一般口演 8

多チャンネル表面筋電位の画像認識による嚥下パターン解析

Swallowing pattern analysis using image recognition of multi-channel surface electromyography

○鈴木雅大¹⁾, 佐々木誠¹⁾, 玉田泰嗣²⁾, 中山 淳³⁾

Masahiro Suzuki¹⁾, Makoto Sasaki¹⁾, Yasushi Tamada²⁾, Atsushi Nakayama³⁾

¹⁾ 岩手大学大学院総合科学研究科バイオ・ロボティクス分野

²⁾ 岩手医科大学歯学部補綴・インプラント学講座

³⁾ 一関工業高等専門学校未来創造工学科

¹⁾ Division of Biorobotics, Graduate School of Science and Engineering, Iwate University

²⁾ Department of Prosthodontics and Oral Implantology, School of Dentistry, Iwate Medical University

³⁾ Department of Engineering for Future Innovation, Ichinoseki National College of Technology

I. 目 的

嚥下は随意運動と反射運動が共存する複雑な生理機構により実現され、一回嚥下量や食物物性等によって、嚥下諸器官の運動が変化することが報告されている¹⁾。しかし、加齢による筋力低下や諸器官の位置変化等により嚥下予備能が低下し、さらに全身疾患等が原因で、嚥下に何らかの問題が生じた場合には、食塊の咽頭残留、喉頭侵入や誤嚥が生じ、結果として誤嚥性肺炎の発症リスクが増大することになる。そのため、機能低下や障害予備群を早期発見するためには、嚥下予備能を客観的に評価することが重要である。

本研究では、その基礎的検討を目的とし、舌骨の動きを制御する舌骨上筋群と舌骨下筋群の筋活動パターンに着目した。そして、嚥下開始から終了までの一連の筋活動を画像化し、深層学習による画像認識を用いることで、随意嚥下の強さや一回嚥下量、物性値の違いを識別できるか検証を試みた。

II. 方 法

1. 実験方法

被験者は、嚥下機能が正常な健康成人男性3名（年齢 22.7 ± 0.5 歳）とした。まず、22チャンネルフレキシブル電極²⁾を顎下部と頸部にそれぞれ貼り付け、舌骨上筋群と舌骨下筋群のEMG信号を計測した（図1）。舌骨上筋群（オトガイ舌骨筋、顎舌骨筋、顎二腹筋、茎突舌

図1 EMG信号とその画像化

骨筋)と舌骨下筋群(甲状舌骨筋, 肩甲舌骨筋, 胸骨舌骨筋, 胸骨甲状筋)は、舌骨の位置を制御する筋群であり、嚥下時に喉頭を挙上させる役割を担っている。

本実験では、随意嚥下の強さの影響を検討するために、水1 mlの通常嚥下と最大努力での嚥下を行った。次に一回嚥下量と物性値による違いを検討するために水3 ml, ゼリー4 g (エンゲリード, 大塚製薬)での通常嚥下をそれぞれ行った。計測はこれら4動作を1セットとし、合計20セットのEMG計測を実施した。EMG信号は、増幅率2,052倍, サンプリング周波数2,000 Hzで計測した。なお、本研究は、岩手大学研究倫理審査委員会で承認を得て実施した。

図2 嚥下パターンの識別結果

2. 解析手法

本手法の最も大きな特徴は、嚥下における一連の筋活動の変化を1枚の画像ファイルに変換し、画像認識の分野で優れた性能を誇る深層学習（ディープラーニング）を適用することで、嚥下パターンの違いを識別するところにある。ここでは、以下3条件に対して、それぞれ学習・識別を行い、舌骨上筋群と舌骨下筋群のEMG信号が識別精度に与える影響を比較検討した。

- (i) 舌骨上筋群のEMG信号のみを用いた場合
- (ii) 舌骨下筋群のEMG信号のみを用いた場合
- (iii) 舌骨上筋群と舌骨下筋群のEMG信号を両方用いた場合

まず、前処理として各チャンネルのEMG信号に対して、周波数領域の特徴量であるCepstrum coefficientを抽出し、カラーバーによる画像化を行った。次に全チャンネルの画像を1枚の画像になるようにすべて並べることで、1動作分の嚥下パターン画像を作成した。その後、畳み込みニューラルネットワーク（Convolutional Neural Network: CNN）であるAlexNet³⁾を特徴抽出器として用いることで、嚥下パターン画像から特徴ベクトルを抽出した。最後にサポートベクターマシン（Support Vector Machine: SVM）を用いて学習と分類を行った。SVMのカーネル関数にはRBFカーネルを採用し、そのハイパーパラメータは、格子探索により最適化した。なお、計測データ20セットのうち、10セットを学習用データ、残り10セットをテストデータに用い、嚥下パターンの分類精度（識別率）を算出した。

Ⅲ. 結果及び考察

図2に各被験者の識別率と、全被験者の平均識別率を示した。平均識別率は、(i) 舌骨上筋群のEMG信号のみを使用した場合が $85.0 \pm 2.4\%$ 、(ii) 舌骨下筋群のEMG信号のみを使用した場合が $85.1 \pm 3.1\%$ となり、舌骨上筋群と舌骨下筋群のどちらのEMG信号を用いた場合でも、水1 ml 通常嚥下、水1 ml 最大努力嚥下、水3 ml 通常嚥下、ゼリー4 g 通常嚥下の4動作を85%程度の精度で識別できることが示された。

一方、(iii) 舌骨上筋群と舌骨下筋群の特徴ベクトルを合成した場合では、識別率が $89.5 \pm 2.2\%$ まで増加した。被験者ごとの結果を見ても、被験者Aは5.4%、被験者Bは1.7%、被験者Cは5.0%の上昇が認められ、全体平均で4.4%の識別率増加が示された。舌骨下筋群は、舌骨上筋群の収縮に伴って反射性の活動を行うことが知られており、これら二つの筋群の活動パターンを同時に学習・識別することで、識別率の向上がみられたと考えられる。

以上のように、本研究では、舌骨上筋群と舌骨下筋群のEMG信号を画像変換し、画像認識手法を適用することで、嚥下パターンを分類できる可能性を示した。今後は、嚥下機能の低下が識別精度に与える影響について検討を行う予定である。

Ⅳ. 文 献

- 1) I.J. Cook et al., Timing of videofluoroscopic, manometric events, and bolus transit during the oral and pharyngeal phases of swallowing, *Dysphagia*, 4(1): 8-15, 1989.
- 2) M. Sasaki et al., Tongue interface based on surface EMG signals of suprahyoid muscles, *ROBOMECH Journal*, 2016
- 3) A. Krizhevsky et al., Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25(2), 2012.