

脳波測定によるミス・驚愕及び疲労状態の検知に関する研究

佐藤, 孝則 / SATO, Takanori

(発行年 / Year)

2014-03-24

(学位授与年月日 / Date of Granted)

2014-03-24

(学位名 / Degree Name)

修士(工学)

(学位授与機関 / Degree Grantor)

法政大学 (Hosei University)

2013 年度 修士論文

論文題名

脳波測定によるミス・驚愕及び
疲労状態の検知に関する研究

STUDY ON DETECTION OF ERROR RESPONSE, STARTLE RESPONSE AND
FATIGUE STATE USING ANALYZED EEG SIGNALS

指導教員 石井 千春 教授

法政大学大学院 工学研究科

機械工学専攻 修士課程

学生証番号 12R1112

氏名 サトウ タカノリ
佐藤 孝 則

2013 年度 修士論文

論文題目 脳波測定によるミス・驚愕及び

疲労状態の検知に関する研究

ふりがな
氏名 さ とう たか のり
佐 藤 孝 則

研究科専攻 工学研究科機械工学専攻

学籍番号 12R1112

指導教員 石 井 千 春

修了年月(西暦) 2014 年 3 月 31 日

法政大学大学院

目次

| | |
|---------------------------|--------|
| 第 1 章 序論 | - 1 - |
| 1-1 研究の背景 | - 1 - |
| 1-2 問題の提議 | - 1 - |
| 1-3 研究の狙い | - 3 - |
| 1-4 研究目標 | - 3 - |
| 1-5 本稿の構成 | - 4 - |
| 第 2 章 実験環境 | - 5 - |
| 2-1 MATLAB Simulink | - 5 - |
| 2-2 脳波計 | - 6 - |
| 2-3 脳波データ送信プログラム | - 7 - |
| 第 3 章 脳波 | - 9 - |
| 3-1 脳波とは | - 9 - |
| 3-2 脳波測定位置 | - 10 - |
| 3-3 測定手法 | - 11 - |
| 第 4 章 脳波の周波数解析 | - 13 - |
| 4-1 脳波の種類 | - 13 - |
| 4-2 高速フーリエ変換 | - 14 - |
| 4-3 ウェーブレット変換 | - 15 - |
| 第 5 章 各反応における脳波特徴 | - 16 - |
| 5-1 自発脳波と誘発脳波 | - 16 - |
| 5-2 誘発電位 | - 17 - |
| 5-3 事象関連電位 (ERP) | - 17 - |
| 5-4 エラー関連陰性電位 (ERN) | - 18 - |
| 5-5 ローパスフィルタ | - 18 - |
| 5-6 驚き感情 | - 19 - |

| | |
|-------------------------------|--------|
| 5-7 驚愕反応 | - 19 - |
| 5-8 驚きの分類 | - 19 - |
| 5-9 驚き分類実験 | - 20 - |
| 5-10 分類実験結果 | - 21 - |
| 5-11 疲労状態 | - 23 - |
| 5-12 疲労と脳波 | - 23 - |
| | |
| 第 6 章 ミス・驚愕反応及び疲労状態の誘導 | - 24 - |
| 6-1 驚愕反応の検出 | - 24 - |
| 6-2 ミス反応の検出 | - 24 - |
| 6-3 疲労状態の検出 | - 26 - |
| | |
| 第 7 章 ミス・驚愕反応及び疲労状態検知実験 | - 29 - |
| 7-1 ミス・驚愕反応の測定 | - 29 - |
| 7-2 疲労状態の測定 | - 30 - |
| 7-3 ミス・驚愕反応の検知実験結果 | - 31 - |
| 7-4 疲労状態の検知実験結果 | - 38 - |
| 7-5 実験考察 | - 41 - |
| | |
| 第 8 章 結論 | - 44 - |
| 8-1 ミス・驚愕反応の検知 | - 44 - |
| 8-2 疲労状態の検知 | - 44 - |
| 8-3 今後の展望 | - 45 - |
| | |
| 謝辞 | - 46 - |
| | |
| 参考文献 | - 47 - |

| | |
|------------------------------------|--------|
| 付録 A：先行研究追加成果 | - 49 - |
| A-1 先行研究の概要 | - 49 - |
| A-2 実験装置・測定特徴量 | - 50 - |
| A-3 動作識別 | - 53 - |
| A-4 特異操作判別 | - 55 - |
| A-5 追加実験 | - 57 - |
| A-6 特異操作提示システム | - 60 - |
| A-7 結論・今後の課題及び展望 | - 62 - |
| A-8 発表実績 | - 62 - |
| | |
| 付録 B：実施アンケート | - 63 - |
| B-1 脳波実験被験者向けアンケート | - 63 - |
| B-2 先行研究意見聴取アンケート | - 64 - |
| | |
| 付録 C：使用機器仕様 | - 68 - |
| C-1 脳波計測機器 | - 68 - |
| C-2 先行研究使用機器 | - 69 - |
| | |
| 付録 D：ソフトウェア | - 70 - |
| D-1 MATLAB/Simulink モデルプログラム | - 70 - |
| D-2 MATLAB M 言語プログラム | - 71 - |
| D-3 C++言語プログラム | - 73 - |
| D-4 先行研究使用プログラム | - 79 - |

第 1 章 序論

本章では、本研究に至るまでの研究の背景と本研究の目的について述べる。

1-1 研究の背景

近年，外科手術において従来の開腹手術に代わり，内視鏡外科手術による症例が臨床で増えてきている．内視鏡外科手術は，患者の体表の数カ所に $\phi 10\sim 20\text{mm}$ の孔をあけ，そこに内視鏡カメラと医療鉗子を挿入し，手術を行うものである．開腹手術は治療部へのアプローチや作業領域の確保，視野の確保のために体表の正常な部分を数十センチほど切開する必要があるのに対し，内視鏡外科手術はその侵襲度の低さから低侵襲手術 (Minimally Invasive Surgery) と位置づけられている．

低侵襲手術は体表を傷つける範囲が狭いため，術後の痛みも小さく，回復が早い．さらに傷の少なさから患者の社会復帰の早さや美容上の優位性などが利点として上げられる．しかし，患部を内視鏡カメラで見ながら，細長い鉗子で作業を行うため，医師には高い技術力が要求される．

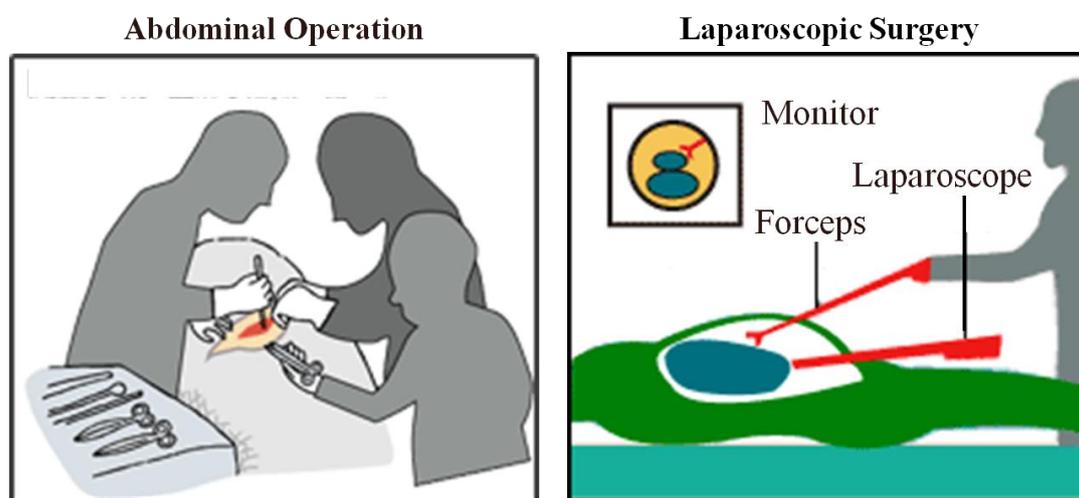


Fig.1-1 Abdominal Operation and Laparoscopic Surgery

1-2 問題の提議

内視鏡外科手術はその技術の必要性から開腹手術に比べ手術時間も長くなり，医療事故の発生率も高い．非熟練者においては二次元での画面を見ながらの慣れない操作や特殊な医療器具を用いることでの操作性の悪さからその差はさらに顕著に現れる．そのため，内視鏡外科手術習熟のためのシミュレーションシステムが多くの大学，研究機関で研究開発

されている。

Fig. 1-2 に示すように従来の内視鏡手術シミュレータは、内視鏡手術の形態を模した装置を用いて練習を行うものが多く、操作の評価をカメラ映像から確認することでしか操作の評価をすることができないものが多かった。しかし、このシミュレータは非常に安価で簡単に手技の練習が行えるものの訓練の評価が難しく、定量的な評価も難しい。そこで最近では VR シミュレーションを用いたものが多く開発されており、画面内の 3D 映像を見ながらトレーニングを行う。これはコンピュータが鉗子操作を確認するもので誰でも簡単に正しい手術手技を学ぶことができるが、練習を行うのに大掛かりな装置と費用がかかるものが多い。そこで、より危険な操作のみの評価を簡単な装置で行うことで安価に安全な手術手技を練習することができるシミュレーションシステムの開発が必要であると考えた。

また、内視鏡手術におけるシミュレーションシステムの開発に比べ、実際の内視鏡手術時の情報を読み取り、安全に手術を行うことを支援するシステムはほとんど開発されていない。

中屋[1]らの研究では、医療事故の中でも高い割合を占める縫合不全に着目し、手術縫合針の刺入操作の針を持っている腕の動作を医療鉗子のセンシングを用いて識別し、特に針を刺す動作における特異操作の判別を生体信号である表面筋電図 (Surface ElectroMyoGram :SEMG) を特徴量とした自己組織化マップ (Self-Organizing Map :SOM) を用いた特異判別を行った。外部観測情報としてカメラやデバイスのセンサ情報を内部観測情報として表面筋電位を定義し、特異判別には内部観測情報である筋電位を用いることで新しい観点からの判別として行った。表面筋電位のような生体信号を用いた手術手技の操作判別及びその判別を、リアルタイムで行う研究は非常に珍しいものであり、新規性が高いものであった。しかし動作識別の識別率は有用であったものの、特異判別は表面筋電図の特徴量だけでは個々の特異状態の判別率が低く、個人差も大きいため、新たな特徴量との組み合わせなどによる性能向上が課題とされた。

本研究の先行研究ではこの研究を基に手術糸の結紮操作に対して、鉗子の操作量や負荷、SEMG を特徴量とした動作識別及び特異操作判別を行った。また、先行研究については海外学会発表に先立ち、追加実験なども行った。詳細については付録 A にて後述する。 [2][3][4]



Fig.1-2 LapVR™ (Left)[5] and Endoworks-pro2(Right)[6]

1-3 研究の狙い

本研究では内視鏡手術を行う上で発生する医療事故の主な原因として術者の経験不足、技量不足、身体状態異常の3種類があげられると考えた。

- ・経験不足：判断のミス、ミスや症状の見過ごし、ミスの隠蔽
- ・技量不足：操作の失敗、不適切な処置
- ・身体異常状態：緊張状態、疲労状態

先行研究では術者の技量不足や緊張状態による医療事故の発生を防ぐため、鉗子の操作量と負荷、及び SEMG により、事故につながる特異な操作を判別した。本研究では、SEMG とは異なる生体信号を用いて、術者のミスの見過ごしや隠蔽、疲労状態を検知することで、医療事故の発生を予防し、より安全な手術が可能になるのではないかと考えた。

1-4 研究目標

研究の最終目標は1-2で述べたような内視鏡外科手術の問題点や1-3で述べた研究の狙いを基に、手術中の医師の状況から、医療事故の原因となる状況や操作を検出し、提示や修正を行うことで安全に手術を行うシステムの構築とする。

先行研究の発展形として、生体信号の中でも被験者の感情や心理状況の変化を観測することができると思われる脳波(ElectroEncephaloGram : EEG)に着目し、手術中の医師の脳波を測定することで医師の疲労やミスの見過ごし及び隠蔽を検知し、周囲に提示して迅速な対応を行うことで、安全な手術を行うことができる手術支援システムの構築を目指す。

本研究では、そのための基礎研究として、脳波を用いてミス・驚愕反応及び疲労状態を検知することを目的としている。具体的には、高速フーリエ変換、ウェーブレット変換を

用いた周波数解析，及び事象関連電位（ERP）を用いて，脳波特徴や傾向を抽出し，ミス・驚愕反応及び疲労状態を検出することを試みる．

1-5 本稿の構成

以上説明した研究の背景，問題点，研究目標から本稿の章立てを以下のように構成した．

第 2 章では本研究を行うための装置を始めとした実験環境について述べる．第 3 章では本研究で測定する生体信号である脳波について測定方法とその特徴について，第 4 章では測定した脳波に対して行う周波数解析について述べる．第 5 章では本研究で検知するミス・驚愕反応及び疲労状態の特徴について述べる．第 6 章では反応検出のための実験課題及び実験解析手法について述べ，第 7 章で実験の方法と実験結果とその考察について述べる．第 8 章では前章までの研究成果から本研究の結論と今後の展望について述べる．

また，付録 A には先行研究である手術操作の動作識別と特異操作判別について，学会発表に先立ち，有用性向上のための追加実験と医師からの意見聴取を行ったため，その成果について述べる．

第 2 章 実験環境

本研究では、株式会社デジテックス研究所が開発した脳波計で脳波を測定し、米 The Math Works 社の製品である MATLAB/Simulink を用い、脳波解析に用いるソフトウェアの構築をした。本章は実験及び解析に用いた装置およびソフトウェアについて述べる。

2-1 MATLAB Simulink

MATLAB は科学・工学分野の様々な数値計算やデータ解析、シミュレーション、可視化のための統合環境を提供する開発ソフトウェアである。プログラミング言語には、C 言語に代表されるコンパイラ型と Basic 言語に代表されるインプリタ型が存在するが、MATLAB はインプリタ型のプログラミング言語である。インプリタ型はコンパイラ型に比べて、命令の実行速度は遅いものの、プログラムを部分単位で実行可能なことから容易にプログラムの変更・修正を行うことが可能である。

MATLAB は C 言語がエンジンとなっているためインプリタ型の言語としては比較的早い処理が可能であり、配列宣言を行うことなく行列計算を容易に行うことができるので、行列計算を多用する制御や信号処理に適応しやすい、その他数学的算術も各種関数を用いることで容易に行うことができる。

MATLAB がプログラミング言語であるのに対し、Simulink はブロック線図を用いてシステムを構築するソフトウェアである。Simulink は MATLAB のプロダクトファミリーの 1 つであり、MATLAB との正確な連携が可能である。Simulink では論理演算や算術演算、伝達関数のブロックを組み合わせることで数学モデルのシミュレーションや信号処理など様々な環境構築ができる。また、既存のブロックだけでなく、MATLAB で作成したプログラムや C 言語、Fortran, BASIC 言語などで作成したプログラムをブロックとして Simulink のブロック線図に加えることができる。例として Fig.2-1 は AD 変換器からの信号の振幅特性を求めるプログラムである。

MATLAB/Simulink には Toolbox というオプションを加えることで信号処理を始めとした様々な機能の拡張を行うことができる。本研究では信号処理のための Signal Processing Toolbox(及びBlockset)とウェーブレット変換 (第4章 4-3 参照)の周波数解析プログラム生成のために Wavelet Toolblx を用いる。

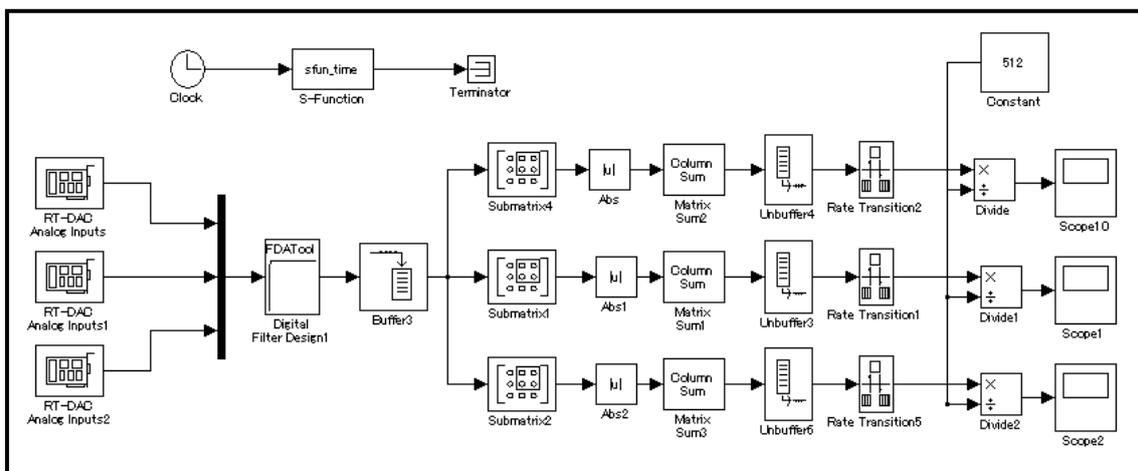


Fig.2-1 Simulink Program

2-2 脳波計

本研究では被験者の脳波を測定する脳波計として株式会社デジテックス研究所製の生体信号記録装置である Polymate II を用いる。(Fig. 2-2) 生体アンプとバッテリーを内蔵した最大 12ch 生体信号の測定が可能な装置で、Fig2-3 に示すようなアクティブ電極を標準装備している。主な測定可能現象は、脳波の他、眼球運動、心電図、表面筋電図、脈派、呼吸、SpO2、いびき、体位、体動、EDA、体温などの測定が可能となっている。また、各種解析ソフトで睡眠解析、事象関連電位、CDM などの解析が可能である。最大記録サンプリング周波数は 1000Hz で、交流ノイズの影響を軽減させるため、コンパクトフラッシュカードへの記録とバッテリー駆動によるスタンドアローンでの測定が可能である。本研究では脳波のみの測定に用い、他の生体信号の記録は行わない。

脳波測定時には、Fig.2-3 に示すように専用のアクティブ電極の測定金属部に脳波測定用のペーストを盛り付け、髪の毛をかき分けるようにして、頭皮上に貼り付ける。電極の上からガーゼを当てることで、電極を張り付けた際にあふれてしまうペーストを接着させ、電極がずれてしまわないよう固定する。



Fig. 2-2 Polymate II



Fig.2-3 Active electrodes

2-3 脳波データ送信プログラム

Polymate IIにて測定した脳波はC++言語プログラムを用いて、リアルタイムでPCへと取り込むことができる。本研究では有限会社のるぶろライトシステムズにより開発されたC++言語プログラムに改良を加え、測定データを信号解析に適するMATLAB/Simulinkへリアルタイムで送信するプログラムの作成を行った。(プログラムの改変内容に関しては付録D参照)

データ送受信の手法として共有メモリを用いて、Fig2-4に示すような形式によるデータ送

信を目指したが、C++プログラムと MATLAB がそれぞれ参照としている時間データが一致せず、サンプリングタイムの連携がとれなかったため、全てのデータを正確に送ることはできなかった。(Fig.2-5)

そのため、本研究ではオンラインでのデータ測定及び解析は今後の課題とし、測定したデータを後からフォーマット化し、オフラインでの信号解析を行い、脳波の特徴抽出を行った。

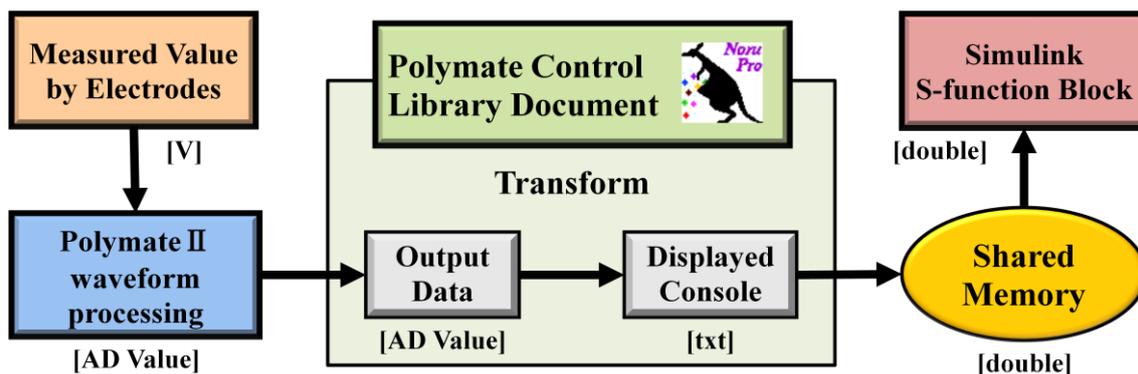


Fig.2-4 Overview of EEG Transformation

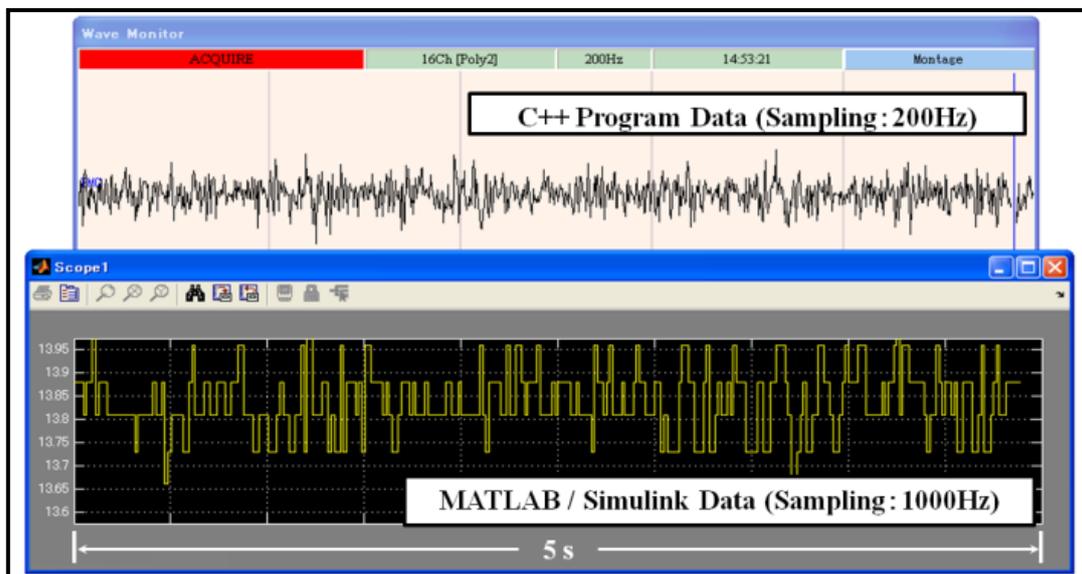


Fig.2-5 Comparison of Measured EEG and EEG in MATLAB

第3章 脳波

本性では2章にて説明を行った脳波計によって測定する脳波の特徴や、その測定位置や手法について記述する。

3-1 脳波とは

脳波（ElectroEncephaloGram：EEG）とは脳内神経細胞の電気活動を頭皮上あるいは脳深部に設置した電極によって測定、記録したものである。医療の臨床検査で測定した波形を直接記録、観察することでてんかんをはじめとした脳に関連する障害、疾患の診断に用いられている。

また、被験者に刺激を与えた場合に、誘発電位（第5章2節参照）等の脳波の変化を測定することができ、その特徴から刺激に対してどのような反応しているか、どの程度感情変化が起きているか、などを観測することができる。実際に音刺激に対して発生する誘発電位の有無が、脳死判定の判定材料の一つとなっている。

近年、解析技術の進歩から工学的分野での開発が著しく、多くの研究機関で BMI（Brain-Machine Interface）と呼ばれる、脳波の解析結果から判断し、動作する機器の開発が進められており、実際に脳波で操作する車椅子の開発が進められている。（Fig.3-1）



Fig.3-1 Control of the Wheelchair by EEG Signals [7]

実際に脳波によって被験者の感情変化やミス反応を研究した前例として、Panagiotis ら[8]は主要な感情変化時の脳波について HOC (Higher Order Crossings) という独自の解析手法を用いて脳波の解析を行い、各感情変化時に発生する特徴を抽出することで、6種類の感情の変化に対して、約 60%の識別率を記録していた。

また、沼野ら[9]は船舶運転シミュレータにおいてヒヤリ・ハットが発生した際の生体信号を測定した。測定した生体信号の一つに脳波があり、自分が操縦する船舶の付近を小型の船が通りすぎるという事象をヒヤリ・ハット発生刺激として信号の特徴を観察していた。脳波についてはノイズや個人差が大きく、ヒヤリ・ハットに対して一定変化を観測することはできなかったが、ヒヤリ・ハットの瞬間に脳波波形に変化が発生したことを報告していた。

これらの結果から予期していない事象による、驚き感情変化が発生した際には脳波波形の変化が発生しており、本研究の狙いとするミス反応の検知と類似した特徴が発生するのではないかと考えられる。

3-2 脳波測定位置

本家研究における脳波電極の測定位置は、標準的な脳波測定位置として世界的に使用されている。国際 10-20 法に則って設定する。この手法は鼻根と後頭結節、および左右耳介前点を計測し、それぞれの中点よりを求める。その後鼻根と後頭結節の間、及び左右耳介前点の間を 10, 20, 20, 20, 20, 10%に分割し、電極を配置する。

脳波測定に国際 10-20 法を用いることで以下のような利点が挙げられる。

- ・頭の大きさに関係なくほぼ一定部位に電極配置ができる。
- ・各電極間の距離をほぼ等しくでき、比較が容易である。
- ・大脳のほぼ全領域に電極位置があり、用途に応じて使い分けができる。
- ・一度電極を取り外した後でも同一部位に電極を配置できる。
- ・電極に対応する大脳の解剖学的部位が確認されている。

本研究では測定する頭部電極の基準となるグランド電極及び、リファレンス電極を両耳袋の A1 及び A2 に設置した。頭部電極については、本研究で測定する脳波特徴の出やすい点について、調査及び実測により試行錯誤的に設定した。測定点は刺激に対する反応脳波である誘発電位を観測しやすく、首の運動や瞬き等による筋電にノイズの影響を受けにくい頭頂部測定点 Cz、及び脳疲労状態を観察しやすく、頭頂部との相関を観察できる前頭頂部 Fz 及び後頭頂部 Pz、脳覚醒度の変化が現れやすい後頭部測定点 O1 を用いる。

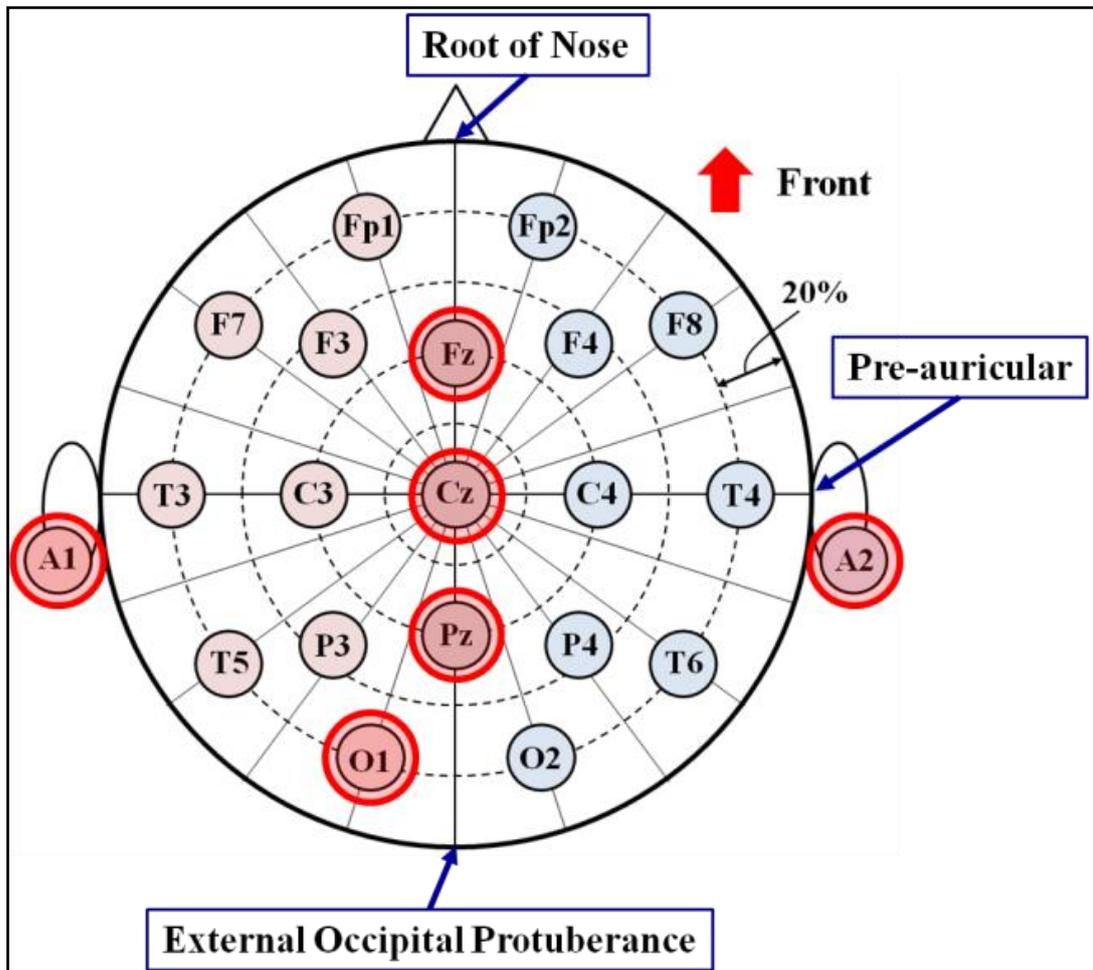


Fig.3-2 International 10-20 Electrode System

3-3 測定手法

脳波の測定における電位の取り方には Fig.3-2 に示す 2 種類が存在する.

a) 単極誘導電位

グランド電極 A1 と他電極との電位をそれぞれ測定し、リファレンス電極 A2 電位と各頭部電極電位を差分化することで測定する. 頭部電極位置で発生している脳波電位を明確に測定することが可能である. しかし、体動などにより、頭部全体で発生したノイズもそのまま記録してしまうため、ノイズに隠れて脳波変化が観測できないこともある.

b) 双極誘導電位

A1 と各電極との電位を測定し，各頭部電極電位同士を差分化することで測定する．体動ノイズ等により頭部全体で発生する電位変化の特徴を相殺し，局所的な電位変化を観察することができる．しかし，ノイズ等の影響を抑えることできる反面，電位を測定する距離が短く，同じ脳波を記録することもあるため，測定できる脳波特徴も小さくなってしまう．医学の分野では，一点の電極とその周辺の電極の電位変化が反対になること（鏡像）で，局所的な電位を測定する，連続双極誘導電位等の手法も存在する．

本研究では，測定する特徴量が非常に小さいことから，単極誘導電位を採用し，脳波の特徴を抽出するため解析を行う．測定時においてサンプリング周波数は，十分な脳波の変化観測とデータ処理速度の観点から 200Hz とし，外部ノイズの影響を少なくするため，60Hz までのローパスフィルタ及び，交流ノイズの影響を減少させるノッチフィルタを通した脳波を記録する．

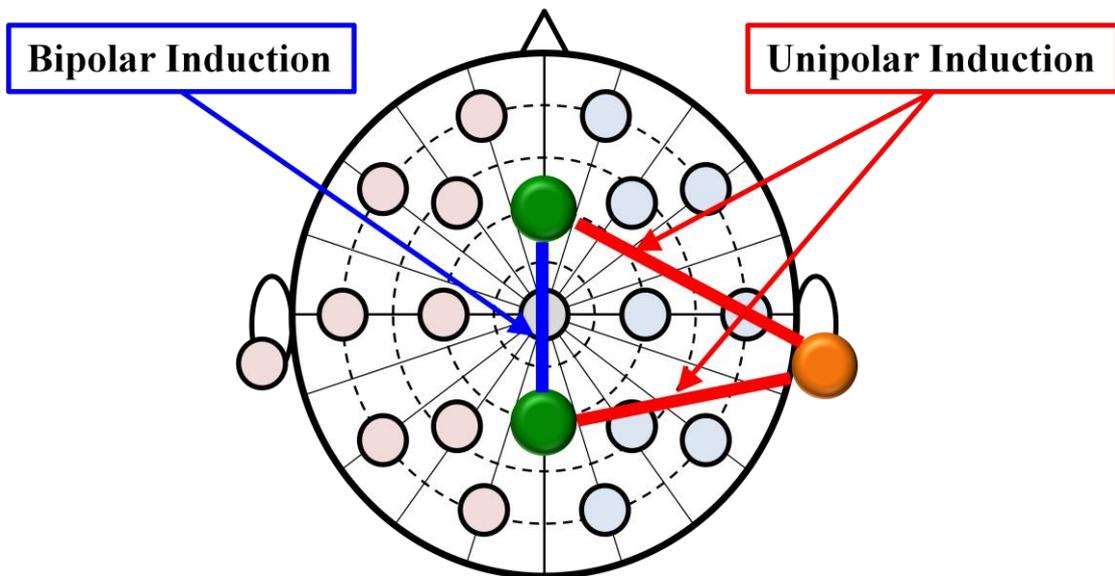


Fig.3-2 Unipolar Induction and Bipolar Induction

第 4 章 脳波の周波数解析

測定した脳波を解析する手法として、最も一般的な手法が周波数解析である。本研究でも測定した脳波に対して 2 種類の周波数解析手法を用いて、特徴量の抽出を行う。

4-1 脳波の種類

脳波は被験者の状態や感情に応じて優位となる周波数帯が異なる。その特性から、各周波数帯における脳波には名称が付けられており、それぞれ被験者の状態を示す特徴がある。その中でも覚醒時に優位的に発生するものとして、Table 1 に示す脳波及び特徴がある。脳波の周波数解析を行い、各波形の周波数帯におけるスペクトル量の比較を行うことで、被験者の状態を推定することができる。

本研究では被験者覚醒時に優位発生する θ 、 α 、 β 波周波数帯に注目し、驚愕、ミス反応及び疲労状態における脳波変化の観察を行う。

Table 4-1 Characteristic of Each Brain Wave

| NAME | | BAND [Hz] | Characteristic | |
|----------|------------------------|-----------|-----------------------|----------------------------|
| δ | | 0.5~3 | Slow-wave Sleep | NonREM Sleep |
| θ | | 4~7 | Drowsiness or Arousal | Slow Wave of α Wave |
| α | Low $\alpha(\alpha1)$ | 8~10 | Relaxed | Wakeful Relaxation |
| | High $\alpha(\alpha2)$ | 11~13 | Relaxed | Centered State |
| β | Low $\beta(\beta1)$ | 14~17 | Active or Busy | Anxious Thinking |
| | High $\beta(\beta2)$ | 18~20 | Active or Busy | Strong Anxious Thinking |

4-2 高速フーリエ変換

フーリエ変換は信号処理の分野においては、スペクトル解析の手法として一般的に用いられる代表的な手法である。一定の時間領域のデータを周波数領域へ変換するためのアルゴリズムとして使用する。本研究では離散フーリエ変換に対して、データ点数に制約を与えることで演算を高速化した、高速フーリエ変換（FFT: Fast Fourier Transform）を用いる。

フーリエ変換による周波数解析を用いて、各波形の周波数帯におけるスペクトル平均値の算出を行う。測定した脳波 $EEG_{ch(n)}$ に対して、式(1)を用いて高速フーリエ変換による周波数解析を行い、式(2)を用いて各波形の周波数帯におけるスペクトル量の絶対平均値を算出する。

フーリエ変換による周波数解析ではサンプル区間 N を長くとるほど、精密な解析が可能となるが、区間内の時間応答性がなくなってしまうため、瞬間的なスペクトル変化を観察することは難しい。そこで、本研究では長期的変化が予測される疲労状態の検知の周波数解析に用いる。Fig4-1 に生体信号のスペクトル解析例を示す。

$$|F_{ch(kf)}| = \left| \sum_{n=1}^N EEG_{ch(n)} e^{-j\frac{2\pi}{N}(kf)n} \right| \quad (1)$$

$$F_x = \frac{1}{n} \sum |F_{ch(kf)}|^2 \quad (2)$$

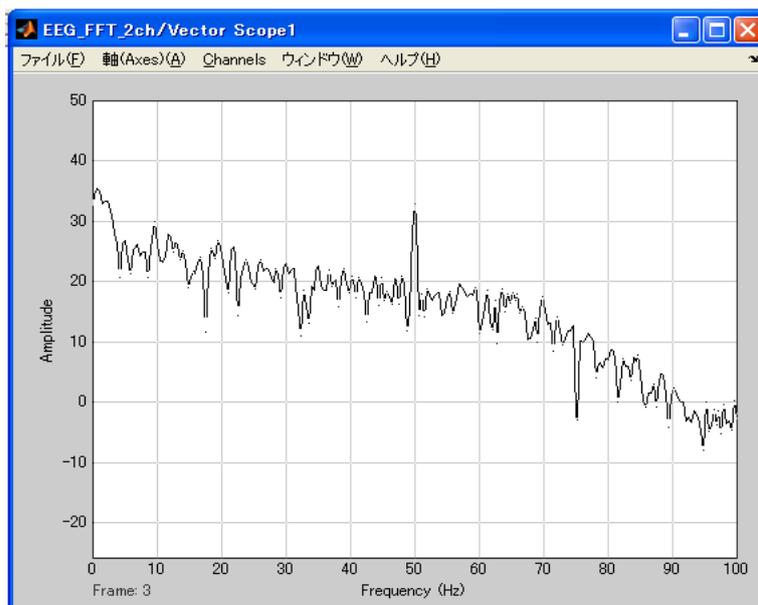


Fig.4-1 Fourier transform of EEG signals

4-3 ウェーブレット変換

ウェーブレット変換はウェーブレット関数を基底とした周波数解析法の一つであり、マザーウェーブレットの伸縮と平行移動を行った際の類似性の高さから、その周波数におけるスペクトル量を算出する方法である。Fig.4-2 に示すようにフーリエ変換による解析では失われてしまう時間領域情報を残し、高い時間応答性を有した解析が可能となる。

本研究では MATLAB/Wavelet toolbox を用い、基底となるマザーウェーブレットとして、式(3)に示す複素 Molet ウェーブレット $\varphi(t)$ を作成する。作成した $\varphi(t)$ を基に式(4)を用いて、時間周波数局在性が良い複素離散ウェーブレット変換を行う。その後、Table1 に示した θ , α , β 波周波数帯ごとのスペクトル平均値を算出する。

$$\varphi(t) = \frac{1}{\sqrt{\pi f_b}} e^{2j\pi f_c t} e^{\frac{t^2}{f_b}} \quad (3)$$

$$C(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \overline{\varphi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (4)$$

ここで、 f_b は帯域幅、 f_c は中心周波数を示し、これらの値を変更することでマザーウェーブレットの周波数と窓の幅を決定する。また、 a は $\varphi(t)$ の拡大縮小の比率を決定するスケールパラメータ、 b は $\varphi(t)$ の時間方向へのシフト量を表すシフトパラメータである。

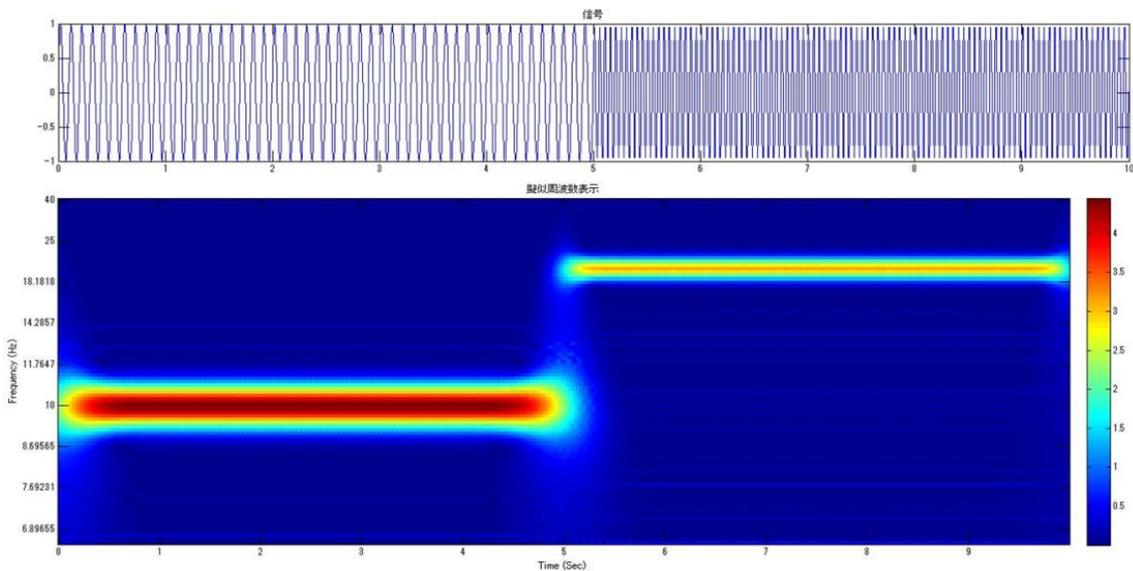


Fig.4-2 Wavelet-transform analysis of sin wave

第5章 各反応における脳波特徴

脳波には自発脳波と誘発脳波が存在し、それぞれ発生する状況や特徴が異なる。本章ではそれぞれの脳波特徴及び、本研究で測定するミス・驚愕反応及び疲労状態を測定するための解析法について記述する。

5-1 自発脳波と誘発脳波

人間の脳波常に微弱な電位を発生させており、それを身体中の機関へと伝達し、行動を起こす、また脳内での電気処理により、思考を行う。人間が発生させる脳波には発生の状況の違いから、大きく分類して以下の2種類が存在し、発生状況や特徴が異なる。

a) 自発脳波

自発脳波は、何もしなくても、生きていだけで常に生じている脳波である。具体例としては、通常覚醒時には十数 Hz の α 及び β 波脳波が優位的に発生しているが、閉眼安静状態となると、10Hz 前後の α 波脳波が大きく増大し、睡眠状態となると数 Hz の δ 波が優位となるという脳波変化がある。実際に Fig5-1 は通常覚醒時と閉眼安静時における脳波をフーリエ変換により解析したもので、 α 、 β 波周波数帯のスペクトル変化を示している。閉眼安静時に、 α 波周波数帯のスペクトルが大きく増大していることがわかる。

本研究において検知を行う疲労状態に関しても、抽出する脳波特徴は自発脳波であると考えられる。

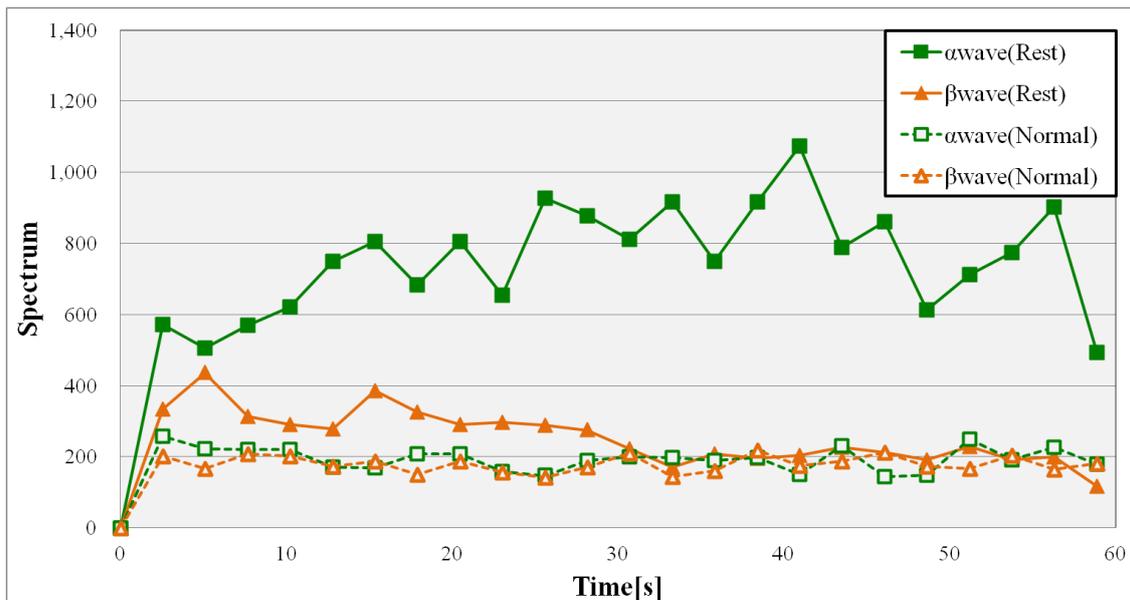


Fig.5-1 Spectrum of α Wave and β Wave

b) 誘発脳波

誘発脳波は、何らかの外部刺激に対して発生する脳波のことである。外部刺激の種類によって、更に後述する誘発電位と事象関連電位（ERP）に分類される事が多い。自発脳波に比べて突発的に発生する脳波変化であるが、その変化は非常に小さい。

本研究で検知を行うミス・驚愕反応の脳波変化に関しても、誘発脳波の一種であると考えられる。

5-2 誘発電位

誘発脳波の中でも、物理的な外的刺激に対して発生する脳波変化を誘発電位という。単純に誘発脳波と同一視されることもある。具体例としては、音を聞いたときに発生する聴覚誘発電位、光を見たときに発生する視覚誘発電位、何かに触れたときに発生する体性感覚誘発電位などが挙げられる。

実際に脳死判定を行う際の、脳波測定において、脳死状態による自発脳波の消失に当たる平坦脳波の発生に加え、耳元で音声を流した際に、聴覚誘発電位の一つである聴性脳幹誘発反応が起きないことを確認することを推奨している。[10]

5-3 事象関連電位（ERP）

ERP（Event-Related Potential）は、誘発電位とは異なり、人間が内的・外的刺激を受けた際の認知や思考の結果として、発生する脳波変化である。具体例として、代表的な ERP の一つである P300 が挙げられる。

P300 の測定には被験者に対し、高頻度刺激と低頻度刺激を含む 2 種類の感覚刺激をランダムに与え、低頻度刺激に対して指定の反応をさせるような試験を行う。P300 は被験者が低頻度刺激に反応してから約 300ms 後に発生する陽性電位であり、脳波を用いた嘘発見器や、近年では BMI の車椅子制御などに利用されている。

ERP は刺激時の脳波を測定により、観測することが可能であるが、振幅が非常に小さく、実際に測定した脳波には、他の多くの脳活動状況や外部ノイズが同時に現れる。そのため、正確な観測を行うために、加算平均という解析手法が採用されることが多い。この解析手法は、ERP を発生させる刺激の発生時刻に時間を合わせて、100 回以上の試行結果を足し合わせることでノイズを除去する手法である。複数回の思考が必要となるため実用化は非常に難しい。（Fig.5-2）

しかし、ERP には刺激が大きいほど発生する脳波変化の振幅が大きくなる特徴があり、既に P300 のような代表的な ERP では加算平均すること無く、特徴の抽出が行われている。よって本研究で検知するミス・驚愕反応に関しても、単独試行での特徴抽出が可能であると考えられる。

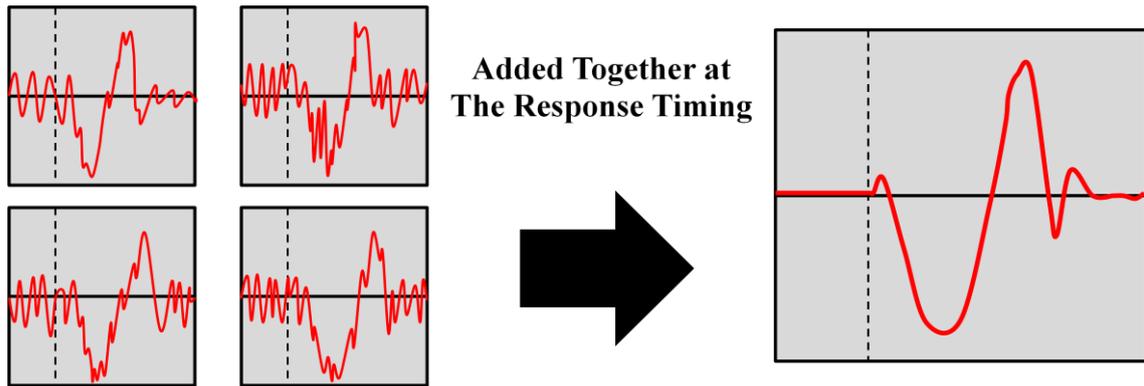


Fig.5-2 Arithmetic Mean of EEG signals

5-4 エラー関連陰性電位 (ERN)

ERN (Error-Related Negativity) は ERP の一種であり、特に人間が失敗 (エラー) を起こした際に観測される陰性電位である。一般的にはエラーを犯した瞬間を基準として、加算平均することで特徴を検出することができる非常に小さな電位である。

Hajcak ら[11]は ERN の発生について、被験者のエラーに対する重要度の高さが影響するのではないかと考えた。そこでミス誘発させる課題を被験者にさせる際に、エラー結果を周囲に公開することで、被験者のエラーに対する重要度を増加させ、加算平均による ERN の特徴を抽出した。結果として試験への重要度が高くなると、加算平均後の ERN 振幅が大きくなるという関係を実証した。

本研究でもミスに対する反応脳波の特徴を大きくするため、検知実験の課題に重要度を増加させる要素を取り入れ、加算平均を行うこと無く、単独試行での脳波特徴の抽出を行う。

5-5 ローパスフィルタ

ERP など誘発脳波を加算平均なしで観測するためには、脳波特徴をより大きく、ノイズをより小さくする必要がある。ノイズの原因となる筋電位などは数十 Hz が優位周波数であり、誘発脳波は数 Hz 程度の低周波脳波であることから、周波数帯で分割することができれば特注尾の抽出が用意になると考えた。しかし、周波数解析では誘発電位の特徴の一つである極性情報を消してしまうため、高速フーリエ変換やウェーブレット変換によるスペクトル解析の使用は難しいと考えた。

そこで、本研究では脳波原波形に対して、一定の周波数以下の信号のみを通し、他の周波数成分を減衰させるローパスフィルタを用いて、筋電位等から発生する高周波ノイズ成分を除去した。ローパスフィルタの伝達関数 T_s を式(5)に示す。この時にカットオフ周波数 f_c は式(6)に示す式から算出できる。

$$T_s = \frac{V_{out}}{V_{in}} = \frac{1}{sT_c + 1} \quad (5)$$

$$f_c = \frac{1}{2\pi T_c} \quad (6)$$

ここで T_c は時定数, s はラプラス変換の変数を示す.

本研究では特に低周波原波形特徴として, 2Hz 以下の周波数成分を通すローパスフィルタを通した信号を特徴量として用いた.

5-6 驚き感情

「驚き」の感情はデカルト[12]が全ての感情の中でも最も根源的な感情であり, 精神が受ける突然の不意打であると述べている. 不意打ちを受けた精神はそれがどんなものか, 身構えながら注視する. その結果, それが良いものとして現れるならば「愛」の感情が, 良からぬものとして現れるならば「憎しみ」の感情が生まれるとしている. 愛と憎しみとはさらに, それを獲得したい, あるいは排除したいという「欲望」を生む. その欲望が満足されれば「喜び」が, そうでなければ「悲しみ」が生まれる.

「驚き」の感情は物事に接した際の最初の情念となりうる感情であり, 基本 6 情念 (驚き, 愛, 憎しみ, 欲望, 喜び, 悲しみ) の中で最初に挙げられる. 人間の感情は全ての物事に対して驚くか驚かないかで始まるということから, 他の感情に比べ, 瞬間性や生理反応の大きく違いがあり, 驚きの強度によっても反応が大きく変化するとされている.

5-7 驚愕反応

人間が大きな刺激に対して驚愕した際, 刺激後の短い間, 脳波では驚愕反応と呼ばれる数 Hz 未満の長期誘発脳波を観測することができる. 分類としては物理現象に対する誘発脳波であるため, 誘発電位であると考えられる.

本研究では重大なミスが, 予想しない事象であることから, ミスを発生した際に, 被験者も驚愕に近い状態となるのではないかと考えた. そこで, ミス反応と驚愕反応の特徴の比較を行い, 検知することが可能であるか検証する.

5-8 驚きの分類

驚き感情の原因としては諸説あるが, 一般的には予期していない出来事, 予想と反した出来事が起きた際に驚くとされている. 山根[13]によれば, 刺激の種類によって驚き方やそ

の後の反応等に違いが発生するとされている。分類手法と分類例をTable 6-1に示す。表中の刺激の項目にある情報強度についてはその感覚相への強い刺激出ことを示し、驚愕体動とは強い刺激に対して発生する生理・身体的な変化を伴う反応を示す。

本研究ではミスの発生が、予想外の事態であることから、驚愕反応の一種として分類できると考えられる。分類を基にミスを犯した際の反応に近いものを選出し、実験を行う。

Table 5-1 Classification of Consternation

| Event | Sensoria | Stimulus | Expectancy | Spasmodic | Body Motion |
|------------|------------------------------|-----------|------------|-----------|-------------|
| Loud Sound | Auditory Sense | Intensity | × | ○ | ○ |
| Eye Lotion | Tactile Sensation | Intensity | ○ | ○ | ○ |
| Illusion | Visual Sensation | Mean | × | × | × |
| Error | Tactile and Visual Sensation | Mean | × | ○ | × |

5-9 驚き分類実験

驚き感情の分類によって脳波によってどのような違いが発生するのか検証するため、2種類の刺激による驚愕反応時の脳波を測定し、その結果を比較する。

比較する刺激は、驚愕反応の刺激としては、個人差が少なく、刺激のタイミングが取りやすい、至近距離での風船破裂と、Table 6-2 に示すようにミスの発生刺激と類似した特徴をもつ、PC 作業中における予期なしのモニタブラックアウトとした。測定位置は頭頂部電極 Cz の単極誘導電位とし、作業中の被験者 5 名に対して、2 種類の刺激を与え、その際に発生した脳波反応を測定、比較した。

Table 5-2 Classification of Experiment Stimulus

| Event | Sensoria | Stimulus | Expectancy | Spasmodic | Body Motion |
|------------------|------------------------------|-----------|------------|-----------|-------------|
| Error | Tactile and Visual Sensation | Mean | × | ○ | × |
| Monitor Off | Visual Sensation | Mean | × | ○ | × |
| Bursting Balloon | Auditory Sense | Intensity | × | ○ | ○ |

5-10 分類実験結果

反応の特徴を観察するため、解析は 2Hz 以下のローパスフィルタを通した原波形観察とした。Fig.6-1 に被験者におけるモニタブラックアウトに対する脳波反応、Fig.6-2 に風船破裂に対する脳波反応を示す。図中の赤い線は刺激が発生した時間を示している。

被験者 E を除く 4 名の脳波において刺激後数百 ms に陰性電位の発生後に陽性電位の発生が見られる。しかし、刺激が小さく、個人によって事態の受け取り方が異なり、脳波変化にも個人差が発生していた。また、その変化も非常に小さく、多くのノイズの中からこの特徴を抽出することは難しい。

風船破裂後の変化については被験者全員においてモニタブラックアウト時に比べて、かなり大きな特徴を持つ低周波電位の発生が見られる。音響刺激が強いためかその振幅も非常に大きいですが、モニタブラックアウト時と共通する特徴は見られなかった。

この実験では、モニタブラックアウトという刺激が被験者に対してさほど大きな刺激ではなかったため、脳波特徴が検出出来なかったのではないかと考えられる。風船破裂のような情報強度による驚愕ではなく、被験者の大切なものが壊れるなど、被験者にとっての重要度を向上させることができれば、比較が可能になるのではないかと考えられる。

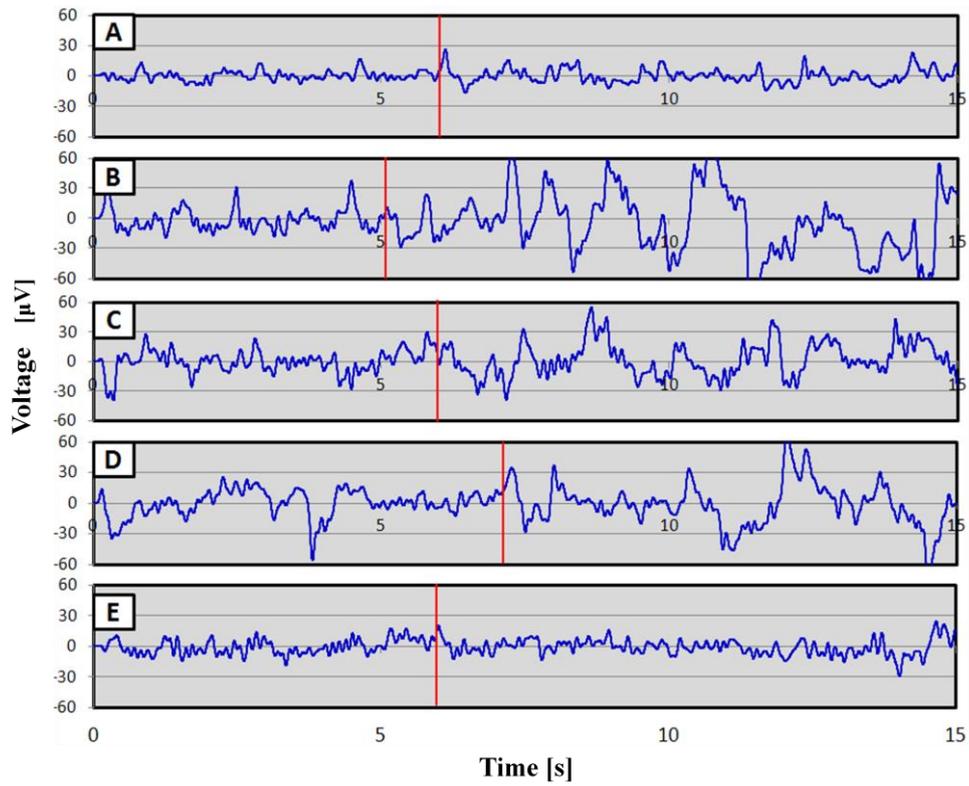


Fig.5-3 EEG for Sudden Monitor Off

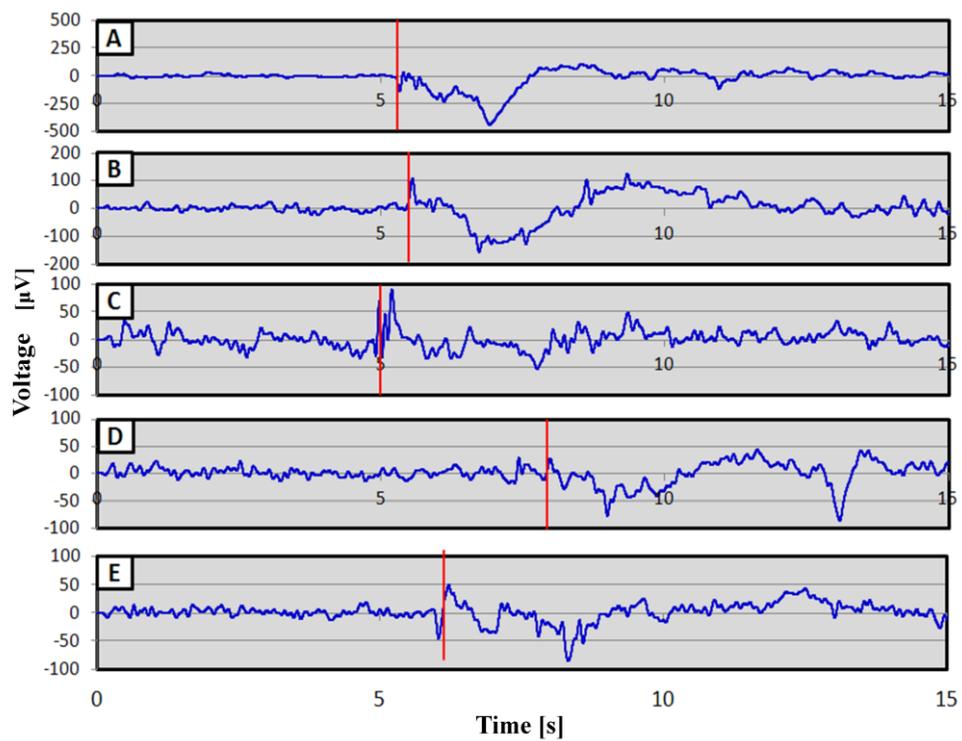


Fig.5-4 EEG for Balloon Explosion

5-11 疲労状態

疲労とは長時間の作業等により発生する、休養への欲求や倦怠感を伴う状態である。主観的な感覚状態であり、筋肉等の運動量による客観的な疲労度評価と自覚的に感じる疲労感とは解離することが多い。例としては、スポーツ選手が試合に勝った時のように気分が大きく高揚している場合には、身体的には大きく疲労しているが、本人は疲労を感じていないということなどが挙げられる。病者における疲労（病的疲労）では、慢性疲労症候群のように、負荷の少ない状態でも慢性的な作業効率の低下や倦怠感を認めることもある。現状正確な定義はなされていないが、日本疲労学会より、作業のパフォーマンス低下や、血液、尿、唾液に含まれる特定成分の含有率、疲労度の自己評価の結果などから疲労度評価のガイドラインが発表されている[14]。

また、疲労状態はヒューマンエラーの発生原因となることも多く、様々な作業現場にて対策が練られ、事故の予防を目指している。実際に医療の現場でも Jeffrey ら[15]の統計により、医師が睡眠不足や長時間労働による疲労状態で手術を行った場合、医療事故発生率が増加する事が報告されている。

5-12 疲労と脳波

疲労状態の評価手段として脳波を用いる。 α 波は人間の状態が変化する際に最も大きな変化が現れる脳波である。一般的に α 波は人間が安静または作業等に集中している際に優位に現れる。これは脳がリラックスしている状態が最も集中できると言われる所以でもある。

しかし、人間が疲労し覚醒度の低下が起きると、頭部の α 波の連続性が乏しくなり、周波数や振幅の低下が発生する。実際に清水ら[16]は長時間蛍光灯の下で作業を行う場合、その色によって、被験者の精神的疲労の発生の仕方が異なることを実証する際に、脳波の α 波の中で最も振幅が大きいピーク周波数帯が低下することで、被験者の精神的疲労を判断している。また、精神的疲労は認知力の低下を招くとされ、実際に認知症患者の脳波では α 波のピーク周波数が低いことが報告されている。

本研究では、測定した脳波に対し、フーリエ変換による周波数解析を行い、 α 波周波数推移を観察する。

第 6 章 ミス・驚愕反応及び疲労状態の誘導

ミス・驚愕反応及び疲労状態の検知実験を行うためには、ミス・驚愕を誘発させる課題及び、疲労状態にさせるための課題を設定する必要がある。本章では実験を行う際に用いる課題について述べる。

6-1 驚愕反応の検出

驚愕反応は被験者に対し、強い刺激を与えることで観測する。刺激は個人差が少なく、同様に驚愕するものが望ましいと考えられる。本研究では、驚き感情の分類実験時に、比較的大きな特徴脳波を記録した、作業中における予期なしでの風船破裂を刺激として用いた。作業内容は後述する ATMT 法を被験者が行っている時に、至近距離での風船破裂を起こし、その際の脳波を測定し、驚愕反応とした。

6-2 ミス反応の検出

ミス反応は被験者に対し、エラーを誘発する課題を課し、ミスが発生した瞬間を記録し、その際に発生した脳波反応をミス反応とした。本研究では以下の 2 種類の課題を試験内容とした。また、反応時の脳波特徴を大きくするため、被験者の課題に対する重要度を増加させるための条件を追加した。

a) フランカー課題

エリクセンのフランカー課題 (Eriksen Flanker Task) は選択式注意課題の一種で、競合する反応を生じさせるコンフリクト課題に当たる。周りの信号変化に惑わされることなく、課題表示中の中心に位置する信号表示に反応する試験で、一般的には (SSHSS) のように S と H のアルファベットを用いる課題と、Fig.6-1 に示すように左右方向の矢印を用いる課題がある。ミスを誘発させるため、エラー・モニタリング (脳機能画像) の研究等でも多用される。実際に、5-4 で解説した Hajcak らの研究においても、ERN を検出するためのエラー誘発課題として使用されていた。

本研究では、左右方向の矢印によるフランカー課題を用いる。こちらの課題は、全ての試行において左右の選択反応を行うため、反応傾向を取りやすく、視覚的にわかりやすいため、初めて課題を行う被験者であっても、十分な対応ができると考えられる。

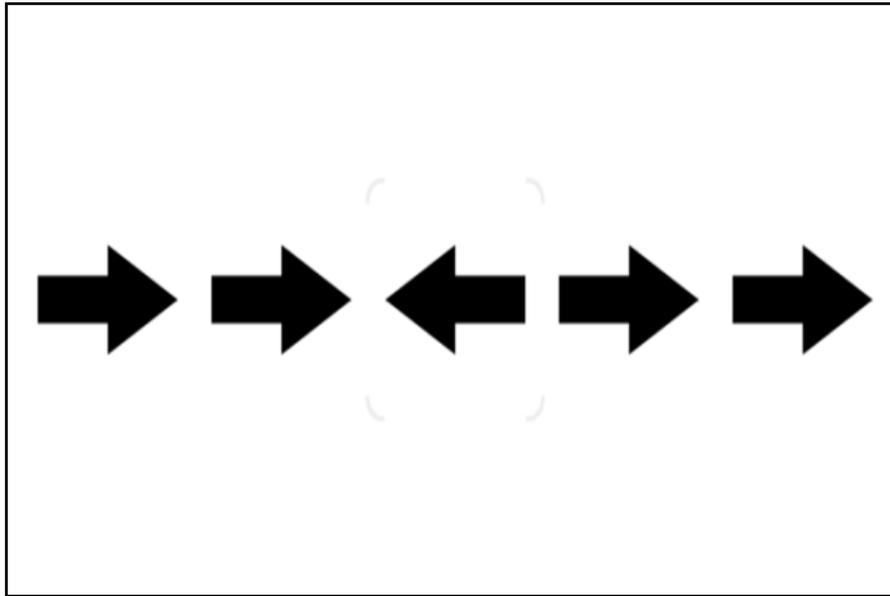


Fig.6-1 Flanker Task

b) Go-No-go 課題

Go/No-go 課題は、パヴロフによる犬の条件反射の実験（犬に餌を与える際にベルを鳴らすことを繰り返し行くと、ベルを鳴らすだけでも犬の唾液分泌量が多くなるという実験）をパヴロフの弟子たちが光刺激と組み合わせ、人間にあてはめ、高次元神経活動の発達の指針とした課題である。被験者に対し特定の刺激が発生した際に、ボタンを押すなどの反応をするよう指示をする。課題は出来る限り素早く反応しなければならない Go 課題と、Go 課題に似ているが反応してはならない No-go 課題をランダムに提示するものである。Go 課題に対する反応時間や、No-go 課題に対して反応を抑制できているかどうかから、被験者の認知判断力を測定することに用いられる。また、Go 課題と No-go 課題が提示された時に被験者の脳波等が変化することが報告されており、研究が進められている。

本研究では `cognitive.fun` [17]に掲載されている Go/No-go 課題を用いる。Fig.6-2 に示す課題に対し、Go 課題に対する反応に 400ms 以上かかった場合、または No-go 課題に対し反応をしてしまった場合をエラーと定義し、その際の脳波を測定する。

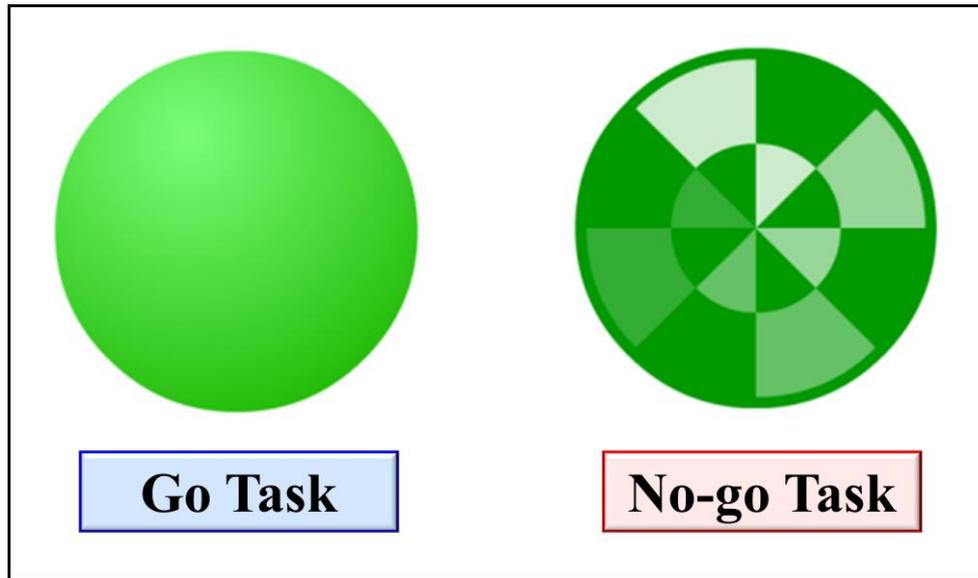


Fig.6-2 Go/No-go Task

6-3 疲労状態の検出

本研究では健常状態から疲労状態への脳波の変化を観察し、特徴の抽出を行う。以下の2種類の試験を用いて、被験者を疲労状態とする、または、疲労度評価の物差しとし、脳波との比較を行う。

a) ATMT 法

ATMT 法 (Advanced Trail Making Test) は梶本[18]により開発された脳年齢 (脳の元気度, すばやさ, 有効活用度) を定量化する試験である。Fig.5 に示すような複数の数字を, 正確に素早く順番通り選んでいく方式で, 選択した数字以外の配置が記録される形式と全ての数字配置がランダムに入れ替わる, 2種類の選択速度結果から, 脳年齢を推定する。特に選択の速度から脳の疲労度を推測することが可能で, 日本疲労学会による疲労評価項目の一つとして認められている。また, 数字をより早く選ぶという単純作業を連続で行うという試験の性質上, 疲労を誘発する作業としても有効で, 十回程度の試験により, 反応速度の低下が見られるという結果も報告されている。

本研究では, 株式会社インターチャネルホルンより, 市販されている簡易 ATMT 法ソフトであるアタマスキャンによる試験を用いて, 作業パフォーマンス変化と脳波変化との比較や疲労誘発課題として複数回にわたる測定を行う。

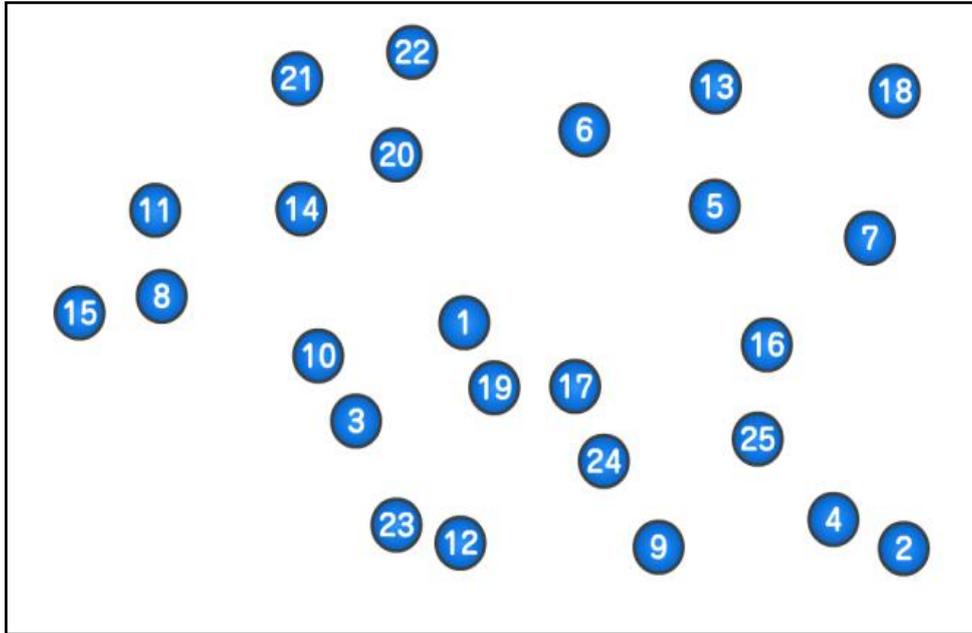


Fig.6-3 Advanced Trail Making Test

b) 内田クレペリン精神検査

内田クレペリン精神検査はドイツの精神科医であるエミール・クレペリンが発見した作業曲線を元に、内田勇三郎氏が開発し性格・職業適性検査の一種である。現在は株式会社日本・精神技術研究所[19]が提供している。

一桁の数字の羅列に対して、左の数値から順番に足しあわせていく方式で、一分間にどこまで計算したかと計算結果の正誤を記録する。これを休まずに 15 分間繰り返し、5 分の休憩を挟んで、更に 15 分間行う。1 分ごとの作業量の継時的な変化のパターンから性格や適性を診断する。診断の基本的な考え方は、健康で性格面・適性面に大きな偏りのない人に典型的に出現する曲線型を「定型曲線」として置き、定型曲線との類似度やズレ、定型にあてはまらない曲線特徴の現われ方などから、その人の性格や適性をみようとする試験である。現在でも一部の伝統的企業の就職試験で用いられているが、実証的な研究はほとんどなされていない。

本研究ではこの検査の計算方式が、単純長時間作業かつ計算速度と正確性が成績として明確に表されることから、疲労を誘発させる単純作業として有効であると考えた。実験においては、Fig.6-4 に示すようなクレペリン検査を模倣した計算方式の試験シートを自作し、被験者に説かせることで、疲労状態を誘発した。

Table 6-1 Uchida-Kraepelin Psychodiagnostic Test

| Ans | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | | | | | | | | | | |
|-----|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 5 | 4 | 5 | 7 | 8 | 5 | 8 | 6 | 4 | 3 | 8 | 6 | 7 | 3 | 3 | 6 | 4 | 4 | 8 | 4 | 6 | 4 | 8 | 4 | 3 | 5 | 5 | 4 | 8 | 4 | 7 | 4 | 3 | 4 | 4 | 7 | 3 | 3 | 7 | |
| | 7 | 5 | 8 | 8 | 6 | 8 | 3 | 3 | 5 | 7 | 8 | 8 | 6 | 3 | 4 | 3 | 5 | 5 | 7 | 3 | 6 | 6 | 8 | 7 | 7 | 4 | 7 | 5 | 8 | 7 | 5 | 7 | 8 | 7 | 5 | 6 | 7 | 4 | 8 | 4 |
| | 8 | 3 | 4 | 3 | 3 | 7 | 4 | 7 | 6 | 8 | 8 | 8 | 3 | 4 | 8 | 7 | 6 | 6 | 3 | 3 | 4 | 6 | 7 | 4 | 3 | 5 | 6 | 4 | 5 | 3 | 3 | 8 | 6 | 3 | 7 | 7 | 4 | 8 | 5 | 8 |
| | 4 | 6 | 3 | 6 | 3 | 6 | 6 | 6 | 8 | 3 | 4 | 4 | 7 | 4 | 8 | 7 | 3 | 4 | 4 | 6 | 7 | 7 | 5 | 5 | 8 | 7 | 6 | 3 | 3 | 3 | 5 | 6 | 7 | 8 | 6 | 4 | 4 | 5 | 4 | 8 |
| | 5 | 7 | 8 | 6 | 8 | 5 | 7 | 6 | 4 | 3 | 3 | 4 | 5 | 5 | 8 | 5 | 7 | 8 | 6 | 4 | 6 | 4 | 7 | 5 | 5 | 6 | 3 | 8 | 8 | 3 | 5 | 7 | 3 | 7 | 8 | 6 | 3 | 7 | 8 | 4 |
| | 3 | 3 | 5 | 8 | 7 | 8 | 7 | 8 | 6 | 3 | 4 | 5 | 4 | 6 | 3 | 7 | 7 | 8 | 5 | 7 | 4 | 5 | 5 | 6 | 8 | 6 | 7 | 4 | 3 | 3 | 8 | 7 | 4 | 5 | 5 | 4 | 3 | 5 | 8 | 3 |
| | 8 | 3 | 6 | 8 | 3 | 3 | 5 | 6 | 5 | 4 | 7 | 8 | 6 | 6 | 3 | 4 | 4 | 6 | 7 | 8 | 4 | 6 | 5 | 3 | 6 | 7 | 8 | 8 | 3 | 5 | 4 | 6 | 4 | 3 | 3 | 7 | 3 | 7 | 4 | 3 |
| | 8 | 6 | 6 | 5 | 7 | 8 | 5 | 3 | 3 | 8 | 7 | 3 | 7 | 8 | 3 | 3 | 8 | 5 | 5 | 4 | 4 | 4 | 5 | 6 | 6 | 4 | 3 | 8 | 4 | 7 | 4 | 6 | 5 | 5 | 7 | 8 | 7 | 6 | 3 | 8 |
| | 4 | 7 | 3 | 8 | 5 | 5 | 7 | 8 | 8 | 6 | 5 | 3 | 7 | 5 | 3 | 7 | 4 | 4 | 3 | 8 | 5 | 6 | 8 | 6 | 8 | 7 | 4 | 6 | 8 | 8 | 3 | 5 | 8 | 3 | 5 | 6 | 6 | 4 | 7 | 7 |
| | 4 | 8 | 3 | 6 | 4 | 7 | 6 | 3 | 4 | 3 | 8 | 3 | 3 | 6 | 8 | 8 | 7 | 3 | 6 | 6 | 6 | 7 | 7 | 8 | 5 | 8 | 5 | 3 | 6 | 6 | 4 | 3 | 7 | 6 | 5 | 5 | 4 | 3 | 3 | 3 |
| | 4 | 3 | 4 | 3 | 4 | 5 | 6 | 6 | 3 | 4 | 8 | 5 | 8 | 5 | 7 | 6 | 7 | 7 | 6 | 8 | 5 | 8 | 6 | 4 | 4 | 8 | 8 | 8 | 7 | 8 | 5 | 7 | 8 | 6 | 7 | 8 | 5 | 4 | 5 | |
| | 5 | 7 | 4 | 8 | 6 | 7 | 3 | 4 | 4 | 3 | 5 | 4 | 5 | 8 | 3 | 5 | 7 | 4 | 7 | 6 | 7 | 5 | 5 | 8 | 6 | 6 | 6 | 4 | 8 | 7 | 4 | 6 | 4 | 4 | 5 | 7 | 7 | 4 | 8 | 6 |
| | 3 | 5 | 6 | 6 | 4 | 7 | 5 | 6 | 8 | 5 | 3 | 3 | 5 | 4 | 6 | 8 | 7 | 3 | 7 | 5 | 6 | 6 | 5 | 6 | 5 | 7 | 5 | 7 | 6 | 4 | 8 | 8 | 3 | 7 | 6 | 7 | 7 | 8 | 6 | |
| | 7 | 7 | 4 | 4 | 3 | 5 | 5 | 7 | 8 | 3 | 7 | 5 | 5 | 6 | 7 | 7 | 6 | 7 | 7 | 4 | 3 | 8 | 8 | 4 | 7 | 7 | 6 | 4 | 7 | 8 | 6 | 6 | 3 | 5 | 4 | 6 | 5 | 6 | 8 | 7 |

第7章 ミス・驚愕反応及び疲労状態検知実験

本章では前章に解説した試験方法を用いて被験者のミス・驚愕反応及び、疲労状態における脳波を測定する実験を行い、脳波の解析により特徴波形を抽出し、検知する実験について述べる。実験は Table 7-1 に示す手法で行った。

Table 7-1 Experimental Overview

| Experiment for Detection of Error and Startle Response | | |
|--|---|--|
| Detection Target | Experimental Method | Analysis Method |
| Error Response | Flanker Task | Frequency Analysis (Wavelet-transform) Amplitude Variation of Waveform Filtered by Low Pass Filter |
| | Go/No-go Task | |
| Startle Response | Bursting Balloon | |
| Experiment for Detection of Fatigue State | | |
| Detection Target | Experimental Method | Analysis Method |
| Fatigue State by Lack of Sleep | ATMT | Frequency Analysis (Fast Fourier Transform) |
| Normal State | | |
| Fatigue State by Long Hours Work | Uchida-Kraepelin Psychodiagnostic Test ATMT | |

7-1 ミス・驚愕反応の測定

本研究では脳波計を装着している被験者に対し、フランカー課題及び Go/No-go 課題の施行及び風船破裂による驚愕反応の測定を行う。20～22 歳の 8 名の健常男性を実験被験者とする。

a) ミス反応の測定

被験者に対し、フランカー課題 20 問を 1 回とし、計 10 回の試験を行った。課題中に被験者がミスをした時間を記録し、その際の脳波の変化を観察した。また、被験者の課題への重要度を上げるため、課題について以下の様な条件を加えた。

- ・複数の被験者に対して成績を公開し、競う
- ・成績は 20 問全て正しく反応できた回の反応時間の短さを対象とする
- ・成績が優秀だった被験者には報酬を与える

Go/No-go 課題についても、1 度エラーが発生をするまでの連続成功回数を記録とし、エラーが発生した時点で試験を終了するものを、合計で 3 回行った。この課題においても、被験者の課題への重要度を上げるため、課題について以下の様な条件を加えた。

- ・複数の被験者に対して成績を公開し、競う
- ・成績はエラーが発生するまでに正しく反応することが出来た回数を対象とする
- ・成績が優秀だった被験者には報酬を与える

b) 驚愕反応の測定

被験者が ATMT 法課題に取り組んでいる最中に、予告なしで至近距離の風船破裂を起こし、その際の反応を驚愕反応として測定した。

c) 解析方法

ミス・驚愕反応の検知には事象関連電位等の観察に適する頭頂部 Fz, Cz, Pz の電位を用いた。しかし、特にミス反応における特徴が小さく、単極での観測は難しかったため、式(7)を用いて 3ch の電位を足しあわせた電位を解析した。特徴解析にはウェーブレット変換による周波数解析とローパスフィルタを通した原波形解析を用いた。解析はミス・驚愕反応がおきる 5s 前からのデータを対象とし、Table 4-1 に示した θ , $\alpha 1$, $\alpha 2$, $\beta 1$, $\beta 2$ 波の周波数帯域のスペクトル平均を算出した。

$$EEG_{top} = EEG_{Fz} + EEG_{Cz} + EEG_{Pz} \quad (7)$$

7-2 疲労状態の測定

本研究では以下の 2 種類の疲労状態を対象とし、疲労状態の検知を行う。

a) 睡眠不足による疲労検知

一般的に睡眠不足状態は作業パフォーマンス低下等、疲労状態に近い症状が現れる。睡眠不足状態事態を疲労状態とも取ることができるが、休息への欲求や精神状況の違いから断定することは難しい。本研究は睡眠不足は健常時に比べて作業パフォーマンス低下が早くなる、疲労しやすい状態であると仮定し、睡眠不足での疲労変化を観察する。

本実験は 24 歳の健常男性 1 名を被験者とし、30 時間以上の連続覚醒による睡眠不足状態で ATMT 法を 30 回 (70 分程度) 行い、作業パフォーマンスの低下と脳波変化の比較を行った。脳波との比較のため、ATMT 法の成績の中でも数字選択の速さを示す俊敏度の数値を試験のパフォーマンスとした。また、前日に十分な睡眠をとっている健常状態でも同様の実験を行い、睡眠不足状態と健常状態での作業中における脳波変化の比較を行う。

b) 長時間作業による疲労検知

疲労は主観的な感覚であり，本人の気分の高揚等に左右されやすく，複数の被験者を通して，一定の疲労状態を作り出すことは難しい．そのため実験で定量的な疲労状態を発生させる場合，気分が高揚すること無く個人差が小さい，また，精神的負荷性質も高い，長時間に渡る単純作業が望ましいと考えられる．

本実験は20～22歳の健常男性3名の被験者とし，内田クレペリン精神検査を3回（90分程度）行った際の疲労の様子を観察した．また，各回検査の前後にATMT法を5回ずつ行い，負荷を強めるとともにパフォーマンスの変化を観察した．Fig.7-1に本実験における精神負荷のチャートを示す．

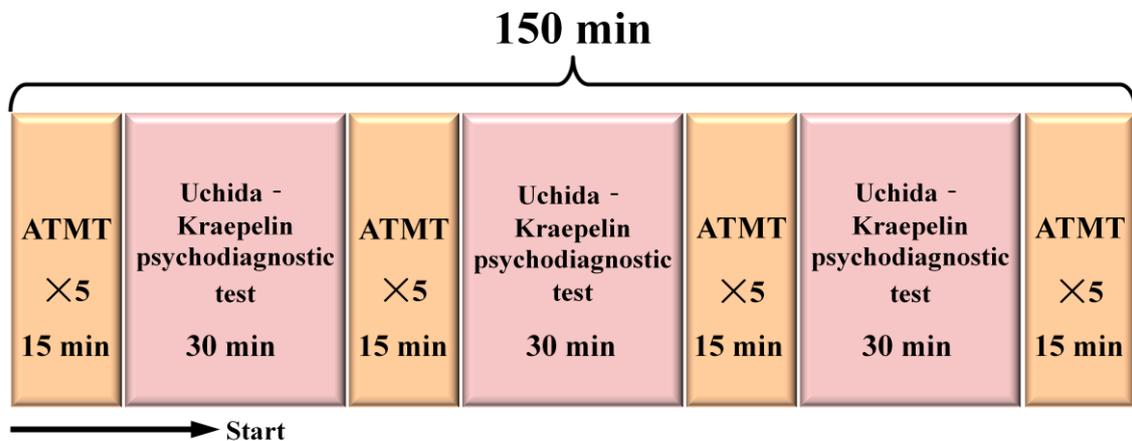


Fig.7-1 Flow of the Fatigue Experiment

c) 解析方法

脳波による疲労状態の検知にはフーリエ変換による周波数解析を用いた．サンプル区間を $N=4096$ に設定し，Table 4-1 に示した θ ， α_1 ， α_2 ， β_1 ， β_2 波の周波数帯域のスペクトル平均値を算出した．また，長時間比較のため，算出したスペクトル平均値を 409.6s 区間でさらに平均化し，特徴量とした．

7-3 ミス・驚愕反応の検知実験結果

被験者のミス・驚愕反応の脳波解析結果を示す．また，その特徴量を抽出し，ミス・驚愕反応を検知するためのアルゴリズムを作成し，検知率の算出を行った．

a) 驚愕反応の特徴

Fig.7-2 は被験者 A の驚愕反応に対し，ウェーブレット変換による周波数解析を行ったものである．下図については色が赤に近いほど強いスペクトルが検出できている．風船破裂

に対して刺激直後に α , β 周波数帯域に強い脳波が発生し、その後低周波の脳波が発生している事がわかる。刺激直後に発生する急激なスペクトル増加は、強い衝撃を受けた際に発生する身体硬直による体動ノイズである可能性も考えられる。しかし、見た目では体動がほとんど発生していなかった被験者に関しても、大凡同じ結果が得られていることから、この脳波変化が驚愕反応における特徴であると考えられる。しかし、脳波波形の形状については個人により大きく差がでてしまい、共通の特徴は見られなかった。

また、Fig.7-3 は驚愕反応に対し、ローパスフィルタを通して 0~2Hz の波形を抽出し、絶対値化したものである。ウェーブレット変換の周波数帯が異なるが、反応前に比べ、反応後に低周波の振幅が大きくなっていることがわかる。

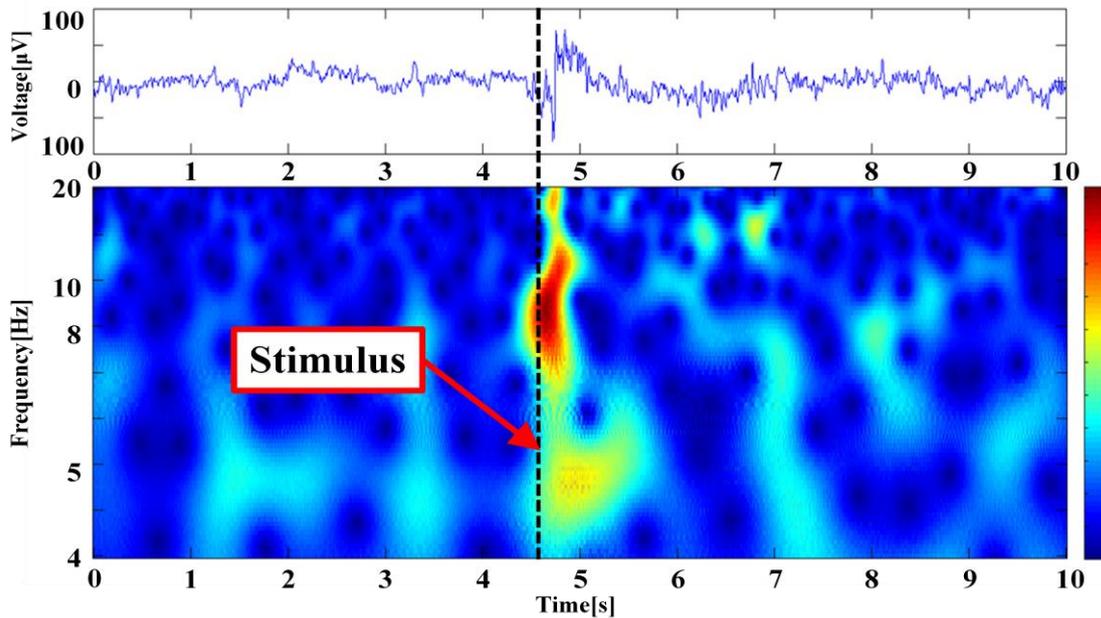


Fig.7-2 Wavelet Analysis of Startle Response of Testee A

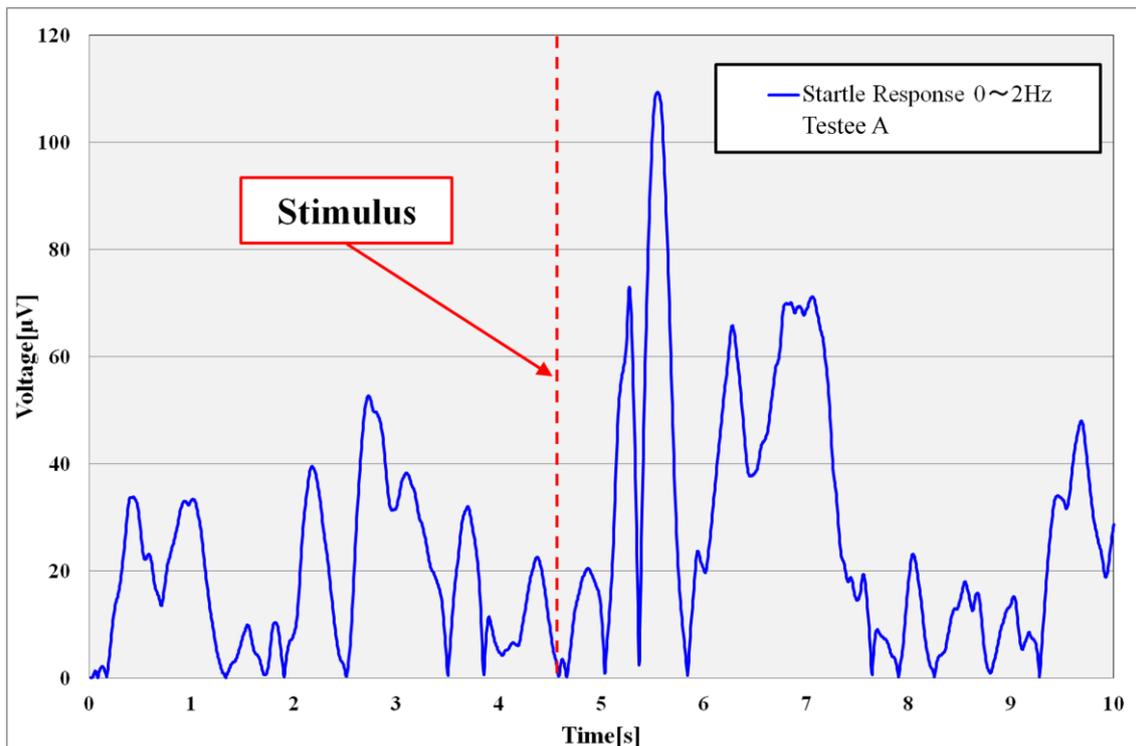


Fig.7-3 Original Waveform of Startle Response of Testee A through Low Pass Filter

b) ミス反応の特徴

Fig.7-4 は被験者 A のフランカー課題におけるミス反応に対し、ウェーブレット変換による周波数解析を行ったものである。驚愕反応に比べ特徴は小さく、波形形状が一定ではなかったが、ミスが発生した直後に α 波周波数帯のスペクトル増加及び、その後の低周波脳波の発生は共通している。特にミス反応においては驚愕による体動は見られなかったことから、体動による影響である可能性は低く、脳波としての特徴であると考えられる。しかし、驚愕反応同様共通した脳波波形を観察することは出来なかった。

また、9s 付近に発生している脳波変化は体動によるノイズであると考えられる。ミス反応と似た周波数特徴を持つため、今回用いた解析方法では除去することが難しいと考えられる。

Fig.7-5 はミス反応に対し、ローパスフィルタを通して 0~2Hz の波形を抽出し、絶対値化したものである。反応時前後に低周波の振幅が大きくなっていることがわかる。

個人差が大きい驚愕反応と似た特徴を持っていることがわかる。

本研究では驚愕反応と共通した特徴を持つとして、同様の特徴量の抽出方法を用いて、検知ができるか検証する。

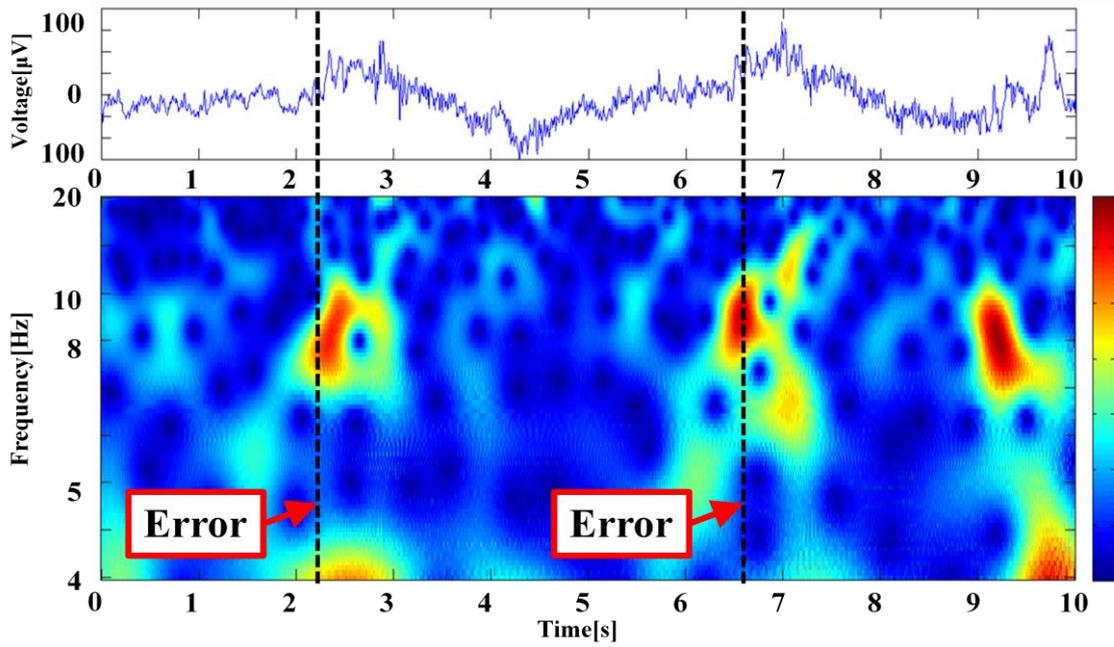


Fig.7-4 Wavelet Analysis of Error Response of Testee A

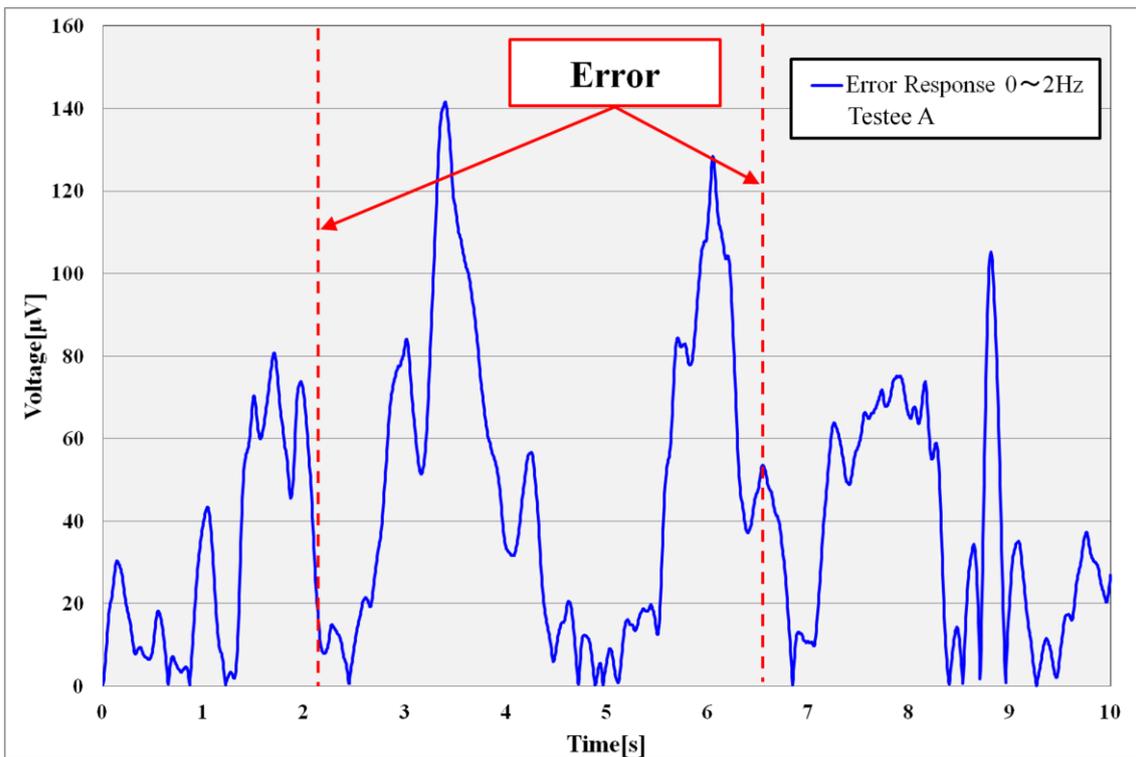


Fig.7-5 Fig.7-3 Original Waveform of Error Response of Testee A through Low Pass Filter

c) ミス・驚愕反応の検知

前項までの特徴からミス・驚愕反応の検知が可能であるか実験を行った。検知の特徴量は、ウェーブレット変換による周波数解析により算出した θ , α , β 波周波数帯域におけるスペクトル平均及び、ローパスフィルタを通した原波形の振幅を用いる。各特徴量について式(5)を用いて $N=100$ 区間における絶対平均値を算出する。その後、式(6)を用いて各特徴量の均質化を行い、特徴量とする。

$$mav_x = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |feature_{x(n)}| \quad (x = 1, 2, \dots, 5) \quad (8)$$

$$V_x = \frac{mav_x}{MAV_x} \quad (x = 1, 2, \dots, 5) \quad (9)$$

ここで、 $feature_x$ は各特徴量とし、 MAV_x はミス及び驚愕反応が発生する前後 5s における各特徴量の平均値を示す。本研究では均質特徴量 V_x について Table 7-2 に示すように定義し、式(10)を用いて、その周波数帯の増大を判別する。

Table 7-2 Characteristics for Detection of Startle and Error Response

| Wave Name | | BAND [Hz] | Characteristics |
|---------------------|------------------------------|-----------|-----------------|
| α | Low α (α_1) | 8~10 | V_1 |
| | High α (α_2) | 11~13 | V_2 |
| β | Low β (β_1) | 14~17 | V_3 |
| | High β (β_2) | 18~20 | V_4 |
| Amplitude Variation | | 0~2 | V_5 |

$$T_x = \begin{cases} 1 & V_x > TH_x \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (x = 1, 2, \dots, 5) \quad (10)$$

本実験では均質特徴量 V_x に対し、閾値を設定し、閾値を超えた場合識別値 $T_x=1$ とし、その特徴量が増大したものとする。閾値 TH はサンプルが少なく、試行錯誤的に決定することができなかったため、試験的に 2 と設定した。Fig.7-6 被験者 A の風船破裂驚愕反応の均質特徴量 V_x の推移、Fig.7-7 識別値 T_x の推移を示す。

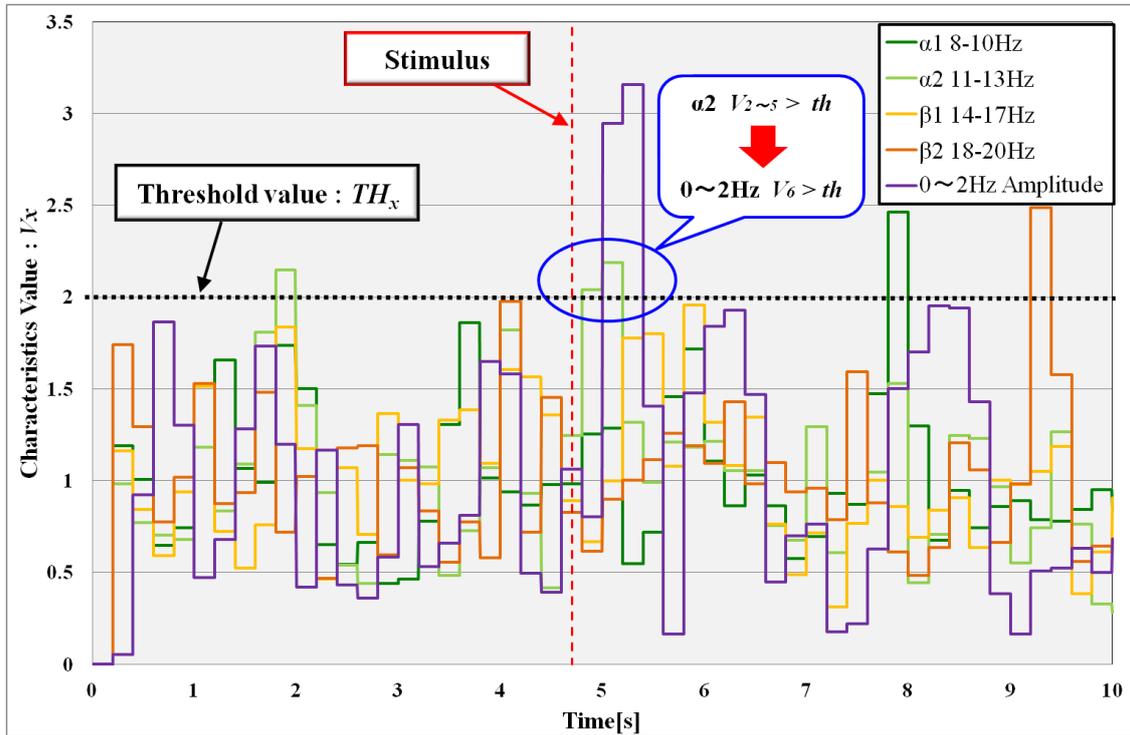


Fig.7-6 Characteristics and Threshold Value of Startle Response of Testee A

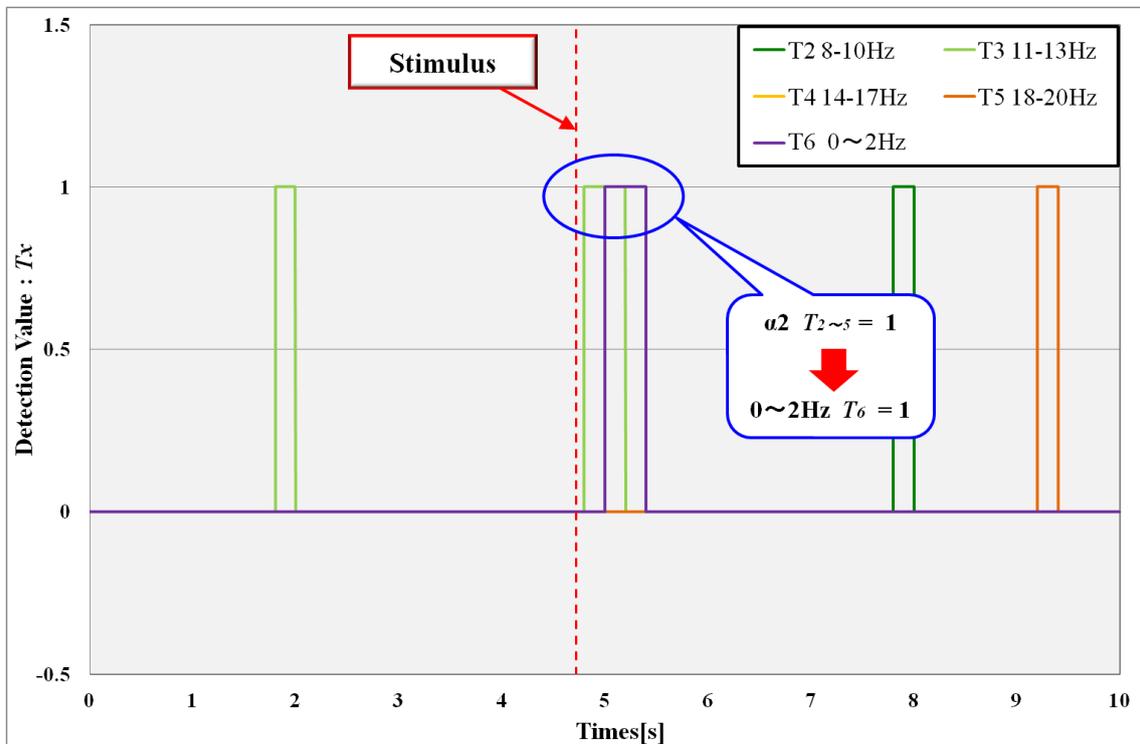


Fig.7-7 Detection Value of Startle Response of Testee A

上図に示すようにミス・驚愕反応は, α , β 波周波数帯スペクトル特徴量の増大 ($T_2 \sim T_5=1$) が見られた後, 1s 以内に低周波振幅特徴量の増大 ($T_6=1$) が見られた場合に発生するものとした。

8名の被験者の反応に対して, 上記の方法を用いて検知した場合の検知率を Table 7-3 に示す。脳波解析同様検知率の算出はミス・驚愕反応が発生する 5s 前から解析したものとす。これは試験開始から解析を行った場合, 作業時間の中でどうしても発生してしまう体動等によるノイズが混入しやすくなる。体動ノイズは脳波の中でも特徴が小さいミス・驚愕反応に比べて, 非常に大きな波形として測定されてしまうため, 誤検知が多く発生してしまうからである。本研究では短時間の測定の中であれば, 体がほとんど動いていない状態であると仮定し, 脳波特徴の抽出を行った。

Table 7-3 Detection Rate of Startle and Error Response

| Testee | Startle Response | | Error Response | | | |
|------------|------------------|-------------|----------------|-------------|---------------|-----------|
| | Balloon Burst | | Flanker Task | | Go/No-go Task | |
| | Count | Rate [%] | Count | Rate [%] | Count | Rate [%] |
| A | 1/1 | 100 | 5/8 | 62.5 | 3/3 | 100 |
| B | 1/1 | 100 | 2/3 | 66.7 | 1/2 | 50 |
| C | 1/1 | 100 | 2/2 | 100 | 3/3 | 100 |
| D | 1/1 | 100 | 2/3 | 66.7 | 3/3 | 100 |
| E | 1/1 | 100 | 3/4 | 75 | 3/3 | 100 |
| F | 0/1 | 0 | 1/2 | 50 | 2/3 | 66.7 |
| G | 1/1 | 100 | 3/7 | 42.9 | 3/3 | 100 |
| H | 1/1 | 100 | 1/3 | 33.3 | 2/3 | 66.7 |
| ALL | 7/8 | 87.5 | 19/31 | 61.3 | 20/23 | 87 |

フランカー課題によるミス反応に関しては, 被験者によってミスの回数が異なるため, 反応回数に個人差が発生する。傾向として, 反応回数が多い被験者ほど, 検知率が低くなっていることがわかる。その他のデータに関しても被験者によって検知率に差が発生しているが, 驚愕反応及び Go/No-go 課題によるミス反応で 80%以上, フランカー課題でのミス反応で 60%以上の検知率を記録した。

7-4 疲労状態の検知実験結果

被験者の疲労状態における脳波解析結果を示す。本実験では、後頭部の脳波におけるスペクトル量の減少及び、 α 波周波数帯における徐波化を疲労の特徴とし、2種類の疲労における特徴変化を観察した。

a) 睡眠不足による疲労検知

睡眠不足による疲労では、睡眠不足状態での作業時脳波と健常状態での作業時脳波の比較を行い、睡眠不足時に現れる特徴を観測する。Fig.7-8 健常及び睡眠不足状態においてATMT法を行った時の、フーリエ変換による各周波数帯域特徴量を示す。周波数帯域スペクトル量はTable 4-1に示した各波形のものとした。変化を観察しやすくするため、スペクトル値は最初の区間(409.6s)のスペクトル量を100%とした、スペクトル割合を算出した。

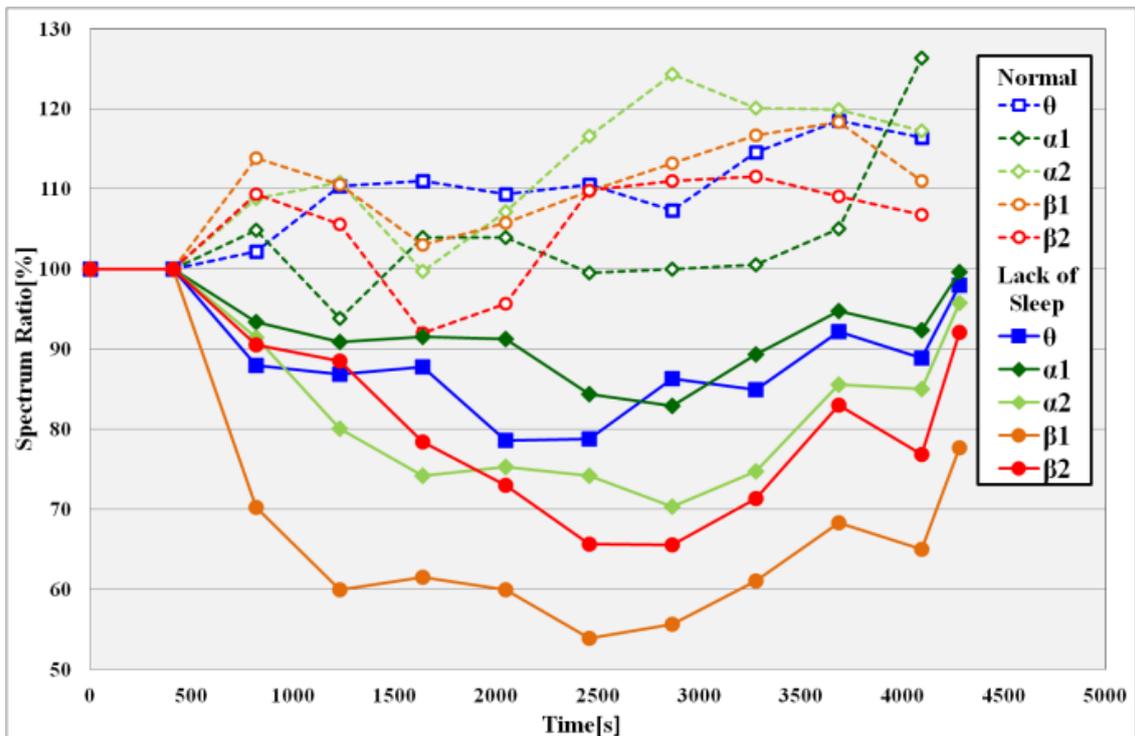


Fig.7-8 Spectrum Ratio of EEG on Lack of Sleep State

睡眠不足状態では開始時から、全体のスペクトル量が大きく低下しており、終盤に回復する変化が見られる。また、健常状態では全体を通してスペクトルの増加が見られ、疲労時に現れると考えられる特徴は観測できなかった。

睡眠不足の α 波周波数帯においては、低周波数帯である $\alpha 1$ 波のスペクトル減少に比べ、高周波数帯である $\alpha 2$ の減少が大きい事がわかる。このことから、 α 波の低周波数化が発生

していることが予測できる。また、健常時には $\alpha 2$ 波のスペクトル量増加が見られ、脳がより活発に活動している。

ATMT 法の試行回数に対する各回の成績平均、 $\alpha 1$ 、 $\alpha 2$ 波及び、今回測定している 4~20Hz の脳波全体のスペクトル量の推移について睡眠不足状態と健常時の比較をまとめたものを Table 7-4 に示す。

Table 7-4 Spectrum Ratio and Performance of ATMT on Lack of Sleep State

| State | Lack of Sleep | | | Normal | | |
|---------------------|---------------|-------|-------|--------|-------|-------|
| | 0~10 | 10~20 | 20~30 | 0~10 | 10~20 | 20~30 |
| Times of ATMT | | | | | | |
| ALL[%] | 86.6 | 74.7 | 86.9 | 104.2 | 108.3 | 114.7 |
| $\alpha 1$ [%] | 91.7 | 85.6 | 95.5 | 100.9 | 101.1 | 110.6 |
| $\alpha 2$ [%] | 80.2 | 73.1 | 88.8 | 106.4 | 116 | 119.1 |
| ATMT Performance[%] | 64.2 | 60.8 | 61.1 | 64.8 | 66.8 | 64.5 |

睡眠不足状態では全体スペクトル量の減少及び、 α 波周波数帯の低周波化の発生に合わせて、ATMT 法の選択速度が低下している事がわかる。このことから、脳波を用いて睡眠不足での作業における疲労を検知することが可能であると考えられる。また、健常状態では ATMT の反応速後もほとんど変化せず、脳波にも疲労に関する変化がないことから、健常状態と睡眠不足状態では同じ作業量で発生する疲労が大きく異なることがわかる。

b) 長時間作業による疲労検知

長時間作業による疲労検知では、健常な被験者に対し、ATMT 法と内田クレペリン精神検査の組み合わせによる、約 150 分の作業課題を課し、長時間作業による精神負荷を受けた被験者の疲労状態における脳波特徴を観測する。Fig.7-8 に各被験者の内田クレペリン精神検査及び ATMT 法における、長時間作業による脳波測定周波数帯全体のスペクトル値変化を示す。変化を観察しやすくするため、スペクトル値は最初の区間の特徴量を 100% として割合を算出している。また、Table 7-5 に各被験者におけるクレペリン検査の間に行った ATMT 法成績である俊敏度を示す。表中の値は各タイミングで行った ATMT 法俊敏度の平均値を示す。また、被験者 C に関しては実験条件を模索していた段階で実験を行ったため、クレペリン検査の間の ATMT 法を行っていない。

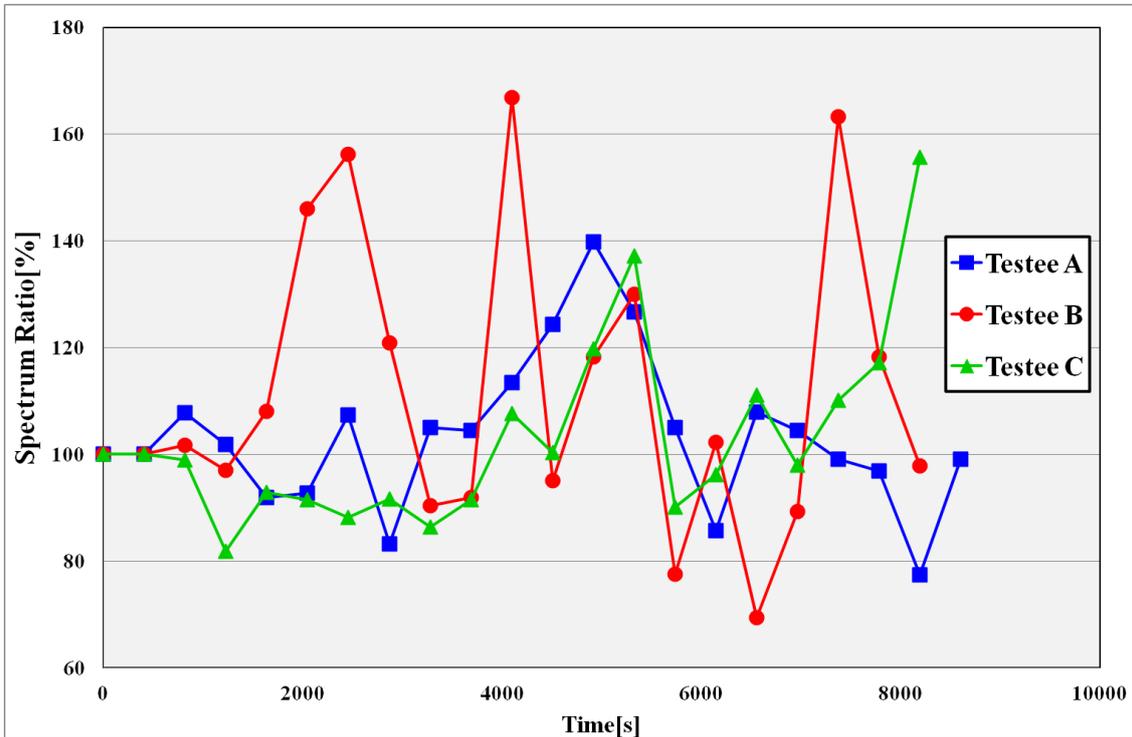


Fig.7-8 Spectrum Ratio of EEG on Long Hours of Work

Table 7-5 Performance of ATMT on Long Hours of Work

| Testee | ATMT Performance [%] | | | |
|--------|----------------------|---------|---------|-------|
| | ATMT1 | ATMT2 | ATMT3 | ATMT4 |
| A | 56.6 | 60.6 | 56.2 | 57.2 |
| B | 57.4 | 66.8 | 60.8 | 67.6 |
| C | 70.2 | No Data | No data | 68.4 |

本実験では合計 150 分程度の単純作業を精神不可として用いたが、実験を通して、疲労に関する特徴を示す明確な特徴はあまり見られなかった。また、ATMT 法のパフォーマンスである俊敏度に関しては、2 名の被験者に初回と 3 回目の ATMT 法の成績が低くなる傾向があった。初回に関しては試験に慣れていないものとして、3 回目のパフォーマンス低下が疲労によるものであった場合、中盤から終盤にかけて脳波スペクトル減少しているように見える点は疲労によるものである可能性も考えられる。

しかし、今回の実験における被験者の主観的な意見では、疲労ではなく飽きに近い感情により、集中力が低下しているという意見もあったため、今後被験者を増やすなどして、さらなる実験結果の考察が必要であると考えられる。

7-5 実験考察

本実験における考察を以下に示す。

a)ミス・驚愕反応の検知

ミス・驚愕反応共に反応直後に α , β 波周波数帯域にスペクトルが発生し、その後、低周波の発生が見られた。本実験の結果及び解析法を用いた場合、ミス反応と驚愕反応には共通点も多かった。

しかし、波形の形状には個人差や状況の差による違いが見られ、共通の特徴は見られなかった。これはミスや風船破裂の刺激に対して、各被験者の心情や重要度の違いが見られたためであると考えられる。

ミス反応に関して Go/No-go 課題の方が高い検知率を記録したのは、ミスが発生しても試験が続くフランカー課題と、試験回数が少なく、ミスが発生したら試験が終了する Go/No-go 課題では、ミスの重要度の違ったためであると考えられる。個人差に関しては、主観的な意見ではあるものの、被験者に対し、ミスの重要性及び、驚愕の度合いを問うアンケートを行った。アンケートの結果については Table 7-6 に示す。

Table 7-6 Result of the Questionnaire for Subjects

| Questionnaire for Testees | Result of Questionnaire [10Point System] | | | | | | | |
|---------------------------|--|----|---|---|----|---|---|---|
| | A | B | C | D | E | F | G | H |
| Seriousness to the Tasks | 5 | 10 | 8 | 7 | 10 | 8 | 8 | 8 |
| Volumes of Surprise | 8 | 3 | 7 | 7 | 8 | 7 | 8 | 4 |

本実験の結果では、課題への真剣さや驚愕の大きさが実験結果と対応するという結果は得られなかったが、試験に対する評価には被験者によってばらつきがあり、平等な試験ではなかったといえる。今後より安定した特徴抽出を行う際には、実験方法を改良し、被験者がほとんど同じ勘定で望むことができる環境を作る必要があると考えられる。

体動などの影響によるノイズの除去は現状では非常に難しい。ノイズは脳波に比べて非常に振幅が大きく、脳波の周波数帯にも大きな影響を与えることがわかった。また、体動によるノイズでミス・驚愕反応と類似した特徴が発生するのか検証するため、実際に被験者 H に対して、驚愕反応時に発生する体動を再現した際の脳波を測定し、同様の方法で検知を行った。検知結果を Fig.7-9 に示す。

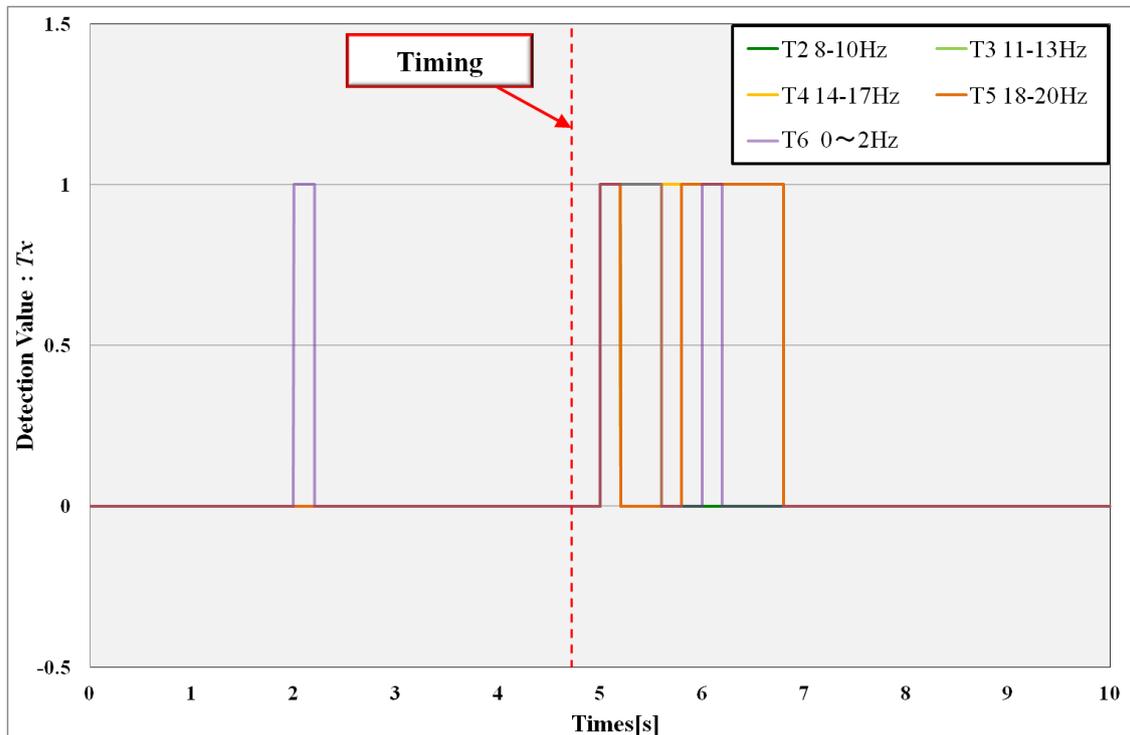


Fig.7-9 Detection Value of Simulated Consternation of Testee H

本研究での検知方法を用いると、体動だけの擬似的な驚愕反応に対しても、検知が出来る事になる。理由としては、本研究では小さな脳波特徴をより顕著にするために、頭頂部電極による脳波を足しあわせて、特徴量としている事が挙げられる。これはノイズの特徴もそのまま大きくしてしまうため、実用することは難しい。しかし、ノイズの除去が可能な双極誘導電位では脳波特徴も小さくしてしまうため、ノイズの中から脳波だけを抽出することは難しいと考えられる。対策としては体動を感知するための他センサを用いて、体動時に発生した脳波特徴に関しては除外する、などが挙げられるが、手術を含め多くの作業では体動を伴うことが多いため、さらなる対策を講じる必要であると考えられる。

本実験では、脳波におけるミス・驚愕反応には共通点があり、実際にその特徴を用いて検知を行うことができたが、その他の体動やノイズとの明確な区別はできず、実用することは難しいという結果が得られた。

b) 疲労状態の検知

睡眠不足状態での作業に対して、作業パフォーマンスの低下に合わせて、疲労状態に発生する脳波特徴を確認できた。しかし、健常状態での長時間作業では ATMT 法とクレペリン検査の実験結果を通して見ても、その特徴はほとんど確認できなかった。これは本実験では被験者が 20 歳前半のみであったため、長時間の作業に対する耐性が高く、数時間程度の作業ではパフォーマンス低下を引き起こすほどの疲労をしなかったためであると考えら

れる。長時間作業による疲労状態の実験時に発生したパフォーマンス低下とスペクトル量の低下に関しても、疲労によるものか単純作業に対する飽きによるものであるか判断はできなかった。

また、疲労時に発生する特徴は、作業が終盤に近づくにつれて、回復する傾向が見られた。これに関しては被験者からの主観的な意見であるが、長時間作業の最後はもう少しで終了するという気持ちから、集中して取り組めるといった意見があった。よって、疲労が原因となるヒューマンエラーは作業の中盤から終盤にかかる間のところを、最も注意すべきであることがわかった。

第 8 章 結論

本研究では、脳波を用いた内視鏡外科手術支援システム構築の基礎研究として、脳波によるミス・驚愕反応及び疲労状態の検知を行う研究を行った。本章では本研究を通して序論に対応する結論を述べる。また、本研究結果から考えられる今後の展望についても述べる。

8-1 ミス・驚愕反応の検知

人間がミスを犯した瞬間を脳波によって検知することで、ミスの見過ごしや隠蔽を防具事や、ミスにより発生する事態に迅速に対応することができるのではないかと考え、脳波によりその検知が可能であるか検証を行った。また、ミスの発生が予測されていない事象であることから、驚愕に近い反応を起こすのではないかと考え、その特徴の比較を行った。

実験では驚愕反応の測定のために至近距離での風船破裂刺激を、ミス反応の測定のためにフランク課題と Go/No-go 課題の 2 種類の課題を課した。結果として全員共通した特徴的な波形変化を観測することが出来なかったが、周波数の特徴にミス・驚愕反応に共通した特徴を見出し、検知実験を行ったところ、驚愕反応及び Go/No-go 課題によるミス反応に対し 80%以上、フランク課題によるミス反応に対し 60%以上の検知率を記録した。

しかし、体動などにより混入するノイズを除去、あるいは検出・除外することが出来なかったため、実際の作業中に発生するミスを検知することは難しかった。

今後の課題としては、驚きの大きさやミスに対する重要度を客観的に評価し、その大きさと脳波特徴の関連性を見つけるとともに、サンプル数を増やし、個人差に関する見解も必要となると考えられる。また、実用化のためにはノイズの除去あるいは体動等の検出による除外を行い、実際の作業における体動によって発生してしまうノイズに関係なく、ミスを検知できるようにする必要がある。

8-2 疲労状態の検知

ヒューマンエラーの原因の一つとして作業者の疲労が挙げられる。脳波は被験者の疲労状態を判断する手段の一つとして、研究が進められている。人間が疲労していく様子を脳波により観測し、重大な事故に繋がる前に疲労を検知することは出来ないかと考え、被験者が作業により疲労していく際の脳波を観測し、疲労の検知を目指した。

実験では睡眠不足の状態で行うとミスが発生しやすくなるという研究報告から、同じ被験者の睡眠不足状態と健常状態における疲労状態の検出が可能な ATMT 法試験を行い、そのパフォーマンスと脳波の変化を比較した。また、健常状態からの単純な長時間作業による精神負荷から疲労状態となるのではないかと考え、作業として用いた内田クレペ

リン精神検査とその合間に行う ATMT 法から、作業パフォーマンスと脳波変化の比較を行った。結果として、睡眠不足状態における作業では、作業パフォーマンスの低下に合わせて、脳波において疲労時に発生する特徴が見られ、検知が可能であった。しかし、健常状態での長時間作業では、明確な疲労の特徴を抽出することは出来なかった。

今後の課題としては、各特徴検証のための実験被験者数の増加や、ATMT 法のパフォーマンスだけでなく、他の疲労指標との連携を取り、疲労の具合と発生する脳波特徴の関係を導く必要性がある。

8-3 今後の展望

ミス・驚愕反応の検出については、加算平均を行い、特徴を抽出する研究は様々な医療・研究機関によって進められているが、一度のミスに対する反応を測定・検知する研究はほとんど行われていない。今後検知が可能となれば、医療の現場の他、全ての作業現場で、ヒューマンエラー防止への利用が可能になると考えられる。また、BMI などにおいても、操作者の意図と違った動作が行われた場合には、今回測定したミス・驚愕反応に近い特徴が検出できると考えられるため、誤動作を迅速に検知し、対処するようなシステムを構築するなど様々な応用例が考えられる。

疲労状態の検出に関しても、作業時のミスや事故を減らすためのシステムとしての応用が考えられる。また、作業者の過労を防いだり、疲労の度合いに合わせて作業を割り振ることで作業の効率化を図ったりと、様々な現場での応用が期待できる。

謝辞

本研究室指導教員である石井千春教授には様々なお支援ご指導していただき大変感謝しております。ここまで研究をつづけていくことができたのは石井教授のご支援ご指導があったことだと実感しております。

また、大学院の2年間互いに知識を出し合って議論を交わし、時には実験の協力や私生活での活動を共にした研究室の同期及び後輩には大変感謝しております。

また、先行研究よりお世話になり、研究について様々なアドバイスを頂きました。北海道大学医学研究科の川村秀樹先生にはお忙しい時期の研究に協力していただきました。大変感謝しております。

最後に大学生生活を続けていく過程でご支援いただいた家族、友人、本大学教授講師の方へ心から感謝の気持ちと御礼を申し上げたく、謝辞にかえさせていただきます。

参考文献

- [1] 中屋友佑, 石井千春, 中荃隆, 西谷要介, 疋田光孝: “表面筋電位を用いた手術手技に対する特異操作の判別手法”, 電気学会論文誌D (産業応用部門誌), Vol.132 No.2 pp.1-9
- [2] 佐藤孝則, 大場慎太郎, 石井千春, 中荃隆, “結紮手技に対する自己組織化マップを用いた特異操作判別と内視鏡手術用特異操作提示システムの構築”, 電気学会研究会資料. IIC, 産業計測制御研究会 2012(156), 1-6, 2012
- [3] 佐藤孝則, 石井千春, “結紮手技に対する自己組織化マップを用いた特異操作判別と内視鏡手術用特異操作提示システムの構築”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会論文集, 2012
- [4] Takanori. S, Chiharu. I and Hideki. K, “Identification and Singularity Distinction of Surgical Operation in Endoscopic Surgery”, Proceeding of ICAR 2013
- [5] <http://www.vrtraining.jp/products/LapVR/>
- [6] <http://www.kmu.ac.jp/residency/carrier/cslkiki.html>
- [7] <http://www.riken.jp/pr/press/2009/20090629>, 理研-トヨタ連携センター
- [8] Panagiotis C. Petrantonakis, and Leontios J. Hadjileontiadis : Emotion Recognition From EEG Using Higher Order Crossings”, IEEE Transaction on Information Technology in Biomedicine, vol. 14, no. 2, 2010
- [9] 沼野正義, 宮崎恵子, 丹羽康之, 福戸淳司, 田中邦彦, 岡崎忠胤: “交通機関における運転作業時の人間の生理データの把握とこれに基づくヒューマンエラーの防止技術の研究”, 海上技術安全研究所報告, No 2, Vol.6, 2002
- [10] 脳死判定基準のマニュアル化に関する研究班: “法的脳死判定マニュアル”, 臓器提供施設における院内体制整備に関する研究, 厚生労働科学研究費補助金厚生労働科学非寺別研究事業.
- [11] Hajcak, G., Moser. J. S., Yeung. N. & Simons, R. F.: “On the ERN and the significance of errors” Psychophysiology, 42, pp.151-160, 2005
- [12] R.デカルト著, 野田又夫訳, “省察・情念論”, 中央公論社, 2002

- [13] 山根一郎: “驚きの現象学”, 梶山女学院大学研究論集, Vol.36 (人文科学篇), pp.13-28, 2005
- [14] 日本疲労学会, “抗疲労臨床評価ガイドライン 日常生活により問題となる疲労に対する抗疲労製品の効果に関する臨床評価ガイドライン”, 2011
- [15] Jeffrey M. Rothschild, et al. : Risks of Complications by Attending Physicians After Performing Nighttime Procedures, JAMA, Vol.302, No. 14, 2009
- [16] 清水規裕, 齋藤友幸, 福本一朗: “色光環境制御による精神疲労低減効果の研究”, 長岡技術科学大学, 研究報告, Vol.25, 2003
- [17] <http://cognitivefun.net>
- [18] 梶本修身: “ATMT を用いた疲労定量化法の開発”, 疲労と休養の科学, Vol18:13-19, No.1, 2003
- [19] <http://www.nsgk.co.jp/sv/kensa/kraepelin/>, 株式会社日本・精神技術研究所

付録 A : 先行研究追加成果

海外での学会発表に先立ち、先行研究である内視鏡手術における結紮操作の自動動作識別及び特異操作判別の有用性向上を目指した。本章ではそのために行った追加実験及び医師からの意見聴取の成果について述べる。

A-1 先行研究の概要

内視鏡手術は低侵襲手術として有用な手法であるが、狭い空間限られた器具で操作を行うため、難易度が高い。術者には相応の経験とスキルが要され、様々な機関でシミュレーションシステムの開発が進められている。しかし、実際の手術手技に対して危険操作を提示するシステムの開発は殆ど行われていない。

本研究では、シミュレーションシステムと実際に行われる手術において、内視鏡手術用鉗子の操作や手術中の医師の表面筋電位から、危険につながる特異な操作が発生した場合、それを提示し修正させる、あるいは手術操作を停止させることで医療事故の発生を未然に防ぎ、安全に手術を行わせるシステムの構築を目指した。

開発システムの大まかな流れについては Fig.A-1 に示す。

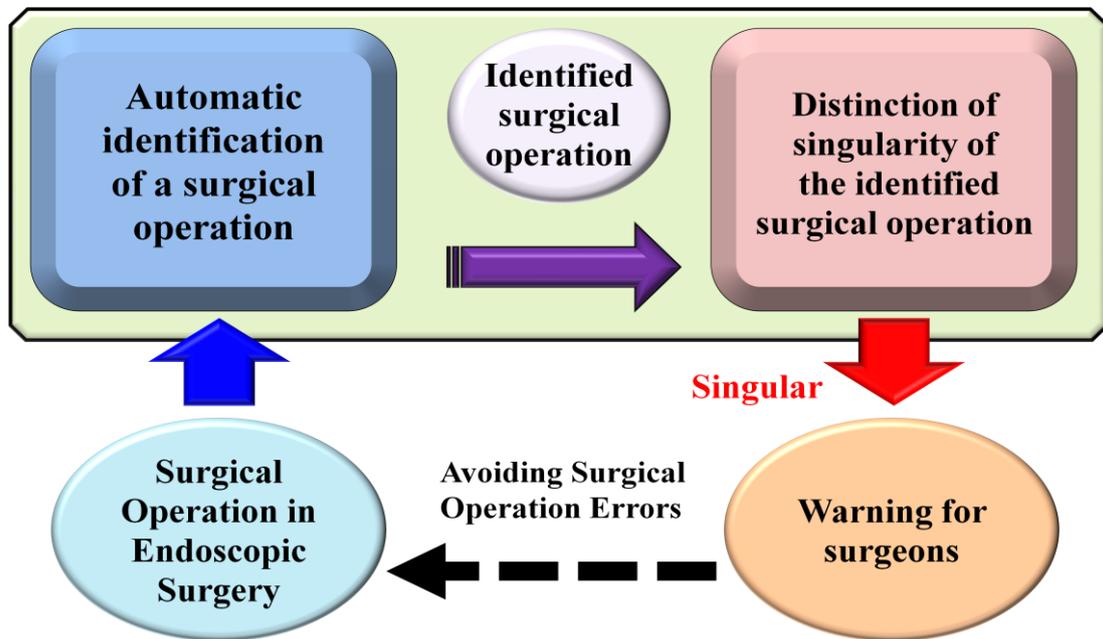


Fig.A-1 Overview of This Study

A-2 実験装置・測定特徴量

先行研究では Fig.A-2 に示す実験装置を用いて、術者の鉗子操作を観測し、特徴量とした。

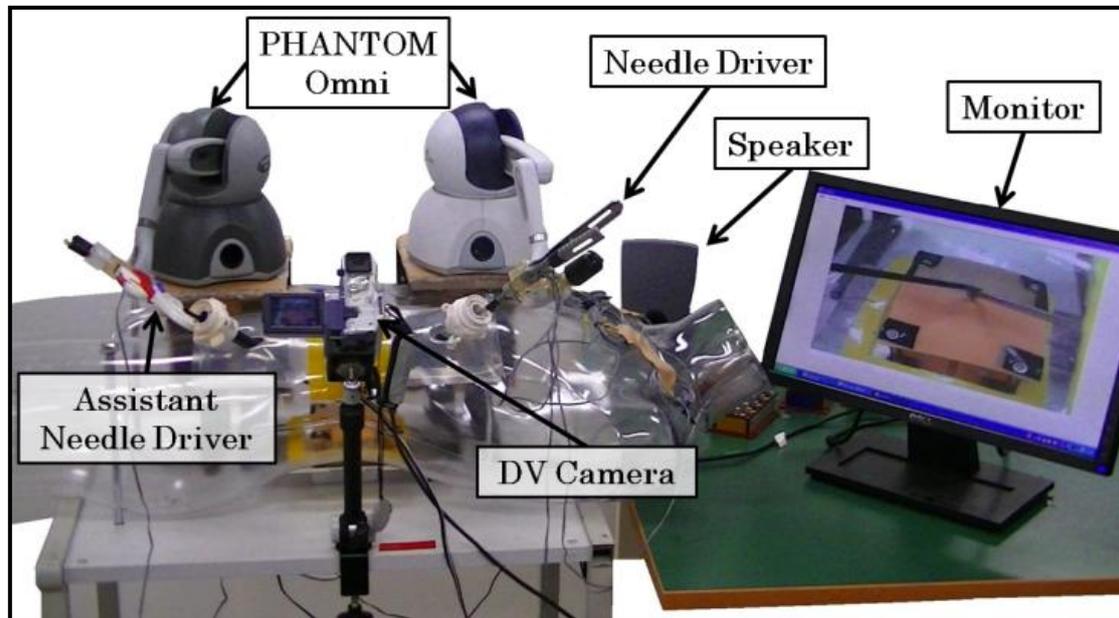


Fig.A-2 Simulation box and monitor

a) 鉗子操作量特徴量

手術操作の動作識別及び特異操作判別に用いる鉗子操作の特徴量としては Fig.A-3 に示す特徴を観測した。 $Strain_{1,2}$ は両鉗子のハンドル部に貼り付けたひずみゲージにより、鉗子を握る力を示し、 $Strain_{3,4}$ は右鉗子のシャフト部に貼り付けたひずみゲージにより、鉗子先端部にかかる荷重負荷を示している。また、鉗子は 6 軸の位置センシングと 3 軸の力覚提示が可能なハプティックデバイスである PHANTOM omni に接続されており、鉗子操作のセンシングを行っている。 $V_{phantom_{1,2}}$ は鉗子の操作速度を示し、 $R_{phantom_{1,2}}$ は鉗子のねじり方向の角度を示している。各特徴量については式(11)、(12)を用いて平均値を算出している。

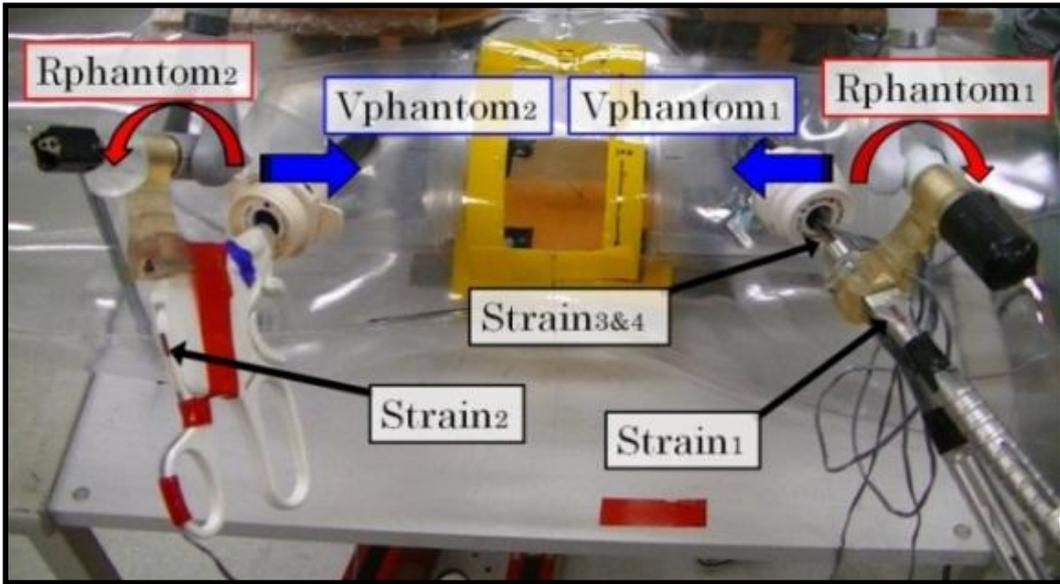


Fig.A-3 Sensored forceps

$$St_{ch} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N Strain_{ch(n)} \quad (ch = 1, 2 \dots 4) \quad (11)$$

$$Vp_{ch} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N Vphantom_{ch(n)} \quad (ch = 1, 2), \quad (12)$$

本研究におけるデータ測定のサンプリング周波数は 1000Hz としており，サンプル区間 $N=512$ で平均値を算出した．

b) 表面筋電位特徴量

特異操作判別を行うため，術者の両腕前腕部の表面筋電位を測定し，解析した値を特徴量とした．筋電測定位置は Fig.A-4 に示す配置を試行錯誤的に決定し，絶対値化した測定筋電位 $SEMG$ に対して，式(13)を用いて絶対平均値を，式(14)を用いて筋電波形の重心比を， $SEMG$ をフーリエ変換した周波数スペクトル F_{ch} について，式(15)，(16)を用いて高速フーリエ変換による周波数比を特徴量として算出した．

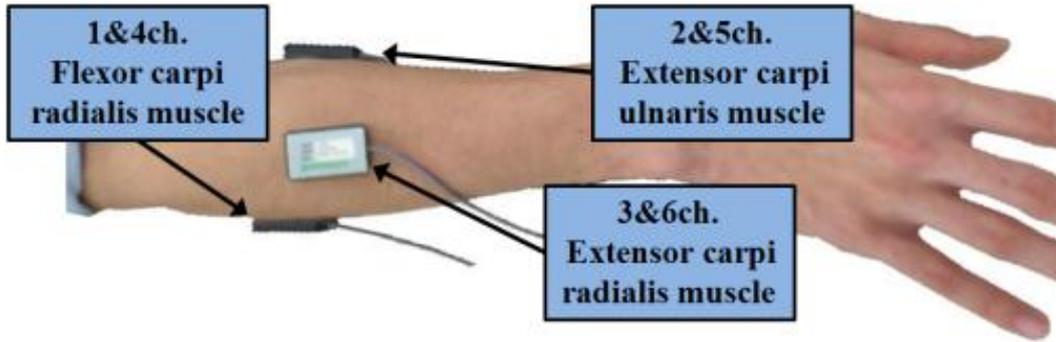


Fig.A-4 Positions of surface electrodes

$$Mav_{ch} = \frac{1}{N} \sum_{n=i}^{i+N} SEMG_{ch(n)}, \quad (13)$$

$$Cog_{ch} = \frac{\sum_{n=1}^N (n \cdot SEMG_{ch(n)})}{\sum_{n=1}^N SEMG_{ch(n)}} \quad (14)$$

$$\begin{cases} Fl_{ch} = \sum_{kf=2}^{N/4} |F_{ch(kf)}|^2 & 5 \sim 250Hz \\ Fh_{ch} = \sum_{kf=N/4+1}^{N/2} |F_{ch(kf)}|^2 & 250 \sim 500Hz \end{cases} \quad (15)$$

$$Fr_{ch} = \frac{Fh_{ch}}{Fl_{ch}} \quad (16)$$

測定サンプリング周波数は鉗子操作量と同様 1000Hz とし、各式におけるサンプリング区間 $N=512$ として各特徴量を算出した。

A-3 動作識別

本研究では内視鏡手術操作の中でも縫合不全などの合併症と関連深く、両手で行う操作の中でも複雑で難易度が高い、手術糸の結紮操作を対象とした。

a) 結紮操作の動作分類

結紮操作の識別では左右の腕の動作を組み合わせることで、Fig.A-5 に示す 6 種類の動作に識別する。

- ① 把持(左) : 左鉗子で糸を持つ動作
- ② 巻付け(左)+移動 : 左鉗子を持った糸を右鉗子の軸部分に巻付け、右鉗子をもう一方の糸まで移動させる動作
- ③ 両手把持 : 巻付け後両方の鉗子が糸をつかむ動作
- ④ 糸結び : 糸を引っ張り結ぶ動作
- ⑤ 把持(右) : 右鉗子で糸を持つ動作
- ⑥ 巻付け(右)+移動 : 右鉗子を持った糸を左鉗子の軸部分に巻付け、左鉗子をもう一方の糸まで移動させる動作
- ⑦ 中立 : 何もしていない または その他の動作

一般的に結紮操作をする場合は輪を作る糸を変えながら 2 度糸を結ぶ。よって、結紮操作は 1→2→3→4 あるいは 5→6→3→4 の順番で動作が行われる。

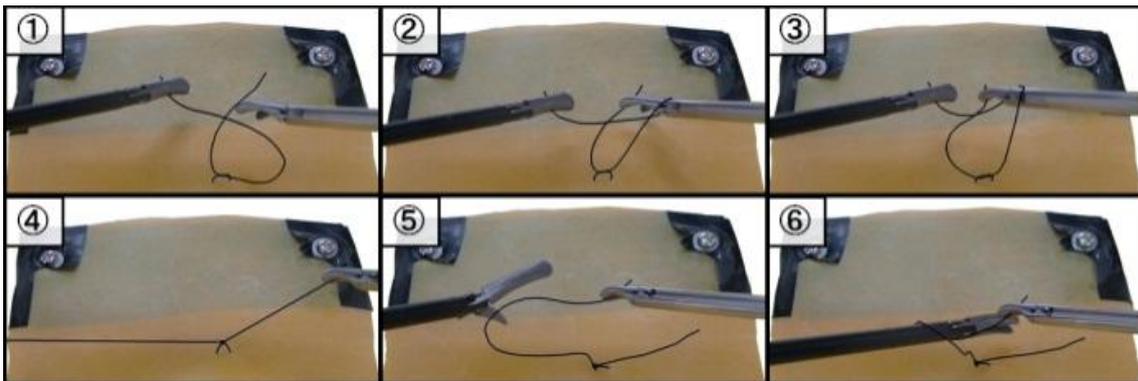


Fig.A-5 Surgical Operation for Ligation

b) 動作識別手法

動作識別では鉗子操作量の特徴量を式(17), (18), (19)を用いて算出した $V_1 \sim V_5$ の値にそれぞれ設けた閾値と比較して行う。各閾値は中立状態と動作時の最大値との間の値から任意に決定し、 $TH_i (i=1,2,3,4,5)$ とする。 $V_1 \sim V_5$ の値を各閾値と比較した識別値 $T_i (i=1,2,3,4,5)$ を式

(20)で定義する.

$$V_i = St_i \quad (i = 1,2) \tag{17}$$

$$V_3 = \sqrt{St_3^2 + St_4^2} \tag{18}$$

$$V_i = Vp_j \quad (i = 4,5 \quad j = 1,2). \tag{19}$$

$$T_i = \begin{cases} 1 & V_i > TH_i \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (i = 1,2,3,4,5) \tag{20}$$

各識別値の組み合わせから, Table A-1 示すような識別を行う.

Table A-1 Logical Definition of Forceps Operation

| Threshold Value / Procedures | | T₁ | T₂ | T₃ | T₄ | T₅ |
|---------------------------------|---------------------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| 1 | Grasping (left) | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | Overwrapping (left) + Translation | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 or 1 |
| 3 | Grasping (right+left) | 1 | 1 | 0 | 0 or 1 | 0 or 1 |
| 4 | Knotting | 1 | 1 | 1 | 0 or 1 | 0 or 1 |
| 5 | Grasping (right) | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 6 | Overwrapping (right) + Translation | 1 | 0 | 0 | 0 or 1 | 1 |
| Neutral | | ELSE | | | | |

なお, Table A-1 の 0or1 となっている識別値に関しては, その動作を識別するうえでほとんど影響が出ないものであるため, どちらでも構わないという意味である.

特異操作判別では 6 種類の動作のうち糸結び動作の開始時の特徴量を用いて特異判別を行う.

A-4 特異操作判別

動作識別にて、最も慎重に行わなければならない糸結び操作を識別した際、その操作が安全に行われているか、特異操作判別により判別する。

a)特異操作の定義

本研究では通常の状態で行われる操作に対して、危険につながる特異な状態で行われる操作を特異操作とした。糸結び操作において発生すると考えられる 5 種類の特異操作を Fig.A-6 のように定義した。

A) 通常：通常の状態で行われる操作

B) 特異：危険につながる特異な状態で行われる操作

- ・姿勢：肘を張って手術糸をねじった状態で行われる操作
- ・握り：鉗子ハンドル部を強く握りすぎた状態で行われる操作
- ・引張：手術糸を強く締め上げすぎる操作
- ・突発：急な鉗子運びなど雑な操作
- ・力み：緊張などで腕に力が入りすぎた状態で行われる固い操作

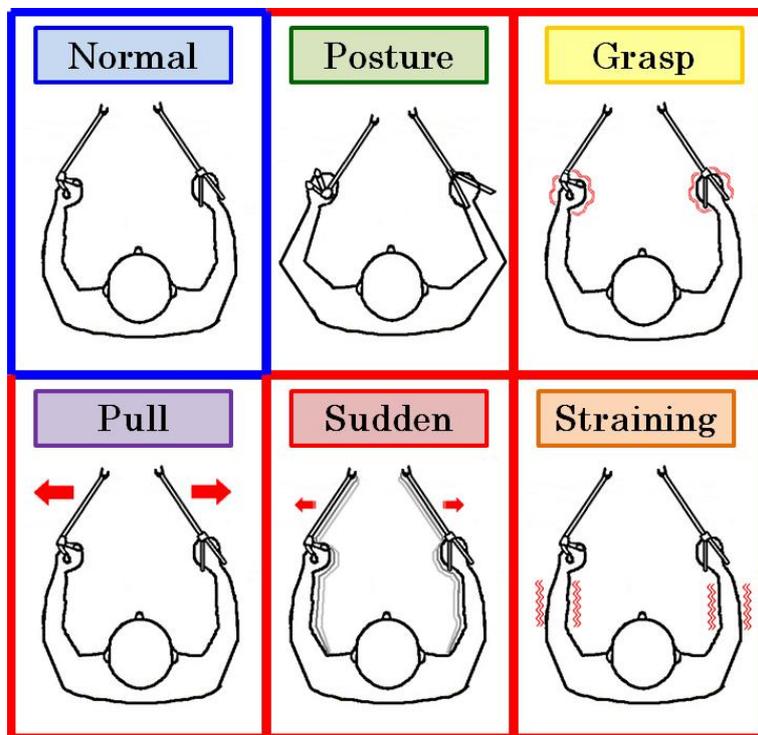


Fig.A-6 Normal Operation and Singular Operations

これらの特異操作は非熟練者において姿勢の悪さや、不慣れによる緊張、滑らかな操作が行えないなど、一般的に現われがちな傾向を想定して定義したものである。先行研究ではこの特異操作が資料や予想から定義されたものであり、本当に糸結びに対して適当なものであるかわからなかった。そこで実際に 3 名の医師に対して特異操作の妥当性についてアンケートを行い、検証した。Table A-2 にアンケート結果を示す。

Table A-2 Degree of Danger Evaluated by Surgeons

| Singular Operation | Degree of Danger [5 Point System] | | | |
|--------------------|-----------------------------------|-----------|-----------|-------|
| | Surgeon A | Surgeon B | Surgeon C | Total |
| Posture | 3 | 3 | 3 | 9 |
| Grasp | 3 | 5 | 5 | 13 |
| Pull | 5 | 4 | 5 | 14 |
| Sudden | 3 | 5 | 5 | 13 |
| Straining | 3 | 5 | 3 | 11 |

また、この他に発生のおそれがある特異操作が存在しないかについても、アンケートを行ったが、全員現在定義している 5 つが妥当であると回答した。

本研究ではアンケート結果から特に危険性が高い特異操作として握り、引張、突発を定義し、医師に特異状態を提示する際に区別するものとした。

b)特異操作判別方法

特異操作判別では鉗子操作量及び表面筋電位の特徴量を用いて特徴ベクトルを作成し、ニューラルネットワークの一種である自己組織化マップ (SOM) による判別を行った。SOM はそれぞれの特徴量による 2 種類を作成し、段階的に判別を行うことで、より安全性の高い特異操作判別を行った。

SOM 1 は鉗子操作量の特徴量により通常、姿勢、握り、引張、突発の 5 種類の特異操作判別を行う。特徴ベクトルは式(21), (22)を用いて各成分の正規化を行い、式(23)のように定義した。

$$Vps_i = \frac{Vp_i}{10^6} \quad (i = 1,2) \quad (21)$$

$$Rps_i = \frac{(Rphantom_i + 2.5)}{5} \quad (i = 1,2) \quad (22)$$

$$\begin{cases} Xd_r = (V_1, V_3, Vps_1, Rps_1)^T & (Right) \\ Xd_l = (V_2, V_3, Vps_2, Rps_2)^T & (Left). \end{cases} \quad (23)$$

SOM2 は表面筋電位の特徴量により、通常、力みの 2 種類の特異操作判別を行う。特徴ベクトルは式(24)のように定義した。

$$\begin{cases} Xe_r = (Mav_1, Mav_2, Mav_3, \frac{Cog_2}{Cog_1}, \frac{Cog_3}{Cog_1}, \frac{Cog_3}{Cog_2}, Fr_1, Fr_2, Fr_3) \\ Xe_l = (Mav_4, Mav_5, Mav_6, \frac{Cog_5}{Cog_4}, \frac{Cog_6}{Cog_4}, \frac{Cog_6}{Cog_5}, Fr_4, Fr_5, Fr_6) \end{cases} \quad (24)$$

SOM を 2 種類に分割する理由は 2 つあり、1 つはそれぞれの特徴量に対応した特異操作の判別を行っているため、一気に判別を行うと誤判別は多くなってしまうためである。もう 1 つは、鉗子操作量は同じ操作を行う場合、個人によってそれほど大きな差は発生しないが、生体信号である表面筋電位は個人差が大きい。よってその特徴を分けることで、6 種類の操作判別が可能な個人向けシステムと、5 種類の操作判別が可能なある程度万人向けのシステムとして使い分けすることができるためである。

また、段階的な判別に関しては SOM1 による判別を先に行う。これは SOM1 の判別では特に危険性の高い特異操作である、握り、引張、突発の特異操作を含むためである。

A-5 追加実験

前項まで解説した内視鏡手術結紮操作の自動識別及び特異操作判別の有用性を検証するための実験を行った。先行研究では被験者が 1 名のみとなっており、検証には不十分であったため、本実験では被験者を 4 名に増やし、信用性の向上を目指した。

a) 動作識別実験

非医療従事者である被験者 4 名に対して、Fig.A-2 に示したシミュレーションボックスを用いて、内視鏡手術結紮操作を行なってもらう。試行回数は一人 15 回とし、対象の操作は被験者の熟練度を考慮し、1→2→3→4 の順の操作のみとした。実験結果は結紮操作に対して、識別が操作の順番通りにできていた場合を成功とし、各動作及び通しの動作の識別率を算出した。

b) 動作識別実験結果

各動作及び通し動作における識別率を Table A-3 に示す。

Table A-3 Identification Rate for Ligation

| Surgical Procedures for Ligation | | Novice A | | Novice B | | Novice C | | Novice D | |
|-------------------------------------|--------------------------------------|----------|-------------|----------|-------------|----------|-------------|----------|-------------|
| | | Count | Rate [%] | Count | Rate [%] | Count | Rate [%] | Count | Rate [%] |
| 1 | Grasping (left) | 15 / 15 | 100 | 15 / 15 | 100 | 15 / 15 | 100 | 15 / 15 | 100 |
| 2 | Overwrapping (left) + Translation | 12 / 15 | 80.0 | 14 / 15 | 93.3 | 12 / 15 | 80.0 | 13 / 15 | 86.7 |
| 3 | Grasping (right+left) | 15 / 15 | 100 | 15 / 15 | 100 | 14 / 15 | 93 | 14 / 15 | 93.3 |
| 4 | Knotting | 15 / 15 | 100 | 15 / 15 | 100 | 15 / 15 | 100 | 15 / 15 | 100 |
| 1→2→3→4 ALL | | 12 / 15 | 80.0 | 14 / 15 | 93.3 | 12 / 15 | 80.0 | 12 / 15 | 80.0 |

c)動作識別実験考察

被験者 4 名に対し、80%以上の識別率を記録した。このことからスムーズな結紮操作が行われた場合、製革な動作識別が可能であることがわかる。また、どの被験者でも最も低い識別率であった巻き付け動作に関しては、被験者のスキル不足により操作がスムーズに出来ない、あるいは巻きつけ操作が小さく遅かった事が原因としてあげられる。本実験では動作が行われているか判断するために用いた閾値を非医療従事者のデータから試行錯誤的に決定したが、医師のデータからより適切な閾値決定ができれば、より正確な識別が可能となるとともに、データに準拠した動作を行うよう訓練するシステムの開発等にも応用できると考えられる。

d)特異操作判別実験

非医療従事者である被験者 4 名に対して、シミュレーションボックスを用いて、6 種類の各操作状態における糸結び操作を行なってもらう。本実験では SOM を学習させるために各操作を 20 回ずつ（合計 120 回）の特徴ベクトルを測定する。作成した SOM に対して各操作 60 回分（合計 360 回）の特徴ベクトルが正しく判別されているか検証する。

e)特異操作判別実験結果

Fig.A-7 に被験者 A における判別結果を示す。10×10 の六角形の組み合わせからなる背景が作成した SOM を示し、その上に乗っている六角形プロットが 60 回分データの配置を示す。判別はプロットと背景の色が一致した場合に判別成功とし、各操作状態における判別率を算出した。各被験者における判別率を Table A-4, A-5 に示す。

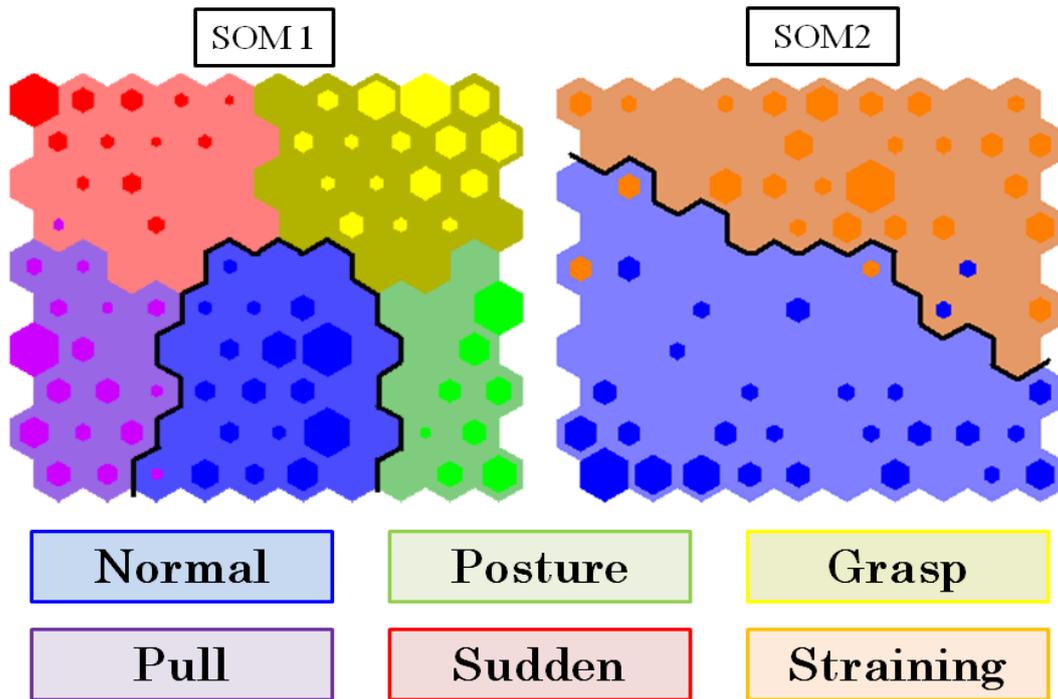


Fig.A-7 Distribution on SOM1 and SOM2 based on feature of right hand (Novice A)

Table A-4 Distinction Rate for Singularity

| Novice | Hand | Distinction Rate [%] | | | | | | |
|----------|------|----------------------|---------|-------|------|--------|-----------|-------------|
| | | Normal | Posture | Grasp | Pull | Sudden | Straining | Singular |
| A | R | 96.7 | 100 | 100 | 96.7 | 100 | 91.7 | 97.7 |
| | L | 91.7 | 100 | 100 | 83.3 | 100 | 95.0 | 96.3 |
| B | R | 83.3 | 100 | 93.3 | 83.3 | 83.3 | 100 | 94.7 |
| | L | 76.7 | 100 | 81.7 | 81.7 | 80.0 | 96.7 | 95.7 |
| C | R | 91.7 | 100 | 93.3 | 98.3 | 90.0 | 83.3 | 95.0 |
| | L | 88.3 | 100 | 81.7 | 86.7 | 91.7 | 83.3 | 95.0 |
| D | R | 98.3 | 100 | 100 | 98.3 | 98.3 | 100 | 99.3 |
| | L | 98.3 | 100 | 100 | 95.0 | 98.3 | 98.3 | 98.3 |

Table A-5 Results of Singularity Distinction

| SOM Area | State of Operation (480 times for each Operation) | | | | | | Singular |
|-----------|--|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-------------|
| | Normal | Posture | Grasp | Pull | Sudden | Straining | |
| Normal | 435 | 0 | 16 | 13 | 16 | 22 | 67 |
| Posture | 5 | 480 | 4 | 0 | 0 | 2 | 486 |
| Grasp | 21 | 0 | 450 | 22 | 3 | 6 | 481 |
| Pull | 2 | 0 | 5 | 434 | 16 | 4 | 459 |
| Sudden | 5 | 0 | 5 | 11 | 445 | 1 | 462 |
| Straining | 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 445 | 445 |
| Count | 435 / 480 | 480 / 480 | 450 / 480 | 434 / 480 | 445 / 480 | 445 / 480 | 2333 / 2400 |
| Rate [%] | 90.6 | 100 | 93.8 | 90.4 | 92.7 | 92.7 | 97.2 |

e)特異操作判別実験考察

各被験者の特異操作判別に対して、ほぼ 80%以上の判別率を記録した。また、特異操作全体の判別率では 90%を超えており、この結果から、鉗子操作量及び術者の表面筋電位による特異操作判別の有用性はある程度検証されたといえる。特異操作の中でも引張の判別率が低くなってしまふのは、本実験における鉗子の先端部にかかる負荷は右鉗子のものしか採用しておらず、左鉗子のデータはそのデータを流用して作成しているためであると考えられる。今後の実験においてセンサを増やすことができれば、判別率の向上が見込まれる。

しかし、本実験における結果は非医療従事者が意識的に特異状態を作ってデータを測定したものであり、医師が実際の手術で行うような状況でのデータを用いた検証はできていない。今後の課題として実際の医師の鉗子操作データを参考とした判別により、特徴量の算出を行う必要があると考えられる。

A-6 特異操作提示システム

研究では糸結び動作の操作状態を通常操作のほかに特異操作を 5 種類定義し、鉗子操作量及び SEMG の特徴量に基づいた SOM による特異判別を行う。本研究のシステムでは特異操作にそれぞれ危険度を定義することでより安全に手技が行えるようにする。

前述したように危険度は高い操作を 3 種類とし、危険度の低いものとして姿勢、力み、危険度の高いものとして握り、引張、突発を定義する。危険度の低い特異操作はミスを起こしやすい状態あるいは手術糸に負担を掛けるもの、危険度の高い操作は手術部へ大きな負担を掛けるあるいは手術糸破損の可能性が非常に高いものである。特異操作提示システムではこの危険度によって操作者への提示方法を変更する。システムの概要について、Fig.A-8 に示す。

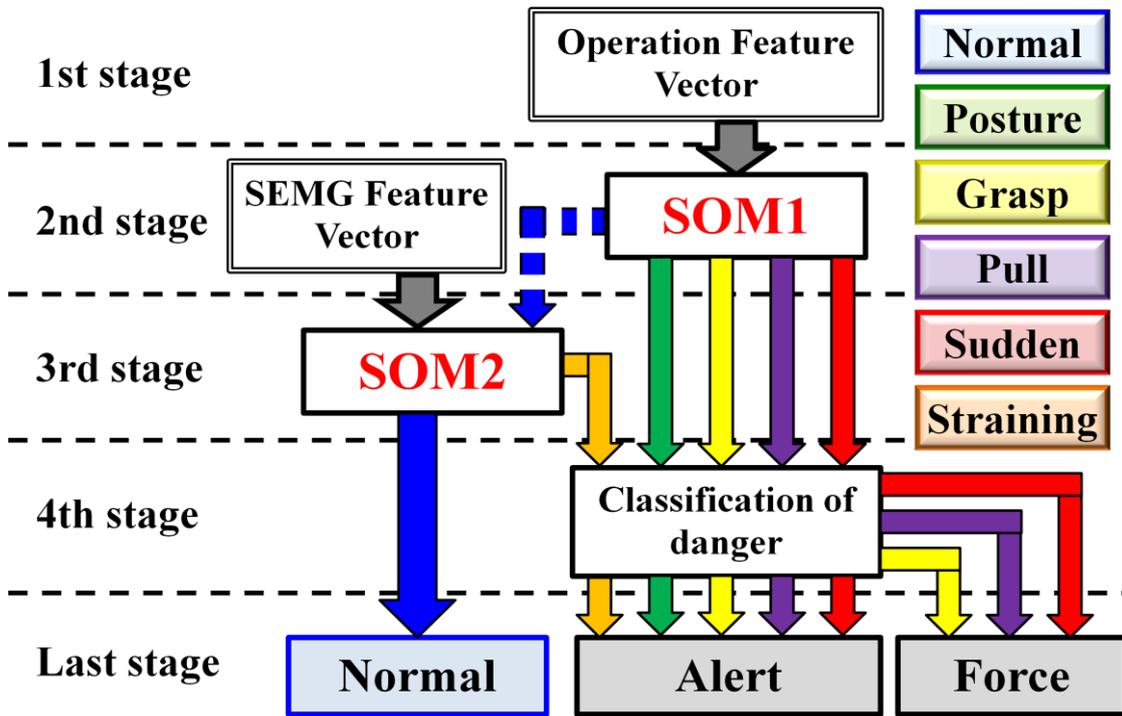


Fig.A-8 Outline of System for Avoiding Surgical Operation Errors

術者への提示方法については Fig.A-9 に示すように、危険度の低い特異操作が発生した場合、内視鏡カメラ画面上に表示及びチャイム音による警告を行い、危険度の高い特異操作が発生した場合、PHANTOM omni による力覚提示を用いて、手術操作を強制的に停止させるものとした。

提示方法について医師に意見を求めたところ、これ以外に提示する方法はないとの意見を頂いたが、逆に操作中に大きな音や強制停止が発生すると、医師の操作が乱れてしまい、危険性が高まるという意見を頂いた。今後提示方法について、確実に提示ができ、且つ医師の操作を阻害しない手法を提案していく必要があると考えられる。

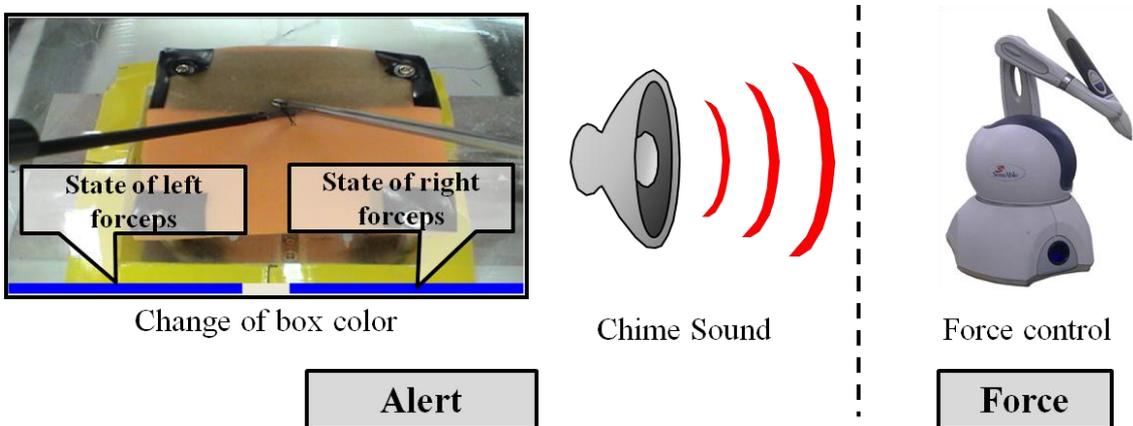


Fig.A-9 Warning and Force Control

A-7 結論・今後の課題及び展望

先行研究について学会発表に先立ち、システムの有用性向上のため、追加実験と医師からの意見聴取を行った。

医師の意見を参考し、本研究における動作識別及び特異操作判別の信用性が向上した。また、動作識別及び特異操作判別の追加実験では、4名の被験者に対して、高い識別率と判別率を記録し、システムの有用性を検証できた。

今後の課題としては、実際の医師の操作に対応することができるか検証を行う、ひずみゲージなどの電子センサを廃止し、臨床での使用に対応できるよう改良する、表面筋電位の解析をより細かく行い、個人差や電極数の減少させる、等が考えられる。

また、今後の展望としては、本稿の論文である脳波との連携、マスタースレイブシステムのマスタ側の操作量を用いた動作識別、特異操作判別などが考えられる。また、ベテラン医師の鉗子操作データを元にするすることで、未熟な医師の訓練システムとして使用するなど、器具の操作や医師の状態から評価を行う研究は殆ど行われておらず、様々な応用が期待できる。

A-8 発表実績

本研究は研究期間中に国内外合わせて合計3回の学会発表を行った。

- ・佐藤孝則, 大場慎太郎, 石井千春, 中荃隆, “結紮手技に対する自己組織化マップを用いた特異操作判別と内視鏡手術用特異操作提示システムの構築”, 電気学会研究会資料. IIC, 産業計測制御研究会 2012(156), 1-6, 2012
- ・佐藤孝則, 石井千春, “結紮手技に対する自己組織化マップを用いた特異操作判別と内視鏡手術用特異操作提示システムの構築”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会論文集, 2012
- ・Takanori. S, Chiharu. I and Hideki. K, “Identification and Singularity Distinction of Surgical Operation in Endoscopic Surgery”, Proceeding of ICAR 2013

付録 B : 実施アンケート

B-1 脳波実験被験者向けアンケート

脳波実験の被験者の主観的な意見を参考にするためのアンケートを実施した。実験の内容によって、回答してもらった項目を変更した。

| | | | | | |
|--|----------------|----|---|---|-------|
| 実験実施日 | | 年 | 月 | 日 | 時頃 |
| 脳波測定実験 アンケート | | | | | |
| 氏名 | | | | | |
| <small>氏名の記入に関してはデータ管理のためであり、公表はしません</small> | | | | | |
| 被験者情報について | | | | | |
| ① 性別 | 男性 ・ 女性 | | | | |
| ② 年齢 | 歳 | | | | |
| ③ 昨日の睡眠時間 | 時間程度 | | | | |
| ④ 本日の体調 (不調理由 : | 快調 ・ 普通 ・ 不調) | | | | |
| フランカー・Go/No-go 課題について | | | | | |
| <small>該当の程度区分に○をつけてください</small> | | | | | |
| ① 課題目標の設定難度 | 簡単すぎる | 適切 | | | 難しすぎる |
| ② 課題に真剣に取り組むことが出来たか | 逆敵的 | 普通 | | | 真剣 |
| 驚愕実験について | | | | | |
| ① 風船破裂音に対し、どの程度驚いたか | 全く驚かない | | | | 驚愕 |
| 疲労状態について | | | | | |
| ① 試験を通してどの程度疲労したか | 変化なし | | | | 疲労困憊 |
| ② 寝不足等の疲労と本実験による疲労に何か違いを感じたか |) | | | | |
|) | | | | | |
| 共通 | | | | | |
| 試験前後で体調等に変化はあったか | | | | | |
| 反応速度が遅くなった気がする、眠気が出てきた等 | | | | | |
| 実験協力ありがとうございました。 | | | | | |

Fig.B-2 Questionnaire for Subjects of EEG Experiments

B-2 先行研究意見聴取アンケート

先行研究において医師の意見を参考にするためにアンケートを実施した。

研究に関するアンケート

1)動作識別について

1. 本研究では、結紮操作を①把持(左)、②巻付け(左)+移動、③両手把持、④糸結び、⑤把持(右)、⑥巻付け(右)+移動、⑦中立、のように7つの動作に分類しました。結紮操作の動作分類の妥当性についてどう思いますか。

不十分 2 3 4 妥当
1 2 3 4 5

2. 上記の①~⑦の動作の他に必要な分類動作はありますか。

ある ・ ない ・ どちらとも言えない

「ある」と回答された場合、どのような動作が具体的にご記入下さい。

3. ①~⑦の動作の中で、危険に繋がるリスクが高い動作はどれでしょうか。(複数回答可)
また、その理由を教えてください。

①⑤片手糸把持動作 ・ ②⑥巻付動作 ・ ③両手糸把持動作 ・ ④糸結び(締付)動作

理由：

その他、お気づきのことがありましたらご意見をお聞かせください。

2)特異操作判別について

1. 本研究では、特異操作が行われる状態として、「姿勢」、「握り」、「引張」、「突発」、「力み」の5種類の状態を定義しました。特異操作が行われる状態の妥当性についてどう思いますか。

不十分 2 3 4 妥当
1 2 3 4 5

Fig.B-2 Questionnaire for Doctors 1/4

2. 特異操作が行われる各状態の危険度はどうでしょうか。

| | | | | | | |
|--|--------|---|---|---|---|-------|
| ・ <u>姿勢(Posture)</u> (肘を張った不安定な姿勢) | 危険ではない | 1 | 2 | 3 | 4 | かなり危険 |
| ・ <u>握り(Grasp)</u> (鉗子を強く握りすぎている) | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ・ <u>引張(Pull)</u> (糸の締め付けが強すぎる) | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ・ <u>突発(Sudden)</u> (早く雑な操作) | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| ・ <u>力み(Straining)</u> (緊張し、硬くなっている状態) | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |

3. 上記の5種類の状態の中で、特に危険に繋がると考えられる状態はどれでしょうか。(複数回答可) また、その理由を教えてください。

姿勢 ・ 握り ・ 引張 ・ 突発 ・ 力み

理由 :

4. 上記の5種類の状態の他に、特異操作が行われると考えられる状態はありますか。

ある ・ ない ・ どちらとも言えない

「ある」と回答された場合、どのような状態が具体的にご記入下さい。

その他、お気づきのことがありましたらご意見をお聞かせください。

Fig.B-3 Questionnaire for Doctors 2/4

3) 提示システムについて

1. 提示方法の有効性についてどう思いますか。

・ モニタ表示変更

・ チャイム音による警告

・ 力覚提示による操作負荷

不十分 1 2 3 4 5 有効

2. 上記の提示方法の中で、医師の立場から煩わしいと感じるものはどれですか。(複数回答可)
また、その理由を教えてください。

モニタ表示 ・ チャイム音 ・ 力覚提示 ・ 特になし

理由:

3. 上記の3種類以外に有効な提示法はありますか。

ある ・ ない ・ どちらとも言えない

「ある」と回答された場合、どのような提示法が具体的にご記入下さい。

4. 力覚提示を行う場合、どの程度の力が適当でしょうか。

操作を中断させる強い力 ・ 阻害しない程度の弱い力 ・ 力覚提示は不要

その他、お気づきのことがありましたらご意見をお聞かせください。

Fig.B-4 Questionnaire for Doctors 3/4

付録 C : 使用機器仕様

C-1 脳波計測機器

脳波計 Polymate II

本研究では EEG(脳波)の計測にデジテックス研究所の Polymate II を用いた。本研究で用いた脳波計の仕様を以下に示す。

TableB-1 Spec. of Polymate II

| | |
|---------------|-----------------------|
| 型番 | AP216 |
| 開発製造元 | 株式会社デジテックス研究所 |
| 入力電極 | 多用途アクティブ電極 × 12 |
| | REF, E アクティブ電極 × 1 ずつ |
| | RESP × 3 呼吸入力 |
| | SpO2 × 1 パルスオキシメータ入力 |
| | EXT × 2 外部入力 |
| | PULSE × 1 脈波入力 |
| Ch 数 | 16ch |
| 入力インピーダンス | アクティブ電極 300G その他 10MΩ |
| A/D 変換器 | 16 ビット |
| サンプリング周波数 | 1~1000Hz 独立設定可能 |
| 収録フォーマット | 日本睡眠学会 PSG 共通フォーマット |
| 電極インピーダンス測定 | 絶対値表示 良否判定表示 |
| 質量 | 約 400g (バッテリー含まず) |
| 外形寸法 | 100W × 50H × 160D mm |
| 電源 | DC 7.2V 2 次電池リチウムイオン |
| 消費電力 | 2.0VA 以下 |
| 記録媒体 | CF メモリーカード |
| 使用 ACT 電極 (金) | AP-C300 |
| 使用バッテリー | NP-QM71D |

脳波電極接着ペースト

EEG の計測において、アクティブ電極に専用のペーストを塗り、頭部該当部への貼り付けを行った。脳波電極貼り付けペーストの仕様を以下に示す。

TableB-2 Spec. of Conductive EEG Paste

| | |
|------|----------------------|
| 商品名 | Ten20 |
| 製造元 | WEAVER and company |
| 使用目的 | Conductive EEG Paste |

ATMT 法ソフトウェア

実験時に ATMT 法を行うソフトとして使用した商品の仕様を以下に示す。

TableB-3 Spec. of ATMT Software

| | |
|-------|-------------------|
| 商品名 | 脳力トレーナー アタマスキャン |
| 監修 | 総合医科学研究所 梶本修身 |
| 製造販売元 | 株式会社セガトイズ |
| | 株式会社インターチャンネル・ホロン |

C-2 先行研究使用機器

本稿では先行研究に使用した機器については、省略する。

付録 D : ソフトウェア

D-1 MATLAB/Simulink モデルプログラム

ウェーブレット結果及び低周波原波形データ解析プログラム

本研究でのミス・驚愕反応の特徴量において、0.2秒ごとの積分値を算出し、閾値との比較を行った。本プログラムは積分値の算出プログラムであり、Aではウェーブレット変換による θ 、 α 、 β は周波数帯のスペクトル量を積分し、Bでは原波形にローパスフィルタ処理を行い、積分電位の算出を行っている。

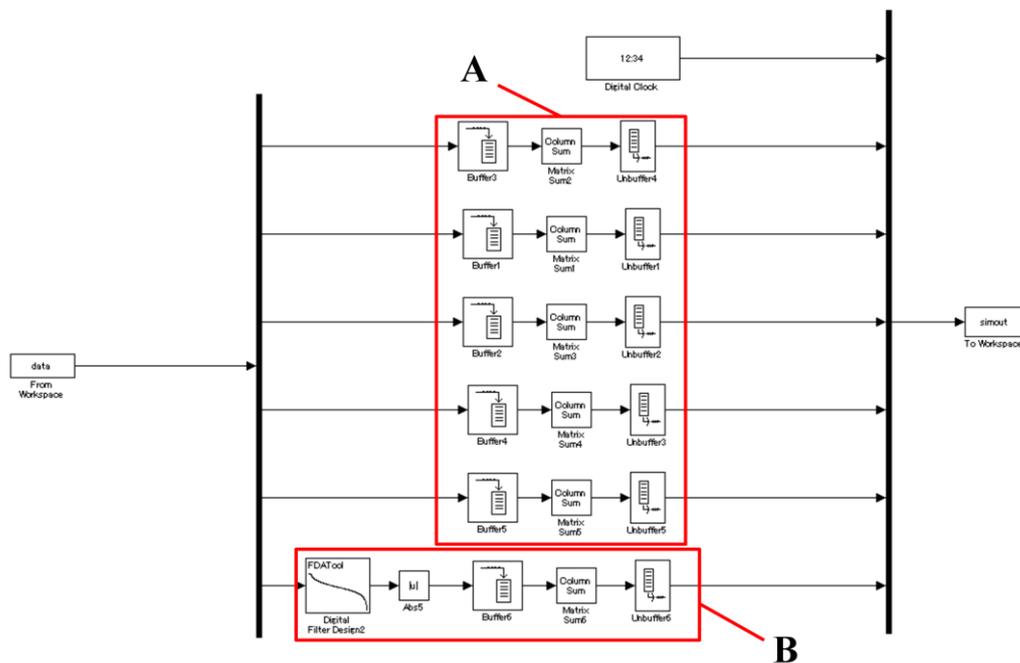


Fig.C-1 Startle_Error.mdl

疲労実験フーリエ変換プログラム

本研究では疲労試験のデータに対して、高速フーリエ変換を行い、 θ 、 α 、 β は周波数帯のスペクトル量を算出した。Aでは測定脳波に対して高速フーリエ変換を行い、Bでは各周波数帯のスペクトル量を算出している。

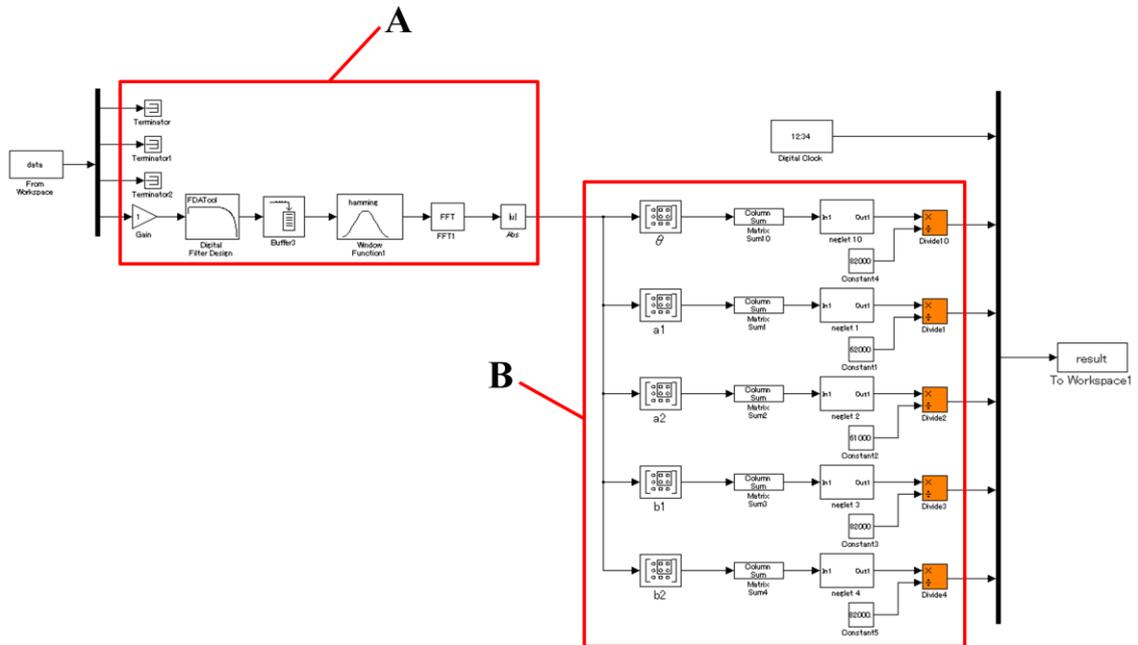


Fig.C-2 Fatigue_experiment.mdl

D-2 MATLAB M 言語プログラム

Wavelet toolbox によるウェーブレット解析プログラム

測定脳波にウェーブレット変換を行うためのプログラムを記述する。

MATLAB Scalef_find_EEG.m

```

%load EEG
Fs=200;
time=0:1/Fs:2;
sig=EEG;
wname='cmor1-2';
scalef=20:1:100;
scalinterv=20:1:100;
time = 0:1/Fs:(length(sig)-1)/Fs;
coef = cwt(sig,scalef,wname);

% Fs : サンプリング周波数
% sig : 信号(ベクトル)
% wname : マザーウェーブレット
% scalef : スケールファクタ
% scalinterv : スケールファクタのラベル表示間隔
% 時間ベクトル
% 1D-CWT

figure
subplot(311),plot(time,sig) % 信号表示
title('信号')

subplot(312),imagesc(time,scalef,abs(coef)) % スケールファクタ表示
set(gca,'YTick',20:10:100);
%set(gca,'YTick',scalef(scalinterv));
title('Scale Factor 表示'),ylabel('Scale Factor')

subplot(313),imagesc(time,scalef,abs(coef)) % 擬似周波数表示

set(gca,'YTick',20:10:100);
set(gca,'YTickLabel',num2str([scal2frq(20:10:100,wname,1/Fs)])); % Y軸を擬似周波数へ変換

%set(gca,'YTick',scalef(scalinterv));
%set(gca,'YTickLabel',num2str([scal2frq(scalef(scalinterv),wname,1/Fs)])); % Y軸を擬似周波数へ変換
title('擬似周波数表示'),xlabel('Time (Sec)'),ylabel('Frequency (Hz)')
    
```

```
Fc=centfrq(wname)
FaMIN=5;
FaMAX=25;
scalef_FaMIN=Fc./FaMIN/(1/Fs);
scalef_FaMAX=Fc./FaMAX/(1/Fs);

scalef_FaMIN=floor(scalef_FaMIN)
scalef_FaMAX=ceil(scalef_FaMAX)
difference=scalef_FaMIN-scalef_FaMAX

for i=1:31
    for j=1:2000
        freq(i,j)=coef(i,j);
    end
end
```

MATLAB エディタデータ MS-Excel 送信ファイル

本研究では MATLAB で処理を行ったデータについて MS-Excel を用いて解析やデータ抽出を行った。長時間における測定ではデータ量が膨大な量となり、通常のコピーアンドペーストでは対応できなかった。本プログラムは MATLAB エディタデータを MS-Excel ファイルへと簡易的に送信するものである。

MATLAB excel.m

```
% MATLAB2Excel.m
channel=ddeinit('Excel','sheet1');
% 変換の通信路の設定（初期化）と、開いている 'Excel'の'sheet1'の指定
rc=ddepoke(channel,'r1c1:r10000c13',simout);
% 指定のchannelからdataを'r3c6:r14c7'のセルへ書き込む
ddeterm(channel);
% 通信路を閉じる
%End of file
```

MATLAB エディタデータ MS-Excel 送信ファイル

上記の逆のプログラムとして、MS-Excel ファイルから MATLAB エディタデータへと簡易的に送信するプログラムである。

MATLAB excel_ex.m

```
% Excel2Matlab.m
clear; close all
channel=ddeinit('Excel','sheet1');
% 変換の通信路の設定（初期化）と、開いている 'Excel'の'sheet1'の指定
data=ddereq(channel,'r2c1:r50000c9');
% 指定の channelから'r3c2:r14c3'のセルのデータを読み込み
% ⇒MATLAB のワークスペースにデータ変数 dataが確認できる
ddeterm(channel);
% 通信路を閉じる
%End of file
```

D-3 C++言語プログラム

脳波データ MATLAB 送信プログラム

本研究は脳波計 Polymate II の測定データをリアルタイムで測定及び解析を行う C++プログラム（ポリメイト制御ソフトウェア開発キット：有限会社のるぷろライトシステムズ）について、共有メモリを用いて MATLAB/Simulink へと測定データを送る事ができるよう、改変を行った。プログラム改変を行ったソースコードを以下に記述する。

APSTEST ソースコード CONSOLE.C

```

////////////////////////////////////
//      CONSOLE Output Control Subroutine      source      (console.c)
//      CONSOLEコントロール関数
//      Copyright 2012- Noru Project. All Rights Reserved.
//      #2012/06/22
//
////////////////////////////////////

// Windows Header Files:
#include "advwin32.h"
#include <windows.h>
#include <windowsx.h>
#include <stdio.h>
#include <stdlib.h>
#include <time.h>
#include <malloc.h>
#include <commctrl.h>

// Local Header Files
#include "apline.h"
#include "apctrl.h"
#include "macrotbl.h"
#include "resource.h"

#define IMAXQUE (1024*8) // COMポートのバッファサイズ

typedef struct
{ //データ数は現在は仮でと定義している
    double x[20]; //Share_data構造体
} Shared_data;

HANDLE shmap;
Shared_data *sData; //*transData.x[]をもつ

void OpenSHM()
{
//ファイルマッピングオブジェクトの作成
    shmap =
CreateFileMapping((HANDLE)0xFFFFFFFF,NULL,PAGE_READWRITE,0,sizeof(Shared_data),"Test Mapping
name");
//ビューの作成
    sData = (Shared_data*)MapViewOfFile(shmap,FILE_MAP_WRITE,0,0,sizeof(Shared_data));
}

void CloseSHM()
{
    UnmapViewOfFile(sData);
    CloseHandle(shmap);
}

```

```

//-----
//      CONSOLEのファイルハンドルの取得
//      #2012/06/13
//      hPort;
BOOL      ConsoleOpenDevice(LPWNDINFO lpinfo)
{
    BOOL          bRet=FALSE;

    ConsoleClose_Device(lpinfo);
    if (AllocConsole()){
        lpinfo->wConsoleEnable = 1;
        lpinfo->hConsoleHandle = GetStdHandle(STD_OUTPUT_HANDLE);
        if (lpinfo->hConsoleHandle!=NULL){
            lpinfo->wConsoleEnable = 2;
            bRet=TRUE;
        }
    }
    return bRet;
}

//-----
//      Consoleの終了
//      #2012/06/22
//
void      ConsoleClose_Device(LPWNDINFO lpinfo)
{
    lpinfo->wConsoleEnable = 0;
    FreeConsole();
}

//-----
//      ConsoleにnPoint分の波形データをPointごとに送る
//      #2012/06/22
//      行の最後は、CR+LFで改行
//
void      SubConsoleOutputFunction(LPWNDINFO lpinfo, int nPoint)
{
    LPCHINFO      lpch;
    LPSWORD      lpWave;
    DWORD      dwWriteByte;
    float      fData,val[20];
    int      ch,i,n,a,b;
    char      szBuf[2048];
    char      szVal[32];

    OpenSHM();
    if (lpinfo->wConsoleEnable>=2 && lpinfo->hConsoleHandle!=NULL){
        //-- Handle Lock (チャンネル数分Lockして使う)
        for (ch=0; ch<lpinfo->nUseCh; ch++){
            lpch = (LPCHINFO)&lpinfo->Ch[ch];
            lpch->lpData = NULL;
            if (lpch->hData!=NULL){
                if (lpch->wSignal>=APSCTRL_SIGNALTYPE_MARK1){
                    lpch->lpData = (LPSWORD)GlobalLock(lpch->hData);
                }
            }
        }
    }
    //-- 1pointごとにチャンネル数分のデータをCAL換算してテキストにして送る。行の最後は、CR+LFで改行
    for (i=0; i<nPoint; i++){
        szBuf[0] = 0;
        for (ch=0; ch<lpinfo->nUseCh; ch++){
            lpch = (LPCHINFO)&lpinfo->Ch[ch];
            if (lpch->lpData!=NULL){
                lpWave = lpch->lpData;
                fData =

```


脳波データ MATLAB 受信 S-Function ブロックコード

上記の送信プログラムにより共有メモリ内に収納された測定データを MATLAB/Simulink のモデルファイルへと出力するプログラムである。Simulink では S-Function ブロックを用いて C++言語のプログラムデータを読み込む。

MATLAB CPPファイル Counter_cpp.cpp

```

/* File      : sfun_counter_cpp.cpp
 * Abstract:
 *
 * Example of an C++ S-function which stores an C++ object in
 * the pointers vector PWork.
 *
 * Copyright 1990-2005 The MathWorks, Inc.
 * $Revision: 1.4.4.5 $
 */
#include <iostream>
#include <stdio.h>
#include <windows.h>
//-----
//class counter {
//  double x;
//public:
//  counter() {
//    x = 0.0;
//  }
//  double output(void) {
//    x = x + 1.0;
//    return x;
//  }
//};
//-----
typedef struct
{
    //12.21 要素+1 モニタにクラス出力用 25->26
    double x[20]; //Share_data構造体
} Shared_data;

HANDLE shmap;
Shared_data *sData; //transData.x[]をもつ

void OpenSHM()
{
    //ファイルマッピングオブジェクトの作成
    shmap = CreateFileMapping((HANDLE)0xFFFFFFFF, //共有メモリとして扱う
        NULL,
        PAGE_READWRITE,
        0,
        sizeof(Shared_data),
        "Test Mapping name");
    //ビューの作成
    sData = (Shared_data*)MapViewOfFile(shmap,
        FILE_MAP_WRITE,0,0,sizeof(Shared_data));
}

void CloseSHM()
{
    UnmapViewOfFile(sData);
    CloseHandle(shmap);
}

#ifdef __cplusplus
extern "C" { // use the C fcn-call standard for all functions

```

```

#endif // defined within this scope

#define S_FUNCTION_LEVEL 2
#define S_FUNCTION_NAME counter_cpp

/*
 * Need to include simstruc.h for the definition of the SimStruct and
 * its associated macro definitions. (SimStructの定義とその関連マクロ定義のためのsimstruc.hを含むのが必要です。)
 */
#include "simstruc.h"

#define IS_PARAM_DOUBLE(pVal) (mxIsNumeric(pVal) && !mxIsLogical(pVal) && ¥
!mxIsEmpty(pVal) && !mxIsSparse(pVal) && !mxIsComplex(pVal) && mxIsDouble(pVal))

/*=====
 * S-function methods *
 *=====*/

#define MDL_CHECK_PARAMETERS
#if defined(MDL_CHECK_PARAMETERS) && defined(MATLAB_MEX_FILE)
/*
 * Check to make sure that each parameter is 1-d and positive
 */
static void mdlCheckParameters(SimStruct *S)
{
    const mxArray *pVal0 = ssGetSFcnParam(S,0);

    if ( !IS_PARAM_DOUBLE(pVal0) ) {
        ssSetErrorStatus(S, "Parameter to S-function must be a double scalar");
        return;
    }
}
#endif

/* Function: mdlInitializeSizes =====
 * Abstract:
 * The sizes information is used by Simulink to determine the S-function
 * block's characteristics (number of inputs, outputs, states, etc.).
 */
static void mdlInitializeSizes(SimStruct *S)
{
    /* See sfuntmpl.doc for more details on the macros below */

    ssSetNumSFcnParams(S, 1); /* Number of expected parameters */
#if defined(MATLAB_MEX_FILE)
    if (ssGetNumSFcnParams(S) == ssGetSFcnParamsCount(S)) {
        mdlCheckParameters(S);
        if (ssGetErrorStatus(S) != NULL) {
            return;
        }
    } else {
        return; /* Parameter mismatch will be reported by Simulink */
    }
}
#endif
ssSetSFcnParamTunable(S, 0, 0);

ssSetNumContStates(S, 0);
ssSetNumDiscStates(S, 1);

if (!ssSetNumInputPorts(S, 1)) return;

ssSetInputPortWidth(S, 0, 1);
ssSetInputPortDirectFeedThrough(S, 0, 1);

```

```

    ssSetInputPortRequiredContiguous(S, 0, true);
    ssSetInputPortSampleTime(S, 0, 0.005);
    ssSetInputPortOffsetTime(S, 0, 0.0);

    if (!ssSetNumOutputPorts(S, 1)) return;
    ssSetOutputPortWidth(S, 0, 20);

    ssSetNumSampleTimes(S, 1);
    ssSetNumRWork(S, 0);
    ssSetNumIWork(S, 0);
    ssSetNumPWork(S, 0); // reserve element in the pointers vector
    ssSetNumModes(S, 0); // to store a C++ object
    ssSetNumNonsampledZCs(S, 0);

    ssSetOptions(S, 0);
}

/* Function: mdlInitializeSampleTimes =====
 * Abstract:
 *   This function is used to specify the sample time(s) for your
 *   S-function. You must register the same number of sample times as
 *   specified in ssSetNumSampleTimes.
 */
static void mdlInitializeSampleTimes(SimStruct *S)
{
    /* mxGetScalar(ssGetSFcnParam(S, 0))*/
    ssSetSampleTime(S, 0, 0.005); //ssSetSampleTime(S, 0, mxGetScalar(ssGetSFcnParam(S, 0)));
    ssSetOffsetTime(S, 0, 0.0);
    ssSetModelReferenceSampleTimeDefaultInheritance(S);
}

#define MDL_START /* Change to #undef to remove function */
#if defined(MDL_START)
    /* Function: mdlStart =====
     * Abstract:
     *   This function is called once at start of model execution. If you
     *   have states that should be initialized once, this is the place
     *   to do it.
     */
    static void mdlStart(SimStruct *S)
    {
        OpenSHM(); //共有ファイル作成
        int i=0;

        //sData->x[0]=1;
        //ssGetPWork(S)[0] = (void *) new counter; // store new C++ object in the
                                                // pointers vector
    }
#endif /* MDL_START */

/* Function: mdlOutputs =====
 * Abstract:
 *   In this function, you compute the outputs of your S-function
 *   block. Generally outputs are placed in the output vector, ssGetY(S).
 */
static void mdlOutputs(SimStruct *S, int_T tid)
{
    //if(sData->x[0] == 9) CloseSHM();
    // counter *c = (counter *) ssGetPWork(S)[0]; // retrieve C++ object from
    real_T *y = ssGetOutputPortRealSignal(S, 0); // the pointers vector and use
    const real_T *u = ssGetInputPortRealSignal(S, 0);
    int i=0;
    for (i=0; i<20; i++) // member functions of the
    {

        y[i] = sData->x[i];
    }
}

```

```
    }
    //-----変化分角度-----

    //メモリ

    //
    UNUSED_ARG(tid);                // object
}

/* Function: mdlTerminate =====
 * Abstract:
 *   In this function, you should perform any actions that are necessary
 *   at the termination of a simulation.  For example, if memory was
 *   allocated in mdlStart, this is the place to free it.
 */
static void mdlTerminate(SimStruct *S)
{
    //counter *c = (counter *) ssGetPWork(S)[0]; // retrieve and destroy C++
    //delete c;                                // object in the termination
} // function
/*=====
 * See sfuntmpl.doc for the optional S-function methods *
 *=====*/

/*=====
 * Required S-function trailer *
 *=====*/

#ifdef MATLAB_MEX_FILE /* Is this file being compiled as a MEX-file? */
#include "simulink.c" /* MEX-file interface mechanism */
#else
#include "cg_sfuns.h" /* Code generation registration function */
#endif

#ifdef __cplusplus
} // end of extern "C" scope
#endif
#endif
```

D-4 先行研究使用プログラム

本稿では先行研究に使用したプログラムについては、省略する。