

非侵襲的に摂食時の嚥下機能状態をモニタリングする

技術開発に関する試験研究事業

岡田 真* 青木 邦知**

1. はじめに

超高齢化社会を迎えるにあたり、嚥下機能を評価し日常的にケアを行うことで、誤嚥性肺炎を予防する取り組みが行われている^{1) 2)}。

また、昨今IoTやAI、5Gといった最先端のデジタル技術を活用した遠隔医療や予防医療サービスの創出が始まっており、生体信号のデジタル化とデータ活用技術は今後一層の飛躍が期待される分野である。

当センターでは、H27年度より茨城県立医療大学との共同研究により非侵襲で安全・簡便な嚥下機能評価手法について研究を行ってきた。H27年度からH29年度にかけては、嚥下音により嚥下機能の良否を判断する手法について研究を行い、嚥下音から抽出した音響特徴量による嚥下機能評価の有用性を確認した³⁾。

H30年度からは、嚥下機能評価システムを実用化するにあたり、必要となる要素技術として収集したデータから嚥下音を自動抽出する手法や、嚥下音による嚥下機能評価手法の高度化について研究を行っている⁴⁾。

令和元年度の研究において、嚥下音から音響特徴量を抽出し、教師あり学習を用いて嚥下機能の評価を行うアルゴリズムを提案したが、陽性データが少ないデータセットであったため真陽性率の向上が見込めなかった⁵⁾。

一般的にデータの偏りがあるデータセットでは、少ないデータの認識率が低くなる傾向があり、機械学習の分野では共通の課題である。一方、教師無しの異常検知技術は、図1に示すように正常データの分布を把握することにより、そこから逸脱したデータを異常とみなす手法であり、異常データの収集機会が少ない場合、異常となる原因が多岐にわたる場合、及び原因が未知の場合など、異常データがどのようなものか把握することが難しい対象を正常と異常に分ける際に有用である。

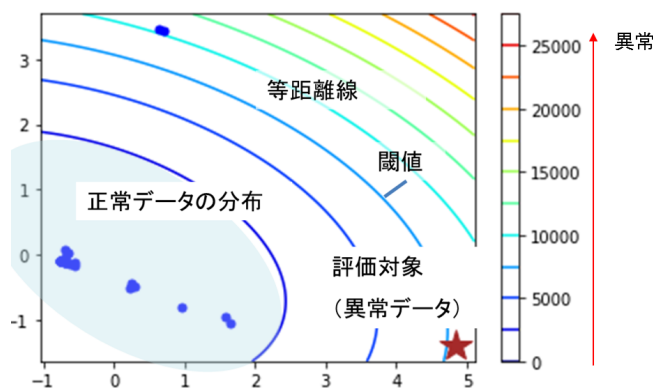


図1 異常検知技術のイメージ

表 1 データセットの概要

内容	嚥下機能の低下が疑われる患者の嚥下音
データ数	嚥下音各 77 データ (陰性:64、陽性:13)
サンプリングレート	44.1kHz
フィルタ	HPF (fc=50Hz) +LPF (fc=20kHz)
食形態	プリン、ゼリー、トロミ水

2. 目的

本研究では、異常検知技術を応用し、データ収集機会が少ない環境でも、比較的容易に収集可能な正常な嚥下音から構築できる嚥下機能評価アルゴリズムの開発を行う。

3. 研究内容

3.1 データセット

表1に収集したデータセットの概要を示す。本研究では、脳梗塞の後遺症があり、嚥下機能の低下が疑われる患者を対象にデータを取得し、嚥下評価に精通した複数の嚥下聴診者によって陰性陽性のラベルを付けたデータセットを用いた。また、食形態はトロミ水の他にプリンやゼリーを含んだデータセットを用いた。なお、本研究は、茨城県立医療大学、茨城県立医療大学附属病院と筑波メディカルセンター病院の倫理審査委員会にて承認されている。

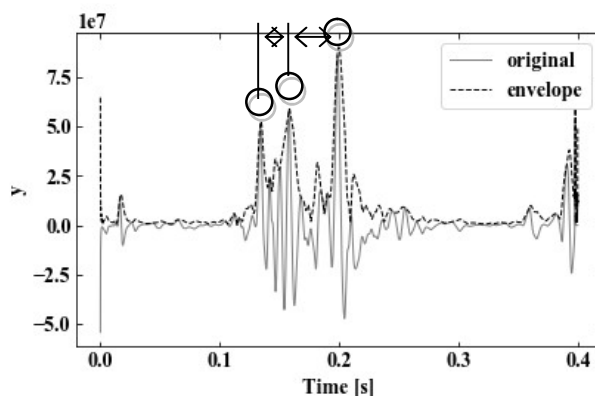


図2 特徴抽出手法の一例
(時間領域でのピーク間検出)

3.2 特徴抽出手法

本研究では、データからの特徴抽出手法として、時系列データ、FFT 解析後の周波数領域、ケプトラム領域、時間一周波数マップのそれぞれから特徴を抽出する手法を検討した。機械学習の入力データとして一般的な MFCC (Mel-Frequency Cepstrum Coefficients) を用いて、我々が行った事前検討では、嚙下音とそれ以外の人の声や雑音等を識別する際には有用な特徴量であったが、本研究の対象である嚙下機能評価では、高い識別率を得るには至らなかった⁴⁾。また、MFCC を特徴量に用いた判定の課題として、判定結果を導き出した際の指標の解釈ができないことが挙げられる。嚙下機能評価の判定結果とその判定に至った指標が明確になれば、臨床現場などでの患者の状況理解が進むと考えられ、嚙下機能評価の判定結果と真の結果に相違がある場合には、原因の考察も可能になる。

このことから、今回は嚙下のメカニズムから陰性と陽性の差が顕著に現われそうな特徴抽出手法を個々に設計し、python の音響ライブラリ⁵⁾を用いて開発を行った。特徴抽出手法を検討するうえで、特にターゲットとしたのは、図 2 に示すように飲み込み動作時に生じる音の時間間隔や嚙下音の立ち上がりの強さ、音の濁り度合いなどで、38 個の特徴抽出を行った。

3.3 特徴選択手法

抽出した特徴から嚙下機能評価に有用な特徴のみを選択し、モデルの説明性を向上させるために、図 3 に示す特徴量の重要度が評価できる RandomForest と仮説検定を組み合わせた Boruta 手法により特徴選択を行った⁷⁾。

Boruta 手法の説明を以下及び図 3 に示す。

- ①学習データをシャッフルし、判別に寄与しないはずのデータを作る。
- ②上記データセットでランダムフォレストを学習し、特徴量の重要度で一番大きい重要度を得る。
- ③オリジナルのデータでも同様に特徴量の重要度を評価し、②で求めた重要度よりも大きければ、ある程度重要な特徴であるとする。
- ④学習データをランダムにシャッフルして重要度の評価を複数回実施し、カウント値を得る。その上で仮説検定により、重要かどうかの検定を行う。

その結果、時間領域でのピーク間隔やピークの鋭さに関する特徴、周波数領域におけるスペクトラムの分布に関する特徴が有用であることが確認できた。

3.4 異常検知技術の嚙下音への適用

本研究では、明示的にデータの分布を仮定せず、特徴空間上のデータの離れ度合いによって異常検知を行う手法を用いることとした。その中でも閾値の設定基準が明確で、特徴空間上で分布が複数のクラスタからなるデータでも、対象データ周辺のデータの密度を計算することで外れ値検知が精度よくできる Local Outlier Factor (LOF) を用いた⁸⁾。図 4 に LOF による外れ値検知のイメージを示す。LOF のパラメータ $k=3$

とした時の LOF の考え方は、対象の点 A から近い順に 3 番目の点 (図 4 の点 D) にあたる点までの距離 (図 4 の A-D 間の距離) を算出し、正常データで同様に算出した距離と比較する。これにより、対象の点 A 周辺の密度が正常データ周辺の密度に比べて高いか低いかを判定し、異常検知を行う手法である。

なお、モデル構築には、陰性データのみを利用し、検証時は陰性データと陽性データを利用した。

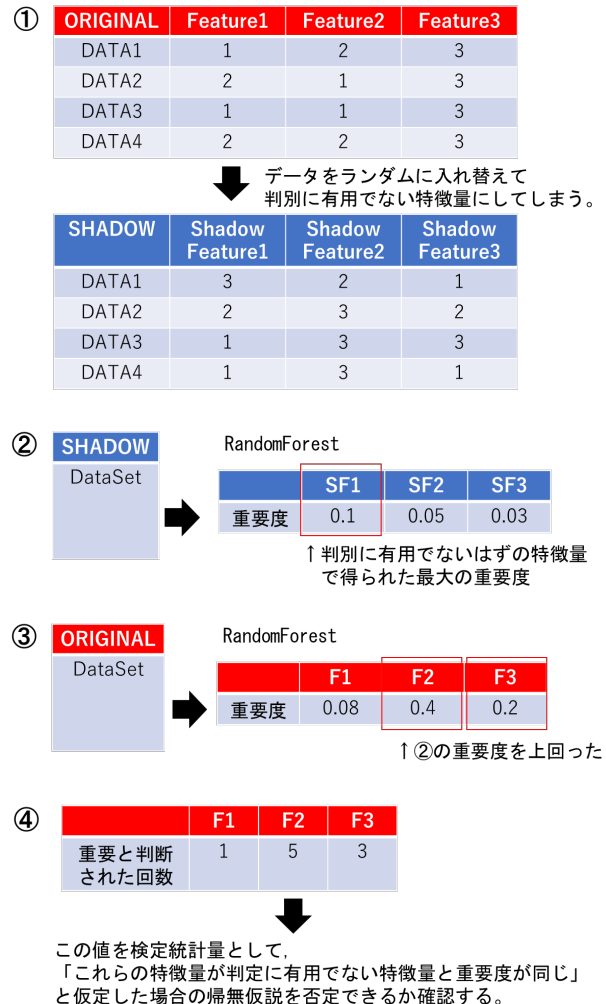


図 3 Boruta 手法による特徴選択

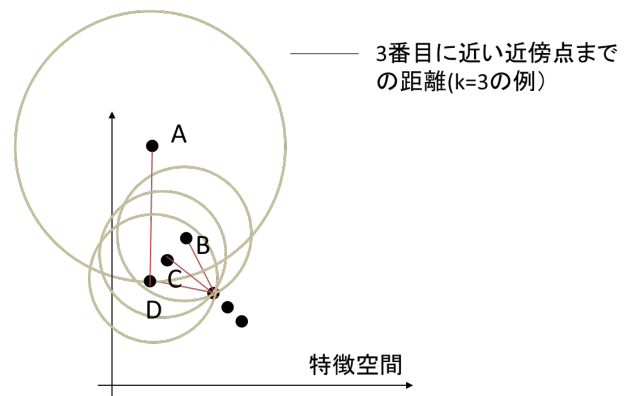


図 4 LOF を用いた異常検知

3.5 Optuna によるパラメータ最適化

このようにして構築した、嚥下機能評価のための一連のアルゴリズムは、図 5 に示すように、データからの特徴抽出部、得られた特徴のうち有用なもののみを判別に用いるための特徴選択部、そして、選択した特徴を用いて判定を行う外れ値検出部からなる。

しかし、例えばピーク間隔の特徴を得ようとした場合に、ノイズ除去のためのフィルタはどの程度の係数を用いるべきか、極値を得るために用いるデータ数をどの程度見込めばいいかなど、人が試行錯誤しながら、手作業で最適な値を設定しなければいけないパラメータが多くある。これは、機械学習アルゴリズムのハイパーパラメータに関しても同様であり、そのようなパラメータを最適化するライブラリとして、Optuna が用意されている⁹⁾。Optuna は任意に設定した目的関数を最大化（もしくは最小化）する際に利用されるツールである。網羅的にパラメータを当てはめて結果を見るようなアルゴリズムに比べ、目的関数が最適化される見込みのないパラメータの試験数を減らしながら、目的関数の最大化（または最小化）を図るアルゴリズムなので、効率的にパラメータの最適化が図れる。

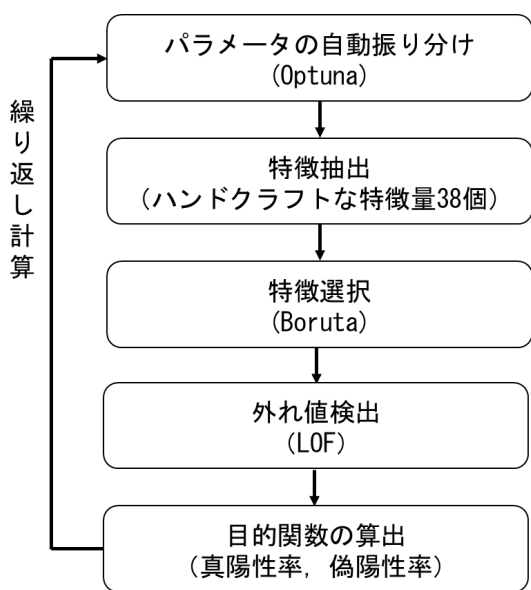


図 5 構築した目的関数の最適化プログラム

3.6 目的関数の設定

今回のアルゴリズムの用途を考慮すると、嚥下機能に異常があるケースをできる限り見逃さずに陽性として検出する必要がある。すなわち、真陽性率 TPR (True Positive Rate: 嚥下機能障害を有するもののうち、アルゴリズムが正しく障害を検知したものの割合) を高くし、且つ、嚥下機能に異常がなく健康であるケースを陽性として検出しないために、偽陽性率 FPR (False Positive Rate: 嚥下機能障害を有さないもののうち、アルゴリズムが誤って障害と検知したものの割合) をなるべく低くすることが求められる。

これらのことから、本研究では、目的関数として、式(1)に示すような目的関数を設定した。

$$\text{目的関数} = \text{TPR} + (1 - \text{FPR}) \quad (1)$$

3.7 アルゴリズムの検証評価

本研究では、構築したアルゴリズム (図 6) の汎化性能を評価するため、1 個抜き検証法 (Leave-One-Out) による性能評価を行った。その結果を表 2 に示す。

表 2 1 個抜き検証法による評価

		真値	
		陰性	陽性
予測値	陰性	53	1
	陽性	11	12

真陽性率 = 0.92

偽陽性率 = 0.17

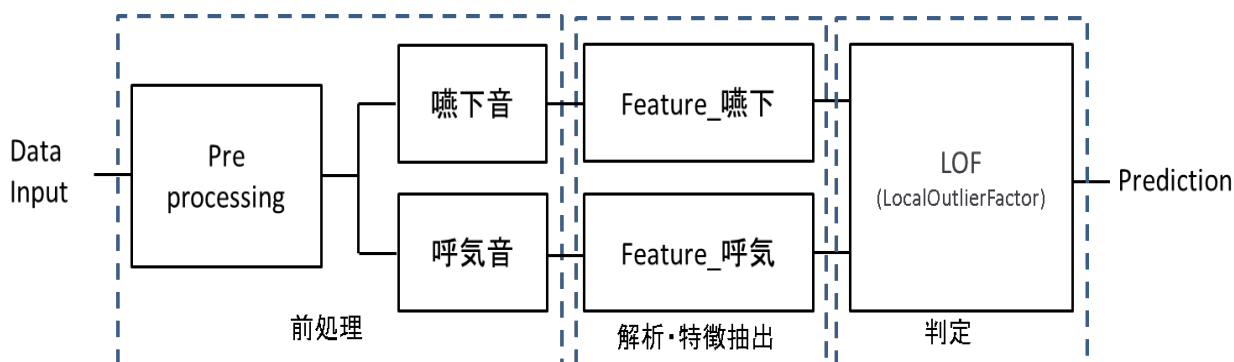


図 6 特徴抽出手法の一例 (ピーク検出)

また、図7に目的関数が最大となったときに元データが最適化されたフィルタを介して、どのような波形に前処理されたかを示す。なお、処理の前後で波形の絶対値を取っている。この結果から、元データが最適化プログラムにより嚙下音を構成する3音を抽出しやすい波形に変化していることが分かる。

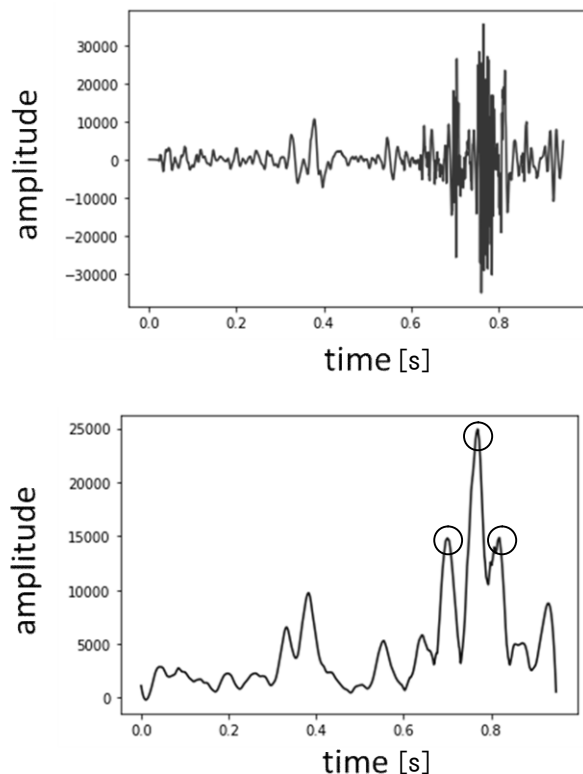


図7 フィルタ最適化による波形の処理状況
(上：処理前、下：処理後)

4. まとめ

- ・本研究では、特徴選択手法を用いて、嚙下機能評価に有用な特徴抽出手法を確認し、選択した特徴量を入力とする陰性モデルからなる嚙下機能評価アルゴリズムを構築した。
- ・その結果、予めラベル付けされた77データに対して真陽性率92%、偽陽性率17%での識別を行うことができた。
- ・その際、一番精度の良いアルゴリズムで選択した特徴量は、時間領域におけるピーク間インターバルをターゲットとして設計を行った特徴量である。また、ピークの鋭さに関する特徴や周波数領域におけるスペクトラムの分布に関する特徴が、判別に有用であることが示唆された。

5. 今後の課題

本研究が目的としている嚙下機能評価アルゴリズムは、活用先の1つとして、在宅等で簡便に嚙下機能の評価する目的で開発を進めている。このことから、真陽性率及び偽陽性率を評価指標として用いたが、今後は活用先に応じて必要な評価指標で最適化を行っている。

く。その際、今回は真陽性率及び偽陽性率を1つの目的関数としてまとめて最適化を実施したが、多目的関数での最適化についても検討したい。

また、現在機器の実用化に向けて、試作機を県内協力企業と共同で開発を進めているが、収録機器の違いによって本来の判定精度が出ないことが、システムを評価する中で課題となっている。収録機器の違いがあるなかでも、本来の性能が出せるような運用方法やアルゴリズムの改善を検討していく。

6. 謝辞

本研究を行うにあたり、通常の業務を行いながら、嚙下音の収集協力や研究に関するアドバイスをいただいた、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診療技術部 リハビリテーション療法科言語聴覚士の中条朋子様、日下部みどり様、山田悟志様、及び関係皆様に深く感謝いたします。

7. 参考文献等

- 1) 高橋浩二、嚙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) 佐々木一真、本橋 由香、山内 忍、佐藤 敏夫、阿岸 鉄三、嚙下音の3次元スプライン曲線を用いた嚙下機能改善効果に対する定量評価法、桐蔭論叢、32、117-122、2015。
- 3) 岡田真、平間毅、本村美和、音響特徴量を用いた嚙下機能評価手法に関する研究、2018年春季研究発表会講演論文集、108、2018。
- 4) 岡田真、本村美和、青木邦知、非侵襲的に摂食時の嚙下機能状態をモニタリングする技術開発に関する試験研究事業、平成30年度研究報告、47、1-4、2019。
- 5) 岡田真、中川裕光、飯村修志、本村美和、非侵襲的に摂食時の嚙下機能状態をモニタリングする技術開発に関する試験研究、茨城県産業技術イノベーションセンター研究報告、48、1-4、2020。
- 6) Brian McFee, Colin Raffel, Dawen Liang, Daniel P. W. Ellis, Matt McVicar, Eric Battenbergk, Oriol Nieto, librosa: Audio and Music Signal Analysis in Python, PROC. OF THE 14th PYTHON IN SCIENCE CONF. (SCIPY 2015)
- 7) Miron B. Kursu, Witold R. Rudnicki, "Feature Selection with the Boruta Package" Journal of Statistical Software, Vol. 36, Issue 11, Sep 2010
- 8) Markus M. Breunig, Hans-Peter Kriegel, Raymond T. Ng, Jörg Sander, LOF: identifying density-based local outliers, Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD international conference on Management of data, 93-104, 2000.
- 9) Takuya Akiba, Shotaro Sano, Toshihiko Yanase, Takeru Ohta, and Masanori Koyama. Optuna: A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework. In KDD., Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2623-2631, 2019.