

舌骨上筋群の協調運動を利用した舌運動推定法

佐々木 誠*・荒川 峻之*・中山 淳**・山口 昌樹*

Method of Tongue Movement Estimation Based on Suprahyoid Muscle Coordination

Makoto SASAKI,* Takayuki ARAKAWA,* Atsushi NAKAYAMA,** Masaki YAMAGUCHI*

Abstract Because the tongue is controlled by the cranial nerve, even people with cervical cord injury can usually perform various voluntary tongue movements. With attention to voluntary tongue motion, which is capable of communicating the intentions of a person with a disability, we estimated the tongue movement using EMG signals of the underside of the jaw, where the suprahyoid muscles are crowded. Suprahyoid muscles usually function to open the mouth, and to control the position of the hyoid, the base of the tongue. We affixed a multi-channel electrode with nine electrodes to the underside of the jaw. Then, deriving many EMG signals using monopolar leads, we calculated 36 ($=_9C_2$) channel EMG signals between any two of the nine electrodes. Associating these EMG signals and tongue movements using a neural network, we confirmed our ability to estimate tongue movement with 91.5% precision. Furthermore, building a neural network for estimating mouth opening and deglutition, which are potential origins of false estimation, and discriminating that movement with 92.0% precision, we suggest precise extraction of only the signal of voluntary tongue movement from EMG signals of the suprahyoid muscles.

Keywords : tongue movement, suprahyoid muscles, intention transmission, people with severe disabilities, human machine interface.

1. はじめに

頸髄損傷や筋ジストロフィーなどによる重度四肢麻痺者の生活支援において、抽出可能な何らかの生体信号を用いて、本人の意思を伝達することは重要である。これまでに、重度障害者の意思伝達装置として、脳波、眼球運動、頭部運動、顎運動、音声、呼気などを利用したものがいくつか開発されている[1-4]。しかし、これらの意思伝達方法には、それぞれ良し悪しがあり、例えば、脳波や眼球運動は、周囲からの外乱を極力排除した環境での利用効果は高いが、様々な外部刺激を受ける実生活環境下で、本人の意思を反映した生体信号のみを正確に分離、抽出すること

は困難である。また、頭部運動や顎運動は、本人の随意運動を直接反映できるため、意思伝達が比較的容易であるが、頸部の安定性が不十分な高位頸髄損傷者には適用できない場合がある。したがって、個人差の大きい重度障害者に個別対応するためには、これらの問題を解決するとともに、直観的かつ簡便に利用可能な、より多くの方法を開発し、使用者の選択肢を増やすことが重要と考えられる。

そこで筆者らは、脳神経の支配により、頸髄損傷などにおいても運動機能が残存しやすく、自由度の高い随意運動が可能な“舌”に着目した意思伝達手法の開発を進めている。これまで、舌運動の計測方法としては、舌に永久磁石を固定して、磁界強度の変化を磁気センサで検出する方法、人工口蓋プレート上にダイオードを配置して、舌の近接を検出する方法、人工口蓋プレート上に圧力センサを配置して、舌の接触力を検出する方法、口腔内にジョイスティックやスイッチを挿入して、舌で直接操作する方法などがいくつか提案されている[4-7]。しかし、いずれの方法も口腔内設置が前提であるため、異物を挿入することによる心理的ストレスの増加、口腔衛生状態の悪化、発話や飲食の妨げ、誤飲またはそれによる窒息、感電、バッテリーの液漏れなどの様々な危険性を含んでいる。一方、口

生体医工学シンポジウム 2011 発表 (2011 年 9 月, 長野)
2011 年 7 月 29 日受付, 2011 年 12 月 6 日改訂, 2011 年 12 月 27 日再改訂

Received July 29, 2011; revised December 6, 2011, December 27, 2011.

* 岩手大学工学研究科

Graduate School of Engineering, Iwate University

** 一関工業高等専門学校制御情報工学科

Department of Intelligent Systems Engineering, Ichinoseki National College of Technology

腔内に計測装置を設置する必要のない安全な舌運動推定法として、外耳の動きを利用した研究も近年報告されているが、口を開き、舌を大きく突き出すなどの顔の表情変化を要するため、日常生活における一般的な舌運動の推定には不向きである[8].

口腔内に計測装置を設置することなく、安全に舌運動を識別する他の方法としては、身体運動のパターン推定や意図抽出に有効な表面筋電位 (surface electromyogram : EMG) の利用が考えられる。しかし、舌運動を発現する舌筋の筋活動の観測には、口腔内電極や針電極を要するため、舌筋の EMG を舌運動推定に直接利用することはできない。また、表面電極を用いた EMG 計測が可能で、舌運動推定への利用が最も期待される筋としては、舌運動時に協調的に活動する舌骨上筋群があげられるが、通常は開口筋として主に機能する上、生理的な嚥下運動にも複雑に関与するため、これらすべての運動に関与する舌骨上筋群の EMG から、意思伝達に利用可能な舌の随意運動のみを正確に識別しなければならない。

本研究では、舌骨上筋群が密集する下顎底部の筋活動を用いて舌の随意運動を推定し、EMG の導出条件や多チャンネル電極の構成が推定精度に与える影響について検討した。また、誤認識の原因となる開口、嚥下の各運動をニューラルネットワークで識別することにより、意思伝達に利用可能な舌の随意運動との分離を図り、舌骨上筋群の協調運動に着目した意思抽出の可能性について検討を行った。

2. 舌運動の推定方法

2.1 舌の運動メカニズム

舌運動を発現する舌筋は、内舌筋と外舌筋で構成される(図1) [9]。内舌筋は、舌の形態制御機能を有し、舌の形や舌先の向きの変化を可能にする。また、外舌筋は、舌の位置制御機能を有し、舌の前方突出、舌の後方引き下げなどの役割を果たす。これらの EMG を計測するためには、口腔内への電極設置や針電極の利用が必要とされる。

一方、舌運動の際には、舌の土台となる舌骨の位置が舌骨筋により適切に保持される。舌骨筋は、舌骨上筋群(顎二腹筋、茎突舌骨筋、顎舌骨筋、オトガイ舌骨筋)と舌骨下筋群で構成され、舌の側方運動時には顎舌骨筋、舌の前方突出時にはオトガイ舌骨筋、舌の口蓋への圧接時には茎突舌骨筋が、それぞれ舌骨の位置制御を担う。したがって、舌運動時に協調的に活動する舌骨上筋群の筋活動を表面電極で観測することにより、随意的な舌運動を間接的に推定できる可能性がある。ただし、舌骨上筋群は、舌骨が舌骨下筋群に固定された状態では、下顎骨を引き下げる開口筋として機能し、また、下顎骨が咀嚼運動を発現する咀嚼筋に固定された状態では、舌骨を引き上げて嚥下などを行うため、舌骨上筋群の EMG から、これらすべての運動

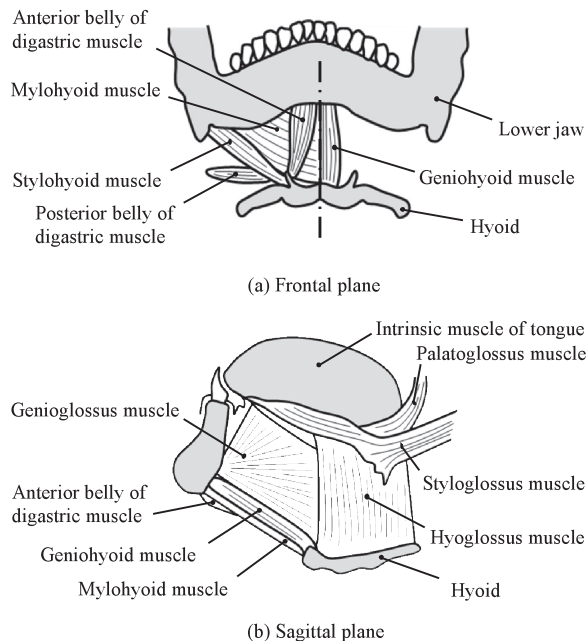


図1 舌筋と舌骨筋
Fig. 1 Lingual muscles and hyoid muscles.

を識別しなければならない。

2.2 推定アルゴリズム

舌骨上筋群の EMG を利用した舌運動推定アルゴリズムを図2に示す。EMG 計測には、舌骨上筋群が密集した下顎底部全体の筋活動を観測できるよう、 n 個の電極を等間隔に配置した多チャンネル電極を用いる。そして、耳朶を不関電極とする単極誘導法により、各電極位置での EMG を計測し (Step 1)、 nC_2 通りの各電極間 EMG を計算する (Step 2)。これにより、電極間距離が短い所では、双極誘導法を用いて導出した EMG のように、電極に混入した同相ノイズを除去することができ、また、電極間距離の長い所では、近傍の筋から混入した電位 (クロストーク) を積極的に利用することができるため、これら電極間距離の異なる複数の EMG を導出することで、下顎底部全体の筋活動の把握が期待される。また、計測に必要な電極と生体アンプの数は、双極誘導法と比較して遥かに少なく済み、例えば、9 個の電極を等間隔に配置した場合は、9 個の生体アンプを介して、 $9C_2 = 36$ 通りの EMG を観測できるが、双極誘導法により同程度の情報量を得るためには、4 倍の生体アンプが必要となる。さらに、複数の電極が一体となった多チャンネル電極を、下顎底部全体を覆うように貼り付けることで、専門的な知識や熟練を要する電極位置決定の煩わしさを解消できる可能性がある。

舌運動のパターン認識には、入力層、中間層、出力層からなる階層型ニューラルネットワークを用いる。ニューラルネットワークの入力信号には、自乗平均平方根 (root mean square : RMS) によって平均振幅の特徴量を抽出した EMG の最大値を用いる (Step 3)。RMS は、一定の時

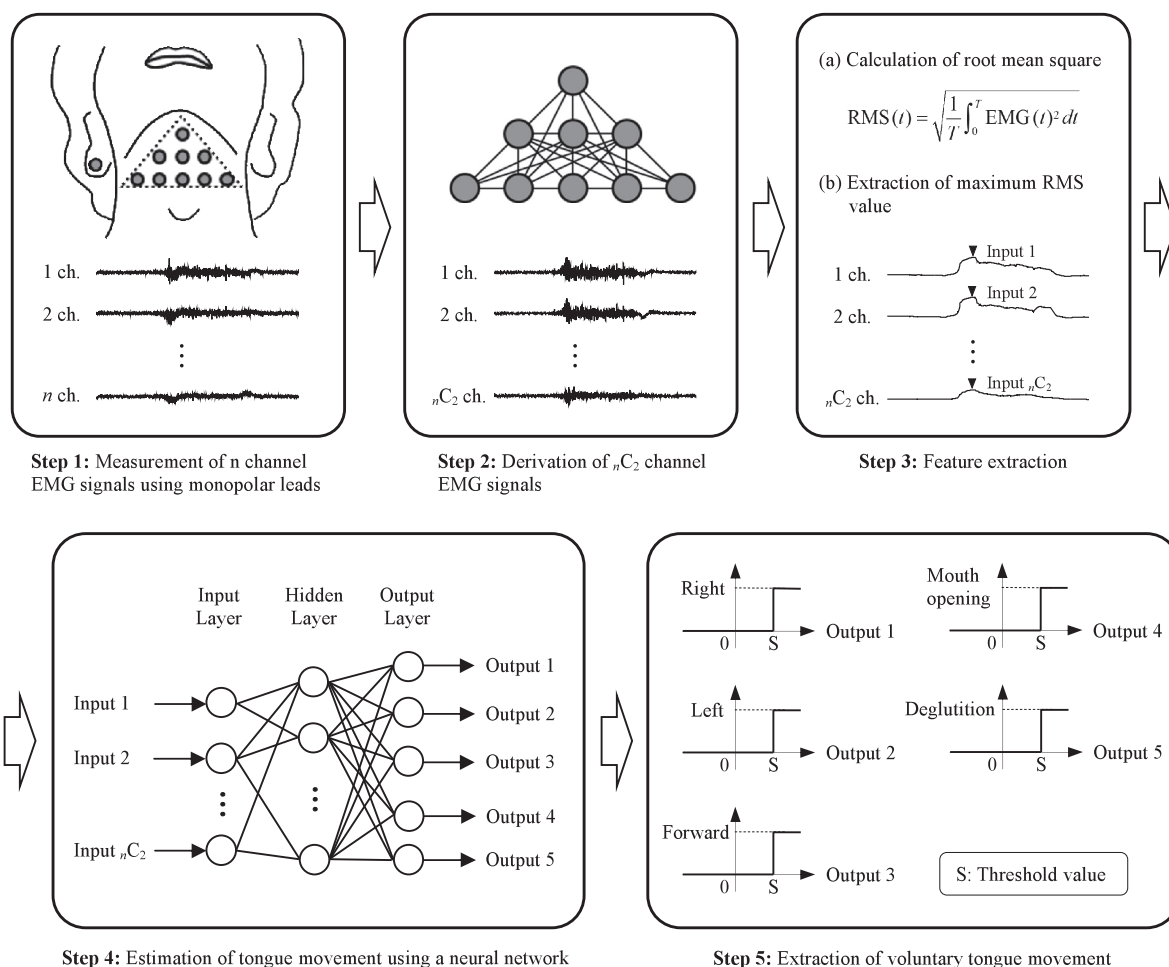


図2 舌運動の推定アルゴリズム
 Fig. 2 Estimation algorithm of the tongue movement.

間範囲 T の EMG を二乗して、範囲内の平均値を求めた後、平方根を計算したものである。

$$RMS(t) = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T EMG(t)^2 dt} \quad (1)$$

また、教示信号には、舌の随意運動、開口、嚥下に対応するように2進数表現を行った識別信号を用いる(表1)。そして、舌骨上筋群の筋活動と舌運動とを関連付けるように、誤差逆伝搬法によりネットワークを学習した後(Step 4)、ニューラルネットワークの出力信号に閾値処理を施すことで、意思伝達に利用可能な舌の随意運動を抽出する(Step 5)。

3. 実験

本実験では、舌骨上筋群の EMG を利用した舌運動推定の可能性を探るとともに、EMG の導出条件、多チャンネル電極の構成、開口、嚥下の各運動がそれぞれ推定精度に与える影響について検討することを目的とした。

3.1 計測装置

EMG 計測には、ディスポーザブル電極(メッツ, SMP-300)を用い、20 mm 間隔に規則正しく穴を開けた透明な

薄型シートに、電極のコネクタ部を差し込むことで、三角形の9チャンネル電極を作成した。ディスポーザブル電極と接続するリード電極(日本光電工業, BR-331S)には、増幅率1倍のプリアンプ回路を組み込み、増幅率1950倍の生体アンプ(ナブテスコ, NB6101HS)を介して、サンプリング周波数2,000 HzでEMG計測を行った。生体アンプの遮断周波数は、ハイパスフィルタ2.3 Hz、ローパスフィルタ320 Hzである。

3.2 実験条件

被験者は、舌機能が正常な健康成人男性5名(年齢 21.8 ± 0.8 yr, 身長 169.0 ± 4.8 cm, 体重 63.0 ± 7.0 kg, mean \pm SD)とした。実験では、下顎底部に多チャンネル電極を取り付け、意思伝達に利用するための随意運動として、舌尖を右、左、前の各方向に押し付ける3動作、ならびに、随意運動との分離が必要な開口、唾液嚥下の合計5動作を計測した。舌尖を押し付ける場所は、それぞれ上顎右第一大臼歯、上顎左第一大臼歯、上顎中切歯付近とした。EMGの計測時間は、安静2秒、動作1秒、安静2秒の合計5秒とし、1動作につき15回の計測を行った。なお、本研究は、被験者に実験の内容とリスクについて口頭と書

表 1 ニューラルネットワークの教示信号
Table 1 Teaching signals of neural network.

	Right	Left	Forward	Mouth Opening	Deglutition
Output 1	1	0	0	0	0
Output 2	0	1	0	0	0
Output 3	0	0	1	0	0
Output 4	0	0	0	1	0
Output 5	0	0	0	0	1

表 2 舌の随意運動の推定結果
Table 2 Estimation result of voluntary tongue movement.

Estimated movement mean \pm SD [%]	Actual movement			
	Right	Left	Forward	
9-channel EMG signals	Right	63.6 \pm 29.5	1.8 \pm 4.1	12.7 \pm 15.2
	Left	10.9 \pm 7.6	87.3 \pm 17.7	7.3 \pm 11.9
	Forward	7.3 \pm 16.3	5.5 \pm 8.1	76.4 \pm 17.7
	None	18.1 \pm 12.9	5.5 \pm 8.1	3.6 \pm 5.0
36-channel EMG signals	Right	92.7 \pm 11.9	1.8 \pm 4.1	1.8 \pm 4.1
	Left	1.8 \pm 4.1	90.9 \pm 6.4	1.8 \pm 4.1
	Forward	1.8 \pm 4.1	5.5 \pm 8.1	90.9 \pm 9.1
	None	3.6 \pm 8.1	1.8 \pm 4.1	5.5 \pm 5.0

(Shade: Synonymous with discrimination rate [%])

面の双方で説明し、十分なインフォームドコンセントが得られた後に実施した。

3.3 推定方法および推定精度の評価指標

15 回分の計測データのうち、4 回分をニューラルネットワークの学習、残り 11 回分を舌運動の推定に用いた。ニューラルネットワークは、Matlab (MathWorks, Neural Network Toolbox) を用いて構築し、中間層のユニット数 12、学習回数 1,000 回の条件のもと、学習と推定の各計算を行った。また、RMS 処理の時間範囲 T は 0.25 秒、閾値処理の閾値 S は 0.6 にそれぞれ設定した。

推定精度の評価指標には、次式で与えられる識別率を用いた。

$$\text{識別率} = \frac{\text{推定動作の正解数}}{\text{推定に用いた動作の総数}} \times 100 [\%] \quad (2)$$

なお、特に断りのない場合、識別率の計算結果は、被験者 5 名に対する mean \pm SD で示した。また、各条件比較には、Tukey-Kramer 法を適用し、統計学的な有意差が認められた場合には、図中に*印を示した ($p < 0.05$)。

4. 舌骨上筋群の EMG を用いた舌運動推定

4.1 EMG 導出条件が推定精度に与える影響

単極誘導により導出した 9 チャンネル EMG から、 $9C_2$

通りの各電極間電位差 (36 チャンネル EMG) を算出する本提案手法の有効性を検証するために、観測した 9 チャンネル EMG を直接用いた場合と、36 チャンネル EMG を用いた場合について、それぞれ随意運動の推定を行った。

表 2 には、各 EMG から推定した舌運動の分布割合を示した。網掛けの値は、被験者が行った舌運動を正しく推定できた割合 (識別率と同値)、それ以外の値は、誤推定された各動作の割合を示す。また、表中の None は、図 2 の閾値処理を行った結果、右、左、前のいずれの方向としても識別されなかった運動を意味する。この結果、情報量の多い 36 チャンネル EMG を用いた方が、9 チャンネル EMG の場合よりも、誤推定する割合が低くなる傾向が確認された。また、どちらの EMG を用いた場合でも、誤推定する動作の種類は被験者ごとに異なり、ばらつきを表す標準偏差は平均値に対して大きい値を示した。

図 3 には、右、左、前の各方向に対する識別率を一つにまとめた、随意運動全体としての推定結果を示した。これにより、本提案手法による識別率は、9 チャンネル EMG の場合よりも有意に高く、開口筋として主に機能する舌骨上筋群の EMG から、舌の随意運動を 91.5% の認識率で推定できることが明らかとなった。また、両者とも同一電極で計測した EMG を基にしていることから、多チャ

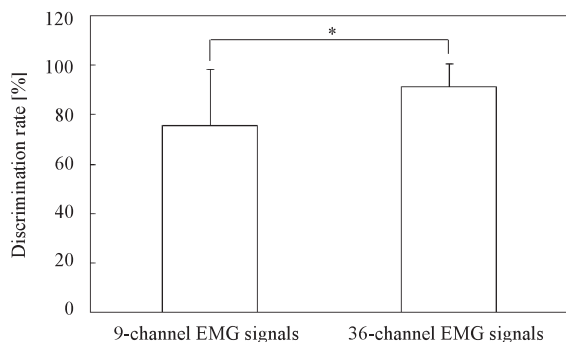


図3 EMG 導出条件が推定精度に与える影響

Fig. 3 Effects of different derivation procedures of EMG signals on estimation precision.

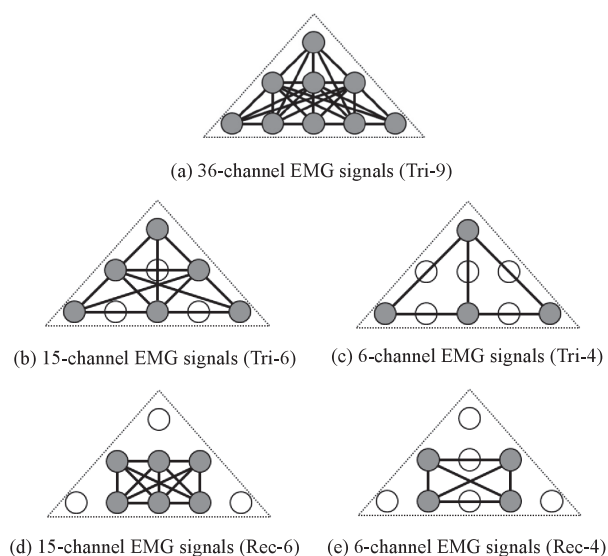


図4 多チャンネル電極の電極構成

Fig. 4 Configurations of multi-channel electrode.

ンネル電極を構成する電極配置が等しい場合には、方向や距離の異なる2点間電位差を算出し、より多くの特徴量を抽出した方が識別率を高められると考えられる。

4.2 電極構成が推定精度に与える影響

図3の結果より、舌運動の推定には、より多くの情報を含んだEMGの利用が有効であることが示されたが、同程度の推定精度が保証される場合には、装着者の負担や計算処理の観点から、できるだけ少ない電極数の方が好ましい。また、電極数が等しい場合には、舌運動に関連した多くの特徴量を抽出できるように、推定精度の高い電極配置を見出さなければならない。そこで、前節の解析に用いた随意運動の計測データに対して、図4の各電極構成ごとに舌運動の推定を行い、その識別率を比較した。図中の(a)～(c)は、9個(Tri-9)、6個(Tri-6)、4個(Tri-4)の電極をそれぞれ三角形に配置した多チャンネル電極、(d)、(e)は、(b)、(c)と比較するために、6個

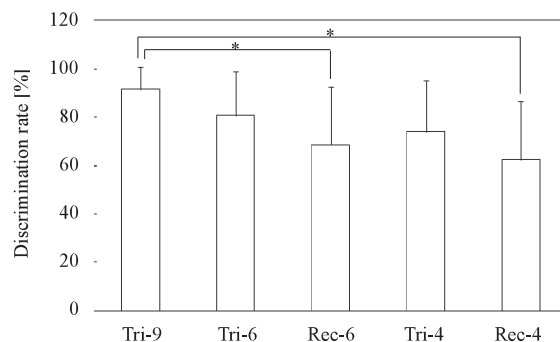


図5 電極構成が推定精度に与える影響

Fig. 5 Effects of electrode configurations on estimation precision.

(Rec-6)、4個(Rec-4)の電極を長方形に配置した多チャンネル電極である。

各電極構成における随意運動全体の識別率を図5に示す。この結果、多チャンネル電極を構成する電極数が多いほど識別率は高くなり、電極数が最も多いTri-9の場合のみ識別率が90%を超えることが示された。また、電極配置の影響を考察するため、同一電極数のTri-6とRec-6、ならびにTri-4とRec-4についてそれぞれ比較したところ、三角形に構成したTri-6、Tri-4の方が、四角形状に構成したRec-6、Rec-4よりも識別率が高くなる傾向が示された。これにより、多チャンネル電極を構成する電極数が限られている場合には、近傍の筋から混入するクロストークを積極的に利用できるように、下顎底部全体を覆うように電極を配置することが望ましいと考えられる。

4.3 開口、嚥下が推定精度に与える影響

前節までの結果により、意思伝達に利用可能な舌の随意運動を90%以上の識別率で推定できることが明らかとなった。しかし、舌骨上筋群は、通常は開口筋として主に機能する上、嚥下などの生理的な運動にも複雑に関与するため、舌の随意運動を認識するように学習を行ったニューラルネットワークでは、開口、嚥下時に誤認識することが予想される。そこで、識別率が最も高い値を示したTri-9のニューラルネットワークに対して、未学習である開口、嚥下の計測データを入力したところ、識別率は20%となり、80%の確率で誤認識する結果となった(図6)。これに対して、随意運動、開口、嚥下の全5動作をそれぞれ識別できるようにニューラルネットワークを再学習したところ、随意運動の識別率を90%以上に維持した状態で、開口、嚥下の識別率が95.5%、全体の識別率が92%へと有意に改善することが示された。これにより、舌の随意運動、開口、嚥下のすべての運動に関与する舌骨上筋群のEMGから、舌の随意運動のみを正確に識別できる可能性が示唆された。

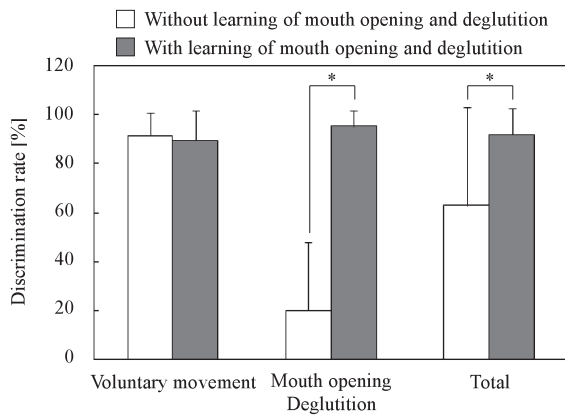


図 6 開口、嚥下が推定精度に与える影響

Fig. 6 Effects of mouth opening and deglutition on estimation precision.

5. 考 察

本提案手法により、随意的な舌の 3 動作と、開口、嚥下の合計 5 動作を 90% 以上の精度で識別できることが示されたが、意思伝達装置としての実用化を想定した場合には、識別可能な動作数と識別率の向上が必要とされる。識別動作としては、携帯機器操作の主流であるタップ、フリックなどに対応した舌運動が実用的と考えられるが、本研究で特徴抽出に用いた RMS 処理では、筋の活動量の増加に伴う EMG の振幅変化を捉えることができるため、舌の動きに関する情報だけでなく、口腔内に押し付ける舌の力の強弱についても同時に識別できる可能性がある。また、嚥下は、1 時間あたり 30 回以上もの頻度で無意識に行われるため、随意運動との分離は不可欠であるが、開口は、95.5% の高い精度で識別できるため、意思伝達への積極的な利用も考えられる [4, 10]。一方、識別率を高めるためには、図 3, 5 から得られた結果のように、多チャンネル電極の電極数を増やし、舌骨上筋群の EMG からより多くの情報を抽出するか、あるいは周波数解析や独立成分分析などを用いて、精度向上に有効な特徴量を抽出するなどの量的、質的な観点からの検討が必要とされる。

本研究では、舌骨上筋群の EMG を利用した舌運動推定のフィージビリティスタディとして、健康成人男性を評価対象としたが、今後、個人差の大きい重度障害者へ応用するためには、本提案手法を適用可能な障害の種類や程度などを明らかにするとともに、その適用範囲を拡大できるような推定アルゴリズムの改善が必要とされる。また、長時間の連続使用を行う場合には、汗や皮脂、疲労などによる EMG の変化が予想されるため、推定精度に影響を与える可能性のある各要素についても、一つずつ検討していかねばならない。今後は、重度障害者を対象とした評価を実施するとともに、電動車いすの運転やコンピュータ入力支援などへの応用についても検討を進める予定である。

6. お わ り に

本研究では、重度障害者の意思伝達を支援するために、舌の随意運動に着目し、多チャンネル表面電極を用いて計測した舌骨上筋群の筋活動パターンから、舌運動推定を試みた。その結果、単極誘導法により導出した下顎底部 9ヶ所の表面筋電位から、方向や距離の異なる 36 通り ($=9C_2$) の 2 電極間電位差を算出し、舌骨上筋群が密集した下顎底部全体の筋活動と舌運動とをニューラルネットワークで関連付けることにより、91.5% の識別率で舌の随意運動を推定できることが明らかとなった。また、誤認識の原因となる開口、嚥下をニューラルネットワークの学習に組み込むことにより、95.5% の識別率でこれらの動作判別が可能となり、舌の随意運動、開口、嚥下のすべての動作に関する舌骨上筋群の EMG から、舌の随意運動のみを正確に識別できる可能性が示唆された。

謝辞 本研究の一部は、公益財団法人マツダ財団ならびに財団法人インテリジェント・コスモス学術振興財団の支援を受けて実施された。

文 献

1. Wolpaw JR, Birbaumer N, McFarland DJ, Pfurtscheller G, Vaughan TM: Brain-computer interfaces for communication and control. *Clin Neurophysiol.* **113** (6): 767-791, 2002.
2. LaCourse JR, Hludik FC Jr: An eye movement communication-control system for the disabled. *IEEE Trans Biomed Eng* **37** (12): 1215-1220, 1990.
3. 井上剛伸, 廣瀬秀行, 数藤康雄: 重度脳性麻痺者を対象とした頭部操作式電動車いすの開発. *バイオメカニズム*, **12**: 303-314, 1994.
4. 新川拓也, 河内了輔: 下顎運動と舌運動を併用したヒューマンインターフェース. *生体医工学*, **44** (1): 94-100, 2006.
5. Huo X, Wang J, Ghovanloo M: Introduction and preliminary evaluation of the Tongue Drive System: wireless tongue-operated assistive technology for people with little or no upper-limb function. *J Rehabil Res Dev.* **45** (6): 921-930, 2008.
6. Saponas TS, Kelly D, Parviz BA, Tan DS: Optically sensing tongue gestures for computer input, *Proc of ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, 2009, pp. 177-180.
7. 一ノ瀬裕, 和久本雅彦, 本多清志, 東輝明, 佐藤準二: ワイヤレス式舌圧センサを用いたヒューマンインターフェースと電動車椅子の制御への応用. *電子情報通信学会論文誌*, **J86-D-II** (2): 364-367, 2003.
8. 谷口和弘, 西川敦, 小林英津子, 宮崎文夫, 佐久間一郎: みみスイッチ: 外耳の動きを入力情報とする常時装用型入力装置. *インタラクション 2010 論文集*, 243-246, 2010.
9. 井出吉信, 小出馨 (編): チェアサイドで行う顎機能検査のための基本機能解剖. *医歯薬出版株式会社*, 東京, 2004.
10. 岡崎浩也, 山下光美, 松村雅史, 田中信和, 小谷泰子, 野原幹司: 口腔咽喉音による無拘束嚥下回数の計測. *電子情報通信学会技術研究報告*, **108** (270): 25-28, 2008.

佐々木 誠 (ササキ マコト)

2005年秋田大学大学院工学資源学研究科博士後期課程修了，博士（工学）。同年，佐賀大学大学院工学系研究科助手，2007年同研究科助教。2008年独立行政法人理化学研究所脳科学総合研究センター（理研BSI-トヨタ連携センター）研究員。2009年岩手大学工学部助教，現在に至る。生体工学，生活支援工学，ロボティクスの研究に従事。

日本生体医工学会，バイオメカニズム学会，日本機械学会，IEEEなどの会員。



荒川 峻之 (アラカワ タカユキ)

2011年岩手大学工学部福祉システム工学科卒業。同年同大学大学院工学研究科機械システム工学専攻博士前期課程に進学，現在に至る。生体医工学の研究に従事。

ライフサポート学会の会員。



中山 淳 (ナカヤマ アツシ)

1994年秋田大学大学院鉱山学研究科修士課程修了，同年福島工業高等専門学校助手。1997年秋田大学鉱山学部助手。2001年名古屋大学大学院工学研究科助手。2007年一関工業高等専門学校准教授，現在に至る。博士（工学）。システム制御工学，生活支援工学，生体工学の研究に従事。

計測自動制御学会，バイオメカニズム学会，IEEEなどの会員。



山口 昌樹 (ヤマグチ マサキ)

1987年信州大学大学院修士課程修了，同年ブラザー工業㈱入社，中央研究所に勤務。1994年信州大学大学院博士後期課程修了（博士（工学））。1995年東京農工大学工学部助手，1998年度NEDO提案公募事業総括代表研究者，1999年富山大学工学部助教授，2008年岩手大学工学部教授，現在に至る。2001年日経BP技術賞受賞。生体工学，ストレス科学，ロボティクスの研究に従事。

日本生体医工学会，IEEEなどの会員。

