

# 教育動画に含まれる特徴量を可視化する Web アプリケーションの研究開発

横山 要<sup>†1</sup> 原崎 佑一郎<sup>†1</sup> 塩崎 雅基<sup>†1</sup> 阿部 祐輔<sup>†2</sup> 永田 正樹<sup>†2</sup>  
 静岡産業技術専門学校みらい情報科<sup>†1</sup> 静岡大学情報基盤センター<sup>†2</sup>

## 1. はじめに

令和2年度初頭からの新型コロナウイルス感染症の流行により、多くの教育機関で動画を用いたオンライン教育が実施されている。オンライン教育で用いる動画は、Zoom や Teams など授業をライブ配信する同時双方向型や、YouTube や MOOC などに登録された授業動画を配信するオンデマンド型がある。これら教育動画を配信するための Web オンライン教育支援システムは多数あり、筆者らの先行研究にもある[1]。しかし、多くのオンライン教育システムは教育動画の配信や教材資料の管理などの機能は充実しているが、教育動画そのものの品質や学生らに対する学習効果測定を機能として保持しているものは少ない。

そこで本研究では、教育動画に含まれる特徴量を分析し、どのような特徴が教育に対して良効果をもたらすかを分析する。具体的には、教育動画の特徴量を可視化する Web アプリケーション（以下、分析アプリ）を研究開発する。対象動画は、受講時間を問わないことや繰り返し視聴可能などの理由で、比較的多くの教育機関で採用されているオンデマンド型の教育動画とする。

## 2. 関連研究

昨今、画像・動画分析関連では、機械・深層学習を用いた研究が多い。[2]では動画特徴量から動画の印象を推定し、その印象にあった楽曲を付与する手法を提案している。動画の特徴量に対して別要素（楽曲）と合成する手法は本研究の参考とした。[3]では、植物の画像データに深層学習の一種である畳み込みニューラルネットワークを用いて、植物の状態変化を高精度に推定する手法を提案している。画像に対して深層学習を適用する手法は、従来手法である機械学習を用いた手法と比較して高精度な推定を可能としている。本研究はこれら先行研究を基に教育動画特徴量の分析を検討した。

## 3. 分析アプリケーション

### 3.1 概要

オンデマンド型による教育動画の内容は、パワーポイント

Web Applications that Visualize the Features Contained in Educational Videos  
<sup>†1</sup> KANAME YOKOYAMA, Shizuoka Professional Training College of I.T.  
<sup>†1</sup> YUICHIRO HARASAKI, Shizuoka Professional Training College of I.T.  
<sup>†1</sup> MASAKI SHIOZAKI, Shizuoka Professional Training College of I.T.  
<sup>†2</sup> YUSUKE ABE, Shizuoka University  
<sup>†2</sup> MASAKI NAGATA, Shizuoka University

表 1 動画の種類

動画	内容
(A) 市場の高品質・高人気動画	教師データの元になる。お手本。
(B) 分析対象動画 (テスト動画)	(A)との差を把握。
(C) 品質向上したい動画	(A),(B)の比較をもとに今後作成する動画

## 教育動画品質向上サイクル

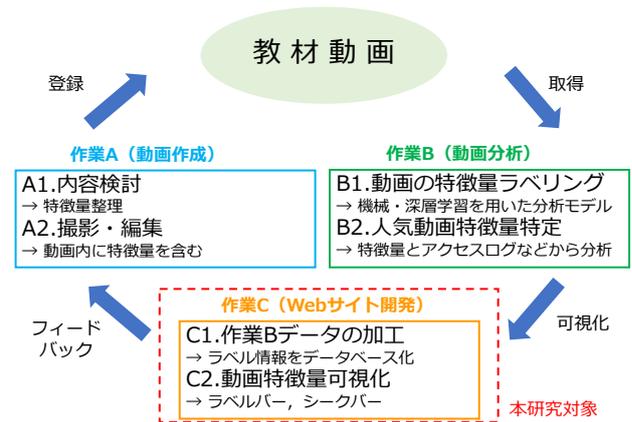


図 1 作業フロー

トのスライドに対して教員が動画や音声を吹き込むスタイルや、PC デスクトップ上操作の全画面キャプチャ、黒板やホワイトボードの板書撮影、機材を用いた実験撮影、などさまざまある。これら動画には、PC のフォント文字や手書き文字、図表、機材・実験器具の画像、教員画像、などの要素が含まれている。これら要素は教育動画の特徴であり、この特徴を分析することで教育動画の特性や品質を考察できる。本研究は、教育動画の特徴量を目視で把握するための分析アプリを研究開発する。分析アプリを用いて教育に適した学習用動画教材の特徴を把握することで、教育動画作成にフィードバックし、高い学習効率を有する動画制作を実現できる。

基本的な動画分析で扱う動画の種類は表 1 の 3 種類であり、これらを用いて動画品質向上を目指す。はじめに、市場 (YouTube など) の高品質・高人気動画 (A) を特定し、(A) の持つ特徴量を把握する。この特徴量が高人気動画の根拠となる。次に、この特徴量をラベルとして機械・深層学習を実施し、この特徴量を判別する分析モデルを開発する。次に、分析したい動画 (B) に対して分析モデルで特徴

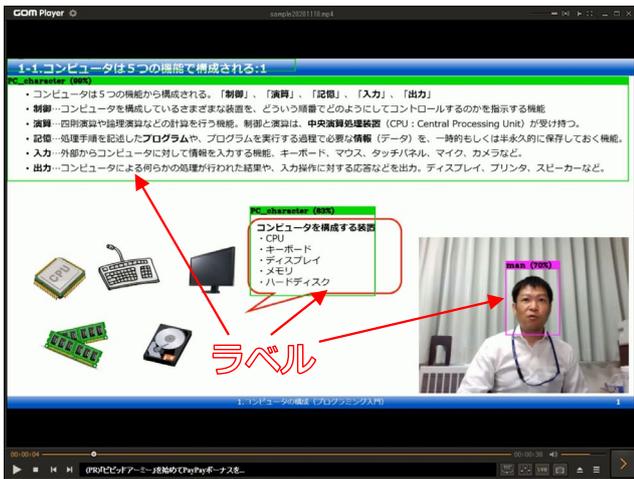


図2 分析モデルでの特徴量表示

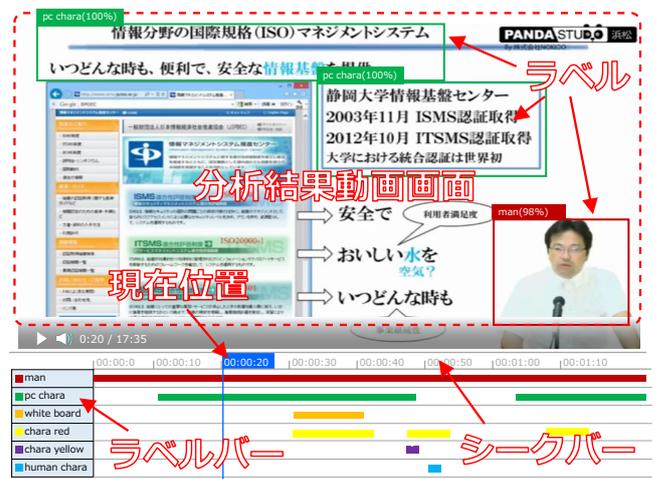


図3 特徴量分析アプリ画面イメージ

量を測定し、(A)と(B)の差を把握する。最後に、得られた特徴差を補完した動画(C)を作成する。つまり、動画(C)の品質向上が本研究の成果となる。これらの作業フローを図1に示す。本研究は図1作業Cに該当する。

### 3.2 実装内容

図2は、図1作業Bで分析モデルが特徴量をラベリングした動画である。図中の緑色とピンク色の矩形枠がラベリングされた特徴量である。分析アプリはこの分析モデルをアプリ内に実装し、特徴量の可視化を実現する。図3は分析アプリの画面イメージである。分析アプリは、分析対象動画(表1(B)、以下、テスト動画)の概略を目視で確認できる。分析アプリはWebシステムにて実装し、mp4形式のテスト動画をアップロードすることで分析を実施する。アップロードされたテスト動画は、分析モデルで分析およびラベリングされ、分析結果動画としてシステム内に出力される。出力された分析済み動画は、分析アプリ画面上段の動画プレイヤーでラベリングが付与された状態で表示され、シークバーで再生地点を移動できる。動画プレイヤーの下段には、再生地点のラベリング情報が表示される。

アプリ機能の開発手順としては、分析モデルでラベル付けされた動画とラベル情報ファイルを紐づけ、ラベルバーで確認する機能の開発を行う。まず、整形されたラベル情報ファイルを書き込むためのデータベースを構築する。次に、ラベル付けた分析結果を図3の結果動画画面で再生する機能と、フレーム毎のラベル情報をデータベースから読み込みラベルバーに描画する機能、現在位置を描画する機能を実装する。最後に、ユーザのシーク操作に応じて、結果動画画面やラベルバーの描画を変更する機能と再生ボタン押下後ラベル付けた分析結果動画をシーク時点から再生する機能を実装する。また、動画内のラベリング割合や、分析モデル、分析アプリのバージョンなどを表示することもできる。現在は分析済み動画の目視確認が主機能だが、今後は統計機能などを追加し、総合的な分析アプリケーションを目指す。

## 4. 期待する効果

教育動画の分析は、筆者らの所属校の教育動画をテスト動画とし、分析モデルにて特徴量を判別することで行う。テスト動画に特徴量が多く含まれる動画は人気教育動画に近い動画構成であり、つまり教育効果が高いといえる。たとえば、人気教育動画に含まれる特徴量の割合傾向を分析し、複数の人気教育動画をアクセス数毎に分類し、それぞれの特徴量割合を検証する。人気教育動画すなわちアクセス数が多い動画には、この特徴量が多く含まれると推測できる。また、次回作成時に、この特徴量を教育動画に含めることで高品質な教育動画の作成に期待できる。

## 5. 今後の課題

現段階では表1「(A)市場の高品質・高人気動画」の原因となる特徴量を特定できておらず、分析モデルの挙動を確認するため暫定的な特徴量で実装している。今後の研究でこの人気特徴量を明らかにする。

## 謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP20K03092 の助成を受けたものです。

## 参考文献

- [1] 永田正樹, 磯部千裕, 山崎國弘, 長谷川孝博, 井上春樹: 低コスト Web 反転授業支援システム「SETV」の開発, 日本教育工学会研究報告集, 17(2), pp.9-15(2017)
- [2] 清水柚里奈, 菅野沙也, 伊藤貴之, 嵯峨山茂樹, 高塚正浩: 動画特徴量からの印象推定に基づく動画 BGM の自動素材選出, 研究報告音楽情報科学 (MUS), No.16 pp.1-6 (2016)
- [3] 若森和昌, 柴田瞬, 峰野博史: 深層学習を用いた植物の水分ストレス推定手法の検討, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2017, pp.199-206(2017)