

LCTトレンドとFPTトレンドを組み合わせた期末試験の合否予測

廣瀬 英雄*

(令和元年8月6日受付)

Success/Failure Prediction for Final Examination Using the LCT Results and FPT Results

Hideo HIROSE

(Received Aug. 6, 2019)

Abstract

The author proposed a prediction method to find students at drop-out risks as early as possible by using the learning check testing (LCT) results, where the nearest-neighbor method was used to find the similarity of the cumulative LCT ability trends in the previous paper. Even if we use almost the first half of the LCT results, we can predict the failed students in final examinations. However, the predicted failed students covered the half of the actual failed students. In this paper, to raise the prediction accuracy for finding the students at risk, we added another information, the follow-up program testing (FPT) results via the FPT points defined here. Using this FPT point information and the LCT ability trends together, we can predict the students at risk with higher prediction accuracy than that when we only use the LCT ability trends.

Key Words: follow-up program testing, learning check testing, item response theory, drop-out, FPT point.

1 はじめに

先に報告した「大規模オンラインテストから得られるラーニングアナリティクス」では、フォローアッププログラム (FP follow-up program) の中に組み込まれている、授業時間でのオンラインテスト (LCT, learning check testing) を使ってドロップアウトリスクを抱えた学生を早期に見出しアラートを発するような一つの方法を提案した。それだけでも非常に有用な情報であるが、FPでは、LCTだけでなく、FPT (FPクラスで実施しているCBT) も用いているので、それらを合わせたトレンドの情報から期末試験の合否を予測すれば予測精度が上がるのではないかと考えた。ここでは、LCTの結果にFPTの結果を加えてドロップアウトリスク学生を予測することについて

述べたい。

2 FPTトレンドと期末試験

LCTトレンドから期末試験の合否確率を予測する際に、不合格確率0.4以上と推定された学生の中で、実際にはその半分程度しか捕捉されていないことを報告している。これは、LCTは自動的にコンピュータによる採点 (項目反応理論、IRT, item response theory) を行っているのに対して、期末試験では記述式の試験問題の解答を複数の評価者が行うことによる変動 (ゆらぎ) があるのではないかと、ということも想定していた。したがって、期末試験を (評価者のバイアスが発生しない) 多肢選択式問題にするとそれが減るのではないかと考え、実際にそれを試みてみた。その結果、評価者によるゆらぎの大きさはそれほど寄与し

* 広島工業大学環境学部建築デザイン学科

ないだろうということがわかった。

そこで、LCTトレンドに期末試験の合否を左右する情報を加えれば更に予測の精度が上がるのでないかと考え、ここではFPTの受験の実績や成績（合否のみ）のトレンドをその一つとすることを試みる。まず、FPTトレンドをどのように計算するかを述べる。LCT合格判定回数の定義には、

LCT合格判定回数 = LCT合格数 + FPC出席数 - FPC支援を用いているのでそれを反映させるポイントを次のように定義する。つまり、毎回の授業で、

LCT合格：2点

FPT欠席：-2点

FPT合格：0点

FPT不合格：-1点

とすると、

FPT累積ポイント = 毎授業でのポイントの累積とした。

図1は、2017年度前期解析基礎Aの期末試験合格者のFPT累積ポイントトレンドを、図2は、期末試験不合格者のFPT累積ポイントトレンドを示したものである。

合格者のFPT累積ポイントトレンドを見ると、最終ポイント12点以上に集中していることがわかる。それと比較して不合格者のFPT累積ポイントを見ると、累積ポイントが12点以下に分布している学生がかなりいることがわかる。したがって、この累積ポイントを、LCTのabilityトレンドと組み合わせて用いることで、期末試験不合格リスクを持つ学生を、LCTのabilityトレンドだけ用いる場合よりも予測精度が高く求めることができると予想される。

ここで、参考のため、図3、図4に、それぞれ、2017年度前期解析基礎Aの期末試験合格者、期末試験不合格者について、LCTの応答の累積からIRTを用いて学生のabilityの推定値を求めたトレンドを示す。授業が進むにつれ、abilityがどのように変化するかというトレンドをみた

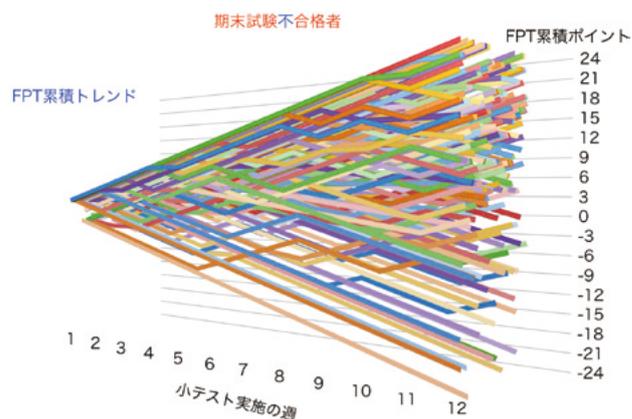


図2 FPT累積ポイントトレンド（期末試験不合格者）

ものである。期末試験不合格者を見ると ability が0以上の学生はあまりいない。一方、合格者の ability は-1以上に集中して分布していることがわかる。LCTの1回目から7回目までの abilityトレンドの情報だけを用い、 $p \geq 0.3$ の場合の予測を行ったとき、表1の confusion matrix が得られている。

表1 2017年度 confusion matrix ($p \geq 0.3$) の場合 (LCT#1-LCT#7のみ使用)

LCT#1-#7		予測結果		
		成功	失敗	合計
	成功	702	219	921
観測結果	失敗	96	110	206
	合計	798	329	1127

誤分類率：0.28、不合格の的中率：33%

期末試験合格者は、LCTトレンドでもFPTトレンドでも上の方向に集中している傾向が見えるが、期末試験不合格者は、トレンドの下降傾向は認められるが、少なくない学生は上昇でも下降でもない中間に居ることがわかる。この部分に位置する学生の存在が、最終的に期末試験に失敗

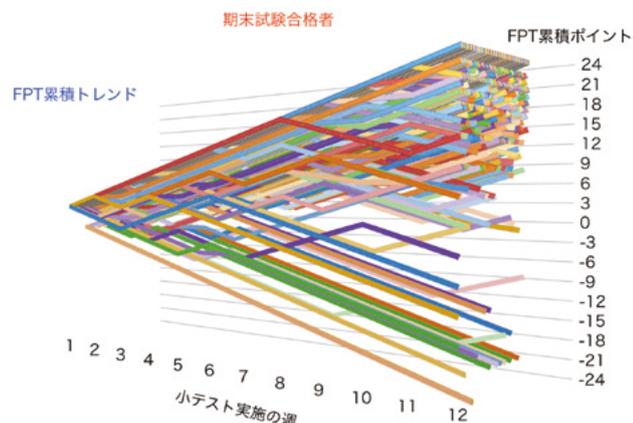


図1 FPT累積ポイントトレンド（期末試験合格者）

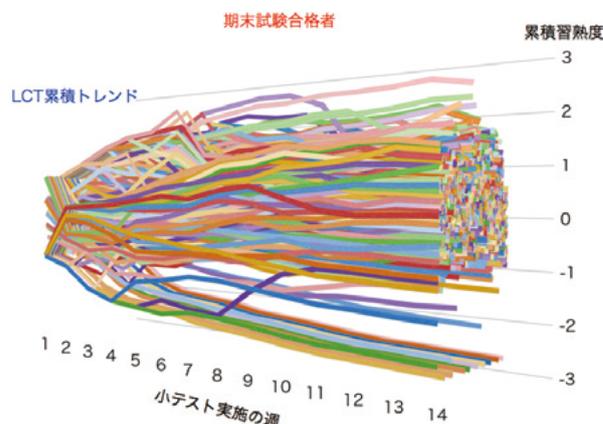


図3 LCTトレンド（期末試験合格者）

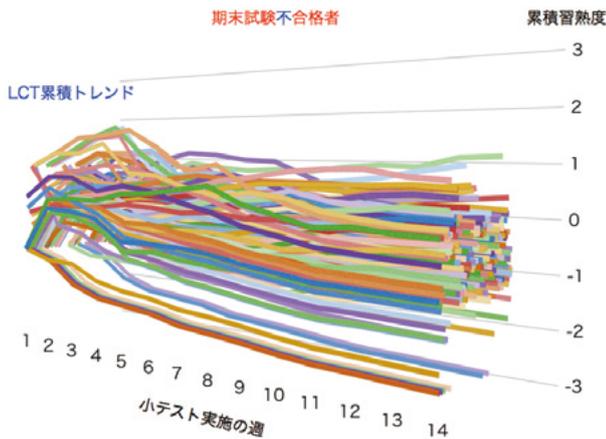


図4 LCTトレンド（期末試験不合格者）

する確率を40%以上と指定しても捕捉できるのは半数程度になる確率的ゆらぎをもたらしているのではないかと考えられる。

表2-6は、LCT#1-LCT#7のみ使用したときのLCTトレンドで $p \geq 0.3$ の条件をつけたとき、最終段階でのFPT累積ポイントが、それぞれ、10以上、12以上、14以上、16以上、18以上、とした場合での情報を組み合わせたときのconfusion matrixの結果を示す。

FPT累積ポイント10以上から16以上のすべての場合を考慮すると、いずれも場合も、FPT累積ポイントを用いない場合の誤分類率0.28と不合格の的中率33%上回る結果が得られている。したがって、組み合わせ効果があったといえることができる。

表2 2017年度 confusion matrix ($p \geq 0.3$) の場合 (LCT#1-LCT#7使用、FPT累積ポイント10以上)

		予測結果		
		成功	失敗	合計
観測結果	成功	882	59	921
	失敗	137	69	206
	合計	999	128	1127

誤分類率：0.17、不合格の的中率：54%

表3 2017年度 confusion matrix ($p \geq 0.3$) の場合 (LCT#1-LCT#7使用、FPT累積ポイント12以上)

		予測結果		
		成功	失敗	合計
観測結果	成功	847	74	921
	失敗	133	73	206
	合計	980	147	1127

誤分類率：0.18、不合格の的中率：50%

表4 2017年度 confusion matrix ($p \geq 0.3$) の場合 (LCT#1-LCT#7使用、FPT累積ポイント14以上)

		予測結果		
		成功	失敗	合計
観測結果	成功	835	86	921
	失敗	126	80	206
	合計	961	166	1127

誤分類率：0.19、不合格の的中率：48%

表5 2017年度 confusion matrix ($p \geq 0.3$) の場合 (LCT#1-LCT#7使用、FPT累積ポイント16以上)

		予測結果		
		成功	失敗	合計
観測結果	成功	814	107	921
	失敗	119	87	206
	合計	933	194	1127

誤分類率：0.20、不合格の的中率：45%

表6 2017年度 confusion matrix ($p \geq 0.3$) の場合 (LCT#1-LCT#7使用、FPT累積ポイント18以上)

		予測結果		
		成功	失敗	合計
観測結果	成功	791	130	921
	失敗	110	96	206
	合計	901	228	1127

誤分類率：0.21、不合格の的中率：42%

3 考察

前節では、LCTトレンドを用いた予測にはLCT#1-LCT#7のみを使用したのに対して、FPT累積ポイントは最終のLCTの累積結果を用いていた。そこで、ここでは、LCTトレンドに合わせ、FPTの結果もFPT#1-FPT#7の累積値を用いることとし、FPT#1-FPT#12ではFPT累積ポイントを10-18まで変化させたのに対し、FPT累積ポイントが7の場合の1ケースのみ求めてみた。そのときのconfusion matrixの結果を表7に示す。

表7 2017年度 confusion matrix ($p \geq 0.3$) の場合 (LCT#1-LCT#7使用、FPT#1-FPT#7使用、FPT累積ポイント7以上)

		予測結果		
		成功	失敗	合計
観測結果	成功	862	58	920
	失敗	137	70	207
	合計	999	128	1127

誤分類率：0.17、不合格の的中率：55%

表7の結果は、FPT#1-FPT#12を使用してFPT累積ポイント14以上のときに求めた誤分類率0.17、不合格の的

中率55%と変わらない。非常に良い予測結果をもたらしていると考えられる。

4 まとめ

先に、フォローアッププログラム (FP) の中に組み込まれている授業時間でのオンラインテスト (LCT) を使ってドロップアウトリスクを抱えた学生を早期に発見シアラートを発するよう一つの方法を提案した。そこでは、LCTトレンドから期末試験の合否確率を予測する際に、不合格確率0.4以上と推定された学生の中で、実際にはその半分程度しか捕捉されていないことを報告している。それだけでも非常に有用な情報であるが、FPでは、LCTだけでなく、FPT (FPクラスで実施しているCBT) も用いているので、それらを合わせたトレンドの情報から期末試験の合否を予測すれば予測精度が上がるのではないかと考えた。FPTの評価に、LCT合格：2点、FPT欠席：-2点、FPT合格：0点、FPT不合格：-1点として、FPT累積ポイントを毎授業でのポイントの累積と定義したとき、授業が1セメスターの半分くらい進んだ頃 (中間まとめを行う時期)、LCTの1回目から7回目までのLCTの累積abilityの情報から得られるトレンド情報と、FPTの1回目から7回目までのFPT累積ポイントを組み合わせると、LCT単独の情報からの予測よりも精度が上がることを示された。

文 献

- 1) 廣瀬、ラーニングアナリティクス：LCT成績と期末試験成績の関係、広島工業大学紀要教育編、pp. 59-63, Vol. 18, 2019.
- 2) 廣瀬、大規模オンラインテストから得られるラーニングアナリティクス、広島工業大学紀要研究編、

pp. 159-166, Vol. 53, 2019.

- 3) 廣瀬、新入生全員を対象としたオンラインテストの実際、広島工業大学紀要教育編、pp. 27-35, Vol. 16, 2017.
- 4) 廣瀬、フォローアップクラスにおける授業設計について、広島工業大学紀要教育編、pp. 37-41, Vol. 16, 2017.
- 5) 廣瀬、大規模授業支援テストシステムとそのラーニングアナリティクス、統計数理、Vol. 66, No. 1, pp. 79-96, 2018.
- 6) 廣瀬、ラーニングアナリティクス指向学習支援、コンピュータ&エデュケーション (CIEC)、Vol. 45, pp. 23-30, 2018.
- 7) Hideo Hirose, Meticulous Learning Follow-up Systems for Undergraduate Students Using the Online Item Response Theory, 5th International Conference on Learning Technologies and Learning Environments (LTLE2016), pp. 427-432, 2016.
- 8) Hideo Hirose, Difference Between Successful and Failed Students Learned from Analytics of Weekly Learning Check Testing, Information Engineering Express, Vol 4, No 1, pp. 11-21, 2018.
- 9) Hideo Hirose, Prediction of Success or Failure for Examination using Nearest Neighbor Method to the Trend of Weekly Online Testing, International Journal of Learning Technologies and Learning Environments (IJLTLE), Vol 2, No 1, pp. 19-34, May 31, 2019.
- 10) Hideo Hirose, Key Factor Not to Drop Out is to Attend Lectures, Information Engineering Express, Vol 5, No 1, pp. 11-21, May 31, 2019.