

# 博士論文

(2014年 12月 1日 提出)

## 論文題目

生体信号を用いた入力インタフェース  
の開発と評価に関する研究

指導教員

大須賀 美恵子



大学院 工学研究科  
博士後期課程

生体医工学 専攻

申請者氏名

棒谷 英法



大阪工業大学大学院

## 目次

### 第1章 序論

1.1 背景	2
1.2 生体信号とインタフェースへの応用	3
1.3 本研究の目的	7
1.4 本論文の構成	7

### 第2章 事象関連電位 P3 を用いた入力インタフェース

2.1 はじめに	12
2.2 既存研究	13
2.2.1 事象関連電位 P3 とは	13
2.2.2 事象関連電位 P3 を使用した BCI	14
2.2.3 眼球運動成分の除去方法	16
2.3 独立成分 (ICA) を用いた眼球運動関連アーティファクト除去	19
2.3.1 目的	19
2.3.2 方法	19
2.3.3 結果	21
2.4 復元作用素適用による ICA 収束時間の節減	23
2.4.1 目的	23
2.4.2 提案する手法	24
2.4.3 方法	24
2.4.4 結果	28
2.5 少数部位を用いた入力判定	32
2.5.1 目的	32
2.5.2 方法	33
2.5.3 結果	36
2.6 簡易脳波計測装置を用いた P3 の検出	42
2.6.1 目的	42
2.6.2 方法	42
2.6.3 結果	44

2.7	簡易脳波計測装置を用いたアーティファクト除去	46
2.7.1	目的	46
2.7.2	解析方法	46
2.7.3	結果	46
2.8	簡易計測装置 Emotiv の問題	51
2.9	おわりに	52

### 第3章 視覚誘発電位(SSVEP)を用いた入力インタフェース

3.1	はじめに	54
3.2	既存研究	54
3.2.1	SSVEP とは	54
3.2.2	SSVEP を用いた入力インタフェース	55
3.3	簡易脳波計測装置を用いた SSVEP の検出	58
3.3.1	目的	58
3.3.2	方法	58
3.3.3	解析方法	59
3.3.4	結果	60
3.4	複数周波数同時刺激における SSVEP の検出	65
3.4.1	目的	65
3.4.2	方法	65
3.4.3	解析方法	66
3.4.4	結果	66
3.5	メニュー選択インタフェースのためのアルゴリズム開発	68
3.5.1	目的	68
3.5.2	方法	68
3.5.3	アルゴリズムの検討	70
3.5.4	結果	74
3.6	階層的メニュー選択インタフェースの実装と評価	76
3.7	考察	77
3.8	おわりに	79

第4章 筋電信号を用いた入力インタフェースの開発	
4.1 はじめに	82
4.2 既存研究	83
4.3 方法	85
4.3.1 実験参加者	85
4.3.2 データ収集	85
4.3.3 解析	89
4.4 結果	91
4.5 考察	94
4.5.1 識別データへの復元作要素の適用可能性について	94
4.5.2 SVMの導入効果について	94
4.6 おわりに	97
第5章 結論	100
謝辞	103
参考文献	104
研究業績	115



# 第 1 章

## 序論

## 1.1 背景

生体信号を用いたインタフェースには、脳波から直接得られる生体信号を用いるブレインコンピュータインタフェース (Brain Computer Interface: BCI) またはブレインマシンインタフェース (Brain Machine Interface: BMI) と呼ばれるものと、脳の活動を直接計測しないが、筋電や眼球運動に関連した生体信号を用いるものがある。

BCI には、侵襲性のものと非侵襲のものがある。侵襲性のものには、頭蓋を開いて脳に直接電極を刺すものと、皮質上に電極シートを置くものがある。前者の BCI には、サル脳の一次運動野に電極を埋め込み、腕の代わりにロボットアームがサルの意図どおりに動いて、食べ物を食べることに成功しているものがある[1]。ヒトに対しては、3年間経過した四肢麻痺の患者の脳に電極を埋め込み、コンピュータのカーソルの操作を行うことができている[2]。大阪大学が難治性てんかんや難治性疼痛の治療目的で硬膜下電極を留置された患者の協力を得て、皮質脳波による義手ロボットのリアルタイムコントロールの実証研究を行っている[3]。

非侵襲の BCI には、機能的磁気共鳴画像(functional Magnetic Resonance Imaging: fMRI)を用いたものがある。グー、チョキ、パーの動作をさせ、そのときの脳血流量の変化を fMRI で計測し、脳の活動を判断してロボット手を動かすことに成功している[4]。国際電機通信基礎技術研究所 (ATR) では、ヒトにいくつかのアルファベットや記号を見せて、そのときの視覚情報を fMRI から計測した脳血流量から、視覚情報を再構築することに成功している[5]。この他にも、ATR と HONDA と島津製作所が共同で、頭皮上脳波と近赤外分光法を用いて、実験参加者が右手または左手のイメージをすると、イメージした方の ASIMO の手が連動して動くという BCI を開発している[6]。

一方、脳波だけでなく筋電、眼球運動など、非侵襲で計測できる生体信号を用いた入力インタフェースの研究も長年に渡り進められて来ている[7]。これらは、障がいのある方の残存機能を活かして環境制御やコンピュータ操作を可能にし、自律的な生活や就業を促進する意義のあるもので、実用化されているものもある。しかしながら、ユーザ数が少なくユーザの状態に応じた多様なスペックが要求されることから、高価なシステムになりかねない。一方、健常者でも手が塞がっているときや、衆人環境で音声が使えないときなどには、生体信号を用いたインタフェースが利用される可能性がある。

本研究では、障がい者だけでなく、健常者にも適用できる低コストで普及できるものを目指す。そこで、次節では日常生活での利用可能性の高い脳波、眼球運動、筋電の計測手法と、これを用いた入力インタフェースの可能性について概説する。

## 1.2 生体信号とインタフェースへの応用

### (1) 脳波

脳波計測に用いるの電極の装着位置は、国際脳波・臨床神経生理学会連合（現・国際臨床神経生理学会連合）が国際標準として推奨する電極配置法に基づく。頭の半周の長さを基準とし、その10%と20%の長さを組み合わせて部位を決めるところから、10-20電極法（10-20 electrode system）と呼ばれる。

頭皮上脳波の計測には、従来、電導性ペーストと銀塩化銀電極を使用しており、電極装着に技術が必要で、ユーザの煩わしさも大きかった。近年、頭髮が汚れない生理食塩水をフェルトに含ませて用いるヘッドセット型の計測装置 [8] (図 1-1a)や再利用可能なゲル電極[9] (図 1-1b) , ペーストなしのドライ電極[10] (図 1-1c) , 小型の高インピーダンスの差動増幅器や無線通信機器を搭載した計測システム[11] (図 1-1d)が次々に開発され、日常生活の中での計測も可能な段階に来ている。

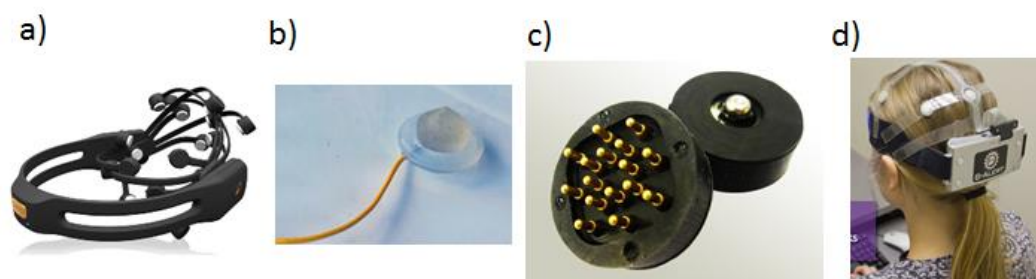


図 1-1 脳波計測装置[8-11].

Fig.1-1 EEG measurement equipment.[8-11].

進行性筋ジストロフィーや筋萎縮性側索硬化症（Amyotrophic Lateral Sclerosis : ALS）で最後まで利用できるのは脳波であり、実用化されている製品、方式もある[12,13]. 一方で、脳波は意思で自在に変化させることは難しく、何らかの方法で意思に対応した脳波変化を起こす必要がある。メニューに対応した特定の脳活動（たとえば暗算をしたり、運動イメージを想起したり）をさせて自発脳波の特定の帯域成分を変化させる方式では、その脳活動をするためのユーザの訓練が求められる。

事象関連電位(Event Related Potential: ERP)を用いるものでは、オドボール課題（ターゲッ



トと非ターゲットを含む刺激系列：詳細は 2.2.1) に対応したメニューを提示して P300 などの認知に係わる成分を用いるものと、周期的に変化する刺激を提示して注意を向けた刺激を定常誘発電位 (Steady State Visual Evoked Potential: SSVEP) を用いて同定するものがある。刺激モダリティ (視覚が多い) に対応した感覚が残存している必要がある。自発脳波に比べると事象関連電位はユーザが選択肢に注意を向ける (見る, 聴く) だけでよいのが利点だが, 注意集中は必要である。刺激と脳波データの同期をとる必要があり, 一部の簡易脳波計測装置では外部入力がないためなどにより, 脳波データの同期が取れないことが問題になる。二択だけでなく複数の選択肢からの選択が可能で階層的なメニューを用いるもの[14]も提案されているが, P300 で識別率を上げるには, 繰り返し提示による加算と個人ごとの識別アルゴリズム学習が必要である。

定常視覚誘発電位を用いる場合に, 複数の選択肢を提示するには, 周波数[15]または位相[16]の異なる刺激を提示するか, 刺激の on-off のタイミングをずらす。SSVEP が出現しやすい  $\alpha$  帯域周波数の刺激を用いる研究が多いが, この帯域は光過敏性てんかんのリスクが高い。高周波刺激では脳波データのサンプリング周波数も高くする必要があり, 刺激提示にディスプレイを用いる場合にはリフレッシュレイトの高いものが必要となる。2 つの異なる周波数刺激を離れた位置に提示し, SSVEP の 2 成分の大きさの比からアナログ入力 [17] させるものもある。

健常者への応用では, 眼球の動きや瞬目によるアーティファクトが問題となる。アーティファクト除去の方法は, 通常, 脳波と同時に眼電図を計測し, 眼電図の  $\pm 100\mu\text{V}$  を超えた箇所を解析対象から取り除く。しかし, 解析対象のデータが少なくなるのが問題である。独立成分[18]やダイポールモデル[19]を用いて眼球運動や瞬目成分のみを取り除く研究が進んでいる。

## (2) 眼球運動・瞬目

眼球はユーザの意思で動かすことができる。頸椎損傷などによる四肢麻痺でも利用でき, 進行性筋ジストロフィーや筋萎縮性側索硬化症でも眼球運動機能は脳波について病状が進んでも残ると言われている。そのため, 障がい者を対象とした実用的なシステムが提案され, 製品が提供されてきた[7]。近年では, 視線計測システムの高性能化や小型化, 低価格化などもあり, 健常者向けの入力インタフェースとして注目されている。

眼球運動の計測には, カメラで眼を撮影する方法と, 眼球の動きに伴って発生する眼電

を利用する方法がある。前者には装着型のものと非装着型のものがある。装着型のものは軽量化が進んでいる[20] (図 1-2a) もの、前方の視界を一部遮られるものが多かった。最近、眼鏡にカメラを組み込んだものが発売され[21] (図 1-2b)、煩わしさが解消されると考えられる。非装着型の場合は、カメラの視野角の中に留まる必要があり、動き回することはできない。携帯端末のカメラを用いた計測方法が提案されており、画面に提示されたメニュー選択に適している。

一方、眼電は電極装着が必要なものの、利用者の移動の制限や負担が少なく測定が容易である。簡便な電極装着が可能な計測部位やヘッドホンなどへの組み込みが提案され、眼鏡に組み込んだ製品が発売される予定である[22] (図 1-2c)。



図 1-2 眼球運動計測装置.[20-22].

Fig.1-2 Eye movement measurement equipment[20-22].

直流増幅で注視位置を同定して QR コードの読み取りを行う研究[23]もあるが、ドリフトの課題がある。一方、交流増幅ではドリフトの問題は解決されるが、注視点の推定精度は下がるため、どこを見ているかではなく、眼の動かし方（回転角）を入力情報とする。上下左右、斜め方向など複数の選択が可能で、動きの組み合わせで選択肢の数を増やすこともできる。

見ている位置を同定し、「見る」ことによる選択が行えるのは、直感的にわかりやすいが、適切なキャリブレーションが必要である。メニューを視覚的に提示する必要があり、視覚機能の残存が必須である。眼球運動のみを用いる場合には、視覚機能がなくても眼を動かすことができれば利用でき、メニューの視覚提示が不要で、眼を閉じていても眼を動かして入力することができる。

瞬目も意図的に行うことができ、入力に用いられる。カメラでも眼電でも計測できる。瞬目回数で選択したり、1回の瞬目で選択肢を順次進め2回で決定というような方法もある。眼球運動と組み合わせて、決定のみに瞬目を用いるのも実用的である。

いずれの場合でも、入力のための注視・眼球運動、瞬目と、検索のための眼球運動や生理的な瞬目との切り分けが課題となる。誤入力を避けるために、普段行わないような動きや大きな動きを求めたり、ユーザが自然に他の動きを抑制したりすると、眼の疲労がより激しくなると考えられる。瞬目では波形から自発的なものと、意図的なものを弁別する試みがある[24].

### (3) 筋電

筋電図 (ElectroMyoGram : EMG) は、筋を収縮させた時に変化する電位を計測して表示したものである。計測する手法としては、侵襲と非侵襲のものがある。前者は、針電極を筋内に刺入するもので、筋内の電位変化を高い空間分解能で識別できるので、神経筋疾患の診断などの臨床分野で用いられている[25].

非侵襲の計測方法は、皮膚表面に電極を取り付けて計測を行う。これによって記録・表示されたものを表面筋電図 (surface EMG: sEMG) と呼ぶ[25].

電極は、通常、筋腹に2つの電極を数3-6 cm 離して貼り付ける。このとき、モーションアーティファクトによる基線揺れや交流雑音などのノイズ成分を抑え、S/N 比を高く保つために、電極装着部位の皮膚抵抗を低減させ、電極と皮膚の接触インピーダンスをできる限り低くしなければならない[25]. 2個の電極間の接触インピーダンスが、30 k $\Omega$  以下になっていれば通常は問題ないとされている[26]. そして、電源雑音などの電極端子に同相で混入する雑音を取り除くため、差動増幅される。骨格筋の筋電図は、通常 10  $\mu$ V-10 mV 程度の振幅と、2-2,000 Hz の周波数帯域をもつため、広い範囲を一様に増幅・記録する増幅器が必要となる[26].

増幅されたアナログ信号は、A/D 変換器によりデジタル信号に変換され、コンピュータに保存される。計測された表面筋電図の定量化手法として、通常、筋電図を全波整流後、積分される。この他にも、周波数解析を行うこともものもある。

随意筋は意図的に制御できる。On-Off だけでなく、力の入れ方[27]や関節角度を変えることで、アナログ (少なくとも段階的な) 入力が可能である。利用場面や障がいに応じて利用できる筋を選ぶことができ、筋の収縮力が弱く動かせない場合や動かしたくない場合でも筋電が生じればよい。顔面筋は眼球運動同様、四肢麻痺や重度障がい者も利用できる可能性が高い。

筋電もドライ電極に通信機能のついた計測装置が市販されており、また多チャンネルの

筋電を計測するシート[27]も研究されている。

ユーザが腕を動かしたとおりにロボットアームを動かしたり, 常に操作するのではなく, 半自律的なロボットに介入するという場合でも, 身振りをそのままを指令に使えて直感的でわかりやすい。同様のことは kinect センサなど画像入力でも可能だが, カメラの視野角の中での操作に限られるのに対し, 筋電ではユーザの位置の制約がなく動きながらでも入力できる。視覚的なメニュー提示がなくても操作できるが, 入力中には, 意図しない入力を防ぐために動作が制限される。

筋の走行は個人ごとに異なっており, また動作と筋の対応は1対1ではないため, 動作識別には識別器が必要で, 正準相関やニューラルネット[28], サポートベクターマシン[29]などが用いられる。これらの方法では, 人が変わると, 個人内でも電極を貼り直すごとに, 識別器の学習をしない必要がある。

ある程度多くの人のデータで学習させて, 汎用の識別器を作成し, 毎回, 電極装着後に簡単なキャリブレーションを行って個人差および, 装着部位へのずれに対応した調整を行うのが, 実用的な解決策であると考えられる。

### 1.3 本研究の目的

本研究では障がい者だけでなく健常者にも, また生体計測に関する専門の知識がなくても日常生活で使用できる, 生体信号を用いた入力インタフェースを開発することを目標にする。実用的なインタフェースが実現すれば低コストで普及することが期待される。目標として, 生体計測に関する知識がなくても, センサの取り付けが短時間に行えること, 人ごと, 使用時ごとの識別器の学習が不要でセンサ装着後のキャリブレーションが不要, あるいは, 短時間に行えるものとする。脳波, 眼球運動, 筋電のいずれを用いるのがよいかは, 利用目的や利用者の属性に依存する。本論文では, 脳波と筋電を用いた入力インタフェースを扱う。

### 1.4 本論文の構成

本研究は, 大きく分けて脳波と筋電を用いた入力インタフェースの2つで構成されている。2, 3章は脳波を用いたインタフェースで, それぞれ事象関連電位 P3 成分と定常視覚誘発電位を用いた2つの BCI について述べる。4章では, 筋電を用いたインタフェースについて述べる。

第2章では、事象関連電位 P3 を用いた入力インタフェースについて述べる。まず、アーティファクト除去手法として、少数部位で独立成分分析(Independent Component Analysis: ICA)を用いてアーティファクトを抽出・除去できるかを検討した。次に、ICA をリアルタイムで用できるように、ICA の収束時間の節減を試みた。さらに、入力時間を短縮するために、サポートベクターマシン (Support Vector Machine : SVM) を用いて、事象関連電位の P3 成分を学習させ、1 試行ごとに P3 成分の有無を判別した。さらに、脳波計測の専門的な知識がなくても短時間で装着できる市販のヘッドセット型の 14ch 脳波計測装置 Emotiv を導入した。Emotiv には P3 成分が大きく出現する頭頂正中部に電極が配置されていないため、P3 成分が検出できるかどうか、また、これまでのアーティファクト除去手法が適用できることを示した。

第3章では、P3 成分を用いた BCI よりも短い時間で判定できる可能性の高い定常視覚誘発電位 (Steady State Visual Evoked Potential: SSVEP) を用いた入力インタフェースについて述べる。SSVEP の研究でよく用いられる  $\alpha$  波付近の周波数は、光過敏性発作のリスクがある。そのため、本研究では、20 Hz 以上の刺激を用いてリスクを低減する。脳波計測装置に、Emotiv を用いて、複数の異なる周波数の刺激を同時に提示し、注目している刺激を識別できるかを調べた。さらに、2 章で構築した眼球運動関連アーティファクト抽出手法をとりいれたメニュー選択インタフェースを作成し評価した。作成したインタフェースには、これまで除去していた眼球運動成分を利用して、眼球停留時点を検出し、刺激を開始するロジックを導入した。実験参加者が選んだメニューを入力できることを確認したが、正答率があまり良くなく、今後さらなる改良が必要である。

第4章では、筋電信号を用いたインタフェースについて述べる。表面筋電位を用いた 6 自由度のロボットアーム操作を想定し、掌の閉・開、手首と肘の屈曲・伸展の 6 動作のリアルタイム識別をめざした。2 章では、眼球運動に関連した成分の独立性を仮定して ICA を用いたが、ここでは、各動作を独立した動作と仮定して、各動作に伴って発生する筋電パターンを独立成分として抽出した。次に、ICA に加え動作識別に SVM を用いて識別率の向上を試みた。さらに、人ごとの学習を不要にするために、他人のデータで学習させた SVM で、動作識別が可能であることを示した。

第5章では、以上の各章で述べた研究成果と問題点をまとめ、結論と将来の展望を述べた。本研究により、脳波を用いた入力インタフェースでは、さらなる改良が必要であるが、簡便な脳波計測装置と簡単なアルゴリズムでメニュー選択を実現でき、筋電を用いた入力

インタフェースでは、個人ごとにデータを収集して識別器を学習させなくても、利用できるインタフェースが提供できる可能性を示し、日常的に利用できるインタフェースに一步近づいたと言える。



## 第 2 章

事象関連電位 P3 を用いた入カインタフェース



## 2.1 はじめに

本研究では、P3Speller を基にして手や発話を用いず、頭皮上脳波の P3 成分を用いた入力インタフェースの開発を行う。P3Speller は、Farwell と Donchin ら[1,2]が提案した手法で、入力したい文字に注意を向けることで入力が行える(詳細は 2.2.2)。P3Speller は、文字入力を目的としているが、環境制御やロボットの制御も視野に入れ開発を行う。対象者は、ALS の患者に限定せず、健常者にも利用できるものを目指す。意思疎通が困難な状態の ALS の場合、市販されている意思疎通機器はほとんどなく、介護者からの質問に対して、yes/No の判別を行う BCI があるが、文字入力やパソコンや家電製品を操作するためには、多くの選択肢の中から 1 つ選択しなければならず、二者択一では少なすぎる。そのため、P3Speller の現在表示している文字配列を、何を操作したいかという選択項目に変更し、その物を表わす記号やシンボルを表示すれば環境制御にも応用ができると考える。このことにより、ALS の患者が、自立した生活を送れることでより生活の質が向上し、さらには介護者の負担も軽減することができる。健常者の場合は、目が動くため眼球運動や瞬目に起因するアーティファクト除去が必須である。

以上を踏まえて、本研究では日常生活で誰でも簡単に使用できるように、非侵襲である頭皮上脳波を使用し、さらなる、入力時間の短縮、電極数の低減、アーティファクトの除去、を目的に BCI の開発を行う。

なお、電極数を少なくする方向で、メニュー選択手法の考えが同じ BCI にニューロコミュニケーター[3,4](詳細 2.2.2)がある。この BCI は、本研究開始後に発表されたものであり、現在もまだ研究中であり、実用化に向けて改良がされている。本研究との違いは、本研究では対象者が ALS の患者だけでなく健常者も対象であること、眼球運動成分の除去を導入することである。

## 2.2 既存研究

### 2.2.1 事象関連電位 P3 とは

事象関連電位(Event-Related Potential: ERP)は、「なんらかの（特定可能な）事象に関連して生じる脳電位」であり、0.1～数十  $\mu\text{V}$  程度の微小な電位変化であり、一連の陽性波と陰性波で構成される。

ERP 成分は刺激特性に敏感な初期成分と心理過程を主に反映する後期成分に大別することができる。初期成分は、聴覚刺激（音）や視覚刺激（光）、体性感覚刺激（皮膚表面への軽い電気刺激や触覚刺激）など各種の末梢感覚器官への刺激によって誘発される。潜時 100 ms 以内に生じる波形である。一定の刺激条件では、その波形は個人差が少なく再現性に富み、生理的あるいは心理的な変化に影響を受けにくい特徴がある。それに対し、100–200 ms 以降の長い潜時の後期成分は、刺激特性よりも注意や記憶といった認知活動に敏感に応じて変化する。

代表的な後期成分として、P3（P300 ともいう）がある。P3 成分は、頂点潜時が約 300 ms 付近にある陽性の成分である。現在、P3 を惹起するもっとも典型的なパラダイムはオドボール課題である。ある刺激（標準刺激、たとえば 1000 Hz の純音）を 1–2 s に 1 つの割合で繰り返し呈示し、ときどき（10–20 %）ランダムにこれを別の刺激（標的刺激、たとえば 2000 Hz の音）に置き換え、これに対してボタン押しを求めたり、標的の数を数えさせたりする。ERP の P3 成分は、1 回の刺激では背景脳波に埋もれてしまい検出は容易ではない。そのため、何度も繰り返し刺激を行い、刺激開始時点を基準として、加算平均を行う。こうすることにより、事象に関連しない成分は相殺され小さくなり、事象に関連する成分は強調され大きく検出される。図 2-1[5]に示すように、検出対象となった刺激には大きな P3 が惹起されるが（実線）、物理的に同じ刺激であっても、実験参加者が別の作業に注意を向けていると P3 は出現しない（点線）。図 2-1 は下方向が陽性である。オドボール課題で、記録される P3 は頭頂中心部で最大に発揮し、電位は 5–20  $\mu\text{V}$ 、潜時は 300 ms 程度から長い時は 900 ms あたりまで延長する。潜時は、標的と非標的刺激の区別がやさしいときには短くなり、難しい時には長くなる。P3 振幅は一般的に標的の提示確率と反比例し、提示確率が小さいほど振幅は大きくなる(図 2-2)[6]。図 2-2 は、高音(1500Hz)と低音(1000Hz)を用いたオドボール課題で刺激確率を変化させたときの両刺激に対する頭頂部 Pz の P3 波形である。

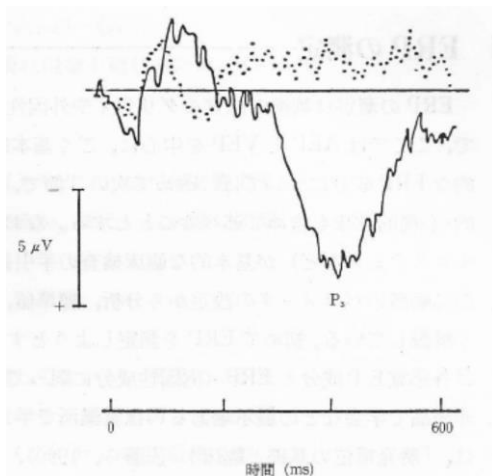


図 2-1 事象関連電位の P3 (実線 : P3 含む, 点線 : P3 含まない) [5].  
 Fig. 2-1 P3 of ERP (solid line: containing P3, dotted line: not containing P3)[5].

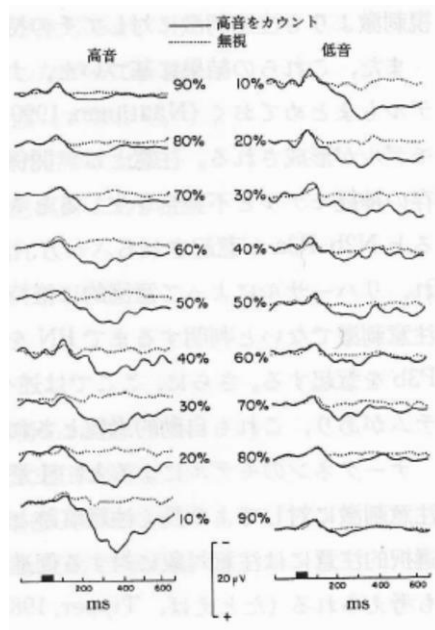


図 2-2 P3 波形の比較[6].  
 Fig. 2-2 Comparison of P3 waveform [6].

### 2. 2. 2 事象関連電位 P3 を使用した BCI

事象関連電位 P3 を用いた BCI で最も有名なものに、P3Speller がある。P3Speller は、事象関連電位の P3 (P300 ともいう) 成分を利用した BCI である。この手法を構築したのは、Farwell と Donchin ら[1,2]で、筋萎縮性側索硬化症や脊椎損傷の患者のコミュニケーションツールとして期待されている。図 2-3 に、P3Speller の刺激提示画面を示す。これは、アメリカ合衆国ニューヨーク州健康局ワズワースセンター神経疾患研究室(Laboratory of Nervous Systems Disorders, LNSD)が世界中で 200 以上の研究施設に無料でライセンス供与している、BCI2000 の基本プログラムの 1 つである[7].



図2-3 P3Spellerの刺激提示画面[8].  
Fig. 2-3 The stimulus presentation screen of P3Speller[8].

P3成分は、認知に関連した後期成分であり、注意を向けることにより大きく出現する。しかし、1回の事象に対するP3は、背景脳波に埋もれており、通常は、事象時点をトリガーにして加算平均して、P3成分を求めている。P3Spellerは、ディスプレイに6行6列に配置された文字が提示され、行と列のうちの1つがランダムに点滅する。ユーザは、入力したい文字に注目し、それが光った回数を数える。6行6列を1回ずつ光らせることを1試行とし、これを数十試行繰り返す。各行・列で加算平均し、P3成分が最も大きい行と列を選び、その交点を入力したい文字として出力する。入力スピードは、アルファベットや数字を含む36文字から約7秒で1文字入力することができる[8-10]。P3Spellerに関する研究は多いが、ALS患者が利用するには専門家の助けが必要であり、実用化には課題が多い。

このP3Spellerをもっと実用的で、簡単に使用できるように、無線小型脳波計と階層的メッセージ生成システムを組み合わせた、産総研研究所のニューロコミュニケーター[3,4]がある。システム概要図を図2-4に示す。このニューロコミュニケーターは、メッセージを含んだ絵であるピクトグラムを用いて、階層的メッセージ生成システムを提案し導入しており、最大500種類以上のメッセージが生成可能である。階層的メッセージ生成システムの例を図2-5に示す。脳波計測装置は少数部位の8部位で、実際にALSの患者に使用して、改良するための研究が行われている。



図 2-4 ブレイン-マシンインターフェース (BMI) システムの概要[3].  
Fig. 2-4 Outline of BMI system [3].



図 2-5 階層的メッセージ生成システムの例[4].  
Fig. 2-5 Example a system for hierarchical messages [4].

### 2.2.3 眼球運動成分の除去方法

常者への応用では、眼が自由に動く環境下では、眼球の動きや瞬目によるアーティファクトが脳波に混入してしまい、P3 成分の検出する際に問題となる。アーティファクト除去の方法は、通常、脳波と同時に眼電図を計測し、眼電図の $\pm 100 \mu\text{V}$ を超えた個所を加算平均の対象から外す。しかしこの手法では、加算数の数が減ってしまい、P3 成分を検出できない可能性がある。そこで問題を解決するため、独立成分分析(Independent Component Analysis: ICA) [11]やダイポールモデル[12]を用いて眼球運動や瞬目成分のみ取り除く研究が進んでいる。ICA を用いる場合は、眼球運動成分のアーティファクト除去を行う。ICA を用いれば、アーティファクト成分だけ除去することが可能で、アーティファクトが混入した個所の除去後のデータは、アーティファクト成分が含まれていないため、加算平均の対象から外さなくてよいメリットがある。ここでは、ICA による眼球運動成分の除去の既存研究の中から、鎌倉ら[13]の研究を紹介する。

鎌倉ら[13]の研究では、眼球運動成分をアーティファクト成分として、ICA を用いて除去している。刺激提示画面は、実験参加者が正面を向いた状態での視野 $20^\circ$  (中心視野境界) 前方斜め下の位置にある7インチの液晶ディスプレイに提示される。刺激が提示されると刺激画面を見るため、毎回眼球運動が起こる。刺激提示画面を図 2-6 に示す。

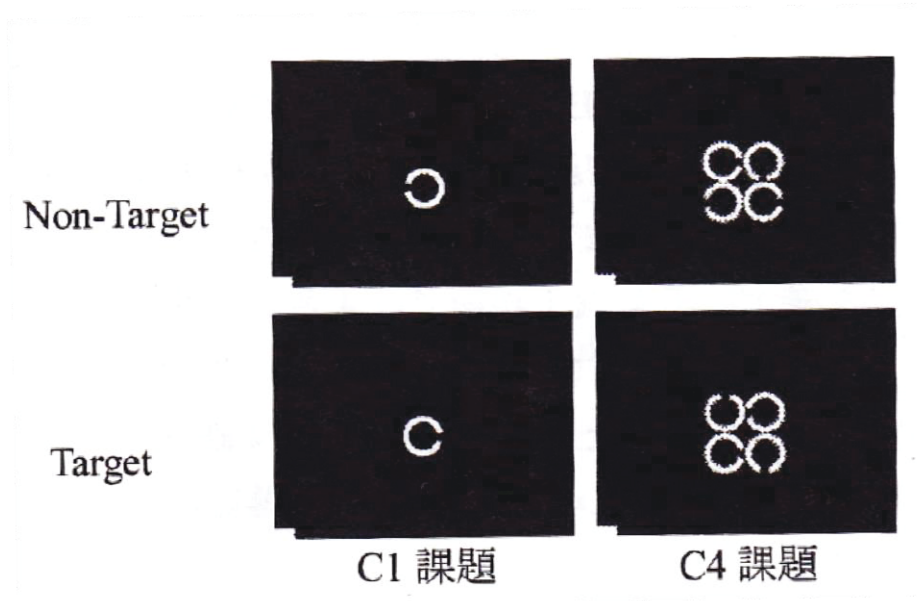
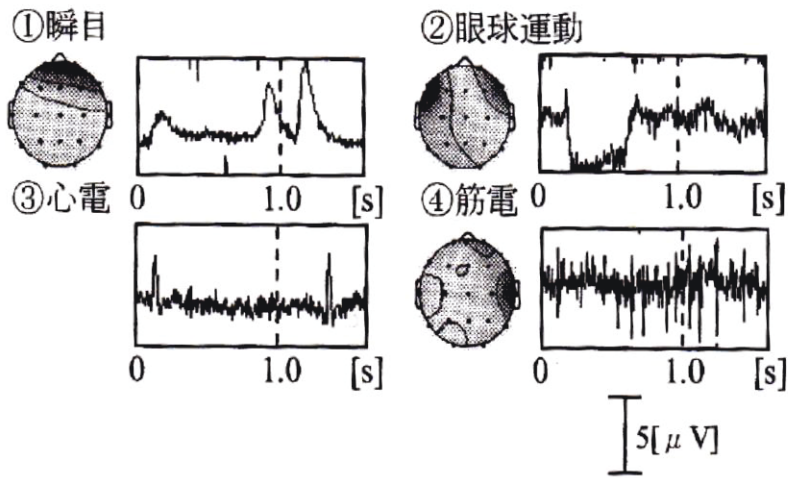


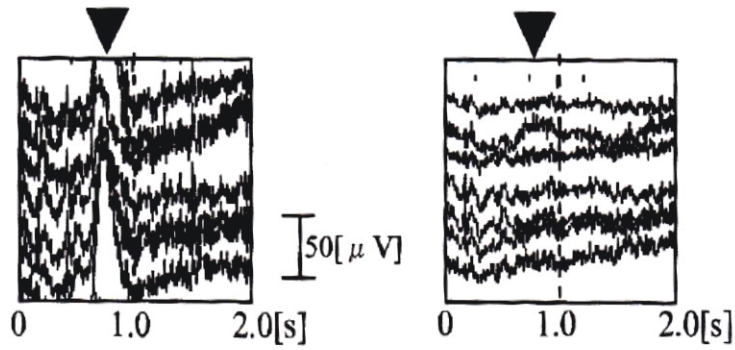
図 2-6 刺激提示画面[13].  
Fig. 2-6 Stimulus presentation screen [13].

ICA によるアーティファクト除去は、まず、解析対象とした脳波 19 点のデータに対して ICA を適用し、19 個の独立成分と計測データから独立成分を得るための重みである、復元作用素を得る。得られた独立成分の頭皮上分布や、時系列データを観察して、アーティファクトとみなせる成分を選別する。アーティファクトとみなした独立成分の代表例を図 2-7 に示す。次に、選別した成分を除くために、復元作用素の逆行列である逆作用素を求める。逆行列のアーティファクトとみなした成分の列の部分をも 0 として、独立成分との積をとることで、アーティファクト成分のみを除去した脳波が得られる。

解析の結果、注視点領域以外に情報提示した場合でも、ICA を用いたアーティファクト除去手法の適用によって、眼球停留時点での同期加算による眼球停留電位 (EFRP) で P3 成分の同定が可能であることが示されている。



(a) 頭皮上分布 (左) と独立成分の時系列データ (右)



(b) アーティファクト成分除去前 (左) 後 (右) の  
時系列データの変化例 (7ch 分)

図 2-7 アーティファクト成分とアーティファクト除去の効果例[13].  
Fig. 2-7 Artifacts component and the result of artifact removal[13].

## 2.3 独立成分分析 (ICA) を用いた眼球運動関連アーティファクト除去[14]

### 2.3.1 目的

視覚刺激を用いた事象関連電位では，眼球運動や瞬目によるアーティファクト混入が問題となる．成人健常者では，教示により低減が可能であるが，高齢者や子供では教示に従うことが難しい場合もある．眼電図で判定し，アーティファクトデータを解析対象から外すという対策をとると，加算回数が減り明瞭な P3 成分が得られなくなる．そこで独立成分分析(Independent Component Analysis: ICA)を用いてアーティファクト成分を除去する方法がとられる．多チャンネルの脳波を用いた ICA によるアーティファクト除去は，2.2.3 に示したように，すでに有用性が示されている[13]．ここでは，アーティファクトを除去するために必要な少数部位の脳波への適用を試みる．

### 2.3.2 方法

#### (1) 実験参加者

実験参加者は，書面と口頭による説明を行い文書による承諾を得た健常男子大学生 5 名とした．(大阪工業大学ライフサイエンス実験委員会承認番号：2010-01)

#### (2) 計測

脳波および眼球運動の計測には，多用途生体アンプ (Polymate, デジテックス研究所) を用いた．脳波は，ElectroCap 社の電極装着帽を用いて，国際 10/20 法により，頭皮上 19 点，および左右の耳朶で計測した．アース電極 (銀塩化銀小型電極, 日本光電) を，額に装着した．眼球運動は，両目尻から左右 1 cm と，眉毛上部，眼の下の 4 点に電極を装着し計測した．感度 10  $\mu\text{V}/\text{mm}$ ，時定数 3.0 s, サンプル周波数は 200 Hz とした．電極装着図を図 2-8 に示す．

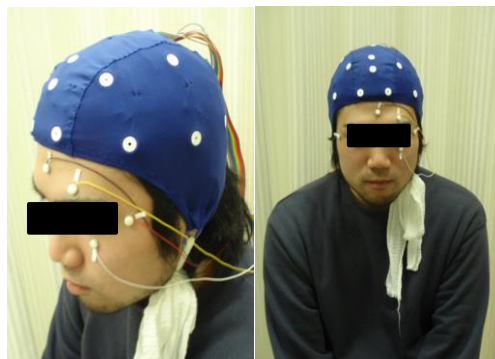


図 2-8 電極装着の様子.

Fig. 2-8 Participant wearing an Electro-Cap.



### (3) 手続き

計測区間は、大きく分けて2つに分かれており、1つは、眼球運動区間である。もう一つは、文字入力区間である(図 2-9).

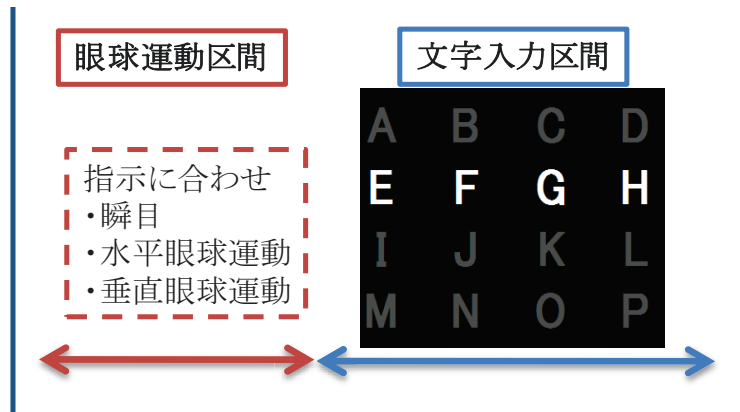


図 2-9 実験手続き.  
Fig. 2-9 Protocol of experiment.

眼球運動区間を設けた理由は、眼球運動や瞬目が文字入力区間で少ない場合、ICA で眼球運動や瞬目の成分が分離しないためである。文字入力区間の刺激開始前に、指示に合わせて眼球運動、瞬目を行わせ、眼電図を記録する。

その後、文字入力区間では、実験参加者の顔前約 50 cm に置いた液晶ディスプレイに、4 行 4 列の文字をマトリクス状に並べられた刺激（背景黒，文字灰色）を提示する。このうち、いずれかの行，列がランダムな順で光る。実験参加者は、入力したい文字が光ったら、光った数を数える。刺激間隔は、480 ms と、880 ms の 2 通り、刺激時間は、120 ms とした。加算回数は、それぞれ 40 回と 20 回である。なお、アーティファクトの多いデータを得るため、眼球運動や瞬目を意識的に多くするように教示した。

### (4) 解析方法

眼球運動区間と文字入力区間の計測データをまとめて ICA にかけた。ICA に使用する脳波部位は、瞬目が大きくなる Fp1, Fp2, 水平眼球運動が大きくなる F7, F8, P3 成分が大きくなる Cz, Pz の 6 部位を中心に、各部位の組み合わせを変えて行った。ICA から得られた独立成分のうち、水平眼球運動区間、垂直眼球運動区間、瞬目区間の眼電図と相互相関をとり、各眼球運動区間で係数が大きい独立成分を眼球運動成分として特定・除去した。

全刺激開始点による加算平均波形と、文字ごとの加算平均波形に、 $\alpha$ 波除去のため 7 Hz のローパスフィルタをかけた。前者より 0.3–0.4 s のピーク時点を求め、各文字ごとに、ピーク時点 $\pm 0.05$  s の面積を P3 成分として求め、Cz で最大の値を示した文字を入力したい文字として出力した。解析は Matlab で行い、独立成分分析には、EEGLAB[15]を用いた。

### 2.3.3 結果

眼球運動区間と文字入力区間の脳波データを結合して ICA にかけることで、瞬目と眼球運動に対応する独立成分が得られた。瞬目、垂直・水平眼球運動区間の計測データと眼電図、独立成分と眼電図、それぞれの相関を表わしたものを、図 2-10–2-12 に示す。各図の最上段左は、垂直眼電図と各部位の脳波との相関係数、最上段右は ICA にかけて得られた各独立成分と垂直眼電図の相関係数を表している。各図の二段目の左図は、水平眼電図と各部位の脳波との相関係数、二段目の右図は ICA にかけて得られた各独立成分と水平眼電図の相関係数である。相関係数が 1 以下 0.9 を超えるものを赤色、0.9 以下 0.8 を超えるものをマゼンダ、0.8 以下 0.7 を超えるものを緑、0.7 以下 0.6 を超えるものを黄色、0.6 以下を青色とした。各図の下段の左図は、水平と垂直眼電図と各部位の脳波の波形である。各図の下段の右図は、水平と垂直眼電図と独立成分の波形である。独立成分の瞬目と垂直眼球運動は 1 つの成分となるが多かった。これらの成分は眼球運動との相関係数が 0.6 以上である成分を選ぶことで自動的に選択できることがわかった。また、前頭部と中心部を含む 4–6 部位の組み合わせでも眼球運動と瞬目の成分が得られた。

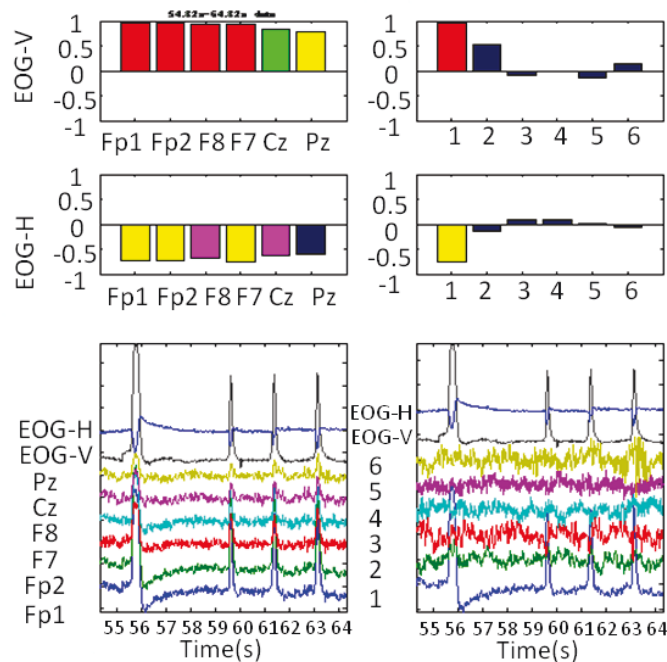


図 2-10 瞬目区間(図中左：計測データ，図中右：独立成分,赤：0.9 以上，緑：0.8 以上，黄：0.7 以上，マジエンダ：0.6 以上).  
 Fig. 2-10 eyeblink session (left: raw data, right: Independent Component, red: more than 0.9, green: more than 0.8, yellow: more than 0.7, magenta: more than 0.6).

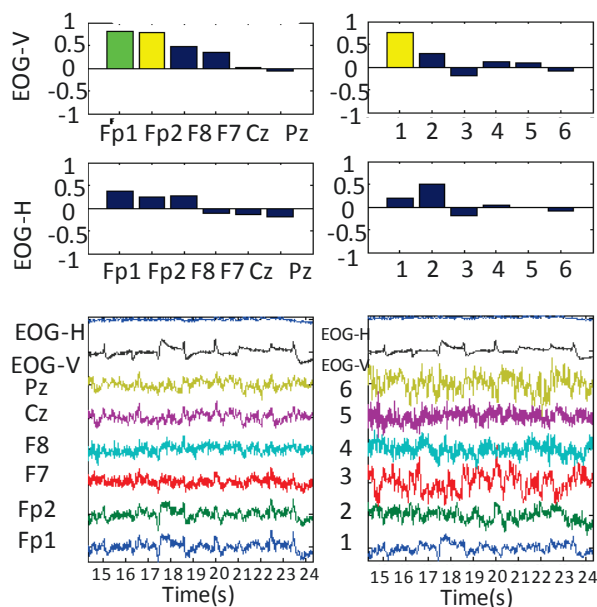


図 2-11 垂直眼球運動区間(図中左：計測データ，図中右：独立成分,赤：0.9 以上，緑：0.8 以上，黄：0.7 以上，マジエンダ：0.6 以上).  
 Fig. 2-11 vertical eye movement session (left: raw data, right: Independent Component, red: more than 0.9, green: more than 0.8, yellow: more than 0.7, magenta: more than 0.6).

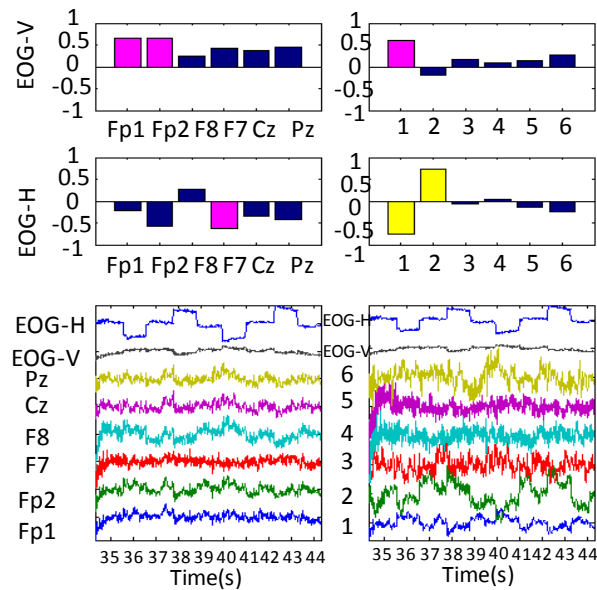


図 2-12 水平区間(図中左：計測データ，図中右：独立成分,赤：0.9 以上，緑：0.8 以上，黄：0.7 以上，マジエンダ：0.6 以上).

Fig. 2-12 vertical eye movement session (left: raw data, right: Independent Component, red: more than 0.9, green: more than 0.8, yellow: more than 0.7, magenta: more than 0.6).

## 2.4 復元作用素適用による ICA 収束時間の節減[16]

### 2.4.1 目的

2.3 では、指示に合わせて眼球運動・瞬目を行わせたデータを取得し、この時の多チャンネル脳波データと文字入力時のデータを合わせて ICA にかけて、眼電図・瞬目との相関が大きい独立成分を自動的に判定し除去できることを示した。また、部位数の低減を試み、前頭部と中心部を含む 4-6 部位でも眼球運動と瞬目の成分を分離できることを示した[14]。しかし、この手法では、判定ごとに ICA の収束までの時間がかかるため、ここでは、判定時間を減らすための検討を行った。過去の研究で、ある区間の脳波データに ICA をかけて求めた復元作用素を別の区間に適用して、P3 成分の抽出を行う可能性が示されている[17]。そこで、この手法を眼電図・瞬目の抽出と除去に適用することにした。適用可否は復元作用素の再現性に依存するため、繰り返し実験で得られた復元作用の再現性を調べ、再現した復元作用素を得るためのデータ取得方法を検討する。本章では、ICA の独立性の評価関数に情報量最大化、復元作用素の最適化に自然勾配法を用いる。ICA の実装には、カリフ

オルニア大学の SCCN(Swartz Center for Computatuinal Neuroscience)が開発・提供する EEGLab を利用する[15].

## 2.4.2 提案する手法

ここでは、提案する手法について説明する。まず、瞬目、水平・垂直眼球運動、P3 成分を含むオドボール課題を行う区間をキャリブレーション区間とし、この区間の計測データを ICA にかけて、独立成分を求める。このとき、ICA では、計測データから独立成分を求めるときに、最適な重みである復元作用素が求まる。これを、文字入力区間の計測データにかけてやることにより、独立成分を得ることができる。これにより、これまで文字判定ごとに ICA をかけていたのが、あらかじめ計測しておいたキャリブレーション区間に 1 回だけかけておくだけでよくなるため、数分かかっていた時間が復元作用素の重みをかけるだけの時間に節減できる(図 2-13).

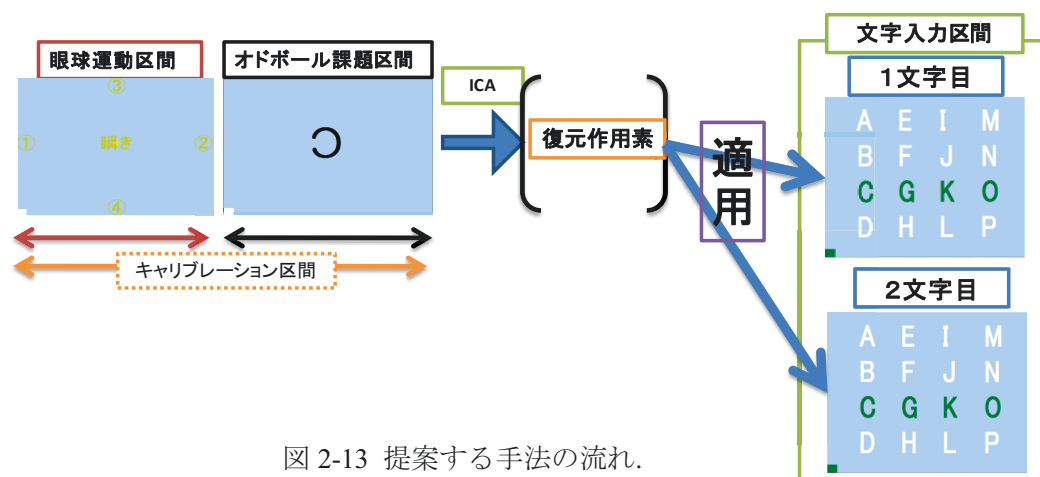


図 2-13 提案する手法の流れ.  
Fig. 2-13 Procedure of the proposed method.

## 2.4.3 方法

### (1) 実験参加者

実験参加者は、文書によるインフォームドコンセントを得た健常大学生 5 名である(大阪工業大学ライフサイエンス実験委員会承認番号：2010-20).

### (2) 計測

頭皮上脳波 19 部位と垂直・水平眼電図を、多用途生体アンプ(デジテックス社, Polymate)を用いて、センシティブリティ 10  $\mu\text{V}/\text{mm}$ , 時定数 3.0 s で計測した。解析には、Matlab を使用した。刺激提示は、P3Speller と同様のものを Matlab で自作した (図 2-14).

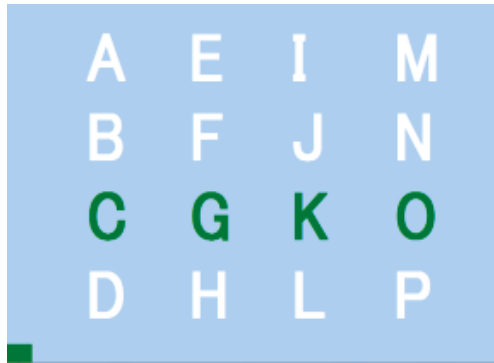


図 2-14 BCI2000 の P3Speller を模したもの.  
Fig. 2-14 Similar to P3Speller of BCI2000.

計測区間は、大きく分けて 2 つの区間に分かれている。1 つは、キャリブレーション区間である。この区間では、文字入力の前に水平・垂直の眼球運動と瞬目を意識的に行わせ、さらに C と逆 C を刺激間隔 1000 ms で合計 100 回、2:8 の割合で提示し、逆 C の時に数えるよう教示する。もう一つの区間は、文字入力区間である。この区間では、マトリックス状に並べた文字の行か列のいずれかが、ランダムに点滅（色変化）し、ユーザは入力したい文字が光った回数を数えてもらう（図 2-15）。

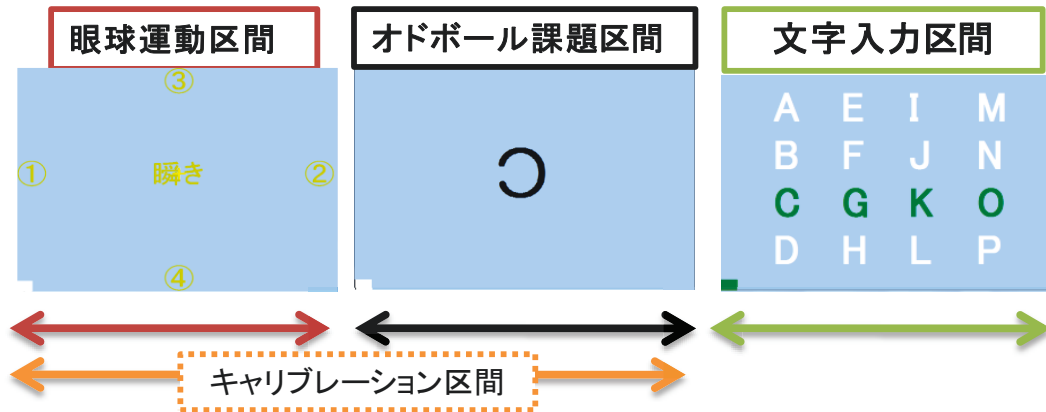


図 2-15 計測の流れ.  
Fig. 2-15 Procedure of measurement.

行、列ごとに加算平均し、P3 成分が最も大きい行と列を求め、その交点を入力文字とする。眼球運動によるアーティファクトの多いデータを得るため、ターゲット文字以外の行・列が光ったら、そちらを見て、すぐにターゲット文字に戻すよう教示した。今回の実験では 4×4 の文字配列とし（図 2-14）、刺激時間 200 ms、刺激間隔 800 ms の 1000 ms 間隔で各行と列を 30 回ずつ光らせて、文字ごとに加算平均した。これを 1 セットとし、各実験参加者につき 6,7 セット行った。

### (3) 解析方法

解析は両耳朶を基準とし、解析対象は、Fp1, Fp2, F7, F8, Cz, Pz の 6 部位とした。Fp1, Fp2 は、瞬目成分が一番大きい部位である。F7, F8 は、水平眼球運動が一番大きい部位である。Cz, Pz は、P3 成分が大きい部位として選定した。キャリブレーション区間を ICA に向け、眼電図との相互相関係数が 0.8 以上を示した独立成分を眼球運動成分として除去した。2.3.3 では相互相関係数を 0.6 としたが、ICA にかける区間の構成が変わったため、改めて相関係数を設定しなおした。全刺激開始点による加算平均波形（加算回数 30×8）と、文字ごとの加算平均波形（加算数 30×2(行,列)）に、 $\alpha$  波除去のため 7 Hz のローパスフィルタをかけた。前者より 0.25–0.45 s のピーク時点を求め、文字ごとに、ピーク時点 $\pm$ 0.05 s の面積を P3 成分とし、Cz で最大の値を示した文字を入力したい文字として出力した。

#### (a) 復元作用素の再現性

キャリブレーション区間から得られた独立成分と眼電図との相関をとり、相関係数が高い成分を眼球運動成分として特定する。このとき、ICA によって求められた復元作用素から、特定された成分の行（各部位に対する重み）抽出する。これを各セットごとに、水平眼球運動区間、垂直眼球運動区間、瞬目区間について行って、抽出した成分の重みを各区間で重ね書きした(図 2-16)。

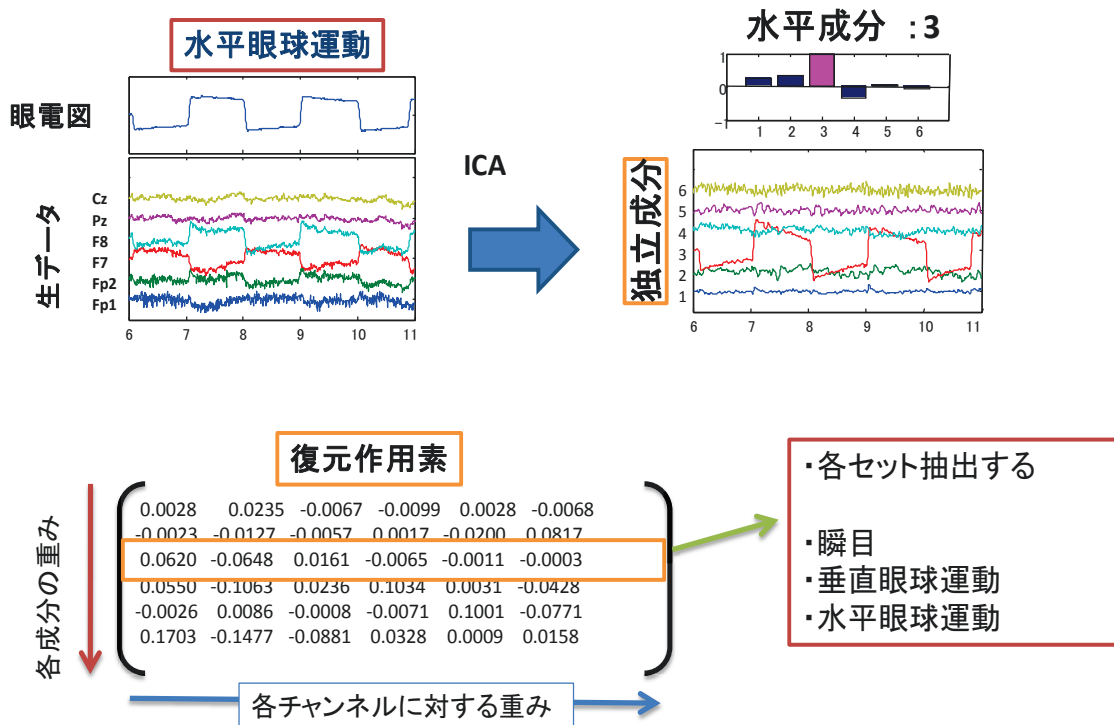


図 2-16 復元作用素の重み抽出.  
Fig. 2-16 Extraction of the unmixing matrix.

## (b) 眼球運動成分の除去

次に、求めておいた復元作用素を文字入力区間に適用し、瞬目や水平・垂直眼球運動に関連する成分を除去する方法について説明する。まず、求めておいた復元作用素を文字入力区間の計測データにかけて、独立成分を求め特定された成分のチャンネルを取り除く。次に、復元作用素の逆行列である逆作用素を求め、同じく特定された成分のチャンネルを除去する。そして、先ほどの独立成分に対して左から、逆作用素をかけることで、瞬目や水平・垂直眼球運動に関連した成分のみを取り除いた脳波データが得られる (図 2-17)。



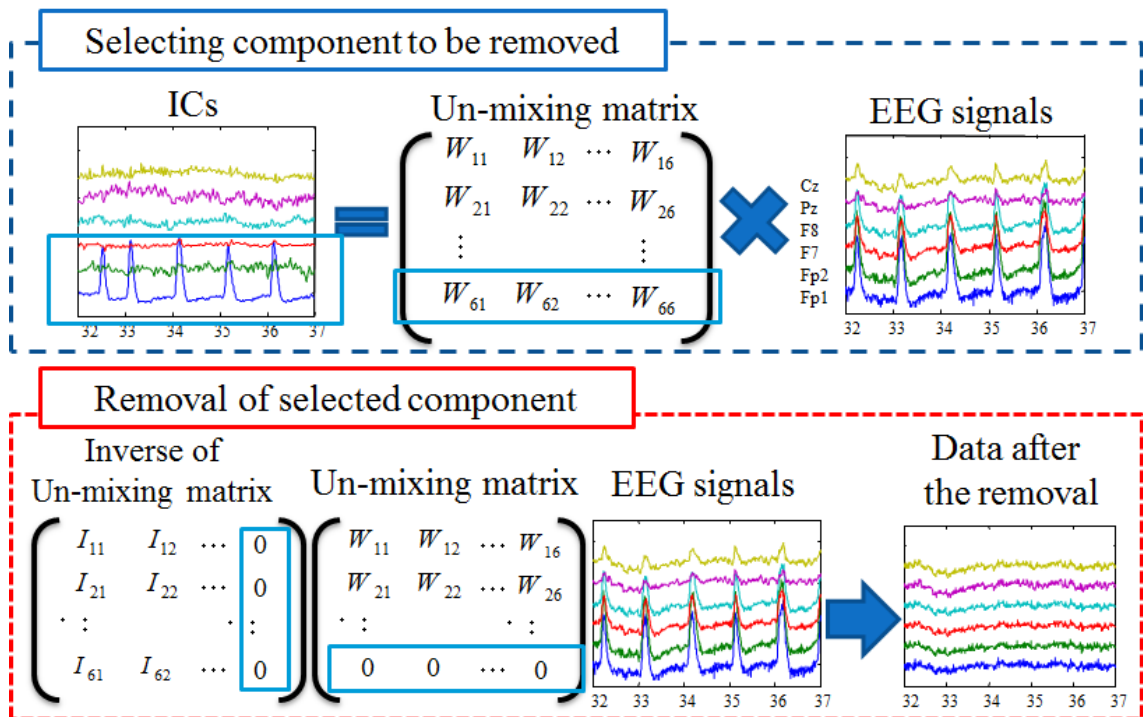


図 2-17 提案手法の流れ.  
Fig. 2-17 Procedure of the proposed method.

## 2.4.4 結果

### (a) 復元作用素の再現性

得られた独立成分と、眼球運動区間（水平・垂直眼球運動，瞬目）の眼電図との相関係数 1 セット分の例を図 2-18 に示す．図の上段の番号は，アーティファクト成分として抽出された成分の番号である．図の左欄は水平眼球運動区間，中央は垂直眼球運動区間，右欄は瞬目区間の解析結果を表している．図の 2 段目は，各独立成分と垂直眼電図の相関係数，3 段目は各独立成分と水平眼電図の相関係数，4 段目は垂直眼電図，図 5 段目は水平眼電図，最下段は独立成分である．独立成分のうち，水平眼球運動区間では 1 成分(実験参加者 A のみ 2 成分)，垂直眼球運動区間は 2 成分，瞬目区間は 1 成分が，眼球運動成分として特定された．

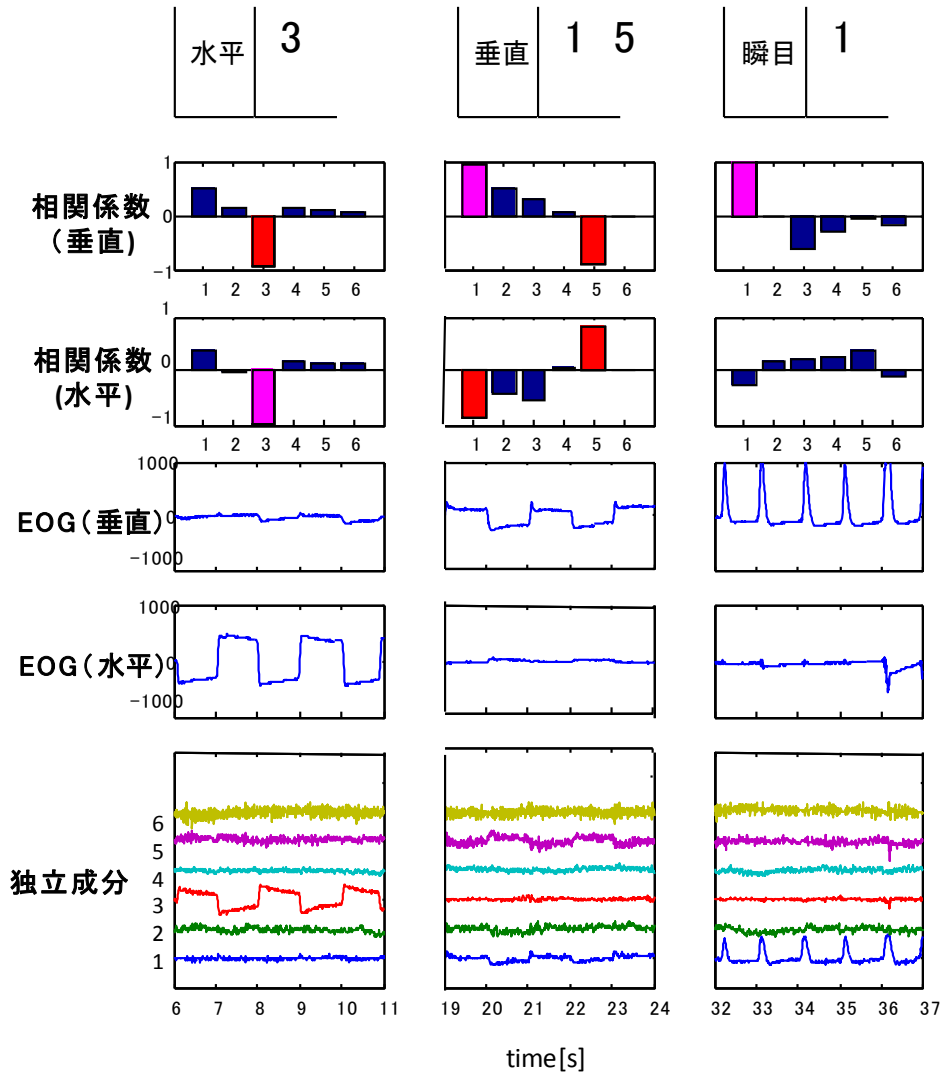


図 2-18 眼電図と独立成分の相関.

Fig. 2-18 Coefficients of correlation between EOG and independent component.

各眼球運動区間で特定された眼球運動成分の復元作用素を、実験参加者(5名)ごとに、重ね書きしたものを図 2-19 に示す。ばらつきが少し見られるものもあるが、ほぼ同じパターンが得られている。これより、この区間で得た復元作用素を、計測データに適用して、眼球運動を除去できる可能性があると考えた。

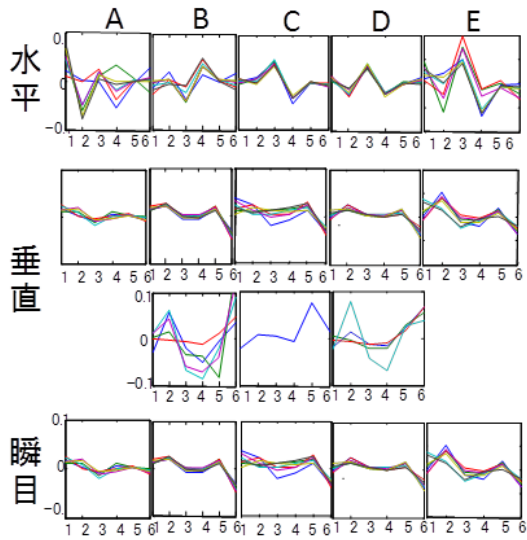


図 2-19,各要素の復元作用素の重み (実験参加者 5 名, 上:水平, 中:垂直, 下:瞬目).  
 Fig. 2-19 Weights of the un-mixing matrix for each component (five participants, top: horizontal eye movement, middle: vertical eye movement, bottom: eye blink).

## (2) 眼球運動成分の除去

復元作用素を文字判定区間の計測データに適用した. ここで, 眼球運動成分が除去ができていないか確認するため, 垂直・水平眼電図の 100  $\mu\text{V}$  以上の加算箇所を垂直・水平眼電図, 各チャンネルをそれぞれ, 加算平均した. そして, 除去前とキャリブレーション区間のみで各成分を除去したときを比較したものを, 図 2-20 に示す.

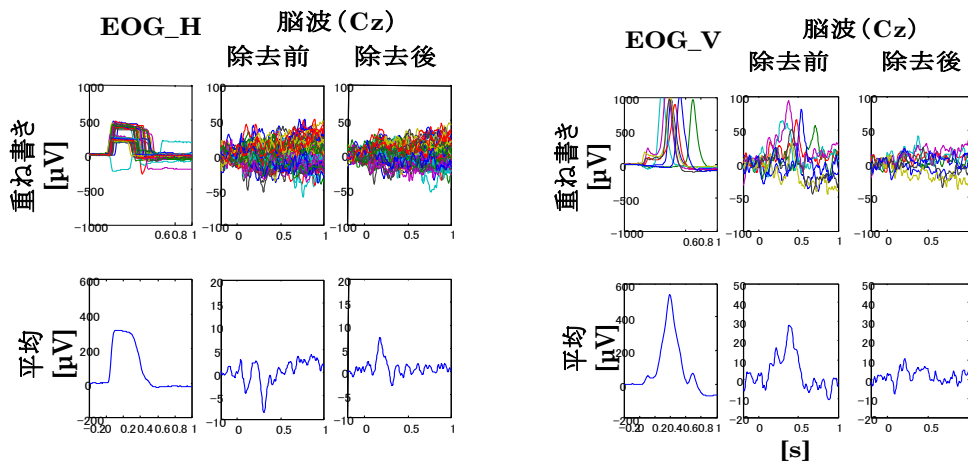


図 2-20 眼球運動成分除去前と除去後.

Fig. 2-20 Before and after removal of ocular components (left: before and after removing the vertical components, right: before and after removing the horizontal components).

水平眼電図の影響が脳波には、逆向きの負の方向に変化している。そのため、除去後のデータでは、負の変化がなくなり水平になっているのがわかる。垂直眼電図では、除去前は正方向に変化している電位が、除去後にはなくなっているのがわかる。

## 2.5 少数部位を用いた入力判定[18]

### 2.5.1 目的

次に、できるだけ少ない計測チャンネル、かつ、試行で、入力文字判定を実現する手法に取り組んだ。通常は、20 試行程度のデータを加算平均して P3 成分の判別を行う。これに対し、ここでは1 試行ずつ P3 の有無を判別する方法を検討した。この判別には、先行研究[19]でも用いられて良い成績を挙げているサポートベクターマシン (Support Vector Machine: SVM) を用いることにした。1 回の刺激の脳波には、事象に関連しない多くの成分やノイズが含まれている。この中から、事象に関連した波形成分を取り出すために、繰り返し行った試行を加算平均する。しかし、本実験では、1 回の刺激で判定を行うため、複数部位の1 回分の波形を加算平均することで、事象に関連しないノイズを減らせるのではないかと考えた。そのため、SVM の学習データを各チャンネル連結したものと加算平均したもので比較を行った。さらに、SVM の学習データに含まれるターゲットと非ターゲットの比率についてを検討した。ターゲットとその他の割合が1 対1, 1 対2, 1 対3 の比較を行った。また、目を動かさないように教示したデータでは、さらに電極数を減らして Fz, Cz, Pz の3 部位でも解析を行った。

SVM のカーネル法には最も一般的なガウスカーネルを用いた。式 (2-1) に示す。 $\gamma$  はパラメータである。

$$K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2) \quad (2-1)$$

ソフトマージン SVM で最適化に用いる評価式は、式 (2-2) で表わされる。

$$\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \rightarrow \min \quad (2-2)$$

$\omega$  は重みベクトルで第1 項はマージンを表し、第2 項はスラック変数  $\xi$  の総和、 $C$  はこれらのバランスを調整するパラメータである。

これらのパラメータ ( $\gamma, C$ ) を、学習データの識別率を最大にするように決めると、評価用データの識別率が低下する。そこで、 $K$  分割交差検定が用いられる。取得したデータを  $K$  分割し、1 つを評価用データ、残りを学習データとして用いて、学習と評価を  $K$  回繰り返し、評価用データの識別率の平均を求め、それを最大化するよう  $\gamma$  と  $C$  を決めるものである。ここでは5 分割交差検定を用いた。 $\gamma$  と  $C$  の値を  $2^{-15} - 2^3$  の範囲で  $2^2$  ずつ変化させて、5 分割交差検定で得られた識別率の等高線図を作成した。個々の識別器に対して、

$\gamma$  と  $C$  の最適値を個別に決定した。5 分割交差検定および等高線の作成は、LIBSVM[20]の `grid` 関数を用いて行なった。

## 2.5.2 方法

### (1) 実験参加者

実験参加者は、文書によるインフォームドコンセントを得た健常大学生 4 名である（大阪工業大学ライフサイエンス実験委員会承認番号：2011-27）

### (2) 計測

2.4 の計測条件と同じであるが、オドボール区間の刺激間隔を 1 s から 500 ms に、文字入力区間の刺激間隔を 1 s が 500 ms に、文字提示の配列を 4×4 から 6×5 に変更した。さらに、文字入力区間では、1 文字入力から連続で 3 文字入力してもらうように変更した。各文字から次の文字までの間隔は 5 s 間隔である。1 セットは、キャリブレーション区間と 3 文字分の文字入力区間を合せたもので、1 セット約 10 分になり、各実験参加者について 2-5 セット行った。今回は、入力する文字から目を動かさないように教示した。

### (3) 解析

#### (a) SVM の学習と判定用データ

学習データは、文字入力区間の 1 文字分の 30 試行を学習データとして使用した。SVM には、計測データから独立成分を求め、瞬目、眼球運動に関連する成分を取り除いたデータを使用した。刺激開始時間を 0 s とし、-0.2-0.6 s を切り出した。さらに、 $\alpha$  波成分を除去するため、7 Hz のローパスフィルタをかけた。-0.1-0 s の平均が 0 になるように、ベースライン補正を行った。このときの、各部位の重ね書きと、加算平均波形を図 2-21 に示す。

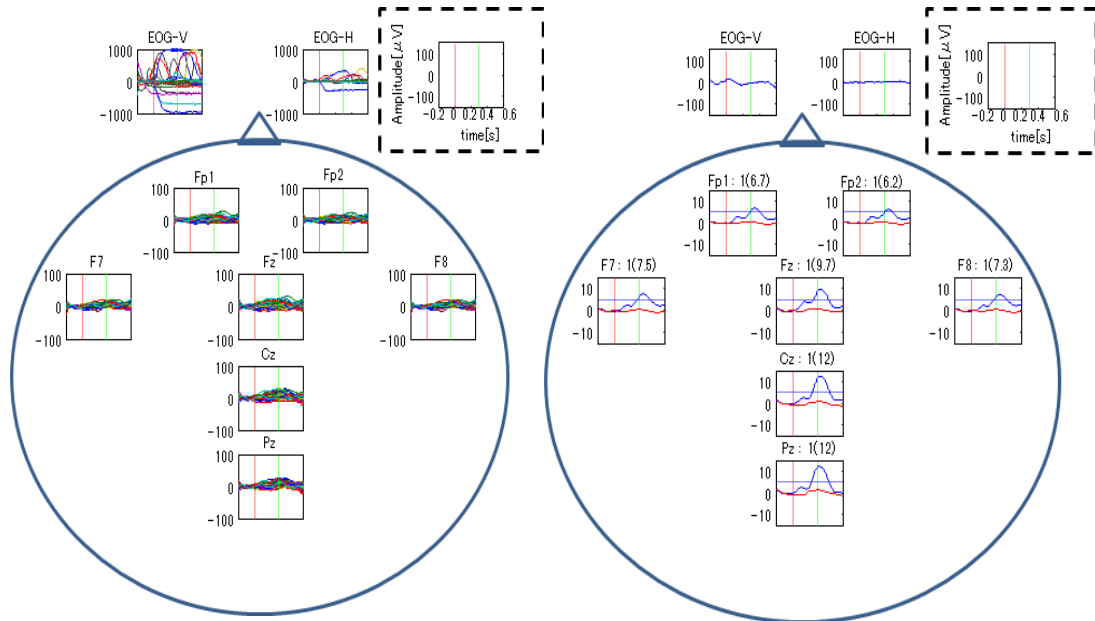


図 2-21 重ね書きと加算平均波形（青：ターゲット時の波形，赤：その他のときの波形，赤の縦線：刺激開始点，緑の縦線：0.3 s）。

Fig. 2-21 Superimposed EEG signals and averaged EEG signals (blue: target, red: non-target, red vertical line: start point of stimuli, green vertical line: 0.3s).

このデータのうち 0.1–0.6 s を SVM の学習に使用する。ここで、各部位を連結して学習する場合は、1 回の刺激に対して式 (2-3) から特徴ベクトルを求める。

$$\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1(1), \dots, \mathbf{x}_1(N), \mathbf{x}_2(1), \dots, \mathbf{x}_2(N), \dots, \mathbf{x}_K(N)] \quad (2-3)$$

$K$  と  $N$  はそれぞれ、部位数とサンプリング数を表わしている。 $\mathbf{x}_i(j)$  は、 $i$  目のチャンネルからの  $j$  目のサンプルを表わしている。ここでは、 $N=100$ 、7 チャンネルの場合は、 $K=7$ 、3 チャンネルの場合は  $K=3$  となる。

平均する場合は、1 回の刺激に対して (2-4) から特徴ベクトルを求める

$$\mathbf{x} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k [\mathbf{x}_i(1), \dots, \mathbf{x}_i(N)] \quad (2-4)$$

学習データは、文字入力区間の各セットの 1 文字目のデータとし、評価は学習したデータを除いたセットの 1 文字目のデータとした。各セット 3 文字の入力を行ったが、2 文字目 3 文字目に P3 成分が見られなかったためである。

実験参加者 A の SVM の学習データを各チャンネル連結したものと加算したものとしたターゲットと非ターゲットの波形の重ね書きと加算平均を図 2-22 に示す。実験参加者 A の結果を図 2-22 に示す。左欄は SVM の学習に各チャンネル連結したデータを用いた場合、右欄は加算データを用いた場合であり、上段は各試行の重ね書き、下段は加算平均波形で、ターゲットの場合を青、非ターゲットの場合を赤で示している。実験参加者のうち 1 名は、独立成分が、うまく分離しなかったため解析対象から外した。さらにもう 1 名は、文字入力時の P3 成分が見られないため解析対象から外した。そのため、解析は 2 名で行う。

SVM の学習の教師データは、P3 が含まれるはずのターゲットを 1、非ターゲットを -1 として学習させた。

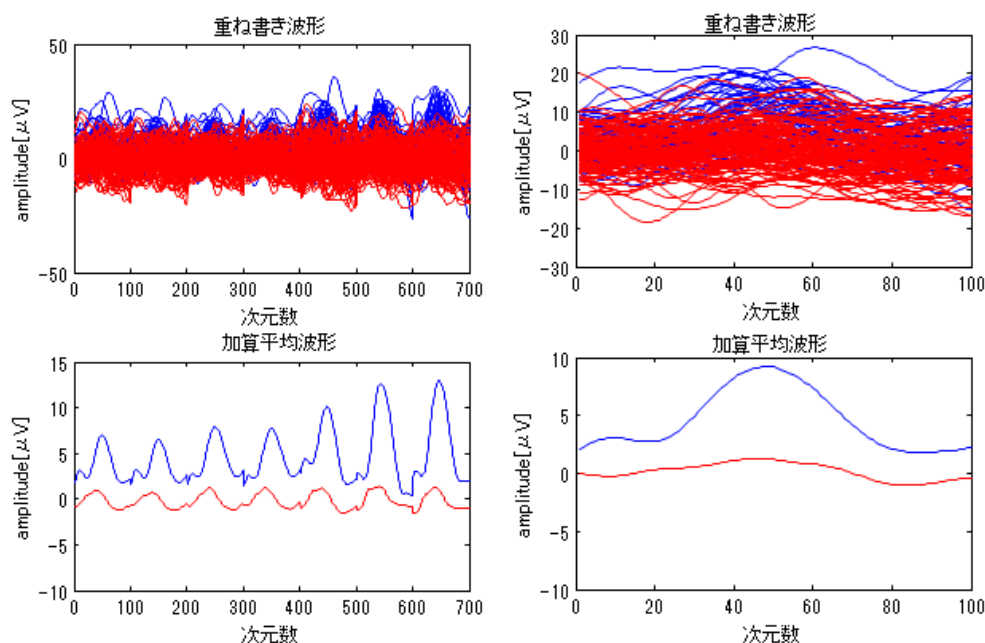


図 2-22 SVM の学習に 7 部位連結データを用いた場合 (左) と 7 部位を加算したデータを用いた場合 (右) 重ね書き (上) と加算平均波形 (下) (青：ターゲット, 赤：非ターゲット)。

Fig. 2-22 Two types of feature vectors made by averaging EEG signals over channels (right) and by connecting them in a sequence (left) (upper panel: superimposed EEG signals, lower panel: averaged signals, blue: target, red: non-target).

## (b) SVM による判定方法

1 試行終わるごとに前処理した計測データを SVM にかける。出力される結果は、1 と -1 で出力される。文字の判定アルゴリズムは、1~N 試行の P3 有りと判別された出力回数を各行と各列ごとに数え、最多となる行と列の交点を出力文字とするものとした。用いる計



測チャンネルやSVM学習の際のP3有り と P3無し のデータ数の比率を変えて、判定に必要な試行数を調べた。具体的には、 $i \leq N (\leq 30)$  ですべて正判定となる最小の試行回数  $i$  を求めた。

## 2.5.3 結果

### (1) アーティファクト除去

アーティファクト除去前、独立成分、除去後のキャリブレーション区間の眼電図との相関係数を表したものを、7部位のときを図2-23、3部位のときを図2-24に示す。

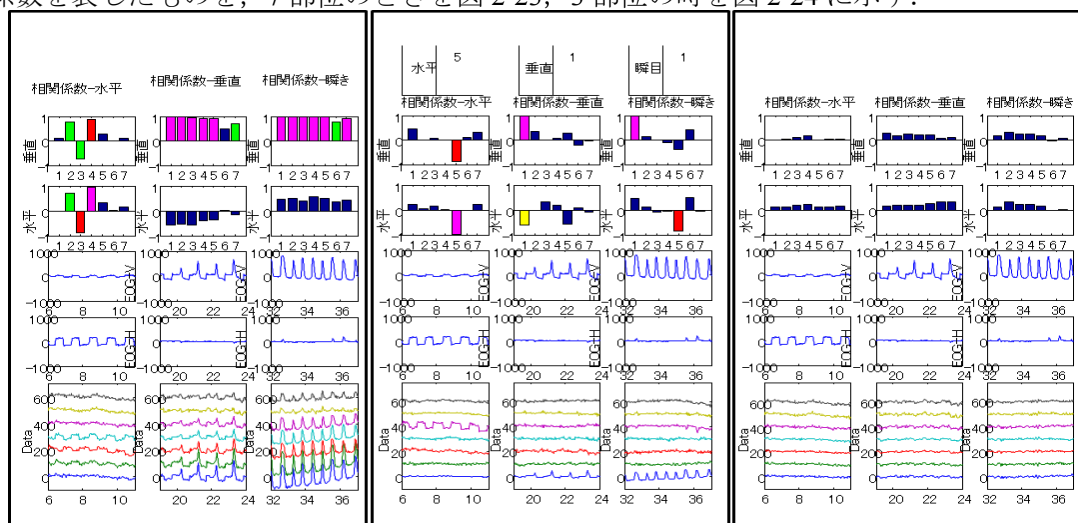


図2-23 7部位使用時のキャリブレーション区間の、眼電図とRawデータ(左)・独立成分(中央)・アーティファクト成分除去後の脳波(右)との相関係数

Fig. 2-23 The coefficients of correlation between EEG(or ICs) and EOG using seven EEG channels(left: Raw Data, center: Independent Component, right: Data after artifact removal).

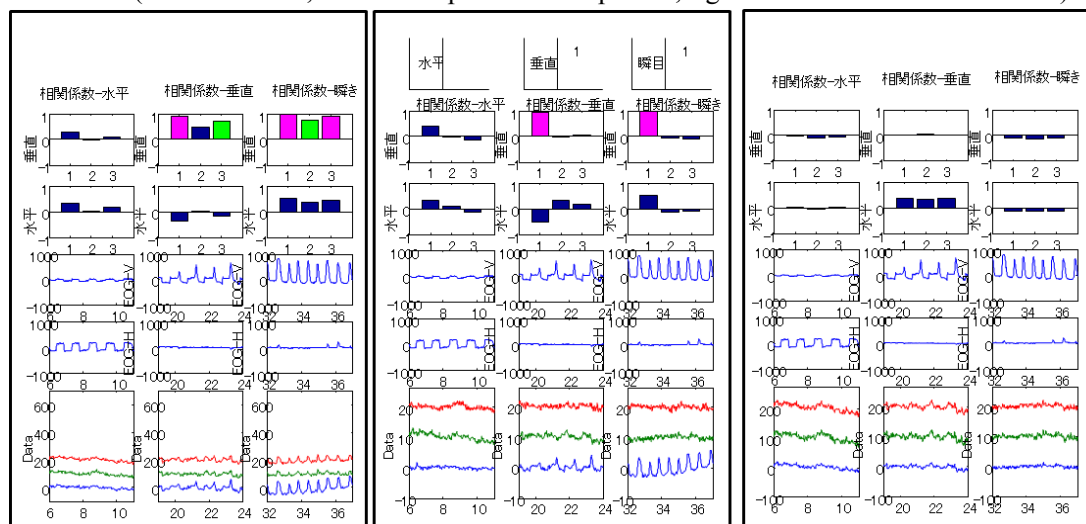


図2-24 3部位使用時のキャリブレーション区間の、眼電図とRawデータ(左)・独立成分(中央)・アーティファクト成分除去後(右)の脳波との相関係数

Fig. 2-24 The coefficients of correlation between EEG(or ICs) and EOG using three EEG channels(left: Raw Data, center: Independent Component, right: Data after artifact removal).

図 2-23 より、左図より眼球運動によるアーティファクトが多く混入しているのがわかる。独立成分で、瞬目と眼球運動成分に関連した成分が検出され、右図では相関係数が下がっており、アーティファクト成分が取り除かれているのがわかる。

図 2-24 の左図より、使用する 3 部位は水平眼球運動による影響がほとんどない。そのため、垂直と瞬目の成分のみ取り除くだけでよく、中央の図より、瞬目と垂直の成分が抽出され、右図で成分が除去され、相関係数も下がっている。そのため、3 部位の場合でも、7 部位と同じようにアーティファクトの除去が行えているのがわかる。

## (2) SVM による判定方法

実験参加者 4 名中 2 名の 7 部位で ICA によるアーティファクト抽出・除去を行い、除去後の 7 部位全部を SVM の学習に用いるときと、P3 の大きく出る 3 部位 (Fz, Cz, Pz) だけ SVM の学習を行うときの、各部位の連結か加算平均、ターゲットと非ターゲットの学習データの比率の違いによる結果を図 2-25 に示す。図 2-25 には、3 部位で ICA によるアーティファクト抽出・除去を行い、除去後の 3 部位全てを用いて SVM の学習を行ったときの結果も示す。

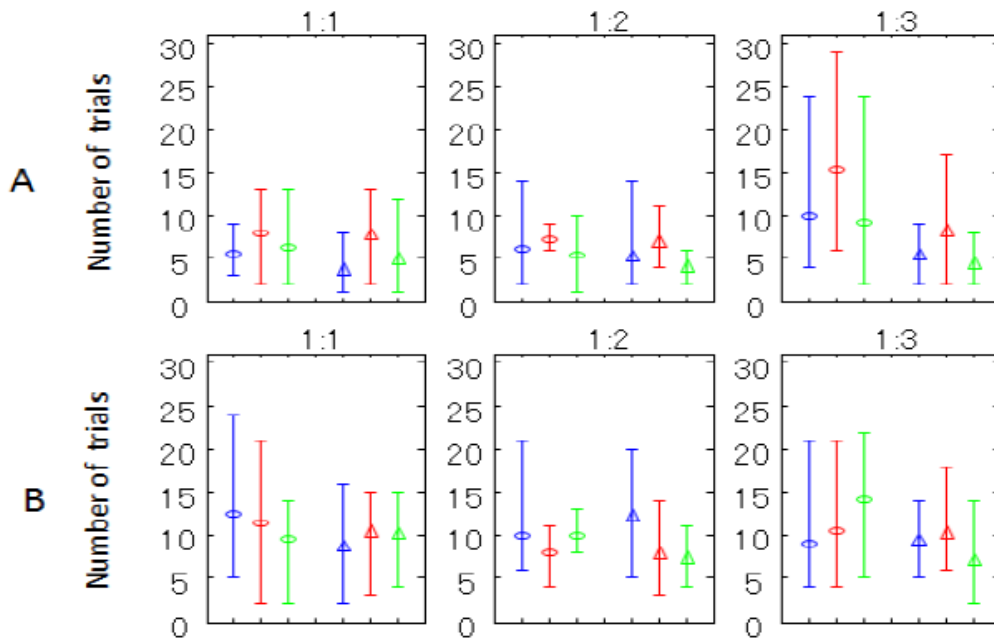


図 2-25 学習の違いによる必要な試行回数の違い. 平均(要, △)と最大/最小試行  
 実験参加者 2 名 (上 : A, 下 : B), 3 つの学習比率 (左 : 1:1, 中央 : 1:2, 右 : 1:3),  
 使用チャンネルの 3 つの組み合わせ (青 : アーティファクト除去 : 7 部位, SVM : 7  
 部位, 赤 : アーティファクト除去 : 7 部位, SVM:3 部位, 緑 : アーティファクト除  
 去 : 3 部位, SVM:3 部位) .

Fig. 2-25 Average (○,△) and minimum/maximum trials needed to obtain correct answers  
 for two participants (upper: A, lower: B), three ratios (left: 1:1, center: 1:2, right: 1:3),  
 three combinations of used channels (blue: artifact removal; 7ch, SVM; 7ch, red: artifact removal;  
 7ch, SVM; 3ch, green: artifact removal; 3ch, SVM; 3ch), and two feature vectors (○:  
 averaged, △: connected).

図2-25より, 7部位を用いてアーティファクト除去したときと3部位で行ったときでは,  
 最大/最小試行に大きな違いが見られない. SVMで学習させるターゲットと非ターゲット  
 のデータ数が1対3の場合では, 他の場合と比べ最大/最小試行が大きくなっているよう  
 に見える. また, 1対2の場合は, 最大/最小試行が小さくなる場合がみられる.

さらに詳しく見るために, 試行回数の増加に伴う正答率の変化を調べた. アーティファ  
 クト除去に7部位用いたときの図を, 実験参加者Aを図2-26に, 実験参加者Bを図2-27  
 に示す. アーティファクト除去に3部位用いた時の図を, 実験参加者Aを図2-28に, 実  
 験参加者Bを図2-29に示す. 図より, 実験参加者AとBは, 学習データと評価データの組  
 み合わせが6種類あるため, 6になれば全て正答(100%)となる.

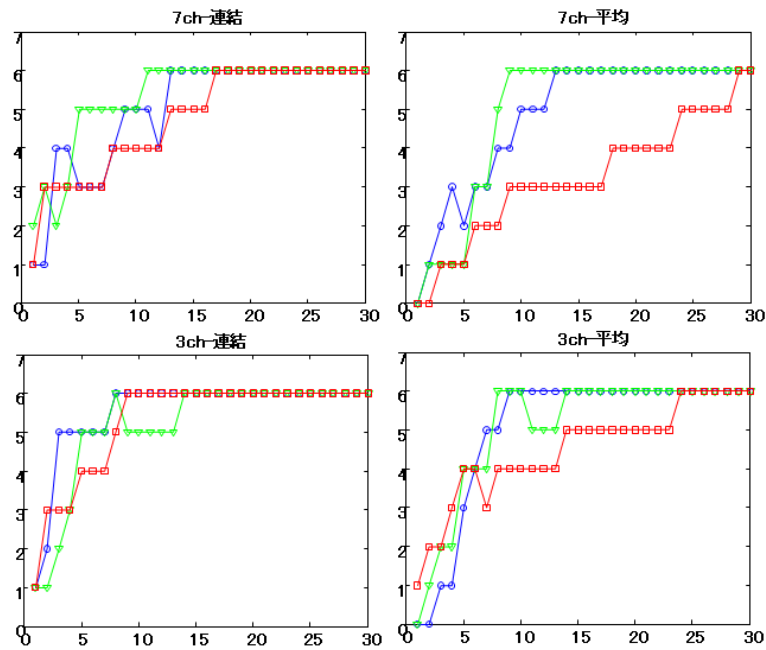


図 2-26 試行回数と正答率 (実験参加者 A, 左: 連結, 右: 平均, 青: 1 対 1, 緑: 1 対 2, 赤: 1 対 3) .

Fig. 2-26 Comparison of the number of trials needed to obtain correct answers for two feature vectors (participant A, left: connected, right: averaged, blue: 1:1, green: 1:2, red: 1:3).

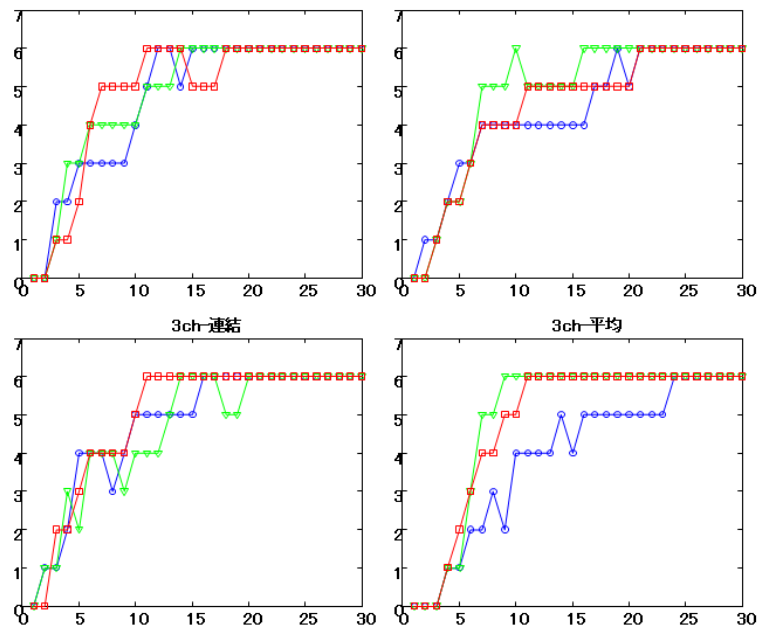


図 2-27 試行回数と正答率 (実験参加者 B, 左: 連結, 右: 平均, 青: 1 対 1, 緑: 1 対 2, 赤: 1 対 3) .

Fig. 2-27 Comparison of the number of trials needed to obtain correct answers for two feature vectors (participant B, left: connected, right: averaged, blue: 1:1, green: 1:2, red: 1:3).

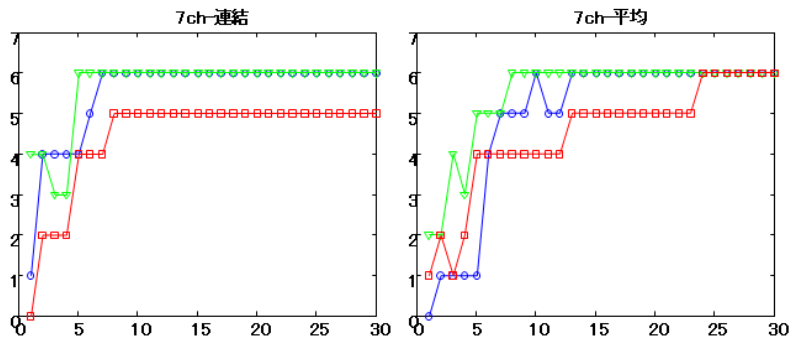


図 2-28 試行回数と正答率（実験参加者 A, 左：連結, 右：平均, 青：1 対 1, 緑：1 対 2, 赤：1 対 3）。

Fig. 2-28 Comparison of the number of trials needed to obtain correct answers for two feature vectors (participant A, left: connected, right: averaged, blue: 1:1, green: 1:2, red: 1:3).

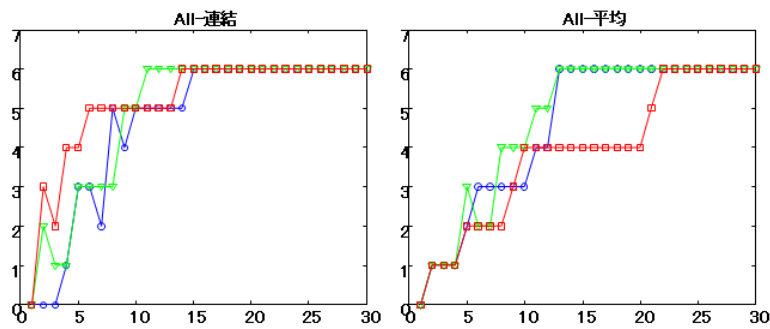


図 2-29 試行回数と正答率（実験参加者 B, 左：連結, 右：平均, 青：1 対 1, 緑：1 対 2, 赤：1 対 3）。

Fig. 2-29 Comparison of the number of trials needed to obtain correct answers for two feature vectors (participant B, left: connected, right: averaged, blue: 1:1, green: 1:2, red: 1:3).

図 2-26, 2-27 より, 1 対 2 (緑) が比較的正答率がよく, 1 対 3 では正答率が低い傾向がある. 次に, 連結か平均化の学習の違いによる正答率をみるため, 1 対 2 の比率で学習したものを使用し, 比較を行った. 図 2-30 に示す.

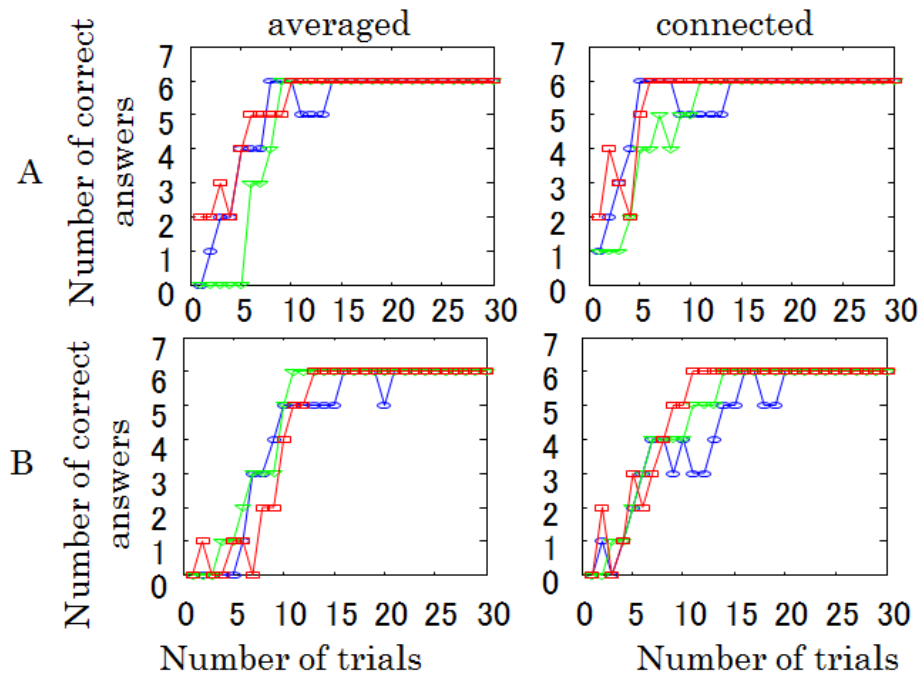


図 2-30 試行回数と正答率の比較(青：3 部位平均，緑：3 部位連結，赤：全ての部位平均，マゼンダ：全ての部位連結).

Fig. 2-30: Comparison of the number of trials needed to obtain correct answers in the case of a ratio of 1:2 for two feature vectors (left: averaged, right: connected, blue: artifact removal; 7ch, SVM; 7ch, red: artifact removal; 7ch, SVM; 3ch, green: artifact removal; 3ch, SVM; 7ch).

図 2-30 より，アーティファクト除去に 3 部位使用している時は，実験参加者 A・B ともに，連結の方が少ない試行回数で 100%になっている．試行回数は，少ないものでは 5 試行で安定している．アーティファクトと除去に 7 部位用いた時は，全ての部位平均のときと 3 部位の平均のときが，試行回数が少なくても全て正答している．7 部位でアーティファクト除去して学習したときと 3 部位のみでアーティファクト除去して学習したを比較すると，大きな違いがあまり見られない．

## 2.6 簡易脳波計測装置を用いた P3 の検出[21]

### 2.6.1 目的

本章では、電極装着を位置の再現性よくかつ簡便に行えるように、市販のヘッドセット型の 14 ch 脳波計測装置 Emotiv[22]を導入する。この装置は、脳波を用いたゲームや入力インタフェースへの応用が進められているが、脳波や事象関連電位が正しく測れているのかについての研究は少ない。Hiran[23]は、Emotiv から本当の EEG が計測できているかどうか、P3Speller を用いて事象関連電位 P3 を計測している。その結果、Emotiv でも P3 成分を確認でき計測が行えることを示している。さらに、Hariston[24]らは、人の頭を模擬したファントムヘッドを作成し、Emotiv を含む市販の 3 つのワイヤレスシステムと従来の有線の脳波計測システムの ERP のずれを、10 Hz のサイン波を入力し比較している。その中で、最も悪かったのが Emotiv であり、事象関連電位のタイミングのずれがひどく、補正することにより正しい波形が確認できるとしている。Petieau[25]らは、医療用の装置と Emotiv を用いた正答率の違いを実験参加者 7 名で比較している。この中では、椅子に座っているときと歩いているときを 2 条件行っている。どちらも医療用のシステムの方が良いとしているが、Emotiv で計測しても 80 %以上の正答率を得ている。

しかし、これらの研究では、Emotiv の脳波が、医療用アンプで計測した時の脳波とどれほど違うかの比較を行っていない。また、Emotiv には P3 成分が大きく出る頭頂部に電極が配置されていないので、部位による違いの問題もある。そこで、皿電極を用いて従来の脳波計測アンプと Emotiv で計測した脳波から、従来ののは計測アンプで計測した脳波から求めた P3 成分と同等の P3 成分が Emotiv から得られるか確認する。また、Emotiv で P3 成分を求める際は、中心部に近い電極部の脳波を加算平均して求める。

### 2.6.2 方法

#### (1) 実験参加者

本実験は、大阪工業大学ライフサイエンス実験委員会の審査に基づき、大阪工業大学学長の承認を得て実施した(承認番号: 2011-27)。実験参加者は、書面と口頭による説明を行い、文書による承諾を得た健常男子大学生 5 名である。

#### (2) 計測

電極位置は、国際 10/20 法に基づいて配置された AF3, AF4, F7, F8, F3, F4, FC5, FC6, T7, T8, P7, P8, O1, O2 とリファレンスの CMD, DRL の 14 ch である。Fz, Cz に皿電

極 (NF-155A, 日本光電) を配置し, 8ch 生体アンプ (BA1008m, デジテックス) を用いて, センシティブリティは  $20 \mu\text{V}/\text{mm}$ , 時定数  $1.5 \text{ s}$  で増幅してサンプリング周波数  $1024 \text{ Hz}$  で計測 PC に取り込んだ. 同時に, 同じアンプを用いて水平・垂直の眼電図も, センシティブリティ  $200 \mu\text{V}/\text{mm}$  で, 計測した. 図 2-31 に Emotiv の電極位置と電極装着図を示す. Emotiv のパラメータは, 時定数  $0.8 \text{ s}$ , 高域遮断周波数  $45 \text{ Hz}$ , サンプリング周波数  $128 \text{ Hz}$  である.

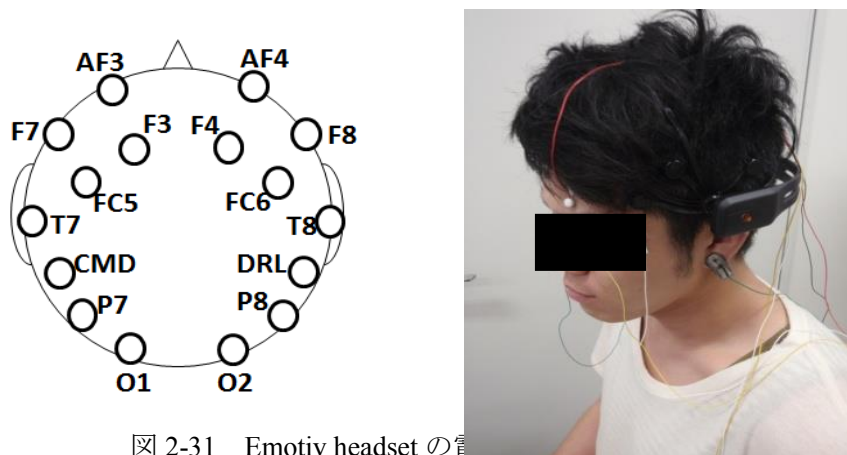


図 2-31 Emotiv headset の電極位置と電極装着図.  
Fig. 2-31 Emotiv headset electrode locations and the Emotiv worn on the head.

### (3) 手続き

Emotiv をマニュアル通りに実験参加者に取り付けてもらう. 電極と頭皮の接触には生理食塩水を含んだフェルトが用いられ, 装着は 1 分程度で行える. 次に, 復元作用素を求めるためのデータを取得する. 方法と条件は, 2.5.2 と同じである. 眼球運動課題とオドボール課題を 1 セットとする. 1 日目に 3 セット, 日を変えて 3 セット, 計 6 セット計測する. 提示画面と実験風景を図 2-32, 図 2-33 に示す.

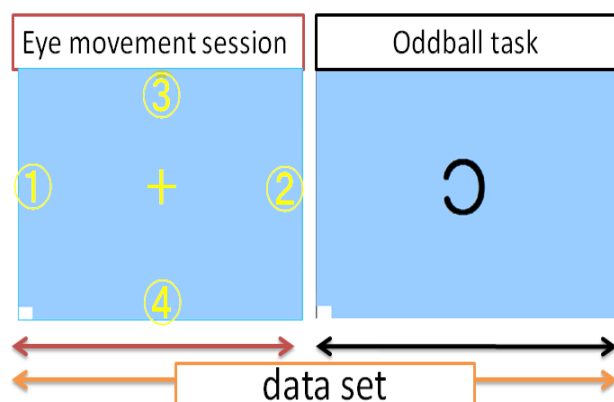


図 2-32 指示画面.  
Fig. 2-32 The instructions on the display.

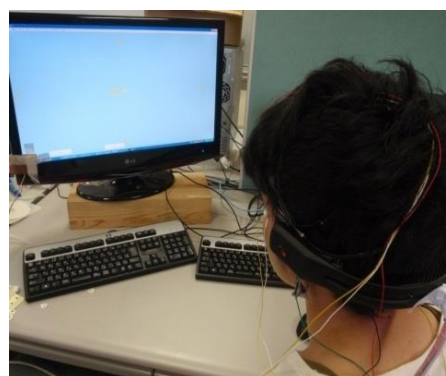


図 2-33 実験風景.  
Fig. 2-33 Experimental setting.



#### (4) 解析方法

計測した脳波データは、オドボール区間の刺激ごとに、 $-0.2\sim 1$  s を切り出し、 $-0.2-0$  s を平均した値を  $0 \mu\text{V}$  としてベースライン補正を行った。ここでは、アーティファクト除去手法に、EOG データが  $\pm 100 \mu\text{V}$  を越えた試行を加算平均から取り除く手法を用いた。これは、P3 を求めるときに使用するアーティファクト除去の従来手法であり、2.4 で提案したアーティファクト除去手法が、Emotiv でも適用できるかわからないため、まず、確実な方法として用いた。このとき皿電極で計測したデータは、128 Hz にダウンサンプリングして加算平均を行った。レファレンス電極は、Fz は左耳朶、Cz は右耳朶とした。Emotiv には P3 成分が大きく出現する中央部に電極がないため、中心部に近い電極部位の脳波を加算平均して、P3 成分を求める。Emotiv の加算平均に使用する電極部位と皿電極の装着部位を図 2-34 に示す。

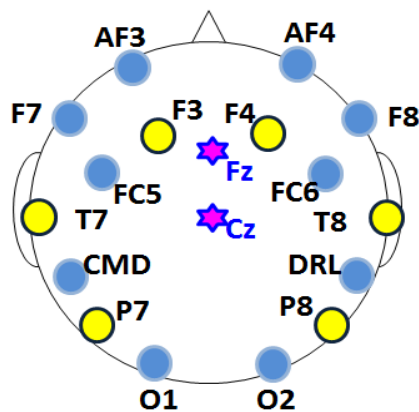


図 2-34 Emotiv の P3 を求めるときに使用 (加算平均),  
○ : Emotiv の電極位置, 黄色○ : 加算平均に使用した部位, ☆ : 皿電極.  
Fig. 2-34 Electrode position for obtaining P3 with Emotiv, ○: electrode position of Emotiv, yellow ○: using electrode position for average, ☆: plate electrode.

#### 2.6.3 結果

実験参加者 5 名 (A~E) の皿電極と Emotiv で得た P3 成分を図 2-34 に示す。青線が非ターゲットで赤線がターゲットである。皿電極 Fz, Cz と同じように、Emotiv でも非ターゲットとターゲットの P3 成分の違いがみられ、ほぼ同等の波形が得られているのがわかる。

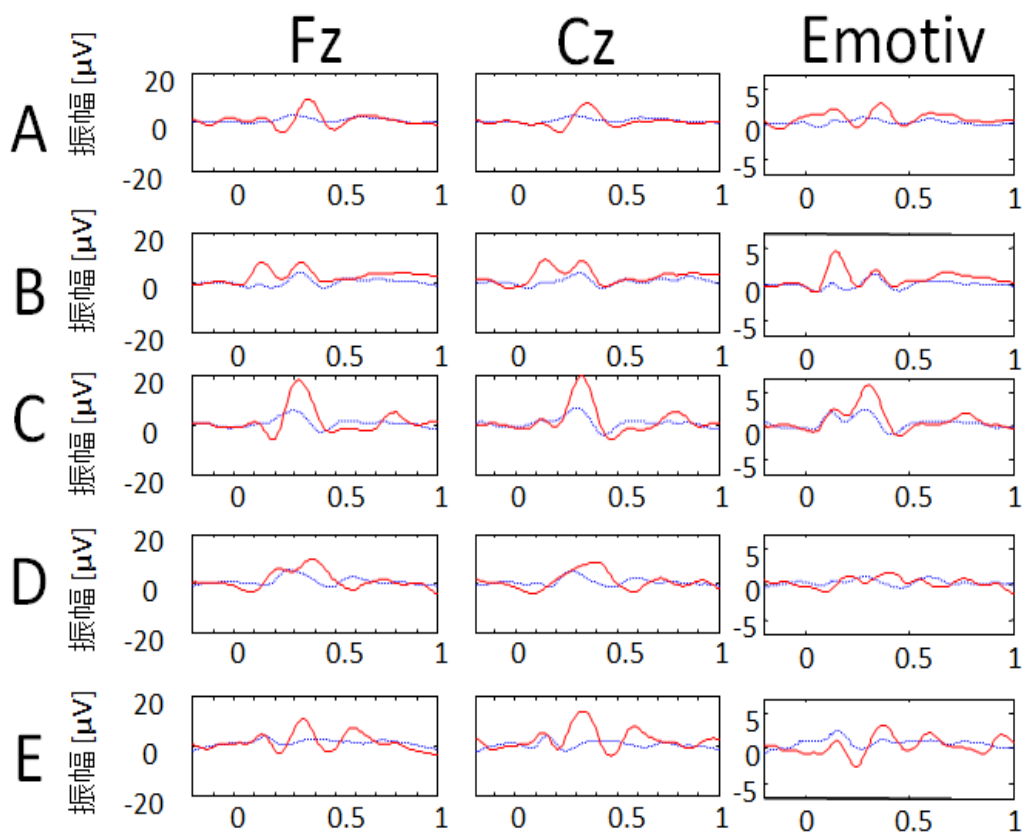


図 2-35 皿電極(Fz,Cz)と Emotiv から得られた P3 成分 (実験参加者 5 名(A-E), 赤線 : ターゲット, 青線 : 非ターゲット) .

Fig. 2-35 P3 components obtained from plate electrodes (Fz and Cz) and Emotiv in 5 participants (A-E)(red line: target, blue: non-target).

## 2.7 簡易脳波計測装置を用いたアーティファクト除去[21]

### 2.7.1 目的

2.4 で提案した眼球運動関連のアーティファクト除去の手法は、10-20 法で装着した 4-6 部位の脳波を用いて有効性を示したものである。そこで、提案手法を Emotiv の 14 部位の計測データに適用できることを確認する。さらに、個人内で、電極を装着し直しても、日が異なっても、予め取得した復元作用素を用いたアーティファクト除去が可能かどうかを調べる。2.6 に示したデータを使用して解析を行った。

### 2.7.2 解析方法

眼球運動区間の、Emotiv から計測した脳波データに ICA を適用して、独立成分と復元作用素を得る。得られた独立成分と眼電図の相関を各眼球運動区間で求める。そして、水平・垂直眼球運動と瞬目の各区間の眼電図と独立成分の相関係数が大きい成分を眼球運動成分として特定・除去する。

ここで、①アーティファクト成分を除去していない除去前と、先ほど得られた復元作用素と特定されたアーティファクト成分を、②同じセットに適用してアーティファクト除去、③同日に習得したセット（電極付け替えなし）に適用してアーティファクト除去、④違う日に習得したセット（電極付け替えあり）に適用してアーティファクト除去する 4 条件を比較した。除去後の眼電図との相関を求め、アーティファクト混入度合いを比較する。

### 2.7.3 結果

図 2-36 に、実験参加者 1 名の各条件の、アーティファクト混入度合いを各眼球運動区間の眼電図と各部位の脳波との相関係数で表す。除去前(図 2-36 の①)は、各区間で相関係数が高く、アーティファクト混入が大きいことがわかる。②復元作用素を求めたデータセットに適用しても③同じ日の違うデータセットに適用しても、各部位の相関係数が小さくなりアーティファクト成分が除去できていることがわかる。④電極付け替えありの場合、相関係数が 0.6 のものがあるが、除去前のデータと比べアーティファクト成分が除去できているのがわかる。

次に、実験参加者 5 名分のアーティファクト混入度合いを全相関係数の合計に対するパーセンテージで表したものを、図 2-37 に示す。どの実験参加者も、除去前では 0.6 以上（赤）と 0.5 以上（黄色）の相関係数の割合が多いのがわかる。②と③の電極付け替えなしの条

件では、ほぼ除去できているのがわかる。④電極付け替えありの条件では、除去前と比べ0.6以上の相関係数が減少しているのがわかる。

図 2-38 に、④の違う日に習得したセットの条件で、非ターゲット時の除去前と除去後の重ね書きと加算平均したものを示す。除去前では瞬目の成分が多く、加算平均すると P3 と似た成分が見られるが、除去後ではなくなっているのがわかる。

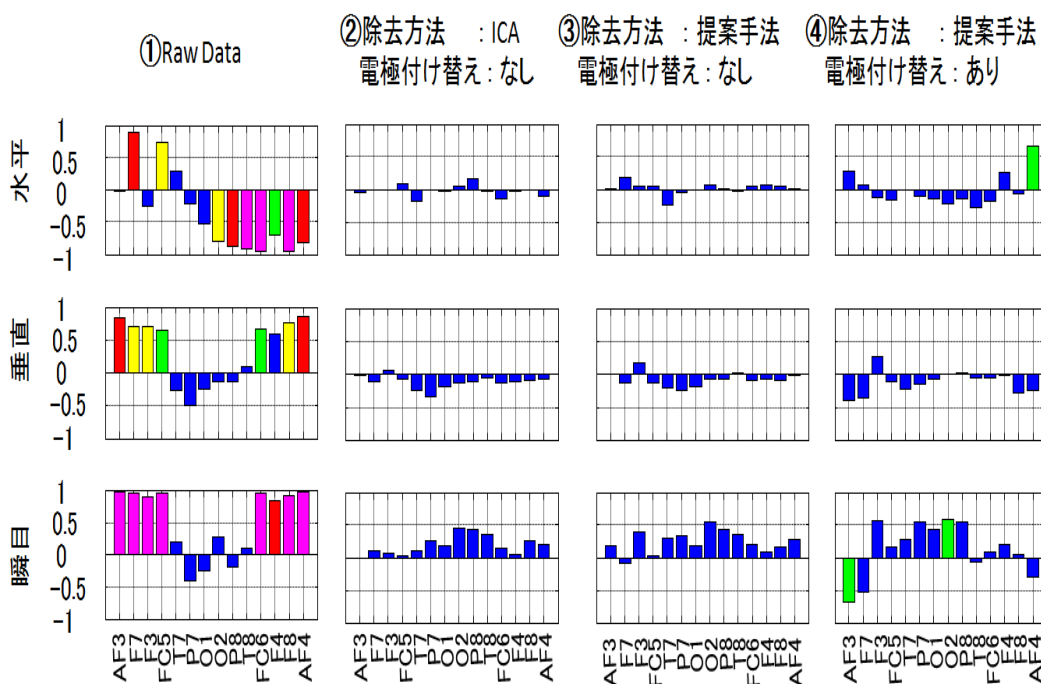


図 2-36 EOG と EEG の間で相関係数によって評価される残留するアーティファクト成分の程度に関するアーティファクト除去方法の比較  
(マゼンダ: 相関係数 0.9-1, 赤: 相関係数 0.8-0.9, 黄: 相関係数 0.7-0.8, 緑: 0.6-0.7, 青: 相関係数 0-0.6) .

Fig. 2-36 Comparison of the artifact removal methods with regard to the degree of residual artifact components as evaluated by the correlation coefficients between EOGs and EEGs (coefficient of correlation: masenta: more than 0.9, red: more than 0.8, yellow: more than 0.7, green: more than 0.6, blue: less than 0.6).



図 2-37 実験参加者 5 名 (A-E) の全データのアーティファクト混入度合い除去方法, ①RawData, ②提案手法: 電極付け替えなし, ③提案手法: 電極付け替えあり (同じ日の復元作用素を適用), ④提案手法: 電極付け替えあり (別の日の復元作用素の適用) .

Fig. 2-37 The ratio of small (blue), moderate (yellow), and large (red) correlation coefficients between EOGs and EEGs (raw data, data applied by three kinds of artifact removal) for five participants (A-E).

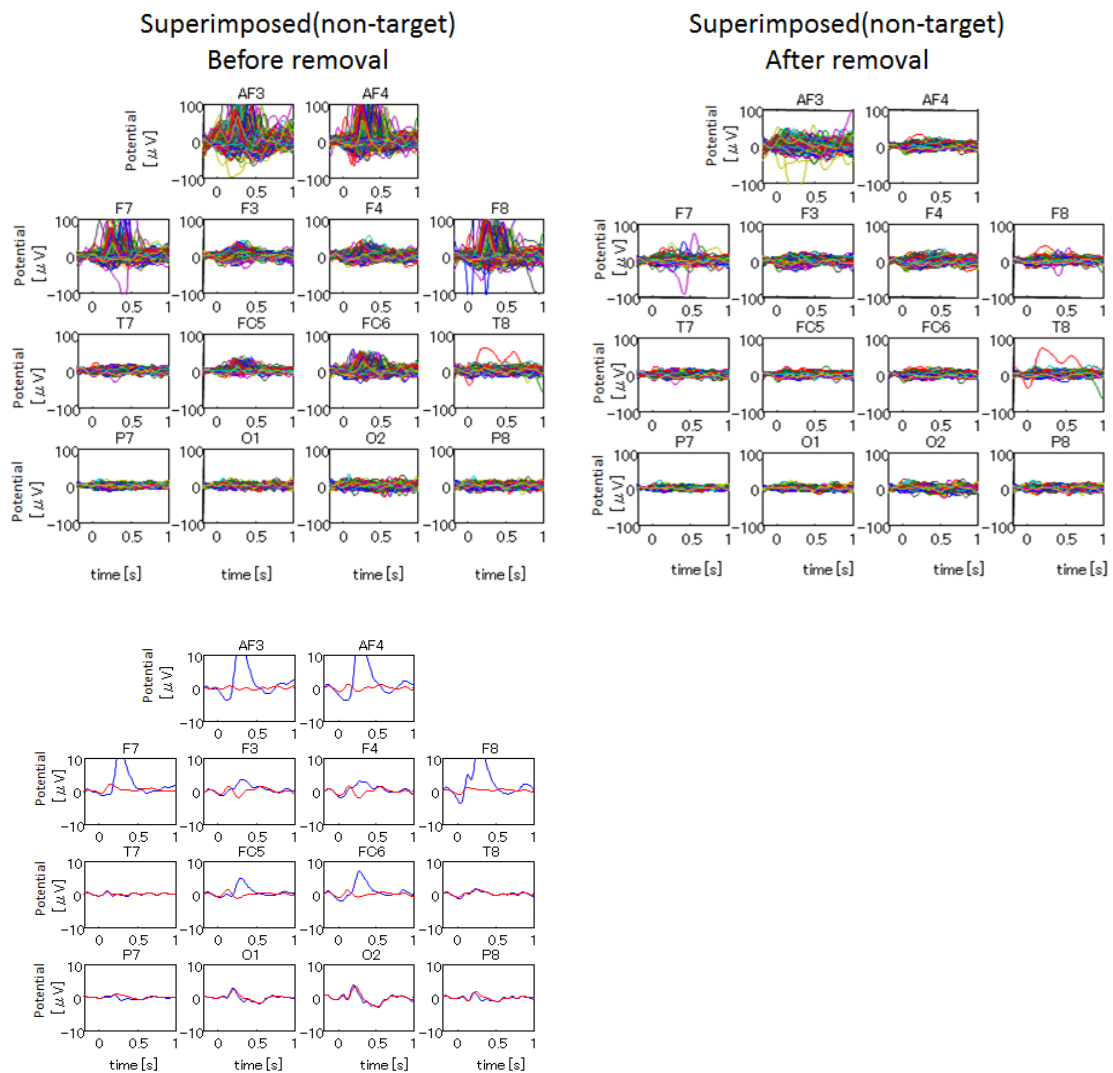


図 2-38 眼球運動成分の除去前と除去後の非ターゲットの加算平均波形の比較  
 (図下, 青線: 除去前, 赤線: 除去後) .

Fig. 2-38 Comparisons in the averaged EEGs before and after artifact removal  
 (bottom: blue line: before artifact removal. red: after artifact removal) .

次に、提案した手法により、必要な P3 成分を除去していないかを調べた。④の電極付け替えありの条件のときの P3 成分と、アーティファクト成分の除去を眼電図の± $\mu$ を超えた試行を加算平均から除去する従来手法で行ったときの P3 成分を比較した。図 2-39 に加算平均したものを示す。従来手法（点線）と提案手法の P3 成分を比べると、同等の波形が得られ、これより、提案手法でも P3 成分が除去されていないのがわかる。

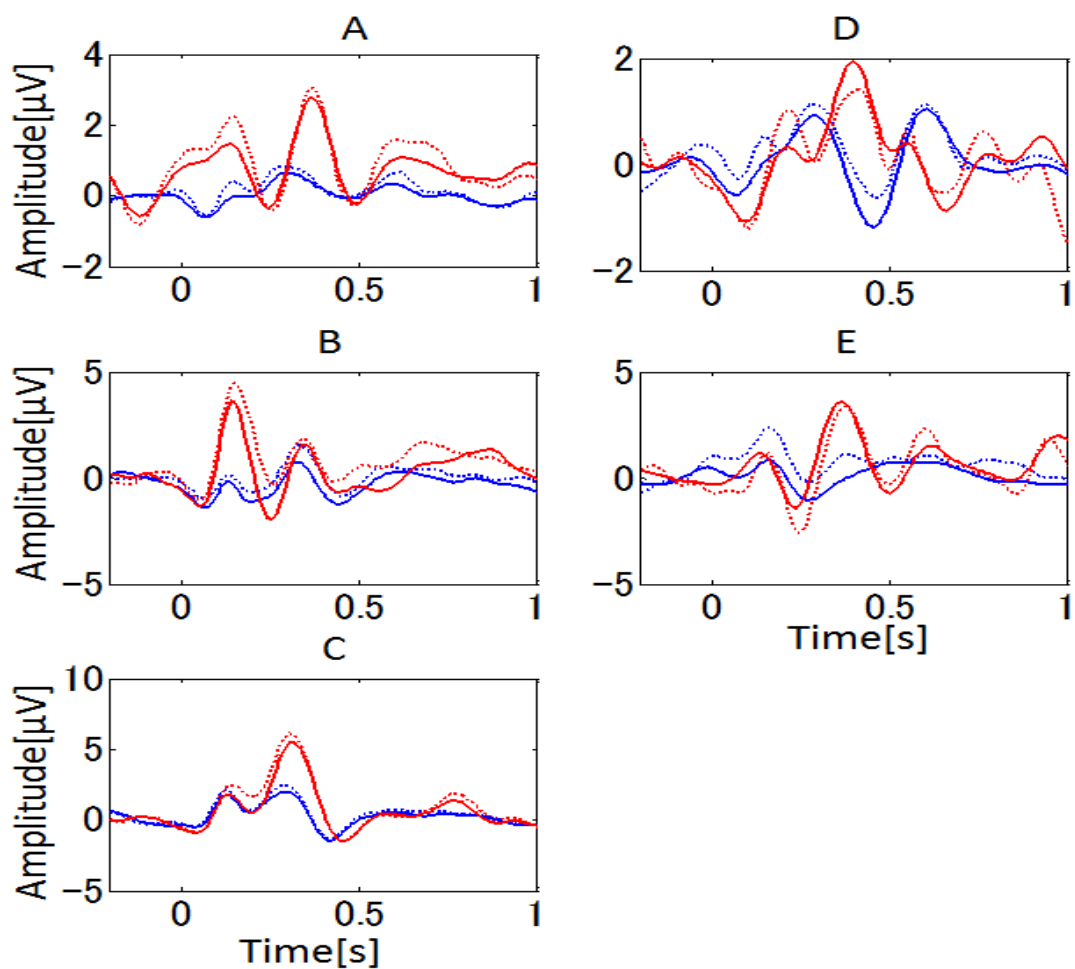


図 2-39 P3 成分の比較： 実線：提案手法，点線：従来手法，ターゲット刺激（赤）と非ターゲット（青）。

Fig. 2-39 Comparison of P3 components: solid line, the proposed method; dotted line, conventional method: red denotes target stimuli. blue denotes non-target stimuli.

## 2.8 簡易計測装置 Emotiv の問題[21]

ここでは、Emotiv のサンプリング周波数の変動について調べた結果を報告し、Emotiv のみでほぼリアルタイムに生体信号を使わずに ERP を求めることを期待する。

Emotiv は、外部からの入力を受け付けていないため、ERP を求めるためのトリガ信号を得るときに問題となる。これまでのオフライン解析では、生体アンプで計測した脳波と画面に取り付けた照度センサから計測した刺激信号は、AD 変換ボードを經由して PC に記録し、記録された刺激信号は ERP を求めるためのトリガとして用いている。

Hariston ら[24]の研究では、Emotiv のサンプリング周波数の時間変動は問題であると述べている。そのため本章では、オフラインの解析のために、実験参加者に計測開始時と終了前に数回瞬きするように教示した。医療用生体アンプを用いて計測した眼電図の垂直成分と Emotiv からの脳波の Fp3 から得られる瞬きの波形により開始時点の決定と修正を行った。計測終了時点も、同様に決定した。そして、両方のシステムの計測時間が等しくなるように、Emotiv のサンプリング周波数を計算して修正した。Emotiv から得られた脳波データは、3 次のスプライン関数によって補間されて正しいサンプリング周波数でリサンプルした。

まず始めに、Emotiv のサンプリング周波数の変動を確認した。ファンクションジェネレータで振幅が 100 mV、周波数が 10 Hz の三角波を用いて、直接 AD 変換ボードに入力し 128 Hz で計測した。使用した AD 変換ボードは、NI PCIe-6231, National Instruments である。この信号は、100  $\mu$ V に分圧して Emotiv の Fp3 の電極にも入力した。Emotiv の 2 つのリファレンス電極は、アースに接地した。これらの信号を別々の PC に保存した後、比較した。10 分間の試行を 10 試行行った。Emotiv で計測したデータは、AD 変換ボードで計測したデータと一致するように、サンプリング周波数とスタート時点を修正した。AD 変換ボードのサンプリング周波数が正しいと仮定すると、10 試行とも Emotiv のサンプリング周波数は計算により 127.885 Hz と推定された。サンプリング周波数を修正した後、両方のシステムから得られた信号のピーク時間を比較し、全ての 10 試行で、 $\pm 1$  サンプル ( $\pm 1/128$  s) 以内のずれがあることを確認した。



## 2.9 おわりに

本研究では対象者を障がい者に限定せず、健常者にも利用できるものを目指している。これには、さらなる簡便さが必要であり、眼球運動や瞬目に起因するアーティファクト除去が必須である。そこで、ICA を用いて、このアーティファクト除去するために、少数部位の検討を行った。水平・垂直眼球運動と瞬目を行う眼球運動区間をもうけ、このときの計測データと文字入力を行う文字入力区間の計測データを一緒にICAにかけることにより、前頭部と中心部を含む 4-6 部位の脳波を使用することで眼球運動成分を分離できることができた。また、眼電図との相関をとることにより自動的に特定し除去することもできた。

次に、アーティファクト除去をするために必要である ICA の計算時間を短縮するための検討を行った。その結果、先ほどの眼球運動区間に、P3 成分を含むオドボール区間を設け、事前にこれらを行った計測データを ICA にかけて復元作用素を求めておき、この求めておいた復元作用素を、文字入力区間の計測データに適用することで、アーティファクトの特定と除去が可能となった。このことにより、ICA を毎回かけずに、予め復元作用素を求めておくだけで、その後のアーティファクトを除去することができるようになった。

さらに、SVM を用いた入力文字判定を行った。ここでは、P3 成分を求めるために必要な加算回数を SVM の学習を行うことにより低減できないか検討した。また、部位数や P3 成分を含むターゲットデータと P3 成分を含んでいないその他のデータを SVM に学習するときのターゲットと非ターゲットのデータ数の比率による違いも比較した。実験の結果、SVM で学習する比率はターゲットが 1、その他が 2 で学習させた場合に最も良い識別結果が得られ、3 部位で 5 試行で判別できる例が得られた。この他のデータでも、約 10 試行程度で識別できる例が得られた。

次のステップとして、日常生活で脳波計測を簡単に行えるように Emotiv を導入した。Emotiv には、P3 成分の大きく出現する頭頂付近に電極が配置されていない。また、サンプリング周波数が 128 Hz と低く、周波数の揺らぎもあり、外部信号を入力することができないという問題点がある。しかし、データ補間の方法を工夫することにより、Emotiv でも P3 成分を求めることができ、さらにこれまでのアーティファクト除去手法が適用できた。電極を取り付けなおしても、予め求めておいた復元作用素を用いることで、アーティファクト除去できることを確認し、P3 成分も減衰していないことを確認した。2.4 章に示した P3 成分を SVM で学習させて判別させる手法を組み合わせせて発展させれば実用的なインタフェースとなる可能性があると考えられる。

## 第3章

# 視覚誘発電位 (SSVEP) を用いた 入カインタフェース

### 3.1 はじめに

2章では事象関連電位の P3 成分を用いた入力インタフェースを検討した。本章では、より短時間で入力することが期待できる定常視覚誘発電位(Steady State Visually Evoked Potential: SSVEP)を用いた入力インタフェースの開発を行う。さらに実用性を考え、毎回同じ位置に短時間で装着できる市販のヘッドセット型の 14 部位脳波計測装置 (EEG neuroheadset, emotiv 社, 以下 Emotiv) を使用する。目標は同じく、健常者でも日常生活で簡単に使用できる入力インタフェースの開発である。数種類のメニューを提示し、いずれかを選んで注視することでメニュー選択できるインタフェースを開発する。

3.2 で述べるように SSVEP を用いたインタフェースに関する多くの研究がある。ここでは、簡単に脳波計測が行えること、SSVEP を誘発する刺激は、光過敏性発作のリスクの大きい帯域を避け、20 Hz 以上の周波数を用いること、SSVEP の導出には計算量の少ない手法を用いること、キャリブレーションなし、または短時間で行えること、毎回識別器で学習させずに識別することを、特徴としたインタフェースの開発を目指す。

### 3.2 既存研究

#### 3.2.1 SSVEP とは

SSVEP は、視覚誘発電位 (Visual Evoked Potential: VEP) の 1 つであり、第 1 次刺激野の反応である。頭皮上では後頭部優位に出現する。例えば、15 Hz の点滅刺激を注視しているときの脳波を周波数解析すると、15 Hz の成分が大きく出現する。さらに、2 倍 3 倍の高調波も出現する (図 3-1) [1]。図の(a)は、刺激開始時点を固定して 10 試行の波形を平均した結果の SSVEP の波形である。(b)は(a)の信号のパワースペクトルであり、15 Hz の成分と高調波を示している。SSVEP を誘発する周波数は、1–100 Hz とされており[2]、周波数が高くなるほど SSVEP は誘発されにくくなる。

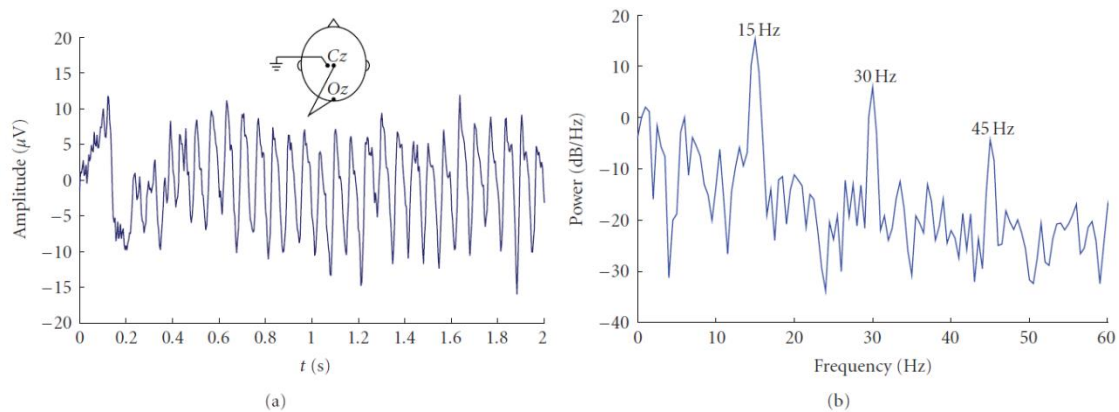


図 3-1 15 Hz の視覚刺激をしているときの脳波(Oz-Cz)の波形と周波数スペクトル.  
 Fig. 3-1 Typical waveform of an EEG signal(Oz-Cz) acquired during visual light stimulation with a frequency of 15hz and its frequency spectrum [1].

### 3.2.2 SSVEP を用いた入カインタフェース

Zhu ら[1]は, SSVEP を用いたインタフェースの研究を調査し, 刺激装置と刺激周波数, パフォーマンスを比較している. SSVEP を用いた BCI の機能モデルを図 3-2 に示す.

刺激装置は大きく分けて, LED(Light Emitting Diode)や蛍光灯やキセノンランプなどの専用のハードウェアを用いるものと液晶ディスプレイ(Liquid Crystal Display : LCD)やブラウン管(Cathode-Ray Tube: CRT)などの汎用表示装置を用いるものがある.

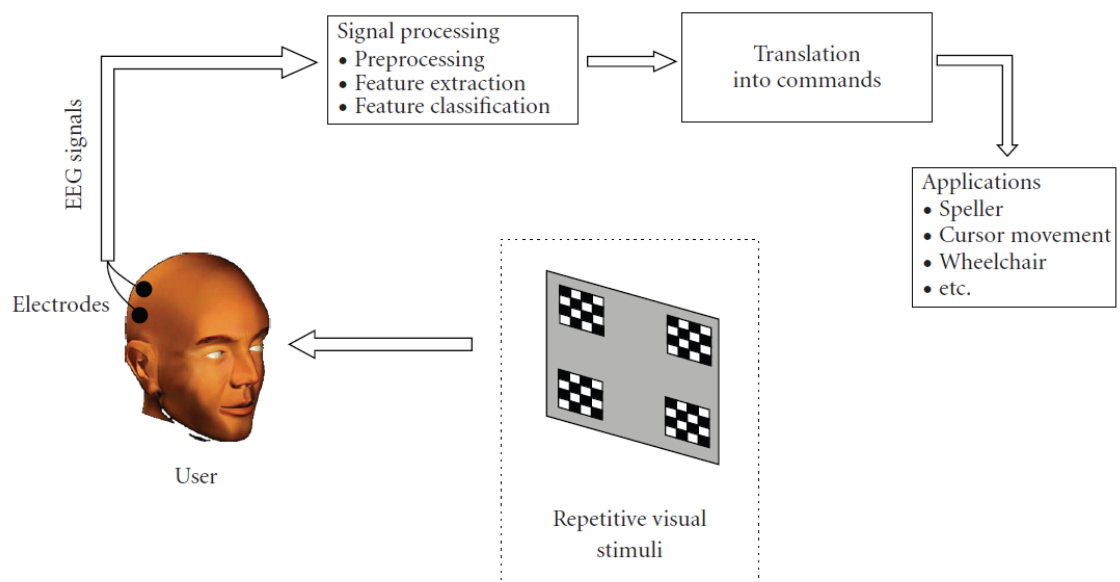


図 3-2 SSVEP を用いた BCI の構成[1].  
 Fig. 3-2 Functional model of an SSVEP-based BCI[1].

SSVEP による BCI に用いられる周波数は、1–12 Hz の低域周波数帯域、12–30 Hz の中間周波数帯域、30–60 Hz の高周波数帯域の大きく 3 つに分けられる[1]。多くの研究では SSVEP が大きく出現する低域周波数帯域、特に 10 Hz 付近の周波数帯域の刺激を用いている[3–8]。しかし、周波数が低いと光過敏性発作のリスクや、点滅のちらつきによる不快感が大きくなるため、高周波数刺激を利用したインタフェースが望まれる。高周波数の刺激提示が可能かどうかは、刺激装置に依存する。中・高周波数帯域の刺激を用いたものには、刺激装置に LED を用いた研究[3,4]と CRT を用いた研究[5,6]はあるが、LCD を用いたものは少ない。点滅刺激やパターンリバーサル刺激の場合には LCD では、リフレッシュレイトの整数分の 1 の周波数しか使えないという制約があるためである。リフレッシュレイト 120Hz の LCD でも利用できる周波数は限られる。この制約を回避するために正弦波状に輝度変調をした刺激を用いることが提案されている[7,8]。

複数のメニュー刺激を提示し選択するためには、メニューと刺激を対応付けるコーディングが必要である。コーディング方法には、刺激周波数によるもの[8–12]と位相によるもの[13–15]、両方を用いているもの[16,17]がある。本研究では、脳波計測装置に Emotiv を使用する。Emotiv はサンプリング周波数が低く揺らぎがあり、位相コーディングは難しいため、周波数によるコーディングを用いる。

脳波計測装置については、1–2 に概説したとおりである。電極帽などを用いて、128 部位[4]など多部位計測する方向と Emotiv のようなヘッドセット[7,8,12]や（数～十数部位）、ヘアバンド（1–2 部位）などが用いる簡易型の方向がある[9,13,14]。多チャンネル計測の方が、得られる情報量が多いが、電極装着が煩わしい。

信号解析には、前処理と特徴抽出分類（識別）の 3 ステップ必要である。

前処理には、独立成分分析[10]を用いてアーティファクト成分の除去や、電極の選定をしたり、刺激に対応した成分のみを取り出す、あるいは強調したりするために、正準相関分析[6,11,12]が使われ利用されている。

特徴抽出をするために、SSVEP では通常図 3-1 のように、高速フーリエ変換(Fast Fourier Transform: FFT)などによる周波数解析[9,18]をする。一方、刺激の特定位相をトリガとして脳波を切り出して加算平均する方法もある[15]。この方法でも、加算回数が充分あれば光刺激と同期していない脳波の自発成分を取り除ける。

分類（識別では）、特徴抽出後に線形判別[11,19]や SVM[10,20,21]等を用いて注目刺激の識別を行う。

このように、BCIの構成には多くの組み合わせがあり、またそれぞれの手法によってもパフォーマンスが異なる。パフォーマンス比較のための共通の指標として、情報伝達率 (Information Transfer Rate: ITR) がある。すべての研究で計算されているわけではないが、Zhuらの調査した文献[1]の中では、LEDで6–15 Hzの刺激周波数を用いたGaoら[21]の研究で情報伝達率が68 bits/min、LCDで6.5–15 Hzの刺激周波数を用いたBinら[22]の研究で情報伝達率が58 bits/minと最も高い。

本研究は、刺激提示装置がLCDで20 Hz以上の刺激周波数を用いることと、脳波計測にEmotivを用いることが特徴である。20 Hz以上の刺激周波数でEmotivを用いた研究はないため、刺激提示装置がCRTだが、27–43 Hzの刺激周波数を用いているLinら[6]と、刺激周波数が6.67–15.5 Hzと低いが、刺激装置にLCD、脳波計測装置にEmotivを用いているLiuら[12]の研究と比較する。

### 3.3 簡易脳波計測装置を用いた SSVEP の検出

#### 3.3.1 目的

Emotiv はサンプリング周波数が 128 Hz と低く、揺らぎもあるため、まず、Emotiv を用いても SSVEP が得られるかどうか確認する。従来の脳波計測装置と Emotiv で同時計測し、周波数解析による平均振幅スペクトルの比較と、加算平均法による振幅の比較を行う。さらに、19 部位の電極帽子を用いたときと同等の頭皮上分布が Emotiv でも得られるか確認する。

#### 3.3.2 方法

##### (1) 実験参加者

実験参加者は、書面と口頭による説明を行い、文書による承諾を得た健常男子大学生 1 名である(大阪工業大学ライフサイエンス実験倫理委員会承認番号 2013-10)。

##### (2) 刺激装置

刺激提示には、1つの白色 LED を用いた。LED の光刺激が強すぎるため、ポリエチレン素材のピン玉の底をくり抜いて LED にかぶせた。刺激周波数は、20 Hz と 24 Hz である。実験参加者の目の位置の照度は、LED が点灯時は 64 lx、LED が消灯時は 34 lx である。

##### (3) 計測手法

##### (a) データ収集 1: Emotiv と皿電極の同時計測

脳波計測は、Emotiv を使用した。比較のために皿電極 (NF-155A, 日本光電) を Oz (リファレンス: 左耳朶, アース: 額) に配置して 8 部位生体アンプ (BA1008m, デジテック) で増幅し、AD 変換して、Emotiv の計測データは別のパソコンに記録した。さらに点滅刺激に使用する信号 (ファンクションジェネレータで生成した方形波の信号) を同じ AD 変換ボードを用いて記録した。脳波も点滅信号もサンプリング周波数は 1024 Hz, 時定数 1.5 s, ハイカット 3000 Hz とした。Emotiv と皿電極の電極部位と電極装着図を図 3-3 に示す。

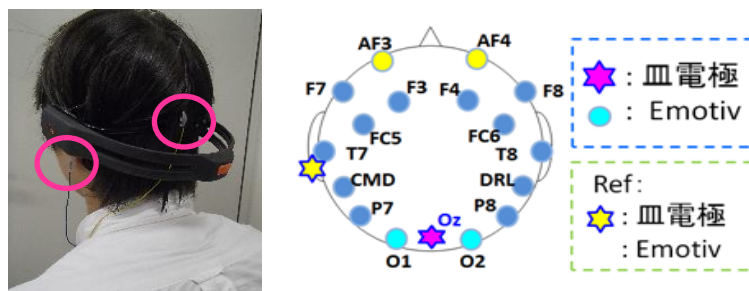


図 3-3 電極装着図と電極位置.  
Fig. 3-3 Electrode position and the electrode worn on the head.

## (b) データ収集 2: 電極帽を用いた多チャンネル計測

電位分布を比較するため、従来の脳波計測装置の多用途生体アンプ (Polymate, デジテックス) と 19 部位の電極帽 (Electro-Caps, Electro-Cap International) を用いて、脳波計測を行った。左右の耳朶にも電極を取り付けた。サンプルレートは、1000 Hz で、時定数 3 s、ハイカット 100 Hz に設定した。電極位置と電極装着図を図 3-4 に示す。

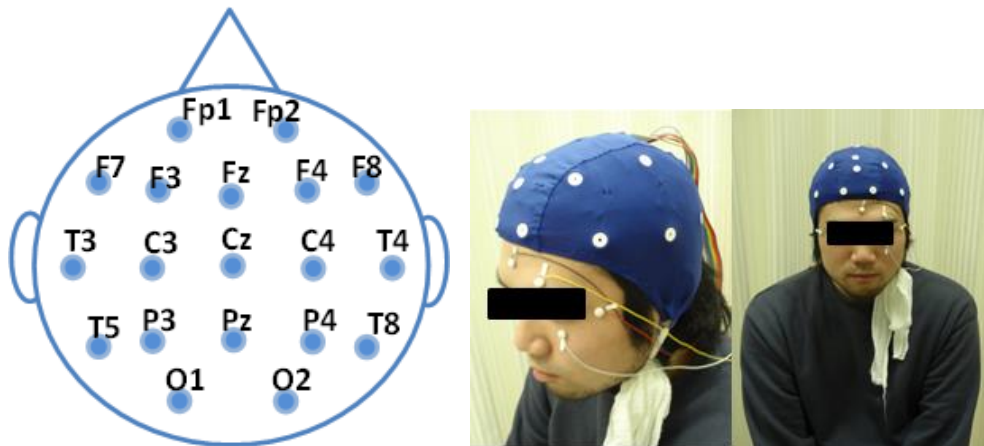


図 3-4 電極位置と電極装着図.

Fig. 3-4 Electrode positions and a participant wearing an Electro-Cap.

## (4) 手続き

実験参加者の顔前 30 cm 程度になるように、LED を取り付けたブレッドボードを手に持ってもらった。刺激は、20 Hz の方形波で 60 s 点滅させ、続けて刺激提示周波数を 24 Hz に変え 60 s 点滅させた。これを 1 セットとし、刺激提示の順番を入れ替えて、もう 1 セット行った。

### 3.3.3 解析方法

#### (1) Emotiv と皿電極で同時計測したデータの SSVEP の振幅比較

Emotiv で計測した O1 と O2 の脳波データをスプライン補間して 1024 Hz でリサンプルした。このデータと皿電極で計測した Oz の脳波データに 10 Hz のローパスフィルタをかけ、20 Hz の点滅区間と 24 Hz の点滅区間に分割した。それぞれ、窓長 4 s、オーバーラップ 2 s、で FFT にかけて、振幅スペクトルを求め、それを平均した。

#### (2) 加算平均法による振幅の比較

次に、計測した脳波信号に、それぞれ  $20 \pm 1$  Hz または  $24 \pm 1$  Hz の 2 次元のバンドパスフ



フィルタをかけ、LED の入力波形の方形波の立ち上がりトリガとして $\pm 0.2$  s 分を切り出し、各刺激区間ごとに加算平均して、波形を比較した。

### **(3) 脳波帽（19 部位）による計測データとの比較**

電極帽で計測した脳波データは、両耳朶連結に計算でリファレンスを変更し、解析 (1) と同じ周波数解析を行い、平均振幅スペクトルの  $20 \pm 0.5$  Hz と  $24 \pm 0.5$  Hz の平均を求めて頭皮上電位分布を求めて表し、Emotiv で計測したときの電位分布と比較した。

## **3.3.4 結果**

### **(1) Emotiv と皿電極で同時計測したデータの SSVEP の振幅比較**

20 Hz を見ていたときと、24 Hz を見ていたときの皿電極と Emotiv の振幅スペクトルを比較した結果を図 3-5 に示す。Emotiv でも皿電極でも、見ている 20 Hz と 24 Hz にピークが確認できた。また、Emotiv の平均振幅スペクトルは、皿電極のものほど S/N が良くないのがわかる。皿電極では、刺激周波数の 2 倍の高周波が見られる。Emotiv では 20 Hz では、2 倍以上の高周波が見られるが 24 Hz では高調波は見られない。Emotiv はもともと 45 Hz 以下のローパスフィルタがかかっているため、45 Hz より高い成分は減衰しているからだとわかる。

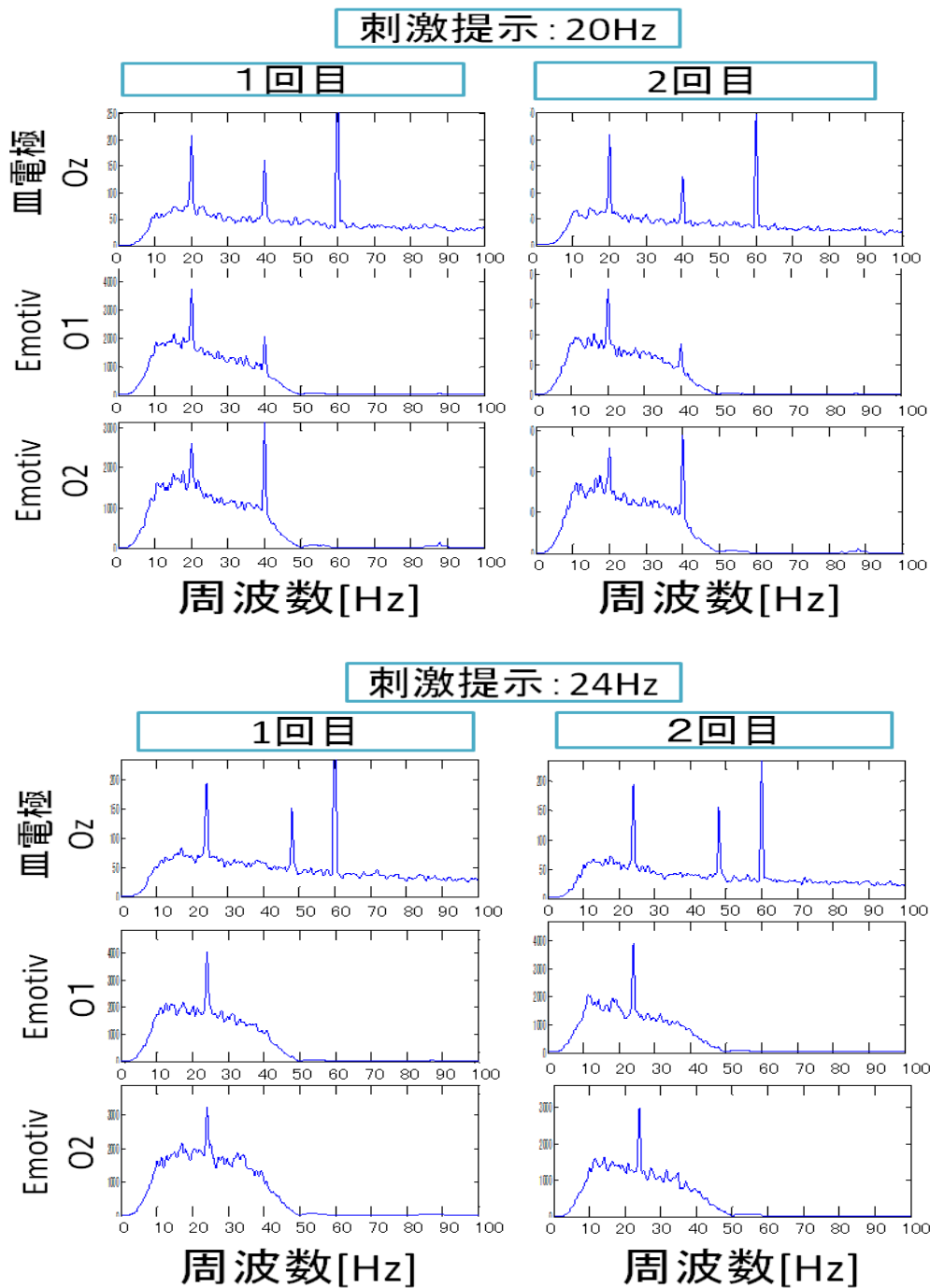


図 3-5 皿電極と Emotiv の平均振幅スペクトルの比較  
 (解析部位, 皿電極: Oz, Emotiv: O1,O2).  
 Fig. 3-5 Comparison of averaging amplitude spectrum from plate  
 electrode and Emotiv(Analyzed electrode position, plate  
 electrode: Oz, Emotiv: O1,O2).

## (2) 加算平均法による振幅の比較

次に、皿電極と Emotiv から得られた脳波から、加算平均法で求めた SSVEP の振幅を比較した。図 3-6、図 3-7 に提示刺激の周波数が 20 Hz のときと 24 Hz のときの皿電極と Emotiv の SSVEP の振幅を比較した図を示す。

Emotiv でも皿電極でも、重ね書き、加算平均波形ともに、提示刺激の周波数に対する加算平均波形が得られた。Emotiv では、皿電極と比べて同期の度合いが低く、加算平均波形の振幅が小さいのがわかる。

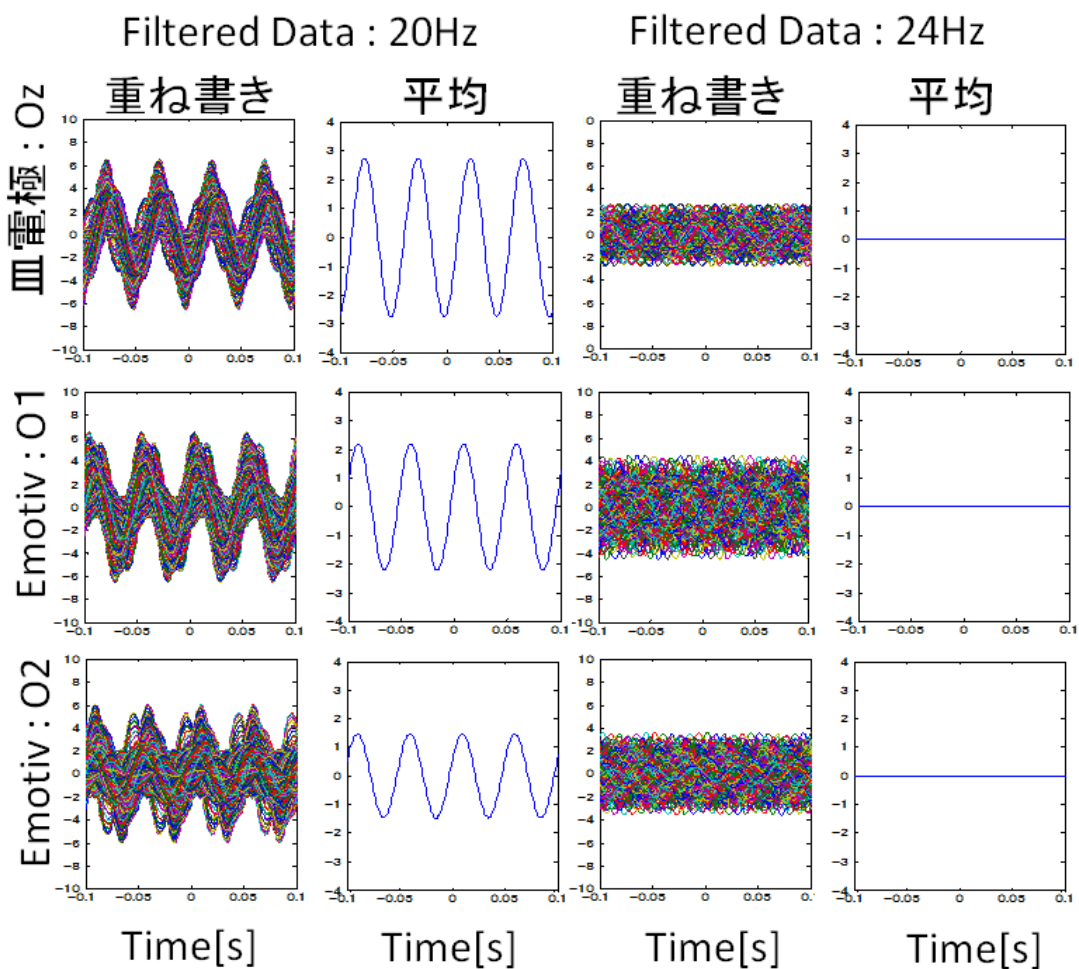


図 3-6 20 Hz の刺激を見ているときの重ね書きと加算平均。  
Fig. 3-6 Piled and averaged waveforms during gaze at 20Hz stimulus.

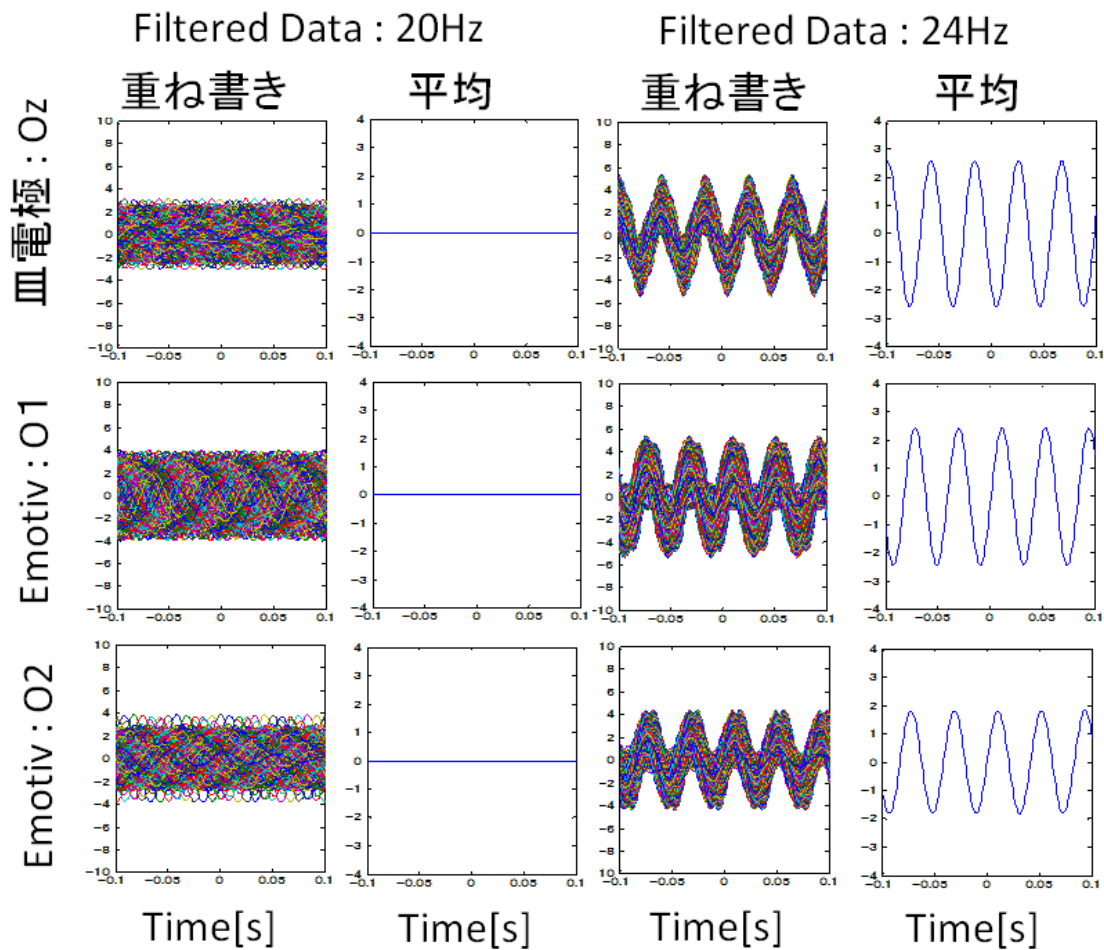


図 3-7 24 Hz の刺激を見ているときの重ね書きと加算平均。  
 Fig. 3-7 Piled and averaged waveforms during gaze at 24Hz stimulus.

### (3) 脳波帽 (19ch) による計測データとの頭皮上分布の比較

Emotiv と従来の脳波計測装置で計測した脳波から、電位分布を求めた。比較した電位分布を図 3-8 に示す。Emotiv でも従来の脳波計測装置でも、提示刺激の周波数が 20 Hz のとき、 $20 \pm 0.5$  Hz きの周波の帯域成分が後頭部優位に見られた。提示刺激の周波数が 24 Hz のとき、 $24 \pm 0.5$  Hz の帯域成分が後頭部優位に見られた。刺激をしていない周波数の帯域成分は後頭部に見られていない。従来の脳波計測装置から求めた電位分布は、Emotiv に比べ後頭部に局在的に出ている。Emotiv の電位分布は従来の脳波計測装置の電位分布と比べると局在していない。

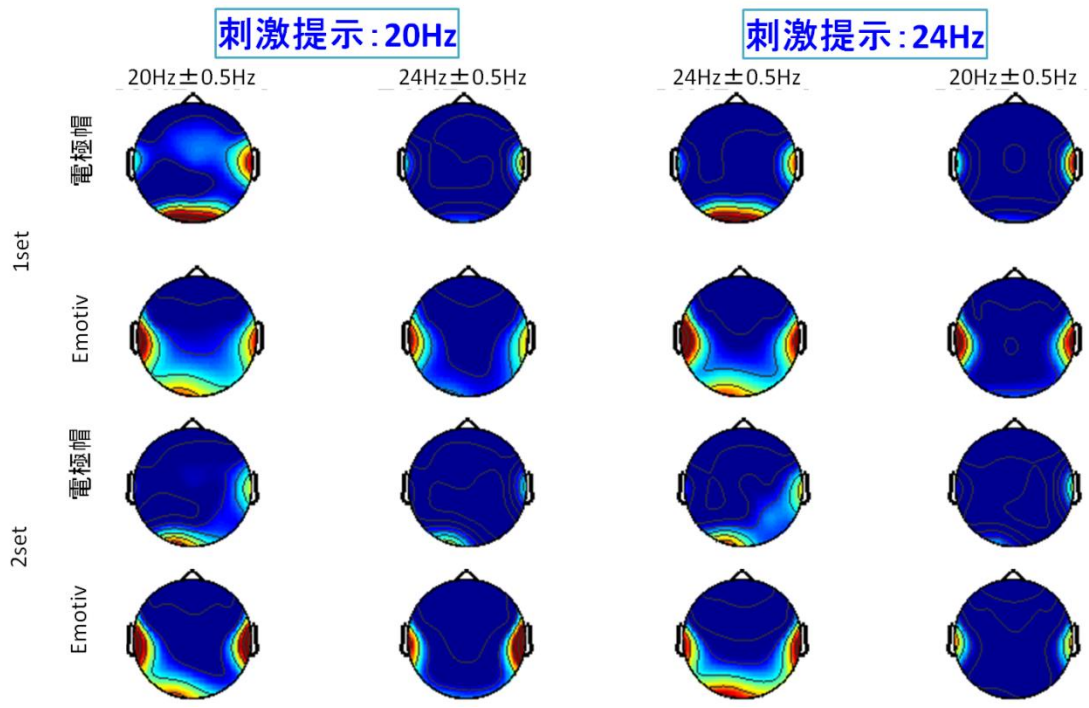


図 3-8 電位分布の比較(Emotiv と Polymate).  
 Fig. 3-8 Comparison of the scalp surface potential map(Emotiv data and Polymate).

## 3.4 複数周波数同時刺激における SSVEP の検出

### 3.4.1 目的

複数の異なる周波数の点滅 LED 刺激を同時に提示し、注視している周波数刺激と、注視していない周波数刺激の加算平均波形の振幅を比較して、注視している周波数刺激を識別できるかどうか調べる。また加算平均に使用するデータ時間を変化させて、識別に必要な時間と SSVEP の安定性についても検討する。

### 3.4.2 方法

#### (1) 実験参加者

実験参加者は、書面と口頭による説明を行い、文書による承諾を得た健常男子大学生 1 名である。(大阪工業大学ライフサイエンス実験倫理委員会承認番号 2013-10)

#### (2) 刺激装置

刺激提示には、底をくり抜いたポリエチレン素材のピン球をかぶせた白色 LED を用いた。LED は、実験参加者の前 30 cm 程度に、目の高さと同じになるように配置した。単一 LED の実験では、LED を参加者の正面に配置した。刺激周波数は、20 Hz と 24 Hz で、duty 比 50%の矩形波を LED の入力信号とした。

点滅周波数の異なる 2 つの LED を用いた実験では、参加者の正面を 0°として左右 15°の位置に LED を配置した。刺激周波数は、20 Hz と 24 Hz とし、同時点滅させた。

#### (3) 計測

SSVEP の加算平均のトリガ信号のタイミング合わせをするために、脳波は Emotiv の 14 部位で計測すると同時に、リファレンスを Fz として A1, A2, O1, O2 の計 5 個の皿電極と 8ch 生体アンプ(BA1008m, デジテックス)で計測して、LED への駆動信号と一緒に AD 変換ボード (NI PCIe-6321, National Instruments) を用いて PC に取り込んだ。図 3-9 に Emotiv の装置、図 3-10 に Emotiv と皿電極の電極位置を示す。



図 3-9 Emotiv 装置.  
Fig.3-9 Emotiv device.

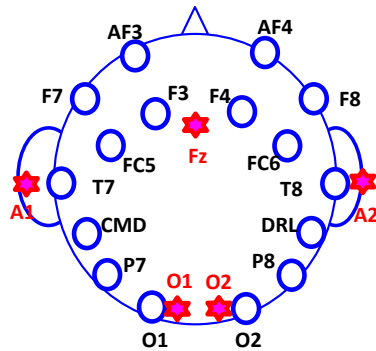


図 3-10 Emotiv の電極地位(電極と皿電極の位置 (☆)).  
Fig.3-10 Position of Emotiv headset electrodes(○),  
and plate electrodes(☆).

#### (4) 手続き

単一 LED の実験では，LED を参加者の正面に配置した．点滅時間は 120 s で，最初の 60 s は 20 Hz で点滅させ，後半の 60 s は 24 Hz で点滅させた．これを 1 セットとし，刺激提示の順番を入れ替えて，もう 1 セット行った．

点滅周波数の異なる 2 つの LED を用いた実験では，刺激周波数の 20 Hz と 24 Hz を同時に 120 s 間点滅させた．前半 60 s は 20Hz の LED に，後半 60 s は 24 Hz の LED を注視させた．その後，提示の順番を入れ替えて，もう 1 セット行った．

#### 3.4.3 解析方法

計測した脳波信号は，計算により A1 と A2 の平均をリファレンスに変更して，O1 と O2 の解析を行った．LED の駆動信号のタイミング合わせには瞬目アーティファクトを用いた． $20 \pm 1$  Hz または  $24 \pm 1$  Hz の 2 次のバタワースフィルタのバンドパスフィルタをかけ，LED の駆動信号の立ち上がりトリガとして  $\pm 0.2$  s 分を切り出し，各刺激全区域を加算平均した．

次に，識別に必要な時間と SSVEP の安定性を調べるために，加算平均に使用する区間を 1 s 刻みで 1–10 s と変え，20 Hz と 24 Hz の振幅 (peak to peak) を求めた．ずらし時間は 1 s に固定した．各周波数の振幅値の和に対する 20 Hz の振幅の割合を，振幅比率とした．

#### 3.4.4 結果

全区間 60 s の加算平均波形を図 3-11 に示す．同時点滅させても注目刺激の SSVEP の振幅の方が大きいのがわかる．注目していない周波数の振幅は，小さいが 0 ではない．

加算平均に使用する区間を 4s 以上にすると比較的安定した SSVEP の振幅が得られ、識別が可能であることがわかった(図 3-12) . また, 刺激開始後, 10s 前後で SSVEP の振幅は最大になり, 20s 以降で振幅が低下し識別もしにくくなる. 図 3-12 は 24Hz に注目しているときのデータであり, 振幅比率は小さいほど識別できていることになる.

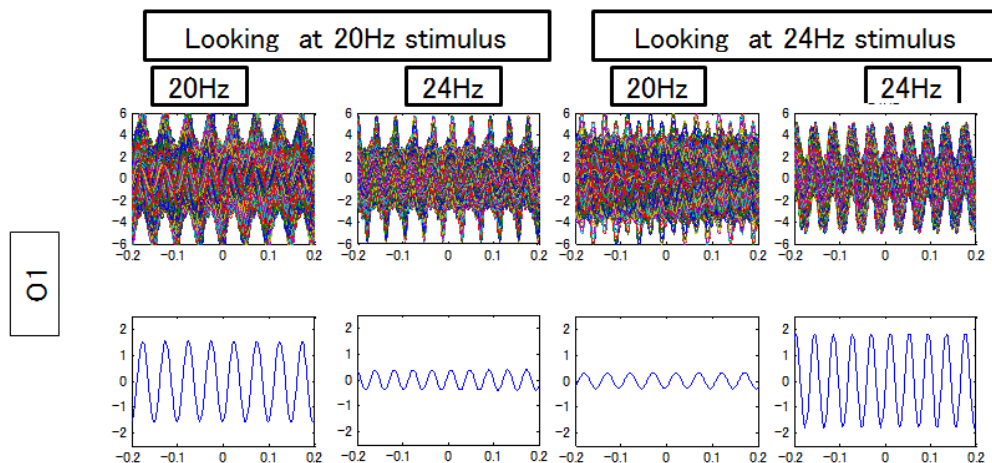


図 3-11 Emotiv から得られた脳波の全区間(60 s)の加算平均波形.  
Fig. 3-11 Piled and averaged waveforms.

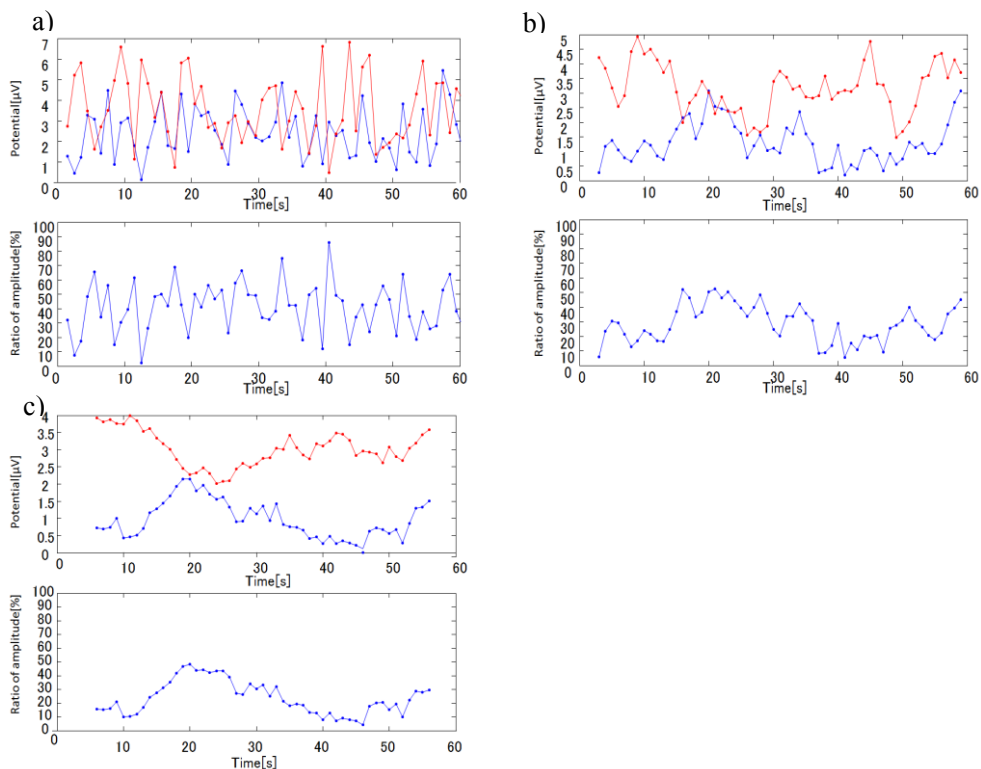


図 3-12 平均区間の長さの比較. a)1 s, b)4 s, c)10 s, 図上: 赤 24 Hz, 青,20 Hz, 図下 20 Hz と 24 Hz の振幅に対しての 24 Hz の振幅の比率.  
Fig3-12 Comparison in length of averaging periods. a)1 s, b)4 s, c)10 s, Upper: red 24 Hz,blue 20 Hz,Bottom ratio of amplitude.



## 3.5 メニュー選択インタフェースのためのアルゴリズム開発

### 3.5.1 目的

選択肢が数個のメニューを提示し、選択するとさらに次の階層のメニューを提示する入力インタフェースを想定しているため、実現しやすい液晶ディスプレイ(LCD)を採用する。刺激周波数は、光過敏性発作のリスクを低減するために 20 Hz 以上とし、リフレッシュレート 120Hz の LCD に、正弦波状に輝度変調した刺激を提示する。脳波計測装置は、Emotiv を用いる。ここでは、眼球運動制限下で実験を行うため後頭部の脳波のみを利用する。Emotiv はサンプリング周波数が低く、高周波数刺激で位相を弁別するのは難しいため、位相コーディングではなく、周波数コーディングを採用する。SSVEP の導出には計算量の少ない加算平均手法を用い、キャリブレーションや学習なしですぐに利用できるシステムにするため、SSVEP の振幅の比較で判定を行うシンプルなアルゴリズムを提案する。

### 3.5.2 方法

#### (1) 実験参加者

実験参加者は文書によるインフォームドコンセントを得た健常大学生 8 名である(大阪工業大学ライフサイエンス実験倫理委員会承認番号：2013-10-1)

#### (2) 刺激装置と実験手つき

実験風景を図 3-13 に示す。刺激提示には、リフレッシュレート 120 Hz の LCD を用いた。顎台で固定した参加者の顔前 50 cm に LCD を置き、眼の高さを中心として、1 辺 14 mm の正方形の視覚刺激を 6 つ、2 行 3 列(間隔は 13 mm)に配置した(図 3-14)。

6 つの刺激は、それぞれ、20 Hz から 2 Hz 刻みで 30 Hz までの 6 周波数あり、画素値をグレイスケールで、0-255 の範囲で正弦波状に変化させた。刺激周波数は、上段左から 20, 22, 24 Hz, 下段左から 26, 28, 30 Hz である。この刺激周波数を同時変調させたときの照度を照度センサ(AMS302, Panasonic)を用いて計測し、各刺激周波数で変調されていることを確認した。

2 s の非変調区間(OFF)とこれに続く 2 s の変調区間(ON)を 1 試行とし、これを 10 試行で 1 セットとした。非変調区間のときの参加者の目の位置での照度は 158.3 lux で、変調区間の照度は 159.2 lux であり、差は約 1 lux である。各セットの開始前に、参加者に 6 つの四角形のうちの 1 つを口頭で指示し、これに注視させた。各周波数 2 回ずつ計 12 セット実施した。ON 時にはできるだけ目を動かさないように教示した。

なお、後述する時間合わせのために、各セットの前後に、参加者に口頭で頭を上下に動かすよう教示した。



図 3-13 実験風景.  
Fig.3-13 Experimental setting.

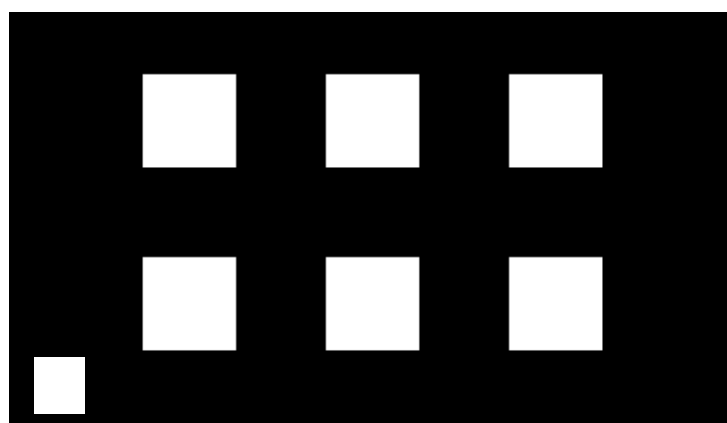


図 3-14 提示画面.  
Fig. 3-14 Layout of presented stimuli.

### (3) 計測

脳波は、Emotiv を用いて計測した。Emotiv の電極装着部位は、AF3, AF4, F7, F8, F3, F4, T7, T8, P3, P4, P7, P8, O1, O2 の 14 部位で、生理食塩水で湿らせたフェルトを介して頭皮と接触する。各電極の接触抵抗を Emotiv に付属しているアプリケーションで確認した。Emotiv の脳波データと頭の動きを計測するための内蔵ジャイロセンサの出力は、サンプリング周波数 2048 Hz でサンプルされ、0.2–45 Hz のビルドイン・デジタル 5 次 sinc フィルタがかけられた後、128 Hz でリサンプルされて、Bluetooth を介して PC に送信される。

LCD の左端隅に、20 Hz の変調刺激を表示し、照度センサ (AMS302, Panasonic) で計測

した。この刺激は、黒のビニールテープで覆い、参加者に見えないようにした。計測した照度信号と、Emotiv の頭頂部に取り付けたジャイロセンサ (EC-03RE, 村田製作所製) の信号を、AD 変換ボード (NI PCIe-6321, National Instruments) を介して、1000 Hz でサンプルして PC に取り込んだ。

#### (4) 解析

各セットの前後の頭を上下に動かしているときの Emotiv 内蔵のジャイロセンサと外付けジャイロセンサの波形を比較してデータを切り出し、波形が一致するように、Emotiv の正確なサンプリング周波数を算出した。2 章では瞬目を用いて Emotiv と刺激信号の同期をとっていたが、本章の実験では眼電図を装着しないため、ジャイロセンサに変更した。Emotiv で計測した脳波と照度信号を 1024 Hz でリサンプルした。この手続きにより、Emotiv の脳波と別系統で記録した照度信号の同期がとれる。照度信号より刺激開始時点を検出し、この時点より 2 s 間分を刺激区間として抽出した。この区間の脳波信号に各周波数 $\pm 1$  Hz の 6 帯域のバンドパスフィルタをかけた。フィルタは 2 次のバターワースフィルタで、順方向、逆方向の 2 回適用し、位相遅れを補正した。各周波数の周期ごとに加算平均に使用するトリガを作成し、2 s 間分のフィルタ出力を加算平均した。加算平均波形のトリガから各周波数の 1 周期以内の最大値と、最大となる時点より前の 1 周期以内の最小値を求め、これらの差を SSVEP 振幅とした。以降は O1 と O2 の振幅の平均について解析した。

### 3.5.3 アルゴリズムの検討

図 3-15 にある参加者 (Ss7) の 6 つの異なる周波数の刺激に対する SSVEP 振幅の 10 試行分の平均を示す。列方向が注視している刺激の周波数、行方向が解析周波数である。この図より、注視している周波数の SSVEP 振幅が他の周波数成分より大きくなっているのがわかる。

まず、SSVEP の振幅が最大となる周波数の刺激に注視していると判定する最も単純なアルゴリズムを試した。図 3-16 に、参加者ごとの正答率の 12 セット分の平均とこれの全参加者の平均を示す。第 1 試行より 2, 3 試行目の方が正答率が上がり、その後、また正答率が下がる傾向がある。これは、参加者の集中力が持続しないからと考えられる。

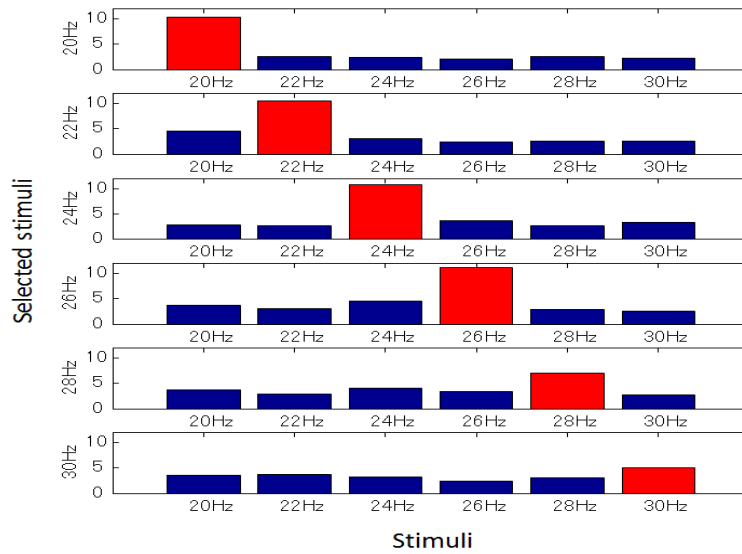


図 3-15 6つの周波数の刺激に対する SSVEP の振幅(赤色：注視刺激).  
 Fig.3-15 Amplitude of SSVEP obtained by averaging for stimuli with 6 six different frequencies(red : gazing stimuli ).

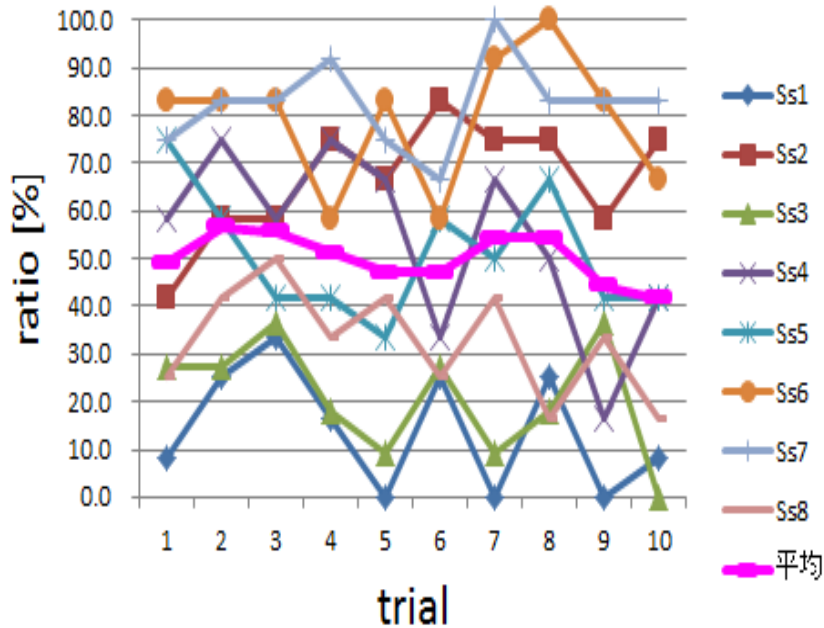


図 3-16 各実験参加者の正答率と 8 名の平均.  
 Fig.3-16 Ratio of correct evaluations for each participant, and the average of 8 participants.

そこで、3 試行までの SSVEP を用いて判定することにし、判定アルゴリズムを検討した。  
 3 試行までの正答率が全て 50%以下の参加者 Ss1, Ss3, Ss8 の 3 名を除外し、残りの 5 名の  
 データを用いて識別アルゴリズムを検討する。

各参加者内、試行内で O1, O2 の SSVEP 振幅の平均の Z-score を求めた。例として、参加者 Ss6 の 30 Hz 刺激を注視しているときの 1-3 試行の各刺激周波数の振幅の Z-score を図 3-17 に示す。図より、多くの場合、注視している 30 Hz に対する Z-score が最大値をとるが、他の刺激に対する Z-score が大きい場合もある。しかし、注視周波数の Zscore は 3 試行とも正值である。これは他の参加者、周波数でも同様であった。

そこで次のようなアルゴリズムを考案した。Z-score が突出して大きければ、その周波数刺激に注視していると考えられる。そこで、Z-score に閾値を設け、閾値を超えている周波数が 1 つだけの場合、その周波数の刺激に注視していると判定する。複数ある場合は、1 試行目では不明とし、2 試行目のデータで判定する。このときに 1 試行目で Z-score が負のものは対象外とする。以降も同様である。

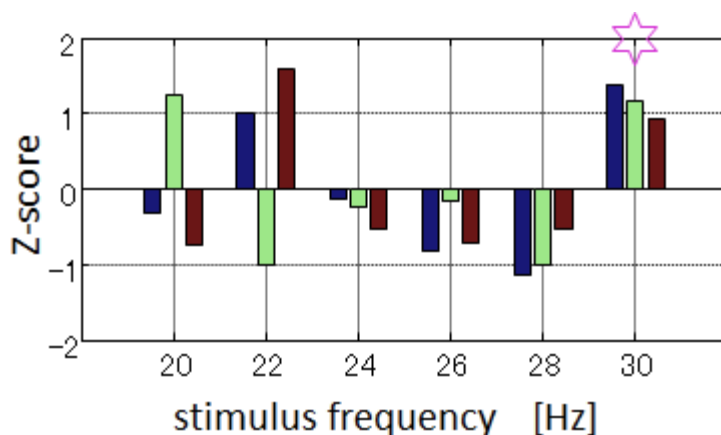


図 3-17 30 Hz の刺激を注視しているときの 1-3 試行の O1,O2 の SSVEP の平均振幅の Z-score.

Fig. 3-17 Z-scores calculated by averaging SSVEP amplitude from O1 and O2 when participants gazed at stimulus of 30 Hz.

2 試行目のデータでも不明の場合は、3 試行目のデータを用いる。ここでも不明になった場合は、3 試行とも Z-score が設定閾値を超えているものを選択周波数とし、これが複数ある場合は不明とした。閾値を超えたものが 1 つもない場合は、3 試行とも Z-score が正值を示したものを選択周波数とし、複数ある場合は不明とした。

Z-score の閾値を上げると検出ミス（注視刺激を注視と判定し損なう）が増え、下げると誤検出（非注視刺激を注視と判定してしまう）が増える。適切な閾値を決めるため、注視刺激と非注視刺激に分けて、5 名分の 3 試行目までの各試行の SSVEP 振幅の Z-score の分布を検討した。図 3-18 に、注視刺激に対する Z-Score の高値からの累積ヒストグラム(点線),

非注視刺激に対する Z-score の低値からの累積ヒストグラム (+++) を示す. 図より, 0.4 付近に交点があり, 注視刺激の Z-score の 80 %が 0.4 以上で, 非注視刺激の 80 %が 0.4 以下であることがわかる. これより, Z-score の閾値を 0.4 とした.

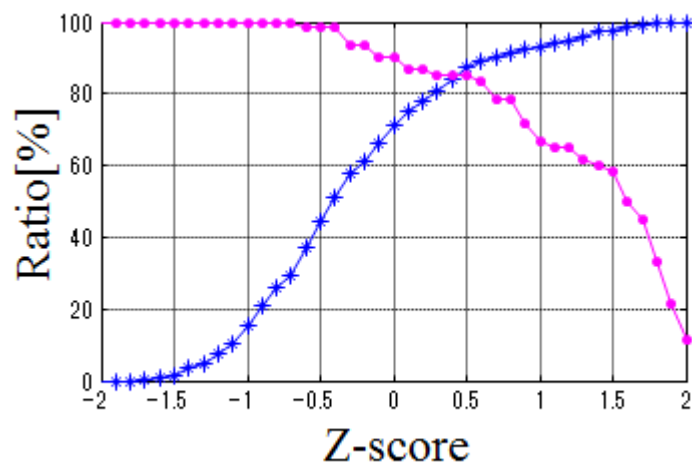


図 3-18 SSVEP 振幅の Z score の累積ヒストグラム.  
Fig.3-18 Cumulative histogram of Z-scores for SSVEP amplitude.

### 3.5.4 結果

3.5.2 に示したアルゴリズムを用いて、Z-score の閾値を 0.4 とし、全参加者のデータを対象に、注視刺激の判定を行った。参加者ごとに、正答、誤答、不明の割合とそれらの全参加者の平均を表 3-1 に、判定に要した試行回数を表 3-2 に示す。「—」は 3 回目で不明と判定されたところを示し平均を求める際は 3 回とした。

アルゴリズム検討に用いた比較的良好な結果を示した参加者 5 名（表に網掛け：Ss2, Ss4, Ss5, Ss6, Ss7）では、平均正答率 83.3%、判定に必要な試行回数の平均は 1.8 回となった。上位 2 名（Ss6, Ss7）では、正答率 100%、必要試行回数 1.6 回となった。

次に、式(3-1)(3-2)を用いて情報伝達率（Information Transfer Rate: ITR）を求めた。ここで、N は刺激の種類の数（N=6）で、P は正答率（正答数／全セット数）である。命令転送間隔（Command Transfer Interval: CTI）は、入力合計時間を全識別回数で除したものである。本研究では、決定までに要する試行数が 1 試行の場合、必要時間を 2 s、2 試行の場合、非変調区間を含む 6 s、3 試行の場合 8 s として合計時間を計算した。

8 名の Zscore の閾値を 0.4 にしたときの ITR を表 3-3 に示す。

5 名(Ss2, Ss4, Ss5, Ss6, Ss7)の平均情報伝達率は 21.5 bits/min. 上位 2 名(Ss6, Ss7)の情報伝達率は 35.8 bits/min となった。この結果の評価については、考察 3.7 (2) で述べる。

表 3-1 Z-score の閾値を 0.4 としたときの 3 試行までの判定で正答、誤答、不明になる割合。

Table 3-1 Ratio of correct evaluations, incorrect evaluations, and undecided trials using three trial data when threshold for Z-scores is 0.4.

participant	correct[%]	incorrect[%]	undecided[%]	average [%]
Ss1	8.3	58.3	33.3	41.7
Ss2	66.7	25.0	8.3	75.0
Ss3	41.7	41.7	16.7	58.3
Ss4	66.7	33.3	0.0	66.7
Ss5	83.3	8.3	8.3	91.7
Ss6	100.0	0.0	0.0	100.0
Ss7	100.0	0.0	0.0	100.0
Ss8	16.7	58.3	25.0	41.7
average	60.4	28.1	11.5	71.9

表 3-2 Z-score の閾値を 0.4 としたときの決定までに要する試行数.

Table 3-2 Number of trials required for evaluation when threshold for Z-scores is 0.4.

participant	20	20	22	22	24	24	26	26	28	28	30	30	average
Ss1	2	-	2	3	2	2	2	2	-	-	2	-	2.4
Ss2	3	3	2	1	-	2	2	2	3	1	3	2	2.2
Ss3	-	2	2	1	2	3	2	2	2	-	2	2	2.2
Ss4	1	1	1	1	3	2	1	3	1	2	1	1	1.5
Ss5	2	2	3	1	1	2	3	2	-	2	3	2	2.2
Ss6	1	1	3	2	1	1	2	2	2	1	1	2	1.6
Ss7	1	1	2	1	1	3	1	2	2	2	2	1	1.6
Ss8	1	1	-	-	2	2	2	1	2	1	-	2	1.9
average	1.8	1.8	2.3	1.6	1.9	2.1	1.9	2.0	2.3	1.9	2.1	1.9	1.9

$$\frac{\text{Bits}}{\text{command}} = \log_2 N + P \log_2 P + (1 - P) \times \log_2 [(1 - P)/(N - 1)] \quad (3-1)$$

$$\text{ITR} = \frac{\text{Bits}}{\text{command}} \cdot \frac{60}{\text{CTI}} \quad (3-2)$$

表 3-3 Z-score の閾値を 0.4 にとしたときの情報伝達率.

Table 3-3 Information Transfer Rate when threshold for Z-scores is 0.4.

	participant								average
	Ss1	Ss2	Ss3	Ss4	Ss5	Ss6	Ss7	Ss8	
ITR [bit/min]	0.3	7.7	2.7	13.4	14.7	35.8	35.8	0.0	13.8



### 3.6 階層的メニュー選択インタフェースの実装と評価

開発した手法とアルゴリズムを実装して、楽曲選択のための3階層メニューの入力インタフェースを開発した。1層目で音楽のジャンルを選択し、2層目でアーティストを選択、3層目は曲名を選択させる。各層の選択肢は6つとし、2層目、3層目は、選択肢の1つを「戻る」とした。メニューを探索している間は、眼が動いており、選択が完了すると眼が留まると考え、眼球停留時点を検出して選択完了を判定することにした。眼球停留時点の検出には、これまで脳波からアーティファクトとして除去していた眼球運動に関連した独立成分を用い、SSVEPの解析には、このアーティファクトを除去したデータを使用する。評価実験を実施して、参加者が入力したい曲を選択できることを確認した。正答率と入力時間はまだ満足できるものではなくさらなる改良が必要である。

### 3.7 考察

#### (1) 手法の比較

SSVEP の定量化手法として、本研究で用いた加算平均法と、よく用いられる周波数解析による振幅スペクトル法のノイズ耐性を、Lin ら[6]に倣い、シミュレーションで比較した。

シミュレーションに用いるデータは、サンプリング周波数 1024 Hz, 20 Hz から 2 Hz 刻みで 30 Hz までの 6 周波数の正弦波である。この信号に、ホワイトノイズを加えて解析した。式 (3-3) に示す信号とノイズの比率 (Signal Noise Ration, SNR) は、0 から -2 dB ごと、-20 dB までの 11 通りとした。信号に用いる正弦波の周波数は、20 Hz から 2 Hz 刻みで 30 Hz までの各 6 周波数である。チャンネル数は、O1 と O2 を想定し、2 チャンネルの信号データを 4 s 分作成した。

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}} = 10 \log_{10} \frac{(A/\sqrt{2})^2}{\sigma^2} \quad (3-3)$$

P はパワーを表しており、A は正弦波の振幅、 $\sigma^2$  はノイズの分散を示している。

加算平均法の解析は、3.5.2 の(2)と同じである。周波数解析は、4s のデータの 2 s 目からの 1 s 分を切り出し、Hamming ウィンドウをかけて、フーリエ変換を施した。得られた 2 部位分の振幅スペクトルを平均して、最大値を示す周波数を選択した。加算平均法の解析は、2.1 の解析方法と同様である。2 手法とも、正弦波の各周波数、各 SNR につき 100 回ずつ識別し、正答率を求め比較し (図 3-19)。

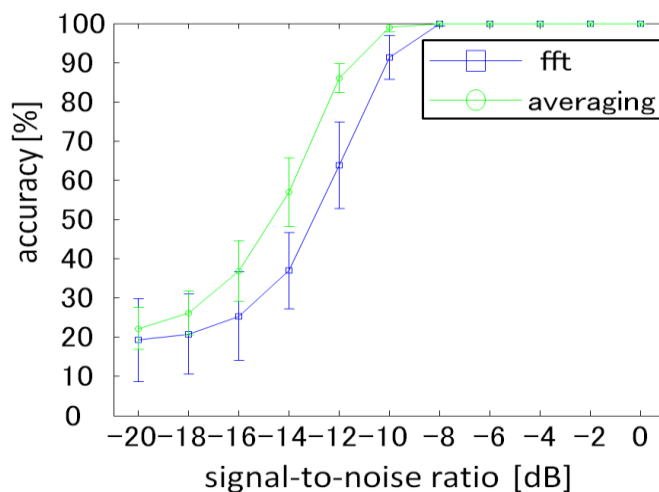


図 3-19 2 つの識別手法に対するノイズの影響。  
Fig.3-19 Influence of noise on two recognition ap-proaches.

これより、周波数解析よりも加算平均法の方がノイズ耐性が良いことがわかる。

Lin ら[6]の研究では、多チャンネルの脳波を計測し CCA により部位を選択し、刺激の高調波を含む各周波数成分を目的変数、複数部位の脳波の高調波を含む周波数成分を説明変数として CCA により注視刺激を識別している。シミュレーションでは、後段の CCA のみを導入し、周波数解析のみの手法と比べてノイズ耐性がよいことを示している。本論文で提案する手法は、周波数解析のみの手法よりノイズ耐性が高いが、Lin ら[6]の提案する CCA を用いた手法には劣ることがわかる。

しかし、本研究では、刺激に正弦波輝度変調刺激を用いているため、刺激の高調波成分が小さく、さらに Emotiv 内蔵の高域遮断フィルタのカットオフ周波数が 45 Hz であるため、20 Hz 以上の刺激に対する SSVEP の高調波成分は減衰してしまうことにより、CCA を用いるメリットが少ない。前段の部位選定のための CCA についても、本研究では少ない脳波計測部位での実現を目的としているため、CCA 導入の余地がない。

## (2) 正答率と情報伝達率について

脳波計測に Emotiv を用い、20 Hz 以上の刺激周波数を用いている先行研究がないため、Emotiv で 20Hz 以下の刺激を用いている研究と、Emotiv ではないが 20 Hz 以上の刺激を用いている研究の中で、識別成績がよいものを選び、正答率と ITR を比較する。

Emotiv を用いた Liu ら[12]の研究では、刺激提示 LCD、刺激周波数 6.67–15.5 Hz の 16 種類、識別手法は CCA、提示時間 6 s で、参加者 4 名の平均正答率 82.99±4.98 %、平均 ITR 28.06 ± 6.45 bits/min という結果を得ている。成績の良い 2 名の正答率は 94.55 ± 3.34 %、85.14 ± 7.21 %、ITR は 36.44 ± 8.85 bits/min、28.88 ± 6.45 bits/min であった。

次に、前述の Lin ら[6]の研究では、64 部位の医用脳波計を用い、刺激提示 CRT モニタ、刺激周波数は 27 Hz から 2 Hz 刻みで 43 Hz までの 9 種類、部位選定と識別に CCA を用い、提示時間 2 s、参加者 11 名で、平均約 75 % の正答率であるが、正答率の個人差は大きく、約 40–100 % であった。ITR は計算されていない。

本研究も成績の個人差が大きいですが、良好な結果が得られた 5 名 (8 名中)、あるいは上位 2 名の結果は、少数部位、20 Hz 以上の周波数刺激という点を考慮すると先行研究と比べて十分な成績であると評価できる。

### 3.8 おわりに

本章の成果は, 1) 脳波計測を簡単にするために市販のヘッドセット Emotiv を用い, 20 Hz 以上の視覚刺激でも SSVEP が得られることを確認したこと, 2) リフレッシュレート 120 Hz の LCD に, 20 Hz から 2 Hz 刻みで 30 Hz までの 6 周波数の正弦波による輝度変調刺激を同時提示し, そのいずれに注視しているか識別できることを示したこと, 3) 各刺激周波数に対する SSVEP の Z-Score の閾値を用い, キャリブレーションや機械学習が不要な識別アルゴリズムを提案したこと, 4) 参加者 8 名中良好な識別結果得られた 5 名で平均正答率 83.3 %, 情報伝達率 21.5 bits/min, 試行回数 2 試行以内, 上位 2 名では正答率 100 %, 情報伝達量 35.8 bits/min という先行研究に遜色のない成績が得られたことである.

開発した手法とアルゴリズムを実装して, 楽曲選択のための 3 階層メニューの入力インタフェースを開発した. メニューを探索している間は, 眼が動いており, 選択が完了すると眼が留まると考え, 眼球停留時点を検出して選択完了を判定した. 眼球停留時点の検出には, 評価実験を実施して, 参加者が入力したい曲を選択できることを確認した. 正答率と入力時間はまだ満足できるものではなくさらなる改良が必要である.



## 第4章

筋電信号を用いた入カインタフェースの開発[22]

## 4.1 はじめに

人間の身体運動の意図を抽出するために、筋電信号を用いて動作推定を行う研究が数多く行われている[1-16]。目的は義手[1-9]やパワーアシスト装置の制御[10]、ロボットハンドの操作[11]、ボタンやレバーによる機器の操作[12]や楽器のインタフェース[13]などさまざまである。本研究では、操作者が手・腕を動かしてロボットアームを操作することで、誰にでもわかりやすいインタフェースを提供することを目標としている。応用として、車いす生活の障害者が車いすに装着したロボットアームを操作して、物を取ったり扉を開けたり、日常生活に必要な作業が行なえるようにすることを想定している。他にも、介護者が被介護者の近くにあるロボットアームを遠隔操作して介護したり、災害時などに現場に入れないところで物探しをしたりするというような応用も考えている。これらを達成するには、筋電信号を用いる他に、モーションキャプチャで手・腕の姿勢を求める方法、装着型のセンサで関節角度を計測する方法が考えられる。モーションキャプチャはセンサ装着が不要なことが利点であるが、離れた位置にカメラが必要であり、モバイル性が低い。筋電信号を用いる利点は、動作が生じないか十分でない場合でも動作の意図を検出することができること、また動作が生じる前に検出したり、力の大きさを制御したりできる可能性があることである。

本章ではこれらの利点を生かして筋電を用いたロボットアームの操作を目的とし、表面筋電位を用いた6自由度のロボットアーム操作を想定し、掌の閉・開、手首と肘の屈曲・伸展の6動作のリアルタイム識別を目標とする。1) 動作の独立性を利用した独立成分を特徴量として用いることと、識別対象の独立成分を求める際には、ICAを用いず、予め求めておいた復元作用素を用いることを特徴とした動作識別方法を提案し、2) 識別器に、SVMを用いて識別率の向上を図る。さらに、3) 他人のデータで作成したSVMの利用可能性を検討する。

## 4.2 既存研究

動作識別には、多チャンネルの表面筋電信号から特徴量を求める手段と、特徴量から動作を識別する手段が必要である。近年、識別には、ニューラルネットワーク(NN)[5-8,13]やサポートベクターマシン (Support vector machine:SVM) [1,2,10,12]など非線形識別器が導入され、学習に用いない評価用データに対する識別率向上が報告されている。一方、特徴量には、筋電信号の零交差数などの時間軸領域の特徴量[3,4,8,10]、周波数領域の特徴量[3-7,10]やウェーブレット特徴量[3,4]、積分筋電位の大きさ[1,2,11-13]、包絡線形状を捉えるケプストラム係数[1,2]などが用いられる。筋電信号の大きさは、個人によっても電極装着部位によっても異なる。そのため、識別成績を上げるためには、個人ごとに、また、電極を装着するたびに、学習用のデータを取得して識別器の学習を行う必要がある。そこで、独立成分分析 (Independent Component Analysis: ICA) を用いる。2章や3章では、眼球運動に関連した成分の独立性を仮定してICAを用いたが、ここでは、筋活動の特徴量をそのまま利用するのではなく、識別対象動作の独立性を仮定して、動作に対応した独立成分を抽出して識別器の入力に用いることとした。これにより、個人や電極配置によって各動作への複数の筋活動の寄与度が異なっても、電極装着後に独立成分を求める手続きを行うだけで、識別器の再学習を行わなくても識別できると期待される。この考え方は、指運動の分離[14]で既に有効性が示されており、指の姿勢推定[9]や屈曲指と屈曲力の推定[15,16]にも応用されている。

ICAでは最適化の過程で収束に時間がかかるため、これが独立成分を用いた手法をリアルタイム識別に適用する際に問題になる。そこで、予めICA用のデータを取得し、それから求めた復元作用素を、計測データに適用して独立成分を求めるという手法を試みる。2・3章でこの手法を脳波から瞬目と眼球運動のアーティファクト成分を除去する目的に適用し、有効性を示している[17]。前述の平手ら[16]も、4名中1名にしか成功していないが、指動作判別に試みている。

ICAによる分離が確実に行えれば、非線形識別器は不要で、閾値処理のみでも動作識別が可能であると期待できる。しかし、予め求めた復元作用素を計測データに適用して独立成分を求める場合には、完全な分離が期待できず、識別器が必要になると考えられる。前腕義手制御を目的とした吉川らの研究[1,2]では、肘の屈曲・伸展動作の代わりに前腕回内・回外を入れた6動作の識別において、線形判別分析、k-最近傍法、バックプロパゲーションNNの比較を行い、SVMが最も高い識別率を示したとしている。そこで、本研究でも、



識別器には SVM を用いることとした。

SVM を用いた吉川らの研究[1,2]では、筋電義手の制御を目的としているため本人のデータを用いて SVM の学習を行い個人に合ったモデルを作成している。他の SVM を用いた研究でも本人のデータで学習させている[10,12]。本研究では、動作に対応した独立成分を用いることで個人差を吸収できる可能性があると考え、予め他人のデータで学習させたモデルを利用することも合わせて検討する。これができれば、SVM 作成のためのデータ収集を省略することができる。

## 4.3 方法

### 4.3.1 実験参加者

本研究は、大阪工業大学ライフサイエンス実験倫理委員会の審査に基づき学長の承認を得て実施した(承認番号 2011-3)。実験参加者は、書面によるインフォームドコンセントを得た 22-24 歳の健常男子成人 10 名(A~J)で全員右利きである。実験参加者 A は筋電計測に慣れている。その他の実験参加者は授業で筋電計測を数回行った程度である。

### 4.3.2 データ収集

識別対象は、掌の閉・開、手首と肘の屈曲・伸展の 6 動作である。この 6 動作の独立性を仮定し、ICA で各識別対象動作の独立成分を抽出する。筋電計測の部位は、各動作に関連した筋として、深指屈筋、浅指屈筋、総指伸筋、短橈側手根伸筋、上腕二頭筋、上腕三頭筋の 6 部位を選定した。前腕の 4 動作と比べると、上腕の動作に対応する筋活動の独立性は高い。しかし、実際に動作を行わせると、個人により動作のくせがあり、他の筋にも力が入ることがあるため、これらの動作も ICA の対象とした。本章では、ICA の独立性の評価関数に情報量最大化、復元作用素の最適化に自然勾配法を用いた[18]。ICA の実装には、カリフォルニア大学の SCCN(Swartz Center for Computational Neuroscience)が開発・提供する EEGLab を利用した[19]。

図 4-1 に電極装着位置の概略を示す。各動作を行ってもらい触診により筋緊張を確認しながら装着位置を決め、電極中心間距離が約 20 mm となるように、ディスプレイ電極(エールローデ、積水化成工業)を貼り付け、8ch 生体アンプ(BA1008m, (株)デジテックス)を用いて、交流増幅した。アンプのパラメータは、時定数 0.03 s、感度 100  $\mu\text{V}/0.5\text{V}$  とした。分解能 16 ビットの AD 変換ボード(NI USB-6211, National Instruments)を用いて、サンプリング周波数 1000 Hz で PC に取り込んだ。

実験参加者は、前方のディスプレイにイラスト(図 4-2)で表示される指示に合わせて動作を行う。腕を下げ脱力した状態を中立位とし、各動作ごとに中立動作に戻すよう指示した。中立位 3 s、1 動作 3 s とし、中立位、動作の順に 6 動作行い、最後に中立位を加えた計 39 s を 1 セットとした。実験参加者には、無理のない力加減で行うこと、毎回できるだけ同じように動作するように教示した。また、手首の屈曲の動作時に手を握るなど、複数の動作を同時に行わないよう注意した。

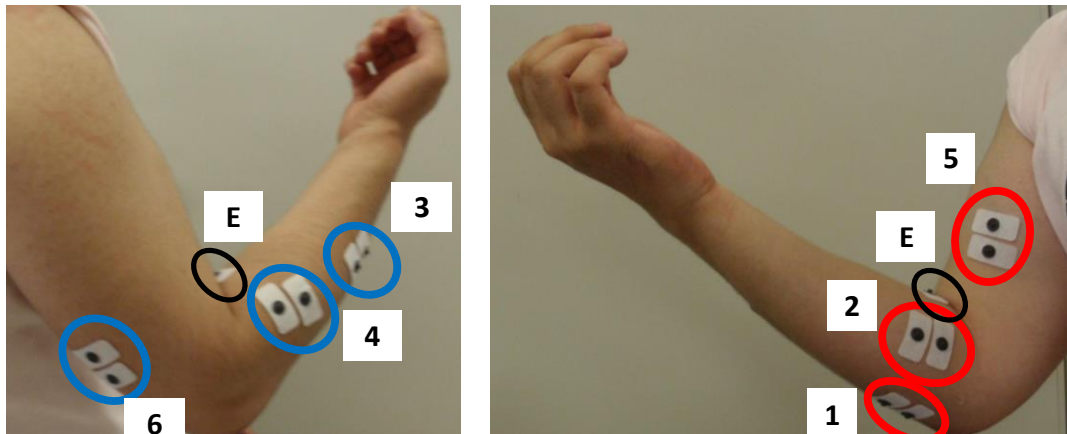


図 4-1 電極装着位置.

1:深指屈筋, 2:浅指屈筋, 3:総指伸筋, 4:短機側手根伸筋, 5:上腕二頭筋, 6:上腕三頭筋,  
E:アース

Fig. 4-1 Electrode placement.

1: flexor digitorum profundus, 2: flexor digitorum superficialis, 3: extensor digitorum(communis), 4: extensor carpi radialis longus, 5: biceps brachii, 6:triceps brachii,  
E:earth

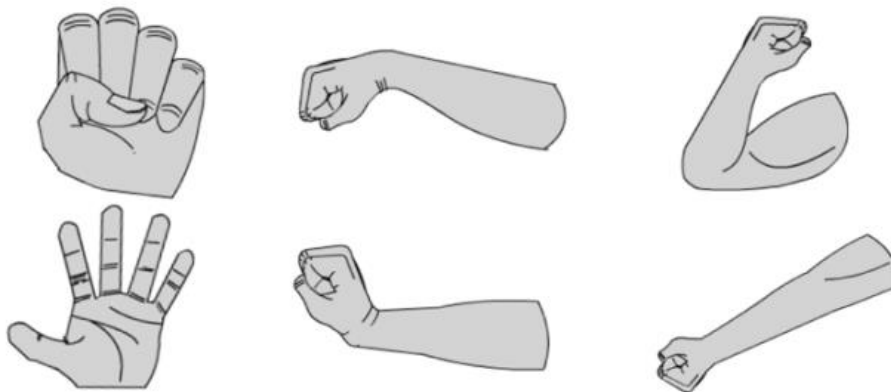


図 4-2 動作指示図 (左: 掌の閉・開, 中: 手首の屈曲・伸展, 右: 肘の屈曲・伸展) .

Fig. 4-2 Illustrated instructions for six motions.

(left: palm close and open, middle: wrist flexion and extension, right: elbow flexion and extension).

まず始めに、復元作用素を求めるためのデータセットを取得した。このデータセットは SVM の学習用にも用いる。SVM を用いず ICA で得られた独立成分をそのまま識別結果とする場合（以下、ICA のみによる識別）は学習用ではなく復元作用素を求めるためのデータセットであるが、以降では、便宜的に学習用データセットと記載する。計測データ（図 4-3a）に全波整流と 0.3 s 区間の移動平均による平滑化を施した後（図 4-3b）、ICA を適用し、独立成分を得る。ICA で得られる独立成分の順序は収束過程に依存するため、後述の方法で、独立成分と動作の対応を決め、指示した動作順になるように並べ変えている（図 4-3d）。図 4-3a の 1-6 は、指示した動作順の掌の閉・開、手首と肘の屈曲・伸展に対応している。

独立成分と動作の対応づけをする方法を以下に述べる。まず、得られた独立成分にそれぞれ閾値を設定して二値化する（図 4-3d）。閾値は、各成分が閾値を越える時間が動作指示区間の時間と同じになるように各成分ごとに決める。各動作に対応した独立成分が設定した閾値を越えている区間は連続して得られることが多いが、そうでない場合もある。独立成分の閾値は、各セットにより異なる。次に、各動作の指示区間で、二値化後の値が 1 となる時間比率が最も多い独立成分に、その動作を割り当てる。

このようにして、動作が 6 成分に 1 対 1 で対応づけられたデータセットを 10 セット取得できるまで繰り返した。次に、提案する識別手法の評価を行うためのデータセットを 10 セット取得した。この 10 セットは動作と独立成分の 1 対 1 対応が得られるかどうかの判定は行わずに計測した。

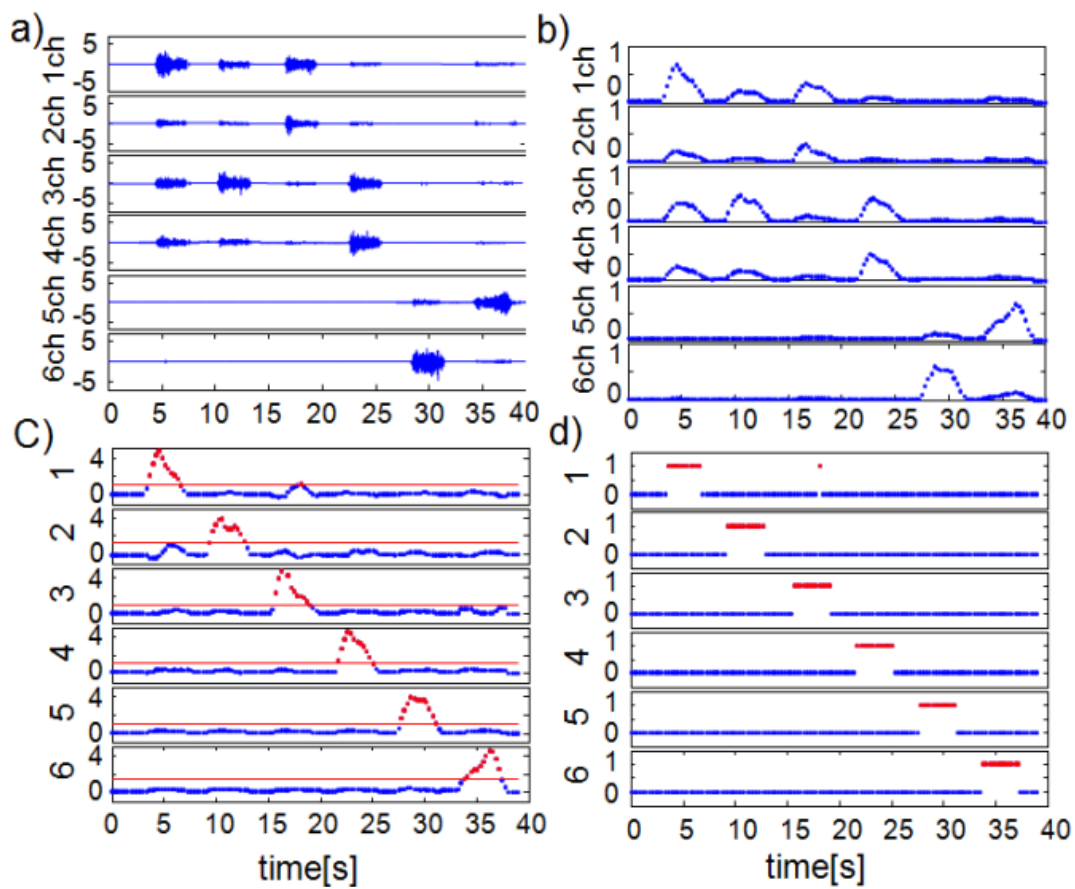


図 4-3 解析手順.

a) 計測データ, b) 全波整流後平滑化したデータ, c)独立成分, d) 二値化データ.

Fig. 4-3 Procedure of analysis.

a) measured EMG, b)after full-wave rectification and smoothing,

c) independent components, d) binarized data.

### 4.3.3 解析

#### (1) ICA のみによる識別と評価

独立成分と動作の対応づけでは、動作区間を厳密に決定する必要がないので、4.22 に述べた簡略な方法をとったが、評価用データの識別対象区間は以下のようにして決定した。各動作の指示区間と実際に実験参加者が動作している時間は必ずしも一致しない。そこで、評価用データの識別対象区間は、各動作指示区間と次の中立位区間の中で、積分筋電位が部位ごとに設定した閾値を越えている区間とした。閾値の初期値は  $20\mu\text{V}$  とし、中立位の指示区間で閾値を越えないように最大  $50\mu\text{V}$  まで  $10\mu\text{V}$  ずつ閾値を上げ、6 動作の区間に分かれるように設定した。

評価用データの独立成分は、学習用データから得られた復元作用素を評価用データの積分筋電位に適用して求める。実際の応用では、1 つのデータセットの復元作用素を識別対象データに適用すればよいが、ここでは、評価のために、学習用データ 10 セット分の復元作用素を、評価用データの積分筋電位 10 セットに適用して、 $10 \times 10$  通りの 100 セットの評価用の独立成分データセットを得る。

動作識別は 0.3 s ごとに行う。識別対象区間の中で、1 つの独立成分のみが閾値を越えている区間はその独立成分に対応する動作を識別結果とする。複数の成分が閾値を越えているときは、閾値との差が最も大きい独立成分に対応する動作を識別結果とする。いずれの成分も閾値を越えていない場合は中立位とする。各動作の識別対象区間で正しい識別結果が出力された回数を求め、識別回数に対する比率を正識別率とした。

#### (2) ICA と自己データで作成した SVM による識別と評価

まず、SVM 用の学習データを作成する方法について述べる。以下は、実験参加者ごとに行う。学習用データ 10 セットの積分筋電位に ICA をかけて求めた独立成分 10 セットと、この中のあるセットの復元作用素を残り 9 セットの学習用データの積分筋電位に適用し、独立成分を求めた 90 セット、計 100 セット分を使用する。

次に SVM のパラメータについて述べる。カーネル法には最も一般的なガウスカーネルを用いた。式 (4-1) に示す。  $\gamma$  はパラメータである。

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2) \quad (4-1)$$

ソフトマージン SVM で最適化に用いる評価式は、式 (4-2) で表わされる。

$$\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \rightarrow \min \quad (4-2)$$

$\omega$  は重みベクトルで第 1 項はマージンを表し、第 2 項はスラック変数  $\xi$  の総和、 $C$  はこれらのバランスを調整するパラメータである。

これらのパラメータ ( $\gamma, C$ ) を、学習データの識別率を最大にするように決めると、評価用データの識別率が低下する。そこで、 $K$  分割交差検定が用いられる。取得したデータを  $K$  分割し、1 つを評価用データ、残りを学習データとして用いて、学習と評価を  $K$  回繰り返し、評価用データの識別率の平均を求め、それを最大化するよう  $\gamma$  と  $C$  を決めるものである。ここでは 5 分割交差検定を用いた。 $\gamma$  と  $C$  の値を  $2^{-15}$ – $2^3$  の範囲で  $2^2$  ずつ変化させて、5 分割交差検定で得られた識別率の等高線図を作成した。個々の識別器に対して、 $\gamma$  と  $C$  の最適値を個別に決定することも考えられるが、 $\gamma$  と  $C$  の組み合わせは、最適なものから極端に外れない限り大きな識別率の低下はないことが示されている[1]ため、すべての識別器について最適に近い共通の  $\gamma$  と  $C$  の値を決めた。5 分割交差検定および等高線の作成は、LIBSVM[20]の `grid` 関数を用いて行なった。

次に SVM をマルチクラスに適用する。適用するための方法は、`one-against-all` と `one-against-one` がある。Hus ら[21]がこの 2 つの方法のうち `one-against-one` の方が優れていることを示しているため、本章では、`one-against-one` を採用する。`one-against-one` は、識別対象動作から 2 動作ずつ選ぶすべての組み合わせに対して識別器を作成する方法である。そのため、6 動作と中立位の 7 動作から 2 動作ずつを識別するための全ての組み合わせの 21 の識別器を作成する。4.3.3(1)で述べた識別対象区間を決める方法で、学習用データの各動作区間を決め、次の動作区間の始まりまでを中立位区間として学習に用いる。SVM への入力とする独立成分は、動作ごとに動作区間の平均値で正規化した。

識別対象の独立成分を 21 の識別器に入力し、各識別器で出力された動作を集計して最多の動作を識別結果とする。同数の場合は、それらの動作を含む識別器のみの出力結果を集計し、最多の動作を識別結果とした。それでも同数の場合は中立位とした。

### (3) ICA と他人のデータで作成した SVM による識別と評価

他人のデータで作成した SVM の適用可能性を調べるため、識別対象となる実験参加者を除いた実験参加者のデータを用いた 9 名分のデータを用いて、各実験参加者用の識別器を作成する。4.3.3(2)と同じ方法で作成し正規化した SVM 用の学習データ 100 セット 9 名分 900 セットを使用する。

評価用データの作成、評価用データの正規化、SVM のパラメータの決め方や、動作区間の決定、識別方法も 4.3.3(2)と同じである。

## 4.4 結果

### (1) ICA のみによる識別結果

参加者および動作ごとに、100 セット分の識別率の平均値を求めたものを表 4-1 に示す。識別率は中立位を除いて評価し、参考までに中立位の識別率も求めている。参加者ごとの平均識別率は 65.0–88.6 %，動作ごとの平均識別率は 67.7–85.9 % となった。

表 4-1 正識別率(ICA のみ, [%]).  
Table 4-1 Rate of correct discriminations (ICA only, [%]) .

participant	palm		wrist		elbow		average	neutral
	close	open	flexion	extension	flexion	extension		
A	53.9	82.7	84.0	87.2	86.4	71.9	77.7	99.0
B	63.6	63.6	89.0	61.1	83.3	71.7	72.0	99.8
C	76.6	77.1	75.0	72.2	96.1	69.7	77.8	100.0
D	78.7	68.3	79.1	56.8	87.0	67.8	72.9	100.0
E	65.2	81.3	86.3	70.6	90.3	75.7	78.2	99.0
F	80.2	72.6	91.2	65.2	84.0	57.8	75.2	99.4
G	78.4	73.1	62.1	51.8	81.6	71.1	69.7	99.8
H	86.2	93.1	93.3	85.5	86.8	86.5	88.6	99.0
I	50.1	56.3	78.2	87.9	96.3	70.4	73.2	99.4
J	67.6	78.2	79.3	39.1	67.1	58.7	65.0	98.8
average	70.0	74.6	81.8	67.7	85.9	70.1	75.0	99.4

全参加者の結果をまとめた誤識別マトリックスを表 4-2 に示す。この表より、どの動作でも中立位を識別結果とする誤識別の割合が多いことがわかる。これは、独立成分の二値化で決めた動作区間が、積分筋電位で決めた動作区間より短くなっていることを示す。動作間では、手掌開動作と手首伸展（背屈）を相互に誤識別する割合が多い。

表 4-2 誤識別マトリックス (ICA のみ, [%]) .  
Table 4-2 Confusion Matrix (ICA only, [%]) .

			correct motion						neutral
			palm		wrist		elbow		
			close	open	flexion	extension	flexion	extension	
estimation	palm	close	70.0	0.0	3.1	0.1	0.0	0.0	0.0
		open	3.5	74.6	1.3	14.1	0.2	0.5	0.6
	wrist	flexion	4.4	0.6	81.8	0.0	0.1	0.3	0.0
		extension	5.6	5.3	0.1	67.7	0.0	0.7	0.0
	elbow	flexion	0.0	0.0	0.0	0.9	85.9	0.0	0.0
		extention	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	70.1	0.0
neutral		16.5	19.4	13.7	17.2	13.9	28.4	99.4	



## (2) ICA と自己データで作成した SVM による識別結果

4.3.2 節に述べた方法で決めた SVM のパラメータは、 $C=2^{15}$ 、 $\gamma=2^{-10}$  となった。このパラメータセットにおける識別器作成に用いたデータの識別率は、平均で 99.7 %、最低で 95.9 % であった。

参加者ごとの識別率を表 4-3 に、全参加者の結果をまとめた誤識別マトリックスを表 4-4 に示す。参加者ごとの中立位を除いた平均識別率は 94.3–99.6 %、動作ごとの平均識別率は 94.6–99.5 % と、ICA のみ（表 4-1）の場合と比べて向上した。参加者ごと、動作ごとの最低識別率が D 手掌開動作の 85.1 % であり、良好な識別結果と言える。手掌動作と手首伸展の間の誤識別のが他と比べて多いのは ICA のみの場合と同じであるが、誤識別率は約 4 % に低減している。

表 4-3 正識別率(ICA + 自己データ作成 SVM, [%]).

Table 4-3 Rate of correct discriminations (ICA + SVM trained by own data, [%]) .

participant	palm		wrist		elbow		average	neutral
	close	open	flexion	extension	flexion	extension		
A	99.1	99.8	99.9	99.5	100.0	99.5	99.6	96.4
B	95.4	87.5	95.8	97.4	99.3	100.0	95.9	96.4
C	99.0	99.2	98.1	99.5	100.0	99.8	99.3	96.0
D	99.8	85.1	99.5	97.8	100.0	99.0	96.9	94.8
E	97.3	98.0	97.7	88.2	96.6	100.0	96.3	93.8
F	95.6	95.6	97.8	87.6	100.0	99.5	96.0	89.3
G	98.1	87.3	92.9	91.1	96.9	99.5	94.3	95.7
H	98.4	99.6	97.6	98.2	99.8	99.4	98.8	95.3
I	90.7	100.0	98.4	97.5	99.3	99.1	97.5	96.2
J	85.5	94.2	99.6	90.6	96.6	99.5	94.3	93.8
average	95.9	94.6	97.7	94.7	98.8	99.5	96.9	94.8

表 4-4 誤識別マトリックス(ICA + 自己データ作成 SVM, [%]) .

Table 4-4 Confusion matrix (ICA + SVM trained by own data, [%]) .

		correct motion							
		palm		wrist		elbow		neutral	
		close	open	flexion	extension	flexion	extension		
estimation	palm	close	95.9	0.6	0.8	0.0	0.0	0.0	0.7
		open	1.0	94.6	0.3	3.9	0.0	0.0	0.9
	wrist	flexion	1.0	0.1	97.7	0.0	0.1	0.0	0.7
		extension	1.2	3.5	0.1	94.7	0.1	0.0	0.8
	elbow	flexion	0.0	0.0	0.1	0.4	98.8	0.0	1.4
		extention	0.0	0.0	0.0	0.3	0.4	99.5	0.8
neutral		0.8	1.1	1.0	0.6	0.7	0.4	94.8	

### (3) ICA と他人のデータで作成した SVM による識別結果

SVM のパラメータ  $C=2^{15}$ ,  $\gamma=2^{-10}$  における識別器作成に用いたデータの識別率は、平均で 99.2 %, 最低で 94.2 %であった。

他人のデータで作成した SVM を使用して動作識別を行った結果を表 4-5 に、全参加者の結果を合わせた誤識別マトリックスを表 4-6 に示す。参加者ごとの中立位を除いた平均識別率は 85.1–97.8 %, 動作ごとの平均識別率は 86.3–97.1 %であった。手掌開動作と手首伸展の間の誤識別が多いのは、自己データによる SVM 導入の場合と同様であるが、手掌開動作と手首屈曲の間の誤識別も増えている。

表 4-5 正識別率 (ICA+他人のデータで作成した SVM, [%]).  
Table 4-5 Rate of correct discriminations  
(ICA + SVM trained by other participants' data, [%]) .

participant	palm		wrist		elbow		average	neutral
	close	open	flexion	extension	flexion	extension		
A	94.1	97.7	96.6	95.8	99.9	99.6	97.3	94.3
B	92.4	60.6	83.7	86.4	92.4	95.5	85.1	75.7
C	99.5	97.8	100.0	89.5	100.0	100.0	97.8	87.4
D	99.3	77.0	99.7	93.1	100.0	98.8	94.6	93.5
E	90.7	93.8	95.9	84.0	95.2	100.0	93.3	92.5
F	72.6	85.4	97.8	95.4	93.6	97.9	90.5	96.7
G	91.7	89.5	82.6	62.0	95.9	91.5	85.5	94.9
H	98.0	87.8	99.9	98.1	98.0	100.0	97.0	92.9
I	68.1	96.6	95.8	93.0	100.0	100.0	92.2	86.1
J	82.6	91.0	90.4	66.2	96.4	100.0	87.8	91.6
average	88.9	87.7	94.2	86.3	97.1	98.3	92.1	90.6

表 4-6 誤識別マトリックス (ICA+他人のデータで作成した SVM, [%]) .  
Table 4-6 Confusion Matrix (ICA+SVM trained by other participants' data, [%]) .

			correct motion						neutral
			palm		wrist		elbow		
			close	open	flexion	extension	flexion	extension	
estimation	palm	close	88.9	0.5	3.2	0.2	0.0	0.0	1.0
		open	1.4	87.7	0.7	8.0	0.0	0.0	1.1
	wrist	flexion	6.8	1.1	94.2	0.0	0.1	0.0	1.2
		extension	0.7	7.2	0.2	86.3	0.4	0.1	2.7
	elbow	flexion	0.1	0.2	0.0	1.2	97.1	0.0	2.3
		extention	0.0	0.5	0.9	2.0	0.3	98.3	1.1
neutral		2.1	2.8	0.9	2.3	2.1	1.5	90.6	

## 4.5 考察

### 4.5.1 識別データへの復元作用素の適用可能性について

予め得た復元作用素を識別データに適用し得られた独立成分を用いて動作識別する手法を提案した。この手法のみによる識別率は、全参加者、全動作の平均で 75 % と十分なものではなかった (表 4-1)。個人、動作により、識別率が大きく異なるので、識別率と復元作用素のばらつき度合いの関係について考察する。

10 名の実験参加者 (A~J) から得られた復元作用素の動作に対応している各列の値を 10 セット分重ね書きしたものを図 4-4 に示す。これは、各動作の独立成分 (図 4-4 の縦の 1-6, 図 4-3c, d の縦と同じ順) を得る際に各筋電位 (図 4-4 の横軸の 1-6, 図 4-3a, b の縦と同じ順) にかける重みを示す。復元作用素は比較的安定して得られているが、人によって、動作によってばらつき度合いが異なることがわかる。

重みのばらつき度合いを定量化するため、成分ごとに重みベクトルの重心からの距離を原点から重心の距離で正規化した値を求めた。結果を表 4-7 に示す。肘の伸展と屈曲は、参加者によらずばらつきが小さく、手掌の開動作と手首伸展は、ばらつきが大きい人が多い。前者は、肘の曲げ伸ばしは他の動作と比べ独立性が高いことから当然の結果である。後者は、手掌開動作と手首伸展 (背屈) は独立して行うことが難しい、つまり、手首を背屈すると手が開く、手を開こうとすると手首を背屈してしまうことを反映していると考えられ、この 2 つの動作の相互の誤識別が多い原因になっていると考えられる。対策としては、動作識別の学習時に、手首を背屈すると手が開く動作も手首の背屈として、手を開こうとすると手首を背屈する動作も手を開く動作として学習器に学習させることで間違いが減ると考えられる。また、手首の背屈と手を開く動作の独立成分が 2 種類出ている場合の判別ロジックを変更することでも誤動作の間違いを減らすことができると考える。個人の比較では参加者 B, F, G, J は複数の動作でばらつきが大きい、これらの参加者は、ICA のみ、ICA+自己 SVM, ICA+他人のデータによる SVM の 3 手法とも識別率が残りの人と比べると低く、復元作用素が安定して得られないことがその原因と考えられる。逆に、復元作用素のばらつきが小さい A, C, D, E, H は、3 手法とも識別率が高い。

### 4.5.2 SVM の導入効果について

自己のデータを用いて作成した SVM 導入により、平均識別率は、ICA のみの 75.0 % (表 4-1) から 96.9 % (表 4-3) に向上した。他人のデータを用いた SVM でも、92.1 % (表 4-5)

に向上している (図 4-5). この 3 手法による識別率を一元配置分散分析にかけたところ, 手法による主効果が有意 (有意水準 5 %) で, テューキーの HSD 法による下位検定 (有意水準 5 %) で, ICA のみと SVM を導入した 2 手法の間に, 有意な差が認められた. 以上より, SVM の導入の効果は明らかだと言える.

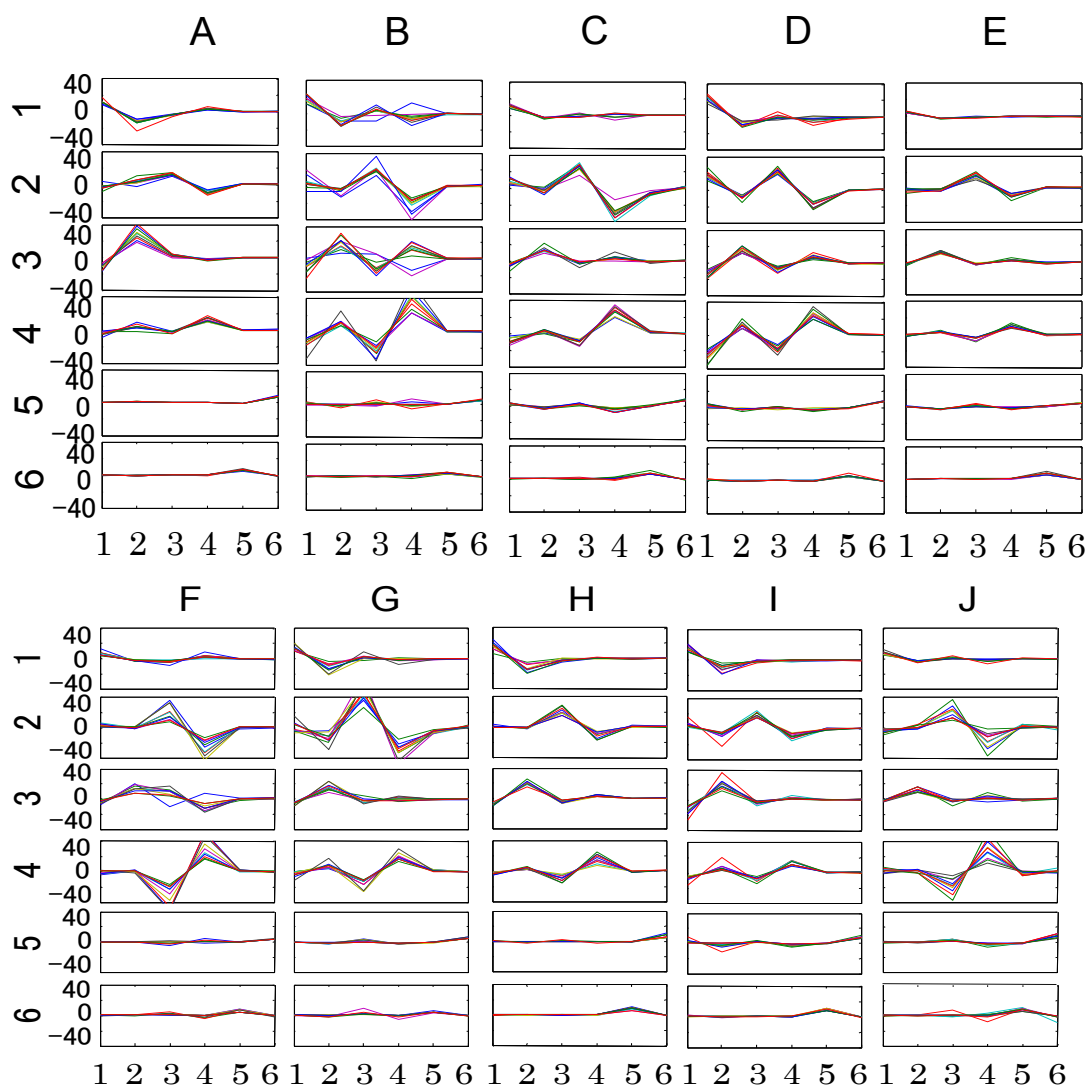


図 4-4 動作ごとの復元作用素の重ね書き (10 名(A~J), 10 セット分).  
 Fig. 4-4 Superposed unmixing coefficients for each movement (10 participants (A~J), 10 data sets).

表 4-7 復元作用素のばらつきの度合い.  
Table 4-7 Degree of variability in unmixing coefficients.

participant	palm		wrist		elbow		average
	close	open	flexion	extention	flexion	extention	
A	4.2	2.9	6.0	2.1	0.0	0.2	2.6
B	8.5	11.8	24.5	18.8	1.3	0.2	10.8
C	1.1	7.3	2.6	3.1	0.6	0.2	2.5
D	2.5	3.3	2.3	5.7	0.7	0.2	2.5
E	0.2	3.1	0.8	1.2	0.5	0.2	1.0
F	1.2	13.2	2.9	22.1	0.6	0.5	6.7
G	3.5	19.9	2.2	6.0	0.2	1.0	5.4
H	5.6	3.4	1.3	4.5	0.6	0.2	2.6
I	3.7	7.8	8.7	5.7	2.5	0.2	4.8
J	0.9	17.8	2.8	27.8	0.7	2.6	8.8
average	3.1	9.1	5.4	9.7	0.8	0.5	4.8

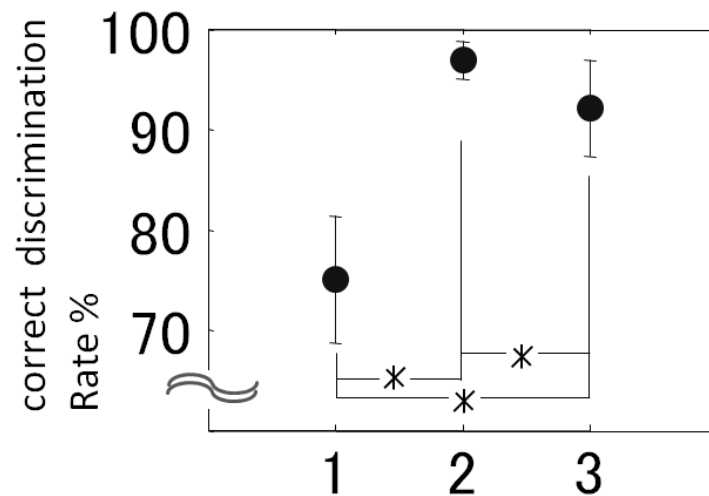


図 4-5 手法による識別率の違い

1: ICA のみ, 2: ICA+自己 SVM, 3: ICA+他人データで作成した SVM.

Fig. 4-5 Comparison of correct discrimination rate among 3 methods

1: ICA only, 2: ICA+own SVM, 3: ICA+SVM trained by other participants' data.

## 4.6 おわりに

動作の独立性を利用した独立成分を特徴量として用いて動作識別する手法を提案した。識別対象の独立成分を求める際に、予め求めておいた復元作用素を用いる。この手法を用いると、平均 75 % の識別率で 6 動作の識別が行えた。

識別器に SVM を導入したところ、本人のデータで学習した SVM を用いると識別率は平均約 97 % に向上した。また、復元作用素のばらつきが大きい人・動作、動作では識別率が悪く、この手法の適用には学習データ取得時に独立した動作を再現性よく行わせることが重要であることを確認した。

他人のデータで作成した SVM を用いた場合にも、高い識別率が得られ、予め用意した識別器を用いて識別できる可能性が示された。



## 第 5 章

### 結論



生体信号を用いたインタフェースには、脳波から直接得られる生体信号を用いるブレインコンピュータインタフェース (Brain Computer Interface: BCI) またはブレインマシンインタフェース (Brain Machine Interface: BMI) と呼ばれるものと、脳の活動を直接計測しないが、筋電や眼球運動に関連した生体信号を用いるものがある。

BCI や BMI には侵襲のものと非侵襲のものがあるが、本研究では、装置が大掛かりでなく容易に用いられる頭皮上脳波を使用し研究を行った。脳波の中でも、事象関連電位 P3 を使用した、BCI が盛んに研究されている。代表的な、P3Speller は、ALS の患者を対象としたコミュニケーションツールとして多くの研究所で研究されている。6 行 6 列が全て 1 回光ることを 1 試行とすると、最も速いものでは、4 回の試行で入力できる場合が得られている。しかしこれらは、研究段階であり実用化されていない。そのため、非侵襲である頭皮上脳波を使用し、実用化を目指す必要がある。本研究では対象者を ALS の患者に限定せず、健常者にも利用できるものを目指し研究を行った。これには、さらなる簡便さが必要であり、眼球運動や瞬目に起因するアーティファクトを除去が必須である。

そこでまず最初に、独立成分分析 (Independent Component Analysis : ICA) を用いて、眼球運動や瞬目によるアーティファクト除去するために、必要最小限のチャンネル数の検討を行った。水平・垂直眼球運動と瞬目を行う眼球運動区間をもうけ、このときの計測データと文字入力を行う文字入力区間の計測データを一緒に ICA にかけることにより、前頭部と中心部を含む 4-6 部位の脳波を使用することで自動的に判定除去することができた。また、眼電図との相関をとることにより自動的に特定し除去することもできた。

次に、アーティファクト除去をするために必要である ICA の計算時間を短縮するための検討を行った。その結果、眼球運動区間に、P3 成分を含むオドボール区間を追加し、事前にこれらを行った計測データを ICA にかけて復元作用素を求め、この復元作用素を、文字入力区間の計測データにかけてやることで、アーティファクトの特定と除去が可能となった。このことにより、ICA を毎回かけずに、最初の 1 回だけで ICA をかけるだけで、その後のアーティファクトを除去することができるようになった。

最後に、SVM を用いた入力文字判定を行った。ここでは、P3 成分を求めるために必要な加算回数を SVM の学習を行うことにより低減できないか検討した。また、チャンネル数や P3 成分を含むターゲットデータと P3 成分を含んでいないその他のデータを SVM に学習するときの比率による違いも比較した。P3 成分を求めるためには、アーティファクト

の入っていないデータを 20 試行程度加算する必要があるとされている。実験の結果, SVM に学習する比率はターゲットが 1, その他が 2 で学習させた場合に最も良い識別結果が得られ, 3 チャンネルで 5 試行で判別できる例が得られた。この他のデータでも, 約 10 試行程度で識別できる例が得られた。今後は, データ数を増やしさらに検討を行う必要がある。

頭皮上脳波を用いたインタフェースは, 以前は P3 スペラーに関する研究が多かったが, この 2-3 年は, SSVEP を用いたものが激増している。P3 よりも SSVEP による入力の方が, メニュー選択をするときには, 短時間で入力できる可能性がある。そのため, SSVEP による入力インタフェースの開発を行った。光過敏性発作のリスクを低減するために 20Hz 以上の刺激を用いる。脳波計測には前述の Emotiv を用いた。内蔵されているジャイロセンサを活用して頭の動きで外部装置との同期をとりりサンプリングすることで, Emotiv の問題を解決し, 複数の異なる周波数の点滅 LED 刺激を同時に提示し, 注目している刺激を識別できることを示し, 識別に必要な時間や SSVEP の安定性について検討した。結果には個人差が大きく, 刺激に対する注意の持続ができるかどうかは鍵になることがわかった。ここで得られた知見をもとに, 階層的なメニューを提示する入力インタフェースの開発に取り組んだ。注意を持続させるために, 選択肢に文字や記号, 図形, イラストなどを用い, 選択肢そのものを点滅させることを考え, これを実現しやすい液晶ディスプレイ (Liquid Crystal Display : LCD) を採用し, 6 周波数の正弦波状に輝度に変化する刺激を同時提示した。各刺激周波数に対する後頭部 2 部位の SSVEP の Z-Score を用いて学習なしで, 注視している刺激を判定するアルゴリズムを考案した。参加者 8 名で評価実験を行い, 5 名に良好な結果が得られ, 平均正答率 83.3%, 情報伝達率 (Information Transfer Rate : ITR) 21.5 bit/min, 平均試行回数 2 試行という成績を得た。この結果は Emotiv を用いて少数部位で学習なしという条件を考慮すると, 先行研究に勝るとも劣らないものである。

開発した手法とアルゴリズムを実装して, 楽曲選択のための 3 階層メニューの入力インタフェースを開発した。1 層目で音楽のジャンルを選択し, 2 層目でアーティストを選択, 3 層目は曲名を選択させる。各層の選択肢は 6 つとし, 2 層目, 3 層目は, 選択肢の 1 つを「戻る」とした。メニューを探索している間は, 眼が動いており, 選択が完了すると眼が留まると考え, 眼球停留時点を検出して選択完了を判定することにした。眼球停留時点の検出には, これまで脳波からアーティファクトとして除去していた眼球運動に関連した独立成分を用い, SSVEP の解析には, このアーティファクトを除去したデータを使用する。評価実験を実施して, 参加者が入力したい曲を選択できることを確認した。正答率と入力

時間はまだ満足できるものではなくさらなる改良が必要であるが、簡便な脳波計測装置と簡単なアルゴリズムでメニュー選択を実現できたことは、日常的に利用できるインタフェースに一步近づいたと言える。

筋電を用いた入力インタフェースでは、操作者が手・腕を動かしてロボットアームを操作することで、誰にでもわかりやすいインタフェースを提供することを目標とした。筋電信号を用いる利点は、動作が生じないか十分でない場合でも動作の意図を検出することができること、また動作が生じる前に検出したり、力の大きさを制御したりできる可能性があることである。これらの利点を生かしたインタフェースの開発を将来目標とし、本研究では、表面筋電位を用いた6自由度のロボットアーム操作を想定し、掌の閉・開、手首と肘の屈曲・伸展の6動作のリアルタイム識別をめざした。操作前に各動作を行わせたときの6部位の積分筋電図にICAを適用し、各動作に対応した独立成分を求め、このとき得られた復元作用素を操作時の筋電に適用して独立成分を求め、これを特徴量とした。識別器には2動作ずつのすべて組み合わせに対しSVMを作成するone-against-oneを採用した。本人のデータで学習したSVMを用いると平均97%の識別率が得られ、他人のデータで作成したSVMを用いた場合にも、85%以上の高い識別率が得られた。これより、個人ごとにデータを収集して識別器を学習させなくても、利用前に数回の動作を行わせて復元作用素を得ることで、すぐに利用できるインタフェースが提供できる可能性を示した。

## 謝辞

研究や学生生活において多大なるご指導や助言をいただきました大阪工業大学ロボット工学科 大須賀美恵子教授に心よりお礼申し上げます。研究内容に関して指導や助言をいただきました大阪工業大学ロボット工学科 筒井博司教授，大阪工業大学情報メディア学科 佐野睦夫教授，大阪工業大学ロボット工学科 小林裕之准教授，中泉文孝講師に心よりお礼申し上げます。また，本実験の実験参加者を引き受けていただいた方々に心よりお礼申し上げます。最後に，同じ研究室で共に過ごしたウエルネス研究室のメンバーに心より感謝いたします。

## 参考文献

### 1 章

- [1] Miguel ALN, John KC: Controlling Robots with the Mind, Scientific American, 283, pp.46-53, 2002.
- [2] Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia: <http://www.nature.com/nature/journal/v442/n7099/supinfo/nature04970.html>, 取得日 2014/11/27.
- [3] 脳神経外科 大阪大学大学院医学系研究科 : <http://www.n surg.med.osaka-u.ac.jp/school/research/function/index.html>, 取得日 2014/11/27.
- [4] HONDA : <http://www.honda.co.jp/news/2006/c060524a.html>, 取得日 2014/11/27
- [5] Miyawaki Y, Uchida H , Yamashita O, Sato M, Morito Y, Tanabe H, Sadato N, Kamitani Y: Visual Image Reconstruction from Human Brain Activity using a Combination of Multiscale Local Image Decoders. Neuron 60(5), pp.915-929, 2008.
- [6] 念じると ASIMO が動く !? : <http://221616.com/corism/articles/0000094484/>, 取得日 2014/11/27.
- [7] int 視線入力意思伝達装置 SPRING 絆: [http://imimed.jp/product\\_review/spring.html](http://imimed.jp/product_review/spring.html), 取得日 2014/11/27.
- [8] UNIPOS: [http://www.unipos.net/find/product\\_item.php?id=217](http://www.unipos.net/find/product_item.php?id=217), 取得日 2014/7/17.
- [9] インタークロス株式会社 : <http://www.intercross.co.jp/Products/pg295.html>, 取得日 2014/7/17.
- [10] Mindo product : <http://mindocom.tw/en/goods.php?act=view&no=10>, 取得日 2014/7/17.
- [11] Advanced Brain Monitoring: <http://advancedbrainmonitoring.com/xseries/x10/>, 取得日 2014/7/17.
- [12] 株式会社テクノスジャパン: <http://technosjapan.jp/product/communication/2012/0820210400.html>, 取得日 2014/7/17.
- [13] Schalk G, McFarland DJ, Hinterberger T, Birbaumer N, Wolpaw JR.: BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system.. IEEE Transactions on Biomedical Engineering , **51**(6), pp.1034-1043, 2004.
- [14] 脳波計測による意思伝達装置「ニューロコミュニケーター」を開発:  
[http://www.aist.go.jp/aist\\_j/press\\_release/pr2010/pr20100329/pr20100329.html](http://www.aist.go.jp/aist_j/press_release/pr2010/pr20100329/pr20100329.html),

取得日 2014/7/17.

- [15] Cheng M, Gao X: Design and implementation of a brain-computer interface with high transfer rates. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **49**(10), pp.1181-1186, 2002.
- [16] Lee P, Sie J, Liu Y, Wu C, Lee M, Shu C, Li P, Sun C, Shyu K: An SSVEP-Actuated Brain Computer Interface Using Phase-Tagged. *Annals of Biomedical Engineering* **38**(7), pp.2383-2397, 2010.
- [17] 安藤惇, 外山純, 繁樹博昭, 松寄直幸, 北崎充晃: 定常視覚誘発電位によるドライビングシミュレータの定量的ステアリング操作. *日本バーチャルリアリティ学会論文誌*, **15**(1), pp. 33-40, 2010.
- [18] Jung T, Makeig S, Westerfield M, Townsend J, Courchesne E, Sejnowski T.J: Removal of eye activity artifacts from visual event-related potentials in the normal and clinical subjects. *Clin.Neurophysiol.*, **111**, pp.1745-1758, 2000.
- [19] Berg P, Scherg M: Dipole models of eye movements and blinks. *Electroenceph and Clinical Neurophysiology*, **79**, pp.36-44, 1991.
- [20] NAC: [http://www.eyemark.jp/product/emr\\_9/index.html](http://www.eyemark.jp/product/emr_9/index.html), 取得日 2014/7/17.
- [21] Tobii: <http://www.tobii.com/ja-JP/eye-tracking-research/japan/products/hardware/tobii-glasses-eye-tracker/>, 取得日 2014/7/18.
- [22] JINS MEME: <https://www.jins-jp.com/jinsmeme/>, 取得日 2014.7.17.
- [23] 真鍋宏幸: 眼電図を用いたコミュニケーション支援用入力インタフェースの開発; 次世代ヒューマンインタフェース. pp.173-183, (株)エヌ・ティー・エス, 2013.
- [24] 田邊喜一: 入力インタフェースのための瞬目に関する基礎的検討. *電子情報通信学会論文誌*, J94-D(2), pp.505-508, 2011.
- [25] バイオメカニズム (編), 木塚朝博, 増田正, 木竜徹, 佐渡山亜兵: バイオメカニズム・ライブラリー 表面筋電図. 東京電機大学出版局, 2006.
- [26] 鈴木直人, 市原信: 14 章 骨格筋反応, 筋電図. *新生理心理学* 1 卷, 北大路書房, 宮田洋 (監), 藤沢清, 柿木昇治, 山崎勝男 (編), pp. 238-255, 1998.
- [27] 中野岳美, 永田健太郎, 山田雅史, 曲谷一成: SEMG による力の強弱を考慮した動作認識. *日本生体医工学会大会論文集*, **47**, ROMBUNNO.PS2-4-3, 2008.

- [28] Nisikawa D, Wenwei Y, Yokoi H, Kakazu Y: EMG prosthetic hand controller using real-time learning method. in Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp.1153-1158, 1999.
- [29] 吉川雅博, 三田友記, 三河正彦, 田中和世: 前腕切断者を対象とした筋電信号に基づく手の動作識別法に関する基礎研究, 人間工学, **46**(3), pp.197-207, 2010.

## 2 章

- [1] Farwell LA, Donchin E: Talking off the top of your head: Toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, **70**(6), pp. 510-523, 1988.
- [2] Donchin E, Spencer KM, Wijesinghe R: The mental prosthesis: Assessing the speed of a P300-based brain-computer interface. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, **8**(2), pp. 174-179, 2000.
- [3] 産総研：脳波計測による意思伝達装置「ニューロコミュニケーター」を開発。  
[http://www.aist.go.jp/aist\\_j/press\\_release/pr2010/pr20100329/pr20100329.html](http://www.aist.go.jp/aist_j/press_release/pr2010/pr20100329/pr20100329.html), 取得日 2014/11/17.
- [4] 長谷川良平: ALS 患者におけるコミュニケーション戦略: BMI の現状と展望. *臨床神経学*, **53**(11), pp.1402-1404, 2013.
- [5] 沖田 庸嵩, 諸富 隆: 7 章 事象関連電位, 新 1 巻生理心理学の基礎. 宮田洋(監), 柿木昇治(編), 山崎勝男(編), 藤澤清(編), 北大路書房, pp.104-107, 1998.
- [6] 片山 順一: 2 章 注意と事象関連電位 (ERP), 新 2 巻生理心理学の基礎. 宮田洋(監), 藤澤清(編), 柿木昇治(編), 山崎勝男(編), 北大路書房, pp.10-17, 1997.
- [7] BCI2000: [http://www.bci2000.org/wiki/index.php/Main\\_Page](http://www.bci2000.org/wiki/index.php/Main_Page), 取得日 2014/11/17.
- [8] 障害保健福祉研究情報システム:  
<http://www.dinf.ne.jp/doc/japanese/resource/kousei/h20houkoku/itaku1.html#san14>, 取得日 2014/11/17.
- [9] Schalk G, McFarland DJ, Hinterberger T, Birbaumer N, Wolpaw JR. BCI2000: a general-purpose brain-Computer interface (BCI) system. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **51**, pp. 1034-1043, 2004.
- [10] Krusienski DJ, Sellers EW, McFarland DJ, Vaughan TM, Wolpaw JR: Toward enhanced P300 speller performance. *J. Neurosci Meth.*; **167**:15-21.16, 2008
- [11] Jung T, Makeig S, Westerfield M, Townsend J, Courchesne E, Sejnowski TJ: Removal of eye activity artifacts from visual event-related potentials in the normal and clinical subjects. *Clin. Neurophysiol.*, **111**, pp.1745-1758, 2000.
- [12] Berg P, Scherg M: Dipole models of eye movements and blinks. *Electroenceph and Clinical Neurophysiology*, **79**, pp.36-44, 1991.



- [13] 鎌倉 快之, 橋本 涉, 大須賀 美恵子, GHEORGHE Lucian, 佐藤 晴彦: 眼球停留関連電位の P3 潜時を用いた認知負担評価に向けて -ICA によるアーティファクト除去の適用-. ヒューマンインタフェース学会論文誌, **10**(2), pp.225-232, 2008.
- [14] 棒谷英法, 大須賀美恵子: 事象関連電位 P3 を使用した入力インタフェース. 第 49 回日本生体医工学会, 論文集(CD-ROM), PS3-7-4, 2010.
- [15] EEGLAB - Open Source Matlab Toolbox for Electrophysiological Research : <http://sccn.ucsd.edu/eeglab/>, 取得日 2014/11/27.
- [16] 棒谷英法, 大須賀美恵子: 事象関連電位 P3 を利用した入力インタフェース (2). 第 50 回日本生体医工学会, 論文集(CD-ROM), O2-5-6, 2011.
- [17] 鎌倉快之, 大須賀美恵子: 眼球停留関連電位にける P3 成分抽出方法に関する検討. 生体医工学会誌論文集, pp.314-315, 2008.
- [18] Boutani H, Ohsuga M: Input Interface Using Event-Related Potential P3, in Proceedings of 34th Annual International Conference of IEEE EMBS, pp. 6504-6507, 2012.
- [19] Blankertz B, Muller K, Curio G, Vaughan TM, Schalk G, Wolpaw JR, Schlogl A, Neuper C, Pfurtscheller G, Hinterberger T, Schroder M, Birbaumer N: The BCI competition 2003: progress and perspectives in detection and discrimination of EEG single trials. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, **51**(6), pp. 1044-1051, 2004.
- [20] Chang CC, Lin CJ : LIBSVM: A library for support vector machines, <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libSVM/>, 取得日 2014/11/27.
- [21] Boutani H, Ohsuga M : Applicability of the Emotiv EEG Neuroheadset as a User-friendly Input Interface. in Proceedings of 35th Annual International Conference of IEEE EMBS, pp. 1346-1349, 2013.
- [22] INNOVATEC 小型ワイヤレス脳波計: <http://innovatec.co.jp/emotiv/>, 取得日 2014/11/27.
- [23] P300 and Emotiv EPOC: Does Emotiv EPOC Capture Real EEG?:  
URL: <http://neurofeedback.visaduma.info/EmotivResearch.pdf>, 取得日 2014/11/27.
- [24] Hairston DW: Accounting for Timing Drift and Variability in Contemporary Electroencephalography (EEG) Systems. ARL-TR-5945, March 2012, <http://www.dtic.mil/cgi-bin/GetTRDoc?AD=ADA561715>, 取得日 2014/11/27.
- [25] Petieau M, Hoellinger T, Saedeleer CD, Seetharaman K, Cheron G: A P300-based Quantitative Comparison between the Emotiv Epoc Headset and a Medical EEG Device. in Proceedings of

Biomedical Engineering. track 764-071, February 15-17, 2012.

### 3 章

- [1] Zhu D, Bieger J, Molina GG, Aarts RM: A survey of stimulation methods used in SSVEP-based BCIs. *Comput. Intell. Neurosci.*, 2010, pp.1-13, 2010.
- [2] Herrmann CS: Human EEG responses to 1–100 Hz flicker: resonance phenomena in visual cortex and their potential correlation to cognitive phenomena. *Experimental Brain Research*, 137( 3-4), pp. 346–353, 2001.
- [3] Wang Y, Wang R, Gao X, Gao S: Brain-computer interface based on the high-frequency steady-state visual evoked potential. in *Proceedings of the 1st International Conference on Neural Interface and Control*, pp. 37–39, 2005.
- [4] Ruen SL, Ibrahim F, Moghavvemi M: Assessment of steady-state visual evoked potential for brain computer communication. in *Proceedings of the 3rd Kuala Lumpur International Conference on Biomedical Engineering*, pp. 352–354, 2007.
- [5] Sami S, Nielsen KD: Communication speed enhancement for visual based brain computer interfaces. in *Proceedings of the 9th Annual Conference of the International FES Society*, 2004.
- [6] Lin Z, Zhang C, Wu W, Gao X: Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **54**(6), pp. 1172–1176, 2007.
- [7] Vliet M, Robben A, Chumerin N, Manyakov N, Combaz A, Hulle MI.: Designing a brain-computer interface controlled video-game using consumer grade EEG hardware BRC. *ISSNIP 2012*, pp. 1–6, 2012.
- [8] Chumerin N, Manyakov N, Vliet M, Robben A, Combaz A, Hulle M: Steady-State Visual Evoked Potential-Based Computer Gaming on a Consumer-Grade EEG Device. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, **5**(2), pp.100 – 110, 2013.
- [9] 安藤惇, 外山純一, 繁柁博昭, 松寄直幸, 北崎充照晃: 定常視覚誘発電位によるドライビングシミュレータの定量的ステアリング操作. *日本バーチャルリアリティ学会論文誌*. 15(1), pp.33-40, 2010.
- [10] 泉岡太輔, 笹山瑛由, 川口浩和, 小林哲夫: 定常視覚誘発電位に基づく BCI: 振幅変化を利用した被注意刺激の判別に関する基礎的検討. *電子情報通信学会技術研究報告*. NC. **111**(96), pp. 91-96, 2011.

- [11] 張 誠, 木村陽介, 東広志, 田中聡久: 定常的視覚誘発電位に基づいたブレイン・コンピュータインタフェースにおける移動ロボットの制御. 電子情報通信学会技術研究報告. NC. **111**(315), pp.41-46, 2011.
- [12] Liu Y, Jiang X, Cao T, Wan F, Mak P, Mak P, Vai M: Implementation of SSVEP based BCI with Emotiv EPOC, IEEE VEIMS, pp.34-37, 2012.
- [13] Wu HY, Lee PL, Chang HC, Hsieh JC: Accounting for Phase Drifts in SSVEP-Based BCIs by Means of Biphasic Stimulation. IEEE Transactions on Biomedical Engineering., **58**(5), pp. 1394-1402, 2011.
- [14] Lee P, Sie J, Liu Y, Wu C, Lee M, Shu C, Li P, Sun C, Shyu K: An SSVEP-actuated brain computer interface using phase-tagged flickering sequenes: a cursor system. Ann Biomed Eng. **38**(7), pp.2383-97, 2010.
- [15] Hyu K, Lee M.H, Lee P.L, Chiu Y.J: The low-cost implement of a phase coding SSVEP-Based BCI system. 17th IEEE International Conference on ICECS 2010, pp.559-562, 2010.
- [16] Hung YW, Lee PL, Chang HC, Hsieh JC: Accounting for Phase Drifts in SSVEP-Based BCIs by Means of Biphasic Stimulation, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, **58**(5), pp.139-1402, 2011.
- [17] Chuan J, Gao X, Hong B, Gao S: Frequency and Phase Mixed Coding in SSVEP-Based Brain-Computer Interface, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, **58**(1), pp.200- 206, 2011.
- [18] 船瀬新王, 板井陽俊, AndrzejCichocki, 内匠逸: SSVEP を用いた脳波インタフェースのための信号処理. 電子情報通信学会技術研究報告. MBE, **112**(297), pp.71-75, 2012.
- [19] Leow RS, Leow RS, Moghavavvemi M, Ibrahim F: An efficient low-cost real-time brain computer interface system based on SSVEP. IEICE Electronics Express **7**(5), pp.326-331, 2010.
- [20] 白鳥友規, 南波寛直, 松本隆, 石山敦士: SSA を用いた脳波 SSVEP の 2 クラス判別. 電子情報通信学会技術研究報告電子情報通信学会技術研究報告. **113**(315), pp.13-16, 2013.
- [21] Gao X, Xu D, Cheng M, Gao S: A BCI-based environmental controller for the motion-disabled. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, **11**(2), pp. 137-140, 2003.

- [22] Bin G, Gao X, Yan Z, Hong B, Gao S: An online multi-channel SSVEP-based brain-computer interface using a canonical correlation analysis method. *Journal of Neural Engineering*, **6**(4), p. 046002, 2009.

## 4 章

- [1] 吉川雅博, 三河正彦, 田中和也: 筋電位を利用したサポートベクターマシンによる手のリアルタイム動作識別. 電子情報通信学会論文誌, J92-D(1), pp.93-103, 2009.
- [2] 吉川雅博, 三田友記, 三河正彦, 田中和也: 前腕切断者を対象とした筋電信号に基づく手の動作識別法に関する基礎研究. 人間工学, **46**(3), pp.197-207, 2010.
- [3] Englehart K, Huddings B, Parker PA: A Wavelet-based Continuous Classification Scheme for Multifunction Myoelectric Control. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, **48**(3), pp. 302-311, 2001.
- [4] Englehart K, Hudgins B: A robust, real-time control scheme for multifunction myo-electric control. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, **50**(7), pp. 848-854, 2003.
- [5] Nisikawa D, Yu W, Yokoi H, Kazu Y: EMG prosthetic hand controller using real-time learning method. in Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp. I153-I158, 1999.
- [6] 西川 大亮, 兪 文偉, 横井 浩史, 嘉数 侑昇: 表面筋電位からの動作識別システムにおけるオンライン型学習データ管理機構. 電子情報通信学会論文誌, J84-D-II(12), pp. 2634-2643, 2001.
- [7] 榊原 久司: 筋電制御 2 自由度前腕義手の開発(第 2 報). 電子情報通信学会技術研究報告, **MBE107**(154), pp. 67-70, 2007.
- [8] Hudgins B, Parker PA, Scott RN: A New strategy for multifunction myoelectric control. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, **40**(1), pp. 82-94, 1993.
- [9] 木暮雄一郎, 神原裕行, 小池康晴: 独立成分分析により分解された表面筋電信号を用いた指の姿勢推定. 電子情報通信学会技術研究報告, **MBE109** (460), pp. 83-88, 2010.
- [10] 安藤 健, 藤江 正克: 表層筋と深部筋の表面筋電位の SVM による識別(肩外転動作と外旋動作の識別). 日本機械学会論文集 (C), **76**(762), pp.297-303, 2010.
- [11] 北村徹, 辻内伸好, 小泉孝之:筋電信号による動作推定に基づくロボットハンドのマニピュレーション. 日本機械学会論文集(C 編), **73**(735), pp.3024-3030, 2007.
- [12] 伊藤 大司, 尾関 基行, 中村 裕一, 櫻澤 繁, 戸田 真志, 秋田 純一: EMGUI : 筋電ユーザーインターフェースのための動作認識手法. 信学技報, **MVE108** (379), pp.39-44, 2009.
- [13] 島圭介, 武田泰治, 植野洋美, 柴健次, 福田修, 辻敏夫: 筋電操作型ミュージック・インターフェースー楽曲入力システムの開発. 人間工学, **47**(2), pp. 51-60, 2011.

- [14] 藤原義久, 前川聡: 独立成分分析による筋電データからの各指運動の分離. 電子情報通信学会技術研究報, **MBE199** (82), pp.41-46, 1999.
- [15] 平手庸介, 大日方五郎, 長谷和徳, 中山純: 独立成分分析による表面筋電位からの手の動作の推定. バイオメカニズム学術講演会予稿集, **28**, pp. 85-88, 2007.
- [16] 平手庸介, 大日方五郎, 長谷和徳, 中山淳, 金泳佑: 独立成分分析による表面筋電位からの手の動作の推定. バイオメカニズム学会誌, **33**(2), pp. 134-141, 2009.
- [17] 棒谷英法, 大須賀美恵子: 事象関連電位 P3 を利用する入力インタフェース P3(2nd レポート). 生体医工, **49**(特別号), p.148, 2011.
- [18] 村田昇: 入門独立成分分析, 東京電機大学出版, 2004.
- [19] EEGLAB - Open Source Matlab Toolbox for Electrophysiological Research : <http://scn.ucsd.edu/eeglab/>, 取得日 2014/11/27.
- [20] Chang CC, Lin CJ : LIBSVM: A library for support vector machines, <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libSVM/>, 取得日 2014/11/27.
- [21] Hsu CW, Lin CJ: A Comparison of Methods for Multi-class Support Vector Machines. IEEE Transactions on Neural Networks, **13**(2), pp. 415-425, 2002.
- [22] 棒谷英法, 大須賀美恵子: 表面筋電信号に基づいた腕・手の動作識別—独立成分とサポートベクターマシンを用いて. 人間工学, **49**(1), pp.1-9, 2013.

## 研究業績

### 学術論文

- [1] 棒谷英法, 大須賀美恵子: 表面筋電信号に基づいた腕・手の動作識別—独立成分とサポートベクターマシンを用いて. 人間工学, **49**(1), pp.1-9, 2013.

### 国際学会発表 (査読付)

- [1] Boutani H, Ohsuga M: Input Interface Using Event- Related Potential P3. in Proceedings of 34th Annual International Conference of IEEE EMBS, pp. 6504-6507, 2012.
- [2] Boutani H, Ohsuga M : Applicability of the Emotiv EEG Neuroheadset as a User-friendly Input Interface. in Proceedings of 35th Annual International Conference of IEEE EMBS, pp. 1346-1349, 2013.

### 国際学会発表 (査読なし)

- [1] Ohsuga M, Boutani H: Preliminary Study on Nonintrusive Measurement of ECG and Respiration while Sitting on a Chair for Human States Estimation in Proceeding of ACED2014(1st Asian Conference on Ergonomics and Design 2014).
- [2] Ohsuga M , Boutani H : Detection of a Decrease in Concentration Using Indices Derived from Heart Rate and Respiration Toward Affective Human-Robot Interaction. in Proceedings of the 5th International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics AHFE 2014, pp.1462-1467.

### 学会発表

- [1] 棒谷英法, 大須賀美恵子 : 事象関連電位 P3 を使用した入力インタフェース. 第 49 回日本生体医工学会, 論文集(CD-ROM), PS3-7-4, 2010.
- [2] 棒谷英法, 大須賀美恵子 : 事象関連電位 P3 を利用し入力インタフェース (2). 第 50 回日本生体医工学会, 論文集(CD-ROM), O2-5-6, 2011.



- [3] 大須賀美恵子, 稲岡直樹, 土屋宏朗, 棒谷英法, 富永篤史, 佐藤尚, 守谷健弘: ファン  
トムセンセーションを利用した呼吸誘導. ヒューマンインタフェースシンポジウム  
2011 論文集 (CD-ROM), pp.655-670, 2011.1.
- [4] 棒谷英法, 大須賀美恵子: 表面筋電信号に基いた腕・手の動作識別—独立成分分析と  
サポートベクターマシンを用いて. 生体医工学シンポジウム 2011 講演予稿集  
(CD-ROM),1-8-3, 2011.
- [5] 棒谷英法, 大須賀美恵子: 事象関連電位 P3 を利用した入力インタフェース(3). 第  
51 回日本生体医工学会, 論文集(CD-ROM), O1-10-6, 2012.
- [6] 安田翔太, 棒谷英法, 小林裕之, 大須賀美恵子, 飯田就, 栗谷川幸代, 景山一郎: 容  
量結合型電極を用いたドライバの心拍情報計測. 自動車技術会 2012 年春季大会, 学術  
講演会前刷集, No.35-12, pp.1-4, 2012.
- [7] 大須賀美恵子, 棒谷英法, 島田淳, 篠原一光, 木村貴彦, 若松正晴: 車載情報機器  
利用時のドライバの認知負担の生理指標を用いた評価. 自動車技術会 2012 年春季大  
会, 学術講演会前刷集, No.81-12, pp.19-24, 2012.
- [8] 湯口翔平, 棒谷英法, 大須賀美恵子: 表面筋電位を用いた手指の伸展・屈曲動作の  
識別, 第 40 回日本バイオフィードバック学会学術総会抄録集, p.24, 2012.
- [9] 永篤志, 大須賀美恵子, 棒谷英法, 佐藤尚, 守谷健: 音楽との一体感の増強を目的  
とした呼吸誘導手法の開発と評価. ヒューマンインタフェースシンポジウム 2012 論  
文集(CD-ROM), pp.535-538, 2012.
- [10] 棒谷英法, 大須賀美恵子: 独立成分分析を用いた脳波の眼球運動関連アーティファ  
クトのリアルタイム除去手法. シンポジウム 2012 講演予稿集(CD-ROM), 2-3-06,  
p.218, 2012.
- [11] 棒谷英法, 小林裕之, 大須賀美恵子, 飯田就, 栗谷川幸代, 景山一郎: 容量結合型  
電極を用いたドライバの心拍情報計測 (第 2 報). 自動車技術会 2012 年秋季大会, 学  
術講演会前刷集, No.94-12, pp.1-4,2012.
- [12] 大須賀美恵子, 棒谷英法, 小川洋明, 石田健二: ドライバの能動的行動に基づく覚  
醒維持手法に関する研究. 自動車技術会 2012 年秋季大会, 学術講演会前刷集,  
No.118-12, pp.11-14, 2012.
- [13] 大須賀美恵子, 棒谷英法: 心拍・呼吸を用いた人の状態推定. 第 31 回生理心理学会,  
生理心理学と精神生理学, Vol.31, No.2, p.117, 2013.

- [14] 棒谷英法, 小林裕之, 大須賀美恵子, 栗谷川幸代, 景山一郎, 伊藤生佳, 杉山慎二 :  
容量結合型電極を用いたドライバの心拍情報計測 (第3報). 自動車技術会 2013 年春季大会, 学術講演会前刷集, No.88-13, pp.5-8, 2013.
- [15] 棒谷英法, 小林裕之, 大須賀美恵子, 栗谷川幸代, 景山一郎, 伊藤生佳, 杉山慎二 :  
ドライバの状態推定のための心拍情報計測. 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会 2013 講演論文集, pp.977-980, 2013.
- [16] 大須賀美恵子, 松尾真吾, 棒谷英法 : 人と知的システムのインタラクションのための  
人の状態推定. 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会 2013 講演論文集,  
pp.951-952, 2013.
- [17] 棒谷英法, 大須賀美恵子 : 日常生活における利用をめざした定常視覚誘発電位を用  
いたインタフェース. 第14回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演  
会論文集, pp.1638-1637, 2013.
- [18] 上島秀生, 棒谷英法, 大須賀美恵子 : 定常視覚誘発電位を用いたアナログ入力イン  
タフェース. 平成25年度日本人間工学会関西支部大会講演論文集, pp.69-72, 2013.
- [19] 棒谷英法, 浦川慧悟, 朝飛拳悟, 入谷勇也, 永田史博, 大須賀美恵子 : 生体信号を  
用いたメニュー選択インタフェースの比較. ヒューマンインタフェースシンポジウム  
2014 論文集(DVD-ROM), pp.293-296, 2014.
- [20] 棒谷英法, 大須賀美恵子 : 定常視覚誘発電位を用いた入力インタフェースの開発.  
生体医工学シンポジウム 2014 講演予稿集 p.162, 2014.
- [21] 棒谷英法, 清水俊行, 大須賀美恵子, 上野裕史 : 眼球停留電位の P3 成分を用いた車  
載情報機器の認知負担評価—脳波から抽出した眼球運動成分をトリガに用いる可能性  
について. 自動車技術会 2014 年秋季大会, 学術講演会前刷集, No.98-14, pp.15-18, 2014.