

発話における語の文体ベクトルの半教師あり学習

Semi-supervised Learning of Style Vectors

赤間怜奈* 横井祥 渡邊研斗 乾健太郎
Reina Akama Sho Yokoi Kento Watanabe Kentaro Inui

東北大学 大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Sciences, Tohoku University

Abstract: This study aims at building a vector space which captures the stylistic diversity in a natural language lexicon. Our semi-supervised method first trains a full semantic space unsupervisedly and then decomposes it into a denotational space and a stylistic space with a paraphrase lexicon. This paper reports on preliminary results of our experiments and discusses next directions.

1 はじめに

近年、対話などの自動文生成において、性別や年齢 [1], 敬意表現 [2, 3], 感情 [4], 性格 [5, 6] など、各種文体を理解・制御する研究が盛んである。

本研究の目的は「文体 = ことば - 意味内容」という仮説に基づく文体ベクトル空間の構築である。既存研究 [1, 2, 3, 6] は同一の意味内容に対して文体が異なる文生成に取り組んでおり、意味内容と文体が独立であることを暗黙的に仮定している。そこで我々は、単語の連続空間から意味内容を表す基底を除くことで文体を表す空間の構築を試みる (図 1)。我々が想定する文体ベクトル空間とは、「わたし」と「俺」は遠いが、「わたし」と「いただきます」が近くに配置される空間である。

文体ベクトル空間を構築するために、まず 1 発話内の全単語ペアの共起を考慮して単語のベクトル表現を学習することで、文体と意味の両方の情報を含む単語ベクトル空間を構築する (2.1 節)。次にこの単語ベクトル空間から意味内容と文体を表す空間に分離するために、単語の同義性を手掛かりとした距離学習をおこない、同義性を表現するのに最も寄与していない基底群が張る空間を文体空間とする (2.2 節)。

提案手法は既存研究と異なり、同一の文体で統一された教師データを必要としない。また、文体として考えられる特徴をボトムアップに網羅する必要がなく、全ての特徴をトップダウンに捉えることができ、これまでに複数言及されてきた文体の特徴をまとめて扱える可能性がある。大規模コーパスから教師なしで語の文体を表す連続表現を学習できれば、様々な言語学的仮説の検証という学術的な貢献と、対話システムの応答の文体制御などの実用的貢献も期待できる。

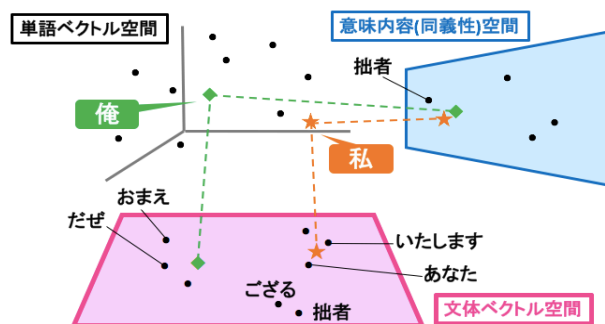


図 1: 文体ベクトル空間のイメージ

2 提案手法・実験

「文体 = ことば - 意味内容」という仮説に基づき、文体のベクトル空間を半教師あり学習する。まず、意味と文体の情報を併せ持つ「ことば」のベクトル空間を構築し (2.1 節)、「意味内容」を表す基底を除くことで「文体」を表す空間を得る (2.2 節)。

2.1 意味情報と文体情報を持つ空間の構築

文体と意味の情報を併せ持つ単語ベクトル空間を構築するため GloVe [7] を用いる。GloVe は窓幅内の共起単語を予測する単語ベクトルを学習するフレームワークである。我々は 1 発話内の文体は統一されていると仮定し¹、窓幅を発話全体に広げることで共通の文体を持つ単語群を予測するベクトルを学習する。

実験 窓幅を幅 2 から発話全体に広げた GloVe を学習することで、単語ベクトルが意味内容と文体の両方の類似性を捉えていることを確かめる。コーパスとして Twitter から抽出した約 30M 発話² を用いた。単語ベ

¹関連研究 [1, 2, 8] も、発話単位で 1 つの文体を例示しており、暗黙的に我々と同じ仮定を立てている。

²一般的な前処理、文末表現の連結 [1], 品詞情報の付与を施した。

*連絡先: 東北大学 大学院情報科学研究科
〒980-8579 宮城県仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-05
E-mail: reina.a@ecei.tohoku.ac.jp

表 1: 窓幅を変更したときの単語ベクトル空間の変化

単語	同一文体の割合		cos 類似度が上位の単語の例
	窓幅 2	発話全体	
拙者	24%	54%	諸君, 候, ござる, 参上, ござるよ
あたし	16%	34%	うん, ほら, ねえ, だよ, もー

クトルの次元数は 50, 語彙数は約 30 万とした。
結果 表 1 に, それぞれの窓幅で学習した単語ベクトル空間における, 単語「拙者」, 「あたし」と cos 類似度が大きい上位 50 単語の中から, 同一の文体だと思われる単語の割合を示した。窓幅を発話全体に広げた結果, 同一文体の単語同士がベクトル空間内で近づき, 単語ベクトルが文体の類似性を捉える様子が見られた。

2.2 文体空間の分離

2.1 節で得た「ことば」を表す単語ベクトル空間を, 「意味内容」と「文体」を表す部分空間に分離する。本研究では「意味内容」の同一性を同義性をもって定義する。同義語のリストを用いた距離学習により, 同義語が近くに配置される基底群と遠くに配置される基底群が学習され, 後者を文体ベクトル空間と考える。

実験 2.1 節で構築した単語ベクトルの中から『分類語彙表』と『つつじ: 日本語機能表現辞書』に含まれている同義語を表す単語群 (約 1k) に対して, Large Margin Nearest Neighbor アルゴリズムを適用し, 正定値対称行列 M を得た:

$$D[\mathbf{x}|\mathbf{y}] = (\mathbf{x} - \mathbf{y})^\top M (\mathbf{x} - \mathbf{y}). \quad (1)$$

$D[\cdot|\cdot]$ は単語ベクトルの任意の次元間の共分散を考慮したマハラノビス距離であり, 同クラスの単語を空間の近い位置に, 異クラスの単語を遠い位置に配置するように学習される。

対称行列 M を特異値分解 ($M = U\Sigma U^\top$) すると式 (1) は次のように書き換えることができる:

$$D[\mathbf{x}|\mathbf{y}] = \|\Sigma^{1/2}U^\top \mathbf{x} - \Sigma^{1/2}U^\top \mathbf{y}\|_2^2. \quad (2)$$

$\Sigma = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_{50})$ は M の固有値を大きい方から並べた対角行列であり, U は対応する固有ベクトルを並べた直交行列である。したがって M は, 単語ベクトルの基底を U で変換し Σ で拡大縮小する役割を担う。言い換えれば, 大きな固有値に対応する固有ベクトルは「同じ意味の単語を近くに配置する軸」で, 小さなほうは「同じ意味を遠くに配置する軸」である。我々は後者の軸を「文体の差異を見分けやすい軸」と考え, $\lambda_{41}, \dots, \lambda_{50}$ に対応する固有ベクトル群 (U^\top の下 10 行) が張る空間を文体空間とする。

結果 構築した文体空間において, ある単語の cos 類似度が大きい上位 50 単語のうち, 同一の文体, もしくは同一意味内容であると判断した単語の割合を表 2 に示した。また, 表 3 に単語「あたし」と文体, もしく

表 2: 意味空間を除いたときの単語ベクトル空間の変化

単語	同一文体語の割合		同一意味内容語の割合	
	意味+文体	文体	意味+文体	文体
拙者	54%	4%	8%	0%
あたし	34%	40%	14%	2%
俺	18%	30%	10%	8%

表 3: 単語「あたし」との類似度上位語

類似度順位	1	2	3	4	5
意味+文体	おいら [†]	うん*	私 [†]	でも	笑
文体	旦那	はあ*	パパ*	信じる	ちゃんと*

*: 同一の文体, [†]: 同一の意味内容

は意味内容が類似した上位 5 単語を示した。提案手法により, 同じ文体の単語の割合が増え, かつ同一意味内容の語の割合が減ったことが表 2,3 から確認できた。しかし, 意味内容を表現するためには同義性の他にもトピックやシソーラスなどの情報が有用であると考えられるため, 我々が提案した単語ベクトルから同義語のみを除くことによる文体ベクトルの構築手法には改善の余地がある。

3 おわりに

本研究では「文体 = ことば - 意味内容」の考えに基づいて, 文体を捉える連続空間の構築を試みた。まず, 発話内の全単語ペアの共起を考慮することで, 「意味内容」と「文体」の類似性を併せ持つ単語ベクトルを学習した。次に, 同義語のリストと距離学習を用いて, 同義単語間の距離を遠ざけるような空間として文体ベクトル空間を構築した。

今後は, 構築した文体ベクトルを用いることで, 既存研究が定義してきた「文体」についてデータ駆動で分析するだけでなく, 指定した文体の応答を生成する対話システムの構築を目指す。

参考文献

- [1] C. Miyazaki, T. Hirano, R. Higashinaka, T. Makino, and Y. Matsuo. Automatic conversion of sentence-end expressions for utterance characterization of dialogue systems. In *Proc. PACLIC2015*, pages 307–314, 2015.
- [2] R. Sennrich, B. Haddow, and A. Birch. Controlling politeness in neural machine translation via side constraints. In *Proc. NAACL-HLT2016*, pages 35–40, 2016.
- [3] X. Niu, M. Martindale, and M. Carpuat. A study of style in machine translation: Controlling the formality of machine translation output. In *Proc. EMNLP2017*, pages 2804–2809, 2017.
- [4] Z. Hu, Z. Yang, X. Liang, R. Salakhutdinov, and E. P. Xing. Toward controlled generation of text. In *Proc. ICML2017*, pages 1587–1596, 2017.
- [5] F. Mairesse and M. Walker. Personage: Personality generation for dialogue. In *Proc. ACL2007*, pages 496–503, 2007.
- [6] M. A. Walker, G. I. Lin, and J. Sawyer. An annotated corpus of film dialogue for learning and characterizing character style. In *Proc. LREC2012*, pages 1373–1378, 2012.
- [7] J. Pennington, R. Socher, and C. D. Manning. Glove: Global vectors for word representation. In *Proc. EMNLP2014*, pages 1532–1543, 2014.
- [8] D. Wang, N. Jovic, C. Brockett, and E. Nyberg. Steering output style and topic in neural response generation. In *Proc. EMNLP2017*, pages 2130–2140, 2017.