

博士学位論文

前頸部多チャンネル表面筋電図を利用した
嚥下機能評価システムに関する研究

岩手大学 大学院 工学研究科
機械・社会環境システム工学専攻

鎌田 勝裕

目次

第 1 章 緒言	1
1.1 深刻化する嚥下障害の問題	1
1.2 嚥下のメカニズム	2
1.3 加齢による嚥下機能の低下	6
1.4 嚥下機能検査と課題	9
1.4.1 スクリーニング検査	9
1.4.2 精密検査	10
1.4.3 その他の非侵襲検査	11
1.5 嚥下機能評価に関する工学的アプローチ	14
1.6 嚥下機能評価システムの提案と研究課題	17
1.7 本研究の実施事項	20
第 2 章 前頸部多チャンネル表面筋電図計測装置の開発	21
2.1 概要	21
2.2 sEMG の特徴	23
2.3 装置の概略	24
2.4 多チャンネル電極	26
2.4.1 構造	26
2.4.2 フレキシブル基板	27
2.4.3 インピーダンス変換回路とケーブル伝送	29
2.5 多チャンネル表面筋電図計測装置	32
2.5.1 信号処理部	34
2.5.2 AD 変換部	39
2.5.3 データ転送部	44
2.5.4 絶縁部	47
2.5.5 DLL	49

2.6	動作検証	51
2.7	考察	55
第 3 章 機械学習を用いた嚙下条件分類		56
3.1	概要	56
3.2	データ収集	58
3.2.1	被験者	58
3.2.2	実験方法	58
3.2.3	嚙下条件	58
3.3	嚙下条件分類の詳細	61
3.3.1	前処理	62
3.3.2	画像変換	64
3.3.3	特徴抽出	67
3.3.4	識別	70
3.3.5	識別精度の算出	75
3.4	結果	76
3.5	考察	81
3.5.1	識別結果	81
3.5.2	嚙下機能と識別精度の関係性	81
第 4 章 嚙下画像の特徴変化に着目した評価手法の開発		83
4.1	概要	83
4.1.1	第 3 章の課題	83
4.1.2	ユークリッド距離の大きさに着目した嚙下機能評価	84
4.2	データ収集	86
4.2.1	被験者	86
4.2.2	実験方法	87
4.2.3	嚙下条件	87

4.3	嚥下機能評価の詳細	89
4.3.1	非線形次元圧縮	90
4.3.2	ユークリッド距離算出	94
4.3.3	若年者群と高齢者群間の比較	96
4.4	結果	97
4.5	考察	102
4.5.1	若年者群と高齢者群間の比較結果	102
4.5.2	本手法の長所	103
4.5.3	今後の課題	104
4.5.4	条件の組み合わせについて	105
第5章	結言	108
5.1	研究成果の総括	108
5.2	今後の展望	109
	参考文献	111
	謝辞	121
	発表論文	122
 図リスト		
図 1-1	嚥下諸器官と食塊移送	3
図 1-2	舌骨上筋群と舌骨下筋群	5
図 1-3	老嚥	7
図 1-4	嚥下機能評価システム	19
図 2-1	従来の計測装置	21
図 2-2	sEMG の計測	23
図 2-3	前頸部多チャンネル表面筋電図計測装置	24
図 2-4	多チャンネル電極	27

図 2-5	多チャンネル電極の構造図	28
図 2-6	皮膚と増幅器間のインピーダンスモデル	30
図 2-7	インピーダンス変換	31
図 2-8	多チャンネル表面筋電図計測装置の外観	33
図 2-9	多チャンネル表面筋電図計測装置のプリント基板	34
図 2-10	信号処理回路	35
図 2-11	利得-周波数特性のシミュレーション結果	38
図 2-12	AD 変換器	39
図 2-13	Σ - Δ AD 変換の概略図	41
図 2-14	同時変換のための等長配線	43
図 2-15	データ転送回路	44
図 2-16	タスク図とデータフロー図	45
図 2-17	絶縁構成	48
図 2-18	DLL の関係図	49
図 2-19	DLL の状態推移図	50
図 2-20	安静時の計測波形	52
図 2-21	冷水嚥下時の計測波形	53
図 2-22	FFT 解析	54
図 2-23	舌骨上筋群のカラーマップ解析	54
図 3-1	嚥下機能評価の手順	61
図 3-2	sEMG 信号の切り出し	62
図 3-3	CC 成分	65
図 3-4	嚥下画像	66
図 3-5	AlexNet の基本構造	68
図 3-6	識別境界とマージン最大化	71
図 3-7	高次元特徴空間への写像	72
図 3-8	6 分割交差検定	74
図 3-9	全被験者の嚥下画像	78

図 4-1	識別モデルの作成	84
図 4-2	ユークリッド距離に着目した嚥下機能評価	85
図 4-3	嚥下機能評価の手順	89
図 4-4	KPCA	91
図 4-5	ユークリッド距離	94
図 4-6	ユークリッド距離 $ED(q,p)$	99
図 4-7	正規化後のユークリッド距離 $NED(q,p)$	100
図 4-8	原点 O と $NS6$ のユークリッド距離 $ED(O, NS6)$	101
図 4-9	ユークリッド距離 $ED(q,p)$	106
図 4-10	正規化後のユークリッド距離 $NED(q,p)$	107

表 リ ス ト

表 1-1	摂食・嚥下の 5 期モデル	2
表 2-1	信号処理回路のノイズ評価	39
表 2-2	装置全体の SNR と $ENOB$	43
表 3-1	嚥下条件	60
表 3-2	学習データとテストデータの振り分け	75
表 3-3	各被験者の識別精度と平均値 (%)	79
表 3-4	混同行列 (%)	80
表 3-5	各被験者のハイパーパラメータ	80
表 4-1	嚥下条件	88
表 4-2	若年者群の性別, 年齢, 身長, 体重, $RSST$, 最大舌圧	97
表 4-3	高齢者群の性別, 年齢, 身長, 体重, $RSST$, 最大舌圧	98
表 4-4	ユークリッド距離 $ED(q,p)$ の p 値	99
表 4-5	ユークリッド距離 $NED(q,p)$ の p 値	100
表 4-6	ユークリッド距離 $ED(q,p)$ の p 値	106
表 4-7	ユークリッド距離 $NED(q,p)$ の p 値	107

第1章 緒言

1.1 深刻化する嚥下障害の問題

「嚥下」とは、飲食物を口腔から胃まで送り込む一連の動作のことであり、この動作に異常をきたすことを「嚥下障害」と呼ぶ。

近年、日本国内の高齢化と共に、嚥下障害に関する問題が深刻化している。厚生労働省の人口動態統計によると、飲食物が気管に侵入し、細菌が繁殖することで発症する「誤嚥性肺炎」による死亡者は年々増加しており、2018年は38,460人、2019年は40,385人、2020年は42,746人であった。誤嚥性肺炎は、日本国内で6番目に多い死因であり、極めて深刻な状況に陥っている⁽¹⁾⁻⁽³⁾。また、食物を誤嚥することにより気道が塞がり、窒息死する65歳以上の高齢者は、窒息死者数の全体の9割を占め、その数は、2019年は3,790人であった⁽²⁾。同年、交通事故により亡くなった65歳以上の高齢者が2,508人であった⁽²⁾ことと比較してもその数は極めて多いといえる。深刻化の背景には、嚥下障害者の増加が挙げられる。病院や介護施設では経口摂取可能な高齢者の17～30%に嚥下障害が認められるとの報告⁽⁴⁾や、嚥下障害予備軍である口腔機能低下症は、50代では50%、80代では100%に認められるとの報告⁽⁵⁾がされており、日本国内の高齢化に伴い嚥下障害者は益々増えていくものと予測される。そもそも嚥下は、食事による栄養摂取、コミュニケーション、嗜好や食文化に直接影響するため、嚥下障害は、生活の質（Quality of life : QOL）を著しく低下させる要因になる。このため、嚥下障害の予防、治療、リハビリテーションは、現代医療が抱える重大な課題となっている。

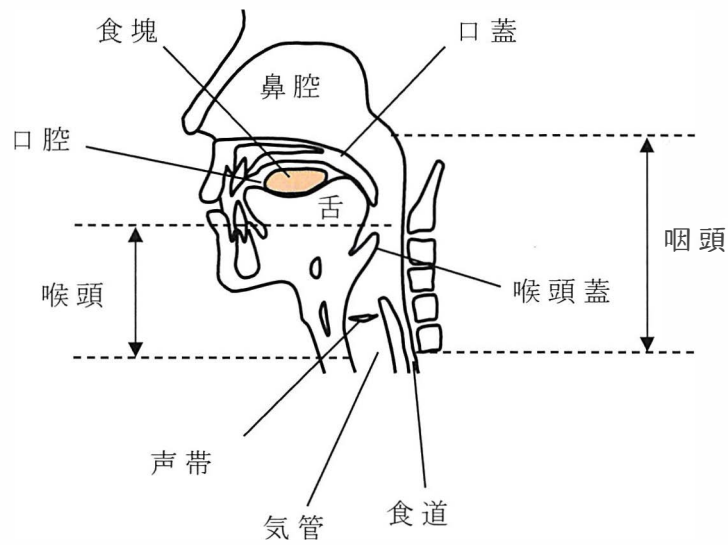
1.2 嚥下のメカニズム

摂食・嚥下は，食物を認識し，口腔内に取り込み咀嚼して，食塊を口腔から胃に送り込む一連の動作を指し，表 1-1 に示す先行期，咀嚼期，口腔期，咽頭期，食道期の 5 期のモデルで表現される．嚥下は，このうちの口腔期，咽頭期，食道期に相当する^{(6),(7)}．

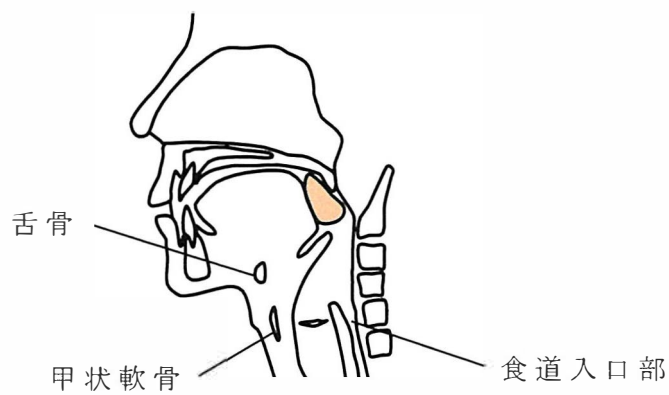
表 1-1 摂食・嚥下の 5 期モデル

時期	働き
先行期	視覚や嗅覚，経験等により食物の形や量，質を認識する．
咀嚼期	口腔内に取り込まれた食物を歯列で粉砕すると共に，舌運動により食物と唾液を混ぜ合わせ，食塊を形成する．
口腔期	舌を挙上し，口蓋に押し付けることで，舌と口蓋の間に挟み込んだ食塊を，絞りだすように咽頭に送り込む．
咽頭期	嚥下反射（不随意運動）が誘発される．鼻腔の閉鎖，喉頭閉鎖により呼吸は一時的に停止し，食塊を咽頭筋の収縮と，食道入口部の開大により，食道へと導く．
食道期	食道の蠕動運動により食塊を胃に運ぶ．

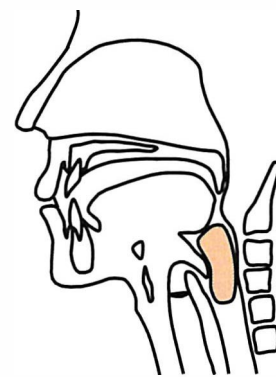
図 1-1 に嚥下に関与する諸器官（以下，嚥下諸器官と記載）と，食塊移送の関係図を示す⁽⁸⁾．



(a) 口腔期



(b) 嚥下反射惹起



(c) 咽頭期

図 1-1 嚥下諸器官と食塊移送

嚥下は、食物を咀嚼して形成した食塊を、大脳皮質等の上位中枢からの指令を受け、舌運動により随意的に咽頭へ送り込む「口腔期」から始まる（図 1-1 (a)）。そして、送り込まれた食塊を、舌や咽頭を介して知覚することにより嚥下反射が惹起し（図 1-1 (b)）、「咽頭期」へと推移する。この「咽頭期」では、咽頭や喉頭を取り巻く多くの筋群の協調運動により、食塊を食道へと導く（図 1-1 (c)）。

咽頭期の嚥下運動は，大脳皮質や大脳基底核からの調節を受け，延髄にある中枢パターン生成器（Central pattern generator：CPG）によってプログラムされる再現性の高い精緻な運動パターンを示すことが知られている⁽⁷⁾⁻⁽⁹⁾．ひとたび嚥下反射が誘発されると，その後の運動は，プログラムされた運動パターンに従って実行され，随意性や末梢性の情報を殆ど受けることはなく，運動修正や調整は行われない^{(6),(9)}．このように嚥下は，随意運動と不随意運動が共存する複雑な生理機構によって実現される．

図 1-2 に前頸部に位置し，嚥下運動に大きく関与する舌骨上筋群と舌骨下筋群の構造を示す．舌骨上筋群は，舌骨の上部に位置するオトガイ舌骨筋，顎舌骨筋，顎二腹筋，茎突舌骨筋から構成される．舌骨下筋群は，舌骨の下部に位置する甲状舌骨筋，肩甲舌骨筋，胸骨舌骨筋，胸骨甲状筋から構成される⁽⁶⁾．口腔期の嚥下運動には，舌骨上筋群が関与し，舌運動によって舌を挙上させて口蓋に押し付け，食塊を後方（咽頭）へと送り込む⁽⁷⁾．咽頭期の嚥下運動には，舌骨上筋群と舌骨下筋群が関与する．嚥下反射が誘発されると，舌骨上筋群は舌骨と喉頭（すなわち甲状軟骨）を前上方へ挙上させ，舌骨下筋群の甲状舌骨筋は喉頭を更に挙上させる．この運動により，喉頭蓋が気管を塞ぐように反転する（喉頭閉鎖）と共に，食道入口部が開き，食塊を食道へと導く（図 1-1（c））^{(6),(10),(11)}．

更に，舌骨や喉頭の挙上量や挙上タイミング，挙上速度，喉頭閉鎖のタイミングや閉鎖時間，食道入口部の開大タイミングや開大時間といった咽頭期の嚥下諸器官の運動パターン（以下，嚥下パターンと記載）は，飲食物の一回嚥下量（飲み込む量）や嚥下の強さ，物性値（粘性や硬さ）等の嚥下条件の違いによって，変化することが知られている⁽¹²⁾⁻⁽¹⁶⁾．このように，嚥下条件によって嚥下パターンを微調整し，飲み込み方を変えて，嚥下物に対応する能力は，誤嚥や窒息を防ぐための嚥下機能といえる．

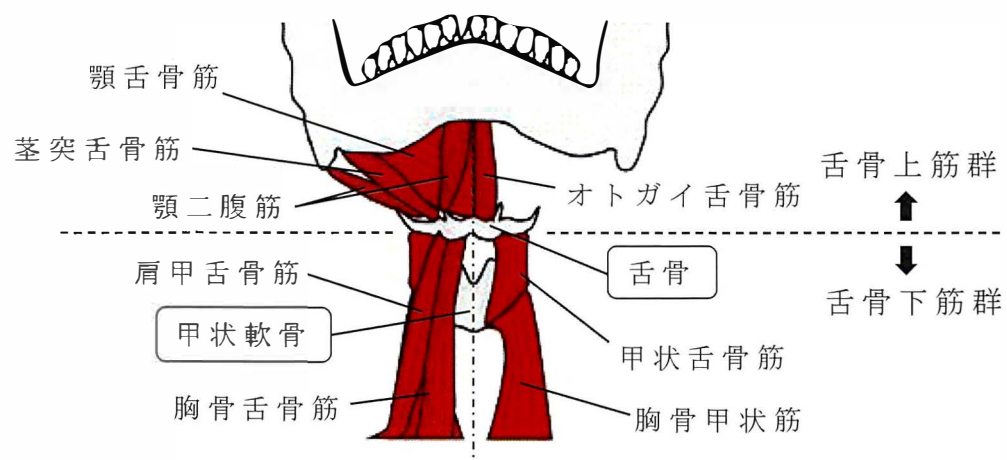


図 1-2 舌骨上筋群と舌骨下筋群

1.3 加齢による嚥下機能の低下

嚥下障害は（１）嚥下諸器官の形態異常による器質的原因，（２）嚥下諸器官の運動異常による機能的な原因，（３）心理的原因，によって引き起こされる⁽¹⁷⁾．このうち機能的な原因，すなわち嚥下機能が低下する要因として，主に（１）脳血管障害や頭部外傷，脊髄損傷等による非進行性の神経疾患，（２）アルツハイマー病，パーキンソン病や筋萎縮性側索硬化症等による神経変位性疾患や神経筋機構の異常，（３）加齢による筋力低下，が挙げられる^{(6),(7)}．加齢による嚥下機能の低下は，高齢化社会の我が国が直面する深刻な問題であることは既述した通りである．

加齢と共に筋力が低下し，身体機能が低下することをサルコペニアと呼ぶ．筋肉を構成する筋繊維は，持続的な運動を長時間発揮するための遅筋繊維（typeI）と，大きな力を短時間に発揮するための速筋繊維（typeII）に分けられ，速筋繊維は加齢と共に筋繊維の数と体積が減少する⁽¹⁸⁾．また，舌を下方から支え，食塊の送り込みに寄与すると共に，舌骨や喉頭を挙上させる舌骨上筋群は速筋繊維の割合が高いことが知られている^{(19),(20)}．加齢による舌骨上筋群の筋力低下は，食塊の送り込みに重要な最大舌圧の低下⁽²¹⁾，舌骨・喉頭の挙上量や挙上速度の低下に繋がる^{(22),(23)}．更に咽頭粘膜の感覚低下が併発することで喉頭挙上のタイミングに遅れが生じる⁽²⁴⁾．その結果，喉頭閉鎖不全や食道入口部開大不全を引き起こす．そして食塊の咽頭残留や喉頭侵入の発生，最悪の場合には誤嚥や窒息の発生に至る．

加えて，高齢者の安静時の喉頭位置は若年時と比べて下垂するため，正常な嚥下を行うためには，若年時よりも喉頭挙上量を高める必要があり，喉頭閉鎖のタイミングは相対的に遅れる．このため誤嚥や窒息が発生するリスクは，若年時よりも高まる⁽²⁵⁾．更に，高齢者は，一回嚥下量の増加に伴う，喉頭挙上の前方移動距離や食道入口部開大長に

有意な変化が認められなかったとの報告があり^{(26),(27)}，嚥下条件の変化に対応する能力は，加齢と共に衰える．

一方，低下した嚥下機能は，リハビリテーション（訓練）によって機能の改善を図る．健常高齢者の嚥下機能が低下し，嚥下障害を発症する前のフレイル（Frailty）の状態にあることを老嚥と呼ぶ⁽²⁸⁾．老嚥は嚥下機能に乏しく容易に嚥下障害に陥りやすい状態である一方で，適切な早期の医療介入により健康な状態へと戻ることができる．ただし，嚥下障害を発症してしまうと，回復は困難を極める．このため嚥下機能の低下を，嚥下障害の発症前に，早期に検出し，早期に機能改善へと繋げることが重要である⁽²⁹⁾（図 1-3）．

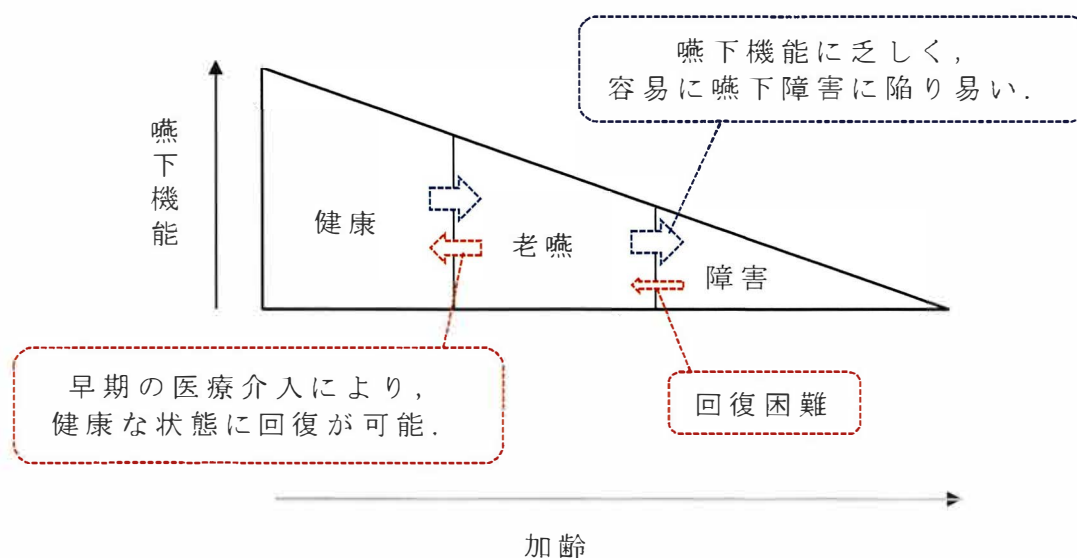


図 1-3 老嚥

嚥下訓練は，食べ物を経口摂取して行う直接訓練と，食べ物を使わない間接訓練に分けられる．間接訓練では，（１）舌骨上筋群の筋力を増強し，舌骨・喉頭の挙上運動，食道入口部の開大改善を図る開口訓練，メンデルソン手技や頭部挙上訓練，（２）舌に抵抗運動を与え，食塊の送り込みや，咽頭収縮力を鍛える舌抵抗訓練，等が行われている

(30). また舌骨上筋群，舌骨下筋群に電気刺激を与えることで，前頸部の運動機能の強化や改善を図る電気刺激療法も行われている(31).

このようにリハビリテーションの観点からも，嚥下における前頸部の筋力は重要視されているといえる．そして，加齢と共に低下する嚥下機能を，早期に検出し，早期に機能回復へと繋げるためには，健康な状態から日常的に嚥下機能を評価し，健康管理を行うことが不可欠である．

1.4 嚥下機能検査と課題

臨床現場で行われる嚥下機能検査は、スクリーニング検査と精密検査、その他の非侵襲検査に分けられる。ここでは、その説明と嚥下機能の日常評価における課題を記載する。

1.4.1 スクリーニング検査

嚥下障害のスクリーニング検査は、臨床所見の観察や問診によるものと、実際に唾液や水、食物を嚥下し嚥下機能を検査するものに分けられる^{(6),(32)}。以下に、代表的なスクリーニング検査の説明を行う。

反復唾液嚥下テスト（Repetitive saliva swallowing test：RSST）は、口腔内を湿らせた後に、唾液を嚥下させ、触診により喉頭挙上を確認する。30秒間に行った唾液嚥下回数をカウントし、3回未満であれば陽性（嚥下障害の疑いあり）とする。誤嚥有無判別の感度は0.98、特異度は0.66である⁽³²⁾。ここで、感度とは有疾患群を陽性者と判別した割合、特異度とは無疾患群を陰性者と判別した割合である⁽³³⁾。

改訂水飲みテストは、冷水3ccを対象者の口腔底に注ぎ嚥下指示にて嚥下をさせる。その際の嚥下反射の有無、呼吸の良不良、むせの有無を評価する。誤嚥有無判別の感度は0.70、特異度は0.88である⁽³²⁾。

フードテストは、プリン4gを対象者の舌背前部に置き嚥下指示にて嚥下をさせる。その際の嚥下反射の有無、呼吸の良不良、むせの有無、口腔内残留の有無を評価する。誤嚥有無判別の感度は0.72、特異度は0.62である⁽³²⁾。

スクリーニング検査は、簡易的に嚥下機能进行评估することができる一方で、徒手による検査のため主観性や曖昧さが問題となり、検査における正しい知識と経験、技術が要求される。このため日常評価のためには、客観性を持った検査手法を確立する必要がある。

1.4.2 精密検査

・嚥下造影検査（Videofluoroscopic examination of swallowing : VF）

VF は、造影剤混合食を摂取し、嚥下運動に伴って造影剤が口腔から咽頭、食道へと流入する状態を X 線透視装置を用いて観察し、嚥下諸器官の形態的（器質的）異常，機能的異常，食塊の咽頭残留や誤嚥の有無等を判定する検査である⁽³⁴⁾。VF は嚥下障害の病態と嚥下諸器官の異常との関連性，誤嚥や窒息の発生リスク，加齢による嚥下機能の低下を明らかにすることのできる精密検査のゴールドスタンダードである。その一方で，装置が大型のため検査施設は限られ，病床（ベッドサイド）での利用はできない。更に放射線被曝や造影剤誤嚥のリスクを伴うため，日常的な嚥下機能の評価には利用されない。

嚥下内視鏡検査（Videoendoscopic examination of swallowing : VE）

嚥下内視鏡検査（Videoendoscopic examination of swallowing : VE）は，内視鏡スコープを鼻腔から挿入することで，咽頭や喉頭の形態的，機能的異常，唾液や痰の貯留状態，咽頭に送り込まれた食塊の状態，食塊の咽頭残留の有無，喉頭侵入の有無等を明瞭に観察することのできる検査である^{(32), (34)}。VE は放射線被曝の危険性がなく，装置が小型のため持ち運びが可能でベッドサイドでの利用も可能である一方，主に咽頭期のみの観察に限ら得るため嚥下の各期（口腔期，咽頭期，食道期）の関連性を知ることができない，また嚥下反射の瞬間はスコープと咽頭粘膜が接触するため観測できず（ホワイトアウト），誤嚥の発生を見逃す可能性もある。更に VE は，鼻腔から咽頭へスコープを挿入する侵襲検査のため，鼻腔や咽頭粘膜を傷つける危険性や，不快感を伴う。このため日常的な嚥下機能の評価には不向きである。

嚥下圧検査（マノメトリー）

嚥下圧検査は，複数の圧力センサを配置した屈曲性のカテーテルセ

ンサを鼻腔から食道入口部に挿入し、食塊が咽頭から食道へと移動するときの圧力変化を観測する検査である。咽頭筋収縮の伝搬や、上部食道括約筋（Upperesophageal sphincter : UES）の静止時ならびに弛緩時（食道入口部の開大時）の圧、発生タイミング、持続時間を定量的に検査し、嚥下障害の病態と圧力の関連性を把握することができる⁽³⁵⁾。日常評価における課題として、計測には侵襲性を伴うため、鼻腔や咽頭粘膜を傷つける危険性があること、結果の判断には解剖学や臨床医学的な専門知識や経験が要求されることが挙げられる。

以上の理由により、精密検査の対象者は、嚥下障害が強く疑われる人、もしくは既に重症化している人に限られている。

1.4.3 その他の非侵襲検査

精密検査は既述のように侵襲性を伴うため、近年では、侵襲性を伴わない検査手法が注目されており、研究も多々行われている。ここでは、その非侵襲検査について述べる。

・超音波エコー検査

超音波エコー検査では、超音波プローブから送信される超音波を生体内に伝播させ、その反射波（エコー）を画像化して舌や舌骨、咽頭等の動態評価を行なう。超音波エコーは、筋肉や骨の描出に優れており、その形態や動きを、非侵襲にリアルタイムに捉えることが可能である⁽³⁶⁾。超音波エコーを用いて舌骨挙上時の変位を定量化する研究⁽³⁷⁾や、食塊の咽頭残留・誤嚥の有無を検出する研究⁽³⁸⁾が報告されている。日常評価における課題として、前頸部へのプローブの位置合わせや、画像診断には解剖学や臨床医学的な専門知識や経験が必要になることが挙げられる。

・嚥下音検査（頸部聴診法）

頸部聴診法とは、嚥下時に咽頭部で発生する生体音（以下、嚥下音と記載）や嚥下前後の呼吸音、ムセの有無等を聴診器から聴診し、嚥下異常を判断するスクリーニングテストの一種である⁽⁶⁾。マイクロフォンや加速度ピックアップを頸部に装着して嚥下音を聴診する研究も行われている。加齢と共に、嚥下音の持続時間は増加し、最大周波数は高くなること、嚥下障害者は、重症度に応じて複数回に分けて嚥下する傾向が多くなること、嚥下後の無呼吸時間が長くなること等が報告されている⁽³⁹⁾。日常評価における課題として、聴診やその結果の判断には、臨床医学的な専門知識や経験が要求されることが挙げられる。また嚥下音は嚥下運動の結果として生じる生体音であるため、嚥下異常の問題個所を特定することは難しい。

・表面筋電図（Surface electromyography：sEMG）検査

表面筋電図検査では、筋が筋収縮を起こす際に発生する活動電位を、筋の走行に沿って皮膚表面に装着した2極対の電極から導出して観察し、異常の有無を判断する。舌骨上筋群、舌骨下筋群や咬筋等の積分筋電図（Integrated electromyogram：IEMG）の振幅値、オンセット・オフセット時間、持続時間等を数値化し、筋活動の発生タイミングや筋活動パターンから嚥下機能を評価する検査や研究が行われている^{(6),(40)}。また、一般的にsEMGは、電極の装着位置、個々人の皮下組織の厚さ、体表の皮膚インピーダンスといったの個人差に影響するため、最大の随意運動を発揮した際の振幅値である最大随意収縮（Maximum voluntary contraction：MVC）を基準に、正規化を行う場合もある⁽⁴¹⁾。日常評価における課題として、（1）筋の走行を特定し電極を装着するためには、解剖学的な専門知識が要求されること、（2）嚥下の主要筋群である前頸部の筋群は、複数の筋が複数の層に重なり合っているため（図 1-2）、厳密に特定の筋だけを計測することは難しいこと、（3）

前頸部に設置が可能な電極数は限られるため、嚥下を実現する協調運動を、一度に計測することは難しいこと、(4) 結果の判断には、臨床医学的な専門知識や経験が要求されること、等が挙げられる。

以上の嚥下機能検査の課題をまとめると、下記の理由により、嚥下機能検査は、病態が重篤化し病院にかからない限り実施されない。

1. 検査に侵襲性を伴う、またはセンサの設置に専門知識を必要とすること。
2. 結果の判断、所見に専門知識を必要とすること。

このため、機能低下を早期に検出するためには、専門知識がなくとも在宅や公共施設等で、気軽に日常的に嚥下機能の健康観察を行うことのできる「嚥下機能評価システム」を構築し確立することが必要である。

1.5 嚥下機能評価に関する工学的アプローチ

前節で述べた背景のもと，近年では「非侵襲で，簡便に嚥下機能を評価し得る手法」の実現を目的とした，様々な研究・開発が行われている．ここでは，その工学的アプローチについて述べる．

橋本らは，嚥下運動を非侵襲に計測できる方法として PVDF (Poly vinylidene difluoride) に着目し，PVDF から筋音信号 (Mechanomyogram: MMG)，嚥下音，喉頭挙上運動を取得する方法を提案した⁽⁴²⁾．また健康若年者群の一回嚥下量の変化に対する MMG 信号を，PVDF を用いて計測し，舌骨上筋群の顎二腹筋の前腹 (Anterior belly of digastric muscle: AD) のオンセット時間と，舌骨下筋群の胸骨舌骨筋 (Sternohyoid muscle: SN) のオンセット時間の遅延時間に有意差を示した⁽⁴³⁾．この研究では，嚥下の活動時間や活動タイミングを，PVDF を用いて定量化できる可能性を示している．

林は，反射型フォトセンサを縦に 12 個に並べ頸部に装着することで，喉頭の挙上量と挙上時間を定量化する装置を開発した⁽⁴⁴⁾．そしてこの装置を用いて，メンデルソン手技を視覚的バイオフィードバックにより実践し，5 日間の訓練効果を検証する実験を高年齢男性群に対して行った．その結果，挙上量と挙上時間の両方が向上し，継続的な訓練効果が認められた．この研究は，嚥下訓練に対するものであるが，嚥下機能において重要な喉頭挙上運動を簡便に定量化できることを示している．

中村らは，頸部に装着した電流電極に定電流を通電し，電位電極から導出される電位差から頸部電気インピーダンスを計測する装置 (IPG: Impedance pharynogography) を開発し，健康若年者群と健康高齢者群の嚥下活動中の頸部電気インピーダンスを比較した⁽⁴⁵⁾．その結果，頸部電気インピーダンスから算出される咽頭通過時間，インピーダンス変化率，基準波形との類似度に有意差が認められ，これらのパラメータに嚥下機能の加齢変化の特徴が表れている可能性を示した．

Koyama らは、前頸部に装着する 4 チャンネルの多チャンネル表面筋電図用の電極シートを開発し、大麦ゼリー、ヨーグルト、増粘水、水の 4 種の異なる物性値の試験食品を嚥下した時の健常若年者群と嚥下障害者群の筋活動を比較した⁽⁴⁶⁾。その結果、健常若年者群と嚥下障害者群間の筋活動時間に有意差を示した。更に嚥下障害者群の半数に、舌骨上筋群よりも舌骨下筋群が先に筋活動を始める、異常な運動パターンがみられることを示した。この研究では、異なる物性値に対する健常者と嚥下障害者の嚥下パターンに違いがみられること、また嚥下障害者の前頸部の筋活動は、協調性が欠如している可能性があることを示した。

Jayatilake らは、頸部に装着したマイクロフォンから嚥下音を取得し、嚥下動作を、テンプレートマッチングに基づく検出アルゴリズムにより、リアルタイムに検出するウェアラブルデバイスを開発した⁽⁴⁷⁾。そして VF との同期計測により、嚥下障害者群の水の飲み込みを 79.3 %、RSST の空嚥下を適合率 83.7 %、再現率 93.9 % の精度で自動検出した。この装置はスマートフォンと接続して利用される。嚥下音以外の発声や咳音は、連続ウェーブレット変換処理により排除され、嚥下が正常に起こったかどうかを、装置を頸部に装着するだけで簡便に知ることができる。

このように、嚥下機能評価に関する様々な先行研究が行われている。その一方で、嚥下機能の低下を早期に検出するためには、以下の視点から嚥下機能の評価手法を確立する必要がある。

1. 嚥下機能の低下を、嚥下障害の発症前に、早期に的確に検出すること。
2. 正常に嚥下を行えたかという判定や、センサの計測値を数値化するだけでなく、嚥下機能そのものを定量化すること。

また、同一人物であっても、嚥下条件が異なれば、食塊の喉頭侵入の発生の有無、誤嚥の発生の有無も異なるため⁽⁴⁸⁾、嚥下機能の評価に

は様々な嚥下条件を考慮することが不可欠である．つまり，嚥下機能検査や嚥下機能評価における既述の課題を解決するためには，異なる嚥下条件に対する対応力を定量化し，専門知識がなくても嚥下機能の加齢変化を検出することのできる工学的手法を確立することが必要である．

1.6 嚥下機能評価システムの提案と研究課題

以上のように，加齢と共に低下する嚥下機能を，日常的かつ的確に定量評価することのできる技術は，十分に確立されていない．これは，嚥下障害者の増加の一因となっていると考えられる．

健康な状態から日常的に嚥下機能を定量評価し，加齢に伴う嚥下機能の低下を早期に検出できれば，フレイルの状態に陥った高齢者や，嚥下機能低下の自覚症状のない高齢者を早期に発見し，早期に回復へと導き，嚥下障害予防に繋げることが可能になる．更に，食生活の改善，嚥下機能に見合った食事形態の選択，歯の治療をはじめとする口腔機能の改善，自主的な嚥下訓練の実行といった，高齢者一人一人の嚥下障害に対する行動変容や，障害予防に対する意識の向上を促すことが可能になると考える．そして高齢者の健康寿命の延伸，治療期間の短縮や QOL の向上，ひいては医療費削減，医療従事者の人手不足解消といった波及効果が期待できる．

そこで本研究では，嚥下機能を「異なる嚥下条件に対する対応力」と定義し，専門知識がなくとも，嚥下機能を簡便に定量評価し，日常的な嚥下機能の健康管理に利用することのできる「嚥下機能評価システム」を提案する（図 1-4）．この「嚥下機能評価システム」は，嚥下機能の計測から評価まで 1 つの装置で実行することのできる，以下のハードウェアとソフトウェアから構成される．

1. 嚥下運動を実現する複数の筋の協調運動を，専門知識がなくとも，非侵襲で簡便に計測することのできるハードウェア．
2. 計測した生体信号から，嚥下条件の違いによってわずかに変化する嚥下パターンの違いを抽出し，定量化するソフトウェア．

本研究グループでは，これまで舌骨上筋群の sEMG 信号を用いた重度障害者用の舌インターフェース^{(49),(50)}を，嚥下機能の訓練・評価へと展開してきた．そして，22 チャンネル電極から抽出した sEMG 信号の時間領域と周波数領域の特徴量から，間接訓練における高齢者の 6

つの口腔運動（左右上下に突き出す舌運動，開口，嚥下）を，サポートベクターマシン（Support vector machine：SVM）により 95.2%という高い精度で識別できることを示している⁽⁵¹⁾．そして舌の随意運動は，若年者と高齢者共に識別が可能であることを明らかにしている．

一方，これらの研究成果を用いて，嚥下条件の違いによって，わずかに変化する嚥下パターンの違いを抽出し，更にその加齢変化の特徴を見出すことができるかは不明である．そこで本研究では，

1. 既知の舌骨上筋群用の多チャンネル電極に，舌骨下筋群用の多チャンネル電極を加えた，前頸部全体の sEMG 信号を，簡便に取得することのできる「計測技術の開発」．
2. 近年，著しい進歩を遂げている画像認識手法である畳み込みニューラルネットワーク（Convolutional neural network：CNN）の特徴抽出を活用した「画像処理技術の開発」．

に主眼を置いた，以下の 3 点を研究課題とした．

1. 専門知識がなくとも，前頸部全体の sEMG 信号を，簡便に計測することのできる装置を開発すること．
2. 嚥下の開始から終了までの一連の sEMG 信号をもとに作成した画像情報（以下，嚥下画像と記載）の中に，嚥下条件の違いを表す有益な情報が含まれているかを明らかにすること．
3. 「異なる嚥下条件に対する対応力」に着目した嚥下機能の加齢変化を，定量評価できる手法を開発すること．

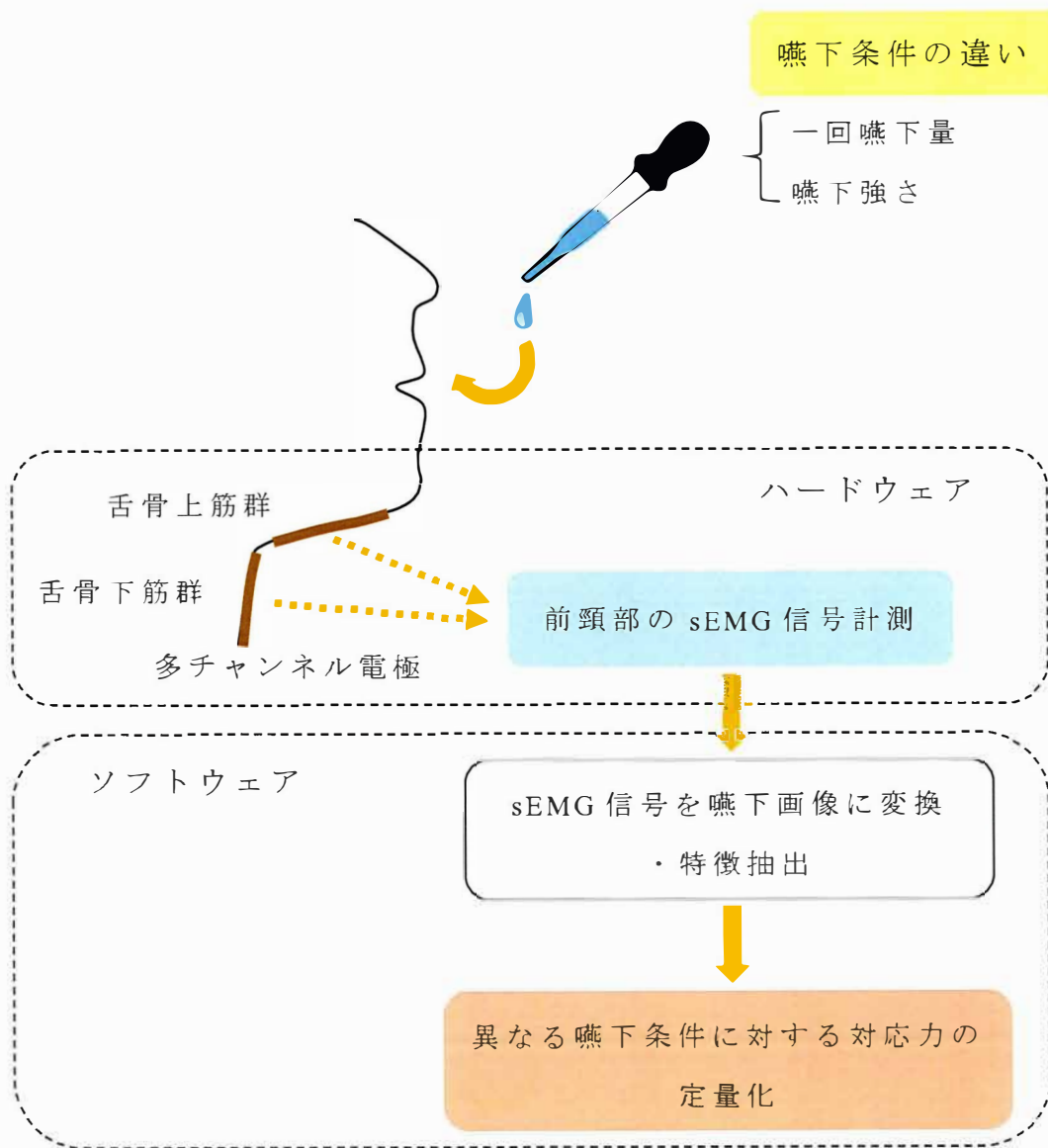


図 1-4 嚥下機能評価システム

1.7 本研究の実施事項

本研究は、「異なる嚥下条件に対する対応力」と定義した嚥下機能を、専門知識がなくとも簡便に定量評価し、日常的な嚥下機能の評価に利用が可能な嚥下機能評価システムの開発を目的とする。以下に本研究の実施事項を述べる。

第 2 章 「前頸部多チャンネル表面筋電図計測装置の開発」では、複数の筋が協調的に活動する複雑な嚥下運動を、専門知識がなくともセンサを装着でき、非侵襲に簡便に計測することのできる、嚥下機能評価のための専用装置（ハードウェア）を確立する。前頸部に位置する舌骨上筋群と舌骨下筋群の sEMG 信号を計測するための専用形状の多チャンネル電極を設計し、更に多チャンネル電極の各電極と不関電極から導出される電位差を差動増幅して、全チャンネルの sEMG 信号を同時にサンプリングする絶縁型の表面筋電図計測装置を開発する。

第 3 章 「機械学習を用いた嚥下条件分類」では、第 2 章で開発した前頸部の多チャンネル電極を用いて計測した sEMG 信号を嚥下画像に変換した後、CNN により特徴ベクトルを抽出し、機械学習を用いて嚥下条件の分類を行うことで、嚥下画像の中に嚥下条件の違いを表す有益な情報が含まれているかどうかを検証し、明らかにする。

第 4 章 「嚥下画像の特徴変化に着目した機能評価手法の開発」では、第 3 章での知見を基に、「異なる嚥下条件に対する対応力」を、嚥下画像の特徴ベクトルの距離（変化量）として定量化する、これまでにない新しい嚥下機能の評価手法の開発を行う。そして若年者群と高齢者群の嚥下機能の比較を通して、評価手法（ソフトウェア）の有効性を検証し、本研究で提案する嚥下機能評価システムを確立する。

第 5 章「結論」では、本研究の成果をまとめ、今後の展望について述べる。

第2章 前頸部多チャンネル表面筋電図計測装置の開発

2.1 概要

本研究では，嚥下の主要筋群である舌骨上筋群と舌骨下筋群の sEMG 信号に着目した，非侵襲かつ簡便な嚥下機能評価システムの開発を行う．一般的な sEMG 計測は，2 極対の電極を，筋の走行に沿って装着する．しかし，舌骨上筋群と舌骨下筋群は，複数の筋が密集し，複数の層に重なり合っているため（図 1-2），特定の筋の sEMG 信号を正確に計測することは難しい．また市販の電極では前頸部に設置できる電極数は限られるため（図 2-2（a）），装着の手間，電極ケーブルの乱雑化が問題となる．このため本研究では前頸部を覆うように装着する専用形状の多チャンネル電極を設計し，嚥下時の筋活動を，面で捉えるように多点計測することとした．

本研究グループはこれまで，図 2-1 に示す多チャンネル表面筋電図計測装置を開発し，舌骨上筋群用の多チャンネル電極を用いた舌運動推定法⁽⁴⁹⁾⁻⁽⁵¹⁾を確立している．この装置は（1）顎下に装着する舌骨上筋群専用形状の多チャンネル電極，（2）耳朶に装着する不関電極と GND 電極，（3）専用の信号処理装置，（4）市販の ADC（Analog-to-digital conversion）装置，（5）計測用パソコン，から構成される．



図 2-1 従来の計測装置

この装置に舌骨下筋群用の計測チャンネルを加え、前頸部全体の sEMG 信号を計測するためには、以下の課題が挙げられた。

1. 市販の ADC は、マルチプレクサ (Multiplexer) により、デジタル化する信号を切り替えるため、各チャンネルの sEMG 信号は厳密には同時にサンプリングされないこと。またスイッチを切り替えた直後は、スイッチや負荷の容量成分により、過渡現象が生じ、一時的に波形が乱れるため、安定化するまでサンプリングを待つ必要があり (セトリング時間と呼ばれる.)、チャンネル数が多い程、サンプリング時刻のズレも大きくなること。
2. 信号処理装置は、外部ノイズからの影響を大きく受けるため、差動増幅回路の同相信号除去能力を高め、回路の低ノイズ化が必要があること。
3. 計測チャンネルの増加に伴って、配線ケーブルが乱雑化すること。
4. 舌骨上筋群と舌骨下筋群の sEMG 信号計測に、時間的な同期をとる手段が必要なこと。

特に、嚥下条件の違いから、わずかに変化する嚥下パターンの違いを検出するためには、sEMG 信号処理回路の低ノイズ化が重要であると考えた。そして信号処理回路の低ノイズ化と共に、前頸部の sEMG 信号の全チャンネルを同時にサンプリングする AD 変換回路を、信号処理回路と一体化し、嚥下機能評価のための専用装置 (以下、前頸部多チャンネル表面筋電図計測装置と記載) を開発することとした。この章では、開発した装置の設計や原理ならびに特徴について述べる。

2.2 sEMG の特徴

sEMG とは、筋が筋収縮を起こす際に発生する活動電位を、筋の走行に沿って体表に装着した 2 極対の電極から導出し、計測することである（図 2-2）。sEMG 信号は、体表から導出されるため、非侵襲の計測が可能で、個々の筋線維から発生する活動電位は、電極に到達した時点の複合電位として計測される⁽⁵²⁾。信号振幅は数 mV 程度と小さいため、通常は 100~100 倍に増幅して計測を行う。また sEMG の周波数帯域は 10~500 Hz に分布することが知られている⁽⁴¹⁾。

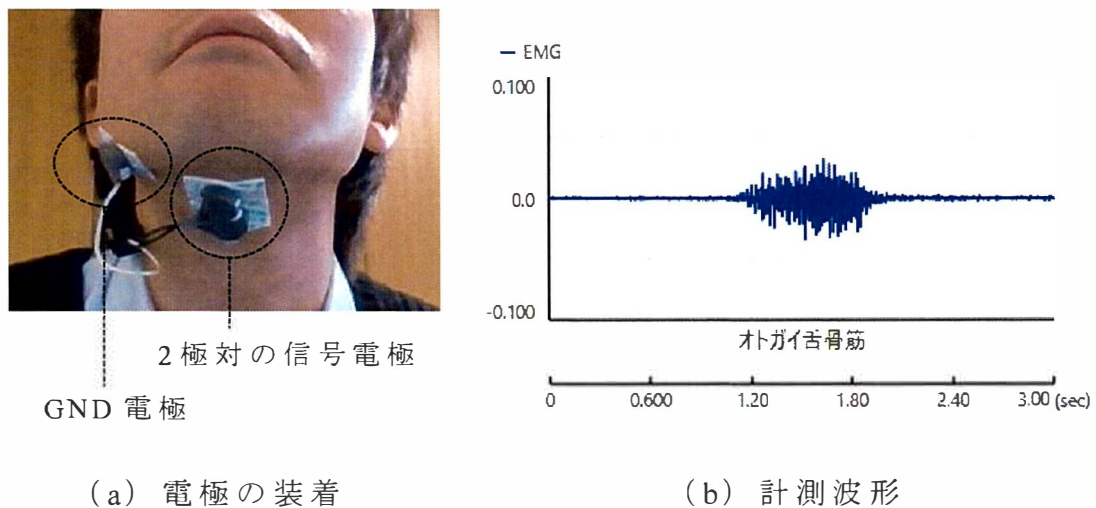


図 2-2 sEMG の計測

2.3 装置の概略

本研究で開発した前頸部多チャンネル表面筋電図計測装置の構成図を図 2-3 に示す．ここで不関電極とは，sEMG 信号の計測対象である多チャンネル電極の各電極に対して，不活性な部位に装着される電極，GND 電極とは，計測装置と生体間の電位基準となる電極，RLD (Right leg drive) 電極とは，ノイズ除去能力を高めるために装着する電極のことである．

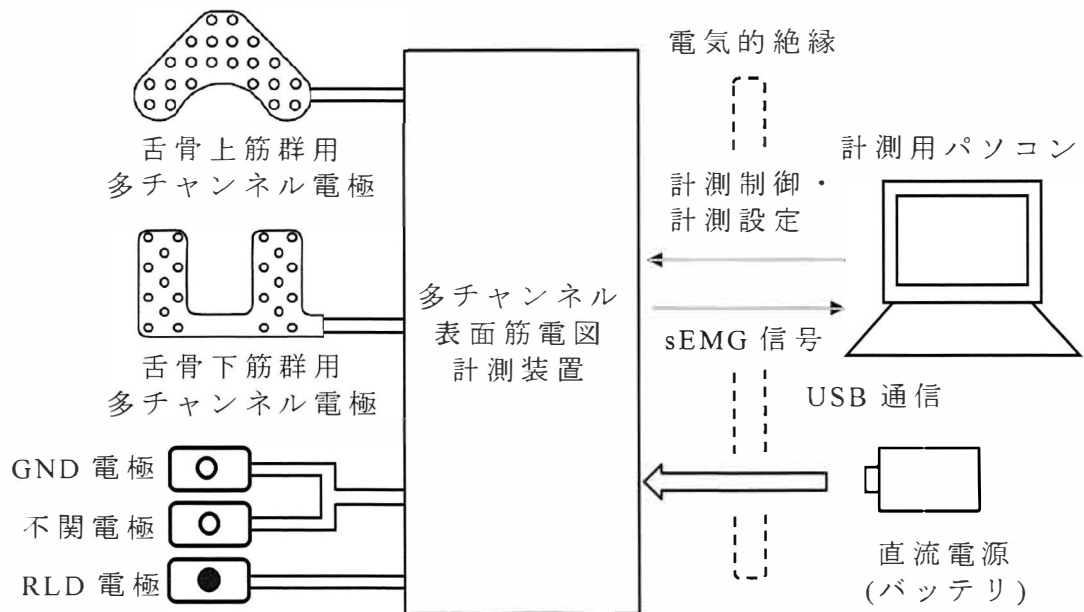


図 2-3 前頸部多チャンネル表面筋電図計測装置

前頸部多チャンネル表面筋電図計測装置は，舌骨上筋群と舌骨下筋群の sEMG 信号を，多チャンネル電極の各電極と耳朶に装着する不関電極から導出される電位差を，もう片方の耳朶に装着する GND 電極の電位を基準として差動増幅する．また不関電極から導出される同相ノイズ成分を，反転増幅し，第 7 頸椎上に装着される RLD 電極にフィードバックすることで，計測中に混入した AC (Alternating current) 電源ノイズをキャンセリングする．差動増幅された舌骨上筋群と舌骨下

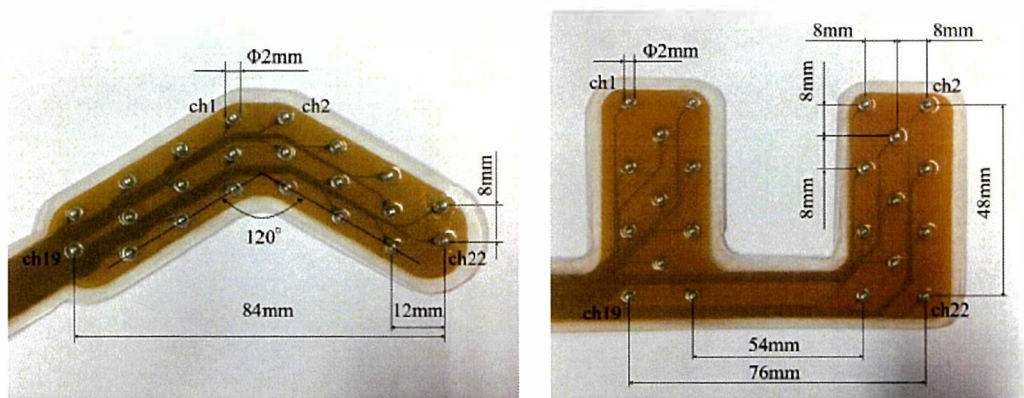
筋群の sEMG 信号は、16 bit の Σ - Δ AD 変換により同時にデジタルライズされ、計測用パソコンに取り込まれる。電極と生体が接触するアナログ部と、電源や計測用パソコンへの接続を可能にするデジタル部は、電氣的に絶縁される。計測用パソコンでは、MATLAB 言語で記述する嚥下機能の定量化ソフトウェアから、C/C++言語で記述する DLL (Dynamic link library) を介して、多チャンネル表面筋電図計測装置の計測制御や計測設定、計測データの取得をリアルタイムに行う。以下に、それぞれの要素について詳しく述べる。

2.4 多チャンネル電極

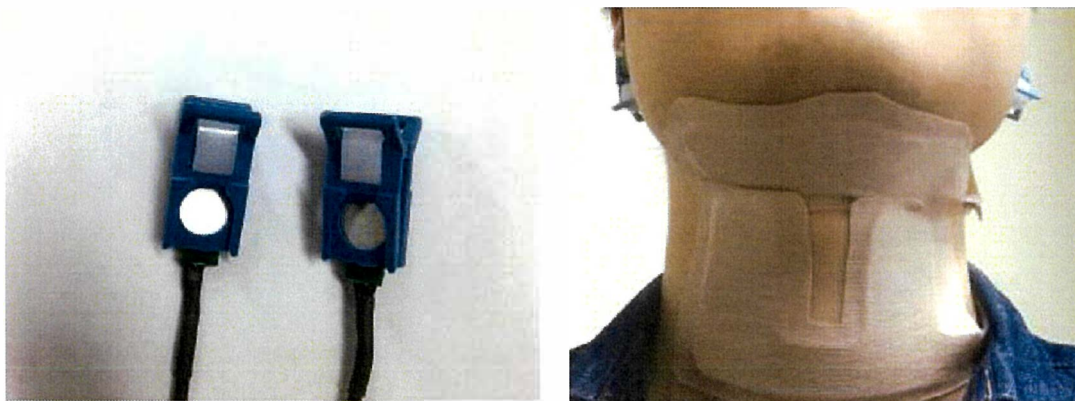
2.4.1 構造

舌骨上筋群用の多チャンネル電極は，喉頭部に干渉することなく，顎下部全体を覆うことができるようブーメラン形状に，舌骨下筋群用の多チャンネル電極は，喉頭挙上に干渉しないよう凹型に，それぞれ形状設計を行った（図 2-4）．電極部材には，先端を半球状に加工した $\phi 2\text{ mm} \times 3.5\text{ mm}$ の純銀棒を用い，ポリミッドをベース基材とするフレキシブル基板に半田付けする．舌骨上筋群と舌骨下筋群の電極数はそれぞれ 22 個（22 チャンネル）であり，合わせて 44 チャンネルとなる．最後に基板全体をシリコンでコーティングすることで，基板保護と人体との絶縁を行う（図 2-5）．

不関電極と GND 電極は，図 2-4（c）に示すようにクリップにより耳朵に固定する．



(a) 舌骨上筋群用多チャンネル電極 (b) 舌骨下筋群用多チャンネル電極



(c) 不関電極と GND 電極

(d) 電極の装着

図 2-4 多チャンネル電極

2.4.2 フレキシブル基板

多チャンネル電極には，電極を任意の位置に取り付け，電極ケーブルによる線材の乱雑化を解消すると共に，フレキシブル性を持たせるために，フレキシブル基板を用いた（図 2-5）．ベース基材とカバーレイフィルムには，はんだ付けによって発生する熱を考慮して，耐熱温度の高いポリミドを選択した．電極となる純銀棒は，ランド穴に差し込み，はんだ付けにより基板に接続する．また，基板両面に金めっきを施したランドを形成し，基板両面からはんだを流して電極の実装強度を高めた．ただし屈曲耐性を高めるためにランド以外のパターン

配線は片面のみとした．フレキシブルさと基板強度を両立するために幾度の試作を繰り返し，基板の厚さは 118 μm （基板厚 100 μm ，銅箔厚 18 μm ）とした．

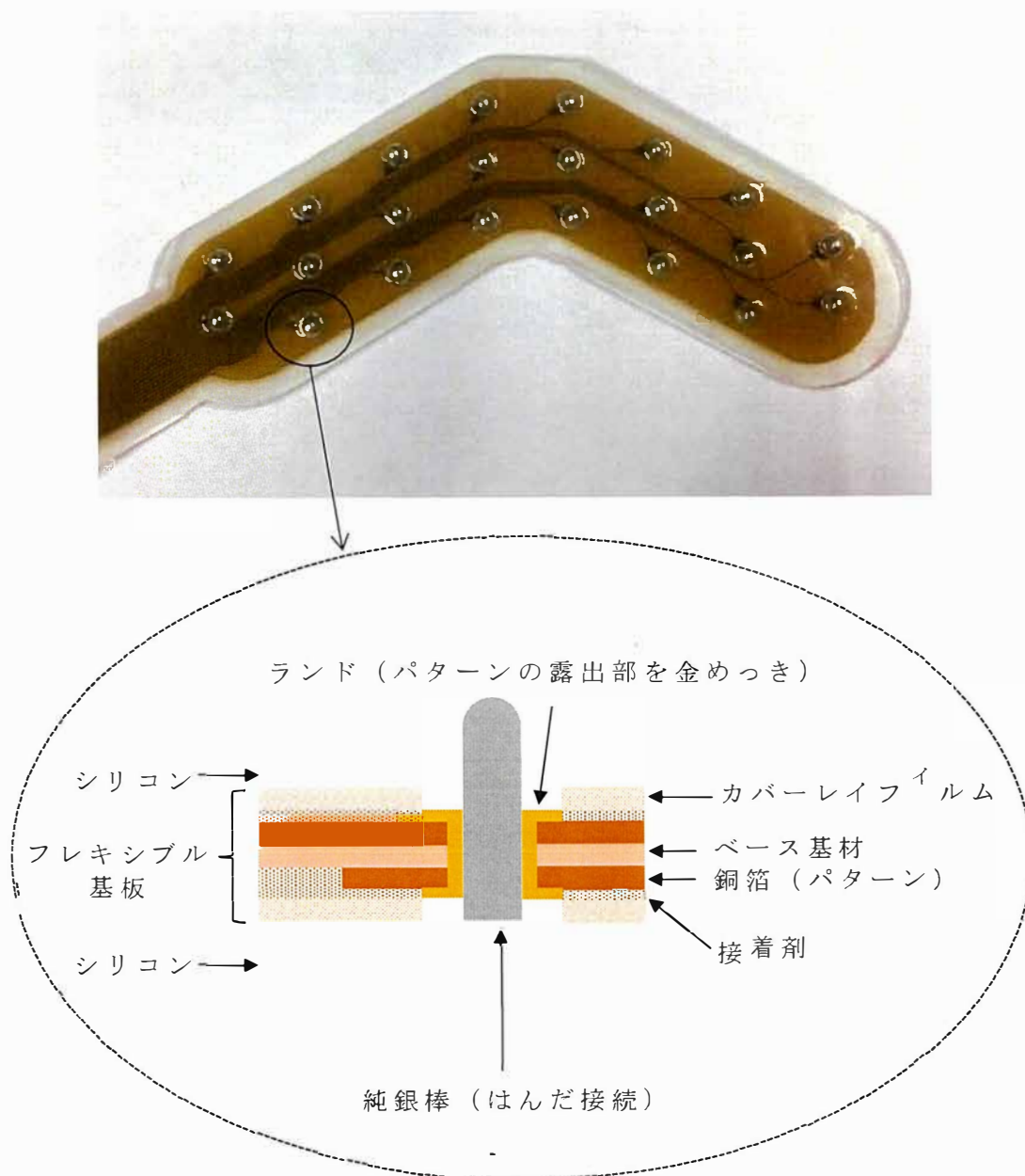


図 2-5 多チャンネル電極の構造図

2.4.3 インピーダンス変換回路とケーブル伝送

図 2-6 に、電極から差動増幅器間のインピーダンスモデルを示す⁽⁵³⁾.
ここで、 v_s は多チャンネル電極の各電極から導出される電位、 R_b は体液の抵抗値、 R_s は皮膚抵抗、 C_s は皮膚と電解質（筋電図用ペースト）間の容量、 V_s は皮膚と電解質のイオン濃度差により発生する電位、 R_e は電解質の抵抗、 V_r は静止電極電位、 v_m は電極に計測電流が流れることにより発生する分極電圧、 R_m は分極抵抗、 C_m は分極容量、 R_c はケーブルの抵抗、 C_c はケーブルと GND 間の容量ならびにケーブル内の配線間の容量、 R_d は差動増幅器の差動入力抵抗、 R_{cm} は差動増幅器の同相入力抵抗である．添え字 l は多チャンネル電極の各電極のモデル ($l = 1, 2, \dots, 22 \times 2$)、 i は不関電極のモデルであることを示す．

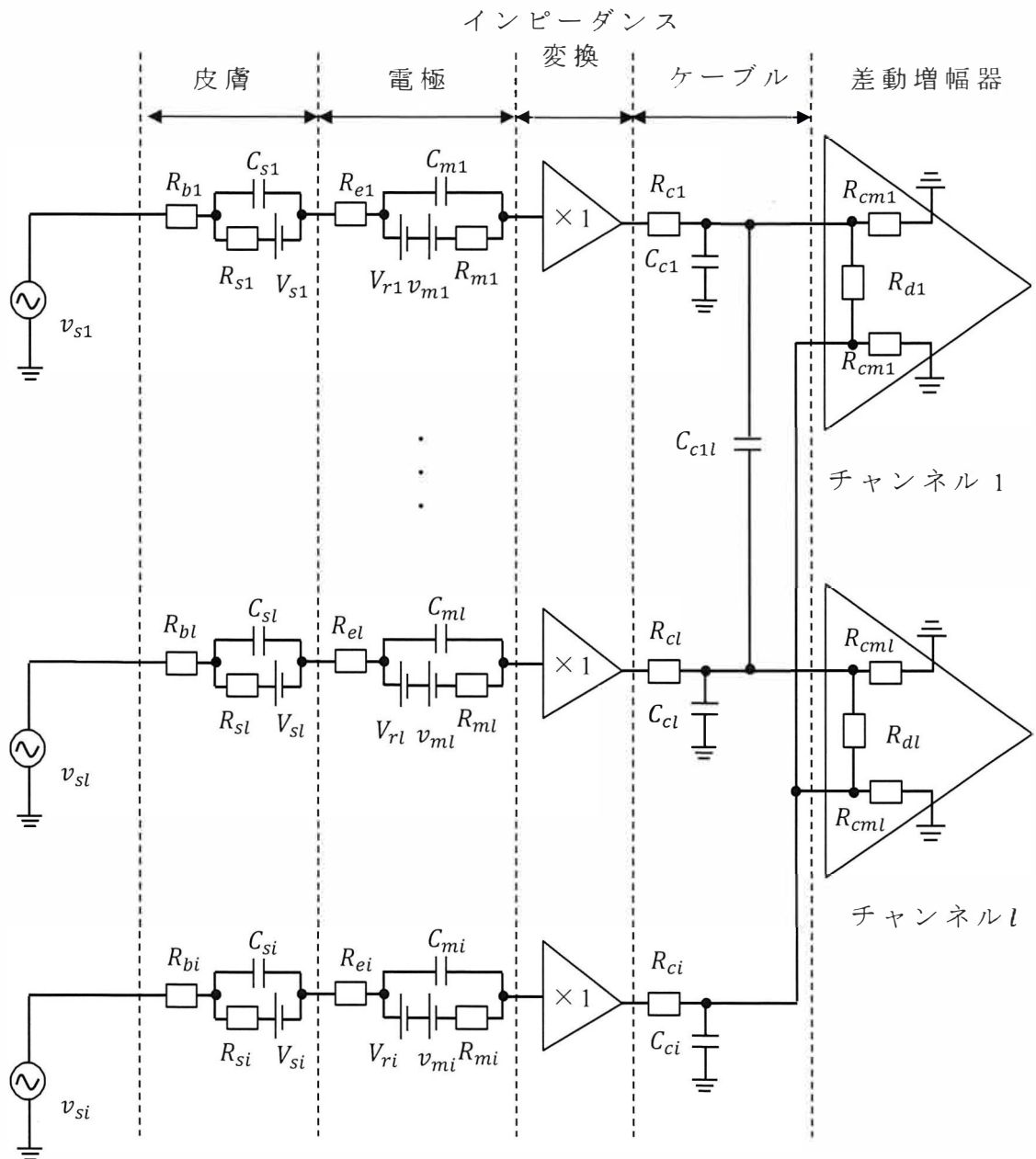


図 2-6 皮膚と増幅器間のインピーダンスモデル

図 2-6 において、インピーダンス変換がない場合を考察すると、電極電位 v_s は、皮膚、電極、ケーブルによる各種インピーダンスを通して差動増幅器に入力されるため、各種インピーダンスの変動や分圧作用

によって v_s に歪が生じる。また各種インピーダンスの不均衡によって、差動増幅器の同相信号除去比は低下する⁽⁵⁴⁾。更に多チャンネル電極の各電極から導出される信号はケーブルを通して、差動増幅器に伝送されるので、周囲環境や外部からのノイズの影響を受け易くなる。

以上の影響を最小限に留めるためには、各電極から導出される信号を高入力インピーダンスで受け、低インピーダンスで伝送する必要がある。図 2-7 に示すインピーダンス変換は、信号増幅率が 1 で、高インピーダンス入力と低インピーダンス出力の特性を持つ回路である。多チャンネル電極の設計では、接合型電界効果トランジスタ (Junction field effect transistor : JFET) を入力部に持つ高入力オペアンプにより実現したインピーダンス変換回路を、チャンネル毎に電極とケーブル間に組み込んだ。回路基板は可能な限り多チャンネル電極の装着部（前頸部）に近づけて配置できるように、30 mm × 20 mm × 18 mm の小型ケース内に収めた。

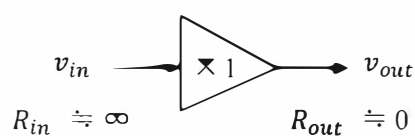
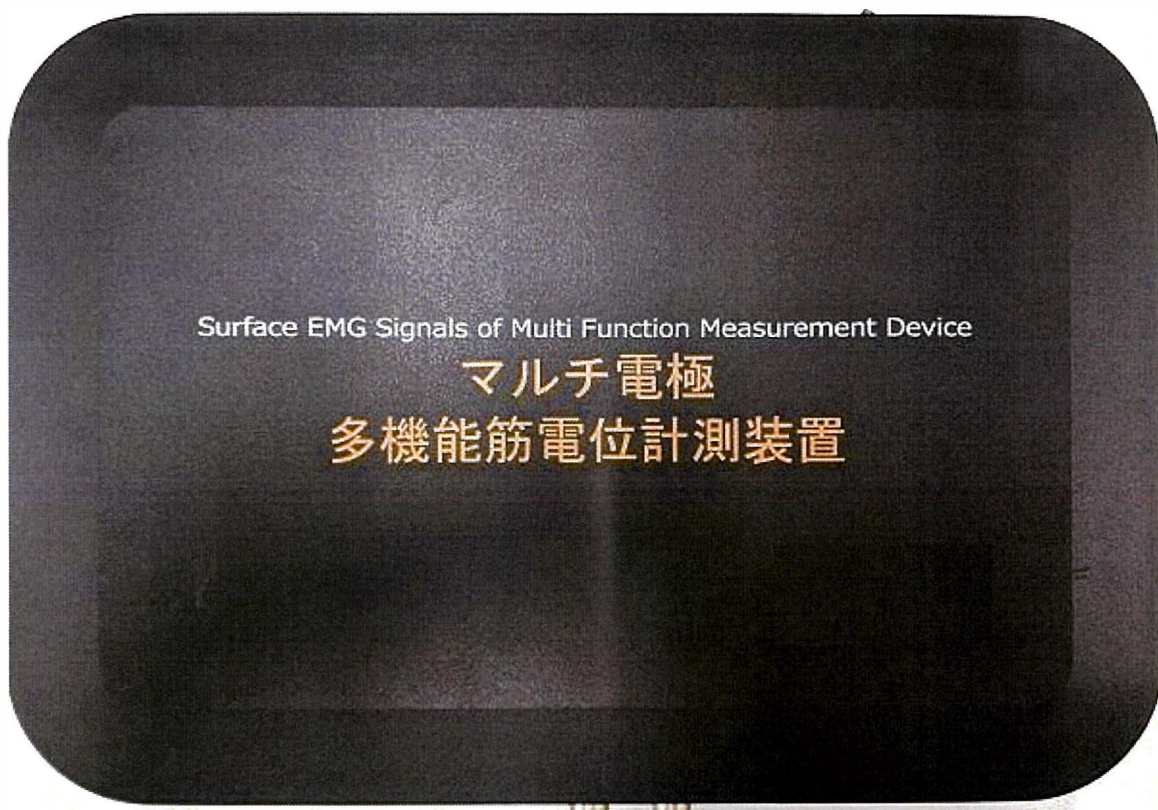


図 2-7 インピーダンス変換

2.5 多チャンネル表面筋電図計測装置

多チャンネル表面筋電図計測装置は，前頸部の多チャンネル電極の各 sEMG 信号を同時にサンプリングするために独自に仕様を制定し，開発を行った専用装置である．計測された sEMG 信号は，USB 2.0（Universal serial bus 2.0）High Speed インターフェースを介して，計測用パソコンに転送される．図 2-8 に多チャンネル表面筋電図計測装置の外観写真，図 2-9 にプリント基板と組み立て後の写真を示す．回路構成は，信号処理部，AD 変換部，データ転送部，絶縁部の 4 つに分けられる．以下に詳細を述べる．



(a) 上面



(b) 側面 1: 多チャンネル電極接続パネル



(c) 側面 2: USB ケーブル・バッテリー接続パネル

図 2-8 多チャンネル表面筋電図計測装置の外観

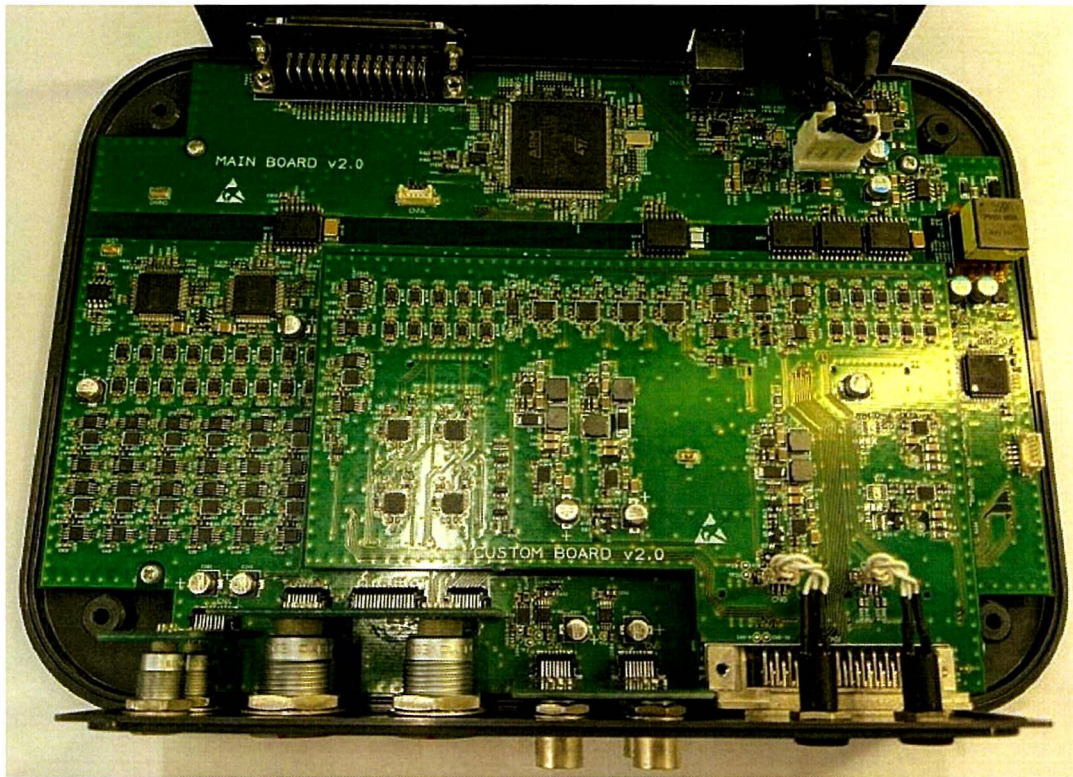


図 2-9 多チャンネル表面筋電図計測装置のプリント基板

2.5.1 信号処理部

図 2-10 に信号処理回路を示す．ここで v_{sl} は多チャンネル電極の各電極から導出される信号， v_{diff_l} は差動増幅器の出力， v_{afel} は最終段の出力 ($l = 1, 2, \dots, 22 \times 2$)， v_{si} は不関電極から導出される信号を示す．複数チャンネルのアナログ信号を処理する場合，マルチプレクサにより信号を切り替え，信号処理回路を共通化する方法もあるが，各チャンネルのサンプリング時刻に時間的なズレが生じてしまうため，各チャンネルの信号処理回路を並列に並べ，同時にサンプリングする構成とした．

初段の差動増幅器では，各電極の信号 v_{sl} と不関電極の信号 v_{si} 間の電位差を増幅する．このように 1 つの不関電極を基準にとり，各電極信号との差を増幅する方法を，単極誘導計測と呼ぶ⁽⁵²⁾．

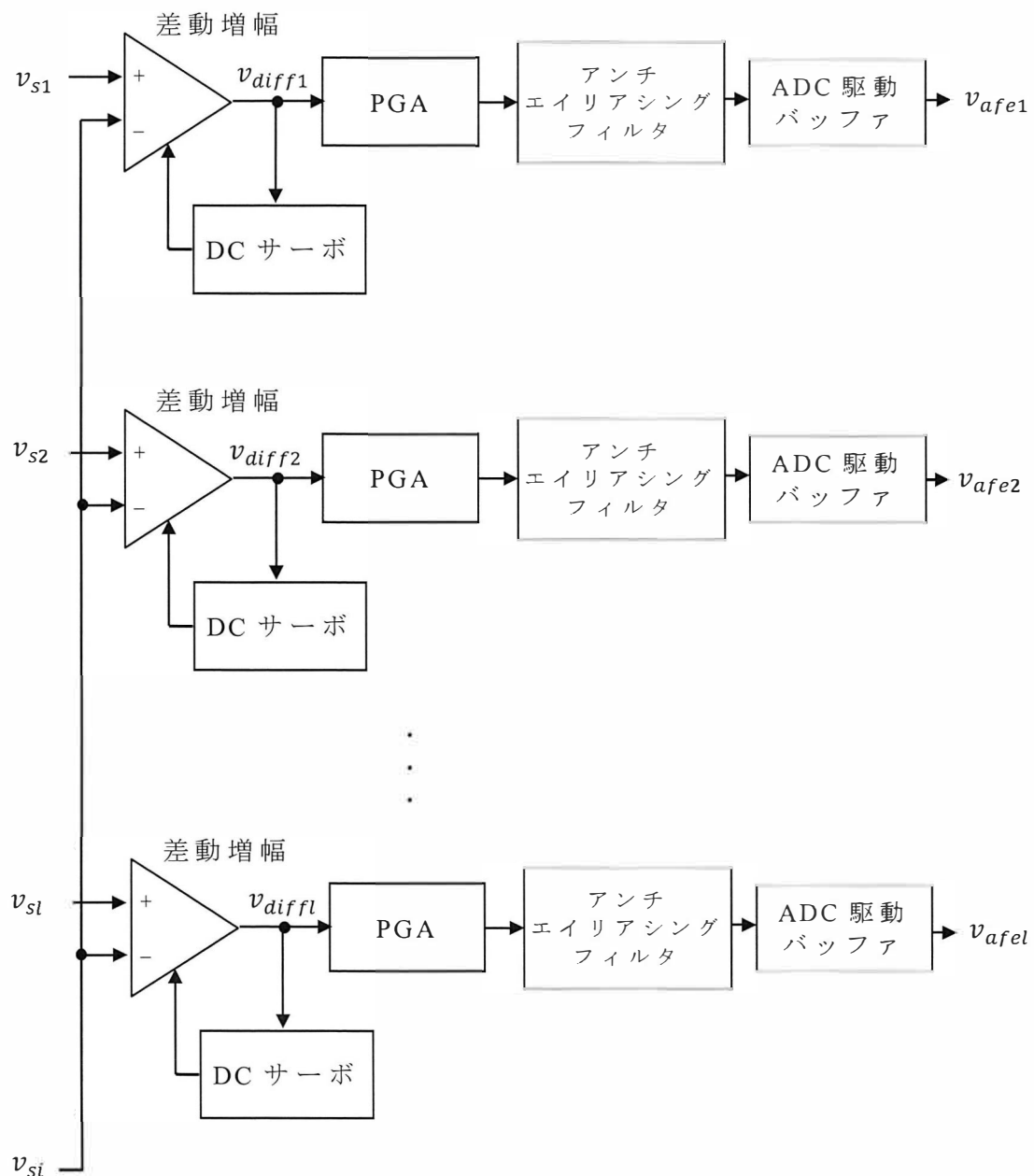


図 2-10 信号処理回路

差動増幅器では，主に商用電源から誘導され， v_{sl} と v_{si} に共通に結合する大きな同相ノイズを除去し，数十 μ ～数 mV の微小な v_{sl} と v_{si} の電位差を増幅する．差動増幅器の差動利得を A_{diff} 倍とすると，各チャン

ネルの出力電圧 v_{diff} は次式で示される．

$$v_{diff} = A_{diff} \cdot (v_{sl} - v_{si}) \quad (2-1)$$

実際には，同相ノイズは完全に除去されることはなく，残留したノイズ成分は，出力電圧 v_{diff} に基線ノイズとして重畳する．差動増幅器の同相ノイズを除去する能力は，同相除去（Common mode rejection : *CMR*）と呼ばれ，次式に示されるように，差動入力間に共通信号 v_{ci} を加えたとき，その信号が除去されず，どの程度出力 v_{co} に表れるかを示す⁽⁵⁵⁾．*CMR* は，差動増幅器の回路構成や部品性能によって決定される特性である．

$$CMR = \frac{v_{co}}{v_{ci}} \quad (2-2)$$

また，次式に示す差動利得と *CMR* の比は，同相信号除去比（Common mode rejection ratio : *CMRR*）と呼ばれ，値が大きいほど差動増幅器として優れた性能を持つことを示す．

$$CMRR = 20 \log \frac{A_{diff}}{CMR} \quad (\text{dB}) \quad (2-3)$$

多チャンネル表面筋電図計測装置の差動増幅器には，計装アンプ（Instrumentation amplifier）の AD8422（Analog Devices, Inc.）を選択し，差動利得 A_{diff} を 5 倍，*CMRR* を約 108 dB に設計した⁽⁵⁶⁾．

DC サーボ回路は，図 2-6 に示した皮膚や電極から発生する種々の直流電位や，体動により発生する低域信号を除去する 1 極のハイパスフィルタ（High-pass filter: HPF）として動作する．カットオフ周波数は，1 Hz とした．

PGA（Programmable gain amplifier）は，プログラマブル利得アンプ

とも呼ばれ、マイクロコンピュータ (Microcomputer) から制御信号を受け、動的に変更可能な信号利得を与える。信号処理回路全体の信号利得 A は、PGA の信号利得を A_{pga} とすると次式によって算出される。

$$A = A_{diff} \cdot A_{pga} \quad (2-4)$$

A_{pga} は、25 倍と 200 倍の 2 種類とし、信号利得 A を、125 倍または 1,000 倍に設定できるように設計を行った。

アンチエイリアシングフィルタは、不要な高周波ノイズを除去し、AD 変換時の折り返しノイズを抑止するためのアナログローパスフィルタ (Low-pass filter : LPF) である。後述する Σ - Δ AD 変換によりサンプリングを行う場合、アンチエイリアシングフィルタの特性は緩和されるため、カットオフ周波数は本来の sEMG 信号の周波数帯域よりも高い 4,000Hz とし、帯域内の振幅・位相特性にフィルタの影響を与えないようにした。フィルタはベッセル特性を持つ 3 極 (-18 dB/oct) の LPF として設計を行った。

DC サーボ回路では不要な低域信号を、アンチエイリアシングフィルタでは不要な高域信号を、それぞれ除去するため合わせて図 2-11 に示すバンドパスフィルタ (Band-pass filter : BPF) を形成する。

ADC 駆動バッファは、AD 変換器に対する電圧変換 (レベルシフト) と、ADC の容量性入力インピーダンスに対して高速駆動を提供するバッファ回路である。

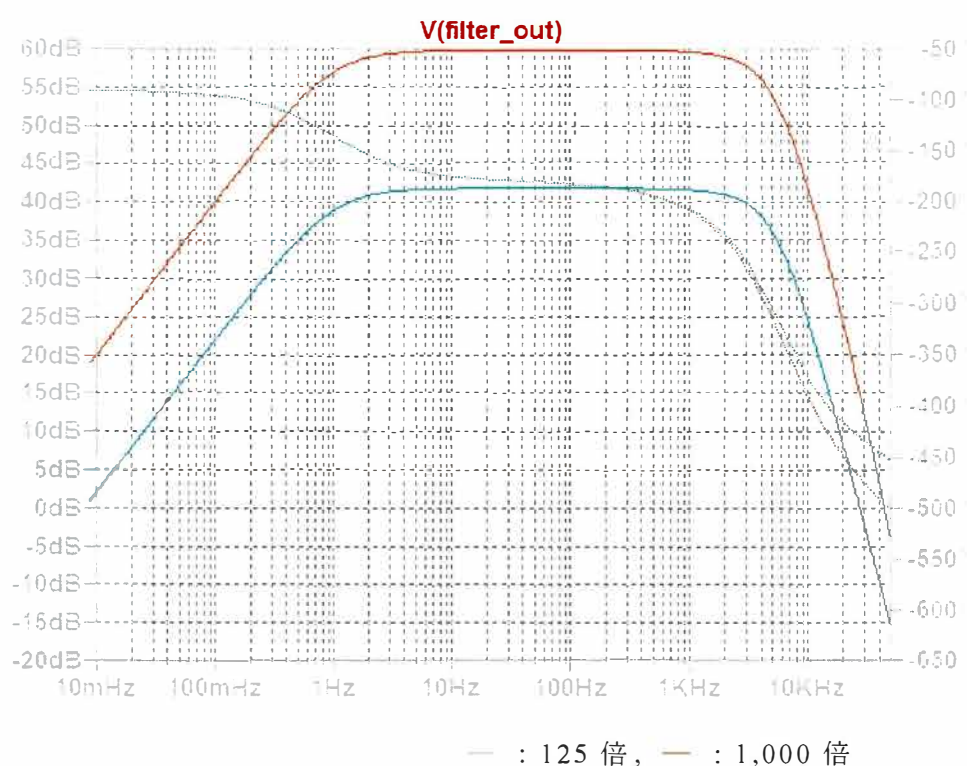


図 2-11 利得-周波数特性のシミュレーション結果

信号処理回路の設計評価として，1 チャンネルあたりの信号処理回路から発生するノイズの出力換算値 $v_{NafeOut}$ を，電子回路シミュレータ LTSpice (Analog Devices, Inc.) により算出し，入力換算ノイズ v_{NafeIn} を次式により算出した⁽⁵⁵⁾．出力換算ノイズ $v_{NafeOut}$ は，図 2-10 の最終出力 v_{afel} に重畳し，後述する AD 変換の変換誤差の要因となる．入力換算ノイズ v_{NafeIn} は，増幅器の利得に依らないノイズの大きさを表す指標である．その結果を表 2-1 に示す．なお，2,000 Hz でのサンプリングを想定し，0.01 Hz ~ 1,000 Hz の周波数範囲とした．

$$v_{NafeIn} = \frac{v_{NafeOut}}{A} \quad (2-5)$$

表 2-1 信号処理回路のノイズ評価

信号利得 A (倍)	125	1,000
出力換算ノイズ $v_{NafeOut}$ (uVrms)	77.4	598.8
入力換算ノイズ v_{NafeIn} (uVrms)	0.62	0.60

2.5.2 AD 変換部

AD 変換とは，連続時間信号であるアナログ信号を離散時間信号であるデジタル信号に変換することであり，アナログ信号を一定周期 T 毎にサンプリングし，その振幅を有限の数値で示す（図 2-12）.

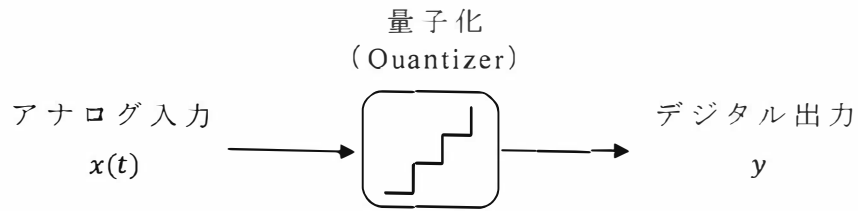


図 2-12 AD 変換器

AD 変換の性能指標の 1 つである信号対雑音比 SNR (Signal to noise ratio) は，正弦波入力を仮定し，次式に示される⁽⁵⁷⁾. ここで， v_{afe} は入力 $x(t)$ の実効値， v_{Noise} はノイズの実効値， $ENOB$ (Effective number of bits) は AD 変換の有効ビット数である.

$$SNR = 20 \log \frac{v_{afe}}{v_{Noise}} = 6.02ENOB + 1.76 \quad (\text{dB}) \quad (2-6)$$

v_{Noise} は，前節の信号処理回路から発生するノイズ $v_{NafeOut}$ を加味し，式(2-7)によって算出される⁽⁵⁸⁾. v_{Nadc} は，AD 変換によって発生するノイズであり，式(2-8) に示すように，AD 変換器自体から発生するノイズ $v_{Nadccir}$ と，量子化ノイズ v_{Nq} に分けられる.

$$v_{Noise} = \sqrt{v_{NafeOut}^2 + v_{Nadc}^2} \quad (2-7)$$

$$v_{Nadc} = \sqrt{v_{Nadccir}^2 + v_{Nq}^2} \quad (2-8)$$

AD 変換器はナイキスト型とオーバサンプリング型に大別される。ナイキスト型の AD 変換器は，入力 $x(t)$ と出力 y が 1 対 1 に対応する。 $x(t)$ の信号帯域 f_B は，サンプリング周波数 f_s の 1/2（ナイキスト周波数と呼ばれる。）に制限され，ナイキスト周波数以上の信号が $x(t)$ に含まれていると，出力 y には折り返しノイズ v_{Nny} による変換誤差が発生し， $ENOB$ は式(2-6)よりも更に低下する。このため高い $ENOB$ が要求されるほど，より急峻なアンチエイリアシングフィルタが必要になる。また AD 変換器を構成するアナログ素子の特性のバラツキは，出力 y に対する積分非直線性誤差 INL（Integral non-linearity）や微分非直線性誤差 DNL（Differential non-linearity）に影響を与える。一方，オーバサンプリング型の AD 変換器では，入力 $x(t)$ の信号帯域よりもはるかに高い周波数 $f_s(\text{Hz})$ でサンプリングを行い，デジタル信号処理を介して，出力周波数 $f_o(\text{Hz})$ の出力 y を生成する。このためアナログ依存の特性が緩和され，高い $ENOB$ を得ることができる⁽⁵⁹⁾。

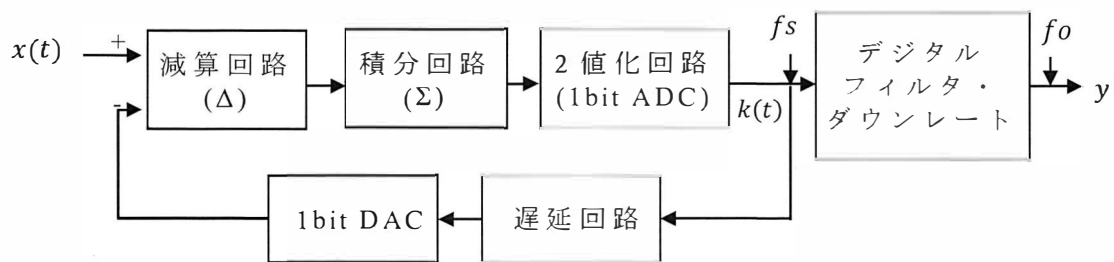
f_s と f_o の比はオーバサンプリング比（Oversampling ratio：OSR）と呼ばれ，次式に示される。

$$OSR = \frac{f_s}{f_o} \quad (2-9)$$

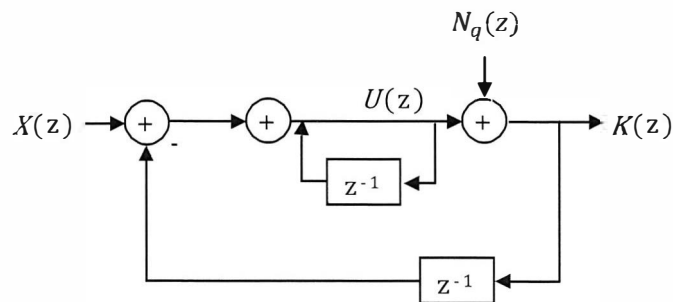
ただし，入力 $x(t)$ の信号帯域 f_B は，出力周波数 f_o に対して，標本化定理より，次式による制限を受ける。

$$f_B \leq \frac{f_0}{2} \quad (2-10)$$

図 2-13 にオーバーサンプリング型の AD 変換器である Σ - Δ AD 変換の概略図を示す^{(57),(59)}.



(a) ブロック図



(b) 量子化ノイズ N_q を付加した 1 次 Σ - Δ 変調のモデル

図 2-13 Σ - Δ AD 変換の概略図

Σ - Δ AD 変換では， $x(t)$ に対して，オーバーサンプリングと Σ - Δ 変調を施し， $f_s(\text{Hz})$ の 2 値化信号 $k(t)$ を得る． Σ - Δ 変調では， $x(t)$ と $k(t)$ の帰還信号の差分(Δ)の時間積分(Σ)が 0 になるように負帰還をかけるので， $x(t)$ の振幅が大きいほど $k(t)$ のパルス列には '1' が多く含まれる． $k(t)$ は 2 値化されたデジタル信号であるが， $x(t)$ の振幅情報をパルス密度に変調したアナログ信号ともいえる．一方，図 2-13 (b) の入出力特性は次

式に示される⁽⁵⁹⁾.

$$K(z) = X(z) + (1 - z^{-1}) \cdot N_q(z) \quad (2-11)$$

$X(z)$ は Σ - Δ 変調の影響を受けないが、周波数軸に対して一様分布する $N_q(z)$ に対する伝達関数は、 $1 - z^{-1}$ であり、 $N_q(z)$ は信号帯域 f_B を含む低域では減衰し、高域では増大する。高域にスペクトルがシフトした $N_q(z)$ は、不要な高域信号成分と共に、デジタルフィルタにより除去される。最後に f_s (Hz)を f_o (Hz)にダウンレートすることで、最終的なデジタル出力 y が得られる。このように Σ - Δ AD 変換は、量子化ノイズを小さくして、高い $ENOB$ を得ることができると共に、アンチエイリアシングフィルタの特性が緩和されるため、信号処理回路を簡素化できるメリットがある。

なお以降では、デジタル出力 y が得られる周期という意味で、 Σ - Δ AD 変換器の出力周波数 f_o を、サンプリング周波数として記載する。

多チャンネル表面筋電図計測装置には、16bit、64 倍の OSR 、8 チャンネルの Σ - Δ AD 変換器と線形位相の FIR (Finite impulse response) デジタルフィルタを持つ ADS1178 (Texas Instrument, Inc.) を採用した⁽⁶⁰⁾。サンプリング周波数 f_o は、1,000, 1,250, 2,000, 2,500, 4,000, 5,000, 8,000, 10,000 Hz の可変設計とした。また、全ての変換器をクロックに同期させ、全チャンネルの同時サンプリングを行うために、図 2-14 に示すようにプリント基板上の各変換器に繋がる AD 変換クロックのパターン長を、全て同じ長さで配線した (等長配線と呼ばれる.)。

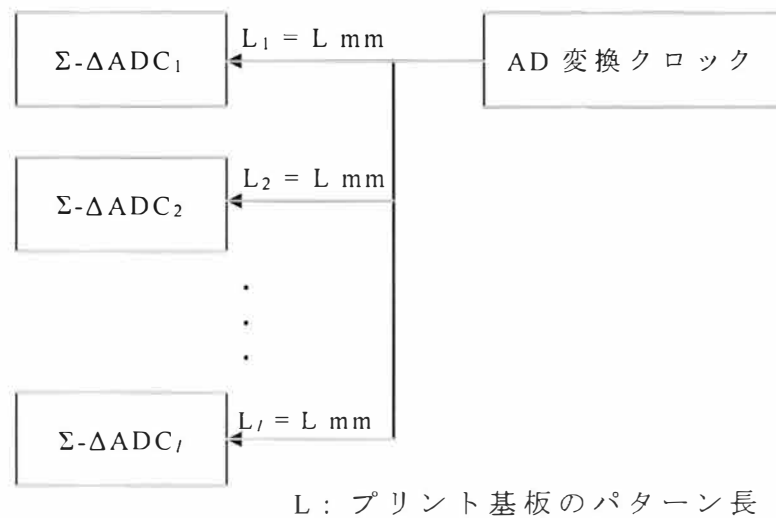


図 2-14 同時変換のための等長配線

最後に，多チャンネル表面筋電図計測装置全体の SNR と $ENOB$ を，サンプリング周波数を 2,000 Hz，信号利得を 125 倍として，式(2-6)から式(2-8)により計算した．表 2-2 に結果を示す．なお，入力信号の実効値 v_{afe} は，ADS1178 の入力電圧範囲は 0～5 V であるため 1.77 V，AD 変換ノイズ v_{Nadc} は ADS1178 のデータシートより 25.0 μV ，信号処理回路のノイズ $v_{NafeOut}$ は表 2-1 より 77.4 μV とした．

表 2-2 装置全体の SNR と $ENOB$

SNR (dB)	86.7
$ENOB$ (bit)	14.1

2.5.3 データ転送部

AD 変換によりデジタルライズされた計測データは図 2-15 に示すように USB2.0 の High speed インターフェースを介して計測パソコンに取り込まれる。これらの処理は DSP (Digital signal processor) に書き込まれたファームウェア (Firmware) によって実現される。図 2-16 にファームウェアのタスク (Task) 図を示す。ここで、タスクとはプログラムの実行単位のことである。ファームウェアに組み込まれた RTOS (Real time operating system) は、複数のタスクを並列に実行させるために、タスクの実行状態を、タスクに割り当てられた優先度に応じて、管理しスケジューリングする。また、割り込みハンドラ (Interrupt handler) とは、ハードウェアへの割り込み要求によって起動するプログラムである⁽⁶¹⁾。

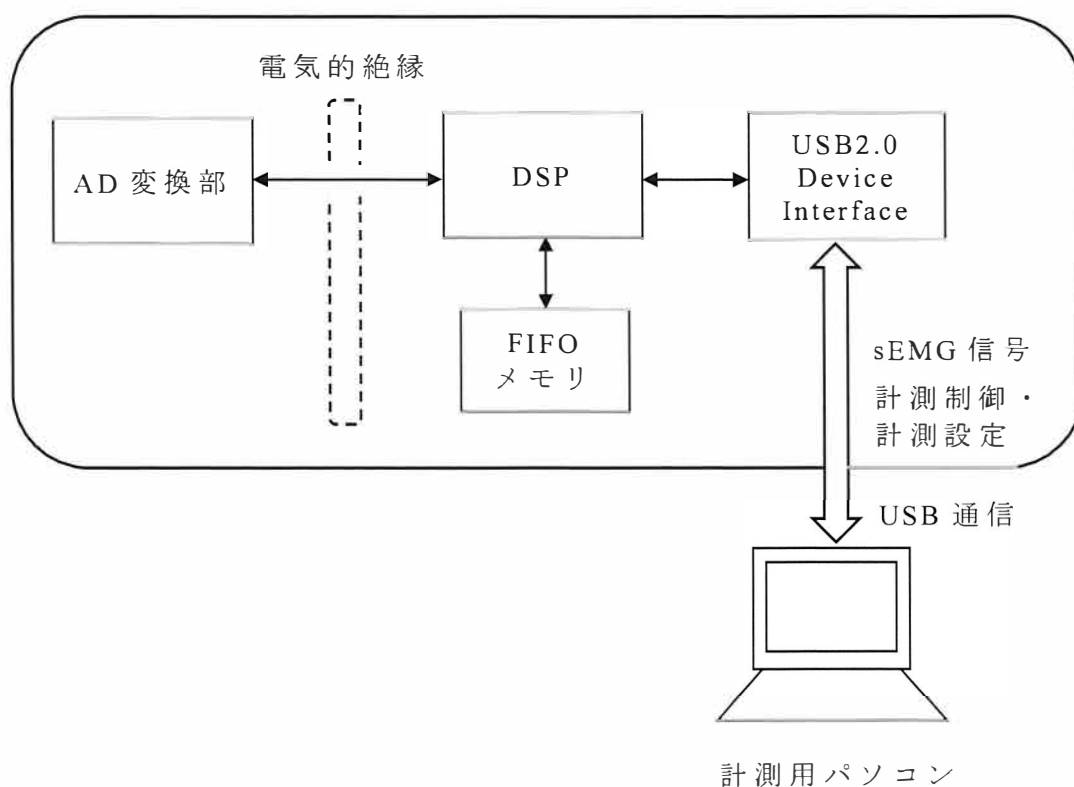


図 2-15 データ転送回路

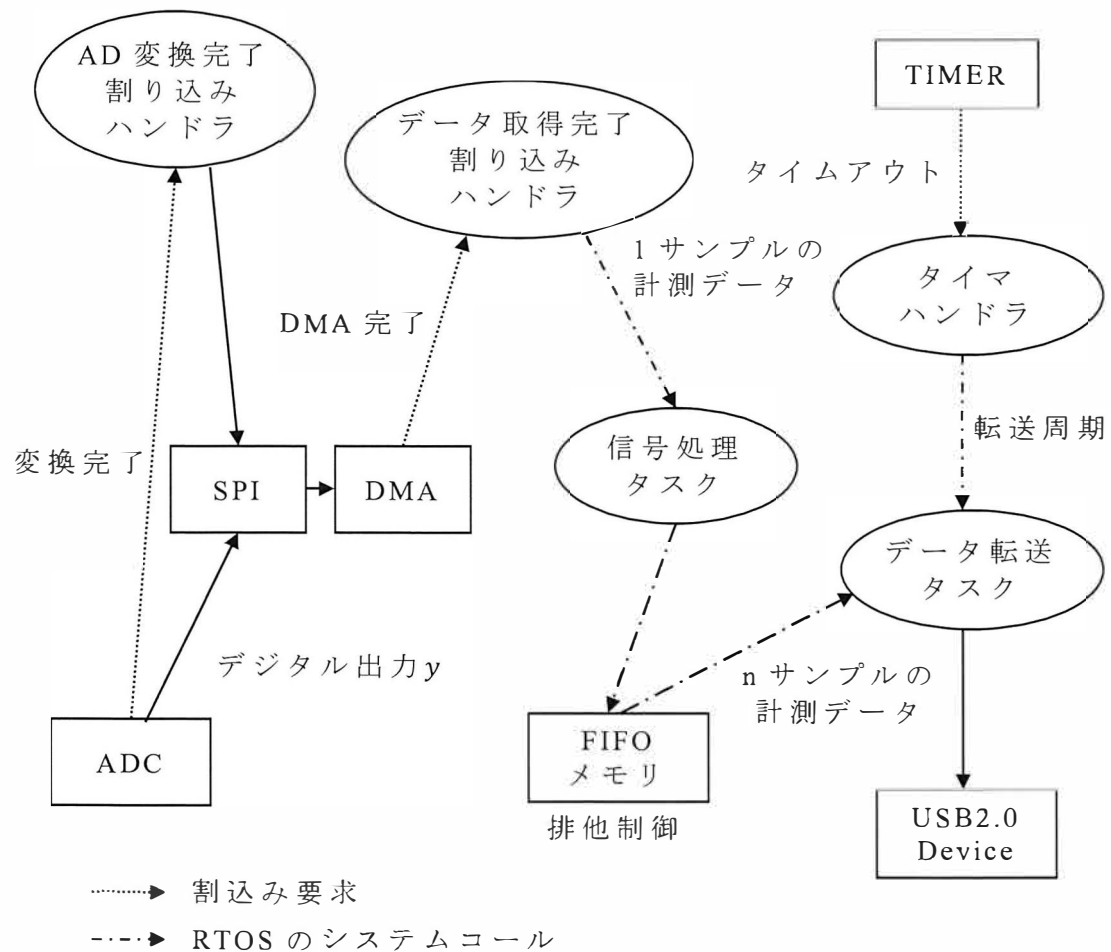


図 2-16 タスク図とデータフロー図

1 サンプルの AD 変換が完了すると、割り込み要求が発生し、AD 変換完了割り込みハンドラが起動する。この割り込みハンドラでは、各 AD 変換器からデジタル出力を取得するための SPI (Serial peripheral interface) 通信を開始する。そして受信した計測データを、DMA (Direct memory access) により、DSP の内部メモリに転送する。

全てのチャンネルの DMA 転送が完了すると、データ取得完了割り込みハンドラが起動し、計測データを、メッセージキュー (Message queue) により信号処理タスクに送信する。メッセージキューとは RTOS

が提供するタスク間の非同期通信のためのソフトウェアコンポーネントである。

信号処理タスクでは，キューに格納された計測データにデジタルフィルタ処理をかけ，SDRAM(Synchronous dynamic random access memory)により実現される FIFO (First in first out) メモリに格納する。

データ転送タスクでは，USB 送信バッファが空（送信が完了した状態）になると，FIFO メモリから送信が可能な n サンプルぶんの計測データを取得し，USB 送信バッファに格納する。そして USB ホスト（計測用パソコン）から送信要求を受けると，USB 送信バッファから計測データが送信される。FIFO メモリは，信号処理タスクとデータ転送タスク間に介在することで，タスクの独立性を高めると共に，ソフトウェアの信頼性を高め，全ての計測データを取りこぼすことなく計測パソコンに送信することを可能にする。

また USB 通信は，Windows8 以降の Windows OS が標準提供する WinUSB 通信ドライバに対応し，プラグアンドプレイ (Plug and play : PnP) により USB コネクタに差し込むだけで，多チャンネル表面筋電図計測装置が計測用パソコンに自動認識されるようにファームウェアの設計を行った。

2.5.4 絶縁部

多チャンネル電極は、生体に接触するセンサであるため、図 2-17 に示す絶縁設計を行い、電気的な安全性についての対策を行った。生体と電極が電氣的に接触するアナログ回路（信号処理部および AD 変換部）と、外部の電源やパソコンへの接続を可能にするデジタル回路（データ転送部）は、電氣的に絶縁する設計とした。このように外部の機器から意図しない高電圧が生体に加わり、電流が流れ込まないように、直流経路を排除した状態をガルバニック絶縁と呼ぶ。

多チャンネル表面筋電図計測装置への入力電源は、直流 12 V とし、デジタル回路には、直接電力を供給する。アナログ回路には、フライバック絶縁電源回路を介して電力を供給する。フライバック絶縁電源回路は、絶縁型の DC-DC 電源回路の 1 種である。直流の入力電圧をスイッチングトランジスタでチョッピングし、スイッチングトランスを介して二次側にエネルギーを伝達し、平滑化・安定化して直流電圧を出力する⁽⁶²⁾。

また、デジタル回路とアナログ回路のデータパスは、容量性のデジタルアイソレータにより絶縁を施した。容量性のデジタルアイソレータでは、絶縁されたコンデンサ間でデジタル信号（パルス信号）の伝達を行う⁽⁶³⁾。

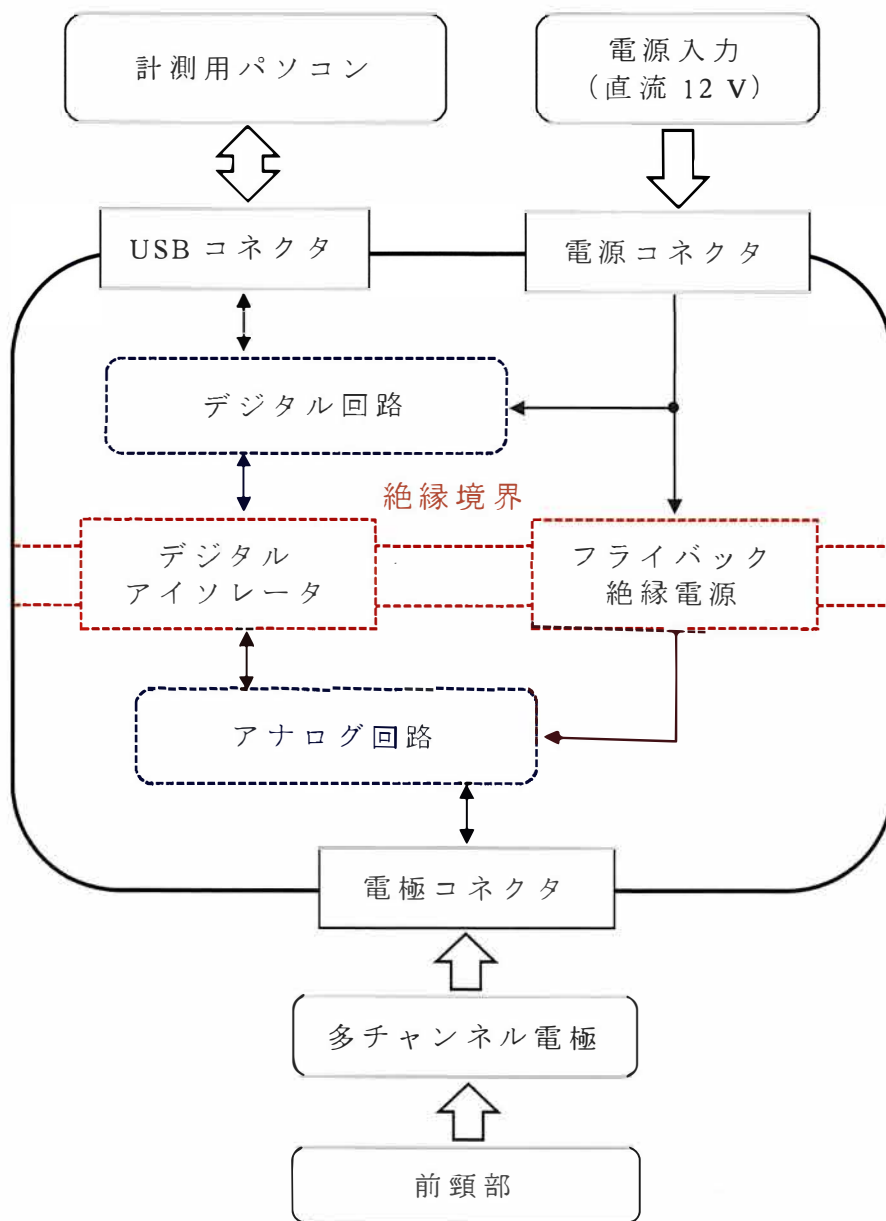


図 2-17 絶縁構成

2.5.5 DLL

DLL とは，Windows 上の様々なプログラム言語から利用が可能な，汎用性の高い機能をライブラリ化したバイナリファイルの一つである．DLL を利用することで，プログラムの共通化が可能になる．本研究では，MATLAB 言語で記述する，嚥下機能の定量化ソフトウェアから，多チャンネル表面筋電図計測装置を制御し，sEMG 信号を取得するための通信プログラムを DLL としてライブラリ化した．図 2-18 に DLL の関係図を，図 2-19 に設計した DLL の状態推移図 (State machine figure) を示す．MATLAB 上から，C/C++ で記述し，バイナリ化した DLL 上の関数を呼び出すことで，種々の通信プログラムをリアルタイムに利用する．

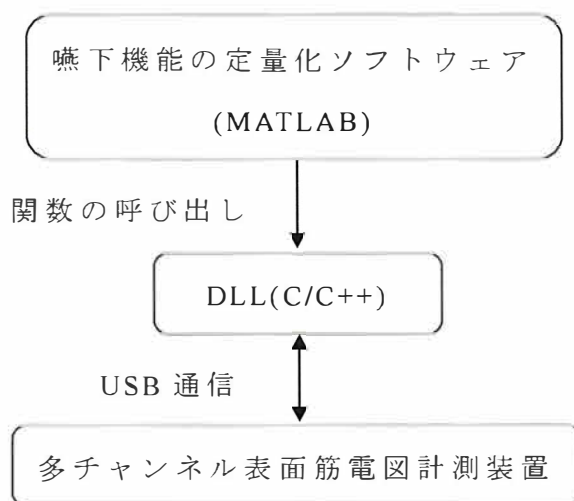


図 2-18 DLL の関係図

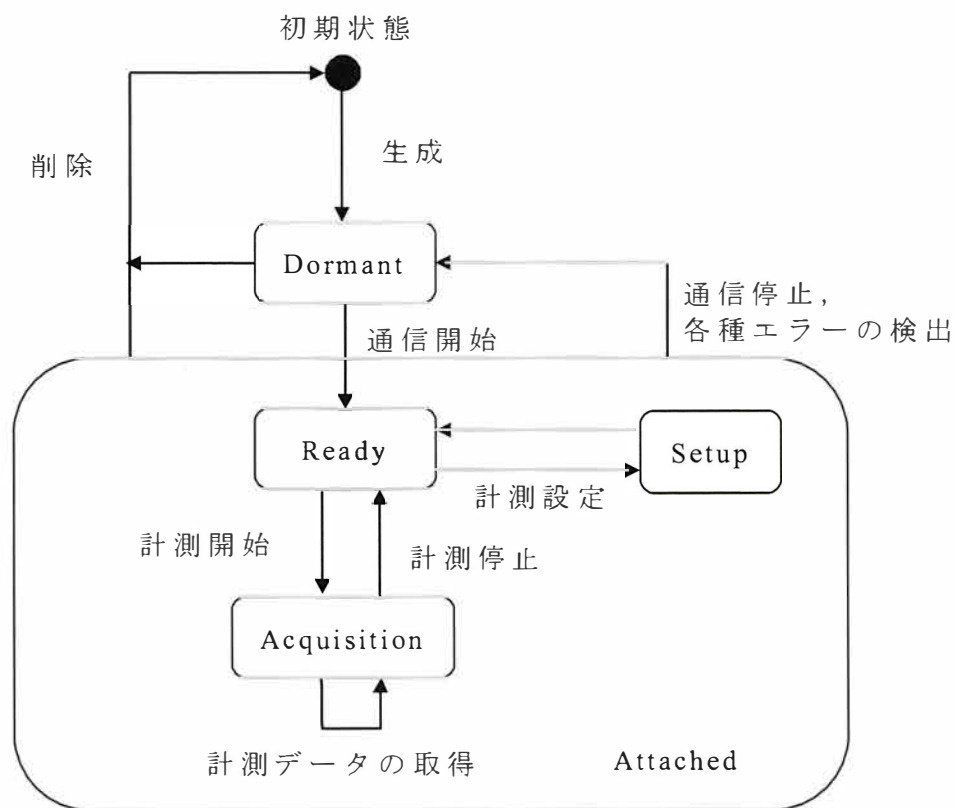


図 2-19 DLL の状態推移図

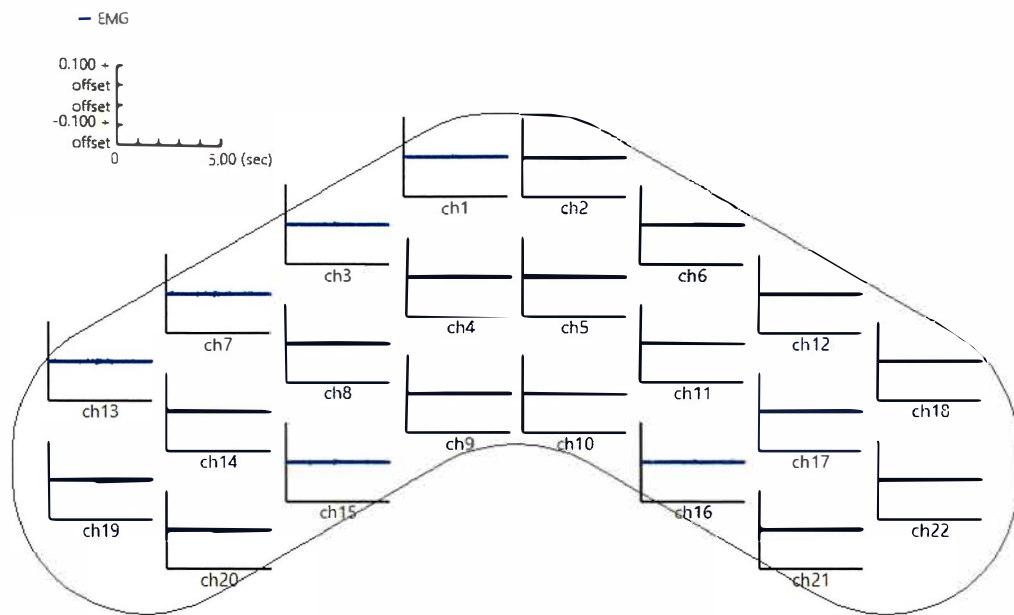
2.6 動作検証

開発した前頸部多チャンネル表面筋電図計測装置の動作検証として、安静時と冷水嚥下時の舌骨上筋群と舌骨下筋群の sEMG 信号の計測を、健常男性 1 名を対象にして行った。計測は、多チャンネル表面筋電図計測装置の信号利得を 125 倍、サンプリング周波数を 2,000 Hz とした。

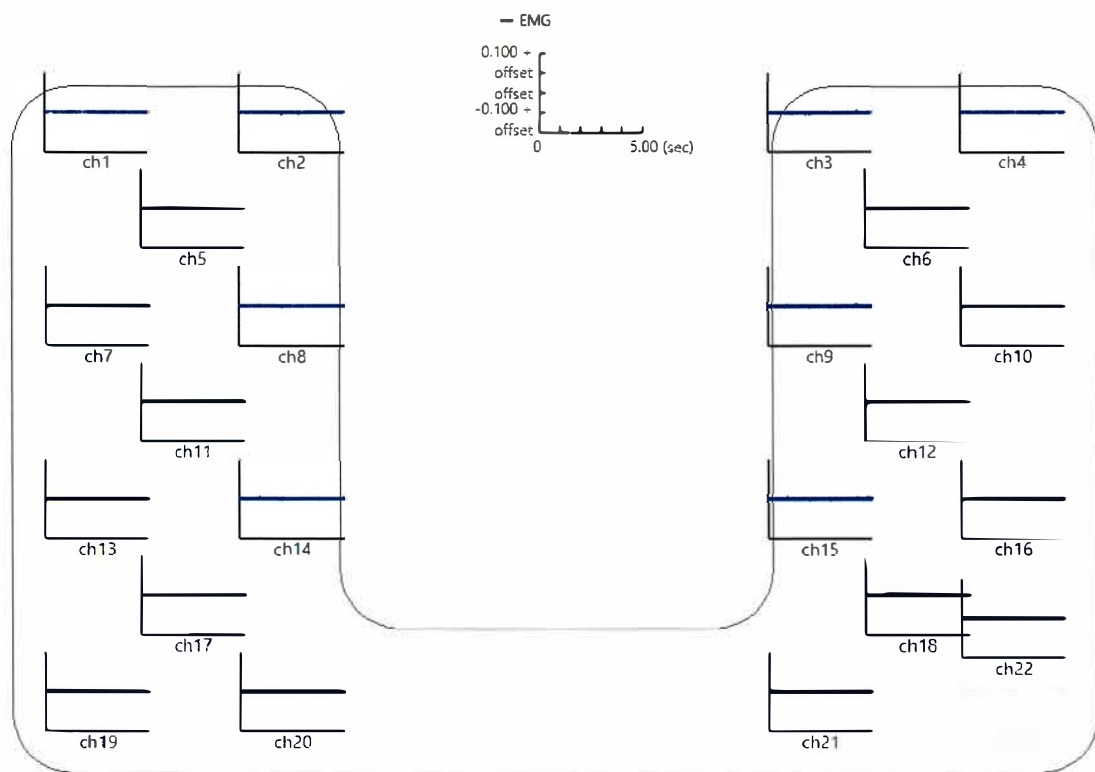
図 2-20 に安静時の波形を、図 2-21 に冷水嚥下時の sEMG 信号波形を示す。基線ノイズは小さく、微小な sEMG 信号を高精度に計測できることを確認した。

図 2-22 に図 2-21 における舌骨上筋群のチャンネル 1 の FFT (Fast fourier transformation) の解析結果を示す。特に 10~300 Hz に強い信号成分が観測され、高域はおよそ 500 Hz まで分布していることを確認した。

図 2-23 に図 2-21 における舌骨上筋群の sEMG 信号に RMS (Root mean square) を施し、カラー情報に変換した画像を示す。時間と共に変化する多チャンネル電極の各チャンネルの振幅情報を、面で捉えるように計測できることを確認した。

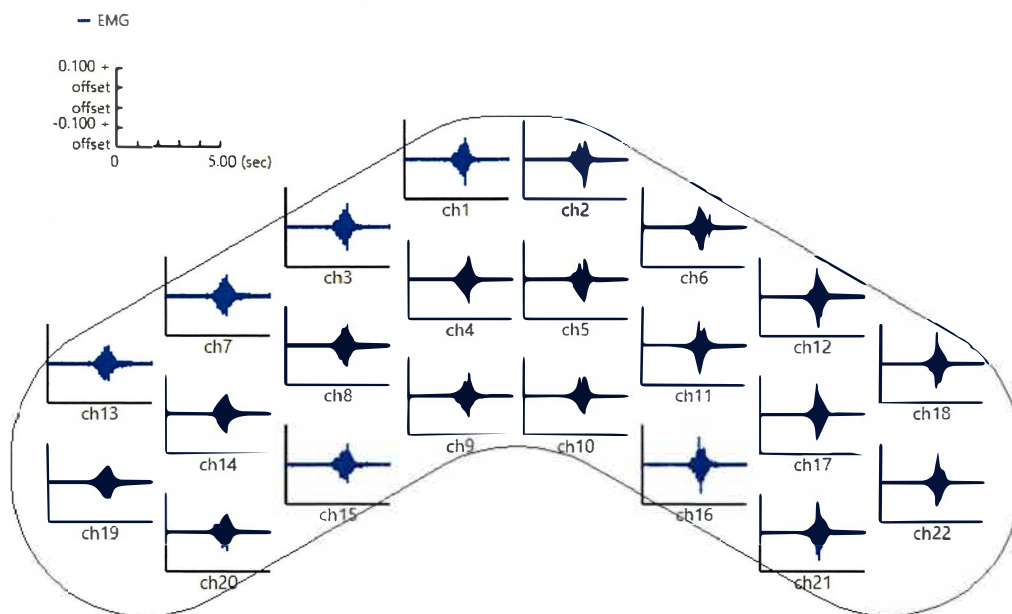


(a) 舌骨上筋群

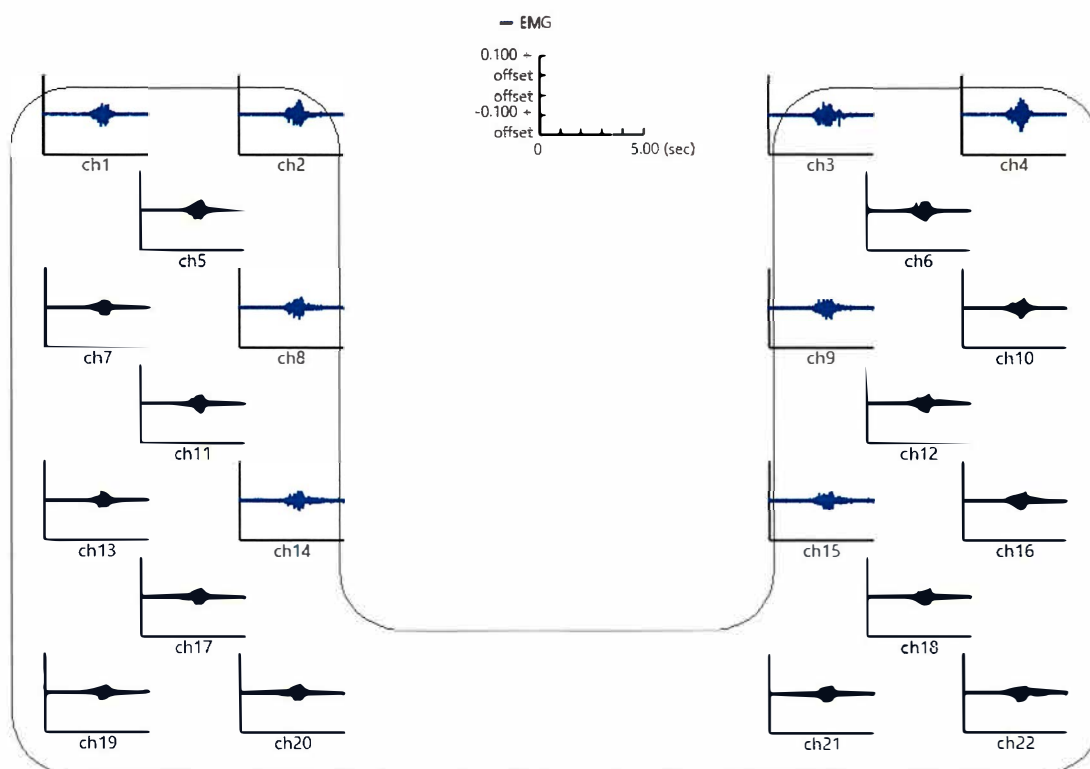


(b) 舌骨下筋群

図 2-20 安静時の計測波形



(a) 舌骨上筋群



(b) 舌骨下筋群

図 2-21 冷水嚥下時の計測波形

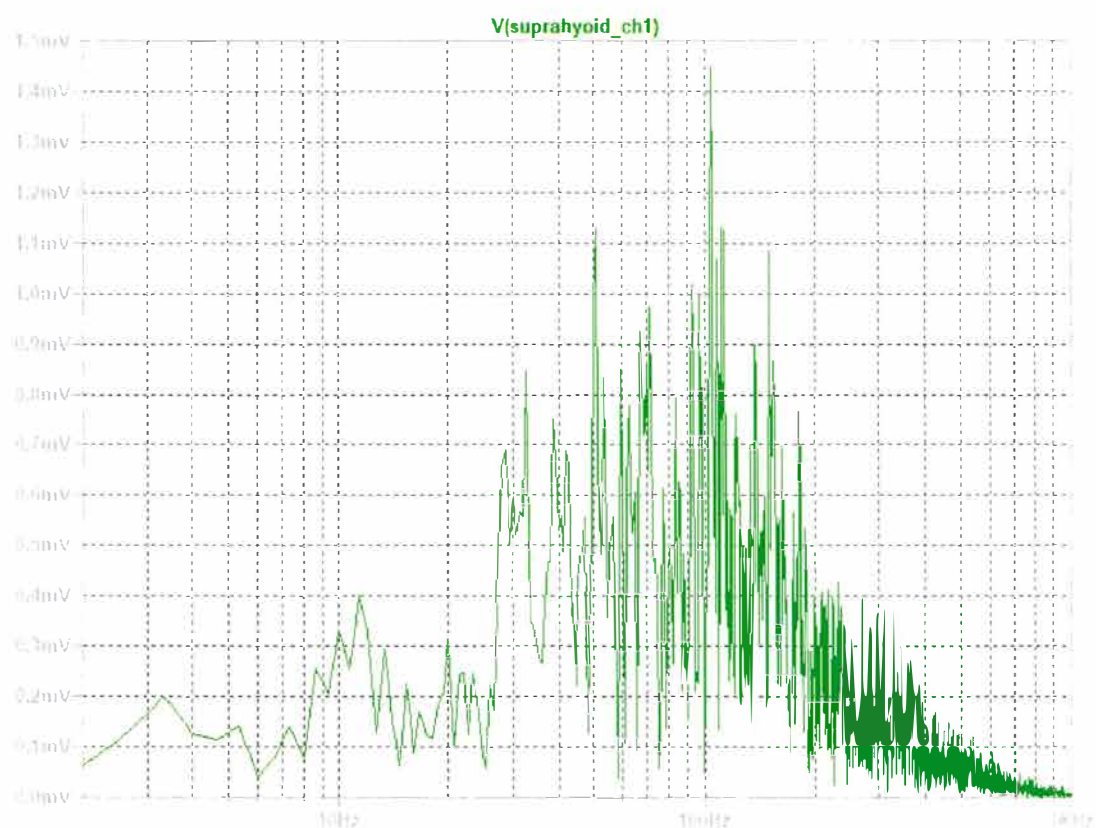


図 2-22 FFT 解析

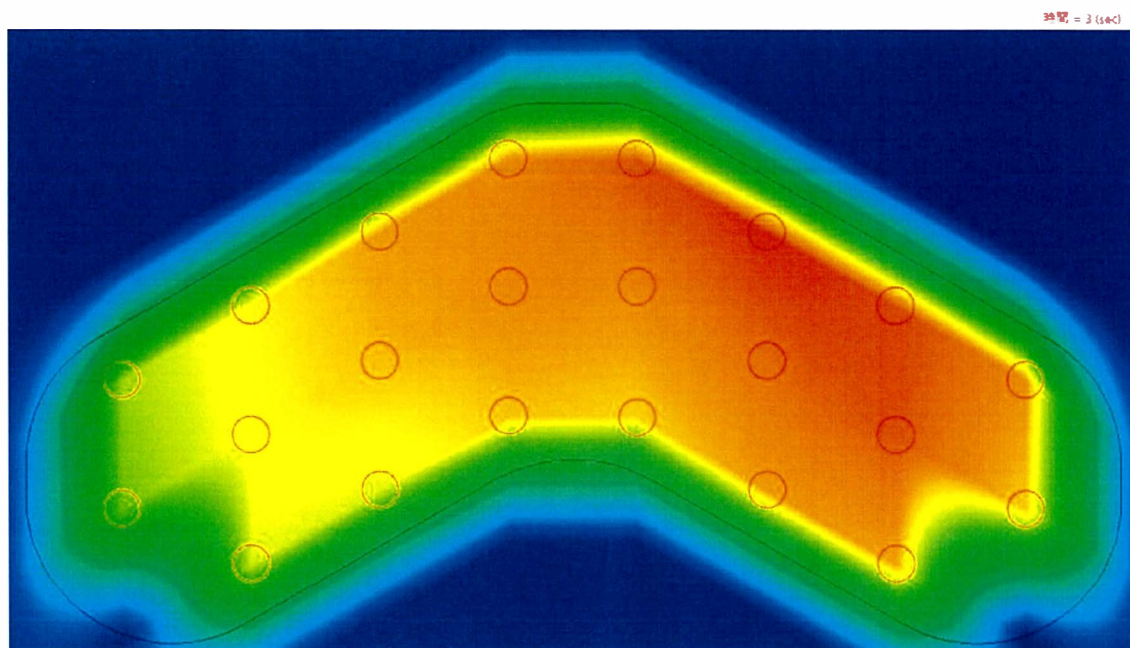


図 2-23 舌骨上筋群のカラーマップ解析

2.7 考察

本章では、複数の筋が協調的に活動する複雑な嚥下運動を、専門知識がなくともセンサを装着でき、非侵襲に簡便に計測することのできる、嚥下機能評価のための専用装置（ハードウェア）を開発した。

前頸部は、複数の筋が複数の層に重なり合っているため、特定の筋の sEMG 信号を正確に計測することは難しい。また市販電極の場合、前頸部に設置できる電極数は限られ、装着の手間、電極ケーブルの乱雑化が問題となる。そこで前頸部を覆うように装着する、専用形状の多チャンネル電極を設計することで、これらの問題を解消した。

一般論として筋電図計測装置は、sEMG 信号を歪めずに正しく、電気特性を忠実に導出・増幅することのできる装置でなければならない⁽⁴¹⁾。特に、嚥下条件の違いから、わずかに変化する嚥下パターンの違いを検出するためには、sEMG 信号処理回路の低ノイズ化が重要である。市販されている表面筋電図計測装置の同相信号除去比 *CMRR* は 90 ～ 100 dB、入力換算ノイズ v_{Nafeln} は数 μV_{rms} である⁽⁶⁴⁾が、本研究で開発した多チャンネル表面筋電図計測装置の *CMRR* は約 108 dB、 v_{Nafeln} は約 0.60 μV_{rms} である。より優れた値を実現することができ、信号処理回路の低ノイズ化を実現したといえる。更に、前頸部多チャンネル表面筋電図計測装置は、前頸部の sEMG 信号の全チャンネルを、同時にサンプリングする ADC を搭載し、嚥下時の筋活動の多点同時計測を可能にした。また USB ケーブル 1 本で計測パソコンと接続することができ、配線ケーブルの乱雑さや、取扱いの複雑さを解消した。

sEMG を用いた嚥下機能に関する研究は数多く報告されているが、計測装置まで専用開発する研究グループは少ない。このため今後も嚥下機能に関する、他グループに先駆けた研究を行える可能性があると考えられる。

以上のように、本章では、非侵襲かつ簡便な嚥下機能評価システムを実現するための専用装置を確立した。

第3章 機械学習を用いた嚥下条件分類

3.1 概要

本研究では，嚥下機能を「異なる嚥下条件に対する対応力」と定義し，嚥下運動に大きく関与する前頸部の 44 チャンネルの sEMG 信号から，嚥下条件の違いに伴ってわずかに変化する嚥下パターンの違いを定量化する嚥下機能評価法の開発を行う．この章では，前章の前頸部の多チャンネル電極を用いて計測した sEMG 信号から作成する嚥下画像の中に，嚥下条件の違いを表す有益な情報が含まれているかどうかを検証する．

一般的な sEMG 信号の解析方法は，sEMG 信号の振幅値，オンセット・オフセット時間，持続時間等のパラメータを数値化し，筋活動の発生タイミングや筋活動パターンを解析する^{(40),(41)}が，この従来手法によって，嚥下条件に伴ってわずかに変化する嚥下パターンの違いを検出できるかは懐疑的である．更に，嚥下条件や数値化したパラメータ，44 チャンネルの計測チャンネルが複雑に組み合わさった煩雑な結果が得られ，嚥下機能の評価手法として簡便に利用できないことが予測される．一方，ここ数年の人工知能（Artificial intelligence）の発展は著しく，センサから得られた計測データの特徴を，機械学習によりモデル化し，運動識別や運動補助に活用しようとする研究が盛んに行われている．特に sEMG を活用した研究事例は，ジェスチャ認識^{(65),(66)}，筋電義手⁽⁶⁷⁾，電動車いす制御⁽⁵⁰⁾等の数多くの報告がある．識別器には，線形判別分析（Linear discriminant analysis : LDA）^{(67),(68)}や，SVM^{(50),(69)}等が用いられている．sEMG 信号を画像化し，深層学習（Deep learning）の 1 種である CNN によって画像の特徴を抽出し，識別する手法も報告されている^{(65),(66)}．このような背景のもと，本研究では，CNN を用いた画像認識技術に着目した．嚥下の開始から終了までの前頸部の sEMG 信号を「嚥下画像」に変換し，嚥下画像の特徴ベクトルを，事

前学習済みの CNN である AlexNet から抽出する．そして嚙下条件の違いに対する嚙下画像の特徴ベクトルの変化量を「異なる嚙下条件に対する対応力」として定量化する．

この章では，嚙下機能評価のファーストステップとして，嚙下画像から抽出した特徴ベクトルを，機械学習を用いて分類することで，嚙下画像の中に，嚙下条件の違いを表す有益な情報が含まれているかどうかを検証する．これは機械学習において，特徴ベクトルの違いが大きい程，特徴ベクトルは線形分離がされ易くなり，識別精度は高くなることに基づいている⁽⁷⁰⁾．すなわち，識別精度が高い程，嚙下画像に嚙下条件の違いを表す有益な情報が含まれているといえる．

3.2 データ取集

本実験は，岩手大学における人を対象とする医学研究実施規則に基づき，岩手大学 人を対象とする医学系研究倫理審査委員会の承認（第 201808 号）を得て実施した．

3.2.1 被験者

嚥下障害の既往のない，健常成人男性 8 名（年齢 22.4 ± 1.2 歳，身長 171.4 ± 6.0 cm，体重 62.3 ± 7.4 kg，mean \pm SD）とした．

3.2.2 実験方法

舌骨上筋群用の多チャンネル電極は，被験者の下顎の正中線と舌骨上筋群用多チャンネル電極の中心線が一致し，下顎骨に電極が当たらない位置に装着した．舌骨下筋群用の多チャンネル電極は，上から 2 番目の電極が，被験者の甲状軟骨の前方に最も突出している位置に装着した．また不関電極と GND 電極は被験者の両耳朶，RLD 電極は被験者の第 7 頸椎上にそれぞれ装着した．なお，事前にエタノール含有綿（サニコットパウチ β a，丸三産業株式会社）を用いて，電極表面の除菌ならびに，電極を装着する被験者の前頸部と耳朶，第 7 頸椎上の皮脂を除去した．また皮膚と電極間の接触抵抗を抑えるために電極表面に筋電図用ペースト（Elefix，日本光電）を塗布した．

3.2.3 嚥下条件

緒言で述べた通り嚥下は，随意運動に関わる大脳皮質等の上位からの中樞性入力と，反射性の不随意運動に関わる咽頭粘膜等からの末梢性入力によって誘発される^{(7),(9)}．このため，それらの変化を期待した 2 種類の一回嚥下量と 2 種類の一回嚥下量を組み合わせた，合計 4 動作を嚥下条件に設定した（表 3-1）．

一回嚥下量には 3mL と 15mL の 2 種類を設定した．3 mL は嚥下機

能のスクリーニングテストの1つである改訂水飲みテストの規定量である⁽³²⁾。15 mL は、3 mL に対する、一回嚥下量の増加に伴う反射性の不随意運動の嚥下パターンの変化を期待した冷水量である。

嚥下強さには、通常嚥下と努力嚥下の2種類を設定した。通常嚥下は、普段通りの自然な嚥下であり、努力嚥下は、最大の力で飲み込むように意識した嚥下リハビリテーションの一手法⁽⁷⁾である。この嚥下条件を設定することで、嚥下強さの変化に伴う随意運動の嚥下パターンの変化を期待した。

被験者は座位姿勢とし、試料の冷水を、シリンジ（ニプロシリンジ（針なし）20 mL，ニプロ株式会社）を用いて被験者の口腔底に挿入した。計測対象は、口腔底に挿入した冷水を、舌で水をすくってから飲み込むまでの一連の動作とした。2秒間を嚥下動作区間として想定し、3秒間の安静時間を、その前後に加えた合計8秒間を、一回あたりの計測時間とした。

計測は、水3 mLの通常嚥下（3-mL normal swallow：NS3）、水3 mLの努力嚥下（3-mL effortful swallow：ES3）、水15 mLの通常嚥下（15-mL normal swallow：NS15）、水15 mLの努力嚥下（15-mL effortful swallow：ES6）の順に1動作ずつ行い、これを20試行繰り返した。各動作の間には、少なくとも20秒以上の休息を設け、直前の動作による疲労等の影響を極力排除するようにした。

sEMG信号のサンプリング周波数は2,000Hzとし、合計44チャンネルの前頸部のsEMG信号を計測用パソコンに取り込んだ。

表 3-1 嚥下条件

嚥下強さ	一回嚥下量	
	冷水 3 mL	冷水 15 mL
通常嚥下	NS3	NS15
努力嚥下	ES3	ES15

3.3 嚥下条件分類の詳細

嚥下条件分類は，sEMG 信号計測，前処理，画像変換，特徴抽出，識別，識別精度算出から構成される．図 3-1 に嚥下条件分類の手順を示す．

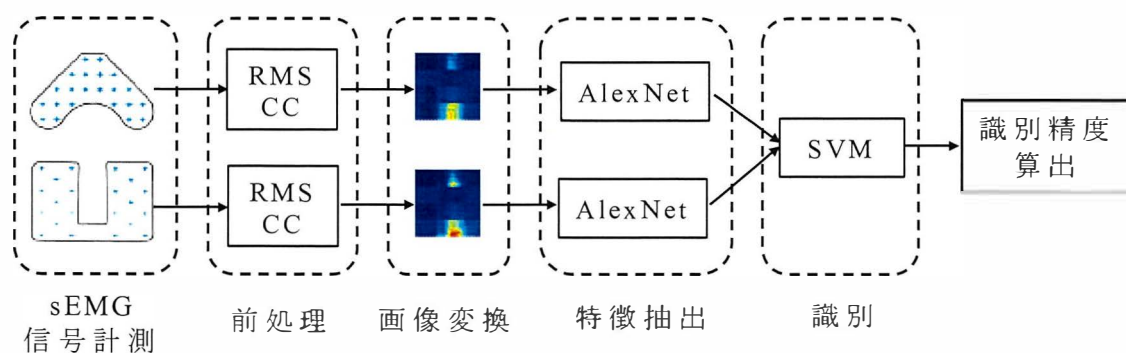


図 3-1 嚥下機能評価の手順

1. 前処理

時間領域の特徴量である RMS 成分と，周波数領域の特徴量である CC 成分（Cepstrum coefficient）を，舌骨上筋群と舌骨下筋群のチャンネル毎に計算する．

2. 画像変換

画像化範囲（182 フレーム）における，各チャンネルの特徴成分から「22 チャンネル × 4 次元の特徴成分 × 182 フレーム」を 1 枚の画像とする嚥下画像を，舌骨上筋群と舌骨下筋群に対してそれぞれ作成する．

3. 特徴抽出

AlexNet を用いて，舌骨上筋群と舌骨下筋群のそれぞれの嚥下画像から特徴ベクトルを抽出し，結合する．

4. 識別

嚥下画像から抽出された特徴ベクトルを，非線形 SVM を用いて学習し，嚥下条件の識別を行う．最後に識別精度を算出する．

以下に嚥下条件分類の詳細を述べる．

3.3.1 前処理

嚥下画像を作成するための前処理として，舌骨上筋群と舌骨下筋群のそれぞれの各チャンネルの sEMG 信号から，時間領域の特徴成分と周波数領域の特徴成分を算出する．以下に算出手順を示す．

1. フレームの切り出し

各チャンネルの sEMG 信号を，図 3-2 に示すように，16 ms 毎にシフトし 128 ms 間隔に切り出す．以下の特徴成分の算出は，フレーム毎に行う．

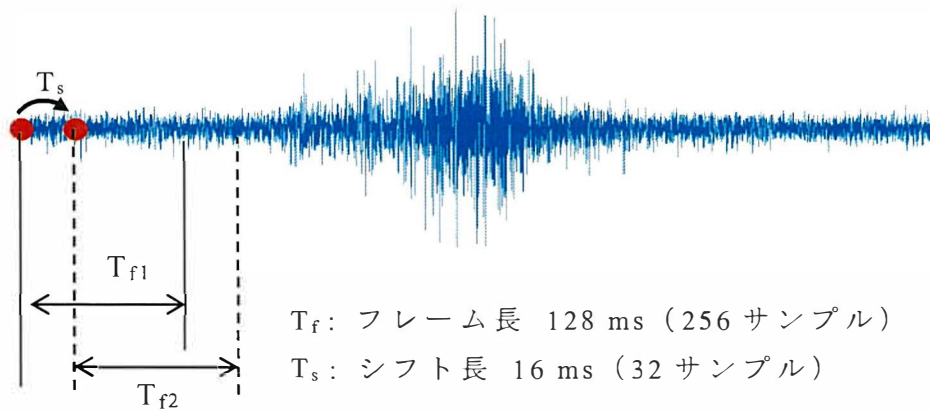


図 3-2 sEMG 信号の切り出し

2. RMS 成分の算出

時間領域の特徴量である RMS 成分は，次式により算出する．

ここで， $sEMG_{l,n}(p)$ は， p をフレーム番号， l を多チャンネル電極の

電極番号 ($l = 1, 2, \dots, 22 \times 2$) , n をフレーム内の n 番目のサンプル ($n = 0, 1, \dots, N-1$) とする sEMG 信号のサンプル値である. N は 1 フレームあたりのサンプル数 256 である.

$$RMS_l(p) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} sEMG_{l,n}(p)^2} \quad (3-1)$$

3. CC 成分の算出

周波数領域の特徴量である CC 成分は, まず式(3-2) に示す, sEMG 信号の離散フーリエ変換 (Discrete fourier transform : DFT) を計算し, N 点の周波数スペクトル $X_l^k(p)$ を得る. DFT の計算には FFT アルゴリズムを用いた.

$$X_l^k(p) = \sum_{n=0}^{N-1} sEMG_{l,n}(p) e^{\frac{-j2\pi kn}{N}} \quad (3-2)$$

ここで, k は周波数 ($k = 0, 1, \dots, N-1$), $sEMG_{l,n}(p)$ は, sEMG 信号のサンプル値 $sEMG_{l,n}(p)$ に, 次式に示すハニング窓関数を掛け合わせた値である⁽⁷¹⁾. フレーム毎に切り出した sEMG 信号には, 周期性が成り立たないため, 元のサンプル値 $sEMG_{l,n}(p)$ に窓関数 $w(n)$ を掛け合わせ, 離散フーリエ変換を行う際の信号の不連続性の問題の解消する.

$$w(n) = 0.5 \left(1 - \cos \left(\frac{2\pi n}{N} \right) \right) \quad (3-3)$$

次に, 式(3-4)に示す, $X_l^k(p)$ のパワースペクトルの対数値の逆フ

ーリエ変換を計算し， N 点のケプストラム $CC_l^n(p)$ を得る．

$$CC_l^n(p) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \log |X_l^k(p)|^2 e^{\frac{j2\pi kn}{N}} \quad (3-4)$$

CC は，sEMG 信号のパワースペクトルに関する高次元情報である．低次の CC 成分は，なだらかな変動（包絡形状）に対応し，高次の CC 成分は高周期で変動する成分に対応する．本研究では，低次の包絡形状に着目し，1～3 次の CC を特徴成分として採用する．

4. 平均化

フレーム間の変動を抑えるため，RMS 成分には式(3-5)，CC 成分には式(3-6)に示す移動平均処理を行う．ここで M は移動平均点数 10 である．

$$ARMS_l = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} RMS_l(p-m) \quad (3-5)$$

$$ACC_l = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} CC_l(p-m) \quad (3-6)$$

3.3.2 画像変換

sEMG 信号から抽出した RMS 成分と CC 成分をカラー情報に変換し，嚥下画像を作成する．以下に手順を示す．

1. 画像化範囲の設定

「3.2.3 嚥下条件」にて想定した嚥下動作区間を含む合計 3 秒

間（182 フレーム）を嚙下画像の画像化範囲とした。

2. 特徴成分の正規化

RMS 成分と CC 成分は取りうる値の範囲が異なるため、そのまま画像情報に変換すると、値の小さい成分は情報量の小さい画像に変換されてしまう。このため、各特徴成分の最大値と最小値を用いて特徴成分の正規化を行い、各特徴成分の相対的な変化を表現する。正規化の際には、外れ値の影響を受けないように、各特徴成分を降順に並べ替えた上位 100 個の平均値を正規化用の最大値、昇順に並び替えた下位 100 個の平均値を正規化用の最小値として用いた。

CC 成分は、図 3-3 のように、次数によっても取りうる値の範囲が異なるため、各次数の値から各次数の下位 100 個の平均値を引き、各次数のベースライン（ゼロの値）を合わせてから、1～3 次元全体の最大値、最小値の 100 個の平均値を用いて正規化を行う。

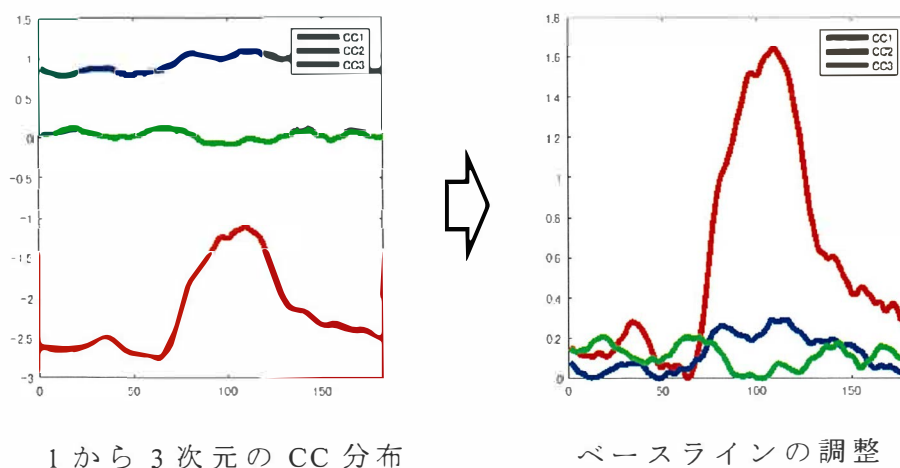


図 3-3 CC 成分

3. 画像化

182 フレームにおける各チャンネルの RMS 成分と，1～3 次元の CC 成分を図 3-4 のように並べ「22 チャンネル × 4 次元の特徴成分 × 182 フレーム」を 1 枚の画像とする嚥下画像を，舌骨上筋群と舌骨下筋群に対して，それぞれ作成する．

画像の色は MATLAB で事前定義されている jet カラーマップにより決定した⁽⁷²⁾．jet では RGB の各色の強度が 0 から 1 の範囲で定義されており，各特徴成分の最大値は赤 ($[R,G,B] = [0.5,0,0]$)，最小値は青 ($[R,G,B] = [0,0,0.5156]$) に表示される．

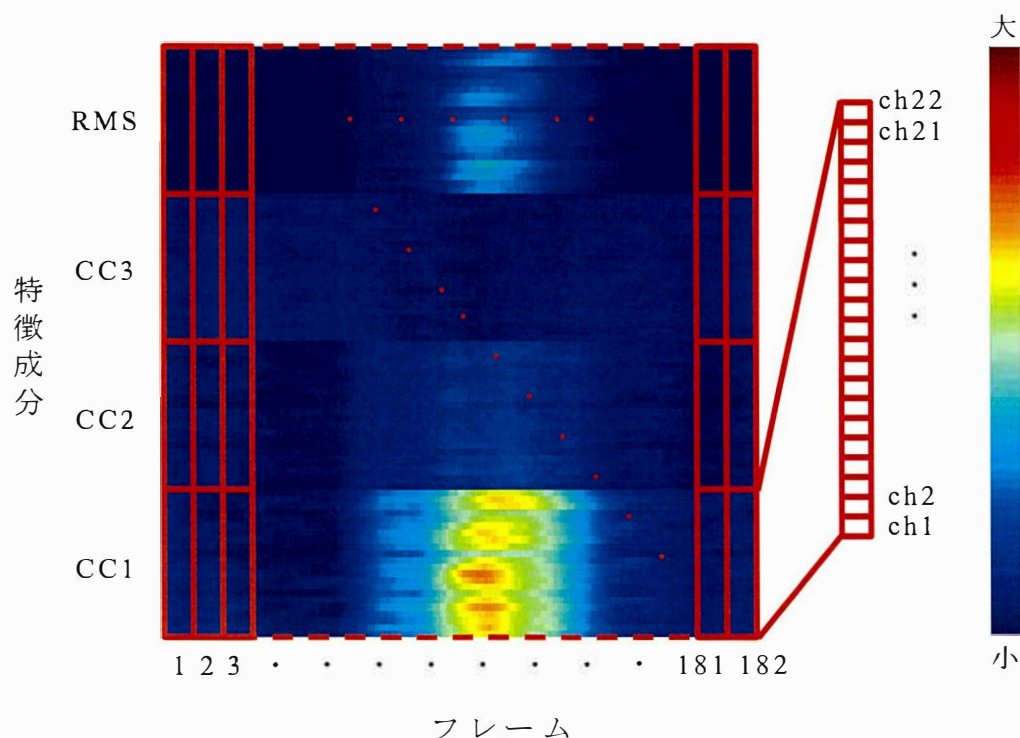


図 3-4 嚥下画像

4. 画像の水増し

「3.画像化」では，1 回の嚥下動作につき 1 枚の嚥下画像が得られるが，本研究は人を対象としているため，画像枚数を増やす

ために実験の嚙下試行回数を増やすことは現実的でない．そこで，「3. 画像化」で作成した 182 フレームの画像化範囲を，時間軸に沿って前後に 6, 12, 18 フレームずつシフトさせた 6 枚の嚙下画像を加えて作成し，1 回の嚙下動作から 7 枚の嚙下画像を得る．

3.3.3 特徴抽出

次に，CNN の 1 種である AlexNet を用いて，嚙下画像から特徴ベクトルを抽出する．AlexNet とは，大規模な画像のデータベースである ImageNet⁽⁷³⁾から，動物やモノといった 1,000 以上のカテゴリに分類された 100 万枚以上の自然画像を用いて事前に学習されたネットワークである．AlexNet は，ネットワーク構造が簡単で，応用性に富んでいることが知られている^{(74),(75)}．

一般的に CNN を利用するためには数千以上の学習用の画像データを必要とするが，本研究は人を対象とする実験であるため，大量の嚙下画像を用意することは困難である．そこで AlexNet の構造の一部を特徴抽出器として利用し，嚙下画像から特徴ベクトルの抽出を行う．このように，既に学習されたモデルを 2 次的に利用することを転移学習と呼び，画像データの限られたアプリケーションからの利用を容易にするだけでなく，特徴抽出や識別性能に優れていることが知られている⁽⁷⁶⁾⁻⁽⁷⁸⁾．

• AlexNet

図 3-5 に AlexNet の基本構造を示す^{(74),(79)}．畳み込み層 (Convolution layer: 図中の conv) が 1 層または複数層続けて配置された後に，プーリング層 (Pooling layer: 図中の pool) が続く構造を基本として，畳み込み層とプーリング層のペアが 3 回並ぶ．

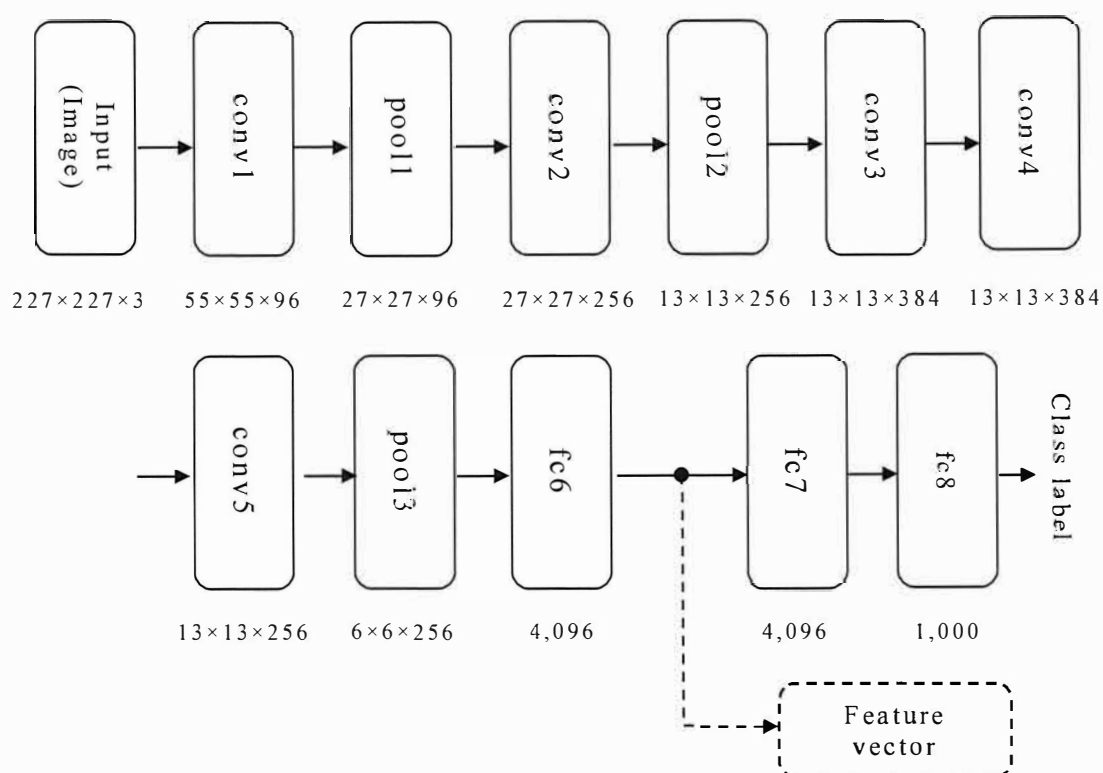


図 3-5 AlexNet の基本構造

畳み込み層では，入力画像からフィルタが示す特徴的な濃淡構造を抽出する．次式に示すように， $N \times N$ の入力画像 x_{ij} ($i, j = 0, 1, \dots, N-1$) に， $H \times H$ のフィルタ w_{pq} ($p, q = 0, 1, \dots, H-1$) を重ね合わせて畳み込み演算を行い，画像 u_{ij} を得る⁽⁷⁹⁾．

$$u_{ij} = \sum_{p=0}^{H-1} \sum_{q=0}^{H-1} x_{i+p, j+q} \cdot w_{pq} \quad (3-7)$$

実際には， K チャンネルの入力画像に対して M 個のフィルタを並列に畳み込む演算を行い， M チャンネルの画像を得る．AlexNet への入力は， $K=3$ ， 227×227 pixel の RGB 画像である．またフィルタの適用位置は，1画素ずつではなく，複数画素ずつずらして計算する場合がある．

畳み込み層の出力 z_{ij} は，式(3-8)から得られる．ここで， f は活性化関

数と呼ばれ，AlexNet では式(3-9)に示す ReLU 関数が用いられる⁽⁸⁰⁾．

$$z_{ij} = f(u_{ij}) \quad (3-8)$$

$$f(u) = \begin{cases} 0 & u \leq 0 \\ u & u > 0 \end{cases} \quad (3-9)$$

プーリング層では，畳み込み層から出力された画像 z_{ij} の特徴を残しながら，画像内の位置感度を低下させ，画像の位置が僅かに変化しても，出力に影響がでないようにする．AlexNet では，画像 z_{ij} 上に固定サイズの正方領域をとり，その領域内から 1 つの最大画素値を抽出する最大プーリング（Max pooling）が用いられる．

pool3 の後に続く全結合層（Fully-connected layer：図中の fc）では，前層のすべての出力を結合した特徴ベクトルを出力する．fc6 と fc7 の活性化関数には ReLU 関数が用いられる．識別を目的とする最終出力 fc8 にはソフトマックス（Softmax）関数が用いられ，クラスラベルが得られる⁽⁷⁹⁾．

・ AlexNet を用いた特徴抽出

以下に，AlexNet を特徴抽出器として用いた，嚙下画像の特徴ベクトルの抽出方法を示す．

1. 嚙下画像のリサイズ

嚙下画像を，227×227 画素（pixel）×3（RGB）サイズの画像に変更する．

2. 特徴ベクトルの抽出

参考文献^{(76)・(78)}に習って，図 3-5 に示した fc6 層から 4,096 次

元の特徴ベクトルを得る.

3. 前頸部の特徴ベクトルの結合

舌骨上筋群と舌骨下筋群から得られる 4,096 次元の特徴ベクトルを, 8,192 次元の特徴ベクトルとして結合する.

3.3.4 識別

嚙下画像の特徴ベクトルの学習と識別には, SVM を用いる. SVM は, 線形相関データの 2 クラス分類問題を扱う機械学習の代表的手法である⁽⁷⁰⁾.

• SVM

d 次元の特徴ベクトルを持つ未知の入力 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^d$ を識別するための線形の識別関数は次式によって定義される. ここで, \mathbf{w} は識別関数を構成する d 次元の実数ベクトル ($\mathbf{w} \in \mathbf{R}^d$), b はバイアスと呼ばれるスカラー ($b \in \mathbf{R}$) である⁽⁸¹⁾.

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^t \mathbf{x} + b \quad (3-10)$$

SVM では特徴空間上でクラス分けを行う識別境界を求めるために, マージン最大化と呼ばれる識別基準に基づく識別境界を引く (図 3-6). マージン最大化では, 2 クラスの中で, 他一方のクラスから最も近い位置にある, 学習データの特徴ベクトル (サポートベクトルと呼ばれる.) を基準として, それらのユークリッド距離が, 式(3-11)に示すように最大になる位置に, 識別境界を決定する⁽⁸¹⁾.

$$\max_{\mathbf{w}, b} \left(\frac{1}{\|\mathbf{w}\|} \right) \quad (3-11)$$

s.t. (subject to) に続く次式は，式(3-11)の制約条件である．ここで， \mathbf{x}_i は N サンプルの学習データの特徴ベクトル ($i = 1, 2, \dots, N$)， y_i は \mathbf{x}_i のクラスラベル ($y_i \in \{-1, 1\}$) である．

$$s.t. y_i(\mathbf{w}^t \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \quad (3-12)$$

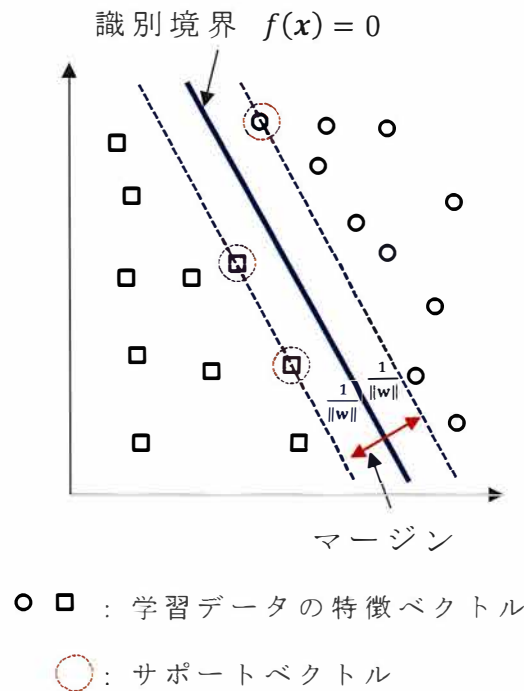


図 3-6 識別境界とマージン最大化

ただし，式(3-10)は，2つのクラスを線形分離可能な場合のみに適応される．実際には，ノイズや外れ値によって誤識別に繋がるサンプルが含まれる場合や，データの線形分離が不可能な場合が考えられるため，本研究では非線形 SVM への拡張を行う．

非線形 SVM では図 3-7 のように，線形分離が不可能な学習データを高次元特徴空間 F に写像し，写像先の特徴空間において線形分離が可能な識別境界を求める． d 次元の入力ベクトル \mathbf{x} を， d' 次元の特徴空間

に写像する関数を $\phi(\mathbf{x})$ とすると，式(3-10)は，次式に置き換わる⁽⁸¹⁾．

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^t \phi(\mathbf{x}) + b \quad (3-13)$$

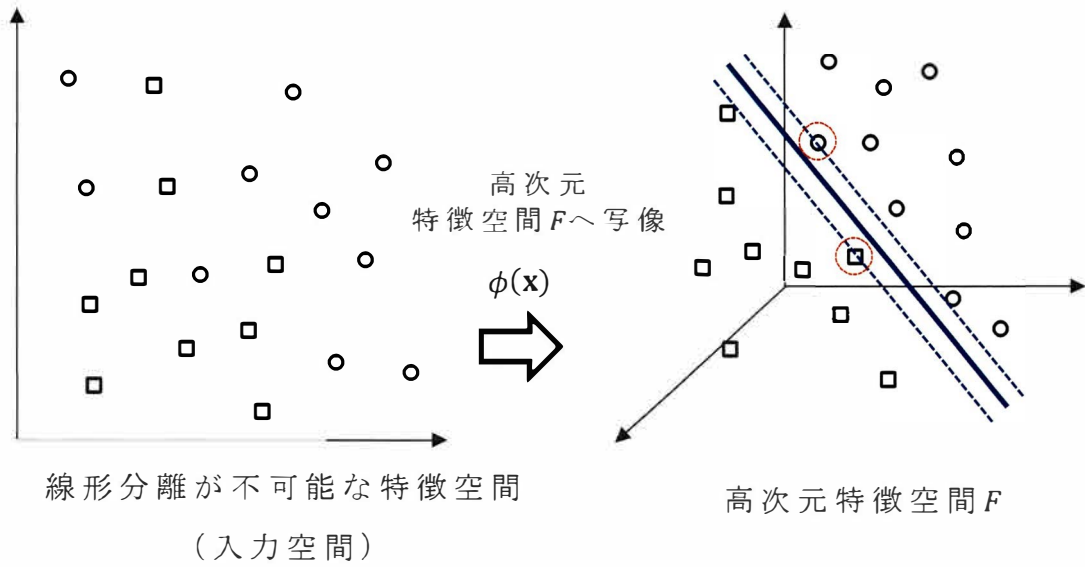


図 3-7 高次元特徴空間への写像

そして，ラグランジュ関数 L により，非線形 SVM におけるマージン最大化基準を満たすための式(3-14)および式(3-15)が導出される．ここで α はラグランジュの未定乗数 ($\alpha \geq 0, i, j = 1, 2, \dots, N$) である⁽⁸¹⁾．

$$\max_{\alpha} \left(-\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \phi(\mathbf{x}_i)^t \phi(\mathbf{x}_j) + \sum_{i=1}^N \alpha_i \right) \quad (3-14)$$

$$s. t. \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C \quad (3-15)$$

係数 C は正規化係数と呼ばれ，ソフトマージンを構成するために学習前に最適化する必要のあるパラメータである．ソフトマージンとは，

一部の学習サンプルが図 3-6 のマージン境界を超えたり，誤識別されたりすることを許容する手法である． C は小さい程，データがマージン境界を超え誤識別されることを許容し，大きい程，ハードマージン（2つのクラスが識別境界で完全に分離できると仮定した識別手法．）に近づく識別境界を引く．また式(3-14)の $\phi(\mathbf{x}_i)^t \phi(\mathbf{x}_j)$ は，高次元ベクトルの内積計算であるため直接計算し，図 3-7 の高次元特徴空間 F を構築しようとする膨大な計算量となる．このため，この内積をカーネル関数に置き換えて計算するカーネルトリックと呼ばれる手法が用いられる．本研究では，カーネル関数として次式に示す RBF（Radial basis function）カーネルを用いた⁽⁸¹⁾．

$$\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \phi(\mathbf{x}_i)^t \phi(\mathbf{x}_j) = \exp\left(-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2\right) \quad (3-16)$$

γ は，学習前に最適化する必要のある RBF カーネルのカーネルパラメータである． γ は小さい程，識別境界は線形に近づき，大きい程，学習データを明確に分離する曲線により識別境界を構成する．

更に本研究では，4 動作の嚥下条件の識別を行うために，SVM を 1 対 1 方式(One-versus-one)による，マルチクラス分類への拡張を行う．

・ SVM を用いた識別

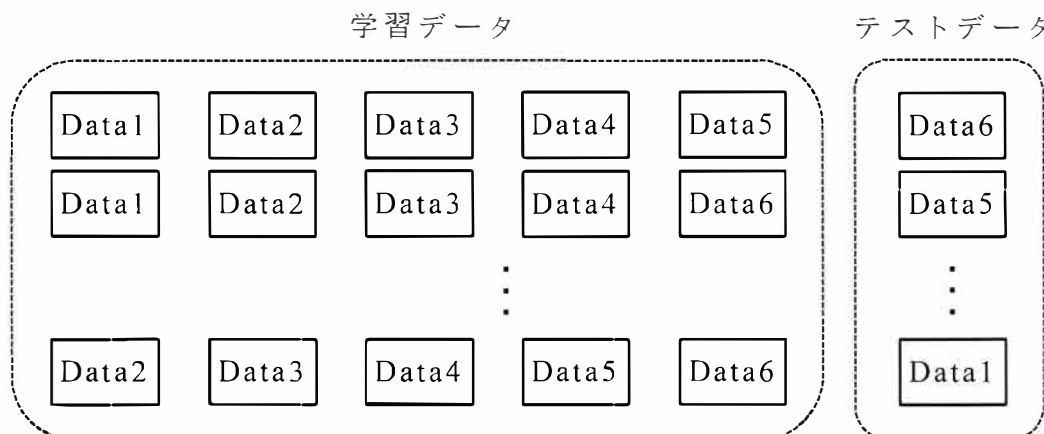
以下に，SVM を用いた識別手順を示す．

1. ハイパーパラメータの決定

ソフトマージンの正規化係数 C と，RBF カーネルのカーネルパラメータ γ を，格子探索と交差検定を組み合わせて決定する．

C の探索範囲は $\{2^7, 2^{7.5}, \dots, 2^{10}\}$ ， γ の探索範囲は $\{2^{-15}, 2^{-14.5}, \dots, 2^{-11}\}$ とした． C と γ の 63 通りの全ての組み合わせ（格子）に対して，図 3-8 に示す 6 分割交差検定を用いて，6 通りの識別精度を算出し，その

平均値が最も高い C と γ の組み合わせを，最適なハイパーパラメータとして決定する．



データセット（嚙下画像の特徴ベクトル）を，
 学習データ：5 セット，テストデータ：1 セット
 に振り分け，6 通りの識別精度を算出．

図 3-8 6 分割交差検定

ここでの識別精度は，交差検定の分類損失 $loss$ を，MATLAB から求め⁽⁸²⁾，次式により求めた．

$$\text{識別精度} = (1 - loss) \times 100 \text{ [\%]} \quad (3-17)$$

2. SVM の構築

最適化された C と γ をハイパーパラメータに持つ非線形 SVM を MATLAB により構築する⁽⁸³⁾．

3. 学習と識別

少ないデータセットから学習を行う際のデータの偏りや過学習を防ぐために，20 試行分の特徴ベクトルを A，B，C，D の 4 グループに振り分け（1 グループあたり 5 試行 × 嚙下条件 4 動作 × 7

画像 = 140 のデータセット), 2 グループを学習データ, 残りの 2 グループ をテストデータとし, 全ての組み合わせ 6 通り (${}_4C_2$) について学習と識別を行う (表 3-2).

MATLAB 関数を用いて, 教師あり学習 (学習データと正解ラベルのセットで学習) を行い, マルチクラス対応の識別モデルを作成する. そして識別モデルに対するテストデータの識別値 (クラスラベル) を得る⁽⁸³⁾.

表 3-2 学習データとテストデータの振り分け

学習データ	テストデータ
A, B	C, D
A, C	B, D
A, D	B, C
B, C	A, D
B, D	A, C
C, D	A, B

以上の 1~3 の計算は被験者 (8 名) ごとに行う.

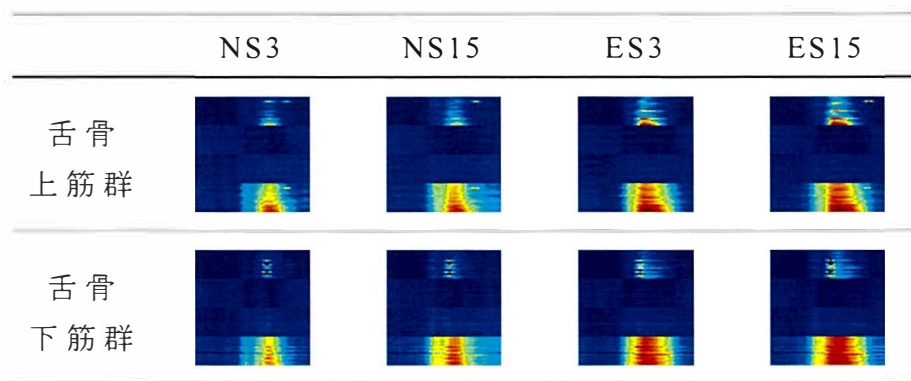
3.3.5 識別精度の算出

識別精度として, テストデータが正しく識別された割合を次式により算出する.

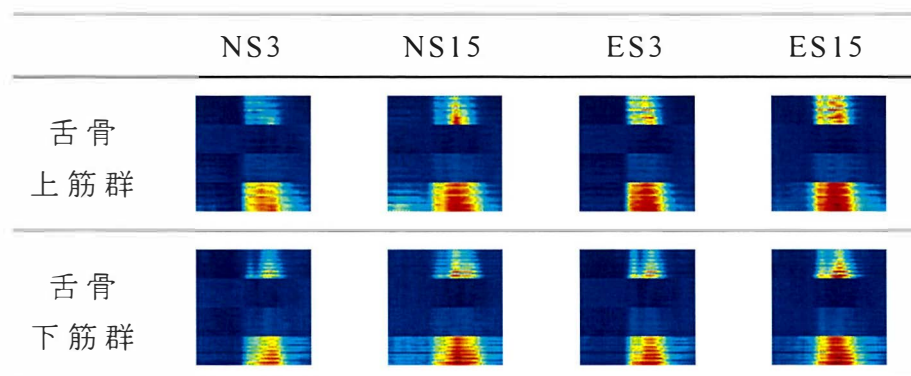
$$\text{識別精度} = \frac{\text{正解した画像数}}{\text{総画像数}} \times 100 (\%) \quad (3-18)$$

3.4 結果

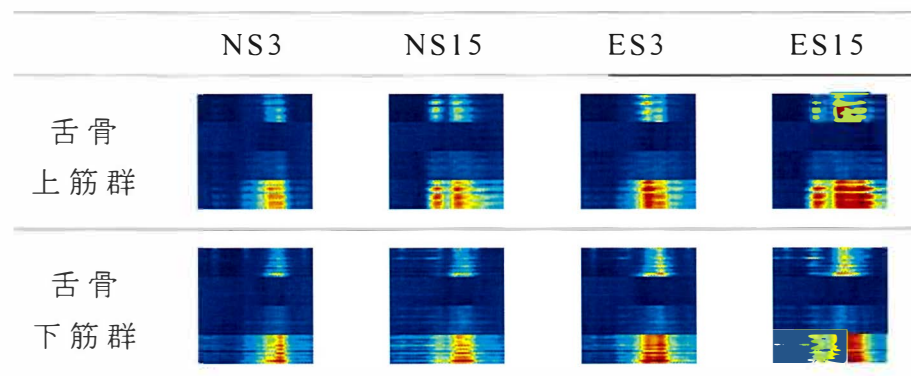
図 3-9 に舌骨上筋群と舌骨下筋群の sEMG 信号から作成した，全被験者の嚥下画像を示す．



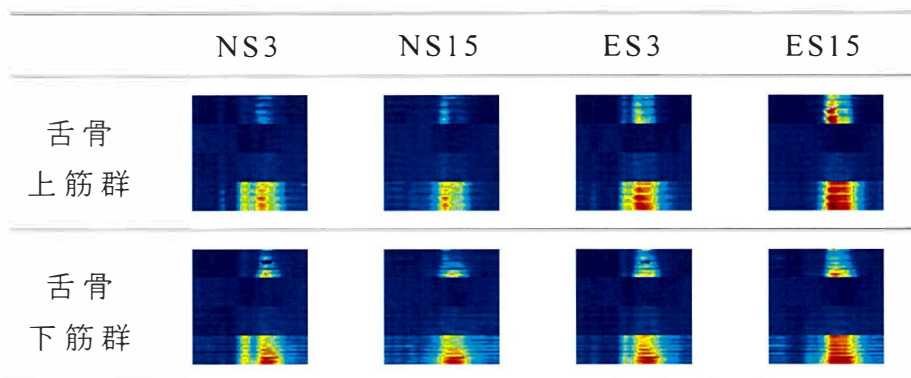
(a) 被験者 A



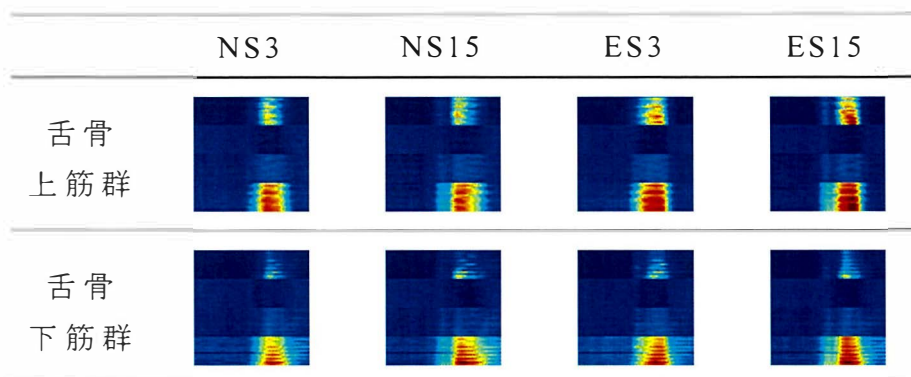
(b) 被験者 B



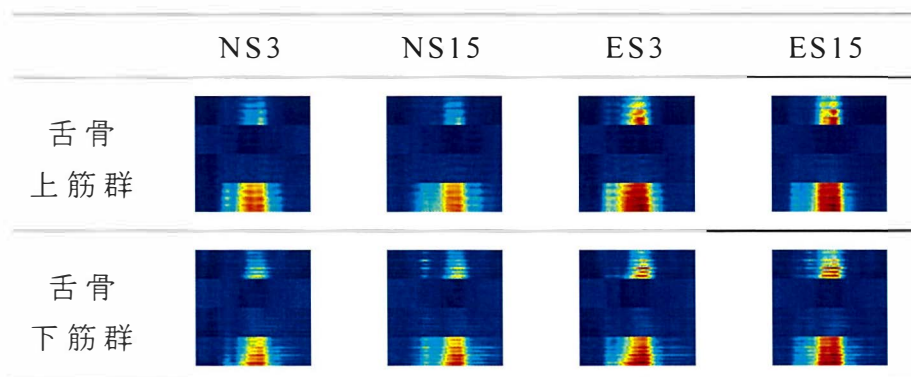
(c) 被験者 C



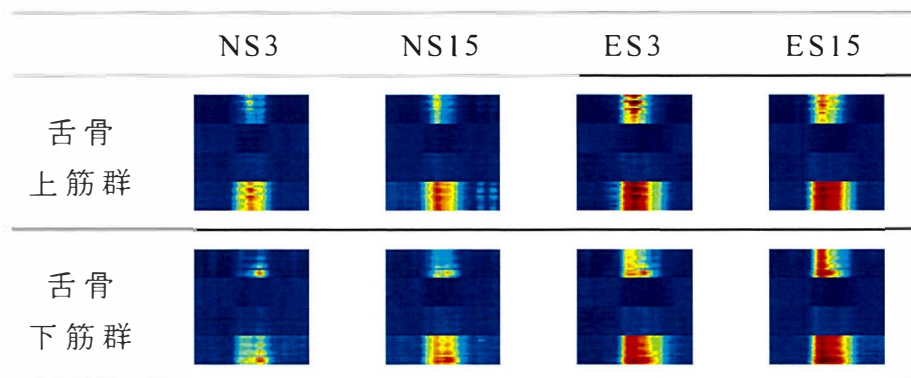
(d) 被験者 D



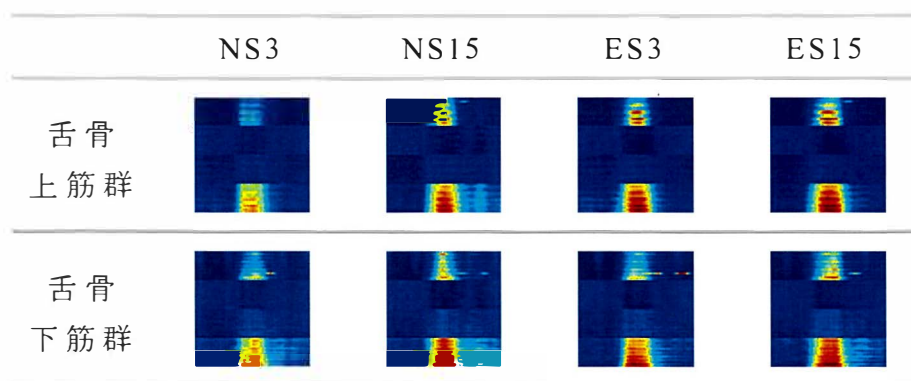
(e) 被験者 E



(f) 被験者 F



(g) 被験者 G



(h) 被験者 H

図 3-9 全被験者の嚥下画像

表 3-3 に各被験者の嚥下条件ごとの識別精度を示す．すべての被験者のすべての嚥下条件において，識別精度は 90 %以上となった．また各被験者の 4 動作の平均値 mean_s は，91.7～99.2 %，嚥下条件ごとの平均値 mean_c は，95.2～96.3 %，全ての被験者の平均値は 95.7 %と高い精度で識別できたことが示された．

表 3-3 各被験者の識別精度と平均値(%)

被 験 者	NS3	NS15	ES3	ES15	mean_s
A	91.7	93.3	96.7	95.0	94.2
B	95.0	100.0	95.0	100.0	97.5
C	95.0	100.0	95.0	100.0	97.5
D	95.0	96.7	100.0	91.7	95.8
E	91.7	91.7	90.0	93.3	91.7
F	100.0	100.0	96.7	95.0	97.9
G	100.0	96.7	100.0	100.0	99.2
H	93.3	90.0	90.0	95.0	92.1
mean_c	95.2	96.1	95.4	96.3	95.7
$\pm \text{SD}$	± 3.0	± 3.7	± 3.6	± 3.1	± 2.6

嚥下条件ごとの平均値 mean_c の混同行列を表 3-4 に示す．混同行列は，正解（実際）の嚥下動作（Actual class）に対する，識別（予測）された嚥下動作（Predicted class）の割合を示す．表の対角成分は正しく識別された割合を表しており，それ以外は誤識別された割合を示す．誤識別した割合は，水 3mL の努力嚥下 ES3 を水 15mL の努力嚥下 ES15 と識別したケースが最も高くなったが，それでも 3.1%に留まった．嚥下強さと一回嚥下量の両条件が異なる場合，誤識別した割合は，水 15mL の通常嚥下 NS15 を水 3mL の努力嚥下 ES3 と識別したケースが

最も高く 1.0%であった．その他のケース（NS3 - ES15, ES3 - NS15, ES15 - NS3）では，誤識別率は 0.0%であった．

表 3-4 混同行列(%)

Actual class	Predicted class			
	NS3	NS15	ES3	ES15
NS3	95.2	2.3	2.5	0.0
NS15	0.4	96.0	1.0	2.5
ES3	1.5	0.0	95.4	3.1
ES15	0.0	1.9	1.9	96.3

表 3-5 に各被験者に対して算出した最適なハイパーパラメータ (C と γ) の値を示す．その結果，全被験者で同じ値の組み合わせを示し， $C = 2^7$ ， $\gamma = 2^{-15}$ であった．

表 3-5 各被験者のハイパーパラメータ

被験者	C	γ
A1	2^7	2^{-15}
A2	2^7	2^{-15}
A3	2^7	2^{-15}
A4	2^7	2^{-15}
A5	2^7	2^{-15}
A6	2^7	2^{-15}
A7	2^7	2^{-15}
A8	2^7	2^{-15}

3.5 考察

本章では、前章で開発を行った前頸部の多チャンネル電極を用いて計測した sEMG 信号の RMS 成分と CC 成分をカラー情報に変換し、嚥下画像を作成した後、AlexNet を用いて嚥下画像の特徴ベクトルを抽出した。そして RBF カーネルにより特徴ベクトルを高次元特徴空間に写像する非線形 SVM を用いて、嚥下条件の分類を行った。以下に考察を記載する。

3.5.1 識別結果

表 3-3 により、嚥下条件の違いを、95.7 %という高い識別精度（誤識別した割合は最大でも 3.1%）で識別できた。そして、それによって前頸部の sEMG 信号から作成した嚥下画像の中から嚥下条件の違いに関する有益な情報を抽出できることを明らかにした。ただし、人の目からは、図 3-9 の嚥下画像の法則性を見出すことは難しい。従って、CNN による特徴抽出と、機械学習による分類を用いる本手法によって、高い識別精度を得ることができたといえる。

3.5.2 嚥下機能と識別精度の関係性

嚥下機能と識別精度の関係について考察を行う。嚥下画像から抽出された 4 つの嚥下条件の特徴ベクトルは、それぞれの違いが大きい程、高次元特徴空間に明確に分かれて写像されるため、線形分離され易く、識別精度は高くなると考えられる。このため加齢と共に嚥下機能、すなわち「異なる嚥下条件に対する対応力」が低下すると、これらの特徴ベクトルの変化は小さくなり、識別精度は低下すると考えられる。つまり識別精度に着目することで、嚥下機能の加齢変化を検出できる可能性がある。

その一方で、機械学習を用いた嚥下機能評価には難点もある。一般的に機械学習を用いる場合、被験者ごとに識別モデルを作成すること

が必要で，識別モデルを作成するための学習用データと，識別精度を算出するためのテストデータを用意しなければならない．また高い識別精度を望む程，学習データ数を多くとる必要があり，嚙下回数の増加による評価時間の長期化や，嚙下疲労による誤嚙リスクの増加といった被評価者への負担が課題となる．

そこで，識別精度を算出するのではなく，RBF カーネルによって高次元特徴空間に写像された，異なる嚙下条件下の嚙下画像の特徴ベクトル間の距離，すなわちユークリッド距離による嚙下機能の定量化に着目した．嚙下機能の低下と共に，特徴ベクトルの変化が小さくなると，ユークリッド距離も小さくなるため，その大小を比較することで嚙下機能の加齢変化を検出し得ることができると考えた．次章では，格子探索と交差検定の組み合わせにより得た RBF カーネルのカーネルパラメータ γ の値 ($=2^{-15}$) を用いて，特徴ベクトルを線形分離可能な高次元特徴空間に写像し，嚙下機能をユークリッド距離により定量化する手法の開発を行う．

第4章 嚥下画像の特徴変化に着目した評価手法の開発

4.1 概要

日常的に嚥下機能の変化を評価し，嚥下機能の健康管理を行うためには，安全，安心はもとより，手軽で簡便に計測を行えることが重要である．そのためには可能な限り被評価者の負担を軽減し，評価時間の時間短縮を図る必要がある．機械学習を用いた嚥下評価は，嚥下回数を多くとる必要があるため被評価者の負担軽減が課題となる．そこで，この章では，嚥下機能，すなわち「異なる嚥下条件に対する対応力」を，機械学習による識別を行わずに定量化する手法を開発する．そして若年者群と高齢者群の嚥下機能の比較を通して，本提案手法の有効性を検証する．

4.1.1 第3章の課題

第3章では，前頸部の多チャンネル電極を用いて計測した sEMG 信号を，嚥下画像へと変換し，事前学習済みの CNN である AlexNet を用いて，嚥下画像から特徴ベクトルを抽出し，特徴ベクトルを RBF カーネルにより高次元特徴空間に写像する非線形 SVM を用いて，嚥下条件の識別を行った．そして（1）4つの嚥下条件の違いを 95.7% という高い識別精度で識別できること，（2）嚥下画像の中から，嚥下条件の違いを表す有益な情報が得られたこと，（3）特徴ベクトルを線形分離可能な高次元特徴空間に写像する RBF カーネルの最適な γ の値 ($=2^{-15}$) が得られたこと，を示した．そして識別精度に着目することで，嚥下機能の加齢変化を検出できる可能性があることを考察した．一方，機械学習を用いた識別精度の算出には，識別モデルを生成するための学習データと，評価用のテストデータを用意することが必要であり，第3章では，20 試行分の嚥下データを計測し，被験者ごとに識別モデルを作成した（図 4-1）．また高い識別精度を望む程，学習データ数を多

くとる必要があり，嚥下機能評価における嚥下回数の増加は，評価時間の長期化，嚥下疲労による誤嚥のリスクの増加に繋がるため，被評価者の負担軽減が課題となる．

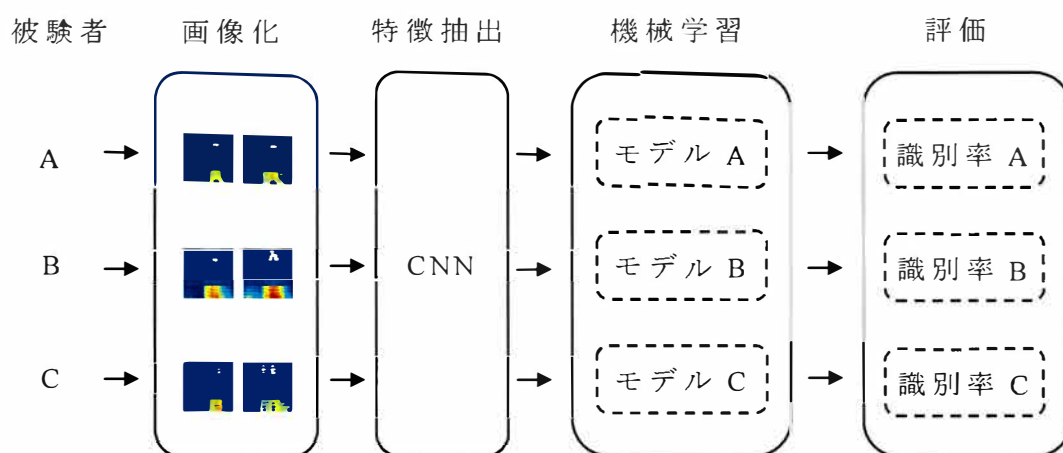


図 4-1 識別モデルの作成

4.1.2 ユークリッド距離の大きさに着目した嚥下機能評価

機械学習を用いた第 3 章では，嚥下画像の特徴ベクトルを，RBF カーネルを用いて，高次元特徴空間に写像し SVM の識別境界を算出した．この識別境界は，分類されるべき他のクラスから，最も近い位置にある学習データの特徴ベクトル（サポートベクトル）を基準として，それらのユークリッド距離が最大となるように，マージン最大化基準に基づいて求められている（図 3-6）．また多くの場合，学習データにノイズやバラツキ等の影響が含まれるため，誤識別の許容量を制限するハイパーパラメータを設定して識別境界を求める．そのため，嚥下条件分類は，各嚥下条件の特徴ベクトルが，高次元特徴空間の異なる領域に明確に分かれて写像されるほど識別精度は高くなる⁽⁷⁰⁾．一方，大前らは，60 歳未満の健常者は，一回嚥下量の増加に伴って，喉頭の前方形移動距離や食道入口部開大長は有意に増加するが，85 歳以上の超

高齢者では，有意な変化が認められなかったことを報告している⁽²⁶⁾．
このように嚥下機能が低下し，嚥下諸器官の運動パターンの変化がみられなくなると，特徴ベクトルの線形分離は難しくなり，識別精度が低下すると予想される．そこで，本章では RBF カーネルによって高次元特徴空間に写像した嚥下画像の特徴ベクトルを，機械学習を用いて分類するのではなく，嚥下機能を，特徴ベクトル間の距離を表すユークリッド距離として算出し定量化する．嚥下機能の低下と共に，特徴ベクトルの変化が小さくなると，ユークリッド距離も小さくなると予測される（図 4-2）．

ただし，8,192 次元もの特徴ベクトルを，線形分離が可能な高次元特徴空間へと写像した先は，無限次元空間となるため，直接ユークリッド距離を求めることは不可能である．そこで特徴ベクトルを，特徴空間上で低次元ベクトルに圧縮して，ユークリッド距離を算出する．そしてユークリッド距離により定量化した若年者群と高齢者群の嚥下機能を比較し，嚥下機能の加齢変化の特徴を検出できるか検証を行う．

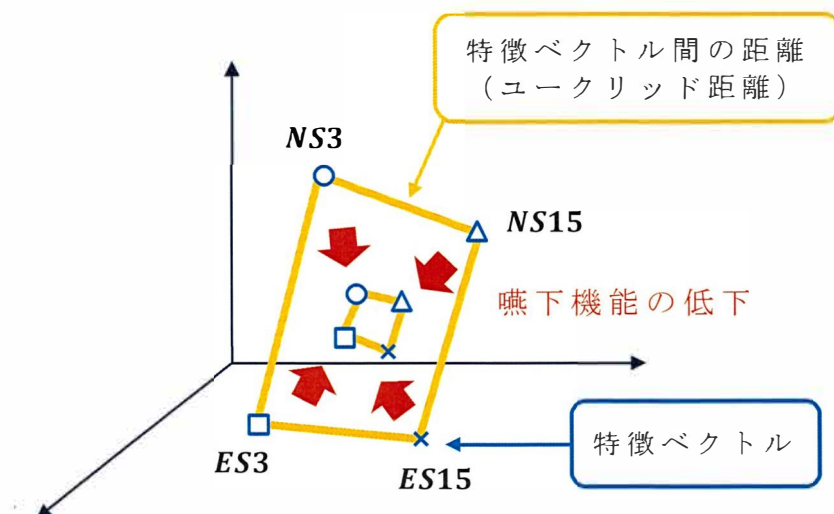


図 4-2 ユークリッド距離に着目した嚥下機能評価

4.2 データ収集

若年者群と高齢者群間の嚥下パターンの変化量の違いを比較するために、若年者 15 名、高齢者 15 名を対象に、4 つの異なる嚥下条件を考慮した嚥下データの計測実験を行った。なお、本実験は、岩手大学における人を対象とする医学研究実施規則に基づき、岩手大学 人を対象とする医学系研究倫理審査委員会の承認（第 201709 号）を得て実施した。

4.2.1 被験者

嚥下障害の既往のない、20～24 歳の若年者 15 名（男性 13 名、女性 2 名、年齢 22.0 ± 1.3 歳、身長 169.5 ± 6.5 cm、体重 62.5 ± 8.5 kg, mean \pm SD）と、64～83 歳の高齢者 15 名（男性 9 名、女性 6 名、年齢 70.1 ± 4.5 歳、身長 162.3 ± 7.7 cm、体重 61.0 ± 10.5 kg, mean \pm SD）を対象とした。

被験者の基礎的な嚥下機能を調査するために RSST と最大舌圧を測定した。RSST は、30 秒間あたりの唾液嚥下回数を、徒手により確認し、3 回未満のとき陽性（嚥下障害の疑いあり）とする嚥下機能のスクリーニング検査である⁽⁶⁾。最大舌圧は、30 kPa 以下のとき低舌圧する口腔機能の評価指標である⁽⁸⁴⁾。最大舌圧は、舌で舌圧プローブのバルーンを押し潰す力を、舌圧測定器により測定した（舌圧プローブ、舌圧測定器共に、株式会社ジェイ・エム・エス）。

4.2.2 実験方法

第 3 章と同様に，舌骨上筋群用の多チャンネル電極は，被験者の下顎の正中線と舌骨上筋群用多チャンネル電極の中心線が一致し，下顎骨に電極が当たらない位置に装着した．舌骨下筋群用の多チャンネル電極は，上から 2 番目の電極が，被験者の甲状軟骨の前方に最も突出している位置に装着した．また不関電極と GND 電極は被験者の両耳朶，RLD 電極は被験者の第 7 頸椎上にそれぞれ装着した．なお，事前にエタノール含有綿（サニコットパウチ β a，丸三産業株式会社）を用いて，電極表面の除菌ならびに，電極を装着する被験者の前頸部と耳朶，第 7 頸椎上の皮脂を除去した．また皮膚と電極間の接触抵抗を抑えるために電極表面に筋電図用ペースト（Elefix，日本光電）を塗布した．

計測は，多チャンネル表面筋電図計測装置の信号利得を 125 倍，サンプリング周波数を 2,000 Hz に設定し，合計 44 チャンネルの前頸部の sEMG 信号を計測用パソコンに取り込んだ．

4.2.3 嚥下条件

第 3 章と同様に，嚥下における「随意運動」と「不随意運動」の 2 つの嚥下状態を考慮するために，2 種類の一回嚥下量と 2 種類の嚥下強さを組み合わせた計 4 動作を嚥下条件とした（表 4-1）．ただし，予備実験では 15 mL の冷水を一度に飲み込めない高齢者がみられたため，高齢被験者に対する負担低減や，実験中の誤嚥リスクを回避するために，一回嚥下量を 1 mL と 6 mL に調整した．

被験者は座位姿勢とし，試料の冷水を，シリンジ（ニプロシリンジ（針なし）20 mL，ニプロ株式会社）を用いて被験者の口腔底に挿入した．計測対象は，口腔底に挿入した冷水を，舌で水をすくってから飲み込むまでの一連の動作とした．2 秒間を嚥下動作区間として想定し，3 秒間の安静時間を，その前後に加えた合計 8 秒間を，一回あたりの

計測時間とした。

計測は、水 1 mL の通常嚥下（1-mL normal swallow : NS1）、水 1 mL の努力嚥下（1-mL effortful swallow : ES1）、水 6 mL の通常嚥下（6-mL normal swallow : NS6）、水 6 mL の努力嚥下（6-mL effortful swallow : ES6）の順に 1 動作ずつ行い、これを 7 回繰り返した。各動作の間には、少なくとも 20 秒以上の休息を設け、直前の動作による疲労等の影響を極力排除するようにした。

表 4-1 嚥下条件

嚥下強さ	一回嚥下量	
	冷水 1 mL	冷水 6 mL
通常嚥下	NS1	NS6
努力嚥下	ES1	ES6

4.3 嚥下機能評価の詳細

本章で提案する嚥下機能評価手法は，sEMG 信号計測，前処理，画像変換，特徴抽出，非線形次元圧縮，ユークリッド距離算出から構成される．

図 4-3 に嚥下機能評価の手順を示す．

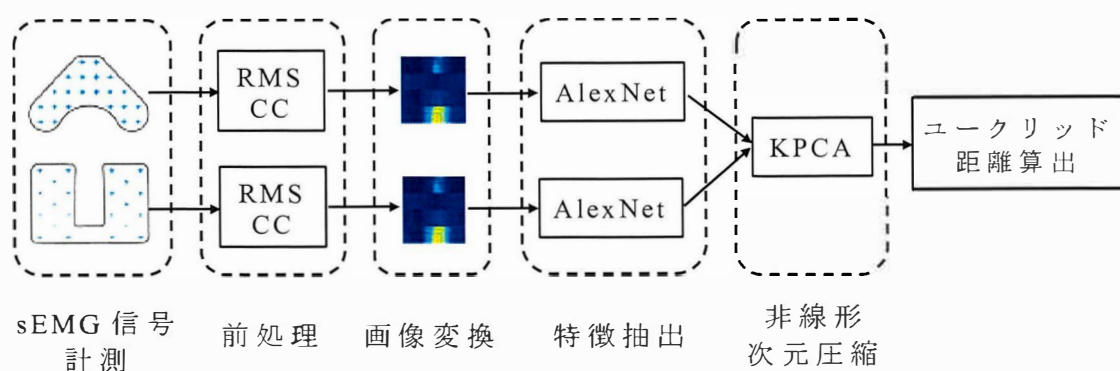


図 4-3 嚥下機能評価の手順

1. 前処理

「3.3.1 前処理」と同じく，計測した舌骨上筋群と舌骨下筋群の sEMG 信号を，128 ms のフレーム毎に切り出し，RMS 成分と CC 成分をチャンネルごとに計算する（図 3-2）．

2. 画像変換

「3.3.2 画像変換」と同じく，「22 チャンネル × 4 次元の特徴成分 × 182 フレーム」を 1 枚の画像とする嚥下画像を，舌骨上筋群と舌骨下筋群に対してそれぞれ作成する（図 3-4）．

3. 特徴抽出

「3.3.3 特徴抽出」と同じく，AlexNet を特徴抽出器として用い，

舌骨上筋群と舌骨下筋群のそれぞれの嚥下画像から 4,096 次元の特徴ベクトルを抽出する．そして舌骨上筋群と舌骨下筋群の特徴ベクトルを結合し，8,192 次元の特徴ベクトルを得る．

4. 非線形次元圧縮

AlexNet から抽出された嚥下画像の 8,192 次元の特徴ベクトルを，非線形の相関データを扱うことのできるカーネル主成分分析（Kernel principal component analysis : KPCA）によって，取扱いが容易な 3 次元の特徴ベクトルに次元圧縮する．

4. ユークリッド距離算出

異なる嚥下条件間の特徴ベクトルの変化量を，ユークリッド距離として定量化する．そして最後に，高齢者群と若年者群のユークリッド距離を比較する．

以下に非線形次元圧縮，ユークリッド距離算出についての詳細を述べる．

4.3.1 非線形次元圧縮

嚥下画像から抽出した 8,192 次元の特徴ベクトルを，第 3 章と同じく RBF カーネルを用いて，線形分離が可能な高次元特徴空間へと写像する．ただし，この特徴空間は無限次元空間であるため，ベクトル間のユークリッド距離を直接求めることは不可能である．そこで，KPCA を用いて，8,192 次元の特徴ベクトルを取り扱いが容易な 3 次元の特徴ベクトルへと次元圧縮する．

・ KPCA

通常の主成分分析（principal component analysis : PCA）は，多次元

の線形データに対して，データのバラツキ（分散）の大きい主成分を抽出し次元圧縮を行う．これに対して KPCA は，図 4-4 に示すように非線形の相関データを非線形変換 $\phi(\mathbf{x})$ によって，線形分離が可能な高次元特徴空間 F へと写像し，その特徴空間上で，主成分を得て次元圧縮を行う⁽⁸⁵⁾，

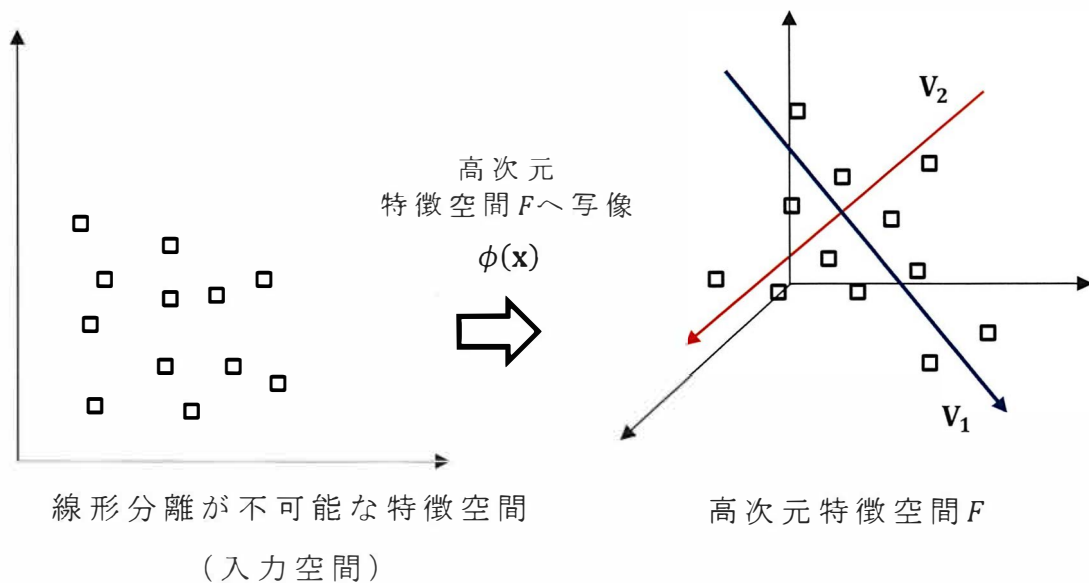


図 4-4 KPCA

・ KPCA による特徴ベクトルの圧縮

次に，KPCA を用いて，嚙下画像の特徴ベクトルの次元を圧縮する手順を示す⁽⁸⁶⁾．

1. カーネル行列の算出

RBF カーネルを用いて， N サンプルの特徴ベクトル $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{N \times 8192}$ から，カーネル行列 $\mathbf{K} \in \mathbf{R}^{N \times N}$ を，次式により求める．ここで， N は 5,880 (= 被験者 30 名 \times 嚙下条件 4 動作 \times 7 試行 \times 7 画像) である．RBF カーネルのハイパーパラメータ γ は，第 3 章と同じ値

$\gamma = 2^{-15}$ を最も嚙下条件分類に適した値として採用した。

$$\mathbf{K}_{i,j} = \kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2\right) \quad (i, j = 1, 2, \dots, N) \quad (4-1)$$

2. グラム行列の算出

グラム行列 $\tilde{\mathbf{K}} \in \mathbf{R}^{N \times N}$ を，カーネル行列 \mathbf{K} から次式により求める．高次元特徴空間へ写像を行った後の $\phi(\mathbf{x})$ の平均値として 0 を仮定できない場合は，次項の固有値分解はグラム行列 $\tilde{\mathbf{K}}$ に置き換えて行う．ここで， $\mathbf{1}_N$ は全ての要素の値が $1/N$ となる $N \times N$ の行列である．

$$\tilde{\mathbf{K}} = \mathbf{K} - \mathbf{1}_N \mathbf{K} - \mathbf{K} \mathbf{1}_N + \mathbf{1}_N \mathbf{K} \mathbf{1}_N \quad (4-2)$$

3. 固有値 λ と固有ベクトル \mathbf{V} の算出（固有値分解）

グラム行列 $\tilde{\mathbf{K}}$ を用いて，次式を解き固有値 $\lambda \in \mathbf{R}^N$ と固有ベクトル $\mathbf{V} \in \mathbf{R}^{N \times N}$ を求める．

$$\frac{1}{N} \tilde{\mathbf{K}} \mathbf{V} = \lambda \mathbf{V} \quad (4-3)$$

4. 主成分の抽出

固有値 λ を大きい順に 3 つ取り出し，それに対応する固有ベクトルの部分行列 $\mathbf{V}_3 \in \mathbf{R}^{N \times 3}$ を求める．なお，主成分数 3 は，試行錯誤的に探索し決定した．

5. 次元圧縮後の特徴ベクトル \mathbf{Y} の算出

最後に，カーネル行列 \mathbf{K} と固有ベクトル \mathbf{V}_3 を用いて，3次元に次元圧縮を行った特徴ベクトル $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{N \times 3}$ を求める．

$$\mathbf{Y} = \mathbf{K}\mathbf{V}_s \quad (4-4)$$

KPCA による次元圧縮は，式(4-4)に示されるように，図 4-4 の非線形変換関数 $\phi(\mathbf{x})$ を直接計算する必要はなく，入力 \mathbf{x} から算出されるカーネル行列 \mathbf{K} を用いて，出力 \mathbf{Y} を求めることができる．

4.3.2 ユークリッド距離算出

ユークリッド距離は，図 4-5 に示すように，特徴空間上の 2 点間の直線距離を表す．原点 **O** は，特徴空間上の座標を定めるための基準点（3 次元の各要素がゼロの点）である．

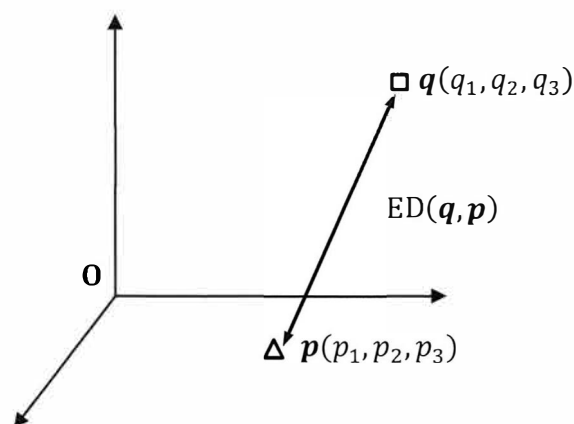


図 4-5 ユークリッド距離

KPCA により次元圧縮した 3 次元の特徴ベクトルのユークリッド距離を，ED（Euclidean distance）と表記し，次式により算出する⁽⁸⁷⁾．

$$ED(\mathbf{q}, \mathbf{p}) = \sqrt{(q_1 - p_1)^2 + (q_2 - p_2)^2 + (q_3 - p_3)^2} \quad (4-5)$$

ここで \mathbf{q} と \mathbf{p} は，異なる嚙下条件下の特徴ベクトルである．表 4-1 の嚙下条件に対して，嚙下強さを一定にして「一回嚙下量を変化」させたときのユークリッド距離 $ED(\mathbf{NS1}, \mathbf{NS6})$ ， $ED(\mathbf{ES1}, \mathbf{ES6})$ と，一回嚙下量を一定にして「嚙下強さを変化」させたときのユークリッド距離 $ED(\mathbf{NS1}, \mathbf{ES1})$ ， $ED(\mathbf{NS6}, \mathbf{ES6})$ を，それぞれ被験者ごとに求める．なお，同一被験者における同一条件での特徴ベクトルは 7 試行分あるため， $ED(\mathbf{q}, \mathbf{p})$ の計算は，7 試行分の中央値を用いた．

一方，本実験では，前頸部の大きさや筋走行，皮下組織の厚さ等の異なる全被験者に対して，同一形状・同一サイズの高チャンネル電極

を使用した．さらに，嚥下画像の作成にあたり，カラーマップのスケールリングを個人ごとに行うことで，特徴抽出の分解能向上を図った．そのため，式(4-5)から得られるユークリッド距離 $ED(\mathbf{q}, \mathbf{p})$ から個人差を吸収する何らかの正規化処理が必要であると推測した．そこで，各被験者の自然嚥下を最も表現していると考えられる 6 mL の通常嚥下に着目し，原点 \mathbf{O} と $\mathbf{NS6}$ のユークリッド距離 $ED(\mathbf{O}, \mathbf{NS6})$ ，すなわちユークリッドノルム $\|\mathbf{NS6}\|$ を，次式により算出した^{(87),(88)}．

$$ED(\mathbf{O}, \mathbf{NS6}) = \|\mathbf{NS6}\| = \sqrt{NS6_1^2 + NS6_2^2 + NS6_3^2} \quad (4-6)$$

そして，次式に示すように， $ED(\mathbf{O}, \mathbf{NS6})$ の大きさを 1 にするように，各被験者のユークリッド距離 $ED(\mathbf{q}, \mathbf{p})$ の正規化を行い， $ED(\mathbf{O}, \mathbf{NS6})$ を基準として，ユークリッド距離 $ED(\mathbf{q}, \mathbf{p})$ がどのくらい変化したかを算出した．正規化を行ったユークリッド距離は，NED (Normalized Euclidean distance) と表記する．

$$NED(\mathbf{q}, \mathbf{p}) = \frac{ED(\mathbf{q}, \mathbf{p})}{ED(\mathbf{O}, \mathbf{NS6})} \quad (4-7)$$

$ED(\mathbf{q}, \mathbf{p})$ と同様に，嚥下強さを一定にして「一回嚥下量を変化」させたときのユークリッド距離 $NED(\mathbf{NS1}, \mathbf{NS6})$ ， $NED(\mathbf{ES1}, \mathbf{ES6})$ と，一回嚥下量を一定にして「嚥下強さを変化」させたときのユークリッド距離 $NED(\mathbf{NS1}, \mathbf{ES1})$ ， $NED(\mathbf{NS6}, \mathbf{ES6})$ を，それぞれ求める．

4.3.3 若年者群と高齢者群間の比較

若年者群と高齢者群のユークリッド距離 $ED(q,p)$ および $NED(q,p)$ の $\text{mean} \pm \text{SD}$ をそれぞれ算出し，対応のない t 検定（パラメトリック検定）を用いて群間比較を行った．有意水準は， $p < 0.05$ および $p < 0.01$ とした．

4.4 結果

表 4-2 に若年者群の被験者，表 4-3 に高齢者群の被験者の性別，年齢，身長，体重，測定した RSST，最大舌圧の値を示す．RSST と最大舌圧の mean \pm SD は，若年者群が，6.0 \pm 2.2 回，43.4 \pm 7.9 kPa，高齢者群が，3.6 \pm 0.9 回，31.9 \pm 6.9 kPa と，いずれの場合も高齢者群の方が若年者群よりも低い値を示した．

表 4-2 若年者群の性別，年齢，身長，体重，RSST，最大舌圧

被験者	性別	年齢 (歳)	身長 (cm)	体重 (kg)	RSST (回)	最大舌圧 (kPa)
Y1	男	23	159	49	5	44.3
Y2	男	23	167	78	4	47.0
Y3	男	20	182	73	6	26.0
Y4	男	22	168	60	3	38.1
Y5	男	23	170	57	8	59.7
Y6	男	24	170	76	5	38.3
Y7	女	21	168	59	8	51.2
Y8	男	22	173	67	5	44.2
Y9	男	23	174	56	12	38.1
Y10	女	23	159	54	4	48.6
Y11	男	21	179	70	7	50.2
Y12	男	22	163	60	7	42.9
Y13	男	20	175	68	6	35.8
Y14	男	23	163	56	6	49.2
Y15	男	20	172	55	4	36.9
mean \pm SD		22.0	169.5	62.5	6.0	43.4
		± 1.3	± 6.5	± 8.5	± 2.2	± 7.9

表 4-3 高齢者群の性別，年齢，身長，体重，RSST，最大舌圧

被験者	性別	年齢 (歳)	身長 (cm)	体重 (kg)	RSST (回)	最大舌圧 (kPa)
E1	男	72	173	66	4	33.6
E2	男	71	165	65	4	28.0
E3	男	70	167	56	3	24.2
E4	男	70	164	73	5	42.6
E5	男	75	170	53	3	25.0
E6	女	72	160	58	3	19.5
E7	女	64	157	53	4	34.4
E8	女	64	158	47	3	28.4
E9	女	68	155	58	3	34.1
E10	男	70	159	52	3	44.9
E11	男	68	175	82	6	39.0
E12	女	69	151	58	4	32.9
E13	女	70	150	53	3	35.5
E14	男	65	173	83	3	24.5
E15	男	83	158	58	3	31.9
mean ± SD		70.1 ± 4.5	162.3 ± 7.7	61.0 ± 10.5	3.6 ± 0.9	31.9 ± 6.9

次に、若年者群、高齢者群の各ユークリッド距離 $ED(q, p)$ を図 4-6 に、 p 値を表 4-4 に示す。嚙下強さを変化させた $ED(NS1, ES1)$ 、 $ED(NS6, ES6)$ は、若年者群、高齢者群共に、一回嚙下量を変化させた $ED(NS1, NS6)$ 、 $ED(ES1, ES6)$ よりも 4～5 倍程度大きい値を示した。一方、いずれのユークリッド距離 $ED(q, p)$ においても、若年者群と高齢者群の間に統計学的な有意差は認められなかった。

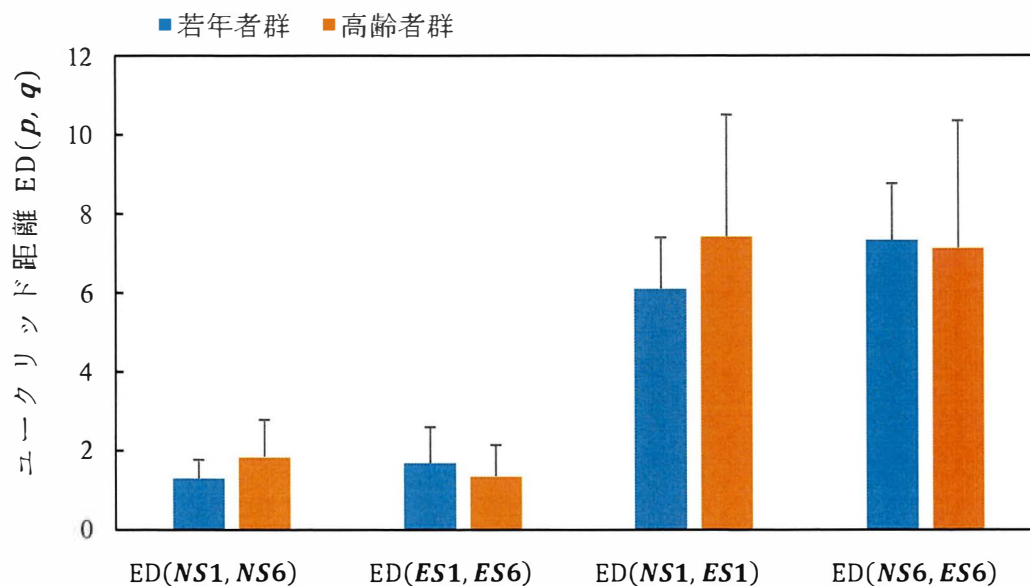


図 4-6 ユークリッド距離 $ED(q, p)$

表 4-4 ユークリッド距離 $ED(q, p)$ の p 値

	$ED(NS1, NS6)$	$ED(ES1, ES6)$	$ED(NS1, ES1)$	$ED(NS6, ES6)$
p	0.058	0.312	0.152	0.825

各被験者の 6 mL の通常嚥下 NS6 を基準として，ユークリッド距離 $ED(q,p)$ を正規化した若年者群，高齢者群の各ユークリッド距離 $NED(q,p)$ を図 4-7 に，その p 値を表 4-5 に示す．若年者群と高齢者群の間に有意差が $p < 0.05$ の水準で認められた場合*印を， $p < 0.01$ の水準で認められた場合**印を図中に示した．

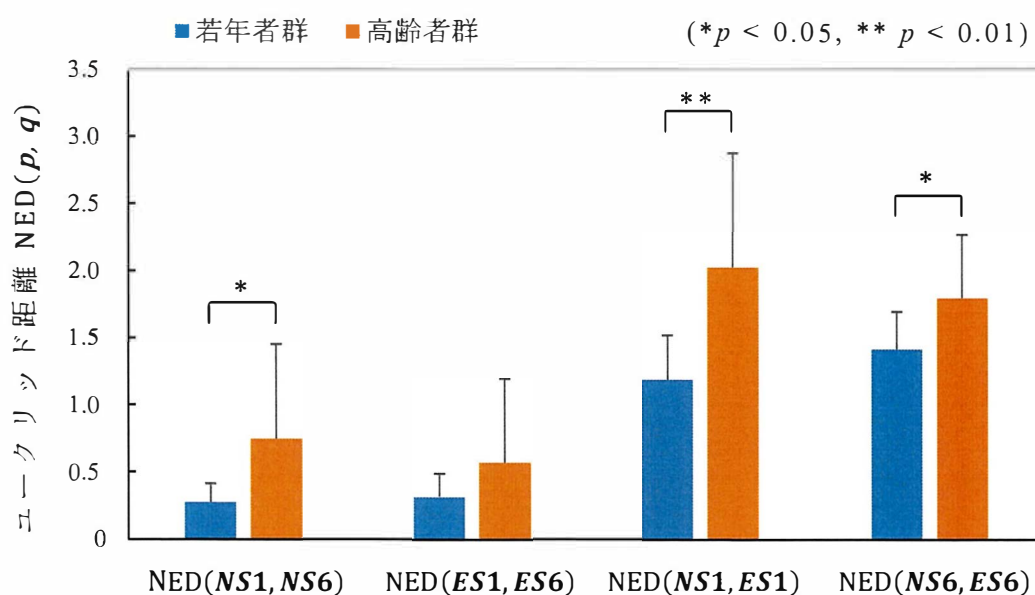


図 4-7 正規化後のユークリッド距離 $NED(q,p)$

表 4-5 ユークリッド距離 $NED(q,p)$ の p 値

	$NED(NS1, NS6)$	$NED(ES1, ES6)$	$NED(NS1, ES1)$	$NED(NS6, ES6)$
p	0.020	0.161	0.002	0.016

正規化後のユークリッド距離 $NED(q,p)$ は，どの条件においても高齢者群の方が若年者群よりも大きい値を示した．また，標準偏差は，64～83 歳の幅広い年齢層で構成された高齢者群の方が，若年者群よりも大きく，個人差の大きい結果となった．

一回嚥下量を変化させた通常嚥下 $NED(NS1, NS6)$ と，嚥下強さを変化

させた 6 mL 嚥下 NED(**NS6**,**ES6**)には、 $p < 0.05$ の有意水準で、若年者群と高齢者群の間に統計学的な有意差が認められた。嚥下強さを変化させた 1 mL 嚥下 NED(**NS1**,**ES1**)には、最も小さい有意水準 $p < 0.01$ で、若年者群と高齢者群の間に統計学的な有意差が認められた。一回嚥下量を変化させた努力嚥下 NED(**ES1**,**ES6**)には、若年者群と高齢者群の間に統計学的な有意差は認められなかった。なお、正規化に用いた ED(**O**,**NS6**)そのものには、若年者群と高齢者群の間に有意差は認められなかった (図 4-8)。

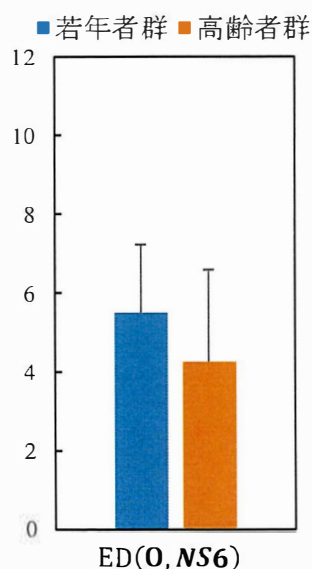


図 4-8 原点 **O** と **NS6** のユークリッド距離 ED(**O**, **NS6**)

4.5 考察

本章では，第 3 章で得られた知見を基に，嚥下画像の特徴ベクトルを KPCA により次元圧縮し，「異なる嚥下条件に対する対応力」を，ユークリッド距離として定量化する手法の開発を行った．以下に考察を記載する．

4.5.1 若年者群と高齢者群間の比較結果

表 4-2 ならびに表 4-3 より，RSST と最大舌圧の $\text{mean} \pm \text{SD}$ は，いずれの場合も，高齢者群の方が若年者群よりも低い値を示した．本実験の対象者は，高齢者群の方が，基礎的な嚥下機能は低いといえる．

図 4-6 より，若年者群と高齢者群の両群において，嚥下強さを変化させた条件の方が，一回嚥下量を変化させた条件よりも，ユークリッド距離 $\text{ED}(\mathbf{q}, \mathbf{p})$ が大きくなることが示された．嚥下条件とした一回嚥下量の違いは，反射性の不随意運動の変化を，嚥下強さの違いは，随意運動の変化をそれぞれ期待したものであるが，後者の方が嚥下時の筋活動が大きく変化し，ユークリッド距離が大きくなったと考えられる．このことは，嚥下パターンの変化が大きいほど，ユークリッド距離が大きくなるという事前の予想と一致する結果となった．しかし，若年者群と高齢者群の間に有意差は認められず，加齢の特徴検出には至らなかった．その主な理由としては，前頸部の大きさの異なる全被験者に対して同一形状・同一サイズの多チャンネル電極を使用したこと，表面筋電位計測を行う際に避けることのできない，個々人の皮下組織や体表の皮膚インピーダンス，運動経験や疲労等の違いによる個人差が表れたこと⁽⁴¹⁾，個人ごとにカラーマップのスケーリングを調整したことが考えられる．

図 4-7 より，個人差を考慮できるように 6 mL の通常嚥下 NS6 を基準として，正規化を行ったユークリッド距離 $\text{NED}(\mathbf{q}, \mathbf{p})$ には，一回嚥下量を変化させた通常嚥下 $\text{NED}(\text{NS1}, \text{NS6})$ ，嚥下強さを変化させた 1 mL 嚥下

$NED(NS1, ES1)$ と、6 mL 嚥下 $NED(NS6, ES6)$ の3条件で、両群の間に有意差が認められた。また、被験者ごとに正規化を行うことによって、若年者群の方が、高齢者群よりもユークリッド距離 $NED(q, p)$ が小さくなる結果が得られ、嚥下機能が低下すると、 $NED(q, p)$ の値が大きくなることが示された。一回嚥下量を変化させた努力嚥下 $NED(ES1, ES6)$ には、有意差が認められなかった。これは、高齢者群の標準偏差が大きかったことにありと考えられ、高齢者一人一人の個人差が若年者群よりも大きかったことと、高齢者群を64～83歳と幅広い年齢層を対象としたことが原因として挙げられる。一方、 $NED(ES1, ES6)$ は、他の嚥下条件と同様、高齢者の方が若年者よりも $NED(q, p)$ が大きくなる傾向がみられるため、今後、被験者数を増やすことで、統計学的な有意差が得られる可能性があると考えられる。

4.5.2 本手法の長所

・新しい視点の嚥下機能の評価手法

現在臨床で行われている嚥下機能検査は、検査に侵襲性を伴う、またはセンサの設置に専門知識を必要とする、所見に専門知識を必要とすることから、日常的な嚥下機能の健康観察には利用されない。また、嚥下機能評価に関する様々な工学的なアプローチが行われている一方で、嚥下機能そのものを定量評価し、加齢と共に低下する嚥下機能を早期に発見しようとする研究は、十分に行われていない。

これに対して、本研究では前頸部の sEMG 信号を嚥下画像に変換し、「異なる嚥下条件に対する対応力」を、ユークリッド距離 $NED(q, p)$ として定量化する手法を提案した。そして定量化した若年者群と高齢者群の嚥下機能の比較を通して、嚥下機能の加齢変化の特徴検出に至った。非侵襲で簡便に嚥下機能の評価し得る本手法は、現在の嚥下機能検査に代わり得る可能性がある。

また、嚥下画像の特徴抽出には、教師なし学習の代表格である深層

学習の CNN を用いた。CNN には嚥下条件や、年齢等の情報は一切与えていない。それにも関わらず、加齢変化の特徴を検出できたことは、面白味のある結果であり、他の嚥下機能評価手法と比べて一線を画すといえる。

・被評価者の負担が少ない

機械学習による学習・識別プロセスを必要とする第 3 章では、1 条件あたり 20 回の嚥下データを収集したが、本手法では、1 条件あたり 7 回の嚥下データを収集するだけで良く、嚥下回数を約 1/3 に減らすことができた。また一回嚥下量は、第 3 章の 3 mL と 15 mL の組み合わせから、1 mL と 6 mL の組み合わせに変更し、総嚥下量を減らした。一回嚥下量の差を小さくすることは、被験者の負担軽減につながる反面、嚥下パターンの変化量が小さくなり、その検出と評価が難しくなるが、厳しい条件にも関わらず 3 条件で若年者群と高齢者群の間に有意差が認められ、加齢変化の特徴を検出することができた。

更に、一回嚥下量の異なる条件では、 $p < 0.05$ の有意水準で $NED(NS1, NS6)$ に有意差が認められ、嚥下強さの異なる条件では、 $p < 0.01$ の有意水準で $NED(NS1, ES1)$ に、 $p < 0.05$ の有意水準で $NED(NS6, ES6)$ に有意差が認められた。従って、一回嚥下量と嚥下強さに対する加齢変化の特徴を検出するためには、表 4-1 に示した 4 条件のうち、優先的に NS1, NS6, ES1 の嚥下データの計測のみで良い可能性が示された。嚥下機能評価においては、安全、安心はもとより、被評価者の更なる負担軽減や時間短縮が望まれるため、嚥下条件や嚥下回数の最適化については、今後継続的な検討が必要である。

4.5.3 今後の課題

・判定基準の明確化

実際に本手法を活用し、加齢によって嚥下機能が低下し始めた高齢

者や自覚症状のない高齢者，フレイルの状態に陥った高齢者を早期に，的確に発見するためには，若年者群と高齢者群の中間の年代のユークリッド距離 $NED(q,p)$ を明らかにして，嚥下機能低下の判定基準を明確にする必要がある．そのためには今後，幅広い年代を対象としたデータ収集を行い，各年代の $NED(q,p)$ をデータベース化する．

・臨床的な意味付け

臨床的な側面から考察を行うと，加齢による嚥下機能の低下は，口腔期の嚥下運動に重要な最大舌圧や，嚥下反射惹起のタイミング，咽頭期の嚥下運動における舌骨・喉頭の挙上量や挙上速度，喉頭閉鎖のタイミング，食道入口部の開大タイミングや開大時間等の嚥下諸器官の運動パターンの変化として表れる^{(12)-(16), (21)-(24)}．ユークリッド距離 $NED(q,p)$ は，主に一回嚥下量の違いを「咽頭期の不随運動に関わる嚥下パターンの違い」として，嚥下強さの違いを「口腔期の随意運動に関わる嚥下パターンの違い」として，加齢変化の特徴をとらえた可能性が高いと推測する．しかし，現時点ではユークリッド距離 $NED(q,p)$ から，機能変化の個所を特定することは不可能である．従って今後は，本手法と，嚥下機能の精密検査である VF との同期計測を行い，臨床的な理解を深める．

4.5.4 条件の組み合わせについて

嚥下条件の組み合わせは，表 4-1 に示したほか，1 mL の通常嚥下 NS1 と 6 mL の努力嚥下 ES6 の組み合わせ，6 mL の通常嚥下 NS6 と 1 mL の努力嚥下 ES1 の組み合わせも考えられる．ここでは，これらの組み合わせにおけるユークリッド距離 $ED(q,p)$ ならびに $NED(q,p)$ の検討を行う．

上記 2 条件の若年者群，高齢者群のユークリッド距離 $ED(q,p)$ を図 4-9 に，その p 値を表 4-6 に示す．更に 6 mL の通常嚥下 NS6 を基準とし

て，ユークリッド距離 $ED(q, p)$ を正規化した若年者群，高齢者群のユークリッド距離 $NED(q, p)$ を図 4-10 に，その p 値を表 4-7 に示す．若年者群と高齢者群の間に有意差が $p < 0.05$ の水準で認められた場合*印を， $p < 0.01$ の水準で認められた場合**印を図中に示した．

図 4-9 に示した，ユークリッド距離 $ED(q, p)$ には，どちらの条件においても若年者群と高齢者群の間に有意差は認められなかった．

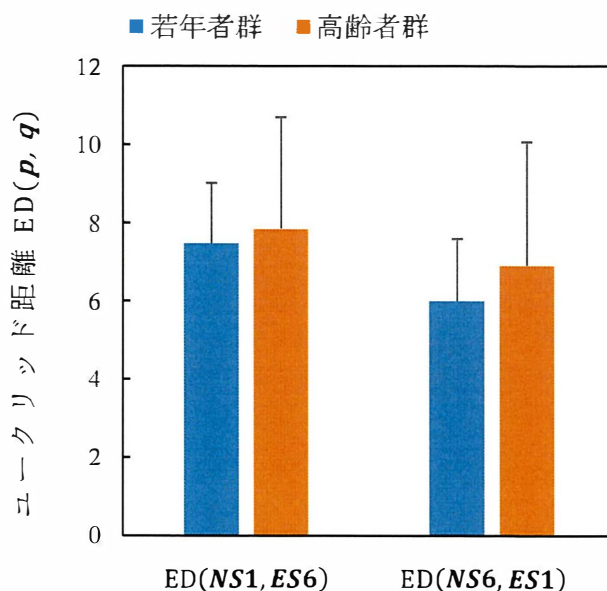


図 4-9 ユークリッド距離 $ED(q, p)$

表 4-6 ユークリッド距離 $ED(q, p)$ の p 値

	$ED(NS1, ES6)$	$ED(NS6, ES1)$
p	0.669	0.347

図 4-10 に示した，ユークリッド距離 $NED(q, p)$ には，どちらの条件においても若年者群と高齢者群の間に， $p < 0.01$ の有意水準を満たす有意差が認められた．

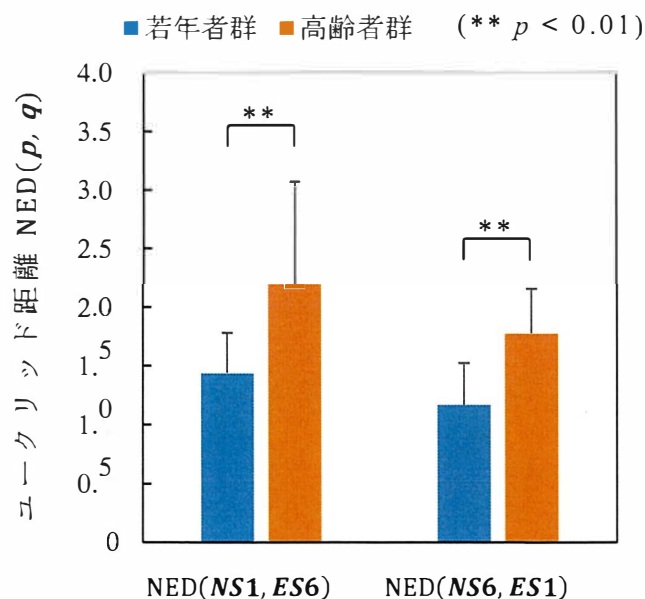


図 4-10 正規化後のユークリッド距離 $NED(q, p)$

表 4-7 ユークリッド距離 $NED(q, p)$ の p 値

	$NED(NS1, ES6)$	$NED(NS6, ES1)$
p	0.005	0.00015

表 4-1 の嚥下条件に対するユークリッド距離 $NED(q, p)$ を示した図 4-7 では、一回嚥下量もしくは嚥下強さのどちらかの嚥下条件を変えた 4 条件のうちの 3 条件に、若年者群と高齢者群間に有意差が認められているため、一回嚥下量と嚥下強さを同時に変化させた場合には、有意差が表れるのは当然の結果といえる。しかし、既述したように臨床では、ユークリッド距離 $NED(q, p)$ から問題個所を特定することが重要であり、NS1 と ES6 及び NS6 と ES1 の組み合わせは、どちらの嚥下条件が、加齢変化の特徴に影響を与えているのか、臨床的な考察は難しい。このため、これらの組み合わせは臨床的には重要でないと判断し、この節での検討に留める。

第5章 結言

5.1 研究成果の総括

本研究は，異なる嚥下条件に対する対応力と定義した嚥下機能を，専門知識がなくとも簡便に定量評価し，日常的な嚥下機能の評価に利用が可能な嚥下機能評価システムの開発を行った．

第 2 章 「前頸部多チャンネル表面筋電図計測装置の開発」では，複数の筋が協調的に活動する複雑な嚥下運動を，専門知識がなくともセンサを装着でき，非侵襲に計測することのできる嚥下機能評価のための専用装置（ハードウェア）を確立した．前頸部に位置する舌骨上筋群と舌骨下筋群の sEMG 信号を計測するための専用形状の多チャンネル電極を設計し，更に多チャンネル電極の各電極と不関電極から導出される電位差を差動増幅して，全チャンネルの sEMG 信号を同時にサンプリングする絶縁型の表面筋電図計測装置を開発した．

第 3 章 「機械学習を用いた嚥下条件分類」では，第 2 章で開発した前頸部の多チャンネル電極を用いて計測した前頸部の sEMG 信号を嚥下画像に変換した後，AlexNet を用いて，嚥下画像の特徴ベクトルを抽出し，特徴ベクトルを RBF カーネルにより高次元特徴空間に写像する非線形 SVM を用いて，嚥下条件分類を行った．その結果，4 つの嚥下条件の違いを，95.7 %という高い識別精度で識別できたこと，それによって嚥下画像の中から，嚥下条件の違いを表す有益な情報が得られたことを示した．更に，嚥下機能を，異なる嚥下条件における特徴ベクトルのユークリッド距離として定量化する着想を得た．

第 4 章 「嚥下画像の特徴に着目した機能評価手法の開発」では，第 3 章で得られた知見を基に，機械学習を用いらずに，嚥下画像の特徴ベクトルを KPCA により次元圧縮し，「異なる嚥下条件に対する対応力」を，ユークリッド距離 $NED(\mathbf{q}, \mathbf{p})$ として定量化する嚥下機能の評価手法の開発を行った．そして，若年者群と高齢者群の嚥下機能を比較

した結果、4つの嚥下条件のうち、3条件に有意差が認められ、本評価手法（ソフトウェア）の有効性を示し、本研究で提案する嚥下機能評価システムを確立した。

5.2 今後の展望

非侵襲で簡便に嚥下機能の評価し得る本提案システムは、日常的な嚥下機能の評価に利用できると考える。更に、本研究成果は、以下のような応用展開が期待できる。

1. 嚥下訓練の効果の可視化。
2. 訓練や食事による筋疲労の可視化。
3. 嚥下機能に見合った食事形態の提案。

一方で、実際に嚥下機能の低下を早期に、的確に発見できるようにするためには、若年者群と高齢者群の中間の年代のユークリッド距離 $NED(q,p)$ を明らかにして嚥下機能低下の判定基準を明確にする必要がある。また、臨床現場では、嚥下機能の問題個所の特定を必要としていることから、ユークリッド距離 $NED(q,p)$ の臨床的な意味付けを行うことも重要である。また、在宅や公共施設で気軽に利用できるようにするためには、表面筋電図計測装置の低コスト化や、多チャンネル電極の電極数の最適化、装着方法の改良といったハードウェア面での工夫、そして医療機器として上市することが不可欠である。

本研究が提案する「嚥下機能評価システム」を実用化し、日常的な嚥下機能の健康管理が一般的に行われるようになれば、嚥下機能低下の早期検出や早期回復、嚥下障害予防が可能になる。更に、高齢者一人一人の嚥下障害に対する行動変容や、障害予防に対する意識の向上を促すことができるようになると思う。そして、高齢者の食事の楽しみ、健康寿命の延伸や QOL の向上に繋がり、ひいては医療費削減、医療従事者の人手不足解消といった経済的、社会的波及効果が期待できると確信している。著者は、これまで「世の為、人の為」となる製

品を生み出し，社会に貢献したいという一心で，学問ならびに技術の
追及を行ってきた．今後も「嚥下機能評価システム」の研究開発に従
事し，実用化を成し遂げる所存である．

参考文献

- (1) 厚生労働省：平成 30 年（2018）人口動態統計（確定数）の概況，
available from
<<https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jinkou/kakutei18/index.html>>.
- (2) 厚生労働省：令和元年（2019）人口動態統計（確定数）の概況，
available from
<<https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jinkou/kakutei19/index.html>>.
- (3) 厚生労働省：令和 2 年（2020）人口動態統計（確定数）の概況，
available from
<<https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jinkou/kakutei20/index.html>>.
- (4) 葛谷雅文：嚥下困難，第 52 回日本老年医学会学術集会記録，
Vol.47, No.5, 2010, pp.390-392.
- (5) 太田緑，上田貴之，小林健一郎，櫻井薫：地域歯科診療所における口腔機能低下症の割合，日本老年歯科医学会，Vol.33, No.2, 2018, pp.79-84.
- (6) 才籾栄一，向井美恵（監修），鎌倉やよい，熊倉勇美，藤島一郎，山田好秋（編集）：摂食・嚥下リハビリテーション，第 2 版，医歯薬出版株式会社，2012.
- (7) Logemann JA: Evaluation and treatment of swallowing disorders, 2nd ed, PRO-ED, 1998.
- (8) 日本神経治療学会 治療指針作成委員会：標準的神経治療：神経疾患に伴う嚥下障害，日本神経治療学会，Vol.31, No.4, pp.435-470, 2014.
- (9) 梅崎俊郎：嚥下の神経機構，高次脳機能研究，Vol.27, No.3, pp.215-221, 2007.

- (10) 井出吉信：摂食・嚥下器官の構造，第4回リハビリテーション科専門医会学術集会，Vol.47，No.10，pp.683-689，2010.
- (11) 三枝英人：舌骨上筋群の解剖，耳鼻咽喉科展望，Vol.53，No.4，pp.246-253，2010.
- (12) Dodds WJ, Man KM, Cook IJ, Kahrilas PJ, Stewart ET, Kern MK: Influence of bolus volume on swallow-induced hyoid movement in normal subjects, *American Journal of Roentgenology*, Vol.150, No.6, pp.1307-1309, 1988.
- (13) Dantas RO, Dodds WJ, Massey BT, Kern MK: The effect of high- vs low- density barium preparations on the quantitative features of swallowing, *American Journal of Roentgenology*, Vol.153, No.6; pp.1191-1195, 1989.
- (14) Ueda N, Nohara K, Kotani Y, Tanaka N, Okuno K, Sakai T: Effects of the bolus volume on hyoid movements in normal individuals, *Journal of Oral Rehabilitation*, Vol.40, No.7, pp.491-499, 2013.
- (15) Jacob P, Kahrilas PJ, Logemann JA, Shah V, Ha T: Upper esophageal sphincter opening and modulation during swallowing, *Gastroenterology*, Vol.97, No.6, pp.1469-1478, 1989.
- (16) Steele CM, Huckabee ML: The influence of orolingual pressure on the timing of pharyngeal pressure events, *Dysphagia*, Vol.22, No.1, pp.30-36, 2007.
- (17) 藤島一郎：嚥下障害リハビリテーション入門I 嚥下障害入門－原因，症状，評価（スクリーニング，臨床評価）とリハビリテーションの考え方－，日本リハビリテーション医学会，Vol.50，No.3，pp.202-211，2013.
- (18) Lexell J: Human aging, muscle mass, and fiber type composition, *The Journals of Gerontology Series A*, Vol.50A, pp.11-16, 1995.
- (19) Korfage JA, Brugman P, Van Eijden TM: Intermuscular and

- intramuscular differences in myosin heavy chain composition of the human masticatory muscles. *Journal of the Neurological Sciences*, Vol.178, No.2, pp.95-106, 2000.
- (20) 谷口裕重, 真柄仁, 井上誠: 高齢者の嚥下障害, 静脈経腸栄養, Vol.28, No.5, pp.1069-1074, 2013.
- (21) Utanohara Y, Hayashi R, Yoshikawa M, Yoshida M, Tsuga K, Akagawa Y: Standard values of maximum tongue pressure taken using newly developed disposable tongue pressure measurement device, *Dysphagia*, Vol.23, No.3, pp.286-290, 2008.
- (22) Kim Y, McCullough GH: Maximum hyoid displacement in normal swallowing, *Dysphagia*, Vol.23, No.3, pp.274-279, 2008.
- (23) Martin-Harris B, Brodsky MB, Michel Y, Lee FS, Walters B: Delayed initiation of the pharyngeal swallow: normal variability in adult swallows, *Journal of Speech, Language, and Hearing Research*, Vol.50, No.3, pp.585-594, 2007.
- (24) 兵頭政光, 西窪加緒里, 飴矢美里, 三瀬和代: 嚥下のメカニズムと加齢変化, 日本リハビリテーション医学会, Vol.45, No.11, pp.715-719, 2008.
- (25) 古川浩三: 嚥下における喉頭運動の X 線学的解析—特に加齢変化について—, 日本耳鼻咽喉科学会会報, Vol.87, No.2, pp.169-181, 1984.
- (26) 大前由紀雄, 杉浦むつみ, 茂木立学: 超高齢者の嚥下機能—加齢に伴う嚥下機能の変化, 日本気管食道科学会会報, Vol.54, No.1, pp.1-7, 2003.
- (27) Logemann JA, Pauloski BR, Rademaker AW, Colangelo LA, Kahrilas PJ, Smith, CH: Temporal and biomechanical characteristics of oropharyngeal swallow in younger and older men, *Journal of Speech, Language, and Hearing Research*, Vol.43, No.5, pp.1264-1274, 2000.

- (28) 森隆志：サルコペニアの摂食嚥下障害，日本静脈経腸栄養学会雑誌，Vol.31，No.4，pp.949-954，2016.
- (29) 葛谷雅文：超高齢社会におけるサルコペニアとフレイル，日本内科学会雑誌，Vol.104，No.12，pp.2602-2607，2015.
- (30) 日本摂食嚥下リハビリテーション学会医療検討委員会：訓練法のまとめ（2014版），日本摂食嚥下リハビリテーション学会誌，Vol.18，No.1，pp.55-89，2014.
- (31) 井上誠：摂食嚥下障害に対する電気刺激療法，日本リハビリテーション医学会，Vol.54，No.9，pp.672-675，2017.
- (32) 平田文：摂食嚥下障害のリハビリテーションにおける評価，バイオメカニズム学会誌，Vol.40，No.4，pp.235-240，2016.
- (33) 日本臨床検査医学会：臨床検査のガイドライン JSLM2015，日本臨床検査医学会，2015.
- (34) 武原格：嚥下障害リハビリテーション入門Ⅱ 嚥下障害の検査－VF と VE による病態の理解－，日本リハビリテーション医学会，Vol.50，No.5，pp.345-351，2013.
- (35) 熊井良彦：高解像度マノメトリー検査による嚥下機能評価，日本口腔・咽頭科学会，Vol.31，No.2，pp.161-163，2018.
- (36) 花山耕三，山本五弥子：摂食嚥下障害の超音波による評価，日本リハビリテーション医学会，Vol.54，No.9，pp.657-660，2017.
- (37) Macrae PR, Doeltgen SH, Jones RD, Huckabee ML: Intra- and inter-rater reliability for analysis of hyoid displacement measured with sonography, Journal of Clinical Ultrasound, Vol.40, No.2, pp.74-78, 2012.
- (38) Miura Y, Nakagami G, Yabunaka K, Tohara H, Hara K, Noguchi H, Mori T, Sanada H: Detecting pharyngeal post-swallow residue by ultrasound examination: a case series, Journal of Medical Ultrasonics, Vol.18, No.3, pp.288-293, 2016.

- (39) Santamato A, Panza F, Solfrizzi V, Russo A, Frisardi V, Megna M, Ranieri M, Fiore P: Acoustic analysis of swallowing sounds: A new technique for assessing dysphagia, *Journal of rehabilitation medicine*, Vol.41, No.8, pp.639-645, 2009.
- (40) Vaiman M: Standardization of surface electromyography utilized to evaluate patients with dysphagia, *Head & Face Medicine*, Vol.3, No.26, pp1-7, 2007.
- (41) 下野俊哉：表面筋電図マニュアル 基礎編，酒井医療株式会社，2004.
- (42) 橋本卓哉：マルチモーダル嚥下機能計測技術を応用した嚥下 FES に関する基礎研究，立石科学技術振興財団 助成研究成果集, Vol.29, 2020.
- (43) Hashimoto T, Tsukagoshi K, Koike T: Quantitative assessment of swallowing activity by MMG measurement with PVDF film, 2017 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR), pp.1477-1481, 2017.
- (44) 林豊彦：飲み込みを科学する，バイオメカニズム学会誌, Vol.40, No.1, pp.13-19, 2016.
- (45) 中村隆夫，楠原俊昌，山本尚武：頸部電気インピーダンス計測と嚥下機能評価法，日本バイオレオロジー学会誌 (B&R), Vol.19, No.3, pp10-18, 2005.
- (46) Koyama Y, Ohmori N, Momose H, Kondo E, Yamada S, Kurita H: Detection of swallowing disorders using a multiple channel surface electromyography sheet: A preliminary study, *Journal of Dental Sciences*, Vol.16, pp.160-167, 2021.
- (47) Jayatilake D, Ueno T, Teramoto Y, Nakai K, Hidaka K, Ayuzawa S, Eguchi K, Matsumura A, Suzuki K: Smartphone-based real-time assessment of swallowing ability from the swallowing sound, *IEEE*

- Journal of Translational Engineering in Health and Medicine, Vol.3, 2900310, 2015.
- (48) Ogawa M, Kagaya H, Ozeki M, Kikumura K, Shibata S, Saitoh E: The risk of laryngeal penetration or aspiration among discrete, sequential, and chew-swallowing, Japanese Journal of Comprehensive Rehabilitation Science, Vol.10, pp.77-81, 2019.
 - (49) Sasaki M, Onishi K, Stefanov D, Kamata K, Nakayama A, Yoshikawa M, Obinata G: Tongue interface based on surface EMG signals of suprahyoid muscles, ROBOMECH Journal, Vol.3, No.9, pp.1-11, 2016.
 - (50) Nakai Y, Sasaki M, Kamata K, Nakayama A: Development of sEMG-based robust oral motion classification method and its application to electric wheelchair operation, Mechanical Engineering Journal, Vol.6, No.6, pp.1-13, 2019.
 - (51) Sasaki M, Ito S, Kamata K, Yoshikawa M, Shibamoto I, Nakayama A: Oral motion classification of the elderly for prevention and rehabilitation of dysphagia, Mechanical Engineering Journal, Vol.7, No.1, pp.1-12, 2020.
 - (52) 富田豊, 衛藤憲人, 牛場潤一: バイオサイバネティクス 生理学から制御工学へ, 株式会社コロナ社, 2009.
 - (53) 武田朴, 各種生体電気信号計測用電極の最新動向: 医療機器学会, Vol.80, No.1, pp28-37, 2010.
 - (54) 山本尚武, 中村隆夫: 生体電気計測, 日本生体医工学会, 2011.
 - (55) 川田章弘: OP アンプ活用成功のかぎ, CQ 出版株式会社, 2009.
 - (56) Analog Devices: High performance, low power, rail-to-rail precision instrumentation amplifier, AD8422, Analog Devices, 2013.
 - (57) 松井邦彦: A-D コンバータ活用成功のかぎ, CQ 出版株式会社, 2010.

- (58) 石井聡：TNJ-077 アナログ電子回路技術ノート，Analog Devices，2021.
- (59) Schreier R, Temes GC: Understanding delta-sigma data converters, the Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2005.
(Schreier R, Temes GC, 和保孝夫, 安田昭 (訳)： $\Delta\Sigma$ 型アナログ/デジタル変換器入門，丸善株式会社，2007.)
- (60) Texas Instruments: Quad/octal, simultaneous sampling, 16-bit analog-to-digital converters, ADS1178, Texas Instruments, 2008.
- (61) 酒井由夫：リアルタイム OS から出発して組込みエンジニアを極める，株式会社エスアイビー・アクセス，2011.
- (62) Dobkin B, Williams J, Liner Technology Corporation, Analog circuit design: a tutorial guide to applications and solutions, Elsevier Inc., 2011. (Dobkin B, Williams J, リニアークテクノロジー，高橋徹，細田梨恵，大塚康二，堀米毅 (訳)：電源回路設計実例集，CQ 出版株式会社，2013.)
- (63) Texas Instruments: ISO774x high-Speed, robust-EMC reinforced and basic quad-channel digital isolators, ISO7742, Texas Instruments, 2016.
- (64) OT Bioelettronica: Quattrocento user manual, OT Bioelettronica, v1.4, 2017.
- (65) Geng W, Du Y, Jin W, Wei W, Hu Y, Li J : Gesture recognition by instantaneous surface EMG images, Scientific Reports, Vol.6, 36571, pp.1-8, 2016.
- (66) Rehman MZu, Waris A, Gilani SO, Jochumsen M, Niazi IK, Jamil M, Farina D, Kamavuako EN: Multiday EMG-based classification of hand motions with deep learning techniques, Sensors, Vol.18, No.8, pp.1-16, 2018.
- (67) Kuiken TA, Li G, Lock BA, Lipschutz BD, Miller LA, Stubblefield

- KA, Englehart KB: Targeted muscle reinnervation for real-time myoelectric control of multifunction artificial arms, JAMA, Vol.301, No.6, pp.1-19, 2009.
- (68) Smith LH, Hargrove LJ: Comparison of surface and intramuscular EMG pattern recognition for simultaneous wrist/hand motion classification, IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2013: 4223-4226, pp.1-10, 2013.
- (69) 乾 大祐, 伊藤 聡, 佐々木 実: 筋電位からの手動作推定における特徴量と SVM カーネル・パラメータについての実験的考察, 日本機械学会論文集 (C 編), Vol.79, No.808, pp.221-231, 2013.
- (70) Cortes C, Vapnik V: Support-vector networks, Machine Learning, Vol.20, No.3, pp.273-297, 1995.
- (71) MathWorks : ハン (ハニング) ウィンドウ, available from <<https://jp.mathworks.com/help/signal/ref/hann.html>>.
- (72) MathWorks : jet カラーマップ配列, available from <<https://jp.mathworks.com/help/matlab/ref/jet.html>>.
- (73) Stanford Vision Lab, Stanford University, Princeton University: IMAGENET, available from <<https://image-net.org>>.
- (74) Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE: Imagenet classification with deep convolutional neural networks, NIPS'12: Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems, Vol.1, pp.1097-1105, 2012.
- (75) MathWorks : AlexNet を使用した転移学習, available from <<https://jp.mathworks.com/help/deeplearning/ug/transfer-learning-using-alexnet.html>>.
- (76) Xue DX, Zhang R, Feng H, Wang YL: CNN-SVM for microvascular morphological type recognition with data augmentation, Journal of Medical and Biological Engineering, Vol.36, No.6, pp.755-764, 2016.

- (77) Noor SSM, Michael K, Marshall S, Ren J: Hyperspectral image enhancement and mixture deep-learning classification of corneal epithelium injuries, *Sensors*, Vol.17, No.11, 2644, 2017.
- (78) Akcay S, Kundegorski ME, Willcocks CG, Breckon TP: Using deep convolutional neural network architectures for object classification and detection within x-ray baggage security imagery, *IEEE Transactions on information Forensics and Security*, Vol.13, No.9, pp.2203-2215, 2018.
- (79) 岡谷貴之：機械学習プロフェッショナルシリーズ 深層学習，株式会社講談社，2015.
- (80) 吾妻幸長：はじめてのディープラーニング Python で学ぶニューラルネットワークとバックプロパゲーション，SBクリエイティブ株式会社，2018.
- (81) 竹内一郎，鳥山昌幸：機械学習プロフェッショナルシリーズ サポートベクトルマシン，株式会社講談社，2015.
- (82) MathWorks : kfoldLoss, available from
<<https://jp.mathworks.com/help/stats/classreg.learning.partition.classificationpartitionedecoc.kfoldloss.html>>.
- (83) MathWorks : fitcecoc, available from
<<https://jp.mathworks.com/help/stats/fitcecoc.html>>.
- (84) Minakuchi S, Tsuga K, Ikebe K, Ueda T, Tamura F, Nagao K, Furuya J, Matsuo K, Yamamoto K, Kanazawa M, Watanabe Y, Hirano H, Kikutani T, Sakurai K: Oral hypofunction in the older population: Position paper of the Japanese Society of Gerodontology in 2016, *Gerodontology*, Vol.35, No.4, pp.317-324, 2018.
- (85) Scholkopf B, Smola A, Muller KR: Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem, *Neural Computation*, Vol.10, pp.1299-1319, 1998.

- (86) Wang Q: Kernel principal component analysis and its applications in face recognition and active shape models, arXiv, arXiv:1207.3538v3, 2014.
- (87) 原啓介：線形値・固有値・テンソル <線形代数> 応用への最短コース，株式会社講談社，2019.
- (88) 桂利行（編集），池田敏春，佐藤好久，廣瀬英雄：理工系学生のための線形代数，株式会社培風館，2015.

謝辞

本論文は，主査の岩手大学 大学院 工学研究科 佐々木誠准教授のご懇切なるご指導とご鞭撻を賜り完成させることができました．ここに深い感謝と敬意を表します．また研究・開発パートナーとして，長い間お互いに様々な挑戦をしてきました．本論文を成果として残せたことに感謝を致します．

お忙しい中，本論文をご精読頂きました副査の水野雅裕理事・副学長，花原和之教授，三好扶教授に深く感謝を申し上げます．

聖隷クリストファー大学 リハビリテーション学部 言語聴覚学科 柴本勇教授には，計測システムの開発・計測実験や，嚥下リハビリテーションに関するご助言を頂き，多大なるご支援を賜りました．ここに感謝の意と敬意を表します．

本研究の遂行にあたり，長崎大学病院 摂食嚥下リハビリテーションセンター 玉田泰嗣助教には，多くのご助言を頂きました．ここに深く感謝の意を表します．

日ごろから多岐にわたりご指導とご協力を頂きました一関工業高等専門学校 機械・知能系 中山淳教授に，深く感謝の意を表します．

岩手大学 佐々木研究室の皆様におかれましては，本研究を遂行するのにあたり多くの御助言と御協力を頂きました．鈴木雅大氏，横浜裕太氏に深く感謝を申し上げると共に，佐々木研究室を，ご卒業をされた方々，在学生の方々に厚く御礼を申し上げます．

本研究に深い理解とご支援を頂きました株式会社パターンアート研究所の八重樫幸夫氏，斎藤政樹氏，フィンガルリンク株式会社の名郷根正昭氏，座間誠一氏に心より感謝を申し上げます．

最後に，日ごろから数多くのご理解とご支援を頂いている妻・知沙子，父・勝，母・裕香，姉・佳寿巳，甥・心輝，妹・智瑛に，深く感謝を申し上げます．

発表論文

1. 審査制度のある学術雑誌

- (1) 鎌田勝裕, 佐々木誠, 鈴木雅大, 横浜裕太, 玉田泰嗣:
嚥下パターン画像を用いた嚥下機能評価法に関する基礎
的検討, 日本機械学会論文集, Vol.87, No.901,
DOI:10.1299/transjsme.21-00166, 2021.
- (2) Makoto Sasaki, Shumpei Ito, Katsuhiko Kamata, Masahiro
Yoshikawa, Isamu Shibamoto, Atsushi Nakayama:
Oral motion classification of the elderly for prevention and
rehabilitation of dysphagia,
Mechanical Engineering Journal, Vol.7, No.1,
DOI:10.1299/mej.19-00076, 2020.
- (3) Masahiro Suzuki, Makoto Sasaki, Katsuhiko Kamata, Atsushi
Nakayama, Isamu Shibamoto, Yasushi Tamada:
Swallowing pattern classification method using multichannel
surface EMG signals of suprahyoid and infrahyoid muscles,
Advanced Biomedical Engineering, Vol.9,
DOI:10.14326/abe.9.10, 2020.
- (4) Yukiya Nakai, Makoto Sasaki, Katsuhiko Kamata, Atsushi
Nakayama:
Development of sEMG-based robust oral motion
classification method and its application to electric
wheelchair operation,
Mechanical Engineering Journal, Vol.6, No.6,
DOI:10.1299/mej.19-00144, 2019.

2. 国際会議

- (1) Isamu Shibamoto, Makoto Sasaki, Atsushi Nakayama, Katuhiro Kamata, Atsunobu Sato:
Suprahyoid Muscle Activation Pattern During Solid & Liquid Bolus Swallow Using Multi-channel Submental Surface EMG, Proceedings of the American Speech-Language-Hearing Association (ASHA) Convention 2018, 2018.
- (2) Junpei Kumagai, Makoto Sasaki, Katuhiro Kamata, Atsushi Nakayama:
Tongue Training Robot Development for Swallowing Rehabilitation,
Proceedings of the 2018 International Symposium on Micro-NanoMechatronics and Human Science (MHS2018), 2018.

3. 口頭発表

- (1) 鎌田勝裕, 佐々木誠, 鈴木雅大, 横浜裕太, 玉田泰嗣:
嚥下パターン画像を用いた嚥下機能評価に関する基礎的検討,
生体医工学シンポジウム 2020, 2P-10, 2020.
- (2) Masahiro Suzuki, Makoto Sasaki, Katsuhiko Kamata, Atsushi Nakayama, Isamu Shibamoto, Yasushi Tamada:
Swallowing pattern classification method using multichannel surface EMG signals of suprahyoid and infrahyoid muscles,
生体医工学シンポジウム 2019, 1A-30, 2019.

- (3) 鎌田勝裕，佐々木誠：
嚥下機能評価のための多チャンネル表面筋電位計測システムの開発，
日本機械学会 2019 年度年次大会，S40115，2019.
- (4) 熊谷潤平，佐々木誠，鎌田勝裕，中山淳：
舌機能に着目したリハビリテーションロボットの開発，
第 36 回日本ロボット学会学術講演会，1P1-16，2018.
- (5) 佐々木誠，佐々木将瑛，鎌田勝裕，中山淳，柴本勇，
阿部信之，佐藤義朝，大井清文：
新しい舌機能評価・訓練を目的とした 3 次元舌力測定器の開発，
第 19 回日本言語聴覚学会，2018.
- (6) 鈴木雅大，佐々木誠，鎌田勝裕，中山淳，玉田泰嗣，
柴本勇：
多チャンネル表面筋電図の画像認識による嚥下パターン分類，
第 27 回ライフサポート学会フロンティア講演会，E6-2，
2018.
- (7) 鎌田勝裕，柴本勇，佐々木誠：
表面筋電を用いた舌骨上筋群バイオフィードバック訓練装置の開発，
第 18 回日本言語聴覚学会，2-5-66，2017.