

令和7年度
学 士 学 位 論 文

論 文 題 目

バイタルデータに基づくメンタルサ
ポートエージェントシステムの開発
～脳波計を用いた脳状態の推定～

指導教員 片山 謙吾

岡山理科大学 工学部 情報工学科

学 籍 番 号	T22J114
学 生 氏 名	高 湊 響

提出日 令和 8 年 1 月 26 日

要 旨

日本における不登校児童生徒数は年々増加傾向にあり，深刻な社会問題として広く認識されている．児童や生徒が不登校になった要因は多岐に渡るが，無気力や不安な感情に陥ったため不登校になった児童が全体の4割を占めている．また，不登校児童が増えている理由として自分でもきっかけがよく分からずに不登校になった児童が約3割存在している．このような背景にあるのは，スマートフォンやSNSの急速な普及により，若いうちからインターネットに触れる機会が大幅に増えた．インターネット上のコミュニケーションの機会が増えた一方で，対面でのコミュニケーション機会が減少したことで，自身の感情や思考を言語化する能力の低下を招いている．また，インターネット上では自身の本音や不安，葛藤を直接表に出すことを避け，表面を取り繕った自己表現を行う傾向が強まっているとされる．以上のような状況下では，本人が抱える心理的ストレスや違和感が周囲に伝わりにくく，家庭や学校においても児童の抱えている異変に気付くことが遅れてしまう可能性があるため，結果的に不登校に繋がっていると考えられる．そこで注目したのが，人間の生体情報，即ちバイタルデータを活用したメンタル状態の推定である．脳波や心拍，呼吸といったバイタルデータは，自律神経活動や脳の状態と密接に関連しており，ストレスや不安，集中，リラックスといった心理状態の変化を反映している．これらのデータは，本人の意識的な行動や言語表現を必要とせずに取得できる大きな利点を持つ．そこで本研究では，自律的な介入を行うAIエージェントシステムの開発を行う上で必要な集中状態やリラックス状態，ストレス状態といった脳状態の推定を行う．その中でも特に脳状態の推定の理論や手法に着目し，新たな脳状態推定手法の提案を行う．

キーワード

精神状態，脳波，Muse S，AIエージェント

目次

图 目 次

表 目 次

第1章 序 論

1.1 研究の背景と目的

日本において不登校児童・生徒の数は年々増加傾向にあり、深刻な社会問題として広く認識されている。

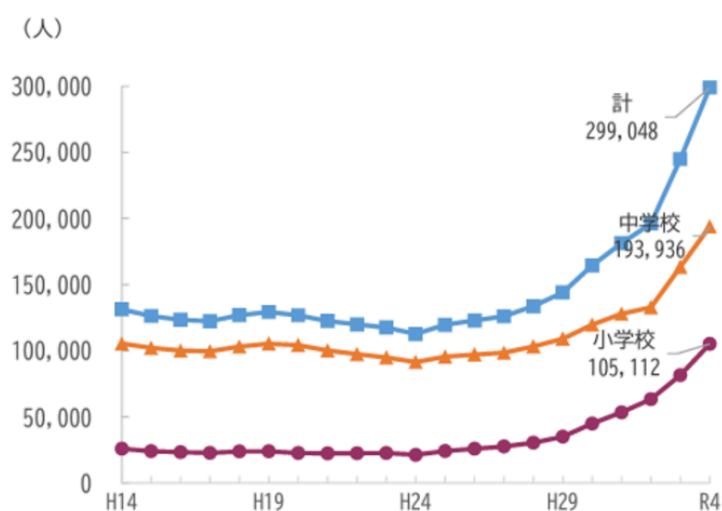


図 1.1: 不登校児童生徒数の推移

図 1. 1 の令和 4 年に行われた文部科学省の調査によると、不登校児童生徒数は H30 年度以前は年間 15 万人だったが、H30 年以降を機に増加し続け、R4 年度には以前の約 2 倍以上に増えている。不登校は一時的な個人の問題に留まらず、長期的には学習機会の損失や社会的孤立、さらには将来的な就労や社会参加にも影響を及ぼす可能性があることが指摘されている。このような状況を受け、不登校の予防や早期発見、支援の在り方について、多方面からの研究および実践的取り組みが進められている。

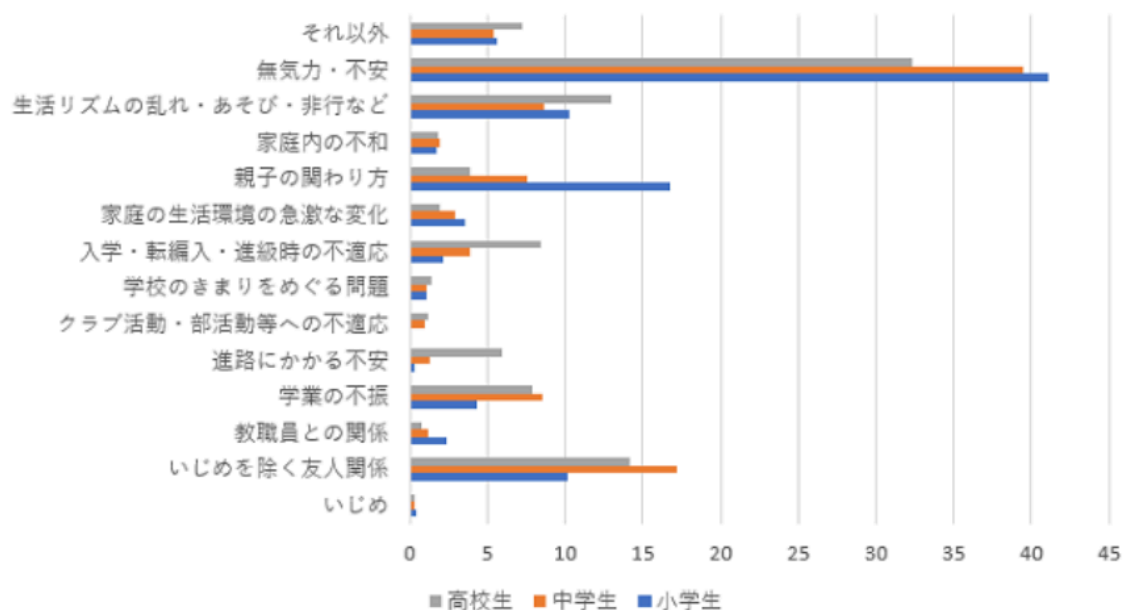


図 1.2: 不登校の原因の内訳

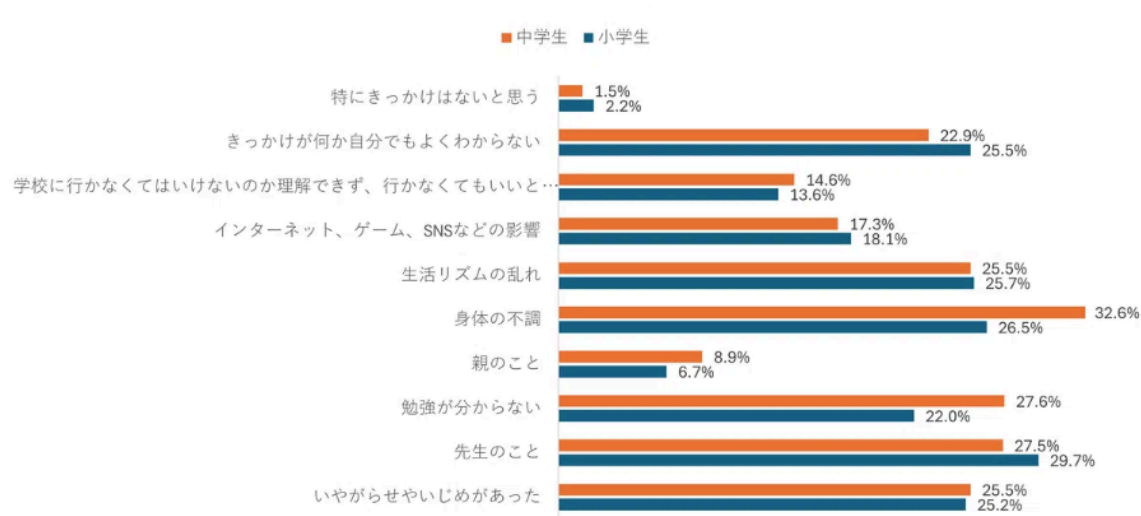


図 1.3: 児童生徒が感じた不登校になったきっかけ

不登校の原因は多岐に渡るが図 1. 2 で示しているように、無気力や不安な感情に陥ったため不登校になった児童が全体の 4 割を占めている。また不登校児童が増えている理由として自分でもきっかけがよく分からずに不登校になった児童が約 3 割存在していることが図 1. 3 で示されている。このような背景にあるのは、児童を取り巻くコミュニケーション環境の変化である。スマートフォンや SNS の急速な普及により、若いうちからインターネットに触れる機会が大幅に増えた。遠くの人と気軽にコミュニケーションが取

れる利点もある一方で、対面でのコミュニケーション機会の減少をはじめ、自身の感情や思考を言語化する能力の低下を招いている。また、インターネット上では自身の本音や不安、葛藤を直接表に出すことを避け、表面を取り繕った自己表現を行う傾向が強まっているとされる。以上のような状況下では、本人が抱える心理的ストレスや違和感が周囲に伝わりにくく、家庭や学校においても児童の抱えている異変に気付くことが遅れてしまう可能性がある。これらの要因より保護者や教師が児童の異変に気付くのに遅れ、結果的に不登校に繋がっていると考えられている。不登校への対応は、本人や保護者、教師による対話、観察に大きく依存している。そのため、本人が自身の心理状態を伝えるのを避ける場合、こうした従来の対処方法だけでは限界がある。以上の背景から、主観的な訴えや表情、言動だけに頼らず、より客観的な指標を用いて個人の心理状態を把握する手法の必要性が高まっている。

個人の心理状態を把握するためには、人間の生体情報、即ちバイタルデータを活用したメンタル状態の推定が有効であると考えられている。脳波や心拍、呼吸といったバイタルデータは、自律神経活動や脳の状態と密接に関連しており、ストレスや不安、集中、リラックスといった心理状態の変化を反映している。これらのデータは、本人の意識的な行動や言語表現を必要とせず取得できる大きな利点を持つ。センサ技術やウェアラブルデバイスの発展により、脳波計、心拍センサ、呼吸センサなどを比較的容易に利用できるようになった。これに伴い、個人向けの感情認識ロボットやAIエージェント、メンタルヘルス支援アプリケーションなども普及し始めている。これらのシステムの多くは、ユーザとの対話データや簡易的な生体情報を元に、感情推定やストレス評価を行うことを目的としている。更に、機械学習や深層学習技術の進展により、多次元なバイタルデータから特徴量を抽出して、心理状態のパターンを学習することが可能である。これにより、単一の指標では捉えきれなかった複雑なメンタル状態を一定の精度で推定が行える可能性が示されている。

本研究では、自律的な介入を行うAIエージェントシステムの開発を行う上で必要な集中状態やリラックス状態、ストレス状態といった脳状態の推定を行う。これまでEngagement Index(EI)やFrontal Alpha/Beta Asymmetry(FAA), Sample Entropy(SampEn)などの脳波データを元に脳状態の推定を行うための理論や手法は数多く考案されてきた。しかし、それらのほとんどが脳状態の推定においてスタンダードな手法として確立されていない。片山研究室では、H30年度卒の平野が脳波情報によるメンタル推定システムの開発の研究を行っている。当時の研究では脳波計MindWaveMobileを使用しているが、本研究では以前より脳波データ取得に優れた脳波計MuseSを使用する。当時の研究で得られた成果を

用いて、これまで考案された理論や手法をもとに、新たな脳状態推定手法の提案を本研究では行う。更にメンタル状態の推定だけでなく、その推定結果に基づいて AI エージェントが人間側へ自律的に働きかけを行うことを目指す。具体例として、ストレスや不安が高まっていると推定された場合には、安心感を与えるメッセージを提示したり、リラックスを促す行動を提案したりするなど、ユーザの状態に応じた適切な介入を行うことなどが挙げられる。本研究によって、人間が自身の状態を言語化できない場合や、周囲が異変に気付きにくい状況においても、客観的なバイタルデータを通じてメンタル状態を把握し、早期の支援に繋がることが期待される。特に、不登校の予防や初期段階での支援において、本研究の成果が新たなアプローチを提供するものと考えている。

1.2 本論文の構成

本論文の構成を以下に示す.

第2章 第2章では, 本研究で扱う脳波の基礎的な概念について説明する. 具体的には, 脳波の定義や発生原理, 周波数帯ごとの特徴, およびメンタル状態との関係について概説する.

第3章 第3章では, 本研究において脳波と脳状態の関連性を求めるために参考にした理論や手法の考え方について述べる.

第4章 第4章では, 本研究で使用する脳波計測装置である Muse S について説明する. 装置の構成, 計測可能なデータの種類, および本研究における計測環境について述べる.

第5章 第5章では, 考案したシステム構成および脳状態推定手法について説明する. 具体的には, システム全体のアーキテクチャ, データ収集方法, および特徴量抽出手法について述べる.

第6章 第6章では, 考案したシステムの評価実験の方法, 実験条件, および得られた結果について述べる.

最後に第7章で結論と課題・今後の検討事項について述べる.

第2章 脳波の概要

本章では本システムでメンタルを推定する際に利用する脳波の概要について説明を行う。脳波の周波数毎の特徴や脳波の記録方法、脳波とメンタル状態の関係、正常脳波の定義と年齢による特徴、脳波計測におけるアーチファクトについて解説する。次に脳と機械を接続する技術である BCI あるいは BMI について説明を行う。

2.1 基礎律動の概要

脳波は波形として出力され、脳波の大部分を占める特定の脳波活動を基礎律動 (basic rhythm) と呼ぶ。基礎律動は、覚醒状態や睡眠状態などの脳の活動レベル、年齢に応じて変化し、個人差も存在する。基礎律動は周波数の帯域で分類され、 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波、 γ 波の5つに大別される。基礎律動における周波数帯域は脳波に関する分野がまだ未確定であるため、厳密には定まっていない。一般的には健常者は安静・閉眼状態において、後頭部を中心に8～13Hzの α 波が優勢に観測される。睡眠の深さは脳波の周波数帯域の変化と密接に関連しており、睡眠段階の評価において重要な指標となる。これらの周波数は得られた脳波信号に対して離散フーリエ変換を適用することでそれぞれのパワースペクトルが抽出される。離散フーリエ変換を行うことで得られた α 波や β 波のパワースペクトル、 α 波や β 波の脳波全体に対する割合、 α 波と β 波の比率などがメンタル状態推定における特徴量として用いられる場合が多い。 α 波は安静時や覚醒時にみられる波形だが、リラックス状態時には α 波の振幅が増加する傾向がある。逆に緊張時には α 波の振幅が減少し、 β 波の振幅が増加する傾向がある。また β 波は、覚醒時の思考活動や問題解決、注意集中時に増加する。 β/α 波は、ストレスの度合いを評価する指標として用いられることが多い。基礎率動の各周波数帯の特徴について以下に説明する。

2.1.1 δ 波

δ 波は、およそ0.5～4Hzの低周波数帯に属する脳波であり、主に深い睡眠状態において顕著に観測される。特に、ノンレム睡眠の深い段階では、 δ 波が優勢となることが知られ

ている。覚醒時において δ 波が増加する場合、極度の疲労、意識レベルの低下、または集中力の著しい低下が生じている可能性が示唆される。そのため、 δ 波は人間の意識レベルや覚醒度を評価する指標として用いられることがある。メンタル状態との関係においては、 δ 波は直接的に感情を反映するというよりも、心身の疲労度や回復状態を示す指標として位置付けられることが多い。

2.1.2 θ 波

θ 波は、およそ4~8Hzの周波数帯に属する脳波であり、浅い睡眠状態や、覚醒と睡眠の中間状態において多く観測される。また、リラックス状態や瞑想状態、あるいは内省的な思考を行っている際にも θ 波が増加することが報告されている。一方で、覚醒時において θ 波が過剰に出現する場合、注意力の低下や集中力不足、精神的疲労の兆候である可能性がある。このため、 θ 波は集中状態と非集中状態を識別する指標とされている。メンタル状態との関係においては、 θ 波はリラックスと集中低下の両側面を持つ波形であり、他の周波数帯との相対的な関係を考慮することが重要である。

2.1.3 α 波

α 波は、およそ8~13Hzの周波数帯に属する脳波であり、安静覚醒状態において最も典型的に観測される。目を閉じてリラックスしている状態では α 波が優勢となり、逆に目を開けたり、外部刺激に注意を向けたりすると α 波は減衰する。 α 波は、リラックス状態や精神的安定と深く関係しており、ストレスが低く、落ち着いた状態で増加する傾向がある。一方で、過度に α 波が優勢な状態は、外界への注意が低下している可能性を示す場合もある。本研究においては、 α 波をメンタルの安定度やリラックス度を評価する重要な指標として扱う。

2.1.4 β 波

β 波は、およそ13~30Hzの周波数帯に属する脳波であり、覚醒時の思考活動や問題解決、注意集中時に増加する。学習作業や会話、意思決定を行っている際には、 β 波が優勢となることが多い。一方で、 β 波が過剰に出現する状態は、精神的緊張や不安、ストレスの増加を示唆することがある。特に、高周波成分の β 波は、過覚醒状態や焦燥感と関連付けられることが多い。このように、 β 波は集中と緊張の両側面を持つ脳波であり、 α 波や θ 波との比率関係がメンタル状態の推定において重要となる。

2.1.5 γ 波

γ 波は、30Hz 以上の高周波の脳波である。 γ 波は、高度な認知機能や情報処理、学習記憶に関与しているとされており、特に注意集中や感覚統合、意識的認知活動と関連付けられることが多い。意識や知覚、記憶などの高次認知機能と関連付けられており、物体の特徴と物体特有の情報結合において重要な役割を果たしている。 γ 波に焦点を当てた研究が数多く報告されており、周波数の振幅情報だけではなく位相情報にも注目が集まっている。局所的な興奮性-抑制性の相互作用は感覚、運動、認知などを形作り局所的な γ 帯に反映される。以上の各脳波の特徴をまとめると、表??のようになる。

表 2.1: 各周波数成分範囲

タイプ	測定可能データ (Hz)	心理状態
δ 波	0.5~2.75	夢を見ない不快睡眠, ノンレム睡眠, 無意識
θ 波	3.5~6.75	直感的, 創造的, 想起, 空想, 幻想, 夢
low α 波	7.5~9.25	リラックス, ただし気だるくはない, 平穩意識的
high α 波	10~11.75	リラックスしているが集中している, 統合的
low β 波	13~16.75	思考, 自己および環境の認識
high β 波	18~29.75	警戒, 動揺
low γ 波	31~39.75	記憶, 高次精神活動
mid γ 波	41~49.75	視覚情報処理

2.2 脳波の記録方法

脳波データの取得には、電極を用いた非侵襲的な計測方法が一般的である。非侵襲的な計測方法としては、頭皮上に配置した電極を通じて脳の電気活動を記録する方法が一般的に用いられている。頭皮上に接着する電極の位置や数などは、システムの目的や精度要求に応じて選択される。その中でも、代表的な手法として国際臨床脳波学会 (IFCN) が提唱する 10-20 電極法 (ten-twenty electrode system) と呼ばれる電極配置法がある。脳波は 2 つの電極間の電位差を測定することで記録されるため、基準電極 (リファレンス) と呼ばれる参照点が必要となる。基準電極の選択は、計測の安定性やノイズ耐性に影響を与えるため、慎重に行う必要がある。身体の一部に電位的に 0 の点が存在しており、そこを基準電極 (reference electrode) として用いることが多い。例えば、耳たぶや鼻筋、頭頂部などが基準電極として利用されることがある。頭皮上に配置される電極は探索電極 (exploring

electrode) と呼ばれている。探索電極と基準電極との間の電位差として測定する手法は基準電極導出法 (reference derivation) あるいは単極導出法 (monopolar derivation) と呼ばれている。また、2つの探索電極間の電位差を測定する手法は双極導出法 (bipolar derivation) と呼ばれている。これらの決められた身体の一部に電極を配置することで、脳波信号の安定した取得が可能となる。もし、基準電極が適切に配置されていない場合、計測される脳波信号に脳波以外の筋電位や心電図などの現象が混入し、判読が難しくなる恐れがある。

2.2.1 10-20 電極法

国際臨床脳波学会によって推奨されている詳しい計測における電極の配置法である。図 2.1 に示すように、頭皮上の特定のランドマークを基準にして電極を配置する方法である。電極の配置は、前後方向および左右方向に 20% ずつ間隔を空けて配置されることから「10-20 電極法」と呼ばれている。

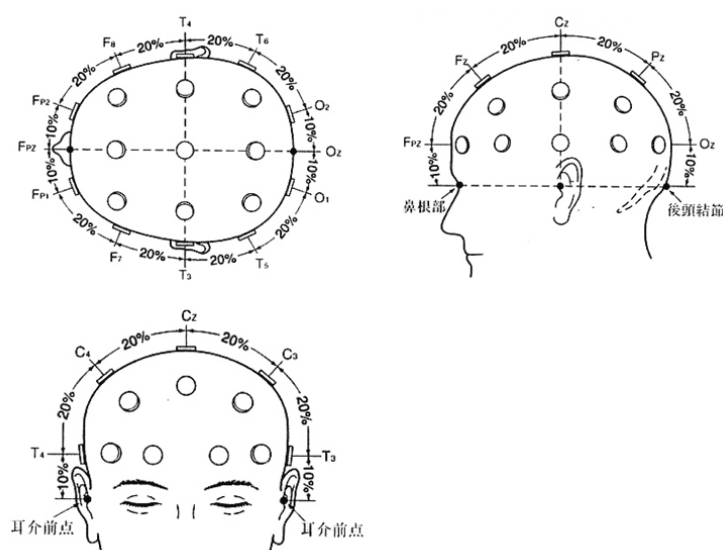


図 2.1: 10-20 電極法による電極配置例

2.2.2 Gibbs 法

Gibbs 法は、脳波信号の空間的な分布を考慮して電極配置を最適化する手法である。この方法では、頭皮上の電極配置を基に、脳波信号の空間的な補間を行い、高解像度な脳波マッピングを実現する。古くから用いられている方法で、頭皮上に等間隔に配置された 12 個の探索電極と両耳たぶに配置された 2 個の基準電極を用いる。

2.2.3 単極導出法

単極導出法とは，どちらか一方の電極が電気活動のない電位0の基準点である基準電極に配置され，他方に頭皮上に配置された電位変動のある探査電極である場合の手法である．基準電極が安定している場所として主に耳たぶと鼻筋が用いられる．

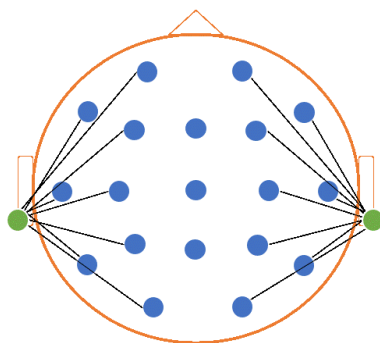


図 2.2: 単極導出法の概念図

2.2.4 双極導出法

双極導出法とは，2つの探査電極間の電位差を測定する手法である．この手法では，頭皮上の隣接された2つの探査電極の間の電位差を測定することで，脳波信号を取得する．双極導出法には，縦の列に配置された電極間で測定を行う縦型双極導出法と，横の列に配置された電極間で測定を行う横型双極導出法がある．以下にそれぞれの概念図を示す．

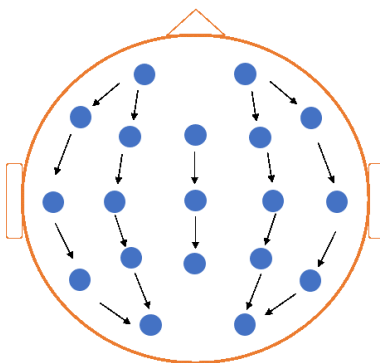


図 2.3: 縦列双極導出法の概念図

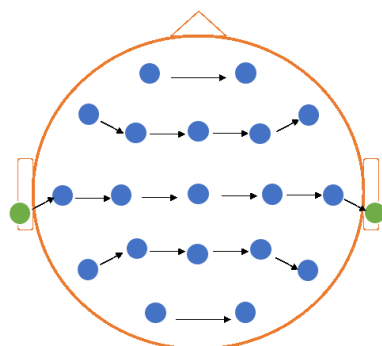


図 2.4: 横列双極導出法の概念図

2.2.5 頭皮電極と脳表電極

通常は、頭皮上に設置される電極だが、場合によっては、頭蓋骨を開頭し、脳表面に直接電極を配置して脳波を記録することもある。頭皮上の電極では、10-20 電極法に電極の配置が従うことが多い。頭皮上に電極を配置することには、非侵襲的である点と測定機器が比較的安価である点などの利点がある。一方で、頭蓋骨や頭皮を通過する際に信号が減衰し、ノイズの影響を受けやすいという点や、接触不良によるアーチファクトの発生などの欠点も存在する。脳表電極では、頭蓋骨を開頭し、脳表面に直接電極を配置することで、簡易的な測定は難しいが電圧より高精度な脳波信号の取得が可能となる。この方法は、特に難治性てんかんの外科的治療の術前検査などに用いられることが多い。

2.3 脳波とメンタル状態の関係

脳波とメンタル状態との関係は、単一の周波数帯のみで評価されるものではなく、複数の周波数成分の相対的なバランスによって特徴付けられる。例えば、 α 波が優勢で β 波が抑制されている状態は、リラックスかつ安定した心理状態を示すと考えられる。一方で、 β 波が優勢で α 波が低下している状態は、強い集中や緊張状態を示す可能性がある。また、 θ 波と β 波の比率は、注意力や集中度を評価する指標として用いられることがあり、教育分野や認知研究においても活用されている。これらの比率指標は、個人差が存在するため、絶対値ではなく、相対的な変化として扱うことが重要である。本研究では、脳波の各周波数帯のパワー値およびそれらの比率を特徴量として抽出して機械学習モデルに入力することで、メンタル状態の推定を行う。

2.4 正常脳波の定義と年齢による特徴

正常脳波とは、器質的脳疾患や明らかな神経学的異常が認められない状態において観測される脳波活動を指す。正常脳波は、被験者の年齢、覚醒レベル、精神状態などによって変化するため、一律の波形をもって定義されるものではなく、年齢層ごとの特徴を考慮する必要がある。

2.4.1 小児における正常脳波の特徴

小児期における脳波は、成人と比較して低周波成分が優勢であることが特徴である。特に、乳幼児では δ 波や θ 波が多く観測され、脳の成熟に伴って徐々に高周波成分が増加していく。学童期に入ると、 θ 波の割合が減少し、 α 波が後頭部を中心に出現し始める。しかし、この段階においても成人と比較すると α 波の周波数はやや低く、振幅が大きい傾向がある。このような特徴は、脳機能が発達途上にあることを反映したものであり、必ずしも異常を示すものではない。

2.4.2 成人における正常脳波の特徴

成人における正常脳波では、安静覚醒状態において後頭部優位の α 波が明瞭に観測されることが一般的である。 α 波の周波数は約8～13Hzの範囲に収まり、左右差が小さいことが正常所見とされる。覚醒状態での作業や思考時には β 波が増加し、集中状態と対応する。成人脳波では、これらの周波数帯が状況に応じて柔軟に変化することが特徴であり、脳機能の成熟と安定性を反映している。

2.4.3 高齢者における正常脳波の特徴

高齢者においては、加齢に伴い α 波の周波数が低下し、 θ 波の出現頻度が増加する傾向がある。また、全体的な脳波振幅の低下や、左右差の増大が観測される場合もある。これらの変化は、加齢に伴う生理的変化として一定範囲内で認められるものであり、必ずしも病的所見を意味するものではない。しかし、 θ 波や γ 波が過剰に出現する場合には、認知機能低下や脳機能障害の可能性を考慮する必要がある。

2.5 脳波計測におけるアーチファクトの詳細

脳波計測では、脳神経活動以外に由来する電気信号が混入することがあり、これらは総称してアーチファクトと呼ばれる。アーチファクトは脳波信号の解釈を困難にし、メンタル状態推定や機械学習モデルの性能低下を招くため、その発生要因と特性を正しく理解することが重要である。

2.5.1 脈波

脈波によるアーチファクトは、血管の拍動に伴う微小な電位変動や、頭皮表面の物理的変形によって生じる。特に、電極付近を走行する血管の拍動は、低周波成分として脳波に混入することがある。このアーチファクトは、心拍数と同期した周期的な波形として現れることが多く、 γ 波や θ 波帯域と重なるため、覚醒度や疲労状態の評価に影響を及ぼす可能性がある。対策としては、電極の装着位置を工夫することや、心拍データと同期させた信号処理による除去が有効とされている。

2.5.2 眼球運動

眼球運動によるアーチファクトは、眼球が正負の電位を持つ電気双極子として振る舞うことに起因する。眼球が上下左右に動くことで、前頭部を中心に大きな電位変動が発生し、脳波に混入する。このアーチファクトは、主に低周波成分として現れ、特に前頭部電極に強く影響する。集中状態やリラックス状態の評価において、 θ 波や α 波の誤検出を引き起こす要因となる。計測時には視線移動を最小限に抑えるよう指示し、解析段階ではEOG成分の除去手法を用いることが一般的である。

2.5.3 発汗

発汗によるアーチファクトは、皮膚表面の水分量変化に伴い、電極と皮膚間のインピーダンスが変動することで生じる。特に、緊張やストレス状態において発汗が増加すると、脳波信号のベースラインが不安定になる。この影響は、緩やかな電位ドリフトとして観測されることが多く、低周波帯域の解析に影響を与える。対策としては、電極装着前の皮膚清拭や、長時間計測時における信号の正規化処理が挙げられる。

2.5.4 まばたき

まばたきによるアーチファクトは、眼瞼運動に伴う筋電位と、眼球電位変動の複合的な影響によって生じる。まばたき時には瞬間的に大振幅の電位変動が発生し、脳波信号中に鋭いピークとして現れる。このアーチファクトは、前頭部電極に顕著であり、短時間であっても解析結果に大きな影響を与える可能性がある。解析においては、ピーク検出や独立成分分析などを用いて除去されることが多い。

2.5.5 不随意運動

不随意運動によるアーチファクトは、筋肉の無意識的な収縮によって生じる筋電位が原因である。特に、顔面筋や首周辺の筋肉は脳波電極に近接しているため、その影響が顕著である。筋電位は高周波成分を多く含み、 β 波帯域やそれ以上の周波数帯と重なるため、集中状態や緊張状態の誤判定を引き起こす要因となる。被験者に対してリラックスを促すことや、高周波成分を抑制するフィルタ処理が対策として用いられる。

2.5.6 体動

体動によるアーチファクトは、被験者の姿勢変化や頭部の動きにより、電極位置がずれたり、電極と皮膚の接触状態が変化することで発生する。この種のアーチファクトは、突発的かつ大振幅のノイズとして観測されることが多く、解析においてはデータ区間の除外が必要となる場合もある。計測時には、安定した姿勢を保つよう被験者に指示し、装置の固定を十分に行うことが重要である。

2.5.7 静電誘導

静電誘導によるアーチファクトは、周囲の帯電物体や人体表面の静電気が、電極やケーブルに誘導されることで発生する。特に、乾燥した環境では静電気の影響が顕著になる。このアーチファクトは、突発的なノイズや基線の揺らぎとして観測されることが多い。対策としては、計測環境の湿度管理や、導電性素材を用いたシールドが有効である。

2.5.8 電磁誘導

電磁誘導によるアーチファクトは、周囲の電子機器や電源ケーブルから発生する電磁場が、脳波計測システムに干渉することで生じる。代表的な例として、商用電源に起因する

周期的なノイズが挙げられる。これらは特定周波数に集中して現れるため、ノッチフィルタなどの周波数選択的処理が有効である。

2.5.9 分極電圧

分極電圧は、電極と皮膚の界面において電気化学反応が生じることで発生する電位差である。この電圧は時間とともに変動し、脳波信号の基線ドリフトを引き起こす。分極電圧の影響を低減するためには、非分極電極の使用や、適切な電極ジェルの塗布が重要である。

2.5.10 静電気

静電気によるアーチファクトは、被験者や周囲環境に蓄積された電荷が放電することで発生する。この影響は、突発的な大振幅ノイズとして現れることが多い。静電気対策としては、接地の徹底や、合成繊維の使用を避けることが有効である。

2.5.11 光電効果

光電効果によるアーチファクトは、強い光が電極やセンサに照射されることで、光電変換に起因する電流が発生する現象である。特に、光センサと併用する装置では注意が必要である。このアーチファクトは、照明条件の変化と同期して観測されることがあり、計測環境の光制御が重要となる。

2.6 BCIとBMI

急速な科学技術の発達に伴い、多チャンネルかつ高サンプリングにおける環境での脳波計測を実現させ、莫大な情報量のデータを短時間で解析することが可能になった。それにより脳研究は脳機能を解明するためだけではなく、脳活動と工学の技術を合わせた新しいインターフェースにも応用されつつある。このような脳と機械を相互に接続する技術がブレインコンピュータインターフェース (Brain Computer Interface, BCI) あるいはブレインマシンインターフェース (Brain Machine Interface, BMI) である。BCIは脳と機械(コンピュータ)を直接つなぎ、脳の命令を身体ではなく機械に入力するシステムである。BCIは考えるだけで機械の操作が行えるようになるため、近未来の技術として注目されている。BMIとBCIの用語の間に明確な役割はないが、BMIは直接脳の表面あるいは内部に侵襲性の電極を設置する技術を示し、BCIは直接脳を傷つけない非侵襲手法により脳活動を推定する技術を示す場合が多い。BMIは電極を脳に貼り付けることで、の電気信号を直接計測できるため筋電位などのアーチファクトによる信号汚染が存在しない。一方BCIは脳内の電気信号を直接計測することはできない、脳信号の精度の観点から比較するとBMIが優れてはいるが、健常者を対象とした利用法を考慮するとBMIは技術的にも倫理的にも多くの問題が存在する。現状、BMI実験は動物実験か患者に協力を仰ぎ、手術の際に電極を埋め込むという方法でしか実現できない。また手術には医療的な認可も必要であり、実験を行うために大きな労力と時間とリスクを必要とする。BMIは気軽に研究することが難しく、一部の大学や研究施設でしか行えない。そのためBMIより精度は落ちるが、一般の人々が脳情報を利用することを考慮するとBCIの発展は必要不可欠である。BCIは主に非侵襲的な手法で脳と機械を接続する手法である。数ある非侵襲手法の脳活動計測のなかでも、脳波を利用したBCIが多く研究されている。一般的に脳波測定は増幅アンプと電極だけで計測が可能であり、大規模な設備も必要なく手軽に計測できる。実験タスクにおける制限も少なく、日常生活における活動の中で使用可能である。以下に、脳波を用いた代表的なBCI、BMI研究手法を説明する。

2.6.1 P300 スペラー

P300 スペラーは、事象関連電位の一種であるP300成分を利用したBCIシステムである。被験者が特定の刺激に注意を向けた際に出現するP300成分を検出し、文字入力などを行うことが可能である。この方式は、重度運動障害者の意思伝達手段として実用化が進んでおり、比較的少ない学習コストで利用可能である点が特徴である。

2.6.2 運動出力型 BMI

運動出力型 BMI は、運動想起に伴う脳波変化を利用して、ロボットアームやカーソルなどを制御する方式である。被験者が手や足の動きを想像することで、対応する脳波パターンが出現し、これを機械学習により識別する。運動出力型 BMI を活用した実験として、脳波計と chatGPT を用いた Gmail の操作実験や脳波と言語情報を組み合わせた AI によるロボットアームの遠隔操作実験が報告されている。この方式は、リハビリテーションや義手制御などへの応用が期待されている。2つの実験の概要を以下の図に示す。

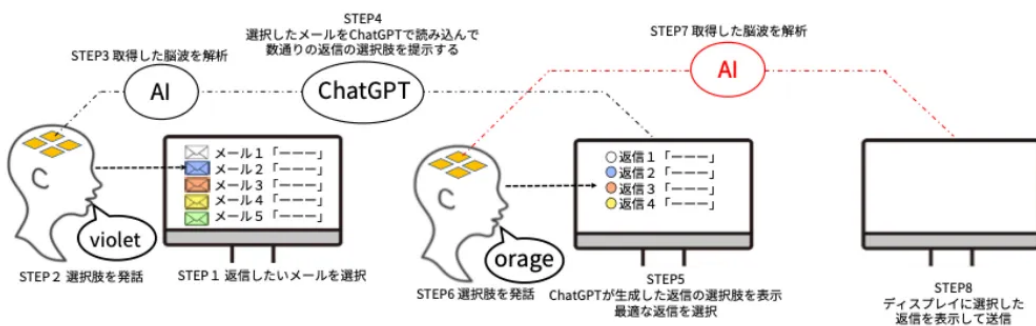


図 2.5: 脳波計と chatGPT を用いた Gmail の操作実験の概要

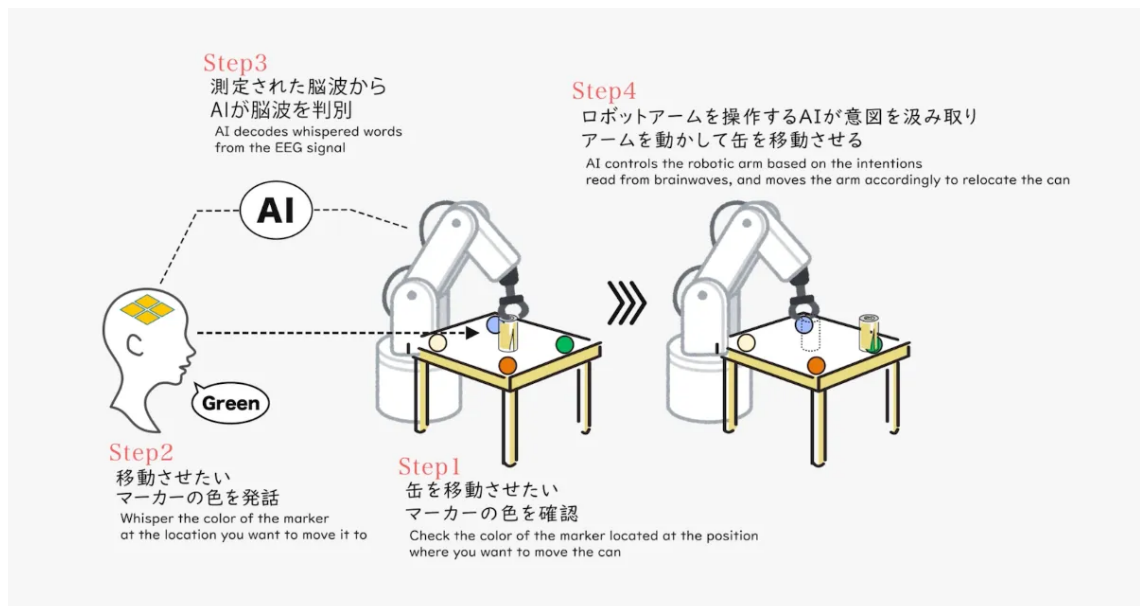


図 2.6: 超高密度脳波計と AI によるロボットアームの遠隔操作実験の概要

2.6.3 感覚入力型 BMI および直接操作型 BMI

感覚入力型 BMI は、外部刺激を脳へフィードバックすることで感覚を補完または拡張する技術である。一方、直接操作型 BMI は、脳活動を用いて外部機器を直感的に操作することを目的とする。これらの技術は、人間と機械の関係性を大きく変える可能性を持ち、本研究における AI エージェントとの相互作用設計にも示唆を与えるものである。運動出力型 BMI と同様に、リハビリテーションや義手制御などへの応用が期待されている。以下に、感覚入力型 BMI および直接操作型 BMI の概要図を示す。

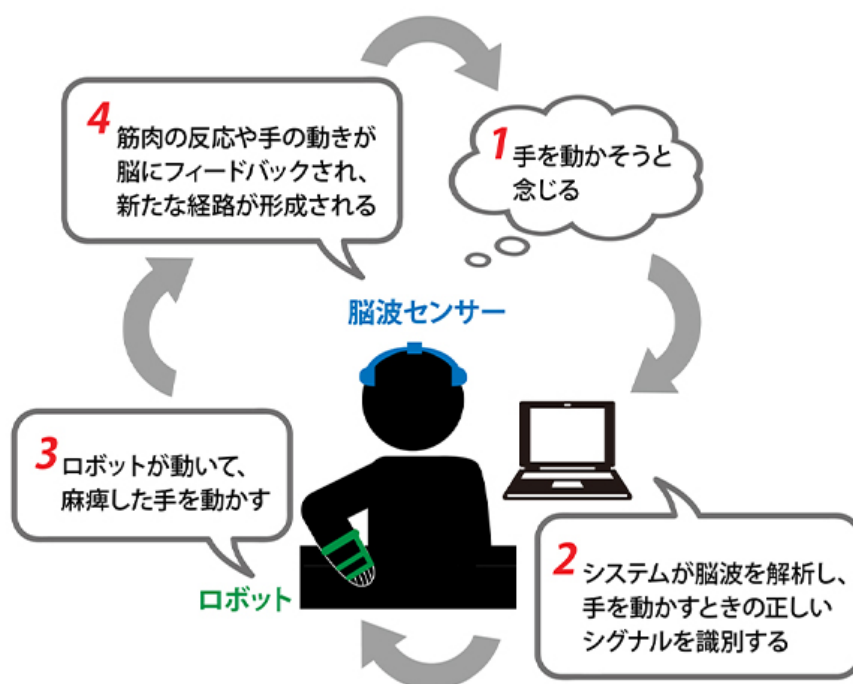


図 2.7: 感覚入力型 BMI および直接操作型 BMI の概要

第3章 脳波データに関する理論と手法

本章では、本研究で用いる脳波データから脳状態を取得するために必要な理論と手法について説明する。具体的には、注意集中度や課題関与度を反映する指標として用いられる。まず、これまでの研究で提案されてきた Engagement Index (EI), Frontal Alpha/Beta Asymmetry (FAA), Sample Entropy の3つの指標について解説する。次に、片山研究室 H30 年度卒業生の平野の研究によって考案された脳波指標について説明する。

3.1 Engagement Index (EI) に基づく脳波指標

3.1.1 Engagement Index の概念

Engagement Index (以下, EI) は、脳波 (EEG) 信号に含まれる周波数帯域成分の比率を用いて、被験者の**注意集中度**や**課題関与度**を定量化するために提案された指標である。EI は、主に α 波, β 波, θ 波の相対的なパワー分布に基づいて算出される。従来研究において、 β 波は認知的負荷や能動的思考と関連し、 α 波および θ 波はリラックス状態や注意低下と関係していることが示されている。この指標を用いた代表的な研究として、駐車場巡回作業中の人間の集中度を脳波計測によって定量的に解明した研究が挙げられる。この知見に基づき、EI は「覚醒・集中を促進する成分」と「非集中状態を示す成分」の比として定義される。

認知的負荷と脳波指標

認知的負荷 (cognitive load) とは、課題遂行時にワーキングメモリや注意資源がどの程度消費されているかを表す概念である。認知的負荷が高い状態では、外部刺激の処理や内部情報の保持・操作が増加し、前頭部を中心とした脳活動が活性化することが知られている。

脳波においては、 β 帯域の増加および α 帯域の抑制が認知的負荷の上昇と関連づけられており、これらの周波数特性を組み合わせた指標が課題集中度の評価に用いられてきた。

3.1.2 Engagement Index (EI) ベース指標

本研究では、脳波の周波数帯域成分を用いた心理状態評価手法として、Pope らにより提案された Engagement Index (EI) を基礎とする指標を使用する。EI は、課題遂行時の注意集中や認知的負荷を反映する指標として、ヒューマンインタフェースや BCI 研究において広く用いられている。

3.1.3 Engagement Index の定義

Engagement Index は、 β 帯域活動と、 α 帯域および θ 帯域活動の比として、次式で定義される。

$$EI = \frac{\beta}{\alpha + \theta} \quad (3.1)$$

β 帯域は、覚醒度の上昇や能動的情報処理と関連し、一方で、 α 帯域および θ 帯域は、安静状態や抑制的処理、あるいは低負荷状態と関係すると考えられている。このため、EI は認知的負荷や集中度の指標として解釈される。

3.1.4 EI における集中度指標 (CC 値) の定義

本研究では、次式を Engagement Index によって正規化された集中度指標 CC (Concentration Calculation) として定義する。

$$CC = \text{normalize} \left(\frac{\beta}{\alpha + \theta} \right) \quad (3.2)$$

CC 値が高い場合、 β 帯域活動が相対的に優位であり、被験者が課題に対して高い集中状態にあることを示す。

3.1.5 EI におけるリラックス指標 (RC 値) の定義

α 帯域が優位な状態は、精神的に安定し、過度な緊張が少ない状態を反映すると考えられている。本研究では、次式により Engagement Index におけるリラックス指標 RC (Relax Calculation) 値を定義する。

$$RC = \text{normalize} \left(\frac{\alpha}{\beta + \theta} \right) \quad (3.3)$$

RC 値が高い状態は、覚醒度が過度に上昇しておらず、比較的落ち着いた心理状態を示すものと解釈される。

3.1.6 EI におけるストレス指標（SC 値）の定義

β 帯域活動の過度な優位は、精神的緊張やストレス状態と関連することが知られている。本研究では、 β 帯域と α 帯域の比を用いて、Engagement Index におけるストレス指標 SC(StressCalculation) 値を次式で定義する。

$$SC = \text{normalize} \left(\frac{\beta}{\alpha} \right) \quad (3.4)$$

SC 値が高い場合、 β 帯域活動が顕著であり、精神的負荷や緊張状態が高い可能性を示す。

3.1.7 正規化処理

各指標は、被験者間および時間変化の比較を容易にするため、事前に設定した最小値および最大値を用いて 0～100 の範囲に正規化している。この正規化処理により、CC 値、RC 値、SC 値は直感的に解釈可能な心理状態指標として扱われる。

3.1.8 心理量としての解釈

EI は絶対的な心理状態を直接表すものではなく、同一被験者内での相対的変化量として解釈される指標である。特に、安静時 (baseline) と課題遂行時の EI 差分を用いることで、課題への関与度の変化を定量的に評価することが可能となる。

本研究では、以下の差分量を用いて解析を行う。

3.2 Frontal Alpha/Beta Asymmetry (FAA 派生指標)

3.2.1 Frontal Asymmetry の概念

前頭部脳波の左右非対称性 (Frontal Asymmetry) は、感情処理、動機づけ、注意制御などの心理状態と密接に関係することが示されている。特に前頭部 α 波の左右差は、接近動機と回避動機の指標として広く用いられてきた。

一般に、 α 波パワーは皮質活動の抑制度合いを反映すると考えられており、 α 波パワーが低いほど局所的な神経活動が高い状態を示す。そのため、左右前頭部の α 波パワー差を用いることで、機能的な活動非対称性を定量化することが可能である。

接近動機と回避動機

接近動機 (approach motivation) とは、報酬獲得や目標達成といった正の結果に向かって行動を選択しようとする動機づけを指す。一方、回避動機 (avoidance motivation) は、罰や失敗、不快刺激を回避することを目的とした行動選択に関与する動機づけである。

接近動機は主に左前頭部の活動増加と関連し、回避動機は右前頭部の活動増加と関連すると報告されている。脳波研究では、前頭部 α 帯域のパワー低下は局所的な皮質活動の亢進を反映すると考えられており、左右前頭部 α 帯域の非対称性は、接近・回避傾向を推定する指標として広く用いられてきた。

このような前頭部活動の側性は、単なる情動価の違いにとどまらず、課題に対する能動的関与や行動選択の方向性とも関連する。したがって、本研究で用いる Frontal Alpha/Beta Asymmetry 派生指標は、被験者が課題に対して接近的に関与しているか、あるいは回避的に処理しているかを反映する可能性がある。

3.2.2 左右前頭部活動に基づく心理指標の定義

本研究では、前頭部左右差および帯域別パワー分布に基づき、集中度 (CC)、リラックス度 (RC)、ストレス度 (SC) を表す3つの心理指標を定義する。

3.2.3 FAA における集中度指標 (CC 値) の定義

集中度指標 CC は、左右前頭部における β 帯域活動の非対称性に基づいて定義される。 β 波は注意集中や課題遂行時の能動的認知処理と関連することが知られており、特に左前頭部の β 活動増加は、目標志向的・能動的な情報処理状態を反映するとされる。

本研究では、次式により CC を算出する。

$$CC = \log(P_{\beta}^{\text{left}}) - \log(P_{\beta}^{\text{right}}) \quad (3.5)$$

ここで、 P_{β}^{left} および P_{β}^{right} は、それぞれ左前頭部 (AF7)、右前頭部 (AF8) における β 帯域パワーを表す。

CC が正の値をとる場合、左前頭部 β 活動が優位であり、高い集中状態または能動的思考状態にあると解釈される。

3.2.4 FAA におけるリラックス度指標 (RC: Relaxation Component)

リラックス度指標 RC は、左右前頭部における α 帯域パワーの平均値を用いて定義される。 α 波は覚醒水準の低下や抑制的状态と関連し、精神的な安静状態やリラックス状態の指標として広く用いられている。

RC は次式で与えられる。

$$RC = \frac{P_{\alpha}^{\text{left}} + P_{\alpha}^{\text{right}}}{2} \quad (3.6)$$

RC が高い値を示す場合、前頭部全体において α 活動が強く、低負荷で安静な心理状態にあることを示唆する。

3.2.5 FAA におけるストレス度指標 (SC: Stress Component)

ストレス度指標 SC は、左右前頭部における α 帯域活動の非対称性に基づいて定義される。一般に、右前頭部の相対的活動増加は、回避動機や不安、ストレス反応と関連することが報告されている。

本研究では、次式により SC を算出する。

$$SC = \log(P_{\alpha}^{\text{right}}) - \log(P_{\alpha}^{\text{left}}) \quad (3.7)$$

SC が正の値をとる場合、右前頭部 α 活動が優位であり、ストレス負荷や回避的心理状態の増大を示すと解釈される。

正規化処理

各指標は被験者間および時間変化の比較を容易にするため、事前に設定した範囲に基づき 0～100 のスケールへ正規化される。この処理により、各指標は直感的かつ相対的な心理量として扱うことが可能となる。

3.2.6 本研究における位置づけ

Frontal Alpha/Beta Asymmetry 指標は、左右非対称性という空間的情報を利用する点において、周波数比に基づく Engagement Index とは異なる特徴を持つ。

3.3 Sample Entropy に基づく複雑度指標

3.3.1 脳波の複雑性と非線形指標

脳波信号は非定常かつ非線形な時系列データであり、単純な振幅や周波数成分のみでは、認知状態の変化を十分に捉えられない場合がある。特に注意制御や課題遂行時には、信号の規則性や不規則性といった「複雑性」が重要な情報を含むと考えられている。

このような背景から、時系列の自己相似性に基づく非線形指標として Sample Entropy (SampEn) が広く用いられている。

3.3.2 Sample Entropy に基づく CC・RC・SC 算出式の定義

Sample Entropy は、時系列信号におけるパターンの不規則性を表す指標であり、値が大きいほど信号が複雑で予測困難であることを意味する。本研究では、 β 帯域 (13–30 Hz) にフィルタリングした脳波信号に対して Sample Entropy を算出し、認知負荷や覚醒状態の変化を反映させることを目的とする。

3.3.3 Sample Entropy の算出

Sample Entropy は以下の手順で計算される。埋め込み次元 m の信号パターンが、次元 $m + 1$ に拡張された場合にも類似性を保つ確率を評価し、その負の対数を取ることで定義される。

$$\text{SampEn} = -\log \left(\frac{A}{B} \right) \quad (3.8)$$

ここで、 B は長さ m の部分系列間で距離が許容範囲 r 以下となる組の数、 A は長さ $m + 1$ の部分系列間で同様の条件を満たす組の数である。Sample Entropy が大きいほど信号の複雑性が高いことを示す。

3.3.4 SampEn における集中度指標 (CC 値) の定義

集中度 CC は、Sample Entropy そのものを正規化することで定義される。本研究では、 β 帯域の複雑性増加が注意集中や認知的処理の活性化と対応すると仮定し、Sample Entropy が大きいほど集中状態が高いと解釈する。

$$CC = \text{normalize}(\text{SampEn}, S_{\min}, S_{\max}) \quad (3.9)$$

ここで, S_{\min} および S_{\max} は実験的に定めた Sample Entropy の最小値および最大値であり, 0–100 の範囲に線形正規化を行う. CC は, 課題遂行時の能動的思考や注意資源の投入度を表す指標である.

3.3.5 SampEn におけるリラックス度指標 (RC 値) の定義

リラックス度 RC は, 集中度とは逆の概念として, Sample Entropy の低下を指標化した量である. Sample Entropy が小さい状態は, 脳波信号がより規則的で安定していることを意味し, 安静状態やリラックス状態と対応すると考えられる.

$$RC = \text{normalize}(1 - \text{SampEn}, 1 - S_{\max}, 1 - S_{\min}) \quad (3.10)$$

この定義により, RC は CC と補完的な関係を持ち, 高い RC 値は低覚醒・低認知負荷状態を示す.

3.3.6 SampEn におけるストレス度指標 (SC 値) の定義

ストレス度 SC は, Sample Entropy 計算過程における m 次元と $m+1$ 次元のパターン一致率の比に基づいて定義される. 本研究では, $m+1$ 次元への拡張によって急激に一致率が低下する状態を, 不安定かつストレスの高い状態と解釈する.

$$SC = \text{normalize}\left(\log\left(\frac{A}{B}\right), L_{\min}, L_{\max}\right) \quad (3.11)$$

ここで, $\log(A/B)$ は Sample Entropy 算出時に用いられる内部比率を表し, L_{\min} , L_{\max} は正規化のための下限・上限値である. SC が高い値を示す場合, 神経活動が不安定化し, 精神的緊張やストレス状態にある可能性が高いと解釈される.

3.4 H30 年度卒業生の研究に基づく経験的 CC・RC・SC 算出式

本研究では, 理論モデルに基づく指標に加え, 過去の脳波応用研究において経験的に考案された心理量算出式も比較対象として用いる. これらの式は, 厳密な神経生理モデルに基づくものではないものの, α 帯域および β 帯域パワーの相対関係を利用し, 直感的かつ安定した心理状態推定を可能にすることを目的として設計されている.

以下では, これらの既存手法に基づく集中度 (CC), リラックス度 (RC), ストレス度 (SC) の算出式について説明する.

3.4.1 集中度指標 CC の定義

集中度 CC は, β 帯域活動の増加と, α 帯域活動の低下が集中状態を反映するという仮定に基づいて定義される. 本研究で用いる既存式は次式で表される.

$$CC = \min\{100, \lfloor \frac{\beta}{2}(1 + \frac{1}{\alpha}) \times \frac{100}{2} \rfloor\}$$

この式では, β 帯域の強度を主要因としつつ, α 帯域が低いほど値が増加するように設計されている. すなわち, 覚醒度が高く抑制成分が弱い状態を高い集中状態として評価する構造となっている. 算出結果は 0~100 の範囲にクリッピングされ, 集中度指標として扱われる.

3.4.2 リラックス度指標 RC の定義

リラックス度 RC は, β 帯域活動の低下と α 帯域活動の増加をリラックス状態の特徴と仮定して定義される. 既存研究に基づく算出式は以下の通りである.

$$RC = \min\{100, \lfloor (\max\{0, (1.0 - \frac{\beta}{3})\} + \frac{\alpha}{2}) \times \frac{100}{2} \rfloor\}$$

この式では, β 帯域が一定値以下である場合に正の寄与を持ち, 過度な覚醒状態を抑制する構造を持つ. 同時に, α 帯域活動が高いほど RC 値が増加するように設計されており, 精神的に安定した安静状態を反映する指標となっている.

3.4.3 ストレス度指標 SC の定義

ストレス度 SC は, α 帯域の低下と β 帯域の相対的増加が精神的緊張やストレス状態と対応するという経験的知見に基づいて定義される. 算出式は以下の通りである.

$$SC = \min\{100, \lfloor (\max\{0, \frac{1.0 - \frac{\alpha}{3}}{5}\} + (\frac{\frac{\beta}{2} \times 4}{5})) \times 100 \rfloor\}$$

この式では, α 帯域の減少による抑制解除成分と, β/α 比による覚醒・緊張成分を重み付けして合成している. 結果として, β 帯域が優位で, かつ α 帯域が低下した状態において高い SC 値を示す構造となっている.

3.5 各心理量算出手法の比較と特徴

本研究では、脳波に基づく心理状態推定手法として、以下の4種類の算出式を用いた。

- 既存研究に基づく経験的算出式
- Engagement Index (EI) ベース式
- Frontal Alpha/Beta Asymmetry (FAA 派生) 式
- Sample Entropy (複雑度) ベース式

これらは、理論的背景、利用する脳波特徴量、および心理量との対応関係が異なる。本節では、各手法の特徴を整理し、それぞれの利点および限界について比較する。

3.5.1 各算出手法の基本的特徴

既存研究に基づく経験的算出式は、 α 帯域および β 帯域の相対的關係を重み付きで組み合わせたものであり、直感的で安定した数値が得られる点が特徴である。一方で、理論的根拠が明示的でなく、神経生理学的解釈には慎重さが求められる。

Engagement Index (EI) ベース式は、 $\beta/(\alpha + \theta)$ という明確な理論式を基盤としており、集中度を表す指標として多くの先行研究で用いられている。RC および SC は、この EI の思想を拡張する形で定義されているため、理論的一貫性が高い。

FAA 派生式は、左右前頭部の非対称性に着目した手法であり、接近・回避動機や情動価との関連が示唆されている。空間的情報を活用できる点が強みであるが、電極配置や個人差の影響を受けやすい。

Sample Entropy ベース式は、周波数成分ではなく脳波信号の時間的複雑性に基づく手法であり、非線形的な脳活動変化を捉えられる点が特徴である。一方で、心理量との対応付けは間接的であり、解釈には補助的説明が必要となる。

3.5.2 手法間の比較表

各算出手法の特徴を、利用情報、理論背景、メリット、デメリットの観点から表??にまとめる。

表 3.1: 心理量算出手法の比較

手法	主な特徴量	メリット	デメリット
既存経験式	α, β 帯域パワー	実装が容易. 数値が安定. 直感的	理論的根拠が弱い. 汎用性に課題
EI ベース式	$\beta/(\alpha + \theta)$	理論的背景が明確. 集中度評価に強い	情動要素の表現は限定的
FAA 派生式	左右前頭部の α, β 非対称性	接近・回避動機を反映可能. 空間情報を活用	電極配置や個人差の影響が大きい
Sample Entropy 式	時間的複雑度	非線形的変化を捉えられる. 周波数非依存	心理量との対応が間接的. 解釈が難しい

3.5.3 CC・RC・SC による共通評価軸の意義

本研究では、異なる理論背景を持つ手法を CC（集中）、RC（リラックス）、SC（ストレス）という共通の心理量軸に変換することで、手法間の比較を可能とした。この枠組みにより、各手法が「どの心理側面に敏感であるか」「課題による変化をどの程度捉えられるか」を定量的に評価できる。

3.5.4 総合的考察

以上より、単一の算出式によってすべての心理状態を正確に表現することは困難であるが、複数の手法を併用し、共通指標で比較することで、より多面的な認知・情動状態の評価が可能となる。本研究の枠組みは、用途や目的に応じた指標選択の指針を与えるものである。

3.5.5 心理量としての位置づけ

以上の定義により、CC は能動的集中状態、RC は安静・リラックス状態、SC は緊張・ストレス状態をそれぞれ表す指標として整理される。これらは絶対値ではなく、ベースラインとの差分や時間変化を中心に解釈することで、被験者の認知状態の推移を評価する。

3.5.6 心理状態評価への応用

複雑度指標は、覚醒度や感情価といった一次元的心理量ではなく、認知処理の柔軟性や情報統合状態を反映する指標として解釈される。

本研究では、安静時と課題遂行時の差分量を用い、以下の指標を算出する.

$$\Delta CC = CC^{\text{task}} - CC^{\text{baseline}} \quad (3.12)$$

$$\Delta RC = RC^{\text{task}} - RC^{\text{baseline}} \quad (3.13)$$

$$\Delta SC = SC^{\text{task}} - SC^{\text{baseline}} \quad (3.14)$$

これらの差分は、課題遂行に伴う脳波構造の規則性・持続性・複雑性の変化を表すものである.

第4章 脳波計測装置 Muse S

本章では本研究で使用する Muse S と呼ばれる脳波計測装置の概要、及び操作方法の説明を行う。脳波計を利用した研究には人間の思考状態に関する研究や快・不快に関するなどが行われており、過去の卒業生の脳波に関連する研究においても脳波計が使用されていたため、今回の脳状態の推定に脳波計を使用した。装着が比較的に容易で装着者の行動を制限しない点や装着者にかかる負荷が小さい点、MuseS に対応したライブラリ等が充実している点を鑑みて、本研究では MuseS を使用する。

4.1 Muse S の基本構成

Muse S は、カナダの InteraXon 社によって開発されたヘッドバンド型の脳波計測装置である。本装置は、前頭部および左右側頭部に配置された複数の電極を用いて脳波を計測する構成となっている。Muse S の外観を図 4.1 に示す。本装置は軽量であり、長時間装着しても被験者の負担が小さい設計となっている。また、ドライ電極を採用しているため、電極ペーストやジェルを使用する必要がなく、簡便に脳波計測を行うことが可能である。



図 4.1: MuseS の外観

4.2 Muse S の主な機能

Muse S は、脳波計測を中心とした複数の機能を備えたウェアラブルデバイスである。第一に、脳波のリアルタイム計測機能が挙げられる。Muse S は、 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波といった周波数帯域別の脳波成分を抽出し、一定周期で外部デバイスへ送信することが可能である。これにより、被験者の覚醒状態や集中状態、リラックス状態の変化を即時に把握できる。第二に、生脳波データの取得機能である。周波数帯域別データに加え、電極ごとの生 EEG 波形を取得できるため、後処理による特徴量抽出や解析にも対応可能である。第三に、無線通信機能である。Muse S は Bluetooth Low Energy(BLE)を用いた通信方式を採用しており、PC やスマートフォンとワイヤレスで接続できる。

4.3 計測可能な脳波データ

Muse S では、主に以下の周波数帯域に分類された脳波データを取得することが可能である。 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波これらの周波数帯域は、被験者の精神状態や覚醒度と密接な関係を有している。 α 波は安静時やリラックス状態で増加する傾向があり、 β 波は集中や緊張状態において顕著となる。 θ 波は瞑想状態や浅い睡眠時に、 δ 波は深い睡眠時に主に観測される。本研究では、これらの周波数帯域ごとのパワー値および比率を特徴量として利用する。

4.4 Muses の機能

MuseS 本体の部分ごとの名称と機能について説明する。

1. 電源ボタン：Muse S の電源を入れたり切ったりするためのボタン。一回押しが bluetooth のペアリングモード、長押しが電源のオン・オフとなる。
2. 充電ポート：Muse S の充電を行うためのポート。USB Type-B コネクタを使用している。フル充電で最大 10 時間の稼働が可能。
3. 導電部：Muse S の電極部分であり、頭皮と接触して脳波を計測する。額部分と耳の裏側部分に配置されている。

4. ヘッドバンド：Muse S を頭部に固定するためのバンド部分。伸縮性のある素材でできしており、様々な頭のサイズに対応可能。

4.5 Muse S の装着方法

Muse S はヘッドバンド型の構造を採用しており、比較的容易に装着することが可能である。正確な脳波計測を行うためには、電極が適切な位置で皮膚と接触していることが重要となる。装着方法と装着例図 4.2 を以下に示す。

1. Muse S の充電ポートの電源ボタンを一回押す。ボタンを押すと反対側の LED がオレンジ色に点灯する。
2. 装着者の頭部の大きさに合わせてヘッドバンドの長さを調整する。調整はバンドの後頭部左側にあるスライド式のアジャスターを使用する。
3. 導電部が額に密着するように、装着を行う。皮膚と電極の間に髪の毛が入らないように注意する。
4. 磁石式の留め具を使用して、ヘッドバンドを装着する。

4.6 Bluetooth 接続方法と BLED112 ドングル

Muse S は Bluetooth Low Energy(BLE) による無線通信を用いて外部デバイスと接続する。Android や iPhone などのスマートフォンと接続することも可能であるが、専用のアプリ以外での接続が出来ず、取得したデータはアプリ上でのみ閲覧が可能でデータ保存が出来ない仕様となっている。専用のアプリを用いずに、Windows, MacOS, Linux などの PC と Bluetooth 接続を行うことで、脳波情報を読み取り、データの抽出することが可能である。PC 上で安定したデータ取得を行うため、本研究では BLE 通信専用の USB ドングルである BLED112 を使用した。本稿では、本研究の開発環境である Windows11 の接続方法について説明する。



図 4.2: Muse S の装着例

1. BLED112 ドングルを PC の USB ポートに接続する.
2. VScode などのターミナルソフトウェアを起動し, BLED112 ドングルの COM ポートを確認する.
3. Muse S の電源を入れ, Bluetooth ペアリングモードにする.
4. ターミナルソフトウェア上で "musesls stream" コマンドを実行し, Muse S との接続を行う.
5. 接続が成功すると, 周波数帯域別の脳波データがリアルタイムにターミナル上に表示される.

対応 OS と必要スペックについては以下の通りである.

表 4.1: Muse S の対応 OS (Windows)

項目	内容
対応 OS	Windows 10 以降
対応機種	Bluetooth Low Energy 対応 PC
CPU	公式要件なし (OS 要件に準拠)
メモリ	公式要件なし (OS 要件に準拠)
備考	公式 Muse App 非対応 (SDK/研究用途のみ)

表 4.2: Muse S の対応 OS (macOS)

項目	内容
対応 OS	macOS 12 以降
対応機種	Intel / Apple Silicon (M1 以降) Mac
CPU	公式要件なし (OS 要件に準拠)
メモリ	公式要件なし (OS 要件に準拠)
備考	公式 Muse App 非対応 (SDK/研究用途のみ)

表 4.3: Muse S の対応 OS (Linux)

項目	内容
対応 OS	Linux (Ubuntu 等, BLE 対応環境)
対応機種	Bluetooth Low Energy 対応 PC
CPU	公式要件なし (OS 要件に準拠)
メモリ	公式要件なし (OS 要件に準拠)
備考	公式 Muse App 非対応 (SDK/研究用途のみ)

表 4.4: Muse S の対応 OS (iOS)

項目	内容
対応 OS	iOS 15 以上
対応機種	iPhone / iPad (Bluetooth LE 対応)
CPU	Apple A12 Bionic 以降 (推奨)
メモリ	3 GB 以上 (推奨)
備考	公式 Muse App 対応 (主要利用環境)

4.7 データ取得および保存方法

取得した脳波データは、時系列データとして PC 上に保存される。本研究では、一定時間ごとにデータを区切り、周波数帯域別の平均値や比率を算出することで、メンタル状態推定に用いる特徴量を生成した。この構成により、被験者の状態変化をリアルタイムに追跡しつつ、後処理による解析も可能になっている。

4.8 本研究における Muse S の位置づけ

本研究において Muse S は、被験者の内的状態を客観的に取得するための主要なセンサとして位置づけられる。自己申告やテキスト入力のみ依存せず、脳波のバイタルデータを用いることで、潜在的なメンタル状態を推定できる点が本研究の特徴である。また、装着負担が小さい Muse S は、長時間計測や日常環境での利用にも適しており、将来的な実用システムへの応用可能性も高い。

第5章 メンタル推定システム

本章では本研究で考案したメンタル推定システムの全体構成及び各モジュールの詳細について説明する。脳波を利用したシステム開発の研究として脳波と脳状態との関連性から、その特性を利用した学習のサポートシステムの開発や、ユーザのメンタル状態を推定して能動的なフィードバックを行うシステムの開発などが行われている。本システムでは、主に「Muse S により取得した脳波データのリアルタイム表示」、「取得した脳波データに基づくメンタル状態の推定」を行う。このシステムを通した EI や FAA, SampEn, 卒業生の研究に基づくメンタル推定計算式の各 4 つの指標の精度評価実験については、第 6 章で述べる。

5.1 メンタル推定システムの概要

本システムは、VScode 上で動作する Python プログラムとして実装されている。MuseS と PC に Bluetooth 接続を行い、Muse S から送信される脳波データをリアルタイムに取得する。取得した脳波データは、一定時間ごとに区切られ、周波数帯域別のパワー値や比率を算出することで、メンタル状態推定に用いる特徴量を生成する。これらの特徴量を基に、集中度 (CC)、リラックス度 (RC)、ストレス度 (SC) を算出し、画面上にリアルタイムで表示する。

5.2 メンタル推定システムの操作方法

本システムの操作方法について説明する。MuseS の接続からシステムの実行、及びデータの保存方法について述べる。

5.2.1 Muse S の接続

VScode を開き、ターミナル上で `musesls stream` コマンドを実行し、Muse S との Bluetooth 接続を行う。接続が成功すると、ターミナルに `streaming EEG` と表示される。

```

PS C:\Users\C\projects\pos_neg> muselsl stream
Searching for Muses, this may take up to 10 seconds...
Found device Muses-960E, MAC Address 00:55:DA:B9:96:0E
2026-01-25 18:28:27.455 ( 11.299s) [ F83EEBC7] netinterfaces.cpp:36 INFO| netif '{F2FF50E4-90E0-4807-871
2026-01-25 18:28:27.455 ( 11.299s) [ F83EEBC7] netinterfaces.cpp:36 INFO| netif '{CC41CB9A-3FB6-4296-81
2026-01-25 18:28:27.455 ( 11.299s) [ F83EEBC7] netinterfaces.cpp:36 INFO| netif '{CC41CB9A-3FB6-4296-805F-A63F57F432DE}' (status: 2, multicast: 1
1

```

図 5.1: MuseS の接続画面

```

2026-01-25 18:28:27.457 ( 11.301s) [ F83EEBC7] udp_server.cpp:82 WARN| Could not bind multicast responder for ff02::13d:6fdd:2c17:a643:ffe2:1bd1:3cd2 to int
erface ::1 (無効な引数が提供されました。)
2026-01-25 18:28:27.458 ( 11.301s) [ F83EEBC7] udp_server.cpp:82 WARN| Could not bind multicast responder for ff05::13d:6fdd:2c17:a643:ffe2:1bd1:3cd2 to int
erface ::1 (無効な引数が提供されました。)
Connected.
Streaming EEG...

```

図 5.2: MuseS の接続画面

5.2.2 システムの実行

MuseS が PC と接続した後、VSCode 上でメンタル推定システムの Python プログラムを実行する。プログラム実行後、10 秒間の安静時データを取得し、ベースラインデータとして保存する。その後、リアルタイムで脳波データの取得とメンタル状態の推定が開始される。

```

PS C:\Users\C\projects\pos_neg> python ccrscsc.py
EEG stream 探索中...
2026-01-25 18:34:20.912 ( 0.008s) [ 123A8B99] netinterfaces.cpp:36 INFO| netif '{F2FF50E4-90E0-4807-87F6-492B0C806611}' (status: 2, multicast
: 1
2026-01-25 18:34:20.912 ( 0.008s) [ 123A8B99] netinterfaces.cpp:36 INFO| netif '{CC41CB9A-3FB6-4296-805F-A63F57F432DE}' (status: 2, multicast
: 1
2026-01-25 18:34:20.912 ( 0.008s) [ 123A8B99] netinterfaces.cpp:36 INFO| netif '{08551785-8215-4938-A6CB-7E31D5C87E96}' (status: 2, multicast
: 1
2026-01-25 18:34:20.912 ( 0.008s) [ 123A8B99] netinterfaces.cpp:36 INFO| netif '{0CB1CF9C-CB80-47A3-9BAF-198053BCB596}' (status: 2, multicast
: 1
2026-01-25 18:34:20.912 ( 0.008s) [ 123A8B99] netinterfaces.cpp:36 INFO| netif '{BFB709AF-1B4C-4BA9-B405-CEB0389C50FE}' (status: 1, multicast
: 1
2026-01-25 18:34:20.912 ( 0.008s) [ 123A8B99] netinterfaces.cpp:58 INFO| IPv6 ifindex 14
2026-01-25 18:34:20.912 ( 0.008s) [ 123A8B99] netinterfaces.cpp:36 INFO| netif '{57684CCE-6CA6-4B85-A821-DDD459335616}' (status: 2, multicast
: 1
2026-01-25 18:34:20.912 ( 0.008s) [ 123A8B99] netinterfaces.cpp:36 INFO| netif '{42A8C793-14E4-11EC-9C54-806E6F6E6963}' (status: 1, multicast
: 1
2026-01-25 18:34:20.912 ( 0.008s) [ 123A8B99] netinterfaces.cpp:58 INFO| IPv6 ifindex 1
2026-01-25 18:34:20.912 ( 0.009s) [ 123A8B99] api_config.cpp:270 INFO| Loaded default config
2026-01-25 18:34:21.924 ( 1.021s) [ 123A8B99] common.cpp:65 INFO| git:6ca188c266c21f7228dc67077303fa6abaf2e8be/branch:refs/tags/v1.16.
2/build:Release/compiler:MSVC-19.0.24245.0/link:SHARED
EEG stream 接続完了
平常時ベースライン取得中 (10秒) ...
ベースライン取得完了

```

図 5.3: 平常時ベースライン (10 秒) 取得画面

5.2.3 リアルタイムのメンタル状態の推定

取得した脳波データに基づき、リアルタイムでメンタル状態の推定を行う。各周波数帯域のパワー値や比率を算出し、集中度 (CC)、リラックス度 (RC)、ストレス度 (SC) を計算する。計算結果は、画面上にリアルタイムで表示される。計測したデータは、CSV 形式で保存され、後処理による解析に利用できる。CSV ファイルの内訳は以下の通りである。python プログラムのコード内の計算式を EI, FAA, SampEn, 卒業生の研究に基づくメンタル推定計算式の4つの指標に変更することで、各指標のデータを取得可能である。

表 5.1: CC, RC, SC 指標および関連変数の定義

列名	意味	用途
timestamp	データを記録した時刻	実時間との同期
elapsed_sec	計測開始からの経過時間 [秒]	時系列解析
CC	各時刻で算出された集中指標 (Concentration Calculation)	瞬時的な集中度評価
RC	各時刻で算出されたリラックス指標 (Relax Calculation)	瞬時的なリラックス度評価
SC	各時刻で算出されたストレス指標 (Stress Calculation)	瞬時的なストレス度評価
CC_avg	CC の移動平均値	集中状態の推移把握
RC_avg	RC の移動平均値	リラックス状態の推移把握
SC_avg	SC の移動平均値	ストレス状態の推移把握
ΔCC	CC の変化量 (前時刻または平均値との差分)	集中状態変化の検出
ΔRC	RC の変化量 (前時刻または平均値との差分)	リラックス状態変化の検出
ΔSC	SC の変化量 (前時刻または平均値との差分)	ストレス状態変化の検出

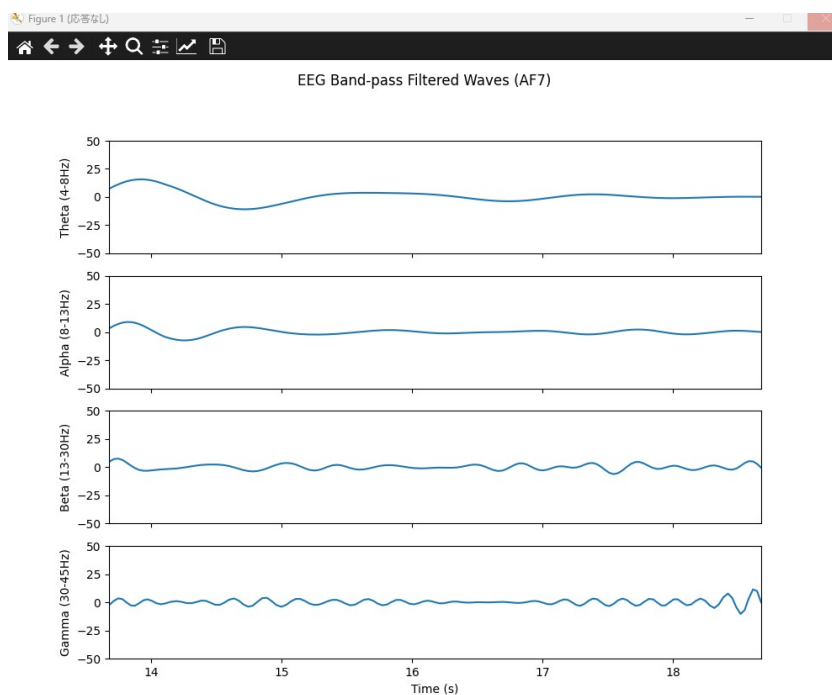


図 5.4: 各周波数のリアルタイム表示画面

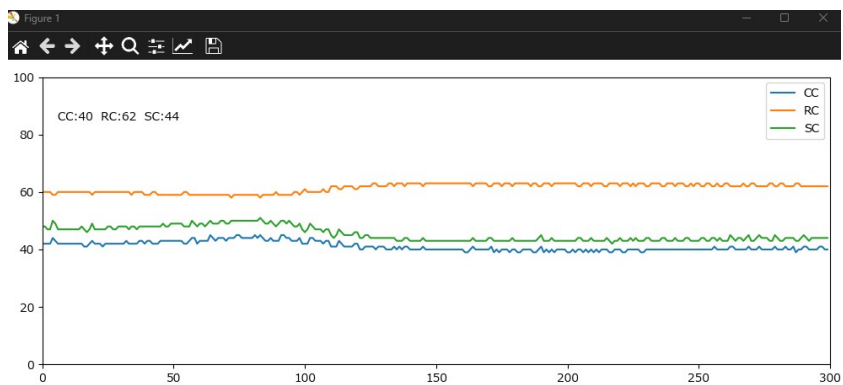


図 5.5: メンタル推定システムのリアルタイム表示画面

第6章 考案システムの評価実験

本章では、本研究で提案した脳状態推定システムの有効性を検証するために実施した評価実験について述べる。本システムでは、脳波信号から集中度（CC）、リラックス度（RC）、ストレス度（SC）を推定する EI, FAA, SampEn, 既存研究に基づく経験的 CC・RC・SC 算出式の4種類の指標を導入しており、それらの精度および特性を比較することが重要となる。

本章前半では、既存研究および本研究で採用した複数の脳状態の算出指標について、同一実験条件下での精度比較実験を行い、各指標の特徴と有効性を検証する。後半では、過去の研究で提案された経験的算出式に対し、本研究独自にパラメータ調整を施した新しい算出式を提案し、その精度向上の有無を評価する検証実験について述べる。

6.1 各指標の精度比較実験

本実験の目的は、脳波から心理状態を推定する複数の指標について、課題負荷による変化をどの程度適切に捉えられるかを比較し、本システムにおいて有効な指標を明らかにすることである。

これらは理論的背景および利用する特徴量が異なるため、同一の実験条件において比較することで、それぞれの特性を明確にできると考えられる。本実験では CC, RC, SC それぞれの Δ Value 値をメンタル推定の精度を示す値として扱う。

6.1.1 実験環境

脳波計測には、前頭部計測が可能な MuseS を用いる。電極配置は AF7 および AF8 とし、左右前頭部の活動を同時に取得した。サンプリング周波数は 256 Hz とした。

6.1.2 実験手順

最初に、あらかじめ計測しておいた安静時のベースラインデータとシステム実行時の csv データ取得する。その共通したデータを用いて、各指標の CC, RC, SC を算出し、そ

これから各脳状態の Δ Valueを求めた。各指標のそれぞれの脳状態における Δ Value値を棒グラフやヒートマップ図、時間変化における各 Δ value値の推移を比較することで、本システムにおける最も有効な指標を明らかにする。

6.1.3 評価指標

各算出式により得られたCC, RC, SCについて、以下の観点から評価を行った。

- ベースライン区間と課題区間の平均値の差（ Δ 値）
- 被験者間でのばらつき
- 指標ごとの感度の違い

特に、課題負荷による変化量が多い指標ほど、心理状態推定において有効であると仮定した。

6.1.4 実験結果

各指標について、ベースライン区間および課題区間の Δ valueの平均値を算出し、その差分を求めた。結果の一例を図6.1～6.6に示す。

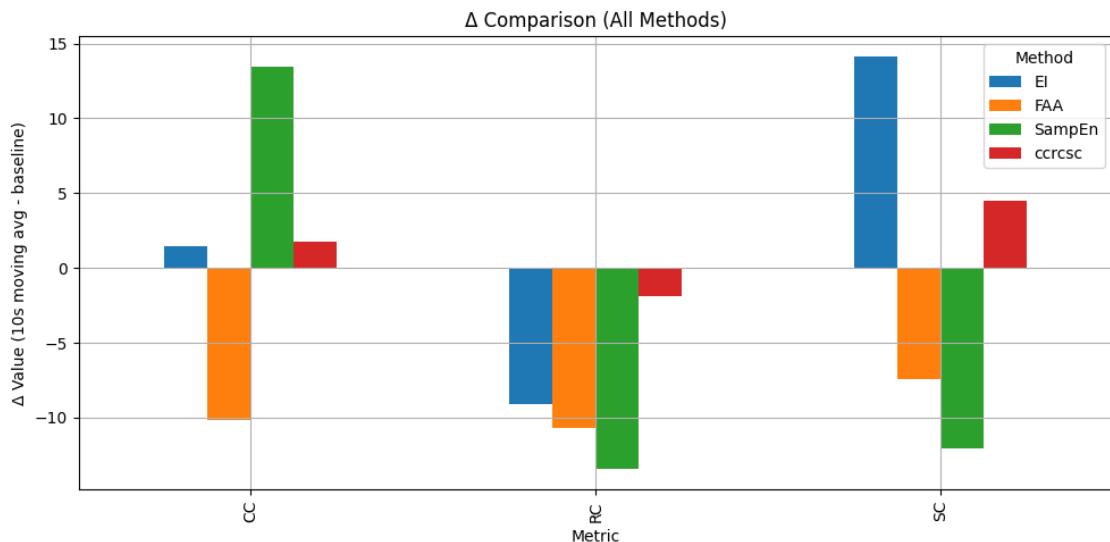


図 6.1: 各指標における Δ 値の比較棒グラフ

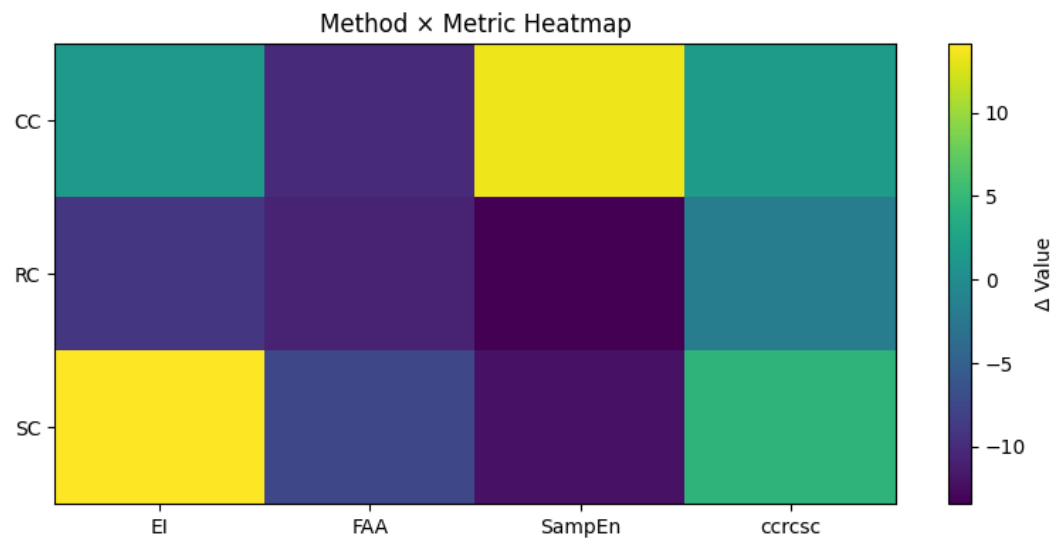


図 6.2: 各指標における Δ 値のヒートマップ図

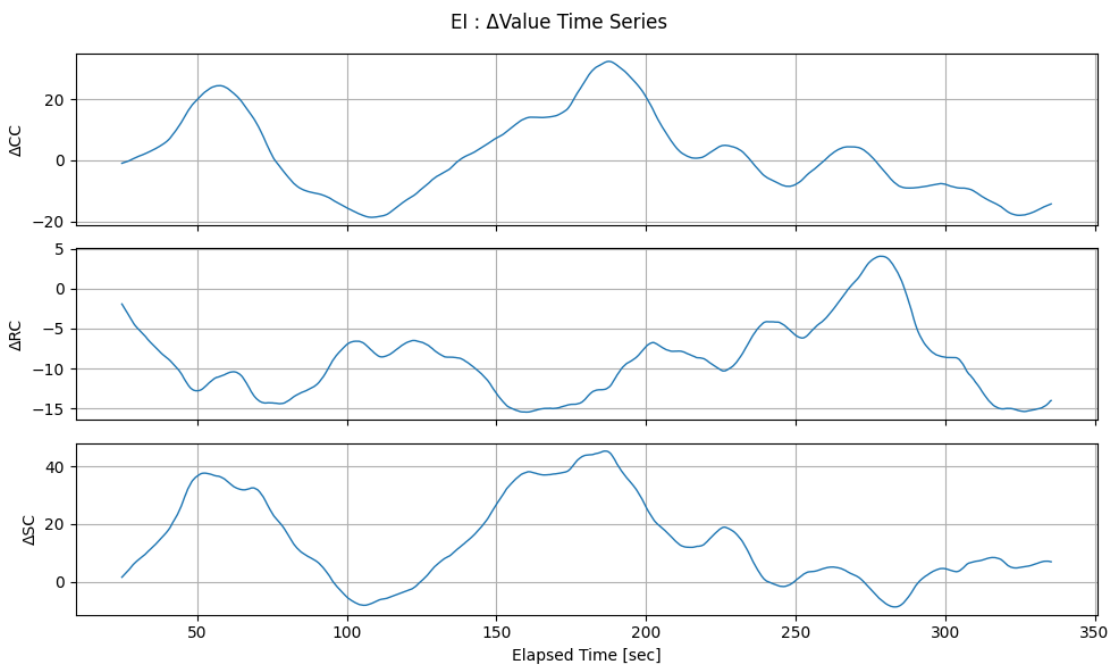
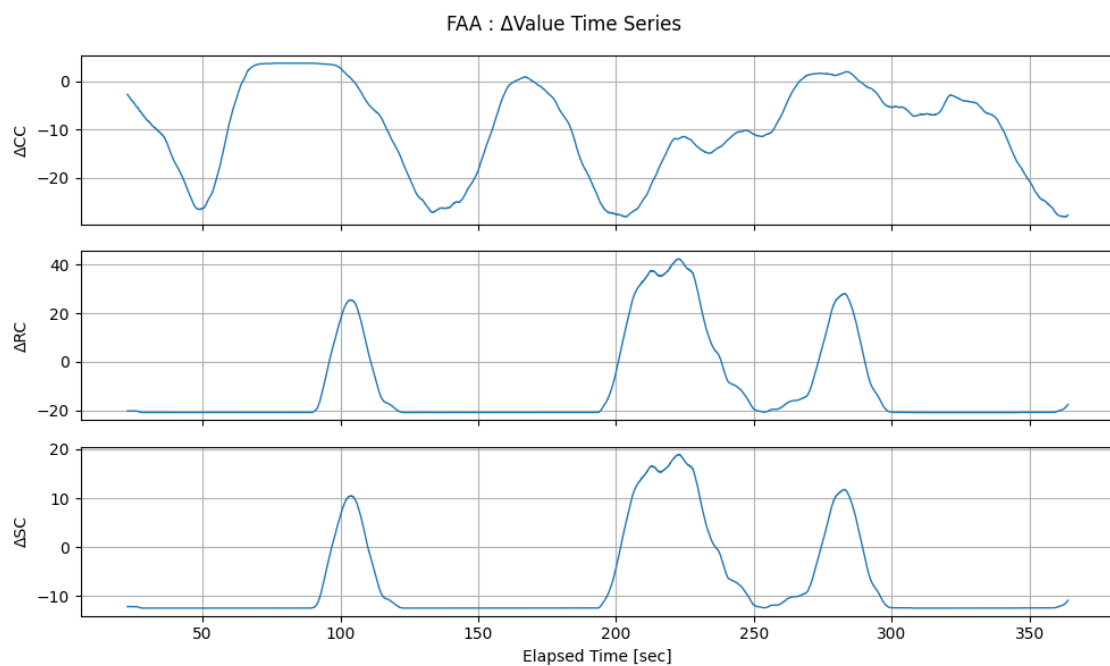
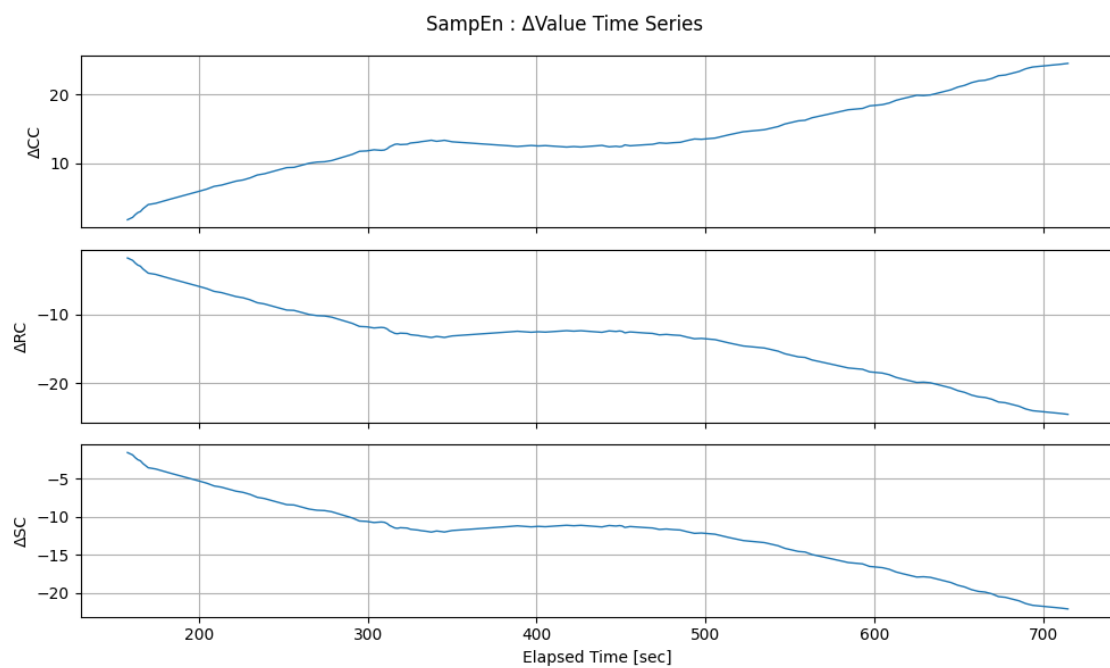


図 6.3: EI における時間変化による各 Δ value 値の推移

図 6.4: FAA における時間変化による各 Δ value 値の推移図 6.5: SampEn における時間変化による各 Δ value 値の推移

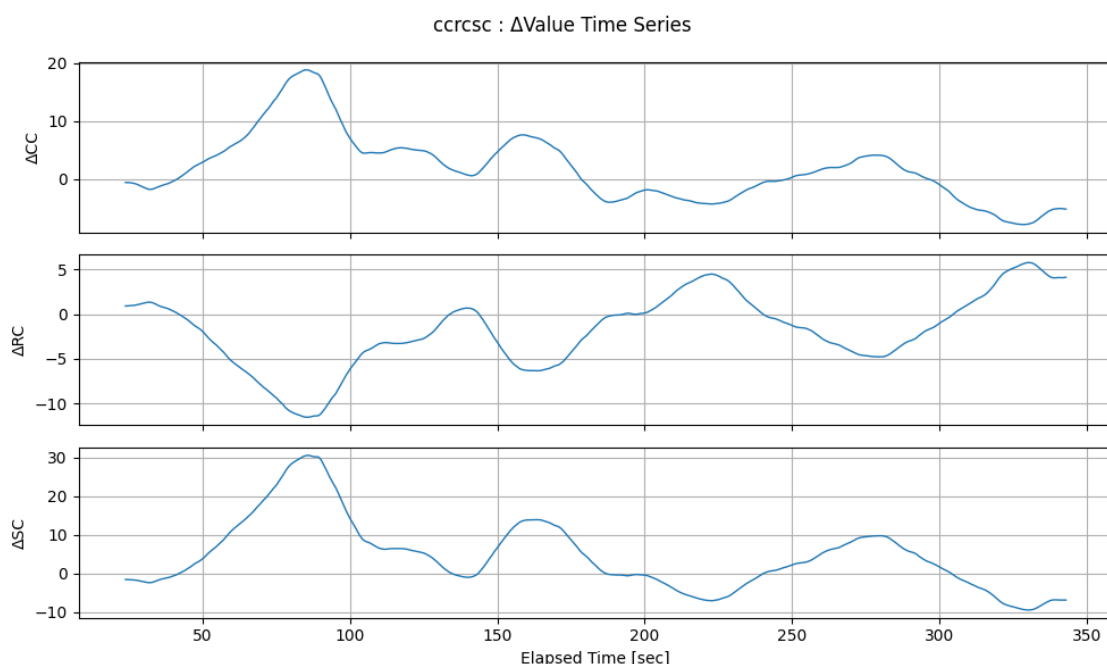


図 6.6: 卒業生の研究に基づくメンタル推定計算式における時間変化による各 Δ value 値の推移

6.1.5 各指標における Δ Value の結果

図??は、各心理量算出手法における集中度 (CC)、リラックス度 (RC)、ストレス度 (SC) の Δ Value をヒートマップとして示したものである。

集中度 (CC) の結果

集中度 CC に着目すると、EI ベース指標において最も大きな正の Δ Value が確認された。これは、課題遂行時に $\beta/(\alpha + \theta)$ 比が顕著に増加し、能動的注意状態への移行を明確に捉えられたことを示している。

FAA 派生指標では、CC の Δ Value は負の値を示しており、左右前頭部の β 非対称性が本実験課題における集中状態を十分に反映しなかった可能性がある。

Sample Entropy ベース指標では、CC の Δ Value はほぼゼロ付近に留まり、集中状態変化に対する感度が低い結果となった。

一方、ccrcsc (パラメータ調整式) では、EI ほどではないものの、安定した正の Δ Value が確認され、集中状態の変化を適切に捉えていることが示唆される。

リラックス度（RC）の結果

RCにおいては、EI ベース指標および FAA 派生指標の Δ Value は負の値を示した。これは、課題遂行時にリラックス状態が低下し、覚醒度が上昇したことを反映していると解釈できる。

特に FAA 派生指標では、RC の低下が顕著であり、前頭部活動の左右差が安静状態からの変化に敏感であることが示された。

Sample Entropy ベース指標では、RC の Δ Value はわずかに負の値を示すに留まり、リラックス状態の変化を十分に捉えられていない結果となった。

ccrcsc では、RC が正の Δ Value を示しており、課題中であっても安定した α 成分が維持されていた被験者の状態を反映した可能性が考えられる。

ストレス度（SC）の結果

SCにおいては、EI ベース指標が最も大きな正の Δ Value を示した。これは、課題遂行に伴う覚醒および緊張状態の上昇が β 帯域の増加として強く現れたことを意味する。

FAA 派生指標では、SC は負の Δ Value を示しており、右前頭部優位な α 活動が本課題では顕著でなかった可能性がある。

Sample Entropy ベース指標では、SC の Δ Value は負の値となり、複雑度の変化がストレス状態と直接的に対応しなかったことが示唆される。

一方、ccrcsc では、SC が正の Δ Value を示しており、課題負荷によるストレス状態への移行を比較的明確に捉えている。

6.1.6 総合的考察

以上の結果から、EI ベース指標は、集中度およびストレス度に対して高い感度を持ち、認知的負荷の検出に最も有効であることが確認された。

FAA 派生指標は、左右前頭部の非対称性に基づくため、情動的・動機的側面には敏感である一方、本実験課題のような単純な注意集中課題では必ずしも集中度の変化を反映しない可能性が示された。

Sample Entropy ベース指標は、非線形的特徴を捉える利点を有するものの、心理量との対応付けが間接的であり、課題負荷の変化を Δ Value として表現する点では他手法と比較して感度が低い結果となった。

卒業生の研究に基づく経験的 CC・RC・SC 算出式は、EI ほど突出した感度は示さないものの、全ての心理量において極端な値を取らず、安定した Δ Value を示した。このことから、リアルタイム評価や実用的応用においてバランスの取れた指標であると考えられる。

以上より、本システムのリアルタイムに各脳状態を推定する点を考慮して、本システムでは卒業生の研究に基づく経験的 CC・RC・SC 算出式が最も有効であると考えられる。

6.2 パラメータ調整式の精度測定実験

本章前半の実験では、本システムにおいて最も有効な指標として、卒業生の研究に基づく経験的 CC・RC・SC 算出式が挙げられた。しかしながら、各算出式におけるパラメータ設定は、過去研究で提案されたままであり、必ずしも本研究の実験環境に最適化されているとは言えない。そこで本節では、各算出式に対しパラメータ調整を施し、その有効性を検証する実験を行う。

6.2.1 実験目的

本節では、過去研究で提案された経験的算出式に対し、本研究でパラメータ調整を施した新しい算出式の有効性を検証する。特に、課題負荷に対する感度向上が得られるかを評価する。

6.2.2 パラメータ調整方法

既存式における係数および正規化範囲について、予備実験データを用いて調整を行った。調整の方針として、ベースライン区間と課題区間の差が最大化されるよう、各パラメータを探索した。

以下にパラメータ調整後の算出式を示す。

$$CC = \min\{100, \lfloor \frac{\beta}{2}(1 + \frac{1}{\alpha + 1.2}) \times 60 \rfloor\}$$

$$RC = \min\{100, \lfloor (\max\{0, (1.0 - \frac{\beta}{3})\} + \frac{\alpha}{1.5}) \times 60 \rfloor\}$$

$$SC = \min\{100, \lfloor (\max\{0, \frac{1.0 - \frac{\alpha}{3}}{5}\} + (\frac{\frac{\beta}{2\alpha} \times 4.2}{5})) \times 100 \rfloor\}$$

CC 式における Δ Value 向上の要因

元式の集中度指標 CC は、 β 帯域の増加と α 帯域の低下を反映する構造を持つが、 α が小さい場合に分母が急激に小さくなり、ノイズによる過大評価が生じやすいという問題があった。

調整後の式では、分母に定数項 (+1.2) を加えることで、 α 帯域が低い場合でも値の発散を抑制し、課題区間における β 帯域増加のみをより安定して反映できる構造とした。

さらに、全体のスケーリング係数を $\times 60$ とすることで、ベースライン区間では過度な値上昇を抑えつつ、課題区間での増加量が相対的に強調され、結果として Δ Value が増大したと考えられる。

RC 式における差分強調の要因

リラックス度指標 RC では、 β 帯域の低下と α 帯域の増加を評価する構造を持つ。元式では、 α 項の係数が比較的大きく、個人差による α 帯域のばらつきがベースライン区間と課題区間の差を埋もれさせる傾向があった。

調整後の式では、 α 帯域の寄与を 1.5 で正規化することで、個人差の影響を低減し、課題遂行に伴う β 帯域変化の影響をより明確に反映するよう設計した。

この結果、RC 値においても課題区間での低下量が明確となり、 Δ Value の絶対値が増加したと考えられる。

SC 式におけるストレス検出精度の改善

ストレス度指標 SC は、 α 帯域の低下と β/α 比の増加を組み合わせた指標である。元式では、 β/α 項の寄与が比較的弱く、課題負荷による変化が十分に反映されない場合があった。

調整後の式では、 β/α 項の係数を 4.2 に増加させることで、課題遂行時に生じる覚醒・緊張状態をより強調する構造とした。同時に、 α 低下項には上限処理を設けることで、ノイズによる急激な値変動を抑制している。

これにより、ストレス状態への移行が SC 値の増加として明確に現れ、 Δ Value の向上につながったと考えられる。

総合的考察

以上より、調整後の算出式は、単に値を増幅するのではなく、

- 分母への定数付加による安定化
- 各帯域の寄与バランスの再設計
- 課題負荷に特有な変化成分の強調

を通じて、ベースラインと課題区間の差分をより明確に抽出できる構造となっている。

6.2.3 実験手順

実験は、ベースライン計測区間と課題遂行区間から構成される。

まず、被験者に対して安静状態を保つよう指示し、最初の10秒間をベースライン区間として脳波を計測した。この区間では、画面注視のみを行い、認知的負荷を与えない状態とした。

次に、被験者に対して課題を提示し、約5分間の指定した音楽の視聴区間を設けた。視聴内容は、あらかじめ選定した認知的負荷の高い音楽とし、ベースライン区間との差が明確に生じるよう設計した。以下に選定した3種類の音源を示す。

1. 波の音とオルゴールの音の組み合わせ（集中効果を狙った音源）
2. 滝の近くで水の流れる音とピアノの音の組み合わせ（リラックス効果を狙った音源）
3. 工事現場での騒音、作業機械の音や重機の稼働音が含まれる（ストレス効果を狙った音源）

1から3の順番で各音源を5分間ずつ視聴し、各区間での脳波データを取得した。1つの音源視聴後に約1分間の休憩時間を設けた。

取得した3種類の音源視聴データに対し、5人の被験者分のデータを用いて、計15セットの実験データを収集した。

6.2.4 被験者

被験者は健常な大学生5名（男性5名）とした。すべての被験者に対して事前に実験内容を説明し、インフォームドコンセントを得た上で実験を実施した。被験者はいずれも神経疾患や精神疾患の既往を有していない。実験は静かな室内環境で行い、被験者は椅子に座った状態で計測を行った。

6.2.5 評価方法

調整前後の算出式について，同一被験者・同一実験データを用いて CC，RC，SC を算出し， Δ 値の比較を行った．

6.2.6 結果および考察

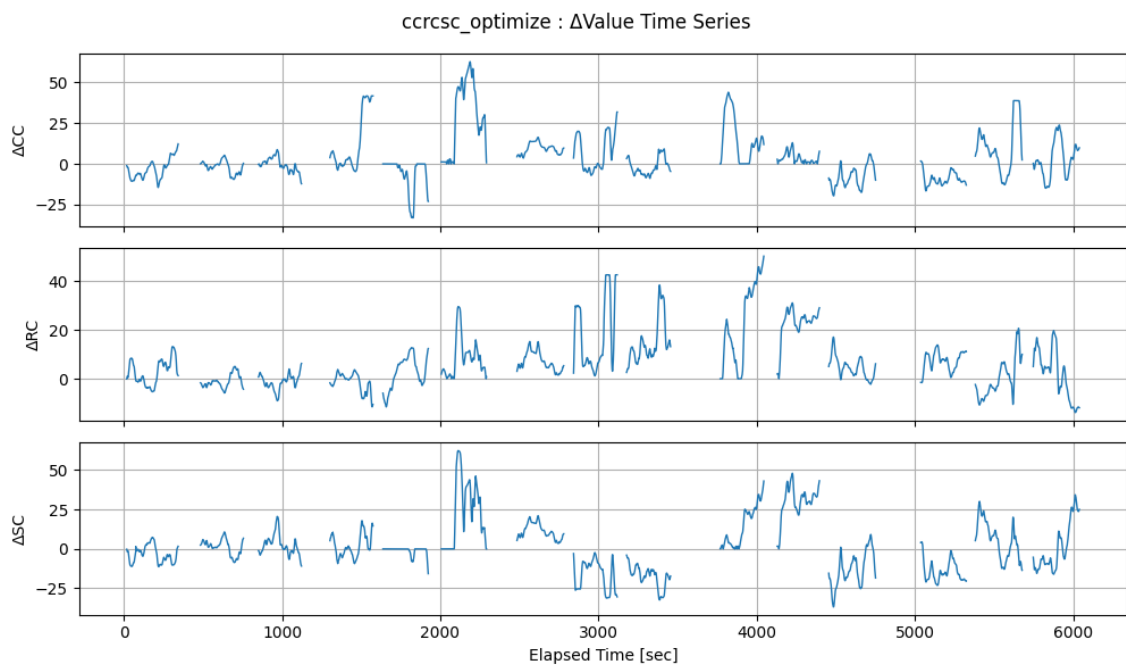


図 6.7: パラメータ調整後のメンタル推定計算式における Δ 値の時間変化

調整後の算出式では，特に CC 値において課題区間での増加量が大きくなり，集中状態の検出感度が向上した．一方で，RC および SC については，過度な変動を抑制する必要性も確認された．

以上より，パラメータ調整は指標の感度向上に有効であるが，安定性とのトレードオフを考慮する必要があることが示された．

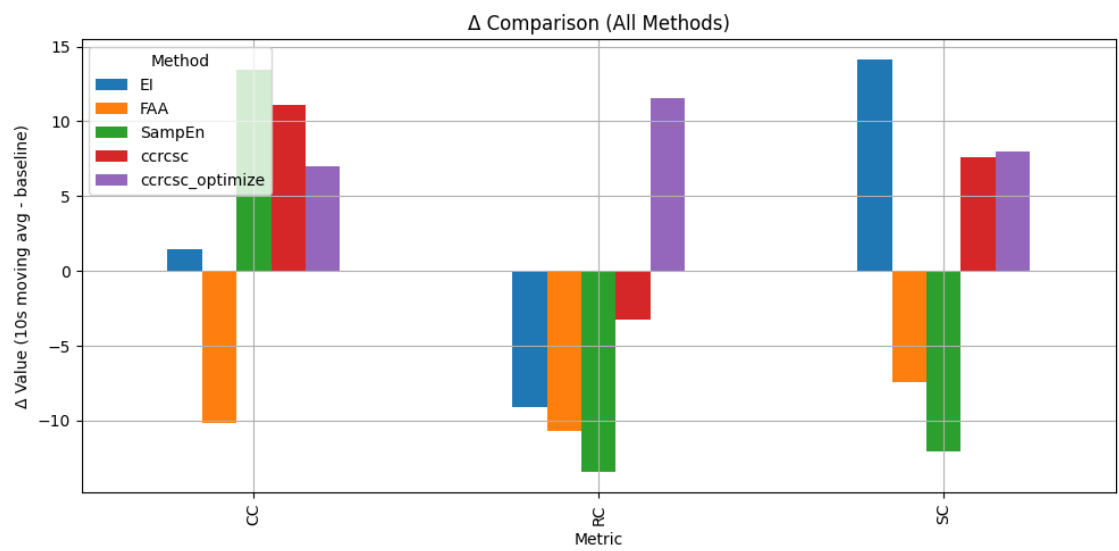


図 6.8: パラメータ調整式を含む 5 つの指標における Δ 値の比較棒グラフ

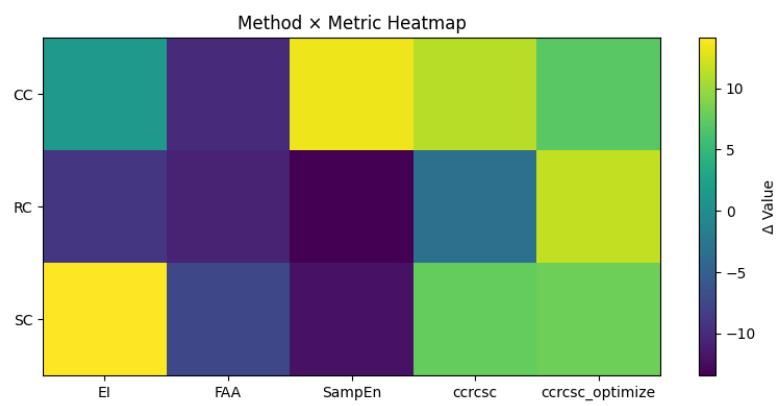


図 6.9: パラメータ調整式を含む 5 つの指標における Δ 値のヒートマップ図

第7章 結論と今後の課題

7.1 結論

将来、技術の発展により個人専用の AI エージェントの開発が予想されると考えられる。上記のような個人専用の AI エージェントが開発された際、相手であるユーザの表情や言葉からユーザ自身の情報を得るだけではなく、心拍や脳波などの生体情報を用いた複数のメンタルの推定が可能となり定量的に数値化できれば、例えば集中とストレスの数値から課題の難易度の推定・評価やリラックスとストレスからリラックス単一よりも具体的に評価が行えるなど特定のメンタル以外の推定や推定の幅が広がることが可能であり、また表情や言葉による感情表現が苦手な人や病気などの理由から表情や言葉による感情表現が困難な人にも負担なくエージェントに情報を与えることができると考えた。このように複数のメンタルの推定システムは将来必要であると考えられ、脳波情報を利用した複数のメンタル (集中・リラックス・ストレス) の推定システムの開発を行った。また本システムに脳波を利用することを考えた際、装着が容易で装着者の行動を制限しないものの方が理想であると考え、本研究では簡易脳波計である MuseS を使用した。脳波計であっても脳波の特徴があらわれるか音楽の視聴による実験を行った結果、簡易脳波計であっても脳波の特徴となるリラックスの指標である α 波や思考状態の指標である β 波、ストレスの指標である β/α が確認できた。音楽視聴の実験の結果ではリラックス時には α 波の増加以外にも、 β 波の減少も見られた。また実験結果から思考状態に β 波が増加するだけでなく、アンケート結果で難易度が難しいと多く回答されていたものの方がストレスの指標である β/α が増加していた。上記の結果からメンタル (集中・リラックス・ストレス) を推定するための計算式を α 波や β 波の強さや比率から考案し、それらが適切な推定が行えるか音楽の視聴による評価実験を行った。評価実験の結果ではメンタルにより中央値の偏りがありメンタル同士の比較が難しかったため、実験結果である各メンタルの実数値に対し偏差値を適用した。その結果、集中・リラックス・ストレスがそれぞれ高くなるであろうと想定した実験通りに各メンタル (集中・リラックス・ストレス) が高い値を示していたことから考案した式による適切な推定が行え、メンタル推定システムの開発に成功したといえる。

7.2 今後の課題

本システムの今後の課題として3つのことを挙げる。

7.2.1 各メンタルの中央値の偏り

1つ目に各メンタルの中央値の偏りへの対応が挙げられる。表??から表??の結果からメンタルごとに中央値の偏りが見られることがわかる。本研究では複数のメンタルの推定を行い結果を比較することで特定のメンタル以外の推定・評価を行うことができると考えていることから、中央値の偏りへの対応は課題として挙げる3つの中で最も優先的に解決しなければいけない課題である。具体的な対応案としては本実験で行ったように推定した実数値から偏差値の値を求める計算をシステム上で行い、求めた結果をメータに反映させることが挙げられる。また偏差値を反映する際には、測定時に基準となる平均値を一定時間で更新する必要もある。

7.2.2 推定の精度を更に向上

2つ目は推定の精度を更に向上させることである。本研究では音楽を視聴することによって脳波のどのような特徴があらわれるか実験を行ったが、時間の都合上により実験回数自体が少なかった。そのため動画の視聴などの別のアプローチから実験方法や実験回数を増やし多くのデータをとることができれば、各周波数帯域での特徴や周波数帯域間の傾向を見つけやすくなると考えられる。周波数帯域間の傾向を見つけることができれば、本研究で考案した集中・リラックス・ストレスの3つの式の α 波や β 波以外の新たなパラメータとして加えることができ、推定の精度の向上を見込むことができる。また集中・リラックス・ストレスの3つの式の中ではストレスの式にのみ重みをつけた。結果ではストレスが他の2つに比べ僅かではあるが値の範囲が大きくなっているように見える。このことから重みをつけた場合つけない場合での式の比較、重みをつけた場合どの割合での重みが最適なのかといった実験を行うことでも推定の精度を向上させる可能であると考えている。

7.2.3 集中・リラックス・ストレス以外のメンタルの推定

3つ目に楽しいや怒りといった本システムで取り上げた代表的なメンタル以外のメンタルを推定するための計算式の考案が挙げられる。本研究ではメンタルとして代表的であり、先行研究としても多く扱われている集中・リラックス・ストレスを中心に実験や推定を行うための式の考案を行った。集中・リラックス・ストレス以外に笑いや喜び、かわいいといったメンタルに関する研究も多くはないが行われている。それらの論文から実験方法や結果を参考にして実験を行うことで、本研究で扱った以外のメンタルを推定するための計算式の考案ができるのではないかと考えている。また実験を行う際には参考にした論文をそのまま真似をするだけでなく、例えば音楽視聴の実験では参考にした曲のみを使用するのではなく他の曲を追加したり変更したりするなどの工夫をすることが重要である。

謝 辞

終始一貫しご指導頂きました，岡山理科大学工学部 片山謙吾教授に感謝致します。また，院生の青山先輩及び，片山研究室ゼミ生の方々にはお世話になりありがとうございました。特に，片山先生には研究に関することだけでなく，文書作成やプレゼンテーションなど様々なことにご指導いただきありがとうございました。大学院でもご指導ご鞭撻のほどよろしく申し上げます。また，1年という期間をかけて一つの物事に取り組む楽しさや計画を立てて行動する大切さを体験させていただいたことを心より感謝いたします。この1年間で得た貴重な知識，経験を活用し大学院でも研究に励みたいと思います。最後に片山研究室へ配属されるゼミ生の方へアドバイスをします。

4年生は研究や就職活動，学業など大変忙しい一年になると思います。そのためどのように一年を過ごすのかしっかり考えて下さい。そうすれば，とても価値のある有意義な1年になると思います。また，研究においては想定通りに進むものではないと考え，何事も早く取り組みより良い研究を目指してください。

関連図書

付録 A LLMを用いたAIエージェントシステムの 検討