

令和8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

第1章 序論	1
1.1 研究の背景と目的	1
1.2 本論文の構成	5
第2章 脳波の概要	6
2.1 脳波の周波数帯分類	6
2.1.1 δ 波	6
2.1.2 θ 波	6
2.1.3 α 波	7
2.1.4 β 波	7
2.1.5 γ 波	7
2.2 脳波とメンタル状態の関係	8
2.3 正常脳波の定義と年齢による特徴	8
2.3.1 小児における正常脳波の特徴	9
2.3.2 成人における正常脳波の特徴	9
2.3.3 高齢者における正常脳波の特徴	9
2.4 脳波計測におけるアーチファクトの詳細	9
2.4.1 脈波	10
2.4.2 眼球運動	10
2.4.3 発汗	10
2.4.4 まばたき	10
2.4.5 不随意運動	11
2.4.6 体動	11
2.4.7 静電誘導	11
2.4.8 電磁誘導	11
2.4.9 分極電圧	11
2.4.10 静電気	12

2.4.11	光電効果	12
2.5	BCI と BMI	13
2.5.1	P300 スペラー	13
2.5.2	運動出力型 BMI	14
2.5.3	感覚入力型 BMI および直接操作型 BMI	14
第 3 章	脳波データに関する理論と手法	15
3.1	Engagement Index (EI) に基づく脳波指標	15
3.1.1	Engagement Index の概念	15
3.1.2	Engagement Index (EI) ベース指標	16
3.1.3	Engagement Index の定義	16
3.1.4	EI における集中度指標 (CC 値) の定義	16
3.1.5	EI におけるリラックス指標 (RC 値) の定義	16
3.1.6	EI におけるストレス指標 (SC 値) の定義	17
3.1.7	正規化処理	17
3.1.8	心理量としての解釈	17
3.2	Frontal Alpha/Beta Asymmetry (FAA 派生指標)	17
3.2.1	Frontal Asymmetry の概念	17
3.2.2	左右前頭部活動に基づく心理指標の定義	18
3.2.3	FAA における集中度指標 (CC 値) の定義	18
3.2.4	FAA におけるリラックス度指標 (RC: Relaxation Component)	19
3.2.5	FAA におけるストレス度指標 (SC: Stress Component)	19
3.2.6	本研究における位置づけ	19
3.3	Sample Entropy に基づく複雑度指標	20
3.3.1	脳波の複雑性と非線形指標	20
3.3.2	Sample Entropy に基づく CC・RC・SC 算出式の定義	20
3.3.3	Sample Entropy の算出	20
3.3.4	SampEn における集中度指標 (CC 値) の定義	20
3.3.5	SampEn におけるリラックス度指標 (RC 値) の定義	21
3.3.6	SampEn におけるストレス度指標 (SC 値) の定義	21
3.4	過去の卒業生の研究に基づく経験的 CC・RC・SC 算出式	21
3.4.1	集中度指標 CC の定義	22
3.4.2	リラックス度指標 RC の定義	22

3.4.3	ストレス度指標 SC の定義	22
3.5	各心理量算出手法の比較と特徴	23
3.5.1	各算出手法の基本的特徴	23
3.5.2	手法間の比較表	23
3.5.3	CC・RC・SC による共通評価軸の意義	24
3.5.4	総合的考察	24
3.5.5	心理量としての位置づけ	24
3.5.6	心理状態評価への応用	24
第 4 章	脳波計測装置 Muse S	26
4.1	Muse S の基本構成	26
4.2	Muse S の主な機能	27
4.3	計測可能な脳波データ	27
4.4	Muse S の装着方法	27
4.5	Bluetooth 接続方法と BLE112 ドングル	28
4.6	データ取得および保存方法	28
4.7	本研究における Muse S の位置づけ	29
第 5 章	考案システムの評価実験	30
5.1	各指標の精度比較実験	30
5.2	パラメータ調整式の精度測定実験	30
第 6 章	結 論	31
6.1	結論	31
6.2	今後の課題	31
付録 A	FSP に対する MBO の解の数の検討	35

図 目 次

1.1	不登校児童生徒数の推移	1
1.2	不登校の原因の内訳	2
1.3	児童生徒が感じた不登校になったきっかけ	2
4.1	MuseS の外観	26
4.2	Muse S の装着例	28

表 目 次

2.1 各周波数成分範囲	8
3.1 心理量算出手法の比較	24
A.1 MBO(m=10)	36
A.2 MBO(m=1)	37
A.3 MBO _{BELE}	38
A.4 MBO _{down}	39
A.5 MBO _{up}	40
A.6 MBO _{shuffle}	41

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。

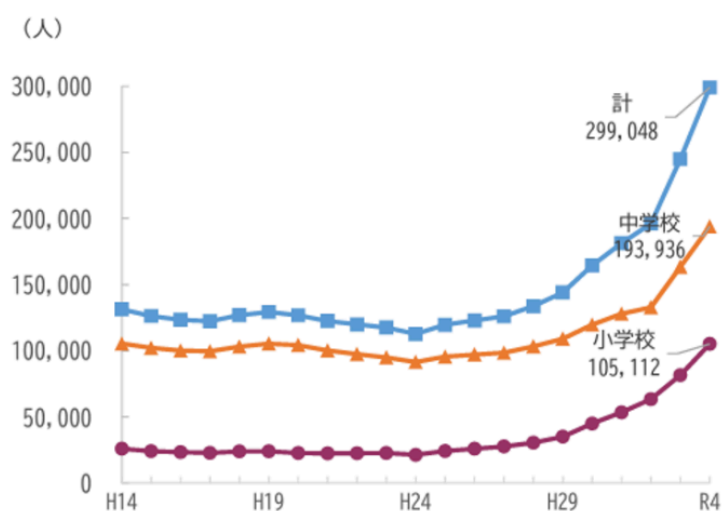


図 1.1: 不登校児童生徒数の推移

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。

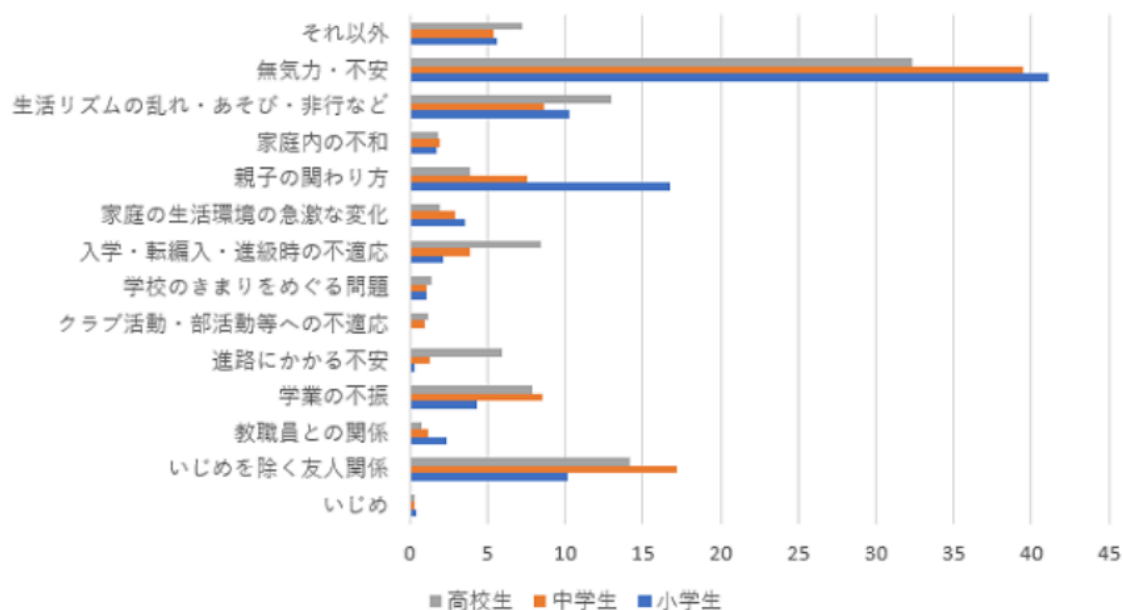


図 1.2: 不登校の原因の内訳

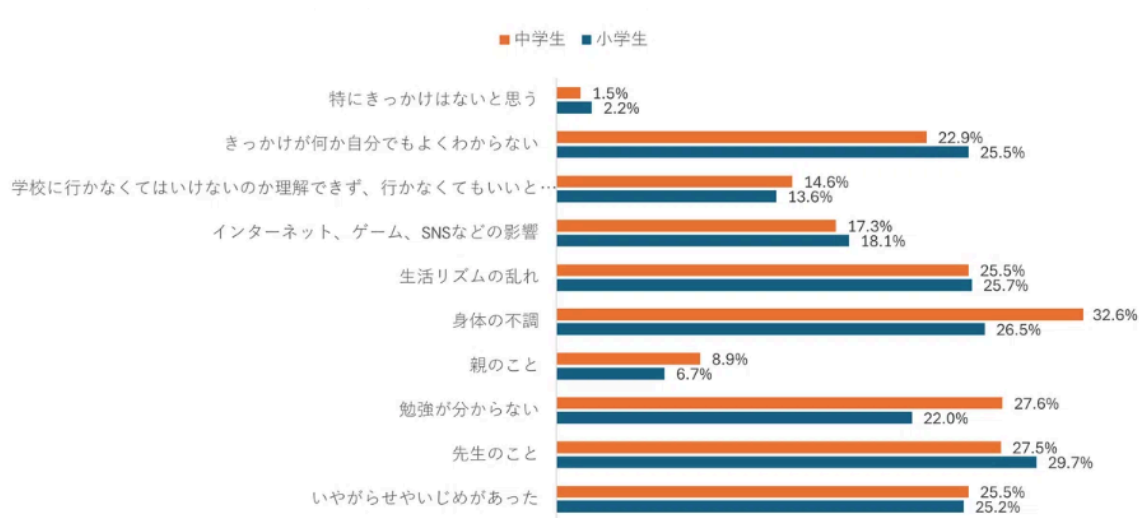


図 1.3: 児童生徒が感じた不登校になったきっかけ

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。

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。そのため、本研究では、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を期待される。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6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。

2.1 脳波の周波数帯分類

一般に、脳波はその周波数帯域に基づいて、 δ 波や θ 波、 α 波、 β 波、 γ 波などに分類される。これらの分類は、脳の活動状態を理解するための基本的な枠組みであり、多くの研究で共通して用いられている。

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 2.1 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, 平穏意識的
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.

2.3 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.

2.3.1 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.

2.3.2 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.

2.3.3 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, 加齢に伴う生理的变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.

2.4 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.

2.4.1 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。

2.4.2 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。

2.4.3 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。

2.4.4 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。

2.4.5 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。

2.4.6 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。

2.4.7 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。

2.4.8 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。

2.4.9 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、適切な電極ジェル塗布が重要である。

2.4.10 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。

2.4.11 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。

2.5 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.

2.5.1 P300 スペラー

P300 スペラーは, 事象関連電位の一つである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.

2.5.2 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。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。

2.5.3 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。

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、H30年度卒業生の平野加奈子先輩が考案し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)、リラクセス度 (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 過去の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.

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

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 3.1 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 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。装着時には、前頭部の電極が左右の眉毛上付近に位置するように調整し、側頭部の電極が耳の上付近に密着するように装着する。Muse S の装着例を図 4.2 に示す。ドライ電極を使用しているため、装着準備に要する時間は短いですが、電極の接触状態が不十分な場合、ノイズの混入や信号品質の低下が生じる可能性がある。そのため、計測前には信号品質を確認することが重要である。



図 4.2: Muse S の装着例

4.5 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。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。Muse S と PC の接続構成を図 4.3 に示す。

図 4.3 Muse S と PC の Bluetooth 接続構成

接続手順としては、まず PC の USB ポートに BLED112 ドングルを接続する。次に Muse S の電源を入れ、ペアリング可能な状態に設定する。専用のストリーミング用のプログラムを起動し、接続可能な BLE デバイスの検索を行った後、Muse S を選択して接続を行う。接続が成功すると、Muse S から送信される脳波データがリアルタイムで PC に受信される。

4.6 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。

4.7 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 考案システムの評価実験

本章では本システムの要である脳状態を推定する指標の精度を比較するために行った実験, また, 過去の実験で考案された式のパラメータを調整した新しい式の精度を測定するために行った検証実験についての実験手順及び実験結果を示す.

5.1 各指標の精度比較実験

5.2 パラメータ調整式の精度測定実験

第6章 結 論

6.1 結論

スケジューリング問題は私たちの生活の中に数多く存在する．特に製造業において効率的なスケジュールを立てることによって，製造効率の向上，コストの削減，納期の見積もりの目処が立てやすくなる．また長時間労働やあるいは人件費削減などが可能になる．このように効率化を行うことによって多くの問題の軽減や解決が可能になる．フローショップスケジューリング問題（Flow-shop Scheduling Problem, FSP）が挙げられる．FSP は代表的な組み合わせ最適化問題の一つであり，NP-困難であるため，現実的な時間で良好な解を算出する近似解法の研究が盛んに行われている．

現在，この問題に対して遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA), 反復貪欲法 (Iterated Greedy, IG), 焼きなまし法 (Simulated Algorithm, SA) など，多くのメタ戦略アルゴリズムが適用されている．近年，これらのアルゴリズムと同様に，渡り鳥の行動を基にしたアルゴリズムである，渡り鳥最適化アルゴリズム (Migrating Birds Optimization, MBO) が提案されており，二次割り当て問題（Quadratic Assignment Problem, QAP）に対する有効なメタ戦略アルゴリズムであることが知られている．

本論文では第??章で，FSP に対する解法として渡り鳥最適化アルゴリズム (Migrating Birds Optimization, MBO) を提案した．第??章では，性能比較実験としてベンチマーク問題例を使用して提案 MBO の性能の評価するため実験を行った．比較解法は FSP に対して最も効率的な手法の一つである反復貪欲法 (Iterated Greedy, IG) とした．結果から従来 IG は提案 MBO に比べて平均的に良好な解を示した．

6.2 今後の課題

今後の課題としては，以下の2点が考えられている．

一つ目は局所探索法の適用が考えられる．従来 MBO は大域的探索に優れているが局所的探索の性能は十分でない．そこで MBO に局所探索性能の向上のため局所探索を導入することで MBO の解の精度がよくなると推測する．しかし，MBO では良好な解の精度を

得ようとする解の集団が大きくなる傾向になる。これらすべての解に局所探索を行うと局所探索の時間を多く要するため、近傍生成の回数が極端に減り解の精度が著しく落ちてしまう。そこで一定の確率で局所探索を行ったり、一部に対して局所探索を行うなど、局所探索の適用方法や解の数を調整する必要がある。MBO に対する局所探索の適用については付録 D に示す。また FSP に対して極めて効率的な解法に IG があり、IG の中でも良好な解を示している Fernandez-Viagas と Framinan らの提案した IG [1] ではジョブを取り除いた時にも局所探索を適用している。これは実行不可能解に対しても局所探索を行うことで解に多様性を与え、解の精度を上げていると考える。

二つ目は多様性の維持が挙げられる。前述した通り、MBO で解の精度を上げようとすると、ある程度解の集団を大きくする必要がある。この理由として、解の集団を大きくすることで集団の多様性を保ち、探索範囲を大きくしていることが考えられる。しかし、この手法では近傍の数も増加するため、解の探索に時間がかかりすぎてしまう。そこで探索範囲をある程度広く保ち、探索性能を上げるために多様性の維持の手法の導入が考えられる。鳥を減らしつつ、探索範囲が広くなることでそれぞれの解の探索時間が増加し解の精度が向上すると考えられる。多様性を維持する手法として評価値に関わらず温度によって近傍解に解の更新を行う SA がある。MBO に SA を適用した例を付録 C に示す。また、多様性を計る方法として Pan, Ruiz らの確率分布モデル [2] がある。これを利用して解の更新を行う手法も考えられる。

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，院生の金原先輩及び，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

- [1] Victor Fernandez-Viagas and Jose M Framinan. A best-of-breed iterated greedy for the permutation flowshop scheduling problem with makespan objective. *Computers & Operations Research*, Vol. 112, p. 104767, 2019.
- [2] Quan-Ke Pan and Rubén Ruiz. An estimation of distribution algorithm for lot-streaming flow shop problems with setup times. *Omega*, Vol. 40, No. 2, pp. 166–180, 2012.

付録 A FSP に対する MBO の解の数の検討

MBO の探索性能は解の数に大きく依存する．解の数が多い程，解の探索範囲が広くなるため良好な解を算出しやすい．しかし，さらに解の数を増やすと十分な解の探索が行われないため，パフォーマンスが下がる．言い換えると，解の数に対する MBO のパフォーマンスは U 字型の挙動を示す．そこで，各アルゴリズム一回試行による計算打ち切り時間 30nm[ms] に対する適切な解の数を検証する．

また並び替え方法を変更することで解の収束にどのような影響がでるか検証するため，複数の並び替えのもと実験を行った．並び替えは以下の通りである．

- MBO($m=10$)
従来通りの MBO
- MBO($m=1$)
並び替え方は従来通りだが各解の近傍を 1 回ずつ生成した後並び替え行う．
以下の並び替えも各解の近傍を 1 回ずつ生成した後別手法の並び替え行う．
- MBO_{BELE}
並び替え時に先頭の解と解の中の最良の解の場所を入れ替える．
- MBO_{Down}
解を解の評価値の降順に並び変える．
- MBO_{Up}
解を解の評価値の昇順に並び替える．
- MBO_{Shuffle}
解をランダムに並び替える．

表 A.1: MBO(m=10)

	bird=11		bird=51		bird=101		bird=151		bird=171		bird=201		bird=251	
	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG
20J 5M	0.000	0.278	0.000	0.051	0.000	0.073	0.000	0.073	0.000	0.073	0.000	0.041	0.000	0.041
20J 10M	0.000	0.498	0.000	0.197	0.000	0.091	0.000	0.024	0.000	0.080	0.000	0.026	0.000	0.022
20J 20M	0.106	0.411	0.015	0.184	0.000	0.079	0.000	0.089	0.000	0.076	0.000	0.057	0.000	0.035
50J 5M	0.000	0.059	0.000	0.017	0.000	0.024	0.000	0.013	0.000	0.004	0.000	0.008	0.000	0.013
50J 10M	0.165	1.233	0.066	0.839	0.077	0.801	0.153	0.730	0.066	0.740	0.022	0.721	0.077	0.696
50J 20M	1.213	2.028	1.045	1.617	0.880	1.457	0.843	1.400	0.954	1.382	0.797	1.271	0.909	1.384
100J 5M	0.000	0.015	0.000	0.002	0.000	0.007	0.000	0.007	0.000	0.005	0.000	0.007	0.000	0.004
100J 10M	0.040	0.425	0.034	0.262	0.029	0.284	0.023	0.249	0.029	0.244	0.040	0.233	0.012	0.241
100J 20M	1.541	2.110	1.337	1.865	1.400	1.758	1.181	1.699	1.333	1.709	1.384	1.773	1.219	1.722
200J 10M	0.009	0.201	0.006	0.149	0.018	0.145	0.000	0.077	0.006	0.080	0.000	0.099	0.000	0.086
200J 20M	1.440	2.053	1.189	1.791	1.184	1.757	1.344	1.796	1.240	1.842	1.320	1.856	1.480	1.938
500J 20M	0.489	0.915	0.287	0.845	0.446	0.842	0.458	0.887	0.485	0.885	0.526	0.955	0.563	0.991
AVERAGE	0.417	0.852	0.332	0.652	0.336	0.610	0.333	0.587	0.343	0.593	0.341	0.587	0.355	0.598

表 A.2: MBO(m=1)

	bird=11		bird=51		bird=101		bird=151		bird=171		bird=201		bird=251	
	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG
20J 5M	0.000	0.158	0.000	0.083	0.000	0.073	0.000	0.073	0.000	0.041	0.000	0.041	0.000	0.041
20J 10M	0.000	0.539	0.000	0.219	0.000	0.134	0.000	0.062	0.000	0.041	0.000	0.044	0.000	0.052
20J 20M	0.015	0.355	0.030	0.189	0.000	0.084	0.000	0.065	0.000	0.049	0.000	0.050	0.000	0.058
50J 5M	0.000	0.068	0.000	0.025	0.000	0.019	0.000	0.010	0.000	0.009	0.000	0.011	0.000	0.016
50J 10M	0.237	1.201	0.218	0.863	0.131	0.850	0.000	0.772	0.132	0.737	0.077	0.720	0.077	0.689
50J 20M	1.269	2.237	1.097	1.593	0.754	1.335	0.837	1.267	0.833	1.286	0.711	1.322	0.913	1.343
100J 5M	0.000	0.045	0.000	0.011	0.000	0.006	0.000	0.007	0.000	0.003	0.000	0.003	0.000	0.004
100J 10M	0.175	0.489	0.040	0.317	0.017	0.229	0.023	0.213	0.017	0.227	0.012	0.234	0.017	0.252
100J 20M	1.293	2.090	1.223	1.802	0.881	1.589	1.027	1.681	1.031	1.597	1.291	1.670	1.412	1.770
200J 10M	0.022	0.281	0.015	0.178	0.006	0.107	0.003	0.097	0.009	0.098	0.006	0.109	0.012	0.114
200J 20M	1.470	2.103	1.190	1.789	1.110	1.608	1.110	1.659	1.314	1.709	1.177	1.772	1.266	1.849
500J 20M	0.380	0.910	0.277	0.728	0.285	0.736	0.268	0.796	0.441	0.837	0.436	0.864	0.527	0.949
AVERAGE	0.405	0.873	0.341	0.650	0.265	0.564	0.272	0.558	0.315	0.553	0.309	0.570	0.352	0.595

表 A.3: MBO_{BELE}

	bird=11		bird=51		bird=101		bird=151		bird=171		bird=201		bird=251	
	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG
20J 5M	0.000	0.278	0.000	0.051	0.000	0.073	0.000	0.073	0.000	0.060	0.000	0.041	0.000	0.041
20J 10M	0.000	0.498	0.000	0.197	0.000	0.091	0.000	0.024	0.000	0.061	0.000	0.026	0.000	0.022
20J 20M	0.106	0.411	0.015	0.184	0.000	0.079	0.000	0.089	0.000	0.073	0.000	0.057	0.000	0.035
50J 5M	0.000	0.059	0.000	0.017	0.000	0.024	0.000	0.013	0.000	0.011	0.000	0.008	0.000	0.013
50J 10M	0.165	1.233	0.066	0.839	0.077	0.801	0.153	0.730	0.092	0.734	0.022	0.721	0.077	0.696
50J 20M	1.213	2.028	1.045	1.617	0.880	1.457	0.843	1.400	0.918	1.367	0.797	1.271	0.909	1.384
100J 5M	0.000	0.015	0.000	0.002	0.000	0.007	0.000	0.007	0.000	0.005	0.000	0.007	0.000	0.004
100J 10M	0.040	0.425	0.034	0.262	0.029	0.284	0.023	0.249	0.022	0.251	0.040	0.233	0.012	0.241
100J 20M	1.541	2.110	1.337	1.865	1.400	1.758	1.181	1.699	1.283	1.724	1.384	1.773	1.219	1.722
200J 10M	0.009	0.201	0.006	0.149	0.018	0.145	0.000	0.077	0.007	0.089	0.000	0.099	0.000	0.086
200J 20M	1.440	2.053	1.189	1.791	1.184	1.757	1.344	1.796	1.256	1.813	1.320	1.856	1.480	1.938
500J 20M	0.489	0.915	0.287	0.845	0.446	0.842	0.458	0.887	0.440	0.878	0.526	0.955	0.563	0.991
AVERAGE	0.417	0.852	0.332	0.652	0.336	0.610	0.333	0.587	0.335	0.589	0.341	0.587	0.355	0.598

表 A.4: MBO_{down}

	bird=11		bird=51		bird=101		bird=151		bird=171		bird=201		bird=251	
	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG
20J 5M	0.000	0.105	0.000	0.041	0.000	0.041	0.000	0.041	0.000	0.049	0.000	0.041	0.000	0.041
20J 10M	0.000	0.094	0.000	0.037	0.000	0.004	0.000	0.045	0.000	0.011	0.000	0.000	0.000	0.011
20J 20M	0.000	0.163	0.000	0.053	0.000	0.047	0.000	0.025	0.000	0.022	0.000	0.019	0.000	0.012
50J 5M	0.000	0.013	0.000	0.011	0.000	0.008	0.000	0.008	0.000	0.005	0.000	0.010	0.000	0.012
50J 10M	0.197	1.022	0.186	0.896	0.065	0.821	0.229	0.862	0.065	0.835	0.187	0.867	0.109	0.902
50J 20M	1.451	1.918	1.126	1.579	1.132	1.588	1.202	1.546	1.134	1.528	1.142	1.496	1.143	1.571
100J 5M	0.000	0.003	0.000	0.005	0.000	0.002	0.000	0.006	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004
100J 10M	0.040	0.354	0.029	0.346	0.035	0.321	0.053	0.334	0.035	0.323	0.053	0.349	0.065	0.315
100J 20M	1.573	2.093	1.514	2.047	1.574	1.985	1.454	2.039	1.592	2.038	1.569	2.046	1.646	2.127
200J 10M	0.015	0.183	0.025	0.159	0.028	0.165	0.012	0.188	0.024	0.169	0.028	0.182	0.034	0.178
200J 20M	1.560	2.126	1.377	2.070	1.628	2.099	1.480	2.151	1.667	2.193	1.664	2.233	1.696	2.288
500J 20M	0.587	1.026	0.678	1.052	0.632	1.114	0.692	1.187	0.742	1.185	0.797	1.230	0.901	1.317
AVERAGE	0.452	0.758	0.411	0.691	0.425	0.683	0.427	0.703	0.438	0.696	0.453	0.706	0.466	0.731

表 A.5: MBO_{up}

	bird=11		bird=51		bird=101		bird=151		bird=171		bird=201		bird=251	
	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG
20J 5M	0.000	0.258	0.000	0.056	0.000	0.073	0.000	0.161	0.000	0.027	0.000	0.041	0.000	0.060
20J 10M	0.000	0.482	0.000	0.168	0.000	0.076	0.000	0.453	0.000	0.238	0.000	0.253	0.000	0.144
20J 20M	0.250	0.533	0.000	0.199	0.000	0.092	0.149	0.490	0.044	0.328	0.032	0.284	0.013	0.219
50J 5M	0.000	0.071	0.000	0.058	0.000	0.033	0.000	0.047	0.000	0.035	0.000	0.027	0.000	0.022
50J 10M	0.185	1.055	0.196	0.915	0.087	0.879	0.471	1.271	0.199	0.941	0.110	1.049	0.186	0.910
50J 20M	1.340	2.223	1.187	1.850	1.053	1.643	1.450	2.195	1.308	1.817	1.429	1.828	1.099	1.723
100J 5M	0.000	0.019	0.000	0.006	0.000	0.008	0.000	0.024	0.000	0.008	0.000	0.007	0.000	0.003
100J 10M	0.116	0.490	0.034	0.337	0.023	0.255	0.049	0.471	0.078	0.468	0.104	0.465	0.064	0.389
100J 20M	1.587	2.283	1.334	1.891	1.243	1.832	1.589	2.242	1.098	1.970	1.223	1.894	1.406	1.960
200J 10M	0.024	0.280	0.003	0.199	0.009	0.156	0.012	0.207	0.022	0.171	0.003	0.179	0.006	0.164
200J 20M	1.387	2.171	1.380	1.878	1.161	1.714	1.273	2.004	1.371	1.929	1.151	1.845	1.376	1.969
500J 20M	0.447	0.957	0.283	0.839	0.319	0.817	0.480	0.957	0.405	0.873	0.411	0.855	0.488	0.936
AVERAGE	0.445	0.902	0.368	0.700	0.325	0.631	0.456	0.877	0.377	0.734	0.372	0.727	0.386	0.708

表 A.6: $MBO_{shufffle}$

	bird=11		bird=51		bird=101		bird=151		bird=171		bird=201		bird=251	
	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG	best	AVG
20J 5M	0.000	0.225	0.000	0.131	0.000	0.041	0.000	0.073	0.000	0.041	0.000	0.041	0.000	0.041
20J 10M	0.000	0.553	0.000	0.292	0.000	0.174	0.000	0.145	0.000	0.118	0.000	0.110	0.000	0.090
20J 20M	0.029	0.387	0.015	0.201	0.000	0.138	0.000	0.097	0.000	0.108	0.000	0.105	0.000	0.075
50J 5M	0.000	0.059	0.000	0.037	0.000	0.054	0.000	0.018	0.000	0.018	0.000	0.015	0.000	0.013
50J 10M	0.174	1.209	0.109	1.077	0.196	0.884	0.142	0.859	0.153	0.867	0.080	0.856	0.142	0.821
50J 20M	1.191	2.002	1.036	1.666	0.920	1.596	1.204	1.593	1.025	1.529	0.892	1.561	0.890	1.484
100J 5M	0.000	0.011	0.000	0.009	0.000	0.010	0.000	0.005	0.000	0.006	0.000	0.008	0.000	0.008
100J 10M	0.052	0.448	0.023	0.399	0.041	0.300	0.052	0.311	0.023	0.335	0.006	0.322	0.023	0.272
100J 20M	1.420	2.155	1.575	1.926	1.471	1.904	1.397	1.785	0.922	1.761	1.314	1.800	1.244	1.690
200J 10M	0.000	0.206	0.010	0.259	0.003	0.201	0.003	0.218	0.000	0.148	0.013	0.178	0.000	0.096
200J 20M	1.570	2.161	1.184	1.831	1.281	1.807	1.048	1.673	1.030	1.672	1.087	1.744	1.092	1.723
500J 20M	0.346	0.936	0.425	0.788	0.319	0.785	0.334	0.795	0.360	0.800	0.309	0.793	0.421	0.845
AVERAGE	0.399	0.863	0.365	0.718	0.352	0.658	0.348	0.631	0.293	0.617	0.308	0.628	0.318	0.596

近傍生成を変更したことにより探索性能が上昇し、解の集団を大きくすることで解の精度が高くなった。具体的には解の数を 171 付近で良好な解を得られた。また、解の並び替えによっても解の精度に影響がある。特に $\text{MBO}(m=1)$, MBO_{BELE} , では良好な解を示した。