

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

仲村 哲明[†]

河原 大輔[‡]

[†] 京都大学 大学院情報学研究科

[‡] 科学技術振興機構 さきがけ

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

dk@i.kyoto-u.ac.jp

1 はじめに

人間とコンピュータの言語を用いた円滑なコミュニケーションの実現には、テキストの深い理解が必要である。そのため、日常生活で頻繁に起きる様々な事態間関係をコンピュータが理解しなければならないが、このような関係がテキスト上に出現することは少ない。

本研究は、事態に関する知識の獲得を目的とし、一定レベルの粒度になるよう、事態記述に含まれる項の特徴変化 (ACF: argument's changing features) を事態に関する知識として扱う。ACF の値の獲得には、自動獲得と集合知による獲得のハイブリッド手法を用いる。これにより、ACF と事態文を結びつけることを提案する。

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、それらを自動的に獲得することが行われている [4, 14, 16]。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, 11]、それらの研究では事態間関係がなぜ起きるのかという動機には焦点が当てられていない。また、事態の粒度に関しても、統一されていないのが現状である。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) 人手によって獲得された知識 [2, 3, 8, 13] の利点は、獲得された知識が高品質である点が挙げられる。しかし、このような知識の構築には極めて高いコストが必要となる。また、これらの知識で使われる素性の粒度は粗く、抽象的なものが含まれている。人手によって知識を低コストで獲得するには、ゲーム形式によって知識獲得を行うことが有効であるという報告もある [15]。(4) 発達心理学や認知言語学での知見 [10, 12] を考慮すれば、事態参与者に関する基本的特

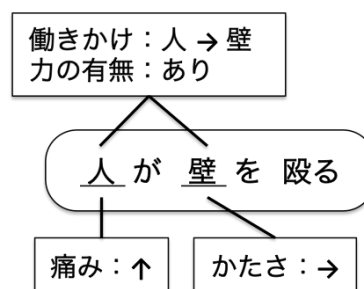


図 1: 提案手法の辞書構造の例。角丸四角形は事態文を表し、矩形は素性を表す。上向き矢印は素性の度合いが増えることを示し、オペラント付き右向き矢印は素性の値が左辺から右辺に変化することを示す。オペラントなし右向き矢印は素性の度合いが変化しないことを示す。

徴を反映した粒度を持つ素性を設定し、その素性に基づいて事態の意味を捉えることが重要であると言える。

3 提案手法

我々は、ある事態の動機はその事態に先行する事態の ACF に関連しているという想定に基づき、図 1 に示すような構造を持つ辞書の構築を目指している。この構造をユニットとしてつなぐことで、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、ある事態における、事態の前後での事態参与者の基本的特徴 (以下、素性) の差を記述するものである。提案手法は、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) [6] 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、明示されない項の素性変化 (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。提案手法は事態記述内の項に素性変化情報を付与するのみである。

カテゴリ	タイプ	素性
物理素性	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	熱さ, かたさ, 粗さ, 粘り気
	におい	良さ, 悪さ
	音	静かさ
	味	甘さ, 酸っぱさ, 苦さ, 辛さ (からさ), 渋さ
	密度	粗密さ
	数量	多さ
心理素性	感情	喜び, 信頼, 驚き, 嫌悪, 恐れ, 悲しみ, 怒り, 期待
	評価	極性
感覚素性	感覚	痛み, 眠気, 疲れ
関係素性	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: 本研究で想定した素性. 4章で実施したクラウドソーシングでは各素性の度合いを5段階で調査し, その結果から実際の ACF の値を推定する.

本研究では, 表 1 に示す 47 の素性を ACF として使用する. これらは, 感情研究 [9, 14], VerbCorner プロジェクト [3], および, 日本語シソーラス [5, 7] を参考に決定したもので, 物理素性, 心理素性, 感覚素性, 関係素性の 4 カテゴリに分類される.

事態記述としては事態文を使用するものとし, 使用する事態文は格フレームに基づいて生成する. 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含まれる単語は, それらの間で多くの素性を共有していることを想定している. この想定に基づき, 各動詞に関する意味ごとの格フレームの各格の代表語を決定し, そこから各格フレームの代表文を生成し, その文に含まれる項の ACF の値を獲得する手法を用いる (4章で詳述). 本研究では, 主観情報やテキスト内に出現しにくい知識を扱うため, ACF の値の取得にクラウドソーシング (Yahoo!クラウドソーシング¹) を用いる. クラウドソーシングのタスクでは, ワーカーには1つの文 (ターゲット文) とそれに関する質問のセットが与えられ, ワーカーはターゲット文の項に関する素性の度合いの回答を求められる. ACF の値は, このタスクによって得られた回答を用いて推定される (4章で詳述).

¹<http://crowdsourcing.yahoo.co.jp/>

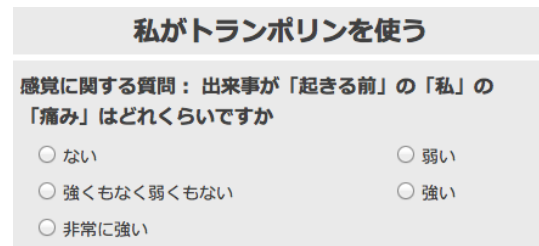


図 2: クラウドソーシングの実施例.

4 ACF 値の取得

本研究では前章で述べたクラウドソーシングによって事態文の ACF 値を獲得した. その後, 主観評価によって, 得られた ACF 値の質を調べた.

ワーカーに提示する事態文, および, その項に関しては, 京大 Web 文書リードコーパス (Kyoto University Web Document Leads Corpus: KWDLC)² と格フレームを用いて, 1,768 項 (857 文) を作成した. KWDLC は, Web 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. 格フレームは, 日本語 Web 文書中の 70 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.

事態文とその項の生成に関しては, まず, KWDLC における最頻 200 動詞に関する, 各動詞の意味ごとの格フレームについて, 項の代表語を決定し, それらと述語を組み合わせ代表文を生成した. 本研究では, 項をガ格, ヲ格 (必須格の場合のみ), ニ格 (必須格の場合のみ) に限定し, 当該項に属する最頻の単語を代表語とした. 次に, Yahoo!クラウドソーシングによって理解不能な文を除去した. 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 (延べ 244 名, 1 文あたり 10 名が回答). 最後に, 文献 [17] で提案されている手法によって, 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, 延べ 1,768 の項 (857 の異なり文, 148 の異なり動詞) が得られた.

具体的な ACF の値を得るため, 前述のものとは異なるクラウドソーシングタスクを実施し, ワーカーに対して, 提示された事態文の前後における項の特徴の度合いを回答するよう求めた (延べ 2,227 人, 1 素性あたり 10 人が回答). その後, 各ターゲット文における項の各素性の度合いが選択される確率を文献 [17] の手法によって求め, それを用いて ACF の具体的な値を以下の手順により推定した: まず, ある時点 T (事

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

評価基準
私が処分を受ける
評価対象
子が悪口を友達に言う
監督が会見を行う
:

図 3: 評価に用いたリストの一部. 評価者は評価基準と評価対象の太字で示された項を比較する.

態前 (BE) あるいは事態後 (AE)) における項の素性 f の値 $v(f, T)$ を式 (1) によって求めた.

$$v(f, T) = \frac{\sum_i s(i)p(i)}{\max(s(i))}. \quad (1)$$

ただし, $s(i)$, $p(i)$, $\max(s(i))$ は, それぞれ, クラウドソーシングで提示された i 番目の選択肢に割り当てられた得点, その選択肢が選択される確率, その項の $s(i)$ の最大値とする. 本研究では, 例えば, 「ない, 弱い, 強くもなく弱くもない, 強い, 非常に強い」という選択肢のそれぞれに対して, 順に 0, 1, 2, 3, 4 点を割り当てた. 式 (1) から $v(f, T)$ の値は 0 から 1 までの実数値である. 次に, $v(f, BE)$ と $v(f, AE)$ の差 $d(f)$ を式 (2) で求め, その値を ACF の値とした. よって, ACF の値は -1 から 1 までの実数値である.

$$d(f) = v(f, AE) - v(f, BE). \quad (2)$$

5 主観評価

クラウドソーシングによって得られた ACF の値が我々の直感的な知識を反映しているのであれば, 各項の ACF 値を比較することで, 類似した印象を持つ項が検索可能であると予想される. 本研究では, 類似した印象を持つ項とは, 類似した ACF を持つ項という意味として用いる. そこで, 得られた ACF 値の質を評価するため, 顕著な ACF 値を持つ項を検索クエリとする主観評価を行った. ただし, 項の特徴的な素性であれば多くのワーカースがその変化を認識するため, ACF の値が小さい素性は項の特徴的な素性とは言えず, そのような素性はノイズの可能性がある. そのため, 項の特徴的な素性のみを通すフィルタを用いた. このフィルタは, 各素性の ACF 値が閾値未満であれば, その値を 0 にするものである. 本研究では, 6 章の議論を参考に, 閾値を 0.6 とした.

評価手順は次の通りである: まず, 項 a に関して, ある条件 c (後述) で用いる素性の ACF 値が最大のものを

c における a の得点とし, その得点の上位 20 位までの項から検索クエリとする項 (以下, クエリ項) を 10 個選ぶ. 次に, 各クエリ項に対する, c における他の項との類似度を求め, 類似度の上位 10 位までの項 (候補項) のリストを作成する. 本研究では, c において利用する各素性の ACF 値 (前章で述べた $d(f)$ の値) を要素とするベクトルを c における a の ACF ベクトルとし, 類似度は ACF ベクトルのコサイン類似度とした. 評価に用いる条件 c としては物理条件と心理条件の 2 種類を用意し, 物理条件では表 1 の物理カテゴリの 29 素性, 心理条件では同表の感情タイプの 8 素性を用いた. 最後に, 各クエリ項に対する候補項について, 評価者がクエリ項と印象が似ているかどうかを判定する (似ている=2 点, 少し似ている=1 点, 似ていない=0 点). クエリ項と候補項の例の一部を図 3 に示す. この評価は 5 人の評価者によって行った.

評価の結果, 全体の評価の平均値は 0.94 (物理条件では 0.82, 心理条件では 1.07) であった (マイクロ平均). この結果は, 項の特徴をおおむね把握できたことを示唆していると言える.

6 考察

クラウドソーシングによって得られた 1,768 項全ての ACF ベクトルの数値を精査した結果, 品質に悪影響を及ぼす 2 種類の要因の可能性が明らかになった.

第 1 の要因は, クラウドソーシングでの選択肢や質問の解釈誤りに関連する. 例えば, 「夫が土産にケーキを買う」の「ケーキ」に関する「嫌悪」の ACF 値が 0.50 であったことや, 「私が弁当を作る」の「弁当」に関する「信頼」の ACF 値が 0.70 であったことが挙げられる. これは, 感情を持たない項が事態の前後で感情変化を起こしたことを示している. 本研究で実施したクラウドソーシングでは, 素性の度合いの回答には, 基本的に 5 段階のラベル (典型的には, ない, 弱い, 強くもなく弱くもない, 強い, 非常に強い) を用いた. 4 章の計算方法から, 0.50 付近の ACF 値は, その素性について回答した多くのワーカースが「強くもなく弱くもない」を選択したことを意味する. そのため, 一部のワーカースがこの選択肢ラベルを「この素性は提示された項に無関係である」という意味で回答した可能性が考えられる. また, 「項の素性」ではなく「項に対する印象」を回答していた可能性も考えられる. 以上の悪影響は, いずれも, 質問における表現に依存しており, 例えば, 素性の度合いに対応する数値 (ない=0 点, 弱い=1 点, ...) と「この素性はこの項とは無

関係である」というラベルを組み合わせて用いることや、質問文をより厳密で明確な記述に置き換えることで解決できる可能性がある。これらの具体的な修正については、現在検討中である。

第2の要因は、無自覚の比喩解釈の可能性に関連する。例えば、「色に関する質問」という注意書きがあるにも関わらず、「自分が生活を楽しめる」の「自分」の「明るさ」に関する ACF 値が 0.73 だったことが挙げられる。この原因としては、(1) ワーカーがこの注意書きを読み飛ばしていた、または、(2) 比喩表現と字義表現の区別ができない（またはそれらを区別するという意味が理解できない）ワーカーが参加していた（「明るさ」は物理的な明るさと心理状態の両方で使われるため）、という2つの可能性がある。そのため、ワーカーの回答能力に関する設問を充実させ、読み飛ばしをするワーカーや回答能力に乏しいワーカーを排除することで、このようなノイズを軽減できると考えられる。現在、この目的のための設問を検討中である。

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、基本的な特徴を反映した粒度となるように素性を設定し、事態文の項とそれらに関する素性の変化情報を結びつける手法を提案した。また、その情報の獲得は、コーパスから自動獲得された格フレームにより生成された刺激を用いたクラウドソーシングによって行った。得られた素性の質を主観評価によって評価した結果、事態文の項の特徴をおおむね把握できることが示された。ただし、高品質な知識を得るには、質問時に曖昧性を可能な限り排除すること、および、質の良いワーカーを適切に選ぶ方法が重要であることも示された。

今後は、本研究で用いた項の ACF 値が、どの程度、格フレームの各項内で共有されるのかを調査し、辞書の規模を拡大する必要がある。この検討と並行して、辞書の規模を拡大するために、コーパス中の中頻度動詞に対する同様の調査の準備を進めている。

本研究で述べた図 1 に示す知識構造は特許出願中である（特願 2015-197439）。

謝辞

本研究は JST さきがけの助成を受けた。

参考文献

- [1] Nathanael Chambers and Dan Jurafsky. A database of narrative schemas. In *Proceedings of the Seventh International Conference on Language Resources and Evaluation (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] Joshua K. Hartshorne, Claire Bonial, and Martha Palmer. The VerbCorner project: Findings from phase 1 of crowd-sourcing a semantic decomposition of verbs. In *Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 397–402, 2014.
- [4] Takayuki Hasegawa, Nobuhiro Kaji, Naoki Yoshinaga, and Masashi Toyoda. Predicting and eliciting addressee's emotion in online dialogue. In *Proceedings of the 51st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 964–972, 2013.
- [5] 池原悟. 日本語語彙大系. 岩波書店, 東京, 1997.
- [6] Ray Jackendoff. *Semantics and Cognition*. MIT Press, 1983.
- [7] 国立国語研究所. 分類語彙表. 大日本図書, 東京, 2004.
- [8] Douglas B. Lenat. Cyc: a large-scale investment in knowledge infrastructure. *Commun. ACM*, Vol. 38, No. 11, pp. 33–38, 1995.
- [9] Robert Plutchik. *A General Psychoevolutionary Theory of Emotion*, 1, pp. 3–33. Academic Press, 1980.
- [10] 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.
- [11] Tomohide Shibata, Shotaro Kohama, and Sadao Kurohashi. A large scale database of strongly-related events in Japanese. In *Proceedings of the 9th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC2014)*, pp. 3283–3288, 2014.
- [12] Elizabeth S. Spelke, Ann Phillips, and Amanda L. Woodward. *Infants' knowledge of object motion and human action*. Oxford University Press, 1995.
- [13] 竹内孔一, 内山清子, 吉岡真治, 影浦峽, 小山照夫. 語彙概念構造を利用した複合名詞内の係り関係の解析. 情報処理学会論文誌, Vol. 43, No. 5, pp. 1446–1456, 2002.
- [14] 徳久良子, 乾健太郎, 松本裕治. Web から獲得した感情生起要因コーパスに基づく感情推定. 情報処理学会論文誌, Vol. 50, No. 4, pp. 1365–1374, 2009.
- [15] Daniele Vannella, David Jurgens, Daniele Scarfini, Domenico Toscani, and Roberto Navigli. Validating and extending semantic knowledge bases using video games with a purpose. In *Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, pp. 1294–1304, 2014.
- [16] Hoa Trong Vu, Graham Neubig, Sakriani Sakti, Tomoki Toda, and Satoshi Nakamura. Acquiring a dictionary of emotion-provoking events. In *Proceedings of the 14th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*, pp. 128–132, 2014.
- [17] 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 Y. Bengio, D. Schuurmans, J. Lafferty, C. K. I. Williams, and A. Culotta, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 22, pp. 2035–2043. Curran Associates, Inc., 2009.