| 研究題目 | 電子聴診器で収録した肺音に含まれる異常音検出に有効な統計モデルの検討 | 報告書作成者 | 山下 優 |
|-------|---|-----------------------|---------------|
| 研究従事者 | 山下 優 | | |
| | | | |
| | 呼吸器系に疾患を持つ患者の肺音には副雑音と呼ばれる異常音が含まれることが多く、聴診器を用いた肺音の聴診は、呼吸器系の疾 | | |
| | の検出に有効な手段である.しかし、専門家でなければ診断が難しく一般の家庭で疾患の早 | 型期発見に利用する | ことは困難である. 肺音 |
| 研究目的 | 含まれる異常音の自動検出ができれば、家庭でも肺音を用いた健康管理が可能である. | | |
| | 従来は、疾患の検出を目的として、肺音に含まれる副雑音の自動検出に関する研究が行 | われてきた. これら | の研究ではウェーブレッ |
| | 変換によって特定の副雑音を検出することや肺音のフレーム化処理を行い、それぞれのフレ | /ームの短時間スペ | ペクトルを求め, そのフレ |
| | ムが副雑音であるか副雑音ではないかを判定する手法が提案された. 現在は機械学習の分 | ・野で深層学習やス | パースモデリングが注目 |
| | れているが、深層学習には大量の学習データが必要となり、肺音のデータベースは非常になった。 | 小さいため学習量か | ぶ不足すると考えられる. |
| | た,スパースモデリングは時系列信号の扱いに特化した手法ではない.一方,音声認識の | の分野では, 音声の | の音響的特徴の時系列 |
| | HMM を用いてモデル化する手法が成功を収めてきた. HMM は比較的少ない学習量で時系 | 系列のモデリングが | 可能であり、個人差や疾 |
| | の進行度によって様々である呼吸音や副雑音の特徴を表現するのに適した手法である. | | |
| | そこで, 我々は,音響的特徴の時系列を隠れマルコフモデル(HMM) を用いてモデル化 | , - | |
| | 変化を表現できるモデルを作成した. さらに, 肺音には心音が含まれることがあることを考慮し | _ン ,心音モデルを作 | 成することで,心音に頑 |
| | な異常音の検出を行ってきた. | | |
| | 本研究の目的は電子聴診器で収録した呼吸音を用いて高精度に異常音を検出するための | | |
| | や吸気を、呼吸音や心音、副雑音の区間に分割しそれぞれの HMM を作成してきたが、それ | | , |
| | 響特徴も異なる. 現在は呼吸音に含まれる心音や副雑音など、すべての区間を3状態のHM | | , |
| | ポロジ)を検討していない。そこで、まず、それぞれの区間の音響特徴の変化を観察し、呼吸 | | . – |
| | 構成されるかを明らかにする. 次に、それぞれの区間に適した HMM の状態数を決定する. さ | | _ ,,,, |
| | 呼吸音に含まれる異常音の検出を行い、作成したモデルの評価を行い、異常音の検出に適 | した HMM のトボロ: | シを明らかにする. |
| | | | |
| | | | |

研究内容

音声認識の分野では、音声の音響的特徴の時系列を隠れマルコフモデル (HMM)を用いてモデル化する手法が成功を収めてきた. HMM は比較的少ない学習量で時系列のモデリングが可能であり、個人差や疾患の進行度によって様々である呼吸音や副雑音の特徴を表現するのに適した手法である.

まず、我々の従来手法について説明する。識別の過程は学習と評価に分けられる。学習の過程では音響モデルと肺音のセグメントが生起する確率を定義した肺音列モデルを学習し、最尤推定によって正常肺音であるか異常肺音であるかを識別する。まず、異常肺音検出で用いる音響モデルと言語モデルに対応する肺音列モデルについて説明し、異常肺音検出のアルゴリズムについて説明する。識別システムは学習と評価の過程から構成される。学習過程では、呼気、吸気を副雑音とそれ以外の区間に区分し、区分した各区間の音響モデルとそれぞれの区間の接続確率を学習する。まず、音響モデルの学習について述べる。呼気、吸気の区間の音響特徴パラメータを抽出し、HMMを用いて正常肺音と異常肺音の音響モデルを学習する。次に区間の接続確率の学習について述べる。それぞれの区間の接続確率にはバイグラム確率を用いる。評価過程では、音響特徴パラメータを抽出した後、音響モデルと区間の接続確率を用いて、最尤の区間の系列を求める。求めた系列に副雑音が含まれていなければ正常肺音と識別し、副雑音が含まれていれば異常肺音と識別する。

我々は、呼気や吸気を、呼吸音や心音、副雑音の区間に分割しそれぞれの HMM を作成してきたが、それぞれの区間の持続時間がさまざまであり、音響特徴も異なる. 現在は呼吸音に含まれる心音や副雑音など、すべての区間を 3 状態の HMM で統一して表現しており、適切な状態数(トポロジ)を検討していなかった. また、DNN を用いた識別において、適切な隠れ層の総数やユニット数を検討していなかった. そこで、以下の 3 点に取り組んだ.

- ① それぞれの区間の音響特徴の変化を観察し、呼吸音の特徴がいくつの定常とみなせる区間から構成されるかを明らかにする. 次に、それぞれの区間に適した HMM の状態数を決定する.
- ② 決定した状態数を用いて HMM を作成し呼吸音に含まれる異常音の検出を行い, 作成したモデルの評価を行い, 異常音の検出に適した HMM のトポロジを明らかにする.
- ③ DNN を用いた識別において, 適切な隠れ層の総数やユニット数を適切に設定し, 識別実験を行った.

| | (0,0) |
|---------|---|
| 研究のポイント | 我々は、呼気や吸気を、呼吸音や心音、副雑音の区間に分割しそれぞれの HMM を作成してきたが、それぞれの区間の持続時間がさまざまであり、音響特徴も異なる。現在は呼吸音に含まれる心音や副雑音など、すべての区間を3状態のHMMで統一して表現しており、適切な状態数(トポロジ)を検討していない。本研究のポイントは、それぞれの区間の状態数および混合数を変更した HMM を作成し呼吸音に含まれる異常音の検出を行い、作成したモデルの評価を行い、異常音の検出に適した HMM のトポロジを明らかにすることである。 |
| 研究結果 | 副雑音と心音の状態数および混合数を変更した。その結果、副雑音の混合数を従来の3よりも小さい2とし、心音の状態数および混合数を従来の3より小さい2とすることで正常肺音と副雑音を含む肺音の識別において、識別精度が88.96%から91.35%に有意(p=0.026)に向上した。このことから、心音および副雑音の区間のHMMの状態数、混合数を適切に設定することが正常肺音と副雑音を含む肺音の識別において有効であることを示した。また、left to right の構造ではなく、HMMを繰り返しの構造にし、適切なトポロジを検討した。その結果、86.53%から88.81%に向上した。さらに、DNNを用いた識別を行い、隠れ層の総数やユニット数を適切に設定することで識別精度が91.26%に向上した。 |
| 今後の課題 | 今後の課題は副雑音を含む呼吸のデータを拡張し、学習に用いるデータ量を増加させることを試みる. 拡張したデータを用いて HMM 及び DNN を適用することで HMM の状態数、混合数、 DNN の隠れ層の総数、 ユニット数を増やすことでモデルの精度を向上させ、 識別精度の向上を目指す. |

図 1 に異常肺音検出の流れを示す. HMM 音響モデルの学習において, 図 2 に示すように呼気, 吸気を副雑音とそれ以外の区間に区分し, 区分した各区間の音響モデルとそれぞれの区間の接続確率を学習する.

評価では、音響特徴パラメータを抽出した後、音響モデルと区間の接続確率を用いて、最尤の区間の系列 W_{MAX} を求める。求めた系列 W_{MAX} に副雑音が含まれていなければ正常肺音と識別し、副雑音が含まれていれば異常肺音と識別する。

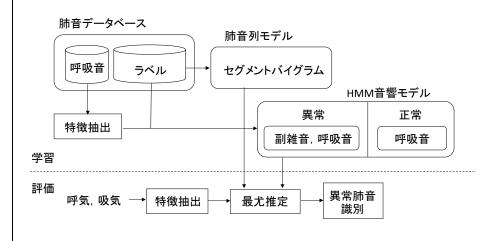
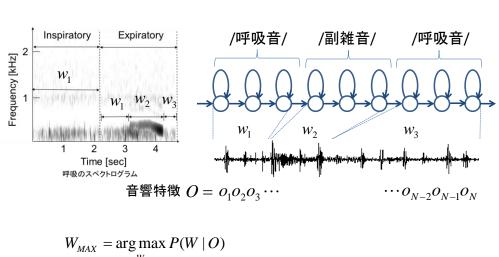


図1 異常肺音検出の流れ



$$W_{MAX} = \underset{W}{\operatorname{arg\,max}} P(W \mid O)$$

$$= \underset{W}{\operatorname{arg\,max}} \frac{P(O \mid W)P(W)}{P(O)} \qquad (ベイズの定理)$$

$$= \underset{W}{\operatorname{arg\,max}} P(O \mid W)P(W)$$

音響モデル

呼吸音の音響的な特徴をHMM を用いてモデル化したもの 肺音列モデル

呼吸音のセグメント系列の出現 確率をバイグラムで定義したもの

図2 HMMを用いた異常肺音の識別