

誤嚥リスクを早期発見するため RGB-D 画像で非侵襲的に嚥下機能を定量化する研究

宮田ゆかり[†] 高井翼[†] 酒井智弥[†] 東嶋美佐子[‡]

長崎大学大学院工学研究科[†] 長崎大学大学院医歯薬学総合研究科[‡]

1. はじめに

日本人の死亡原因第三位である肺炎のうち約七割は誤嚥性肺炎である。特に、不顕性誤嚥は、嚥下機能の低下によって睡眠中に口内の雑菌等が唾液と共に気道に流れ込み肺炎を起こす原因になる。

誤嚥性肺炎を予防するため、加齢等による嚥下機能の低下や誤嚥のリスクを早期発見する必要がある。身体的負担が小さく使い易い装置によって嚥下機能を評価できるようになれば、高齢者施設および在宅サービス等において、嚥下機能の低下や誤嚥リスクを早期発見する機会が増える。近年、頸部に装着した筋電計や圧力センサ、マイク等からの信号を解析することで、非侵襲的に嚥下を検出する手法が考案されている。しかし、これらの信号解析は画像診断等に比べて得られる情報が乏しい。

本研究では、嚥下に伴う前頸部の動態を光学的に 3 次元計測し、反復唾液嚥下テスト (RSST) [1] を容易に実行できる自動 RSST 装置を開発する。RSST は、一定時間内に意図的に唾液を飲み込める回数や、舌骨・喉頭隆起の動きを観察する非侵襲的な検査である。前頸部を 3 次元計測した深度画像の時系列を機械学習することで RSST を達成すれば、年齢や性別によって形状が多様な前頸部の動きから、非侵襲的に嚥下機能を定量化する特徴抽出器が得られると考えられる。

2. 自動 RSST 装置の仕様と構成

開発する自動 RSST 装置は、3 次元画像計測で得られる深度画像の入力に対して、嚥下に伴う前頸部の変形の有無を出力する。RSST の手順に倣って唾液の嚥下を反復する被験者の前頸部を十分な解像度で撮像するものとする。

自動 RSST 装置は以下のように構成する。(a) 可視光・赤外カメラ (RGB-D センサ) による計測部、(b) 前頸部の領域を特定し、深度画像から切り出して正規化する前処理部、(c) 前頸部領域の深度画像から前頸部の形状を特徴付ける量を算出する特徴抽出部、(d) 抽出した形状特徴から嚥下の有無を判別する嚥下検出部。嚥下機能を定量化した特徴の抽出を機械学習で達成するため、特に嚥下に関する情報を有する前頸部領域に特徴抽出を限定したい。顔検出を利用した前頸部領域の特定のため、可視光のカラー画像も計測部で取得するものとする。

装置の構成を図 3 に示す。装置を構成する (a) 計測部の RGB-D センサには Intel RealSense SR300 を採用する。50cm 程度の近距離でセンサと正対する被験者の上半身を、30fps・画素当たり約 1mm の時間・空間分解能で撮像できる。これは、約 1 秒程度の間に喉頭隆起が約 1 横指分移動し変形する前頸部の動態を捉えるために十分な分解能である。(b) 前処理部では、カラー画像から顔を検出し、更に Kazemi と Sullivan の手法 [2] によって目鼻等のランドマークを検出する。それらの位置から深度画像における前頸部領域を算定し、前頸部領域の深度画像を一定の画像サイズと画素値の範囲に正規化する。この正規化した前頸部深度画像から (c) 特徴抽出部は畳み込みニューラルネット (CNN) で特徴量を算出し、全結合 (FC) 層または再帰型ニューラルネット (RNN) で構成した (d) 検出部が嚥下の有無を出力する。

この (c) 特徴抽出部の入力から (d) 検出部の出力までを教師あり学習することで、嚥下に伴う前頸部の形状の変形を反映した特徴を抽出する CNN や、CNN 特徴が出現する文脈から嚥下の状態を表す特徴を抽出する RNN を構築する。カラー画像と深度画像の目視により、嚥下に伴う前頸部の変形の有無をラベリングした訓練データの時系列を作成した。

3. 実験：学習の例

図 1 は、健常な 20 代男性の被験者の胸から上が映るように正面から撮像した際の、正規化した前頸部深度画像の例である。嚥下無しに比べ

Noninvasive assessment of swallowing function with RGB-D images for identifying potential risk of aspiration pneumonia

[†]Yukari Miyata, Tsubasa Takai, Tomoya Sakai

• Nagasaki University Graduate School of Engineering

[‡]Misako Higashijima

• Nagasaki University Graduate School of Biomedical Sciences

て、嚥下有りの画像には喉頭挙上による変形が見られる．約 20 秒間（フレーム数 597）撮像している間に被験者は唾液を 6 回嚥下している．この嚥下に伴う前頸部の変形の有無を表すラベルの時系列を図 2 上に示す．前半の第 0～252 フレーム（図 2 の点線まで）を訓練データとして (c) 特徴抽出部から (d) 検出部までを学習し，後半（点線以降）をテストデータに用いる．

(c) 特徴抽出部はそれぞれ ReLU と max pooling を配置した 2 層の CNN，(d) 検出部は中間層に ReLU，出力層にシグモイド関数を活性化関数とした 3 層 NN とした．二値交差エントロピー損失を RMSprop で最小化することで学習した自動 RSST 装置の出力を図 2 下に示す．前頸部深度画像の画素に欠損があるフレームを除き，訓練データについては嚥下有りの各時間帯を概ね検出できている．テストデータについては，嚥下開始を検出できているものの，特に嚥下直後に嚥下の誤検出が目立つ．(d) 検出部に RNN を採用すれば，この誤検出の抑制を期待できる．

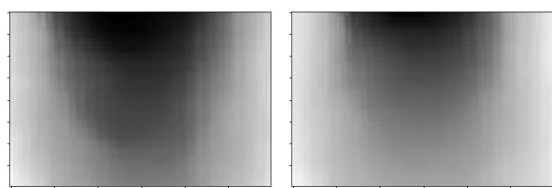


図 1 正規化した前頸部深度画像の例．明るいほど深度が深い（センサから遠い）．左：嚥下無し，右：嚥下有り．

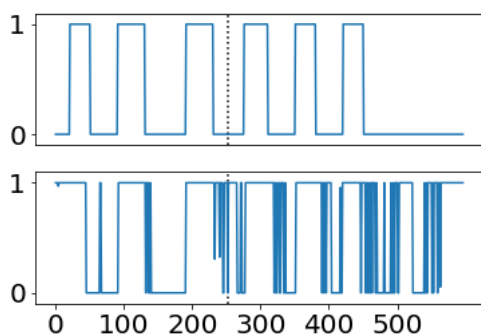


図 2 嚥下に伴う前頸部の変形の有 (0) と無 (1) を表すラベルの時系列（約 20 秒，フレーム数 597）．上：正解ラベルの時系列，下：これを推定する自動 RSST 装置の出力．

4. おわりに

誤嚥のリスクを早期発見することを目指して，非侵襲的かつ触診不要で手軽に嚥下の機能を定量評価する技術を開発している．可視光・赤外

カメラで前頸部の動きを計測し，一定時間に唾液を飲み込める回数や，その際の咽頭の動きを機械学習に基づき解析する反復唾液嚥下テストの自動化装置を設計・実装した．機械学習を導入することで，多様な前頸部の形状と変形に対応できる可能性があり，それらに共通する正常な嚥下の特徴量も自動 RSST 装置内で算出されることを見込める．

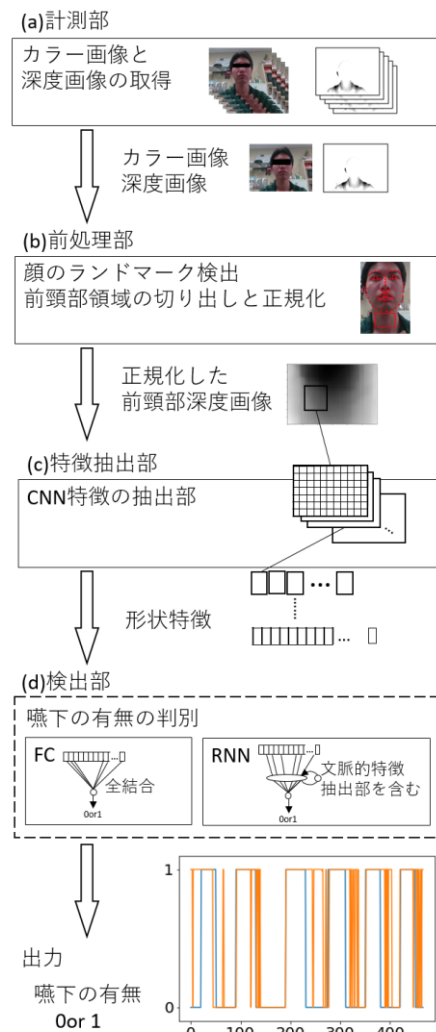


図 3 自動 RSST 装置の構成．

参考文献

[1] Kazuyo Oguchi, Eiichi Saitoh, Masayasu Mizuno, Mikoto Baba, Mie Okui, and Miho Suzuki, The repetitive saliva swallowing test (RSST) as a screening test of functional dysphagia. The Japanese Journal of Rehabilitation Medicine, 37(6), pp.375-382, 2000.
 [2] Vahid Kazemi and Josephine Sullivan. One millisecond face alignment with an ensemble of regression trees. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1867-1874, 2014.