

脳波を用いた認知負荷推定における被験者間汎化性能の調査

諏訪部 開^{1,a)} 荒川 豊^{1,2} 安本 慶一¹

概要: 近年、何らかのタスクを被験者に課し、行動変容を促す研究が盛んに行われている。しかし、タスクによって被験者にかかる認知負荷が不適切である場合、被験者はタスクに集中できなくなり、その効用が低下することが知られている。そこで、被験者の認知負荷量を適切に保つため、脳波などの生理信号を計測し、被験者の認知負荷量を読み出す研究が多くなされている。しかし、先行研究では被験者ごとに認知負荷量の識別器を構築しているため、トレーニングデータを計測していない被験者の認知負荷量を予測することはできない。この問題を解決するため、本研究では、認知タスクを複数の被験者に課し、各被験者の脳波を計測して構築した認知負荷量の識別器が、他の被験者の認知負荷量を正しく識別できるかを検証するための実験について述べる。

Investigating inter-subjects generalization performance in cognitive load estimation using electroencephalogram

SUWABE KAI^{1,a)} ARAKAWA YUTAKA^{1,2} YASUMOTO KEIICHI¹

1. はじめに

近年、何らかのタスクを用いて被験者のモチベーションを刺激し、行動変容を促すことで様々な社会問題を解決しようとする研究が盛んに行われている。たとえば、発電所が効率の良い発電を行うための行動について、被験者が長期的かつ自発的に学習するのを促すようなシリアスゲームを提案した研究 [1] や、ゴミ箱の上にバスケットゴールを設置し、被験者が自主的にゴミを投げ入れたいくなるような仕掛けの研究 [2] がある。

しかしながら、このように被験者へタスクを課す際、被験者の能力 (Skills) とタスクに要求される手応え (Challenge) のバランスが悪く、被験者にかかる認知負荷が不適切である場合、被験者はタスクに集中できなくなることが知られている [3]。被験者のパフォーマンスが十分に発揮される状態 (Flow) は、Skills と Challenge の高低に応じて図 1 のように表される。認知負荷が高すぎる場合には、被験者に

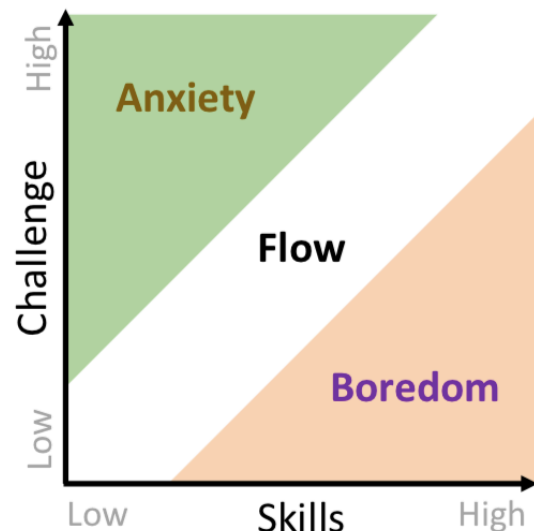


図 1 Skills と Challenge のバランスで記述される Flow のモデル

ストレスが掛かってタスクに対するモチベーションが低下し、逆に認知負荷が低すぎると、タスクと無関係な思考が生じ、タスクの成績が悪化することが示されている [4]。

そこで、被験者が高いパフォーマンスを発揮するよう認知負荷量を適切に保つため、被験者の認知負荷量を調べる

¹ 奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology
〒630-0192, 奈良県生駒市高山町 8916-5

² JST さきがけ

^{a)} suwabe.kai.sz1@is.naist.jp

研究が多くなされている。認知負荷量を調べる手法には、認知タスクの成績をもとに算出するものや、生理信号から読み出すものがある。

前者の例として、Gwizdka[5]は、指定された情報を Web を用いて検索するメインタスクと同時に、ポップアップウィンドウを用いた認知タスクを課し、その成績でメインタスクが被験者に掛ける認知負荷量を調べた。

しかし、このように認知タスクを並行して課す研究では、連続的に認知負荷量を計測できなかつたり、認知タスクがメインタスクの妨げとなつたりする欠点がある。この点において、生理情報から認知負荷量を読み出す手法はより有用であると考えられている。このような研究の一つに、脳活動を用いた Daniel ら [6] の近赤外脳機能計測法 (fNIRS) を用いたものがある。この研究では、ゲームをプレイする被験者の脳活動を計測し、計測データから計算した認知負荷量をフィードバックしてゲームの難易度を動的に変化させると、被験者のゲームに対する集中が維持され、ゲームの成績が上がることを示されている。

また、脳波を用いたものには、Shouyi ら [7] の研究がある。この研究では、より実環境に近い状態での認知負荷を計測するため、無線で脳波を計測できる装置を被験者に装着させ、認知負荷量の異なる 4 種類のタスクを課した際の脳波データが識別可能であることを示した。

しかし、以上に示した先行研究では、認知機能を司る脳の情報から認知負荷量を高い精度で識別できているが、被験者ごとに認知負荷量の識別器を構築しているため、トレーニングデータの計測が必要であり、未知の被験者の認知負荷量は予測することができない。

この問題を解決する手法を検討するため、本研究では、認知タスクを複数の被験者に課し、各被験者の脳波を計測して構築した認知負荷量の識別器が、他の被験者の認知負荷量を正しく識別できるかを検証する。本稿では、脳波を用いた認知負荷推定における被験者間汎化性能を調査するため、複数の被験者に対して行った実験方法について述べ、その結果を示す。

以下、2 章で関連研究を紹介し、3 章で実験の詳細を説明する。その後、4 章で実験によって得られたデータの解析結果を示し、5 章で本稿のまとめを述べる。

2. 関連研究

認知負荷量を読み出すため、認知的な処理や機能を担う脳の情報は特に注目されており、認知負荷量に応じて脳活動が変化することが脳イメージング研究によって示されている [8]。そこで、本章では脳の情報を用いて認知負荷量を読み出す既存研究を紹介する。

Daniel ら [6] は fNIRS を用いて、ゲームをプレイする被験者の脳活動を計測し、計測データから計算した認知負荷量に応じてゲーム（複数の無人航空機に指示を与えて、そ

れぞれのターゲット領域を次々と巡っていくタスク）の難易度を動的に変化させることで、ゲームにおいてエラー（飛行禁止領域への侵入）を 35[%] 減少させることに成功した。

一方で、Shouyi ら [7] は無線で脳波を計測できる脳波計を用いて、認知タスクを課した被験者の脳波を計測し、計測データから認知タスクの難易度レベルを識別できることを示した。

しかし、これらの既存研究は、あらかじめ被験者に高い認知負荷を掛けた状態と低い負荷を掛けた状態の脳活動を計測し、そのデータを用いて認知負荷量の識別器を構築しているため、そのような計測を事前に行えない未知の被験者の認知負荷量は予測することができない。

本研究では、未知の被験者に対する認知負荷量の推定手法について検討するため、認知タスクを複数の被験者に課し、各被験者の脳波を計測して構築した認知負荷量の識別器が、他の被験者の認知負荷量を正しく識別できるかを表す汎化性能を調べるための実験方法について述べる。

3. 実験方法

本章では、識別器の被験者間における汎化性能を調べるために行った、認知タスクを課した被験者の脳波データを計測する実験について述べる。まず、実験に参加した被験者の情報と、計測に用いた脳波計の情報を述べる。その後、被験者の認知負荷量を変化させるために採用したタスクについて説明し、最後に行った実験の流れを示す。

3.1 被験者

識別器の被験者間における汎化性能を調べるため、3 人の被験者が実験に参加した。3 人は 23-25 歳の健康な男性である。すべての被験者には脳波計測を行う前日に実験内容を説明し、認知タスクに慣れさせるため、計測時と同じタスクを脳波計を装着せずに 1 セッション行わせた。

3.2 計測機器

脳波の計測には、Emotiv 社の EPOC+を用いた。EPOC+は、無線での計測が可能である上、一般的な脳波計に必要な導電材のペーストを必要とせず、生理食塩水を電極フェルトにつければ計測できるため、被験者の負担が小さく、実環境に近い環境で使用できる脳波計である。

本実験では、EPOC+の 14 チャンネルを使って、サンプリング周波数を 128[Hz] として計測を行った。

3.3 認知タスク

認知負荷量を変化させるために被験者へ課した認知タスクについて説明する。本研究では、認知タスクとして N-back タスク [9] を用いた。N-back タスクは、認知負荷を調査する研究において広く用いられているタスクであ

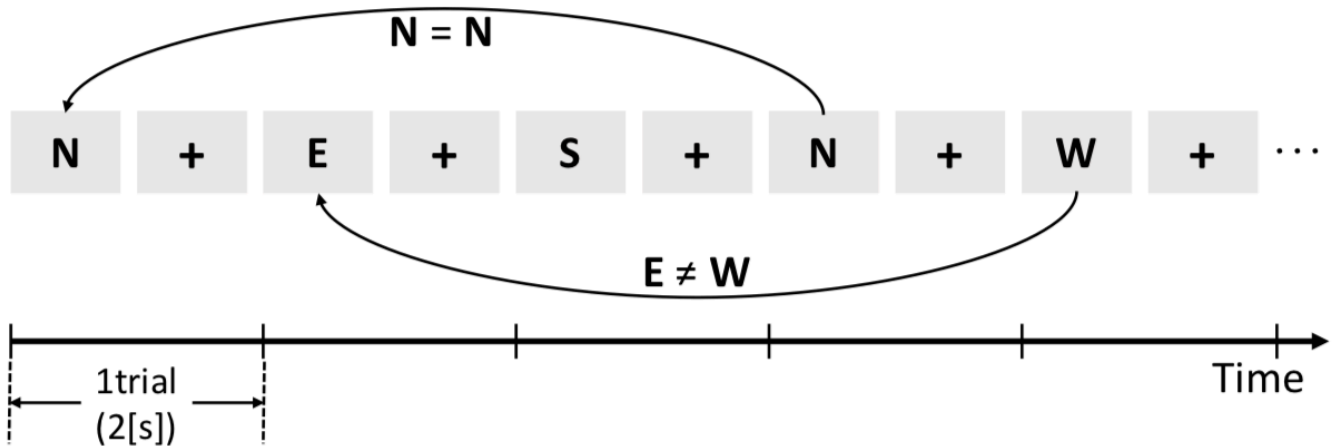


図 2 3-back タスクの例

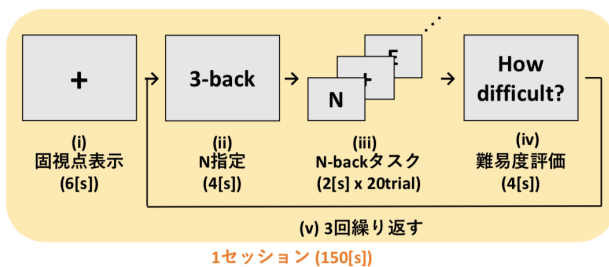


図 3 1セッションの流れ

る [6][7]. N-back タスクでは、スクリーン上に文字や図形を次々呈示し、N 個前に表示された画面と現在表示されている画面が同じか否かを被験者に答えさせる。また、被験者の認知負荷量は、N の値が増えるのに応じて増加する。

本実験では、PC の画面上に 'N', 'E', 'W', 'S' の 4 文字のいずれかと固視点*1を交互に表示した。N の値は、0 (負荷なし)、1 (低負荷)、3 (高負荷) のいずれかとした。本実験における 3-back タスクの例を図 2 に示す。

3.4 実験の手続き

本実験では、各被験者が 150 秒のセッションを 20 回行った。セッションの内訳は以下の通りである。

- i. 固視点表示 (6 秒)
- ii. N 指定 (4 秒)
- iii. N-back タスク (2 秒 × 20 回)
- iv. 難易度評価 (4 秒)
- v. ii~iv を 3 回繰り返す

この流れを図 3 に示す。呈示刺激は、PsychoPy で作成した。セッションの冒頭では必ず固視点を 6 秒間表示し (ステップ i)、その後で N の値 (0, 1, 3 のいずれか) を同一セッション内で重複しないようにランダムで指定し、4 秒

*1 呈示刺激が出ていない間に被験者があまり目を動かさないよう注視してもらう点のこと。

間表示する (ステップ ii)。N-back タスクでは、図 2 で示す文字と固視点が表示される 2 秒間の連なりを 1trial とし、N 個前に表示された画面と現在表示されている画面が同じであるならば 'N' キー、違うならば 'M' キーを押す trial を 20 回行う (ステップ iii)。N-back タスクを終えた後、その N-back タスクが被験者にとってどの程度難しかったかを '1' (とても易しい)、'2' (易しい)、'3' (どちらとも言えない)、'4' (やや難しい)、'5' (とても難しい) で評価し、4 秒以内にキーボードで入力する (ステップ iv)。このうち、ステップ ii~iv を 3 段階の N-back タスクが終わるまで繰り返す。

4. 結果

本章では、前章で説明した実験によって得られた結果について述べる。まず、N-back タスクの成績を示す。次に、脳波データを解析する前にアーチファクトの除去のため行った前処理の行程を述べ、その後で脳波データの解析方法を示す。

4.1 N-back タスクの成績

各被験者の N-back タスクの成績について述べる。

まず、各タスクの平均正答率を被験者ごとに調べた。結果は、図 4 のとおりである。0-back タスクはすべての反応を正答とみなすので、グラフに示すのは 1-back タスクと 3-back タスクの結果のみとした。すべての被験者の平均正答率は、1-back タスクより 3-back タスクにおいて低くなった。この結果から、3-back タスクは各被験者に強い認知負荷を掛けることができていることが確かめられた。

次に、各タスクにおける反応時間を被験者ごとに調べた。この平均値を図 5 に示す。すべての被験者は、N-back タスクの N が大きくなるにつれて、反応時間が長くなる結果が得られた。このことから、0-back タスク、1-back タスク、3-back タスクはこの順に被験者に掛かる認知負荷が強

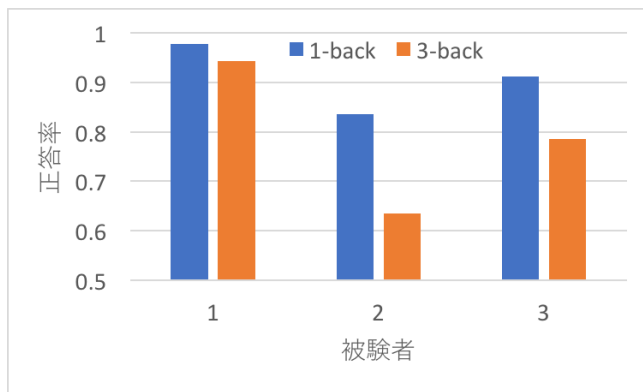


図 4 N-back タスクの正答率

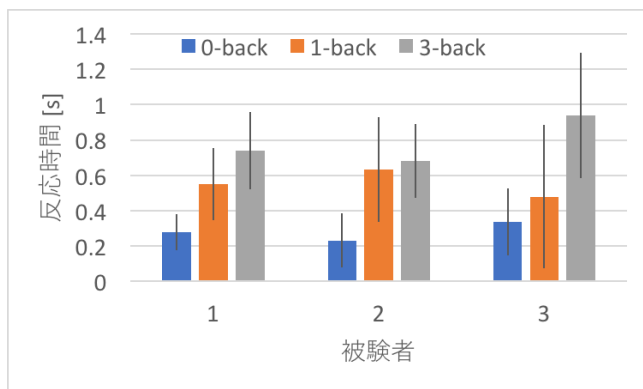


図 5 N-back タスクの反応時間の平均値

くなっていることが確かめられた。

以上の結果は、N-back タスクがたしかに被験者の認知負荷量を変化させられることを示すものである。また、すべての被験者が正答率や反応時間の正答率において同様の傾向を示したことから、3人の被験者の適切な認知負荷量は同程度であり、脳波データに共通のパターンが表れている可能性がある。

4.2 脳波データの前処理

本稿では、脳波データの解析まで至っていないので、今後予定している処理について述べる。まず、脳波データに乗ったアーチファクトの影響を抑えるため、解析を行う前に前処理にかける予定である。前処理には、ADJUST[10]を用いる。ADJUSTは、独立成分分析(ICA)によるアーチファクトの分離を自動で行うことができるアルゴリズムである。これを利用して、繰り返し脳波計測をする際に一般的に行われる前処理[11]を以下の順で実行する。

- (1) ハイパスフィルタに通し、0.3[Hz]未満の低周波成分を除去する。
- (2) 計測時に接触の具合が悪かったチャンネルのデータを除外する。
- (3) ICAを行う。
- (4) ADJUSTでアーチファクトを特定し、除去する。

4.3 識別器の構築と被験者間汎化性能の調査手順

以下の手順で、識別器の被験者間汎化性能を調査することを検討している。

- 被験者から測定した脳波データから、タスクの難易度(N-backのN)を推定する識別器を構築する。機械学習アルゴリズムとしてSVMを、特徴量として脳波計の各チャンネルの各周波数の強さを使用する。
- Leave-one-session-out 交差検証による識別精度を調査する。
- Leave-one-person-out 交差検証による識別精度を調査する。
- 上記の2つの結果を比較する。

5. おわりに

様々なタスクに対する人の認知負荷量を予測し、認知負荷量を適切に保つようなタスク割り当てができれば、個々人のタスク実行時のパフォーマンスを最大化できる。この目的のため、脳波などの生理信号を計測し、被験者の認知負荷量を読み出す研究が多くなされてきたが、被験者ごとに認知負荷量の識別器を構築しているため、訓練データを計測していない未知の被験者の認知負荷量を予測することはできないという問題があった。本稿では、難易度が容易に調整可能なN-backタスクを認知タスクとして採用し、複数の被験者に適用した際の脳波を計測して認知負荷量の識別器を構築するとともに、他の被験者の認知負荷量を正しく識別できるかを確かめるために行う実験について説明し、その実験を行って計測したデータの行動上の結果を示した。この結果、実験に参加したすべての被験者に同様の認知的負荷が掛けられており、この3人について適切な認知負荷量が近いことが分かった。

今回、脳波データの測定・取得を行ったが、識別器の構築、被験者間の識別器の汎化性能の調査にまでは至らなかった。今後、この調査を行うための実験を進める。また、今後の展望として、より多様な被験者に対する識別器の汎化性能を検証すること、N-Back以外のタスクへの識別器の汎化性能の検証に拡張することなどが挙げられる。

謝辞 本研究の一部は、JST さきがけ(16817861)、および、JST CREST(JPMJCR16E1)の支援により実施されている。

参考文献

- [1] 中村 仁美, 荒川 豊, 安本 慶一: 快適度を考慮した電力ピークシフトに貢献する行動を学習可能なシリアスゲームの提案と開発, MBL 73, 1 (2014), 1-7.
- [2] Matsumura, N.: *A Shikake as an Embodied Trigger for Behavior Change*, AAAI Press Technical Report, SS 13, 6 (2013), 62-67.
- [3] Csikszentmihalyi, M.: *Beyond Boredom and Anxiety*, JosseyBass Publishers, San Francisco (1975).
- [4] Smallwood, J. and Schooler, J. W.: *The Science of Mind*

- Wandering: Empirically Navigating the Stream of Consciousness*, Annual Review of Psychology 66 (2015), 487-518.
- [5] Gwizdka, J.: *Distribution of cognitive load in web search*, J. Am. Soc. Inform. Sci. Technol. 61, 11 (2010), 2167-2187.
- [6] Daniel, A., Evan, M. P., Erin, T. S., Andrew, J., Samuel, W. H., Eli, T. B., Remco, C., Robert, J. K. J.: *Dynamic Difficulty Using Brain Metrics of Workload*, In Proc. CHI 2014, ACM Press (2014), 3797-3806.
- [7] Shouyi, W., Jacek G. and W. Art, C.: *Using Wireless EEG Signals to Assess Memory Workload in the n-Back Task*, IEEE Transactions on Human-Machine Systems 46, 3 (2016), 424-435.
- [8] Konishi, M., McLaren, D. G., Engen, H. and Smallwood, J.: *Shaped by the Past: The Default Mode Network Supports Cognition that Is Independent of Immediate Perceptual Input*, PLoS ONE 10, 6 (2015).
- [9] Gevins, A. S., and Cutillo, B. C.: *Neuroelectric evidence for distributed processing in human working memory*, Electroencephalogr Clin Neurophysiol 87 (1993), 128-143.
- [10] Mognon, A., Jovicich, J., Bruzzone, L. and Buiatti, M.: *Adjust: An automatic EEG artifact detector based on the joint use of spatial and temporal features*, Psychophysiology 48, 2 (2011), 229-240.
- [11] Buiatti, M. and Mognon, A.: *ADJUST Tutorial An Automatic EEG artifact Detector based on the Joint Use of Spatial and Temporal features* (online), 入手先 (https://www.nitrc.org/docman/view.php/739/2101/TutorialADJUST1_1.pdf) (2018.04.17).