

# 外国語学習者のための語彙学習支援ツールの開発

—文章生成 AI の活用による新たな試み—

中西淳\*

Email: atsushi.nakanishi@oit.ac.jp

\*1: 大阪工業大学情報科学部情報メディア学科

## ◎Key Words 文章生成 AI, 語彙学習, 学習支援システム

### 1. はじめに

外国語学習者にとって適切なタイミングで適切な語を使用することは簡単ではない。以下は、日本人大学生が書いた英語日記の一部である。

- a. All of these hamburgers are very huge and it was very hard to eat without using knife and fork.
- b. ...they took care of me very well so I had very good time.

これらの英文を見ると、強意副詞として very が多用されている。これらの very は必ずしも間違いであるとは言えないが、一見不自然なように見える。この点に関して、投野他 (2013) では、日本人大学生の使用する強意副詞のうち約 95% が very と so であることを明らかにしており、英語母語話者による添削において別の語に置き換えられたり、削除されたりしていることを報告している<sup>①</sup>。また、Ishikawa (2015) では、外国語学習者のライティングデータを分析しており、その結果、外国語学習者が簡単な単語を繰り返し使用し、馴染みのない単語の使用を避ける傾向にあることを明らかにしている。これらの傾向は、外国語学習者のライティングにおいて語彙の多様性が低くなっていることに深く関係しており、この問題は、外国語能力が向上しても解決しないことが報告されている<sup>①</sup>。

このような問題を解決するためには、外国語学習者が語彙学習をする際に、単語のニュアンスを深く理解し、他の単語との意味やコロケーションパタンの違いを意識した上で、実際の文脈においてどのように活用できるかについて学習する必要がある。

### 2. 従来の語彙学習とその問題点

#### 2.1 従来の語彙学習

一般的に、語彙学習は語彙知識の「広さ」と「深さ」の2つ側面に分けて考えられる。語彙知識の「広さ」は、どれだけ数の語彙を知っているか(量的な側面)であるのに対し、語彙知識の「深さ」は、1つの語彙をどれだけ深く知っているか(質的な側面)に着目される。外国語学習者は、「知っている語」の数を増やすことによって語彙知識を広げることができ、「活用できる語」の数を増やすことによって語彙知識を深めることができると言える。

これら2つの側面はどちらも重要であるが、現在の語彙学習研究の多くは、語彙リストの活用や語彙サイズの拡大を目指した「知っている語」を増やすことに重点が置かれている。一方、Nation (2001) では、英語学習者の知っている語の数が増えるにつれて、「活用できる語」との差は大きくなると述べている<sup>②</sup>。また、望月・相澤・

投野 (2010) では、日本の学校教育現場においては、「知っている語」を増やすことによって自然に「活用できる語」が増えることは期待できないと主張している<sup>②</sup>。

これらの点をふまえると、外国語学習者にとって「知っている語」を「活用できる語」にするための語彙学習は必要不可欠であると考えられる。さらに、適切な文脈で適切な単語が使用できていない問題を考慮すると、実際に単語を活用する場面を想定し、単語の使い分けを意識した語彙学習が求められる。

#### 2.2 従来の語彙学習の問題点

外国語学習者が単語の使い分けに意識を向け、「活用できる語」を増やすことは重要であるが、それを実現するためには解決すべき問題点がいくつかある。ここでは、以下3つの課題を挙げる。

まず、外国語学習者が十分な活用事例を確認できないことが挙げられる。外国語学習者が単語の使い分けを学習するためには様々な場面での単語の使用例を比較する必要がある。一方、外国語学習者はレベルにあった適切な用例が十分に確認できず、結果として単語集や単語カードなどの1語1訳で単語を暗記することになる。この点について、中田 (2019) では、和訳ではとらえられないニュアンスや、実際に単語をどのように使うかを学ぶ上では、用例を確認することが必要不可欠であると述べている<sup>③</sup>。この点をふまえると、外国語学習者が実際の活用方法をイメージすることができるように、豊富な用例を提示した上で、類語などの他の単語とどのように使い分けられるかを様々な文脈から判断できるようにすることが重要となる。

次に、どの単語がどの文脈において置き換え可能であるかが不明瞭である点が挙げられる。単語の言い換え表現を調べる際、多くの場合は類語辞書やシソーラスを用いる。一方、これらは類語を列挙しているにとどまっており、用例はいくつか提示されていたとしても、どの単語がどの文脈において適切であるかは示していない<sup>③</sup>。近年、テキストデータ(コーパス)を用いた学習法(データ駆動型学習: DDL)が注目を集め、SKELL (Sketch Engine for language learning) や SCoRE (Sentence Corpus of Remedial English) などのオンラインツールが登場し、語彙学習に活用されているが、これらも具体的にどの場面での単語が適切であるかを示しているわけではない。

最後に、単語の使い分けを学習するための視覚的なツールが少ないことが挙げられる。現在、Web 上で thesaurus.com や Visual Thesaurus など類語を視覚的に確認

できるツールが公開されている。一方、これらは単に各語の類似度の高さに応じてプロットされたものであり、それぞれの語をどのように活用するかについては考慮されていない。外国語学習者が用例と類語を直感的に確認できるプラットフォームがあれば、単語の使い分けを学ぶ際に活用できると考えられ、「活用できる語」を増やすことに貢献できると言える。

### 3. 本システム(単語使い分けマップ)の概要

#### 3.1 本システムの特徴

上記で述べた3つの問題点をふまえ、本研究では、(1)豊富な用例を自動生成し、(2)どの語が文脈に適応するかを計算し、(3)それらの結果を視覚化することのできるシステムとして「単語使い分けマップ」を開発した。ここでは、これら3つの特徴を3.2から3.4で具体的に概観する。

#### 3.2 用例の自動生成

すでに述べたように、単語の使い分けができるようになるためには、外国語学習者は豊富な用例に触れ、多くの活用事例を確認する必要があると言える。そこで、本システムでは、近年注目を集めている GPT (Generative Pre-trained Transformer) を用いて検索語を含む英文を自動生成して提示する。

具体的な方法としては、Open AI が提供している ChatGPT API を利用し、Python の openai から gpt-3.5-turbo のモデルを呼び出して実装した。なお、openai では、プロンプト文で指示を与える必要があり、下記のように記述した。

```
"List {n} examples of English sentences using the word
"{word}". They should be no longer than 15 words and written at
CEFR {CEFR} level."
```

{n}内は引数として入力できるように設定し、{n}には用例の数を選択できるようにし、{word}には検索語を入力できるようにした。また、用例は外国語学習者の習熟度レベルに応じて変更することが適切であると考えられる。そのため、CEFR (Common European Framework of Reference for Languages) と呼ばれる外国語レベルを表す指標を用いて用例を作成するように指示した。CEFR では、A1, A2, B1, B2, C1, C2 の6段階で外国語レベルが分類されている。そのため、{CEFR}には、これらの6つのレベルを選択できるように設定した。

#### 3.3 類語の文脈適応度の計算

様々な単語を使い分けられるようになるためには、類語を一覧にして提示するだけでなく、それぞれの用例においてどの類語と置き換えられるかを計算して提示することが効果的であると言える。そのため、本システムでは、類語がどの程度文脈に適応しているかを表す「文脈適応度」を計算する。

まず、大前提として、検索語の類語を取り出す必要がある。類語の抽出には、単語間の類似度を測定することのできる Word2Vec を利用した。Word2Vec は自然言語処理において広く利用されるニューラルネットワークのモデルであり、単語をベクトルと呼ばれる数値データに置き換

えて、単語間の関係性を計算するために利用される。ここでは、1例として、very の類語を Word2Vec で出力した結果を示す (表 1)。

表 1 Word2Vec における very の類語

順位	単語	類似度
1	extremely	0.865
2	quite	0.807
3	incredibly	0.782
4	fairly	0.772
5	unusually	0.705

なお、類似度の計算には、gensim と呼ばれる Python のライブラリを使用し、検索語と類語の2つのベクトルがどれだけ同じ方向を向いているかを数値化したコサイン類似度を計算し、その順に並び替えた。

次に、取り出した類語がどの程度文脈に適応するか (文脈適応度) を計算するために、BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) を利用した。BERT も Word2Vec と同様、自然言語処理において広く使用されるニューラルネットワークのモデルであり、文中の前後関係を考慮し、空欄に当てはまる単語がどの程度適切かどうかを計算する際に利用される。表 2 では、1例として “She is very tall.” の very に置き換えられる可能性のある単語を探るため、先ほどの5つの類語 (extremely, quite, incredibly, fairly, unusually) の文脈適応度を計算し、その値によって並び替えた。

表 2 BERT における very の類語

順位	単語	文脈適応度
1	unusually	0.213
2	extremely	0.162
3	quite	0.044
4	fairly	0.023
5	incredibly	0.013

文脈適応度の計算には、FitBERT と呼ばれる空欄補充タスクに特化した BERT のライブラリを用いた。FitBERT 内には、文脈適応度を計算するための関数があるため、用例中の検索語を類語に置き換え、どの程度構文として成立するかを計算した。

表 1 と表 2 を比較すると、単語間の類似度だけに注目した場合は、very の類語として extremely がもっとも置き換えられる可能性が高い語として算出されたが、“She is very tall.” という文脈の中では、unusually がもっとも置き換え語として適切であることが確認される。このように、様々な用例においてどの類語が最適であるかを確認することで、外国語学習者は類語の細かいニュアンスの違いを理解できるようになると考えられる。

#### 3.4 単語使い分けマップの作図

すでに述べたように、従来の類語辞書は検索語の類語が列挙されているだけであり、どのような文脈において類語が置き換え可能であるかについて視覚化されていない。本システムでは、自動生成した用例 (3.2) において

各類型語が文脈にどの程度適応するかを算出したもの(3.3)を外国語学習者が直感的に理解できるように作図した。作図には、各用例と各類型語の相性の良さを色の濃淡によって表すことができる階層的クラスター付きヒートマップを用いた。階層的クラスター付きヒートマップとは、似た特徴を持つデータをクラスタリングし、色の濃淡によってデータのパターンや相関関係を表現するための図表である。図1は、実際に *very* の用例5例を最も簡単な英文(CEFR A1)で自動生成し、*very* の類型語5語の文脈適応度を計算した結果をヒートマップで示したものである。

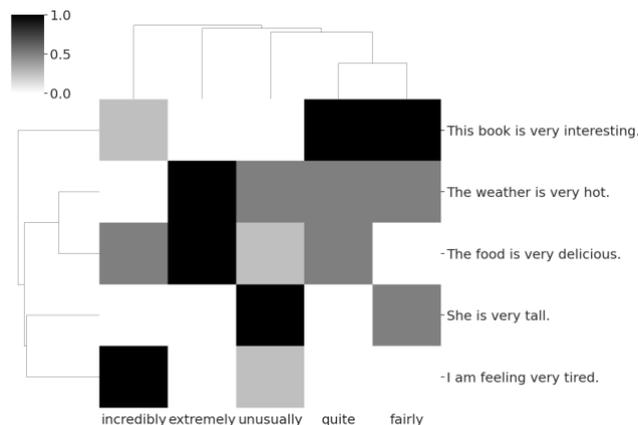


図1 *very* の類型語ヒートマップ

作図には、Python で利用できるデータを可視化するためのライブラリである *seaborn* を用い、その中の *clustermmap* というメソッドを用いた。図1のように、ヒートマップの右側に用例が一覧で表示され、下側に類型語が一覧で表示されるように作図が行われる。ヒートマップは色の濃淡によって各項目の関係性が可視化されるため、1つ目の用例(“The book is very interesting.”)の場合、*quite* や *fairly* といった類型語が *very* と置き換える可能性が高く、反対に、*unusually* や *extremely* とは相性が良くないことが確認される。なお、これらの計算(クラスタ間の距離尺度の計算)には、*seaborn* のデフォルトのものを利用した (*method*="average")。

また、用例や類型語は色の濃淡の配置の近似性で並べ替えられ、近似する要素同士が近くに配置される。たとえば、*quite* や *fairly* は色の濃淡の配置が近似しているため隣同士に配置されるが、*incredibly* と *fairly* は要素間の近似性が遠いため離れて配置される。なお、これらの計算方法に関しても *seaborn* のデフォルトのものを利用した (*metric*="euclidian")。外国語学習者は検索語の類型語や用例をヒートマップを見て分類することで、検索語自体の意味や類型語の意味の棲み分けを行うことが可能になると考えられる。

### 3.5 Web アプリケーションとして実装

本システムは、Web 上で一般公開することで外国語学習者が自由に使用できるようにしている。Web アプリケーションの作成には、Python の Web アプリケーションフレームワークである *Flask* を用いた。図2は、実際に Web アプリケーション上で *very* の用例10例と類型語10語を検索した結果である。



図2 Web 上のインタフェース

まず、「検索語」の欄には検索したい単語を入力する。入力された単語は原形以外の場合(例: *went*, *people*)でも原形に変換されるようにレマ化が行われる(例: *go*, *person*)。次に、「類型語数」の欄に出力する類型語の数を選択する。これにより、*Word2Vec* を用いて検索語との類似度の高い類型語を指定された数だけ取り出される。このとき、「語彙レベル」を「統制あり」にすることで、出力される類型語を外国語学習者に適切な単語だけに限定して検索できるように設定できるようにした。これらの設定には、日本の英語教育での利用を目的に開発された語彙リスト(CEFR-J Wordlist)を用いて、語彙リストに含まれる単語だけに限定して検索できるようにした。

その後、「用例文レベル」と「用例数」の欄で用例の難しさと提示する数を設定する。このとき、「用例文レベル」の選択には、CEFR を参考にし、A1 から C2 までの6段階と「指定なし」の合計7項目の中から1つ選ぶようなプルダウンリストを用意した。

これらを設定した上で、「検索」ボタンを押すと、用例が自動生成され、類型語の文脈適応度を計算され、ヒートマップが作図される。

## 4. 実践の結果

### 4.1 調査手順

本研究で開発した「単語使い分けマップ」の使用感について調査するため、32名の日本人大学生にアンケートを行った。アンケート対象者は情報系分野を専攻している学生であり、英語の文法について学ぶクラスにおいてアンケート調査を実施した。クラスでは、まず、単語の使い分けに関する課題に取り組んでもらい、その後、それらの課題の解説を行なった。その際に、他の語彙学習支援ツールと合わせて本システムを紹介し、10分間好きな単語を色々なツールを使って学習してもらった。最後に、「単語使い分けマップを使ってみて感じたことを自由に記入してください。」という質問に自由記述で回答してもらった。

### 4.2 調査結果

アンケートの回答から本システムに関する多くの利点や改善点が得られた。ここでは、本システムの特徴である(1)豊富な用例を自動生成できる点、(2)どの語が文脈に適応するかを計算できる点、(3)検索結果を視覚化できる点に分けてコメントを整理する。

まず、用例の自動生成に関するコメントとして以下のようなものが得られた。なお、カッコ内の表現は筆者が加

筆したものである。

「用例がたくさんあると勉強になる。」  
「(用例の)レベルを選べるのは良い。」  
「英文がいつも違うから何回でも楽しめた。」  
「A1 とか B2 とかってなんですか？」

多くの学習者が豊富な用例に満足しており、様々な場面での単語の使い分けを確認することができたとコメントしていた。一方で、CEFR に関する説明が不足していたことから、用例文レベルの設定基準に関して疑問を持つ声があった。この点に関しては、学習者にとってより明瞭な設定基準を設けることが必要であると考えられる。

次に、類語の文脈適応度に関するコメントとしては以下のようなものがあった。

「どの語が(文脈の中で)使えるか見れるのはすごい。」  
「類語がこんなにもあるとは思わなかった。」

どの語がどの文脈で使えるかどうかを可視化できる点は多くの学習者も便利であると感じており、今後も活用したいという声が多く寄せられた。一方、本システムでは類語を機械的に抽出していることもあり、一部の単語に関しては類語としては適していないものが含まれているという声があった。この点については、今後改善していく必要があると言える。

最後に、ヒートマップ図に関するコメントとして以下のようなものが得られた。

「パッとみてわかるのは助かった。」  
「図があるとわかりやすい。」  
「スマホだと(図が)少し見づらかったです。」

学習者にとっても視覚的に用例と類語の関係性が視覚的に見られることはインパクトがあるようで、おおむね好評であった。一方、図の見方(特に、色の濃淡)に関する質問があったり、スマホで検索する学習者から見にくいという声があったり、いくつかの改善点が見られた。

## 5. おわりに

### 5.1 まとめ

本研究では、外国語学習者が単語の使い分けを学習するための支援ツールとして、「単語使い分けマップ」を開発した。この語彙学習支援ツールを使用することで、外国語学習者は、(1)豊富な用例に触れることができ、(2)どの語がどの程度文脈に適応するかを確認でき、(3)それらの結果を視覚化することができると考えられ、本研究では、それらのシステムを Web アプリケーションとして公開した。

実際に日本人大学生に Web アプリケーションを利用してもらい、アンケート調査を行なった結果、「用例がたくさんあると勉強になる。」や、「どの語が(文脈の中で)使えるか見えるのはすごい。」、「図があるとわかりやすい。」などのコメントが寄せられ、本ツールの学習効果が期待できることが明らかになった。

## 5.2 制約と課題

今回開発した語彙学習支援ツールは、外国語学習者が類語の使い分けを学習し、「活用できる語」を増やすために有益であると考えられる。一方、本ツールにはいくつかの制約と今後の課題が残されている。

まず、類語の抽出における精度に改善の余地があると言える。たとえば、Word2Vec による類似度計算の場合、品詞の区別がなく、反対語が抽出されることも多い。これは Word2Vec の特性上、コロケーションパターンから語彙同士の類似度を計算していることが起因している。今後、品詞を事前に選択できるようにしたり、類語辞書やシソーラスを参考に類語を定義したりすることで改善が見込める。

また、自動生成する英文にも改良の余地はある。今回のシステムでは、CEFR によって英文のレベルを指定したが、他にも場面やトピックを指定することも可能である。たとえば、生成する用例が、口語か文語か、あるいは、フォーマルな文かカジュアルな文か、など細かい設定を加えることで、様々な場面において外国語学習者の助けになると考えられる。

## 謝辞

本研究は、科学研究費助成事業(科学研究費補助金)若手研究『深層学習モデルを用いた類語学習支援システムの開発とその学習効果の検証』(代表:中西淳, 課題番号:23K12254)の助成を受けたものである。

## 参考文献

- (1) Ishikawa, S. : “Lexical development in L2 English learners’ speeches and writings”, *Procedia - Social and Behavioral Science*, 198, pp.202-210 (2015).
- (2) 望月正道, 相澤一美, 投野由紀夫: “英語学習の指導マニュアル”, pp.88, 大修館書店 (2010).
- (3) 中西淳: “ニューラルネットワークを活用した類語検索システムの開発-シソーラスにおける形容詞 good の記述との比較”, *e-Learning 教育研究*, 17, pp.13-24 (2023).
- (4) 中田達也: “英単語学習の科学”, pp.94, 研究社 (2019).
- (5) Nation, I. S. : “Learning vocabulary in another language”, pp.432, Cambridge University Press (2001).
- (6) 投野由紀夫, 金子朝子, 杉浦正利, 和泉絵美: “英語学習者コーパス活用ハンドブック”, pp.83, 大修館書店 (2013).