

自動構築された格フレームと日本語 FrameNet の対応付け

大柳 慶悟[†] 笹野 遼平^{†‡} 武田 浩一[†]

[†]名古屋大学 [‡]理研 AIP

oyanagi.keigo@g.mbox.nagoya-u.ac.jp {sasano,takedasu}@i.nagoya-u.ac.jp

1 はじめに

自然言語処理で利用されるフレーム知識は、FrameNet[1] や PropBank[2] に代表されるような人手により整備されたフレーム知識と、京都大学格フレーム [3] などのような大規模コーパスから自動構築されたフレーム知識の2つに大きく分けることができる。このうち前者は、各フレームがどのような意味役割をとるか等を記述したフレーム辞書とそれらがアノテーションされた文例から構成されることが一般的である。その整備には多くのコストが必要であり、実際にアノテーションされた動詞や文の数は限定的であるものの、フレームの粒度や意味役割が人手で決定されていることから、人間にとって直観的に理解しやすいという特長がある。一方、後者は、大規模コーパスから自動構築されているため、フレームの粒度が人間にとって直観的であるとは限らず、また、各フレーム、格がどのような意味内容を持つかという情報は明示的には与えられていないものの、非常に高いカバレッジや大規模な語彙の情報を持つという特長がある。

本研究では、これらの2つのタイプのフレーム知識が持つ特長を併せ持つフレーム知識、すなわち、人間にとって直観的なフレーム粒度、意味役割の情報を持ち、かつ、カバレッジの高いフレーム知識の獲得を目的とし、自動構築されたフレーム知識と人手により整備されたフレーム知識の自動的な対応付けに取り組む。具体的には、図1に示すように、大規模日本語コーパスから自動構築されたフレーム知識である京大格フレーム [3] を、人手で整備された日本語のフレーム知識である日本語 FrameNet[4] と対応付けることで、京大格フレームが持つ豊富な語彙情報と、日本語 FrameNet が持つ意味情報を併せ持つフレーム知識の獲得を目指す。

2 対応付けの対象とするデータ

2.1 日本語 FrameNet

FrameNet[1] とはフィルモアによって提唱されたフレーム意味論 [5] を基に作成された英語を対象とした意味役割付きコーパスであり、日本語 FrameNet は

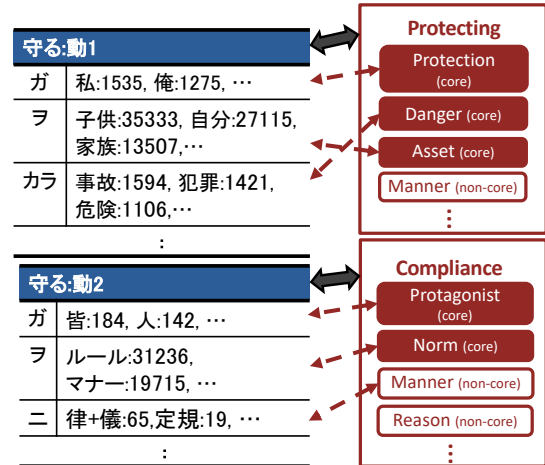


図1: 格フレームと FrameNet の対応付けの例

その日本語版である。英語版の FrameNet と同様に、フレームが表す事象に関連する要素は frame element (FE) と呼ばれ、フレームごとにそのフレームがとる FE を記述したフレーム辞書と、それらが付与された文例から構成される。

各フレームは、特定のイベントや概念を表し、lexical unit (LU) と呼ばれる複数のフレーム喚起語で共有される。また、FE は中心的な役割を担う場合は Core、周辺の役割である場合は Peripheral、そのフレーム特有でない場合は Extra-thematic という3つのクラスに分類される。本研究で使用する2017年11月版の日本語 FrameNet には、947のフレーム、全フレーム合わせて4957のLU、現代日本語書き言葉均衡コーパス (BCCWJ)[6] から抽出された7905の文例が含まれている。また、これらのフレームの多くは英語版 FrameNet に対応するフレームが存在している。

図1に示した Protecting フレームの場合、Core 意味役割として Protection, Danger, Asset の3つ、Core 以外の意味役割として Manner, Place などが定義されている。また、LUとして「保護」「警備」「守る」などの語が記載されており、Protecting フレームが付与された文例として下記の文が与えられている。

- (1) 釜山湾は、[沖合に浮かぶ影島 Protection] が [守る Protecting]奥に拡がる…。

2.2 京大格フレーム

京大格フレーム [3] は Web から収集された大規模コーパスから自動構築された日本語格フレームである。京大格フレームでは、フレームは動詞や形容詞等の態・意味・用法ごとに構築され、各フレームは図 1 に示すように、見出し語とそのフレームがとる格、それらの格の頻度付きの用例情報により構成される。

京大格フレームでは、複合動詞なども含め 110,237 種類の見出し語について計 860,455 個の格フレームが構築されている。一部の動詞については 100 を超える格フレームが構築されていることもあるなど、全体的な傾向として、ほぼ同じ意味・用法であると考えられる格フレームが複数構築されている。本研究では格フレームごとに、適切な日本語 FrameNet のフレーム (以下 FN フレーム) に対応付けることを目指す。

3 関連研究

異なるフレーム知識の対応付けに関する代表的な研究として SemLink プロジェクト [7] が挙げられる。SemLink プロジェクトは、人手で整備された複数のフレーム知識の対応付けに取り組んだプロジェクトであり、FrameNet と PropBank のフレームおよび意味役割を、関連する VerbNet [8] の動詞クラス、主題役割と人手で対応付けている。

自動構築されたフレーム知識と人手で整備されたフレーム知識の対応付けに取り組んだ研究としては、クラウドソーシングを用いて京大格フレームと日本語 FrameNet の対応付けに取り組んだ河原らの研究 [9] や、京大格フレームと英語版 FrameNet の自動対応付けに取り組んだ笹野の研究 [10] がある。英語版 FrameNet との対応付けと、本研究で目的とする日本語 FrameNet との対応付けとの主な違いとして、前者と異なり後者では京大格フレームの見出し語と同一の動詞が FrameNet の LU に含まれている場合があること、用例に含まれる格助詞が FE と対応する格の手掛かりとなる可能性があることの 2 点が挙げられる。

4 対応付けモデル

4.1 モデルの概要

本研究では、河原ら [9] の設定に倣い、日本語 FrameNet において、その動詞を LU に含む FN フレームがちょうど 2 つ定義されており、各 LU について用例が 1 文以上存在する動詞を対象に、格フレームの対応付けを行う。具体的には、このような動詞の格フレー

ムが与えられた場合に、対応付け候補となる 2 つの FN フレームとのフレーム対応付けスコアを算出し、より対応付けスコアが大きいと判断されたフレームに対応付ける。たとえば、図 1 に示す「守る」は、「守る」を LU に持つ FN フレームは Protecting と Compliance の 2 つなので、このような動詞の例となっている。

フレーム対応付けスコアは、対応関係にあると考えられる格フレームの格と FN フレームの FE の間の格対応付けスコアをそれぞれ算出し、それらの和をとることにより算出する。以下、4.2 節では格フレームの格と FN フレームの FE が 1 つずつ与えられたときにそれらの格対応付けスコアをどのように算出するかについて、4.3 節ではどのような格の対応付けを候補として考慮するかについて説明する。

4.2 格対応付けスコア

格対応付けスコアの算出に先立ち、FrameNet に含まれる用例から FE の用例を抽出する。本研究では FE の用例を、与えられた格フレームの見出し語がフレーム喚起語となっている用例から抽出した用例 (用例タイプ 1) と、それ以外の用例 (用例タイプ 2) の 2 タイプに分けて考える。たとえば、格フレーム「守る:動 1」の対応先候補として Protecting フレームを考える場合、用例 (1) から抽出される *Protection* の用例「影島」は用例タイプ 1 に分類される。

続いて、収集された FE の用例を用い、格対応付けスコアを以下の式で定義される用例類似度 $\text{sim}(c_i, FE_j)$ により算出する。

$$\text{sim}(c_i, FE_j) = \max_l (\cos(v_i, v_{jl}) \cdot \alpha_{jl}),$$
$$v_i = \frac{\sum_k v_{ik} \cdot f_{ik}}{\sum_k f_{ik}}$$

ここで、 c_i は対応する格、 v_{ik} は格 c_i の k 番目の用例の単語ベクトル、 f_{ik} は京大格フレームにおけるその用例の頻度を表す。また、 v_{jl} は FE_j の l 番目の用例 e_{jl} の単語ベクトルである。また、 α_{jl} は用例 e_{jl} が用例タイプ 1 である場合は 1、用例タイプ 2 である場合は α となる変数である。 α は用例タイプ 2 に属する用例をどのくらい考慮するかに関して、0 以上 1 以下の値をとるパラメータである。0 の場合は用例タイプ 2 の用例を一切考慮せず、1 の場合は用例タイプ 1 と区別しない。

4.3 候補とする格の対応付け

京大格フレームは自動構築されたフレームであるため、本来そのフレームの格として相応しくない格も含

表 1: 出現形と格の対応リスト

出現形	態	対応先の格
は	能動	ガ, ヲ
が	受動	ヲ, ニ
に	受動	ガ, ニ
から	受動	ガ, カラ
は	受動	ヲ, ニ

まれている。そこで本研究では、ガ格、および、ガ格よりも収集された用例数が多い格のみを、その格フレームにおいて重要な格として、対応付けの候補として考える。一方、対応付け先となる FN フレームの FE については、Core に分類されたもののみを考慮する設定 (Core のみ) と、Core 以外のものも対応付け先として考慮する設定 (すべて) の 2 つの設定を使用する。

さらに、FrameNet の文例から、一部の FE については、対応先となる格フレームの格の絞り込みが行える場合がある。この情報を利用して格と FE の対応付けを行うことで、フレームの対応付けの精度が向上することが期待できる。(1) の例では、格助詞「が」を伴って出現する「影島」に *Protection* が付与されていることから、*Protection* はガ格に対応する可能性が高いことがわかる。そこで、能動文において FE が格助詞を伴って出現する場合はそれらの FE と格に対応付ける。また、「は」等の係助詞をともなって出現した FE の対応先は表 1 で示すようにガ格もしくはヲ格に制限する。さらに、受動文の場合についても、表 1 に示すように、受動文と能動文の格の変化を考慮して FE の対応先の格を制限する。

- (2) [三村だけ *Cotheme*] が [紹介者の知人 *Theme*] に [連れられて *Cotheme*]…

たとえば (2) のような文があった場合、フレーム喚起語である「連れる」は受動態で出現しており、「三村」は格助詞「が」を、「知人」は格助詞「に」を伴って出現していることから、*Cotheme* の対応先候補はヲ格とニ格、*Theme* の対応先候補はガ格とニ格に制限する。

5 実験結果

5.1 実験設定

実験には、河原ら [9] がクラウドソーシングにより対応付けた格フレームと日本語 FrameNet の対応付けデータを用いた。このデータは、格フレームの見出し語を LU に含む FN フレームがちょうど 2 つとなって

いる格フレームを対象に、格フレームと FN フレームの対応付けを行っている。河原らのデータは 37 述語、712 フレームで構成されているが、本実験ではこれらの格フレームのうち見出し語が動詞であり、かつ、10 人のクラウドワーカーのうち 7 人以上が選んだ FN フレームが、専門家が選んだ正解フレームと一致している 19 動詞 119 フレームを使用した。

実験は、対応付けの対象とする意味役割を Core に限定する場合としない場合、格の絞り込みを行う場合と行わない場合の $2 \times 2 = 4$ パターンについて行った。また、単語ベクトルには、Common Crawl から抽出した日本語テキスト 1 億文から、skip-gram モデルを用い学習したものを用いた。ただし、日本語 FrameNet 中の文例に含まれる語が未知語とならないよう、日本語 FrameNet の文例を 5 回コピーしたものをコーパスに追加した上で学習を行った。

5.2 実験結果

対応付け実験の結果を表 2 に示す。各数値は 5.1 節で述べた正解フレームとの一致率を動詞ごとに平均したマクロ平均の値である。まず、 α と精度の関係に着目すると、いずれのモデルにおいても $0.6 \leq \alpha \leq 0.8$ のときにもっとも高い精度となったことから、用例タイプ 2 に属する用例も考慮した方が良いものの、用例タイプ 1 に属する用例と同等には扱わない方が良いと言える。次に、対応付ける意味役割を Core に限定した場合としない場合を比較すると、限定しなかった場合のほうが高い精度となった。このことから Core 以外の意味役割も考慮した方が良いと考えられる。

続いて、格の絞り込みの有無について比較すると、フレームの対応付け精度についてはほとんど差異が確認できなかった。さらに詳細な分析を行うため、実験に用いた 19 動詞それぞれについて、実験対象とした格フレームのうち用例数をもっとも多い格フレームを対象に、格の対応付けの正解情報を人手で付与し、各モデルで得られた格の対応付け精度を調査した。結果を表 3 に示す。格の絞り込みを行うことで、格の対応付け精度は大幅に向上していることが確認できる。このため、フレーム選択精度では差異を確認できなかったものの、格の対応付けまで考慮に入れると、格の絞り込みは有効であったと考えられる。

表 2 において、0.791 というもっとも高い精度となったモデルにおいて、正しく対応付けが行われた例として、図 1 に示した格フレーム「守る:動 1」と「守る:動 2」が挙げられる。一方、正しく対応付けができなかったものについてその要因の分析を行った結果、次の 2 つの要因が見つかった。1 つ目は、対応付け対象

表 2: 対応付けの精度

対応付け候補とする FE	格の絞り込み	α										
		0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
Core のみ	なし	0.709	0.678	0.687	0.741	0.722	0.734	0.755	0.711	0.719	0.678	0.709
	あり	0.664	0.674	0.674	0.699	0.688	0.69	0.76	0.704	0.696	0.644	0.621
すべて	なし	0.681	0.647	0.658	0.689	0.691	0.710	0.731	0.731	0.787	0.758	0.758
	あり	0.664	0.665	0.673	0.732	0.723	0.724	0.786	0.777	0.791	0.748	0.694

表 3: 格の対応付けの精度

対応付け候補とする FE	格の絞り込み	正解率
Core のみ	なし	0.512 (22/43)
	あり	0.698 (30/43)
すべて	なし	0.469 (23/49)
	あり	0.653 (32/49)

となる 2 つの FN フレームが親子関係にあるなど、非常に類似しているケースである。たとえば、「行く」を LU に含む FN フレームは Motion と Self_motion であるが、FrameNet において Self_motion と Motion は継承関係にあることから用例も類似しており、正確に区別するのは難しいと考えられる。しかし、正解と異なるフレームに対応付けられていたとしても、それに関連するフレームをたどれば正解にたどり着けるなど実用上大きな問題ではないと考えられる。

2 つ目は、日本語 FrameNet における文例が、そのフレームの典型的な用例となっていないケースである。たとえば、動詞「掴む」を LU に含む FN フレームは、物理的の掌握を意味する Grasp フレームと、入手を意味する Getting フレームの 2 つであり、Grasp フレームの典型的な用例は「取っ手を掴む」のような文であると考えられるが、日本語 FrameNet における文例は (3) に示す非典型的な文例 1 つのみとなっている。このようなケースについては、日本語 FrameNet の用例を拡充し、さらにその際、可能な限り典型的な文例を多く含めることで、改善が可能であると考えられる。

- (3) [単に単品別に *Category*][データ *Phenomenon*] を [掴む _{Grasp}] のではなく、…

6 まとめ

本研究では自動構築した格フレームと日本語 FrameNet を自動的に対応付けに取り組んだ。19 動詞 119 格フレームを対象に、2 つの FN フレームから対応先として適切なフレームを選択する実験を行った結果、79% の精度で適切なフレームを選択できること

ができた。今後の課題としては以下の 2 つが考えられる。1 つ目は対応付け候補の FN フレームを限定しない設定での実験を行い、提案モデルの一般的な有効性を検証することである。このような設定においては、正しいフレームを選択する上で格の絞り込みが重要となることが期待できる。2 つ目は対応付け候補の FN フレームを限定しない設定での実験を通して、日本語 FrameNet の文例の拡充を行うことである。具体的には、ある格フレームの対応先として出力された FN フレームの LU に、対象の動詞が含まれていないケースを調査することで、日本語 FrameNet で欠落している LU を効率的に見つけることが可能であると考えられる。

謝辞

クラウドソーシングによる日本語 FrameNet と自動構築した格フレームとの対応付けの結果を提供していただいた京都大学の河原大輔氏に感謝いたします。

参考文献

- [1] Josef Ruppenhofer, Michael Ellsworth, Myriam Schwarzer-Petruck, Christopher R Johnson, and Jan Scheffczyk. FrameNet II: Extended theory and practice. 2006.
- [2] Kingsbury, Paul and Palmer, Martha. PropBank: the next level of treebank. In *Proc of Treebanks and lexical Theories*, 2003.
- [3] 林部祐太, 河原大輔, 黒橋禎夫ほか. 格パターンの多様性に頑健な日本語格フレーム構築. 研究報告自然言語処理 (NL), Vol. 2015, No. 14, pp. 1-8, 2015.
- [4] Kyoko H Ohara. Relating frames and constructions in japanese framenet. In *Proc of LREC 2014*, pp. 2474-2477, 2014.
- [5] Charles J Fillmore, et al. Frame semantics. *Cognitive linguistics: Basic readings*, Vol. 34, pp. 373-400, 2006.
- [6] 前川喜久雄. Kotonoha 『現代日本語書き言葉均衡コーパス』の開発. 日本語の研究, Vol. 4, No. 1, pp. 82-95, 2008.
- [7] Martha Palmer. Semlink: Linking PropBank, VerbNet and FrameNet. In *Proc of GenLex-09*, pp. 9-15, 2009.
- [8] Schuler, Karin Kipper. VerbNet: A broad-coverage, comprehensive verb lexicon. 2005.
- [9] 河原大輔, 小原京子, 関根聡, 乾健太郎. クラウドソーシングによる日本語 FrameNet と自動構築した格フレームとの対応付け. 言語処理学会 第 24 回年次大会 発表論文集, 2018.
- [10] 笹野遼平. 自動構築した日本語格フレームと英語 FrameNet の対応付け. 言語処理学会 第 25 回年次大会 発表論文集, 2019.