

誤嚥性肺炎を予防するための非侵襲・安全な嚥下機能計測評価手法に関する 調査研究事業

岡田 真* 平間 毅** 本村 美和*** 大高 理秀*

1. はじめに

人が物を飲み込む際に働く①～⑤に示す一連の身体機能を嚥下という。

- ① 脳で食物を認知し口腔内に取り込む。
- ② 咀嚼して飲み込みやすい形にする。
- ③ 舌で喉まで押し込む。
- ④ 嚥下反射をトリガーに、関連する部位が短時間に動き、食道入口部まで導く。
- ⑤ 筋肉の収縮により胃に送り込む。

この嚥下機能が、高齢化による筋肉の衰えや、脳卒中の後遺症などの原因により、上手く働かなくなり、物を飲み込む際にむせたりすることが多くなる症状が嚥下機能障害である。嚥下機能障害は、重症化すると誤嚥性肺炎を招き、免疫力が低下している高齢者などは、これが原因となり死に至ることもある。このため、嚥下機能を評価し、誤嚥性肺炎にならないよう日常的に予防ケアを行う環境整備が必要である。しかし、現状では後述のとおり簡便且つ適切な嚥下機能評価手法が確立されていないため、必要な環境が整っていない。

嚥下機能評価の方法として、一般的なものとしては医療者による聴診がある。専用の機器を必要としないため、患者負担や在宅でのケアが可能な点でメリットがあるが、医療者の熟練度に結果が左右され、適切な診断結果が得られない可能性がある。また、X線を用いた嚥下造影検査(VF)は嚥下の様子を可視化して診断でき、評価がしやすいメリットがあるが、患者にとっては診療費が高額であることや、導入している病院が一部の専門病院に限られること、X線被ばくを受けることなど費用面、身体面での負担が大きいデメリットがある。こうした背景から在宅などで簡便に適切な嚥下機能評価ができる新たな嚥下機能評価手法の確立が求められている。茨城県立医療大学は、全国の県立医療大学で3つしかない「摂食嚥下障害看護教育課程」を有しており、同大学、付属病院には、嚥下障害に関する研究者、医師、摂食障害認定看護師、患者も集積していることから、当センターで有しているデータ取得技術や信号解析技術と県立医療大学の嚥下機能評価に関するノウハウを組み合わせることで、新たな嚥下機能評価手法の確立が期待できる。

2. 目的

本研究では、嚥下の際に生じる嚥下音に着目し、嚥下音を取得解析することで、嚥下評価に有用な特徴を見出し、新たな嚥下機能評価アルゴリズムを確立することを目的とする。

今年度は、これまでに検討した結果を踏まえ、嚥下機能評価に有用な特徴量を抽出し、抽出した特徴量を用いて嚥下機能評価アルゴリズムの構築及び構築した

アルゴリズムの判別性能の評価を実施することを目的とした。

3. 本研究の流れ

本研究は、以下の流れで進めた。

- ① 嚥下音を取得するシステムの開発 (H27年度)
- ② 嚥下音の収集及び特徴解析 (H28年度)
- ③ 得られた特徴をもとにした嚥下機能評価アルゴリズムの開発 (H29年度)

嚥下音の収集は、県立医療大学や本研究に協力いただいている筑波メディカルセンター病院と連携し、多数のサンプルデータの収集を行った。収集したデータを解析し、嚥下機能評価アルゴリズムの開発を行い、新たな嚥下機能評価手法の確立につなげる。

4. 嚥下音データの収集

4.1 嚥下音取得システムについて

図1に開発した嚥下音取得システムを示す。また、図2に嚥下音取得システムの概要図を示す。

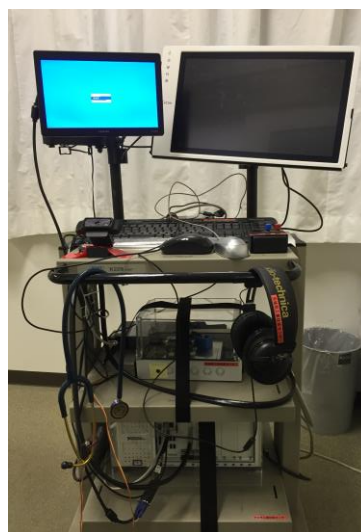


図1 嚥下音取得システム

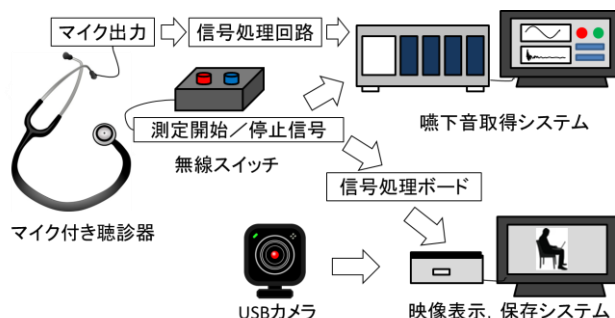


図2 嚥下音取得システム概要図

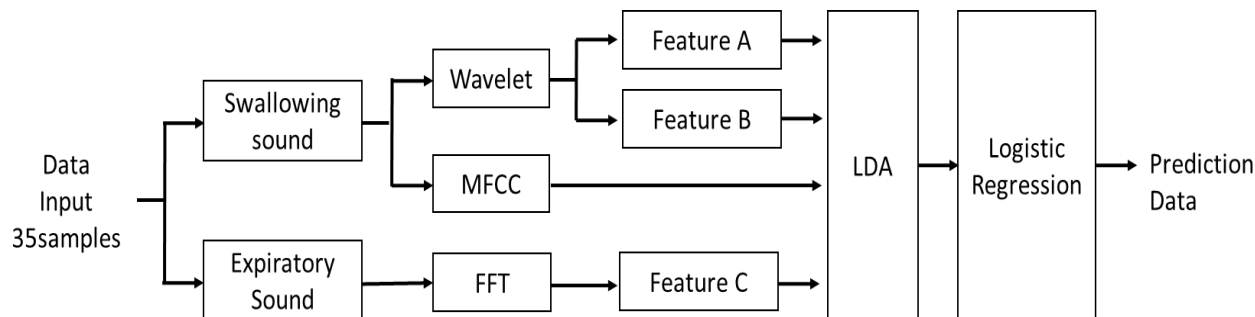


図 3 本研究で構築した嚥下機能評価アルゴリズム

4.2 嚥下音取得システムで得られたデータについて

嚥下音取得システムを用いて収録した嚥下音データセットの概要を表 1 に示す。なお、データへのラベル付けは茨城県立医療大学にて嚥下評価に精通した嚥下聴診者（複数）の判断により行っている。

表 1 収録した嚥下音データセットの概要

内容	脳梗塞の後遺症をもつ患者の嚥下音及び嚥下直後の呼気音
データ数	嚥下音及び呼気音各 35 データ (OK:27, NG:8 データ)
サンプリング周波数	44.1kHz
フィルター	HPF (fc=50Hz) + LPF (fc=20kHz)
食形態	プリン、ゼリー、トロミ水

5. 嚥下機能評価アルゴリズムの構築について

5.1 構築したアルゴリズムの概要

図 3 に本研究で構築したアルゴリズムを示す。

開発にはプログラミング言語 python 及びそのライブラリを使用し作成した。なお、本アルゴリズムは嚥下音及び呼気音のデータから 41 次元の特徴量を抽出し、その後教師有り次元圧縮手法である LDA (Linear Discriminant Analysis) で次元圧縮を行っている。次元圧縮の検討にあたり、教師無し次元圧縮手法で、一般的に良く用いられる PCA (Principal Component Analysis) による次元圧縮手法に置き換えたアルゴリズムの構築及び評価も行ったが、識別精度の向上が見られなかった。

また、学習器はロジスティック回帰分析を用いた。識別器についても、線形 SVM による判別を行ったが LDA により 1 次元の特徴空間に圧縮されているということもあり、識別精度の向上は見られなかった。

5.2 アルゴリズム内の特徴量について

構築したアルゴリズム (図 3) を検討する上で、嚥下機能評価に精通した聴診者が聴診時に評価する項目を参考にした (表 2)。このうち、本研究では嚥下長さ以外の特徴量を抽出することとし、嚥下音の大きさ及び立ち上がりの鋭さについては、WaveletMap を作成し、Map 上でのスペクトル値に関する特徴抽出を行っている。WaveletMap を使用する理由としては、見本となる

ような嚥下音は時間的に短く、またその周波数

表 2 聴診者の評価項目

聴診音	種類
嚥下音	長さ
	大きさ
	立ち上がりの鋭さ
呼気音	濁り

分布も局所的であることが、経験的に分かっている。このため、様々な周波数成分の重ね合わせである時系列データから特徴を抽出せずに、WaveletMap に変換し周波数成分ごとに分解した上で、嚥下音の大きさ及び立ち上がりの鋭さを評価するほうが、正常な嚥下音の特徴をより捉えやすくなると考えた。また、呼気音に含まれる濁りの度合いについては、定常的な波形であることから FFT 解析を行うことで周波数ごとのスペクトル値に変換し、特徴量を抽出した。特徴量 A, B, C については、それぞれ 5.3 以降で詳細について説明する。

また、嚥下機能評価を目的としたものではないが、既存研究で嚥下量に相関が高いという報告がある^[4]、MFCC (Mel-Frequency Cepstrum Coefficients) も特徴量として抽出している。

5.3 特徴量 A について

特徴量 A の抽出は、嚥下音から算出した WaveletMap を時間方向に二階微分し、微分後のスペクトル値の最大値と平均値の比を特徴量としている。

ある正常な嚥下音データを例に、WaveletMap と簡単のために WaveletMap の任意の周波数成分を抜き出した時間-スペクトルグラフから今回抽出した特徴量のイメージを図 4 に示す。

二階微分の結果については、一波形もあるが絶対値を取っている。

5.4 特徴量 B について

特徴量 B の抽出は、嚥下音から算出した WaveletMap から、スペクトル値の最大値と平均値の比を特徴量としている。

この抽出手法についても、特徴量 A と同様に、

WaveletMap と簡単のために WaveletMap の任意の周波数成分を抜き出した時間-スペクトルグラフから今回抽出した特徴量のイメージを図5に示す。

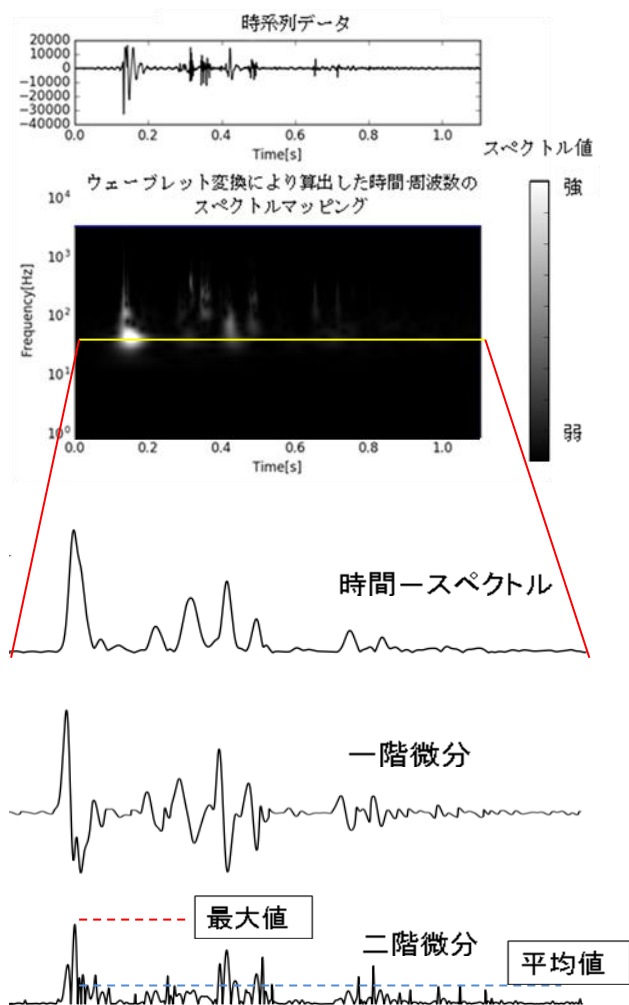


図4 特徴量Aのイメージ

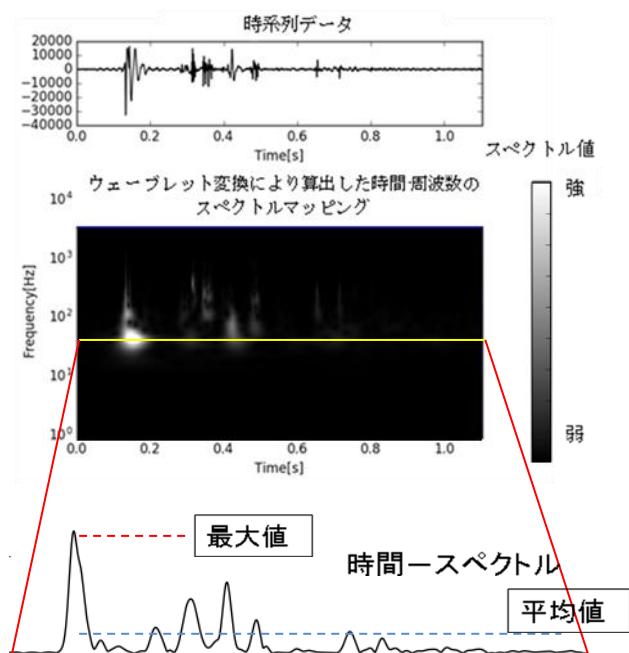


図5 特徴量Bのイメージ

5.5 特徴量Cについて

特徴量Cの抽出は、呼吸音をFFT解析した結果から、ピーク周波数を算出し特徴量としている。抽出した特徴量のイメージを図6に示す。

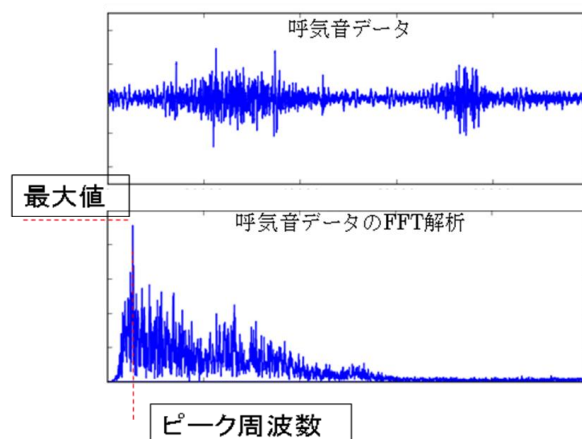


図6 特徴量Cのイメージ

6. 構築したアルゴリズムの検証について

本研究で構築したアルゴリズムの判別性能の評価を行うため、1個抜き検証法による検証を実施した。

1個抜き検証法とは、データセットのうち、テストデータを1個抜き出しておき、構築したアルゴリズムをテストデータ以外のデータを使って学習をさせ、テストデータを正確に判別できるか検証するもので、全てのデータについて検証を行った結果から、その判別性能を評価するものである。この評価方法のメリットは、少ないデータでも未学習のデータに対する判別性能を評価できる点であり、今回のようにデータの収集機会が少ない場合にも適用可能なことである。

1個抜き検証法のイメージを図7に示す。

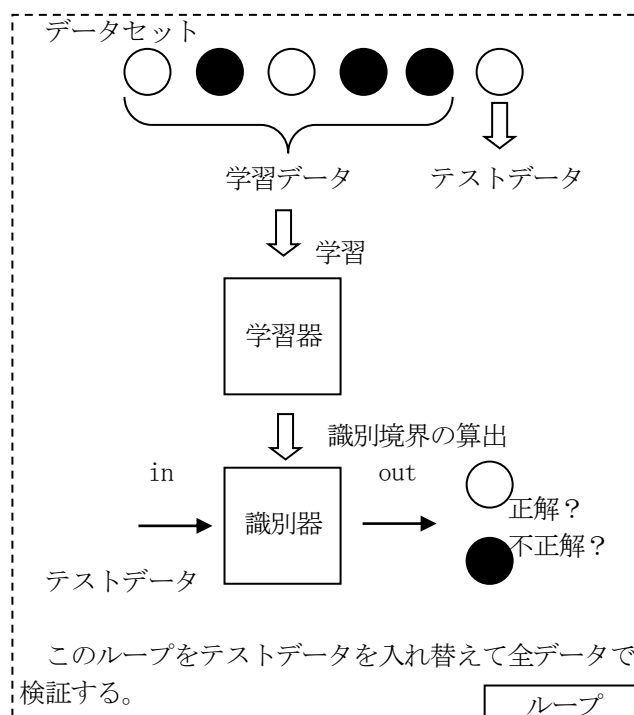


図7 1個抜き検証法のイメージ

7. 結果

本研究で構築したアルゴリズムを用いて嚥下機能評価を行った際の判別性能について、結果を表 3 に示す。

表 3 1 個抜き検証法によるアルゴリズムの性能評価

		True Data (真の結果)	
		OK	NG
Prediction Data (予測結果)	OK	23	3
	NG	4	5

正解率 = 0.8

平均適合率 = 0.72

平均再現率 = 0.74

F 値 = 0.73

(参考) 医療者による聴診の正解率 = 0.7 ~ 0.9^[1]

8. 考察

嚥下の正常異常判別の性能評価をしたところ、正解率が 80% となった。嚥下機能評価を目的とした研究ではないが、嚥下をしたか否かの嚥下検出精度について、既存研究では高齢者ほど難しいという報告^[5]がある。本研究でデータを収集した患者の平均年齢はおおよそ 80 歳程度であり、熟練した聴診者でも丁寧に聞かなければ判別ができない難易度ということ、また、医療者による聴診の精度が 0.7~0.9 であることを踏まえると概ね良好な判別精度を得ることが出来た。

しかし、NG データについては、判別精度が OK データに対して低い結果となった。原因として考えられるのは、一般的に機械学習ではデータ数が少ないラベル (NG) は判別精度も低くなると言われており、今回もデータセットの偏りが結果に影響したと思われる。

今回判別に失敗したデータについて、詳細に分析したところ判別ができなかった 7 つのデータのうち、2 つはそのデータを収集した患者の症状として、嚥下を繰り返すと疲労の度合いによって、嚥下機能の診断が正常となったり、異常となったりする症状がでていることが分かった。また、その他にも軽い飲み直しをしているようなデータや瞬間的にピーク値がマイクの出力電圧を超えてしまっているデータなどが判別に失敗していることが分かった。

9. まとめ

- ・嚥下機能評価アルゴリズムを構築し、1 個抜き検証法による検証の結果、正解率 80% を達成した。

- ・嚥下音の立ち上がりの鋭さや MFCC の低次成分の特徴量が嚥下機能評価に有用であることが示唆された。

10. 今後の課題

多数の嚥下音データを取得し、アルゴリズムの高度化を図る。また、嚥下機能評価システムの実用化のためには、正確な嚥下音の自動抽出技術が必要となる。そのためには、嚥下聴診時に正確に嚥下音を収録できるマイクシステムその他、収録したデータから嚥下音及び呼気音を正確に抽出する技術の確立が不可欠となる。本研究で蓄積した知見を次年度からの嚥下関連の新規テーマにも活かしていく。

11. 謝辞

本研究を行うにあたり、嚥下音収集にご協力いただいた、筑波メディカルセンター病院 看護部 師長の外塚恵理子様をはじめ言語聴覚士の中条朋子様、日下部みどり様、山田悟志様、皆様に深く感謝いたします。

12. 参考文献等

- 1) 高橋浩二, 嚥下障害診断法としての頸部聴診法, 昭和歯学会雑誌, 25, 167-171, 2005.
- 2) 森下元賀, 嚥下障害患者に対する嚥下音, 呼気音の周波数解析を用いた嚥下動態評価の試み, 第 51 回日本理学療法学会大会 抄録集, Vol. 43, 2016.
- 3) 中藤 寛己, 嚥下音解析による摂取水分量の推定システム, 生体医工学, 53 巻, 76-83, 2015.
- 4) 山田侑太郎, 個人差の少ない特徴量を用いた水分摂取量推定手法の検討, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2016 論文集, 2016, 1814 - 1820, 2016.
- 5) Jayatilake, Smartphone-Based Real-time Assessment of Swallowing Ability From the Swallowing Sound, IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine, 3:2900310, 2015
- 6) Sebastian Raschka, Python 機械学習プログラミング, (株)インプレス, 134-145, 2016.