

オンライン動画のスク립トを利用した多肢選択問題の自動生成

Automatic Generation of Language Multiple-choice Quizzes Based on Online Video Transcripts

吉田 葵, 岸 康人, 青柳 龍也, 来住 伸子, 田近 裕子

Aoi YOSHIDA, Yasuhito KISHI, Tatsuya AOYAGI, Nobuko KISHI, Hiroko TAJIKA

津田塾大学 Tsuda College

現在、津田塾大学では、専門課程の内容重視の英語教育を目的とした英語教材協調開発システム COOLL を構築している。COOLL 上にマルチメディアコンテンツの情報を集約し、そのコンテンツに対して問題作成などの教材開発を行い英語学習者に提供する。学習教材は人手で開発されるため、開発コストがかかる。そこで、本論文ではオンライン動画のスク립ト中に含まれる単語を利用した多肢選択問題を自動的に生成する手法を提案する。本提案手法により、スク립トが用意された動画であれば、動画に関連した問題を自動生成できるため、効率的に教材を開発することが可能になる。

<キーワード> 教材開発、語学教育、Web 利用、教育ソフトウェア開発、学習コンテンツ、協調学習

1. はじめに

近年、YouTube をはじめとしたオンライン動画共有サービスの普及により、英語による様々な内容のコンテンツがインターネット経由で入手可能になった。これらのコンテンツの中には、国際機関や非営利団体が、教育利用を認めた動画も多い。そのような動画を英語学習に活用できれば、英語のスキルだけではなく専門分野の知識の両方を同時に獲得することを目的とした内容重視の英語学習につながる。また、教材用の動画を新規に作成する必要がなくなり、教材開発のコストを抑えられる。しかし、ただ動画を視聴するだけでは学習効果は低く、効果的に学習を行うためには、動画の理解を助ける解説や内容に基づいた問題といった、動画と関連のある学習教材を開発し、動画とともに提供する必要がある。

現在、津田塾大学では、マルチメディアコンテンツを集約し、内容重視の英語教育を実施するために必要な教材の開発を支援する英語教材協調開発システム COOLL (Collaborative Open Language Learning) [1]を運用している。開発された教材は、COOLL と補完的に用意された Moodle を用いて、英語学習者に提供される。しかし、教材開発は人手で行われているため、時間や手間がかかり、動画の数に対して、学習教材は十分に提供されていないのが現状である。

そこで、本論文では、教材開発の効率化の第一歩として、オンライン動画のスク립トを利用して、動画に関連した多肢選択問題を自動生成するアルゴリズムを提案する。

2. 多肢選択問題自動生成アルゴリズム

自動生成する多肢選択問題は、動画のスク립ト中に含まれる英単語の適切な日本語訳を 4 つの選択肢から選ぶ問題である。自動生成アルゴリズムは、以下の 4 工程からなる。

[1] 出題単語の選定

JACET8000[2]を利用し、出題単語を選定する。JACET8000 は、大学英語教育学会が作成した、日本人英語学習者が学ぶべき単語を 1 位から 8000 位まで順位付けしたリストである。1000 語単位で 8 段階にレベル分けされていて、各レベルに英語習熟度の目安が設けられている。7001~8000 位がレベル 8 となり、「日本人英語学習者の一般的な単語学習の最終到達目標」とされている。

まず、動画のスク립トを単語ごとに分け、各単語に対して、語幹処理を行う。次に、語幹処理した各単語が、JACET8000 に含まれるかどうかを調べ、含まれる場合はその品詞と順位を調べる。そして、JACET8000 に含まれる単語を順位でソートし、降順から問題数分の単語を出題単語として選定する。

[2] 不正解選択肢の選定

出題単語と同じ品詞の単語を、JACET8000 リストの出題単語の順位に近い順に探索し、不正解選択肢となる 3 単語を選定する。

[3] 日本語訳の選定

出題単語と不正解選択肢として選定された 3 単語の日本語訳を、英和辞書データから抽出する。多義語である場合には、英和辞書データの先頭の訳を利用する。各単語の日本語訳に重複が起きた場合には、不正解選択肢の単語を選定し直す。今回使用した英和辞書データ GENE95 には、品詞情報が含まれていないため、日本語訳を抽出する際に品詞は考慮していない。

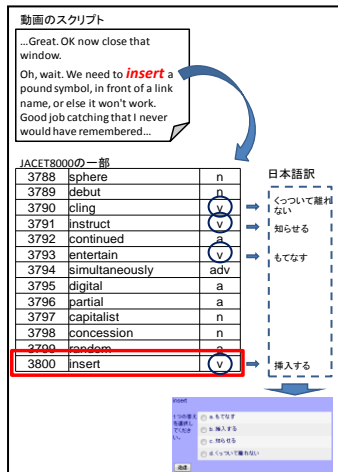


図 1 自動生成の処理の流れ

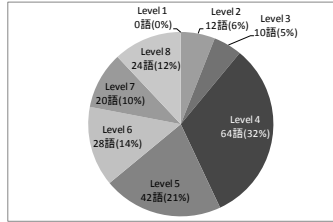


図 2 出題単語のレベル別内訳

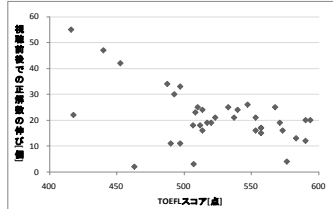


図 4 スコアと正解数の伸び

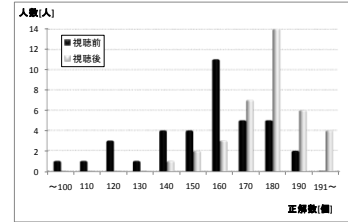


図 3 視聴前後の正解数

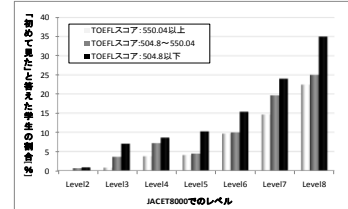


図 5 レベル別認識度

[4] 問題の生成

出題単語と選定した日本語訳を Moodle にインポート可能な形式で出力し、Moodle を利用して出題する。

以上の 4 工程により、一連の多肢選択問題の生成過程を自動化した (図 1)。

3. 実験

3 節で述べたアルゴリズムを用いて、8 つの動画に対し、各 25 問、計 200 問の多肢選択問題を自動生成し、大学生 (37 人) に解かせた。学生には動画視聴前後で、同じ多肢選択問題を解かせ、動画視聴前後での正解数の増減を調べた。また、事前に、学生にすべての出題単語を提示し、各単語に対して「意味がわかる」「たぶんわかる」「意味はわからない」「初めて見た」の 4 段階で評価する認識度調査を行った。CNN Student News、Howcast の Web サイト上の動画を使用し、各動画の長さは 3 分程度、スクリプトの語数は 500 ~ 700 語である。出題単語として選定された単語は、レベル 4 (大学一般教養レベル) 以上が 78% を占め (図 2)、大学生向けの問題としては妥当なレベルだと考えられる。

正解数の動画視聴前後の平均はそれぞれ 150.86 個、172.05 個であり、t 検定により有意な差が認められた ($p < 0.05$)。さらに、学生の TOEFL スコア (学生の自己申告による TOEIC、TOEFL IBT、TOEFL ITP の各スコアを TOEFL ITP に換算したスコア [3]) と視聴前後の正解数との相関係数はそれぞれ 0.584、0.509 であり、共に高い相関があった。また、TOEFL スコアと視聴前後での正解数の伸びとの相関係数は -0.500 と、高い負の相関があり、英語能力が低い学習者の方が高い学習者によりも点数の伸びが高く、効果的であったといえる (図 4)。

4. 考察と今後の課題

本論文で提案したアルゴリズムを用いて、自動生成した問題に対し、動画視聴前後で正解数の伸びを観察することができた。伸びの要因としては、同じ問題を 2 回解いたこと、問題と関連する動画を視聴したことなど、複数の要因が考えられる。今後、対照実験を行って明らかにしていきたい。

また、事前に行った認識度調査で、各単語に対し、「初めて見た」と答えた学生の割合と JACET8000 での順位との相関係数は 0.455 で、相関があった。出題単語は未知の単語である方が高い学習効果を得られるため、JACET8000 から降順で出題単語を選定するアルゴリズムは妥当であるといえる。また、TOEFL スコアを基準にして学生を 3 グループに分けたとき、レベルにおける未知の単語が含まれる割合がグループごとに異なっていた (図 5)。これを用い、出題単語の選定条件を調整することにより、学習者の英語能力に応じた問題を提供できると考える。しかし、JACET8000 は一般的な英語学習者を対象としたリストであるため、今回の実験では、専門性の高い語は出題単語として選定されなかった。今後、動画の内容理解まで踏み込んだ問題を自動生成するためには、専門用語も出題単語として選定できるアルゴリズムを検討していく必要がある。

謝辞

この研究は、平成 20 年度 文部科学省「質の高い大学教育推進プログラム」採択、津田塾大学「専門課程における英語カリキュラム協調開発」により実施している。

参考文献・URL

- 1) <http://coll.tsuda.ac.jp>
- 2) 大学英語教育学会基本語改訂委員会, 大学英語教育学会基本語リスト, 2003
- 3) <http://www.ets.org>