

# 過去の学習データに基づく成績予測による 教育指導の実践

## Educational Guidance Practice Using Forecasts of Results Based on Past Learning Data

伊藤宏隆 舟橋健司 山本大介 内匠 逸  
松尾啓志 齋藤彰一  
名古屋工業大学情報基盤センター

**Abstract:** In April 2007, the Nagoya Institute of Technology (NIT) introduced an attendance system and a course management system. The NIT Information Technology Center (ITC) administers these systems. More than three years have passed since these systems have been used, and the systems have accumulated large volumes of data over this period. The authors, staff members of the ITC, planned the use in educational guidance of the data collected in these systems. It is difficult for teachers to ascertain appropriately students' degree of understanding and desire to learn. Therefore, using past data to forecast results, identifying prospective failing students early, and providing educational guidance accordingly can be expected to reduce the number of failing students. In this study, the authors forecasted results in a class using attendance data and learning data. We assigned different tasks to students by level, reflecting the results of forecasting. Forecast results after assignment of tasks by level showed improvement over the results from before such assignment. Consequently, the percentage of students achieving results of the highest grade "S" increased, and the percentage of failing students decreased in comparison with the previous academic year. As such, forecast-based assignment of tasks by level can be recognized to have generated results in educational guidance.

In this paper, the authors discuss educational guidance practice based on forecasts, concluding with a summary of their findings and discussion of future issues.

**Keywords:** attendance system, data mining, forecasting of results

### 1. はじめに

名古屋工業大学（以下、名工大と略す）では、2007年4月にICカード出欠管理システムとコースマネージメントシステム（以下、CMSと略す）を導入した<sup>[1]</sup>。ICカード出欠管理システムは、ICカード学生証により出欠を管理するシステムである。名工大ではCMSとして、Moodle<sup>[2]</sup>を導入した。導入以来、授業のサポートシステムとして、主に電子的資料の配布、課題の提出管理、小テストや授業アンケートの実施等に用いられている。二

つのシステム導入後、3年が経過し大量の出欠データやCMSでの学習データが蓄積されている。

これまでの学生に対する教育指導の問題点として、学生毎の理解度や学習意欲を適切に把握することが容易ではない点があげられる。理解度や意欲の高い学生に高度な学習機会を与えることが困難であり、また、理解度の低い学生が発見されるのは学期末の成績算出時で手遅れとなっていた。また、将来の成長可能性や落第可能性は未知となっていて、きめ細かい指導ができていなかった。

これらの問題点を解決するため、著者らの所属する情報基盤センターでは、出欠管理システムやCMSに蓄積されているデータに注

Hiroataka Itoh\*, Kenji Funahashi, Daisuke Yamamoto,  
Ichi Takumi, Hiroshi Matsuo and Shoichi Saito  
Nagoya Institute of Technology  
\*E-mail: ht-itoh@nitech.ac.jp

目し、成績評価のデータとしてだけでなく、学生の理解度把握や学習意欲向上のための教育指導にも有効に活用することを目的としたプロジェクトを立ち上げた。例えば、過去の学生のデータの傾向を分析することで、学生の学習傾向を把握ができる。また、過去のデータをもとに学生の成績を予測、落第候補者を早期に発見し教育指導を行うことで、落第者の減少が可能となる。学期途中での中間テスト実施による学生の理解度把握の方法もあるが、提案する手法では過去のデータをサンプルとすることで、その後の学生の成長可能性も含めた予測を行うことができる。

著者らはこれまでに、ある授業の出欠、CMSでの課題提出の有無、課題提出時期と成績の四つのデータ間の関係を分析し、学生の学習傾向について有用な結果を得ている<sup>[2]</sup>。また、落第候補者の早期発見を目的として、学期途中までの出欠や学習データから成績を予測する実験を行っている<sup>[3]</sup>。今回、著者らはこれらの実験の発展として、予測した成績を基に教育指導の実践を行い、その効果を検証し、有用な効果を得ることができた。

本文では、第2章において教育改善内容と方法について、第3章でその教育改善の成果について述べる。最後に第4章にてまとめと今後の課題や展望について述べる。

## 2. 教育改善内容と方法

### (1) 対象授業の概要

今回、成績予測とその教育指導効果の検証を行った授業は、2009年度後期の1年生の情報基礎科目の授業である。内容は、簡単なWebページの作成とJavascript, Excelであり、受講生は38名であった。最終的な成績評価は、出席状況、課題の提出状況と授業の終盤で課されるExcelの最終課題2題の採点結果で判定している。

### (2) 教育改善内容

学期途中において前年度（2008年度）受講生のデータをサンプルデータとして用いて、現在の受講生の出欠および学習データから学生の成績を予測し、学生毎の理解度や成長可能性を把握し教育指導を行った。

まず、全15回の授業のうち第7回の授業が終了した時点で、出欠や課題の提出状況から成績予測を行った。予測成績SとAを上、BとCを中、DとXを下として三つのグループに分け、上のグループには難易度高の課題、中のグループには難易度中の課題、下のグループには難易度低の課題を出題した。学生には、「現在の進捗、理解度から応用力の調査として難易度の違う課題を課します」と伝えた。グループ毎にレベルの異なる課題を出題することで、理解度や学習進度に合わせた教育指導を行うと同時に、意欲の低い学生に危機感を持たせ、学習意欲の向上を図った。予測成績の低い学生はそれ以上の成績にアップすることを、予測結果の良い学生は最終的に最高成績Sとなることを期待した。レベル別課題の提出締め切り後にもう一度成績を予測し、予測成績の推移から教育指導効果を検証した。また、最終的な成績から本教育改善の有効性も検証した。

なお、公平性を保つために、レベル別課題の採点は最終的な成績評価には含んでいない。

### (3) 成績予測方法

成績予測を行うために前年度である2008年度の同じ授業の受講生64名のデータを、予測のためのサンプルデータとして用いた。

成績予測に用いたデータは、出席回数とCMSでの課題の提出数と課題の提出値である。課題の提出値とは課題提出の早さを表し、課題提出受付開始時を1とし、課題提出締め切

り時を0としている。課題提出が早いほど提出値は高くなる。ただし、未提出は-1とした。以前のデータマイニングの結果<sup>[2]</sup>によって、提出値が高いほど、成績が良くなる傾向が得られているので、予測のための一つの指標として有効であると考えた。予測には文献<sup>[2]</sup>のデータ分析でも用いたツールの「例の全体適用」という機能を使用した<sup>[4]</sup>。

予測手法を説明する。予測のサンプルデータとして用いる成績の入った2008年度の受講生のデータと、成績が未知である2009年度の受講生のデータを用意する。ツールの予測機能を実行すると、サンプルの2008年度のデータにおいて、成績以外のデータ項目が成績にどの程度影響を与えているかが分析される。その分析結果をもとに、2009年度の成績以外のデータパターンから未知だった成績が推論される。今回は教育改善の試行ということもあり、ある程度の予測ができ、既存のツールで手間をかけずに予測が行えるということで、本手法を使用した。出欠、課題提出のデータは授業中間までのデータを用いるが、2008年度の成績は最終成績なので、2009年度の受講生の予測成績はその後の成長可能性まで網羅された成績となる。

### 3. 教育実践による改善成果

授業の中間、第7回終了時点までの出席回数、課題提出数と課題提出値の合計値を用いて成績予測を行い、予測結果をもとにレベル別課題を実施した。

次にレベル別課題の提出締め切り後の第11回終了時のデータを用いて、成績予測を行った。レベル別課題実施前後の予測成績分布と最終成績分布の比較グラフを図1に示す。グラフ中の数字は人数を表す。

図1より、レベル別課題実施前の予測では、約4割が最高成績Sと予測され、全体の約8

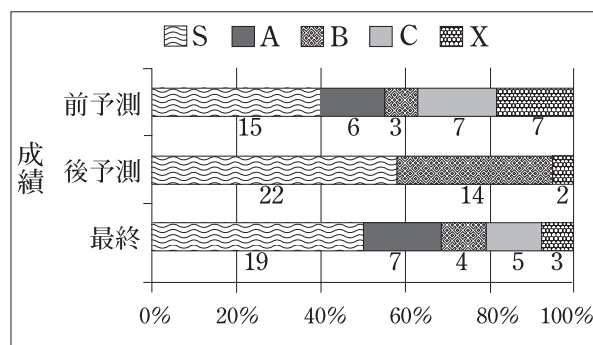


図1 レベル別課題実施前後の予測成績分布と最終成績分布の比較

割が合格圏内（C以上）、2割弱の受講生が不合格圏内（X）と予測された。この時点ではいくつかのレポート課題は締め切り前であり、これらのレポートが未提出であった受講生のうち、何名かがXと予測されたようである。レベル別課題実施後では、Sの人数が増え、逆にXの人数が減っていることがわかる。最終成績では半数がSとなった。Xは3名であった。Xの3名のうち2名は履修登録はしたが、授業の序盤からずっと出席していなかった。また、残りの1名は7回まではほぼ出席していたものの、課題の提出が3回しかなく、8回以降はずっと欠席となった受講生であった。

レベル別課題実施前後での予測成績の推移を表1に示す。表1で行は課題実施前、列は実施後の予測成績で、表中の数字は行から列への成績に推移した学生の人数である。表1より、実施前の予測がSだった受講生15名は

表1 課題実施前後での予測成績の推移

成績	実施後予測					
	S	A	B	C	D	X
実施前予測	S	15	0	0	0	0
	A	4	0	2	0	0
	B	2	0	1	0	0
	C	0	0	7	0	0
	D	0	0	0	0	0
	X	1	0	4	0	0

そのままSをキープし、さらに、Sではなかった7名がSにランクアップした。また、Cだった7名とXだった4名の計11名がBにアップした。不合格のXだった7名のうち、5名も合格圏内のB以上にアップした。38名中Aだった2名のみがBに1段階ダウンした。38名中36名が予測成績をアップさせたかキープしている。

レベル別課題実施前の予測成績から最終成績への推移を表2に示す。表2より、Sだった15名のうち、12名はそのままSとなった。Sでなかった7名がSにランクアップした。うち3名はXからの5段階アップである。Xからは2名もAに4段階アップしている。他1段階アップしたのは5名、2段階アップしたのは4名であった。計14名が予測成績より高い成績となった。一方、ランクダウンした受講生は全体で6名であった。途中でドロップアウトした1名を除けば、1段階ダウンが2名、2段階ダウンが1名、3段階ダウンが1名となった。

表2 レベル別課題実施前予測から最終成績への推移

成績	最終						
	S	A	B	C	D	X	
実施前予測	S	12	0	2	1	0	0
	A	3	1	1	0	0	1
	B	1	1	0	1	0	0
	C	0	3	1	3	0	0
	D	0	0	0	0	0	0
	X	3	2	0	0	0	2

次にレベル別課題実施後の予測成績から最終成績への推移を表3に示す。第11回終了時点では、まだ4回の授業が残っており、成績評価の大きな比重を占める最終課題も実施されていない。しかしながら、成績と予測が一致したのは半数の19名、1ランクの違いは13名、2ランクの違いは4名であり、ほぼ予測

表3 レベル別課題実施後予測から最終成績への推移

成績	最終						
	S	A	B	C	D	X	
実施後予測	S	16	4	1	1	0	0
	A	0	0	0	0	0	0
	B	3	5	1	4	0	1
	C	0	0	0	0	0	0
	D	0	0	0	0	0	0
	X	0	0	0	0	0	2

通りであった。

前年の2008年度と2009年度の成績分布を比較したグラフを図2に示す。グラフ中の数字は人数である。図2より、2008年度と比較して、2009年度ではSの割合が大幅に増加し、Xの割合が減少した。

上述の結果より全体を通して、最終的に大半の受講生が予測通りか予測よりも良い成績となり、成績予測結果は直接伝えていないが、予測をもとにしたレベル別課題の実施は教育指導効果があったと考えられる。

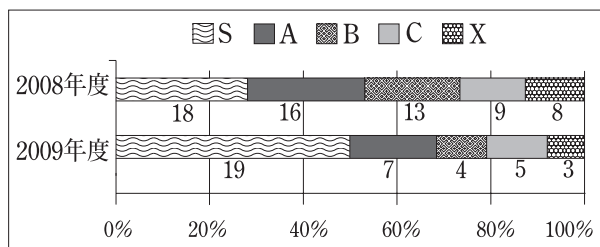


図2 2008年度と2009年度の成績分布

#### 4. まとめ

過去のデータに基づき成績予測を行い、予測された成績のレベル別に課題を課し、教育指導の効果を検証した。レベル別課題実施前後で予測成績を比較したところ、Sだった受講生のほぼ多数はそのままSを維持し、Sではなかった受講生の多数もランクアップしていた。また、レベル別課題実施前の予測成績と最終的な成績を見ると、多数の受講生が予

測成績からランクアップしており、レベル別課題の効果が見られた。第7回終了時点での学力および理解度に合わせたレベル別課題によって学力を向上させることができたことと、予測成績の低かった学生に対して危機感を与え、学習意欲の改善を図ることができたことが、最終的な成績向上につながったと思われる。レベル別課題実施後の予測成績と最終的な成績を比較すると、多数の受講生の成績が予測と完全一致かほぼ一致しており、予測の有効性も確認できた。前年度の成績との比較でも、Sの受講生は大幅に増加し、Xの受講生の割合も減少しており、成績予測をもとにしたレベル別指導は効果があったと言える。

本改善においては、教員のみが学生毎の理解度や成長可能性を把握することを目的とし、学生には予測結果を直接的には伝えていない。理解度が低い場合には直接的な表現で学生に提示しない方が良い場合もある。今後は、間接的ながらも学生に現在の自身の学習傾向、その傾向に対する過去の類似する結果や他の学生との相対的な学力を目に見える形で示すことで、学生自身が自らの理解度を知り学習意欲の向上を図ることを計画している。

さらに情報基盤センターでは、出欠データの活用として一授業だけではなく、履修している全授業の週ごとの出欠記録の大幅な変化に基づいて、不登校や引きこもり予備軍や不登校学生の検出を行い、学生生活チームと連携し早期の教育指導を実践している。出欠管

理システムやCMSに蓄積されている学生のデータは、教育指導のもとになるデータとして有意義な情報であり、今後も様々な活用方法を考えていく予定である。

## 参考文献

- [1]伊藤宏隆, 舟橋健司, 中野智文, 内匠逸, 松尾啓志, 大貫徹: 名古屋工業大学における Moodleの構築と運用. メディア教育研究 4, 2, pp.15-21, 2008.
- [2]伊藤宏隆, 舟橋健司, 内匠逸, 松尾啓志: ICカード出欠データとCMS学習データを用いたデータマイニング. 日本e-Learning学会誌, 9, pp.95-108, 2009.
- [3]伊藤宏隆, 舟橋健司, 山本大介, 内匠逸, 松尾啓志: 出欠データと学習データを用いた学生の成績予測. 日本e-Learning学会2009年度秋季学術講演会論文集, pp.52-57, 2009.
- [4]平井明夫, 松井浩輔: ひと目でわかる Microsoft Office Excel 2007 データマイニングアドインを使用したビジネスデータ簡単分析術. 日系BPソフトプレス, 2007.