
脳波計測を用いたプログラム理解タスクの判別

Task Classification Method for Program Comprehension using Electroencephalogram

幾谷 吉晴* 上野 秀剛† 中川 尊雄‡

あらまし 開発者が取り組んでいるタスクをリアルタイムに判別できれば、状況に合わせた柔軟な支援が可能となる。本稿では機械学習を利用して、プログラム理解時の開発者の脳波計測結果と実施タスクの記録から、タスクの判別ができるか検討する。脳波計測を用いたタスク判別の有効性を調べるため、脳活動に差異が表れると報告された2種のプログラム理解タスクについて、脳波を計測する被験者実験を実施し、計測値に対する機械学習結果の分析を試みる。

1 はじめに

プログラム理解はデバッグや実装など複数の行程で実施される重要な作業である。プログラム理解は文章理解、数値計算、条件分岐の判断といった複数の小規模なタスク（マイクロタスク）からなり、1つの行程中にこれらのマイクロタスクを切り替えながら作業をする。プログラム理解時に開発者が取り組んでいるマイクロタスクを判別できれば、それぞれに応じた支援が可能になると期待される。

Human Computer Interaction (HCI) の分野において、計測した脳活動から被験者が取り組んでいる実験タスクを判別する研究が行われている。例えば、Leeらは計測した脳波データの機械学習から、2種類の実験タスクを80%以上の精度で判別できることを示している [1]。ソフトウェア工学において、Siegmondらは functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI) を利用することで、取り組んでいるプログラム理解時のマイクロタスクに応じて、脳活動が活発になる部位や、時間変化のパターンが変化することを示している [2]。

プログラム理解を対象にした場合でも、マイクロタスクによって部位ごとの脳活動や時系列パターンが変化するならば、機械学習により開発者が取り組んでいるマイクロタスクの判別ができると考えられる。特に近年、利用コストが大幅に低下している脳波計測装置を用いてマイクロタスクの判別ができれば、実務環境へ低コストで導入可能な開発者支援ツールの実現に繋がると考えられる。そこで本稿では安価な脳波計測装置を用いて、プログラム理解時に開発者が取り組んでいるマイクロタスクを判別できるか検証するための実験設計を示す。

2 実験設計

明示的に実験タスクを切り替えた際の脳波データから、2種類の実験タスクと安静状態を機械学習によって判別できるか検証する。脳波の計測には\$499で購入可能なEmotiv社製のEmotiv EPOCを利用する。Emotiv EPOCは無線方式を採用し、装着が容易で動作の拘束が小さいため、長時間の実験でも被験者へ与える疲労が少なくなる。判別には実験タスク間で脳活動が異なることが必要なため、Siegmondらがタスク間で脳活動に差があることをfMRIによる計測で確認しているものを実験タスクとして採用する [2]。それぞれの詳細を以下に示す。

- Comprehension task : 20行以内のコード片を読み出力値を解答する (30秒)

*Yoshiharu Ikutani, 奈良工業高等専門学校 電子情報工学専攻

†Hidetake Uwano, 奈良工業高等専門学校

‡Takao Nakagawa, 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科

- Syntax task : 20 行以内のコード片の中の Syntax error を見つける (30 秒)
- Rest : 一点を見つめながら体を安静にする (30 秒)

本タスクは 1 回が 30 秒と短く, 多くの繰り返しが可能で学習用データを多く得られるため, 目的であるプログラム理解タスクの判別に適している.

Siegmund らは Comprehension task 時に Syntax task 時よりも前頭葉側頭部, 頭頂葉, 側頭葉の脳活動が活発化することを示している. 本実験でもそれらの部位の脳波により被験者が取り組むタスクの判別ができると期待される [2]. また Rest と Comprehension task および Rest と Syntax task の間には, Comprehension task と Syntax task 間よりも大きな脳活動差が現れると考えられる. したがって, より高い精度で開発者が取り組んでいる活動の判別ができると期待される.

判別精度の評価には, 機械学習の研究でよく利用される leave-one-out クロスバリデーションを採用する [3]. 本研究の判別精度の評価手順を以下に示す.

1. 被験者に 3 種類のタスクをそれぞれ 30 回ずつランダムな順序で試行させ, その際の脳波を計測する.
2. 29 回分の脳波データを教師信号としてモデルの学習を行う.
3. 残りの 1 回分の脳波データをテスト信号として判別精度を評価する.
4. すべてのデータが 1 度ずつテスト信号となるように (2),(3) の手順を繰り返す.

3 まとめ

従来, プログラム理解の分析にはインタビューや Think-aloud 法などの心理学的手法や視線計測が利用されてきた. しかし, それらの手法は人手による膨大な分析を必要とし, 計測結果に基づいてリアルタイムな支援を実現することは困難だった. 機械学習を用いて開発者が取り組んでいるマイクロタスクを判別することで, 開発者の生体データから状況に合わせた支援をリアルタイムに与えることが可能になると考えられる. 例えば, タスクとレストを判別することで, 画面に向き合っているだけでタスクに取り組めていない開発者を検知することが可能になると期待される. また昨今, 利用コストが低下している脳波計測装置を用いることで, 開発現場で多人数を継続的に計測できる環境を安価に実現できると考えられる.

本手法の発展として, プログラム理解時のマイクロタスクの時系列変化を分析することで, 初心者と熟練者の差を明らかにできる可能性がある. 熟練者に特徴的なマイクロタスクの時間遷移から, 効率的なプログラム理解の支援や教育につながる知見が得られると期待される.

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費 若手研究 (B) 24700038 の助成を受けて行われた.

参考文献

- [1] Johnny Chung Lee and Desney S Tan. Using a low-cost electroencephalograph for task classification in hci research. In *Proceedings of the 19th annual ACM symposium on User interface software and technology*, pp. 81–90. ACM, 2006.
- [2] Janet Siegmund, Christian Kästner, Sven Apel, Chris Parnin, Anja Bethmann, Thomas Leich, Gunter Saake, and André Brechmann. Understanding understanding source code with functional magnetic resonance imaging. In *Proceedings of the 36th International Conference on Software Engineering (ICSE2014)*, pp. 378–389, 2014.
- [3] Ron Kohavi. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. In *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, Vol. 14, pp. 1137–1145, 1995.