

筋電図による 3 種の把持動作の識別

電気・化学専攻医用工学領域 2181256 中村和平

(主査：和多田雅哉教授副査：京相雅樹教授、桃沢愛准教授)

1. 緒言

近年、日本の肢体不自由者は増加傾向にある。そして、肢体不自由の中でも上肢の切断障害は把持動作を中心とした多くの上肢を用いた動作が不可能になるため、生活の質(QOL:Quality of Life)に大きな悪影響を及ぼす。また、上肢切断の約 40%は前腕切断であり、前腕切断者の多くは日常生活を送るにあたり義手を利用する^[1]。義手には機能や用途別に複数の種類が存在し、能動義手と筋電義手は喪失した把持動作の一部を再現可能である。特に筋電義手は機能性と外観の再現の両立できる。これらの多くは日常生活で要求される把持動作の 35%を占める握力把持のみの再現だが、精密把持と側面把持も再現することで日常生活動作の 85%を可能とすることができる^[2]。しかし、機能性の増加は構造の複雑化と操作性の低下を招き、義手を使用する場面の減少に繋がる。義手利用者の多くは操作訓練が負担となるため、義手を基本的に使用せず動作そのものを工夫する場合が多い^[3]。このことは筋電義手の購入意欲の低下に繋がり、高い需要があるにもかかわらず普及が進まない理由となっている。よって、筋電義手の普及には機能性を維持した上で、操作性の向上が必要だと考える。そして、残存した筋から発生する筋電信号から手指部の動作を推定し、筋電義手を制御することで、筋電義手の直感的な操作が可能となり操作性の向上を果たせると考える。

本研究では直感的に操作可能な筋電義手の開発を目標とし、前腕で計測した筋電図により 3 種の把持動作を識別するシステムを開発する。筋電図の波形の変化から手指部の把持動作開始を識別し、計測部位ごとに複数の特徴量を抽出する。抽出した特徴量を用いて、複数の手法から識別器の設計を行う。最終的に作成した識別器のパラメータに調整を加えた後、識別精度によって評価を行う。本稿では筋電図計測、特徴量の抽出、特徴量の評価、把持力の定量化を目的とした実験方法の検討について述べる。

2. 開発する筋電義手

2.1 コンセプト

筋電義手により日常生活で必要となる動作の再現を目指す。そして、前腕で計測した筋電図により手指部の動作を推定し、筋電義手を制御することで装着者による直感的な操作を実現する。さらに、筋電義手の動作に対する違和感を軽減するために、動作開始から 0.3[s]以内に動作識別と筋電義手の制御を完了することを目標にする^[4]。ここで、筋電義手が再現可能な動作は多いほど日常生活の多くの場面で利用される可能性が増加するが、機能性の増加と良好な操作性の維持は困難である。さらに、義手に要求される自由度が増加するため、構造が複雑化して強度の低下や重量の増加に繋がる。したがって、日常生活動作の多くの場面で必要な把持動作に限定することで、機能性の向上と良好な操作性を両立し、簡易な構造を持つ筋電義手を開発する。

2.2 識別する把持動作

先行研究より日常生活動作で用いられる把持動作のうち合計 85%を占める握力把持、精密把持、側面把持の識別を目標にする。3種の把持動作の様子を図1に示す。



a)握力把持 b)精密把持 c)側面把持

図 13 種の把持動作の様子

握力把持は物体を手指部全体で掴む際に用いられ、最も多くの場面で用いられる。精密把持は小さい物体を指先でつまむ際に用いられ、側面把持は鍵など薄いものを持つ際に用いられる。

2.3 識別方法

把持動作の識別方法として、前腕で計測した筋電図を用いる。先行研究では筋電図による動作識別法として積分筋電図(IEMG: Integrated Electromyogram)や周波数成分による解析が行われている。IEMGは定量化した筋電信号を積分した値であり、収縮する筋繊維の数の程度を表す。筋電信号の振幅は活動する運動単位に比例して大きくなるため、IEMGの値も増加し、筋活動量を評価することが可能となる。周波数解析の一つとして平均周波数(MPF: Mean Power Frequency)が存在する。筋電信号を高速フーリエ変換することで周波数分解し、含まれる周波数の振幅を2乗したパワースペクトルを描画する。そして、含まれる周波数の平均値をMPFとして示す。

各把持動作を行った際に前腕の筋群はそれぞれ異なる筋活動をするため、筋の活動量によって値が変化するIEMGやMPFに把持動作ごとの特徴が表れることが予想される。よって、表れた特徴を利用することで筋電図による把持動作の識別が可能になると考える。

3. 把持力の定量化

3.1 ロードセル内蔵型把持対象物の設計

学部での研究から識別精度を向上させる必要が示された。したがって、精度向上として、各パラメータの調整、識別に用いるアルゴリズムの変更、筋電図計測プロセス改善による計測向上を比較検討した。これらの中で、筋電図計測の精度向上は利用可能な特徴量の増加や精度向上に繋がるため、パラメータの調整やアルゴリズムの変更に比べて精度向上への寄与が大きいと考えた。学部での実験において改善が必要な点は計測方法と手順である。特に把持力は被験者の感覚に依存しているため、計測中に一定の把持力ではない可能性がある。把持力の変化は信号強度の変化に直接影響する。したがって、特にIEMGでは値が変化するため、動作間比較への影響が大きい。よって、実験時把持力を一定にする方法が必要であり、把持力変化の影響と把持力の定量化が可能か機能試験機を用いて検証する。そこで、3種の把持動作の筋電図計測実験で使用した把持対象物を参考に、図5に示すロードセル内蔵型把持対象物を作製した。

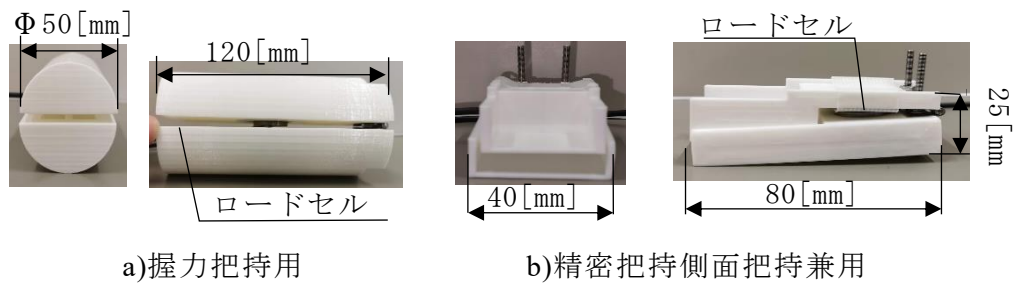


図 2 作製した把持対象物

図 2 に示す把持対象物はそれぞれ 2 つの部品が蝶番を介して接続されており、中央部にロードセルを挟む構造である。図 2(a)に示す握力把持用の把持対象物はロードセルに対して垂直に把持力が加わる。また、図 2(b)に示す精密・側面把持用の把持対象物はグリップ部の厚さを抑えるため、てこの原理を利用している。よって、ロードセル-蝶番が 30[mm]、グリップ部-蝶番が 60[mm]であるため表示される測定値は把持力の 2 倍となる。

3.2 作製した把持対象物の評価

作製した把持対象物で計測される値が把持対象物に加わる把持力に一致するか確認するため、検証実験を行った。実験方法として、作製した把持対象物に対して既知の一定荷重を与え、計測値と比較した。使用機材はロードセル(株式会社東京測器研究所、CLS-1KNB)、PCD(株式会社共和電業、PCD-301B)を使用した。また、実験の様子や機材の接続を図 3 に実験概要図として示す。

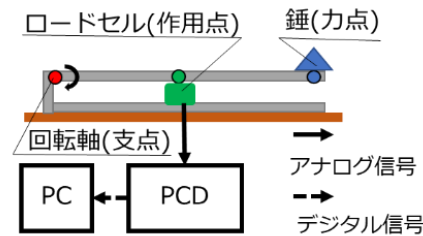


図 3 実験概要図

錘を握力把持用では 10[kg]、精密・側面把持用では 1[kg]と設定して、てこの原理でロードセルへの荷重を増幅させる。また、ロードセルの位置を変更することで荷重を変化させる。定格荷重を握力把持用では 1000[N]、精密・側面把持用では 300[N]とした。これは精密・側面把持用に 350[N]以上の荷重を掛けたときに構造が変形してロードセル以外に荷重が逃げることで計測ができないためである。計測する荷重は無荷重と定格荷重の 20%、40%、60%、80%、100%の計 6 つを計測した。また、無荷重状態から定格荷重まで荷重を増加させた後、減少させる手順を 3 周繰り返すことでヒステリシスの影響を確認した。測定結果を図 4 に計測と荷重(握力)、図 5 に計測値と荷重(精密・側面)として示す。

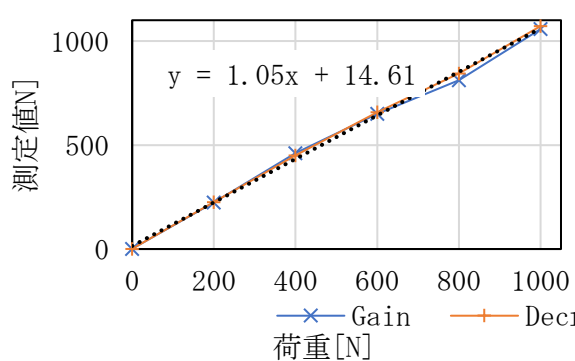


図 4 計測と荷重(握力)

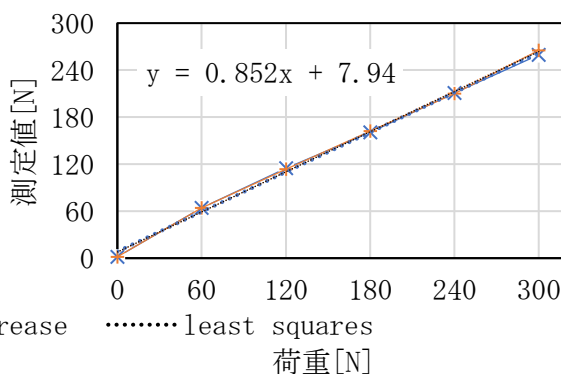


図 5 計測値と荷重(精密・側面)

得られた結果から相関係数を算出し、握力把持用では 1.00、精密・側面把持用では 0.999 であった。したがって、作製した把持対象物により把持力の定量化が可能であると考えられる。そして、荷重を増加させた場合と減少させた場合に大きな差異がないことから、ヒステリシスの影響は小さいと考える。

4. 一定把持力での筋電図計測

4.1 実験目的と方法

作製した把持対象物を用いて、3 種の把持動作の筋電図と把持力を同時に計測した。そして、一定把持力で筋電図計測を行うことで、筋電図に対する把持力の影響を確認する。また、識別器の学習に用いるデータを取得することを目標とする。

3 種の把持動作の筋電図計測実験と把持力の定量化実験で利用した機材で実験を行った。また、各計測器の設定は生体アンプの LOCUT を 1.5[Hz]、HICUT を 1000[Hz]、ゲインを 5000 倍、HUMFIL を ON に設定し、サンプリング周波数を 2000[Hz]とした。そして、ロードセルのサンプリング周波数は 2000[Hz]に設定して各条件で 26 ずつ計測を行った。図 6 に実験概要図 2 に、図 7 に電極配置を示す。

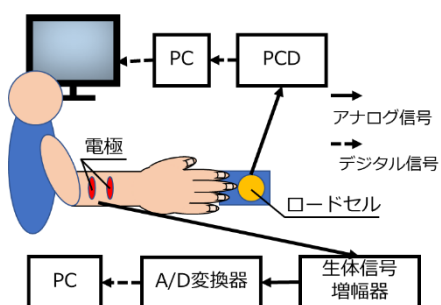


図 6 実験概要図 2

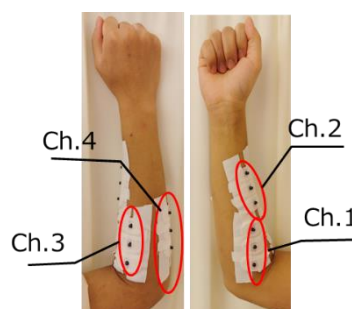


図 7 電極配置

計測目標とする筋と計測チャンネルは、示指から小指の屈曲動作に関する浅指屈筋と深指屈筋(Ch.1)、拇指の屈曲動作に関する長母指屈筋(Ch.2)を基本とし、手指部の位置や複合動作に活動が変化する可能性のある長橈側手根伸筋と短橈側手根伸筋(Ch.3)、小指の伸展動作に関する小指伸筋(Ch.4)である。そして、電極位置を 3 種の把持動作の筋電図計測実験から変更し、肩側から+、Earth、-と直線状に配置した。

目標とする把持力は、被験者の発揮できる最大値を基準に、100%、75%、50%、25%

の4パターンとした。そして、計測時にモニターに把持力を表示することで、被験者に把持力を調整してもらった。さらに、3種の把持動作の筋電図計測実験と対比するため、被験者に対して具体的な目標値を設定せずブラインド状態での計測を行った。

4.2 把持力の差異による筋電図の変化

条件より把持動作中と考えられる計測開始後 11[s]から 11.2[s]の区間で IEMG と MPF を算出した。そして、把持動作ごとに IEMG の平均値を算出し、図 8 に IEMG の変化(握力)、図 9 に IEMG の変化(精密)、図 10 に IEMG の変化(側面)として示す。

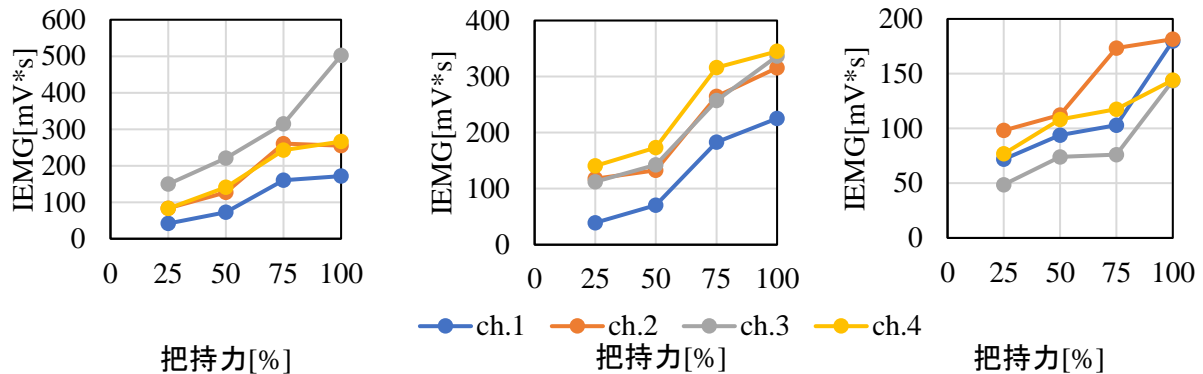


図 8 IEMG の変化(握力) 図 9 IEMG の変化(精密) 図 10 IEMG の変化(側面)

図 8 から図 9 より、把持力の増加に対応して IEMG が増加することを確認した。したがって、同一の把持動作であっても把持力の変化が抽出された特徴量に影響すると考えた。また、把持動作によって最も活発なチャンネルが変化することから、特徴量として活用可能だと考えた。次に計測毎の IEMG のばらつきを評価した。データのばらつきを比較する時、母集団の大きさが異なる場合は標準偏差を直接比較できないため変動係数を比較した。変動係数 CV、標準偏差 σ 、母集団の平均値 \bar{x} のとき、変動係数は式(1)で示される。

$$CV = \sigma / \bar{x} \quad (1)$$

式(1)よりチャンネルごとに変動係数を求めた結果、すべての条件で 0.3 を下回る結果となった。変動係数は 0 に近いほどばらつきが小さいことを示すため、計測時の把持力のばらつきを抑えることができたと考察する。

次に、MPF においても同様の手順で比較した。図 11 に MPF の変化(握力)、図 12 に MPF の変化(精密)、図 13 に MPF の変化(側面)を示す。

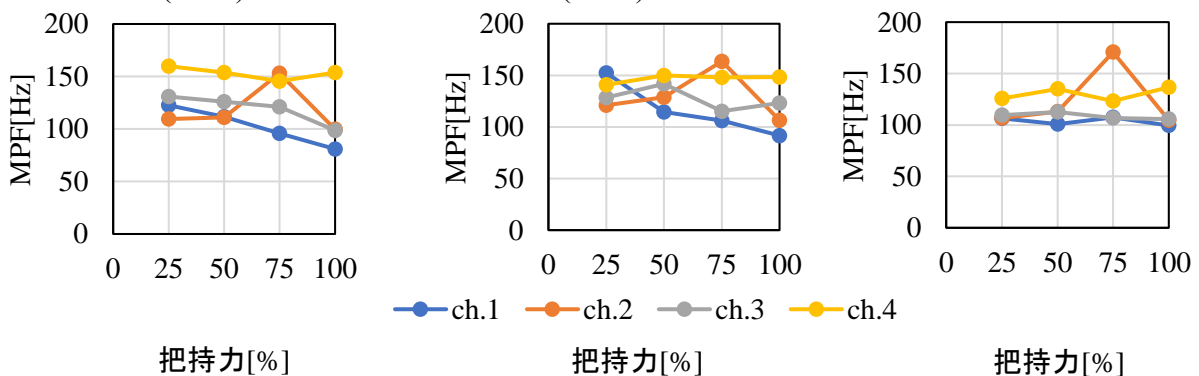


図 11 MPF の変化(握力) 図 12 MPF の変化(精密) 図 13 MPF の変化(側面)

図 11 から図 13 より、MPF は把持力の強度の影響が小さいと示された。さらに、把持動作間で値の変化が小さいことが示唆された。また、変動係数は 0.3 以下とばらつきが小さいと考えられるものであった。

4.3 把持力の数値化による影響

計測毎の把持力のばらつきを評価し、把持力の大きさによる影響やモニターによる把持力の調整の影響を確認する。動作全体の変化を比較するため、10.5[s]から 14.5[s]の把持力の平均値を比較した。図 14 に把持力の変動係数(握力)、図 15 に把持力の変動係数(精密)、図 16 に把持力の変動係数(側面)を示す。

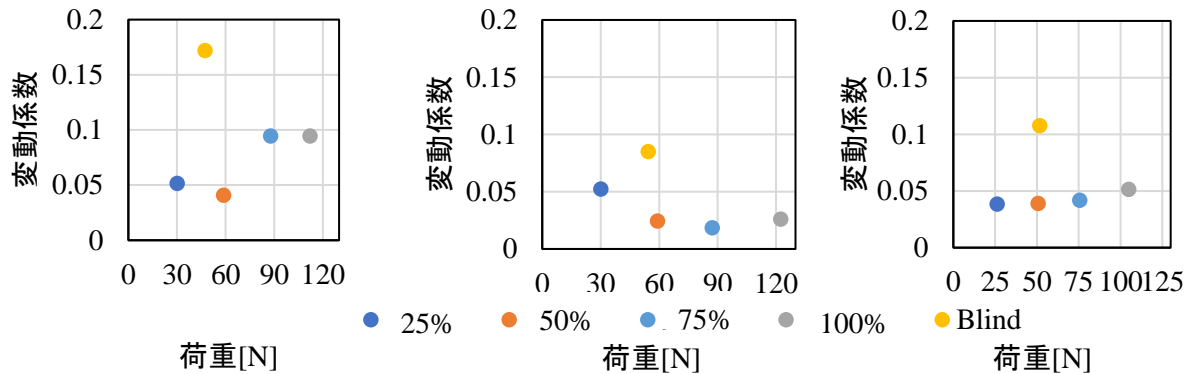


図 14 把持力の変化(握力) 図 15 把持力の変化(精密) 図 16 把持力の変化(側面)

図 14 から図 16 よりモニターを目視することで把持力を調整することで、一定の把持力で筋電図を計測可能であると考えた。そして、具体的な数値目標がなく被験者の主観によって調整した場合は把持動作に関わらず 50[N]程度となった。一方で、ブラインド状態の出力は作製した把持対象物に合わせたものであり、同じ把持動作でも異なる把持対象物では出力が変化する可能性がある。また、ブラインド状態で被験者の主観によって把持力を調整した場合はモニターを目視した場合よりばらつきが大きい。したがって、学部で得られたデータはばらつきが大きい可能性が示された。

5. 識別器の設計と評価

5.1 評価方法と条件

識別器の作成には MATLABR2020b(MathWorks)と分類識別器アプリ(MathWorks)を利用した。そして、動作開始時刻の推定は MATLAB の findchangepts 関数を用いた。そして、推定した動作開始時刻から 0.2[s]の IEMG と MPF を算出し、学習データとした。また、各アルゴリズムは分類識別器アプリ内の事前学習されたものを使用する。

作製した識別器の精度は交差検証によって評価した。交差検証は学習データを分割し、学習データとテストデータを順番に入れ替えて動作する。これにより、モデルの過学習を防止可能となる。そして、得られた正答率の平均値を比較した。また、今回は分割数を 5 に設定した。

5.2k 近傍法による識別

k 近傍法とは、未知のデータを識別するときに、周囲の既知のデータの多数決で識別する手法である。近傍数を 3、5、7、自動に設定し、ベイズ最適化を行ってモデルを構築した。そして、それぞれで最も識別率の高かった k=5 の結果を表 1 に混同行列(k 近傍法)(IEMG)(ベイズ)、表 2 に混同行列(k 近傍法)(MPF)(ベイズ)として示す。

表 1 混同行列(k近傍法)(IEMG)(ベイズ)

		予測されたクラス			
		側面	非動作	握力	精密
真のクラス	側面	97	3		4
	非動作		104		
	握力			102	2
	精密	5		8	91

表 2 混同行列(k近傍法)(MPF)(ベイズ)

		予測されたクラス			
		側面	非動作	握力	精密
真のクラス	側面	75	11	10	8
	非動作		104		
	握力	20	5	64	15
	精密	19	1	14	70

表 1 より IEMG では精度が 94.7%であった一方で、表 2 より MPF では 75.2%となった。理由として、動作間での値の変化が IEMG と MPF で異なっていたことが考えられる。また、MPF では 3 動作間の識別精度が低いと示された。

5.3 サポートベクターマシンによる識別

サポートベクターマシン(SVM:SupportVectorMachine)は、ある集合体を 2 つのクラス軍に分類し、未知のデータが属するクラスを判別するアルゴリズムである。今回は 1 対 1 の比較を繰り返すことでマルチクラス分類を行った。分割パターンを線形、2 次、3 次、自動として識別器を作製した。それぞれで最も識別率の高かった自動の結果を表 3 に混同行列(SVM)(IEMG)(ベイズ)、表 4 に混同行列(SVM)(MPF)(ベイズ)として示す。

表 3 混同行列(SVM)(IEMG)(ベイズ)

		予測されたクラス			
		側面	非動作	握力	精密
真のクラス	側面	95	3	1	5
	非動作		104		
	握力	1		98	5
	精密	7		4	93

表 4 混同行列(SVM)(MPF)(ベイズ)

		予測されたクラス			
		側面	非動作	握力	精密
真のクラス	側面	68	6	15	15
	非動作		104		
	握力	15	2	73	14
	精密	19	2	20	63

表 3 より IEMG では精度が 93.8%であった一方で、表 4 より MPF では 74.0%となった。また、特徴量間の比較では k 近傍法と同様の傾向となった。

5.4 ニューラルネットワークによる識別

ニューラルネットワーク(NN:neuralnetwork)は、脳内の神経細胞のネットワーク構造を模した数学モデルを構築することで動作する。パターン認識や画像解析など複雑な動作が可能である。今回は入力層、中間層、出力層が 1 つずつ、それぞれのサイズを 10、50、100、自動に設定した。また、反復制限を 1000 に設定し正則化強度を 0 とした。IEMG で最も識別率の高かった自動の結果を表 5 に混同行列(NN)(IEMG)(ベイズ)、最も識別率が高かった 100 の結果を表 6 に混同行列(NN)(MPF)(ベイズ)として示す。

表 5 混同行列(NN)(IEMG)(ベイズ)

		予測されたクラス			
		側面	非動作	握力	精密
真のクラス	側面	95	3	1	5
	非動作		104		
	握力	1	1	98	4
	精密	5		5	94

表 6 混同行列(NN)(MPF)(ベイズ)

		予測されたクラス			
		側面	非動作	握力	精密
真のクラス	側面	70	6	14	14
	非動作		104		
	握力	17		67	20
	精密	15	1	20	68

表 5 より IEMG では精度が 94.0%であった一方で、表 6 より MPF では 74.3%であった。また、特徴量間での比較では k 近傍法と同様の傾向となった。

5.5 アルゴリズム間での比較

5.2 から 5.4 より特徴量として IEMG が適していると示された。よって、IEMG を特徴量としたモデルを比較した。表 7 に精度と予測速度を示す。

表 7 精度と予測速度

項目	k 近傍法	SVM	NN
精度[%]	94.7	93.8	94.0
予測速度[観測数/秒]	11000	18000	29000

表 7 より、精度では大きな差が生じなかった。各アルゴリズムで使用したパラメータは暫定的であり、調整によりさらなる精度向上が期待できる。一方で、予測速度は NN が最速であったが、各パラメータの自動設定が高速化する傾向があった。そして、サンプリング周波数が 2000[Hz]であるためいずれのアルゴリズムでも十分な性能であると考えられる。ここで、筋電義手に搭載する場合を考えると、計算コストが軽いことが求められるため、現時点では k 近傍法による識別が最適であると考えられる。

6. 結言

本稿では前腕切断者に対する支援として、筋電義手に注目した。そして、ADL の 85% を占める握力把持、精密把持、側面把持を再現し、筋電図制御による直接的な操作を実現することを目指した。本研究では、ロードセルを内蔵した把持対象物を設計・評価することで把持力を定量化した。そして、筋電図計測と把持力を同時に行うことで、各把持動作の特徴を定量的に評価した。さらに、得られたデータから k 近傍法、SVM、NN を利用した識別器を作製し、精度を評価した。得られた結果から特徴量は IEMG が適していると示された。そして、識別機に利用するアルゴリズムを比較し、筋電義手の搭載する条件下では k 近傍法が適していると考察した。今後の展望としては、データの質を向上させ、パラメータの調整やアルゴリズムの検討を進める。さらに、実際に筋電義手を開発するにあたり、ハードウェア面から考察する。

参考文献

- [1] 厚生労働省社会、企画課平成 28 年生活のしづらさなどに関する調査（全国在宅障害児・者等実態調査）結果の概要、pp.3
- [2] Christian Cipriani, “Objectives, criteria and methods for the design of the SmartHand transradial prosthesis”, *Robotica*, vol.28No.6, pp.919-927, 2010
- [3] 長尾竜郎他, ”上肢切断者の ADL について”, *リハビリテーション医学* vol.13No.2, pp.95-103, 1976
- [4] Osamu Katayama, “Neural Mechanism of Altered Limb Perceptions Caused by Temporal Sensorimotor Incongruence”, *Front.Behav.Neurosci.*Vol12.282, 2018