

クラウド型開発環境および e-Learning 利用履歴を用いたプログラミング教育の実施効率向上のための成績予測

天野 直紀*

* 東京工科大学 工学部

Grade prediction for improved efficiency in programming education using e-Learning activities within a cloud-based development environment

Naoki Amano*

* Tokyo University of Technology, School of Engineering

* amano@stf.teu.ac.jp

概要: プログラミング教育実施において、主に金銭コストの面で大きな制約があり、学生数に対する教育スタッフの数は少ないことが多い。本論文ではクラウド型の開発環境と求人情報直結型の e-Learning コンテンツを導入したプログラミング教育の実施例(受講者約 100 名)を報告する。このような形式の授業を通して得られる情報(出席と発言)と e-Learning コンテンツの利用履歴とから、教育実施上のスタッフの学生対応効率を向上させるための成績予測が可能であると考えた。本対象に対して異常検知アルゴリズムを適用した成績予測を行った結果、学生対応効率の向上を期待できる予測精度が得られた。

Abstract: Japanese educators often face major challenges when providing programming education, including severe budget constraints and a high student-teacher ratio. This paper reports our experience of introducing e-Learning content within a cloud-based development environment, directly linked to student profile information, including past performance history. To increase educational efficiency, we attempted to predict students' grades from information obtained through the lessons and the cloud service use history. By applying an anomaly detection algorithm to the objects, we confirmed that it is possible to forecast results that can help us anticipate ways to maximize efficiency.

キーワード: プログラミング教育、成績予測、異常検知

Keywords: Grade Prediction, Programming Education, Results Forecasting, Anomaly Detection

1. はじめに

近年、ICT や AI の活用は様々な分野における基盤・要素技術となりつつある。このことから、初等教育にプログラミング教育の導入が予定される(文部科学省, 2019) など、プログラミング教育の必要性が高まっている。同じような理由から、大学でも多くの学部・学科においてプログラミング教育を行うことが重視されつつある。

プログラミング教育を実施する演習環境としては、旧来いわゆる「計算機室」のような施設がある。これは大学管理下に多数の PC があり、構築済みの整った環境を用いるものである。このような環境に向けた様々な管理ツールがあるが、このような施設を継続的に維持することは技術的なハードルも高く、高コストとなる傾向がある。更に PC は短期間で陳腐化する傾向があり、頻繁に更新するとなると、更なるコスト増の要因となる。

これに対し、近年では学生自身が所有するノート PC を用いた教育が行われることも多くなってきた。この方

法では入学時点で学生が購入できる現実的なノート PC を常に前提にできることや、PC の保守・管理を含めた教育効果を期待できるといったメリットがある。しかし、このような学生の管理下にある PC にプログラミングに必要な開発環境を構築・維持し、演習を実行し続けると様々なトラブルが発生する。

e-Learning コンテンツの大学教育における利用・併用については、これまでに様々な試み（加藤, 2018; Mishra, 2017; Simon, 2018; 鈴木・宮崎, 2017）があり、成績の予測や学習効率の改善が研究されている。近年ではクラウドサービスとして提供されるもの（たとえば、Google Classroom, <https://edu.google.com/intl/ja/products/classroom/>）も一般的になり、その導入は技術的には簡単になった。一方で大学教育との連携という意味では導入の金銭コストや役割分担が曖昧で困難な問題がある。

またプログラミング教育の実施にあたって、教育スタッフの数は純粋に金銭コスト的な課題である。明らかに少人数教育、すなわち教育スタッフ数が多い方が教育効果は高いと期待できる。しかし、実際には金銭コストの制約から、少数の教育スタッフで行わざるを得ないことが多い。

これらの背景に基づき、本論文ではクラウドサービスと適切に連携し、学生自身の所有するノート PC を用いた学習環境を前提とし、限られた教育スタッフによって効率的にプログラミング教育を実施することを目標とする。そのためには受講者それぞれの成績を予測することができれば、教育スタッフを重点的に投入するなどの教育実施効果の向上策をとれる。このため、このような実施形式の授業を通して得られる情報（出席と発言）と e-Learning コンテンツの利用履歴とから、教育実施効率を向上させるための成績予測が可能ではないかと考えた。ここで教育実施効率の向上とは、成績が悪いと予測される受講者に対して重点的にスタッフが対応することで、受講者全体の成績を一定以上にするために必要なスタッフの人数を少なくすることを意味する。本論文ではこのような教育実施環境について述べ、その上で成績予測を行い、その精度が教育実施効率を向上させるものであることを示す。

限られた教育スタッフによる教育実施効果を改善す

るため、本研究では受講者の成績（習得状況）を予測することができればよいとした。受講者個々の成績を予測できれば、教育スタッフは成績が悪い受講者に注目することが可能となる。これにより受講者の学修上の問題点により気づきやすくなり、結果として少人数の教育スタッフでも、多人数の教育スタッフの場合に類似した、より細やかな教育実施が可能となると考えた。

本研究では、受講者の成績を予測するために用いることができる情報を、授業内で得られる情報に限定するものとする。他の科目や前年度までの成績などのデータを用いれば、更に精度を向上できると考えられる。一方で、この制限は個人情報管理などの観点から、現実的で実行しやすい制約と考える。

対象演習においては出欠、発言（授業中に行う説明時に講師より問いかけ、希望者による回答を行う。この回答することをここでは発言と呼称する）の回数を調査した。また、3回の試験はいずれも2問の実技試験である。また、実技試験時にアンケート形式で後述するクラウドサービスの利用状況を調査した。

上述のデータから成績を推定することができれば、教育実施効率を改善できると考える。

2. 演習環境

2.1 対象授業

本研究で対象とするプログラミング教育は、著者の所属する学科において、約 100 名が履修する必修のプログラミング演習授業である。この演習は2年次を対象とする半期(前期)、各回2コマ、15回実施の演習である。

この演習で用いるプログラミング言語はC#である。その授業範囲は多くのプログラミング言語に共通的な基礎とし、主に変数、配列、条件分岐、繰り返し、関数化といったキーワードで示すことのできる範囲である。

受講者は各自が所有するノート PC (Windows 10) を用いてプログラミングおよび資料閲覧を行う。受講者の多く(約 90%) は大学で斡旋販売する同一機種を利用している。しかし、10%程度の学生は各自で異なる機種を使用しているため、全員が同一機種という前提はない。また、PC 自体の管理は入学時点から受講者自身に委ねられるため、空き容量やインストール済みソフトウェア

は多様である。

受講者約 100 名を無作為に 3 分割した 3 クラスで演習を実施した。教育資料は著者が作成した同一の資料をすべてのクラスで使用し、その進行や途中で行う到達度確認（以降、試験）も同一内容を同一日程で行った。試験は第 6、11、15 回目に実施した。各クラスを担当する教育スタッフは講師 1 名、教育補助アルバイト学生 1～3 名である。

2017 年度（前年度）と 2018 年度（今年度）とで講師は 3 名とも同一人物で、ほぼ同じ内容の教育を行った。開発環境は異なり、前年度は Visual Studio を用い、今年度は後述するクラウドサービスを用いた。

2.2 クラウドサービスの導入

本研究ではプログラミング演習授業において、ギノ株式会社が提供する求人情報提供サービスに直結する e-Learning コンテンツである paiza ラーニング (<https://paiza.jp/>) と同社の提供するクラウド型開発環境 paiza.IO (<https://paiza.io/ja/>) を導入した。

paiza.IO は Web ブラウザーを経由してアクセスするクラウド型開発環境である。これにより、PC 環境に必要な事柄はインターネットアクセス（通信と Web ブラウザーの動作）だけに限られる。このことで、学生個々の管理によって生じる PC トラブルのほとんどすべてを回避し、本質的な学習に集中することができると期待した。特にプログラミングの初学習者にとっては、ソースコードの間違いと開発環境のトラブルとの切り分けが困難であることが多く、開発環境のトラブルを大幅に削減することの効果は大きいと期待できる。

このことは、同時に PC トラブルに教育スタッフが割かなくてはならない時間も削減する。その分、本来のプログラミング学習についての学生対応に集中的に時間を割くことができる。

ここで用いた求人情報提供サービスに直結する e-Learning コンテンツ paiza ラーニングでは、求人という学生の関心が高い、社会的な評価を得ることができる。具体的には学習の後、応募すれば、その学習到達度に応じた求人情報とのマッチングが行われる。これにより、学生に具体的なモチベーションを与えられると期待した。

これらの総合的な結果として教育実施効率を改善できると期待した。

当然、e-Learning コンテンツとしていつでもどこでも学習できることで、予習・復習の機会が増加する。これによる教育効果は期待できる。

3. 運用結果

3.1 演習実施上の評価

既報（天野, 2018）の通り、約 100 名が演習時間中に集中してクラウドサービスにアクセスするため、事前の想定としては通信経路上の問題とサーバー側の負荷問題とを予想した。

本学の現状の学内コンピューターネットワーク環境は、これに対して充分と考えられ、またこれまでの運用実績から、問題は起こりにくいと想定した。また実際に大きな通信トラブルもなかった。

クラウドサービスを提供するサーバー側の問題としては、過負荷と推測される状態があったが、これも再度ブラウザーからの操作を行うことで解決した。またその発生頻度も例外的なものであり、教育実施に支障の出るような持続的なものではなかった。

前年度はインストール作業だけでなく、2 回目以降の演習時に PC トラブルが発生し、開発環境が正常に動作しない事例が発生することもあり、そのたびに教育スタッフは個別対処に時間を割かれることも少なくなかった。今年度は依存しているのはインターネット接続とブラウザーの正常動作だけであるので、このような PC トラブルへの対応は事実上、皆無であった。

教育スタッフ全体の評価は、クラウド型開発環境であることにより、PC トラブルの支援にほとんど手間をとられず、本質的な教育支援に従事できたとのものであった。

3.2 受講者の学習成果上の評価

既報（天野, 2018）の通り、前年度と今年度の最終成績評価で比較（図 1。A > B > C、D は不可、X は履修放棄。本来は S 評価があるが、この比較では純粋な到達度を比較するという視点から S + A の人数を A の人数とした）すると、成績評価 B と C の割合が減り、成績

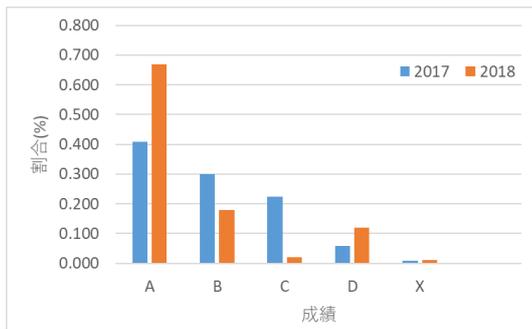


図 1 成績評価の推移

評価 A が増加している。一方で不可となる成績評価 D も増加した。

全体としてみると、成績評価 D の割合は前年度 6% に対し今年度 12% と増加した。これは人数にすると 6 名の差であり、これを本研究で評価している項目に関して有意な差と判断できるかどうかは、この演習以外の受講状況なども考えると判断が難しい。しかしながら、成績評価 D となった学生のうち 50% の受講者が e-Learning コンテンツをまったく利用していなかった。全体での未使用者の割合は 26% であることから、e-Learning コンテンツの使用動向から、成績不良の受講者を予測できたと考えられる。

一方で成績評価の程度を GPA (A=3, B=2, C=1, D=0) と同様に算出し、その平均値を求めると前年度 2.07 に対し、今年度 2.41 と大きく向上した。特に成績評価 C の割合が 22.3% から 2% と大きく減少していることから、成績下位層に対する教育効果が顕著であったと考えられる。

3.3 教育実施効率改善のための成績予測

1. で述べた出欠、発言、試験結果、クラウドサービスの利用状況を対象データとした。クラウドサービスの利用状況は表 1 に示す 4 項目を各試験前までを 1 つの区間として調査した。ここで「C#学習レベル」「スキルランク」はそれぞれ利用した e-Learning システム上での評価、「その他の学習レベル」は C#以外の言語で学習している場合にその中で最も高い値を調査した。

成績予測の手法として本研究では教師データを別に必要としない、異常検知の手法を用いることとした。同一形態で長期間、多人数に実施して十分な量の教師データを獲得することは困難であると考えたためである。

表 1 クラウド利用調査項目

調査項目	数値範囲
paiza ラーニング利用	0 or 1 (なし or あり)
C#学習レベル	1~
その他の学習レベル	1~
スキルランク	E, D, C, B, A, S (E=1, D=2, ... として数値化)

異常検知の算出には R と H2O.ai 社の h2o (https://www.h2o.ai/) を用いた。具体的には h2o.deeplearning と h2o.anomaly を用いて算出した。このときのパラメーターは事前の試行の結果からかなりよい予測が可能と考えられた、activation を tanh、隠れ層を 160 ノードの 5 層、演算回数を 10,000 回とした。また、このパラメーターでの試行を各条件で 10 回ずつ行い、その平均値を求めて評価することとした。

予測問題を最後 (3 回目) の試験の成否 (2 = 2 問とも正解、1 = 1 問正解、0 = 2 問とも不正解) を予測することとした。過去 2 回の試験の両方で 1 問以上正解している状態を異常検知における正常な状態と扱うこととしてトレーニングを行い、その結果を用いて全データを対象に異常検知 (異常値の算出) を行った。

異常値の算出結果から、推定値と 3 回目の試験の結果との相関係数を求めた。また、満点 (2 問正解) でない学生の事前捕捉率の目標値を 70% と設定し、期待できる教育実施効率改善を注目学生数の削減割合として算出した。ここで注目学生数とは、成績予測により満点を取れないと予測された学生数である。その削減割合とは、予測がなければ全学生に注目しなければならず、削減割合は 0 となるような数値となる。

クラウドサービスの利用履歴を用いない、出席・発言・過去 2 回の試験結果のみからの予測では実際の試験結果との相関係数は -0.477、削減率は 33.6% であった。図 2 に予測結果の例を示す。実線が異常値、赤丸が実際の成績 (試験での正答数) を示す。正答数の少ないグラフの左側で高い異常値がよく見られていることが分かる。また、異常検知の試行の中で、注目すべき受講者の捕捉率を 70% とすることができないケースも希に発生した。

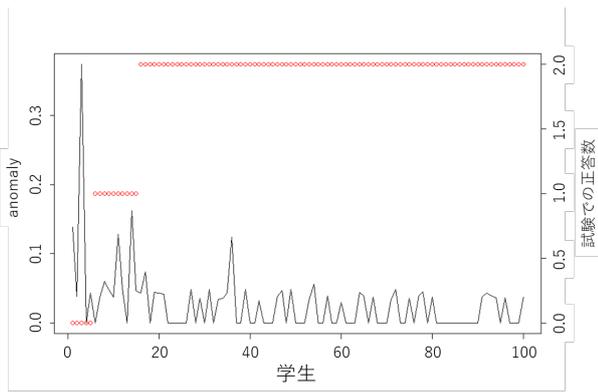


図 2 利用履歴なしでの予測例

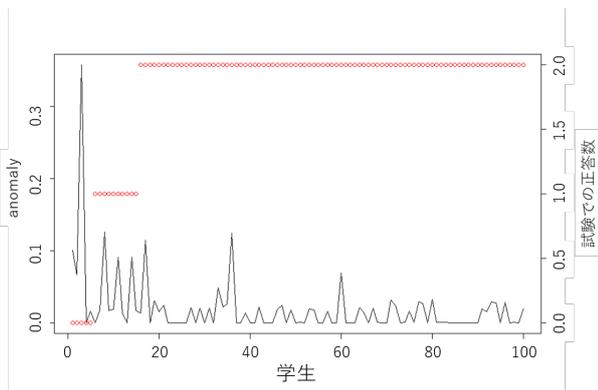


図 3 利用履歴ありでの予測例

クラウドサービスの利用履歴を加えたときの推定では相関係数は -0.477 、削減率は 43.9% であった。図3に予測結果の例を示す。基本的な傾向は利用履歴なしの場合と同じであり、正答数の少ないグラフの左側で高い異常値がよく見られていることが分かる。

推定値と真値（3回目の試験結果）の相関係数は -0.477 と同一で、いずれも負の相関があったが、削減率はクラウドサービスの利用履歴がある方が約 10% 向上している。これは2問とも不正解の受講者の予測はいずれの条件でも大差ないが、1問正解（1問不正解）の受講者に対する予測に相違があることが主要因であると考えられる。このため、クラウドサービスの利用履歴の有益性が示されたと考える。

3.4 利用履歴（サーバーログ）による検証

今年度は諸事情により個人を特定したクラウドサービスの利用履歴（サーバー側でのログ）を利用することができなかった。このため、個人を特定できないように匿名化したログを用いて、前節におけるアンケート調査

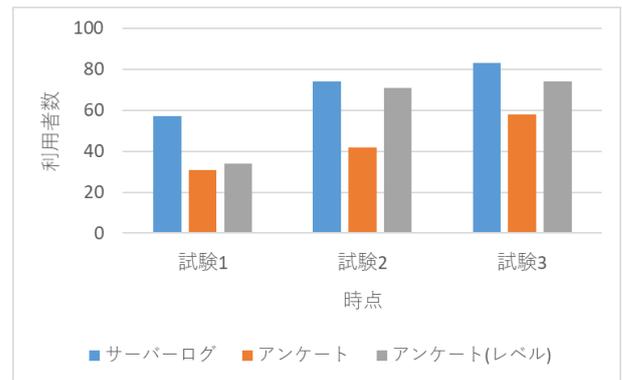


図 4 e-Learning 利用に関するサーバーログとアンケート結果の比較

による利用履歴が信頼できるものかどうかを確認した（図4）。ここでは演習で用いているC#の講座について分析した。

この図において各期間の左端（青）がサーバーログ、真ん中（橙）がアンケート（表1における「paiza ラーニング利用」）、右端（灰）がアンケート（表1における「C#学習レベル」。この値があるものを利用したとして集計）による到達度から算出した利用者数を示す。サーバーログとアンケート調査の結果を比較したところ、全体的な増加傾向は類似しているが、総数に大きな差が見られた。アンケート項目に誤解等があったものと考え、到達度から利用者数を算出したところ、期間2、3ではほぼサーバーログと同一の数値が得られた。e-Learning コンテンツ上で到達度が計算される以前で学習を終えた件数が期間1には多かったものと推測される。一方でサーバーログ全体の示す利用率の推移は類似していることから、アンケート調査による利用履歴が一定の信頼性を有していることが確認できた。

4. おわりに

本研究ではクラウド型のソフトウェア開発環境と求人情報に直結した e-Learning コンテンツを用いたプログラミング教育において、教育実施効率の向上につながる成績予測について述べた。

クラウド型の開発環境と e-Learning コンテンツの導入により、教育の妨げとなる PC トラブルの多くを回避し、本質的な学習と教育に受講者自身だけでなく教育スタッフも集中できる。

授業中に得られる情報とクラウドサービスの使用履歴を用いることにより、教育実施効率の向上が期待できる精度で、成績を予測することが可能であることを確認した。

今後はクラウドサービスの利用履歴のより詳細な項目を用いることで、成績予測精度を高めることを検討している。

謝辞

本研究の実施にあたってはギノ株式会社様に全面的にご協力をいただきました。ここに感謝の意を表します。

参考文献

- 天野直紀 (2018). クラウド型開発環境および求人情報直結型 e-Learning コンテンツを導入したプログラミング教育実施の評価 日本 e-Learning 学会 第 21 回学術講演会
- 加藤利康 (2018). 授業支援システム Moodle における小テスト結果からの理解度不足の検出機能の提案 学習分析学, 2, 1-10.
- Mishra, T., Kumar, D., & Gupta, S. (2017). Students' performance and employability prediction through data

mining: A survey. *Indian Journal of Science and Technology*, 10, 24.

文部科学省 (2019). 小学校プログラミング教育に関する概要資料 Retrieved from https://www.mext.go.jp/component/a_menu/education/micro_detail/_icsFiles/afidfile/2019/05/21/1416331_001.pdf

Simon, C., & Bugusa, Y. (2018). Survey on data mining approach for analysis and prediction of student performance. *International Journal of Engineering and Technology*, 7, 467-470.

鈴木竣丸・宮崎佳典 (2017). 学習継続を志向したリーディング学習 Web アプリケーション並びに個人向け語彙リスト構築の試み 日本 e-Learning 学会誌, 17, 23-31.

著者紹介

天野 直紀 (AMANO Naoki)

1999 年 東京工科大学大学院工学研究科システム電子工学専攻博士課程単位取得退学。1999 年 東京工科大学助手, 2003 年同講師, 2011 年同准教授。博士(工学)。おもにセンシング、IoT、インフラ監視, 教育支援システムに関する研究に従事。日本 e-Learning 学会、電子情報通信学会、土木学会等の会員。