

肺音分類のための独立成分分析とクラスタリングによる特徴量抽出

正田 備也[†] 喜安 千弥[†] 宮原 未治[†]

本論文では、肺音分類に有用なテンプレートを作成するために、大量の肺音データから特徴量をふるい分ける手法を提案する。まず、FFTによりパワー・スペクトルを特徴ベクトルとして得る。次に、これらを部分的に重なる複数のグループにまとめて独立成分分析を適用し、各グループを少数の成分ベクトルの組で代表させる。こうして多様な各肺音から得られた成分ベクトルを集め、クラスタリングを複数回実行し、常に同じクラスタに属する成分ベクトル群を良質な特徴量として得る。実験では看護師用教材 CD を使い、クラスタリング結果と実際の肺音の特徴を比較する。

Feature Extraction by ICA and Clustering for Lung Sound Classification

TOMONARI MASADA,[†] SENYA KIYASU[†]
and SUEHARU MIYAHARA[†]

In this paper, we propose a method for extracting features from various lung sounds. We use those features to compose useful templates for lung sound classification. First, we obtain power spectra as feature vectors by FFT. Second, we form feature vector groups partially overlapping with each other and represent each group by a few component vectors provided by ICA. We put the component vectors obtained from various lung sounds into a single set and conduct clustering repeatedly. Then we regard the groups of vectors repeatedly belonging to the same cluster as good features. In the experiment, we use CD accompanying a textbook for nurses and compare clustering results with actual lung sound features.

1. はじめに

聴診による診断は、人体にほとんどダメージを与えずに健康状態をチェックする非侵襲的 (noninvasive) 診断であるため、高度な医療技術の発達した現代においても、頻繁に行われる診断となっている。したがって、聴診による診断結果をデータ工学的に解析する手法を提案することは重要である。本論文では、正常な肺音と異常な肺音の分類や、異常な肺音の病態別分類に利用可能な良質なテンプレートを作成するための手法を提案する。入力として与えられる肺音は、CD に記録された音声データや、WAV 形式などの電子ファイルとして入手できる音声データと仮定する。つまり、肺音の採取位置や呼吸周期の情報など、音声データ以外のメタデータは与えられないと仮定する。本論文は、音声データ以外のメタデータがない状況で、肺音の分類に良質なテンプレートとして利用できる特徴量を、様々な種類の肺音データ群から抽出することを目的とする。その際、各肺音データが正常か異常か、異常の

場合はどの病態に対応するかの情報は用いない。

提案手法では、まず、適切な窓関数を利用し、窓を一定量重ねて移動させながら高速フーリエ変換 (FFT: fast Fourier transform) を適用する。こうして、ひとつの音声データから、多数のパワー・スペクトルを得る。これらのパワー・スペクトルは、周波数の種類の数と同じ次元をもつ特徴ベクトルと見なすことができる。次に、連続する複数の窓に対応する複数のパワー・スペクトルの集合に対して、独立成分分析 (ICA: independent component analysis) を実行し、これら複数のパワー・スペクトルを、同次元の少数のベクトルによって代表させる。ここに、提案手法の第一の特色がある。つまり、ある時間区間の音声データから得られる複数の特徴ベクトルについて、その次元を削減することによってではなく、それらすべてが少数のベクトルの線形混合によって表されると仮定することで、特徴量の削減をおこなう。なお、これら少数のベクトルを、成分ベクトルと呼ぶことにする。こうして、ひとつの音声データから、成分ベクトルの組が多数得られる。ところで、信号処理の分野では、通常、音声データ自体に ICA を適用するが、ここでは、音声から取り出したパワー・スペクトルを信号とみなして ICA を

[†] 長崎大学工学部 情報システム工学科
Department of Computer and Information Sciences,
Faculty of Engineering, Nagasaki University

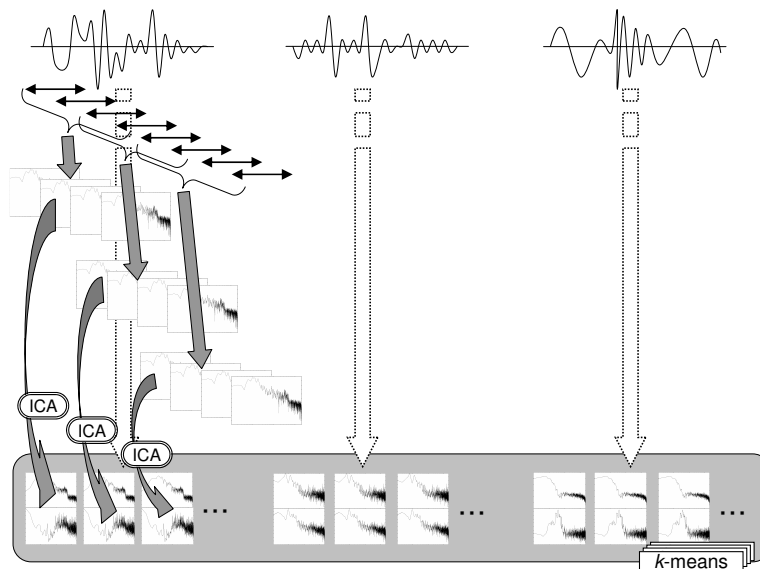


図 1 提案手法の概念図。

Fig. 1 Conceptual figure of our method.

適用している．ここには、実世界の現象を抽象化して捉えるという、データ工学的な着想が反映されている．最後に、様々な種類の肺音データから ICA により得られた成分ベクトルの多数の組を、どの肺音に由来しているかに関係なく 1 つにまとめ、この成分ベクトルの集合に対して、クラスタリングを十分に多い回数実行する．これら複数回のクラスタリングは、互いに独立な処理なので、並列実行できる．今回は、クラスタリングに *k*-means を用いたが、これは初期値に依存する手法である．よって、同じデータ集合に対して多数回実行することで、クラスタリングを介した成分ベクトル間の類似性判定の信頼性が増す．そして、クラスタリング結果すべてにわたって同じクラスに属する成分ベクトル群を、与えられた肺音群の特定の側面を良く表す特徴量とみなす．その一方、どの成分ベクトルと同じクラスに入るかが、クラスタリング結果によって変わる成分ベクトルは、特徴量として残さない．ここに、提案手法の第二の特色がある．つまり、他の成分ベクトルとの間に本質的な類似関係があるかどうかを、クラスタリングの多数の局所解をチェックすることで、よりロバストに判定し、他の成分ベクトルとの間に本質的な類似関係を持つ成分ベクトルだけを、肺音分類のテンプレートに利用可能な特徴量とみなす(図 1)．

提案手法の特色をまとめると、以下のようになる．

- 特徴ベクトルの次元を減らすのではなく、ひとつのグループにまとめられた特徴ベクトルが、ごく

少数の成分ベクトルの混合によって表されると仮定し、特徴量の削減をおこなう．

- 多様な由来をもつ成分ベクトルの集合に対して、クラスタリングを何度も実行することで、他の成分ベクトルと本質的な類似性を示す成分ベクトルだけを、良質な特徴量としてふるい分ける．

以下、2 節では関連研究を紹介し、3 節では提案手法を詳述する．4 節で実験の方法と結果についての考察を与え、5 節では今後の課題を中心に議論する．

2. 関連研究

本論文で入力データとして与えられる肺音は、単一の音声データと仮定する．例えば、Murphy¹¹⁾ が紹介している特殊な装置を利用すると、多重チャンネルの肺音データが得られるが、本論文では通常の聴診手段で得られる単一の肺音データを想定する．また、聴診位置はもちろん、呼吸周期など音声データ以外のメタデータは与えられていないと仮定する．よって、各データが何周期分の呼吸に対応するかは未知である．提案手法は、音声データとしての肺音データ群から、複数のパワー・スペクトルの独立成分分析によって得られた大量の成分ベクトルを、反復してクラスタリングすることで、成分ベクトル間の本質的な類似性をあぶり出し、良質な特徴量をふるい分けることを目指す．

呼吸周期の情報が与えられていない場合、周期を自動的に抽出する前処理を加えることもできるだろう．ダイナミックタイムワーピング (DTW: dynamic time

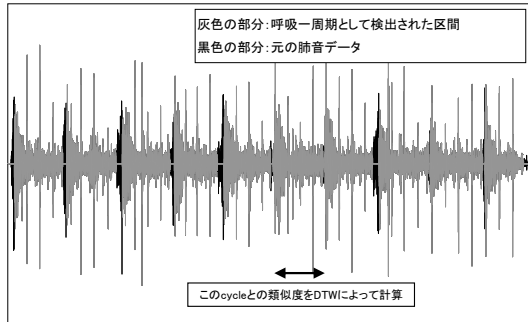


図 2 DTW による呼吸周期の検出例。

Fig. 2 An example of aspiration cycle detection by DTW.

warping) のように、時間・空間計算量において優れた手法³⁾を用いれば、大量の音声データにも対応できる。実際、われわれは予備実験において、肺音データ内の特定の 1 つの呼吸周期が与えられれば、同じデータ内の他のすべての周期が、DTW により高精度で切り出されることを確認している(図 2)。だが、ある肺音での呼吸 1 周期分のデータとの類似度を DTW によって求めることで、異なる肺音における呼吸の周期の切り出しが、どのくらいの精度で可能かについては、検討が必要である。また、呼吸周期の特定の位置で生じるのではない異常音を含む肺音もあり、呼気・吸気の周期を切り出すと問題が解きやすくなるとは限らない。よって、本論文では周期抽出は行わない。

肺音解析への機械学習の手法の利用は、ここ数年で急速に進んでいる。その様子は、肺音に関する最新の書誌情報である R.A.L.E. Reference Collection²⁾からうかがうことができる。だが、提案手法のように、多数のパワー・スペクトルを少数の成分の混合とみなすことによって特徴量を削減する手法は、われわれの知る限り、まだないようである。Güler ら⁵⁾は、視覚的分類を目的とし、特徴空間を 2 次元まで圧縮している。また、Pelletier¹²⁾は、パワー・スペクトルをヒストグラムとみなし、そのピンの個数を減らすことで特徴量を削減している。本論文では、FFT が与えるパワー・スペクトルの次元数、つまり、周波数の多様性は保存し、複数のパワー・スペクトルを生成する成分の個数を少数と仮定することで、特徴量を削減する。このように、多数の頻度分布や確率分布を、少数の成分の混合としてモデル化することで特徴量の削減をおこなうアプローチは、テキスト・マイニングでは、文書集合に含まれる複数のトピックを単語の確率分布として抽出する場合⁶⁾に、また、リモート・センシングでは、多重分光画像全体を生成する少数の要素スペクトルを抽出する場合¹⁰⁾に見られる。なお、時系列

データ上で窓を移動させて切り出したデータ群にそのまま k -means を適用しても、無意味な結果しか得られないという報告がある⁹⁾が、今回の提案手法は、その一例にはなっていない。

3. 提案手法

3.1 高速フーリエ変換

まず、各肺音データについて、適当な窓関数を使い、一定幅の窓を半分重ねながら移動させ、FFT を適用する。窓関数には、窓幅内のデータ点の数を $2d$ 点とするとき $0.5 + 0.5 \cos(\pi t/d)$ と表される Hanning 窓を用いる。サンプリング周波数を f Hz とすると、 $2d$ 個のデータ点からなる窓は $2d/f$ sec の時間幅に対応する。FFT によって得られるパワー・スペクトルは、 d 次元の特徴ベクトルとみなすことができる。こうして、ある肺音データから得られる d 次元ベクトルの集合を $\{p_1, p_2, p_3, \dots\}$ と書く。今回の実験では $d = 2048$ と設定する。また、今回用いた肺音のサンプリング周波数は 44.1 kHz なので、 $2d = 4096$ 点のデータからなる窓は約 93 msec の幅を持つ。なお、必要ならば、あらかじめダウンサンプリングをしておくこともできる。

3.2 独立成分分析

次に、連続する n 個の窓について、FFT により得られた d 次元の特徴ベクトル(パワー・スペクトル)を、1 つのグループにまとめる。連続する n 個の窓を窓セットと呼ぶ。連続する窓は半分重なっているので、 n 個の窓からなる窓セットは $(n+1)d/f$ sec の幅に対応しており、この時間幅から n 個の特徴ベクトルのグループを 1 つ取り出すことになる。今回の実験では $n = 32$ と設定する。よって、対応する時間幅は約 1.53 sec となる。なお、窓セットは、窓 $3n/4$ 個分を重ねつつ、ずらして取っていく。つまり、隣接する 2 つの窓セットに由来する特徴ベクトルの集合は、 $3n/4$ 個の特徴ベクトルを共有している。よって、個々のグループは $\{p_1, \dots, p_n\}$, $\{p_{1+n/4}, \dots, p_{n+n/4}\}$, $\{p_{1+2n/4}, \dots, p_{n+2n/4}\}, \dots$ のようになる。

そして、各グループに含まれる n 個の特徴ベクトルが、 m 個 ($m \ll n$) のベクトルの線形混合によって近似されると仮定し、これら m 個のベクトルを、独立成分分析(ICA)⁸⁾によって求める。独立成分の個数 m の設定には任意性があるが、今回は、最も単純に $m = 2$ と設定する。アルゴリズムには fastICA⁸⁾を用い、GNU Scientific Library¹⁾を使って C 言語で実装した。入力となる特徴ベクトルのグループを $P = \{p_1, \dots, p_n\}$ とすると、ICA は以下の 3 つのステップから成る。

ステップ1(中心化) 各 p_i を平行移動し $\sum_{i=1}^n p_i = 0$ とする．これらを再び $P = \{p_1, \dots, p_n\}$ と表す．

ステップ2(白色化) 主成分分析(PCA: principal component analysis)により, これら n 個のベクトルを l 個のベクトルの線形結合で近似する． p_1, \dots, p_n を列ベクトルとする $d \times n$ 行列を, やはり P で表すと, $n \times n$ 行列 $\frac{1}{n} P^T P$ の固有値を降順に並べたときの上位 l 個 $\lambda_1, \dots, \lambda_l$ に対応する固有ベクトルを e_1, \dots, e_l とする．これらを列ベクトルとする $n \times l$ 行列を E とし, $\lambda_1, \dots, \lambda_l$ を対角要素とする $l \times l$ 対角行列を D とすると, $d \times n$ 行列 $\bar{P} = PED^{-1/2} E^T$ の各列 $\bar{p}_1, \dots, \bar{p}_n$ を, p_1, \dots, p_n の近似とみなすことができる．

ステップ3(独立成分分析) ICAにより, m 個の d 次元ベクトル w_1, \dots, w_m を求め, これらを列ベクトルとする $n \times m$ 行列 W を使って, $Q = \bar{P}W$ という式によって得られる $d \times m$ 行列 Q の各列 q_1, \dots, q_m が, $\bar{p}_1, \dots, \bar{p}_n$ を生成する独立成分となるようにする．簡単のため, 各 $w_k, k = 1, \dots, m$ を成分ベクトルと呼ぶ．具体的には, 各 w_k をランダムに初期化した後, 非ガウス性の尺度となる関数 g を使い, 下記の更新計算を反復する．

$$\beta \leftarrow \frac{1}{d} \sum_{j=1}^d z_j^T w_k g(z_j^T w_k) \quad (1)$$

$$w_k \leftarrow w_k - \mu \frac{\frac{1}{d} \sum_{j=1}^d z_j g(z_j^T w_k) - \beta w_k}{\frac{1}{d} \sum_{j=1}^d g'(z_j^T w_k) - \beta} \quad (2)$$

$$W \leftarrow W(W^T W)^{-1/2} \quad (3)$$

$$w_k \leftarrow w_k / \sqrt{w_k^T w_k} \quad (4)$$

ただし z_1, \dots, z_d は \bar{P} の行ベクトルである．式(2)は, 収束が安定しやすい更新式として提案されているものである⁷⁾． μ は収束の速さを調節する係数で, 反復回数とともに値を小さくする．式(3)は, 式(1), (2)をすべての w_k について計算してから実行する．今回の実装では, 関数 g には \tanh を使い, 行列 W のエントリの最大値の変化率が 0.00000001 を切ったところで, 反復計算を終えることにする．また, ステップ2の l は m に一致させることにする．

以上の3ステップにより, n 個の特徴ベクトルからなる各々のグループについて, 成分ベクトルを m 個ずつ得る． $n \gg m$ と設定すれば, 特徴量を大きく減らすことができる．今回は $m = 2$ と設定したので, 約 1.53 sec の区間から得られた 32 個のパワー・スペクトルが, 2 個の成分ベクトルのペアによって代表される．これら 2 つの成分ベクトルのペアを, 簡単に成分ペアと呼ぶことにする．

3.3 クラスタリング

様々な肺音データから, ICA によってたくさんの成分ペアが得られる．なぜなら, 成分ペアは, 1 つの窓セットに対応する約 1.53 sec の幅の音声データに由来し, また, 窓セットは, 3/4 ずつ重ねながら, 時間軸上をスライドさせて取られているからである．

そして, 様々な肺音データから得られたすべての成分ベクトルを 1 つにまとめ, この成分ベクトルの集合に対して, クラスタリングを多数回実行する．成分ペアをなす 2 つの成分ベクトルは, 異なるクラスタに属することが期待される．なぜなら, ICA が与える 2 つのベクトルなので, そもそも大きく異なっているはずだからである．しかし, 各成分ベクトルがどの成分ベクトルと成分ペアをなしていたかの情報は, あえてクラスタリングには使わないことにする．なぜなら, 成分ペアをなす 2 つの成分ベクトルが同じクラスタに属さないことを確認することで, ICA 以前の処理や ICA による成分分離が, うまくいっているかどうかをチェックできるからである．

同じ肺音に由来する成分ベクトルは, 同じクラスタに属すると期待される．だが, 同じ肺音に由来する成分ベクトルでも, 成分ペアのうち一方だけが, 同じクラスタに属することも考えられる．例えば, 同じ肺音データにおいて, 窓セットの時間軸上の位置を変えたとき, 一方の成分ベクトルはあまり変化しないが, もう一方の成分ベクトルは大きく変化する場合もあるだろう．また, 異なる肺音に由来する成分ベクトルであっても, 正常な肺音と, 疾患が治癒しつつある段階の肺音とに由来する成分ベクトルが, 成分ペアに属する成分ベクトルの両方で類似性を示す場合もあるだろう．

今回は, k -means を, ランダムな初期値から始めて 100 回実行する．そして, 100 回の実行結果すべてにおいて同じクラスタに属した 2 つの成分ベクトルを, 等価な成分ベクトルと言うことにする．そして, 少なくともひとつの成分ベクトルと等価である成分ベクトルを, 良質な成分ベクトルと呼ぶ．

4. 評価実験

4.1 実験方法

今回の実験では, 看護師用教材 CD⁴⁾ に収録された肺音を利用した．この CD は 33 個のトラックを含むが, 複数の肺音が収録されているトラックもあるため, その場合は手作業でデータを切り分けた．その結果, 表 1 にある 59 種類のデータを得た．3 列目には互いに同一視できる肺音の ID を示した．例えば, トラック 25 は無気肺に関する次の 3 つの音声データを含む．

健常部の音，無気肺側の音，無気肺の治癒後の呼吸音である．正常な肺胞呼吸音が，多くのトラックに含まれているため，これらに由来する成分ベクトルは，同じクラスタに属することが期待される．

今回の実験では，成分ベクトルの最初の 512 次元のみを使ってクラスタリングをおこなった．これは，予備実験の結果，513 次元目以降の，より高い周波数に対応する部分も使った場合，クラスタリングによる成分ベクトル間の類似性の検出が不正確になったためである．また，*k*-means において，成分ベクトルのクラスタへの所属をランダムに初期化する際，クラスタの個数は，実際のカテゴリ数より十分に多い 100 個とした．*k*-means の実行中に，いくつかのクラスタのサイズがゼロになることがある．結果として，クラスタ数は 100 回の実行で 59~79 個，平均 69.7 個であった．

4.2 実験結果

表 2 は，肺音別に実験結果をまとめている．最左列はデータの ID で，他の列の意味は下記の通りである．

- A 列は，各肺音データから ICA によって得られた成分ペアの数である．例えば，ID06-2 の「呼吸音の増強」は約 915,000 点からなる音声データで，長さは $915,000/44,100 \approx 21$ sec である．ここから窓セットは 52 個採取できた．これが A 列の数値である．よって，成分ペアも 52 個あり，成分ベクトルの個数は 2 倍の 104 個である．A 列の合計は 3,357 なので，クラスタリングの対象となった成分ベクトルの個数は 6,714 個である．
- B 列は，各肺音から得られた成分ペアのうち，良質な成分ベクトルを含む成分ペアの数である．B の右の列は，B 列の値を A 列の値で割ったものである．B 列の値が大きいとき，その肺音データから，59 種類の肺音データの特定の側面を強く特徴づける成分ベクトルが，数多く採取されていると言える．なお，B 列の合計は 2,580 である．
- C, D 列は，各肺音データから得られた成分ベクトルが，他の成分ベクトルとの間で成立させた等価関係の個数である．各列の数値の意味は，以下の通りである．肺音 μ の r 番目の窓セットから取られた成分ペアを $Q_r^\mu = (q_{r,1}^\mu, q_{r,2}^\mu)$ とし，肺音 ν の s 番目の窓セットから取られた成分ペアを $Q_s^\nu = (q_{s,1}^\nu, q_{s,2}^\nu)$ とする．例えば $q_{r,1}^\mu$ と $q_{s,2}^\nu$ という，それぞれの成分ペアの片方だけが等価関係にある場合，このような等価関係 1 つごとに，肺音 μ, ν 両方の C 列に 1 を足す．また， $q_{r,1}^\mu$ と $q_{s,2}^\nu$ だけでなく $q_{r,2}^\mu$ と $q_{s,1}^\nu$ も等価関係にある場合，肺音 μ, ν 両方の D 列に 2 を足す．後者のような場

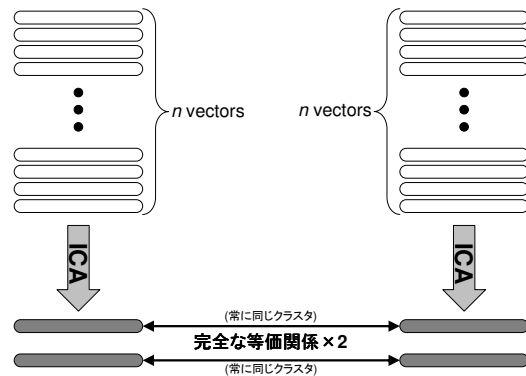


図 3 完全な等価関係．

Fig. 3 A perfect equivalency.

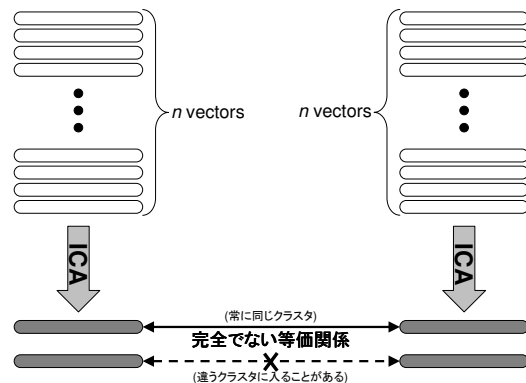


図 4 完全でない等価関係．

Fig. 4 A nonperfect equivalency.

合の等価関係を，完全な等価関係と呼ぶ（図 3）．つまり，2 つの異なる成分ペアが，各々を構成する 2 つの成分ベクトルの両方で，2 つの等価関係を結ぶ場合に，これら 2 つの等価関係の両方を，完全な等価関係と呼ぶ．片方の成分ベクトルだけが等価関係を結ぶ場合は，その等価関係を完全でない等価関係と呼ぶ（図 4）．D 列の値が大きいことは，その肺音から得られる窓セットが，同じ肺音からの窓セットとであれ，他の肺音からの窓セットとであれ，ICA が与える 2 つの成分の両方で類似していることが多いことを意味する．なお，D 列のすぐ右には，D 列の値を C, D 列の値の和で割った値を示している．

4.3 実験結果についての考察

4.3.1 完全な等価関係の場合

まず，表 2 で D 列の値が大きいものに注目する．ID10 の「細かい断続性ラ音」に由来する成分ベクトルは，9,142 個の等価関係を生じさせたが，同じ ID10

表 1 実験に用いた肺音データ

| ID | 肺音の種類 | 同一視できる肺音 |
|------|---------------------|-----------|
| 01-1 | 正常肺胞呼吸音 | 04-1 他 |
| 01-2 | 大きめの肺胞呼吸音 | 01-1 |
| 02 | 気管支肺胞呼吸音 | |
| 03 | 気管呼吸音 | |
| 04-1 | 正常肺胞呼吸音 | 01-1 |
| 04-2 | 減弱した呼吸音 | 13-1 25-2 |
| 05-1 | 正常肺胞呼吸音 | 01-1 |
| 05-2 | 呼吸音の消失 | 33-3 |
| 06-1 | 正常肺胞呼吸音 | 01-1 |
| 06-2 | 呼吸音の増強 | 13-2 25-1 |
| 07 | 気管支呼吸音化 | |
| 08 | 低音性連続性ラ音 | 19 |
| 09 | 高音性連続性ラ音 | |
| 10 | 細かい断続性ラ音 | 22 |
| 11 | 粗い断続性ラ音 | 23 |
| 12-1 | 正常肺胞呼吸音 | 01-1 |
| 12-2 | 自然気肺 | |
| 12-3 | 正常 (声音聴診) | |
| 12-4 | 自然気肺 (声音聴診) | |
| 13-1 | 無気肺 | 04-2 25-2 |
| 13-2 | 無気肺 (反対側健常部) | 06-2 25-1 |
| 14-1 | 胸水貯留 | |
| 14-2 | 胸水貯留 (反対側健常部) | |
| 15 | 喘息 | 26-1 |
| 16 | ARDS | 31-1 |
| 17 | 胸腔ドレーン内の液体貯留 | |
| 18-1 | 気管狭窄 | |
| 18-2 | 気管狭窄 (治療後) | |
| 19 | 気管支狭窄 | 8 |
| 20 | 気管・気管支狭窄 | |
| 21 | 肺炎 | 30-1 |
| 22 | 間質性肺炎 | 10 |
| 23 | 気管支拡張症 | 11 |
| 24 | 胸膜炎 | |
| 25-1 | 無気肺 (反対側健常部) | 06-2 13-2 |
| 25-2 | 無気肺 (無気肺側) | 04-2 13-1 |
| 25-3 | 無気肺 (無気肺治療後) | 01-1 |
| 26-1 | 喘息 (発作時) | 15 |
| 26-2 | 喘息 (中等度軽快時) | |
| 26-3 | 喘息 (改善時) | |
| 27-1 | うっ血性心不全 (初期) | |
| 27-2 | うっ血性心不全 (増悪時) | |
| 27-3 | うっ血性心不全 (増悪時:口元) | |
| 27-4 | うっ血性心不全 (改善時) | 31-2 |
| 27-5 | うっ血性心不全 (改善時:口元) | |
| 28-1 | 喀痰吸引 (喀痰貯留時) | |
| 28-2 | 喀痰吸引 (吸引後) | |
| 29-1 | 挿管チューブトラブル (カフ空気量少) | |
| 29-2 | 挿管チューブトラブル (空気追加後) | |
| 30-1 | 肺炎 (入院時) | 21 |
| 30-2 | 肺炎 (中等度改善時) | |
| 30-3 | 肺炎 (改善時) | |
| 31-1 | 肺水腫 (発症時) | 16 |
| 31-2 | 肺水腫 (中等度改善時) | 27-4 |
| 31-3 | 肺水腫 (軽快時) | |
| 32 | 皮下気腫 | |
| 33-1 | 正常肺胞呼吸音 | 01-1 |
| 33-2 | 血気胸 (気胸の部位) | |
| 33-3 | 血気胸 (血胸の部位) | 05-2 |

表 2 肺音データごとの実験結果のまとめ

| ID | A | B | B/A | C | D | D/(C+D) |
|------|-----|-----|-------|------|-------|---------|
| 01-1 | 70 | 59 | 0.843 | 6032 | 3808 | 0.387 |
| 01-2 | 91 | 81 | 0.890 | 6272 | 3744 | 0.374 |
| 02 | 84 | 81 | 0.964 | 6246 | 1432 | 0.187 |
| 03 | 44 | 42 | 0.955 | 1023 | 234 | 0.186 |
| 04-1 | 70 | 59 | 0.843 | 5692 | 3836 | 0.403 |
| 04-2 | 43 | 37 | 0.860 | 2354 | 224 | 0.087 |
| 05-1 | 74 | 38 | 0.514 | 326 | 52 | 0.138 |
| 05-2 | 67 | 25 | 0.373 | 630 | 194 | 0.235 |
| 06-1 | 71 | 62 | 0.873 | 6335 | 2954 | 0.318 |
| 06-2 | 52 | 50 | 0.962 | 4236 | 2720 | 0.391 |
| 07 | 73 | 36 | 0.493 | 365 | 4 | 0.011 |
| 08 | 71 | 50 | 0.704 | 1402 | 176 | 0.112 |
| 09 | 60 | 44 | 0.733 | 979 | 20 | 0.020 |
| 10 | 91 | 88 | 0.967 | 2021 | 9142 | 0.819 |
| 11 | 114 | 109 | 0.956 | 6977 | 2130 | 0.234 |
| 12-1 | 24 | 8 | 0.333 | 245 | 4 | 0.016 |
| 12-2 | 29 | 15 | 0.517 | 158 | 0 | 0.000 |
| 12-3 | 27 | 22 | 0.815 | 338 | 116 | 0.256 |
| 12-4 | 30 | 25 | 0.833 | 246 | 160 | 0.394 |
| 13-1 | 43 | 41 | 0.953 | 2402 | 222 | 0.085 |
| 13-2 | 51 | 49 | 0.961 | 3620 | 2670 | 0.424 |
| 14-1 | 43 | 28 | 0.651 | 1063 | 4 | 0.004 |
| 14-2 | 38 | 23 | 0.605 | 1250 | 0 | 0.000 |
| 15 | 99 | 97 | 0.980 | 3920 | 570 | 0.127 |
| 16 | 58 | 50 | 0.862 | 1036 | 830 | 0.445 |
| 17 | 82 | 60 | 0.732 | 430 | 38 | 0.081 |
| 18-1 | 56 | 41 | 0.732 | 316 | 24 | 0.071 |
| 18-2 | 75 | 39 | 0.520 | 225 | 112 | 0.332 |
| 19 | 75 | 53 | 0.707 | 252 | 52 | 0.171 |
| 20 | 120 | 82 | 0.683 | 336 | 236 | 0.413 |
| 21 | 66 | 51 | 0.773 | 808 | 68 | 0.078 |
| 22 | 88 | 86 | 0.977 | 1841 | 12482 | 0.871 |
| 23 | 87 | 83 | 0.954 | 4014 | 1418 | 0.261 |
| 24 | 118 | 115 | 0.975 | 3915 | 9520 | 0.709 |
| 25-1 | 51 | 49 | 0.961 | 4081 | 2814 | 0.408 |
| 25-2 | 43 | 36 | 0.837 | 1538 | 106 | 0.064 |
| 25-3 | 51 | 49 | 0.961 | 3295 | 2608 | 0.442 |
| 26-1 | 37 | 36 | 0.973 | 1439 | 318 | 0.181 |
| 26-2 | 56 | 36 | 0.643 | 443 | 16 | 0.035 |
| 26-3 | 45 | 28 | 0.622 | 744 | 16 | 0.021 |
| 27-1 | 45 | 33 | 0.733 | 241 | 4 | 0.016 |
| 27-2 | 31 | 15 | 0.484 | 162 | 0 | 0.000 |
| 27-3 | 24 | 22 | 0.917 | 174 | 60 | 0.256 |
| 27-4 | 31 | 31 | 1.000 | 1935 | 1036 | 0.349 |
| 27-5 | 32 | 21 | 0.656 | 190 | 26 | 0.120 |
| 28-1 | 31 | 15 | 0.484 | 261 | 40 | 0.133 |
| 28-2 | 34 | 6 | 0.176 | 9 | 0 | 0.000 |
| 29-1 | 41 | 31 | 0.756 | 406 | 52 | 0.114 |
| 29-2 | 23 | 21 | 0.913 | 142 | 284 | 0.667 |
| 30-1 | 49 | 42 | 0.857 | 1237 | 62 | 0.048 |
| 30-2 | 59 | 46 | 0.780 | 883 | 162 | 0.155 |
| 30-3 | 43 | 26 | 0.605 | 268 | 16 | 0.056 |
| 31-1 | 42 | 32 | 0.762 | 795 | 1046 | 0.568 |
| 31-2 | 31 | 31 | 1.000 | 1971 | 948 | 0.325 |
| 31-3 | 33 | 27 | 0.818 | 339 | 34 | 0.091 |
| 32 | 40 | 21 | 0.525 | 110 | 20 | 0.154 |
| 33-1 | 74 | 35 | 0.473 | 568 | 154 | 0.213 |
| 33-2 | 60 | 28 | 0.467 | 197 | 4 | 0.020 |
| 33-3 | 67 | 34 | 0.507 | 721 | 246 | 0.254 |

からの成分ベクトルを相手とする等価関係が 8,372 個もあった。ID22 の「間質性肺炎」についても、それに由来する等価関係 12,482 個のうち、11,712 個が同じ ID22 からの成分ベクトルを相手としていた。ID24 の「胸膜炎」についても、等価関係 9,520 個のうち、9,448 個が同じ ID24 からの成分ベクトルとの等価関係だった。つまり、これら 3 種の肺音は自己との類似性が高く、単独で 1 つのカテゴリーをなすものとして、分類用テンプレートを作成すべきであると考えられる。

ID10 については、残る 770 個の等価関係は、ID22 からの成分ベクトルを相手としていた。この 770 個は、ID22 の残りの等価関係の個数と同じである。つまり、ID10 と ID22 は、この 2 種類の肺音だけで、お互いの等価関係のすべてを尽くしている。これは、間質性肺炎の場合は細かい断続性ラ音が聞かれるというテキストの記述⁴⁾と合致しており、提案手法がこの肺音の特徴を良く取り出せていると言える。

次に、表 2 で D 列の値が 0 のもの、つまり提案手法が機能しなかったものに注目する。ID12-2、28-2 は、非常に音量が小さいデータであった。ID14-2 は、音声の周期が約 5 秒と、他のデータの約 2 倍の長さであった。これら他と比べてイレギュラーな音声データでは、うまく提案手法が機能しなかった。正規化等の前処理が必要と考えられる。その一方、ID27-2 は、音量も大きく、呼吸周期も他と同等の長さである。直接聞くと、かなり特徴がある肺音なので、同じ ID27-2 からの成分ベクトルどうしが等価関係を数多く作ってもよさそうだが、そうはならなかった。なぜ ID27-2 に提案手法が有効でなかったか、現在調査中である。

ここで、D 列の値が大きい ID01-1、01-2、04-1、06-1、25-3 について、互いに他の肺音からの成分ベクトルとの間で、何個の完全な等価関係を作ったかを、表 3 に示す。この表の合計欄の数値と、表 2 の D 列の値を比べると、どの肺音の完全な等価関係も、表 3 でほぼすべての場合が尽くされていることが分かる。これら 5 種類は、正常な肺胞呼吸音に対応しており、互いに完全な等価関係を多く構成するという結果は、提案手法がその類似性を良く検出したことを意味する。

さらに、興味深い結果を得た 5 種の肺音 ID06-2、11、13-2、23、25-1 について、互いに他の肺音との間で作った完全な等価関係の個数を、表 4 に示す。合計欄の数値と、表 2 の D 列の値を比べると、ID06-2、13-2 は、表 4 ですべての場合が尽くされている。ID06-2、13-2、25-1 は異常な呼吸音の増強に対応しているので、これらから取られた成分ベクトルが完全な等価関係を示すのは自然である。だが、ID11 は「粗い断続

表 3 完全な等価関係の個数 (ID01-1, 01-2, 04-1, 06-1, 25-3 のデータのみ抜粋)

| | 01-1 | 01-2 | 04-1 | 06-1 | 25-3 | 計 |
|------|------|------|------|------|------|------|
| 01-1 | 812 | 818 | 846 | 696 | 576 | 3748 |
| 01-2 | 818 | 828 | 814 | 630 | 588 | 3678 |
| 04-1 | 846 | 814 | 820 | 650 | 586 | 3716 |
| 06-1 | 696 | 630 | 650 | 516 | 430 | 2922 |
| 25-3 | 576 | 588 | 586 | 430 | 372 | 2552 |

表 4 完全な等価関係の個数 (ID06-2, 11, 13-2, 23, 25-1 のデータのみ抜粋)

| | 06-2 | 11 | 13-2 | 23 | 25-1 | 計 |
|------|------|------|------|-----|------|-------------|
| 06-2 | 824 | 98 | 856 | 42 | 900 | 2720 |
| 11 | 98 | 1104 | 82 | 724 | 78 | 2086 |
| 13-2 | 856 | 82 | 804 | 28 | 900 | 2670 |
| 23 | 42 | 724 | 28 | 568 | 0 | 1362 |
| 25-1 | 900 | 78 | 900 | 0 | 908 | 2786 |

性ラ音」であり、ID23 は粗い断続性ラ音が聴取される「気管支拡張症」である。これらは、ID06-2、13-2、25-1 と軽微な類似性を示している。おそらく、粗い断続性ラ音が、呼気であまり聴取されないため、そのような区間の音声と増強した呼吸音とが、提案手法によって類似していると判定されたと推測される。

4.3.2 完全でない等価関係の場合

完全ではない等価関係 (図 4) を考えると、これは成分ペアをなす成分ベクトルの片方だけによる等価関係であるため、各肺音とも、より多様な肺音との類似性を示すようになる。例えば、ID24 「胸膜炎」は、完全な等価関係ではほぼ自己完結した類似性を示していた。完全でない等価関係 (C 列) においても、全 3,915 個中の 3,260 個が同じ ID24 に由来する成分ベクトルとの等価関係だった。しかし、ID11 「粗い断続性ラ音」からの成分ベクトルとの等価関係も 265 個あった。この結果は、肺水腫の肺音が粗い断続性ラ音とまぎらわしいこともあるというテキストの記述⁴⁾と符合する。だが、まぎらわしい肺音は正しく区別すべきなので、分類のためのテンプレート作成に際しては、完全な等価関係を優先して用いるべきであることが分かる。

しかしながら、完全な等価関係をほとんど与えない肺音については、完全でない等価関係を使うしかない。例えば、ID07 「気管支呼吸音化」からの成分ベクトルは、4 つの完全な等価関係しか作らないが、完全でない等価関係は 365 個もあり、そのうち ID22 からの成分ベクトルとの等価関係が最も多い。ID07 と ID22 は、ともに断続性ラ音を含んでおり、この事実が反映されていると言える。

一方、ID14-1 も、完全な等価関係は 4 つしか作らないが、完全でない等価関係は 1,063 個も作る。ところが、ID14-1 は多数の肺音と少しずつ等価関係を作っ

ており、それぞれどのような類似性なのか曖昧である。これは、ID14-1の音量が非常に小さいためであろう。やはり、質の悪い音声には前処理が必要と考えられる。

完全な等価関係と完全でない等価関係を比較して、興味深い事実が観察されるのは、「喘息」の場合である。ID15について、完全な等価関係は570個ある。そのうち384個は、同じID15からの成分ベクトルを相手としており、残る186個は、ID26-1、つまり同じ「喘息」に由来する成分ベクトルを相手としていた。これで570個すべてが尽くされる。その一方、完全でない等価関係は3,920個と多い。同じID15からの成分ベクトルを相手とするものは2,444個、さらにID26-1からの成分ベクトルを相手とするものは945個で、これら2つの場合が3,920個のうちの86.5%を占める。完全でない等価関係のほうが多いのは、喘息の音声为非周期的であるためと考えられる。つまり、ICAが与える2つの成分ベクトルの一方だけが、窓セットの時間的な位置に左右されにくい「喘息」の音の特徴を示したため、部分一致の類似性のほうで、より強く、自己完結した類似性を示したと思われる。

5. まとめと今後の課題

本論文では、音声データとして与えられた大量の肺音を利用し、未知の肺音の分類に有用なテンプレート作成に利用できる特徴量の抽出法を提案した。提案手法は、第一に、FFTが与えるパワー・スペクトルの次元を圧縮するのではなく、複数のパワー・スペクトルが少数の成分ベクトルの線形結合として表されると仮定し、特徴量の削減を行う。第二に、多様な肺音から得られた成分ベクトルの集合に対して、クラスタリングを何回も実行し、他の成分ベクトルと安定した類似性を示す成分ベクトルだけを、良質な特徴量としてふるい分ける。この2点が提案手法の主な特色である。

だが、窓の幅や、窓セットを構成する窓の数、独立成分の個数の設定には任意性があり、検討を要する。また、音量が小さい等、質の悪い音声データの正規化の方法も考える必要がある。提案手法においても、PCAが重要性の低い成分を除去していると思われるが、例えば、肺音による診断と無関係な心音の除去については、いくつか研究があり²⁾、良いテンプレートを作るには、より高度な前処理が必要であろう。

さらに、肺音分類用のテンプレートを作る具体的な手順を示す必要もある。例えば、完全な等価関係にある成分ベクトルを1つのグループにまとめると、今回の実験では252個のグループが得られた。表1の3列目に同一視できる肺音を示したが、これに違反して同

じグループに入れられた成分ベクトルの個数は、全体の2.3%とごく少数であった。しかし、完全な等価関係を与えない肺音も存在した(ID12-2, 28-2, 14-2, 27-2)ため、分類用のテンプレートを作る際には、完全でない等価関係をどう利用するかが問題である。

しかし、パワー・スペクトルを複数の成分、今回の実験では2つの成分に分離することで、音声間の類似性を複数の側面から評価できるようにし、かつ、類似性の判定を多回数のクラスタリングによってロバストにするという提案手法の核心については、今回の実験で有効性が確かめられたと考えている。

参 考 文 献

- 1) <http://www.gnu.org/software/gsl/>
- 2) <http://www.rale.ca/pub/RRC.PDF>
- 3) 櫻井保志, 吉川正俊. ダイナミックタイムワーピングのための類似探索手法. 情報処理学会論文誌: データベース, Vol.45, No.SIG4(TOD21), pp.23-36, 2004.
- 4) 米丸亮, 櫻井利江. ナースのためのCDによる呼吸音聴診トレーニング. 南江堂, 東京, 2001.
- 5) E. C. Güler, B. Sankur, Y. P. Kahya, and S. Raudys. Visual classification of medical data using MLP mapping. *Computers in Biology and Medicine*, Vol.28, pp.275-287, 1998.
- 6) T. Hofmann. Probabilistic latent semantic indexing. in *Proc. of SIGIR'98*, pp.50-57, 1999.
- 7) A. Hyvärinen. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.10, No.3, pp.626-634, 1999.
- 8) A. Hyvärinen, J. Karhunen, and E. Oja. 詳解独立成分分析 信号解析の新しい世界. (根本幾, 川勝真喜 訳), 東京電機大学出版局, 2005.
- 9) T. Ide. Translational symmetry in subsequence time-series clustering. in *Proc. of JSAI2006 (LNAI Vol.4384)*, pp.5-18, 2006.
- 10) L. Miao, H. Qi, and H. Szu. Unsupervised decomposition of mixed pixels using the maximum entropy principle, in *Proc. of ICPR'06*, 2006.
- 11) R. Murphy. Computerized multichannel lung sound analysis, *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, Vol.26, Issue 1, pp.16-19, 2007.
- 12) C. Pelletier. Classification des sons respiratoires en vue d'une détection automatique des sibilants, Université du Québec à Chicoutimi, 2006.