

オペラント学習機能を有する筋電識別器による  
自己成長型筋電義手の開発

粕谷 昌宏

電気通信大学大学院情報理工学系研究科  
知能機械工学専攻

博士（工学）の学位申請論文

2016年3月

オペラント学習機能を有する筋電識別器による  
自己成長型筋電義手の開発

指導教員

横井 浩史・田中 一男

博士論文審査委員

小池 卓二 教授

檜森 与志喜 教授

杉 正夫 准教授

宮脇 陽一 准教授

本論文の著作権は粕谷昌宏に帰属する.

2016年3月25日

This study describes the development of an electromyogram (EMG) pattern classification algorithm used to control myoelectric prosthetic hands. EMG is an electric signal that travels on the surface of a muscle fiber when the muscle is contracting. The demand for highly functional prosthetic hands has increased alongside the growth in technology. Although the control degree of freedom is only 2 or 3, commercially available EMG prosthetic hands require more than four weeks of training. Within this research field, myoelectric control methods associated with EMG patterns based on particular motion patterns of the prosthetic hand have been developed. In this control method, the user can use approximately 5 to 10 control degrees of freedom to control the prosthetic hand. Thus, this method allows users to control more degrees of freedom using an intuitive approach. However, a specialist must assist amputees in locating the EMG sensor and determining the appropriate muscle contraction to discriminate as many EMG patterns as possible. The burden of training demotivates amputees to use prosthetic hands. A system that can automatically search and learn amputee EMG patterns to achieve high classification accuracy without a specialist is thus required.

In this study, a myoelectric pattern classifier with operant-based learning is developed for automated EMG pattern searching and learning. The classifier itself uses a neural network to classify EMG patterns. The developed algorithm consists of two parts: a post-processing algorithm for stabilizing the output of the classifier, and a classifier correction algorithm using operant-based learning. The classifier correction algorithm trains the classifier itself and achieves high classification accuracy with as many EMG patterns as possible.

The results show that the developed algorithm can train an EMG classifier sufficiently to use a prosthetic hand. In addition, the dynamics of the EMG classifier with operant-based learning are analyzed.

This study suggests the possibility of developing a prosthetic hand that can learn new skills not by means of pre-programming but rather through repeated practice.

## 概要

本論文では筋電義手を対象とし、筋電義手制御のための筋電パターン学習法について開発を行う。近年、テクノロジーの発達と共に、義手に要求される機能が高度なものとなっている。特に、使用者の筋電位を用いて制御する筋電義手が注目されてきている。筋電は、筋収縮の際に筋を伝播する電気信号であり、皮膚表面へ筋電計を取り付けることにより計測が可能なものである。筋電義手のハードウェアとしての側面を見れば、多自由度化やデザイン性の向上など、多くの機能改善が行われている。しかしながら、その制御手法については長らく革新がなされていない。現在普及する筋電義手は筋電計を用い、表面筋電位を計測することで制御を行うが、制御原理としては、筋電信号の振幅が一定値を超えるか否かによって2値判別を行うON-OFF制御に留まっている。この制御手法では多くの自由度を動かすことが困難であるため、近年は2つの筋電計を用いて、いずれかもしくは両方の筋電計に特定の順番で筋電を入力することにより、順番に対応した義手動作を行うコマンド方式を取っている。しかしながらこの手法では、コマンドと義手の動作の対応を覚えなければならないことや、義手の自由度が増加に伴いコマンドも長くなっていくことから、素早い操作が困難になるという問題がある。そこで研究の分野では、筋電をパターンとして捉え、筋電パターンと義手の動作パターンを対応させる直感的な義手操作が提案されてきた。この手法では筋電パターンと動作パターンを探索しなければならないが、筋電義手の適用段階においては使用者の負担軽減が重要な要素となるため、本研

究では使用者ではなく、筋電義手自体が動的に筋電パターンを探索・学習する手法の開発を行うことを目的とする。

本研究では、筋電パターンと動作パターンの探索および対応付けを行う、オペラント学習機能を有する筋電識別器を提案する。オペラント学習機能を有する筋電識別器は2つの要素から構成される。1つは、筋電の出現頻度に着目した識別安定化フィルタである。このフィルタは、誤識別された動作パターンのみを取り除き、筋電パターン識別を安定させる。もう1方は負報酬を用いた識別器修正アルゴリズムで、筋電の出現頻度と使用者から入力される負報酬を利用する。使用者の意図した動作パターンと実際に出力された義手の動作パターンが異なる場合に、使用者が負報酬としてボタン入力することで、義手が半自動的に学習データを修正する。結果的に、識別安定化フィルタにより実用レベルの識別率が得られ、実験により識別器の修正アルゴリズムのダイナミクスが解析された。またこの過程で、使用者に合わせた筋電義手の制御自由度の選択が行える可能性が示唆された。

これまでの筋電義手は、あらかじめプログラムされた動きに対し、あらかじめ決められたコマンド入力や、あらかじめ教示した筋電パターンを入力することで制御を行っていた。そのため、人の手のように、反復練習により何らかの技能を会得するということは考えられなかった。しかし本研究で提案されたオペラント学習機能を有する筋電識別器をさらに発展させれば、人の手のように、訓練次第で様々な動きを学習し、無限の可能性を持つ筋電義手の実現される可能性がある。

# 目次

<b>第1章 序論</b> .....	<b>12</b>
緒言.....	12
1.1.  上肢切断者と機能再建.....	13
1.2.  装飾義手と能動義手.....	14
1.3.  筋電義手.....	15
1.3.1.  筋電.....	16
1.3.2.  筋電義手の制御法.....	18
1.3.3.  筋電義手の適用.....	20
1.3.4.  筋電義手の制御における研究.....	22
1.4.  問題設定と目的.....	24
1.5.  筋電パターンの探索に関する先行研究.....	25
1.5.1.  多チャンネル電極による線形探索.....	25
1.5.2.  自己組織化写像による探索.....	26
1.5.3.  強化学習による探索.....	26
<b>第2章 オペラント学習機能を有する筋電識別器の設計</b> .....	<b>30</b>
緒言.....	30
2.1.  課題抽出.....	31
2.2.  システム設計.....	32
2.2.1.  筋電パターン識別器と入力情報の設計.....	32
2.2.2.  ニューラルネットワークの出力層の設計.....	33
2.2.3.  オペラント学習機能の設計.....	35
<b>第3章 筋電パターンの出現頻度による識別安定化フィルタ</b> .....	<b>40</b>
緒言.....	40
3.1.  理論.....	41
3.2.  理論的検討.....	45
3.3.  窓幅の設計.....	46

3.3.1.	実験による窓幅の検証方法.....	47
3.3.2.	実験による窓幅の検証結果.....	51
3.4.	安定性の検証.....	52
3.4.1.	検証方法.....	52
3.4.2.	検証結果.....	53
3.4.3.	考察.....	59
<b>第4章</b>	<b>オペラント学習を用いた識別器修正アルゴリズム.....</b>	<b>68</b>
緒言.....		68
4.1.	理論.....	69
4.1.1.	筋電パターンが安定して識別されている場合の挙動.....	70
4.1.2.	筋電パターンの識別が不安定な場合の挙動.....	75
4.2.	理論的検討.....	76
4.2.1.	未学習の筋電パターンが安静または識別不能に識別される場合.....	78
4.2.2.	未学習の筋電パターンが別の動作パターンに識別される場合.....	79
4.2.3.	識別が不安定な場合.....	83
4.3.	負報酬入力誤りの修正効果の評価.....	84
4.3.1.	評価方法.....	84
4.3.2.	実験結果.....	85
4.3.3.	考察.....	88
4.4.	学習の収束条件の導出.....	90
4.4.1.	理論的検討.....	90
4.4.2.	検証方法.....	94
4.4.3.	実験結果.....	95
4.4.4.	考察.....	100
4.5.	筋電パターン数の収束条件.....	105
4.5.1.	理論的検討.....	105
4.5.2.	考察.....	106
4.6.	教師あり学習により構築された識別器の負報酬による修正効果.....	108
4.6.1.	検証方法.....	108
4.6.2.	実験結果と考察.....	112
<b>第5章</b>	<b>結論と展望.....</b>	<b>116</b>



5.1. 結論 .....	116
5.2. 展望 .....	117
<b>謝辞 .....</b>	<b>121</b>
<b>参考文献 .....</b>	<b>123</b>
<b>業績 .....</b>	<b>129</b>
関連論文 .....	129
査読有り学術論文 .....	129
査読有り講演論文 .....	129
特許 .....	129
参考論文 .....	129
査読有り学術論文 .....	129
査読有り講演論文 .....	130



# 第 1 章

序論

# 第 1 章 序論

## 緒言

第 1 章では、本論文で対象とする切断者および義手について、その背景を述べる。まず切断者について、その状況や要求について述べる。その上で、様々な義手について、その働きや役割について述べる。その後、本研究で対象とする筋電義手について、詳細に解説する。まず、筋電義手の制御信号である筋電について述べ、その後筋電を用いてどのように筋電義手を制御するかを、実用型の筋電義手で用いられている手法と研究段階のものを含めて解説する。また、開発された手法を真に有用なものにするためには、筋電義手の使用者の視点に立つことが必要であることから、筋電義手の処方や、適用における訓練などについて、その背景を述べる。これらの背景から、パターン識別方式の筋電義手と、本研究における問題意識と目的を述べる。最後に、その目的を達成するために用いられる従来手法を紹介する。

## 1.1. 上肢切断者と機能再建

内閣府による平成 25 年版障害者白書によると，日本全国に上肢切断者約 82,000 人存在し，機能再建に関して，健常者の手と同程度の機能上の欲求を持つと言われている[1]. 手の動作の実現には数多くの筋肉が用いられるが<sup>(1)</sup>，手の筋骨格構造[2]や神経支配[3]により，独立に動かすことのできる動作種は限られており，それらの動作種の組み合わせにより，手の姿勢が表現できると言われている．Cutkosky らによれば，日常生活動作 (ADL, Activities of daily living)における手の動作は 16 の動作種により実現されていると言われている[4].

また手の動作に加え，ADL においては手首運動も非常に重要な要素となる．物体を空間上で任意の位置と姿勢に固定するためには一般に 6 自由度が必要であるが，手首に自由度のない手で物体を把持した場合，肩 3 自由度・肘 1 自由度の合計 4 自由度となるため，動作に制限が発生する．そのため手首の運動の有無で ADL のパフォーマンスは変化し，手首運動がないときに ADL にかかる時間は約 28%増大すると言われている[5]. 手首動作は上記 16 動作種とは独立に動くことが想定されるため，ADL の場合の数は増大すると考えられる．

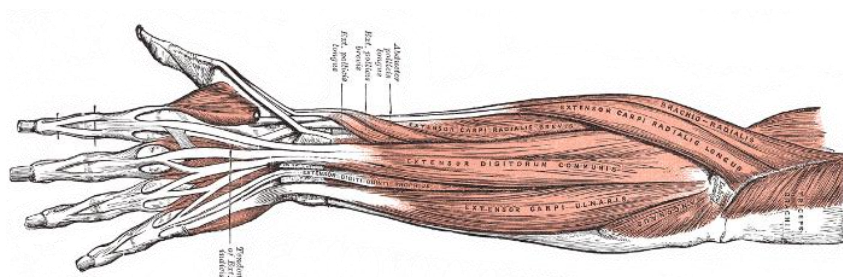


図 1 手指の筋配置 (Henry Vandyke Carter, Henry Gray, 1858)

## 1.2. 装飾義手と能動義手

上肢の機能再建の手法として、切断した手を人工の手である義手と置き換えることが行われている。義手は、義手を断端部に固定するためのソケットや、義手の保護と外観を肌に近づけるためのグローブといった要素から構成され、大きく分けて装飾義手、能動義手、電動義手がある。装飾義手は外観が非常に手に近く作られており、一見しただけでは本物の手と区別のつかないものも製作されている(図 2)。能動義手や電動義手に比べ安価であることや軽量であることから、国内では最も多く用いられている[6]。装飾義手は動力源やアクチュエータを備えないため駆動することはできないが、物を押さえるといった補助的な目的で用いられることがある。しかしながら、装飾義手は外観を手に近づけるためにシリコン製のグローブを用いるものが多く、シリコン素材は摩耗や破断に弱いため、作業に用いると頻繁に交換しなくてはならなくなってしまう[7]。これに対し能動義手は、使用者の残存部位の筋力を利用し、ワイヤーを引くことで義手の各関節を駆動させるものであり[8]、しばしばフック型のものが用いられる。能動義手は作業を行うことのできる義手の中では比較的安価で軽く、ワイヤーを通じてある程度のフィードバックが得られることから、多く用いられてきた[9]。しかしながら能動義手は精密把持と鉤握りに最適化されたことにより手とは異なる形状を取ることが多い[9]。



図2 リアルな外観を備える装飾義手 (佐藤技研)

### 1.3. 筋電義手

能動義手が使用者の残存部位の動きを元にワイヤーなどを用いて駆動されるのに対し、電動義手はその名の通り電力とモータで駆動され、グローブにはシリコンよりも耐久性の高いポリ塩化ビニルが用いられる(図3)。能動義手の駆動がワイヤーの配置などによる制約を受けるのに対し、電動義手は運動の方向や自由度など、設計の自由度が大幅に向上している[9]。そのため、電動義手は手のような外観を備えながら機能的に動くものなどが製作されている。特に、後述する筋電位を用いて制御される電動義手は筋電義手と呼ばれ[10]、近年注目されている。

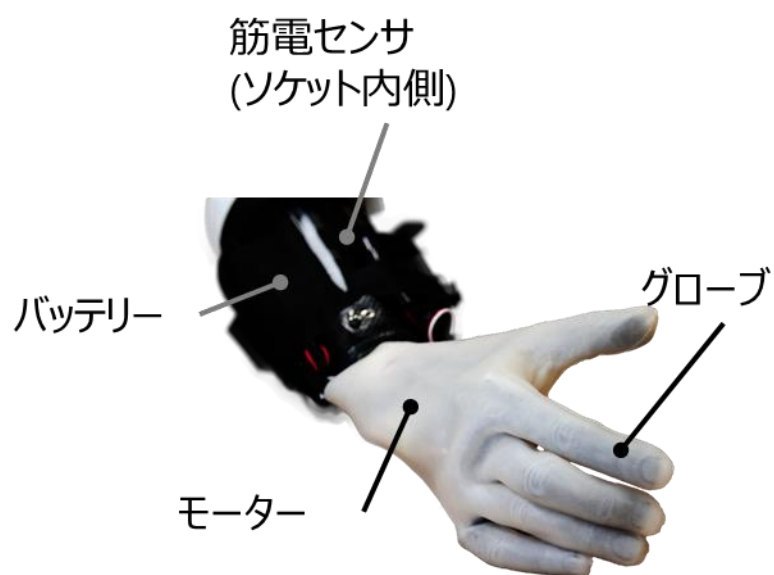


図3 筋電義手の構成部品

### 1.3.1. 筋電

筋電は脳から神経を伝って筋繊維に入力された神経パルスが、筋繊維上を伝播する際の電気信号をとらえたものであり、計測のための電極とアンプを備えた筋電計が用いられる。このとき、電極として刺入電極を用いるもの[11]と皮膚表面に電極を貼り付け表面筋電を観測するものがある[12][13]。刺入電極を用いるものは空間分解能が非常に高く[14]、単一の自由度の筋線維の活動のみを記録することも可能であるが、計測に侵襲が伴うことに対する倫理性、安全性の検証段階であることや[15]、長期間の留置が困難なことから[16]、筋電義手には表面筋電位が用いられ、刺入電極は電気刺激と組み合わせられ筋の応答計測や病理診断に用いられることが多い[17]。特に、刺入電極を用いた場合、信号計測が可能



なのは7ヶ月ほどであったという報告[18]もあることから、長期間使用する義手の計測法として、7ヶ月ごとに手術を必要とする手法は問題となると考えられる。また、同じ筋の筋電が複数の近傍に存在する電極に同様に捉えられるクロストークを起こすことにより、表面筋電の場合は単純にチャンネル数と情報量が比例しない[19][20](図4)。クロストークにより上腕の筋肉の筋電が混入することがあるため、手指の運動が同じであっても、筋電の波形は異なる場合がある[21]。クロストークの他にも、筋から発生した筋電を、離れた皮膚表面で観測するために、信号が皮下組織を通過して来る過程で変質することや[20]、時間とともに筋電波形が変化する[22]ことがある。例えば、筋電は20-400[Hz]の信号であるが、皮下組織の通過により周波数が変化してしまう。そのため、実用化されている筋電義手の多くは伸筋群近傍と屈筋群近傍それぞれに1つずつの表面筋電計を用いて、単に筋電の振幅により制御を行うものが多い[23]。

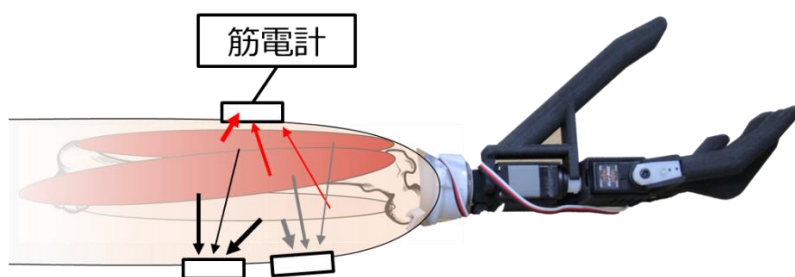


図4 クロストークの模式図。屈筋の筋電が伸筋近傍に貼り付けた筋電計にも計測される。

### 1.3.2. 筋電義手の制御法

筋電義手は 1964 年の Central Prosthetic Research Institute による実用化を皮切りに[24], 現在 Ottobock の販売する Myobock が市場の 70-80%を占めている[4][5]. Myobock は筋電を用い, ON/OFF 制御, 比例制御により 1 自由度の開閉運動が制御される[25]. ON/OFF 制御は, 筋電の振幅に閾値を設定することで ON または OFF の 2 状態を判別し, ON の場合に義手が動作する制御法である[26]. 比例制御も閾値を設定しその値を超えれば義手が動作するものであるが, 一定時間幅で表面筋電位を平滑化することにより得られる積分筋電の大きさに応じて, 開閉スピードを変化させる点が ON/OFF 制御と異なる[27]. ON-OFF 方式の筋電義手は日本でも WIME HAND として 1970 年代に販売されたが, 普及は 70 台程度に留まっている[28].

近年は Ottobock 以外にも, Touch Bionics 社や Be Bionic 社から多自由度の筋電義手が発売されている. 現在市販されている多自由度義手の制御には, 手の伸筋群の収縮, 屈筋群の収縮, 伸筋と屈筋の拮抗という 3 つの筋電の発揮状態が用いられている. 伸筋群の収縮と屈筋群の収縮は ON-OFF 制御方式と同じく自由度の正負方向を制御し, 拮抗はモード変更を制御する(図 5). モード変更はユーザが自由にプログラム可能で, 例えば拮抗 1 回で示指モード, 拮抗 2 回で手首モード, といった具合に素早く拮抗させる筋電パターンを入力し, 動作モードを切り替える[29]. その次に, 伸筋や屈筋を収縮させ義手を任意の方向に動作させる. 前述のクロストークの問題から, 筋電の計測チャンネル数を増大させても, 状態数を単純増加させることはできないため, 現在の多自由度筋電義手におい

では、制御自由度をこれ以上増加させることができず、飽和状態となっている [23][10]. また、Cutkosky の分類[4]にならい、装飾義手、能動義手、筋電義手において、これらの義手が可能な ADL を図 6 にまとめた.

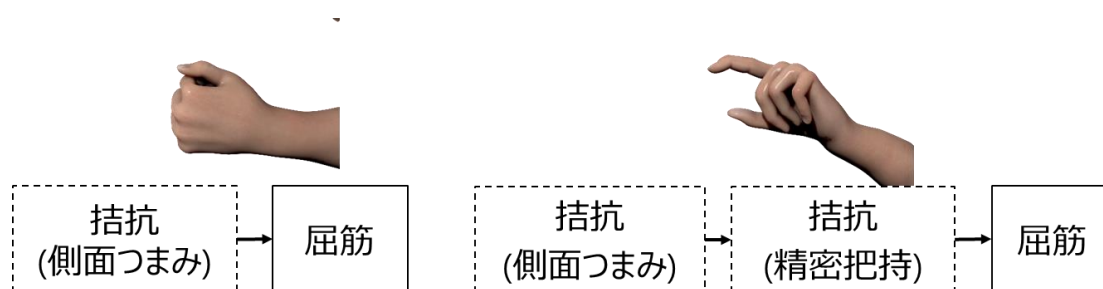


図 5 コマンド方式の制御における例

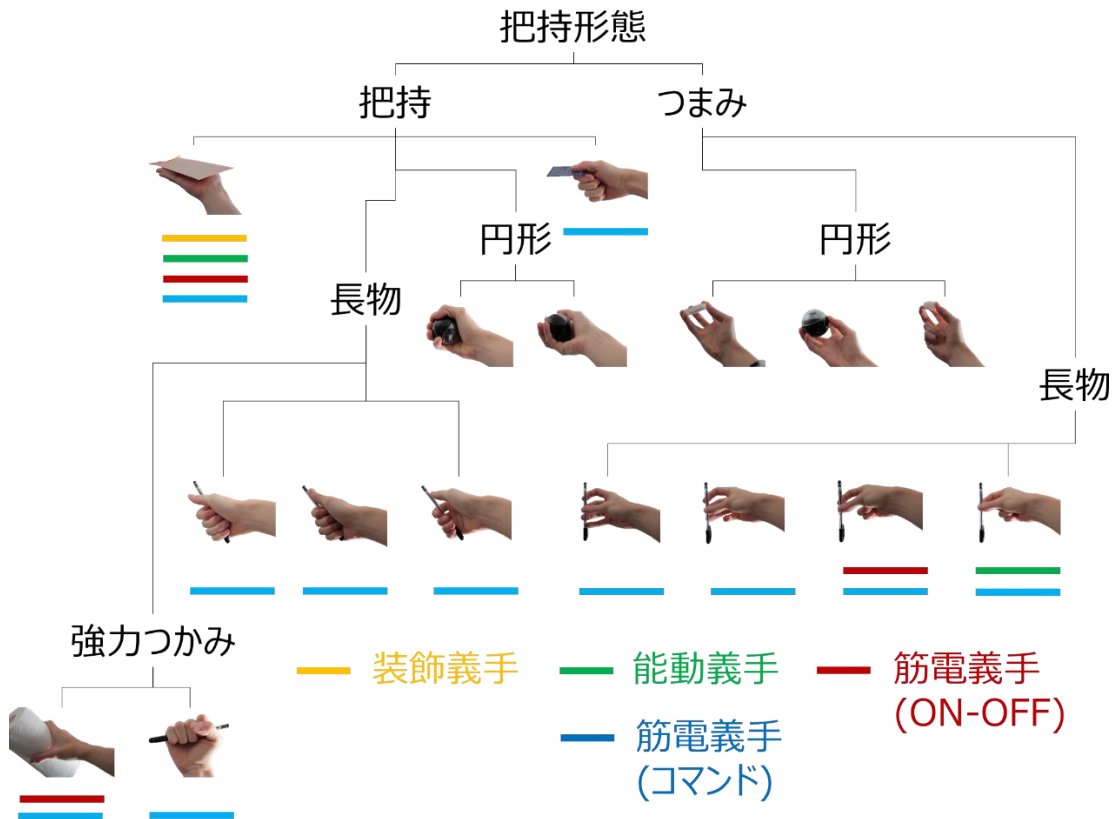


図6 義手の種類と ADL 動作

### 1.3.3. 筋電義手の適用

上肢切断者の断端部の状態は様々であるため、断端部と義手をつなぐソケットと呼ばれる部分については、義肢装具士が断端部の型起こしを行いフィッティングする[30]. 筋電義手は、作業を行わない時、睡眠時や入浴時には取り外すため、着脱が頻繁に行われる. そのため、ソケット製作時に筋電計の位置合わせをあらかじめ行い、ソケットの内側に固定して配置することで、ソケットの着脱と同時に適切な位置に筋電計を配置することが可能となっている(図7). ソケッ

トは義手と生体が直接接触する唯一の部分であり、義手の重量を支えるものでもあるため、義手の中でも非常に重要な要素である[31].

筋電義手は、適合するソケットが製作されれば断端部に装着することができるが、操作して用いるためには訓練が必要となる。筋電義手の訓練は、主に作業療法士により行われ[30]、筋電の大きさを視覚的にフィードバックすることや[32]、物体を義手で把持して特定の場所から特定の場所へ運ぶ Pick and Place が行われる。これらの手法を通じて、様々な重さや姿勢において、確実に筋電を制御するトレーニングが行われる(図 8).

しかしながら切断者の 20~40%は義手を日常生活において使わないと言われており[33]、その理由としては不適切な訓練もしくは訓練不足と言われている[34][35]。そのため、義手の適用段階での訓練が重要視されている。訓練により義手を用いたタスクのパフォーマンスが向上することがわかっているが[36]、初期の訓練は上肢切断者にとって負担が大きい場合があり、義手を使うモチベーションを低下させてしまうという問題がある[37]。特に、上肢切断者に筋電義手を適用するためには最低 4 週間の訓練が必要とされていることや[38]、切断者の 76%が筋電義手を希望しているにもかかわらず実際の普及率は 1%ほどであるという現状があることから[39]、より負担の少ない適用方法が望まれている。



図7 ソケットと筋電計

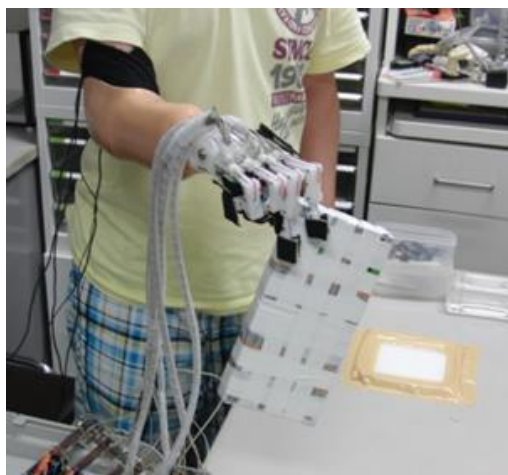


図8 筋電義手の適用訓練の様子

#### 1.3.4. 筋電義手の制御における研究

近年の筋電義手の自由度に対して制御自由度が不足しているという問題に対し、閾値などによらず表面筋電の波形そのものの形を識別し義手を制御する試みが行われてきた。その多くは、特徴抽出などにより筋電をベクトル量子化することで筋電をパターンとして捉え、パターン識別の方法論を適用するパターン識別方式である(図9)。パターン識別方式では、手指の動作種ごと筋電パターン

を複数のクラスに分類し、使用前に識別器に学習させる。義手の使用時には、計測された筋電パターンがいずれのクラスに属するかを識別することで、義手の動作を実現するものである。表 1 に示すように、この手法により、従来数個であった制御自由度を、5～15 個に向上することが可能となった[19][40][41][42]。

パターン識別方式において、筋電による制御自由度は、分離可能な筋電パターンの数となる[43]。そのため、多くの筋電パターンを分離性の高い状態で得られるよう、義手の制御に用いる筋電パターンを探索する必要がある。しかしながら、筋電パターンの探索には、医師から提供される、断端処置の際の解剖的な筋配置の情報を参照する方法や、研究者や作業療法士が同席し、筋電パターンの解析を行う方法[19]など様々存在し、臨床的には確立されていないのが現状である。

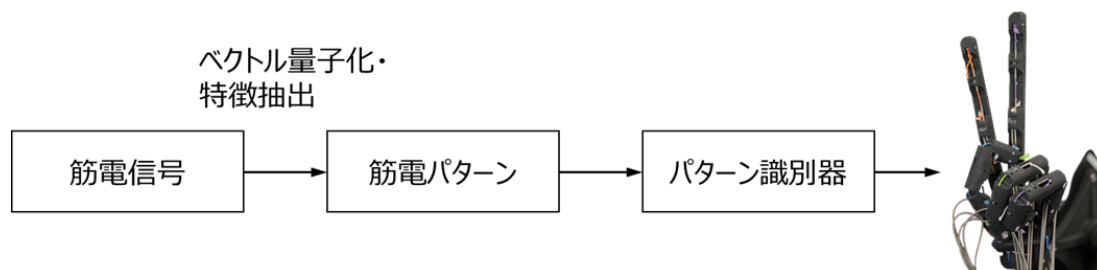


図 9 パターン識別方式の模式図

表 1 先行研究の特徴とパフォーマンス比較

研究題目	筆頭著者	識別器	動作数	電極数	識別率	学習時間
Spatial Filtering Improves EMG Classification Accuracy Following Targeted Muscle Reinnervation	Huang (2009)	LDA	15	128	80-90%	10分間の筋電計測ののち解析
Hand motion recognition using hybrid sensors consisting of EMG sensors and optical distance sensors	Yoshikawa (2012)	SVM	7	4	97%	2分間の筋電計測ののち学習
個性適応機能を有する筋電義手の開発	Kato (2007)	ANN	8	3	89-93%	1秒以下で筋電計測と識別器の学習
A heuristic fuzzy logic approach to EMG pattern recognition for multifunctional prosthesis control.	Ajiboye (2005)	推論エンジン	5	3	97%	4分間の筋電計測ののち1分間の学習

#### 1.4. 問題設定と目的

現在実用化されている筋電義手は、ハードウェアの側面では多自由度化が行われているが、制御自由度は数個に限られるという問題があった。これに対し研究の分野では、筋電をパターンとして捉えることにより制御自由度を増大させたが、義手の適用段階では筋電パターンと動作ラベルは未知となるため、筋電パターンの探索を行う必要がある。しかしながら、筋電パターンの探索法は様々試されているが臨床的に確立されていないことや、その手法のほとんどが使用者の負担となることが問題となっている。筋電義手の適用段階においては使用者の負担軽減が重要な要素となるため、本研究では使用者ではなく、筋電義手自体が動的に筋電パターンを探索・学習する手法の開発を行うことを目的とする。



## 1.5. 筋電パターンの探索に関する先行研究

### 1.5.1. 多チャンネル電極による線形探索

Huang らの 2009 年の研究では、多数の電極を用いることにより筋電パターンの探索を行った[19]。LDA (Linear Discriminant Analysis)による識別器を用い、その入力として筋電計を 128 チャンネル用いている。この手法は、128 チャンネルの筋電計のうち、様々なチャンネルの組み合わせにおいて筋電パターンの識別器を構築し、それぞれの識別器の識別率を線形探索することにより、最も識別に寄与するチャンネルの組み合わせを導出するというものである。この手法により、最終的に筋電計のチャンネル数を 12 にまで絞り込み、15 動作を 80-90%の識別率で推定することに成功している。しかしながら、128 チャンネルの配置は図 10 のように上肢全体を覆うためソケットを用いることが困難となっており、個々に電極を配置する必要がある。

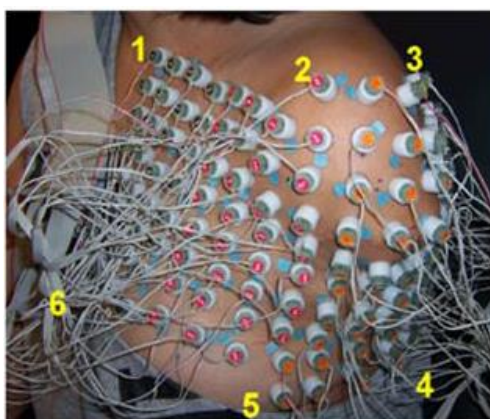


図 10 上肢を覆う電極配置を要する探索手法

### 1.5.2. 自己組織化写像による探索

自己組織化写像は、クラス分類によく用いられるアルゴリズムである。コホネンネットワークとも呼ばれ、大脳皮質をモデル化したニューラルネットワークを用い、教師なし学習によりクラスを分類することを特徴とする。しかしながら、自己組織化写像を用いてある程度のクラス構造を構成するためには多くの学習データが必要となり、少ない学習データではクラス間の分離性能が低くなる[44]。また、自己組織化写像はクラス分けを行うアルゴリズムであり、クラスに対してラベルを付与することは不可能である[45]。そのため、自己組織化写像を用いて筋電パターンを探索する場合、学習データを大量に入力する時間と、使用者自身の ADL においてよく用いる把持形態が既知である必要がある。

### 1.5.3. 強化学習による探索

強化学習は、明示的な入力とそれに対する理想的な出力の組を与えるのではなく、ある入力に対する出力の、理想的な出力との差を評価することで学習するアルゴリズムである。代表的なものに TD (Temporal Difference) 学習や Q 学習がある。TD 学習は予測される出力に対する実際の出力の誤差を最小にするように学習する。Q 学習は、ある状態における操作に対する有効性を、0 から 1 を取る定数 Q 値とし、操作に対する報酬を元に Q 値を更新することで学習する。この方法により、明示的に教師データを与えなくとも、出力に対する報酬を与えることにより学習することが可能となっている。しかしながら、比較的長い期間もしくは大量の試行データが得られる場合に有効とされており[46]、多くの試行回数

が得られるシミュレーションでの探索などに用いられ、実空間における探索に用いられる例は少ない。特に筋電パターン識別器からの出力は不安定であることが知られており[47][48]、誤ったタイミングで報酬を付与してしまう可能性がある。図 11 では[48]、筋電パターンがクラス 6 に識別されているが、部分的にクラス 5, 7, 8 にも識別されているため、使用者がクラス 6 に識別が行われていると判断し報酬を入力しても、報酬の入力タイミングによりクラス 5, 7, 8 に報酬が付与されてしまう可能性がある。

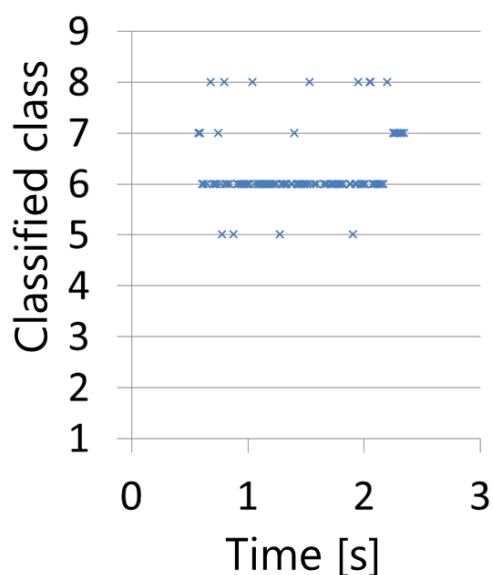


図 11 筋電パターン識別が不安定となる例



## 第 2 章

オペラント学習機能を有する  
筋電識別器の設計

## 第 2 章 オペラント学習機能を有する 筋電識別器の設計

### 緒言

第 1 章において、筋電義手の問題と様々な筋電パターン探索の手法、およびその長所と短所について述べた。第 2 章ではこれらにより技術課題を抽出し、それらの課題を解決するために、オペラント学習機能を有する筋電識別器を提案する。本項では、オペラント学習機能を有する筋電識別器の設計方針と、課題解決のメカニズムについて述べる。

## 2.1. 課題抽出

本研究では、1章で述べられた筋電義手の適用段階における使用者の負担に関する問題と、パターン識別方式の問題から、筋電義手自体が動的に筋電パターンを探索・学習する手法の開発を行うことを目的としている。しかしながら、2章で述べられた先行研究における手法だけでは、課題が残るため、それぞれの課題を整理した上で、本研究の提案手法に必要な機能について述べる。

まず、多電極による線形探索では、電極の配置に要する領域がソケットの面積を超えているため、電極の配置を使用者のみで行うことが困難と考えられる。さらに、電極を装着し、様々な動作を行い筋電パターンを計測した上で解析を行うことから、実際に義手の操作を開始するまでに時間が必要となってしまう。自己組織化写像を用いる手法では、筋電パターンのクラス分けは可能であるが、対応する動作パターンについては、依然使用者や理学療法士が探索を行う必要がある。強化学習を用いる手法では、アルゴリズムへ報酬を与えることにより、筋電パターンと動作パターンの対応が不明な場合でも学習が可能である。しかしながら、パターン識別方式では、識別器からの出力が不安定であることから、誤った報酬を与えてしまう可能性がある。そのため、学習が誤った形で収束してしまうことや、学習の収束に多くの報酬を入力する必要が発生する。

以上より、本研究では、報酬により筋電パターンと動作パターンの対応を学習する方法を取る。よって、本研究で開発すべき課題は下記の4つとする。

- i. ソケット内部に実装可能な電極数であること
- ii. 義手を使用しながら探索と学習が進行すること
- iii. 筋電パターンと動作パターンの両方を探索可能なこと
- iv. 誤った報酬の入力に対してロバストであること

## 2.2. システム設計

本研究では報酬を元に筋電パターンと動作パターンの対応を学習するアルゴリズムを提案する。しかしながら、純粋に報酬のみを用いて、筋電パターンと動作パターンを学習させる手法を用いると探索空間が大きい。そこで、既存の筋電パターン識別器を用いて、その識別結果のクラスと動作パターンを報酬による探索する、オペラント学習機能を有する筋電識別器を提案する。

### 2.2.1. 筋電パターン識別器と入力情報の設計

ここでは、筋電の識別器を本研究で解決すべき課題に合わせ選定する。まず2.1節より、筋電パターンの識別器は、少ない電極数であり、かつ義手を使用しながらの学習が必要なため、学習が瞬時に行われる必要がある。表1より、ソケットに実装可能な電極数を有するものはSVM (Support vector machine)を用いる手法[40]、ニューラルネットワークを用いる手法[49]、推論エンジンを用いる方法[42]がある。SVMと推論エンジンでは、識別器の学習のための筋電計測と学習に数分要する形となっている。これに対しニューラルネットワークを用いる手法では、学習が1秒以下で行われる。このため、2.1節の条件iとiiを満たす



ものとして、本研究ではニューラルネットワークを識別器として採用する。

ニューラルネットワークのパラメータは表 1 の加藤らによるものを参考とする。この手法では 3 層のニューラルネットワークを用いており、その構成は入力層  $9 \times$  筋電電極数、隠れ層 42、出力層 8 となっている[50]。本研究では加藤らの従来手法に基づき、筋電計を屈筋群・伸筋群・長母指屈筋の 3 点について設置し、それぞれの電極から得られた信号を周波数解析し、9 つの周波数帯についてニューラルネットワークに入力する。そのため、ニューラルネットワークの入力層は 27 とした。

### 2.2.2. ニューラルネットワークの出力層の設計

本研究で提案するオペラント学習機能を有する筋電識別器においては、探索の結果動作パターンが何パターンとなるかが不明であるため、手指および手首の取る姿勢数を網羅できる数に出力層を設定する。まず、Cutkosky らにより ADL における手の動作は 16 の動作種により実現されていると言われていたが[4]、それらの各指の働きは、対象物に接触するまで屈曲させるか、指を伸展させるかの 2 状態となっている。そのため、本研究では指 1 本につき、曲げと伸ばしの 2 状態を仮定し、まず  $2^5=32$  動作を選出した。これら 32 動作のうち、図 12 に示すように現実的に手で取ることのできない姿勢が含まれるため、これら 5 つを除外し 27 動作とした。その上で、ADL においては手首動作が重要であることから[5]、手首の回外・回内・掌屈・背屈の 4 動作と、脱力し筋電を発揮していない状態の 5 パターンを追加し、本研究では出力層の数および動作パターンを 32 とし

た. これらの 32 動作パターンは, 出力層の各ノードの発火に対応するようプログラミングされる. また, 表面筋電を用いる場合, クロストークなどにより現実的には最大 20 程度の筋電パターンしか分離できない[19]ことから, 出力層の数は十分であると考えられる. 以上により, 本研究で用いる筋電識別器であるニューラルネットワークの構造を図 13 に示す通りとした. また, 加藤らの研究における構造と本研究における構造の違いを表 2 にまとめた. 学習については, 過去に教示した筋電パターンを全て記憶することで, 最後に学習した筋電パターンの識別率が有意に高くならず, 全ての筋電パターンの識別率が担保されるよう, バッチ処理的に全ての記憶された筋電パターンについてバックプロパゲーションを行う.

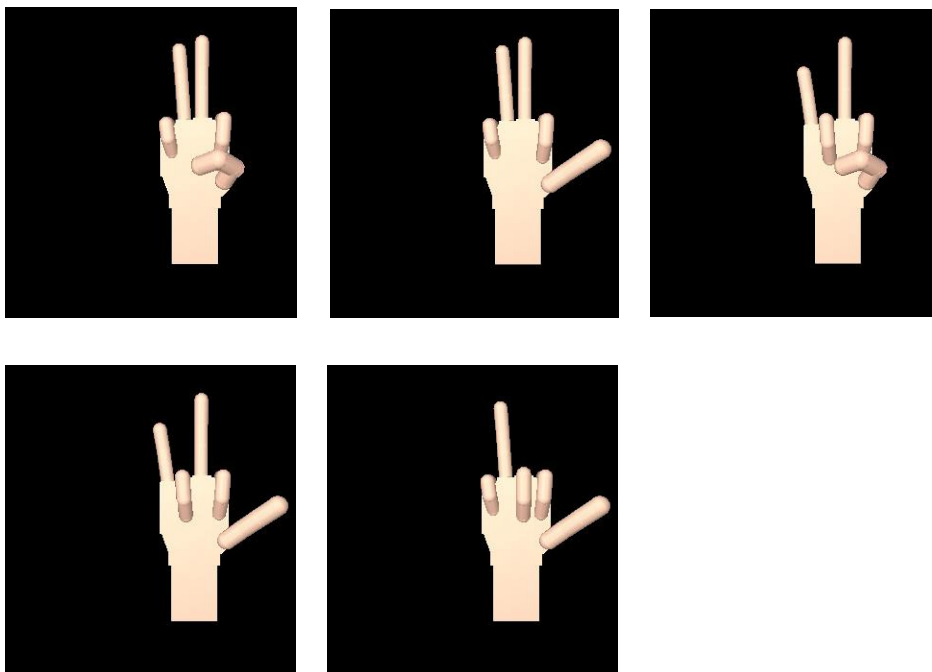


図 12 本研究で除外した動作パターン

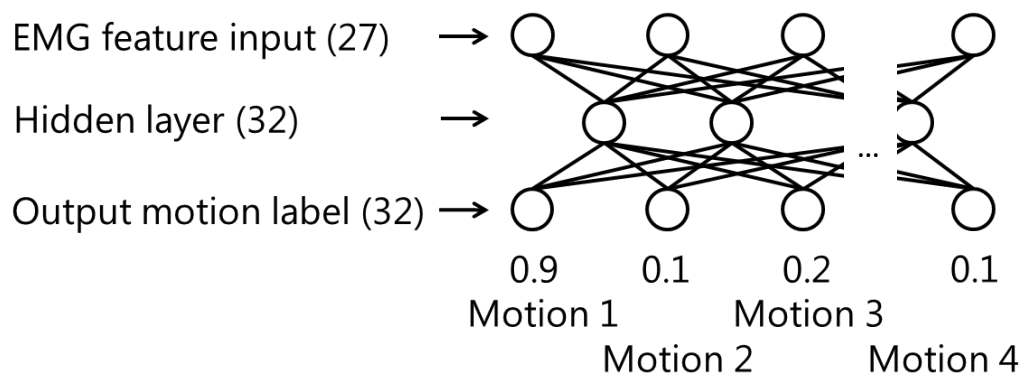


図 13 本研究で用いるニューラルネットワークの構造. 最終出力が図のような場合, 出力層が 0.9 の動作 1 が義手で実行される.

表 2 先行研究と本研究の筋電識別器パラメータの比較

	先行研究	提案システム
入力層	9×筋電チャンネル数=36	9×筋電チャンネル数=27
隠れ層	42	32
出力層	8	32
アルゴリズム	バックプロパゲーション	バックプロパゲーション
学習ステップ数	30,000	10,000
学習係数	0.05	0.1

### 2.2.3. オペラント学習機能の設計

本研究では, 2.2 項で述べたように, 既存の筋電パターン識別器の識別結果のクラスと動作パターンを報酬による探索する, オペラント学習機能を有する筋電識別器を提案する. ここで, 加藤らによるニューラルネットワークを用いた筋電を識別器のブロック図を図 14 に示す. ここで, 特徴抽出のための  $G_{FE}$  はフー

リエ変換,  $f_{SG}$  はシグモイド関数,  $w_1, w_2$  はニューラルネットワークの重み行列,  $G_{PR}$  はニューラルネットワークの出力から識別パターンを選択する関数,  $G_H$  は教示における人による判断とその入力をモデル化した関数,  $G_{BP}$  はニューラルネットワークの学習を行うバックプロパゲーションである. 下記関数については 3.1 項で解説するが, ここで問題となるのは,  $G_H$  において使用者は, 把持形態に対応する筋電パターンを既知である必要があることである.

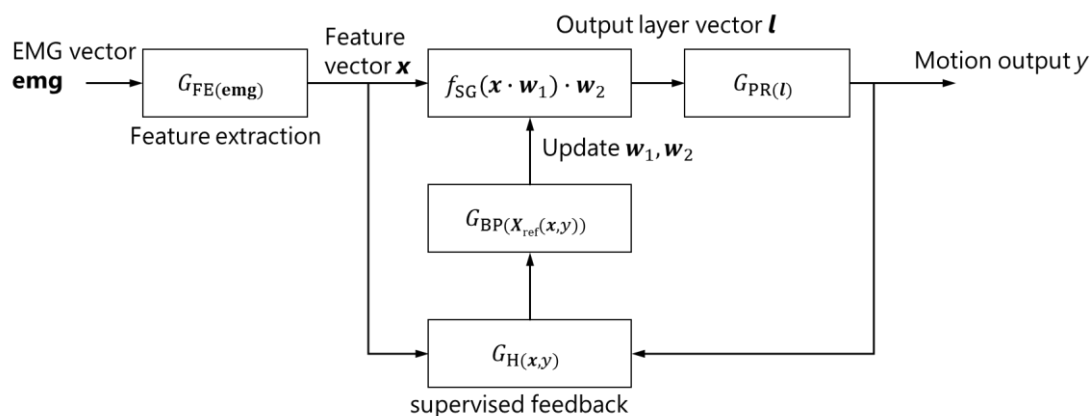


図 14 パターン識別方式における識別器の学習法

これに対し, 図 15 に示す本研究の提案手法では,  $G_H$  において使用者は把持形態が意図したものであるか否かのみを判断すればよく, 筋電パターンの探索と選定は, オペラント学習を行う関数  $G_M$  が代行する. 具体的には, 関数  $G_M$  により, バックプロパゲーションの学習データ  $X_{ref}$  が修正される. ここで, **buff** はニューラルネットワークからの出力をバッファしたベクトル  $G_{TS}$  は平滑化フィルタである. つまり, ここで  $G_H(y)$  は単純なデルタ関数としてモデル化でき, 使用

者が意図した動作パターンを  $y'$  とすると

$$\begin{aligned}
 r &= G_H(o) \\
 r &= \delta_{y,y'} \\
 \therefore & \begin{cases} \delta = 0 & (y \neq y') \\ \delta = 1 & (y = y') \end{cases}
 \end{aligned} \tag{1}$$

と表される。これにより、自身の筋電パターンに関する知識がなくとも識別器を学習させることが可能となる。把持形態の判断の際、意図した動作と義手の動作が異なっていた場合に、ボタンを押して負報酬  $r$  を  $G_M$  に入力することで、オペラント条件付けを行う。2.1 でも述べたが、報酬により学習を行うアルゴリズムにおいて、報酬の正確性は学習の収束に大きく影響する。筋電パターン識別においては、その出力が不安定であるため、負報酬の入力タイミングをロバストなものとする必要がある。そのため、義手が意図した動作を行っているにも関わらず負報酬を入力してしまうことを避けるため、識別安定化フィルタ  $G_{TS}$  を用いて平滑化を行う。以上により、2.1 項で抽出された課題に対して対処可能なアルゴリズムが設計された。

設計されたアルゴリズムに関して、識別安定化フィルタ  $G_{TS}$  に関しては第3章において、式(2)における  $N$  の探索を行う。また、式(4)のオペラント学習による識別器修正アルゴリズム  $G_M$  については、第4章においてその理論を実験により評価する。

$$\mathbf{buff} = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_N\} \tag{2}$$

$$G_{\text{TS}}(\mathbf{buff}) = o \quad (3)$$

$\vdots \quad o$

$$= \begin{cases} m_i & (p_i \geq 0.5) \\ m_i, m_j, m_k & \left( \frac{1}{c+1} \leq p_i, p_j, p_k < 0.5 \right) \\ \phi & \left( p_i < \frac{1}{c+1} \right) \end{cases}$$

( $p_i$  は動作パターン  $m_i$  が **buff** 内に占める割合)

$$G_{\text{M}}(\mathbf{x}, r, \mathbf{y}) = X_{\text{ref}_{t+1}} = X_{\text{ref}_t} \pm \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i \\ o \end{bmatrix} \quad (4)$$

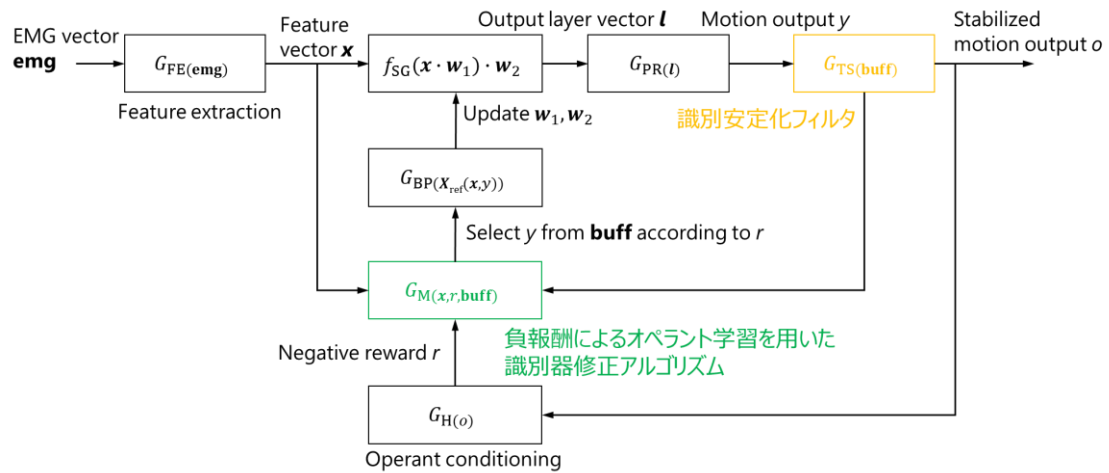


図 15 提案手法における識別器の学習法

## 第 3 章

筋電パターンの出現頻度による  
識別安定化フィルタ

## 第 3 章 筋電パターンの出現頻度による 識別安定化フィルタ

### 緒言

第 2 章において、本研究の提案手法であるオペラント学習機能を有する筋電識別器の構成と設計について述べた。提案手法は 2 つのアルゴリズムから構成され、そのうちの 1 つである筋電パターンの出現頻度による識別安定化フィルタの理論について第 3 章で詳細に解説する。また、識別安定化フィルタの特性について実験をもとに検証する。



### 3.1. 理論

筋電の出現頻度による識別安定化フィルタでは、ニューラルネットワークにより識別された筋電パターンを一定数バッファに保存しておき、バッファに含まれる各識別動作パターンの割合を元に出力を決定する平滑化フィルタである。一般的に筋電波形には移動平均などの平滑化処理が行われるが[23]、ニューラルネットワークで識別された出力は離散的な姿勢となるため、単純な平滑処理は用いることができない。このフィルタでは、まず筋電波形を計測しベクトル  $\mathbf{emg}$  に保存する。ベクトル  $\mathbf{emg}$  は 3 チャンネルの筋電計から計測された時系列データが格納されている。次に特徴抽出関数  $G_{FE}$  によって、ベクトル  $\mathbf{emg}$  からベクトル  $\mathbf{emg}$  の周波数分布を示す特徴ベクトル  $\mathbf{x}$  が抽出される。

$$\mathbf{x} = G_{FE}(\mathbf{emg}) \quad (5)$$

この特徴ベクトル  $\mathbf{x}$  を特徴量としてニューラルネットワークの入力層に入力し、結果として異なる手の姿勢に対応した出力層のいずれかのノードが発火し、識別が行われる(図 13)。ここで、ニューラルネットワークの出力層における出力値をベクトル  $\mathbf{l}$ 、識別する筋電パターンの数を  $M$  とすると

$$\mathbf{l} = \{l_1, l_2, l_3, \dots, l_M\} \quad (6)$$

$$\text{where } \mathbf{l} = G_{SG}(\mathbf{x} \cdot \mathbf{w}_1) \cdot \mathbf{w}_2$$

と表される。最終的な BP ニューラルネットの出力識別筋電パターンを  $y$  とすると、識別結果を出力する関数  $G_{PR}$  は式(6)より

$$y = G_{PR}(\mathbf{l}) \quad (7)$$

$$y = G_{PR}(G_{SG}(\mathbf{x} \cdot \mathbf{w}_1) \cdot \mathbf{w}_2)$$

となる．ここで，義手の動作パターンの ID を  $m_i$ ，特徴ベクトル  $\mathbf{x}_i$  を持つ筋電パターンが BP ニューラルネットにより  $m_i$  として識別される際のベクトル  $\mathbf{x}$  の集合を  $\mathbf{X}_i$  とすると

$$y = \begin{cases} m_1 & (\mathbf{x} \in \mathbf{X}_1) \\ m_2 & (\mathbf{x} \in \mathbf{X}_2) \\ m_3 & (\mathbf{x} \in \mathbf{X}_3) \\ \vdots & \vdots \\ m_M & (\mathbf{x} \in \mathbf{X}_M) \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

と記述できる．また，このときの  $G_{PR}$  は

$$\bigcap_{i=1}^M \mathbf{X}_i = \phi \quad (9)$$

を満たすよう識別を行う．これ以外の場合，すなわち式(9)を満たさない場合もしくはいずれの出力層ノードも発火していない場合，識別不能として  $y$  には -1 が代入される．筋電パターン  $m_i$  が義手のどのような姿勢に割り当てられるかはあらかじめ実験者によりプログラミングされる．

本研究で構築したアルゴリズムは，リングバッファに保存した一定時間の筋電パターンの時系列データを参照し，時系列に含まれる筋電パターンの割合を元に出力を決定するものである．一定時間にバッファされる筋電パターンの数を  $N$  とすると，ある時刻  $t$  におけるリングバッファ  $\mathbf{buff}_t$  は

$$\mathbf{buff}_t = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_N\} \quad (10)$$

と表される． $\mathbf{buff}_t$  の構成要素である  $y_i$  には筋電パターンの ID が記憶されている．この後，次の制御周期で再び筋電計測が行われ，新たな筋電パターン  $y$  の識別が行われた  $t$  秒後，リングバッファ  $\mathbf{buff}$  は

$$\begin{aligned}
\mathbf{buff}_{t+t_1} &= \{y_2, y_3, y_4, \dots, y_N, y\} \\
&= \{y'_1, y'_2, y'_3, \dots, y'_N\}
\end{aligned} \tag{11}$$

と更新される．リングバッファ  $\mathbf{buff}_{t+t_1}$  中に含まれる筋電パターン  $m_i$  の数  $s_i$  は

$$\begin{aligned}
s_i &= \sum_{k=1}^N \delta_{y'_k, i} \\
&\because \begin{cases} \delta = 0 & (y_k \neq i) \\ \delta = 1 & (y_k = i) \end{cases}
\end{aligned} \tag{12}$$

と表される．これより，リングバッファ  $\mathbf{buff}$  中に含まれる筋電パターン  $m_i$  の占める割合  $p_i$  は

$$p_i = \frac{s_i}{N} \tag{13}$$

となる．提案するアルゴリズムではまず，筋電パターンが単一の動作であるか，複数の動作を含むかを判別する．ここで，最大許容する筋電パターンの同時出力数を  $c$  とすると

$$\begin{aligned}
&\begin{cases} cp_i \leq N \\ (c+1)p_i > N \end{cases} \\
&\because \begin{cases} p_i \leq \frac{N}{c} \\ p_i > \frac{N}{c+1} \end{cases}
\end{aligned} \tag{14}$$

が成り立つ．単一動作の場合  $c$  は 1 であるので，リングバッファ  $\mathbf{buff}$  の半数以上が任意の筋電パターン  $m_p$  であれば，単一動作であると判断し，筋電パターン  $m_p$  に対応付けられた動作を義手に出力する．最終的に義手に出力される動作  $o$  を，同時に発現する動作数の最大値を  $c$  として記述すると

$$o = \begin{cases} m_i & (p_i \geq 0.5) \\ m_i, m_j, m_k & \left( \frac{1}{c+1} \leq p_i, p_j, p_k < 0.5 \right) \\ \phi & \left( p_i < \frac{1}{c+1} \right) \end{cases} \quad (15)$$

となる．ここで，出力する動作  $o$  が複数の場合，実際には同時に出力されず， $m_i$  から  $m_k$  が順に出力されることとなる．また，式(15)をフローチャートで表したものが図 16 である．本研究で提案する識別安定化フィルタを，識別結果の時系列 **buff** を引数としてフィルタ結果としての義手への出力  $o$  を出力する関数  $G_{TS}$  として定義すると

$$o = G_{TS}(\mathbf{buff}) \quad (16)$$

のように記述できる．

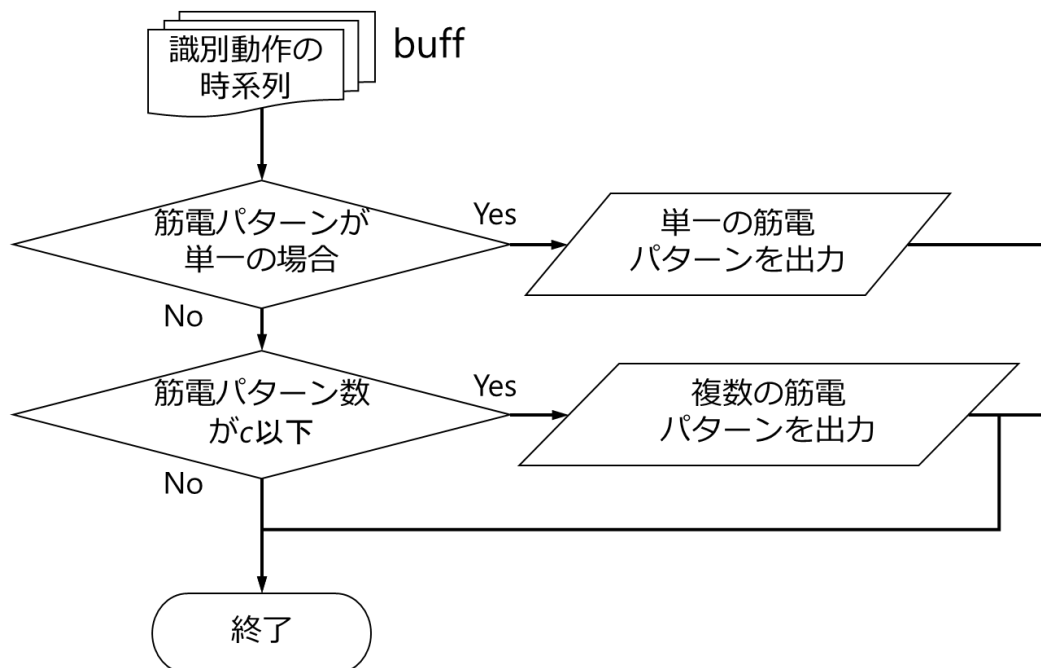


図 16 識別安定化フィルタのアルゴリズムのフローチャート

ここで、具体的に実装する際の、同時に発現する動作数の最大値  $c$  について考察する。まず、2.2.2 節で述べられた対象とする動作パターンのうち、同時に発現する可能性がある動作パターンは限られる。例えば五指を握りながら手首の掌背屈を行うことはありうるが、手首を背屈させながら掌屈させることは手首を動かすための筋を拮抗状態にしていることを意味し、現状の筋電義手は拮抗制御を行っていないため、識別する必要のない状態である。このことを踏まえ、複合動作としては前腕の回内または回外と、手首の掌屈または背屈と、指のパターンいずれか、という 3 つのパターンの同時識別が最大である。この場合  $c$  は 3 となるが、複合動作としては  $c$  が 2 の場合も含む。そのため式(14)より、リングバッファ **buff** に複数の筋電パターン  $m_{p1}, m_{p2}, \dots$  を含む場合、少なくともリングバッファ **buff** の 1/4 より多くを占めた筋電パターン  $m_{p1}, m_{p2}, \dots$  をすべて出力する。

### 3.2. 理論的検討

本研究で提案したアルゴリズム  $G_{TS}$  について、バッファ長  $N=6$ 、同時に発現する動作数の最大値  $c=3$  とする場合に、**buff** が式(17)のように与えられると仮定する。

$$\mathbf{buff} = \{m_1, m_1, m_3, m_1, m_5, m_1\} \quad (17)$$

実際のシステム上で **buff** 中のそれぞれの要素は 10ms ほどで識別され更新されている。筋電義手の操作において、式(17)のように非連続的に 1 要素のみ異なる動作パターンに対応した筋電パターンを 10ms の間に意識的に使用者が出力す

ることは、人の単純反応時間[51]や筋の応答速度[52]を考慮すると考えにくいいため、この異なる1要素を誤識別として取り除く必要がある。この問題に対し、アルゴリズム  $G_{TS}$  はまず式(12), (13)により  $s_i$  および  $p_i$  を

$$s_1 = 4, \quad s_3 = 1, \quad s_5 = 1 \quad (18)$$

$$p_1 = \frac{2}{3}, \quad p_3 = \frac{1}{6}, \quad p_5 = \frac{1}{6} \quad (19)$$

と算出する。次に式(15)により

$$o = m_1 \quad (20)$$

$$\therefore m_1 = G_{TS}(\mathbf{buff})$$

となり、非連続的に **buff** に混入した動作パターンを取り除くことができることがわかる。

### 3.3. 窓幅の設計

安静状態の動作パターンを  $m_0$ 、安静状態でない動きの動作パターンを  $m_4$  とし、動作パターン  $m_4$  が瞬間的に入力されたときのアルゴリズムにバッファされる筋電パターンの時系列 **buff** を考えると

$$\mathbf{buff} = \{m_0, m_0, m_4, m_4, m_0, m_0\} \quad (21)$$

となる。このとき、式(12), (13)により  $s_i$  および  $p_i$  は

$$s_0 = 4, \quad s_4 = 2 \quad (22)$$

$$p_0 = \frac{2}{3}, \quad p_4 = \frac{1}{3} \quad (23)$$

となり，義手への出力  $o$  は式(15)により  $m_0$  となってしまう．ここで，出力  $o$  が  $m_0$  以外に識別されるためには，式(15)，式(13)より

$$p_i > \frac{1}{c+1}$$

$$\frac{s_i}{N} > \frac{1}{c+1} \quad (24)$$

$$\because p_i = \frac{s_i}{N}$$

を満たす場合である．つまり，筋電パターンが **buff** の長さの  $\frac{1}{c+1}$  以上入力されることが要件となる．また，式(10)で示される識別安定化フィルタの窓幅 **buff** は，大きくするに従い応答性が低下するため，必要な安定性が得られる窓幅のうち，最も小さいものを採用する必要がある．人の単純反応時間は約 220[ms]であり，その時間以下では他の動作に変更することが困難であることと[51]，200[ms]以上の遅れが存在すると自己身体認識における時間的整合性が取れなくなることを踏まえ[53]，窓幅の上限を 200[ms]とする．また，この場合式(24)を満たす．

### 3.3.1. 実験による窓幅の検証方法

識別安定化フィルタは，筋電パターンの識別器からの出力を安定化するため，識別結果が変化することにより識別率が変化する．人の単純反応時間を考えると，窓幅を 200[ms]以下とした場合については，不安定な識別のみがフィルタによる影響を受け，識別率が変化するはずである．そのため，筋電義手の操作には

適用段階で少なくとも 90%以上の正確性があればよいという知見から[54], 識別率が 90%となることを安定と定義し, 識別率が 90%を超えた窓幅のうち, 最も小さいものを今後の実験で用いるパラメータとして採用する. アルゴリズムの制御周期が約 10[ms]であることから, 実験では平滑化バッファ **buff** の窓幅, すなわち式(10)における  $N$  を 5, 10, 15, 20 とする.

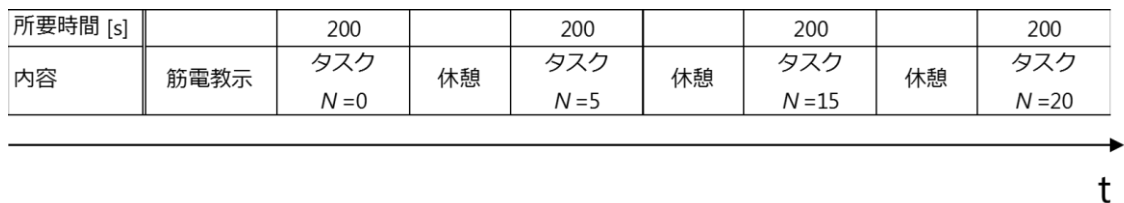


図 17 識別安定化フィルタ評価の各条件設定と実験の流れ

図 17 に実験手順を示す. この図のように, 初めに被験者の筋電パターンをシステムに教示する. 教示の条件としては, 各動作パターンを 1 回教示した後, 学習が不十分だとみなされた動作パターンにつき, 1 回までの追学習を許容した. 次に, 休憩をはさみながら条件を変更したタスクを順番に行う. ここで, 変更する条件は, 平滑化バッファ **buff** の窓幅, すなわち式(10)の  $N$  である.

タスクの内容は図 18 に示す通りである. フィルタの設計のための実験では, 対象動作を 5 指握り, 5 指開き, 親指屈曲, 4・5 指屈曲の 4 動作パターンについて行う. そのため, これら 4 パターンの動作をランダムな順序で 10 回行う. 各動作は 6 秒間で, 各動作の間には, 4 秒間の安静状態を挟む. 6 秒間の動作, 4 秒間の動作の合計 10 秒が 4 動作パターン分あるため, 図 18 の 1 ブロックは 40



秒となり，5ブロックあるため1タスクは200秒となる．

被験者はPCが設置された机の前の椅子に座る．PCモニター上には，目標となる手の動作パターンと，現在被験者が出力している筋電パターンから識別される動作パターンが同時にリアルタイム表示される(図19)．被験者は，目標となる動作パターンに対応する筋電パターンを出力する．

また本論文の全実験に共通する条件として，被験者の前腕部の伸筋群，屈筋群，長母指屈筋の3箇所筋電計を装着すること(図20)，PCのモニターを無理のない体勢で見られるよう椅子に座ることがある．筋電計は図21に示す湿式筋電計を用い，筋電計の各諸元は表3にまとめた．

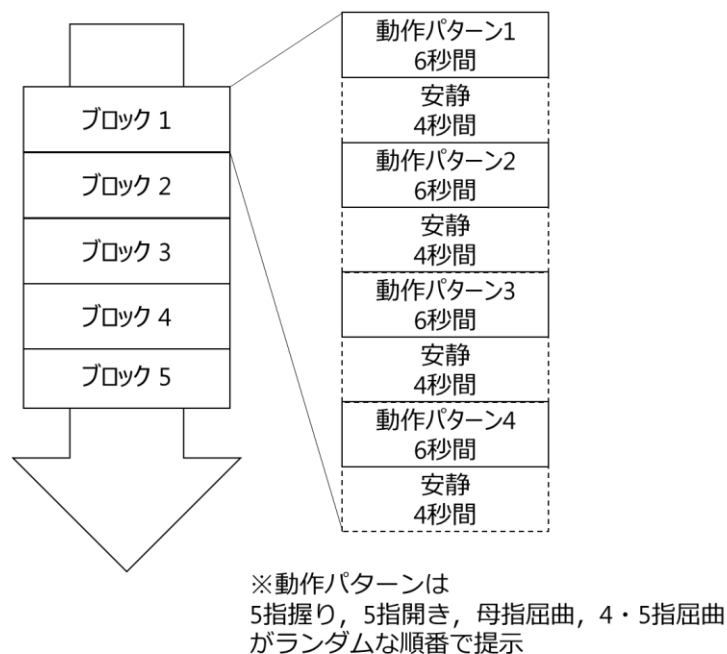


図18 本研究で用いられる評価タスク

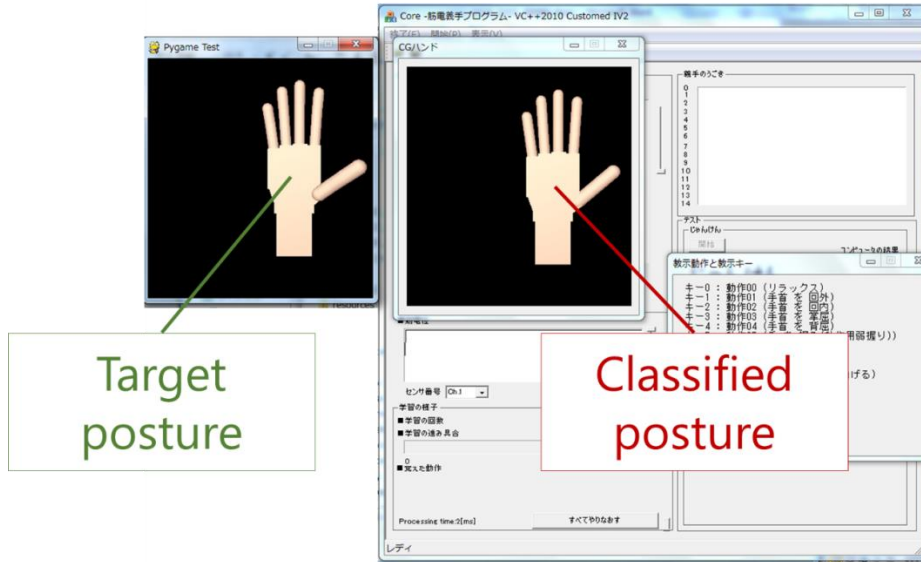


図 19 タスク中の PC 画面表示

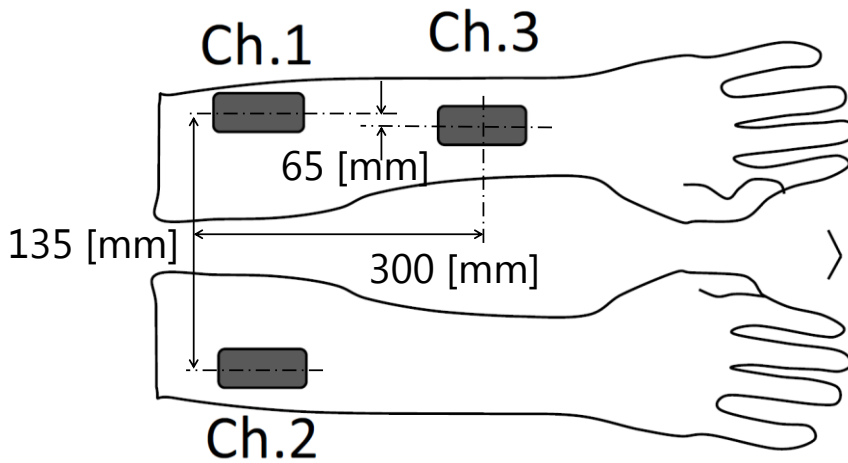


図 20 筋電計の設置箇所

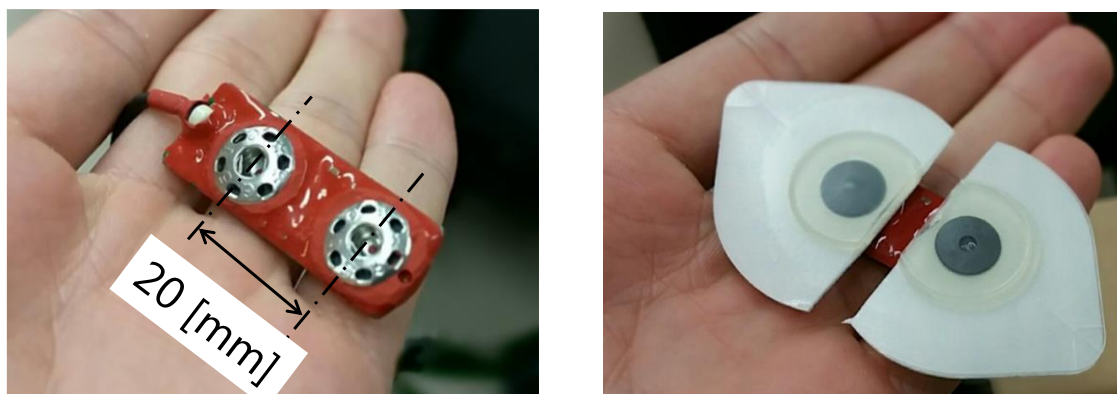


図 21 実験に用いる湿式筋電計

表 3 筋電計の各諸元

Parameter	Value
Electrodes	GE Healthcare Disposable wet electrodes
Sampling frequency	1,600 Hz
Notch frequency	50 Hz
Gain	10,000
Resolution	12 bit

### 3.3.2. 実験による窓幅の検証結果

実験結果を図 22 に示す。窓幅が大きくなるにつれて識別率は高く、分散は小さくなる傾向が見られた。また、それぞれの窓幅における識別率を表 4 にまとめたところ、窓幅が 15 の時に識別率が 90%を超えることが確認できたため、今後実験では特に断りのない場合、窓幅として 15 を用いる。また、窓幅が 15 の場合、式(24)を満たす。

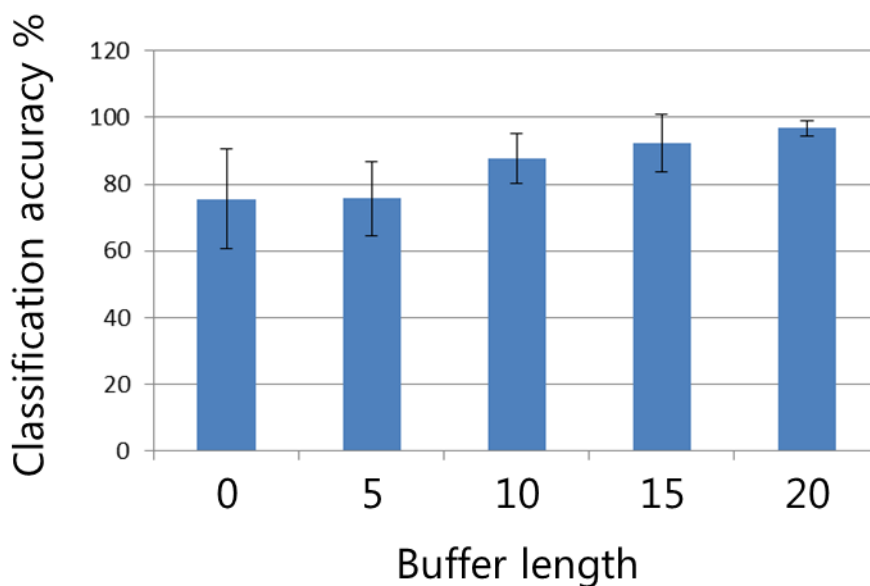


図 22 窓幅の変化に伴う識別率の変化

表 4 各窓幅における識別率

Buffer length	0	5	10	15	20
Average	75.6%	75.7%	87.7%	92.2%	96.8%
SD	14.8%	11.2%	7.4%	8.7%	2.4%

### 3.4. 安定性の検証

#### 3.4.1. 検証方法

検証に際しては、前腕回外、前腕回内、手首掌屈、手首背屈、5指握り、5指開き、母指屈曲、4・5指屈曲の8動作を対象とする(図 23)。切断者の被験者に関しては、筋電パターンの出力が可能な動作パターンに関して、各4秒間の筋収縮と6秒間の安静を5回繰り返す。なお、提案手法での実験と従来手法での

実験は、被験者ごとにどちらを先に行うかランダムで決定し、それぞれの母集団の数は一致させる。

評価実験では、識別安定化フィルタが未実装である加藤らの識別アルゴリズム[55]を比較基準として用いる。図 18 に沿った実験を行い、識別率が向上することを実験により示すことにより、識別安定化フィルタの有効性を評価する。



図 23 対象動作

### 3.4.2. 検証結果

識別安定化フィルタ未実装の従来システムと、識別安定化フィルタを用いた提案システム両方の識別率を図 24 に示す。開発されたアルゴリズムの識別率は全 8 動作を識別対象とした場合 82.5%，前腕の回外・回内動作を識別対象から除いた 6 動作の場合 92.9%となった。また、被験者ごとの識別率を表 6 にまとめた。開発されたアルゴリズム搭載と非搭載の試行で F 検定を行ったところ、全動作対象の試行は片側確率 0.095，回外・回内動作を除く試行は 0.37 であり、ともに 5%水準を上回っているため、等分散として t 検定を行った。その結果どちらの試行も提案手法の識別率が高いことに有意差(\* $p < 0.001$ )が認められた。識

別率の向上は全 9 動作対象の場合 17.7%, 前腕の回外・回内を除く 7 動作の場合 11.5%となった. 表 5 には各条件での識別率, 図 25, 図 26, 図 29 には識別の時系列を示す. これらの識別の時系列は実験時間の都合上グラフが小さくなるため, 代表区間において拡大したものを図 27, 図 28, 図 31 として添付した. 識別の時系列はアルゴリズムにより識別された動作を CSV 形式でロギングしたものであり, サンプル間は 10~20ms である. また, グラフ上では可視性のためにサンプル点を上下に若干ずらして配置してある.

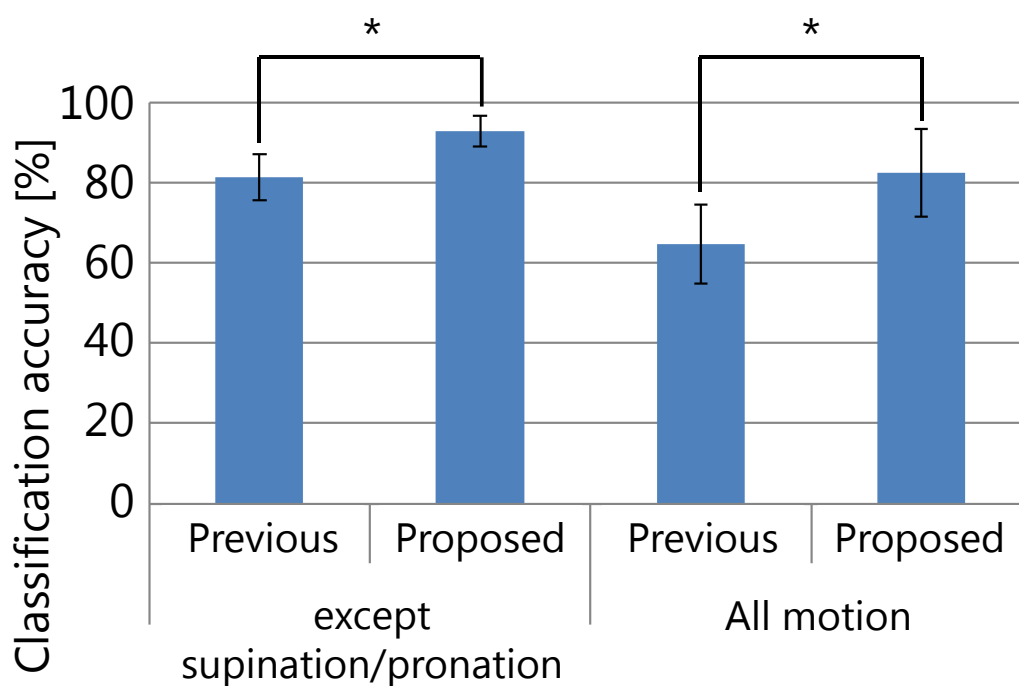


図 24 従来手法と提案手法の識別率の比較

表 5 各条件における識別率

	All motion [%]		All motion except supination /pronation [%]	
	Previous	Proposed	Previous	Proposed
Mean	64.8	82.5	81.4	92.9
SD	9.81	10.8	5.66	3.76

表 6 被験者ごとの識別率

	被験者1		被験者2	
	従来手法	提案手法	従来手法	提案手法
平均識別率	71.48 ± 3.44	90.93 ± 5.21	58.03 ± 9.08	74.02 ± 9.18

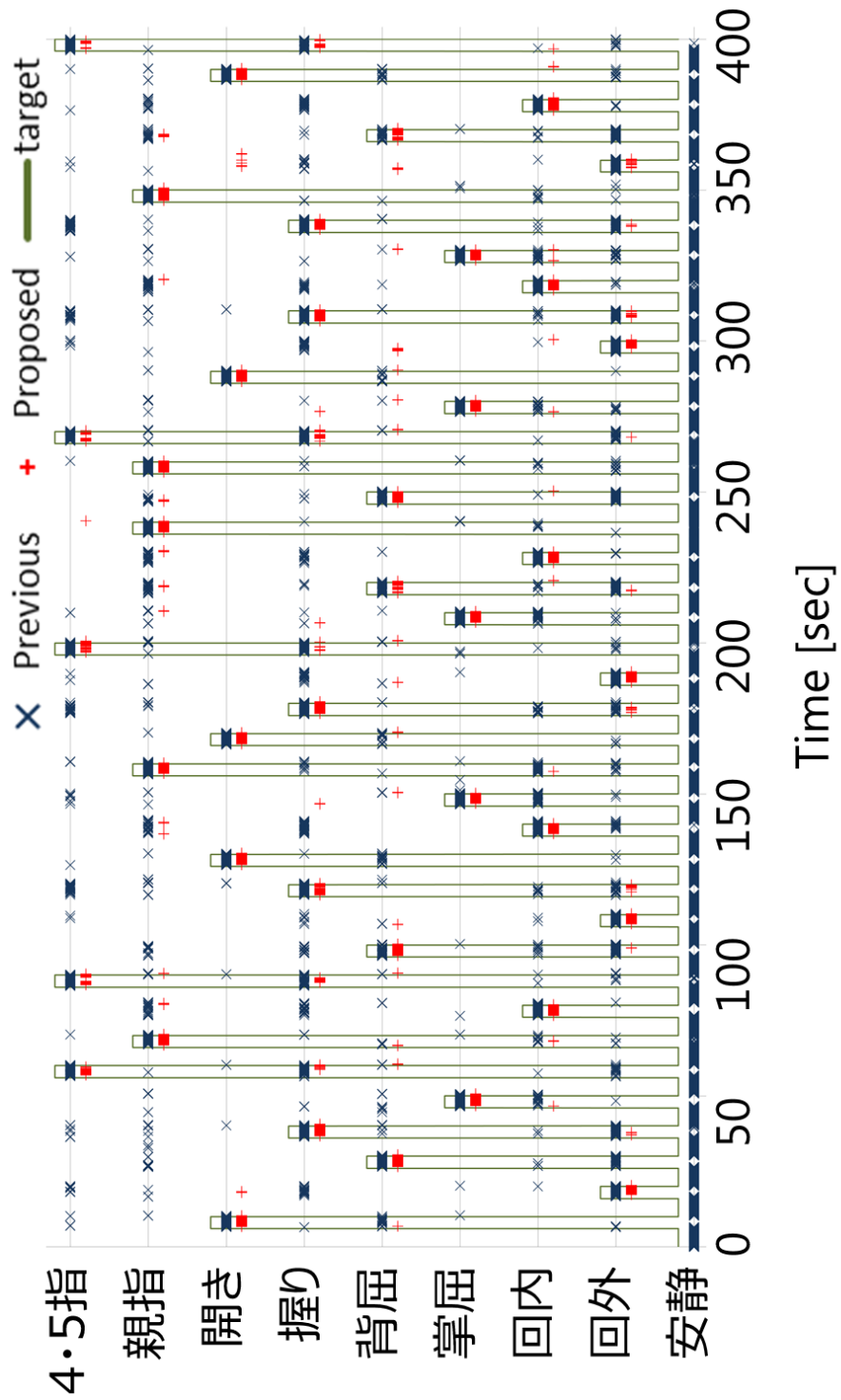


図 25 識別された動作パターンの時系列 (被験者 1 全試行)



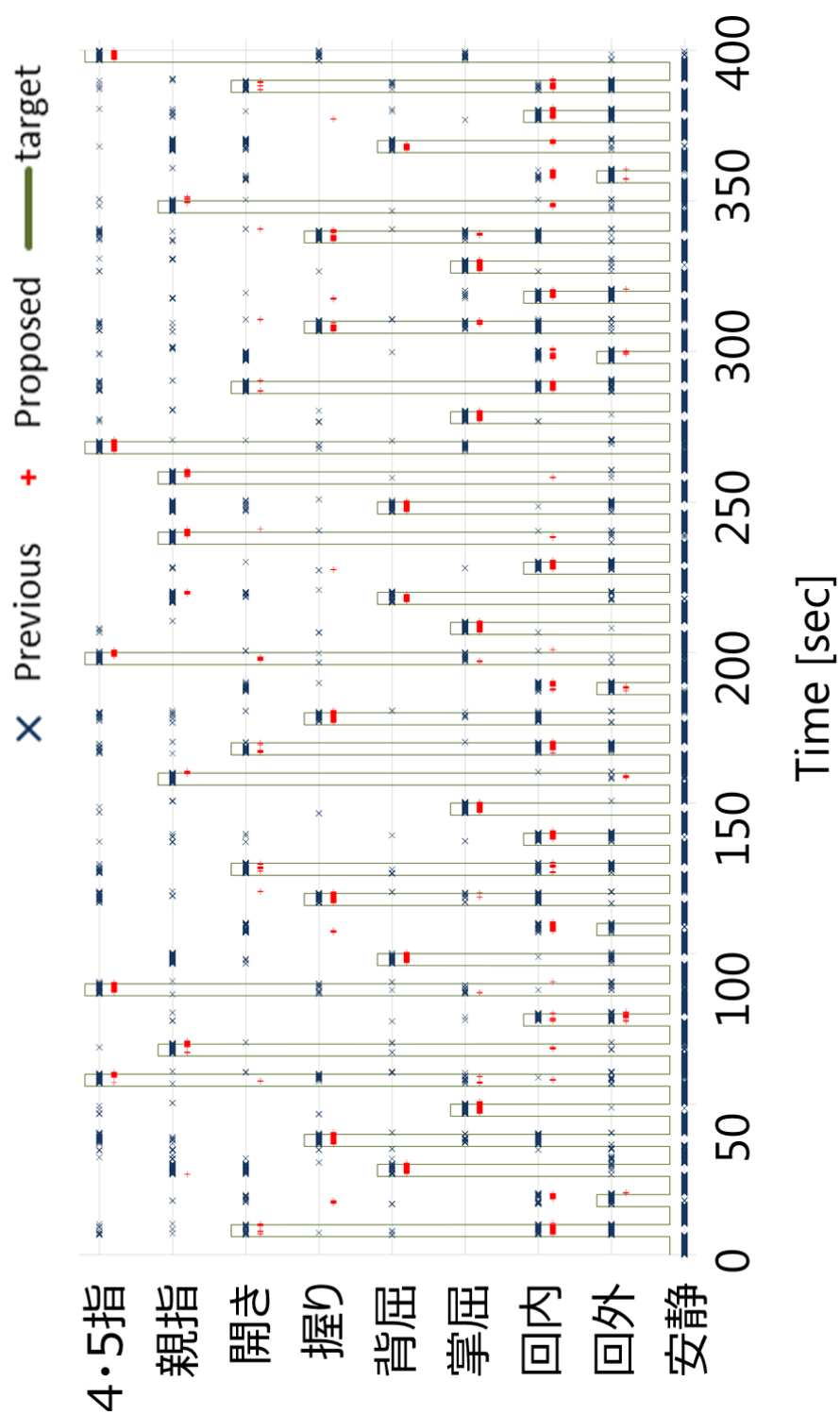


図 26 識別された動作パターンの時系列 (被験者 2 全試行)

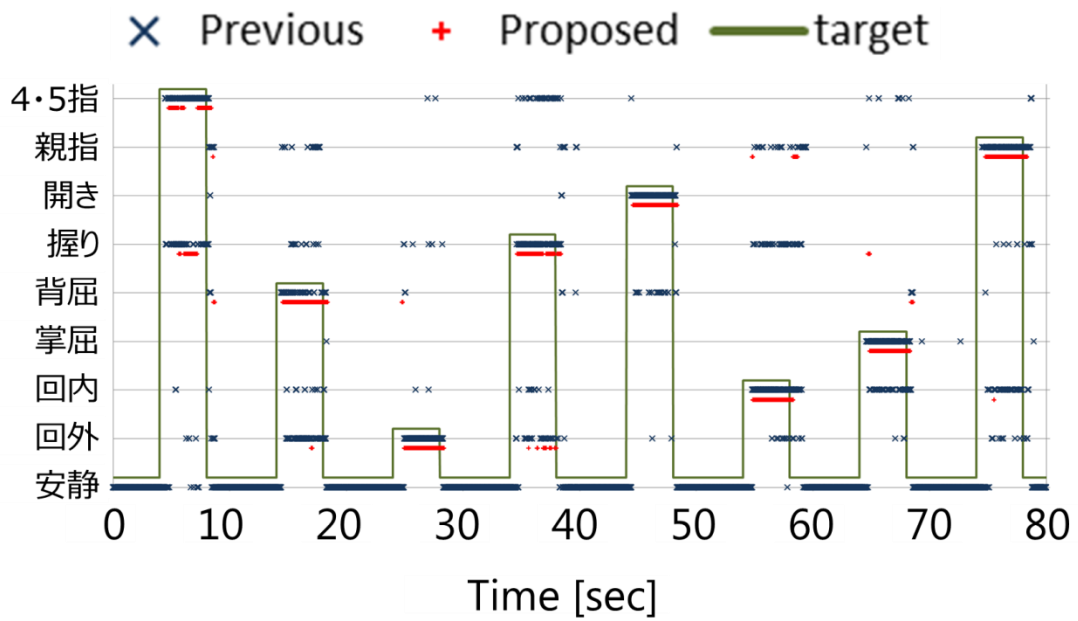


図 27 識別された動作パターンの時系列 (被験者 1 代表区間)

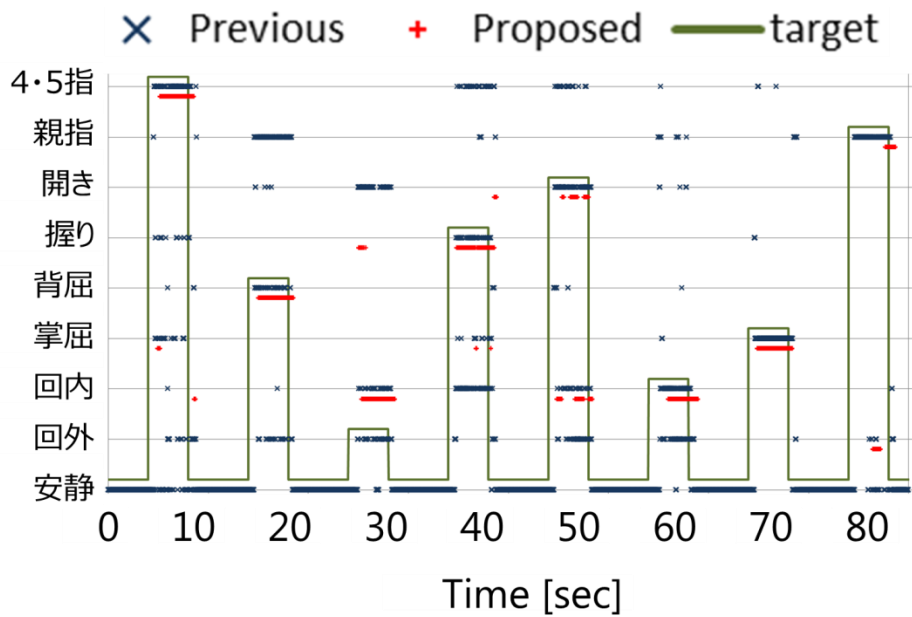


図 28 識別された動作パターンの時系列 (被験者 2 代表区間)

### 3.4.3. 考察

実験の結果、回外・回内動作を含めるか否かで識別率が大きく変わることがわかった。回外・回内動作を含めない場合識別率は90%を超える結果となったが、回外・回内を含めた場合は82.5%となった。識別の時系列を示した図27の被験者2に注目すると、握り時に回外と誤識別しているのが見受けられる。これは握りの動作パターンを行う際に、回外方向に力が入っており、握りと回外の筋電パターンが類似したものになったことにより、識別率が低下した可能性がある。また図28の被験者1に着目すると、回内が回外と開きにおいても識別されており、教師データが識別されやすくバイアスがかかったものになっていた可能性がある。回外・回内動作は筋電のレベルが他の筋電パターンよりも低く、他のパターンと識別することが難しい可能性がある。ここで、各動作における誤識別の割合を表7にまとめた。表7によれば、回内と回外(動作パターン1, 2)の誤識別が多いことがわかる。

表 7 各動作における誤識別の割合

Error Rate [%]	Target Motion Label									Total
		<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>9</i>	
Classified motion label	<i>1</i>		12	0.7	7.1	5.5	9.6	1.5	2.2	38
	<i>2</i>	25		2.6	2.0	10	23	9.5	0.7	73
	<i>3</i>	0.0	0.4		0.0	2.9	0.0	0.0	7.9	11
	<i>4</i>	2.1	0.1	0.1		0.1	1.5	0.5	0.0	4.5
	<i>5</i>	3.6	5.5	0.9	1.1		1.2	3.3	15	30
	<i>6</i>	8.1	0.2	0.0	3.6	0.3		0.1	1.1	13
	<i>7</i>	0.3	3.9	1.4	18	1.1	0.2		0.3	26
	<i>9</i>	0.4	0.1	1.1	0.2	8.1	3.0	0.6		13

切断者の被験者 1 に関しては、筋電パターンを出力可能な前腕回内、手首掌屈、5 指握り、母指屈曲の 4 パターン、切断者の被験者 2 に関しては手首掌屈、手首背屈、5 指握り、5 指開き、4・5 指屈曲の 5 パターンに限定して計測を行った。

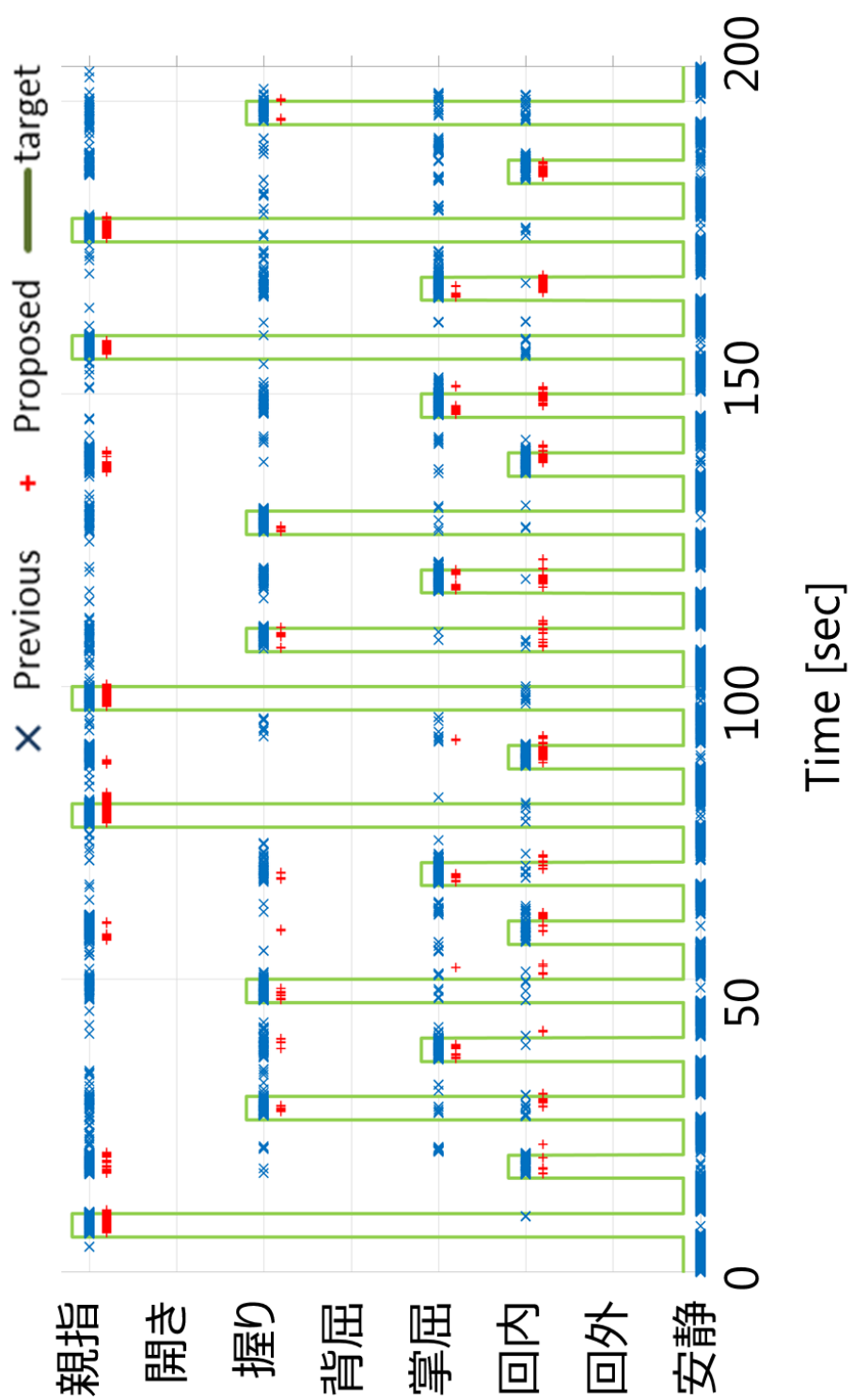


図 29 識別された動作パターンの時系列 (切断者 1 全試行)

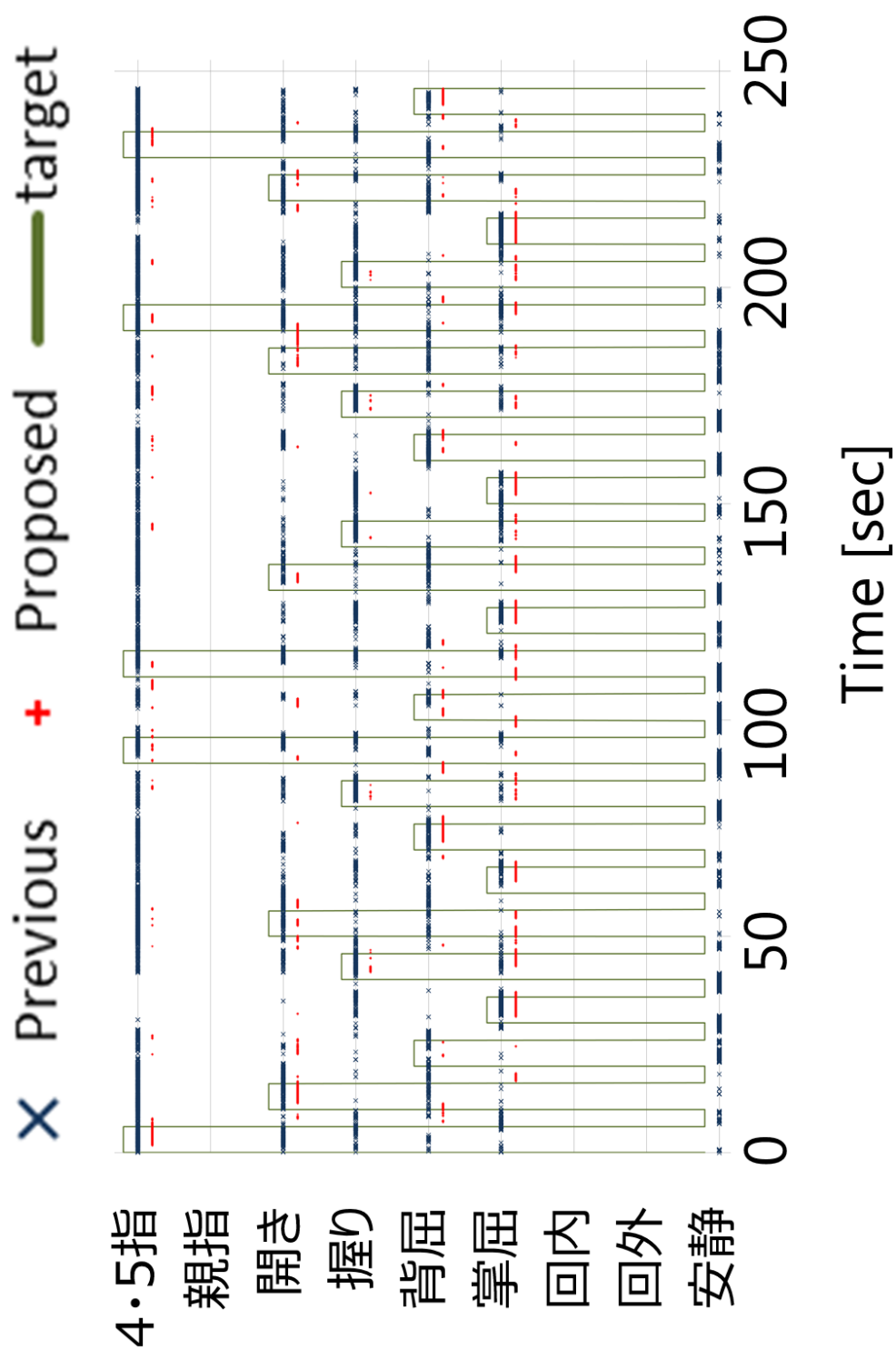


図 30 識別された動作パターンの時系列 (切断者 2 全試行)

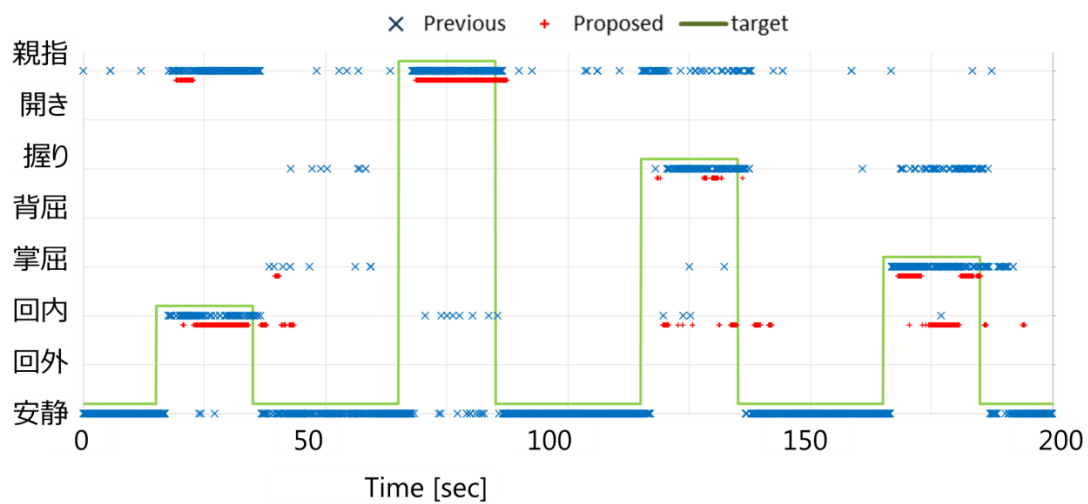


図 31 識別された動作パターンの時系列 (切断者 1 代表区間)

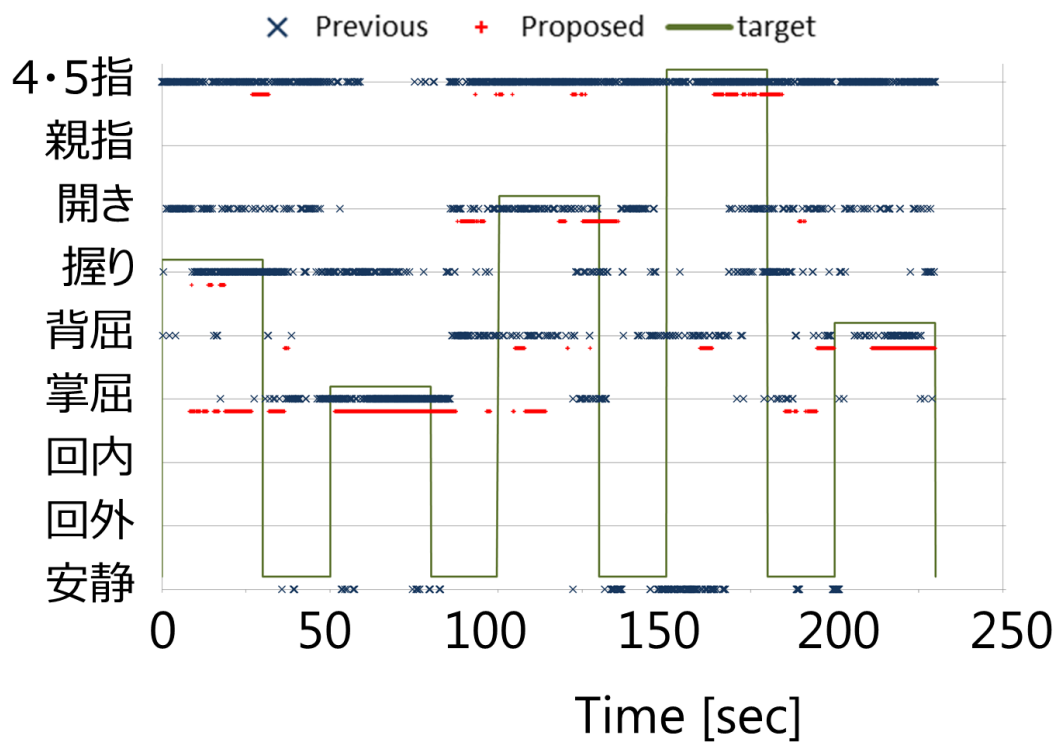


図 32 識別された動作パターンの時系列 (切断者 2 代表区間)

切断者での実験結果を見ると、手首の掌屈を手首の回内と誤識別している(図 31)。図 26～図 29 を見ると、識別される動作パターンを安定させることで、数フレームのノイズ的な誤識別を修正することに成功している。しかしながら、場合によっては誤識別した状態を安定維持してしまい、逆に識別率を低下させる要因ともなることがわかった。図 32 から、切断者 2 に関しては 4・5 指屈曲にバイアスしている傾向も見て取れる。結果的に、切断者 1 は  $67.7 \pm 3.66\%$  から  $72.6 \pm 3.73\%$  へ、切断者 2 は  $38.5 \pm 5.83\%$  から  $70.9 \pm 7.61\%$  への精度向上となった。これらの結果により、筋電パターンを安定化させる目的は達成された。

筋電義手が実用的に用いられるためには、少なくとも 90%の識別率が必要であると言われている[54]。従来の多自由度筋電パターン識別は、その識別率を実現させるために、電極数の多さ[56][19]や学習時間の長さ[42]が問題となっていた。この観点から、本フィルタは、3チャンネルの少ない電極数と、1秒以下の少ない学習時間で、回外・回内動作を除いた7動作を識別対象とした際、90%以上の識別率が実現され、義手として有効に用いられる可能性が示唆される。しかしながら被験者によっては全動作の9動作対象で90%を超える識別率を出しており、習熟により9動作識別も実用的に運用できる可能性がある。

切断者への適用については、被験者 1 に関して、従来手法の識別率が 68%であったのに対し、提案手法では 73%となり、有意差は見られなかったものの、有意傾向である可能性が示唆された( $p < 0.06$ )。被験者 2 に関しては、38.5%から 70.9%への識別率向上となり、有意差が認められた( $p < 0.05$ )。識別安定化フィルタ



は、特に多くの筋電パターンを識別し、識別が不安定になった際に有効なフィルタであるため、健常者に比べ識別クラス数の少なかった切断者 1 での実験では、効果が少なかった可能性がある。しかしながら、切断者は日常生活において、物体を持ち上げるなど、定常的に力を入れて義手を使用する状況が多いため[57]、筋電パターン識別が非常に安定となる本手法は有効に働くと考えられる。

識別安定化フィルタによる報酬の入力誤り修正に関しては、報酬による識別器の修正アルゴリズムについて述べる 4 章において検証する。



# 第4章

オペラント学習を用いた  
識別器修正アルゴリズム

## 第 4 章 オペラント学習を用いた識別器修正アルゴリズム

### 緒言

提案手法は 2 つのアルゴリズムから構成され、そのうちもう 1 方であるオペラント学習を用いた識別器修正アルゴリズムについて詳細に理論解説を行い、実験をもとに理論を検証する。

## 4.1. 理論

本研究ではオペラント学習のための報酬として、負報酬に着目した。筋電義手の適用段階において、使用者にとっては筋電義手の制御に用いる筋電パターンは未知であるため、教師あり学習によって筋電パターンを効果的にシステムに教示させることは困難である。そこで、現在の義手の動作が意図した動作であるか否かを単一のボタンで回答するだけで、その情報を元にアルゴリズムが自動的に学習すべき筋電パターンを探索し、適切な義手動作に割り当てるシステムを提案する。ただし安静状態については、脱力時であるため明確であることから、教師あり学習を行う。

使用者は、義手が意図した動作パターンと異なる動作パターンを行った場合に、ボタンを用いて負報酬を使用者がアルゴリズム  $G_M$  に送信する形をとった。負報酬が入力されることでアルゴリズムが学習データを修正し、それと同時に識別器のバックプロパゲーションがリアルタイムに行われることにより、負報酬の入力に従い識別器が修正されていく。アルゴリズムは、筋電パターン識別における相互背反性に着目し、負報酬の入力された際の  $G_{TS}$  における **buff** に含まれる筋電パターンによって、どのように筋電パターンの学習データを修正すればよいかをヒューリスティックに判断する(図 33)。図 33 のように、本アルゴリズムでは、自己組織化とラベル探索を行う処理を取り入れることにより、筋電パターンの探索と、対応する動作パターンの探索とラベル付けを実現する。

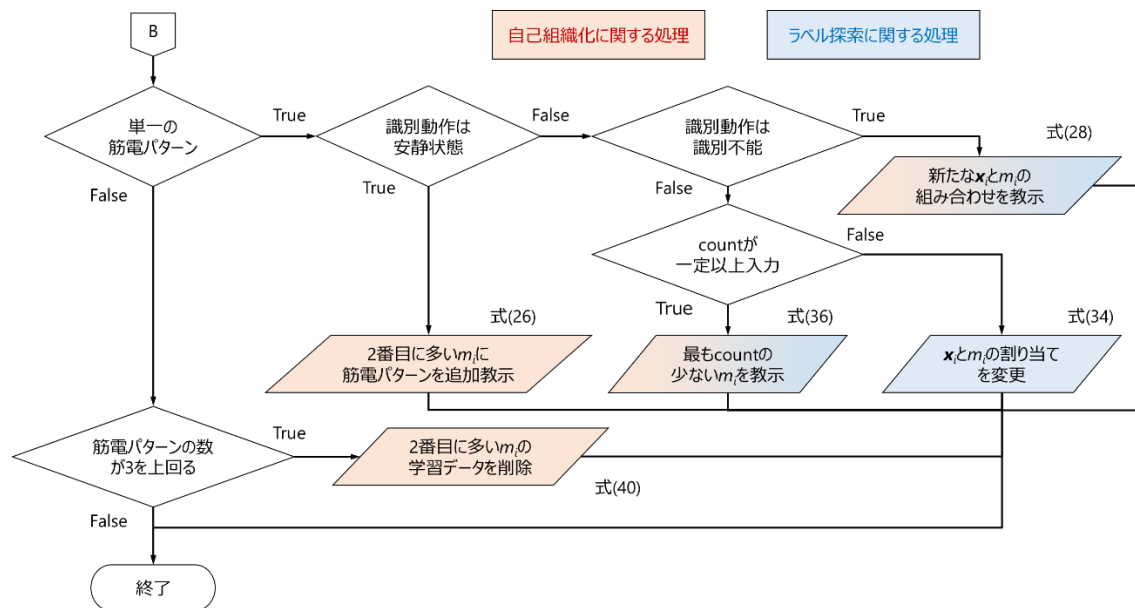


図 33 識別器の修正アルゴリズム

本研究で対象としている識別器はニューラルネットワークを用いており、その学習データを保持する行列  $\mathbf{X}_{\text{ref}}$  は式(25)のように、教示した特徴ベクトルと教示した動作パターンの対として与えられる。

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i \\ m_i \end{bmatrix} \quad (25)$$

識別器修正アルゴリズムはまず、識別安定化フィルタ同様、筋電パターンが単一であるか複数であるかを式(15)より判断する。

#### 4.1.1. 筋電パターンが安定して識別されている場合の挙動

単一の筋電パターンが識別されている際に負報酬が入力されたということは、安定的に動作が識別されているにも関わらず、使用者の意図した動作と義手の

動作が異なっていたことになる。この場合、使用者が負報酬を入力した理由は以下の4通りが考えられる。

- i. 識別動作が「安静状態」の場合
- ii. 識別動作が「識別不能」の場合
- iii. 識別動作が安静、識別不能以外の場合
- iv. 特定の動作パターンと筋電パターンの組み合わせに対して負報酬が一定回数以上入力された場合

これらの場合が発生する原因、およびその原因に対する学習データの修正方法について、具体的に数式を用いて以下で解説する。なお、安静状態のみ教師あり学習を行っているため、いずれの場合においても、学習データとして

$$\mathbf{x}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \cdots \\ m_0 & \cdots \end{bmatrix} \quad (26)$$

は少なくとも与えられている。

- i. 識別動作が「安静状態」の場合

安静状態が識別されている場合に負報酬が入力されたということは、使用者は安静状態以外の動作を意図したということになる。安静状態は義手が動作しないため、使用者は何らかの動作を行おうとしたと考えられる。何らかの動作を行おうとしたということは、筋肉を収縮させ何らかの筋電パターンを発生させたことになるが、その上で安静状態が識別されたということは、その筋電パター

ンが安静状態の筋電パターンに近づいたことを意味する。つまり原因としては、使用者の筋が疲労し、筋電の振幅が小さくなったと考えられる。この場合、使用者が行おうとした動作パターン  $m_i$  と、負報酬入力時の筋電パターンを対応させ追学習させることにより、振幅の低下した新たな筋電パターンを識別可能な状態にする。まず、安静状態が識別されているため式(27)が成り立つ。

$$p_0 > \forall p_i, \{i \neq 0\} \quad (27)$$

ここで、追学習させるべき動作パターン  $m_i$  は、安静状態の次に多く識別されている動作パターンである可能性が高いため

$$\forall p_i, \{i \neq 0, t\} < p_t < p_0 \quad (28)$$

を満たす。その結果、負報酬入力時に使用者が出力していた筋電パターンの特徴ベクトルを  $\mathbf{x}_{\text{weak}}$  とすると、学習データは以下のように更新される。

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_i & \mathbf{x}_{\text{weak}} \cdots \\ m_0 & m_t & m_t \cdots \end{bmatrix} \quad (29)$$

## ii. 識別動作が「識別不能」の場合

識別不能が識別されている場合、学習データ  $\mathbf{X}_{\text{ref}}$  に含まれない筋電パターンを出力している状態である。この場合、2つの可能性が考えられる。1つは、すでに教示した動作パターンを行おうとしたが、筋電パターンが変化してしまった場合である。もう1方は、これまでに教示したことのない新たな動作パターンを行おうとした場合である。いずれの場合も、負報酬入力時に使用者が出力していた筋電パターンを新たに学習データとして追加する必要がある。そのため、負報酬入力時の筋電の特徴ベクトル  $\mathbf{x}_e$  を、現在どの筋電パターンにも割り当てら



れていない動作パターン  $m_k$  と対応させ追学習させる．つまり式(8)において

$$\mathbf{X}_k = \phi \quad (30)$$

となる  $k$  について， $\mathbf{X}_{\text{ref}}$  を

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_e \\ m_0 & m_k \end{bmatrix} \quad (31)$$

と更新する．

### iii. 識別動作が安静，識別不能以外の場合

安静，識別不能以外の動作が識別されている場合に負報酬が入力された場合，筋電パターンと動作パターンの対応が誤っている可能性が高い．そのため，この場合には筋電パターンと動作パターンの対応を組み替える．つまり学習データ  $\mathbf{X}_{\text{ref}}$  が

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_i & \mathbf{x}_j & \mathbf{x}_k \\ m_0 & m_i & m_j & m_k \end{bmatrix} \quad (32)$$

のように与えられ，負報酬を入力する瞬間に使用者が出力していた筋電パターンの特徴ベクトルが  $\mathbf{x}_i$  であった場合，特定の動作パターン  $m_k$  について

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_i & \mathbf{x}_j & \mathbf{x}_k \\ m_0 & m_k & m_j & m_k \end{bmatrix} \quad (33)$$

と更新する．

ここで，特定の動作パターン  $m_k$  の選出方法について述べる．識別器修正アルゴリズムは，過去の負報酬が入力された際の筋電パターンと動作パターンの対について，その履歴を保存した内部行列  $\mathbf{I}$  を保持している．内部行列  $\mathbf{I}$  の構造は式(34)の通りで，例えば筋電パターン  $\mathbf{x}_j$  を動作パターン  $m_i$  として識別した際に

入力された負報酬の総計は  $\text{count}_{j,i}$  となる.

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} \text{count}_{1,1} & \cdots & \text{count}_{1,M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{count}_{M,1} & \cdots & \text{count}_{M,M} \end{bmatrix} \quad (34)$$

新たに選出される特定の動作パターン  $m_k$  は, この内部行列  $\mathbf{I}$  を参照し, 最も  $\text{count}$  の値が小さい動作パターンに決定される. つまり, 学習データ  $\mathbf{X}_{\text{ref}}$  が

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_i \cdots \\ m_0 & m_i \cdots \end{bmatrix} \quad (35)$$

のように与えられていた場合に負報酬が入力されると,  $\mathbf{X}_{\text{ref}}$  は

$$\text{count}_{i,k} < \forall \text{count}_{i,j} \in j \neq k \quad (36)$$

を満たす  $k$  について

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_i & \mathbf{x}_e \cdots \\ m_0 & m_i & m_k \cdots \end{bmatrix} \quad (37)$$

と更新される. ただし, 式(36)において条件を満たす  $k$  が複数存在する場合には, それらの条件を満たす  $k$  の中からランダムに決定した  $k$  を用いる.

式(33)では, 動作パターン  $m_k$  が  $\mathbf{x}_i$  と  $\mathbf{x}_k$  どちらの筋電パターンでも識別される形となっており, これは 1.3.1 項でも述べたように, 異なる筋電パターンが同じ姿勢を表すことがある場合にも, 識別が正しく行われる構成となっている.

iv. 特定の動作パターンと筋電パターンの組み合わせに対して負報酬が一定回数以上入力された場合

パターン iii では筋電パターンと動作パターンの対応を組み替えたが, 前述の通り, 内部行列  $\mathbf{I}$  により負報酬の入力回数はカウントされている. この組み換え

回数が高くなった場合、筋電パターンと動作パターンの組み合わせをいずれに変更しても、使用者が識別結果に満足できないことを示している。これは、本来分離されるべき複数の筋電パターンが 1 つの筋電パターンとして識別されている可能性が高い。この場合、パターン ii 同様新たな筋電パターンを追学習させる必要がある。ここで、筋電パターン  $\mathbf{x}_i$  が動作パターン  $m_i$  に識別されている状態で、筋電パターン  $\mathbf{x}_e$  を入力すると動作パターン  $m_e$  ではなく  $m_i$  が誤識別される状態を考える。負報酬が入力され、count が count' に更新される際、count の上限値を limit として

$$\begin{cases} \text{count}'_{i,i} = 0 & (\text{count}_{i,i} \geq \text{limit}) \\ \text{count}'_{i,i} = \text{count}_{i,i} + 1 & (\text{count}_{i,i} < \text{limit}) \end{cases} \quad (38)$$

となり、 $\text{count}_{i,k} \geq \text{limit}$  の際に、式(36), (37)にしたがって

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_i & \mathbf{x}_e & \cdots \\ m_0 & m_i & m_k & \cdots \end{bmatrix} \quad (39)$$

と更新される。また、式(8), (9)より、 $\mathbf{x}_i$  と  $\mathbf{x}_e$  の筋電パターンは別々の筋電パターンとして識別が行われる。ただし、 $\mathbf{x}_i$  と  $\mathbf{x}_e$  の筋電パターンが識別器により分離可能な特徴を有する場合に限定される。

#### 4.1.2. 筋電パターンの識別が不安定な場合の挙動

次に、識別が安定していない場合の学習データの修正方法について解説する。この場合、3 項で設定した同時識別数を超える多数の動作が識別され、時系列データ **buff** に含まれていることを意味する。そのため、負報酬入力時に入力されている筋電パターン  $\mathbf{x}_e$  は、学習データ内に存在する複数の異なる筋電パターン

と類似していると考えられる．すなわち

$$n(\mathbf{B}) > c \quad (40)$$

$$\because \{\mathbf{B} | \mathbf{x}_e \cong \mathbf{x}_i \in \{i = 0, 1, 2, \dots, M\}\}$$

を満たす．この場合，4.1.1 項のパターン  $i$  のように現在の筋電パターンを追学習させるアプローチを取ると，類似した筋電パターンを学習データにさらに追加することとなり，識別がさらに不安定となる恐れがある．そこで，この場合は学習データ内の  $\mathbf{x}_e$  に類似した筋電パターンを削除する．使用者が意図した動作パターンは，**buff** 内で最も多い割合を占める動作パターンである可能性が高いため，**buff** 内で 2 番目に多い割合を占める動作パターンに割り当てられている筋電パターンを，教示データより削除する．つまり

$$\forall p_i < p_p < p_k = \max \mathbf{P} \quad (41)$$

$$\because i \neq k, p$$

を満たす  $p$  について，与えられた学習データ

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_p & \mathbf{x}_k & \dots \\ m_0 & m_p & m_k & \dots \end{bmatrix} \quad (42)$$

を

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_k & \dots \\ m_0 & m_k & \dots \end{bmatrix} \quad (43)$$

と更新する．

## 4.2. 理論的検討

次に，識別器修正アルゴリズムについて，理論的検討を行う．理論的検討にあ

たつては, 図 33 のフローチャートに示すプロセスを何度も通ることとなるため, 簡略化のために識別器の修正アルゴリズムを示す図 34 により解説を行う.

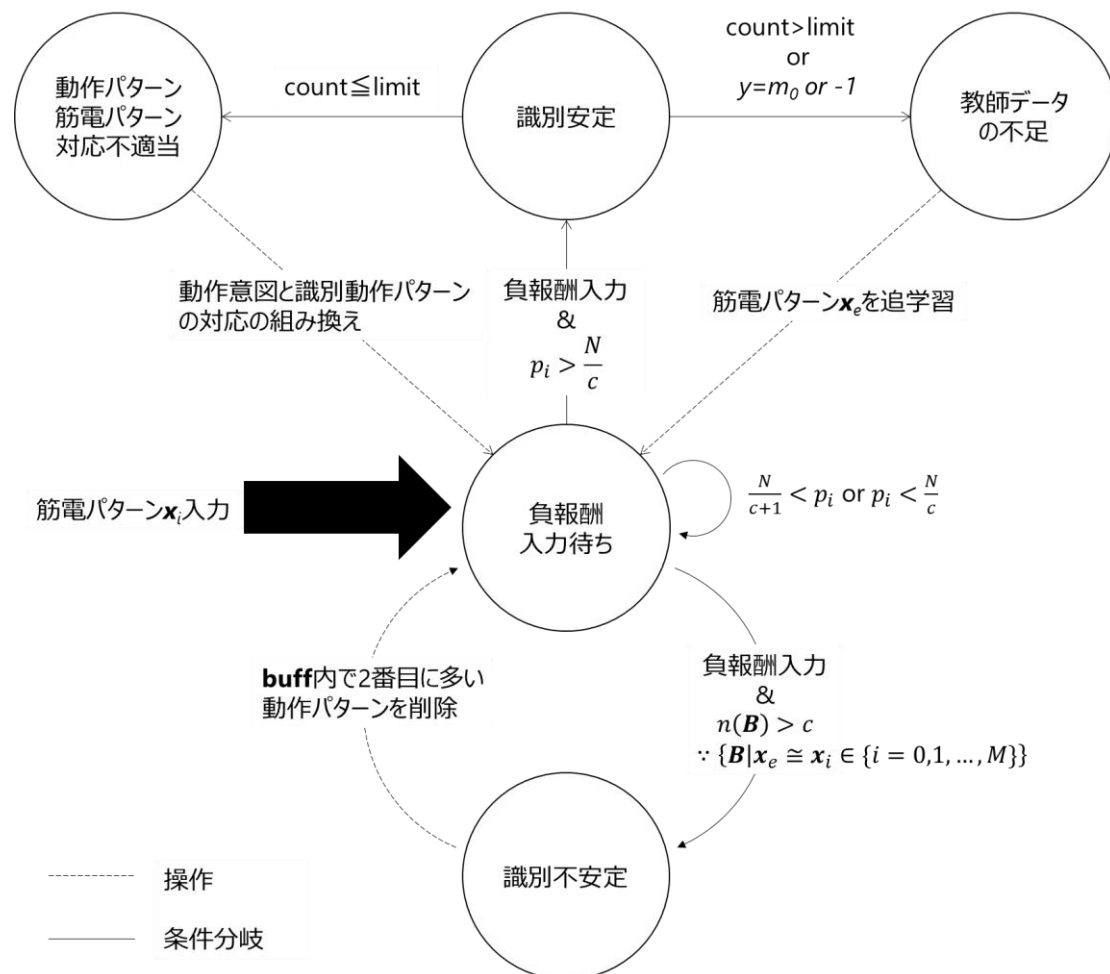


図 34 識別器の修正アルゴリズムの模式図

#### 4.2.1. 未学習の筋電パターンが安静または識別不能に識別される場合

この場合、筋電パターン  $\mathbf{x}_e$  は式(8)より -1 もしくは  $m_0$  に識別されている。この場合、式(29)または式(31)より

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_e \dots \\ m_0 & m_k \dots \end{bmatrix} \quad (44)$$

となる(図 35 の①)。  $m_k$  が使用者の意図した動作である場合、今後負報酬は入力されないため識別器の修正は終了する。割り当てられている動作パターン  $m_k$  が使用者の意図したものとは異なる場合は、再び筋電パターン  $\mathbf{x}_e$  を入力した際に負報酬が入力されることとなる。この場合、式(44)の  $m_k$  が負報酬の入力ごとに、式(34)～(37)にしたがって変更され、筋電パターンと動作パターンの対応が組み替えられる(図 35 の②)。この結果筋電パターン  $\mathbf{x}_e$  に対応する動作パターンが探索され、その過程で使用者の意図した動作パターンとなった際に負報酬の入力が行われなくなるため、識別器の修正が完了する。

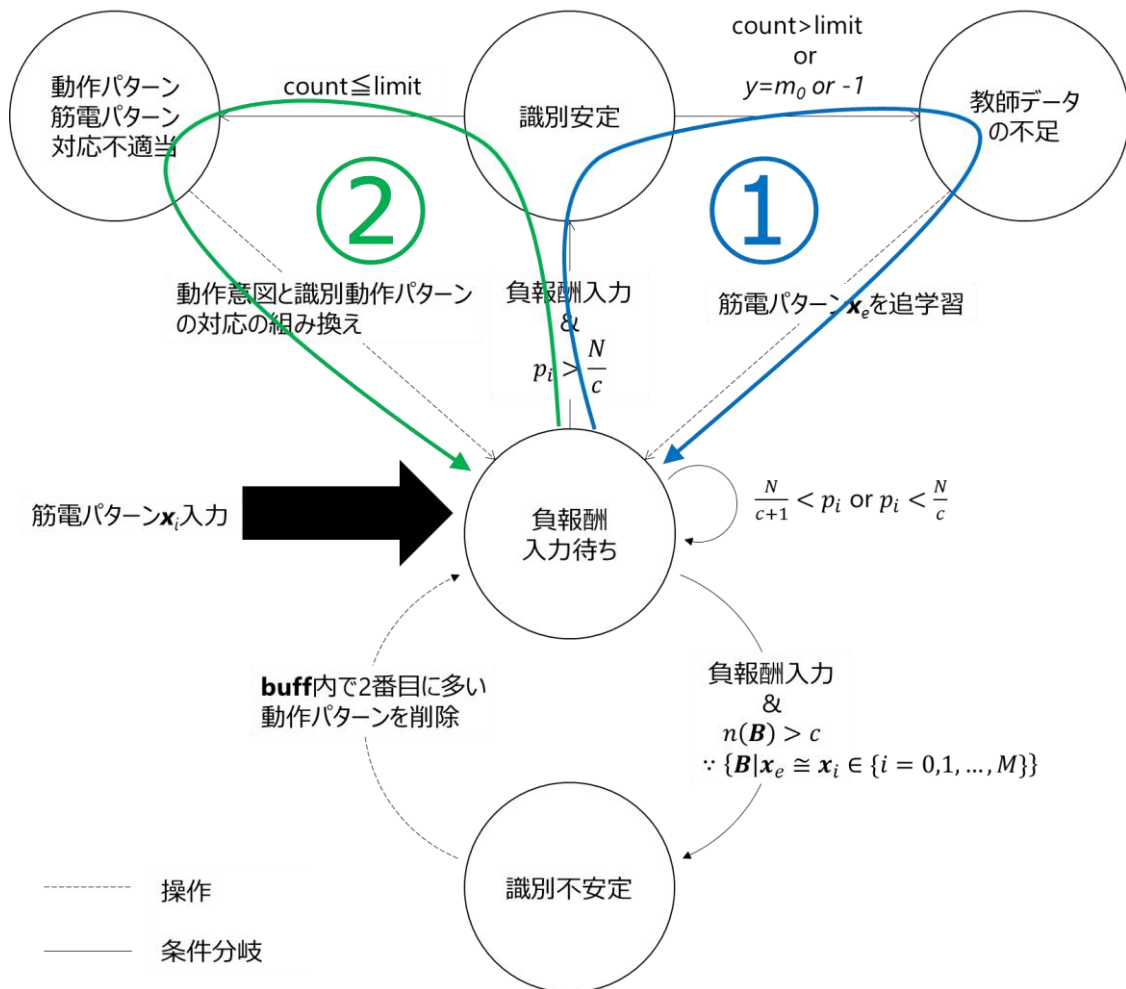


図 35 安静のみ学習している場合に、それ以外の筋電パターンが入力された場合

#### 4.2.2. 未学習の筋電パターンが別の動作パターンに識別される場合

例えば、5 指の握りの筋電パターンと動作パターンが学習されているが、5 指の開きの筋電パターンが学習されていない状況を考える。すなわち、学習データ

が

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_5 \dots \\ m_0 & m_5 \dots \end{bmatrix} \quad (45)$$

となっている場合である. このとき, 5 指の握りの筋電を出力した際には 5 指の握りの動作パターンである  $m_5$  が実行されるため, 負報酬は入力されない. ここで, 5 指の開きの筋電パターン  $\mathbf{x}_6$  を入力した場合, 以下の 2 通りの識別パターンが考えられる. 識別器が筋電パターンを異なるものであると判断する特徴空間上の距離を  $d_{\text{th}}$ , 距離関数を  $d$  とするとそれぞれの出力は

$$o = m_5 \quad \text{where } d(\mathbf{x}_5, \mathbf{x}_6) < d_{\text{th}} \quad (46)$$

$$o = -1 \quad \text{where } d(\mathbf{x}_5, \mathbf{x}_6) > d_{\text{th}} \quad (47)$$

となる.

まず式(47)の場合, 式(31)にしたがって

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_5 & \mathbf{x}_6 \dots \\ m_0 & m_5 & m_k \dots \end{bmatrix} \quad (48)$$

と学習される. この時, 式(47)より  $\mathbf{x}_5$  と  $\mathbf{x}_6$  は十分分離可能な筋電パターンであるため, この後 4.2.1 項と同様に筋電パターン  $\mathbf{x}_6$  に対応する動作パターンが探索され, 学習が収束する.

式(46)の場合は, 5 指の開きの筋電パターン  $\mathbf{x}_6$  を入力したにも関わらず, 義手は握り動作  $m_5$  を行ってしまうため, 再び負報酬が入力されることとなる. この場合, 4.1.1 項の iii の状態となるため, 式(34)~(37)にしたがって  $m_5$  が他の動作パターンに変更される(図 36 の①). ここで,  $\mathbf{x}_5$  に対応する動作パターンが 5 指の開きである  $m_6$  に変更された場合, すなわち



$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_5 \dots \\ m_0 & m_6 \dots \end{bmatrix} \quad (49)$$

となった場合、負報酬の入力は終了する。しかしながら、その後5指の握りを行った場合、動作パターン  $m_6$  が出力されるために、再び負報酬が入力される(図 36 の①)。これが繰り返されることにより、内部行列  $\mathbf{I}$  の  $\text{count}_{2,5}$ ,  $\text{count}_{2,6}$  の値が上限値  $\text{limit}$  に達することとなる。筋電パターン  $\mathbf{x}_5$  に対して動作パターン  $m_5$  が割り当てられている時に、筋電パターン  $\mathbf{x}_6$  と負報酬を入力し  $\text{count}$  が  $\text{limit}$  を超えたとすると、式(38), (39)より

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_5 & \mathbf{x}_6 \dots \\ m_0 & m_5 & m_k \dots \end{bmatrix} \quad (50)$$

と更新される(図 36 の②)。ここで、再び  $\mathbf{x}_6$  が入力された際には、式(8), (9)より、さらに下記の2パターンへ分岐する。

$$o = m_5, m_k, -1 \quad \text{where} \quad d(\mathbf{x}_5, \mathbf{x}_6) \cong d'_{\text{th}} \wedge d(\mathbf{x}_5, \mathbf{x}_6) > d'_{\text{th}} \quad (51)$$

$$o = m_k \quad \text{where} \quad d(\mathbf{x}_5, \mathbf{x}_6) > d'_{\text{th}} \quad (52)$$

式(51)において、 $m_5$  と  $m_k$  は別々の筋電パターンとして識別されているが、非常に似た特徴を持つ場合であり、この場合は式(8), (9)より -1 が識別結果として混入する。この結果、識別が不安定となる 4.1.2 項の状態となるため、次に負報酬が入力されることによって式(42), (43)に従い

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_6 \dots \\ m_0 & m_k \dots \end{bmatrix} \quad (53)$$

と更新される(図 36 の②')。次に握りの筋電パターン  $\mathbf{x}'_5$  を入力し、その筋電パターンが  $\mathbf{x}_6$  と十分異なる特徴ベクトルを持っていた場合、式(31)にしたがって

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_6 & \mathbf{x}'_5 \dots \\ m_0 & m_k & m_j \dots \end{bmatrix} \tag{54}$$

となり(図 36 の②), 新たな筋電パターンの学習データが構築される. この際,  $j$  は式(36)を満たすものが選択される. そして,  $m_k, m_j$  がそれぞれ  $m_6, m_5$  となるまで 4.2.1 同様動作パターンの組み換えが式(28)のように起こり, 学習が収束する(図 36 の③). なお,  $\mathbf{x}'_5$  と  $\mathbf{x}_6$  の特徴ベクトルに十分な違いがない場合, この 2 つの筋電パターンの識別は不可能である.

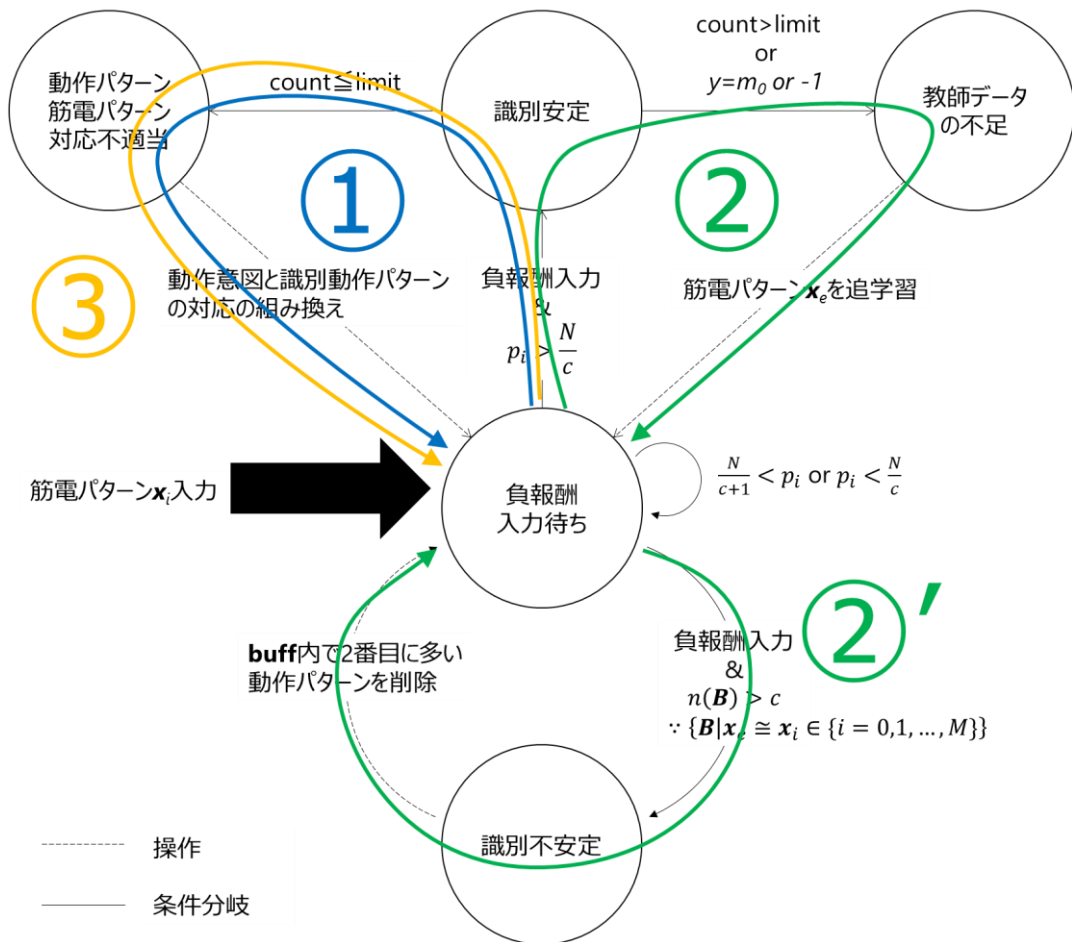


図 36 類似した異なる複数の筋電パターンが 1 つの筋電パターンとして識別さ

れる場合

### 4.2.3. 識別が不安定な場合

**buff** 内に多くの筋電パターンが含まれる場合、すなわち式(40)を満たす場合においては、まず **buff** 内で2番目に多い動作パターンを削除する。その後は4.2.2の式(50)以降と同様の経路をたどり、学習が収束する。

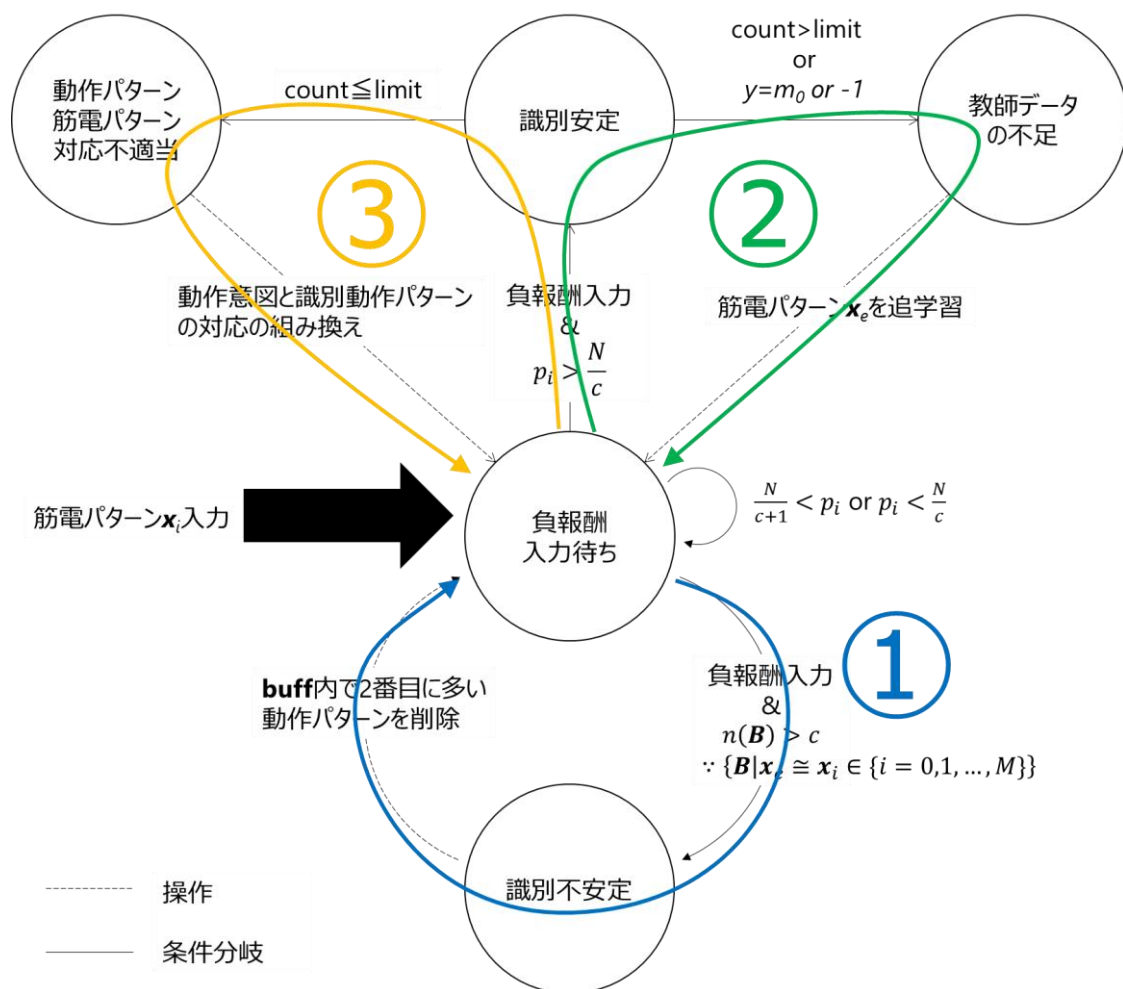


図 37 識別が不安定な際

## 4.3. 負報酬入力誤りの修正効果の評価

### 4.3.1. 評価方法

3.1 項で提案された識別安定化フィルタを適用し，負報酬の入力誤りの修正効果について，負報酬の入力誤り回数により評価を行う．評価方法としては，識別安定化フィルタにおける窓幅を小さくしたものと大きくしたもので，負報酬の入力誤り回数を比較する．アルゴリズムの仕様上，窓幅が 0 では式(41)が満たされず，学習データの削除が不能となるため，本実験では窓幅 5 のものと，3.3 項で採用された窓幅 15 の条件で比較を行う．実験タスクは図 19 に示すものである．実験の流れに関しては，図 38 に示す流れで行う．また，図 19 において，目標動作と識別動作が同一であるにも関わらず，負報酬が入力されたことを負報酬の入力誤りと定義する．本実験では，単に画面上の指示に従い筋電を出力するだけでなく，自身の筋電パターンと識別された動作パターンの違いを判断し，負報酬を入力する必要がある．負報酬自体に誤りが含まれると正しく提案手法の評価が不可能なため，被験者の集中力が途切れないよう，対象とする動作を指の動作に限定し，5 指の握り，5 指の開き，母指屈曲，4・5 指屈曲の 4 パターンのみとすることで，1 回のタスクを約 3 分とした．

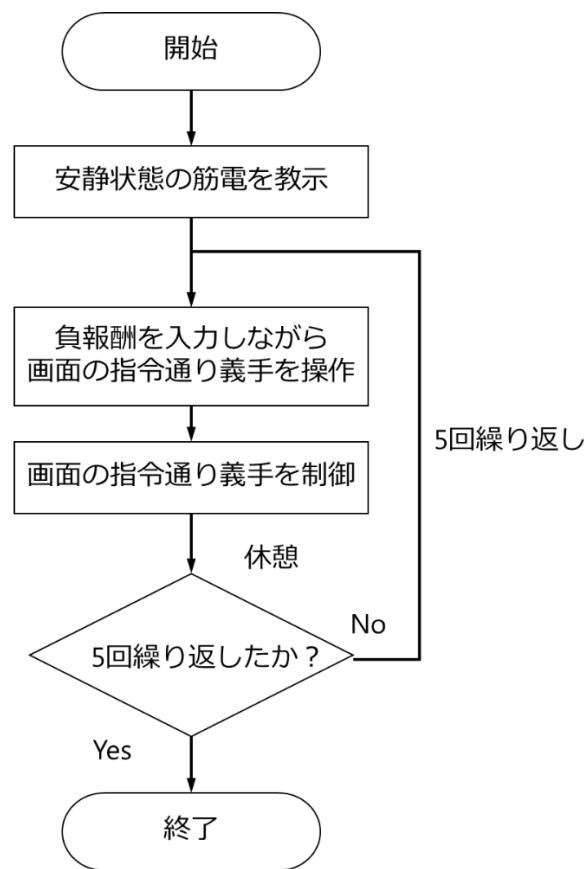


図 38 オペラント学習機能の検証実験タスク

#### 4.3.2. 実験結果

窓幅の違いによる負報酬の誤り回数について図 39 にまとめる。窓幅 5 のものと 15 のものでは、被験者の全試行を対象に t 検定を行い有意差が認められた ( $p < 0.05$ )。また、窓幅を 5 として負報酬によるオペラント学習を行った際の識別率の推移を図 40 に、窓幅を 15 としてオペラント学習を行った際の識別率の推移を図 41 に示す。タスク終了後の最終的な識別率は、各動作パターンの識別率とともに表 8 にまとめた。

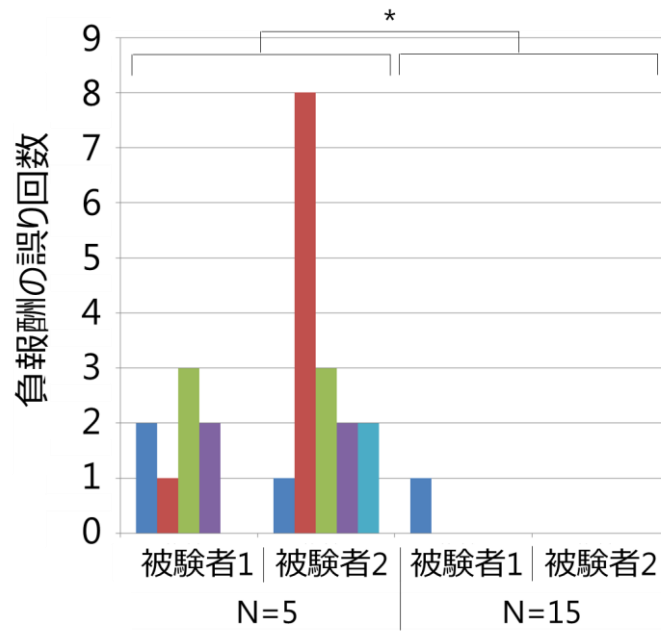


図 39 負報酬の入力誤り回数

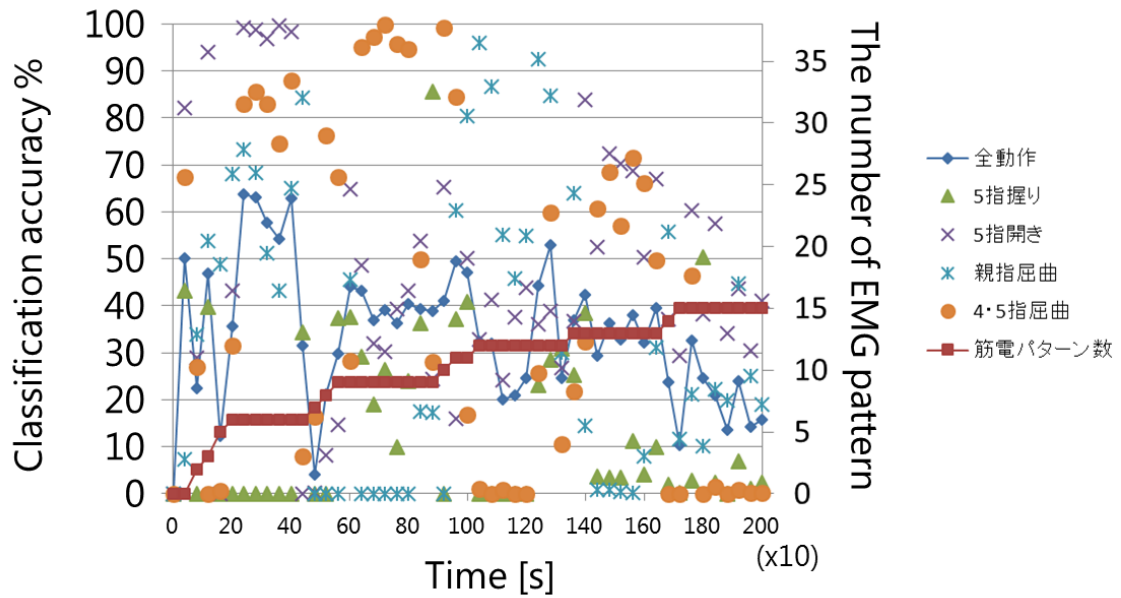


図 40 窓幅 N=5 の場合の負報酬による識別率変化 (被験者 1)

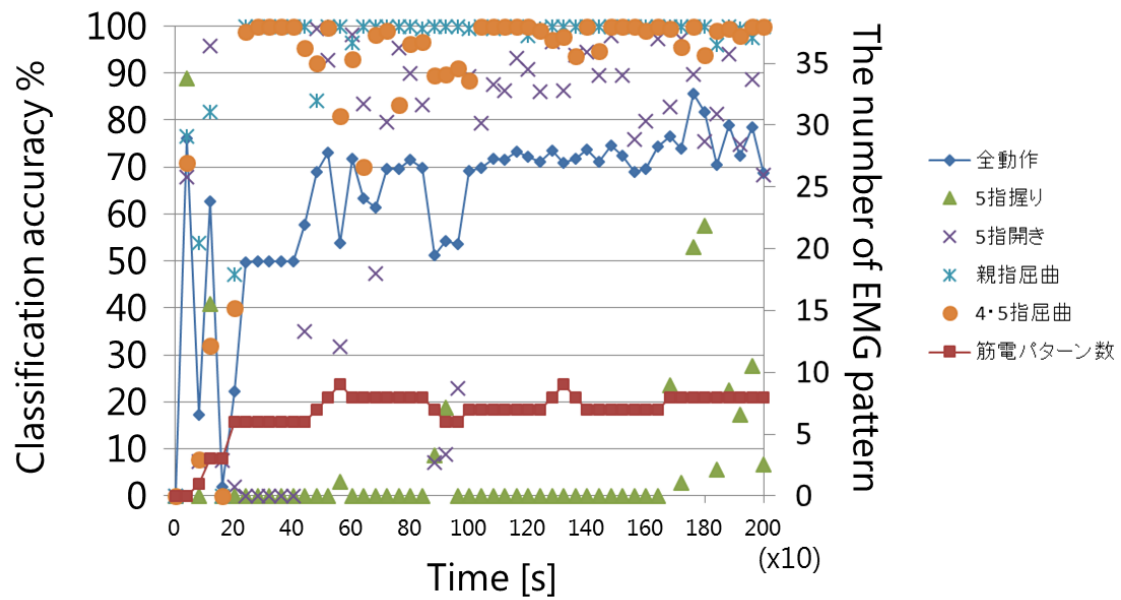


図 41 窓幅  $N=15$  の場合の負報酬による識別率変化 (被験者 1)

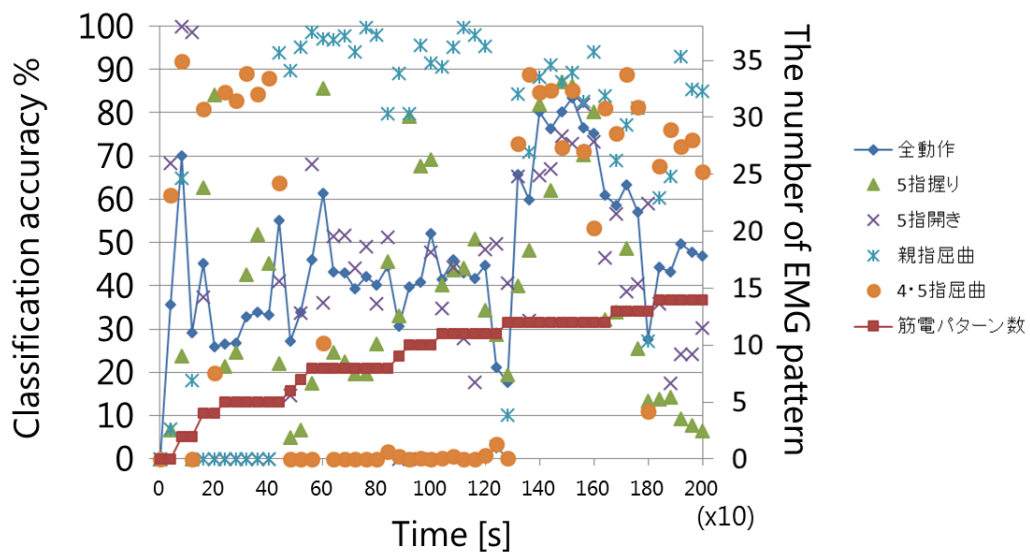


図 42 窓幅  $N=5$  の場合の負報酬による識別率変化 (被験者 2)

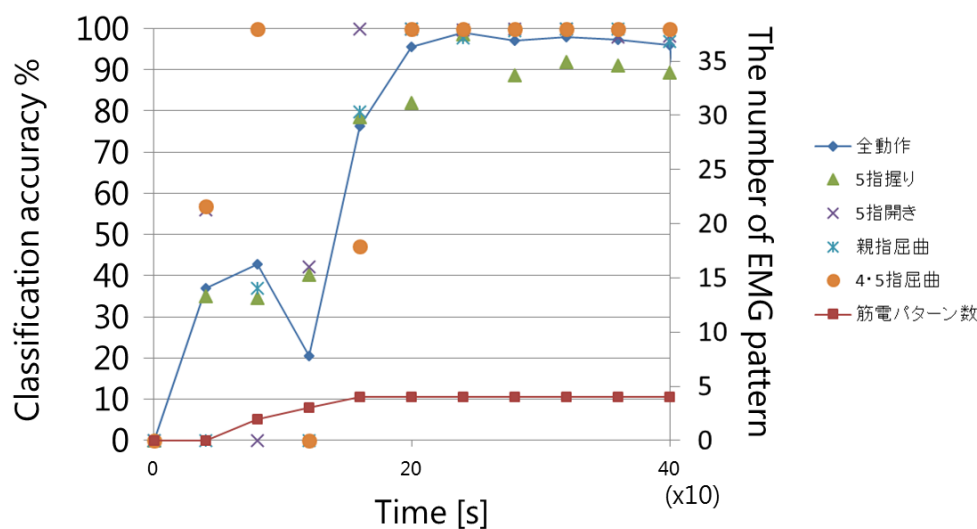


図 43 窓幅  $N=15$  の場合の負報酬による識別率変化 (被験者 2)

表 8 識別安定化フィルタ窓幅の違いによるオペラント学習結果の差

実験条件	被験者1		被験者2	
	N=5	N=15	N=5	N=15
5指握り	2.56	15.93	10.28	91.89
5指開き	41.39	81.45	26.46	99.18
親指屈曲	26.22	98.61	77.72	98.78
4・5指屈曲	0.57	99.29	71.17	100
全動作平均	17.68	73.82	46.41	97.46

### 4.3.3. 考察

窓幅が 5 の場合, 誤ったタイミングで負報酬を入力した回数が多いのに比べ, 窓幅が 15 の場合は, ほぼ 0 回であった. ここで, 図 40, 図 41 と負報酬の入力



誤りについて考察を行う。

図 40 に示す窓幅が 5 のタスクにおいては、5 ブロック目が最も負報酬の入力タイミングの誤りが多かった。5 ブロック目は図 40 の 800~1,000[s]に該当するが、この期間で、それまで高い識別率を有していた 4・5 指屈曲の識別率が急激に低下している。また、最終的に 4・5 指屈曲の識別率は高くなることなく実験が終了しており、誤った筋電パターンを学習してしまった可能性がある。次に入力誤りが多かったのは 1 ブロックと 7 ブロックであった。それぞれ図 40 においては、それぞれ 0~200[s]と 1,200~1,400[s]の期間に相当する。7 ブロック目においては、5 ブロック目同様に親指屈曲の識別率が急激に低下し、その後回復することなく実験を終えている。また、1 ブロック目については、5 指握りの識別率が急激に低下している。これらに対し、5 指開きは入力誤りの発生していない 500[s]付近で急激に識別率が低下している。しかしながら表 8 より、最終的に 5 指開きは最も高い識別率となっている。これらより、4・5 指、親指屈曲、5 指握りに関しては負報酬の入力誤りにより誤った学習が行われてしまったのに対し、入力誤りが発生していないにも関わらず同様に識別率が急激に低下している 5 指開きに関しては、局所最適解から脱出するために識別率が低下した可能性がある。

窓幅が 15 の場合、1 ブロックにおいて 1 回の入力誤りが発生していた。1 ブロックにおいては、図 41 から読み取れるように、5 指握りの識別率が急激に低下している。5 指握りの動作パターンもまた、最終的に識別率が低い状態で実験を終えている。

これらの結果より、負報酬の入力誤りは長期的に識別率を低下させる要因となる可能性が示唆された。しかしながら、識別安定化フィルタにより負報酬の入力誤り回数は減少し、その結果、窓幅が 15 の識別率は  $17.08 \pm 4.10\%$ 、窓幅が 15 の場合の識別率は  $73.15 \pm 4.15\%$  となり、識別安定化フィルタの有効性が確かめられた。

## 4.4. 学習の収束条件の導出

### 4.4.1. 理論的検討

自己組織化写像や強化学習など、機械学習は様々なアルゴリズムが提案されている。しかしながら計算機の性能には限りがあるため、学習可能な系は有限なものとなるフレーム問題[58]に直面する。そのため、本研究においても、提案手法による学習の収束条件を明らかにすることで、本手法の適用条件をより明確なものとする。本研究では、Cutkosky の例にならい、ADL において必要な筋電識別器の出力として手指の動作 32 パターンを仮定した。しかしながら、実際の手指の運動では ADL 以外にもジェスチャーや物体の操作や操りなど、様々な役割がある。そのため、指 1 本を取っても MP 関節からの屈曲、DIP・PIP 関節からの屈曲、MP 関節の内外転など、様々なパターンが考えられる。そこで、下記 4 パターンについて、アルゴリズムがどのように振る舞うかを調査することで、本提案手法を汎用的に用いる際の学習の収束条件を導出することを目的とする。ここでは、使用者が筋電パターンとして分離可能な動作パターンの集合を  $M_d$ 、使用者が ADL に用いる動作パターンの集合を  $M_{ADL}$ 、アルゴリズムが探索を行

う動作パターンの集合を  $M_s$  とする.

- i. 探索対象の動作パターンが, 使用者が ADL に用いる動作パターンの集合に含まれる場合
- ii. 探索対象の動作パターンが, 使用者が ADL に用いる動作パターンの集合に含まれない場合
- iii. 使用者が ADL に用いる動作パターンが, 探索対象の動作パターンの集合に含まれる場合
- iv. 使用者が ADL に用いる動作パターンが, 探索対象の動作パターンの集合に含まれない場合

- i. 探索対象の動作パターンが, 使用者が ADL に用いる動作パターンの集合に含まれる場合

この場合, すなわち

$$m_i \in M_{ADL} \quad (55)$$

$$\text{where } m_i \in M_s, \quad m_i \in M_d$$

が成り立つ  $m_i$  については想定されたものであり, 4.1, 4.2 項に記述されたいずれかの経路を辿って学習が収束することが理論的に示された. ただし

$$m_i \in M_{ADL} \quad (56)$$

$$\text{where } m_i \in M_s, \quad m_i \notin M_d$$

となる場合, 識別器から見ると,  $m_i$  と対応した筋電パターン  $\mathbf{x}_i$  は, 別の筋電パターン  $\mathbf{x}_k$  と判別ができないこととなる. この状態は, 4.2.2 節の状況と同一のも

のであり、かつ筋電パターンの分離が不可能な場合であるため、学習が収束しない。

ii. 探索対象の動作パターンが、使用者が ADL に用いる動作パターンの集合に含まれない場合

この場合、すなわち

$$m_i \notin M_{ADL} \quad (57)$$

$$\text{where } m_i \in M_s$$

が成り立つ  $m_i$  については、使用者が用いないため学習する必要がない。このとき、 $m_i$  は式(36)を満たす場合、アルゴリズムの動作パターンの探索過程において、学習された筋電パターンに対応する動作パターンとして学習が行われることがある。しかしながら、使用者は動作パターン  $m_i$  を用いないため、必ず負報酬が入力されることとなる。そのため、探索対象の動作パターンが ADL に含まれない場合、その動作パターンは筋電パターンとの対応付けがなされないように学習が収束する。

iii. 使用者が ADL に用いる動作パターンが、探索対象の動作パターンの集合に含まれる場合

このとき

$$m_i \in M_s \quad (58)$$

$$\text{where } m_i \in M_{ADL} \quad , \quad m_i \in M_d$$

であるが，この場合は  $i$  と同様想定されたものであり，4.1, 4.2 項に記述されたいずれかの経路を辿って学習が収束する．また

$$m_i \in M_s \quad (59)$$

$$\text{where } m_i \in M_{ADL}, \quad m_i \notin M_d$$

となる場合においては，式(56)と同様の状態であるため，収束しない．

iv. 使用者が ADL に用いる動作パターンが，探索対象の動作パターンの集合に含まれない場合

このとき

$$m_i \notin M_s \quad (60)$$

$$\text{where } m_i \in M_{ADL}$$

となる．ここで，本研究ではニューラルネットワークを識別器として選定し，各出力層のノードに動作パターンを対応させ，あらかじめプログラムすることで動作パターンの識別を行っている．そのため，式(60)で示される状況においては，要求される ADL 動作を行うことができないため，動作パターンの探索はなされないこととなる．しかしながら，筋電パターンが他と分離可能な特徴を有していた場合，筋電パターンの探索は可能である．また，これら  $i \sim iv$  をベン図により図示したものを図 44 に示す．

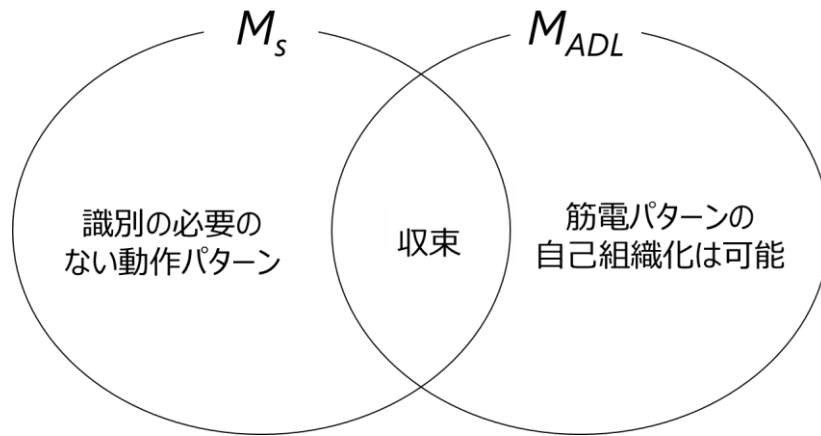


図 44 アルゴリズムと使用者の動作パターンと収束条件の関係

#### 4.4.2. 検証方法

検証には 4.3 項同様，図 19，図 38 に示すタスクにより実験を行う．上記で設定された i～iv の条件について，表 9 のように設定する．アルゴリズムは，識別率が 100%となるよう学習を行うが，条件 i においては，被験者の行う動作に数比べて，アルゴリズムが探索する動作数が少ないため，識別率が 100%となることはない．そのため，条件 i においては，事実上の最大識別率を表 9 において上限として表現した．

表 9 収束条件の導出実験における条件設定

被験者の行う動作数	4	4	4
アルゴリズムの探索動作数	3	4	5
上限	75%	100%	100%

実験タスクは 4.3 節同様，図 19，図 38 に示すものとなり，このタスクを表 9 に基づいた各条件において行う．被験者の行う動作は 5 指握り，5 指開き，親指屈曲，4・5 指屈曲とした．アルゴリズムの探索動作については，探索動作数が 2 の場合は 5 指握りと 4・5 指屈曲，3 の場合は 2 の場合に加え親指屈曲，4 の場合は被験者の行う動作と同様とした．5 の場合は，被験者の行う動作に手首屈曲を加える．

#### 4.4.3. 実験結果

実験結果を，時間に対する識別率として図 45～図 49 に示す．また，各条件における，タスク終了時の最終的な識別率を表 10 に示す．4 動作探索を行った図 46 と，5 動作探索を行った場合の図 48 に関しては，200 秒に達する前に学習が完了し，負報酬の入力の必要がなくなったため早期に実験を終了した．また，早期に終了した実験については，実験時間でグラフをフルスケール表示したものが図 47，図 49 である．また，同様に被験者 2 においても，実験結果を図 50～図 52，および表 11 に示す．

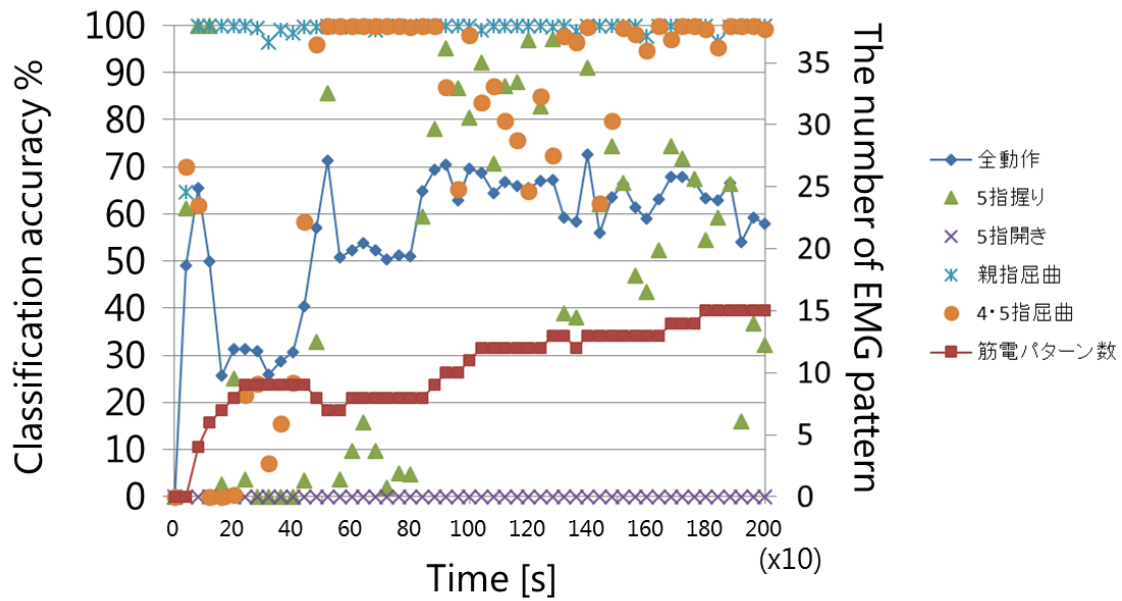


図 45 3 動作探索の場合の負報酬による識別率変化 (被験者 1)

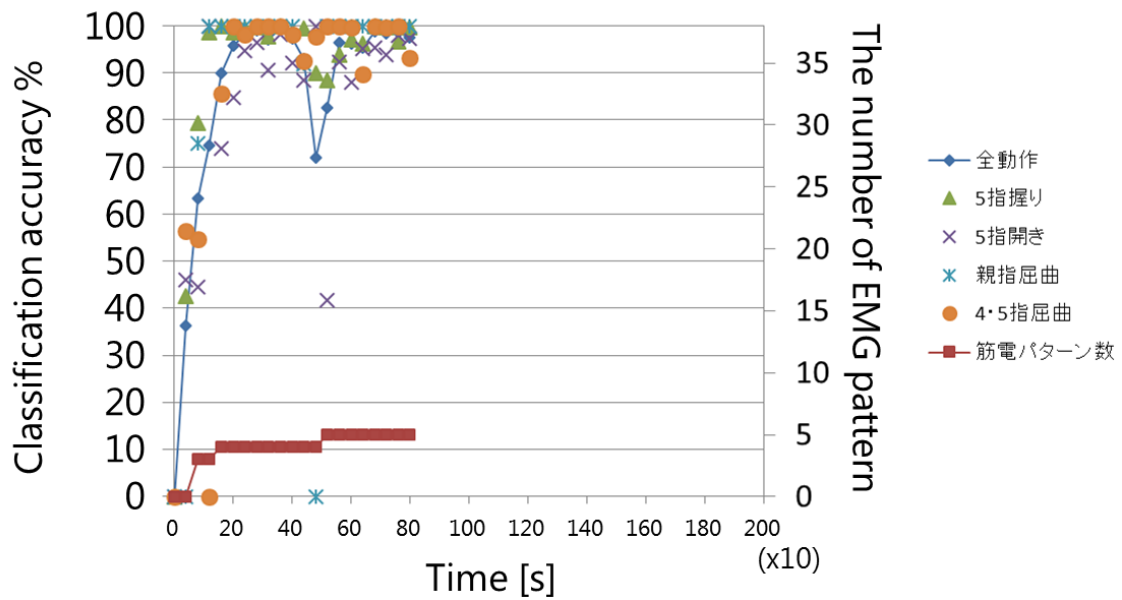


図 46 4 動作探索の場合の負報酬による識別率変化 (被験者 1)(a)



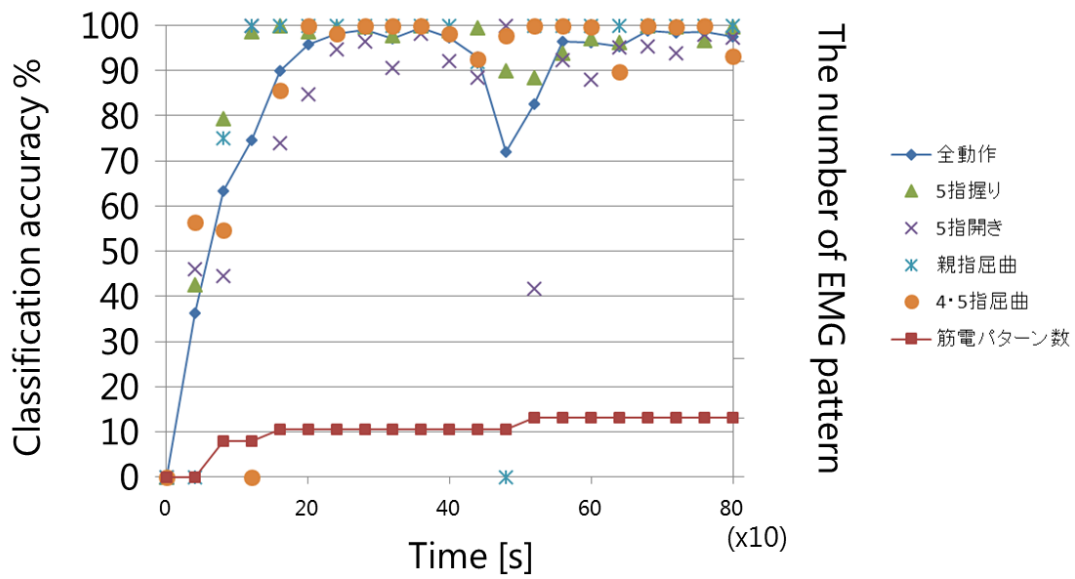


図 47 4 動作探索の場合の負報酬による識別率変化 (被験者 1)(b)

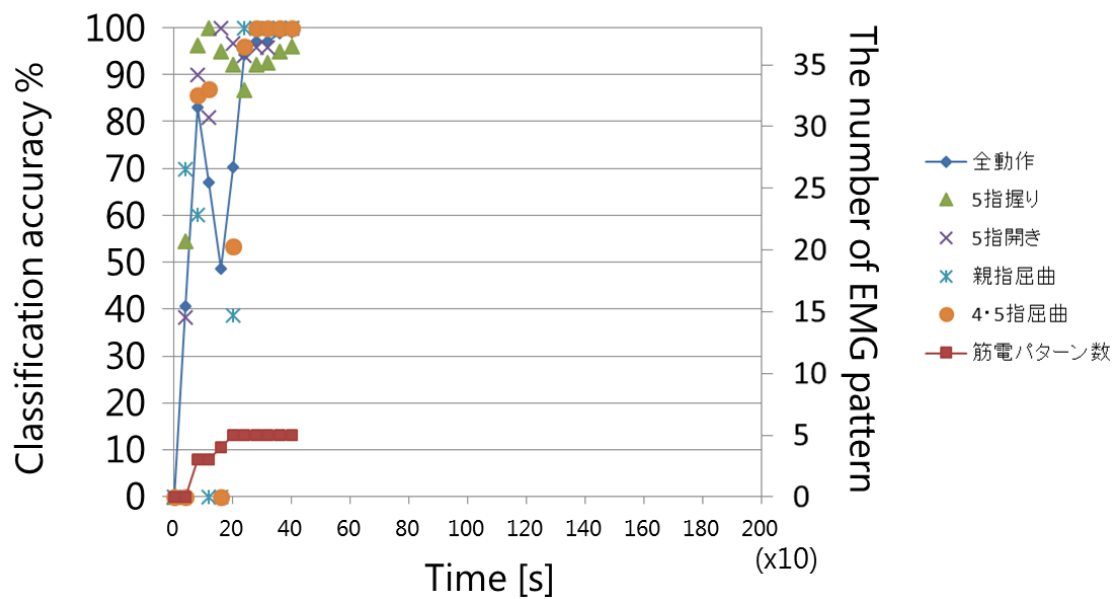


図 48 5 動作探索の場合の負報酬による識別率変化 (被験者 1)(a)

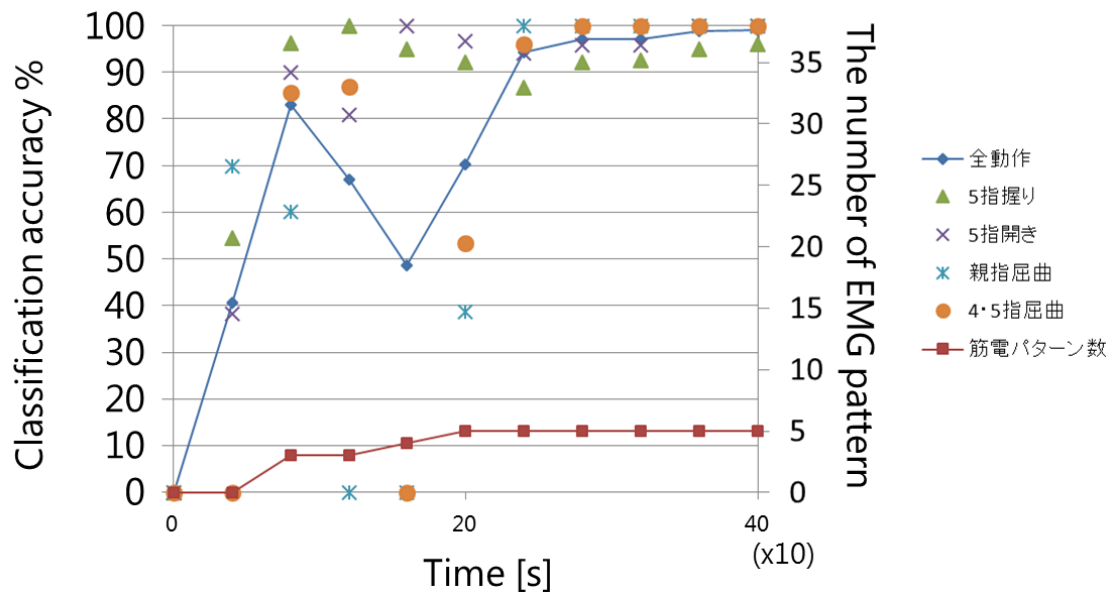


図 49 5 動作探索の場合の負報酬による識別率変化 (被験者 1)(b)

表 10 各条件における動作パターン数と識別率の比較 (被験者 1)

	被験者の行う動作数	4	4	4
	アルゴリズムの探索動作数	3	4	5
	筋電パターン数	15	8	5
識別率 %	上限	75%	100%	100%
	5指握り	42.12	98.42	92.46
	5指開き	0.00	95.94	97.12
	親指屈曲	99.29	100.00	100.00
	4・5指屈曲	98.92	96.54	99.20
	全動作平均	60.08	97.73	97.19

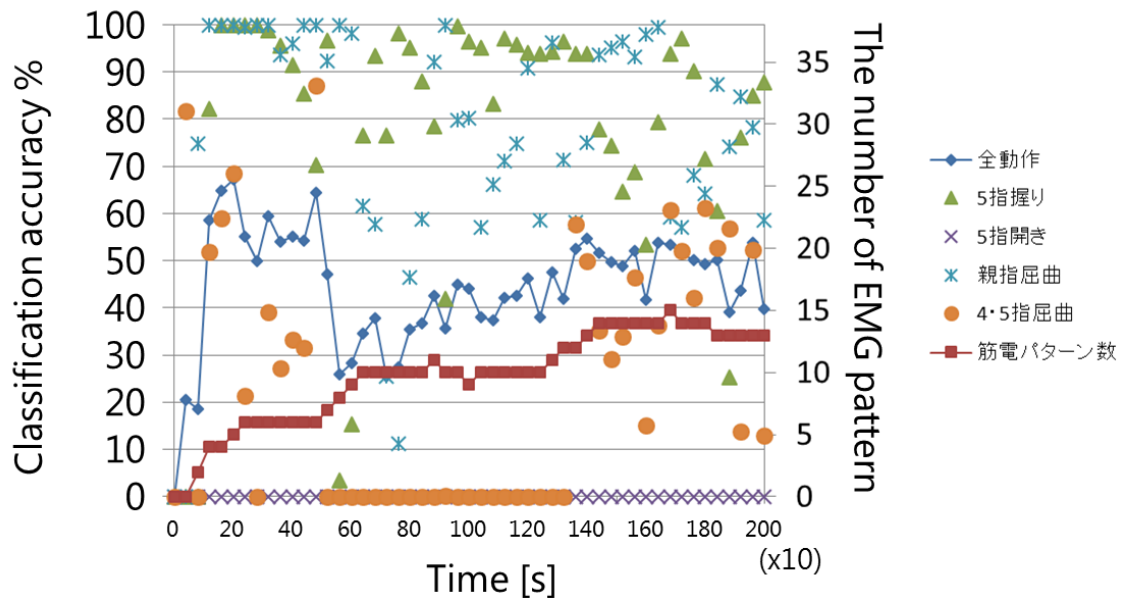


図 50 3 動作探索の場合の負報酬による識別率変化 (被験者 2)

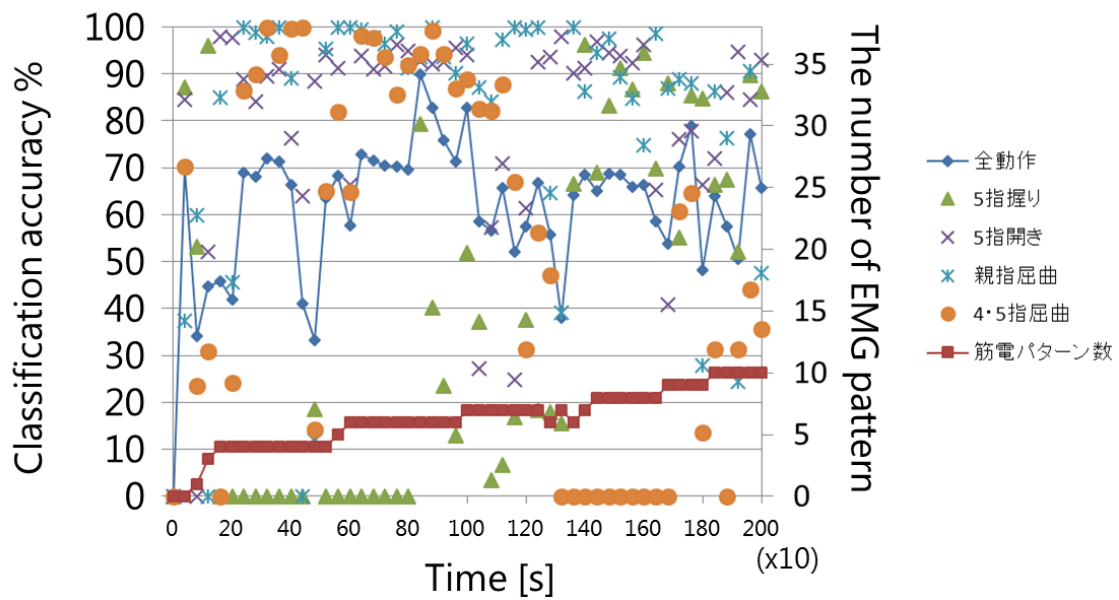


図 51 4 動作探索の場合の負報酬による識別率変化 (被験者 2)

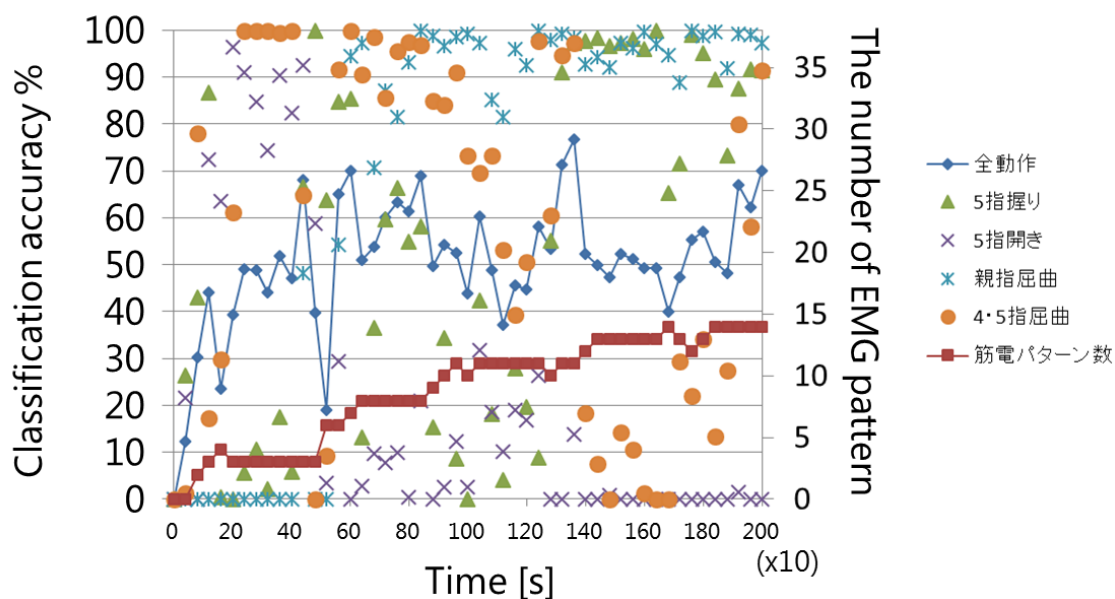


図 52 5 動作探索の場合の負報酬による識別率変化 (被験者 2)

表 11 各条件における動作パターン数と識別率の比較 (被験者 2)

	被験者の行う動作数	4	4	4
	アルゴリズムの探索動作数	3	4	5
	筋電パターン数	13	10	14
識別率 %	上限	75%	100%	100%
	5指握り	66.98	72.45	86.73
	5指開き	0.00	86.01	0.31
	親指屈曲	76.59	65.04	97.42
	4・5指屈曲	37.73	28.50	54.09
	全動作平均	45.32	63.00	59.64

#### 4.4.4. 考察

被験者 1 の表 10 の探索動作数が 3 の条件を見ると、探索していない動作については、当然識別率が 0 となっている。このとき、図 44 の「筋電パターンの自

己組織化は可能」に該当する。ここで、探索動作数が3の条件において、筋電パターンの探索は実現されているかを考察する。まず、筋電パターンは探索されているが動作パターンの探索と対応付けが行われていない場合は、図53のようになる。図53では、筋電パターン8に相当する筋電パターンは安定して識別されているが、その筋電パターンが8ではなく5に対応付けられていることを意味している。そのため、筋電パターンの探索が行われているかを評価するには、筋電パターンと動作パターンの対応付けを正しいものに変更し、識別率を導出することで求められる。そのため、表10の5指開きの際に最も多く発揮されていた筋電パターンを、5指開きの動作パターンに対応付けたところ、表12の結果を得た。表12によると、5指開きの動作パターンの対応付けを変更した場合でも、それ以外の動作パターンの識別率には影響せず、5指開きの識別率のみが改善している。つまり、筋電パターンと動作パターンの対応付けが取れていないが、筋電パターンの探索は行われていることがわかる。また、同様に表11についても同様の修正を行ったところ、表13を得た。表13によれば、表12同様5指開きの筋電パターン識別率のみ向上し、それ以外の筋電パターンについては識別率に影響が見られない。そのため、両被験者において、図44の「筋電パターンの自己組織化は可能」のパターンの場合、筋電パターンの探索は行われていることが確認された。また、図44の「収束」の条件については、被験者1の表10を見ると、90%以上の高い識別率を有していることから、学習が収束していることがわかる。これらにより、提案手法における学習の収束条件は式(55)、(58)と記述できることが確認された。

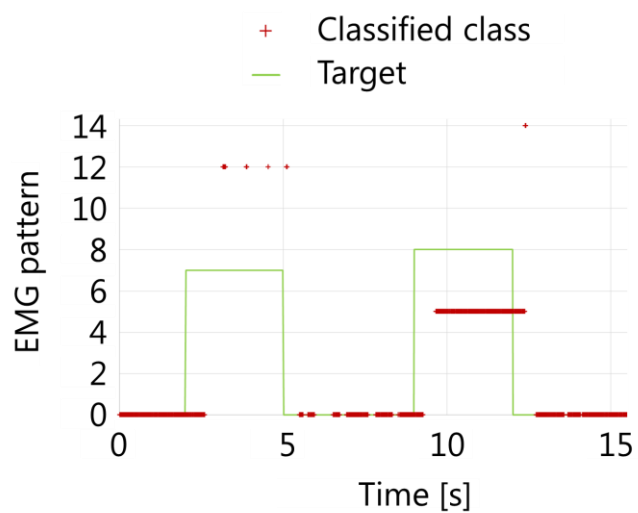


図 53 筋電パターンは探索されているが動作パターンの探索と対応付けが行われていない場合の識別の時系列

表 12 筋電パターンと動作パターンの対応付け修正後の各動作パターンにおける識別率 (被験者 1)

識別率 %	5指握り	42.12
	5指開き	30.80
	親指屈曲	99.29
	4・5指屈曲	98.92
	全動作平均	67.78

表 13 筋電パターンと動作パターンの対応付け修正後の  
各動作パターンにおける識別率 (被験者 2)

識別率 %	5指握り	66.98
	5指開き	34.75
	親指屈曲	76.59
	4・5指屈曲	37.73
	全動作平均	54.01

しかしながらここで被験者 2 に注目すると、被験者 2 の表 11 については、一部の動作パターンについて低い識別率となっている。ここで、被験者 2 はタスクで行う 4 つの筋電パターンが分離できない被験者である可能性がある。そこで追実験により、被験者 2 について教師あり学習を行った場合の識別率の変化を計測した。その結果を図 54 に示す。図 54 より、被験者 2 は 5 指握りの筋電パターンが他の筋電パターンと分離不可能である可能性が高いことがわかる。これを踏まえて表 11 に再度注目すると、探索動作数が 5 の条件においては 5 指握りの識別率がほぼ 0% になっていることがわかる。その一方で、その他の動作パターンの識別率は、探索動作数が 3, 4 に比べ高いものとなっている。このことは、5 指握りの筋電パターンが学習されていない状況においては、他の動作パターンの識別率が高くなることを意味し、5 指握りの筋電パターンが他の 3 つの動作パターンの筋電パターンいずれかと近いことを裏付けると考えられる。

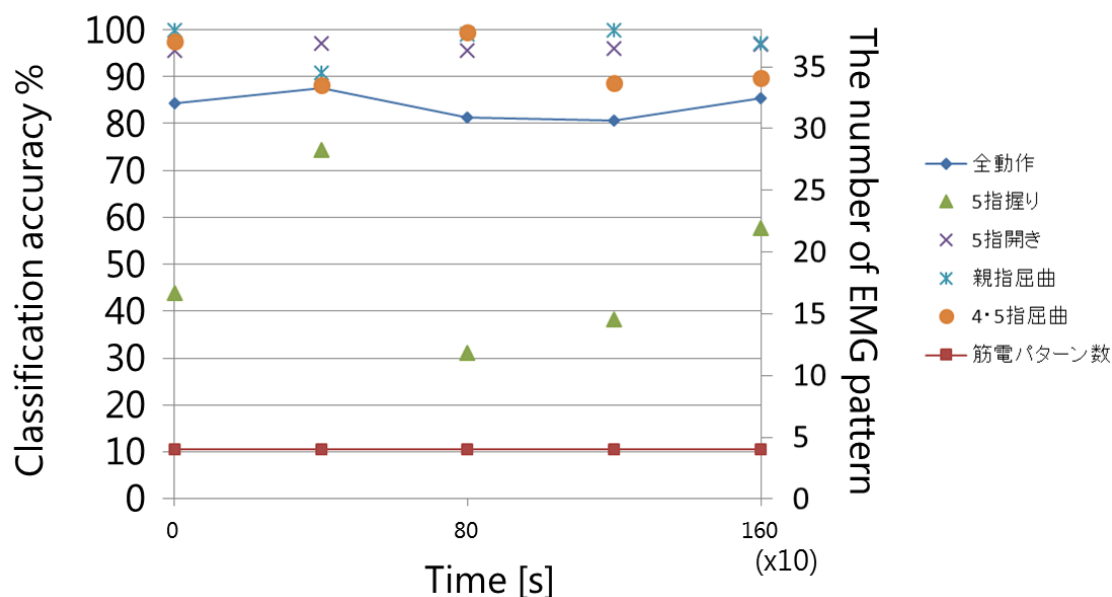


図 54 被験者 2 における教師あり学習による識別率の推移

また、図 45～図 52 および表 10、表 11 を見ると、ある筋電パターンについて探索を行っている間、他の筋電パターンについては識別率が低下していないことがわかる。これは式(32)、(33)で示されるように、強化学習とは異なり、いずれかの動作パターンが学習中であることは、他の動作パターンの識別に影響を与えない構造となっているためである。この点は、強化学習の学習途中においては出力が担保されないことに対して優位に働くと考えられる。また、学習の収束の判断としては、筋電パターン数または識別率が横ばいになったときと考えることができる。



## 4.5. 筋電パターン数の収束条件

### 4.5.1. 理論的検討

本研究では識別器にニューラルネットワークを用いており、その出力層の数は有限である。しかしながら、オペラント学習による筋電パターンの探索においては、オペラント条件付けにより学習される筋電パターンの数が増えていくため、学習する筋電パターンの数が出力層の数を超える恐れがある。そのため、本節では学習される筋電パターン数の収束条件について考察する。使用者はある動作  $m_i$  を義手に行わせるために、対応する筋電パターン  $\mathbf{x}_i$  を出力するが、厳密には筋電パターンは毎度異なる。そのため、本研究で用いるパターン識別では、式(46), (47)のようにある程度似た特徴を有する筋電パターンであれば、同じ筋電パターンとして識別している。しかしながら、毎度どの程度同じ特徴を有する筋電パターンを發揮できるかは、使用者により異なる。そのため、使用者が同じ筋電パターンを出力しようとした場合の、筋電パターンの特徴空間上での距離のばらつきを  $d_v$  としてモデル化を行う。このとき

$$d_v < d_{th} \quad (61)$$

である際には、4.1, 4.2 項で説明されたように学習が収束する。しかしながら

$$d_v > d_{th} \quad (62)$$

である場合、使用者は同じ筋電パターンを出力したつもりであるが、識別器からは別の筋電パターンを入力したと判断される。ここで、識別器の学習データが

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_5 & \mathbf{x}_6 \dots \\ m_0 & m_5 & m_6 \dots \end{bmatrix} \quad (63)$$

で示される場合において、式(62)で示される特性を持つ被験者の場合、この使用者が  $m_6$  の動作パターンを行おうと

$$d(\mathbf{x}_6, \mathbf{x}'_6) > d_{\text{th}} \quad (64)$$

$$d(\mathbf{x}'_6, \mathbf{x}_5) > d_{\text{th}}$$

の条件を満たす筋電パターン  $\mathbf{x}'_6$  を出力すると、識別器の出力は

$$y = m_k \quad (65)$$

where  $k \neq 6$

となる。そのため、この条件においては負報酬が入力されることになる。すると、識別器の学習データは式(30)を満たすため、式(31)にしたがって

$$\mathbf{X}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{x}_5 & \mathbf{x}_6 & \mathbf{x}'_6 \cdots \\ m_0 & m_5 & m_6 & m_k \cdots \end{bmatrix} \quad (66)$$

と修正される。そして、 $m_k$  について式(33)にしたがって  $k=6$  となるまで負報酬が入力され、学習が収束する。しかしながら式(62)で示される特性を持つ被験者の場合、(63)~(66)が繰り返されることにより、筋電パターン数が増加する傾向になることが考えられる。そのため、この場合においては自由度を減らした義手を選定するか、筋電パターンの分離を行うトレーニングを行う必要があるとかがえられる。

#### 4.5.2. 考察

また、このことを実験結果より考察して検証する。図 45~図 52 を見ると、識別に用いられる筋電パターン数が収束するものと、収束せずに増大し続けるものがあることがわかる。この傾向は、負報酬の誤りによるアルゴリズムの挙動を

考察した図 40～図 43 にも見ることができる。ここで、図 40～図 43 に注目すると、負報酬の誤りが多い時に学習が収束しないことがわかる。これを踏まえ、図 45～図 52 に関して負報酬の入力誤りが原因で学習が収束しない可能性があるため、負報酬の入力回数を調査した。その結果を表 14 にまとめる。これを見ると、図 45～図 52 においては識別安定化フィルタが機能することで、負報酬の入力誤り回数が少ないことがわかる。ここで、表 10, 表 11, また図 54 を見ると、被験者 1 は 4 パターンの筋電が分離可能であり、被験者 2 に関しては 3 パターンの筋電の分離が可能であることがわかる。これを踏まえると、表 14 の被験者 2 の結果に関して、アルゴリズムの探索動作数が 3 の場合については、式(61)より筋電パターン数が収束する。しかしながらアルゴリズムの探索動作数が 4, 5 の場合については、式(62)を満たす場合となるため学習が収束しないため、表 14 の実験結果はこの理論を裏付けるものとなっている。

表 14 各実験における負報酬の入力誤り回数

	被験者1			被験者2			n=5		n=15	
	3	4	5	3	4	5	被験者1	被験者2	被験者1	被験者2
アルゴリズムの探索動作数										
筋電パターン数		収束	収束	収束						
負報酬誤り回数	1	0	0	3	0	0	8	16	1	0

## 4.6. 教師あり学習により構築された識別器の負報酬による修正効果

### 4.6.1. 検証方法

負報酬によるオペラント学習を用いた識別器修正アルゴリズムは、筋電義手の適用段階において筋電パターンを探索するためのものであるが、この他にも、教師あり学習を行ったあとに、識別率をさらに向上させるために用いることや、電極のずれなどにより識別率が低下した際に用いる可能性がある。本実験では、そのために教師あり学習により構築された識別器の識別率が、負報酬の入力により向上するか否かを検証することが目的である。

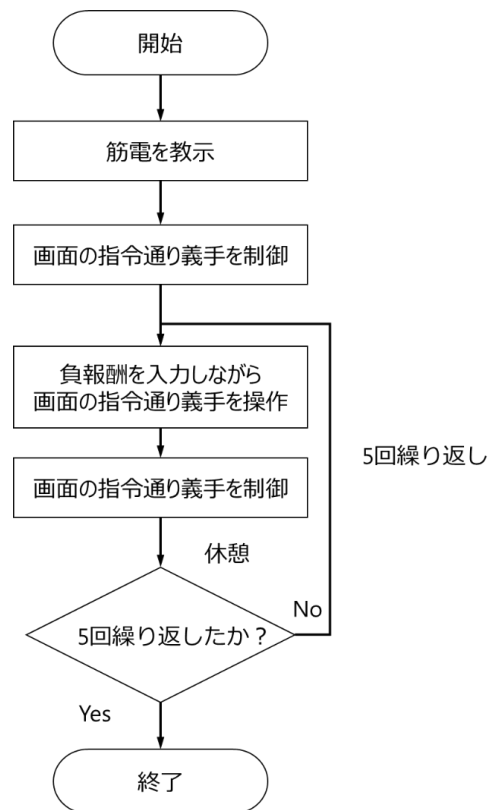


図 55 教師あり学習により構築された識別器の負報酬による修正効果の計測実験の流れ

実験の流れを図 55 に示す。初めに被験者の筋電パターンをシステムに教示する。教示の条件としては、各動作パターンを 1 回教示した後、学習が不十分だとみなされた動作パターンにつき、1 回までの追学習を許容した。次に PC モニタ上に目標となる手の動作パターンと、現在被験者が出力している筋電パターンから識別される動作パターンが同時にリアルタイム表示される(図 19)。また、それぞれの動作パターンは 3 秒間の筋収縮と 4 秒間の安静から構成され、1 回のタスク中に 10 回出現する。

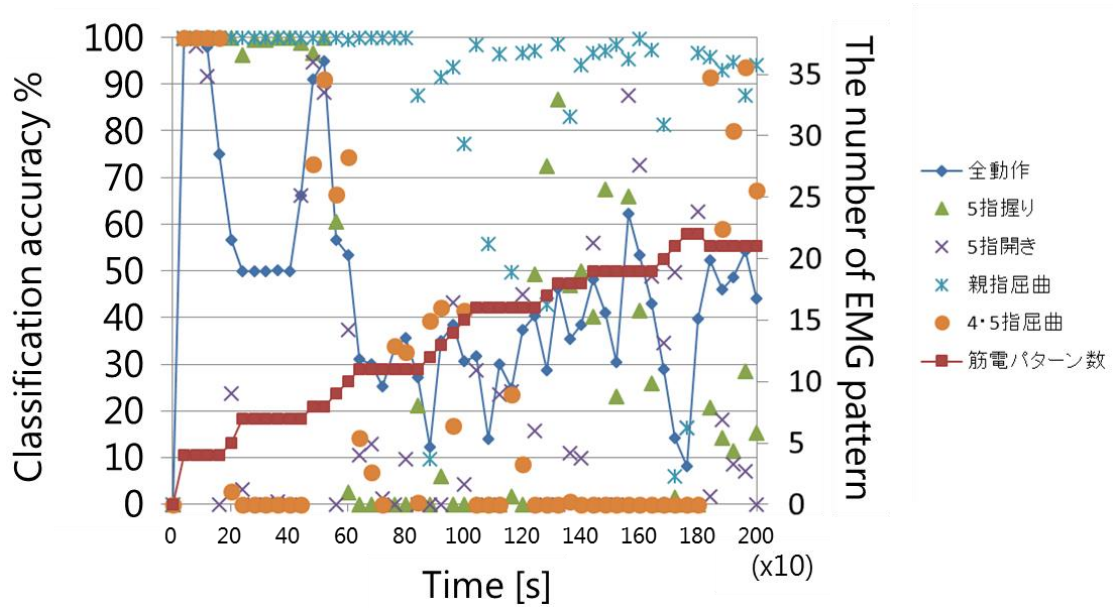


図 56 教師あり学習された識別器の負報酬による修正 (被験者 1)

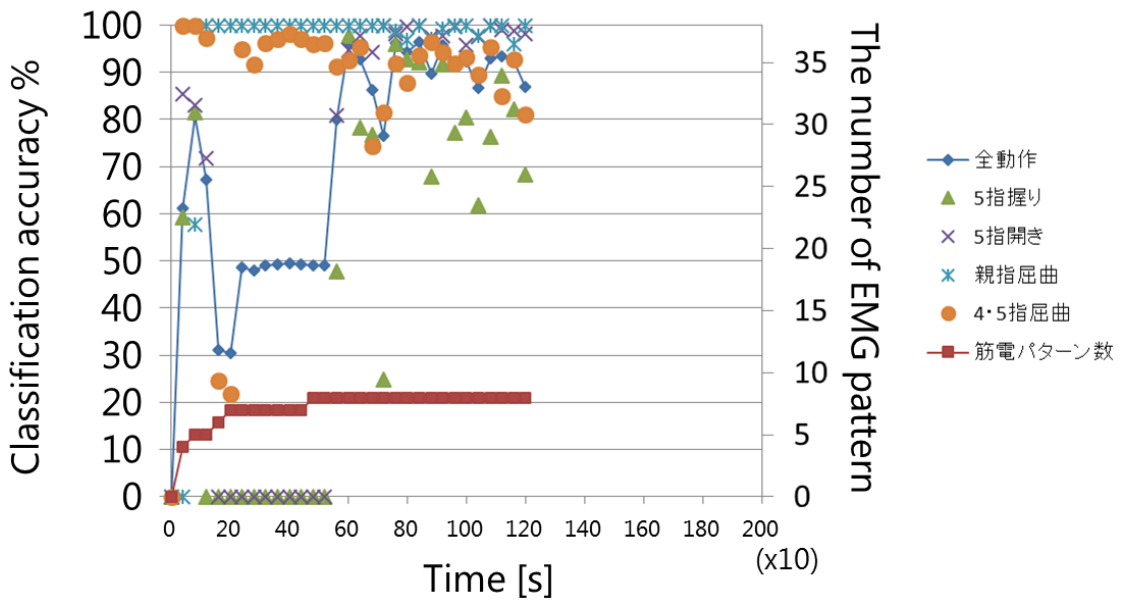


図 57 教師あり学習された識別器の負報酬による修正 (被験者 2) (a)

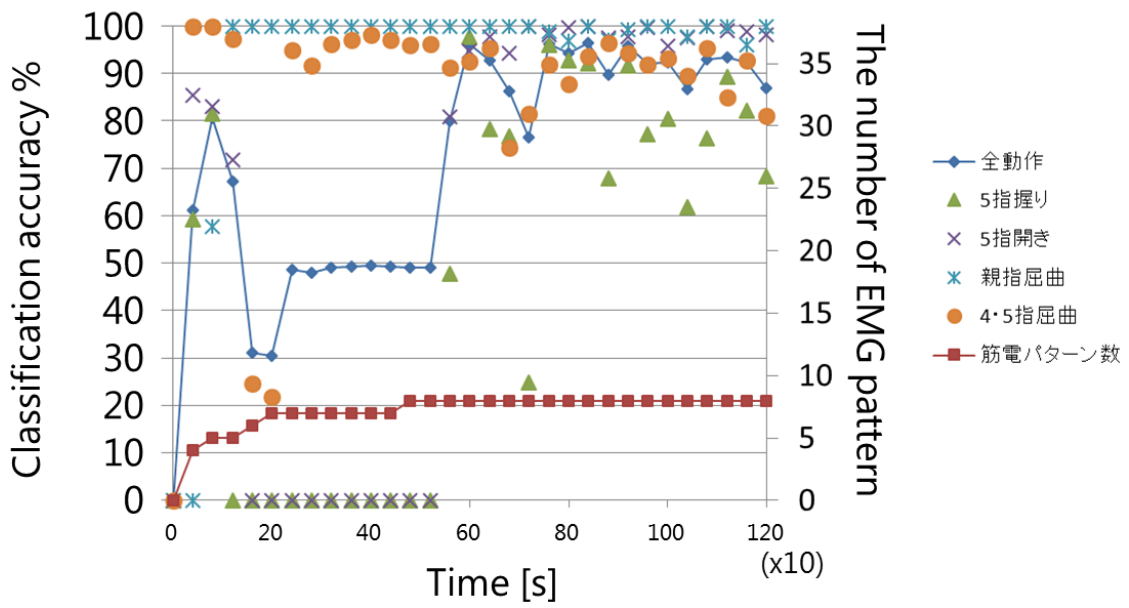


図 58 教師あり学習された識別器の負報酬による修正 (被験者 2) (b)

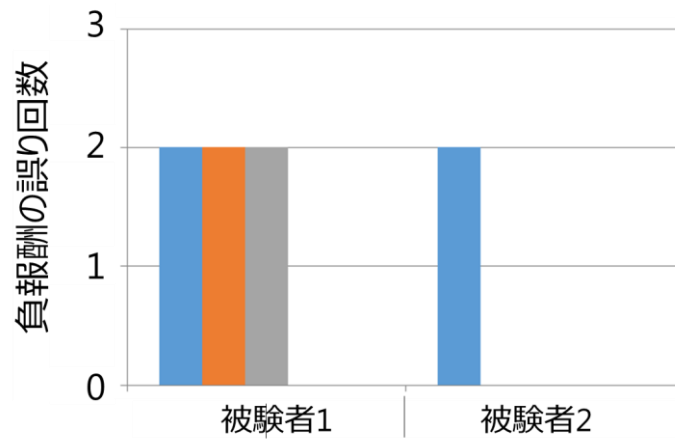


図 59 教師あり学習された識別器の修正における負報酬の入力誤り回数

表 15 教師あり学習された識別器の修正における識別率の比較

		被験者1	被験者2
識別率	初期	99.17±17.33%	75.73±20.05%
	負報酬による修正後	49.37± 3.74%	88.96±3.00%

#### 4.6.2. 実験結果と考察

実験結果を図 56～図 59, および表 15 にまとめる. 被験者 1 は初期状態で十分な識別率を有していたが, より識別率を向上させることができるかを検証するため, 負報酬の入力を行うよう伝えた. 実験結果より, 被験者 1 は識別率が低下するのに対し, 被験者 2 は識別率が改善している. 図 59 の負報酬の入力誤り回数を見ると, 被験者 1 の誤り回数が多くなっている. 被験者 1 の負報酬の誤り回数が多かったことに関して, 被験者 1 の識別率が初期状態で高い状態にあり, 誤識別が瞬間的にのみ起こる状況であったことが図 60 からわかる. 図 60 では, 安定的に 4・5 指の識別が行われているが, いくつかの識別が安静状態に識別されている. この誤識別を修正し負報酬を図 60 の赤線のタイミングで入力するが, その時には 4・5 指が識別されており, 誤った負報酬が与えられてしまっている.



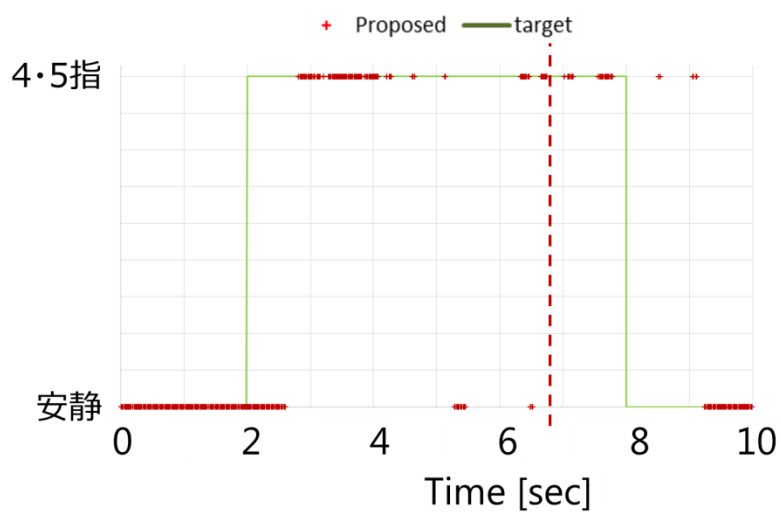


図 60 被験者 1 における負報酬の誤り

以上より、教師あり学習により構築された識別器において、負報酬の入力誤りのない条件においては、オペラント学習機能により、教師あり学習で得られた識別率よりも高い識別率が得られることがわかった。



# 第 5 章

結論と展望

## 第5章 結論と展望

### 5.1. 結論

パターン識別方式の筋電義手の適用段階において、筋電パターンと動作パターンの対応を探索する必要があるが、筋電パターンの探索法は様々試されているが臨床的に確立されていないことや、その手法のほとんどが使用者の負担となることが問題となっている。そのため本論文では、使用者ではなく、筋電義手自体が動的に筋電パターンと対応する動作パターンを探索・学習する手法を提案した。

提案手法であるオペラント学習を有する筋電識別器は、2つのアルゴリズムから構成することが説明された。1つは筋電の出現頻度による識別安定化フィルタであり、もう1方はオペラント学習を用いた識別器修正アルゴリズムである。

識別安定化フィルタは、不安定な識別結果を出力する筋電識別器に対し、オペラント条件付けの際の報酬が正しいタイミングで入力されるよう識別器の出力を安定化させる平滑化フィルタである。人の単純反応時間と手指の動作に必要な時間から平滑化フィルタの窓幅が決定され、実験により誤った報酬の入力が正しく取り除かれることが示された。

オペラント学習を用いた識別器修正アルゴリズムは、使用者が入力する報酬により筋電パターンと動作パターンの探索と対応付けを行う。使用者が報酬を入力する際の状況が理論的にモデル化され、そのモデルに沿って識別器の修正を行うことで、筋電パターンと動作パターンの探索が行われることが実験的に証明された。また、オペラント学習を用いた識別器修正アルゴリズムの応用に際

しては、その探索と学習の収束条件が問題となる。そのため、アルゴリズムの理論モデルにより収束条件が導出され、かつその収束条件が正しいものであることが実験的に証明された。本研究で提案されたアルゴリズムは、使用者の想定した動作パターンが探索動作パターンに含まれ、かつ使用者の筋電パターンが分離可能な特徴を有している場合に、動作パターンと筋電パターンの組み合わせを正しく学習可能である。その一方で、本研究で提案されたアルゴリズムは、分離が不可能な筋電パターン、または探索対象外の動作については学習が不可能であるが、強化学習と異なり、別の動作パターンの識別率を維持した状態で、探索が可能であることがわかった。

以上により、筋電パターン探索を行うアルゴリズムを開発するという目的が達成され、その中で従来手法では不可能であった技術課題を解決したと結論する。

## 5.2. 展望

本研究ではオペラント学習機能を有する筋電識別器を提案したが、負報酬の誤りにより識別率が長期的に低下することも同時に明らかとなった。今後、負報酬の誤りを抑制するだけでなく、誤った負報酬が入力された際にもロバストな修正アルゴリズムが必要であると考えられる。

本論文では、動作パターンをニューラルネットワークの出力層の各ノードに対応させる形であらかじめプログラムする構成となっていた。未学習の筋電パ

ターンが入力された際には、あらかじめプログラムされた動作パターンのいずれかを選び、未学習の筋電パターンと対応させていたが、義手の動作をランダムに生成、またはこれまで学習された動作パターンおよび筋電パターンの類似性から自動生成することができれば、把持形態だけでなくジェスチャーなどにも理論が拡張できると考えられる。またその他に、順序性を考慮した動的な運動にまで動作パターンの定義を拡張することで、複合動作から構成される高度な技能を、プログラミングによらず使用者が義手で反復練習を行うことにより習得できる可能性がある。反復練習により新たな技能を獲得することは生物にとって非常に重要な機能であり、この機能を持つことは、体の一部として用いる義手にとって最も望ましいものであると考える。

また、本論文で提案された学習法は、ALS (amyotrophic lateral sclerosis)をはじめとする運動障害や閉じ込め症候群に対して親和性が高い。提案手法の機能を一般的に言い換えれば、0か1の信号をもとに、特定の生体信号と特定の機械の動作を結びつけることができることを意味する。従来、ALSをはじめとする運動障害や閉じ込め症候群患者の外界とのインタフェースには、かろうじて動かすことのできる眼球によるアイコンタクトや、微弱に動く四肢によるボタンの操作、脳波による意思のデコーディングなどがあった。しかしながら、外界とのインタフェースとしてどの信号特徴を何に割り当てるかは、上記インタフェースを用いて家族や介護者とともにコミュニケーションを取りながら決定する必要があり、本人のみでは行えないことと、コミュニケーションに多くの時間がか

かるものであった。ここで本論文の理論を適用すれば、脳波や眼球の動きといった生体信号が計測でき、ボタンを 1 つ押すことができれば、本人のみの力によって、自身の生体信号を用いたインタフェースを設計することができると考えられる。





## 謝辞

本研究を進めるにあたり、多くの方々にご指導、ご協力をいただきましたことを感謝いたします。まず、指導教員である電気通信大学情報理工学研究科知能機械専攻教授、横井浩史先生に深く感謝いたします。博士後期課程より横井先生の研究室にお世話になることになりましたが、研究に関して非常に実りのある議論を行うことができ、多くの知識を得ることができました。また、実際に研究を行うための実験設備や実験室についても十分に提供していただき、研究活動を思う存分行うことができました。さらに研究分野以外にも、人生計画などについても多大にご助言いただき、人生の大きな転機となったと思います。

次に、昨年に横浜国立大学大学院工学研究院システムの創生部門准教授へ異動された加藤龍先生に、こまめに指導や論文の添削をいただいたことを感謝いたします。あらかじめ計画を立てて実験や論文執筆を進めることが苦手な著者に、定期的に働きかけて論文執筆へと導いていただきました。また、学術的な議論やアドバイスを詳細に行っていただいた電気通信大学脳科学ライフサポート研究センター特任助教、森下壮一郎先生に感謝いたします。森下先生には、研究における難解な理論などを、様々なこととアナロジーを取りながら、非常にわかりやすく教えていただきました。また、著者が博士論文の執筆に専念できるよう、仕事の割り振りを配慮していただいた株式会社メルティンMMIのメンバーに感謝いたします。

本論文の副査を担当していただきました小池先生、宮脇先生、樫森先生、杉先生にも深く感謝申し上げます。宮脇先生には、研究室以外でも様々なディスカッ

ションなどを行っていただき、非常に楽しい時間をいただきました。杉先生には、研究会において著者の研究についてコメントをいただき、大変お世話になりました。横井研究室の皆様はもちろん、研究会で一緒させていただいた宮脇研究室、杉研究室の学生の皆様にも深く感謝申し上げます。

最後となりましたが、今年度は立ち上げたベンチャーの資金調達、博士の学位取得に結婚と、変化の多い年となりました。そんな中、著者の進む道を快く受け入れていただいた両親と、側で支えていただいた妻に深く感謝をしたいと思います。

## 参考文献

- [1] J. SILLER and SYDELLE SILVERMAN, “Studies of the Upper-Extremity Amputee VII. Psychological Factors,” pp. 88–116, 1958.
- [2] F. M., “Interdependent and independent actions of the fingers,” in *The Hand*, R. Tubiana, Ed. 1981, pp. 399–403.
- [3] M. H. Schieber, “Muscular production of individuated finger movements: the roles of extrinsic finger muscles.,” *J. Neurosci.*, vol. 15, no. 1 Pt 1, pp. 284–297, 1995.
- [4] M. R. Cutkosky, “On grasp choice, grasp models, and the design of hands for manufacturing tasks,” *IEEE Trans. Robot. Autom.*, vol. 5, no. 3, pp. 269–279, 1989.
- [5] B. D. Adams, N. M. Grosland, D. M. Murphy, and M. McCullough, “Impact of impaired wrist motion on hand and upper-extremity performance,” *J. Hand Surg. Am.*, vol. 28, no. 6, pp. 898–903, 2003.
- [6] 日本整形外科学会, 日本リハビリテーション医学会, Ed., 義肢装具のチェックポイント. 医学書院, 2004.
- [7] G. Smit and D. H. Plettenburg, “Comparison of mechanical properties of silicone and PVC (polyvinylchloride) cosmetic gloves for articulating hand prostheses.,” *J. Rehabil. Res. Dev.*, vol. 50, no. 5, pp. 723–32, 2013.
- [8] L. Körner, *Afferent Electrical Nerve Stimulation for Sensory Feedback in Hand Prostheses: Clinical and Physiological Aspects*, vol. 50, no. S178. 1979.
- [9] S. G. Millstein, H. Heger, and G. a Hunter, “Prosthetic use in adult upper limb amputees: a comparison of the body powered and electrically powered prostheses.,” *Prosthet. Orthot. Int.*, vol. 10, no. 1, pp. 27–34, 1986.
- [10] M. C. Carrozza, B. Massa, S. Micera, R. Lazzarini, M. Zecca, S. Member, P. Dario, and S. Member, “The Development of a Novel Prosthetic Hand—Ongoing Research and Preliminary Results,” *Ieee/Asme Trans. Mechatronics*, vol. 7, no. 2, pp. 108–114, 2002.

- [11] P. Bauwens, "Section of Neurology -Electromyography-", *Proc. R. Soc. Med.*, vol. 291, pp. 291–298, 1948.
- [12] J. G. Kreifeldt, "An analysis of surface-detected EMG as an amplitude-modulated noise and logarithmic detection," in *8th international conference on medical and biological engineering and the 22nd annual conference on engineering in medicine and biology*, 1969.
- [13] B. Giroux and M. Lamontagne, "Comparisons between surface electrodes and intramuscular wire electrodes in isometric and dynamic conditions.," *Electromyogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 30, no. 7, pp. 397–405, 1990.
- [14] C. G. and P. R. FRITZ BUCHTHAL, "Propagation Velocity in Electrically Activated Muscle Fibres in Man," *Acta Physiol. Scand.*, vol. 34, no. 1, pp. 75–89, 1955.
- [15] E. C. Leuthardt, G. Schalk, D. Moran, and J. G. Ojemann, "The Emerging World of Motor Neuroprosthetics: A Neurosurgical Perspective," *Neurosurgery*, vol. 59, no. 1, pp. 1–14, 2006.
- [16] R. A. Green, N. H. Lovell, G. G. Wallace, and L. A. Poole-Warren, "Conducting polymers for neural interfaces: Challenges in developing an effective long-term implant," *Biomaterials*, vol. 29, no. 24–25, pp. 3393–3399, 2008.
- [17] a Taylor and J. a Stephens, "Study of human motor unit contractions by controlled intramuscular microstimulation.," *Brain Res.*, vol. 117, no. 2, pp. 331–5, 1976.
- [18] A. Branner, R. B. Stein, E. Fernandez, Y. Aoyagi, and R. A. Normann, "Long-Term Stimulation and Recording with a Penetrating Microelectrode Array in Cat Sciatic Nerve," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 1, pp. 146–157, 2004.
- [19] H. Huang, P. Zhou, G. Li, and T. Kuiken, "Spatial Filtering Improves EMG Classification Accuracy Following Targeted Muscle Reinnervation," *Ann. Biomed. Eng.*, vol. 37, no. 9, pp. 1849–1857, 2009.

- [20] M. Solomonow, R. Baratta, M. Bernardi, B. Zhou, Y. Lu, M. Zhu, and S. Acierno, "Surface and wire EMG crosstalk in neighbouring muscles.," *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 4, no. 3, pp. 131–42, 1994.
- [21] M. Khezri, M. Jahed, and N. Sadati, "Neuro-fuzzy surface EMG pattern recognition for multifunctional hand prosthesis control," *IEEE Int. Symp. Ind. Electron.*, pp. 269–274, 2007.
- [22] X. Zhang and H. Huang, "A real-time, practical sensor fault-tolerant module for robust EMG pattern recognition," *J. Neuroeng. Rehabil.*, vol. 12, no. 1, p. 18, 2015.
- [23] L. Liu, P. Liu, E. a. Clancy, E. Scheme, and K. B. Englehart, "Electromyogram whitening for improved classification accuracy in upper limb prosthesis control," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 21, no. 5, pp. 767–774, 2013.
- [24] E. D. Sherman, "a Russian Bioelectric-Controlled Prosthesis: Report of a Research Team From the Rehabilitation Institute of Montreal.," *Can. Med. Assoc. J.*, vol. 91, pp. 1268–70, 1964.
- [25] B. Hudgins, P. Parker, and R. N. Scott, "A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 40, no. I, pp. 82–94, 1993.
- [26] T. Iberalll, G. S. Sukhatmel, D. Beattie, and G. A. Bekey, "On the Development of EMG Control for a Prosthesis Using a Robotic Hand," *Biomed. Eng. (NY)*, pp. 1753–1758, 1994.
- [27] H. H. Sears and J. Shaperman, "Proportional myoelectric hand control: an evaluation.," *Am. J. Phys. Med. Rehabil.*, vol. 70, no. 1, pp. 20–8, 1991.
- [28] 西岡研一, "前腕用筋電義手ワイムハンド(WIME HAND)," *日本義肢装具学会誌*, vol. 9, no. 4, pp. 347–351, 1993.
- [29] C. Connolly, "Prosthetic hands from Touch Bionics," *Int. J.*, vol. 4, pp. 290–293, 2008.

- [30] 大塚博, 中川昭夫, 陳隆明, 中村春基, 古川宏, “筋電(電動)義手の処方と製作システムの確立に関する研究,” *Assist. Rep.*, pp. 140–145, 1999.
- [31] 中島咲哉, “義手処方の実際,” 日本リハビリテーション医学会, vol. 30, no. 1, pp. 23–27, 1992.
- [32] a.-C. Dupont and E. L. Morin, “A myoelectric control evaluation and trainer system,” *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 2, no. 2, 1994.
- [33] H. Bouwsema, C. K. van der Sluis, and R. M. Bongers, “Guideline for training with a myoelectric prosthesis,” no. July, pp. 1–24, 2013.
- [34] I. Dudkiewicz, R. Gabrielov, I. Seiv-Ner, G. Zelig, and M. Heim, “Evaluation of prosthetic usage in upper limb amputees.,” *Disabil. Rehabil.*, vol. 26, no. 1, pp. 60–63, 2004.
- [35] E. a Biddiss and T. T. Chau, “Multivariate prediction of upper limb prosthesis acceptance or rejection.,” *Disabil. Rehabil. Assist. Technol.*, vol. 3, no. 4, pp. 181–192, 2008.
- [36] A. W. Dromerick, C. N. Schabowsky, R. J. Holley, B. Monroe, A. Markotic, and P. S. Lum, “Effect of Training on Upper-Extremity Prosthetic Performance and Motor Learning: A Single-Case Study,” *Arch. Phys. Med. Rehabil.*, vol. 89, no. 6, pp. 1199–1204, 2008.
- [37] A. Soares, A. Andrade, E. Lamounier, and R. Carrijo, “The development of a virtual myoelectric prosthesis controlled by an EMG pattern recognition system based on neural networks,” *J. Intell. Inf. Syst.*, vol. 21, no. 2, pp. 127–141, 2003.
- [38] 厚生労働省, “義肢等補装具専門家会議報告書,” pp. 0–32, 2012.
- [39] 川村次郎, 福井信佳, 中川正己, 藤下武, 青山孝, 古川宏, “上肢切断者の現状と動向—近畿地区におけるアンケート調査から—,” *リハビリテーション医学*, vol. 36, no. 6, pp. 384–389, 1999.
- [40] M. Yoshikawa, Y. Taguchi, N. Kawashima, Y. Matsumoto, and T. Ogasawara, “Hand motion recognition using hybrid sensors consisting of

- EMG sensors and optical distance sensors,” *Proc. - IEEE Int. Work. Robot Hum. Interact. Commun.*, pp. 144–149, 2012.
- [41] 加藤龍, 横井浩史, “適応機能を有する運動意図推定システム -高機能ハンドと日常生活支援,” *人工知能学会誌*, vol. 23, no. 3, pp. 326–333, 2008.
- [42] A. B. Ajiboye and R. F. F. Weir, “A heuristic fuzzy logic approach to EMG pattern recognition for multifunctional prosthesis control,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 13, no. 3, pp. 280–91, 2005.
- [43] P. Parker, K. Englehart, and B. Hudgins, “Myoelectric signal processing for control of powered limb prostheses,” *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 16, no. 6, pp. 541–548, 2006.
- [44] S. Micera, A. M. Sabatini, and P. Dario, “On automatic identification of upper-limb movements using small-sized training sets of EMG signals,” *Med. Eng. Phys.*, vol. 22, no. 8, pp. 527–533, 2000.
- [45] C. I. Christodoulou and C. S. Pattichis, “Unsupervised pattern recognition for the classification of EMG signals,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 46, no. 2, pp. 169–178, 1999.
- [46] R. S. Sutton and a G. Barto, “Reinforcement learning: an introduction,” *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 9, no. 5, p. 1054, 1998.
- [47] F. O., T. T., T. K., and K. M., “Skill assistance for myoelectric control using an event-driven task model,” *2002 IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robot. Syst.*, vol. 2, no. October, pp. 1445–1450, 2002.
- [48] 粕谷昌宏, 加藤龍, 横井浩史, “時系列情報を用いた筋電パターン識別精度向上フィルタの提案,” *生体医工学*, vol. 53, no. 4, pp. 217–224, 2015.
- [49] R. Kato, H. Yokoi, and T. Arai, “Real-time learning method for adaptable motion-discrimination using surface EMG signal,” *IEEE Int. Conf. Intell. Robot. Syst.*, pp. 2127–2132, 2006.
- [50] R. Kato, T. Fujita, H. Yokoi, and T. Arai, “Adaptable EMG Prosthetic Hand using On-line Learning Method,” *15th IEEE Int. Symp. Robot Hum.*

*Interact. Commun.*, pp. 599–604, 2006.

- [51] D. R. J. Laming, *Information theory of choice-reaction times*. Academic Press, 1968.
- [52] P. Bawa and R. B. Stein, “Frequency Response of Human Soleus Muscle.”
- [53] 嶋田総太郎, 開一夫, “自己身体認識における視覚と体性感覚の時間的整合性について,” *電子情報通信学会技術研究報告. NC, ニューロコンピューティング*, vol. 105, no. 341, pp. 33–38, 2005.
- [54] Ottobock, *The Michelangelo ® Hand in Practice -Therapy and Rehabilitation*. Otto Bock HealthCare GmbH.
- [55] 加藤龍, 横井浩史, “個性適応機能を有する筋電義手の開発 -fMRIを用いた義手適用効果の検証-,” *医器学*, vol. 77, no. 11, pp. 767–775, 2007.
- [56] A. Young, L. Smith, E. Rouse, and L. Hargrove, “Classification of Simultaneous Movements using Surface EMG Pattern Recognition,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. PP, no. 99, p. 1, 2012.
- [57] 隆明陳, “義手の可能性 -従来の義手と筋電義手-,” *日本リハビリテーション医学会*, vol. 47, no. 1, pp. 33–41, 2010.
- [58] J. McCarthy and P. J. Hayes, “Some Philosophical Problems from the Standpoint of Artificial Intelligence,” in *Readings in Artificial Intelligence*, 1969, pp. 431–450.



## 業績

### 関連論文

#### 査読有り学術論文

1. 粕谷昌宏, 加藤龍, 横井浩史: 時系列情報を用いた筋電パターン識別精度向上フィルタの提案, 生体医工学, Vol.53, No.4, pp.217-224, 2015 (2~3 章)

#### 査読有り講演論文

1. Masahiro Kasuya, Ryu Kato, Hiroshi Yokoi: Analysis and optimization of a novel post-processing method for myoelectric pattern recognition, 14th IEEE/RAS-EMBS International Conference on Rehabilitation Robotics, pp.985-990, 2015 (2~3 章)

### 特許

1. 特願 2015-212840: 時系列情報を用いた筋電パターン識別方法及び筋電義手 (3 章)

### 参考論文

#### 査読有り学術論文

1. Satoshi Miura, Yo Kobayashi, Kazuya Kawamura, Masatoshi Seki, Yasutaka Nakashima, Takehiko Noguchi, Masahiro Kasuya, Yuki Yokoo, Masakatsu G. Fujie,

“Intuitive Operability Evaluation of Robotic Surgery Using Brain Activity Measurement to Clarify Immersive Reality ”, Journal of Robotics and Mechatronics, Vol. 25, No. 1, 162-171, 2013

## 査読有り講演論文

- 1 . Masahiro Kasuya, Masatoshi Seki, Kazuya Kawamura, Yo Kobayashi, Masakatsu G. Fujie, Hiroshi Yokoi, “Robust Grip Force Estimation under Electric Feedback Using Muscle Stiffness and Electromyography for Powered Prosthetic Hand”, Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp. 93-98, 2013
- 2 . Masahiro Kasuya, Masatoshi Seki, Kazuya Kawamura, Masakatsu G. Fujie : Subtle Grip Force Estimation from EMG and Muscle Stiffness -Relationship between Muscle Character Frequency and Grip Force, IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2011
- 3 . Masahiro Kasuya, Masatoshi Seki, Masakatsu G. Fujie : Development of Subtle Grip Strength Control of Powered Prosthetic Hand; Estimation of Grip Strength Using EMG and Muscle Stiffness, International conference on cybernics, 2011
- 4 . Satoshi Miura, Yo Kobayashi, Masatoshi Seki, Takehiko Noguchi, Masahiro Kasuya, Yuki Yokoo and Masakatsu G. Fujie, “Intuitive Operability Evaluation of Robotic Surgery Using Brain Activity Measurement to Identify Hand-Eye Coordination”, in Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA’12), 4546-4552, St. Paul, MN, USA, 14-18 May 2012

5 . Satoshi Miura, Yo Kobayashi, Kazuya Kawamura, Masatoshi Seki, Yasutaka Nakashima, Takehiko Noguchi, Masahiro Kasuya, Yuki Yokoo and Masakatsu G. Fujie, “Intuitive Operability Evaluation of Robotic Surgery Using Brain Activity Measurement to Determine Immersive Reality”, in Proceeding of the 34th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC’12), 337-343, San Diego, Aug. 2012



電気通信大学情報理工学研究科 / 株式会社メルティン MMI

粕谷昌宏

2010年早稲田大学理工学部機械工学科卒業，2012年早稲田大学大学院先進理工学研究科修士課程修了．学士課程では筋電義手の制御理論について，修士課程では筋電義手の感覚フィードバック手法の研究を行った．2012年に電気通信大学大学院情報理工学研究科博士後期課程入学．2013年に日本学術振興会特別研究員を経て，2014年に株式会社メルティン MMI 執行役員に就任．2015年に同社取締役執行役員に就任，現在に至る．専門分野はロボット工学，生体医工学，生体信号処理．日本ロボット学会，生体医工学会，IEEE に所属．