

オンライン授業におけるプログラミング教育の実践と評価

道越 秀吾[§] 丸野 由希[§]

Shugo Michikoshi Yuki Maruno

1. はじめに

京都女子大学現代社会学部では、学部創設以来、コンピュータやプログラミングの経験がない学生向けに基礎からのプログラミング教育を行ってきた [1]。ここ数年プログラミング系科目の履修者が大幅に増加しており、1 回生後期に開講しているプログラミング入門の受講者数は、2016 年度は 125 人、2017 年度 165 人、2018 年度は 223 人、2019 年度は 222 人と増加傾向にある。

プログラミングは座学のみや授業時間の限られた時間での技術習得は困難であり、実際にコードを書く実践演習が重要である。これまでも授業の補完として独自に開発したオンライン学習システムを用いてきたが、2019 年度からは新たに株式会社 Progate が運用するオンライン学習サービス（以降、Progate）を導入した。Progate では、本学の授業で扱っているプログラミング言語 Ruby に加えて、Java や Python, Swift など開発の現場で使われている様々なプログラミング言語を学ぶことができる。

2020 年度前期の授業は多くの大学でオンライン授業となり、本学のプログラミング系授業もオンラインで実施している。これまで大学の教室で実施していた講義や実習をそのままオンライン授業で実施するのではなく、オンラインの利点を活用した授業デザインが重要である。

本学のプログラミング系講義では、オンライン受講においても学習者相互作用が起きることを期待して、すでに導入していた Progate を活用した授業を実施した。Progate の利用状況のデータを解析することによって、学習者のモチベーション維持に必要な要因を解析することができる。

我々は、オンライン学習システムの学習履歴データとアンケート調査を組み合わせることで学習者の傾向を調査した [2]。その手法を発展させて、2019 年度にアンケート調査及び Progate の学習履歴データを用いて、学習者間の相互作用による学習への動機付けについて解析した [3]。本報告では、2020 年度における Progate の学習履歴データを解析し、オンライン学習サービスを活用した際のプログラミング学習者間の相互作用効果について述べる。

2. オンラインプログラミング教育の実践

オンライン授業は大きく分けて「同期型」と「非同期型」に分類できる。同期型とは、教員と学生がリアルタイム

で授業に参加する形式である。一方、非同期型は教員が準備したオンライン上の資料やビデオに受講生がアクセスし、それを基に学びを進めていく方法である。2020 年度の本学の前期「応用プログラミング I」では、同期型と非同期型を組み合わせたハイブリッド型のオンライン授業を実施した。

2.1 前期「応用プログラミング I」での実践

本学では 2019 年度から Progate の法人プランを採用し、学生たちは授業期間中の好きな時間にプログラミング学習が可能となっている [4]。2020 年度も引き続き Progate を採用し、非同期型オンライン授業の事前学習教材および自主学習教材として活用した。

本来の授業時間には、リアルタイムで行われる同期型オンライン授業を Zoom で実施した。標準クラスは Progate 課題の個別質問時間とし、発展クラスは Progate で学んだ内容を元にして、実践課題のグループワークに取り組んだ。

2.2 オンライン学習サービス Progate

Progate には様々な学習コースが提供されており、初心者から学べるように工夫されている。特色の一つに、スライド学習と実践演習の併用がある。スライドによって学習事項を確認した後に、ブラウザ上で実際にプログラミングの実践演習を行うため、予備知識のないプログラミング言語であっても学習可能である。Progate の法人プランには、メッセージのやりとりなどはできないものの、受講者グループにおけるランキングや、リアルタイムで他の学生がどのような問題に取り組んでいるかが表示されるタイムライン機能がある。間接的ではあるが、全体に提示される情報を各学生が見ることによって、相互に影響しあう学習に対するモチベーションが変化する可能性がある。例えば、ランキングが表示されることによって、自分のランキングを向上させようとするプラスの効果が予想される一方で、ランキングの上位との差が大きくなりすぎると、逆にモチベーション低下につながるかもしれない。

3. オンラインプログラミング教育の評価

オンライン学習データは、利用者の学習履歴データが取得できるため、学習効果の測定などに利用することができる [5, 6, 7, 8]。道越, 奥井, 丸野 (2019) では、オンライン学習システムの学習履歴データと受講者アンケート

[§] 京都女子大学, Kyoto Women's University

を元にした、授業の評価フレームワークの構築に向けた研究を実施し、オンライン学習システムの学習履歴データと受講者アンケートの2つの独立した評価軸より統合的な結果を得た [2]。今回は学習者の相互作用について特化した解析を行うため、Progate の学習履歴データのみから解析を行った。

3.1 スクレイピングによるデータ取得

Progate の学習履歴データを一定時間間隔で取得した。学習状況データとは、ある時刻における所属グループの利用者のこれまでの学習実績の累積データである。Progate の各コースのクリア回数やレベル、ランキング情報などが含まれる。

2019年6月5日から8月6日まで、2020年6月22日から7月17日まで収集した。時刻0時と12時の1日2回取得した。2019年度の利用者は159名、2020年度は219名である。

3.2 ランキングの平均推移の解析

ランキング変化をきっかけとして、学習傾向に変化が生じるかを調べるために、ランクアップやランクダウンなどのイベントが発生した前後の平均的ランキング推移を調べる。

学習者 i の累積学習量の指標であるレベルの順位の時系列データを $R_i(t)$ とする。ここで i は学習者の通し番号とする。ランクアップとは順位に対応する数値が下がった場合である。すなわち時刻 t_e において学習者 i がランクアップしたというイベントは、時刻 t_e における順位 $R_i(t_e)$ が直前の順位 $R_i(t_e - \delta t)$ と比べて順位の数値が低下した場合であるので、

$$R_i(t_e - \delta t) > R_i(t_e), \quad (1)$$

で定義する。なお、 δt はデータ取得間隔であり、今回の解析では0.5日である。

同様に時刻 t_e において学習者 i のランクダウンを、

$$R_i(t_e - \delta t) < R_i(t_e), \quad (2)$$

で定義する。

全ての利用者および時刻において、ランクアップしたイベントの時刻とその利用者、すなわち、式(1)を満たす (t_e, i) の組をリストアップする。リストアップしたイベントから、イベント発生前後のランキング推移を抽出し平均する。すなわち、イベント発生時点からの相対時刻 t の関数として

$$\bar{R}_{\text{up}}(t) = -\frac{1}{N_1} \sum_{t_e, i} (R_i(t_e + t) - R_i(t_e)), \quad (3)$$

を定義する。ここで和は全てのイベント発生時刻と利用者の組 (t_e, i) に対して行う。 N_1 はリストアップしたラ

ンクアップのイベントの総数である。相対時刻 t はイベント発生時刻からの経過時間であり $t = 0$ がイベント発生した時刻に対応する。 $t > 0$ がイベント発生後、 $t < 0$ がイベント発生前である。

同様に、ランクダウン発生前後の平均的ランキング推移を

$$\bar{R}_{\text{down}}(t) = -\frac{1}{N_2} \sum_{t_e, i} (R_i(t_e + t) - R_i(t_e)), \quad (4)$$

によって定義する。ここで、 N_2 はランクダウンイベントの総数である。

4. 結果

図1はランクアップ時の平均的ランキング推移の結果である。式(3)や式(4)で示すように、ランクアップが正の数となるように定義している。つまり、イベント発生時に比べてランクアップの場合、つまり順位を示す数値が減少した場合は、正の数になる。逆にランクダウンの場合は、負の数になる。

今回用いたオンライン学習システム Progate では、学習者に対してランキングが1位から30位まで表示される。このことを考慮して、順位を1位から15位のグループと16位から30位のグループに分けて解析を行った。これにより、ランキングのグループ別の学習傾向を調べることができる。

図1はランクアップしたものだけを抽出して平均しているため、 $t < 0$ の時間では、急勾配の上昇が見られる。 $t > 0$ の時間、すなわちランクアップイベントが発生した後も、緩やかにランクアップの傾向が続いている。2019年度で1～15位のグループではイベント発生後1.5日経過するまでおよそランクは0.18程度上昇した。同じ年度で16～30位のグループでは、時間が経過すると1～15位のグループを上回る上昇をしており、2.5日経過すると、およそランクは0.3程度上昇している。1～15位グループは2.5日経過するとランク上昇は強く見られない。2020年度も同様の傾向であり、1～15位グループと比べて16～30位グループの方がランク上昇が維持される傾向である。

次に、図2はランクダウン時の平均的ランキング推移の結果である。ランクダウン時は、1～15位と16～30位のグループにおいて振る舞いの違いが見られる。16～30位グループはランクダウンイベント発生後、継続してランクダウンしていく。一方で1～15位グループはランクダウンイベント発生後、0.5日後は、ランクが平均としては0.1程度ランクアップする。その後はさらなるランクアップは見られないものの、ランクは維持される傾向にある。これらは2019年度、2020年度に共通の傾向であった。

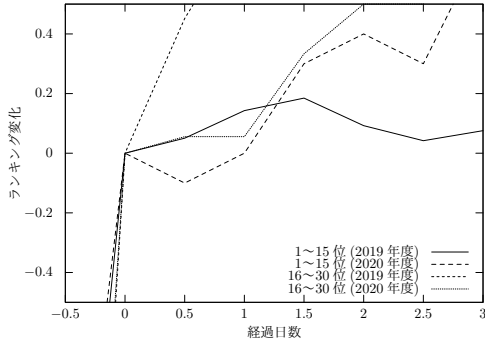


図 1: ランクアップのイベント発生時を起点とするその前後におけるランキングの平均時間推移 $\bar{R}_{up}(t)$. 横軸は経過時間 t (日) であり, 0 がイベントが発生した時点の意味する. 正の時刻がイベント発生後, 負の時刻はイベント発生前である. また, 縦軸は相対ランキング変化である. ランクアップが正の数, ランクダウンが負の数に対応する.

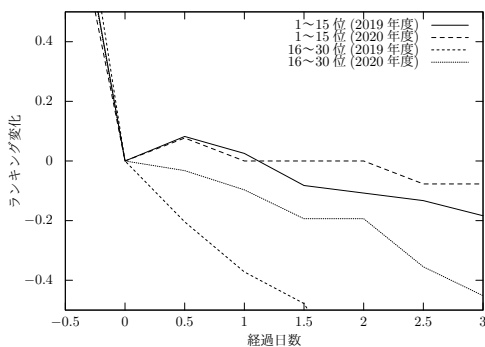


図 2: 図 1 と同様であるが, ランクダウン時におけるランキングの時間推移 $\bar{R}_{down}(t)$ を示している.

5. 考察

まず, ランクアップ時は継続してランクアップすることがわかった. 我々の前の論文で, 自己相関による解析によって, 学習活動は散発的に行われるのではなく持続的に行われることを報告した [3]. その結果と整合的である. ランクアップするためには集中的な学習が必要であり, 学習活動が活発化した場合であると考えられる. 一度学習活動が活発化するとその状態がしばらくの間持続する.

1 ~ 15 位グループに比べて 16 ~ 30 位グループの方がランクアップする傾向があるという結果が得られたが, ランクが高いほど, ランクを上げるのに必要な学習量が増えるため, ランク上昇しにくいという理由が考えられる.

次にランクダウン時の振る舞いについて, 1 ~ 15 位と 16 ~ 30 位グループで違いが見られる. 16 ~ 30 位グループはランクダウン時はランクダウンを継続する. 一方で, 1 ~ 15 位グループはランクダウン後, 少なくとも, 0.5 日から 1 日程度はランクアップする傾向があることがわかった.

ランクダウン時は活動性が低下している時といえる. 上記議論の通り, 活動に持続性があることを考えると, 活動性が低下時は低活動状態が持続すると考えるのが自然であり, 16 ~ 30 位グループについては整合的である. ところが, 1 ~ 15 位グループにおいては, ランクダウン直後はランクが上昇する傾向があるということは, 活動性が低下している時であるのにも関わらず, ランクダウンというイベントの発生をきっかけに活動性が高まったことを意味する.

このような活動性の要因は, 我々の前の研究においてアンケート調査もあわせて用いて詳しく議論した [3]. 活動性が高い層はランキングやタイムラインなど他の利用者の学習動向を意識しているようである. つまり, ランクダウンしたことを意識して, 再び抜き返してランキングを維持または上昇させようというモチベーションが働くことにより, 学習に対する意欲が高まったのではないかと考えられる.

6. まとめ

オンライン学習システム Progate の学習履歴データを用いて, 利用者が閲覧できるランキング情報でランクアップやランクダウンなどのイベントが発生したのちの推移について学習履歴データより調べた.

オンライン学習システムは, 任意の時間・場所において自分のペースで学習を進めていくことができることが特徴である. これらは, オンライン授業に適しておりメリットであるが, 一方で, 学習を進めることができる

かどうかは個々のモチベーションに依存するというデメリットと表裏一体の関係である。よって、モチベーションを高めるような仕組みを用意すればより学習効果を高めることができるのではないかと期待される。

今回の結果は、活動性が高いグループはランキングやタイムラインなどを通して学習者間で相互作用していることがわかった。このことから、学習者間相互作用を活性化させることによって、学習に対するモチベーションを向上させることができる可能性を示唆している。

参考文献

- [1] 丸野由希, “Ruby コミュニティと rails girls :オープンソースを支えるコミュニティと運動” 京都女子大学現代社会研究, Vol. 18, pp.107-115, 2015.
- [2] 道越秀吾, 奥井亜紗子, 丸野由希, “アンケート調査とeラーニングシステムによるプログラミング教育の効果の評価”, 京都女子大学現代社会研究, Vol. 21, pp.85-99, 2019.
- [3] 道越秀吾, 奥井亜紗子, 丸野由希, “オンライン学習システムにおける学習者間相互作用”, 京都女子大学現代社会研究, Vol. 22, pp.5-27, 2020.
- [4] Progate for Business 法人プラン, <https://prog-8.com/business> (閲覧日: 2020年7月20日)
- [5] 松田岳士, 合田美子, 玉木欽也, “アンケート調査とeラーニングシステムによるプログラミング教育の効果の評価”, メディア教育研究, Vol. 3, pp.1-11, 2007.
- [6] 植野真臣, “eラーニングにおけるデータマイニング”, 日本教育工学会論文誌, Vol. 31, pp. 271-283, 2007.
- [7] 森本康彦, “eポートフォリオとしての教育ビッグデータとラーニングアナリティクス”, コンピュータ&エデュケーション, Vol. 38, pp.18-27, 2015
- [8] 鈴木聡, 廣川佐千男, 森本康彦, “ペアプログラミングと反転授業を導入したコンピュータシミュレーション実習における履修者の学習活動の分析”, 日本教育工学会論文誌, Vol.41, pp.255-269, 2017.