

オンライン学習システムにおける学習者間相互作用

道 越 秀 吾*
奥 井 亜紗子**
丸 野 由 希***

要 旨

京都女子大学現代社会学部では、これまでプログラミング教育を行ってきた。効率的な学習環境の構築のため、オンライン学習システムを導入した。本論文では、利用者へのアンケートと学習履歴データからオンライン学習システム導入による効果と高い学習意欲を持つ受講者がどのような特性を持つかを調べた。その結果、利用者間相互作用が継続的な学習意欲に重要な役割を果たすことが分かった。

キーワード：プログラミング教育、eラーニング

1. はじめに

京都女子大学現代社会学部では、学部創設以来プログラミング教育を行ってきた（丸野2015）。コンピュータやプログラミングの経験がない学生を想定した基礎からの教育である。2017年には情報システム専攻が発足した。それを受けて、入門者向けのプログラミング教育に加えて、専門性の高い内容にも対応可能な幅広い内容へと拡充させていくことが喫緊の課題である。

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いる。プログラミング入門の受講者数は、受講登録者ベースで、2016年度は125人、2017年度は165人、2018年度は223人、2019年度はさらに増加する見込みである。一方で、プログラミング教育を担当する教員の数に限られているため、1クラスあたりの受講者数が多くなってきている。プログラミングは、座学による知識のみでは習得できない。各学生がプログラムを書く実践的練習を積み重ねていく必要がある。しかし、大人数の授業では、授業時間内だけで、基礎知

* 京都女子大学 助教
** 京都女子大学 准教授
*** 京都女子大学 専任講師

識に加えて実習まで完結した教育を行うことは困難である。

そのため、授業の補完としてプログラミング道場というオンライン学習システムをこれまで用いてきた。受講者は授業時間外の任意の時間・場所で学習を行うことができる。しかし、このオンライン学習システムでは、授業で扱った事項と関連した問題であるため、学習できる内容は限られている。そのため、内容の解説などはシステム上では一切行っていない。

そこで、従来型のオンライン学習システムであるプログラミング道場を補うために、2019年度は別のオンライン学習サービスを導入した。株式会社Progateが運用するオンライン学習システムである。このオンライン学習システムでは、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。授業ではRubyというプログラミング言語を扱っているが、このオンライン学習システムでは、Rubyの他にもJavaやPython、Swiftなど開発の現場で使われる様々なプログラミング言語を学ぶことができる。このオンライン学習システムでは、スライドによって学習事項を確認した後に、ブラウザ上でプログラミングの演習を行う。そのため、予備知識がまったくないプログラミング言語であっても、基礎から学ぶことができる。Ruby以外の多数のプログラミング言語の学習コースと、それらの詳細な解説があることが、これまで用いてきたプログラミング道場との大きな違いである。そのため、授業時間外の自習用としてこのシステムを導入した。

また、これまで用いてきたプログラミング道場は、各学生が自習用として自分のペース

で問題を解き、他の学生の学習状況などの情報は各学生には表示されないようになっている。オンライン学習システムでは、学習者の情報がサーバ上に集約されているため、原理的には、ソーシャルネットワークサービスのような学習者間の相互作用・コミュニケーションが可能である。もし、相互作用が可能となった場合、学習に対する動機づけに変化が生じ、意欲や学習状況などに影響が出る可能性がある。

今回導入したオンライン学習システムは、メッセージのやりとりなどはできないものの、大学の受講者グループ内のランキングや、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、相互に影響しあい学習状況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の低下につながるかもしれない。また、オンライン学習システムには様々なコースが用意されており、学生は学習コースを自由に選択できるようにした。この場合、他の学生の学習状況がコース選択に影響を与える可能性もある。この論文では、これらの学習者間の相互作用について検討する。

オンライン学習システムでは、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（松田他 2007, 植野 2007, 森本 2015, 鈴木他 2015）。道越、奥井、丸野（2018）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整合的な結果を得た。今回も、アンケートと学習履歴データを組み合わせた解析を試みた。アンケートデータは、学生がどのようなことを考えて学習を進めたのか、心理的側面が解析できるのに対して、学習履歴データは実際の行動パターンや学習実績などを確認できる。これらを組み合わせることによって、学習実績の差異に影響した要因を詳細に解析できる。

本論文の構成は以下の通りである。2章では、分析対象の授業とオンライン学習システムについて説明する。3章では、アンケートの分析結果、4章では、オンライン学習システムの学習履歴データの分析結果を示す。5章では、本論文で得られた結果のまとめと今後の展望を述べる。

2. オンライン学習システムの導入

2-1. オンライン学習システムを導入した授業

今回の分析の対象となる授業は、応用プログラミングI、基礎演習I、演習Ⅲである。これらの演習と講義においてオンライン学習システムの導入を行った。全て前期開講科目であり、2019年度を受講者を対象として分析を行った。

基礎演習Iは1回生向けの演習科目、演習Ⅲは3回生向けの演習科目であり、現代社会学科情報システム専攻の学生のみを対象とした。基礎演習Iを受講する段階では、まだプログラミングの授業を受講しておらず、基礎演習Iの内容も特にプログラミングのみを扱うわけではない。そのため、ほとんどの学生

がプログラミングについては初心者であることが想定される。なお、プログラミング系科目は1回生の後期にプログラミング入門が開講されており、情報システム専攻の学生は必修である。演習Ⅲを受講する学生は、情報システム専攻に所属する3回生であり、プログラミングの学習を積み重ねており、プログラミングに慣れていることが想定される。

応用プログラミングIは、2回生前期の科目であり、ほとんどの学生が1回生でプログラミング入門を受講済みである。取り扱うプログラミング言語はRubyである。また、応用プログラミングIを受講する学生の所属専攻は、情報システム専攻だけでなく、現代社会専攻などの必ずしも情報系を専門としない学生も含まれる。

基礎演習Iの受講者全員が1回生、演習Ⅲの受講者全員が3回生である。応用プログラミングIには1名ほど上回生が含まれるが、大部分が2回生である。以下では、簡単のため、基礎演習I、応用プログラミングI、演習Ⅲの受講者グループをそれぞれ1回生、2回生、3回生とよぶ。

これらの授業および演習において、5月中旬から8月初旬までのおよそ2ヶ月半オンライン学習システムを導入した。オンライン学習システムの利用方法は各クラスに委ねられており、扱いはそれぞれ異なる。応用プログラミングI(2回生)では、オンライン学習システムの利用状況を成績評価の一環として扱うことにした。そのため学生は、自習だけでなく、授業の内容の補完としても利用する。基礎演習I(1回生)では、まだプログラミングの授業がなく、演習内容も基本的にはプログラミングとは関係がないため、原則として

自習用として使わせた。しかし、後期には必修のプログラミング入門が開講されるため、講義で扱う Ruby を学ぶように推奨されている。加えて、後期のプログラミング入門のクラス分け基準として、利用状況を用いると学生にアナウンスし学習を促した。演習Ⅲ（3 回生）は各授業担当者によって利用方法は異なるが、授業評価などに使うことはなく、主に学生の自習用として利用された。

2-2. オンライン学習システム

今回導入したオンライン学習システムは、HTML・CSS、JavaScript, jQuery, Ruby, Ruby on Rails, PHP, Java, Python, Swift, Command Line, Git, SQL, Sass, Go, React など様々なコースが提供されている。どれも初心者を考慮した教材となっており、基礎から学ぶことが出来る。たとえば、Ruby のコースでは、プログラミング入門から応用プログラミングⅠの授業内容をカバーするものである。今回オンライン学習システムを導入した応用プログラミングⅠ以外の他の授業では HTML や JavaScript, PHP, SQL, Ruby on Rails など扱うこともあり、学生には、Ruby 以外のコースを学習することのメリットも説明した。

オンライン学習システムでは任意の場所・時間で利用できるようになっている。パソコンのブラウザで学習するのが原則であるが、スマートフォン版もあり、タブレットやスマートフォンでの学習も可能である。コースを選択すると学習事項を説明したスライドが表示され、それらを読むことにより知識を補う。そして、それらの知識を用いた実際のプログラミング問題がブラウザ上で出題される。正解すると次のスライドに進むことを繰り返す

構成になっている。

また累積学習量の指標としてレベルが導入されている。演習問題の正解を重ねるごとに EXP が蓄積される。EXP がある水準に達するとレベルが 1 ずつ増加し、ゲーム感覚で楽しめる仕組みとなっている。また、EXP のランキングを確認する機能がある。しかし、これはオンライン学習システム全利用者を対象としたランキングであるため、このランキングに名前が載ることは容易ではない。

また、グループでの利用のために、所属チーム機能がある。所属チーム機能とは、利用者をグループに分けて、そのグループ内だけでランキングを表示したり、タイムラインを確認したりできる機能である。タイムラインとは、他の利用者が何時に何の学習を利用したかがリアルタイムで表示される機能である。今回のケースでは、3 つの授業の受講者 159 名が 1 つのチームを構成している。オンライン学習システム全体ではなく、チーム内のランキングが表示されるため全体ランキングよりは、ランキングに名前が載るのが容易であるほか、ランキングに名前が載る人も周りの身近な人物ばかりとなる。

3. アンケートデータの解析

3-1. アンケートの実施

受講者がオンライン学習システムに対してどのような印象を抱いているか、また何を意識して学習したかを調べるためにアンケート調査を実施した。オンライン学習システムの導入直後と最終授業の合計 2 回のアンケートを実施した。アンケート項目は、使ったことのある言語は何か、授業外にプログラミング学習をしているか、プログラミングに対する

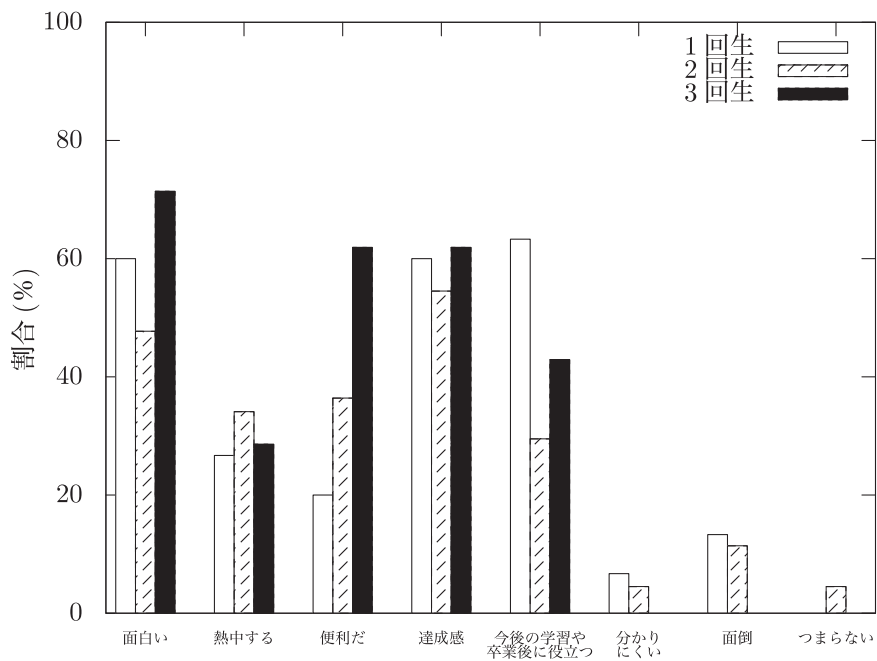


図2 オンライン学習システムに対する印象

る。つまり上回生ほど、よりオンライン学習システムに対して肯定的に感じているようである。

これは、授業におけるオンライン学習システムの扱いにその要因の一部があるのではないかと考えられる。2回生（応用プログラミングI）では授業の成績評価の一部として扱い、1回生（基礎演習I）では後期のプログラミング入門のクラス分けの評価基準として取り扱った。成績をあげたい、良いクラスに入りたいという外的な動機によって学習をした学生も少なくないだろう。そのため、面白さや興味から学習を継続したわけではない学生も含まれていたと考えられる。そういった層の一部が、オンライン学習システムを否定的に捉えた可能性があるのかもしれない。一方で、3回生では授業評価などから切り離れた自習用として扱った。そのため、面白さといった外的ではない動機によって学習を進めた結果、肯定的な結果になったのであろうと考

えられる。

次は、オンライン学習システムがあったことで授業内容の理解が深まったかどうかについての質問であり、結果は図3である。この質問は、授業内容と直接関連があるコースを

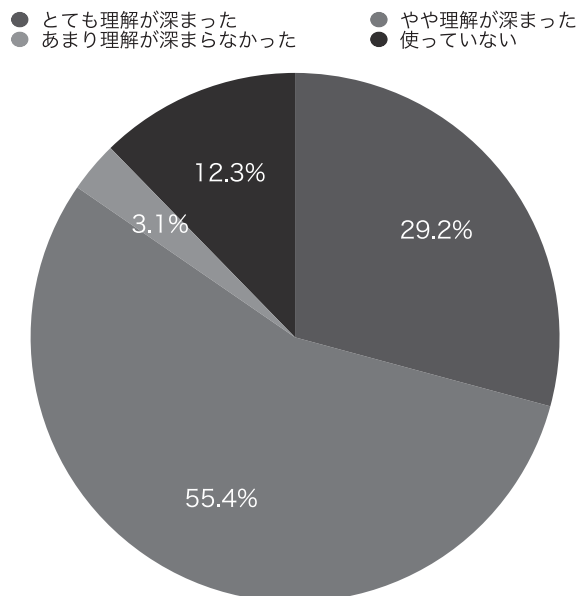


図3 オンライン学習システムがあることで授業内容の理解が深まったか

授業時間外学習として行うように指示した2回生（応用プログラミングI）のみの結果である。とても理解が深まった、やや理解が深まった、これらの各項目を合計すると、8割を超えており、ほとんどの学生にとって授業に有用であったことを意味している。このオンライン学習システムの学習範囲が応用プログラミングIと対応しており、授業の良い補完となった。

図4は、オンライン学習システムについてよかったと感じる点である。授業で学んでいない言語が学べる、演習が出来る、ランキング機能、タイムライン機能、スライドの分かりやすさ、初心者向けコース、ブラウザ上で実行可能、スマートフォンアプリがあるなどを複数選択可能として質問した。特に回答が目立ったのは、授業で学んでいない言語が学べる、初心者向けコース、演習ができるなどである。授業で学んでいない言語が学べると

いう項目を3回生が多く選択しており8割を超える。3回生は、プログラミングの授業は並行してなく、扱いも自由な自習用としたため、自然な結果であろう。一方で、2回生もこの項目が多くあがっている。授業で学んでいない言語を学んでも、基本的には、授業成績評価とは関係ないため、プログラミングに対する純粋な興味のもと、自習用としてこのオンライン学習サービスを用いていたことが分かる。一方で、低い数値だったのがランキングやタイムライン機能である。これらは全体としてみればよかったと見る割合は少ない。しかし、特に熱心にオンライン学習システムを取り組んでいるグループはランキングやタイムラインを強く意識していることが、4章の分析で分かる。

図5は今後も継続して使用したいかどうかについての項目である。8割を超える利用者が今後も使用したいと答えており、学年（受

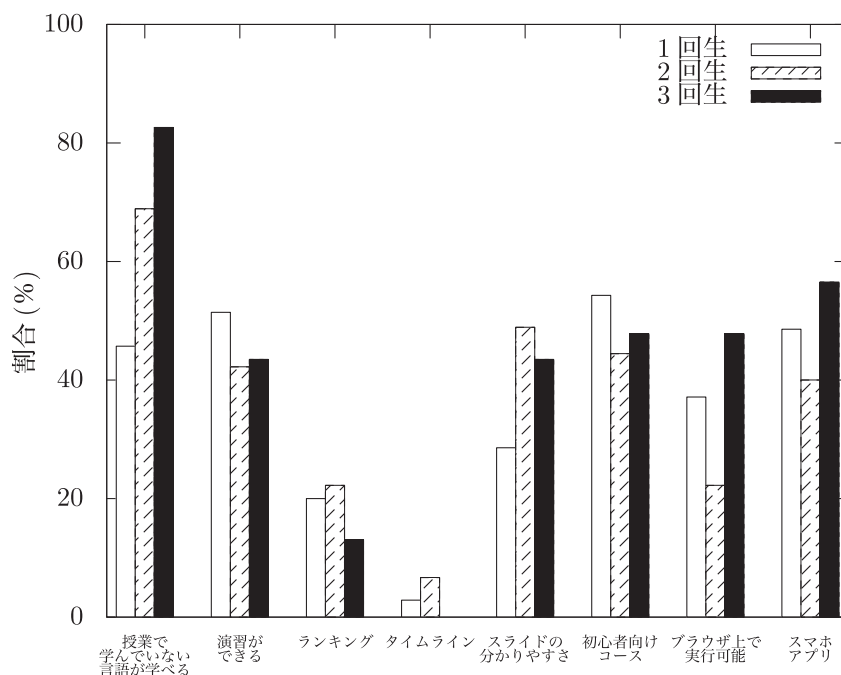


図4 事後調査によるオンライン学習システムでよかったと感じる点

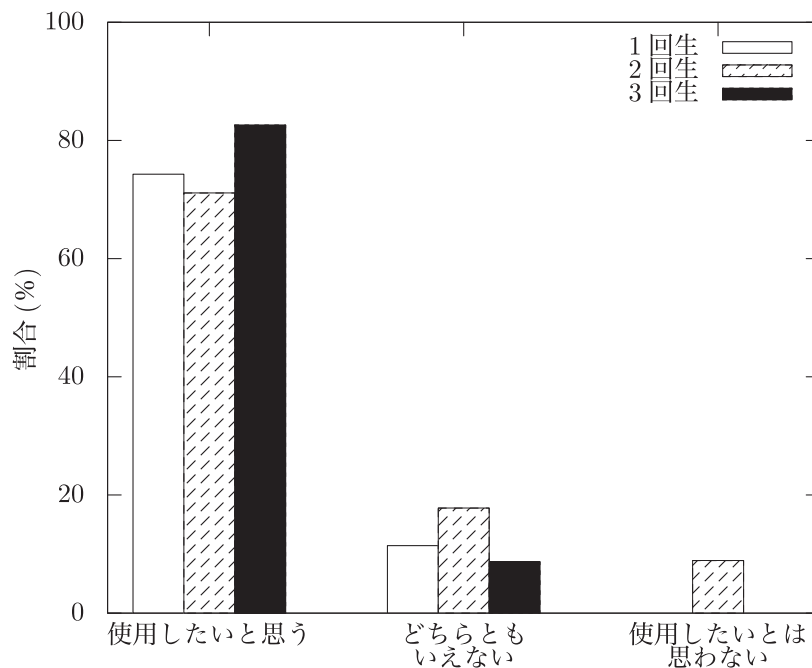


図5 今後も使用したいか

講授業)でその傾向はほぼ一致する。事後アンケートは授業最終回で行ったものであるから、授業以外の自習として使いたいということであり、図4の結果とも整合的といえるだろう。

図6は、オンライン学習サービス導入前後における、使用したことのある言語の数の分布である。事前アンケートの結果では使用したことのある言語数は1が最頻値であった。

これは授業で用いている言語がRubyであるため、Rubyのみを使用したことがあると答えた学生が多いためである。事後アンケートの結果は、最頻値は2に増える。つまり、多数の学生がRuby以外の別の言語を学習したことを意味する。なお平均値は1.83から2.97と、1.14程度増加する。最大値は8から12と大幅な増加が見られた。これらの結果より、授業で扱った言語以外にも積極的に自習とし

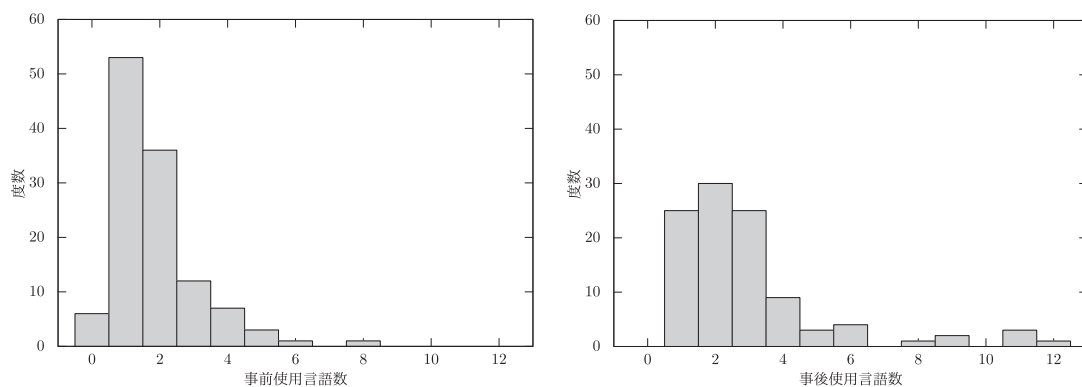


図6 使用したことのある言語の数の分布

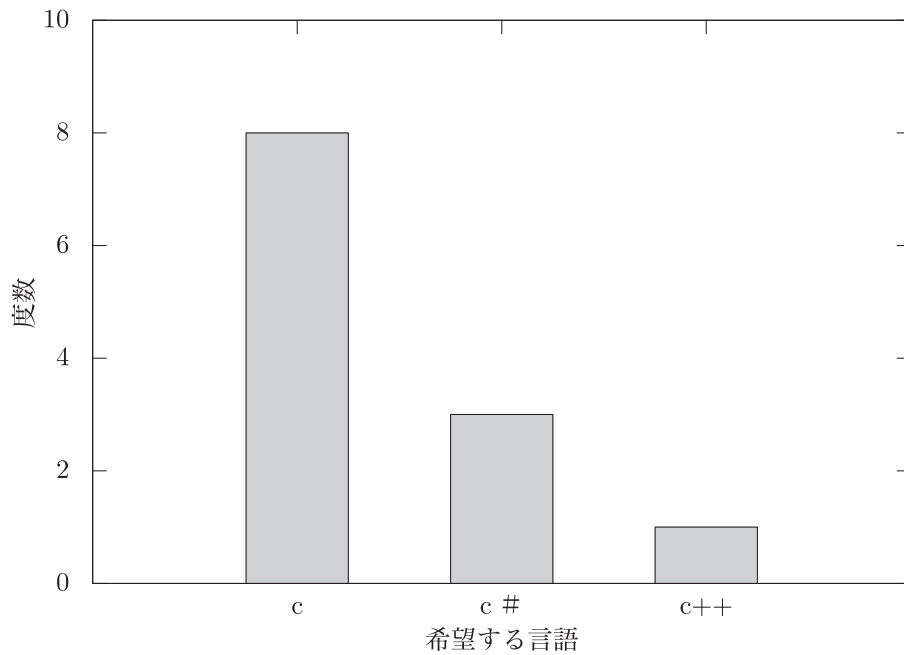


図7 今後学習したい言語

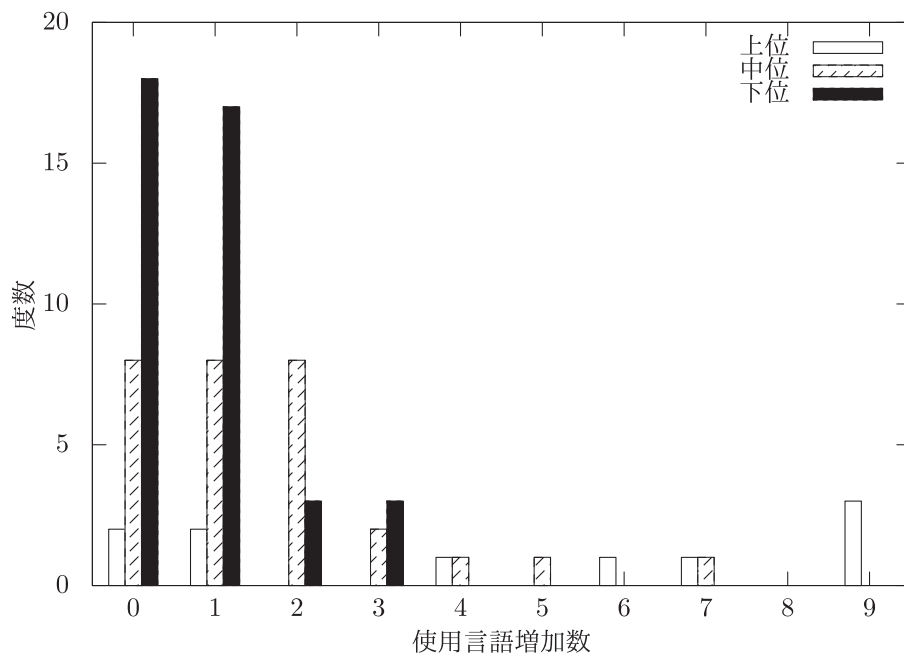


図8 使ったことがある言語の増加数

て学習を進めた様子が伺える。

以上より、授業で扱った言語以外への学習の広がり確認できたため、現在オンライン学習サービスでは取り扱いがないが、今後学びたい言語を質問した。図7が結果である。C

言語やC#などの回答がありプログラミングへの興味の広がりを示している。

3-4. ランキング別にみた効果の差

熱心にオンライン学習システムに取り組ん

だグループがどのような意識をもって取り組んだかを調べるために、レベルによるランキングの上位・中位・下位の3分位に分けたアンケート結果の分析を行う。上位・中位・下位は、調査最終日である8月6日におけるレベルによって分ける。レベルが200以上を上位、75から199を中位、74以下を下位として定義した。上位は16名、中位は35名、下位は52名である。

図8は使ったことがある言語の数の増加数の度数の分布である。上位グループでは最大で増加数は9となっており、中位では7、下位では3である。平均値は、上位・中位・下位それぞれで4.30, 1.59, 0.85である。上位グループほど、使用したことのある言語の数の増加が多い傾向にある。これはオンライン学習サービスをより積極的に利用したグループほど、使用経験言語数がより大きく増加したことを意味する。

図9は、プログラミングに関する授業外学

習時間をどのように感じているかを質問した結果である。上位グループは、多いと思うと回答したのは12.5%であるのに対して、下位・中位グループでは5.7%であり、2倍以上の割合である。やや多いと思うも同様の傾向を示しており、上位・中位・下位の順で割合が多い。一方で、どちらかといえば少ないと思う。少ないと思うは上位・中位・下位の順が逆になっており、下位グループの方が多。つまり、上位グループほどプログラミングに関する授業時間外学習時間を多いと感じている事が分かる。これはオンライン学習システムが授業時間外学習を促進させる効果があることを示している。

図10(a)では、タイムラインを意識したかどうかを示した。上位グループの37.5%がタイムラインを意識したと回答したのに対して、中位、下位はそれぞれ5.7%、2.3%にすぎず、顕著な差が見られる。モチベーションの向上につながったについても同様の傾向であり、

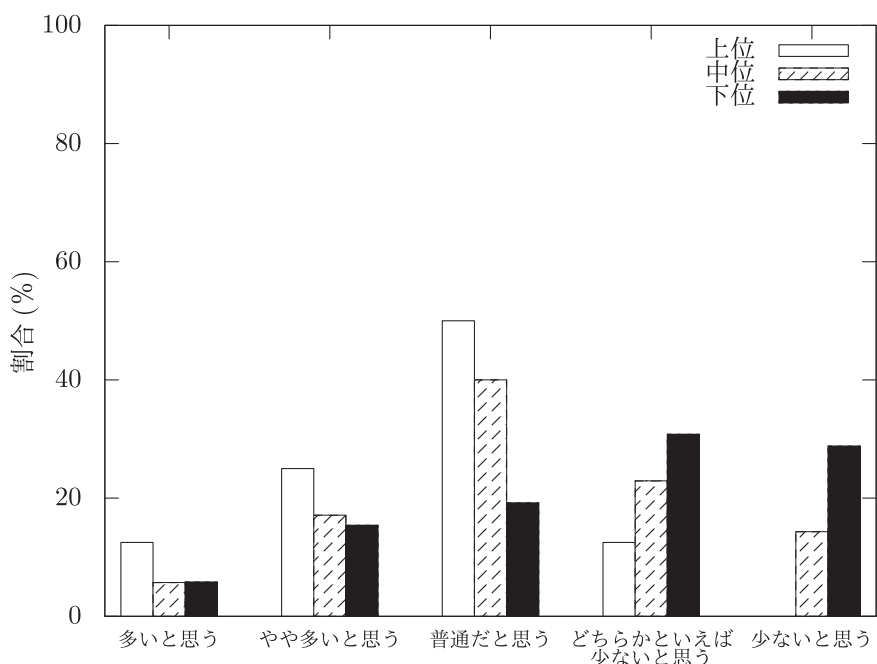


図9 授業外学習時間の主観的評価

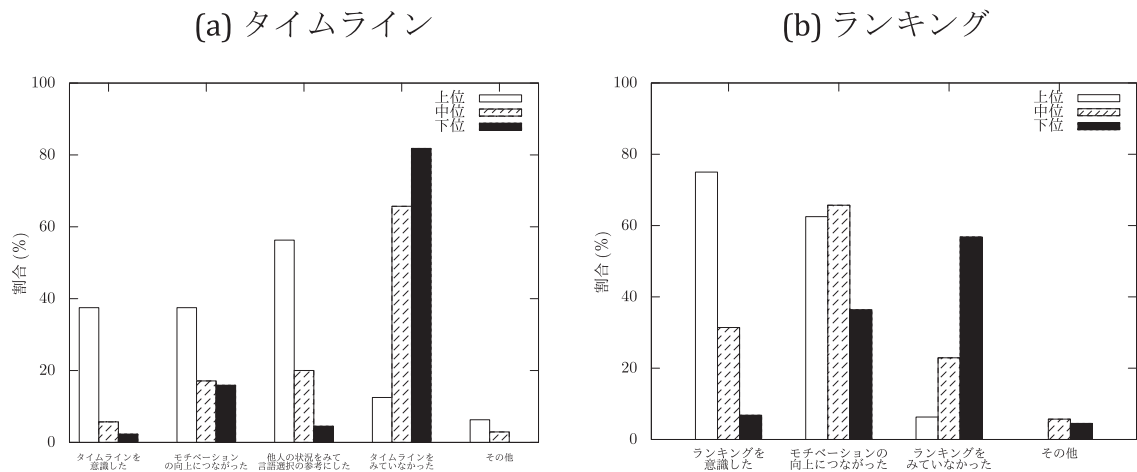


図10 タイムラインとランキングに対する意識。
ランキングの上位、中位、下位に分けて、割合を示した。

上位グループが37.5%であるのに対して、中位、下位グループは17.1%、15.9%である。他人の状況を見て言語選択の参考にしたは上位グループでは65.7%にも達する。タイムラインをみていなかったは下位グループでは81.8%に達している。使用したことのある言語の増加数は、上位が高かった(図8)。上位グループは他人の状況を見て言語選択の参考にしたが多い。上位グループが様々な言語に取り組む様子がタイムラインを通じて学生間で波及し、上位グループ全体として使用言語数が増えた可能性がある。

図10(b)では、ランキングを意識したかどうかを3分位に分けて示した。上位グループは顕著にランキングを意識した割合が高く75%にも及ぶ。中位、下位は低くなり、それぞれ31.4%、6.8%である。モチベーションの向上につながったかどうかについては、上位、中位ともに高く62.5%、65.7%であるが、下位グループは36.4%と低くなっている。ランキングを見ていなかったと答えたのは下位グループが高く56.8%であるが、上位グループは

6.3%に過ぎない。上位グループはランキングを強く意識していたことが伺える。

図11は、オンライン学習システムを使用して良かったと思う点の回答した割合である。授業で学んでいない言語が学べるは、全てのグループともに50%を超えているが、上位グループほどその割合が高くなっている。上位グループほど、より自習にこのオンライン学習システムを用いていたのではないかと推察される。演習ができるは全てのグループともにおよそ50%程度である。顕著な違いが見られたのは「ランキング」「タイムライン」である。ランキングは上位グループでは62.5%であるのに対して、中位・下位は22.9%、4.5%である。タイムラインでも同様の傾向であり、上位グループが、25.0%であるのに対して、中位・下位グループは0%である。これらは、図10の結果と整合的といえる。上位グループの特徴としてランキングやタイムラインを意識し、それを肯定的に捉えているようである。

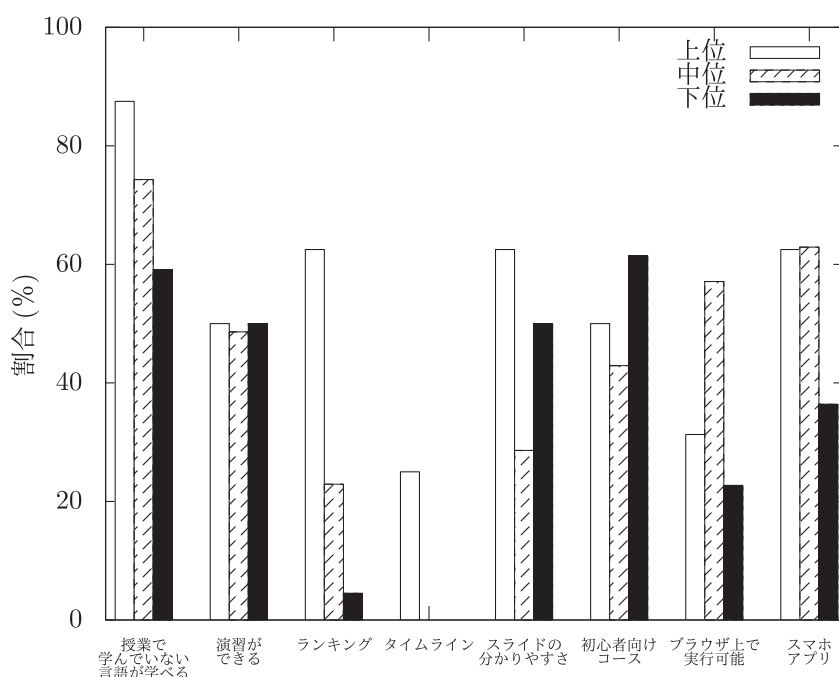


図11 オンライン学習システムを使って良かった点

4. 学習履歴データの解析

4-1. データの収集

学習履歴データとして、以下のタイムラインデータと学習状況データを収集した。タイムラインとは、利用者全てが閲覧できる情報であり、他の同一グループ、つまり京都女子大学において対象授業を受講する利用者が何時に何を学んだかなどの情報が過去30件分リアルタイムで表示される。このタイムラインの情報を1時間に1回取得して保存した。これより、時刻、受講者名、クリアした課題、その時のレベルなどの情報が得られる。保存期間は2019年6月5日より2019年8月6日の2ヶ月である。学習状況データは、受講者のレベルやランキング、各コース別のクリア回数などの同一グループに属する全利用者に関する完全な情報であり、1日2回、0時と12時に取得した。

4-2. タイムラインデータ

まずは、タイムラインデータに関する基本的な分析として、利用者全体の活動性の時間変化を調べる。あるタイムラインを取得した時刻 t における活動量 $A(t)$ を以下のように定義する。まず、タイムラインの仕様として、閲覧・取得できるデータ件数に上限があり $N_{\max}(=30)$ より多くのデータは取得できない。タイムラインデータ取得時刻 t から過去1時間以内のデータの個数を $N(t)$ とする。ここで $0 \leq N(t) \leq N_{\max}$ である。もし、活動量が低い場合は、1時間の間のデータ件数が少ないため、 $N(t)$ が低くなり、 N_{\max} を下回ることもある。一方で、活動が活発であるときは、1時間内の真のデータ数量が N_{\max} を超えてしまう。しかし、1時間に1度しかタイムラインデータを取得していないため、この場合の $N(t)$ は N_{\max} に等しくなる。つまり、 $N(t)$ が N_{\max}

に達した場合は、本来の1時間内のデータ数量はもっと多かったはずであるが、飽和している状態である。よって、 $N(t)$ そのものを活動量の指標としては使うことができない。そのため、時間で規格化する。1時間以内で最も古いデータが時刻 t より時間 $\delta T(t)$ 前であったとする。 $\delta T(t)$ は0~1時間であり、飽和するまでの時間に対応する。 $\delta T(t)$ で割れば、飽和した場合でも、どれだけの速さで飽和したかという情報を導入できるため、飽和しない場合と比較可能となる。最後に、利用者総数が多いほど、比例して $N(t)$ が大きくなることが予想されるため、対象となる利用者の人数 N_{total} で割った量で定義する方がより自然であろう。以上より、時刻 t における活動量 $A(t)$ を以下のように定義した：

$$A(t) = \frac{N(t)}{\delta T(t)N_{\text{total}}}$$

なお、この分析では $N_{\text{total}}=159$ である。

図12(a)は、計測開始時点からの1時間毎の活動量をプロットしたものである。いくつか鋭いピークが見られるものの、顕著なトレンドや分散の変化は見られず、定常的に見える。期間全体での平均値は $\mu=0.115$ であり、標準偏差は $\sigma=0.201$ である。図からは平均周りのランダムに見える変動以外の特徴的な構造は見られない。もし、まったく構造がない場合は、ある時点での値が過去や未来など異なる時刻での値と無相関となる。一方で未来や過去の値と相関がある場合は、時系列データになんらかの構造があることを意味する。そこで定量的に調べるために自己相関を計算した。すなわち、時刻 t_0 から t_1 まで観測した場合、

$$\phi(s) = \frac{1}{t_1 - t_0} \int_{t_0}^{t_1} \frac{(A(t) - \mu)(A(t+s) - \mu)}{\sigma^2} dt,$$

である。積分は区分和によって近似的に評価した。これは、時刻 t における活動量 $A(t)$ とラグ s の時刻における活動量の相関係数である。結果は図12(b)である。自己相関はラグ s が増加するにつれて速やかに減少し、10時間程度で0となる。図からは、相関の減衰周期的な変動が伺える。そこで、周期性を定量的に確かめるために、フーリエ解析を行なった。すなわち、以下を満たす $\hat{\phi}(\omega)$ を求めた：

$$\phi(s) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \hat{\phi}(\omega) \exp(i\omega s) d\omega,$$

ω は角振動数である。計算アルゴリズムはFFTを用いた(e.g., Press et al. 2007)。 $\hat{\phi}(\omega)$ はスペクトル密度で、一般に複素数である。そのため、この絶対値の二乗より $P(\omega)=|\hat{\phi}(\omega)|^2$ として周期の強度を算出した。 $2\pi/\omega$ が周期である。 $P(\omega_{\text{max}})$ が顕著なピークの最大値であるとき、周期が $2\pi/\omega_{\text{max}}$ の主要な周期構造が存在することを意味する。図12(c)が結果である。周期に対する振幅を示した。23時間程度に強い周期が見られた。これは、およそ24時間に近く、主に1日単位の周期が見えていることを意味する。7時間や12時間にも弱い振幅のピークが見られる。

以上より、1日以内の変動については概ね周期的変動として捉えられることが分かった。そのため、1日を基準として時系列データを捉えることが自然である。まず1日内変動を別の観点で捉えるために、24時間の各時刻の活動量の平均値を計算した。図13(a)が結果である。昼の活動量が高いが、23時にもピ

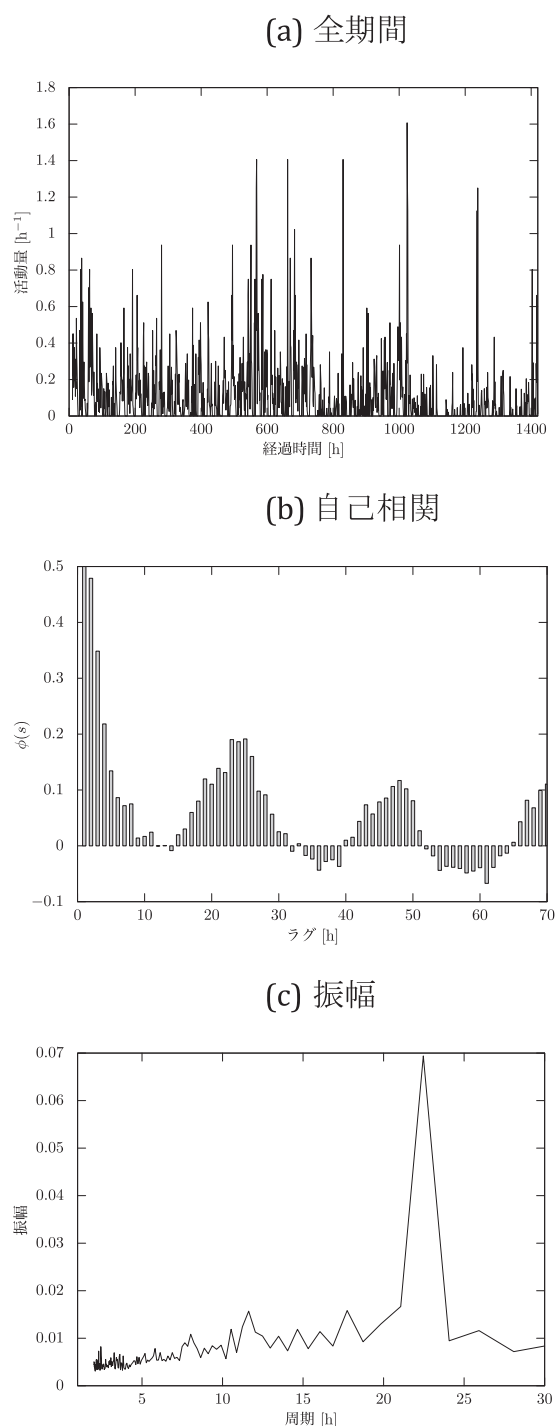


図12 (a)活動量の全期間の1時間毎の時間変化(b)活動量の自己相関(c)自己相関の周期別振幅。

ークがあり活動量は0.20に達する。昼の時間帯は大学に滞在している可能性が高く、一方で夜の時間帯は自宅であると考えられるため、

自宅学習の比重が相対的に高いことを示唆する結果である。また、周期の解析で得た7時間や12時間の弱い周期性は、昼の10時や14時といった大学滞在中と思われる時間帯に活動性が高まり、帰宅後の夜の23時に再び高まることに対応しているのではないかと考えられる。

1日以上タイムスケールの長期的な構造を調べるために、1日内の値を平均値として縮約した。図13(b)が結果である。オンライン学習システムの導入直後の6月はじめは0.25に近い高い活動量を示すが、6月中旬になると、0.1から0.15程度に落ち着き、概ねこの水準が7月中旬までの1ヶ月間維持されることが分かる。開始直後は、新しい学習環境への期待やどのようなものか試そうとするため、高い水準であったと予想される。その時期を過ぎると、一旦下がるものの、恒常的な活動量が見られ、継続的に学習をしている様子が伺える。しかし、7月後半は大学の期末試験の期間の直前であり、他講義や科目の学習が必要となるため、全体的に活動量が下がったのであろう。

また、特徴的なピークがいくつか見られる。まず6月28日に0.39の鋭いピークが見られる。夏休みに大学が実施した開発体験合宿の参加者選考の要件として、オンライン学習の利用状況を課したため、締め切りの直前に活動量が高まったのではないかと考えられる。また、8月3日は最大値で0.43となる。これは、授業の成績評価にオンライン学習システムの利用状況を課したため、締め切り直前に活動量が高まったようである。

6月中旬の定常状態の持続から分かるように、オンライン学習は継続的な学習を促すも

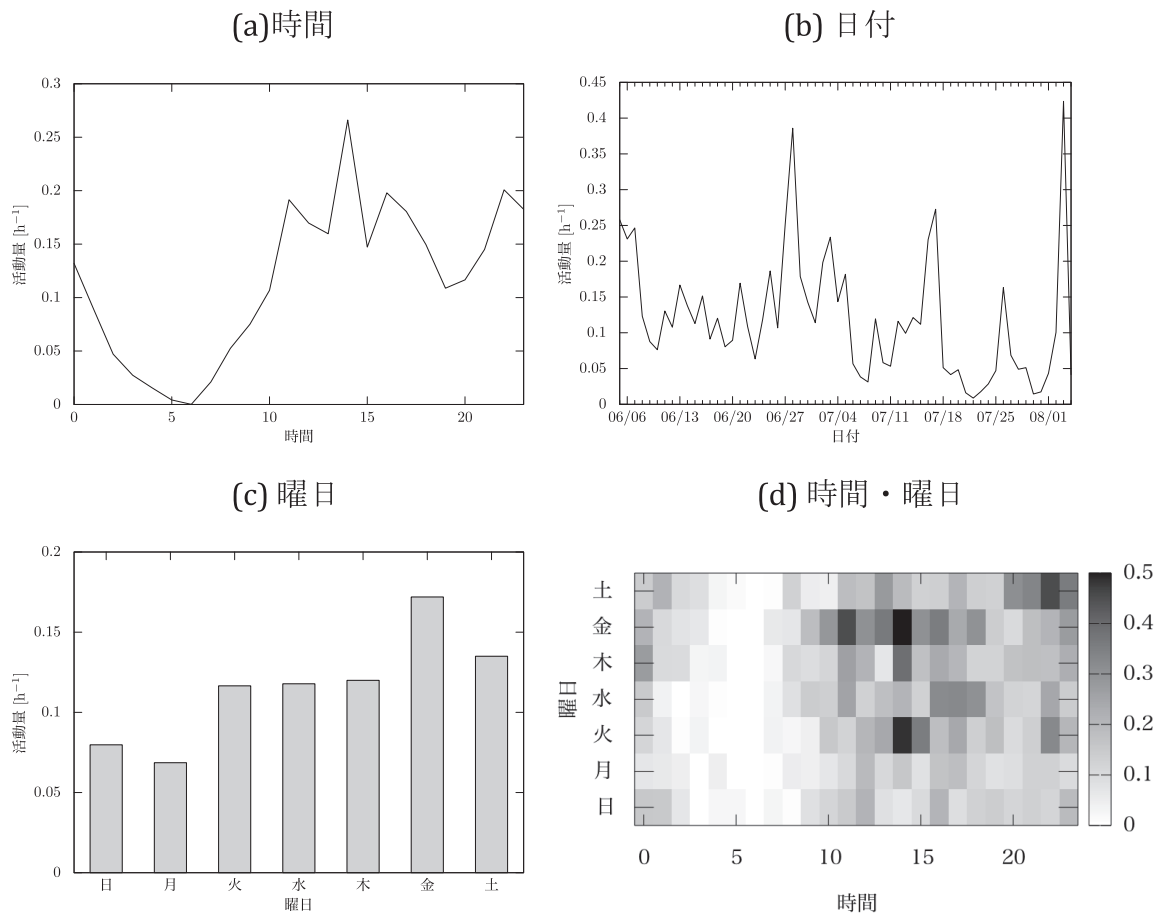


図13 活動量を縮約した平均値。(a) 0時から23時までの1時間ごとの平均活動量。(b)2019年6月1日から2019年8月6日までの各日付の1日平均活動量。(c)曜日ごとの平均活動量。(d)曜日と時間で分けた平均活動量。

のであると考えられる。また、講義の成績評価などに関係させると瞬発的に活動量が上昇することも分かった。しかし、その場合は継続的な学習の促進にはならないようである。

次に、図13(c)は、曜日毎の活動量の違いである。休日である土曜日や日曜日でも活動量が大きく落ち込まない。むしろ土曜日の活動量は平均値0.116よりも高めの0.135である。土曜日はプログラミングの授業がないため、自宅などで自習として使っていると考えられる。オンライン学習システムが自宅での学習を促す効果があることを示しており、1日内

の分析結果（図13(a)）と整合的である。この点を確認するために、図13(d)において時間と曜日の関係を調べた。火曜日や金曜日の昼の時間帯の利用が多い。火曜日と金曜日は、2回生の応用プログラミングIが開講されている時間帯の前後であり、授業の前後で予習や復習としての利用が多い。次に土曜日の夜の時間帯もよく利用されており、火曜日の夜の時間帯も多い。

4-3. 学習状況データ

グループに属する全利用者の完全なデータである学習状況データを用いた解析を行う。

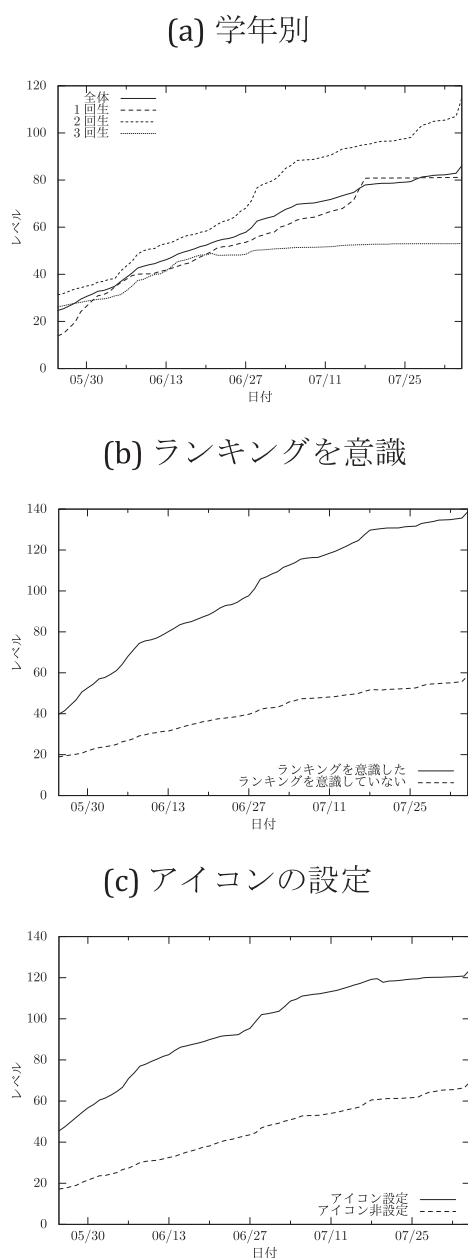


図14 平均レベルの推移。(a)は全体平均、および学年別の平均レベル推移。(b)はアンケートでランキングを意識したと答えをグループとそうでないグループの平均レベル推移。(c)はアイコンを設定したグループとしなかったグループの平均レベル推移。

累積学習量の指標であるレベルに着目した。図14(a)は全利用者の平均レベルの推移である。全体としては安定して上昇しており、平均レベルは、5月末の時点では30程度であったのが、8月には80を超えるまで上昇した。学年別でみると、1回生は7月中旬までは上昇したものの、その後の上昇は鈍った。同様に3回生は、6月末まで上昇したものの、その後の上昇が鈍った。しかし、2回生の方は期間中一貫して上昇し続けた。2回生では応用プログラミングIの成績評価として扱ったため、より積極的に取り組み、期間中一貫して使用していたのではないかと考えられる。前期授業期間の終盤に当たる7月は期末試験が近いため、完全な自習用として使用していた3回生の利用が鈍ったのかもしれない。

次に、アンケートでランキングを意識した学生と意識しなかった学生に分けて平均レベルの推移を調べた。結果は図14(b)である。ランキングを意識したと回答したグループの平均レベルは高く最終的には140まで達する。一方でランキングを意識しなかったグループの平均レベルは60程度であり差は80近い。ランキングを意識することと平均レベルの高さには関係があるといえる。この要因の1つはランキングを意識することによって学習意欲が高まり平均レベルが高まった可能性が考えられる。また、レベルが上がってくるとランキングに名前がのるためランキングを意識した可能性もありうる。

図14(c)は、アイコンを設定した学生と設定しなかった学生に分けて平均レベルの推移を調べた。全利用学生のうちでアイコンを設定していたのは28%であり、72%はアイコンを設定していない。アイコンを設定したグルー

プの平均レベルは高く最終的には120まで達し、アイコン設定をしなかったグループとの差は60程度である。

アイコンの設定とレベル推移に関係があることが分かったが、因果関係は自明ではない。アイコンを設定すると、他の利用者にそのアイコン画像が見られることから、アイコンを設定したグループは他者との相互作用を強く意識したグループといえるかもしれない。逆にオンライン学習システムをあまり利用しなかった層はアイコン画像をわざわざ設定していないという傾向なのかもしれない。アンケート調査でランキングを意識しないと回答したグループのうちアイコン設定した割合は24%であるが、ランキングを意識したグループのうちでアイコン設定した割合は全体の36%であり、アイコンの設定とランキングを意識したかどうかには、若干の関連性が見られる。

次に利用者がランキングをどのように意識しながら学習に取り組んでいたのかを具体的に調べる。図15は6月末時点でランキングが30位までの利用者について、それまでのランキング推移を示したものである。6月を選んだのは、図13(b)より、6月の活動量推移が安定しているためである。7月は応用プログラミングIで成績評価に用いたことや期末試験が近く活動量が低下したため、通常期とは異なる特性を持つ可能性があり、ランキングに対する意識の解析には適さないため、この期間を除いた。例えば6月27日に圏外から4位まで一気に順位を上げている例が見られる。このように順位が急上昇している箇所はいくつか見られる。これは短期間で集中学習したケースである。短期間で順位を上げた後は継続しておらず、集中学習は一過性に過ぎない

ようである。また特徴的なパターンとして、順位が1つ入れ替わったのちに、再び入れ替わっている箇所が散見される。例えば順位が1位と2位の間でお互いに順位の入れ替わりが4回ほど発生している。これは順位が下がったことをきっかけに再び順位を上げようというモチベーションが高まったのではないかと考えられる。

そこで、順位が変化するというイベントをきっかけに、その後の学習状況がどう変化するかを定量的に解析する。ある利用者のランキングの時系列データを $R(t; i)$ とする。ランキングが低下する、またはランキングが上昇するなどのイベント j が利用者 i_j に発生した時刻を t_j とする。総イベント数を N_{event} とする。このとき、以下でイベント発生前後の平均ランキング推移を定義する。

$$\bar{R}(s) = -\frac{1}{N_{\text{event}}} \sum_j (R(t_j + s; i_j) - R(t_j; i_j)).$$

ここでは順位を表す数値が低下した時、つまりランクアップした時は、正の値になるように定義してある。

順位は1位から30位まで表示されることを考慮し、順位を1位から15位と16位から30位に分けて解析を行った。また対象となるイベントは、順位が不変のとき、ランクダウン（順位を示す数値が増加）とランクアップ（順位を示す数値が減少）である。図16(a)は1位～15位の結果である。まずランクアップをした時はその後も1日程度は継続的にランクアップし続ける、つまり順位を示す数が減少し続ける傾向があることが分かる。ランクアップ時は学習をしている時であり、学習は数日間にわたり継続的に行う傾向があるため、平均

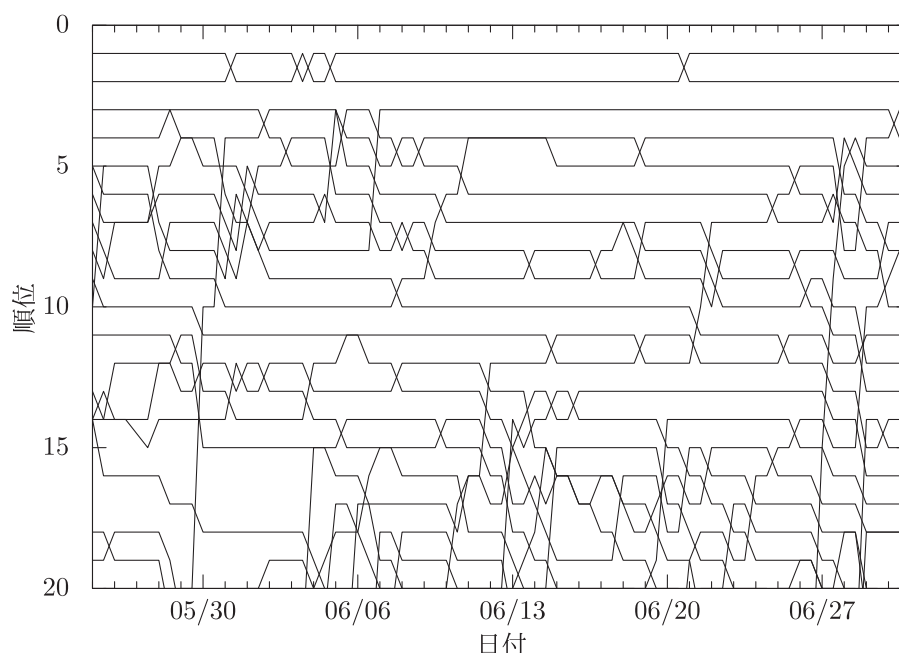


図15 ランキング推移。6月末時点で上位のグループを抜き出して、その前の1ヶ月のランキングの推移を示した。

的にはランクアップ後もさらにランクアップを続けるのではないかとと思われる。一方で、ランクが不変時は、その後、緩やかではあるがランクダウンしていく傾向が見える。ランク不変時はどちらかといえば、活動性が低下している時である。むしろ全体的なレベルの増加に影響されて下がっていくのではないかと考えられる。最後にランクダウン時は、わずかであるが0.5日後に平均的には、ランクアップするようである。これはランクダウンしたことを意識して、一時的には抜き返そうと活動性が増加したためであろう。図16(b)は16位から30位の結果である。ランクアップ時の傾向は基本的に同じであり、ランクアップは継続する。1～15位の時よりもランクアップ時のその後の上昇は著しい。上位グループに比べて競争が激しくなくランキングを上昇させやすいためではないかと思われる。ランク不変時、ランクダウン時は同様にランクダウ

ンが継続する。しかし、ランクダウン時のその後の変化は、上位と異なり、ランクダウン後の反発が見られない。

特筆すべき点は、上位層のランクダウン時の反応である。上位グループはランクダウン時に一時的ではあるものの、その後ランクアップに転ずる傾向がある。図15の解析においてランキングの入れ替わりが多く見られることを述べた。この原因は、ランクダウン時のモチベーションの高まりではないかといえる。

この点をよりはっきりさせるために、アンケート結果でランキングを意識したと答えたグループとそうではないグループを対象に同様の分析を行った。結果は、図16(c)と16(d)である。やはりランクダウン時の反応で顕著な差が見られる。ランキングを意識しなかったグループはランクダウン後もランクダウンを継続する。ランキングを意識した層は、ランクアップとはならないものの、ほぼ横ばいに

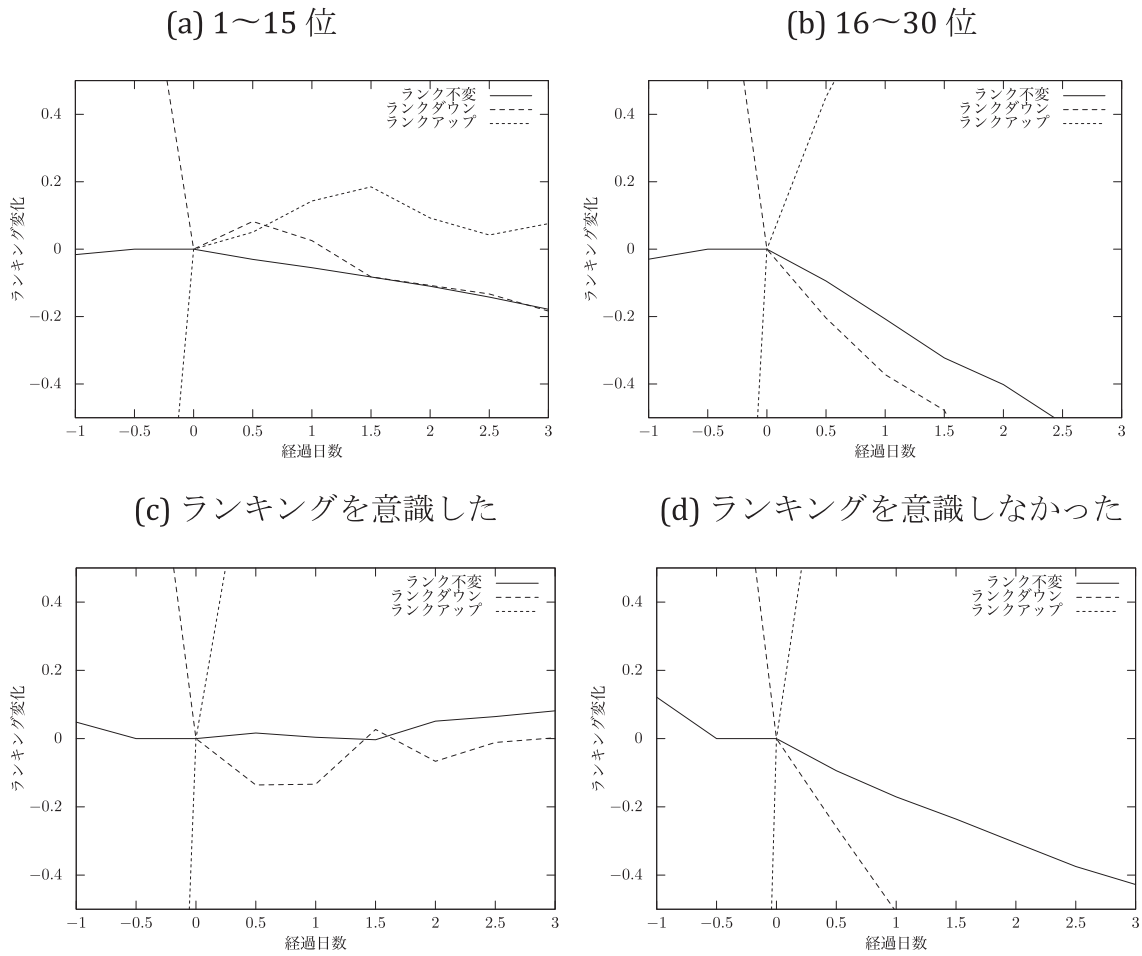


図16 ランクダウンやアップなどのイベント発生前後のランキング推移。ランキング変化が正の値は、イベント発生時に比べてランクがアップ、つまり順位の数値がイベント発生時よりも減ることを意味する。逆に、負の値はランクダウン、つまり順位の数値が増加することを意味する。経過日数はイベントが発生してからの日数を示している。(a)と(b)はランキングでグループ分けした結果であり、(a)は1～15位のグループ、(b)16～30位のグループである。(c)と(d)はアンケートでランキングを意識したと答えたかどうかでグループ分けした結果であり、(c)がランキングを意識したグループ、(d)がランキングを意識しなかったグループである。

推移する。ランクダウンを認識した時にモチベーションが高まり、学習に取り組むことによってさらなるランクダウンを避け、むしろ抜き返そうとしたのではないと思われる。

最後に、レベルの変化率に着目して個別の活動量の指標を求めて、ランキングをお互いに意識しているかどうかの分析を行う。時刻 t における、利用者 i のレベルを $L_i(t)$ とする。

このとき、1日に換算したレベル変化量として以下の量を定義する。

$$\delta L_i(t) = T_{\text{day}} \frac{L_i(t) - L_i(t - \delta t)}{\delta t}$$

ここで、 $\delta t=12$ 時間、 $T_{\text{day}}=24$ 時間である。これは、 dL_i/dt を時間単位1日で規格化した量の近似値とみなすことができる。平均値は $\mu_\delta=0.78$ 、標準偏差は $\sigma_\delta=4.57$ である。つま

り、1日あたり平均的にはレベルが0.78上昇することを意味する。

この $\delta L_i(t)$ の相関構造を調べるため、以下を定義する。

$$\psi(s, r) = \frac{1}{N} \sum_{i, t} \frac{(\delta L_i(t) - \mu_\delta)(\delta L_{i_r}(t+s) - \mu_\delta)}{\sigma_\delta^2}$$

r は順位差であり整数、 s はラグである。 i_r は時刻 t で利用者 i と順位差が r に該当する利用者である。 $r=0$ の場合は $i_r=i$ である。この和は考える全ての時刻 t 、利用者 i の組み合わせで計算する。 N は対象となった i, t の組み合わせの総数である。すると、 s と r の2変数の関数となる。この量の意味は、順位差のある利用者のレベル推移のラグ付き系列相関に相当する。

この $\psi(s, r)$ は2変数関数であるが、顕著な2次元構造が見られなかった。そこで $s=0$ と $r=0$ の場合のそれぞれの断面のみを示す。図17(a)は $r=0$ の結果である。つまり時間自己相関構造である。ラグ $s=0.5$ の場合、自己相関が0.23である。そして、ラグ s が増加するに

つれて減少していき、およそ3日程度で減衰するようである。つまり、一旦活発に学習を始めると、数日間はその活動性が持続されると平均的には考えられる。次に、図17(b)は $s=0$ の結果である。つまり、同時刻におけるランク差が r の異なる利用者との間の相関である。ランク差が近いほど相関係数が高いことを示している。これは、ランクが近い利用者同士の利用傾向が似ていることを意味しており、お互いの学習状況をタイムラインやランキングにより意識しているのではないと思われる。

5. まとめと議論

本論文では、オンライン学習システムにおける利用者間相互作用の効果を、アンケート調査とオンライン学習システムの学習履歴データを用いて調べた。

アンケート調査からは、オンライン学習システムに対して面白い熱中するなど肯定的に考える学生の割合が多かった。具体的に良かった点は、授業で学んでいない言語が学べる

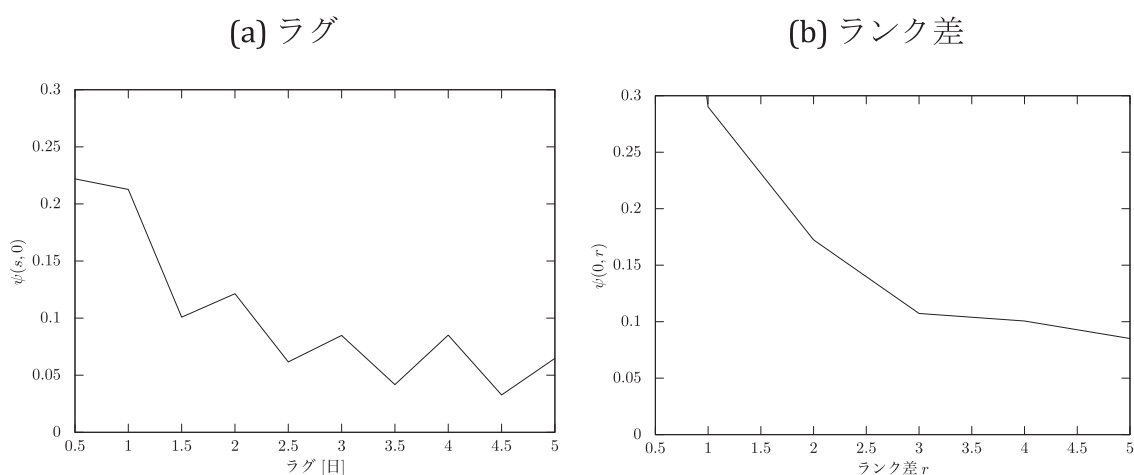


図17 各利用者のレベルの時間変化率のラグ付き系列相関。(a)は $r=0$ の場合であり、同一利用者間の時間差ラグ s の自己相関である。(b)は、 $s=0$ 、つまり、同一時刻におけるランク差 r の別の利用者との間の相関である。

と回答した割合が多かった。この結果は、オンライン学習システムが授業時間外学習を促進していることを示している。オンライン学習システムを積極的に利用した学生の特性を調べるために、オンライン学習システムの利用状況のランキングにより3つのグループに分けて調べた。その結果、積極的に学習したグループは、ランキングやタイムラインを意識している割合が多いことが分かった。全体として、オンライン学習を自習に有効に活用している様子が伺えるが、その中でもランキングやタイムラインなど他の利用者の動向を意識しているグループは、より積極的に学習を進めたようである。

次にオンライン学習システムの学習履歴データから、各利用者の状況の定量的な検討を行った。まず、利用者全体の動向を調べるために、タイムラインデータを解析して、1時間毎の活動量分析を行った。その結果、大学滞在中の学習に加えて、帰宅後にも積極的に学習を行っていることが分かった。オンライン学習システムによって、授業時間外学習が促進されていることが学習履歴データからも確認された。

オンライン学習システムにおける各利用者の累積学習量はレベルによって分かる。利用期間中の平均レベルの推移を調べた。学年別、つまり、受講授業別のグループに分けて平均レベル推移を調べると、変化に違いがあることが分かった。これは、授業における成績評価の方法などオンライン学習システムに対する扱い方の違いが主要な要因であると考えられる。成績評価などの外的要因による学習の動機付けは、短期的に授業時間外学習を促進させることが分かった。しかし、その効

果は長期間持続しないようである。

自発的な動機付けによる学習行動がいかにして生じるかを調べるために、ランキングの変化に着目した。アンケート調査でランキングを意識したと回答したグループとそうでないグループの2つに分けて、平均レベルの推移を調べた。その結果、ランキングを意識したグループの平均レベルはそうでないグループに比べて、最終的なレベルに著しい差が見られた。ランキング意識したグループの方が最終的な平均レベルが高かったのである。この理由を探るために、順位が低下した後の順位の平均推移を調べたところ、ランキング上位及びランキングを意識したグループでは、ランクダウン後に順位がそれよりも下落しないように維持、もしくはむしろ上昇する傾向があることが分かった。これは順位が低下したときにモチベーションが向上し学習量が増えていることを意味する。このことはレベルの時間変化率の相関構造からも確かめられた。ランクが近い学習者間でレベルの時間変化率に正の相関が見られた。利用者はランキングやタイムラインを意識しており、利用者間の相互作用があったのではないかと考えられる。

お互いの学習状況やランキングが見えるような利用者間での相互作用が可能な環境では、教員から学習するように指導しなくても、学習の動機づけがなされることが分かった。ランキングは利用者には上位30位までしか見られないような仕様である。そのためこの効果はランキング上位グループには顕著であり、下位グループでは有効ではないようである。むしろ、ランキング下位グループからは、差が付きすぎてしまうために、むしろモチベー

ションが低下したとの自由記述アンケートによる意見が見られた。つまり、ランキングが表示されることによって、学習者グループ間のレベル差を拡大させてしまったのではないかという懸念がある。

以上の解析結果より、オンライン学習システムの利用者間相互作用による学習動機づけに着目した学習意欲の向上のための方策を議論する。

考えられる方法の1つはランキングの表示数を増加させることである。現在はランキング30位までしか表示できないようになっているが、全利用者は159名で全体の2割以下しかランキングに反映されていない。ランキング表示対象を拡大すればより緊張感が高まり学習動機づけを促進するかもしれない。

しかし、ランキング表示対象を拡大しすぎても、上位との差が開きすぎた場合はやはり動機づけの促進にはつながらないだろう。そのため、全体をサブグループに分けて順位を表示するというのも1つの方法である。例えば、学年別や受講クラス別に分けるのである。受講クラス別に分けた場合、お互いを認知するメンバーだけの10~30名のグループになるため、よりランキングやタイムラインに対する意識が向上し、上位グループとの著しい差もある程度は解消されるため、動機づけの向上につながるかもしれない。

利用者間相互作用の促進という意味で、ソーシャルネットワーク機能を拡充させることも考えられるかもしれない。利用者は自身の設定した自由な画像を、利用者を象徴するアイコンとして表示することが可能である。アイコンをデフォルトのアイコンから変更したグループは、平均レベルが高く推移している

ことも今回の調査で明らかとなった。他の人に見られることへの意識の高まり、つまり利用者間の相互作用が動機づけの向上に寄与したという考え方もできるだろう。アイコンに加えて、プロフィール表示や、他の一般的なソーシャルネットワークサービスで見られるリアクション機能やメッセージ機能など、学習以外の周辺機能によって、モチベーションアップするかどうかは、今後の検証課題である。オンライン学習サービスは外部業者のサービスに依存しているため、これらの機能がすぐに実装されるとは限らない。相互交流機能のみを補完するようなサービスの導入・構築により、これらの効果を実証していくことは今後の課題として考えられる。

【参考文献】

- 植野真臣 (2007) 「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』 31 (3)、271-283頁.
- 鈴木聡、廣川佐千男、森本康彦 (2017) 「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』 41 (3)、255-269頁.
- 松田岳士、合田美子、玉木欽也 (2007) 「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』 3 (2)、1-11頁.
- 丸野由希 (2015) 「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』 18、107-115頁.
- 道越秀吾、奥井亜紗子、丸野由希 (2019) 「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』 21、85-99頁.
- 森本康彦 (2015) 「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」『京都女子大学現代社会研究』 38、18-27頁.
- Press, W. H., Teukolsky, S. A., Vetterling, W. T., & Flannery, B. P. (2007) *Numerical recipes 3rd edition: The art of scientific computing*, Cambridge university press.

