

# 単語分散表現を用いた概念の数量的意味の獲得

## Acquiring quantitative meaning of concepts using distributed word representation

佐々木 康佑<sup>†</sup> 西川 純平<sup>†</sup> 森田 純哉<sup>†</sup>

Kosuke Sasaki, Junpei Nishikawa, Junya Morita

<sup>†</sup> 静岡大学

Shizuoka University

sasaki.kosuke.19@shizuoka.ac.jp

### 概要

人間の思考は身体動作と結びつく。この結びつきの詳細を明らかにするために、本研究では、単語分散表現から多次元の数量的意味を抽出する手法を提案する。本手法は、単語分散表現のベクトル空間に、大きさ/速さ/丸さの軸を定義し、その軸に基づいて単語のイメージを生成する。この提案手法を検証するオンライン調査を実施した。その結果、記号と数量の変換機構を持つ人工物の開発可能性が示唆された。

**キーワード**: 単語分散表現 (Distributed word representation), ロボット工学 (Robotics)

### 1. はじめに

Lakoff and Johnson [1] によると、人の言語の大部分はメタファーを通して形成されている。つまり、人が新たな状況 (ターゲット) に直面した際、その状況と類似した過去の経験 (ソース) を利用することで、状況へのラベル (単語) を付与する。逆にいえば、人間が利用する単語の多くには、その語源がメタファーのソースとして存在する。そして、単語のソースの連鎖を遡った先に、環境との相互作用の中で蓄積された身体的経験が存在するとされる。このような身体経験からの概念への写像をプライマリーメタファーという。

心的表象を身体によって表すプライマリーメタファーは、アイコニックジェスチャーの形で人間の会話に自然に出現する [3]。例えば、「私には夢がある」という発話をした際、話者の有する夢の大きさに応じて、手が広がる状況を考えることができる。このジェスチャーにおいては、夢の大きさが、話者の身体構造により規定される空間に写像されている。Margaux and Stacy [2] は、このような隠喩的なジェスチャーにより、話者の思考が促進されることを示した。この知見を拡張し、著者らは、話者の有する心的表象を身体動作に埋め込むことが、意味の伝達を伴う人間的な人工物のコミュニケーションを生起させると考える。

著者らは、上記のような仮説は、近年主流となっている深層学習ベースのボトムアップなジェスチャー生成 (例えば [5]) によって検討することは困難と考える。なぜなら、コミュニケーションにおける人間の身体動作は、会話の制御を含む多様な機能を持ち、心的表象の影響は埋没してしまうためである。

データによらない仮説ベースのジェスチャー生成を実現するためには、単語に含まれる記号的意味 (思考における表現) と数量的意味 (身体的表現) を変換する仕組みを考案する必要がある。この点に関して、Grand ら [6] は単語分散表現を用いて文脈依存の関係を抽出する手法を提案した。これにより、大きさや危険性などの意味的特徴に従って様々な単語を分類し、人間の認識との整合を確認した。さらに著者ら Grand らの手法を単語の大きさの意味に適用し、ロボットの動作を生成させる実験を実施した [11]。

本研究では上記の先行研究 [11] を発展させ、身体動作と結びつく多元的な数量の抽出に取り組む。身体運動の多元性に関しては、ラバン理論 [4] を参考に考える。ラバン理論は人間の心理状態と身体動作の相関関係を規定する理論であり、身体動作の元にある内的な働きをエフォートと呼ぶ。エフォートは「重さ」「時間」「空間」の3つのパラメータで構成される。本研究ではこれらのパラメータを参考に、「大きさ (重さ)」「速さ (時間)」「丸さ (空間)」の3つの次元が単語分散表現のベクトル空間に埋め込まれているという仮説を提起する。そして、これらの各次元に対して人間が一般的に単語に付与するイメージを「大きさイメージ」「速さイメージ」「丸さイメージ」と呼ぶことにする。

### 2. 提案手法

1章にて、単語分散表現のベクトル空間には「大きさ」や「速さ」、「丸さ」に関する数量的イメージが埋め込まれているという仮説を提起した。この仮説に

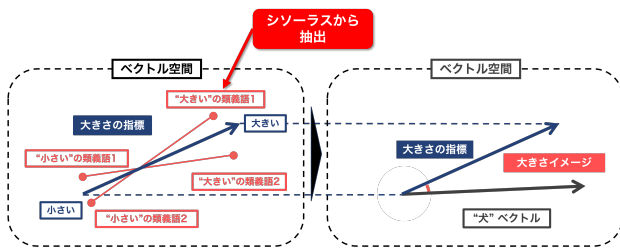


図 1: 「大きさイメージ」の生成例

従って「大きさ/速さ/丸さイメージ」を生成するためには、単語のベクトル空間における軸（指標）を定義する必要がある。以下、多次元ベクトル空間から「大きさ/速さ/丸さの指標」を抽出し、任意の単語に対する「大きさ/速さ/丸さイメージ」を取り出すまでの処理を示す。なお、処理の流れを簡潔にまとめたものを図 1 に示す。

単語分散表現の多次元ベクトル空間から単語の指標を構成する手法は、Grand ら [6] の手法に従う。この手法では、例えば大きさの指標を検討する際、「大きい」と「小さい」の両極からなる軸上の値を大きさの指標ととらえる。両極を定義するには、分散表現空間上の「大きい」と「小さい」の座標を抽出すればよい。しかし、これらの単語には、形容詞であることに由来する余剰な意味が備わる。そういった余剰な意味を除外するために、本研究では単語分散表現の中で、「大きい/速い/まっすぐ」「小さい/遅い/丸い」と同様の役割を有する類義語集合を定義する。そして、それら類義語集合の平均ベクトルを計算することで極座標を定める。

「大きい/小さい」、「速い/遅い」、「まっすぐ/丸い」の類義語集合は人力で構成されたセンサーラスを参照することで定めることができる。通常、単語は多義的であり、複数の意味を有する。単語の類義語は、それらの意味ごとに集合 (synset) として定義される。これらの synset から、人間の認識と整合する極座標を定めるために、人間に対する調査から得られる大きい単語、小さい単語の距離を最大化させる synset の組み合わせを求める。この差分が大きければ大きいほど、人間の認識と同様に単語を判別できることが示される。そして、「大きさ/速さ/丸さの指標」と入力単語のベクトルのコサイン類似度を「大きさ/速さ/丸さイメージ」と定義する。

### 3. 実験: 「大きさ/速さ/丸さイメージ」の生成

「大きさ/速さ/丸さイメージ」の生成を行うことで、1章に示した仮説を検証する。まず、単語の大きさ/速さ/丸さに関する人間の認識を抽出するアンケート調査を実施し、その結果を用いて、「大きさ/速さ/丸さの指標」を生成する。

#### 3.1 方法

##### 3.1.1 分散表現モデル・センサーラス

本研究では分散表現モデルとして、鈴木ら [7] によって開発された日本語 Wikipedia エンティティベクトルを用いた。このモデルは、word2vec[8] によって構築された学習済みモデルである。word2vec は、BERT[9] など、近年に開発された分散表現モデルに比べて軽量であり、リアルタイム性を求められる身体イメージの生成を考えた上で有効と考えた。

さらに、本研究では、類義語の選定に日本語 WordNet[10] を用いた。日本語 WordNet を用いて得られた、各指標の極の単語の synset から日本語 Wikipedia エンティティベクトルに含まれない単語を削除した。また、属する類義語の存在しない synset も削除した。これらの処理の結果、「大きい」の synset は 23 個、「小さい」の synset は 13 個となり、全ての組み合わせは  $23 \times 13 = 299$  通りとなった。「速い」の synset は 5 個、「遅い」の synset は 2 個となり、全ての組み合わせは  $5 \times 2 = 10$  通りとなった。「まっすぐ」の synset は 1 個、「丸い」の synset は 3 個となり、全ての組み合わせは  $1 \times 3 = 3$  通りとなった。これら全ての組み合わせに対して、「大きさ/速さ/丸さ」それぞれで指標を算出した。

##### 3.1.2 アンケート調査

人間の認識と整合する「大きさ/速さ/丸さの指標」を定義するために、オンライン調査によって、人間が認識する大きい/小さい単語、速い/遅い単語、直線的/曲線的な単語の集合を取得した。大きさに関する調査は先行研究 [11] において行っており、今回は速さと丸さに関する調査を行った。回答者は、クラウドソーシングサイト Lancers にて募集した 100 名であった。単語のカテゴリとして、生物、無生物、無形概念を設定した。設問は「あなたが速い/直線的もしくは遅い/曲線的と思う生物/無生物/無形概念を 5 個挙げ

表 1: 各指標の単語数一覧

指標	「大きさ」	「速さ」	「丸さ」
ベクトルに含まれる単語数	828	1210	1499
大きい/速い/直線的な生物	62	118	183
小さい/遅い/曲線的な生物	83	106	185
大きい/速い/直線的な無生物	117	112	209
小さい/遅い/曲線的な無生物	150	242	264
大きい/速い/直線的な無形概念	188	267	309
小さい/遅い/曲線的な無形概念	228	365	349

表 2: 各アンケート設問に対して得られた回答 (上位 5 単語). 括弧内の数字は回答頻度を示す.

		生物		直線的		曲線的	
大きい	小さい	速い	遅い	直線的	曲線的	直線的	曲線的
ゾウ (85)	アリ (74)	チーター (94)	カメ (78)	キリン (37)	ヘビ (46)		
クジラ (68)	ミジンコ (33)	馬 (32)	ナマケモノ (77)	竹 (34)	ネコ (32)		
キリン (60)	蚊 (31)	ハヤブサ (27)	カタツムリ (43)	スギ (26)	タコ (20)		
クマ (25)	タニ (30)	ライオン (27)	コアラ (40)	イノシシ (16)	イルカ (16)		
カバ (19)	ノミ (23)	ダチョウ (25)	ナメクジ (31)	ヒマワリ (15)	ミミズ (16)		
		無生物		直線的		曲線的	
大きい	小さい	速い	遅い	直線的	曲線的	直線的	曲線的
東京スカイツリー (45)	砂 (26)	新幹線 (65)	三輪車 (46)	ビル (27)	ボール (28)		
富士山 (35)	ビーズ (20)	飛行機 (48)	エスカレーター (25)	定規 (25)	タイヤ (12)		
東京タワー (29)	針 (26)	ロケット (35)	観覧車 (20)	電柱 (19)	波 (11)		
エベレスト (22)	マイクロチップ (15)	戦闘機 (20)	雲 (12)	線路 (17)	月 (9)		
ピラミッド (18)	ネジ (14)	光 (19)	砂時計 (10)	鉛筆 (16)	螺旋階段 (9)		
		無形概念		直線的		曲線的	
大きい	小さい	速い	遅い	直線的	曲線的	直線的	曲線的
宇宙 (36)	心 (13)	光 (32)	時間 (12)	光 (19)	愛情 (8)		
愛 (18)	嫉妬 (9)	時間 (30)	空気 (11)	時間 (16)	空気 (6)		
夢 (17)	妬み (7)	音 (24)	成長 (11)	信念 (11)	心 (6)		
心 (16)	見栄 (6)	風 (17)	水 (7)	音 (9)	人生 (6)		
海 (15)	点 (5)	噂 (8)	睡眠 (5)	視線 (8)	水 (6)		

て下さい」というものを設定した。回答者は、回答を自由記述で記載し、謝金は 110 円を受け取った。

### 3.2 結果

#### 3.2.1 アンケート回答の分布

調査により得られた単語数を表 1 に、各設問に対して回答された上位 5 単語とその頻度を表 2 に示す。これらの結果から、3つの指標に共通して、生物、無生物、無形概念の順にイメージの共通性が薄いことが分かる。また、単語数は丸さ・速さ・大きさの順で多くなっており、大きさよりも速さ、速さよりも丸さにおいてイメージが共通化されていないことが分かる。

#### 3.2.2 「大きさ/速さ/丸さの指標」の抽出

299 の「大きさの指標」(synset の全組み合わせ)、10 の「速さの指標」、3 の「丸さの指標」から人間の認識と最も整合する指標を選定する。選定において、大きいと回答された単語の各イメージの平均値、小さいと回答された単語の各イメージの平均値をカテゴリごとの上位 5 単語で計算し、その差分を求める。

結果、「大きさイメージ」に関して、3つのカテゴリの総合順位の最も小さい(平均して最も差分の大きい) synset の組み合わせは“larger-than-life”と“peanut”となった。“larger-than-life”は「非常に印象的である」

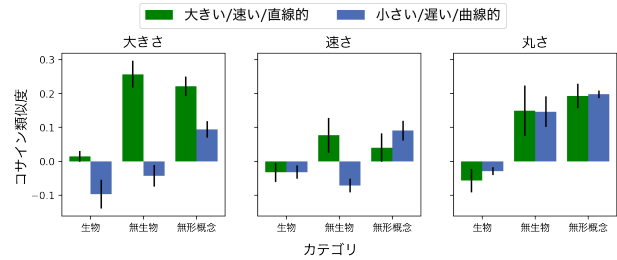


図 2: アンケートにより得られた単語群と各指標とのコサイン類似度 (大きさ/速さ/丸さイメージ) の平均値 (エラーバーは標準誤差)

という意味を持ち, “peanut” は「重要性のない」という意味を持つ。「速さイメージ」に関しては、3つのカテゴリの総合順位の最も小さい synset の組み合わせは“spry”と“slow”であった。“spry”は「速く動く様」という意味を持ち, “slow”は「スローテンポで」という意味を持つ。「丸さイメージ」に関しては、日本語 Wikipedia エンティティベクトルにおいて未学習の単語を除外した結果, 「丸い」の synset に属する単語が全て同じ単語となった。そのため、3つの組み合わせ全てで同じ値を取った。“straight”は「逸脱なしで」という意味を持ち, “spherical”は「球に関する」, “globose”は「球体の形をした」, “round”は「円形をしている様」という意味を持つ。

これらの単語のうち日本語 Wikipedia エンティティベクトルにおいて未学習であった単語は、本研究における「大きさ/速さ/丸さの指標」の算出において除外した。その結果, 「大きさの指標」におけるそれぞれの synset には「壮大, 大規模」, 「軽微, ささい, 安っぽい, 微々たる, わずか」という類義語, 「速さの指標」におけるそれぞれの synset には「敏捷, 素早い, すばしっこい, 機敏」, 「スロー」という類義語, 「丸さの指標」におけるそれぞれの synset には「一路, すぐ, 真っ直ぐ, 真直, 真っ直, 真っすぐ, 真直ぐ, 直ぐ」, 「円い, 丸っこい」という類義語が属した。

#### 3.2.3 「大きさ/速さ/丸さイメージ」の検証

3.2.2 の検討によって抽出された、最も差分の大きい「大きさ/速さ/丸さの指標」により計算される「大きさ/速さ/丸さイメージ」を検討する。図 2 は、アンケートにより得られた各カテゴリに含まれる単語の上位 5 単語によって生成された「大きさ/速さ/丸さイメージ」の平均値である。

「大きさイメージ」のグラフから、全てのカテゴリにおいて「大きい」単語の「大きさイメージ」が「小

さい」単語を上回っていることが見て取れる。つまり、「larger-than-life」と“peanut”を用いて算出した「大きさの指標」によって、人間の認識と整合する単語の大きさを判別できることが示された。それに対して、「速さイメージ」と「丸さイメージ」のグラフでは一貫した結果が得られていない。よって、本研究の提案手法は単語の大きさ判別には有効であるものの、速さ/丸さ判別は困難であることが示された。

### 3.3 考察

本研究の結果は、仮説「記号的表現である単語から、数量的表現である「大きさ/速さ/丸さ」という空間的なイメージを抽出できる」に対して限定的である。「速さ」・「丸さ」に関して仮説を支持しなかった理由としては、類義語の少なさが挙げられる。「遅い」の類義語には未学習の単語が数多く存在した。また、「丸さ」に関しては、「ストレート」、「カーブ」という単語で synset を検索してみるとそれぞれ 11 個、3 個存在したことから、外来語に「丸さ」に関する意味が多く埋め込まれていることが示唆された。

また、本研究において次元間で異なる結果が得られた理由については、プライマリメタファーの観点から考えることもできる。Grady[12]によって分析されたプライマリメタファーの代表に“Importance as size”がある。このメタファーに示されるように「大きさ」は言語表現と密接に結びつく。それに対して、Gradyの分析したプライマリメタファーにおいて、「速さ」「丸さ」に関しては含まれておらず、これらの数量と言語表現とのつながりは明示的ではない可能性がある。

### 4. 結論

本研究では、「大きさ」「速さ」「丸さ」に関する数量的意味の抽出手法を提案した。提案手法を検証する実験により、単語分散表現から人間の認識と整合する「大きさイメージ」を生成できること、現在の提案手法では「速さ/丸さイメージ」を抽出することは難しいことを確認した。

本研究の課題は指標の構成における 2 極の構成単語の選定である。「速さ」「丸さ」ともに、「大きさ」と比較して類義語の数が少なく、想定とは違う結果となった。しかし、「大きさ」に関する数量的意味が単語分散表現のベクトル空間に埋め込まれていることと同様に、「速さ」「丸さ」の数量的意味を内包する軸は存在すると考えられる。そのため、word2vec のベクトル空間において、「速さ」「丸さ」を定義し得る類義語の

組み合わせを調査することでこの課題を解決していくことを考える。

上記の課題を踏まえた上で、将来的には「大きさ/速さ/丸さ」など様々な指標でのロボットの身体的イメージ生成に取り組む。そして、3つの指標によるイメージが混ざり合って生成される身体的イメージを検討する。これによって、「記号と数量の変換機構を持ち、人間とのスムーズなインタラクションを実現する高度な人工物」の発展に貢献できると考える。

### 文献

- [1] Lakoff, G, and Johnson, M. (2008) “Metaphors we live by” University of Chicago press.
- [2] Margaux, L. and Stacy, M. (2016) “From embodied metaphors to metaphoric gestures.” In Proceedings of the Cognitive Science Society.
- [3] Saund, C., Matuszak, H., Weinstein, A. and Marsella, S. (2022) “Motion and Meaning: Data-Driven Analyses of The Relationship Between Gesture and Communicative Semantics” Proceedings of the 10th International Conference on Human-Agent Interaction.
- [4] Laban, R. V. (1988) “Mastery of Movement” Princeton Book Co. Book.
- [5] Yoon, Y., Ko, W. R., Jang, M., Lee, J., Kim, J., and Lee, G. (2019) “Robots learn social skills: End-to-end learning of co-speech gesture generation for humanoid robots” In 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA) (pp. 4303-4309). IEEE.
- [6] Grand, G., Blank, I. A., Pereira, F., and Fedorenko, E. (2018) “Semantic projection: recovering human knowledge of multiple, distinct object features from word embeddings” Nature human behaviour, 6(7), 975-987.
- [7] 鈴木正敏・松田耕史・関根聡・岡崎直観・乾健太郎 (2016) “Wikipedia 記事に対する拡張固有表現ラベルの多重付与” 言語処理学会第 22 回年次大会発表論文集 797-800.
- [8] Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., Dean, J. (2013) “Efficient estimation of word representations in vector space” arXiv preprint arXiv:1301.3781.
- [9] Devlin, J., Chang, M., Lee, K., Toutanova, K. (2018) “Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding” arXiv preprint arXiv:1810.04805.
- [10] Bond, F., Isahara, H., Uchimoto, K., Kuribayashi, T. and Kanzaki, K. (2009) “Extending the Japanese WordNet” Proc. 15th Annual Meeting of the Association for Natural Language Processing 80-83
- [11] 佐々木康佑・西川純平・森田純哉・Meneses Alexis・酒井和紀・吉川雄一郎 (2023) “単語分散表現を用いたロボットのジェスチャー生成” HAI シンポジウム 2023 予稿集 D-1.
- [12] Grady, J. E. (1997) Foundations of meaning: Primary metaphors and primary scenes. University of California, Berkeley.