

プログラミング課題文が読めない学習者の指導 Teaching learners who cannot Understand Programing Task Sentences

小林 智晴[†]伊東 大輝[‡]原田 史子[§]島川 博光[†]

Tomoharu Kobayashi

Hiroki Ito

Humiko Harada

Hiromitsu Shimakawa

1. はじめに

日本では2020年度からプログラミング教育が学校の必修教育として導入が進んでいる。文部科学省の考え[1]では、プログラミング教育を通してプログラミング的思考を育むことが重要視されている。この思考力は例えば命令の記述方法の確認を意図した空欄補充問題などでは推し量ることはできず、学習方法によっては到達度を確認する試験で思考力が問われたさいに学習者に期待する学習効果が現れないこともあり得る。また、プログラミング教育の義務化に合わせてワークショップ形式のプログラミングの習い事や講義の需要も高まっており、思考力を重視した学習環境での指導に対する支援が求められる。よって、本論文では課題文に示される意図を学習者が読み解き、達成すべき項目をプログラミング的に組み上げることが求められるプログラミング課題を取り扱い、学習者の課題を読み解く能力に注目した学習支援を考える。

2. プログラミング課題の特性

2.1 図形描画のプログラミング課題

谷川ら[2]の研究では図形を描画するプログラミング課題を用いて、演習過程を記録する関数による学生の習得項目の推定を試みた。谷川らの描画課題では頻出の正解の描画例や間違いパターンが示されており、それらは学習者の解答過程で得られたプログラムの実行結果である。学習者は課題文から考えた自身のプログラムの正誤の考察を行うのに、実行結果から異なる出力を確認してその原因を修正しようとする。プログラミング初学者を対象とする上でこの出力結果が考察しやすいものであることは重要である。図形の描画であれば出力結果も視覚的に確認が容易いことから、本研究では谷川らが用いたような図形描画の課題を利用する。

2.2 プログラミング課題における自己効力感

自己効力感(self-efficacy)[3]とは心理学の用語で、ある目標を達成する可能性があるという認知をさす。プログラミング課題を解答するさいの自己効力感とは、課題の要求を満たすための思考ができていてという自信を学習者自身がどの程度持っているかをさす。自信を持っているということは、その課題が順調に進む予期があると考えられる。正しい出力を正答として求めるプログラミング課題において、学習者は記述したプログラムの出力を確認することで予想される正答との差異を確認し、誤った動作をしている場合は原因を探し修正を加える。この解答過程の中で、学習者の自己効力感は修正すべき箇所に気づき強まる場合もあれば、予想していた出力と実際の出力が異なっており弱まる場合もあると考えられる。このような学習者の自己効力感の遷移

が、彼らの身体動作、すなわち課題を解答するためのマウスのようなデバイスの操作に影響を及ぼすと仮定すると、学習者のデバイス操作履歴から彼らの自己効力感を推定することが可能である。

2.3 視線追尾情報の利用

学生が課題に取り組むさい、注目している箇所や悩んでいる箇所に応じて画面を見る視線に特徴が現れると仮定する。その課題の読み方に着目して学生の課題中の状態をより詳細に認識するために、その視線の変遷をアイトラッキングデバイスにより記録する。Boschら[4]やGrafsgaardら[5]の研究ではプログラミング学習における学生の感情もしくは理解度を推定した。また、Jaquesら[6]は視線追尾の情報からITS利用時の学習者の感情を推定した。これらの研究では学習者の身体動作を用いて感情を推定することが主な目的であり、学習者の理解状況の推定に身体動作を利用する例は少ない。そして、これらの研究では取り組む課題の内容に対して学生がどの箇所について悩んでいるかの考察はなされていない。

3. HMMによる自己効力感の推定

3.1 学習者の取り得る状態

本研究は視線追尾の情報を理解状況の推定に組み合わせ、学生の自己効力感を課題内容と結びつけて把握する。2.1節で示した課題におけるパターンには順序関係があると考えられる。例えば、二重丸を描画する課題で、学習者がまず内側の円を描画した出力を得た状態とする。その状態から外側の円を描画するのに座標を移動しているか、円の大きさを変えているかなどの各項目の是非によって、学生の考えるプログラムの出力は複数のパターンに分かれる。このように学生の課題に対する取り組み方は、状態遷移であると考えることができる。2.2節の仮説を組み合わせると、これは学習者が現在のパターンと、それを踏まえた自己効力感の度合いを遷移させながら課題を進めることを表している。また、学習者が出力を正しく予期したうえで実行を行ったか否かによって、自己効力感の度合いも変化する。もし、二重丸の外側の円を加えるときに大きさへの考慮が抜けたまま正しい円が描画される予期を持っていたとすれば、その学習者は持っていた見通しが否定される出力を得ることで自己効力感を喪失するだろう。このような状態の学習者と、出力結果を正しく認知できていた学習者の間では、プログラムの操作や課題文の読解に違いが生まれると考えられる。学習者が項目の修正を考えるさいにはプログラムの構造を前状態に戻すなどの操作が見られるだろう。項目の修正を考えるさいと新たな項目を考えるさいの視線の注目箇所は異なるだろう。よって、課題中の操作や読解といった時系列的な情報から、学習者の持つ出力パターンと自己効力感からなる学習者の状態の遷移を表現するために、HMM(隠れマルコフモデル)を用いる。

[†]立命館大学情報理工学部

[‡]立命館大学大学院情報理工学研究科

[§]コネクトドット

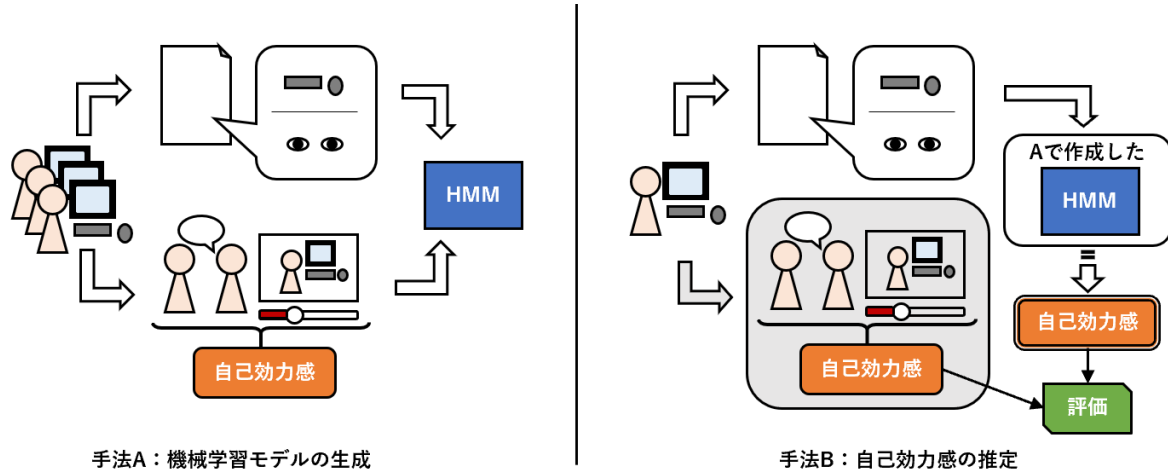


図1: HMMによる自己効力感の推定手法

3.2 HMM 機械学習モデルの生成

HMM (隠れマルコフモデル) による自己効力感の推定手法の概要を手法 A と B に分割して図1に示す。図1の左側に示す手法 A は機械学習モデル生成の手法概要である。学習者は2.2節で示した図形描画のプログラミング課題を解答する。学習者の課題の取り組み状況は遷移を繰り返し、プログラム作成の途中経過とともに自己効力感の度合いも遷移していこう。そこで、本論文では HMM を用いた機械学習によって学習者の自己効力感の推定を行う。本論文では、学習者の解答中の操作履歴及びアイトラッキングのデータを機械学習の説明変数として収集する。予測すべき自己効力感の教師データは回顧法を用いて学習者に解答過程の録画を見返させ、解答への見通しが立っていたかどうかで自己効力感の強い時間帯とそうでない時間帯でラベル付けさせたものを与える。

3.3 HMM 機械学習モデルの評価

図1の右側に示す手法 B は機械学習モデル評価の手法概要である。3.1節の手法で作成した HMM を用いて、学習者の自己効力感の度合いを推定する。モデル生成の手法 A と同様に、学習者の解答中の操作履歴及びアイトラッキングのデータを収集する。収集されたデータから得られる作成済みの HMM の出力として、目的変数である自己効力感の推定結果を得る。図1において、手法 A では課題に取り組む学習者を複数人表示している。これは機械学習モデルを生成するために複数人のデータを収集する必要があることを意味している。反対に、手法 B では学習者を単体で表示しているのは、あらかじめ機械学習モデルが用意されているのなら、状態推定自体は同一の条件下で学習を行う各個人に対して行えることを意味している。ただし、モデルの推定結果がどれほど当てはまっているかの評価を行うには推定を行う学習者のデータのみならず、手法 A と同様に学習者自身に自己効力感の度合いを回答させたものが推定結果との比較対象として必要である。この評価によって、本手法で生成される機械学習モデルによる推定が概ね正しいといえたならば、先ほど述べたように同一条件下での学習者それぞれに対して学習時の自己効力

感を知ることができ、視線追尾の情報から課題のどの箇所に注目しているかなどは直接的にわかるため、自己効力感と課題内容を照らし合わせた学習者の状態把握への利用なども実現できるだろう。

4. おわりに

本論文ではプログラミング学習者に対して、課題内容の読解に着目した自己効力感の推定手法を提案した。今後は提案した手法を実現するにあたって、用いる課題内容などのより具体的な実装方法を考える。

参考文献

- [1] 文部科学省, “小学校プログラミング教育の手引”, 2020年
- [2] Kohei Tanigawa, Fumiko Harada, Hiromitsu Shimakawa, “Detecting Learning Patterns during Exercise from Function Call Logs”, *International Journal of Advanced Computer Science*, Vol.1, No.1, pp.30-35, Jul. 2011
- [3] 江本 リナ “自己効力感の概念分析”, *日本看護科学会誌*, 第20巻 第2号, 39-45頁, 2000年
- [4] Nigel Bosch, Yuxuan Chen, Sidney D’Mello, “It’s Written on Your Face: Detecting Affective States from Facial Expressions while Learning Computer Programming”, *12th International Conference on Intelligent Tutoring Systems-Volume 8474*, pp.39-44, 2014
- [5] Joseph F. Grafsgaard, Joseph B. Wiggins, Elizabeth Boyer, Eric N. Wiebe, James C. Lester, “Predicting Learning and Affect from Multimodal Data Streams in Task-Oriented Tutorial Dialogue”, *EDM*, pp.122-129, 2014
- [6] Natasha Jaques, Cristina Conati, Jason M. Harely, Roger Azevedo, “Predicting Affect from Gaze Data during Interaction with an Intelligent Tutoring System”, 2014