

# アクティブラーニング型授業の分析 — 授業状況推定と可視化

## Analysis of Active Learning Classes — Estimation and Visualization of Lesson Process

阪口 真也人<sup>\*1</sup>, 豊浦 正広<sup>\*1</sup>, 茅 暁陽<sup>\*1</sup>, 埴 雅典<sup>\*1</sup>, 村上 正行<sup>\*2</sup>  
Mayato SAKAGUCHI<sup>\*1</sup>, Masahiro TOYOURA<sup>\*1</sup>, Xiaoyang MAO<sup>\*1</sup>, Masanori HANAWA<sup>\*1</sup>, Masayuki  
MURAKAMI<sup>\*2</sup>

<sup>\*1</sup> 山梨大学

<sup>\*1</sup> University of Yamanashi

<sup>\*2</sup> 京都外国大学

<sup>\*2</sup> Kyoto University of Foreign Studies

Email: g16tk007@yamanashi.ac.jp

**あらまし**: アクティブラーニング型授業では学修者の能動的な参加を促す必要があり, 講師がどのように授業を運用するかが, これまでよりも重要となる. 本研究では, 講師が自身の授業の内容を把握できるようにするために, 各時刻で何が行われたかを一覧可視化することを目指す. 機械学習によって状況分類を自動化することで, 人手を掛けずに可視化ができるようになる. 4カ月8科目の授業の可視化から見えてくる授業の様子について, 考察する.

**キーワード**: アクティブラーニング, 可視化, 授業改善, 映像解析, 機械学習

### 1. はじめに

多くの教育機関ではアクティブラーニング型授業が導入されてきている. アクティブラーニングとは受講者の能動的な参加を目指した教授・学習法の総称を指し, 学習内容の定着率の高さなどから, 近年注目が集まっている. アクティブラーニング型授業の実施のためには, 学生を誘導するなどのこれまでの授業では必要なかったテクニックやメソッドが講師に要求され, これに関する提案が数多くなされている. 一方で, これらの手法を実施する講師自身が授業の成否を認識することは難しく, 試行錯誤による負担を強いている. また, 授業を振り返るためには, 撮影された授業映像を見ることも有効である. その際にどのような授業展開がなされたのか, という情報が提示されることは有用であると考えられる. さらに, 他の講師や自身の別の授業回との比較があれば, 講師が自身の授業の成否を把握することができると期待できる. このような授業展開の可視化を目指して, 近年の Scientific Visualization や Information Visualization の手法を適用した例は著者らの知る限りなかった. また実験的に少数の授業について解析される例はあっても, 複数講師・複数回の授業の解析は, 手間がかかりすぎる問題があって実現されてこなかった.

そこで本研究では, 授業収録映像から複数講師・複数回の授業の展開を機械学習により自動で判別し可視化することで, 講師が自身の授業の特徴を把握できるようにすることを目的とする.

### 2. 授業展開の抽出と可視化

本研究では授業状況を(1)移動, (2)各自作業, (3)解説, (4)発表, (5)グループワークの5つに分類する. 移動は授業間の移動や資料の配布, 各自作業は小テ

ストや問題演習等の個人での作業, 解説は講師による指示や問題解説, 発表は意見の発表や講師の質疑に対する応答, グループワークは複数人での作業が含まれる.

分析のために, 教室をカメラで撮影し, 講師マイクの音声を収録した. 授業の様子を判断する特徴としてマイクおよび環境音の音量と映像中のフレーム間差分に着目をする. 音量は授業の盛り上がりや相関があると考えられ, 授業の状況を推定するために有用であると期待できる. 環境音とマイク音を別々に収録することで, 講師と受講者のどちらから出た音量かを推定する. また映像内のフレーム間差分は授業がどれほど活発であるかを表すと考えられ, 手を動かして作業をするときや講師の話を聞くときとは大きな差があることが期待できる. これらの特徴は1秒ごとに取得し, 1秒ごとの授業の状況の自動判定を目指す. 授業の展開をある1時刻の特徴のみで判断することはできないので, 各時刻の特徴に加えて, 前後数秒の特徴も含めたものを1つの特徴として分類器にかけた.

#### 2.1 授業状況の推定

分類には Bag-of-Words による機械学習の手法を用いる. 各時刻で得られた特徴の類似しているものを特徴空間上でクラスタリングをし, 各クラスタのセントロイドを求める. そして求めたセントロイドから各クラスタを次元とするヒストグラムを作成し学習データとして保存する. このヒストグラムはその時間帯で起こった内容を指し示すことになる. 分類対象の時刻も同様にヒストグラムを作成し, 学習データと比較し, k-NN 法により類似のクラスタに分類をする.

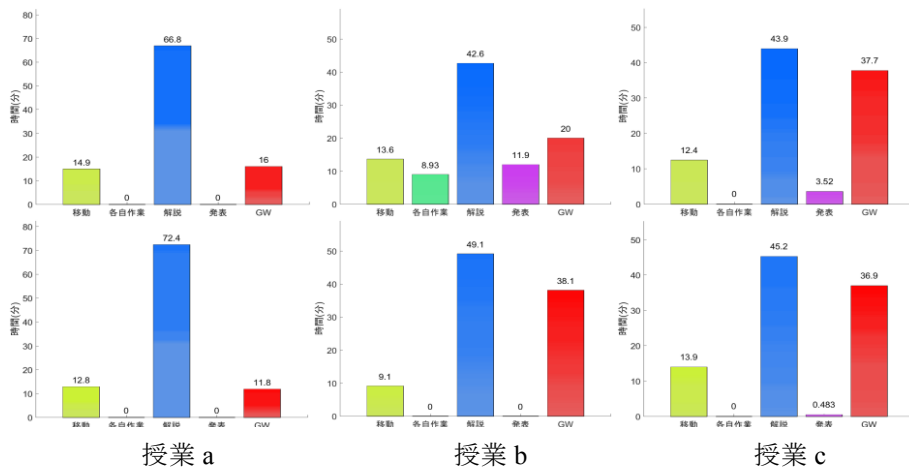


図 2 自動推定値と真値の可視化の例 : 上段真値, 下段推定値

## 2.2 授業展開の可視化

機械学習によって分類した授業展開の様子の可視化を行う。可視化の例を図 1 に示す。これはタイムラインと呼ばれる可視化手法の一応用であり、授業の時系列における状況変化を表している。授業の流れや時間配分が一目で確認することができ、授業時間と同じ長さの映像を、1 枚の画像に集約して表現したことになる。また他講師や自身の他の授業と比較することで、より詳しく自身の授業展開の特徴を把握することができる。

図 2 は授業カテゴリの所要時間のみを抽出しグラフ化したものの例である。横軸は各カテゴリ、縦軸は時間を表し、授業内で各カテゴリがどの程度の時間行われたのかを一目で確認することができる。図 2 から、すべての授業で解説に多くの時間をかけている、授業 b および c ではグループワークを多く行っているというような授業の特徴があることがわかる。このように複数の授業を並べて閲覧した場合に授業間に大きな差があることが見て取れる。これは授業の解析の大きな手がかりになると考えられる。

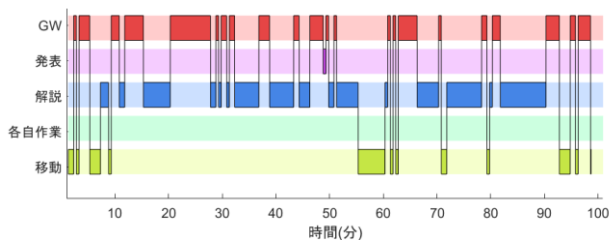


図 1 授業展開の可視化結果例

## 3. 実験結果

同講師による 90 分の授業映像 6 本を使い、Leave-one-out 交差検証(LOOCV)を行った。図 2 の上段の 3 つのグラフは真値を表し、下段の 3 つのグラフは上段の図に対応する授業の推定値を表している。推定率に注目すると、LOOCV の平均推定率は 72.4% であった。最大値が図 2 の授業 a で推定率 86.8%、最小値が図 2 の授業 b で 54.5% であった。およそ平

均においても真値と推定値に大きな差は観られず、授業特徴を把握できることがわかる。推定率が悪かった授業 b に関しては、各自作業と発表のカテゴリにおいて誤分類が多いことがわかった。この 2 つのカテゴリは学習サンプルが比較的少なかったため、より多くのサンプルを用いれば、推定精度を高めることができると期待される。

4 月 8 科目分の授業をグラフ形式で一覧可視化し、結果の考察を行った。可視化結果は原稿の分量が限られているために省略する。対象とした教室ではアクティブラーニング型授業を強く志向する講師らが授業を行っているにも関わらず、半分以上の時間を解説に費やす傾向が見られた。また比較を行う際、自身の他の授業間に比べて、各講師間の時間配分に大きな差が見られた。これはアクティブラーニング型授業を行う講師はそれぞれ異なる指導を行い、同講師については毎回似た授業展開がなされているということがわかる。これらの情報が授業改善の手掛かりになることを期待する。

## 4. おわりに

授業展開を他の授業と容易に比較可能にする情報の提示することを可能にした。また映像・音声・加速度センサの特徴から、高精度の自動分類を行うことができた。

## 謝辞

本研究の一部は、科学研究費補助金(26282062,16K12784)の助成を受けて行われたものである。

## 参考文献

- (1) Edger Dale, "Audio-Visual methods in Teaching," Dryden Press, 1946.
- (2) J. Sivic and A. Zisserman, "Video Google: A Text Retrieval Approach to Object Matching in Videos," ICCV, pp. 1470-1477, 2003.