

Analysis of Learners' States and Stumbling Blocks Using Biometric Information in Scratch Programming Learning

Ayumu TAISHO^{*}, Tatsuya KOJIMA^{*}, Erina MAKIHARA^{**}, Keiko ONO^{***} and Tomomi NAKAYAMA^{*}

(Received October 14, 2021)

With the introduction of compulsory programming education, the introduction of programming classes using Scratch, a visual programming language, is spreading. However, due to the shortage of teachers in the field, it is difficult to provide instruction that grasps the state of all learners. In this study, we clarified the relationship between learners' states and stumbling blocks by using ecological information to support teachers' instruction. Specifically, we measured and analyzed concentration and hand movements. Results showed that concentration and hand movements were affected during the stumbling phase.

Key words : Programming Education, Ecological Information, Stumbling

キーワード : プログラミング教育, 生体情報, 躓き

Scratch プログラミング学習における生体情報を用いた 学習者の状態と躓きの分析

大正 歩夢・児嶋 達弥・楨原 絵里奈・小野 景子・中山 知美

1. はじめに

2020 年度に文部科学省より学習指導要領が改訂され、初等教育においてプログラミング教育が必修になった¹⁾。そのため、教育機関ではプログラミングの授業を導入し、ビジュアルプログラミング言語である Scratch を広く利用している²⁾。一般的にプログラミングの授業では、教員が与えた問題に対し、学習者がプログラミングを行ない、解答する。しかし、学習者はプログラミング学習時において、想定外の出力結果

や課題内容の理解不足など様々な要因により躓くことがある。そのため、教員は学習者の状態を把握し、適切に学習者へ指導する必要がある。しかし、教育現場では教員と TA (Teaching Assistant) が限られているため、学習者の人数と比較し教員の人数が少ない。そのため、学習者全員の状態を把握した指導は容易ではない。したがって、躓いている学習者への適切な対応が容易ではないため、限られた授業時間における効率的な授業の進行が困難である。この問題の解決方法として、学習者に関するデータを測定し、収集および分

^{*} Graduate School of Science and Engineering, Doshisha University, Kyoto
Telephone:+81-80-3049-0410, E-mail:taisho.ayumu@mikilab.doshisha.ac.jp

^{**} Faculty of Science and Engineering, Doshisha University, Kyoto
Telephone:+81-774-65-6930, E-mail:emakihar@mail.doshisha.ac.jp

^{***} Faculty of Science and Engineering, Doshisha University, Kyoto
Telephone:+81-774-65-6930, E-mail:kono@mail.doshisha.ac.jp

析を行なう Learning Analytics (以後, LA) が注目を集めている³⁾。LAによる学習者の状態の分析により, 学習支援が可能であるため, プログラミング教育においても LA の導入が始まっている⁴⁾。しかし, Scratch は文法エラーが発生しない設計であるため, 学習者の躓き状態を定量的に判定することが困難である。

そこで本研究では, 学習者の状態を把握する手段として生体情報を活用し, 学習者の状態と躓きの関係を検証する。具体的には, Scratch 学習時における学習者の状態を把握するため, 集中力および手の動きに着目し, 測定および分析する。学習者の状態と躓きの関係を明らかにすることにより, 躓き状態にある学生をリアルタイムに推定可能になるため, 教員の指導支援に繋がると考えられる。

2. 先行研究の調査

2.1 生体情報を用いた躓きに関わる研究

梅澤らは, 学習コンテンツの閲覧履歴や編集履歴, 学習時の脳波や視線などの生体情報を計測することで, 学習時における躓きの調査を行なった⁵⁾。実験ではタイピング練習用アプリケーションを利用し, 被験者が「基礎編」および「応用編」の異なる難易度においてタイピングを行なった。そして, タイピング時における被験者の脳波を計測した。実験の結果, 従来の研究と同様に, 難しい問題が与えられた際, β 波/ α 波の値が高くなることを再確認した。また, 周波数の高低によって複数種類が観測される α 波と β 波の組み合わせに関する考察を行ない, 低 β 波/低 α 波の値が最も課題の困難度を表すと報告されている。教育現場への脳波の利用はコストが高いため, 本研究では, 生態情報として集中度と手の動きを使用する。

2.2 Scratch 学習における躓きに関わる研究

中澤らは, ビジュアルプログラミング言語に編集履歴可視化システムを連携することで, 典型的な躓きパターンや学習者の思考プロセスの調査を行なった⁶⁾。実験では, 被験者が閲覧履歴可視化システムと連動した電子教材を閲覧し, 履歴可視化システムを連動した「Scratch」環境でプログラミングを行なった。そして, 学習者のプログラム作成過程を詳細に記録し, 推移を

確認可能にする学習履歴可視化システムを利用し考察した。実験の結果, プログラミングの授業中において, リアルタイムでの学習者の理解状況および思考プロセスの把握が可能になったと報告されている。本研究では, 躓きの早期発見により, 躓き状態にある学生を早期発見することで, 教員の指導を支援する。

2.3 プログラミング授業における学習状態把握に関する研究

市村らはプログラミング初学者が抱える問題を早期に発見可能なプログラミング学習支援システムを構築し, 実際の演習授業において運用を行なった⁷⁾。プログラミング初学者の大学生は, 躓いているにも関わらず質問をしない場合がある。しかし, 教師は, 質問をしない学生が躓き状態にあると判断し, 対応することが容易ではない。そのため, 躓き状態を早期に発見し, 多くの学生が共通に抱える問題を発見する必要がある。実際の運用では, Web ブラウザ上で動作するプログラミング演習支援システムから, 学生の操作ログを収集し解析を行なった。そして, 同一エラーの継続および非操作時間を可視化することで, 躓きの早期発見が可能になったと報告されている。また, 学生のエラーログを収集することで, エラー個数やエラー発生箇所から, 多くの学生に共通する問題の発見が可能になったと報告されている。しかし, Scratch においては文法エラーが発生しないため, 本研究では, 生態情報と躓きの関係を検証することで躓きの早期発見を図る。

3. Scratch 学習における学習者の躓き調査実験

3.1 実験概要

本実験の目的は, Scratch 学習時における学習者の状態と主観的躓きを定義し, 生体情報を用いた躓き検

状態名	集中度	手の動き
状態 0	高い	ある
状態 1	低い	ある
状態 2	高い	ない
状態 3	低い	ない

Table 1. State of the learner.



Fig. 1. Appearance of JINS MEME ES.

出が可能か検証することである。生体情報である集中力および手の動きによる学習者の状態を Table 1 に示す。なお、主観的躓きは、学習者が「わからないと感じたとき」および「問題文について質問をしたとき」と定義する。

実験では学習者の状態と主観的躓きの関係性を検証するため、被験者には事前に準備した課題を与え、生体情報を記録する。加えて、主観的躓きが検出された際の学習者の状態を生体情報のログに基づき分析する。

3.2 取得する生体情報

本研究では、生体情報として、集中度および手の動きを取得し、分析する。従来、生体情報として利用されていた脳波を用いる躓き検出は、教育現場への導入コストが高く、正確な脳波の計測には計測者の慣れが必要であった⁸⁾。一方で、集中度および手の動きは、ウェアラブルデバイスにより取得が容易である。

JINS MEME ES の外観を Fig.1 で示す。集中度は、ジンズ社の JINS MEME ES により取得可能な、15 秒毎の瞬目数により定義する。瞬目数は、集中していない状態では増加し、集中状態では減少することが知られている^{9,10)}。そこで、課題前に順応時間における瞬目数の平均値を取得し、課題中の瞬目数と比較する。具体的には、課題中の瞬目数が順応時間の平均瞬目数より多いときに集中力がない状態と定義し、少ないときに集中力がある状態と定義する。

手の動きは、Windows に搭載されているステップ記録ツールによりマウスの動きを計測し、マウスが動いていない時間と定義する。なお、マウスが動いていない時間は、被験者ごとの動作間隔の統計から定義する。マウスの操作回数のデータを Fig.2 に示す。Fig.2 より、6 秒以上のマウスの継続操作時間が極端に減少

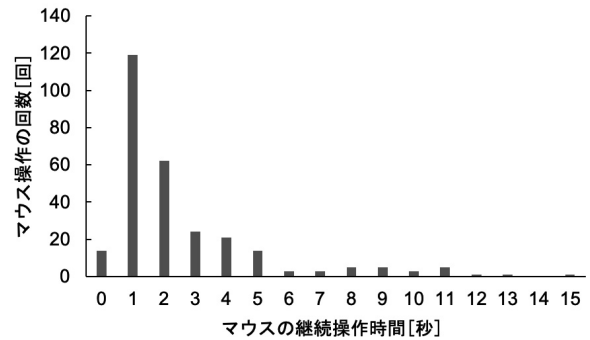


Fig. 2. Data on the number of mouse operations.



Fig. 3. Experimental scene.

していることがわかる。したがって、Fig.2 に示す被験者は、6 秒以上マウス操作がない場合、手が動いていない状態と定義する。

3.3 実験内容

本実験の実験風景を Fig.3 に示す。本実験では、被験者は JINS MEME を装着し、Scratch を用いたプログラミングを行なう。プログラミング時は、JINS MEME により瞬目数を取得し、マウスにより手の動きを取得する。なお、本実験は、プログラミング経験のある 20 代の大学生 6 名を被験者として行なった。具体的な実験手順を以下に示す。

Step 1. 課題前の順応時間 (5 分)

Step 2. 課題のプログラミングを行なう (30 分)

Step 3. 課題中の PC 画面の録画を確認し、躓きを感じた区間を記録する (30 分)

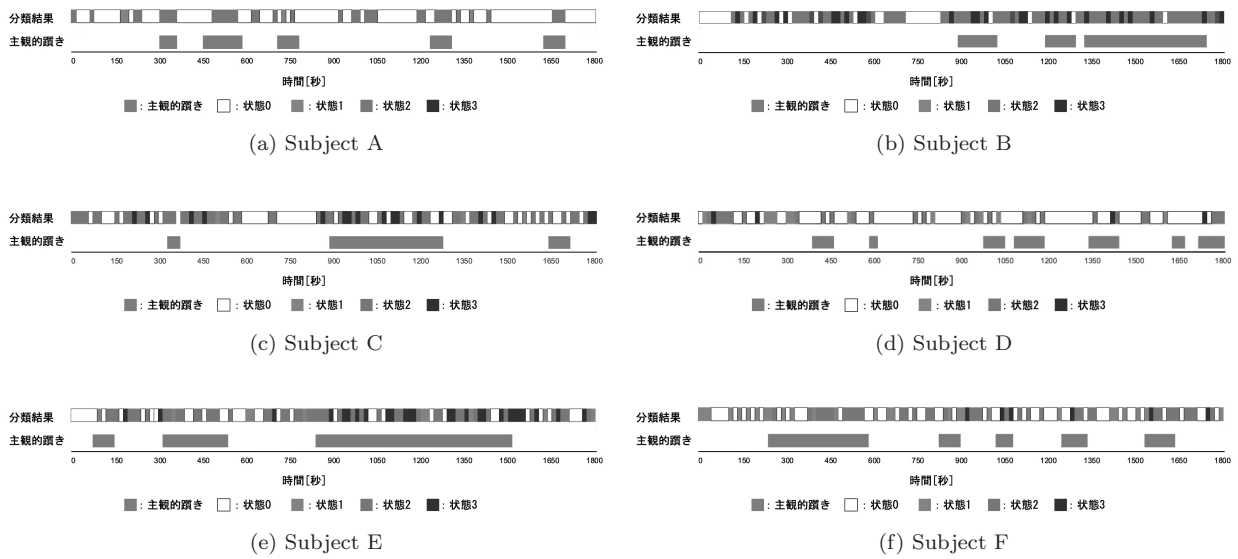


Fig. 4. Time series data showing the condition of each subject.

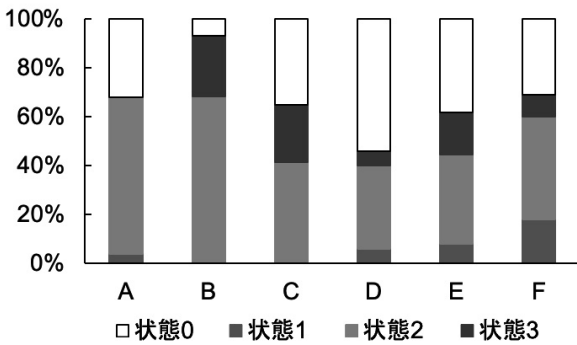


Fig. 5. Statistical data of conditions detected from each subject.

4. 実験結果と考察

4.1 学習者の状態の統計データに着目した分析

実験により取得した各被験者の状態を示す時系列データを Fig.4 に示す。また、各被験者から検出された状態の統計データを Fig.5 に示す。Fig.5 より、集中度が高く手の動きがある状態 (状態 0) を基準とし、集中度が高く手の動きがない状態 (状態 2) と集中度が低く手の動きがない状態 (状態 3) が多く検出された。状態 2 および状態 3 は手の動きがない状態である。課題を行なっている際にわからないと感じたとき、手が止まると考えられるため、躓きには手の動きが関係する可能性がある。

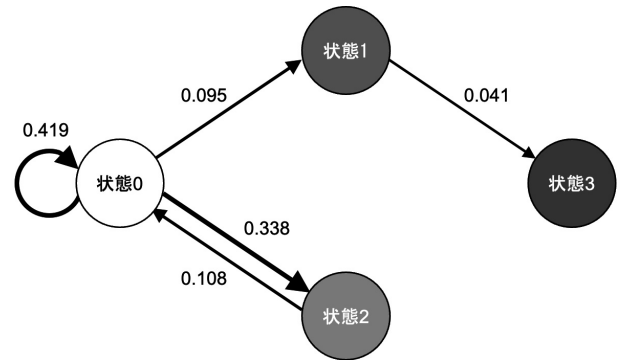


Fig. 6. Transition data at the start of stumbling.

4.2 躓き開始時の状態遷移に着目した分析

躓き開始時の状態遷移データを Fig.6 に示す。矢印の太さは遷移確率の高さを視覚的に表し、矢印が太いほど確率が高い。躓き開始時には、集中度が高く手の動きもある状態 (状態 0) から、同じく状態 0 への遷移が最も多く検出された。集中度が高く手の動きもある状態は、躓き状態ではないと考えられる。そのため、状態 0 への遷移が多く確認されたことから、躓き開始時には生体情報に変化が少ないことがわかる。また、時系列データを確認すると、多くの被験者において、躓き開始時の直後には生体情報への影響が少ない状態 0 が検出されており、一定時間の経過後に生体情報への影響が出ていた。したがって、躓き開始時においては、集中度と手の動きから学習者の躓きの推定は困難

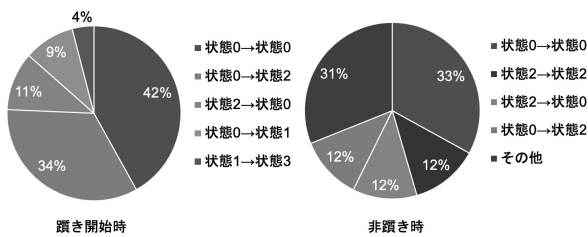


Fig. 7. Comparison of percentage of state transitions at stumbling start and non-stumbling start.

であると考えられる。

また、躓き開始時と非躓き時における状態遷移の割合比較を Fig.7 に示す。Fig.7 より、躓き開始時および非躓き時ともに、集中度が高く手の動きもある状態（状態 0）への遷移が一番多く検出されていることがわかる。また、躓き開始時は非躓き時と比較し、集中度が高く手の動きもある状態（状態 0）から集中力が高く手の動きがない状態（状態 2）への状態遷移の割合が高いことがわかる。したがって、学習者は躓き開始直後では、集中度を高く保ちつつ解決方を考えるため手の動きが止まると考えられる。

4.3 躓き中の状態遷移に着目した分析

躓き中の状態遷移データを Fig.8 に示す。躓き中には、集中度が高く手の動きがない状態（状態 2）への遷移が多く検出された。また、状態 2 を含む遷移が多く検出されていることがわかる。そのため、躓き中では、手の動きが少なくなる可能性が高いと考えられる。したがって、教員は、学習者の手の動きに注視することで、躓き中の学生を検出できる可能性があると考えられる。

また、躓き中と非躓き時における状態遷移の割合比較を Fig.9 に示す。Fig.9 より、躓き中および非躓き時における状態遷移の割合を比較した際、躓き中では集中度が高く手の動きがない状態（状態 2）への遷移が多く、非躓き時では集中度が高く手の動きもある状態（状態 0）への遷移が多く検出されている。したがって、躓き中には状態 2 への遷移が関係している可能性があることがわかる。

以上より、躓きには手の動きが関係していると考えられる。そのため、手を一定時間止めている学生は躓

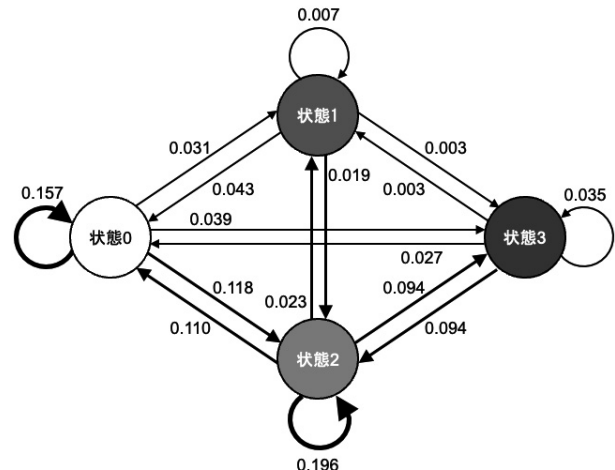


Fig. 8. State transition data during stumbling.

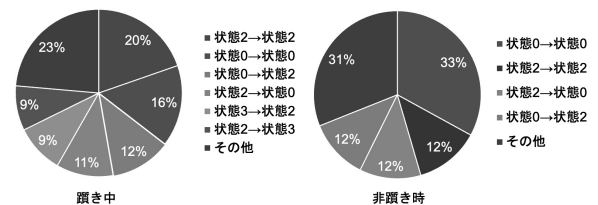


Fig. 9. Comparison of the percentage of state transitions during stumbling and non-stumbling.

き状態にあると考えられる。そこで、教員は一定時間手を止めている学生に注目し、個別に対応することで、限られた授業時間において効率の良い指導を行なうことができると考えられる。

5. おわりに

本研究では、Scratch 学習時における生体情報を取得することで学習者の状態と躓きの関係を検証した。また、躓きの統計データおよび躓きの状態遷移に着目して分析を行なった。躓きの統計データから、学習者が躓き中においては手の動きと集中力に影響が出る可能性が高いことがわかった。また、課題を行っている際、学習者がわからないと感じたときに手の動きが止まり、考え込んでいることがわかった。そのため、教員は学習者の手の動きを注視することで学習者の躓きを検出できる可能性があると考えられる。

学習者の躓き開始時の状態遷移には、生体情報の大きな変化が見られなかった。そのため、躓き開始直後

においては、集中度や手の動きによる、躓きが始まるタイミングの推定は容易ではないことがわかった。

学習者の躓き中の状態遷移には、集中度が高く手の動きがない状態（状態2）が多く検出されていることがわかった。そのため、躓き中においては、手の動きが少なくなる可能性が高いことがわかった。

また、本研究で得られた知見に基づいて、第三者から検出可能な生体情報とプログラムのログを組み合わせることで、より学習者の状態把握が推定可能になると考える。さらに、課題におけるプログラムのログを取得することで、より詳細な躓き区間や躓き内容をリアルタイムで取得可能となる。そのため、本研究で用いたリアルタイムで検出可能な生体情報を組み合わせることで、学習者の詳細な状態把握が容易になる。したがって、躓いた学習者への優先的な指導が可能になるため、教育現場における教師の授業効率の向上につながる。

本研究は JSPS 科研費 20K14101 の助成を受けたものです。

参考文献

- 1) 文部科学省, 小学校プログラミング教育に関する概要資料, (Accessed on 10/08/2021).
- 2) 森秀樹, 杉澤学, 張海, 前迫孝憲, “Scratch を用いた小学校プログラミング授業の実践:小学生を対象としたプログラミング教育の再考”, 日本教育工学会論文誌, **34**[4], 387-394 (2011).
- 3) J. A. Larusson, and B. White, “Learning Analytics: From Research to Practice”, *Springer*, **13**, 2014.
- 4) 後藤正幸, 三川健太, 雲居玄道, 小林学, 荒本道隆, 平澤茂一, “編集履歴可視化システムを用いた Learning Analytics ～C プログラミング科目における編集履歴と評価得点データを統合した分析モデル”, 第 78 回全国大会講演論文集, **78**[4], 533-534 (2016).
- 5) 梅澤克之, 石田崇, 齋藤友彦, 中澤真, 平澤茂一, “簡易脳波計測を用いた学習者にとっての課題難易度の判定方法”, 研究報告コンピュータと教育 (CE), **137**[4], 1-6 (2016).
- 6) 中澤真, 荒本道隆, 後藤正幸, 平澤茂一, “編集履歴可視化システムを用いた Learning Analytics ～ Scratch を用いた初等教育向けプログラミング教育における学習者の思考パターン分析”, 第 78 回全国大会講演論文集, **78**[4], 531-532 (2016).
- 7) 市村哲, 梶並知記, 平野洋行, “プログラミング演習授業における学習状況把握支援の試み”, 情報処理学会論文誌, **54**[12], 2518-2527 (2013).
- 8) 平井章康, 吉田幸二, 宮地功, “簡易脳波計による学習時の思考と記憶の比較分析”, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2013 論文集, **2013**, 1441-1446 (2013).
- 9) 多田英興, 福田恭介, 山田富美雄, まばたきの心理学 瞬目行動の研究を総括する, (北大路書房, 京都, 1991).
- 10) 福田恭介, 山田富美雄, 田多英興, “分離試行パラダイムに基づいた自発性瞬目研究の動向”, 生理心理学と精神生理学, **8**[1], 47-54 (1990).