

ラーニングアナリティクス：LCT ポイント、LCT の ability 値、 HIT ポイント、期末試験成績の関係

廣瀬 英雄*

(令和元年 8 月 6 日受付)

Learning Analytics: Relationships Among LCT Point, LCT Ability, HIT Point, and Term-end Examination Score

Hideo HIROSE

(Received August 6, 2019)

Abstract

LCT (learning check testing) was first aimed at identifying students who may fail in the term-end examination. However, LCT was applied to all freshman students, which means that students who got higher scores could be identified at early stages in testing. Thus, we use this proactively in turn. To find such smart students, we have constructed an acceleration tool, called LCT point. Students get a one point when all the answers are correct in a test; in addition, consecutive perfect results bear bonus point increasing exponentially. In this paper, using accumulated LCT results, we have investigated LCT points. Moreover, the relationships among other information, such as LCT abilities, HIT points, and end-term, examination scores are also investigated.

Key Words: learning analytics, learning check testing, LCT point, HIT point, term-end examination, item response theory.

1. はじめに

2016年度から開始された HIT 教育2016では、習熟度が不十分とみなされる学生に対して補習授業を受講できるようなフォローアッププログラム (FP) 体制が敷かれ、きめ細かい教育が行われてきた。補習授業は FP クラス (FPC) と呼ばれる。FP への対象学生を、授業の単元毎にダイナミックに特定できる仕組みを取り入れるため、FP 対象科目のうち、解析基礎、線形代数などの大学数学基礎科目では、毎授業でのオンラインテスト (LCT, learning check testing or learning comprehension testing) を行ってきた。したがって、LCT の取り扱いは補習授業受講対象者に向けられたものが主体であった。

しかし、LCT は全入学生に対して実施されているので、必ずしも FPC 対象とはならない学生の情報も得られている。比較的優秀な学生に対しては、単に LCT を受験させられるだけで、特段の恩恵を受けていないというような感覚もあるかもしれない。そこで、そのような学生に対して、授業に取り組むインセンティブが LCT を用いることによって与えられないだろうかと考え、特に LCT の成績優秀な学生に LCT ポイントの制度を作り、自分の LCT ポイントと上位者のそれらとを併記するリーダーボードを、2019年度からポートフォリオの画面に設けることとした。

例えば、図 1 は、Netflix 社が自社の映画推薦アルゴリズムの予測精度を最初に10% 上回った応募者に100万ドルの賞金をつけたことで一躍有名になった Netflix Prize で

* 広島工業大学データサイエンス研究センター & 環境学部建築デザイン学科

使われたリーダーボードの例である。応募者はこれを見て自分の位置を確認することができた。

Rank	Team Name	Best Score	% Improvement	Last Submit Time
Grand Prize - RMSE <= 0.8563				
1	PragmaticTheory	0.8596	9.65	2009-05-05 22:06:48
2	BellKor in BigChaos	0.8596	9.65	2009-04-18 10:40:14
3	Grand Prize Team	0.8600	9.61	2009-05-04 08:50:28
4	Dace	0.8604	9.56	2009-04-22 05:57:03
5	BinChaos	0.8613	9.47	2009-05-04 23:23:21
Progress Prize 2008 - RMSE = 0.8616 - Winning Team: BellKor in BigChaos				
6	BellKor	0.8622	9.38	2009-05-01 09:37:03
7	Gravity	0.8634	9.25	2009-04-22 18:31:32
8	Opera Solutions	0.8642	9.17	2009-05-05 18:15:55
9	Ces	0.8642	9.17	2009-05-06 03:59:11
10	BniceDengDaoCiyiYou	0.8643	9.15	2009-05-01 23:10:36

図1 リーダーボードの例 (Netflix Prize)

さて、2016年度から2018年度までのLCTのデータはすでに蓄積されているので、過去のリーダーボードを作成することができる。また、過去にさかのぼればLCTポイントと他の数値の比較も可能になる。ここでは、2017年度のLCTのability (LCTでは項目反応理論を用いているのでability値が算出できる)、LCTポイント、期末試験の成績などを比較してそれらの間の関係を見ることにする。

HIT教育2016では、人間力涵養のために作られたHITポイントのデータも整ってきているので、そちらとの関係性にも触れてみたい。

2. LCTポイント

LCTポイントは、1回のLCTで満点をとった者だけに与えられる。連続するLCTで満点をとると、加点が加速度的に増えるようにして、競争心をかきたてるようにする。ここでは、図2のような加点法を考えた。パーフェクトが1回継続すれば指数的にポイントが増える。

楽しい利用感(ゲーム性の加味)

「パーフェクトを連続達成したらご褒美」
 科目毎に:
 (1回のテストで使う)全問連続正解が
 連続1回の場合 ポイント 1点
 連続2回の場合 ポイント 2点
 連続3回の場合 ポイント 4点
 連続4回の場合 ポイント 8点
 のようにk回連続の場合、ポイントは 2^{k-1} 点を与えます。
 例えば、SFSSSSSF(S:パーフェクト、F:パーフェクトではない)の場合、
 $1 \times 6 + 2 \times 3 + 1 \times 4 = 16$ 点とします。

図2 LCTポイントの加点法

例えば、7人の学生が3回のLCTを受験したときの正答数が表1のとおりであったとする。設問数は7問である。このときのLCTポイントを右欄に示している。

表1 LCTポイントの例

学生id	LCT1 正答数	LCT2 正答数	LCT3 正答数	LCT ポイント
1	4	7	3	1
2	5	5	2	0
3	7	7	6	4
4	7	7	7	11
5	3	5	6	0
6	7	6	4	1
7	7	6	7	2

図3は、個人情報陽に外に出ないように、それでいて上位者の姿は何となくわかるようにしたLCTポイントのリーダーボードの例である。ここでは、2019年前期の前半6回目までのLCT結果をもとにしている。

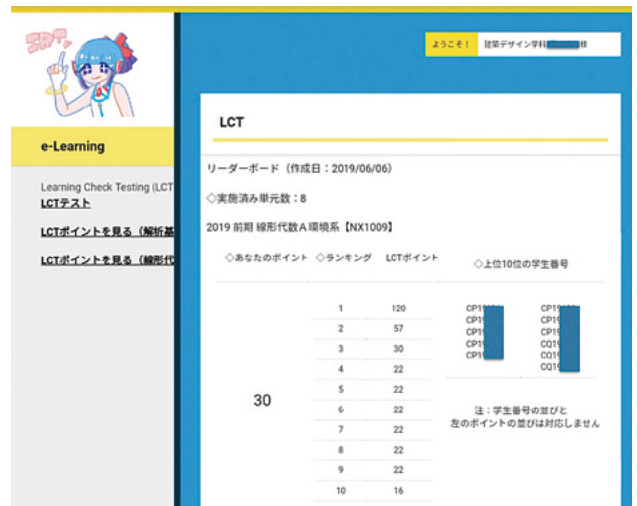


図3 リーダーボードの実際例 (LCTポイント)
2019年前期の前半6回目までのLCT結果

これまで、2016年度から2018年度まではLCTの結果の蓄積があるので、本論文ではこれまでのLCTの結果を使いながらLCTポイントの傾向を見てみたい。

図4のようなプログラム(R)を使うことによって、2016年度から2018年度までの、LCTポイントのリーダーボードを作成してみたものが表2である。図4では、2018年度の解析基礎Aを対象としている。

```

ABA2018IRT <- read.csv("ABA2018IRT.csv", header=TRUE)
ABA2018matrix <- matrix(c(0:0), nrow = 1230, ncol = 12)
for (i in 1:1230) {
  for (j in 1:12) {
    ABA2018matrix[i,j] <- 0
    for (k in 1:7) {
      l <- (j-1)*7+k
      ABA2018matrix[i,j] <- ABA2018matrix[i,j] + ABA2018IRT[i,l]
    }
  }
}
write.csv(ABA2018matrix, "~/Desktop/ABA2018matrix.csv", row.names=TRUE, quote=TRUE)

ABA2018max <- matrix(c(0:0), nrow = 1230, ncol = 12)
for (i in 1:1230) {
  for (j in 1:12) {
    s <- 1
    for (k in 1:7) {
      l <- (j-1)*7+k
      s <- s * ABA2018IRT[i,l]
    }
    ABA2018max[i,j] <- s
  }
}
write.csv(ABA2018max, "~/Desktop/ABA2018max.csv", row.names=TRUE, quote=TRUE)

ABA2018point <- matrix(c(0:0), nrow = 1230, ncol = 1)
for (i in 1:1230) {
  sum <- 0
  for (j in 1:12) {
    p <- 12-j+1
    for (m in 1:p) {
      t <- 1
      for (n in 1:j) {
        r <- m*(n-1)
        t <- t * ABA2018max[i,r]
      }
      sum <- sum + t*(2^(j-1))
    }
  }
  ABA2018point[i,1] <- sum
}
write.csv(ABA2018point, "~/Desktop/ABA2018point.csv", row.names=TRUE, quote=TRUE)

```

図4 LCT ポイントの加点法プログラム (R)

表で、ABA は解析基礎 A、LAA は線形代数 A の略称である。表2を見ると、解析基礎 A よりも線形代数 A の方が LCT ポイントの値が随分大きいことがわかる。また、年度によっても異なるが、それは設問数に影響を受けているようである。2017年度の LCT ポイントが一番大きい理由は、設問数が5問と最も少ない数であったためと考えられる。

リーダーボードだけでなく全体のポイントの傾向を見るために年度別での LCT ポイントのヒストグラムを見てみた。ただし、LCT ポイントそのものを使うと0付近に集中して全体の傾向がわかりにくいと思われるので、ここでは、 $\log(\text{LCT ポイント} + 1)$ のような対数値に変換している。LCT ポイントは指数的に増加する数値であることを考えたからである。

図5、6に、解析基礎 A、線形代数 A について、横軸に $\log(\text{LCT ポイント} + 1)$ を縦軸に頻度をとったヒストグラムを、2016、2017、2018年度別に比較してみた。図5からは、年度による違いはあまりみられないが、図6からは、年度による違いがみられ、特に2017年度では LCT ポイントの高得点が得られていることがわかる。

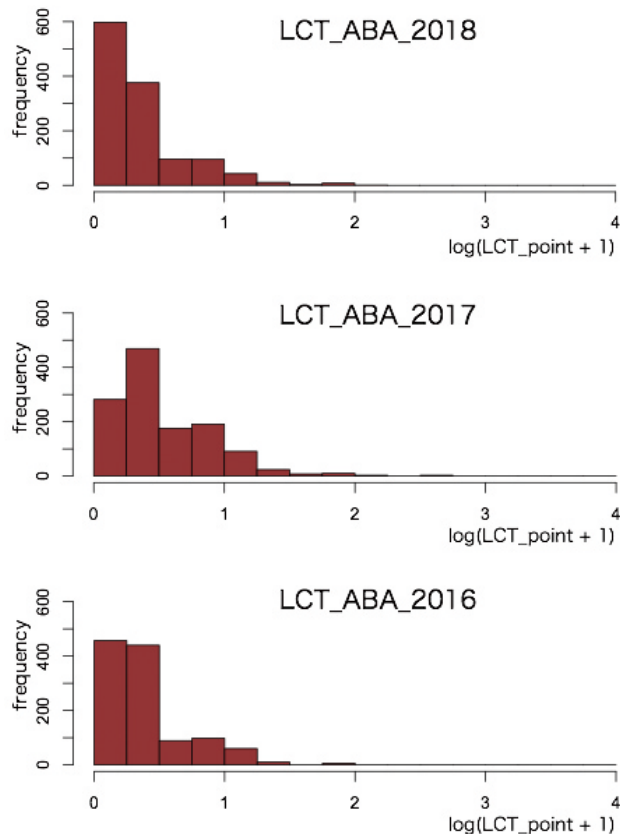


図5 $\log(\text{LCT ポイント} + 1)$ のヒストグラム
2017年度の解析基礎 A

表2 LCT ポイントのリーダーボード

	LCT_ABA 2016	LCT_LAA 2016	LCT_ABA 2017	LCT_LAA 2017	LCT_ABA 2018	LCT_LAA 2018
1	61	1013	513	8178	122	2036
2	61	247	513	8178	72	2036
3	58	247	502	8178	68	2036
4	58	247	125	8178	62	2036
5	58	124	124	8178	61	2036
6	57	124	120	8178	59	1014
7	30	121	83	8178	59	1013
8	30	121	72	8178	58	1013
9	30	121	69	8178	57	503
10	27	121	69	4083	33	503
設問数	6 & 10	6 & 10	5	5	7	7

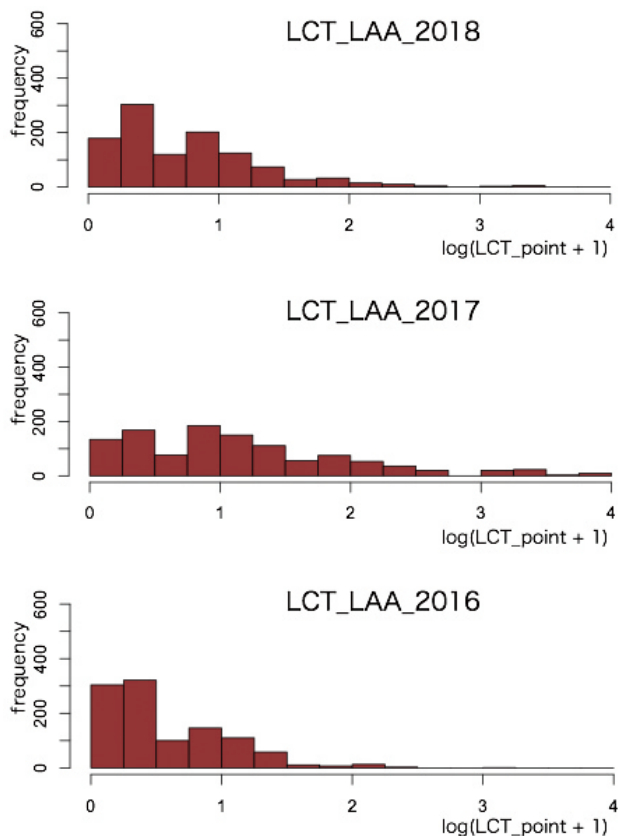


図6 log (LCT ポイント + 1) のヒストグラム
2017年度の解析基礎 A

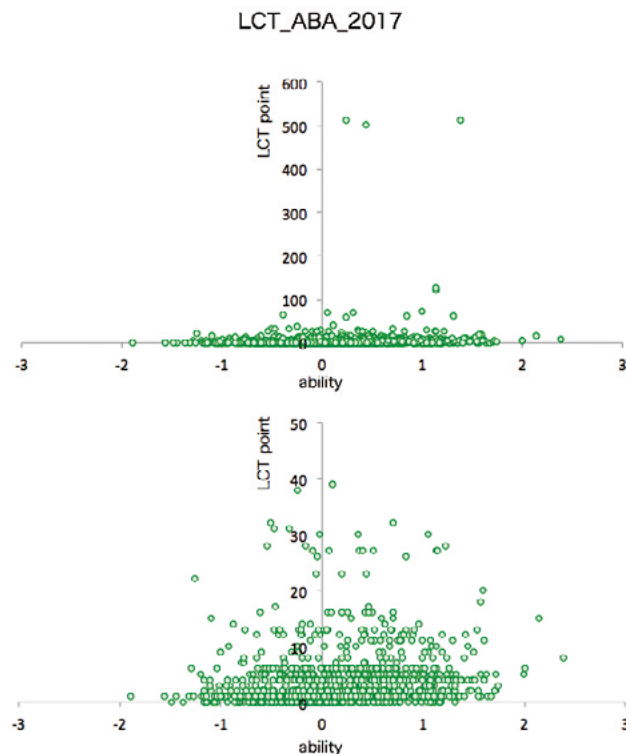


図7 LCT の ability 値と LCT ポイントの値の関係
2017年度の解析基礎 A

3. LCT ポイントと LCT ability の比較

LCT ポイントは LCT で満点を獲得した者だけが得られるポイントであるため、LCT の ability 値との関係は、ある程度の正の相関はあると思われるが不透明である。そこで、両者の間の関係を調べてみることにした。

2017年度の解析基礎 A と線形代数 A の、LCT の ability 値と LCT ポイントの値の関係を、それぞれ図7、8に示す。図の下部は LCT ポイントが小さい部分の拡大である。ここで、LCT の ability は、毎授業で行われた LCT の結果をすべてまとめて一つの応答データのマトリクスを作り、そこから得られた全学生の ability 値から求められた値を使っている。

解析基礎 A では両者の間に関係は見られない。線形代数 A では ability 値が高ければ LCT ポイントも高い傾向にあることはわかるが、際立った相関があるようにも見えない。

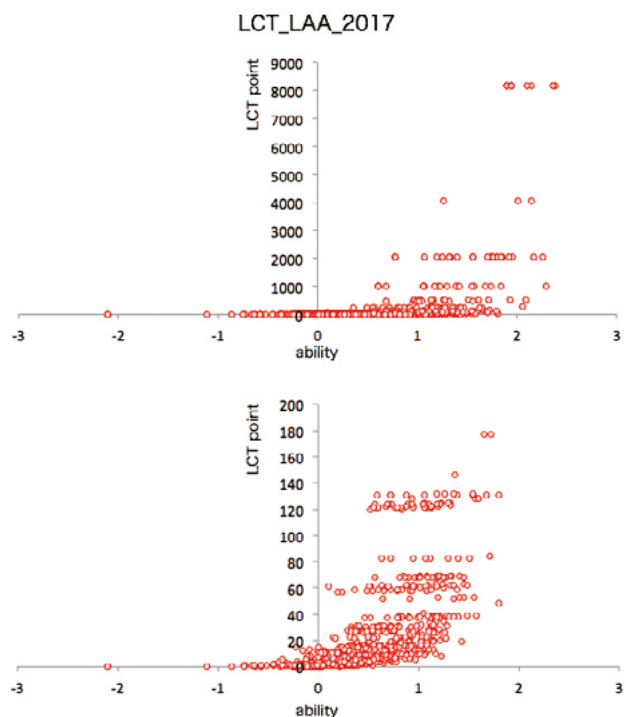


図8 LCT の ability 値と LCT ポイントの値の関係
2017年度の線形代数 A

そこで、LCT ポイントは指数的に増加する数値であることを考え、log (LCT ポイント + 1) のような対数値との関係を調べてみることにした。それを、図9、10に示す。

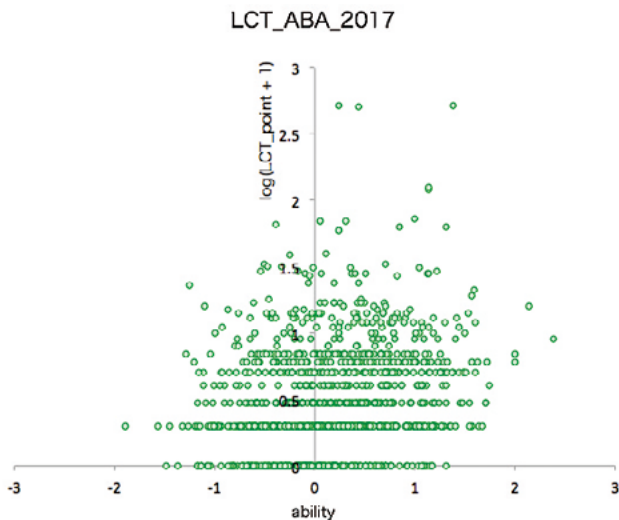


図9 LCT の ability 値と log (LCT ポイント + 1) の関係
2017年度の解析基礎 A

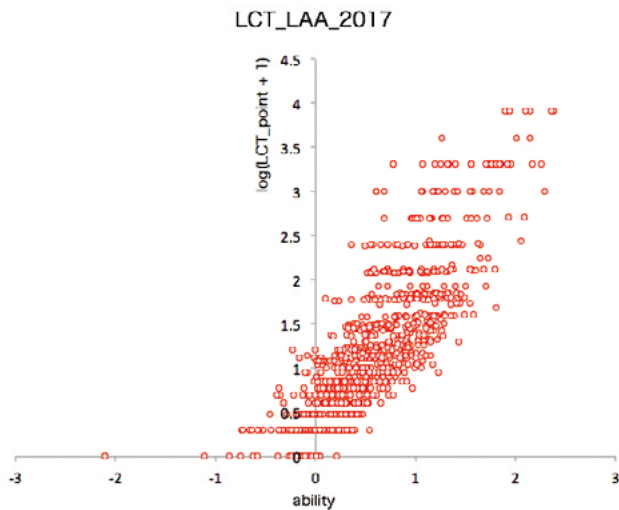


図10 LCT の ability 値と log (LCT ポイント + 1) の関係
2017年度の線形代数 A

両図からは、LCT ポイントそのものを用いるよりも log (LCT ポイント + 1) を用いた方が関係性はより明瞭になることがわかる。そこで、以降ではこの変換した値と用いることにする。

図9、10を見ると、解析基礎 A では線形代数 A ほど明瞭な関係性は見られない。解析基礎 A の LCT では正答率が線形代数 A に比べて低いのが影響しているのかもしれない。

4. LCT ポイントと期末試験の比較

次に、LCT ポイントと期末試験の関係を調べてみる。図11に、2017年度の解析基礎 A の log (LCT ポイント + 1) の値を、期末試験のスコアが90-100点の者、80-89点の者、70-79点の者、60-69点の者、0-59点の者に分けたときのそれぞれのヒストグラムを示してみた。

図11からは、LCT ポイントが良ければ期末試験のスコアも良くなる傾向が見られるようにも見受けられるが、違いははっきりとは読み取れない。そこで、LCT の ability 値と期末試験の関係についてすでに調べた結果と比較してみた。それを図12に示す。

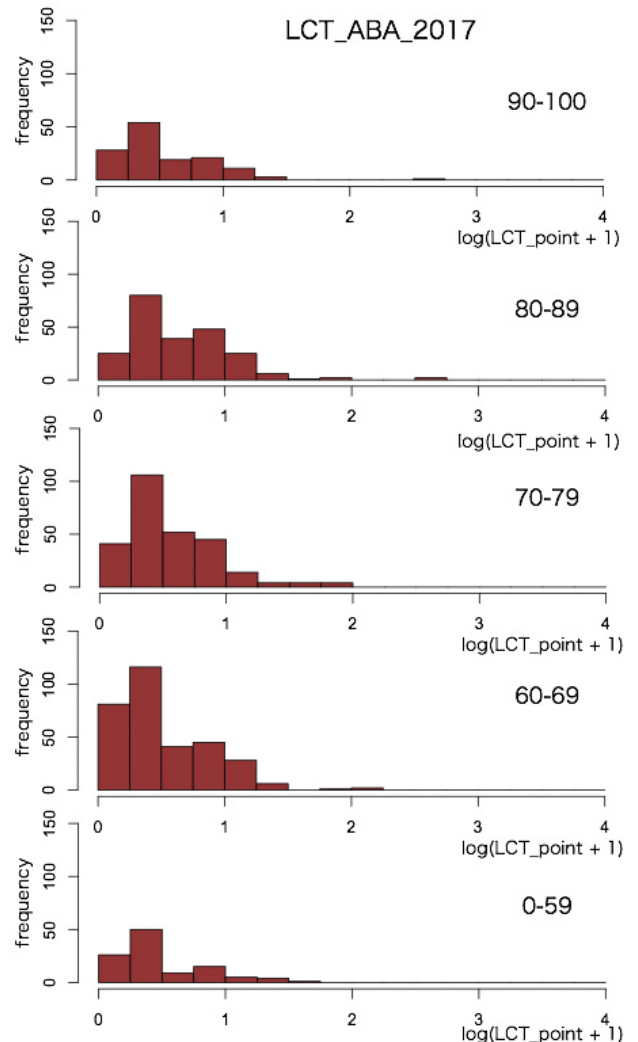


図11 log (LCT ポイント + 1) と期末試験の関係
2017年度の解析基礎 A

図11と12を比較すると、図12では、期末試験の成績と ability 値とは比較的明瞭な関係が出ているにもかかわらず、図11でははっきりしない。

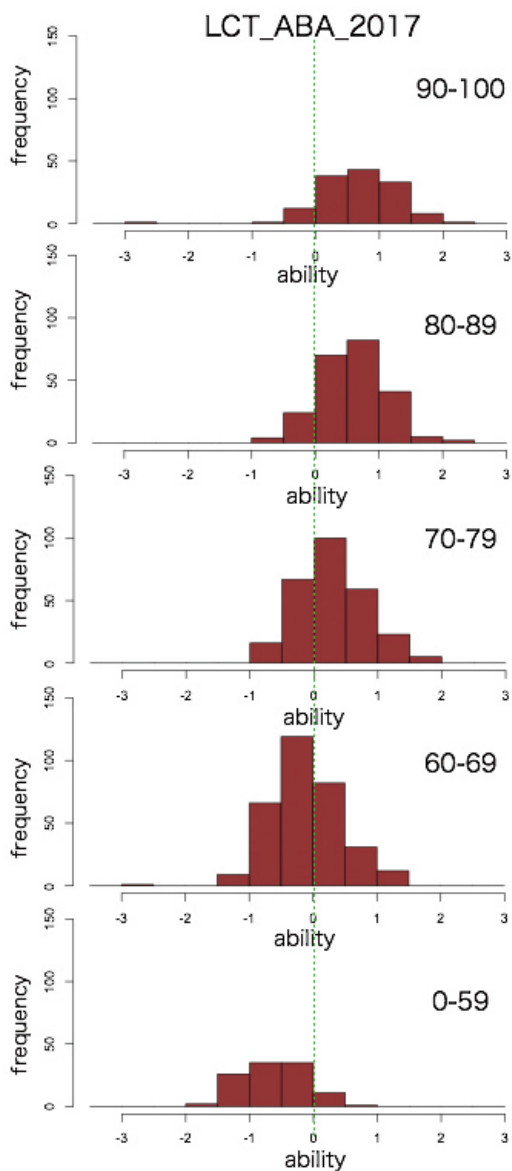


図12 LCT の ability 値と期末試験の関係
2017年度の解析基礎 A (文献 1 の再掲)

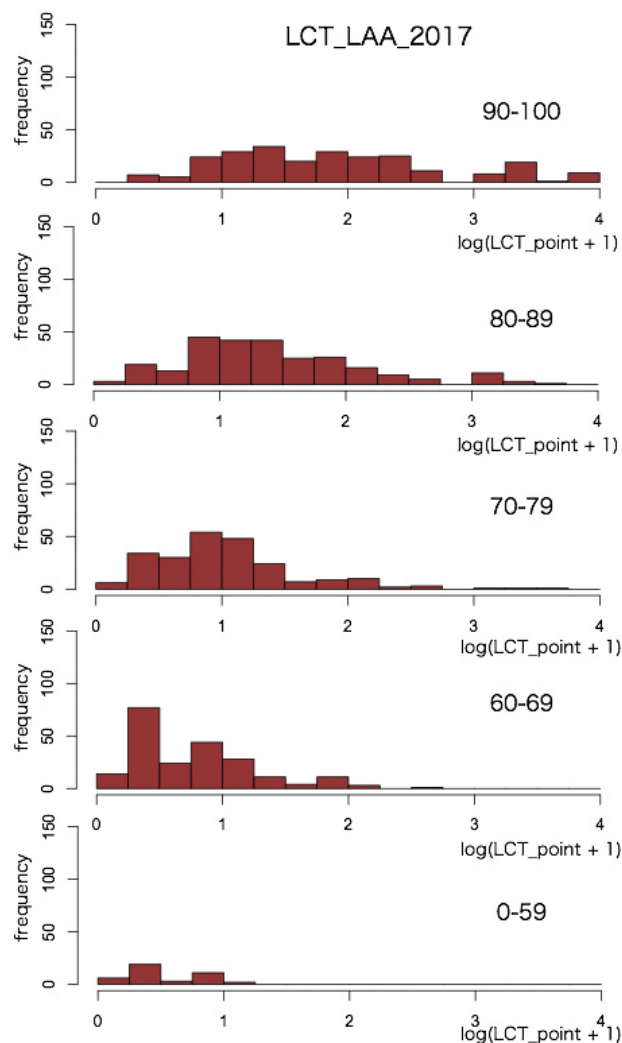


図13 log (LCT ポイント + 1) と期末試験の関係
2017年度の線形代数 A

図13に、2017年度の線形代数 A の $\log(\text{LCT ポイント} + 1)$ の関係を、図14に、LCT の ability 値と期末試験の関係を図示してみた。線形代数 A の場合、解析基礎 A に比べて割合明瞭な区分ができて見えるように見える。期末試験の成績との関係性は、LCT の ability 値よりも LCT ポイントの方が明確である。

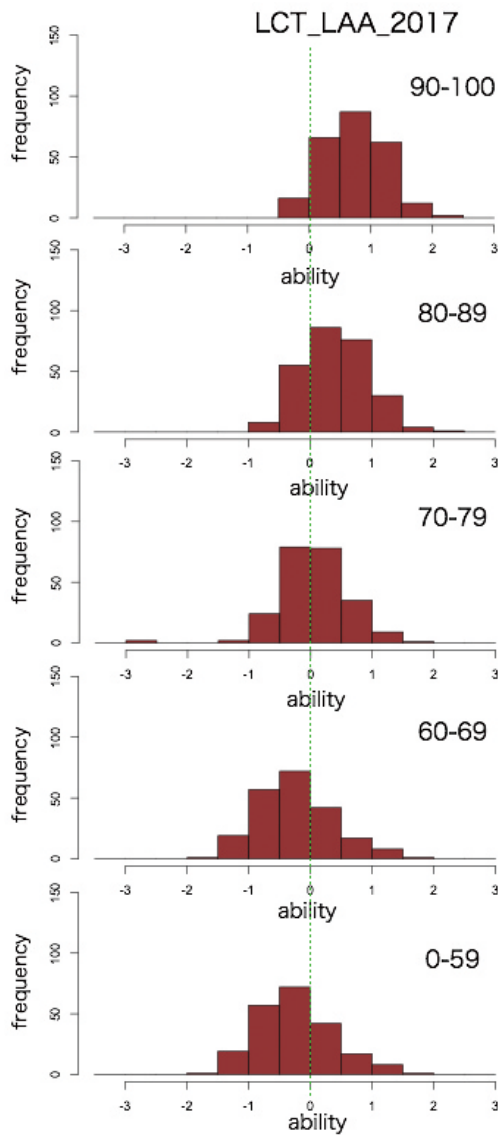


図14 LCTのability値と期末試験の関係
2017年度の線形代数A（文献1の再掲）

5. LCTポイントとHITポイント

広島工大では2016年度より人間力を育むという試みでHITポイントという制度を設けている。勉強だけでなく社会人として十分に活躍できるようにという仕組みである。学生が取り組みに応じるように、HITポイントが十分高ければ授業料免除になるという特典に結びつくインセンティブが与えられている。2016年度から2018年度まで、各年、および通年での全学生のHITポイントの統計が得られているので、ここではこのHITポイントとLCTポイントとの比較も行ってみたい。

HITポイントもLCTポイントと同じように高得点での領域では急激にポイントが上がる傾向にあるので、HITポイントについてもLCTポイントと同じような $\log(\text{HITポイント} + 1)$ のように対数変換した値を用いることとし

た。図15、16に、2017年度での解析基礎Aと線形代数AのLCTポイントとHITポイント（通年での累積値）の関係を図示してみた。両図からは特段の関係性は見受けられない。

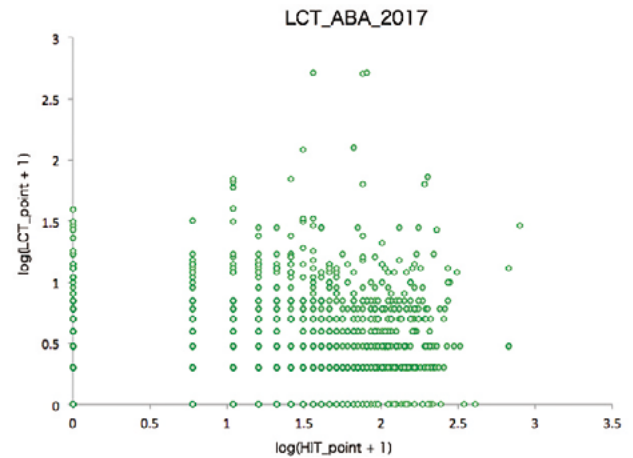


図15 LCTポイントとHITポイントの関係
2017年度の解析基礎A

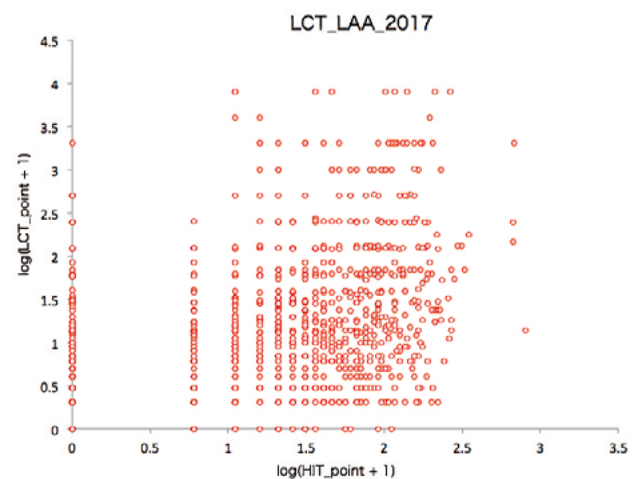


図16 LCTポイントとHITポイントの関係
2017年度の線形代数A

図17、18に、期末試験の成績とHITポイントとの間を示してみた。これらの図からも、期末試験の成績とHITポイントとの間の関係性は薄いことがわかる。

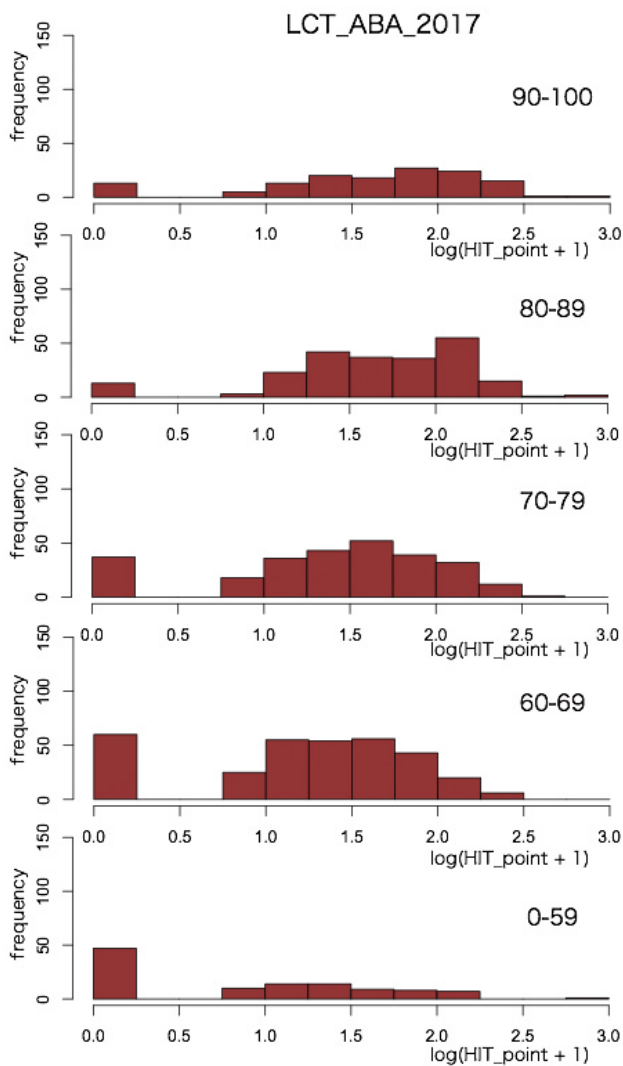


図17 期末試験の成績と HIT ポイントの関係
2017年度の解析基礎 A

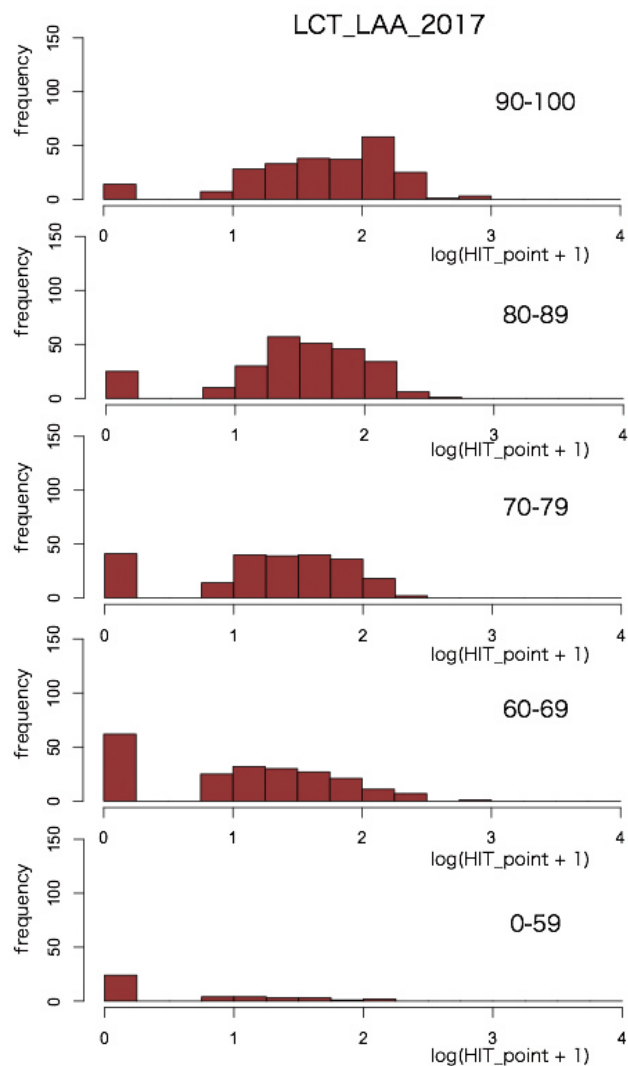


図18 期末試験の成績と HIT ポイントの関係
2017年度の線形代数 A

7. まとめ

これまで、習熟度が不十分とみなされる学生に対して補習授業を受講できるような FP クラスへの対象学生を毎授業毎にダイナミックに特定できるように、解析基礎、線形代数などの大学数学基礎科目で、毎授業でのオンラインテスト (LCT) を行ってきた。つまり、LCT の取り扱いは補習授業受講対象者に向けられたものが主体であった。しかし、LCT は全入学生に対して実施されているので、必ずしも FPC 対象とはならない学生の情報も得られている。比較的優秀な学生に対しては、単に LCT を受験させられるだけで、特段の恩恵を受けていないというような感覚もあるかもしれないので、そのような学生に対して、授業に取り組むインセンティブが LCT を用いることによって与えられないだろうか、LCT の成績が特に優秀な学生に LCT ポイントの制度を作ってみた。2019年度からの取り組みであるが、2016-2018年度までの LCT のデータ

が蓄積されているので、ここでは過去のデータに基づいたシミュレーション結果について述べた。

解析の結果、次のようなことがわかった。

- 1) LCT ポイントは、LCT の設問数と難易度に大きく依存する。
- 2) 2017年度の解析基礎 A では、LCT ポイントと期末試験の成績との関係は不明瞭であるが、線形代数 A では、LCT ポイントと期末試験の成績との関係が鮮明になっている。これは、LCT の ability 値と期末試験の成績の関係よりもより鮮明である。
- 3) HIT ポイントと、LCT ポイント、あるいは期末試験の成績には特段の関係は見られない。

このことから、学生の成績の予測を行う際には、LCT の ability 値だけでなく、LCT ポイントも併用していけば、より正確な期末試験の合否予測が可能となることが予想される。

付録 2019年度 LCT ポイント

2019年度前期の LCT ポイントのリーダーボードを同じ LCT 問題を持つ土俵と比較してみた。線形代数 A では 2019年度の方が頑張ったようである。解析基礎 A ではほとんど2年間での差はない。

表 3 2018&2019年度 LCT ポイントのリーダーボード

	LCT_ABA 2018	LCT_ABA 2019	LCT_LAA 2018	LCT_LAA 2019
1	122	122	2036	8178
2	72	69	2036	8178
3	68	68	2036	4083
4	62	62	2036	2036
5	61	62	2036	1014
6	59	60	1014	1014
7	59	59	1013	1013
8	58	58	1013	1013
9	57	58	503	506
10	33	58	503	504
設問数	7	7	7	7

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, Vol4, No1, 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), Vol2, No1, pp. 19-34, May 31, 2019.
- 10) Hideo Hirose, Key Factor Not to Drop Out is to Attend Lectures, Information Engineering Express, Vol5, No1, pp. 11-21, May 31, 2019.