

集合知により獲得された事態参与者の特徴変化知識 に基づく照応解析

仲村 哲明[†]

[†] 京都大学 大学院情報学研究科

tnakamura@nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp

河原 大輔[‡]

[‡] 科学技術振興機構 さきがけ

dk@i.kyoto-u.ac.jp

1 はじめに

コンピュータによるテキストの理解の実現には、日常生活で頻繁に起きる様々な事態の間関係をコンピュータが認識する必要がある。一方で、このような関係がテキスト上で表現されることは少ない。我々は、事態の間関係を言語資源化する第1段階として、個々の事態に関する知識の言語資源化を行っている。

本研究では、事態記述文に含まれる項の特徴変化(ACF: arguments' changing features)を事態に関する知識として扱う。そのために、一定レベルの粒度となるように制御された事態に関する知識を獲得する。ACFの値の獲得には、自動獲得と集合知による獲得の両方を用いた手法を採用する。そして、得られた知識が照応解析に有効な情報となるかを調査する。

2 関連研究

我々が日常的に用いる事態に関する知識には様々なものがある。(1)感情に関する研究では、事態から想起される感情に焦点が当てられ、それらの自動獲得が行われている[5]。しかし、これらの研究では、事態における感情変化の詳細な挙動には焦点が当てられていない。(2)事態間関係の自動獲得に関する研究はいくつか行われているが[1, 16]、それらの研究では事態間関係がなぜ起きるのかという点には焦点が当てられていない。また、事態の粒度の統一が難しいのが現状である。そこで、本研究では、粒度のレベルに配慮しながらACFを設定する。(3)人手によって構築された知識[2, 4, 11]の利点は高品質な点であるが、その構築には極めて高いコストを要する。また、これらの知識で使われる知識の粒度は粗く、抽象的なものが含まれている。(4)発達心理学や認知言語学での知見[14, 17]を考慮すれば、事態参与者の基本的特徴を反映した粒度を設定し、その粒度に基づいて事態の意味を捉えることが重要である。

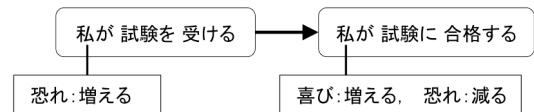


図 1: 事態参与者の特徴変化辞書の一例。

3 事態参与者の特徴変化辞書の仕様

我々は、ある事態の動機はその事態に先行する事態のACFに関連していることを想定し、図1のような構造を持つ辞書の構築[12]を継続している。この構造をユニットとして結合すればACFに基づく事態間の動機付けを理解できると考えている。ACFは、ある事態の前後での事態参与者の基本的特徴の変化を記述する。図1では事態文の項に感情のみが紐付いているが、実際には物理特徴や社会的関係など様々な特徴変化を紐付ける(後述)。なお、事態の参与者という用語は、認知言語学[18]における用語として扱い、人間に限らず事態に関わる全てのモノやコトを指す。

この辞書は、事態記述内の項の振る舞いを記述する点で語彙概念構造(LCS)[8]に似ているが、LCSでは、述語が持つ(意味役割を含む)項の間の直接的(かつ明示的)な関係を扱うのに対して、提案手法は、そのような関係だけでなく、明示されない項の特徴変化(例えば、暗黙の感情変化など)も扱う点で異なる。また、LCSでは述語そのもの(あるいは文)の意味の書き換えを目指すのが、提案手法は事態記述内の項に特徴変化情報を付与するのみである。

ACFとしては、表1に示す47特徴を想定している。これらは、感情研究[13]、VerbCornerプロジェクト[4]、および、シソーラス[6, 10]を参考に決定した。事態記述としては格フレームに基づいて生成された事態文を使用する。格フレームは、述語とそれに関係する名詞を述語の各用法ごとにまとめたものである。我々は、同じ格フレーム内の同じ格になり得る単語間では多くの特徴が共有されていると想定している。

大分類	小分類	特徴
物理	形	長さ, 大きさ, 広さ, 太さ, 厚さ
	色	赤さ, 橙色さ, 黄色さ, 緑色さ, 青さ 紫色さ, 茶色さ, 白さ, 黒さ, 明るさ
	感触	温度, かたさ, 粗さ, 粘り気
	におい	良さ, 悪さ
	音	静かさ
	味	甘み, 酸味, 苦み, 辛み (からみ), 渋み
	密度	粗密さ
	数量	多さ
心理	感情	喜び, 信頼, 驚き, 嫌悪 恐れ, 悲しみ, 怒り, 期待
	評価	極性
感覚	感覚	痛み, 眠気, 疲れ
関係	関係	接触, 働きかけ, 力の有無 所有, 社会的関係
	位置	近さ

表 1: 本研究で想定した特徴. 表中の太字で示した 14 特徴がこれまでに収集した特徴である.

4 集合知による特徴変化知識の獲得

本研究では, 各格フレームの各格の代表語を選択してその格フレームの代表文を生成し, その文に含まれる項の ACF の値をクラウドソーシング¹を用いて獲得する. タスクの実行画面の例を図 2 に示す.

ワーカーに提示する事態文 (格フレームの代表文) の生成に関しては, 京大ウェブ文書リードコーパス (Kyoto University Web Document Leads Corpus : KWDLC) [3]², 京大格フレーム (Kyoto University Case Frames : KUCF) [9], 日本語版 Winograd Schema Challenge (以降, JWSC) の問題文 [15] を用いて作成した (後述). KWDLC は, ウェブ文書中の冒頭 3 文に対してアノテーションが付与された 5,000 文書 (15,000 文) からなる日本語テキストコーパスである. KUCF は, 日本語ウェブ文書中の 98 億文から自動構築された格フレームデータベースである. 各格フレームは述語とそれが持つ格およびそれに属する単語集合のセットで表現されている. JWSC は, 2 つの文³, 2 つの先行詞候補 (第 1 文に存在), 1 つの照応詞 (第 2 文に存在), 正解の先行詞, が 1 つの問題として与えられており, 1,321 問で構成されている⁴.

格フレームの代表文の作成手順は次の通りである. まず, KWDLC における最頻出 200 動詞, KUCF における最頻出 1,000 動詞, および, JWSC における全ての動詞に関する, 各動詞の意味ごとの格フレームについて, 格の代表語を決定し, それらと述語を機械的

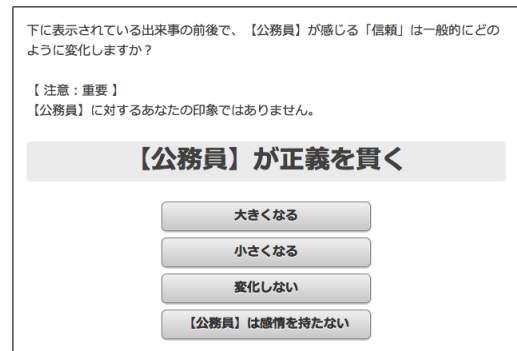


図 2: クラウドソーシングの実施例.

に組み合わせて代表文を生成した⁵. 本研究では, 格をガ格, ヲ格 (必須格⁶の場合のみ), ニ格 (必須格の場合のみ) に限定し, 各格に属する最頻出単語を各格の代表語とした. 次に, クラウドソーシングによって理解不能な文を除去した (図 2 のタスクとは異なる). 除去タスクでは, ワーカーに対して 1 文を提示し, その文が理解可能かどうかを回答させた (のべ 1,559 名が参加, 1 文あたり 10 名が回答). 最後に, 文献 [19] の手法によって, 理解できると回答された確率が 0.9 未満となった文を除去した. 結果的に, 異なり 9,073 文 (のべ 4,885 項, 異なり 975 動詞, 異なり 6,454 格フレーム) を図 2 のタスクに使用した.

図 2 に示すように, 特徴変化回答タスクではワーカーに 1 文と質問がセットが与えられる. 1 タスク (1 事態文中のある項の 1 特徴) あたり 10 名が回答するようにした. 最終的なタスク参加者はのべ 22,819 名である⁷.

ACF の値は図 2 のタスクで得られた回答から推定される. 具体的には, 各タスクにおける各選択肢 (増える, 減る, 変化しない, 項はその特徴を持たない) の選択確率を文献 [19] の手法によって求め, その 4 つ組の値を特徴変化情報とした. 文献 [19] の手法で得られる確率は回答の agreement から問題の難しさやワーカーの回答能力を反映して推定される. なお, 辞書の特徴として表 1 の 47 特徴を想定しているが, 現状では表中の太字で示した 14 特徴の調査が終了している段階である.

最終的に得られた特徴変化辞書の一部を表 2 に示す. この図から, 例えば, 「スタッフが客をもてなす」という事態文のヲ格を感じる「喜び」が増える, などが読み取れる. 前述の通り, 現状で表 1 の太字で示した 14 特徴の調査が完了しており, 各特徴ごとに前段落で述

¹<http://crowdsourcing.yahoo.co.jp/>

²<http://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/EN/index.php?KWDLC>

³基本的に 2 つの文であるが, 2 文に分割できない問題もある.

⁴厳密には, 元になった問題 (英語) とセットになっている.

⁵ただし, 動詞が複合動詞でない場合に限定した.

⁶必須格であるかどうかはガ格の代表語の頻度を基準に判断した.

⁷いくつかのタスクに関しては再実施しており, 再実施前のタスク参加者を含む.

事態文	格フレーム	ガ格				ヲ格				ヲ格				ヲ格			
		増える	減る	変化なし	無関係	増える	減る	変化なし	無関係	増える	減る	変化なし	無関係	増える	減る	変化なし	無関係
スタッフが客をもてなす	もてなす/もてなす.動1	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
私が治療を受ける	受ける/うける.動6	0.132	0.233	0.573	0.082	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000
私が試験を受ける	受ける/うける.動8	0.932	0.000	0.000	0.068	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000

表 2: 得られた特徴変化辞書の一部.

べた 4 種類の選択確率が得られている。よって、1 事態文の各格の特徴変化は 56 個の数値で構成され、1 事態文全体では 3 つの格の情報を合わせた 168 個の数値で構成されている。

5 照応解析への適用

収集された特徴変化情報の応用として照応解析への利用を試みた。具体的には JWSC の照応問題を解くための情報として用いた。

問題を解く手段としては SVM⁸ (2 次の多項式カーネル) を用いた。本研究では、特徴変化情報のベクトル (以下、特徴変化ベクトル) を用いた場合 (FC 条件)、Word2Vec のベクトル (以下、w2v ベクトル) を用いた場合 (W2V 条件)、特徴変化ベクトルと w2v ベクトルの両方を用いた場合 (BOTH 条件) を比較した。Word2Vec の単語ベクトルは、ウェブ上の日本語 1 億文を JUMAN++⁹ で解析して学習された 500 次元のベクトルである。以下の説明では、文の係り受け木において単語 w に最も距離が近い述語を w の最近傍述語と呼ぶ¹⁰。係り受け解析には KNP¹¹ を用いた。

SVM に与える素性としては、FC 条件、W2V 条件、BOTH 条件のいずれの場合も、(1) 照応詞および先行詞候補を表現するベクトル、(2) 照応詞および先行詞候補の最近傍述語それぞれを表現するベクトル、(3) 第 1 文および第 2 文のそれぞれを表現するベクトル、(4) 照応詞と各先行詞候補の差分ベクトル、の 4 種類のベクトルで構成されるベクトルを基本ベクトルとし、2 つの先行詞それぞれのベクトルを基本ベクトルに加えたものを用いた。学習時には、その先行詞が正解の場合に +1、そうでない場合に -1 のラベルを付与したデータを学習データとして与えた (図 3 参照)。

上記の各ベクトルの詳細は以下の通りである。ただし、下記 (1) から (4) までの全てにおいて、BOTH 条件の場合は FC 条件と W2V 条件で作成されたベクトルを結合したのを用いる。(1) 照応詞および先行詞候補のベクトル: FC 条件の場合、最近傍述語のガ格、ヲ格、二格のいずれかであれば、当該述語の格フ

文 1: ハチが花にとまった。

文 2: それが花粉を持っていたからだ。

照応詞: それ, 先行詞候補: ハチ, 花, 正解: 花

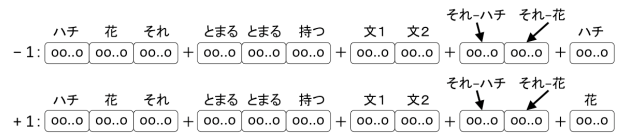


図 3: SVM に与えるデータの作成例.

レーム中の対応する格の確率の並び (表 2 参照) をベクトル (42 次元¹²) として用い、そうでなければ 42 次元のゼロベクトルとする¹³。W2V 条件の場合、照応詞および先行詞候補を構成する単語の Word2Vec のベクトルの平均¹⁴ をノルムが 1 となるように正規化したベクトルを用いる。Word2Vec に未登録の単語であれば 500 次元のゼロベクトルとする。(2) 最近傍述語ベクトル: FC 条件の場合、最近傍述語に対応する格フレームのベクトルは、その格フレームのガ格、ヲ格、二格の確率の並びを結合した 126 次元のベクトルである。W2V 条件の場合、最近傍述語の Word2Vec のベクトルを用いる。Word2Vec に未登録の単語であれば 500 次元のゼロベクトルとする。(3) 文ベクトル: FC 条件の場合、文中に出現する各動詞に対応する格フレームの特徴変化ベクトルの平均を用いる。W2V 条件の場合、文を構成する単語の Word2Vec のベクトルの平均をノルムが 1 となるように正規化したベクトルを用いる。(4) 差分ベクトル: FC 条件の場合は照応詞と各先行詞候補のベクトルの差分ベクトルを直接使い、W2V 条件の場合は差分ベクトルをノルムが 1 となるように正規化したベクトルを用いる。

評価は 10 fold cross validation によって行った。評価時は、学習時と同様に 1 つの問題の各先行詞候補それぞれで図 3 の構成のベクトルを作り、分離平面からの距離が大きいほうの先行詞を回答とした。この評価では、4 章で述べた 1,321 問中、2 文に分かれていて、かつ、FC 条件と W2V 条件の両方で先行詞候補と照

¹²「変化なし」と「無関係」を「その他」としてまとめた。

¹³直接的にガヲ二格ではないが並列関係 (「と」や「または」など) の文節である場合、係り先の文節がガヲ二格であれば、最近傍述語の格フレームの当該格の部分割り当て。例えば「私はリンゴとみかんを食べた」の「リンゴ」の特徴変化ベクトルは「食べた」に対応する格フレームの特徴変化ベクトルのヲ格の部分である。

¹⁴照応詞、先行詞候補は単独の単語だけでなく句の場合もある。

⁸<http://chasen.org/~taku/software/TinySVM/>

⁹<http://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/index.php?JUMAN++>

¹⁰例えば「僕は友人が買ったケーキを食べた」という文における「僕」の最近傍述語は「買った」ではなく「食べた」である。

¹¹<http://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/?KNP>

	FC 条件	W2V 条件	BOTH 条件
正解率	52.32%	49.89%	49.86%

表 3: SVM による照応解析結果.

応詞に関する全ての最近傍述語のベクトルがゼロベクトルでない（先行詞候補と照応詞に関する全ての最近傍述語に対応する情報がある）493 問を対象とした。

cross validation の結果（平均値）を表 3 に示す。FC 条件の正解率は他の条件よりも高い結果であった。FC 条件で正解した問題の一例としては、「赤チームは青チームを負かした。彼らが最後のペナルティーキックを失敗したからだ。」がある。この問題は W2V 条件と BOTH 条件では不正解であった。この問題に関して、「負かす」に対応する格フレームのヲ格と「失敗する」に対応する格フレームのガ格で、喜び（減る）、悲しみ（増える）など、多数の特徴変化が共通していた。我々はこれらの共通性が照応解析にうまく働いたと推測している。

6 考察

表 3 から照応解析における事態参与者の特徴変化情報の有効性が示唆される。特徴変化情報は、個々の具体的な事態を各事態において引き起こされる効果という形で汎化したものとみなせる。この点に関して、感情に限定されているが、井之上ら [7] の研究がある。彼らは、様々な感情に関連付けられた述語のデータベースと、述語のどの項がそれらの感情の発信者あるいは対象であるか、また、その発信者または対象が次ほどの感情の発信者または対象者となり得るかを記述した因果関係オントロジを構築している。これらの知識を WSC の照応解析に適用することで汎化の有効性が示されている。

事態が引き起こす様々な変化情報やその情報に基づく事態の汎化が重要であれば、本研究のアプローチとこれまでの事態間知識獲得の研究 [1, 16] で得られた知識を結びつけることは、我々の事態認知の原理や事態の後に続く行為のプランニングに潜む行動原理を探る足掛かりになる可能性がある。

7 おわりに

本研究では、事態に関する知識の言語資源化を目指し、事態参与者の基本的特徴を反映した粒度となるように特徴を設定し、事態文の項とそれらに関する特徴変化情報を結びつける手法を提案した。変化情報の獲得は、コーパスから自動獲得された格フレームに基づいて自動生成された文を用いたクラウドソーシングに

よって行った。獲得された知識を用いて照応解析を行った結果、このような情報は照応解析に有効である可能性が示された。今後は、未調査の特徴変化情報の収集によってデータの規模を拡大するとともに、さらなる応用範囲の検討を行う予定である。

我々が構築中の事態参与者の特徴変化辞書に関する知識構造は特許出願中である（特願 2015-197439）。

参考文献

- [1] Nathanael Chambers and Dan Jurafsky. A database of narrative schemas. In *Proc. of LREC2010*, 2010.
- [2] Bonnie J. Dorr and Mari Broman Olsen. Multilingual generation: The role of telicity in lexical choice and syntactic realization. *Machine Translation*, Vol. 11, No. 1-3, pp. 37-74, 1996.
- [3] Masatsugu Hangyo, Daisuke Kawahara, and Sadao Kurohashi. Building a diverse document leads corpus annotated with semantic relations. In *Proc. of PACLIC26*, pp. 535-544, 2012.
- [4] Joshua K. Hartshorne, Claire Bonial, and Martha Palmer. The VerbCorner project: Findings from phase 1 of crowd-sourcing a semantic decomposition of verbs. In *Proc. of ACL2014*, pp. 397-402, 2014.
- [5] Takayuki Hasegawa, Nobuhiro Kaji, Naoki Yoshinaga, and Masashi Toyoda. Predicting and eliciting addressee's emotion in online dialogue. In *Proc. of ACL2013*, pp. 964-972, 2013.
- [6] 池原悟. 日本語語彙大系. 岩波書店, 東京, 1997.
- [7] 井之上直也, 岡崎直観, 乾健太郎. 感情状態に基づく因果関係推論の一般化. NLP2016 発表論文集, pp. 889-892, 2016.
- [8] Ray Jackendoff. *Semantics and Cognition*. MIT Press, 1983.
- [9] Daisuke Kawahara and Sadao Kurohashi. Case frame compilation from the web using high-performance computing. In *Proc. of LREC2006*, pp. 1344-1347, 2006.
- [10] 国立国語研究所. 分類語彙表. 大日本図書, 東京, 2004.
- [11] Douglas B. Lenat. Cyc: a large-scale investment in knowledge infrastructure. *Commun. ACM*, Vol. 38, No. 11, pp. 33-38, 1995.
- [12] 仲村哲明, 河原大輔. 集合知を用いた事態参与者の特徴変化に関する知識の獲得. NLP2016 発表論文集, pp. 901-904, 2016.
- [13] Robert Plutchik. *A General Psychoevolutionary Theory of Emotion*, 1, pp. 3-33. Academic Press, 1980.
- [14] Eleanor Rosch, Carolyn B. Mervis, Wayne D. Gray, David M. Johnson, and Penny Boyes-Braem. Basic objects in natural categories. *Cognitive Psychology*, Vol. 8, pp. 382-439, 1976.
- [15] 柴田知秀, 小浜翔太郎, 黒橋禎夫. 日本語 Winograd Schema Challenge の構築と分析. NLP2015 発表論文集, pp. 493-496, 2015.
- [16] Tomohide Shibata, Shotaro Kohama, and Sadao Kurohashi. A large scale database of strongly-related events in Japanese. In *Proc. of LREC2014*, pp. 3283-3288, 2014.
- [17] Elizabeth S. Spelke, Ann Phillips, and Amanda L. Woodward. *Infants' knowledge of object motion and human action*. Oxford University Press, 1995.
- [18] 辻幸夫. 認知言語学キーワード事典. 研究社, 東京, 2002.
- [19] Jacob Whitehill, Paul L. Ruvolo, Jacob Bergsma Tingfan Wu, and Javier R. Movellan. Whose vote should count more: Optimal integration of labels from labelers of unknown expertise. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 22, pp. 2035-2043. 2009.