

SignWriting 表記手話単語の識別手法の検討

岡田 紳太郎[†] 松本 忠博[†] 加藤 三保子[‡]
 岐阜大学 自然科学技術研究科[†] 豊橋科学技術大学 総合研究院[‡]

1. はじめに

視覚言語である手話には今のところ一般的な文字はない。Suttonが考案したSignWriting[1]（以下SW）は手話文字の一つであり、複数の国でろう児教育などでの利用が試みられている。我々はSWによる手話文書編集システムJSPad[2]を開発し、その付加機能としてSWを手話単語の入力形式とする手話-日本語辞書機能を実装してきた。

SWによる表記は人にとって分かりやすい反面、自由度が高く、表記の揺れが大きいため、辞書検索のための単語の識別は容易ではない。そこで、SW表記手話単語の識別のために、単語を構成する記号の類似度やそれを用いた単語間類似度を算出するルールベースの手法を考案してきた。

本研究では、記号間の類似度推定に機械学習を利用することで、単語識別のための単語間類似度計算の改良を試みた。

2. SW による手話単語表記と表記ゆれ

SW では、ISWA と呼ばれる図的な記号（文字）を図 1 のように 2 次元的に配置して単語を表記する。表 1 に示すように、各記号は記号の種類や向きなどを表す Sign-Symbol-Sequence (SSS) と呼ばれる数字列によって表される。

ISWA2010 の基本記号は 600 種類以上用意されており、形や動きなどを細かく指定できる。SW では類似した記号のうちどれを選択するか、省略可能な記号があるときに省略するかなど書き手が恣意的に選択できる要素が多い。また、現実の手話にも表現の揺れが多く存在する。これらの要因により、SW による手話の表記には大きな揺れが生ずる。

3. ルールベースの単語間類似度定義

これまでに我々は手話単語間の単語間類似度



図 1 SW による手話単語表記の例

表 1 SW 記号とその SSS

	カテゴリ	グループ	基底記号	変種	塗り	回転
	01	03	001	01	02	03
	02	03	001	02	01	08
	04	04	001	01	01	01

	972	876	0	0	0
	884	970	0	0	0
	0	0	880	750	0
	0	0	630	1000	0
	0	0	0	0	934

図 2 2 単語間の記号対応の推定

を以下のように定義した。

まず、比較対象となる 2 つの単語の各記号間の記号間類似度を算出する（図 2）。記号間類似度は、記号の SSS と相対位置を基に一定の規則で求める。その後、記号間類似度の平均値が最大となる組合せを探索し、その値を記号数の差で調整したものを 2 単語間の単語間類似度とした。

4. 記号特徴ベクトルによる単語間類似度

前節の単語間類似度算出方法では、算出規則を作成する際に参照した表記サンプルに対する依存性が高く、クローズドテストとオープンテストでは識別精度に大きな差があった。また、単純な機械学習による分類では、新しく辞書単語が追加された場合、その都度学習をしなければならないことや、そもそも SW 単語自体のデータ数が少ないことに起因する問題があった。

本研究では、従来の人手で（直観と試行錯誤で）作成した記号間類似度算出規則に代え、機

Identification methods of Sign Language Signs in SignWriting

[†]Shintaro Okada, Tadahiro Matsumoto, Graduate School of Natural Science and Technology, Gifu University

[‡]Mihoko Kato, Institute of Liberal Arts and Science, Toyohashi University of Technology

機械学習により記号特徴ベクトルを生成し、それを利用して単語間類似度を求める方法を考案した。記号特徴ベクトルの生成は Word2Vec の Skip-gram モデルを応用した。それは One-hot 表現化した単語からその周辺語となる単語を予測する 2 層のニューラルネットワークを構築し、その隠れ層の重みを単語特徴ベクトルとするものである (図 3)。同様にして One-hot 表現化した SW 記号からその類似 SW 記号を予測するニューラルネットワークを作成し、その重みを各 SW 記号の特徴を表すベクトル、SW 記号特徴ベクトルとした (図 4)。そして、記号間の SW 記号特徴ベクトルの Cos 類似度を新たな記号間類似度とした。

また、今回は従来のルールベースの手法でも使用した類似手形記号辞書を訓練に用いて SW 記号特徴ベクトルを作成し、手形記号の類似度についてのみ置き換えを行った。

5. 評価実験

新たに定義した単語間類似度の評価のため 2 種類の実験を行った。

これまでに、累計 33 名の被験者に JSL (日本手話) 単語のイラスト 20 語、動画 10 語 (の一部) を見て JSPad を使用して SW で書き取ってもらい、計 30 種類 406 語の表記データを収集している。それぞれを辞書検索し、辞書中の当該単語 (正解) が類似度順で何位以内に入っているかを調べた。辞書に登録されている単語数は約 2000 である。なお、3 節で述べた単語間類似度定義のパラメータの調整などにもこれらのデータを使用しているため、ルールベース手法にとって、この評価実験はクロズドテストとなる。結果を表 2 に示す。

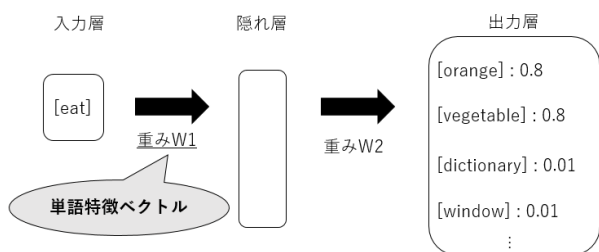


図 3 Word2Vec の Skip-gram モデル

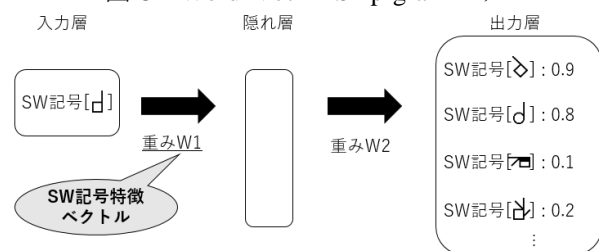


図 4 SW 記号特徴ベクトルの生成モデル

表 2 JSL 正解率 (1 位, 5 位以内)

	1 位	5 位以内
従来手法	68.0%	90.4%
提案手法	53.3%	66.4%

表 3 ASL 正解率 (1 位, 5 位以内)

	1 位	5 位以内
従来手法	47.7%	72.2%
提案手法	45.0%	62.9%

また、オープンテストによる評価を行うため、SW コミュニティの Web サイトから ASL (アメリカ手話) の単語辞書と、SW で書かれた ASL 版の童話 Goldilocks and the Three Bears (3 匹のくま) を取得し、この童話に含まれる 155 個の単語を使用して評価実験を行った。ASL の辞書登録語数は約 10,500 語である。ただし、ASL 版辞書は多くのユーザが辞書登録を行っており、同じ単語が重複して登録されている。実験では正解単語のうちテストデータとの類似度が最も高かったものの順位を評価結果とした。結果を表 3 に示す。

結果として、JSL, ASL とともに従来の精度を超えることはできなかった。しかし、従来手法では類似度 5 位以内で JSL と ASL の差が 18.2% であるのに対し、本手法では 3.5% とあまり差がない。つまりクロズドテストだけでなく、未知のデータに対しても同等の効力があるといえる。

6. おわりに

本研究では、従来は人手によるルールで行っていた類似度を、新たに機械学習を利用して再定義した。結果は従来の精度を超えることはできなかったが、クロズドテストとオープンテストの精度差は少なく、人の主観と試行錯誤によらない手法として従来のルールベース手法の改善につながるものと考えている。

今後は類似 SW 記号の精査や別の方法で SW 記号特徴ベクトルを生成するなどして精度の底上げするほか、単語のベクトル表現も考案し、SW 表記手話単語の識別精度向上を図る。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP18K11430 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] V. Sutton, Lessons in SignWriting, The Deaf Action Committee for SignWriting, 2002.
- [2] T. Matsumoto, M. Kato and T. Ikeda, JSPad—a sign language writing tool using SignWriting, Proceedings of the 3rd International Universal Communication Symposium, pp.363-367, 2009.