

# تشخیص خودکار الگوهای پاتولوژیک ریوی در

## تصاویر HRCT بیماران مبتلا به ILD

آذر طلوعی<sup>۱</sup>، حمید ابریشمی مقدم<sup>۲</sup> و معصومه گیتی<sup>۳</sup>

<sup>۱،۲</sup> دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، دانشکده‌ی مهندسی برق، گروه مهندسی پزشکی

<sup>۳</sup> 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 مرحله اول ریه از پس‌زمینه جدا می‌شود. در مرحله 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 کمی حاصل از سیستم رایانه‌ای و نتایج آزمایش تنفسی ارزیابی شده است. نتایج حاصل از تحلیل آماری نشان می‌دهد فرآیند ارزیابی کمی 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 کمی 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.

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

### 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 به‌دلیل تظاهرات بالینی، رادیولوژیک، فیزیولوژیک و پاتولوژیک مشابه، در کنار هم

<sup>1</sup> 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 پرتوهای 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) اطلاعات بسیار دقیقی درباره‌ی مکان آناتومیکی ناهنجاری فراهم می‌کند (وب و همکارانش ۱۹۹۲). توموگرافی رایانه‌ای با وضوح بالا به‌طور ویژه در تشخیص بیماری‌های بافت ریه‌ی سینه طبیعی ولی علائم بیماری بالینی و ناهنجاری‌های کارکردی ریه که نمایانگر بیماری‌های بافت بینابینی ریوی است، بسیار با ارزش می‌باشد (وچیا ما 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) 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. اسلواپمر 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<sup>۳</sup> 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 تغییر ناپذیر 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 دیپورسینگ و همکارانش (۲۰۰۷) برای غلبه بر محدودیت تغییرناپذیری با انتقال از فریم‌های موجک گسسته<sup>۴</sup> (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 برجسب 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 پیشنهادها ارائه می‌شود.

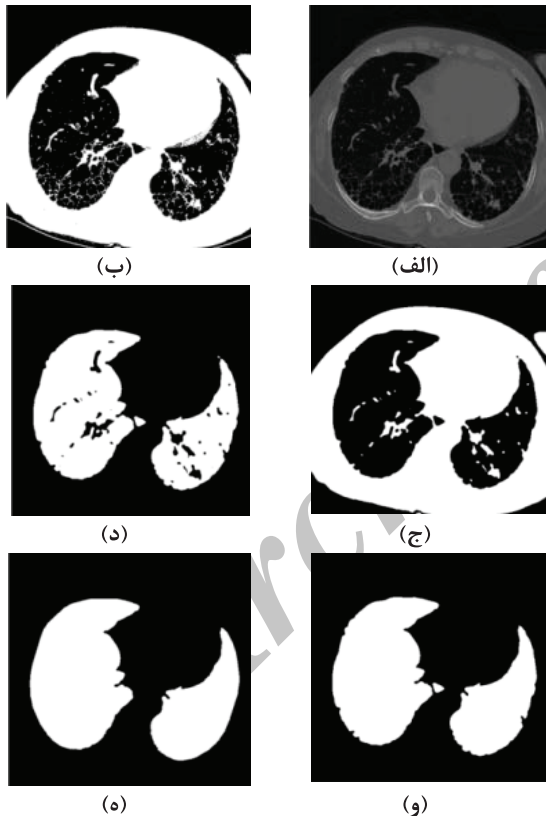
<sup>3</sup> Region Of Interest

<sup>4</sup> Discrete Wavelet Frames

<sup>1</sup> High Resolution Computed Tomography

<sup>2</sup> Computer Aided Diagnosis

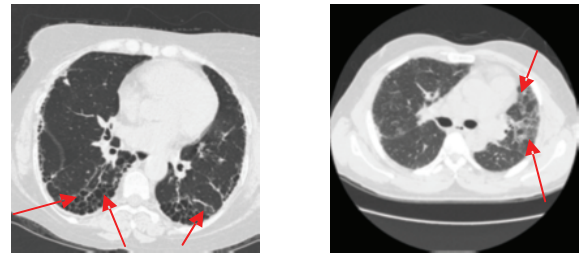
سینه شامل دو گروه اصلی پیکسل هاست: پیکسل های دارای سطح خاکستری زیاد که در دیواره‌ی قفسه‌ی سینه واقع شده‌اند و پیکسل های دارای سطح خاکستری کم که شامل بافت ریه و نیز هوای اطراف می‌باشند. به دلیل تفاوت زیاد در سطوح خاکستری این دو گروه، آستانه‌گذاری منجر به جداسازی مطلوبی می‌شود. (۲) تصویر توسط فیلتر پایین‌گذر 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 پس‌زمینه (و) پر کردن حفره‌ها (ه) بازسازی مرز ریه

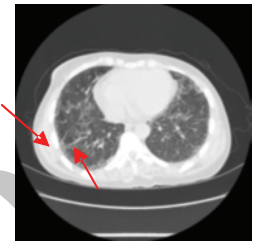
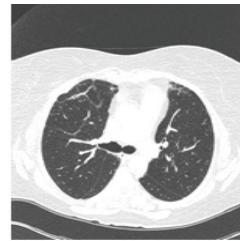
## ۲-۲- استخراج ویژگی

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



(ب) لانه‌زنبوری

(الف) شبشه‌مار



(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) برای هر ROI درون بافت اصلی ریه محاسبه می‌شوند. این بردارهای ویژگی به‌عنوان ورودی طبقه‌بندی کننده‌ی k، نزدیک‌ترین همسایه‌ی فازی هستند که برای تولید برجسب گروه‌ها آموزش داده می‌شود.

## ۲-۱- جداسازی ریه از پس‌زمینه

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

<sup>1</sup> 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)<sup>1</sup> (کوهن و همکارانش) و اوتورگرسیو<sup>2</sup> (مائو و همکارانش ۱۹۹۲) به‌طورعمومی 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، کارآیی ضعیفی دارند. روش‌های مبتنی بر موجک در تحلیل بافت تصویر، از کارآیی 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 شیپارک<sup>۳</sup> (پان و همکارانش ۲۰۰۸)، پیچک<sup>۴</sup> (کاندس و همکارانش ۲۰۰۰) و پیرامونک<sup>۵</sup> (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

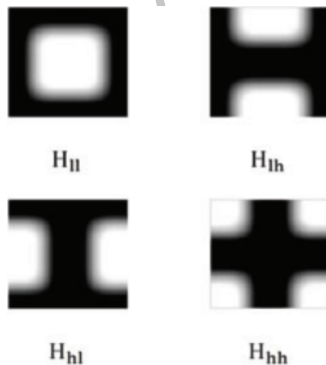
نظر گرفتن عامل جهت، این تبدیل‌ها قادر به توصیف ناپوستگی‌های تصویر نظیر لبه‌ها و کانتورها به‌صورتی بسیار مؤثرتر و با تعداد ضرایب کم‌تری هستند. این ویژگی، تبدیل‌های اخیر را برای کدینگ و حذف نوفه بسیار مناسب ساخته است. از بین همه‌ی این تبدیل‌ها، عامل جهت، در تبدیل لبه‌ای شکل، بسیار برجسته است که از آن برای استخراج ویژگی‌های تغییرناپذیر با دوران استفاده می‌شود. اما از آن‌جایی که هدف ما دست‌یابی توأم به ویژگی‌های تغییرناپذیر با انتقال و دوران بوده، از DWF برای غلبه بر مشکل تغییرپذیری با 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)<sup>۶</sup> 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:

$$I(z_1, z_2)P_0(z_1, z_2) = I(z_1, z_2)H_{ll}(z_1, z_2)H_{ll}^2(z_1^2, z_2^2)H_{ll}^4(z_1^4, z_2^4) \quad (1)$$

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



(شکل ۳): تقسیم‌بندی فرکانسی یک سطح تجزیه DWF

<sup>1</sup> Gaussian Markov Random Field  
<sup>2</sup> Autoregression  
<sup>3</sup> Ridgelet  
<sup>4</sup> Curvelet  
<sup>5</sup> Contourlet

<sup>6</sup> Discrete Wavelet Transform

### ۲-۲-۴- ساخت بردارهای ویژگی

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

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

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  $v = [v_1, v_2, \dots, v_m]$  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  $\mu_j$  و  $\sigma_j$  میانگین و انحراف معیار ویژگی  $j$ ام در مجموعه‌ی آموزشی می‌باشند.

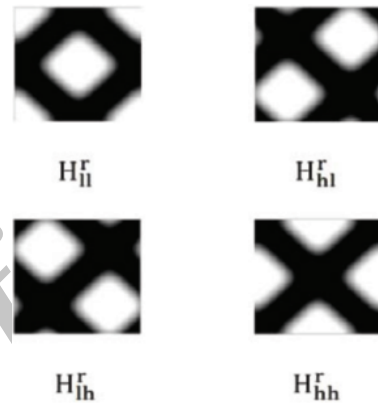
### ۲-۳- الگوریتم دسته‌بندی

به‌منظور کمی‌سازی خواص تمایزی ویژگی‌های بافتی استخراج شده، از طبقه‌بندی‌کننده  $k$ -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 به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

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

### ۲-۲-۲- فریم‌های موجک دوران یافته

(کسیم و/و دپا 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 (زیبائنگر  $ll, lh, hl, hh$  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

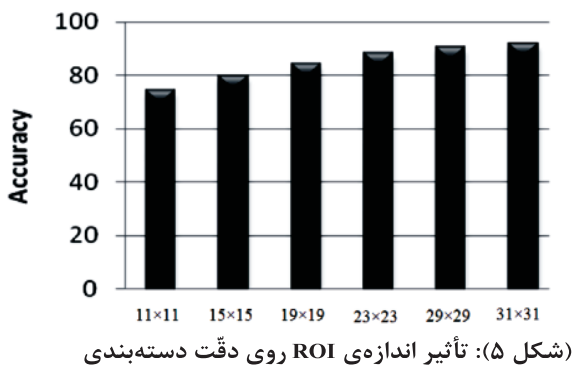
### ۲-۲-۳- انتخاب پایه‌های موجک

برای تجزیه‌ی موجک از پایه‌های موجک کثیرالجمله‌ای<sup>۱</sup> استفاده می‌کنیم. این موجک‌ها اورتوگونال و متقارن هستند و درجه‌ی کثیرالجمله‌ای ( $n$ ) خواص زمانی-فرکانسی آن‌ها را تعدیل می‌کند (آنسر ۱۹۹۳). افزایش  $n$  منجر به عدم مکان‌یابی<sup>۲</sup> 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 به‌معنای همبستگی ناچیز بین سطوح است (آنسر ۱۹۹۹). بنابراین خواص مطلوب عدم همبستگی بین و درون سطوح موجک می‌تواند با مصالحه در انتخاب  $n$  به‌دست آید.

<sup>1</sup> B-spline wavelet

<sup>2</sup> delocalization

در مرحله‌ی بعد از نواحی نشانه گذاری 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 با 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<sup>۱</sup> استفاده شده است (کوهلوی 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  $31 \times 31$  برای ROI مناسب تشخیص داده شده و از هر کلاس الگو ۱۵۰ ROI با این ابعاد جمع‌آوری شده است.



<sup>1</sup> N-fold cross validation

که در آن  $m$  درجه‌ی فازی‌کنندگی است و به‌طور عمومی برابر دو انتخاب می‌شود.  $k, x_k$ ،  $k$ امین 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،

$$\sum_{i=1}^C U(x, c_i) = 1$$

برای هر نمونه آزمایش خواهیم داشت: برای هر نمونه 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  $\theta$  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 کت 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  $512 \times 512$  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 علامت گذاری 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.

(مجموعه ی ۱) می باشد. هم چنین دقت دسته بندی با افزایش تعداد سطوح تجزیه بهبود می یابد. ترکیب دو مجموعه ی ویژگی (مجموعه ی سه) از هر یک از روش ها به صورت منفرد دارای عملکرد بهتری است که این امر با انتظار ما مبنی بر اینکه این دو بانک فیلتری مکمل هستند، سازگاری دارد. به منظور بررسی بردارهای ویژگی از لحاظ برتری اولویت و غنای اطلاعاتی، دقت دسته بندی به ازای تعداد ویژگی های مختلف با استفاده از روش SFS<sup>۱</sup> در (جدول ۲) نشان داده شده است.

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

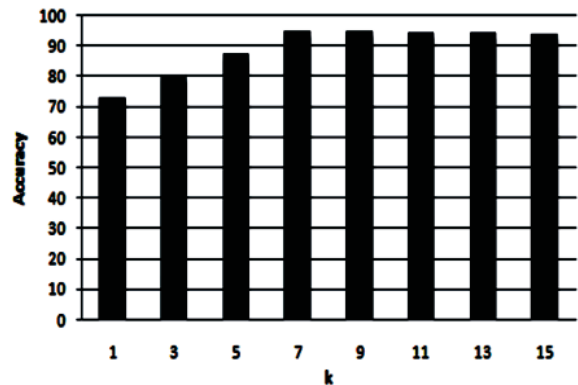
مرتبه	شماره ویژگی	نوع ویژگی	دقت (تجمعی)
۱	ویژگی ۱۱	انرژی زیرباند $H_{ll}$ از سطح تجزیه ۳	۵۸/۵
۲	ویژگی ۱۴	انرژی زیرباند $H_{hh}$ از سطح تجزیه ۳	۶۸/۵۳
۳	ویژگی ۱	انرژی زیرباند $H_{ll}^*$ از سطح تجزیه ۳	۸۱/۳۳
۴	ویژگی ۲۰	انرژی زیرباند $H_{hh}$ از سطح تجزیه ۱	۸۲/۶۶
۵	ویژگی ۹	انرژی زیرباند $H_{ll}^*$ از سطح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

لازم به ذکر است که دقت به دست آمده در هر سطر، دقت تجمعی است؛ به این معنا که با استفاده از ویژگی آن سطر و ویژگی های سطرهای قبل به دست آمده است. همان طور که در (جدول ۲) مشاهده می شود، بیشترین دقت به ازای هفده ویژگی بالای جدول به دست می آید. لذا در ساخت بردار ویژگی، هفده ویژگی اول انتخاب می شوند.

به منظور ارزیابی عملکرد سیستم، نتایج را با دو روش ارائه شده جهت مشخصه بابی بافت ریه (اوپالوری و همکاران

<sup>۱</sup> Sequential Forward Selection

همان طور که در قبل اشاره شد با تغییر درجه ی موجک کثیرال جمله ای (n) می توان خواص فرکانس- مکانی آن ها را تنظیم کرد. ما در آزمایش ها از موجک کثیرال جمله ای مرتبه ی چهار به عنوان پایه های موجک استفاده شده است. هم چنین در الگوریتم KNN فازی مقادیر مختلفی برای پارامتر k آزمایش شده است. بهترین نتایج به ازای k=7 به دست آمده است (شکل ۶).



(شکل ۶): دقت دسته بندی به ازای مقادیر مختلف k

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

مجموعه ی ۱: فقط DWF

مجموعه ی ۲: فقط RWF

مجموعه ی ۳: DWF و RWF

مقادیر متوسط و انحراف معیار دقت دسته بندی برای هر مجموعه ویژگی و به ازای مقادیر مختلف سطوح تجزیه ی موجک (I=1,2,3) در (جدول ۱) آورده شده است. مقادیر داخل پرانتز ابعاد بردار ویژگی را برای هر آزمایش نشان می دهند که مطابق بخش ۲-۲-۴ برای هر ROI محاسبه شده اند.

(جدول ۱): دقت دسته بندی برای مجموعه ویژگی های مختلف و

به ازای مقادیر مختلف سطوح تجزیه (I)

I	مجموعه ۱	مجموعه ۲	مجموعه ۳
۱	۸۰/۳۵ ± ۰/۵۴ (۴)	۸۲/۳۲ ± ۰/۲۳ (۴)	۸۴/۱۸ ± ۰/۴۴ (۸)
۲	۸۱/۴۱ ± ۰/۴۵ (۷)	۸۳/۰۱ ± ۰/۲۶ (۷)	۸۹/۰۷ ± ۰/۲۹ (۱۴)
۳	۸۸/۱۳ ± ۰/۱۰ (۱۰)	۸۸/۸۳ ± ۰/۳۹ (۱۰)	۹۰/۴۳ ± ۰/۲۵ (۲۰)

ملاحظه می شود که عملکرد سیستم با استفاده از ویژگی های RWF (مجموعه ی دو) در همه ی مقیاس ها بهتر از نتایج به دست آمده با استفاده از ویژگی های DWF

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

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

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

با توجه به توضیحات فوق ضریب  $k_i$  بین سیستم رایانه‌ای و دو رادیولوژیست به‌طور متوسط  $0/6543$  به دست آمده در حالی که ضریب  $k_i$  بین دو رادیولوژیست  $0/6848$  می‌باشد.

چند نمونه از نتایج تحلیل توسط سیستم رایانه‌ای در (شکل ۷) آورده شده است. یادآوری می‌شود که نتایج تحلیل توسط سیستم رایانه‌ای یک بار با در نظر گرفتن درجه‌ی اطمینان  $90\%$  و یک بار بدون در نظر گرفتن این محدودیت نمایش داده شده‌اند. در حالت اول بلوک‌هایی که برچسب "نامشخص" خورده‌اند با رنگ سفید مشخص شده‌اند.

### ۳-۴- آنالیز آماری و بررسی همبستگی میان پارامترهای آزمایش تنفسی و یافته‌های HRCT

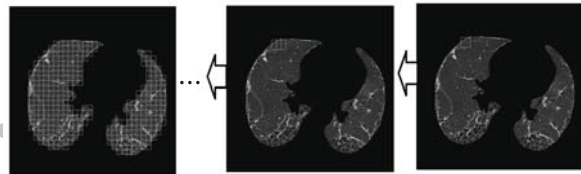
نشان دادیم که سیستم رایانه‌ای پیاده‌سازی شده الگوهای مرتبط با بیماری را با دقت مناسبی تشخیص می‌دهد. در این جا می‌خواهیم به ارزیابی کمی بیماری پردازیم و سپس این موضوع را بررسی کنیم که میان الگوهای آناتومیک بیماری که توسط سیستم رایانه‌ای شناسایی و تعیین مقدار شده و پارامترهای کارکردی ریه، تا چه حد ارتباط و همبستگی وجود دارد.

دو نمونه از متداول‌ترین این آزمون‌ها، اندازه‌گیری پارامترهای ظرفیت حیاتی با فشار<sup>۵</sup> (FVC) و حجم بازدمی با فشار در یک ثانیه<sup>۶</sup> (FEV<sub>1</sub>) می‌باشد. در آزمون FVC، شخص پس از یک دم عمیق با حداکثر قدرت و سرعت ممکن یک بازدم سریع انجام می‌دهد. این آزمون برای ارزیابی مقاومت مجاری هوایی و نیز قدرت عضلات تنفسی به کار می‌رود و خود شامل دو آزمون دیگر می‌باشد که یکی از آن‌ها FEV<sub>1</sub> می‌باشد. حجم بازدمی با فشار در یک ثانیه، بیشترین آزمونی است که برای تشخیص بیماری‌های مجاری هوایی به کار می‌رود و برابر با حجمی از FVC است که در ثانیه اول بازدم خارج می‌شود.

(۱۹۹۹) و (دیپورسینگ و همکاران ۲۰۰۷) مقایسه می‌کنیم. دقت<sup>۱</sup>، حساسیت<sup>۲</sup> و خصوصیت<sup>۳</sup> به‌ازای هریک از روش‌ها یک‌بار در دسته‌بندی دو کلاسه (هر الگو نسبت به سایر الگوها) و یک‌بار در حالت چندکلاسه در (جدول ۳) خلاصه شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، روش پیشنهادی در مشخصه‌یابی بافت ریه از عملکرد بالاتری برخوردار می‌باشد. به‌منظور مطالعه‌ی اینکه کدام الگو به‌طور مؤثری تمایز داده می‌شود، ماتریس سردرگمی<sup>۴</sup> را تشکیل داده‌ایم (جدول ۴).

### ۳-۳- آنالیز ناحیه‌ای روی کل تصویر HRCT

مجموعه آزمایش دوم شامل هفده اسلایس HRCT است. یک پنجره‌ی  $31 \times 31$  با گام پانزده پیکسل روی بافت اصلی ریه لغزاند می‌شود و برچسب کلاس الگو برای هر بلوک توسط سیستم تعیین می‌شود. در (شکل ۶) مراحل کار مشاهده می‌شود. برچسب تعیین شده توسط سیستم برای هر بلوک، به بلوک  $15 \times 15$  در مرکز آن اختصاص می‌یابد.



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

اگر میزان درجه‌ی اطمینان در اختصاص برچسب به چهار الگوی بافتی شیشه‌مات، لانه‌زنبوری، رتیکولار و نرمال کمتر از  $90\%$  باشد، برچسب پنجمی به نام "نامشخص" توسط سیستم به آن بلوک داده می‌شود. عملکرد سیستم با عملکرد دو رادیولوژیست مقایسه شده است. از هفده تصویر HRCT پس از حذف بلوک‌های نامشخص،  $3955$  بلوک مورد تحلیل قرار می‌گیرند. اگر درصد توافق نسبی را به‌صورت تعداد بلوک‌هایی که برچسب یکسان خورده‌اند، تقسیم بر تعداد کل بلوک‌های مورد تحلیل تعریف می‌کنیم، درصد توافق نسبی بین رادیولوژیست‌ها و سیستم رایانه‌ای به‌طور متوسط  $73/13\%$  به دست می‌آید در حالی که درصد توافق نسبی بین دو رادیولوژیست  $75/61\%$  می‌باشد. هم‌چنین ضریب کاپا که یک اندازه‌گیری آماری دقیق‌تری نسبت به درصد توافق

<sup>۱</sup> درصد نمونه‌های متعلق به همه بافت‌ها که به درستی دسته‌بندی شده‌اند.

<sup>۲</sup> درصد نمونه‌های متعلق به یک نوع بافت که به درستی دسته‌بندی شده‌اند.

<sup>۳</sup> درصد نمونه‌هایی که به یک نوع بافت تعلق ندارند و به درستی دسته‌بندی شده‌اند.

<sup>۴</sup> Confusion matrix

<sup>۵</sup> Forced Vital Capacity

<sup>۶</sup> Forced Vital Capacity in one second

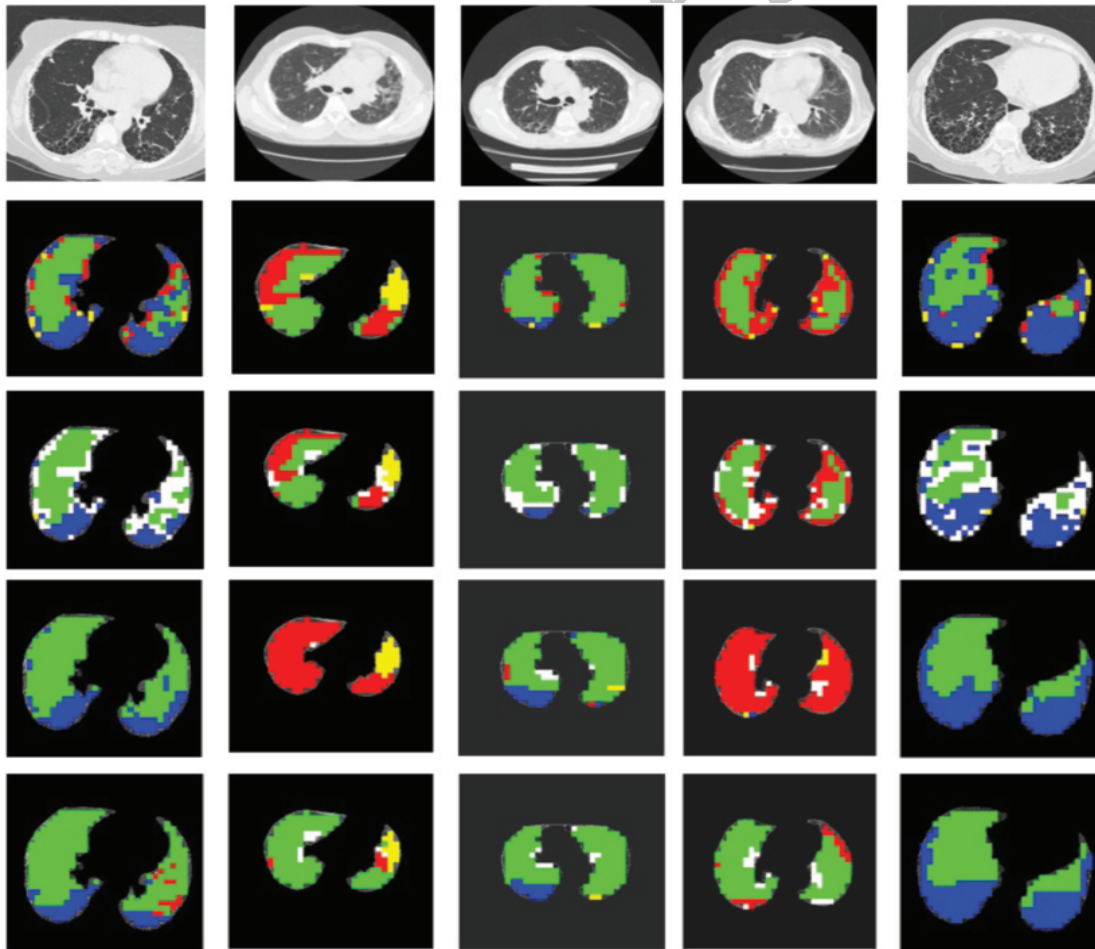


(جدول ۳): مقایسه نتایج به دست آمده از روش های مختلف.

الگوریتم پیشنهادی			روش ارائه شده توسط دیپورسینگ و همکاران			روش ارائه شده توسط لویالوری و همکاران			بکریندی دسته بندی
دقت	خصوصیت	حساسیت	دقت	خصوصیت	حساسیت	دقت	خصوصیت	حساسیت	
۹۸/۳۳	۹۹/۳۳	۹۵/۳۳	۹۷/۵۰	۹۹/۱۱	۹۲/۶۶	۹۷/۱۷	۹۹/۱۱	۹۱/۳۳	بکریندی دسته بندی
۹۷/۱۶	۹۶/۶۶	۹۸/۶۶	۹۶/۱۶	۹۶/۶۶	۹۴/۶۶	۹۵/۶۷	۹۵/۵۹	۹۵/۳۳	نرمال نسبت به سایرین
۹۵/۰۰	۹۷/۱۱	۸۶/۶۶	۹۲/۵۰	۹۵/۱۱	۸۴/۶۶	۹۱/۵۰	۹۲/۸۹	۸۷/۳۳	لانه زنبوری نسبت به سایرین
۹۳/۱۶	۹۴/۶۷	۸۴/۶۶	۹۰/۱۶	۹۳/۵۵	۸۰/۶۶	۸۸/۳۳	۹۴/۰۰	۷۱/۳۳	شیشه مات نسبت به سایرین
۹۱/۸۳	-	-	۸۸/۱۶	-	-	۸۶/۳۳	-	-	رتیکولار نسبت به سایرین
									چندکلاسه

(جدول ۴): مقایسه ماتریس های سردرگمی روش های مختلف (برچسب ۱: الگوی شیشه مات، ۲: الگوی لانه زنبوری، ۳: الگوی رتیکولار و ۴: الگوی نرمال)

الگوریتم پیشنهادی		روش ارائه شده در [۶]				روش ارائه شده در [۴]				برچسب کلاس ها		
۴	۳	۲	۱	۴	۳	۲	۱	۴	۳		۲	۱
-	۱۷	-	۱۳۳	-	۲۳	-	۱۲۷	-	۱۹	-	۱۳۱	۱
۲	-	۱۴۸	-	۴	۴	۱۴۲	-	۳	۴	۱۴۲	-	۲
۱	۱۲۷	۹	۱۳	-	۱۲۱	۷	۲۲	۱	۱۰۷	۱۰	۳۲	۳
۱۴۳	۱	۶	-	۱۳۹	۳	۸	-	۱۳۷	۴	۹	-	۴
۱۴۶	۱۴۵	۱۶۳	۱۴۶	۱۴۳	۱۵۱	۱۵۷	۱۴۹	۱۴۱	۱۳۴	۱۶۲	۱۶۳	کل



(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: نرمال 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 سفت شدن 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 بهILD 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<sup>۱</sup> انجام می‌دهند، از طبقه‌بندی کننده‌ی Fuzzy SVM 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 کمی‌سازی پیشرفت بیماری، باید میزان گستردگی هریک از الگوهای مطرح را درILD 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
$FEV_1/FVC$	-۰/۲۲۱	-۰/۳۱۰	۰/۱۵۳	-۰/۰۶۲
$FEV_1\%$	-۰/۱۹۷	-۰/۶۱۷(*)	-۰/۶۶۸(*)	-۰/۸۶۰(*)
FVC%	-۰/۵۱۰	-۰/۶۹۲(*)	-۰/۶۵۸(*)	-۰/۸۲۸(*)
	۰/۴۴۹	۰/۰۰۸	۰/۰۰۳	۰/۰۰۱
	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

<sup>۱</sup> crisp

- Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 1991; 13(2): 192-202.
- Deppeursinge, 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.
- Shamsheyeva, 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 شکیبیا 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 رشته مهندسی برق از دانشگاه امیرکبیر اخذ کرده است. سپس، مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته 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](mailto: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](mailto: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](mailto:a.tolouee@gmail.com)

Archive