Med Imaging, Vol. 20, pp. 1228-1241, 2001.
- [4] Martin Dolejš; **“Detection of Pulmonary Nodules from CT Scans”**, CZECH TECHNICAL UNIVERSITY, January 2007
- [5] F. Pretoux, N. Merlet, P. Grenier, and M. Mouhli, **“Algorithms for Automated**

- Reduction Scheme**", ICIP06, pp. 1921-1924.
- [15] J. F. Erasmus, H. P. MacAdams, J. E. Connolly; "**Solitary Pulmonary Nodules: part II. Evaluation of the Indeterminate Nodule**", Radiographs 2000; 20:59-66.
- [16] K. Suzuki, S. G. Armato, F. Li, S. Sone, and K. Doi; "**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, 2003.
- [17] A. Farag, A. El-Baz, and G.L.Gimel'farb, .Precise; "**Image Segmentation by Iterative EM-Based Approxiation of Empirical Grey Level Distributions with Linear Combinations of Gaussians**", in IEEE Workshop on Learning in Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, DC, USA, July, 2004.
- [18] H. Takizawa, S. Yamamoto, T. Matsumoto, Y. Tateno, T. Iinuma, and M. Matsumoto, "**Recognition of Lung Nodules from X-ray CT Images using 3-D Markov Random Field Models**", Proc. SPIE, Vol. 4684, pp. 716-725, 2002.
- [19] S. G. Armato, F. Li, M. L. Giger, H. MacMahon, S. Sone, and K.Do; "**Lung Cancer: Performance of Automated Lung Nodule Detection Applied to Cancers Missed in a CT Screening Program**", Radiology, Vol. 225, No. 3, pp. 685-692, 2002.
- [20] R.Wiemker, P. Rogalla, A. Zwartkruis, and T. Blaffert; "**Computer Aided Lung Nodule Detection on High Resolution CT Data**", Proc.SPIE, Vol. 4684, pp. 677-688, 2002.
- [21] Jamshid Dehmeshki, Musib Siddique, Xin-Yu Lin, Mary Roddie and John Costello; "**Automated Detection of Nodules in the CT Lung Images Using Multi-Modal Genetic Algorithm**", Proceedings of the 3rd International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (2003).
- [22] Y. Lee, T. Hara, H. Fujita, S. Itoh, and T. Ishigaki, "**Automated Detection of Pulmonary Nodules in Helical CT Images Based on an Improved Template-Matching Technique**" IEEE Trans. Medical Imaging 20(7), pp. 595-604, 2001.
- [23] A. Farag, A. El-Baz, G. L. Gimel'farb, R. Falk, and S. G. Hushek, "**Automatic Detection and Recognition of Lung Abnormalities in Helical CT Images using Deformable Templates**" in 7th Medical Image Computing and Computer **Evaluation of Pulmonary Lesions by High Resolution CT via Image Analysis**", in Proc. Radiol. Soc. Of North America RSNA '89, p.416, 1989
- [6] C. Bahlmann, X. Li, and K. Okada; "**Local Pulmonary Structure Classification for Computer-Aided Nodule Detection**", 2005.
- [7] H. Taguchi, Y. Kawata, N. Niki, H. Satoh, H. Ohmatsu, R. Kakinuma, K. Eguchi, M. Kaneko, and N. Moriyama; "**Lung Cancer Detection Based on Helical CT Images using Curved Surface Morphology Analysis**", Proc. SPIE 3661, 1307-1314 ~1999.
- [8] M. L. Giger, K. T. Bae, and H. MacMahon; "**Computerized Detection of Pulmonary Nodules in Computed Tomography Images**", Invest. Radiol. 29, 459-465 ~1994!.
- [9] S. G. Armato, III, M. L. Giger, C. J. Moran, J. T. Blackburn, K.Do, and H. MacMahon; "**Computerized Detection of Pulmonary Nodules on CT scans**", Radiographics, Vol. 19, No. 5, pp. 1303-1311, Sept.-Oct. 1999.
- [10] A. Enquobahrie, A. P. Reeves, D. F. Yankelevitz, and C. I.Henschke; "**Automated Detection of Pulmonary Nodules from Whole Lung Helical CT scans: Performance Comparison for Isolated and Attached Nodules**", Proc. SPIE, Vol. 5370, pp. 791-800, 2004.
- [11] Zhao, M. S. Ginsberg, R. A. Lefkowitz, L. Jiang, C. Cooper, and L. H. Schwartz; "**Application of the LDM Algorithm to Identify Small Lung Nodules on Low-Dose MSCT scans**", Proc. SPIE, Vol. 5370, pp. 818-823, 2004.
- [12] K. Awai, K. Murao, A. Ozawa, M. Komi, H. Hayakawa, S. Hori, and Y. Nishimura; "**Pulmonary Nodules at Chest CT: Effect of Computer-Aided Diagnosis on Radiologists' Detection Performance**", Radiology, Vol. 230, No. 2, pp. 347-352, 2004.
- [13] T. Ezoe, H. Takizawa, S. Yamamoto, A. Shimizu, T. Matsumoto, Y. Tateno, T. Iinuma, and M. Matsumoto; "**An Automatic Detection Method of Lung Cancers Including Ground Glass Opacities from Chest X-ray CT images**", Proc. SPIE, Vol. 4684, pp. 1672-1680, 2002.
- [14] N. Memarian, J. Alirezaie, and Paul Babyn; "**Computerized Detection of Lung Nodules with an Enhanced False Positive**

- Assisted Intervention (MICCAI), 2, pp. 856-864, 2004.
- [24] F. Li, C. Novak, J. Qian, G. Kohl, and D. Naidich, “**Automatic Detection of Lung Nodules from Multi-Slice Low-Dose CT Images**”, in Medical Imaging 2001: Image Processing, pp. 1828-35, (San Diego, CA), 2001.
- [25] S. Chang, H. Emoto, D. N. Metaxas, and L. Axel; “**Pulmonary Micronodule Detection from 3D Chest CT**”, in 7th Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI), 2, pp.821-828, 2004.
- [26] D. S. Paik, C. F. Beaulieu, G. D. Rubin, B. Acar, R. B. J. Jeffrey, J. Yee, J. Dey, and S. Napel; “**Surface Normal Overlap: A Computer-Aided Detection Algorithm with Application to Colonic Polyps and Lung Nodules in Helical CT**”, IEEE Trans. Med. Imag., Vol. 23, No.6, pp. 661-675, Jun. 2004.
- [27] Farag, A. El-Baz, G. L. Gimel'farb, R. Falk, M. Abou El-Ghar, T. Eldiasty, S. Elshazly; “**Appearance Models for Robust Segmentation of Pulmonary CT: Effect of Computer-Aided Diagnosis on Radiologists Nodules in 3D LDCT Chest Images**” Proc. of International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'06), Copenhagen, Denmark, October 1-6, 2006, pp. 662-670.
- [28] M. Pal and P. M. Mather. “**Support Vector Classifiers for Land Cover Classification**”. Presented at Map India, 2003. [Online].

۷- پی نوشتها

-
- ¹-Fleischer انجمن
²- Computer Aided Detection(CAD)
³- Nodule
⁴- False positive (FP)
⁵- Support Vector Machine
⁶- Lung Image Database Consortium
⁷- Maximum similarity
⁸- Direct search