

تشخیص خودکار الگوهای پاتولوژیک ریوی در

تصاویر HRCT بیماران مبتلا به ILD

آذر طلوعی^۱، حمید ابریشمی مقدم^۲ و معصومه گیتی^۳

^{۱،۲} دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، دانشکده‌ی مهندسی برق، گروه مهندسی پزشکی

^۳ دانشگاه علوم پزشکی تهران، گروه رادیولوژی

چکیده

تشخیص خودکار الگوهای پاتولوژیک ریوی در تصاویر HRCT بیماران مبتلا به ناهنجاری‌های بافت بینابینی ریه (ILD)، یک مرحله مهم در ایجاد یک سیستم تشخیص به کمک رایانه می‌باشد. الگوریتم ارائه شده جهت دسته‌بندی الگوهای بافت ریه شامل سه مرحله می‌باشد: در مرحله‌ی اول ریه از پس‌زمینه جدا می‌شود. در مرحله‌ی دوم دو بانک فیلتری موجک فوق کامل به نام‌های فریم‌های موجک گسسته (DWF) و فریم‌های موجک دوران‌یافته (RWF) برای استخراج ویژگی از نواحی مطلوب (ROI) تعریف شده درون بافت ریه استفاده می‌شوند و در نهایت الگوریتم k -نزدیک‌ترین همسایه‌ی فازی برای دسته‌بندی الگوها اعمال می‌گردد. در این مطالعه چهار الگوی مرتبط با ILD (شیشه مات، لانه زنبوری، رتیکولار و نرمال) از یک پایگاه داده شامل ۳۴۰ تصویر HRCT انتخاب شده‌اند و مورد بازشناسی قرار می‌گیرند. عملکرد سیستم رایانه‌ای با عملکرد دو رادیولوژیست مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. ضریب توافق کاپا بین سیستم و دو رادیولوژیست به‌طور متوسط ۰/۶۵۴۳ می‌باشد، در مقایسه با ضریب توافق ۰/۶۸۴۸ بین دو رادیولوژیست. در پایان تحقیق، با انجام تحلیل آماری، رابطه‌ی میان داده‌های کمتی حاصل از سیستم رایانه‌ای و نتایج آزمایش تنفسی ارزیابی شده است. نتایج حاصل از تحلیل آماری نشان می‌دهد فرآیند ارزیابی کمتی بافت ریه و دستیابی به مقادیر عددی و دقیق به ازای الگوهای موجود در بیماری‌های بافت بینابینی ریه با استفاده از تصاویر HRCT، با موفقیت انجام شده است و میان نتایج کمتی حاصل از سیستم رایانه‌ای و نتایج آزمایش تنفسی بیمار، همبستگی وجود دارد. چنین سیستمی می‌تواند منجر به بهبود تصمیم‌گیری و کارآیی پزشک به‌واسطه‌ی تسهیل در کشف و ارزیابی الگوهای تصویری پیچیده، کاهش تفاوت میان مشاهده‌گرها و حذف اعمال تکراری و تاحدودی خسته کننده شود.

واژگان کلیدی: بخش‌بندی ریه؛ تصاویر HRCT؛ بیماری‌های بافت بینابینی ریه؛ فریم‌های موجک گسسته؛ فریم‌های موجک دوران یافته؛ طبقه‌بندی کننده‌ی k -نزدیک‌ترین همسایه‌ی فازی؛ پارامترهای آزمایش تنفسی.

۱- مقدمه

بیماری‌های مرتبط با دستگاه تنفسی، سومین عامل مرگ و میر و مسئول یک هفتم از مرگ‌ها در میان مردم دنیاست و میلیون‌ها انسان در سراسر جهان از بیماری‌های مزمن ریوی رنج می‌برند. وجود چنین آماری مقابله با بیماری‌های دستگاه تنفس را به امری ضروری بدل ساخته است. بیماری‌های بافت بینابینی ریه (ILDs)، از دسته بیماری‌های مهم ریوی می‌باشند. ILD بر مجموعه‌ای از اختلالات مزمن و شدید ریوی اطلاق می‌گردد. این گروه ناهم‌گون از اختلالات را به دلیل تظاهرات بالینی، رادیولوژیک، فیزیولوژیک و پاتولوژیک مشابه، در کنار هم

طبقه‌بندی می‌کنند. این اختلالات اغلب با میزان مرگ و میر قابل ملاحظه‌ای همراه هستند.

در ILD به‌خاطر رسوب کلژن و ایجاد فیبروز در بافت بینابینی ریه از خاصیت ارتجاعی آن کاسته می‌شود و برای ایجاد تغییر حجم معینی در ریه نسبت به حالت طبیعی اختلاف فشار بیشتری لازم است. آثار تخریبی ناشی از ILD را می‌توان از دیدگاه‌های مختلفی بررسی کرد. دیدگاه کارکردی و فیزیولوژیک که در آن کارکرد تنفسی فرد مبتلا به بیماری، دچار نقصان می‌شود و تأثیرات آن در یافته‌های حاصل از آزمایش تنفسی نمایان است. از دیدگاه پاتولوژیک، بافت ریه دچار خرابی می‌شود که بررسی این موضوع توسط متخصص پاتولوژی با انجام بیوپسی و در آزمایشگاه صورت می‌گیرد. دیدگاه آخر جنبه رادیولوژی و آناتومیک بیماری

¹ Interstitial Lung Diseases

است و در آن رادیولوژیست با بررسی تصاویر ریه‌ی فرد بیمار، به جستجوی الگوهای مربوط به بیماری‌های بافت بینابینی ریه می‌پردازد.

روش تصویربرداری رایج جهت تشخیص این بیماری‌ها، رادیوگرافی قفسه‌ی سینه می‌باشد. با وجود هزینه‌ی کم‌تر و نیز پرتودهی ضعیف آن، دو ویژگی مهم، این روش را برای تشخیص بیماری‌های ظریف ریوی محدود می‌کنند. اول این‌که، تفاوت کم در میرایی بین بافت طبیعی و غیرطبیعی در رادیوگرافی قفسه‌ی سینه به‌سختی قابل مشاهده است؛ لذا ناهنجاری‌های مربوط به بافت اصلی شش به‌خوبی قابل تشخیص نیست. دوم این‌که، بسیاری از ساختارها اعم از طبیعی و غیرطبیعی در رادیوگرافی، هم‌پوشانی دارند که باعث می‌شود تشخیص دشوار گردد. در مقابل، توموگرافی رایانه‌ای با وضوح بالا (HRCT)^۱ اطلاعات بسیار دقیقی درباره‌ی مکان آناتومیکی ناهنجاری فراهم می‌کند (وب و همکارانش ۱۹۹۲). توموگرافی رایانه‌ای با وضوح بالا به‌طور ویژه در تشخیص بیمارانی با رادیوگرافی قفسه‌ی سینه طبیعی ولی علائم بیماری بالینی و ناهنجاری‌های کارکردی ریه که نمایانگر بیماری‌های بافت بینابینی ریوی است، بسیار با ارزش می‌باشد (وچیاوا ۲۰۰۳). هم‌چنین فناوری‌های HRCT اخیر امکان دست‌یابی همگن به تمام قفسه‌ی سینه با وضوح کم‌تر از یک میلی‌متر را در مدت یک تنفس فراهم می‌کنند. این تسهیلات ایجاد شده، منجر به حجم عظیمی از تصاویر می‌شود که باید توسط رادیولوژیست‌ها تفسیر شوند. لذا تحلیل خودکار این داده‌ها امری ضروری است و یک زمینه‌ی تحقیقاتی بسیار فعال در پردازش تصاویر پزشکی می‌باشد. این دسته از مطالعات در گروه سیستم‌های تشخیص به کمک رایانه (CAD)^۲ قرار می‌گیرند. سیستم طراحی شده بدین منظور بر این باور استوار است که بافت ریه در حضور بیماری دچار تغییر شده و این تغییرات در تصاویر بازسازی شده HRCT نمود دارد.

اندازه‌گیری‌های ریاضی متعددی از بافت تصویر برای مطالعه‌ی تفاوت الگوهای ریه در تصاویر HRCT صورت گرفته است. اسلوایم و همکارانش (۲۰۰۳) به‌انحصار روی تشخیص الگوی طبیعی و غیرطبیعی در تصاویر HRCT تمرکز کرده‌اند و هیچ دسته‌بندی بیشتری روی الگوهای غیرطبیعی صورت نگرفته است. /پالوری و همکارانش (۱۹۹۹) ترکیبی از ویژگی‌های آماری و فراکتال را برای مشخصه‌یابی بافت ریه از روی اسکن‌های HRCT به‌کار

بردند. در این روش ابتدا برای هر ROI^۳ به ابعاد ۳۱×۳۱، ۲۲ ویژگی بافتی محاسبه می‌شود و سپس طبقه‌بندی‌کننده‌ی بایزین برای بازشناسی شش الگوی مختلف بافت ریه اعمال می‌گردد. در روش آن‌ها از هیچ اندازه‌گیری فرکانس- مکانی استفاده نشده است. در سال‌های اخیر نشان داده شده که روش‌های مبتنی بر موجک در تحلیل بافت، از کارایی مناسبی برخوردارند (شامشیو و همکارانش ۲۰۰۴). البته تبدیل موجک دارای یک نقص عمده است و آن این‌که تغییرناپذیر با انتقال نیست. این خاصیت بیان‌گر یک مشکل برای الگوریتم استخراج ویژگی بافتی به‌شمار می‌آید، چون در حالت ایده‌آل الگوریتم استخراج ویژگی بافتی باید تغییرناپذیر با انتقال و دوران باشد. در کار ارائه شده توسط دیورسینگ و همکارانش (۲۰۰۷) برای غلبه بر محدودیت تغییرناپذیری با انتقال از فریم‌های موجک گسسته^۴ (DWF) برای مشخصه‌یابی بافت ریه استفاده شده است.

در این مقاله علاوه بر DWF، از یک مجموعه فیلتر موجک دو بُعدی جهت‌دار استفاده شده است. نشان خواهیم داد این مجموعه از فیلترها با استفاده از خاصیت انتخاب‌گری جهت، اطلاعات تکمیلی بافت را نسبت به DWF فراهم می‌آورند. ابتدا بافت اصلی ریه را از پس‌زمینه جدا می‌کنیم؛ این گام به‌عنوان پیش‌نیازی برای تحلیل محتوای تصویر و تشخیص الگوها در یک سیستم CAD به‌شمار می‌آید. الگوهای مورد جستجو عبارتند از سه الگوی غیرطبیعی لانه‌زنبوری، شیشه‌مات و رتیکولار و یک الگوی طبیعی (شکل ۱ نمونه‌هایی از چهار کلاس مذکور را نشان می‌دهد). در مرحله‌ی بعد، از نواحی نشانه‌گذاری شده توسط پزشک، ROIهایی با اندازه‌ی مشخص N×N استخراج می‌شوند. سپس بردارهای ویژگی برای هر ROI درون بافت اصلی ریه تشکیل می‌شوند. این بردارهای ویژگی به‌عنوان ورودی طبقه‌بندی‌کننده‌ی k-نزدیک‌ترین همسایه‌ی فازی هستند که برای تولید برجسته‌ی گروه‌ها آموزش داده می‌شود. پس از اعمال الگوریتم جهت دسته‌بندی الگوها در ROIهای تعریف شده، الگوریتم را روی کل تصویر HRCT اعمال می‌کنیم تا به مقادیر کمی گسترش هر یک از الگوها دست یابیم.

ادامه‌ی مقاله به‌صورت زیر سازماندهی شده است: در بخش دو الگوریتم ارائه شده برای مشخصه‌یابی بافت ریه در تصاویر HRCT تشریح شده است. در بخش سه نتایج آزمایش‌ها و در بخش چهار نتیجه‌گیری و پیشنهادهای ارائه می‌شود.

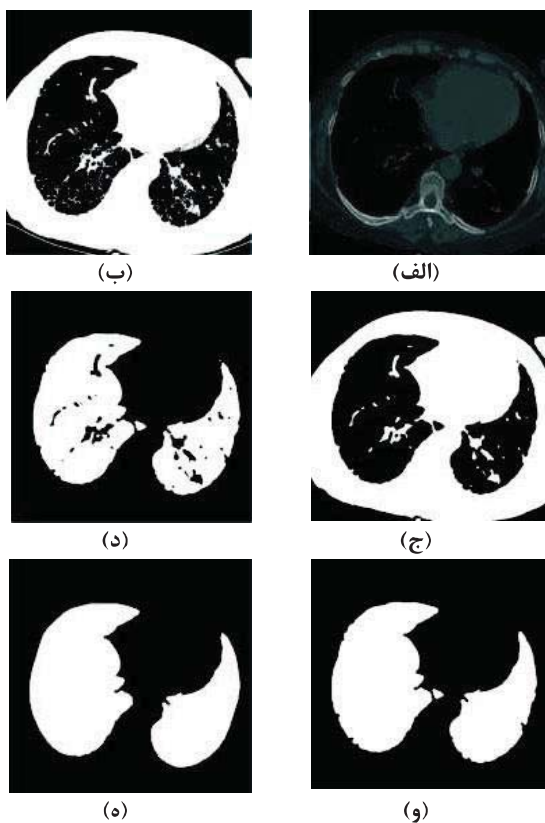
^۳ Region Of Interest

^۴ Discrete Wavelet Frames

^۱ High Resolution Computed Tomography

^۲ Computer Aided Diagnosis

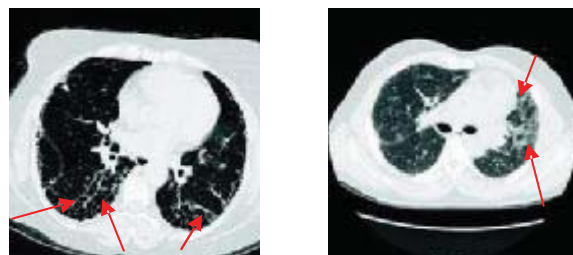
سینه شامل دو گروه اصلی پیکسل هاست: پیکسل‌های دارای سطح خاکستری زیاد که در دیواره‌ی قفسه‌ی سینه واقع شده‌اند و پیکسل‌های دارای سطح خاکستری کم که شامل بافت ریه و نیز هوای اطراف می‌باشند. به دلیل تفاوت زیاد در سطوح خاکستری این دو گروه، آستانه‌گذاری منجر به جداسازی مطلوبی می‌شود. (۲) تصویر توسط فیلتر پایین‌گذر هموار می‌شود و نوفه‌ی موجود در آن کاهش می‌یابد. (۳) پس‌زمینه تصویر، هوای اطراف ریه و سایر بخش‌های زائد حذف می‌شود. (۴) حفره‌های موجود در بافت ریه که برخی از آن‌ها ناشی از نوفه و برخی دیگر ناشی از راه‌های هوایی و عروق می‌باشند، پر می‌گردد. اپراتورهای مورفولوژی برای پرکردن حفره‌های مذکور استفاده شده‌اند. (۵) مرز ریه بازسازی می‌شود. در (شکل ۲) نتیجه‌ی عملیات آستانه‌گذاری بر تصویر و سایر پردازش‌ها تا پایان مرحله‌ی بازسازی مرز ریه نشان داده شده است.



(شکل ۲): (الف) تصویر اصلی (ب) نتیجه عملیات آستانه‌گذاری بر تصویر (ج) تصویر فیلتر شده (د) حذف پس زمینه (و) پر کردن حفره‌ها (ه) بازسازی مرز ریه

۲-۲- استخراج ویژگی

روش‌های استخراج ویژگی بافتی عبارتند از روش‌های آماری، روش‌های مبتنی بر مدل و روش‌های پردازش سیگنال (ریید و همکارانش ۱۹۹۳). مثال‌هایی از این روش‌ها



(ب) لانه زنبوری

(الف) شیشه‌مات



(د) نرمال

(ج) رتیکولار

(شکل ۱): الگوهای رادیولوژیک موجود در بیماری‌های بافت بینابینی ریه.

۲- مشخصه‌یابی بافت ریه

الگوریتم ارائه شده جهت مشخصه‌یابی بافت ریه شامل چندین مرحله است. ابتدا بافت اصلی ریه از پس‌زمینه جدا می‌شود. سپس بردارهای ویژگی با استفاده از دو بانک فیلتری موجک فوق کامل به نام‌های فریم‌های موجک گسسته (DWF) و فریم‌های موجک دوران‌یافته (RWF)^۱ برای هر ROI درون بافت اصلی ریه محاسبه می‌شوند. این بردارهای ویژگی به عنوان ورودی طبقه‌بندی کننده‌ی k نزدیک‌ترین همسایه‌ی فازی هستند که برای تولید برجسته‌ی گروه‌ها آموزش داده می‌شود.

۲-۱- جداسازی ریه از پس زمینه

به‌طور کلی در سیستم‌های تشخیص رایانه‌ای، فرآیند بخش‌بندی تصویر به مثابه پیش‌نیازی برای انجام عملیات تحلیل محتوای تصویر و تشخیص الگوهای مورد جستجو در تصاویر پزشکی است. الگوریتم ارائه شده جهت بخش‌بندی ریه از پس‌زمینه شامل پنج گام است (گرنایوی ۲۰۰۵): (۱) تصویر آستانه‌گذاری می‌شود. در طی این فرآیند، بافت ریه که دارای سطح خاکستری پایینی است، با استفاده از روش اتسو (۱۹۷۹) از سایر بخش‌ها تا حد مناسبی جدا می‌گردد. در روش اتسو با کمینه‌سازی واریانس درون کلاسی پیکسل‌های سیاه و سفید، تصویر سطح خاکستری به یک تصویر باینری تبدیل می‌شود. یک تصویر HRCT قفسه‌ی

^۱ Rotated Wavelet Frames

عبارتند از ماتریس هم‌وقوعی، مدل‌های میدان تصادفی مارکوف گوسی و تحلیل پاسخ تصویر به بانک فیلتری.

مدل‌های بافت نظیر میدان تصادفی مارکوف گوسی (GMRF)^۱ (کوهن و همکارانش) و اتورگرسیون^۲ (مائو و همکارانش ۱۹۹۲) به‌طور عمومی برای سنتز بافت مفید هستند. هرچند می‌توان نشان داد که پارامترهای کنترلی این روش‌ها به اندازه‌ی کافی پایدار نیستند؛ یعنی یک نگاشت یک به یک بین الگوها و مجموعه پارامترها وجود ندارد. به عبارت دیگر هیچ مدلی به‌طور دقیق بر بافت مورد مشاهده منطبق نیست و لذا هیچ یک از مدل‌های پارامتری برای مشخصه‌یابی یک الگوی بافت کامل نیستند.

روش‌های غیرپارامتری مثل ماتریس هم‌وقوعی عملکرد بهتری را از خود نشان می‌دهند. ویژگی‌های توصیف شده از ماتریس هم‌وقوعی مثل کنتراست، همبستگی و غیره به دلیل مفهوم ادراکی که دارند، بسیار رایج می‌باشند؛ هرچند برای تمایز بافت کافی نیستند، چون بسیاری از اطلاعاتی را که توسط ماتریس هم‌وقوعی حمل می‌شوند، حذف می‌کنند.

روش‌های پردازش سیگنال به‌طور عمومی تصویر را در فضایی توصیف می‌کنند که سیستم مختصات آن رابطه‌ی نزدیکی با مشخصات بافت دارد. از این میان روش‌های مبتنی بر تبدیل فوریه در عمل به‌خاطر نداشتن دقت مکانی، کارایی ضعیفی دارند. روش‌های مبتنی بر موجک در تحلیل بافت تصویر، از کارایی مناسبی برخوردارند (سملر و همکارانش ۲۰۰۵). البته تبدیل موجک دارای یک نقص عمده است و آن این که تبدیل موجک تغییرناپذیر با انتقال نیست. این خاصیت بیان‌گر یک مشکل برای الگوریتم استخراج ویژگی بافتی است؛ چون در حالت ایده‌آل الگوریتم استخراج ویژگی بافتی باید تغییرناپذیر با انتقال و دوران باشد.

پیشرفت‌های اخیر در حوزه‌ی موجک روی توصیف‌های چند مقیاسه‌ی تفکیک‌ناپذیر تمرکز دارد که قادر به تسخیر ساختارهای هندسی ذاتی نظیر کانتورهای نرم در تصاویر طبیعی هستند. درحالی‌که موجک‌های سنتی قادر به تسخیر آن‌ها نیستند. برخی پیشرفت‌ها در این زمینه عبارتند از تبدیل‌های شیارک^۳ (پان و همکارانش ۲۰۰۸)، پیچک^۴ (کاندس و همکارانش ۲۰۰۰) و پیرامونک^۵ (دوو و همکارانش ۲۰۰۵).

موجک‌های سنتی تصاویر را در مقیاس‌ها و موقعیت‌های مختلف آنالیز می‌کنند درحالی‌که این تبدیل‌ها یک عامل دیگر، یعنی جهت را نیز در نظر می‌گیرند. با در

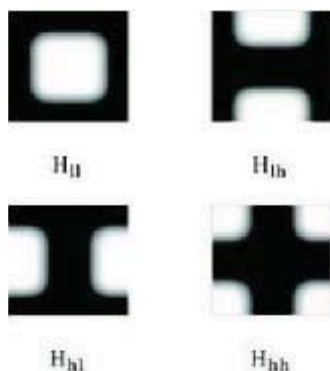
نظر گرفتن عامل جهت، این تبدیل‌ها قادر به توصیف ناپوستگی‌های تصویر نظیر لبه‌ها و کانتورها به‌صورتی بسیار مؤثرتر و با تعداد ضرایب کم‌تری هستند. این ویژگی، تبدیل‌های اخیر را برای کدینگ و حذف نوفه بسیار مناسب ساخته است. از بین همه‌ی این تبدیل‌ها، عامل جهت، در تبدیل لبه‌ای شکل، بسیار برجسته است که از آن برای استخراج ویژگی‌های تغییرناپذیر با دوران استفاده می‌شود. اما از آن جایی که هدف ما دست‌یابی توأم به ویژگی‌های تغییرناپذیر با انتقال و دوران بوده، از DWF برای غلبه بر مشکل تغییرپذیری یا انتقال تبدیل موجک استفاده کرده و برای مشخصه‌یابی بهتر بافت در راستاهای ۴۵ و ۱۳۵ درجه از RWF استفاده نموده‌ایم.

۲-۱-۲- فریم‌های موجک گسسته

می‌دانیم که تبدیل موجک گسسته (DWT)^۶ تغییرناپذیر با انتقال نیست (ملت و همکارانش ۱۹۸۹). این خاصیت به‌طور محسوسی عملکرد هر الگوریتم استخراج ویژگی بافتی مبتنی بر DWT را تنزل می‌دهد. برای غلبه بر مشکل تغییرپذیری با انتقال تبدیل موجک می‌توان از فریم‌های موجک استفاده کرد که در آن زیرنمونه‌برداری انجام نمی‌شود و مشخصه‌های چند مقیاسه این تجزیه که دارای افزونگی است با استفاده از فوق نمونه‌برداری فیلترهای دوبعدی قبل از تجزیه بیشتر به‌دست می‌آید. جزییات بیشتر روش در (آنسر و همکارانش ۱۹۹۵) یافته می‌شود. فرض کنیم $P_i(Z_1, Z_2)$ به‌عنوان پاسخ ضربه‌ی دوبعدی کانال i در حوزه‌ی Z در نظر گرفته می‌شود. نمونه‌ی تقریب (کانال ۰) یک تصویر $I(x, y)$ از یک تجزیه‌ی سه سطحه به‌وسیله‌ی رابطه‌ی زیر در حوزه‌ی Z به‌دست می‌آید:

$$I(Z_1, Z_2)P_0(Z_1, Z_2) = I(Z_1, Z_2)H_{ll}(Z_1^2, Z_2^2)H_{ll}(Z_1^4, Z_2^4) \quad (1)$$

تقسیم‌بندی فرکانسی یک سطح تجزیه DWF در (شکل ۳) نمایش داده شده است.



(شکل ۳): تقسیم‌بندی فرکانسی یک سطح تجزیه DWF

¹ Gaussian Markov Random Field

² Autoregression

³ Ridgelet

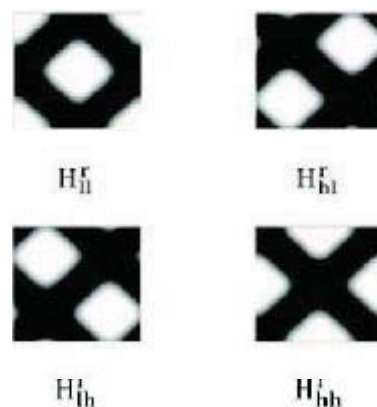
⁴ Curvelet

⁵ Contourlet

⁶ Discrete Wavelet Transform

۲-۲-۲- فریم‌های موجک دوران یافته

(کیم و/اودپا ۲۰۰۰) فیلترهای موجک دوران یافته را با استفاده از فیلترهای موجک هار طراحی کرده‌اند. ضرایب فیلتر موجک دو بُعدی دوران یافته با دوران ضرایب فیلتر موجک دو بُعدی متناظر (z بیانگر ll, lh, hl, hh می‌باشد) به میزان به‌دست می‌آیند. می‌توان نشان داد که اندازه‌ی فیلترهای موجک دوران یافته $(2L-1) \times (2L-1)$ است که طول فیلتر یک بُعدی می‌باشد. هر فیلتر دوران یافته یک چهارم کل ناحیه‌ی فرکانسی را می‌پوشاند. تقسیم‌بندی فرکانسی یک سطح تجزیه‌ی RWF در (شکل ۴) نشان داده شده است.



(شکل ۴): تقسیم‌بندی فرکانسی یک سطح تجزیه RWF

۲-۲-۳- انتخاب پایه‌های موجک

برای تجزیه‌ی موجک از پایه‌های موجک کثیرال جمله‌ای^۱ استفاده می‌کنیم. این موجک‌ها اورتوگونال و متقارن هستند و درجه‌ی کثیرال جمله‌ای (n) خواص زمانی-فرکانسی آن‌ها را تعدیل می‌کند (آنسر ۱۹۹۳). افزایش n منجر به عدم مکان‌یابی^۲ تابع پایه می‌شود و در عین حال دارای این مزیت است که همبستگی بین شاخه‌های مختلف بانک فیلتری را کاهش می‌دهد (ون دی ویل و همکارانش ۲۰۰۵). به عبارت دیگر درجه‌ی چندجمله‌ای کوچک بیانگر موجک تیزتر است که برای توصیف ناپیوستگی‌های محلی تصویر مناسب است. این انتخاب همبستگی بین ضرایب موجک مجاور در همان سطح تجزیه را کاهش می‌دهد. مقادیر بزرگ n هم پوشانی در حوزه‌ی فرکانس بین توابع موجک در وضوح‌های مختلف را کاهش می‌دهد و این به معنای همبستگی ناچیز بین سطوح است (آنسر ۱۹۹۹). بنابراین خواص مطلوب عدم همبستگی بین و درون سطوح موجک می‌تواند با مصالحه در انتخاب n به دست آید.

^۱ B-spline wavelet

^۲ delocalization

۲-۲-۴- ساخت بردارهای ویژگی

انرژی کانال‌ها که مشخصه‌ی مهمی در مسایل تحلیل بافت است، به عنوان ویژگی استخراج می‌شود. انرژی خروجی کانال برای هریک از تجزیه‌های DWF و RWF به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$v_i = \frac{1}{N} \sum_{k,l} |y_i(k,l)|^2 \quad (2)$$

که $y_i(k,l)$ خروجی کانال و N تعداد پیکسل‌ها در $y_i(k,l)$ است. یک رشته از ویژگی‌های v_i بردار ویژگی را برای هر بانک فیلتری تشکیل می‌دهد $\underline{v} = [v_1, v_2, \dots, v_m]$ که $m = 3I + 1$ تعداد زیرباندها در بانک فیلتری و I تعداد سطوح تجزیه موجک می‌باشد.

۲-۲-۵- نرمالیزاسیون

از آنجایی که ویژگی‌های مختلف دارای رنج‌های مختلفی از مقادیر هستند، دسته‌بندی ممکن است تحت تأثیر ویژگی‌های دارای مقدار بزرگ قرار گیرد. به این دلیل قبل از دسته‌بندی، هر ویژگی را بر اساس رابطه‌ی زیر نرمالیزه می‌کنیم:

$$\hat{f}_{i,j} = \frac{f_{i,j} - \mu_j}{\sigma_j} \quad (3)$$

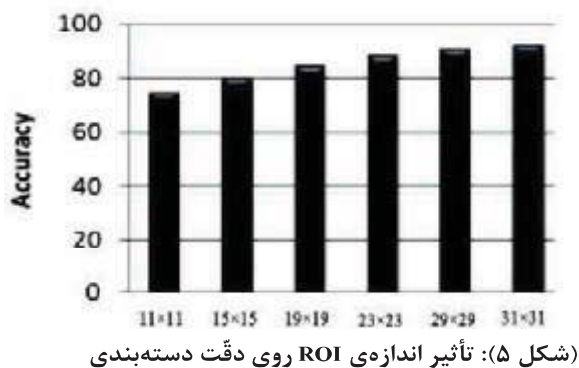
که در آن $f_{i,j}$ ، ویژگی j ام از بردار ویژگی i ام می‌باشد و μ_j و σ_j میانگین و انحراف معیار ویژگی j ام در مجموعه‌ی آموزشی می‌باشند.

۲-۳- الگوریتم دسته‌بندی

به منظور کمی‌سازی خواص تمایزی ویژگی‌های بافتی استخراج شده، از طبقه‌بندی کننده k -نزدیک‌ترین همسایه‌ی (KNN) فازی استفاده می‌کنیم. شایان ذکر است که برای تعیین نزدیک‌ترین همسایه‌ها از معیار فاصله‌ی اقلیدسی بین بردارهای ویژگی نرمالیزه شده استفاده می‌شود. در دسته‌بندی KNN فازی، هر نمونه آزمایش x دارای یک تابع عضویت می‌باشد که بیانگر میزان تعلق این نمونه به کلاس c_i می‌باشد. تابع عضویت به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$U(x, c_i) = \frac{\sum_{k=1}^K U(x_k, c_i) \left(\frac{1}{d(x, x_k)^{\frac{2}{m-1}}} \right)}{\sum_{k=1}^K \left(\frac{1}{d(x, x_k)^{\frac{2}{m-1}}} \right)} \quad (4)$$

در مرحله‌ی بعد از نواحی نشانه‌گذاری شده توسط پزشک، ROI‌هایی با اندازه‌ی مشخص $N \times N$ استخراج شدند. در استخراج ROI، انتخاب مقدار مناسب N از نکات حائز اهمیت است. اندازه‌های مختلفی را برای ROI مورد آزمایش قرار داده‌ایم. برای هر اندازه، در کل ششصد ROI (۱۵۰ نمونه برای هر کلاس) استخراج شده است. سپس برای هر ROI یک بردار ویژگی مطابق بخش ۲-۲ و ۴-۲ استفاده از تجزیه‌ی DWF در سه سطح تجزیه تشکیل می‌شود. آزمایش‌ها دسته‌بندی برای هر یک از اندازه‌ها انجام شده و دقت دسته‌بندی در هر مورد محاسبه شده است. برای به‌دست آوردن دقت دسته‌بندی از روش ارزیابی اعتبار N -دسته‌ای^۱ استفاده شده است (کوهاوی و همکارانش ۱۹۹۵). این روش شامل بخش‌بندی مجموعه داده‌ها به N زیرمجموعه است که N تعداد بیماران موجود در طرح (هفته مورد) می‌باشد. از این هفته زیرمجموعه نمونه‌های موجود در یک زیرمجموعه به‌عنوان داده‌های آزمایش استفاده می‌شوند. نمونه‌های موجود در $(N-1)$ زیرمجموعه دیگر به‌عنوان داده‌های آموزشی استفاده می‌شوند. این روند N مرتبه تکرار می‌شود تا این که تمامی زیرمجموعه‌ها مورد ارزیابی قرار گیرند. در نتیجه مقادیر دقت به‌دست آمده برای استفاده‌های آتی در کاربردهای بالینی قابل اعتماد خواهند بود؛ زیرا هیچ‌گاه آموزش و آزمایش با ROI‌های متعلق به یک بیمار صورت نمی‌گیرد. (شکل ۵) نتایج آزمایش‌ها را نشان می‌دهد. با توجه به (شکل ۵) مشاهده می‌شود که چنانچه N از مقدار مشخصی کمتر باشد، دقت دسته‌بندی افت می‌کند؛ زیرا ROI‌ها امکان نمایش صحیح الگوی بیماری را نخواهند داشت. از سوی دیگر در نظر گرفتن مقدار بزرگ برای پارامتر N از لحاظ محاسباتی پرهزینه است و همچنین در مواردی که الگوها درهم تنیده‌اند، باعث تصادم و تلاقی الگوها خواهد گردید. در نهایت با توجه به مطالب فوق و نیز ویژگی‌های مطرح در مسأله، اندازه‌ی پنجره‌ی 31×31 برای ROI مناسب تشخیص داده شده و از هر کلاس الگو ۱۵۰ ROI با این ابعاد جمع‌آوری شده است.



^۱ N-fold cross validation

که در آن m درجه‌ی فازی‌کنندگی است و به‌طور عمومی برابر دو انتخاب می‌شود. x_k, k کمین نزدیک‌ترین همسایه‌ی نمونه‌ی x می‌باشد و k بیان‌گر تعداد کل نزدیک‌ترین همسایه‌ها می‌باشد. هم‌چنین $U(x_k, c_i)$ تابع عضویت غیر فازی می‌باشد. با فرض این که تعداد کل کلاس‌ها برابر C باشد، برای هر نمونه آزمایش خواهیم داشت: $\sum_{i=1}^C U(x, c_i) = 1$ می‌توان نشان داد که روش KNN فازی بر محدودیت‌های روش KNN سخت غلبه می‌کند (کلر و همکارانش ۱۹۹۵). هم‌چنین طبقه‌بندی‌کننده‌ی KNN فازی می‌تواند برای تشخیص یک کلاس جدید استفاده شود. بدین معنی که چنانچه بیشترین درجه‌ی عضویت یک نمونه، کمتر از یک آستانه از پیش تعیین شده θ باشد، برچسب "نامشخص" به آن اختصاص می‌یابد و این نمونه برای پردازش‌های بعدی فرستاده می‌شود.

۳- نتایج آزمایش‌ها

در این بخش نتایج شبیه‌سازی به‌دست آمده از دو مجموعه آزمایش مختلف ارائه می‌شود. در مجموعه‌ی آزمایش اول ROI‌های استخراج شده، توسط روش پیشنهادی دسته‌بندی می‌شوند و در مجموعه‌ی آزمایش دوم الگوریتم دسته‌بندی روی کل تصویر HRCT اعمال می‌شود تا به مقادیر کمی گسترش ناهنجاری‌ها در ریه دست یابیم.

۳-۱- پایگاه داده

پایگاه داده‌ای شامل ۳۴۰ تصویر با ابعاد 512×512 پیکسل و وضوح دوازده بیت بر پیکسل از مقاطع مختلف ریه‌ی هفته بیمار مبتلا به ILD (به‌ازای هر بیمار به‌طور متوسط بیست تصویر از مقاطع مختلف ریه)، از دو مرکز تصویربرداری نور و اطهری تهران تهیه گردیده است.

۳-۲- تحلیل ناحیه‌ای روی ROI‌های تعریف شده

با هدایت و راهنمایی پزشک متخصص رادیولوژی مشاور طرح که یکی از مؤلفان نیز می‌باشند، این تصاویر به‌دقت بررسی شده و نمونه‌هایی از نواحی درگیر هر یک از چهار کلاس الگوی طبیعی، لانه‌زنبوری، شیشه‌مات و رتیکولار شناسایی و علامت‌گذاری شدند.

هم‌چنین، به‌منظور عمومیت یافتن نمونه‌ها و عدم اختصاص سیستم به موارد خاص، از انتخاب حالت‌های خاص اجتناب ورزیده و نمونه‌های متداولی از هر کلاس انتخاب شدند.

(مجموعه‌ی ۱) می‌باشد. هم‌چنین دقت دسته‌بندی با افزایش تعداد سطوح تجزیه بهبود می‌یابد. ترکیب دو مجموعه‌ی ویژگی (مجموعه‌ی سه) از هر یک از روش‌ها به‌صورت منفرد دارای عملکرد بهتری است که این امر با انتظار ما مبنی بر اینکه این دو بانک فیلتری مکمل هستند، سازگاری دارد. به‌منظور بررسی بردارهای ویژگی از لحاظ برتری اولویت و غنای اطلاعاتی، دقت دسته‌بندی به‌ازای تعداد ویژگی‌های مختلف با استفاده از روش SFS^۱ در (جدول ۲) نشان داده شده است.

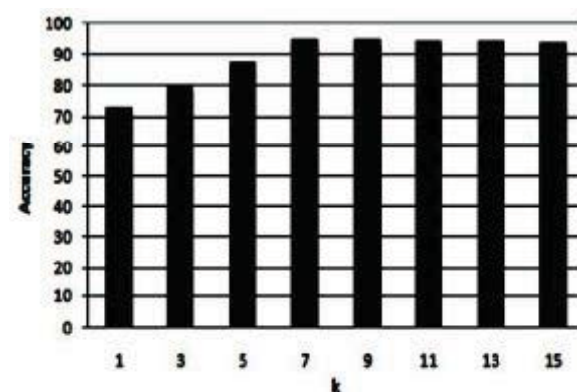
(جدول ۲): نتایج انتخاب ویژگی با استفاده از روش SFS

مرتب‌ه	شماره ویژگی	نوع ویژگی	دقت (تجمعی)
۱	ویژگی ۱۱	انرژی زیرباند H_g از سطح تجزیه ۳	۵۸/۵
۲	ویژگی ۱۴	انرژی زیرباند H_{gg} از سطح تجزیه ۳	۶۸/۵۳
۳	ویژگی ۱	انرژی زیرباند H_g' از سطح تجزیه ۳	۸۱/۳۳
۴	ویژگی ۲۰	انرژی زیرباند H_{gg} از سطح تجزیه ۱	۸۲/۶۶
۵	ویژگی ۹	انرژی زیرباند H_{gg}' از سطح تجزیه ۱	۸۲/۶۷
۶	ویژگی ۸	انرژی زیرباند H_g' از سطح تجزیه ۱	۸۵/۸۳
۷	ویژگی ۷	انرژی زیرباند H_{gg} از سطح تجزیه ۲	۸۷/۶۷
۸	ویژگی ۲	انرژی زیرباند H_{gg}' از سطح تجزیه ۳	۸۸/۶۷
۹	ویژگی ۳	انرژی زیرباند H_g' از سطح تجزیه ۳	۸۸/۸۳
۱۰	ویژگی ۱۹	انرژی زیرباند H_{gg} از سطح تجزیه ۱	۸۹
۱۱	ویژگی ۱۵	انرژی زیرباند H_g از سطح تجزیه ۲	۸۹/۳۳
۱۲	ویژگی ۱۰	انرژی زیرباند H_{gg}' از سطح تجزیه ۱	۸۹/۱۷
۱۳	ویژگی ۵	انرژی زیرباند H_g' از سطح تجزیه ۲	۸۹/۳۳
۱۴	ویژگی ۶	انرژی زیرباند H_{gg}' از سطح تجزیه ۲	۸۹/۳۳
۱۵	ویژگی ۱۲	انرژی زیرباند H_{gg} از سطح تجزیه ۳	۸۹/۶۶
۱۶	ویژگی ۴	انرژی زیرباند H_g' از سطح تجزیه ۳	۹۱/۵
۱۷	ویژگی ۱۳	انرژی زیرباند H_{gg} از سطح تجزیه ۳	۹۱/۸۳
۱۸	ویژگی ۱۶	انرژی زیرباند H_{gg} از سطح تجزیه ۲	۹۱/۳۳
۱۹	ویژگی ۱۷	انرژی زیرباند H_{gg} از سطح تجزیه ۲	۹۰/۹۶
۲۰	ویژگی ۱۸	انرژی زیرباند H_{gg} از سطح تجزیه ۱	۹۰/۴۳

لازم به ذکر است که دقت به‌دست آمده در هر سطر، دقت تجمعی است؛ به این معنا که با استفاده از ویژگی آن سطر و ویژگی‌های سطرهای قبل به‌دست آمده است. همان‌طور که در (جدول ۲) مشاهده می‌شود، بیشترین دقت به‌ازای هفده ویژگی بالای جدول به‌دست می‌آید. لذا در ساخت بردار ویژگی، هفده ویژگی اول انتخاب می‌شوند.

به‌منظور ارزیابی عملکرد سیستم، نتایج را با دو روش ارائه شده جهت مشخصه‌یابی بافت ریه (اوپالوری و همکاران

همان‌طور که در قبل اشاره شد با تغییر درجه‌ی موجک کثیرالجمله‌ای (n) می‌توان خواص فرکانس- مکانی آن‌ها را تنظیم کرد. ما در آزمایش‌ها از موجک کثیرالجمله‌ای مرتبه‌ی چهار به‌عنوان پایه‌های موجک استفاده شده است. هم‌چنین در الگوریتم KNN فازی مقادیر مختلفی برای پارامتر k آزمایش شده است. بهترین نتایج به‌ازای $k=7$ به‌دست آمده است (شکل ۶).



(شکل ۶): دقت دسته‌بندی به ازای مقادیر مختلف k

در آزمایشی دیگر، دقت دسته‌بندی با استفاده از سه مجموعه داده مختلف مقایسه شده است:

مجموعه‌ی ۱: فقط DWF

مجموعه‌ی ۲: فقط RWF

مجموعه‌ی ۳: DWF و RWF

مقادیر متوسط و انحراف معیار دقت دسته‌بندی برای هر مجموعه ویژگی و به‌ازای مقادیر مختلف سطوح تجزیه‌ی موجک ($I=1,2,3$) در (جدول ۱) آورده شده است. مقادیر داخل پرانتز ابعاد بردار ویژگی را برای هر آزمایش نشان می‌دهند که مطابق بخش ۲-۲-۴ برای هر ROI محاسبه شده‌اند.

(جدول ۱): دقت دسته‌بندی برای مجموعه ویژگی‌های مختلف و به ازای مقادیر مختلف سطوح تجزیه (I)

I	مجموعه ۱	مجموعه ۲	مجموعه ۳
۱	$80/35 \pm 0/54$ (۴)	$82/32 \pm 0/23$ (۴)	$84/18 \pm 0/44$ (۸)
۲	$81/41 \pm 0/45$ (۷)	$83/01 \pm 0/36$ (۷)	$89/07 \pm 0/29$ (۱۴)
۳	$88/13 \pm 0/10$ (۱۰)	$88/83 \pm 0/39$ (۱۰)	$90/43 \pm 0/25$ (۲۰)

ملاحظه می‌شود که عملکرد سیستم با استفاده از ویژگی‌های RWF (مجموعه‌ی دو) در همه‌ی مقیاس‌ها بهتر از نتایج به‌دست آمده با استفاده از ویژگی‌های DWF

^۱ Sequential Forward Selection

نسبی است، محاسبه شده است. ضریب کاپا به صورت زیر تعریف می شود (کاندل و همکارانش ۲۰۰۳):

$$\kappa = \frac{pr(a) - pr(e)}{1 - pr(e)} \quad (5)$$

که در آن $pr(a)$ توافق نسبی بین ارزیاب ها و $pr(e)$ احتمال فرضی توافق شانسی است. اگر ارزیاب ها دارای توافق کامل باشند $\kappa = 1$ و اگر هیچ توافق وجود نداشته باشد یا توافق آن ها شانسی باشد، $\kappa \leq 0$ خواهد بود.

با توجه به توضیحات فوق ضریب κ بین سیستم رایانه ای و دو رادیولوژیست به طور متوسط $0/6543$ به دست آمده در حالی که ضریب κ بین دو رادیولوژیست $0/6848$ می باشد.

چند نمونه از نتایج تحلیل توسط سیستم رایانه ای در (شکل ۷) آورده شده است. یادآوری می شود که نتایج تحلیل توسط سیستم رایانه ای یک بار با در نظر گرفتن درجه ای اطمینان 90% و یک بار بدون در نظر گرفتن این محدودیت نمایش داده شده اند. در حالت اول بلوک هایی که برچسب "نامشخص" خورده اند با رنگ سفید مشخص شده اند.

۳-۴- آنالیز آماری و بررسی همبستگی میان پارامترهای آزمایش تنفسی و یافته های HRCT

نشان دادیم که سیستم رایانه ای پیاده سازی شده الگوهای مرتبط با بیماری را با دقت مناسبی تشخیص می دهد. در این جا می خواهیم به ارزیابی کمی بیماری بپردازیم و سپس این موضوع را بررسی کنیم که میان الگوهای آناتومیک بیماری که توسط سیستم رایانه ای شناسایی و تعیین مقدار شده و پارامترهای کارکردی ریه، تا چه حد ارتباط و همبستگی وجود دارد.

دو نمونه از متداول ترین این آزمون ها، اندازه گیری پارامترهای ظرفیت حیاتی با فشار^۵ (FVC) و حجم بازدمی با فشار در یک ثانیه^۶ (FEV₁) می باشد. در آزمون FVC، شخص پس از یک دم عمیق با حداکثر قدرت و سرعت ممکن یک بازدم سریع انجام می دهد. این آزمون برای ارزیابی مقاومت مجاری هوایی و نیز قدرت عضلات تنفسی به کار می رود و خود شامل دو آزمون دیگر می باشد که یکی از آن ها FEV₁ می باشد. حجم بازدمی با فشار در یک ثانیه، بیشترین آزمونی است که برای تشخیص بیماری های مجاری هوایی به کار می رود و برابر با حجمی از FVC است که در ثانیه اول بازدم خارج می شود.

⁵ Forced Vital Capacity

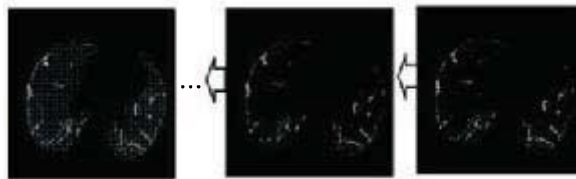
⁶ Forced Vital Capacity in one second

(۱۹۹۹) و (دیپورسینگ و همکاران ۲۰۰۷) مقایسه می کنیم. دقت^۱، حساسیت^۲ و خصوصیت^۳ به ازای هریک از روش ها یک بار در دسته بندی دو کلاسه (هر الگو نسبت به سایر الگوها) و یک بار در حالت چندکلاسه در (جدول ۳) خلاصه شده است. همان طور که ملاحظه می شود، روش پیشنهادی در مشخصه یابی بافت ریه از عملکرد بالاتری برخوردار می باشد.

به منظور مطالعه ای اینکه کدام الگو به طور مؤثری تمایز داده می شود، ماتریس سردرگمی^۴ را تشکیل داده ایم (جدول ۴).

۳-۳- آنالیز ناحیه ای روی کل تصویر HRCT

مجموعه آزمایش دوم شامل هدفه اسلایس HRCT است. یک پنجره ی 31×31 با گام پانزده پیکسل روی بافت اصلی ریه لغزانده می شود و برچسب کلاس الگو برای هر بلوک توسط سیستم تعیین می شود. در (شکل ۶) مراحل کار مشاهده می شود. برچسب تعیین شده توسط سیستم برای هر بلوک، به بلوک 15×15 در مرکز آن اختصاص می یابد.



(شکل ۶): لغزاندن یک پنجره 31×31 با گام ۱۵ پیکسل روی بافت اصلی ریه

اگر میزان درجه ای اطمینان در اختصاص برچسب به چهار الگوی بافتی شیشه مات، لانه زنبوری، رتیکولار و نرمال کمتر از 90% باشد، بر چسب پنجمی به نام "نامشخص" توسط سیستم به آن بلوک داده می شود. عملکرد سیستم با عملکرد دو رادیولوژیست مقایسه شده است. از هفده تصویر HRCT پس از حذف بلوک های نامشخص، ۳۹۵۵ بلوک مورد تحلیل قرار می گیرند. اگر درصد توافق نسبی را به صورت تعداد بلوک هایی که برچسب یکسان خورده اند، تقسیم بر تعداد کل بلوک های مورد تحلیل تعریف می کنیم، درصد توافق نسبی بین رادیولوژیست ها و سیستم رایانه ای به طور متوسط $73/13\%$ به دست می آید در حالی که درصد توافق نسبی بین دو رادیولوژیست $75/61\%$ می باشد. هم چنین ضریب کاپا که یک اندازه گیری آماری دقیق تری نسبت به درصد توافق

^۱ درصد نمونه های متعلق به همه بافت ها که به درستی دسته بندی شده اند.

^۲ درصد نمونه های متعلق به یک نوع بافت که به درستی دسته بندی شده اند.

^۳ درصد نمونه هایی که به یک نوع بافت تعلق ندارند و به درستی دسته بندی شده اند

^۴ Confusion matrix

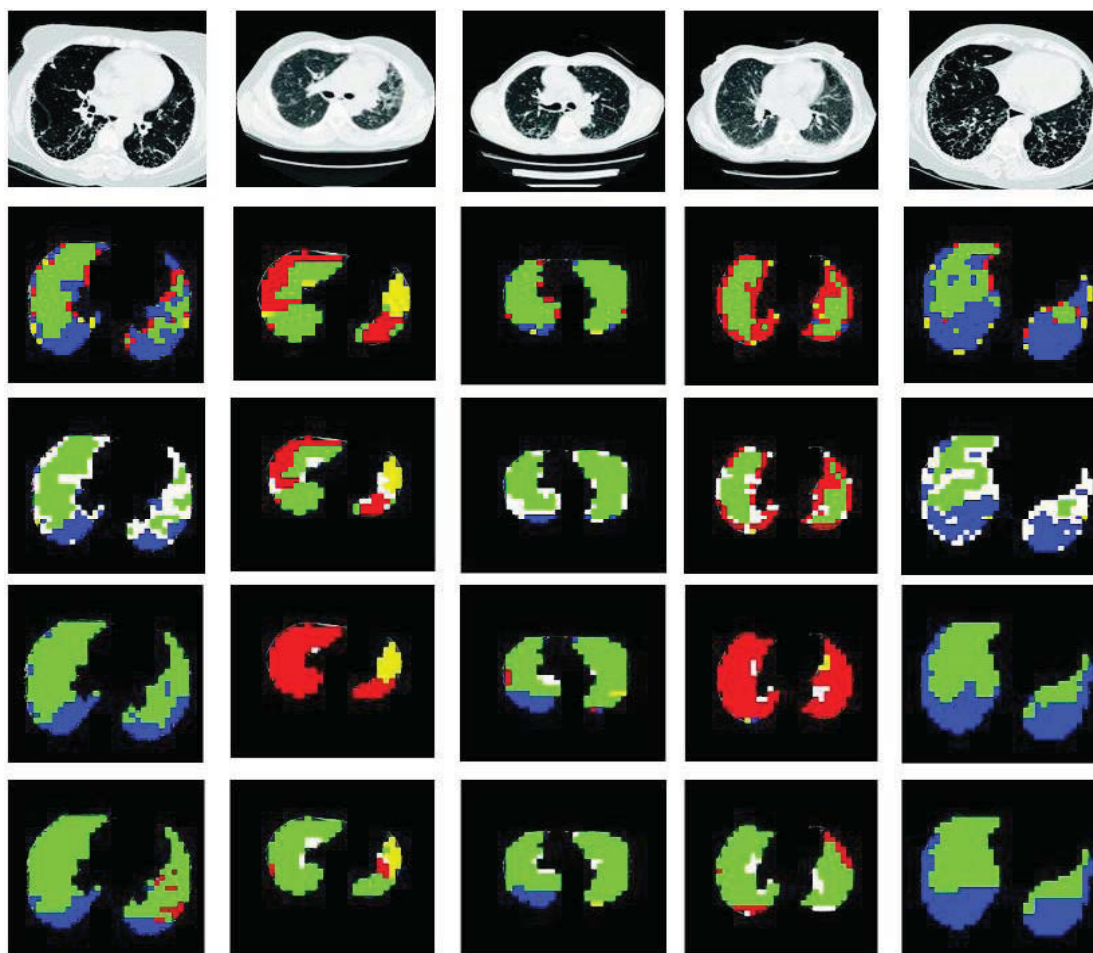
(جدول ۳): مقایسه نتایج به دست آمده از روش های مختلف.

روش ارائه شده توسط لوبالوری و همکاران			روش ارائه شده توسط دیپورسینگ و همکاران			الگوریتم پیشنهادی		
حساسیت	دقت	خصوصیت	حساسیت	دقت	خصوصیت	حساسیت	دقت	خصوصیت
بمگر بندی دسمه بندی								
۹۱/۳۳	۹۹/۱۱	۹۷/۱۷	۹۷/۱۱	۹۹/۱۱	۹۷/۱۷	۹۵/۳۳	۹۹/۳۳	۹۸/۳۳
۹۵/۳۳	۹۵/۵۹	۹۵/۶۷	۹۶/۶۶	۹۶/۶۶	۹۶/۶۶	۹۸/۶۶	۹۶/۶۶	۹۷/۱۶
۸۷/۳۳	۹۲/۸۹	۹۱/۵۰	۸۴/۶۶	۹۵/۱۱	۹۲/۵۰	۸۶/۶۶	۹۷/۱۱	۹۵/۰۰
۷۱/۳۳	۹۴/۰۰	۸۸/۳۳	۸۰/۶۶	۹۳/۵۵	۹۰/۱۶	۸۴/۶۶	۹۴/۶۷	۹۳/۱۶
-	-	۸۶/۳۳	-	-	۸۸/۱۶	-	-	۹۱/۸۳

(جدول ۴): مقایسه ماتریس های سردرگمی روش های مختلف (برچسب: الگوی شیشه مات، ۲: الگوی لانه زنبوری،

۳: الگوی رتیکولار و ۴: الگوی نورمال)

روش ارائه شده در [۴]					روش ارائه شده در [۶]					الگوریتم پیشنهادی				
برچسب های اختصاص داده شده توسط سیستم														
۱	۲	۳	۴		۱	۲	۳	۴		۱	۲	۳	۴	
۱۳۱	۰	۱۹	۰	۱۲۷	۱۲۳	۰	۲۳	۰	۱۷	۱۲۳	۰	۱۷	۰	۰
۰	۱۴۲	۴	۳	۰	۰	۱۴۲	۴	۴	۰	۰	۱۴۸	۰	۲	۲
۳۲	۱۰	۱۰۷	۱	۲۲	۷	۱۲۱	۷	۲۲	۱	۱۲۷	۹	۱۳	۱	۱
۰	۹	۴	۱۳۷	۰	۸	۳	۱۳۹	۰	۱	۶	۰	۱۴۳	۱۴۳	۱۴۳
۱۶۲	۱۶۲	۱۳۴	۱۴۱	۱۶۹	۱۵۷	۱۵۱	۱۴۳	۱۶۹	۱۴۵	۱۶۲	۱۶۲	۱۶۶	۱۶۶	۱۶۶



(شکل ۷): نتایج حاصل از تحلیل کلی تصاویر HRCT. سطر اول: تصاویر اصلی، سطر دوم: نتایج سیستم رایانه ای بدون در نظر گرفتن درجه ای اطمینان ۹۰٪، سطر سوم: نتایج سیستم رایانه ای با در نظر گرفتن درجه ای اطمینان ۹۰٪، سطر چهارم: نتایج رادیولوژیست اول، سطر پنجم: نتایج رادیولوژیست دوم (آبی: لانه زنبوری، زرد: شیشه مات، قرمز: رتیکولار، سبز: نورمال و سفید: نامشخص)

ناحیه‌ی درگیر هر سه الگوی غیرطبیعی منجر به کاهش حجم بازدمی با فشار در یک ثانیه (FEV_1) و نیز کاهش ظرفیت حیاتی با فشار (FVC) می‌شود و این با انتظار ما مبنی بر کاهش حجم‌های ریوی با پیشرفت بیماری و سفت‌شدن بافت ریه، مطابقت دارد.

۴- نتیجه‌گیری

هدف از این مطالعه ارائه‌ی یک سیستم رایانه‌ای برای تمایز بین الگوهای مختلف بافت ریه در تصاویر HRCT بیماران مبتلا به ILD می‌باشد. روش پیشنهادی براساس اصول بازشناسی الگو است؛ بدین معنا که ROIهای تعریف شده درون بافت اصلی ریه توسط تکنیک‌های DWF و RWF در مقیاس‌های مختلف فیلتر می‌شوند. بردارهای ویژگی تشکیل شده به‌عنوان ورودی طبقه‌بندی کننده‌ی KNN فازی هستند که برای تولید برچسب گروه‌ها آموزش داده شده است. کار انجام شده توسط (طلوعی و همکاران (۲۰۰۸) که هدف ما دسته‌بندی الگوها در ROIهای کوچک با کلاس‌های از قبل معلوم بوده، از طبقه‌بندی کننده‌ی SVM استفاده شده است. اما در گسترش دسته‌بندی به کل تصویر HRCT از آن جایی که ممکن است نمونه‌هایی وجود داشته باشند که به هیچ یک از کلاس‌های الگوی مورد جستجو تعلق نداشته باشند، لازم است که چنانچه بیشترین درجه‌ی عضویت یک نمونه کمتر از یک آستانه‌ی از پیش تعیین شده (در اینجا ۰/۹۰) باشد، برچسب "نامشخص" به آن اختصاص یابد. لذا به جای استفاده از طبقه‌بندی کننده‌هایی نظیر SVM و KNN که دسته‌بندی قطعی^۱ انجام می‌دهند، از طبقه‌بندی کننده‌ی KNN استفاده شده است. استفاده از طبقه‌بندی کننده‌ی Fuzzy SVM در آینده مد نظر است.

نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که با استفاده از ویژگی‌های RWF تمایز بیشتری حاصل می‌شود. RWF با استفاده از خاصیت انتخاب‌گری جهت، اطلاعات تکمیلی بافت را نسبت به DWF فراهم می‌آورد. ترکیب ویژگی‌های حاصل از دو بانک فیلتری که به‌نظر می‌رسد مکمل هم باشند، دقت دسته‌بندی را به‌طور محسوسی بهبود می‌بخشد. همچنین در تحلیل کلی تصاویر HRCT نشان داده شد که نتایج حاصل از سیستم رایانه‌ای همبستگی خوبی را با نتایج بصری حاصل از دو رادیولوژیست نشان می‌دهد.

همچنین با انجام تحلیل آماری بر روی دو دسته داده‌ی موجود در مسأله، شامل داده‌های حاصل از انجام آزمایش تنفسی بر روی بیمار و پارامترها و مقادیر کمی حاصل از سیستم رایانه‌ای، و تحقیق رابطه میان این داده‌ها به یکی از

به‌منظور کتبی‌سازی پیشرفت بیماری، باید میزان گستردگی هریک از الگوهای مطرح را در ILD که شامل سه الگوی لانه‌زنبوری، شیشه‌مات و رتیکولار می‌باشند، با مقادیر عددی دقیق بیان کنیم. این کار بسیار ارزشمندی است که درعمل هیچ‌گاه توسط رادیولوژیست صورت نمی‌گیرد. برای انجام این کار پارامترها و معیارهایی تعریف می‌شوند که توسط سیستم، مقدار آن‌ها تعیین می‌شود. این معیارها عبارتند از: درصد تعداد پیکسل‌های درگیر هر یک از الگوها و نسبت میزان گستردگی هر یک از الگوها به کل پیکسل‌های ریه. (جدول ۵) نتایج حاصل از بررسی همبستگی میان داده‌های حاصل از آزمایش تنفسی و خروجی‌های سیستم رایانه‌ای نشان داده شده است. به‌ازای هر ضریب همبستگی یک مقدار آماری به نام p-value وجود دارد که به مفهوم معنادار بودن رابطه است. اگر p-value از ۰/۰۵ بزرگ‌تر باشد، ضریب همبستگی حاصل، معنادار و قابل استناد نیست، حتی اگر مقدار آن به ۱ یا -۱ خیلی نزدیک باشد. به‌عنوان مثال در (جدول ۵)، ضریب همبستگی میان پارامتر $FEV_1\%$ و نسبت ناحیه درگیر به الگوی لانه‌زنبوری بدین صورت می‌باشد: $r = -0.617 (\rho = 0.008)$. این بدان معنی است که ضریب همبستگی بین پارامتر $FEV_1\%$ و نسبت ناحیه‌ی درگیر به الگوی لانه‌زنبوری برابر ۰/۶۱۷- و p-value برابر ۰/۰۰۸ می‌باشد. ضرایب همبستگی معنادار (با توجه به مقدار p-value) و با اهمیت (با توجه به اندازه‌ی ضریب همبستگی) با ستاره مشخص شده‌اند.

(جدول ۵): ضرایب همبستگی میان یافته‌های آزمایش تنفسی و خروجی‌های سیستم رایانه‌ای

پارامترهای آزمایش تنفسی	شیشه مات	لانه زنبوری	رتیکولار	هر سه الگوی غیرنرمال
FEV_1/FVC	۰/۲۷۱	-۰/۳۱۰	۰/۱۵۳	-۰/۰۶۲
	۰/۲۷۷	۰/۲۲۷	۰/۵۵۸	۰/۸۱۳
$FEV_1\%$	۰/۱۹۷	-۰/۶۱۷(*)	-۰/۶۶۸(*)	-۰/۸۶۰(*)
	۰/۴۴۹	۰/۰۰۸	۰/۰۰۳	۰/۰۰۱
$FVC\%$	-۰/۵۱۰	-۰/۶۹۲(*)	-۰/۶۵۸(*)	-۰/۸۲۸(*)
	۰/۸۴۷	۰/۰۰۲	۰/۰۰۴	۰/۰۰۱

با توجه به نتایج به‌دست آمده از جدول فوق می‌بینیم یافته‌های حاصل از سیستم رایانه‌ای به میزان مناسبی با یافته‌های آزمایش تنفسی همبستگی دارد و این نتیجه‌ی امیدوارکننده‌ای است.

همچنین همان‌طور که مشاهده می‌شود، افزایش

^۱ crisp

- Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 1991; 13(2): 192-202.
- Depeursinge, A., Sage, D., Hidki, A., Platon, A., Poletti, P. A., Unser, M., Müller, H. (2007).** Lung Tissue Classification Using Wavelet Frames. Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS, 23-26.
- Do, M. N., Vetterli, M.;** The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation; IEEE Trans. Image Proc., 2005; 14(12): 2091-2106.
- Garnavi, R., BaraaniDastjerdi, A., Abrishami Moghaddam, H., Giti, M., Adjari Rad, A. (2005).** A New Segmentation Method for Lung HRCT Images. Proceeding of Eighth International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications, 44-52.
- Keller, J. M., Gray, M. R., Givens, J. A. (1985).** A Fuzzy K- Nearest Neighbor Algorithm, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 15 (4): 580-585.
- Kim, N. D., Udpa, S. (2000).** Texture classification using rotated wavelet filters, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 30 (6): 847-852.
- Kohavi, R. (1995).** A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection, Proceedings of the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2 (12): 1137-1143.
- Kundel, H. L., Polansky, M. (2003).** Measurement of Observer Agreement, Radiology, 228 (2): 303-308.
- Mallat, S. G. (1989).** A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 11 (7): 674-693.
- Mao, J., and Jain, A. K.;** Texture classification and segmentation using multiresolution simultaneous autoregressive models; Pattern Recognit. 1992; 25(2): 173-188.
- Otsu, N. (1979).** A Threshold Selection Method from Gray- Level Histograms, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 9 (1): 62-66.
- Pan, W., Bui, T. D., Suen, C. Y.;** Rotation invariant texture classification by Ridgelet transform and frequency-orientation space decomposition; Signal Processing 2008; 88: 189-199
- Reed, T., Du Buf, J.;** A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques; Computer Vision, Graphics and Image Processing 1993; 57 (3): 359-372.
- Semler, L., Dettori, L., and Furst, J. (2005).** Wavelet-Based Texture Classification of Tissues in Computed Tomography, Proceedings of the 18th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems, 265-270.
- Shamsheyyeva, A., Sowmya, A. (2004).** The anisotropic gaussian kernel for SVM classification of HRCT images of the lung, In Proceedings of the 2004 Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing Conference, 439-444.

مهم‌ترین سؤالات این تحقیق پاسخ گفتیم. تحلیل آماری نشان داد، میان نتایج کمی حاصل از سیستم رایانه‌ای و یافته‌های بالینی مستخرج از آزمایش تنفسی بیمار، همبستگی وجود دارد. این همبستگی دو نتیجه به‌دنبال خواهد داشت. اول آن که تطابق و هم‌گرا شدن یافته‌های رادیولوژیکی (حاصل از بررسی تصاویر) و یافته‌های فیزیولوژیکی (حاصل از انجام آزمایش تنفسی) باعث افزایش اطمینان به صحت نتایج آن‌ها می‌شود. نتیجه‌ی دوم آن‌که، با اثبات وجود همبستگی میان این دو دسته از داده‌ها، مهم‌ترین هدف کاربردی طرح محقق می‌شود و آن، امکان جایگزینی HRCT به‌جای آزمایش تنفسی برای تشخیص و پیگیری بیماری در مواردی است که در آن‌ها نتایج PFT به علت عدم همکاری بیمار و یا وجود بیماری‌های زمینه‌ای (مانند بیماری‌های عضلانی که در آن‌ها افت پارامترهای فیزیولوژیک ناشی از علل غیر پارانشیمال است) قابل اعتماد نباشد.

سیستم پیاده‌سازی شده را می‌توان به‌عنوان ابزار کمکی مناسبی برای تعیین شدت و میزان پیشرفت بیماری‌های بافت بینابینی ریه در اختیار رادیولوژیست و هم‌چنین متخصصان ریه قرار داد. استفاده از چنین سیستمی می‌تواند منجر به بهبود تصمیم‌گیری و کارآیی پزشک به‌واسطه تسهیل در کشف و ارزیابی الگوهای تصویری پیچیده، کاهش تفاوت میان مشاهده‌گرها و حذف اعمال تکراری و تا حدودی خسته کننده شود. هدف ما ادامه‌ی این مطالعه جهت افزایش پایداری سیستم نسبت به نوفه‌ی تصویر و نیز پارامترهای تصویربرداری می‌باشد.

۷- سپاس‌گزاری

نویسندگان مقاله، مراتب قدردانی خود را از دو مرکز تصویربرداری نور و اطهری واقع در تهران، جهت همکاری در اخذ تصاویر و اجرای پروتکل تصویربرداری اعلام می‌دارند. به‌علاوه زحمات و راهنمایی‌های دکتر شکبیا و دکتر صانعی موجب امتنان است. این مطالعه توسط مرکز تحقیقات مخابرات ایران مورد حمایت قرار گرفته است که بدین ترتیب مراتب تشکر خود را اعلام می‌داریم.

۸- مراجع

- Candes, E.J., and Donoho, D.L.;** Curvelets Multi-resolution Representation, and Scaling Laws; Wavelet Applications in Signal and Image Processing VIII; SPIE 2000; 4119(1).
- Cohen, F.S., Fan, Z., Patel, M.A.;** Classification of rotated and scaled textured images using Gaussian Markov random field models; IEEE



دکتر حمید ابریشمی مقدم در سال ۱۳۶۷، مدرک کارشناسی خود را در رشته‌ی مهندسی برق از دانشگاه امیرکبیر اخذ کرده است. سپس، مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته‌ی مهندسی پزشکی در سال ۱۳۶۹ از دانشگاه شریف و مدرک دکترای خود را در سال ۱۳۷۷ از دانشگاه UTC فرانسه اخذ نموده است. وی در حال حاضر دانشیار گروه مهندسی پزشکی دانشگاه خواجه نصیر می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه‌ی وی، پردازش تصویر، بازشناسی الگو و نیز بینایی ماشینی می‌باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:
moghadam@eetd.kntu.ac.ir



دکتر معصومه گیتی در سال ۱۳۷۰، مدرک دکترای پزشکی خود را در تخصص رادیولوژی از دانشکده‌ی علوم پزشکی دانشگاه تهران اخذ کرده است. وی در حال حاضر عضو هیئت علمی و دانشیار گروه رادیولوژی دانشگاه تهران می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه‌ی وی، تحلیل تصاویر پزشکی و سیستم‌های تشخیص به کمک رایانه می‌باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:
m.guity@irsr.org

- Sluimer, I. C., Van Waes, P. F., Viergever, M. A., Van Ginneken, B. (2003). Computer-aided diagnosis in high resolution CT of the lungs, Medical Physics, 30 (12): 3081-3090.
- Tolouee, A., Abrishami Moghaddam, H., Giti, M., Garnavi, R., Forouzanfar, M.; Texture Analysis in lung HRCT images; Digital Image Computing: Techniques and Applications 2008; 311-318.
- Uchiyama, Y., Katsuragawa, S., Abe, H., Shiraishi, J., Li, F., Li, Q., Zhang, C., Suzuki, K., Doi, K.; Quantitative computerized analysis of diffuse lung disease in high-resolution computed tomography; Med. Phys. 2003; 30 (9): 2440-2454.
- Unser, M.; Splines: A perfect fit for signal and image processing; IEEE Signal Process. Mag.; Nov. 1999; 16 (6): 22-38.
- Unser, M. (1995). Texture classification and segmentation using wavelet frames, IEEE Transactions on Image Processing, 4(11): 1549-1560.
- Unser, M., Aldroubi, A., Eden, M. (1993). A family of polynomial spline wavelet transforms, Signal Processing, 30 (2): 141-162.
- Uppaluri, R., Hoffman, E. A., Sonka, M., Hartley, P. G., Hunninghake, G. W., McLennan, G. (1999). Computer recognition of regional lung disease patterns, American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine, 160 (2): 648-654.
- Van De Ville, D., Blu, T., Unser, M. (2005). Isotropic polyharmonic B-Splines: Scaling functions and wavelets, IEEE Transactions on Image Processing, 14 (11): 1798-1813.
- Webb, W. R., Müller, N. L., Naidich, D. P. (1992). High-resolution computed tomography of the lungs, New York: Raven Press.



آذر طلوعی در سال ۱۳۸۵، در رشته‌ی مهندسی پزشکی، گرایش بیوالکتریک (دوره کارشناسی)، از دانشگاه امیرکبیر فارغ التحصیل شده است. سپس، مدرک کارشناسی ارشد در همین رشته را در سال ۱۳۸۸ از دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی اخذ نموده است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه‌ی وی، پردازش تصویر، بازشناسی الگو و نیز بینایی ماشینی می‌باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:
a.tolouee@gmail.com