

## 副雑音検出と重症度推定による呼吸器疾患の診断

見附拓馬† 島川博光‡ 原田史子‡

Takuma Mitsuke Hiromitsu Shimakawa Humiko Harada

## 1. はじめに

現在、医師による肺の疾病は、一般的に聴診器を用いて診断される。聴診器を用いた聴診はあらゆる医療現場において簡易に実施でき、迅速に診断結果を得ることが可能な診断手法である[1]。

医師は聴診器にて、正常な肺音と疾病の可能性のある異常な肺音を聞き分ける。肺音は人間が日常で聞く音よりはるかに小さく低い周波数の音である。そのため聴診の経験の少ない医師には、肺音から疾病ごとの異常音の特徴を判別し、精度の高い診断結果を導き出すことは難しい[2]。加えて、聴診を実施する医師が高齢である場合には、年齢による聴覚の衰退によって肺音を正確に聞き分けることが次第に困難となる。そのため呼吸器内科以外の非専門医の正確な聴診が可能で、医師の技能や身体状態に左右されない、高い精度の診断方法が望まれる。

近年では聴診の分析を容易にするためにデジタル聴診器を用いることが多い。先行研究[3]は、デジタル集音技術で収集した呼吸音や副雑音から、機械学習を用いて肺に疾患を持つ患者を高い精度で判別した。また Brown ら[4]は機械学習を用いて、呼吸と咳の音からコロナウイルス陽性であるかを高い精度で予測した。しかし、これらの研究は、患者はもとより医師にも異常をわかりやすく提示する方法を明らかにしていない。Arati ら[5]は、フーリエ変換とニューラルネットのアルゴリズムを用いることで、副雑音に存在する笛音と捻発音を 80%程度の精度で分類できることを示した。しかし、ニューラルネットワークは高い精度で識別することが多い反面、実行に要する計算コストが大きく、高価な計算機を必要とする。この手法では、聴診器を用いた聴診が簡易でかつ迅速に実施可能であるという利点を損なう。

本研究では、計算資源が少ない集団学習アルゴリズムを使って、副雑音と呼吸音を識別する。さらに、これらの識別結果を組み合わせて、疾患の進行度を推定する手法を提案する。これにより、大きな設備を備えていない地域の医療機関で、呼吸器の非専門医が、高い精度で呼吸器疾患を診断できるようになる。

## 2. デジタル聴診器による肺音解析

## 2.1. 肺音の構成

ヒトの肺音は呼吸音と副雑音で構成される。呼吸音は正

常な呼吸にともなって発生する音であり、副雑音は肺の疾病に罹患しているさい、呼吸運動にともなって発生する異常な音である[6]。副雑音は音の発生する部位によって異なる特徴を持つ音が聴取される。副雑音はラ音とその他の副雑音に大別され、ラ音の含まれる割合が高い[7]。本研究では聴診により診断される呼吸器系疾患として、間質性肺炎を対象として提案手法を検証する。健康な肺音は約 1200Hz 以下の音で構成され、主に約 100Hz 以下の音でピークを迎え、100~200Hz の間で音のエネルギーの急激な低下が起こる。間質性肺炎で聴取される捻発音は約 60~2000Hz の音で構成される[6]。

## 2.2. 短時間フーリエ変換による特徴抽出

本研究では聴診器から得た肺音のデータに対して短時間フーリエ変換を適用する。短時間フーリエ変換では、ある時刻における信号をフーリエ変換した結果であるスペクトルを時間軸に沿って連続に並べる。これを画像で表現したものをスペクトログラムと呼ぶ。スペクトログラムは時刻、周波数成分とその強さからなる。特定の音が持つ周波数特徴の時間変化を可視化できるスペクトログラムは、我々がその音の特徴を視覚的に捉えることが可能となる[8]。また mel-スペクトログラムと呼ばれる特徴量が存在する。これはスペクトログラムの周波数にメルフィルタバンクと呼ばれるフィルタをかけてメル(mel)と呼ばれる、人間の聴覚において音の高さを知覚するさいの尺度に変換したスペクトログラムである。

## 3. 重症度を考慮した肺音の自動診断

本研究では、デジタル聴診器にて聴取した肺音に含まれる異常音から疾病と疾病の重症度を推定する。図 1 に手法の概要図を示す。また提案手法の識別精度を評価するために、評価指標として、F 値、再現率、適合率、正解率を用いた。

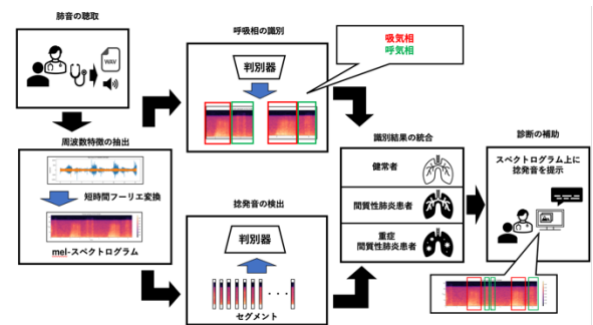


図 1：手法概要図

† 立命館大学 Ritsumeikan University

‡ 立命館大学 Ritsumeikan University

### 3.1. 肺音の周波数特徴抽出

医師がデジタル聴診器を用いて患者から肺音を聴取し、離散信号のデータにサンプリングする。これに短時間フーリエ変換とフィルタ処理を適用することで肺音の周波数特徴として mel-スペクトログラムを生成する。mel-スペクトログラムは副雑音を探索する機械学習アルゴリズムを用いるさいの説明変数とする。

### 3.2. 呼吸相の識別

肺音の聴診データには複数の呼吸相が含まれるため、吸気相と呼気相を識別する。聴診データの mel-スペクトログラムを時間軸に対して吸気相と呼気相で分割し、セグメントを生成する。これらのセグメントは時間軸方向の平均を求め、吸気相および呼気相の特徴を持つ特徴量として機械学習アルゴリズムに学習させる。呼吸相を識別させるテストデータには聴診データの mel-スペクトログラムを一定の窓幅に対して、一定のシフト幅で時間軸方向にずらして分割したデータを用いる。学習済みのモデルにこれらのデータを与えることで聴診データの吸気相および呼気相の開始時刻と終了時刻を導出する。

検証実験では機械学習のアルゴリズムとしてランダムフォレストを用いた。健常者と間質性肺炎患者の聴診データを 16 件用いて分類モデルを訓練し、テストデータに対して 0.72 の F 値を得た。

### 3.3. 副雑音の検出

副雑音の検出では、mel-スペクトログラムを時間軸に対して等間隔で分割しセグメントを生成する。これらのセグメントは訓練データとテストデータに分割する。副雑音が発生しているセグメントには固有の周波数特性が含まれているため、セグメントを特徴量として機械学習アルゴリズムに学習させる。学習済みのモデルにセグメントを与えることで副雑音を検出し、発生した時刻を導出する。

検証実験では 1 人の被験者に対して 1 個あたり 0.1 秒未満の間隔でセグメントを生成し、分類アルゴリズムとしてランダムフォレストを用いた。健常者と間質性肺炎患者の聴診データを 25 件用いて分類モデルを訓練し、テストデータに対して 0.90 の F 値を得た。

### 3.4. 識別結果の統合

提案手法では、3.2 と 3.3 で得られる情報を利用して、受診者の疾病の有無および疾病の重症度を推定する。検出された副雑音のセグメントに付与された発生時間が、特定の呼吸相の期間と一致しているかで重症度を推定する。

本研究の実験で検出対象とした間質性肺炎では、呼吸相に捻髪音が発生していない場合を非間質性肺炎患者、吸気相の期間に捻髪音が発生していた場合を、間質性肺炎患者の疑いがあると診断する。吸気相に加えて呼気相でも捻髪音が検出された場合を症状が進行している重症の間質性肺炎患者の疑いがあるものとして診断する。また診断結果を用いて、肺音データの mel-スペクトログラム上に副雑音を示す特徴を強調する。これを医師と患者に提示することで、医師と患者の診断に対する理解を促す。

## 4. おわりに

本研究では、非専門医の聴診を補助するために、デジタル聴診器から得た受診者の肺音データから呼吸相を識別し

た。また、疾病の根拠となる異常音を検出した。それらの結果を統合することで、副雑音が発生した呼吸相を調査し疾病の重症度を推定した診断が可能であることを確認した。加えて、疾病の根拠を可視化し、非専門医の診断を支援する手法を提案した。

実験では、短時間フーリエ変換によって作成した特徴量が、呼吸相の識別と捻髪音の検出に有効であるかを検証した。検証の結果より呼吸相の識別精度は 0.72 であった。また捻髪音の分類精度は 0.90 であった。

本研究で提案した手法を、医療現場で簡易な医療補助機器として利用することで、非専門医師の負担を軽減できるだけでなく患者も診察結果への納得感が高まることが期待される。

現状ではデータ数が少ないため、今後はデータ拡張や追加の実験で健常者と疾病に罹患した患者の肺音データを収集することで機械学習モデルの過適合を抑制する。

## 参考文献

- [1] Bohadana A, Izbicki G, and Kraman SS. Fundamentals of lung auscultation. *N Engl J. Med.* doi: 10.1056/NEJMra1302901. PMID: 24552321., Vol. 370(8), 2014.
- [2] Gurung A, Scrafford CG, Tielsch JM, Levine OS, and Checkley W. Computerized lung sound analysis as diagnostic aid for the detection of abnormal lung sounds: a systematic review and meta-analysis. *Respir Med.* doi:10.1016/j.rmed.2011.05.007. Epub 2011 Jun 14. PMID: 21676606; PMCID: PMC3227538., Vol.105(9), 2011.
- [3] Hafke-Dys H, Bręborowicz A, Kleka P, Kociński J, and Biniakowski A. The accuracy of lung auscultation in the practice of physicians and medical students. *PLoS One.* doi: 10.1371/journal.pone.0220606. PMID: 31404066; PMCID: PMC6690530., Vol. 14(8), 2019.
- [4] Aviles-Solis JC, Storvoll I, Vanbelle S, and Melbye H. The use of spectrograms improves the classification of wheezes and crackles in an educational setting. *Sci Rep.* doi: 10.1038/s41598-020-65354-w. PMID: 32440001; PMCID: PMC7242373., Vol.10(1), 2020.
- [5] Sarkar M, Madabhavi I, Niranjana N, and Dogra M. Auscultation of the respiratory system. *Ann Thorac Med.* doi: 10.4103/1817-1737.160831. PMID:26229557; PMCID: PMC4518345., Vol. 10(3), 2015.
- [6] Zulfiqar R, Majeed F, Irfan R, Rauf HT, Benkhelifa E, and Belkacem AN. Abnormal respiratory sounds classification using deep cnn through artificial noise addition. *Front Med (Lausanne).* doi: 10.3389/fmed.2021.714811. PMID: 34869413; PMCID: PMC8635523., Vol. 8:714811, 2021.
- [7] Pramono RXA, Bowyer S, and Rodriguez Villegas E. Automatic adventitious respiratory sound analysis: A systematic review. *PLoS One.* doi: 10.1371/journal.pone.0177926. PMID: 28552969; PMCID: PMC5446130., Vol. 12(5), 2017.
- [8] Supreeya Swarup and Amgad N Makaryus. Digital stethoscope: technology update. *Med Devices (Auckl)*, Vol. 2018: 11, pp. 29–36, 2018.