

## A CAD System for Automatic Recognition of Lung Interstitial Tissue Patterns in HRCT Images

A. Tolouee<sup>1</sup>, H. Abrishami-Moghaddam<sup>2\*</sup>, M. Giti<sup>3</sup>

<sup>1</sup> M.Sc Graduated, Biomedical Engineering Department, K.N.Toosi University of Technology, Tehran, Iran,  
azar\_tolouee@ee.kntu.ac.ir

<sup>2</sup> Associate Professor, BioMedical Engineering Department, Electrical Engineering School, K.N.Toosi University of  
Technology, Tehran, Iran

<sup>3</sup> Associate Professor, Radiology Department, Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran, m.guity@irsr.org

### Abstract

Automatic classification of lung tissue patterns in high-resolution computed tomography (HRCT) images of patients affected with interstitial lung diseases (ILD) is an important stage in the construction of a computer-aided diagnosis system. In this study, classification of lung tissue patterns was conducted using a new machine learning approach. The proposed system comprises three stages. In the first stage, the parenchyma region in HRCT lung images is separated using a set of thresholding, filtering and morphological operators. In the second stage, two sets of overcomplete wavelet filters, namely discrete wavelet frames and rotated wavelet frames are utilized to extract the features from the defined regions of interest (ROIs) within parenchyma. Then, in the third stage, the fuzzy k-nearest neighbor algorithm is employed to perform the pattern classification. Our experiments in lung pattern classification were rendered on four different lung tissue patterns (ground glass, honey combing, reticular, and normal) selected from a database of 340 images from 17 subjects. After applying the technique to classify these patterns in small ROIs, we extended the classification scheme to the whole lung in order to produce the quantitative scores of abnormalities in lung parenchyma of the patients. The performance of the proposed method was compared with two state-of-the-art computer based methods for lung tissue characterization. It was also validated against the experienced observers. The average kappa statistic of agreement between two radiologists and the computer was found to be 0.6543 where as the average kappa statistic for the interobserver agreement was 0.6848. This computer system can approach the performance of the expert observers in the diagnosing regions of interest and can help to produce objective measures of abnormal patterns in lung HRCT images.

**Keywords:** Lung segmentation, HRCT images, Interstitial lung diseases, Discrete wavelet frames, Rotated wavelet frames. Fuzzy k-nearest neighbor classifier

\*Corresponding author

Address: Hamid Abrishami-Moghaddam, Seyedkhandan, Dr. Shariati Ave, P.O BOX: 16315-1355, Tehran, Iran.  
Tel: +98 21 88462174  
Fax: +98 21 88462066  
E-mail: moghadam@saba.kntu.ac.ir

## یک سیستم تشخیص به کمک کامپیوتر به منظور بازشناسی خودکار الگوهای بافت بینابینی ریه در تصاویر HRCT

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

<sup>۱</sup> کارشناس ارشد مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران [azar\\_tolouee@ee.kntu.ac.ir](mailto:azar_tolouee@ee.kntu.ac.ir)

<sup>۲</sup> دانشیار گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران

<sup>۳</sup> دانشیار گروه رادیولوژی، دانشکده علوم پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تهران [m.guity@irsr.org](mailto:m.guity@irsr.org)

### چکیده

تشخیص خودکار الگوهای پاتولوژیک ریوی در تصاویر HRCT بیماران مبتلا به ناهنجاری‌های بافت بینابینی ریه (ILD)، مرحله‌ای مهم در ایجاد یک سیستم تشخیص به کمک کامپیوتر محسوب می‌شود. الگوریتم ارائه شده برای دسته‌بندی الگوهای بافت ریه شامل ۳ مرحله است: در مرحله اول ریه از پس زمینه جدا می‌شود. در مرحله دوم دو بانک فیلتری موجک فوق کامل به نام‌های فریم‌های موجک گسته (DWF) و فریم‌های موجک دوران یافته (RWF) برای استخراج ویژگی از نواحی مطلوب (ROI) تعریف شده درون بافت ریه استفاده می‌شوند؛ در نهایت الگوریتم k نزدیکترین همسایه فازی برای دسته‌بندی الگوها اعمال می‌گردد.

در این مطالعه ۴ الگوی مرتبط با ILD (شیشه مات، لاته زنبوری، رتیکولار و نرمال) از یک پایگاه داده شامل ۳۴۰ تصویر HRCT انتخاب شده و مورد بازشناسی قرار می‌گیرند. عملکرد سیستم کامپیوتری با عملکرد دو رادیولوژیست مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. ضریب توافق کاپا بین سیستم و دو رادیولوژیست در مقایسه با ضریب توافق ۰/۶۸۴۸ بین دو رادیولوژیست، به طور متوسط ۰/۶۵۲۳ است. چنین سیستمی می‌تواند به بهبود تصمیم‌گیری و کارایی پزشک از طریق تسهیل کشف و ارزیابی الگوهای تصویری پیچیده، کاهش تفاوت میان مشاهده‌گرها و حذف اعمال تکراری و گاهی خسته کننده منجر شود.

واژه‌های کلیدی: بخش‌بندی ریه، تصاویر HRCT، بیماری‌های بافت بینابینی ریه، فریم‌های موجک گسته، فریم‌های موجک دوران یافته، طبقه‌بندی کننده k نزدیکترین همسایه فازی

همه‌دفتر مکاتبات

نشانی: تهران، خیابان شریعتی، پانزدهم تیر از پل سید خندان، دانشکده برق خواجه نصیر طوسی، صندوق پستی: ۱۶۳۱۵-۱۳۵۵

تلفن: ۸۸۶۶۲۱۷۷، دورنگار: ۸۸۶۶۲۰۶۶، پیام نگار: [moghadam@saba.kntu.ac.ir](mailto:moghadam@saba.kntu.ac.ir)

## ۱- مقدمه

با ارزش خواهد بود [۲]. همچنین تکنولوژی‌های HRCT اخیر امکان دست‌یابی همگن به تمام قفسه سینه با قدرت تفکیک کمتر از ۱mm را در مدت یک تنفس فراهم می‌کنند. این تسهیلات ایجاد شده به حجم عظیمی از تصاویر منجر می‌شود که باید به وسیله رادیولوژیست‌ها تفسیر شوند. بنابراین تحلیل خودکار این داده‌ها امری ضروری است و یک زمینه تحقیقاتی<sup>۱</sup> بسیار فعال در پردازش تصاویر پزشکی محسوب می‌شود [۳-۶]. این دسته از مطالعات در گروه سیستم‌های تشخیص به کمک کامپیوتر<sup>۲</sup> (CAD) قرار می‌گیرند. اساس سیستم طراحی شده برای منظور فوق، بر این باور که بافت ریه در حضور بیماری دچار تغییر شده و این تغییرات در تصاویر بازسازی شده HRCT نمایان می‌شود؛ استوار است. اندازه‌گیری‌های ریاضی متعددی از بافت تصویر برای مطالعه تفاوت الگوهای ریه در تصاویر HRCT صورت گرفته است. فعالیت اسلوایمر<sup>۳</sup> و همکاران [۳] منحصراً بر تشخیص الگوی نرمال از غیر نرمال در تصاویر HRCT متمرکز شده‌اند و دسته‌بندی بیشتری بر الگوهای غیرنرمال صورت نگرفته است.

اپالوری<sup>۴</sup> و همکاران [۴] ترکیبی از ویژگی‌های آماری و فراکتال<sup>۵</sup> را برای مشخصه‌یابی بافت ریه از روی اسکن‌های HRCT به‌کار بردند. در این روش ابتدا برای هر ROI<sup>۶</sup> به ابعاد ۳۱×۳۱، ۲۲ ویژگی بافتی محاسبه می‌شود و سپس طبقه‌بندی کننده بایزین<sup>۷</sup> برای بازشناسی ۶ الگوی مختلف بافت ریه اعمال می‌گردد. در روش آنها از اندازه‌گیری فرکانس- مکانی استفاده نشده است.

در سال‌های اخیر نشان داده شده است که روش‌های مبتنی بر موجک<sup>۸</sup> در تحلیل بافت، از کارایی مناسبی برخوردارند [۵]. البته تبدیل موجک دارای یک نقص عمده تغییرپذیری با انتقال است. این خاصیت بیانگر وجود یک مشکل برای الگوریتم استخراج ویژگی بافتی است زیرا در حالت ایدئال الگوریتم استخراج ویژگی بافتی باید تغییرناپذیر با انتقال و دوران باشد. برخی از محققان برای غلبه بر محدودیت تغییرناپذیری با انتقال، از فریم‌های موجک گسسته<sup>۹</sup> (DWF) برای مشخصه‌یابی بافت ریه استفاده کرده‌اند [۶].

بیماری‌های بافت بینابینی ریه<sup>۱</sup> (ILDs) گروهی تقریباً ناهمگن متشکل از حدود ۱۵۰ بیماری مختلف بافت ریه و اغلب با نشانه‌های نامشخص‌اند. بسیاری از این بیماری‌ها نادر بوده و این امر تشخیص آنها را بسیار دشوار می‌سازد. در ILD به دلیل رسوب کلاژن و ایجاد فیروز در بافت بینابینی ریه، از خاصیت ارتجاعی آن کاسته می‌شود بنابراین 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 و تأثیرات آن در یافته‌های حاصل از آزمون تنفسی نمایان می‌شود. از دیدگاه پاتولوژیک، بافت ریه دچار خرابی می‌شود که بررسی این موضوع به وسیله متخصص پاتولوژی در آزمایشگاه و با انجام بیوپسی صورت می‌گیرد. دیدگاه آخر جنبه رادیولوژی و آناتومیک بیماری است و در آن رادیولوژیست با بررسی تصاویر ریه فرد بیمار، به جستجوی الگوهای مربوط به بیماری‌های بافت بینابینی ریه می‌پردازد.

روش تصویربرداری رایج برای تشخیص این بیماری‌ها، رادیوگرافی قفسه سینه است. با وجود هزینه کمتر و نیز پرتودهی ضعیف آن، دو ویژگی مهم این روش را برای تشخیص بیماری‌های ظریف ریوی محدود می‌کنند. از سویی تفاوت کم در میرایی بین بافت نرمال و غیرنرمال در رادیوگرافی قفسه سینه به سختی قابل مشاهده است. بنابراین ناهنجاری‌های مربوط به بافت اصلی شش به خوبی قابل تشخیص نیست. از سوی دیگر بسیاری از ساختارها اعم از نرمال و غیرنرمال، در رادیوگرافی همپوشانی دارند که این امر سبب دشوار شدن تشخیص می‌گردد. در مقابل، توموگرافی کامپیوتری با قدرت تفکیک بالا<sup>۱۰</sup> (HRCT) اطلاعات بسیار دقیقی درباره مکان آناتومیکی ناهنجاری فراهم می‌کند [۱]. HRCT به‌طور ویژه در تشخیص بیماری‌های ریه با رادیوگرافی قفسه سینه نرمال اما علائم بیماری بالینی و ناهنجاری‌های کارکردی ریه که نمایانگر بیماری‌های بافت بینابینی ریوی است، بسیار

<sup>1</sup> Interstitial Lung Diseases<sup>2</sup> Sluimer<sup>3</sup> Bayesian classifier<sup>4</sup> High Resolution Computed Tomography<sup>5</sup> Uppaluri<sup>6</sup> wavelet-based<sup>7</sup> Fractal<sup>8</sup> Discrete Wavelet Frames<sup>9</sup> Computer Aided Diagnosis<sup>10</sup> Region Of Interest

## ۲- مشخصه‌یابی بافت ریه

الگوریتم ارائه شده برای مشخصه‌یابی بافت ریه شامل چندین مرحله است. ابتدا بافت اصلی ریه از پس زمینه جدا می‌شود سپس بردارهای ویژگی با استفاده از دو بانک فیلتری موجک فوق کامل به نام‌های فریم‌های موجک گسسته (DWF) و فریم‌های موجک درون یافته<sup>۱۵</sup> (RWF) برای هر ROI درون بافت اصلی ریه محاسبه می‌شوند. این بردارهای ویژگی به‌عنوان ورودی طبقه‌بندی کننده  $k$  نزدیکترین همسایه فازی‌اند که برای تولید برچسب گروه‌ها آموزش داده می‌شود.

### ۱-۲- پیش پردازش - جداسازی ریه از پس زمینه

به‌طور کلی در سیستم‌های تشخیص کامپیوتری، فرایند بخش‌بندی تصویر به مثابه پیش‌نیازی برای انجام عملیات تحلیل محتوای تصویر و تشخیص الگوهای مورد جستجو در تصاویر پزشکی است.

الگوریتم ارائه شده برای بخش‌بندی ریه از پس زمینه شامل ۶ گام است [۷]: در گام اول، تصویر آستانه‌گذاری می‌شود. طی این فرایند، بافت ریه که دارای سطح خاکستری پایینی است، با استفاده از روش اتسو<sup>۱۶</sup> از سایر بخش‌ها تا حد مناسبی جدا می‌شود. در روش اتسو با حداقل‌سازی واریانس درون کلاسی پیکسل‌های سیاه و سفید، تصویر سطح خاکستری به یک تصویر باینری تبدیل می‌شود. یک تصویر HRCT قفسه سینه شامل ۲ گروه اصلی پیکسل‌هاست: پیکسل‌های با سطح خاکستری زیاد که در دیواره قفسه سینه واقع شده‌اند و پیکسل‌های با سطح خاکستری کم که شامل بافت ریه و نیز هوای اطراف‌اند. به‌دلیل تفاوت زیاد در سطوح خاکستری این ۲ گروه، آستانه‌گذاری به جداسازی مطلوبی منجر می‌شود.

در گام دوم، تصویر به‌وسیله فیلتر پایین‌گذر هموار می‌شود و اغتشاش<sup>۱۷</sup> موجود در آن کاهش می‌یابد. در گام سوم، پس‌زمینه تصویر، هوای اطراف ریه و سایر بخش‌های زاید حذف می‌شود.

در این مقاله علاوه بر DWF، از یک مجموعه فیلتر موجک دوبعدی 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 از پس زمینه جدا می‌شود. این گام به‌عنوان پیش‌نیازی برای تحلیل محتوای تصویر و تشخیص الگوها در یک سیستم CAD به‌شمار می‌آید. الگوهای مورد جستجو عبارت‌اند از: سه الگوی غیر نرمال لانه زنبوری<sup>۱۱</sup>، شیشه مات<sup>۱۲</sup> و رتیکولار<sup>۱۳</sup> و یک الگوی نرمال. شکل ۱ نمونه‌هایی از چهار کلاس مذکور را نشان می‌دهد. در مرحله بعد، پزشک از نواحی نشانه‌گذاری شده ROI‌هایی با اندازه مشخص  $N \times N$  استخراج می‌کند. سپس بردارهای ویژگی برای هر ROI درون بافت اصلی ریه تشکیل می‌شوند. این بردارهای ویژگی به‌عنوان ورودی طبقه‌بندی کننده  $k$  نزدیکترین همسایه<sup>۱۴</sup> فازی‌اند که برای تولید برچسب گروه‌ها آموزش داده می‌شود. پس از اعمال الگوریتم برای 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.



شکل ۱- الگوهای رادیولوژیک موجود در بیماری‌های بافت بینایی ریه

<sup>11</sup> Honeycombing

<sup>15</sup> Rotated Wavelet Frames

<sup>12</sup> Ground glass

<sup>16</sup> Otsu

<sup>13</sup> Reticular

<sup>17</sup> Noise

<sup>14</sup> K-nearest neighbor

مدل‌های بافت نظیر میدان تصادفی مارکوف گوسی<sup>۱۹</sup> (GMRF) [۹] و اوتورگرسیو<sup>۲۰</sup> [۱۰] در مجموع برای سنتز بافت مفیدند. هرچند می‌توان نشان داد متغیرهای کنترلی این روش‌ها به اندازه کافی پایدار نیستند، یعنی نگاهت یک به یک بین الگوها و مجموعه متغیرها وجود ندارد. به عبارت دیگر هیچ مدلی دقیقاً بر بافت مورد مشاهده منطبق نیست و بنابراین هیچ یک از مدل‌های متغیری برای مشخصه‌یابی یک الگوی بافت کامل نیستند.

روش‌های غیرمتغیری مثل ماتریس هم وقوعی عملکرد بهتری را از خود نشان می‌دهند. ویژگی‌های توصیف شده از ماتریس هم وقوعی مثل کنتراست، همبستگی و ... به دلیل مفهوم ادراکی خود، بسیار رایج‌اند؛ هرچند برای تمایز بافت کافی نیستند زیرا بسیاری از اطلاعات حمل شده به وسیله ماتریس هم‌وقوعی را حذف می‌کنند.

روش‌های پردازش سیگنال به‌طور عموم تصویر را در فضایی توصیف می‌کنند که سیستم مختصات آن رابطه نزدیکی با مشخصات بافت دارد. از این میان، روش‌های مبتنی بر تبدیل فوریه در عمل به خاطر نداشتن دقت مکانی کارایی ضعیفی دارند. روش‌های مبتنی بر موجک در تحلیل بافت تصویر، از کارایی مناسبی برخوردارند [۱۱]. البته تبدیل موجک دارای نقص عمده تغییرپذیری با انتقال است. این خاصیت یک مشکل برای الگوریتم استخراج ویژگی بافتی به‌شمار می‌رود زیرا در حالت ایدئال الگوریتم استخراج ویژگی بافتی باید با انتقال و دوران تغییرناپذیر باشد.

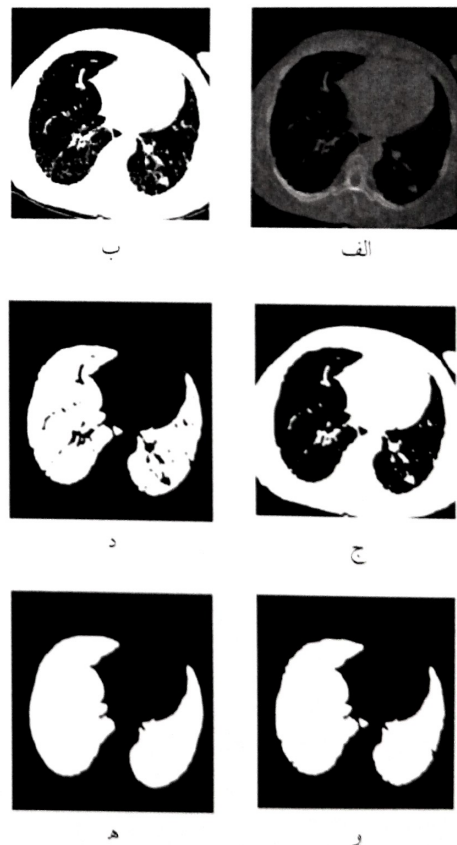
پیشرفت‌های اخیر در حوزه موجک روی توصیف‌های چند مقیاسه تفکیک‌ناپذیر تمرکز دارد که قادر به تسخیر ساختارهای هندسی ذاتی نظیر کانتور<sup>۲۱</sup>‌های نرم در تصاویر طبیعی‌اند. در حالی که موجک‌های سنتی قادر به تسخیر آنها نیستند. برخی پیشرفت‌ها در این زمینه عبارت‌اند از تبدیل‌های شیارک<sup>۲۲</sup> [۱۲]، پیچک<sup>۲۳</sup> [۱۳] و پیرامونک<sup>۲۴</sup> [۱۴]. موجک‌های سنتی تصاویر را در مقیاس‌ها و موقعیت‌های مختلف تحلیل می‌کنند در حالی که این تبدیل‌ها یک فاکتور دیگر یعنی جهت را نیز در نظر می‌گیرند. با در نظر گرفتن عامل جهت، این تبدیل‌ها قادر به توصیف ناپوستگی‌های

در گام چهارم، حفره‌های موجود در بافت ریه که برخی از آنها ناشی از اغتشاش و برخی دیگر ناشی از راه‌های هوایی و عروق‌اند، پر می‌شود. اپراتورهای ریخت‌شناختی برای پر کردن حفره‌های مذکور استفاده شده‌اند.

در گام پنجم، مرز ریه بازسازی می‌شود. سرانجام در گام ششم، ROI‌های مورد نظر استخراج می‌شوند. در شکل ۲ نتیجه عملیات آستانه‌گذاری بر تصویر و سایر پردازش‌ها تا پایان مرحله بازسازی مرز ریه نشان داده شده است.

## ۲-۲- استخراج ویژگی

روش‌های استخراج ویژگی بافتی اخیر عبارت‌اند از روش‌های آماری، روش‌های مبتنی بر مدل و روش‌های پردازش سیگنال [۸]. مثال‌هایی از این روش‌ها عبارت‌اند از ماتریس هم‌وقوعی<sup>۱۸</sup>، مدل‌های میدان تصادفی مارکوف گوسی و آنالیز پاسخ تصویر به بانک فیلتری.



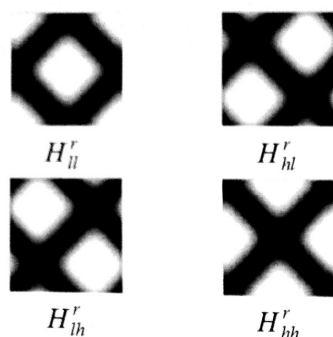
شکل ۲- الف) تصویر اصلی؛ ب) نتیجه عملیات آستانه‌گذاری بر تصویر؛ ج) تصویر فیلتر شده؛ د) حذف پس زمینه؛ و) پر کردن حفره‌ها، ه) بازسازی مرز ریه

<sup>18</sup> Co-occurrence matrix  
<sup>22</sup> Ridgelet

<sup>19</sup> Gaussian Markov Random Field  
<sup>23</sup> Curvelet

<sup>20</sup> Autoregression  
<sup>24</sup> Contourlet

<sup>21</sup> Contour



شکل ۴- تقسیم‌بندی فرکانسی یک سطح تجزیه RWF

## ۲-۲-۲- فریم‌های موجک دوران یافته

کیم<sup>۲۹</sup> و اودپا<sup>۳۰</sup> [۱۷] فیلترهای موجک دوران یافته را با استفاده از فیلترهای موجک هار طراحی کرده‌اند. ضرایب فیلتر موجک ۲ بعدی دوران یافته  $H_j^r$  با دوران ضرایب فیلتر موجک دو بعدی متناظر  $H_j$  ( $j$  بیانگر II, Ih, hl, hh است) به میزان  $45^\circ$  به دست می‌آیند. می‌توان نشان داد که اندازه فیلترهای موجک دوران یافته  $(2L-1) \times (2L-1)$  است که  $L$  طول فیلتر یک بعدی است. هر فیلتر دوران یافته یک چهارم کل ناحیه فرکانسی را می‌پوشاند. تقسیم‌بندی فرکانسی یک سطح تجزیه RWF در شکل ۴ نشان داده شده است.

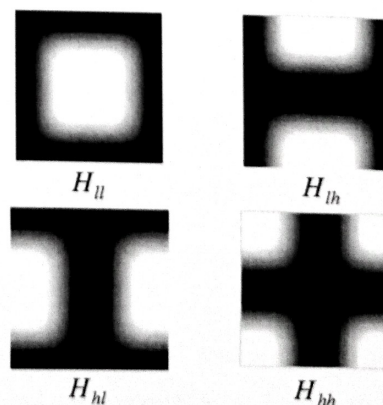
## ۲-۲-۳- انتخاب پایه‌های موجک

برای تجزیه موجک از پایه‌های موجک کثیرالجمله‌ای<sup>۳۱</sup> استفاده می‌کنیم. این موجک‌ها اورتوگونال<sup>۳۲</sup> و متقارنند و درجه کثیرالجمله‌ای ( $n$ ) خواص زمانی- فرکانسی آنها را تعدیل می‌کند [۱۸]. افزایش  $n$  به عدم مکانیابی<sup>۳۳</sup> تابع پایه منجر می‌شود و در عین حال این مزیت را دارد که همبستگی بین شاخه‌های مختلف بانک فیلتری را کاهش می‌دهد [۱۹]. به عبارت دیگر درجه چند جمله‌ای 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  $n$  همپوشانی در حوزه فرکانس بین توابع موجک را در قدرت تفکیک‌های مختلف کاهش می‌دهد و این به معنای همبستگی ناچیز بین سطوح است [۲۰]. بنابراین خواص مطلوب عدم همبستگی بین و درون سطوح موجک می‌تواند

تصویر نظیر لبه‌ها و کانتورها به صورتی بسیار مؤثرتر و با تعداد ضرائب کمتری‌اند. این ویژگی، تبدیل‌های اخیر را برای کدگذاری و حذف اغتشاش بسیار مناسب ساخته است. از بین همه این تبدیل‌ها، فاکتور جهت در تبدیل لبه‌ای شکل بسیار برجسته است که از آن برای استخراج ویژگی‌های تغییرناپذیر با دوران استفاده می‌شود. اما از آنجا که هدف دستیابی توأم به ویژگی‌های تغییرناپذیر با انتقال و دوران بوده است، از DWF برای غلبه بر مشکل تغییرپذیری با انتقال تبدیل موجک و برای مشخصه‌یابی بهتر بافت در راستاهای ۴۵ و ۱۳۵ درجه از RWF استفاده کرده‌ایم.

## ۲-۲-۱- فریم‌های موجک گسسته

می‌دانیم تبدیل موجک گسسته<sup>۲۵</sup> (DWT) تغییرناپذیر با انتقال نیست [۱۵]. این خاصیت به طور محسوس 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<sup>۲۶</sup> انجام نمی‌شود. همچنین مشخصه‌های چند مقیاسی این تجزیه که دارای افزونگی<sup>۲۷</sup> است با استفاده از فوق نمونه‌برداری<sup>۲۸</sup> فیلترهای دوبعدی قبل از تجزیه بیشتر به دست می‌آید [۱۶]. تقسیم‌بندی فرکانسی یک سطح تجزیه DWF در شکل ۳ نمایش داده شده است.



شکل ۳- تقسیم‌بندی فرکانسی یک سطح تجزیه DWF

<sup>۲۵</sup> Receptor<sup>۲۹</sup> Kim<sup>۳۳</sup> Delocalization<sup>۲۶</sup> Subsampling<sup>۳۰</sup> Udpa<sup>۲۷</sup> Redundancy<sup>۳۱</sup> B-spline wavelet<sup>۲۸</sup> Upsampling<sup>۳۲</sup> Orthogonal

با تسامح در انتخاب  $n$  به دست آید.

$$U(x, c) = \frac{\sum_{k=1}^K U(x_k, c) \left( \frac{1}{d(x, x_k)^{\frac{2}{(m-1)}}} \right)}{\sum_{k=1}^K \left( \frac{1}{d(x, x_k)^{\frac{2}{(m-1)}}} \right)} \quad (3)$$

که  $m$  درجه فازی کنندگی است و عموماً برابر ۲ انتخاب می‌شود. همچنین  $k$  آمین نزدیکترین همسایه نمونه  $x$  و  $k$  بیانگر تعداد کل نزدیکترین همسایه‌هاست. با فرض اینکه تعداد کل کلاس‌ها برابر  $C$  باشد، برای هر نمونه آزمون 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 [۲۱]. همچنین طبقه‌بندی کننده KNN فازی می‌تواند برای تشخیص یک کلاس جدید استفاده شود. بدین معنا که چنانچه بیشترین درجه 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 شبیه سازی به دست آمده از دو مجموعه آزمون مختلف ارائه می‌شود. در مجموعه آزمون اول ROI‌های استخراج شده، به وسیله روش پیشنهادی دسته‌بندی می‌شوند؛ در مجموعه آزمون 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  $512 \times 512$  پیکسل و قدرت تفکیک ۱۲ بیت بر پیکسل از مقاطع مختلف ریه ۱۷ بیمار مبتلا به ILD (به ازای هر بیمار به‌طور متوسط ۲۰ تصویر از مقاطع مختلف ریه)، از دو مرکز تصویربرداری نور و اطهری تهران تهیه شده است.

#### ۲-۲-۴- ساخت بردارهای ویژگی

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

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

که  $y_i(k,l)$  خروجی کانال  $i$  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  $m = 3l + 1$  تعداد زیرباندها در بانک فیلتری و  $l$  تعداد سطوح تجزیه موجک است.

#### ۲-۲-۵- نرمال‌سازی

از آنجایی که ویژگی‌های مختلف دارای دامنه‌های مختلفی از مقادیرند، دسته‌بندی ممکن است تحت تأثیر ویژگی‌های دارای مقدار بزرگ قرار گیرد. به این دلیل قبل از دسته‌بندی هر ویژگی را بر اساس رابطه زیر نرمال سازی می‌کنیم:

$$\bar{f}_{i,j} = \frac{f_{i,j} - \mu_j}{\sigma_j} \quad (2)$$

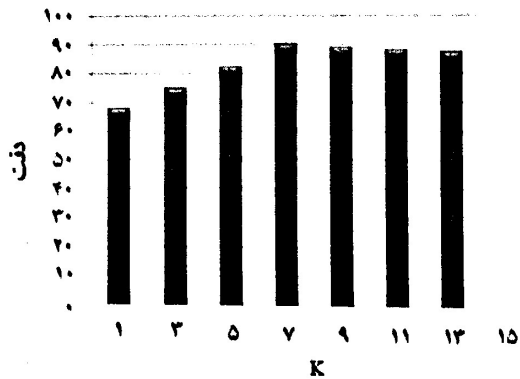
که در آن  $f_{i,j}$  ویژگی  $j$ ام از بردار ویژگی نام است و  $\mu_j$  و  $\sigma_j$  میانگین و انحراف معیار ویژگی  $j$ ام در مجموعه آموزشی است.

#### ۲-۳- الگوریتم دسته‌بندی

به منظور کمی‌سازی خواص تمایزی ویژگی‌های بافتی استخراج شده، از طبقه‌بندی کننده  $k$  نزدیکترین همسایه (KNN) فازی با فاصله اقلیدسی که بین بردارهای ویژگی نرمال سازی شده محاسبه می‌شود، استفاده می‌کنیم.

در دسته‌بندی KNN فازی، هر نمونه آزمون  $x$  دارای یک تابع عضویت است که میزان تعلق این نمونه به کلاس  $c_i$  را بیان می‌کند. تابع عضویت به صورت زیر تعریف می‌شود:

<sup>35</sup> Normalization



شکل ۵- دقت دسته‌بندی به ازای مقادیر مختلف k

برای به دست آوردن دقت دسته‌بندی از روش ارزیابی اعتبار یکی نسبت به سایرین<sup>۳۵</sup> استفاده شده است. با توجه به نام روش، یک نمونه به عنوان داده آزمون در نظر گرفته می‌شود و بقیه نمونه‌ها به عنوان داده آموزشی استفاده می‌شوند. این کار ادامه می‌یابد تا اینکه تمام نمونه‌ها مورد ارزیابی قرار گیرند [۲۲].

دقت دسته‌بندی برای هر مجموعه ویژگی و به ازای مقادیر مختلف سطوح تجزیه 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.

ملاحظه می‌شود عملکرد سیستم با استفاده از ویژگی‌های RWF (مجموعه ۲) در همه مقیاس‌ها بهتر از نتایج به دست آمده با استفاده از ویژگی‌های DWF (مجموعه ۱) است. همچنین دقت دسته‌بندی با افزایش تعداد سطوح تجزیه بهبود می‌یابد. ترکیب دو مجموعه ویژگی (مجموعه ۳) از هر یک از روش‌ها به صورت منفرد دارای عملکرد بهتری است. این امر با انتظار ما مبنی بر اینکه این دو بانک فیلتری مکمل‌اند، سازگاری دارد.

جدول ۱- دقت دسته‌بندی برای هر مجموعه ویژگی و به ازای

مقادیر مختلف سطوح تجزیه (I)

تعداد سطوح تجزیه	مجموعه ۱	مجموعه ۲	مجموعه ۳
۱	۷۵/۵۷ (۴)	۷۳/۲۵ (۴)	۷۸/۵۸ (۸)
۲	۸۴/۸۱ (۷)	۸۲/۴ (۷)	۸۶/۱۹ (۱۴)
۳	۸۸/۷۱ (۱۰)	۹۳/۴ (۱۰)	۹۴/۵ (۲۰)

## ۲-۳- آنالیز ناحیه‌ای روی ROIهای تعریف شده

با هدایت و راهنمایی پزشک متخصص رادیولوژی مشاور طرح که یکی از مؤلفین نیز محسوب می‌شود، این تصاویر به دقت بررسی شده و نمونه‌هایی از نواحی درگیر هر یک از ۴ کلاس الگوی نرمال، لانه زنبوری، شیشه مات و رتیکولار شناسایی و علامت‌گذاری شدند.

همچنین، به منظور عمومیت یافتن نمونه‌ها و عدم اختصاص سیستم به موارد خاص، ضمن اجتناب از انتخاب حالت‌های خاص، نمونه‌های متداولی از هر کلاس انتخاب شدند. در مرحله بعد از نواحی نشانه‌گذاری شده به وسیله پزشک، ROIهایی با اندازه مشخص  $N \times N$  استخراج شدند. در استخراج ROI، انتخاب مقدار مناسب  $N$  از جمله نکات حایز اهمیت است. چنانچه  $N$  از مقدار مشخصی کمتر باشد، ROIها امکان نمایش صحیح الگوی بیماری را نخواهند داشت. از سوی دیگر در نظر گرفتن مقدار بزرگ برای متغیر  $N$  از لحاظ محاسباتی پرهزینه است و همچنین در مواردی که الگوها درهم تنیده‌اند، باعث تصادم و تلاقی الگوها خواهد شد. با توجه به مطالب فوق و نیز ویژگی‌های مطرح در مسئله، اندازه پنجره  $31 \times 31$  برای ROI مناسب تشخیص داده شد و در نهایت از هر کلاس الگو ۱۵۰ ROI با این ابعاد جمع‌آوری گردید.

آزمایش‌های ما با استفاده از سه مجموعه داده مختلف انجام شده است:

مجموعه ۱: فقط DWF

مجموعه ۲: فقط RWF

مجموعه ۳: DWF و RWF

همان‌طور که پیشتر اشاره شد با تغییر درجه موجک کثیرالجمله‌ای ( $n$ ) می‌توان خواص فرکانس- مکانی آنها را تنظیم کرد. در آزمایش‌های ما از موجک کثیرالجمله مرتبه ۴ به عنوان پایه‌های موجک استفاده شده است. در الگوریتم KNN فازی مقادیر مختلفی برای متغیر  $k$  آزمون شده‌اند. شایان ذکر است بهترین نتایج به ازای  $k=7$  به دست آمده است (شکل ۵).

<sup>35</sup>Leave-one-out cross validation



به منظور ارزیابی عملکرد سیستم، نتایج به دست آمده با دو روش ارائه شده برای مشخصه‌یابی بافت ریه [۴، ۶] مقایسه شده‌اند. دقت<sup>۳۷</sup>، حساسیت<sup>۳۸</sup> و خصوصیت<sup>۳۹</sup> به ازای هر یک از روش‌ها یک بار در دسته‌بندی دو کلاسه (هر الگو نسبت به سایر الگوها) و یک بار در حالت چند کلاسه در جدول ۳ خلاصه شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، روش پیشنهادی در مطالعه حاضر در مشخصه‌یابی بافت ریه از عملکرد بالاتری برخوردار است. برای مطالعه این امر که کدام الگو به‌طور مؤثری تمایز داده می‌شود، ماتریس سردرگمی<sup>۴۰</sup> تشکیل شده است (جدول ۴).

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

مجموعه آزمون دوم شامل ۱۷ اسلایس<sup>۴۱</sup> HRCT است. یک پنجره ۳۱ × ۳۱ با گام ۱۵ پیکسل روی بافت اصلی ریه لغزانده می‌شود و برچسب تعیین شده به‌وسیله سیستم برای هر بلوک، به بلوک ۱۵ × ۱۵ در مرکز آن اختصاص می‌یابد (شکل ۶).

اگر میزان درجه اطمینان در اختصاص برچسب به ۴ الگوی بافتی شیشه مات، لانه زنبوری، رتیکولار و نرمال کمتر از ۹۰٪ باشد، برچسب پنجمی به نام "نامشخص" به‌وسیله سیستم به آن بلوک داده می‌شود. عملکرد سیستم با عملکرد دو رادیولوژیست مقایسه شده است. از ۱۷ تصویر HRCT پس از حذف بلوک‌های نامشخص، ۴۱۳۷ بلوک مورد آنالیز قرار می‌گیرند.



شکل ۶- لغزاندن یک پنجره ۳۱ × ۳۱ با گام ۱۵ پیکسل روی بافت اصلی ریه

به‌منظور بررسی بردارهای ویژگی از نظر برتری اولویت و غنای اطلاعاتی، دقت دسته‌بندی به ازای تعداد ویژگی‌های مختلف با استفاده از روش SFS<sup>۴۲</sup> در جدول ۲ نشان داده شده است. شایان ذکر است دقت به‌دست آمده در هر سطر دقت تجمعی است؛ یعنی با استفاده از ویژگی آن سطر و ویژگی‌های سطرهای قبل به دست آمده است. همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌شود، بیشترین دقت به ازای ۱۷ ویژگی بالای جدول به‌دست می‌آید. بنابراین در ساخت بردار ویژگی، ۱۷ ویژگی اول انتخاب می‌شوند.

جدول ۲- نتایج انتخاب ویژگی با استفاده از روش SFS

دقت (تجمعی)	نوع ویژگی	شماره ویژگی	رتبه
۵۹	انرژی زیرباند $H_{ll}$ از سطح تجزیه ۳	۱۱	۱
۶۹/۸۳	انرژی زیرباند $H_{hh}$ از سطح تجزیه ۳	۱۴	۲
۸۱/۶۶	انرژی زیرباند $H'_{ll}$ از سطح تجزیه ۳	۱	۳
۸۴	انرژی زیرباند $H_{hh}$ از سطح تجزیه ۱	۲۰	۴
۸۸/۶۶	انرژی زیرباند $H'_{hh}$ از سطح تجزیه ۱	۹	۵
۹۰	انرژی زیرباند $H'_{ll}$ از سطح تجزیه ۱	۸	۶
۹۱/۵۰	انرژی زیرباند $H_{hh}$ از سطح تجزیه ۲	۷	۷
۹۲/۳۳	انرژی زیرباند $H'_{hh}$ از سطح تجزیه ۳	۲	۸
۹۲/۶۶	انرژی زیرباند $H'_{ll}$ از سطح تجزیه ۳	۳	۹
۹۲/۸۳	انرژی زیرباند $H_{ll}$ از سطح تجزیه ۱	۱۹	۱۰
۹۳/۳۳	انرژی زیرباند $H_{ll}$ از سطح تجزیه ۲	۱۵	۱۱
۹۳/۸۳	انرژی زیرباند $H'_{hh}$ از سطح تجزیه ۱	۱۰	۱۲
۹۴/۵۰	انرژی زیرباند $H'_{ll}$ از سطح تجزیه ۲	۵	۱۳
۹۴/۹۳	انرژی زیرباند $H'_{ll}$ از سطح تجزیه ۲	۶	۱۴
۹۵	انرژی زیرباند $H_{ll}$ از سطح تجزیه ۳	۱۲	۱۵
۹۵/۳۳	انرژی زیرباند $H'_{hh}$ از سطح تجزیه ۳	۴	۱۶
۹۵/۳۳	انرژی زیرباند $H_{hh}$ از سطح تجزیه ۳	۱۳	۱۷
۹۵	انرژی زیرباند $H_{ll}$ از سطح تجزیه ۲	۱۶	۱۸
۹۴/۸۳	انرژی زیرباند $H_{hh}$ از سطح تجزیه ۲	۱۷	۱۹
۹۴/۵۰	انرژی زیرباند $H_{ll}$ از سطح تجزیه ۱	۱۸	۲۰

<sup>۳۶</sup> Sequential Forward Selection

<sup>۳۷</sup> درصد نمونه‌های متعلق به همه بافت‌ها که به درستی دسته‌بندی شده‌اند.

<sup>۳۸</sup> درصد نمونه‌های متعلق به یک نوع بافت که به درستی دسته‌بندی شده‌اند.

<sup>۳۹</sup> درصد نمونه‌هایی که به یک نوع بافت تعلق ندارند و به درستی دسته‌بندی شده‌اند

<sup>۴۰</sup> Confusion matrix

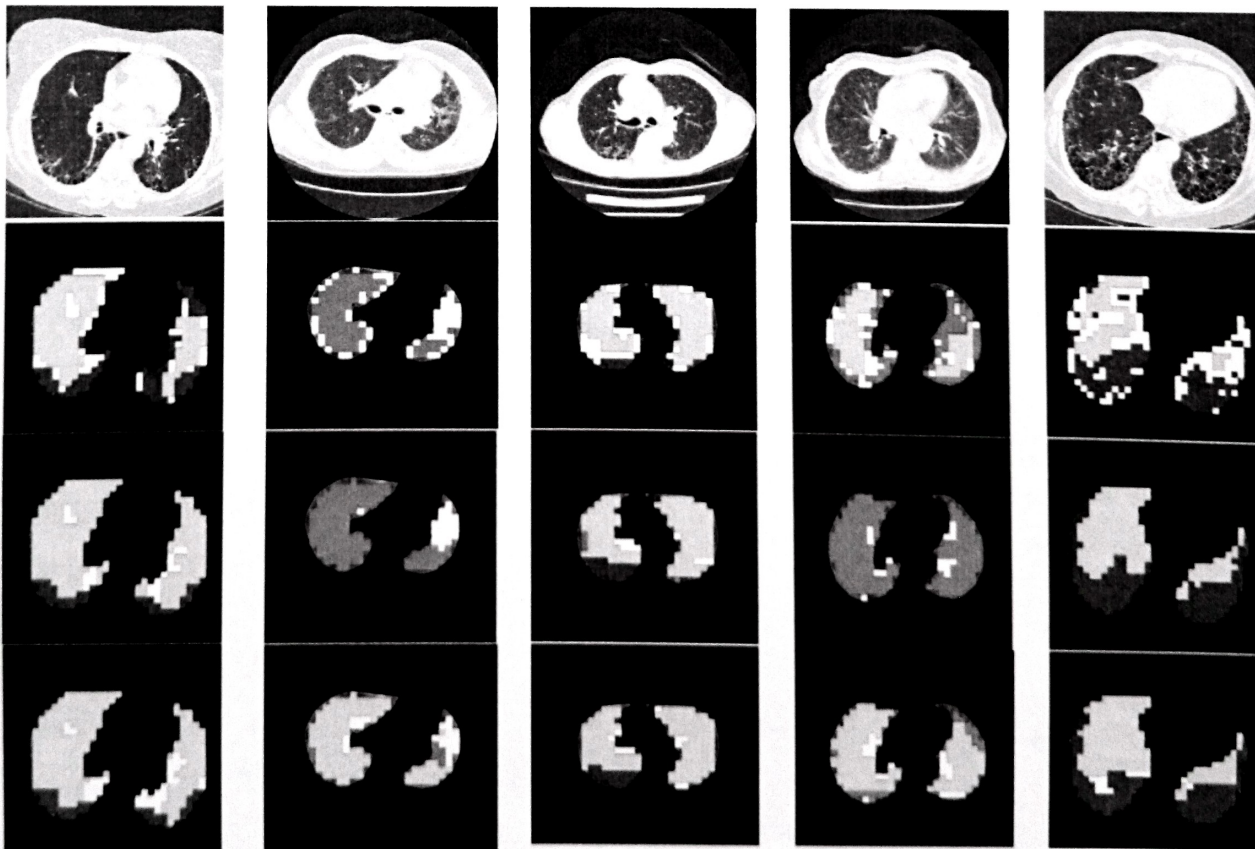
<sup>۴۱</sup> Slice

جدول ۳- مقایسه نتایج به دست آمده از روش های مختلف

الگوریتم پیشنهادی			روش ارائه شده در مرجع [۶]			روش ارائه شده در مرجع [۴]			پیکربندی دسته بندی
دقت	خصوصیت	حساسیت	دقت	خصوصیت	حساسیت	دقت	خصوصیت	حساسیت	
۹۷/۸۳	۹۸/۲۲	۹۶/۶۶	۹۷/۶۶	۹۹/۱۱	۹۳/۳۳	۹۷	۹۵/۵۵	۸۹/۳۳	نرمال نسبت به سایرین
۹۹	۹۹/۱۱	۹۸/۶۶	۹۶/۶۶	۹۷/۳۳	۹۴/۶۶	۹۸/۶۶	۹۵/۵۵	۹۶	لانه زنبوری نسبت به سایرین
۹۷/۳۳	۹۸/۲۲	۹۴/۶۶	۹۵	۹۶/۴۴	۹۰/۶۶	۹۴	۹۴/۶۶	۹۲	شیشه مات نسبت به سایرین
۹۶/۵۰	۹۸/۲۲	۹۱/۳۳	۹۳	۹۵/۳۳	۸۶	۹۳	۹۶	۸۴	رتیکولار نسبت به سایرین
۹۵/۳۳	-	-	۹۱/۱۶	-	-	۹۰/۳۳	-	-	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 مرجع [۶]				روش ارائه شده در مرجع [۴]				برچسب کلاس ها
برچسب های اختصاص داده شده توسط سیستم												
۴	۳	۲	۱	۴	۳	۲	۱	۴	۳	۲	۱	
۳	۵	۰	۱۴۲	۰	۱۴	۰	۱۳۶	۰	۱۲	۰	۱۳۸	۱
۲	۰	۱۴۸	۰	۴	۴	۱۴۲	۰	۲	۴	۱۴۴	۰	۲
۳	۱۳۷	۳	۷	۰	۱۲۹	۵	۱۶	۰	۱۲۶	۰	۲۴	۳
۱۴۵	۳	۱	۱	۱۴۰	۳	۷	۰	۱۳۴	۱۴	۲	۰	۴
۱۵۳	۱۴۵	۱۵۲	۱۵۰	۱۴۴	۱۵۰	۱۵۴	۱۵۲	۱۳۶	۱۵۶	۱۴۶	۱۶۲	کل



شکل ۷- نتایج حاصل از آنالیز کلی تصاویر HRCT: سطر اول، تصاویر اصلی؛ سطر دوم، نتایج سیستم کامپیوتری با در نظر گرفتن درجه اطمینان ۹۰٪؛ سطر سوم، نتایج رادیولوژیست اول؛ سطر چهارم، نتایج رادیولوژیست دوم (آبی: لانه زنبوری؛ زرد: شیشه مات؛ قرمز: رتیکولار؛ سبز: نرمال و سفید: نامشخص)

در ROI های کوچک با کلاس‌های از قبل معلوم بود، از طبقه‌بندی کننده SVM<sup>۴۳</sup> استفاده شد [۲۴]. اما در گسترش دسته‌بندی به کل تصویر HRCT، از آنجا که ممکن است نمونه‌هایی وجود داشته باشند که به هیچ یک از کلاس‌های الگوی مورد جستجو تعلق نداشته باشند، چنانچه بیشترین درجه عضویت یک نمونه کمتر از یک آستانه از پیش تعیین شده (در اینجا ۰/۹۰) باشد، لازم است برچسب "نامشخص" به آن اختصاص یابد. بنابراین به جای استفاده از طبقه‌بندی کننده‌هایی نظیر SVM و KNN با دسته‌بندی قطعی<sup>۴۴</sup>، از طبقه‌بندی کننده فازی KNN استفاده شده است و استفاده از طبقه‌بندی کننده فازی 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 به نظر می‌رسد مکمل هم باشند، دقت دسته‌بندی را به‌طور محسوسی بهبود می‌بخشد.

همچنین در آنالیز کلی تصاویر HRCT نشان داده شد که نتایج حاصل از سیستم کامپیوتری همبستگی خوبی را با نتایج بصری حاصل از دو رادیولوژیست نشان می‌دهد. 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 به بهبود تصمیم‌گیری و کارایی پزشک از طریق تسهیل در کشف و ارزیابی الگوهای تصویری پیچیده، کاهش تفاوت میان مشاهده‌گرها و حذف اعمال تکراری و گاهی خسته کننده منجر شود. هدف ما ادامه این مطالعه برای افزایش پایداری سیستم نسبت به اغتشاش تصویر و نیز متغیرهای تصویربرداری است.

#### سپاسگزاری

نویسندگان مقاله مراتب قدردانی خود را از دو مرکز تصویربرداری نور و اطهری واقع در تهران، به سبب همکاری

اگر درصد توافق نسبی را به‌صورت تعداد بلوک‌هایی که برچسب یکسان خورده‌اند، تقسیم بر تعداد کل بلوک‌های مورد آنالیز تعریف کنیم، درصد توافق نسبی بین رادیولوژیست‌ها و سیستم کامپیوتری به‌طور متوسط ترتیب ۷۵/۶۰ به‌دست می‌آید. این در حالی است که درصد توافق نسبی بین دو رادیولوژیست ۷۷/۸۴ است. همچنین ضریب کاپا<sup>۴۵</sup> که اندازه‌گیری آماری دقیق‌تری نسبت به درصد توافق نسبی است، محاسبه شده است. ضریب کاپا به‌صورت زیر تعریف می‌شود [۲۳]:

$$K = \frac{pr(a) - pr(e)}{1 - pr(e)} \quad (۴)$$

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

با توجه به توضیحات فوق ضریب  $K$  بین سیستم کامپیوتری و دو رادیولوژیست به‌طور متوسط ۰/۶۵۴۳ به‌دست آمده است. درحالی‌که ضریب  $K$  بین دو رادیولوژیست ۰/۶۸۴۸ است.

چند نمونه از نتایج آنالیز به‌وسیله سیستم کامپیوتری در شکل ۷ آورده شده است. شایان ذکر است نتایج آنالیز به‌وسیله سیستم کامپیوتری با در نظر گرفتن درجه اطمینان ۰/۹۰ نمایش داده شده‌اند. بلوک‌هایی که برچسب "نامشخص" خورده‌اند با رنگ سفید مشخص شده‌اند.

#### ۴- نتیجه‌گیری

هدف از این مطالعه ارائه یک سیستم کامپیوتری برای تمایز بین الگوهای مختلف بافت ریه در تصاویر HRCT بیماران مبتلا به ILD است. روش پیشنهادی براساس اصول بازشناسی الگو است؛ بدین معنا که ROI های تعریف شده درون بافت اصلی ریه به‌وسیله روش‌های DWF و RWF در مقیاس‌های مختلف فیلتر می‌شوند. بردارهای ویژگی تشکیل شده به‌عنوان ورودی طبقه‌بندی کننده KNN فازی محسوب می‌شوند که برای تولید برچسب گروه‌ها آموزش داده شده است. در تحقیق انتشار یافته قبلی که هدف دسته‌بندی الگوها

<sup>۴۲</sup> Kappa coefficient

<sup>۴۳</sup> Support Vector Machine

<sup>۴۴</sup> Crisp

- [10] Mao J. and Jain A.K., Texture classification and segmentation using multiresolution simultaneous autoregressive models; *Pattern Recognit.* 1992; 25(2): 173-188.
- [11] Semler L., Dettori L., Furst J., Wavelet-Based Texture Classification of Tissues in Computed Tomography; *Proceedings of the 18th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems* 2005: 265-270.
- [12] 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.
- [13] 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).
- [14] Do M.N., Vetterli M., The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation; *IEEE Trans. Image Proc.*, 2005; 14(12): 2091-2106.
- [15] Mallat S., A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation; *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.* 1989; 11 (7): 674-693.
- [16] Unser M., Texture classification and segmentation using wavelet frames; *IEEE Transactions on Image Processing* 1995; 4 (11): 1549-1560.
- [17] Kim N., Udpa S., Texture classification using rotated wavelet Filters; *IEEE Trans. Syst. Man Cybernet. Part A: Syst. Human*; Nov. 2000; 30 (6): 847-852.
- [18] Unser M., Aldroubi A., Eden M., A family of polynomial spline wavelet transforms; *Signal Processing*; Jan. 1993; 30 (2): 141-162.
- [19] Van De Ville D., Blu T., Unser M., Isotropic polyharmonic B-Splines: Scaling functions and wavelets; *IEEE Transactions on Image Processing*; Nov. 2005; 14 (11): 1798-1813.
- [20] Unser M., Splines: A perfect fit for signal and image processing; *IEEE Signal Process. Mag.*; Nov. 1999; 16 (6): 22-38.
- [21] Keller J., Gray M., Givens J., A Fuzzy K-Nearest Neighbor Algorithm; *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*; 15 (4): 580-585.
- [22] Kohavi R., A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection; *Proceedings of the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence* 1995; 2 (12): 1137-1143.
- [23] Kundel H., Polansky M., Measurement of Observer Agreement; *Radiology* 2003; 228 (2): 303-308.
- [24] Tolouee A., Abrishami Moghaddam H., Giti M., Gamavi R., Forouzanfar M., Texture Analysis in lung HRCT images; *Digital Image Computing: Techniques and Applications* 2008; 311-318.

در اخذ تصاویر و اجرای پروتکل تصویربرداری اعلام می‌دارند. به علاوه زحمات و راهنمایی‌های ارزشمند دکتر شکبیا و دکتر صانعی نیز موجب امتنان است. این مطالعه مورد حمایت مرکز تحقیقات مخابرات ایران قرار گرفته است که بدین ترتیب مراتب تشکر خود را اعلام می‌کنیم.

## مراجع

- [1] Webb W., Muller N., Naidich D., High-resolution computed tomography of the lungs; New York; Raven Press; 1992.
- [2] 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.
- [3] Sluimer I., Van Waes P., Viergever M., Van Ginneken B., Computer-aided diagnosis in high resolution CT of the lungs; *Med. Phys.* 2003; 30 (12): 3081-3090.
- [4] Uppaluri R., Hoffman E., Sonka M., Hartley P., Hunnigake G., McLennan G., Computer recognition of regional lung disease patterns; *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*; August 1999; 160 (2): 648-654.
- [5] Shamsheyeva A, Sowmya A; 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*; December 2004: 439-444.
- [6] Depeursinge A., Sage D., Hidki A., Platon A., Lung Tissue Classification Using Wavelet Frames; *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS Cité Internationale*; August 2007: 23-26.
- [7] Gamavi R., Baraani Dastjerdi A., Abrishami Moghaddam H., Giti M., Adjari Rad A., A New Segmentation Method for Lung HRCT Images; *Proceeding of Eighth International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications* 2005: 44-52.
- [8] 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.
- [9] Cohen F.S., Fan Z., Patel M.A., Classification of rotated and scaled textured images using Gaussian Markov random field models; *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 1991; 13(2): 192-202.