

対話エージェントのための性格モデル

高津 弘明 小林 哲則

早稲田大学 理工学術院

takatsu@pcl.cs.waseda.ac.jp koba@waseda.jp

1 はじめに

非タスク指向型対話システムにおける主観的な発話に一貫性を持たせるための性格モデルを提案する。

最近、音声対話システムが身近なものになりつつある。Appleに搭載されたSiriをはじめ、NTTドコモがスマートフォン向けに提供している「しゃべってコンシェル」などの音声対話サービスが一般に広く認識されるようになった。これらには検索サービスや推薦サービスの他に、雑談機能が備わっており、ユーザーの関心を集めている。

雑談のような対話すること自体を目的とした非タスク指向型の対話システムでは、チケット予約や道案内などの特定のタスク達成を目的としたタスク指向型の対話システムと異なり、主観を交えた会話も行われる。出来事や物事に対する意見や評価には、決まった答えが定まっているわけではなく、肯定的にも否定的にも述べられる。人は固有の価値観や嗜好に基づいて主観的な発話を行う。そのため、一連の会話の中で矛盾した発話は起こりにくい。しかし、従来の対話システムには価値観や嗜好を表現するモデルが実装されていないため、会話が進むに連れて齟齬が発生してしまう。

そこで、本論文では性格モデルという我々が提案するモデルを導入することによって、このような問題に対する有効な解決手段となりうることを示す。

性格モデルは、ある性格の人があるトピックに対してどういう意見を抱くかということをも予測するモデルである。性格モデルの導入効果として次のことが期待できる。一つは、特定の主義主張を持った発言が可能になり、矛盾した発話を抑制できること。もう一つは、システムの性格を切り替えることにより、異なった発話傾向を楽しむことである。特に、後者は同じシステムを長期に渡って運用する上で重要な要素となる。

その他にも、ロボットや対話エージェントの個性として性格モデルを利用できる。個性というと、外見的差異や合成音の韻律的特徴、口調なども含まれるが、ここでは価値観や嗜好の違いを個性と呼ぶことにする。

本論文では、まず、第2章で性格モデルを提案する。次いで、第3章で要素技術であるトピック推定について述べる。第4章では、提案する性格モデルが与える発話の一貫性に関する評価実験について述べ、第5章で性格に基づいて発話を生成した結果を示す。また、発話の表層表現に着目してその人らしい発話を選択する方法について第6章で述べる。最後に、第7章でまとめと今後の展望について述べる。

2 性格モデル

ある性格 c の人は、あるトピック x に対して、 y という意見を抱くというモデルを隠れ変数 z^x, z^y を用いて図

1のように表現する。このモデル形状はクラス付きプロダクトモデルと呼ばれ、因果関係の判定モデルとして乾らによって導入された [1]。今、トピックを x 、意見タイプを y 、隠れ変数を z^x, z^y 、性格クラスを c とする。入力として、ラベル付き学習データ $D^l = \{(x, y, c, f_{xyc}), \dots\}$ とラベルなし学習データ $D^u = \{(x, y, f_{xy}), \dots\}$ からなるデータ $D = D^l \cup D^u$ を与える。ここで、 f_{xyc} は (x, y, c) の共起頻度を表し、 f_{xy} は (x, y) の共起頻度を表す。意見タイプは {感情+, 感情-, 批評+, 批評-, メリット+, メリット-, 採否+, 採否-, 出来事+, 出来事-, 当為, 要望} の12種類からなる。なお、意見タイプの抽出には、独立行政法人情報通信研究機構 (NICT) が開発した意見 (評価表現) 抽出ツール¹を使用している。また、そこで用いられるモデルデータと辞書データには高度言語情報融合フォーラム (ALAGIN) で公開されている意見 (評価表現) 抽出ツール用モデル (Version 1.2)²を使用している。各意見タイプの説明を表1に示す。詳しくはツールの説明または論文 [3]を参照せよ。

表 1: 意見タイプ一覧

意見タイプ	説明
感情+/-	主観的であつ、感情的な評価表現
批評+/-	主観的ではあるが、感情的ではない評価表現
メリット+/-	物や人・組織などの特徴や特質について述べた評価表現。長所や欠点について記述された評価表現
採否+/-	これまであまり行われていなかった行為や制度、およびこれまであまり使われていなかった物について、積極的に行為や利用を進めたり、促したりする行為を表す評価表現
出来事+/-	良い/悪い出来事や経験を表す文や経験を表す評価表現
当為	義務や提言を表す評価表現
要望	要望を表す評価表現

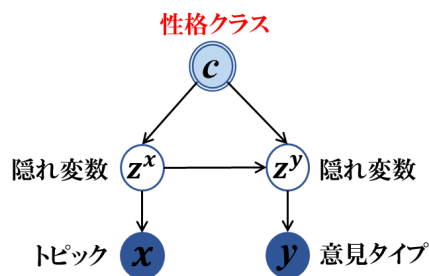


図 1: 性格モデル

¹<http://alaginrc.nict.go.jp/opinion/index.html>

²<https://alaginrc.nict.go.jp/resources/nict-resource/li-info/li-outline.html#C-3>

$$P(x, y, z^x, z^y, c) = P(x|z^x)P(y|z^y)P(z^x|c)P(z^y|z^x, c)P(c) \quad (1)$$

$$Q = \sum_x \sum_y \sum_c f_{xyc} \sum_{z^x} \sum_{z^y} \bar{P}(z^x, z^y|x, y, c) \log P(x|z^x)P(y|z^y)P(z^x|c)P(z^y|z^x, c)P(c) \\ + \lambda \sum_x \sum_y f_{xy} \sum_{z^x} \sum_{z^y} \sum_c \bar{P}(z^x, z^y, c|x, y) \log P(x|z^x)P(y|z^y)P(z^x|c)P(z^y|z^x, c)P(c) \quad (2)$$

$$\bar{P}(z^x, z^y|x, y, c) = \frac{[P(x|z^x)P(y|z^y)P(z^x|c)P(z^y|z^x, c)P(c)]^\beta}{\sum_{z^x} \sum_{z^y} [P(x|z^x)P(y|z^y)P(z^x|c)P(z^y|z^x, c)P(c)]^\beta} \quad (3)$$

$$\bar{P}(z^x, z^y, c|x, y) = \frac{[P(x|z^x)P(y|z^y)P(z^x|c)P(z^y|z^x, c)P(c)]^\beta}{\sum_{z^x} \sum_{z^y} \sum_c [P(x|z^x)P(y|z^y)P(z^x|c)P(z^y|z^x, c)P(c)]^\beta} \quad (4)$$

$$\hat{y} = \operatorname{argmax}_y P(y|x, c) = \operatorname{argmax}_y \sum_{z^x} \sum_{z^y} P(x|z^x)P(y|z^y)P(z^x|c)P(z^y|z^x, c)P(c) \quad (5)$$

2.1 パラメータ推定

図1の有向グラフに対応する同時分布は式(1)となり、隠れ変数の事後確率に関する対数尤度の条件付き期待値は式(2)となる。ここで、 $\lambda(0 \leq \lambda \leq 1)$ は教師なしデータに対する重みで、確率値の更新過程における教師データに対する教師なしデータの影響を抑える働きをする(e.g. Nigam et al. [2])。また、EMアルゴリズムは局所最適解に収束することは保証されているが、大域的最適解に収束するとは限らないため、EMアルゴリズムに焼きなましの要素 $\beta(0 < \beta \leq 1)$ を加えたtempered EMを用いることで、大域的最適解に収束しやすくする。そして、Eステップでは、隠れ変数の事後確率を計算し(式(3)、式(4))、Mステップでは、ラグランジュの未定乗数法を解くことにより導いた各パラメータの更新式を計算する。そして、ある性格 c の人がトピック x に対して抱く意見タイプを式(5)で推定する。

3 トピック推定

性格モデルの学習データを作成する上で、ツイートのトピックを推定する必要がある。そこで、まず、Streaming APIを用いてTwitterから収集した1250ツイートに対して、人手でトピック部分のタグ付けを行った。ただし、ここでいうトピックは、ツイートに現れる名詞または複合名詞である。ある名詞をトピックにするかどうかは、その名詞をトピックとしたとき、そのツイートを述べても不自然でないかどうかで判断した。そのため、一つのツイートが複数のトピックを含んでいる場合もある。

IOBラベルを表2のように設定し、CRFsuite³を用いてCRFのパラメータを学習した。そして、そのCRFモデルをツイートデータに適用することでトピック部分のチャンキングを行った。CRFの素性には、単語属性(={基本形, 品詞大分類, 品詞細分類, カテゴリ, ドメイン})単体と注目している形態素の前後5つの単語属性を使用している。なお、形態素解析にはJUMAN⁴を使用した。

表2: トピック推定のためのIOBラベル

B-T	トピックの開始
I-T	トピックの内側
O	外側

³<http://www.chokkan.org/software/crfsuite/>

⁴<http://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/index.php?JUMAN>

4 一貫性の評価実験

性格モデルによりその人らしい意見タイプがどれくらい精度で推定できるのか実験で確認する。ここで、その人らしさとはその人が各トピックに対して抱く意見タイプの傾向を表している。

4.1 実験設定

まず、Twilogに登録している8人のユーザーからツイートを収集した。人物を選ぶ際以下の点に留意した。

- (1) 社会や政治についての意見をよくツイートしている
- (2) ある程度の知名度がある
- (3) ツイート数が10万以上である

以降、各ユーザーの意見傾向を一つの性格とみなす。

そして、得られたツイートデータに対してCRFによるトピック推定を行い、意見(評価表現)抽出ツールで意見タイプを解析し、データセットを構築した。意見タイプごとのトピック数を表3に示す。データセットの傾向として、批評が他に比べて多く、ポジティブなツイートよりもネガティブなツイートの方が多いことが分かる。

表3: 意見タイプごとのトピック数

	性格0	性格1	性格2	性格3	性格4	性格5	性格6	性格7
感情+	5873	2793	10643	4972	8286	6241	3038	2962
感情-	7052	4481	13083	4785	13248	4781	7695	3427
批評+	20277	13113	44939	15150	31238	15528	19474	16576
批評-	27909	21477	70593	21678	57327	15850	44352	25433
メリット+	7399	4153	11994	4221	10831	3985	4326	5026
メリット-	9476	7055	17018	6340	20183	4083	10460	7654
採否+	2337	951	6299	2463	5300	1812	744	1116
採否-	2437	1468	6085	2547	7282	1580	1846	1099
出来事+	766	570	3398	1579	3048	922	616	432
出来事-	1287	1191	6463	2623	7293	1374	1506	866
当為	4342	4286	14544	5365	9618	4073	5429	4933
要望	764	1109	4830	4073	3725	1713	1788	561
総ツイート数	131518	135485	259557	144507	207057	196867	202906	183996

次に、いくつかのトピックと意見タイプのペアを手で確認して、8人中5人の組み合わせで、意見傾向の似ているグループと似ていないグループの2セットを用意した。意見傾向の似ているグループ{性格2, 性格3, 性格4, 性格6, 性格7}をグループAとし、意見傾向の似ていないグループ{性格0, 性格1, 性格2, 性格3, 性格5}をグループBとする。実験では、5人に共通する共通トピックとそれらに対する意見タイプを学習データとして利用する。グループAの共通トピック数は3777個で、グループBの共通トピック数は2653個であった。

各グループに関して10分割交差検定を行い、性格モデルの予測性能を比較した。具体的には、あるトピックに関して5人中1人だけそのトピックと意見タイプを取り除く(トピックが複数の意見タイプを持つ場合は全て取り除く)。そして、モデルが取り除いたトピックの意見タイプを正しく推定できたかどうかで評価する。実験の考え方は表4の通りであり、その人の意見傾向と他者のそのトピックに対する評価を参考にして、その人がそのトピックに対して抱くであろう意見タイプを推定する。ただし、トピックに対して複数の意見タイプが割り当てられている場合もあるため、次の2通りの評価方法で正解率を算出した。

一位正解率

最も共起頻度の高い意見タイプをそのトピックに対する正解意見タイプとする。

重み付き正解率

あるトピックに対する正解意見タイプを上位5つまで考慮し、推定結果が上位5つに含まれていた場合、正解したランクに応じて、重み付きで加点する。具体的には以下のようにして正解率を計算する。

正解率 = (一位正解数 + 二位正解数/2 + 三位正解数/3 + 四位正解数/4 + 五位正解数/5) / 問題数

表 4: 実験の考え方

	性格 0	性格 1	性格 2	性格 3	性格 4
社会	当為	批評-	批評+	批評-	要望
仕事	批評-	感情-	批評-	?	批評-
政治	要望	批評-	?	感情-	批評+
映画	批評-	感情+	採否+	感情-	批評-
読書	批評+	?	要望	メリット+	批評-
芸術	批評+	感情+	出来事+	批評+	?

4.2 実験結果

各グループごとに10分割交差検定でモデルの性能を評価した。隠れ変数 z^x, z^y の数とハイパーパラメータ β, λ の値を変えて実験したところ、いずれの場合においても、 $z^x = 4, z^y = 4, \beta = 0.9, \lambda = 1.0$ のとき、最も良い結果を示した。このときの正解率を表5に示す。

表 5: モデルの予測精度

	グループ A	グループ B
一位正解率	80.71	70.22
重み付き正解率	85.05	77.23

この結果から意見傾向の似た人たち(グループ A)と一緒に学習した方がモデルの予測性能が高いことが分かる。つまり、性格モデルには協調フィルタリングのような効果があり、似た価値観や嗜好を持っている人と一緒に学習することで推論精度が向上することを示唆している。

5 性格に基づいた発話生成

性格モデルを発話生成に利用することを考える。あるトピックに対して発話を選択する際、性格モデルによって推定された意見タイプを制約として発話文を選択することで、そのトピックに関して矛盾した発言をする可能

性を下げられる。例えば、ある性格クラスの下、「野球」というトピックに対して性格モデルが「批評+」と推定したとすれば、「野球って面白い」のような発言は選択されるが、「野球なんてつまらない」のような発言が選択されることはなくなる。また、性格クラスを切り替えることで発話傾向を変えることができる。例えば、ある性格クラスでは{野球:批評+, サッカー:批評+}となり「野球面白い」「サッカー最高」と言うが、別の性格クラスでは{野球:批評-, サッカー:批評+}となり「野球つまらない」「サッカー楽しい」と言うことが考えられる。このようなトピックに対する意見傾向の違いが価値観や嗜好の違いを生み、ロボットや対話エージェントの個性を特徴付けるものになる。

あるトピックに対する発話文として、評価関数でランキング(第6章参照)した候補文の内、性格モデルにより推定された意見タイプを持つ最も上位の文を選択するものとする。

性格クラスを指定し、いくつかのトピックに関して意見タイプを推定した結果を表6に示す。また、その制約のもとランキング最上位のツイートを選択した結果を表7に示す。皆同じトピックについて述べているにも関わらず、多様な発話文が生成されていることが分かる。

表 6: 特定のトピックに対する意見タイプの推定結果

	性格 0	性格 1	性格 3	性格 5	性格 7
映画	批評+	批評+	感情+	批評+	批評+
ドラマ	感情-	批評-	感情+	感情+	批評-
ネット	批評+	批評-	批評+	批評+	メリット-
ネット選挙	批評+	批評-	批評+	批評-	批評-
マスコミ	批評-	当為	批評+	批評-	批評-
マスメディア	批評-	当為	批評-	メリット-	批評-
日本	批評+	批評-	批評-	メリット+	批評-
日本人	批評+	感情-	当為	感情+	批評-
日本語	批評+	批評-	批評-	批評+	当為
税金	批評-	批評-	メリット-	批評-	メリット+
消費税	批評-	批評-	当為	感情-	メリット+
科学	批評+	批評+	批評-	批評+	当為
科学技術	批評-	当為	批評+	感情+	批評+
原発	批評-	メリット-	当為	感情-	批評-
原発事故	批評-	批評-	批評-	批評-	批評-
チェルノブイリ	批評-	メリット-	当為	メリット-	批評-
オリンピック	感情-	批評-	批評-	感情+	批評+
STAP細胞	批評+	批評-	批評+	批評-	メリット+
インフルエンザ	批評-	批評+	メリット-	批評-	批評-
仕事	批評+	批評-	当為	批評-	メリット-
勉強	批評+	批評+	当為	メリット+	感情-
人間関係	感情-	批評+	批評+	当為	メリット-
子育て	批評+	感情+	感情+	批評+	メリット-
教育	感情-	当為	メリット-	批評+	批評-
結婚	感情-	批評-	感情+	感情+	批評-
人生	批評+	批評-	批評-	批評-	批評+
生活	批評+	批評+	批評-	批評-	批評-

6 表層表現に着目した発話選択

その人らしい意見の評価極性は、性格モデルにより判定されることが期待できる。しかし、その人らしさは言い回しや言葉遣いなどの文字列上の違いにも現れる。そこで、ここではそのような表層的な側面に着目して、その人らしい発話文を選択することを考える。

あるトピックに関して複数の発話文候補が得られたとする。目的は、この中からその人が言いそうな発話文を選ぶことである。このような問題に有効な手段としてランキング学習が考えられる。ランキング学習とは教師あ

表 7: 性格に基づいた発話生成結果

	性格 0	性格 1	性格 3	性格 5	性格 7
人間関係	韓国の人も英人とか大陸欧州人結構怒らせてますよ。いきなり人間関係が近いので。インド人も怒らせてた	自分が大学とか大学院時代にそんなに人間関係うまくいったわけじゃないからね。だから、人間関係の大切さもわかるわけで	最初の課題は、他国の首席交渉官との間で、率直かつ建設的な協議ができる人間関係を構築することではないかと思っている	「損得勘定」を人間関係の前提条件にしては、絶対にいけないよ	「再編」問題でみんな疲れ果ててしまったし人間関係も悪くなりました
教育	教育受けててもまともなメールすらかけないアフォが大勢いるので本当に驚くよ	ただ、人間のスペアでない部分、は教育というよりは個人の資質であって、教育はそこに手をつたむ必要はないので	教師を非正規雇用にし、組合を潰し、学校を民営化して、教育をビジネス化し、授業料は高騰、学生は借金まみれになる	先生の生徒さんたちは良い教育を授かっていますね	「この国の教育はひどすぎる」と誰でも言えること自体は守っていかないといけないと思う
人生	非リア充や、ヲタというのは実は、凄く充実した人生を送れる人なわけである	変なことが周囲におこって、一生懸命理由を考えるけど、結局人の人生で十分な情報が与えられてるわけじゃない	熱なき人生に価値はない	より良い自分になるための努力はとてども大事だけど、どこかで自己肯定しないと、人生はつらすぎる	「人生の本質」が比較的多くの人に共有されるのが面白い

り学習の枠組みで検索ランキングを最適化する技術である。ランキング学習の手法は大きく分けて Pointwise、Pairwise、Listwise の 3 種類に分けられる。ランキング学習を用いた統計的な発話選択を行う研究は既に行われており、非タスク指向型対話エージェント KELDIC [5] では、Listwise 手法の一つである ListNet を使用している。本研究では、Pairwise 手法の一つである Ranking SVM を用いてランキング学習を行う。

6.1 実験設定

実験では、収集した 8 人のツイートの内、ツイート数が少ない 5 人 (以降、話者と呼ぶ) { 性格 0, 性格 1, 性格 3, 性格 5, 性格 7 } のツイートを利用する。ただし、全員に共通して出現するトピックとそのトピックに関するツイートのペアを学習データとした。各話者に関して、その人のツイートを正例とし、他の人のツイートを負例とした。ただし、他者と重複するツイートは取り除いた。そして、Ranking SVM で各話者ごとに評価関数を学習する。Ranking SVM の学習には SVM^{rank5} を使用した。ここでは、その人らしさを単語の出現パターンと考え、単語の基本形と係り受け経路上での連続 2-gram と非連続 2-gram を素性とした。ここで、連続 2-gram とは、係り受け解析を行った結果得られる依存構造木の葉ノードから文末ノードに至る経路において隣接して出現している単語の 2-gram である。非連続 2-gram は、その経路において隣接せずに共起している単語のペアを表す。ただし、全員に共通して存在する素性は取り除いた。なぜなら、このような素性は個人性に關与しないと考えられるためである。なお、係り受け解析には KNP⁶ を使用した。

正解率は次の 3 つの指標に基づいて算出する。

一位正解率

ランキング最上位で正解した割合

MRR (Mean Reciprocal Rank)

ランキング上位 5 つの中で一番上位にある正解のランクの逆数の平均

正解率 = (一位正解率 + 二位正解率/2 + 三位正解率/3 + 四位正解率/4 + 五位正解率/5) / 問題数

五位正解率

ランキング上位 5 つのいずれかで正解した割合

6.2 実験結果

Ranking SVM のコストパラメータ C は 0.01 に設定し、カーネルには線形カーネルを使用した。そして、10 分割交差検定を行い、上記 3 種類の正解率を算出した。

⁵http://www.cs.cornell.edu/people/tj/svm_light/svm_rank.html

⁶<http://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/index.php?KNP>

その結果を表 8 に示す。一位正解率は約 75%、MRR は約 80%、五位正解率は約 90%であった。

表 8: その人らしい発話文の選択精度

	性格 0	性格 1	性格 3	性格 5	性格 7
一位正解率	77.10	74.11	73.84	73.69	74.66
MRR	83.68	79.36	80.54	79.62	80.70
五位正解率	94.02	88.21	91.90	89.26	90.91

7 おわりに

非タスク指向型対話システムにおける主観的な発話に一貫性を持たせるための性格モデルを提案した。性格モデルを対話システムに組み込むことで、特定の主義主張を持った発言が可能になり、矛盾した発話を抑制できる。このことは、今まで問題であった会話の一貫性に関する課題への有効な解決手段になりうる。また、性格クラスを切り替えることで、異なった発話傾向を楽しむことができる。このことは、同じシステムを長期に渡って運用する上で、重要な要素となる。さらに、ロボットや対話エージェントの個性としても利用することができる。

今後は、個々の技術の改善を図るとともに、複数回ターンがある会話における性格モデルの影響についても調査したいと考えている。

参考文献

- [1] Takashi Inui, Hiroya Takamura, Manabu Okumura, "Latent Variable Models for Causal Knowledge Acquisition", In Proceedings of the 7th International Conference on Intelligent Text Processing and Computational Linguistics (CICLing-2007).
- [2] Kamal Nigam, Andrew McCallum, Sebastian Thrun, Tom Mitchell, "Text Classification from Labeled and Unlabeled Documents using EM", Machine Learning, 39(2/3). pp. 103-134. 2000.
- [3] Tetsuji Nakagawa, Takuya Kawada, Kentaro Inui, Sadao Kurohashi, "Extracting Subjective and Objective Evaluative Expressions from the Web", In Proceedings of the Second International Symposium on Universal Communication (ISUC 2008), pp.251-258 (2008).
- [4] Nakagawa, T., Inui, K. Kurohashi, S., "Dependency tree-based sentiment classification using CRFs with hidden variables", In Proceedings of Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics, pp. 786-794 (2010).
- [5] Michimasa Inaba, Naoki Hirai, Fujio Toriumi, Kenichiro Ishii, "Designing a Non-task-oriented Dialogue Agent using Statistical Utterance Selection Method", Human-Agent Interaction Symposium 2011 (HAI-2011), 2011.
- [6] 倉本到, 安田淳志, 山本景子, 水口充, 辻野嘉宏, "対話エージェントへの「個性」の付与:意思決定支援システムに対する影響", 情報処理学会インタラクシオン 2012, (2012-03).