

# 機械学習を用いたものづくり教育におけるルーブリックの評価

牧野 浩二 孕石 泰丈 堀内 宏 寺田 英嗣

山梨大学工学部

## 1. はじめに

教育効果を測るために、ルーブリックなどで点数化する方法がよく用いられている[1]。年度変化や授業の進捗による効果の変化を調べるときには、多数の受講生のデータの平均や分散を時系列に並べる方法がよく用いられる。これは大まかな傾向は分かるが、個々のデータの違いに着目したものではない。本稿では、山梨大学工学部附属ものづくり教育実践センター（以下、当センター）で行う PBL 型授業で実施したルーブリックの結果を代表的な 4 つの機械学習で分類し、その結果を解析する試みを行い、その傾向を示すことで評価方法を検討する。

## 2. ルーブリックによる評価

当センターにおける PBL 型授業は工学部の 3 年生を対象として、毎年 10~20 テーマ開講され、各テーマ 2~10 名の配属がある[2]。この授業を通して学生のものづくり能力の変化を調べるためにルーブリックを用いている。ここで、ルーブリックとは複数の評価項目を設定し、それぞれに 5 段階程度の評価点を付ける方法である。当センターでは評価項目の数を 5 項目とし、3 項目は社会人基礎力に関する能力を調べるために「実行力」、「課題発見力」、「発信力」を評価し、残りの 2 項目はものづくり基礎力を調べるために「アイデア創出」、「ものづくりセンス」について 5 点満点で評価した[3]。当センターでは学生は自己評価を行い、実施時期は初回、中間、終了時の 3 回ある。

評価時期別に分けて項目ごとに受講生 (n=44) の結果の平均を求めて時系列に並べた結果を図 1 に示す。授業回数が進むにつれて、全評価項目の平均点が向上している様子が分かる。なお、分散は 0.28~0.66 の間にあり、実施時期や評価項目による差異は見られなかった。また、評価項目間の相関を求める結果を表 1 に示す。どの結果においても 0.5 付近の値であり、特徴的な傾向はみられなかった。

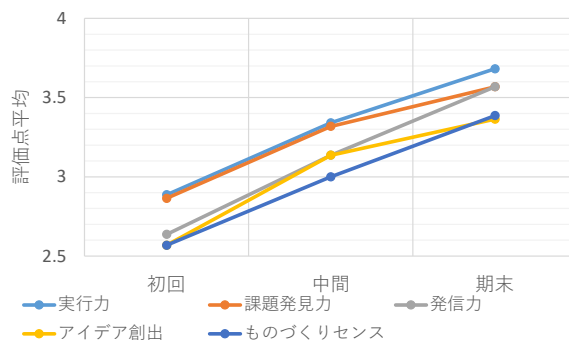


図 1 評価項目の平均点の実施時期による変化

表 1 評価項目間の相関係数

	実行力	課題発見力	発信力	アイデア創出	ものづくりセンス
実行力	1.0000	0.5896	0.5527	0.5129	0.5167
課題発見力		1.0000	0.5835	0.5993	0.4770
発信力			1.0000	0.5477	0.5906
アイデア創出				1.0000	0.5606
ものづくりセンス					1.0000

## 3. 機械学習による評価

機械学習として 4 種類の方法を試す。なお本項では統計分析フリーソフトの R を用いた。

まず、主成分分析を行った結果を図 2 に示す。主成分ベクトルがすべて右側を向いていることから、右側に点数が高い結果が集まるはずである。図 1 では平均点は徐々に上がっていたため、右側に期末、左側に初回が集まるはずであったが、そのような顕著な結果とはならない。平均では学生の傾向が測れないことが分かる。

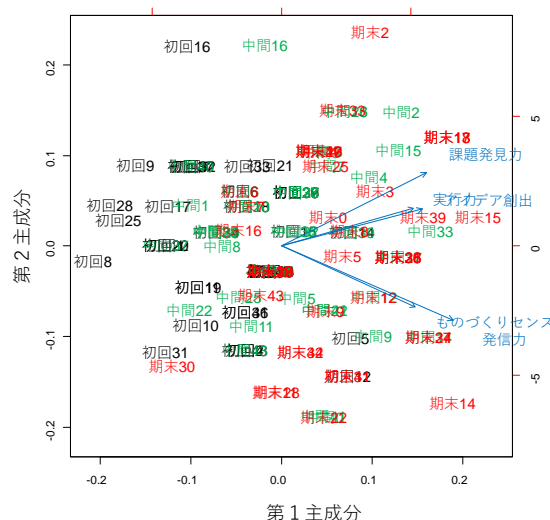


図 2 主成分分析

Evaluation method of the rubric of engineering education using machine learning  
 Koji Makino, Yasutake Haramiishi, Hiroshi Horiuchi, Hidetsugu Terada, University of Yamanashi, Faculty of Engineering

次に、因子分析の結果を図3に示す。左に第1因子、右に第2因子のグラフを示す。課題発見力だけ第2因子が大きくなっている。相関では差が表れなかったが、課題発見力は他の評価項目と潜在的に異なる資質を示していることが分かる。

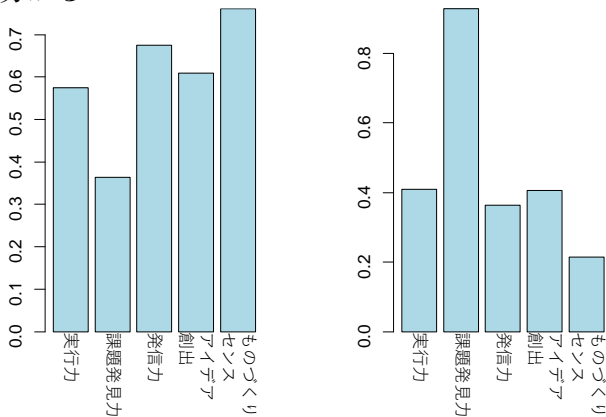


図3 因子分析

3つ目にクラスタ分析によって実施時期によるクラスタの有無を調べた結果を図4に示す。実施時期の傾向はみられるが、必ずしもそのクラスタに分類できるわけではないことが確認できる。例えば、グラフも右側の初回の結果が集まるクラスタがあり、そのクラスタに属している期末データを調べることで伸びなかった原因を探ることができる可能性がある。

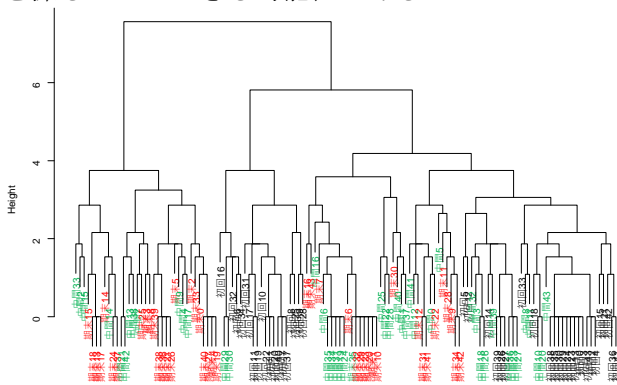


図4 クラスタ分析

以上の解析は教師なし学習であった。最後に、決定木を用いた教師あり学習による分類を行った結果を図5に示す。決定木は多数の if-then ルールを使いデータを分類する方法であり、そのルールを確認することで、データの分類の要因を知ることができる。この例では、一番上にある実行力が最も大きな違いであり、その後、実行力が低い左のグループでは、発信力の違いで2つに分けることができる。一方、右側のグループでは、課題発見力の違いによって分けること

ができる。このように各要因に着目できる点は決定木の利点である。

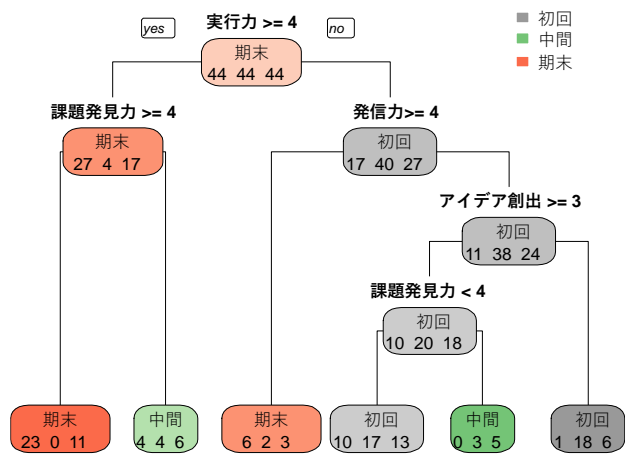


図5 決定木

以上より、平均や分散、相関だけでは気づきにくい性質が含まれていることが分かった。適切なデータ解析手法を用いることでより詳しく解析できることが確認できた。

#### 4. おわりに

本稿では当センターで実施した PBL 型授業で行ったルーブリックの結果を用いて機械学習で解析を行った結果を示した。その結果、平均や分散、相関では顕著な差が分かりにくいデータであっても適切な機械学習を用いることで傾向を分析することができることが確認できた。

#### 参考文献

- [1] 深井 裕二：自己評価ルーブリック作成における質的差異の数値化による記述語長の最適化手法, 工学教育, 66-3(2018), pp. 55-60
- [2] 石田和義, 堀内宏, 孕石泰丈, 古屋信幸, 大内英俊：学科横断的 PBL ものづくり教育プログラムの開発における教育効果の評価, 工学教育, 64-4(2016), pp. 34-39
- [3] 孕石泰丈, 堀内宏, 石田和義, 古屋信幸, 大内英俊：ルーブリックによるものづくり能力評価の教育効果, 工学教育研究講演会(2017), pp. 20-21