

Web からの商品特有の体験談抽出手法と 商品推薦会話生成システム

Detecting Product-Specific Experiences from Web and Generating Product Recommendation Dialogues

馬場惇^{1*} 坂田雄亮²
Jun Baba¹ Yusuke Sakata²

¹ 株式会社サイバーエージェント

¹ CyberAgent, Inc.

² 京都大学

² Kyoto University

Abstract: 商品推薦において、複数体のエージェントが会話をしてみせる情報伝達の形態（社会的受動メディア）が活用され始めており、会話シナリオを自動で生成する研究が盛んに行われている。しかし、魅力的な会話を生成する上で、商品特有の具体的な体験を含めることが重要とされる。そこで本稿では、商品特有の具体的な体験を Web 上のレビュー文章から抽出し、シナリオテンプレートと組み合わせて会話を生成する手法を提案する。

1 はじめに

近年、複数体の対話エージェントが会話をしてみせることで、ユーザに情報提供する形態 [Hayashi 07] の商品推薦が盛んに行われており [前田 18]、会話を自動生成する手法も多く提案されてきている [Li 16, Li 17]。

また、対象の商品への具体的な行動や結果を心の中で想像することは、商品への評価を高めることが報告されており [Hoeffler 11]、商品推薦の会話においても、他の商品にはない商品特有の体験談を伝えることは効果的であると考えられる。

本研究では、2体のエージェントによる会話を想定し、商品の魅力を伝える会話の最たる例としてテレビの通販番組に着目する。通販番組にはメインの商品推薦者とサポート役の2名が商品説明を行う形式があり、その会話は商品特有の体験談をいくつか織り交ぜて展開されることが多い。

しかし、会話生成の既存手法の多くは雑談や質問応答などに対応するものが多く、商品特有の体験談を組み込んだ形で会話を生成する手法は少ない。その理由としては、商品特有の具体的な体験談の自動抽出が難しいことが挙げられる。

そこで本稿では、通販番組の会話から共通の会話テンプレートと商品情報の構造を抽出するとともに、深

層学習モデルにより商品特有の具体的な体験談を抽出し、会話テンプレートと Web 上にある商品情報から、商品推薦の会話を生成するシステムを提案する。また、提案システムを評価するために、ホテルを対象商品としてホテル検索サイトから商品情報を抽出し、生成した会話に対して人手で評価した結果を考察する。

2 提案システム

2.1 通販番組の会話テンプレート抽出

5本の通販番組の動画から、共通となっている会話部分をテンプレートとして抜き出した。述語や指示語を商品情報に依存しないような言い回しに換え、それに対応するように商品情報が満たすべき要素を洗い出し、不必要な情報は除外しつつ階層構造として整理した。抽出した会話テンプレートの一例を表1に、対応する商品情報構造を図1にそれぞれ示す。

テンプレートは発話者、発話テキスト、変数で構成されており、変数部分に商品情報を埋め込むことで最終的な会話文となる。例えば、表1のフェーズ1の会話文にある {製造元} 変数には、図1中の製造元情報が埋め込まれる。会話テンプレートはフェーズごとに分かれており、対応する商品情報の有無によってそのフェーズが利用されるかどうか決定される。例えば、対象となる商品情報に {欠点:欠点} が含まれてなけれ

*連絡先: 株式会社サイバーエージェント

〒150-6121 東京都渋谷区渋谷2丁目24番12号 渋谷スクランブルスクエア 22F
baba.jun@cyberagent.co.jp

フェーズ	カテゴリ	テンプレート
1	導入	A1: さあ今回ご紹介するのはこちら A2: { 製造元 } の { 商品名 } をご紹介いたします
2	属性賞賛 1	A1: はい { 属性 1:名前 } が? A2: こちら { 属性 1:押しポイント } なんです { 属性 1:詳細 } なんです
3	倒置属性賞賛	A1: でもですね { 属性 2:押しポイント } なんですよ、これ、{ 属性 2:名前 } が? A2: { 属性 2:詳細 } なんです
4	属性賞賛 2	A1: 更に { 属性 3:名前 } が { 属性 3:押しポイント } なんです A1: 皆さん体験してみてください、本当に { 属性 3:押しポイント } A2: { 属性 3:詳細 } ♪
5	対象者推定	A1: 今、 { 商品名 } を検討している皆さん、特に { 対象 } の皆さん A1: これなら { 対象:体験談 } なんですよ
6	欠点对応	A1: でもですね皆さん、 A1: どうしても { 欠点:欠点 } が残念という皆さんがいます A1: そうですね? A2: そうですね少し残念ですよね A1: こんな時はですね、 { 欠点:対応策 } A2: これで安心ですね
7	体験談と賞賛	A1: これ皆さんこの { 商品カテゴリ } はですね、 A1: { 属性 1:体験談 } し、 { 属性 2:体験談 } なんですよ A2: { 属性 1:名前 } が { 属性 1:押しポイント } な上に A2: { 属性 2:名前 } も { 属性 2:押しポイント } なんです
8	相場紹介	A1: この { 商品カテゴリ } 調べたらですね、 A1: 相場は { 値段:相場 } 円位するんですね A2: これだけで { 値段:相場 } 円位しますね A1: これをですね皆さん、いくらにするかと言うと
9	値段緩和	A1: A2 さんはどれくらいのお値段の { 商品カテゴリ } を使っています? A2: 私 { 値段:高値 } 円位かかりました
10	値段提示	A1: ではA2さん、この { 商品カテゴリ } は? A2: { 値段:値段 } 円でご使用いただけます
11	締め	A1: これくらいの金額でですね、 A1: { 属性 1:体験談 } { 商品カテゴリ } が使えるんですよ A1: どう思われますか皆さん? A2さん、凄いよねー? A2: 凄いですねー

表 1: 抽出した会話テンプレート例

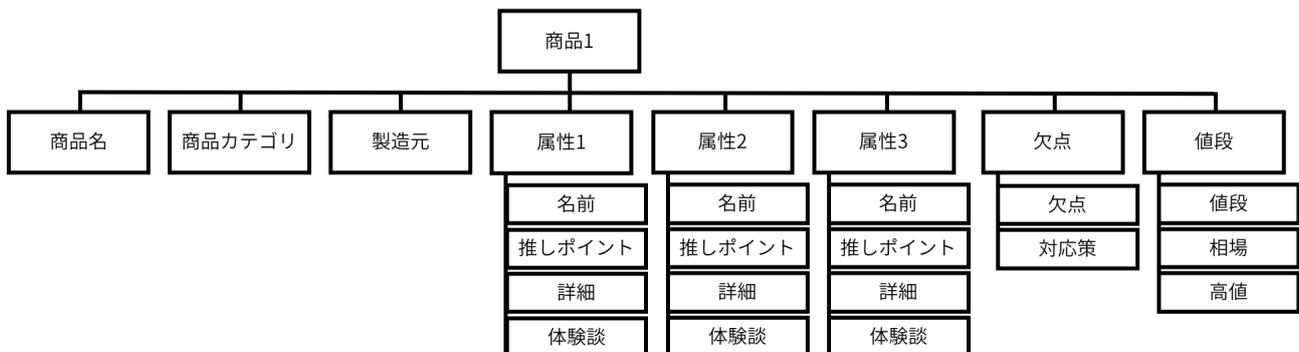


図 1: 抽出した商品情報の構造

ば、フェーズ6の会話は省略される。また、商品情報の各要素は以下に示す満たすべき文法制約をそれぞれ持つ。

- 商品名, 商品カテゴリ, 製造元 名詞または名詞句であること
- 属性:名前 名詞または名詞句であること
- 属性:押しポイント 名詞句または述語で終わる文章であること (末尾の品詞によってプレートを修正する)
- 属性:詳細 名詞句または形容動詞であること
- 属性:体験談 可能形 (~できる等) で終わる文であること
- 欠点:欠点 体現止めで終わる文であること
- 欠点:対応策 述語の終了形で終わる文であること
- 値段 価格を表す数字であること

2.2 商品特有の具体的な体験談の抽出

推薦対象となる商品に関して、2.1節で抽出した商品情報構造を満たすように情報を Web 上から抽出する。2.1節で抽出した会話に必要な商品情報のうち、{ 属性:体験談 } 以外の情報は、Web 上の商品詳細ページから正規表現により抽出する。

商品推薦において商品ならではの体験談を伝えることは、ユーザに商品を使用するイメージを想起させ、ポジティブな感情と商品の高い評価を誘発するため [Escalas 04]、有効な手段としてよく用いられている。そこで本研究では、Web 上の商品レビュー文章から商品特有の具体的な体験談の抽出を試みる。

商品推薦の会話に当てはまるような形式で、商品特有の具体的な体験談を抽出するためには、レビュー文章の内容を把握し適切な形で抜き出す必要がある。そこで、商品のレビュー文章から、形態素解析により可能形 (~できる, ~れる等) で終わる文章を抽出し、それらに対して「どの属性に関する記述か」「具体的な体験かどうか」「ポジティブかどうか」を判定するモデルを構築する。具体的には、抽出してきた可能形の文章に対して、その3つの教師ラベルを人手でアノテーションしてデータセットを作成し、それを元に判定器を学習する。そして、商品のレビュースコアが高い属性は商品特有の特徴であるとし、「商品のレビュースコアが高い属性に関する」「ポジティブで」「具体的な体験」である文章を学習した判定器を用いて抽出する。

判定器の学習モデルとして、Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)[Devlin 19]

を用いたニューラルネットワークモデルと、単語の bag-of-words 特徴量に Gradient Boosting Decision Tree (GBDT)[Friedman 01b, Friedman 01a] を用いたモデルの2つを用意した。BERT は日本語の wikipedia データセットから事前学習し、作成したデータセットで fine-tuning する。また、GBDT は作成したデータセットで教師あり学習により学習を行う。

3 提案システムの評価

提案システムの評価のために、対象商品カテゴリをホテルとして、ホテル検索サイトから体験談以外の商品情報を取得できた 856 件のホテルを対象商品とした。対象ホテルのレビュー文章を取得し、2167 件の可能形で終わるレビュー文章を抽出した。そのレビュー文章に対して、下記の3つのラベルについて5名のアノテーターでラベル付けを行った。

- 該当属性: 1:部屋, 2:温泉, 3:食事, 4:サービス, 5:清潔感, 6:立地, 0:該当なし
- ポジネガ: 1:ポジティブ, 2:ネガティブ, 0:どちらでもない
- 体験談: 1:全ての人が体験できるホテル特有の体験談であるか, 0:そうでない

アノテーターが担当するデータの約 20%を重複させ、Freiss の Kappa 係数を算出したところ一致率は 0.72 であった。

まず、商品特有の体験談の判定器の評価として、アノテーションしたデータセットに対する判定器の予測精度を表2に示す。

F1 スコアを比較すると、全ての項目で BERT モデルが GBDT モデル以上の精度を達成した。特に、体験談やネガティブの判定においてモデル間の精度差が大きい。これは単語の組み合わせで判定する GBDT モデルでは否定語や文章の自然さを判定できないのに比べて、単語の前後の文脈を捉えようとする BERT モデルの特性が有効だったと考えられる。

次に、実際に生成された会話の例を表3に示す。興味深い点として、9行目「個室で ~ プランなんです」や23行目「私 7000 円位かかりました」は書き言葉としては違和感があるが、チャットのような形式で口語表現のように表示すると、その違和感を許容できる点である。これは話し言葉の持つ非文法性 [松本 01] が起因していると考えられ、商品情報抽出の難易度を下げられる可能性がある。

しかし、許容できないほど不自然な箇所もいくつか存在している。例えば、2行目の「道後温泉 ~ 確約> をご紹介いたします」といった商品名が長すぎる場合

ラベル	BERT モデル			GBDT モデル		
	P	R	F1	P	R	F1
(該当属性)						
その他	0.83	0.74	0.78	0.63	0.80	0.70
部屋	0.61	0.75	0.67	0.53	0.50	0.51
風呂	0.70	0.80	0.75	0.84	0.64	0.73
食事	0.78	0.82	0.80	0.68	0.45	0.54
サービス	0.65	0.60	0.62	0.59	0.36	0.45
清潔感	0.57	1.00	0.73	0.43	0.75	0.55
立地	0.56	0.70	0.62	0.38	0.25	0.30
(ポジネガ)						
その他	0.63	0.60	0.62	0.51	0.23	0.32
ポジティブ	0.83	0.86	0.84	0.68	0.94	0.79
ネガティブ	0.69	0.63	0.66	0.56	0.13	0.21
(体験談)						
非体験談	0.90	0.90	0.90	0.81	0.99	0.90
体験談	0.58	0.59	0.58	0.75	0.07	0.13

表 2: 判定器の予測精度

や、28行目の「主人も子供にも～」といった体験談が属人的すぎる場合などは、会話として不自然になっている。これを解決するために、将来の課題として、商品情報や体験談の抽出時に会話テンプレートの意味との整合性をとるような手法が必要だと考える。

生成された会話が自然かどうかを調べるために、生成された会話のうち無作為に抽出した30件の会話について研究者2名で評価した。その結果、自然な会話だと判断されたものが19件(63%)、不自然と判断されたものが11件(37%)であった。また、不自然と判断されたもののうち、体験談の抽出に失敗したものが5件、それ以外の商品情報の抽出に失敗したものが6件であった。つまり、約8割のホテルに対しては違和感のない体験談の抽出に成功している。ただし、ここでの評価の制限として、商品情報が抽出できたホテルが対象となっているため、そもそも情報がある程度充足されているホテルに対する評価となっていることに注意されたい。

4 むすびに

本稿では、商品特有の具体的な体験談の抽出手法とそれを用いた会話生成システムを提案し、それぞれ抽出手法の精度と生成された会話の自然さについて評価した。今後は、会話テンプレートの意味を参照することで商品情報抽出の精度を向上させるとともに、会話テンプレートの抽出を自動化する手法についても検討する。

生成会話例

A1: さあ今回ご紹介するのはこちら
A2: 道後温泉 ホテル メルパルク松山の【素泊り】卒業旅行にもオススメ★学割でお得な温泉旅行♪<10名利用も可能!隣部屋確約>をご紹介します
A1: はい 風呂 が?
A2: こちら 心地よい んです。
道後温泉引き湯の大浴場 なんです
A1: でもですね 美味しい ですよ、これ、 食事 が?
A2: 個室でお食事プレミアムプラン なんです
A1: 更に 部屋 が 寛げる んです
A1: 皆さん体験してみてください、本当に 寛げる
A2: 快適な客室 ♪
A1: これ皆さんこの ホテル はですね、
A1: 貸し切りのようでのんびり浸かることができる し、
A1: 心遣いが感じられ楽しくお食事できる んですよ
A2: 風呂 が 心地よい ですし、
食事 も 美味しい ですね
A1: この ホテル 調べたらですね、
相場は **6868** 円位するんですね
A2: これだけで **6868** 円位しますね
A1: これをですね皆さん、いくりにするかと言うと
A1: A2さんはどれくらいのお値段の
ホテル を使っています?
A2: 私 **7000** 円位かかりました
A1: では A2さんこの ホテル は?
A2: **3472** 円でご使用いただけます
A1: これくらいの金額でですね、
和室プラス洋室にソファの部屋もすごく綺麗で
広く快適で主人も子供にも好評で寛ぐことが出来る
ホテル が使えるんですよ
A1: どう思われますか皆さん? A2さん、凄いよねー?
A2: 凄いですねー

表 3: 生成した会話の例 (太字は抽出された商品情報部分)

参考文献

- [Devlin 19] Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., and Toutanova, K.: BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, in *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers)*, pp. 4171–4186, Minneapolis, Minnesota (2019), Association for Computational Linguistics
- [Escalas 04] Escalas, J. E.: Imagine Yourself in the Product: Mental Simulation, Narrative Transportation, and Persuasion, *Journal of Advertising*, Vol. 33, No. 2, pp. 37–48 (2004)
- [Friedman 01a] Friedman, J. H.: Greedy function approximation: a gradient boosting machine, *Annals of statistics*, pp. 1189–1232 (2001)
- [Friedman 01b] Friedman, J., Hastie, T., and Tibshirani, R.: *The elements of statistical learning*, Vol. 1, Springer series in statistics New York (2001)
- [Hayashi 07] Hayashi, K., Sakamoto, D., Kanda, T., Shiomi, M., Koizumi, S., Ishiguro, H., Ogasawara, T., and Hagita, N.: Humanoid robots as a passive-social medium - a field experiment at a train station, in *2007 2nd ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, pp. 137–144 (2007)
- [Hoeffler 11] Hoeffler, S., Zauberman, G., and Zhao, M.: Mental Simulation and Product Evaluation: The Affective and Cognitive Dimensions of Process Versus Outcome Simulation, *Journal of Marketing Research*, Vol. 48, (2011)
- [Li 16] Li, J., Monroe, W., Ritter, A., Jurafsky, D., Galley, M., and Gao, J.: Deep Reinforcement Learning for Dialogue Generation, in *Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 1192–1202, Austin, Texas (2016), Association for Computational Linguistics
- [Li 17] Li, J., Monroe, W., Shi, T., Jean, S., Ritter, A., and Jurafsky, D.: Adversarial Learning for Neural Dialogue Generation, in *Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 2157–2169, Copenhagen, Denmark (2017), Association for Computational Linguistics
- [松本 01] 松本 裕治, 伝 康晴: 話し言葉の形態素解析, Technical Report 54(2001-NL-143), 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科, 千葉大学文学部行動科学科 (2001)
- [前田 18] 前田 健太郎, 中西 惇也, 馬場 惇, 倉本 到, 小川 浩平, 吉川 雄一郎, 石黒 浩: 意思決定時の自己決定感を維持向上させるためのエージェント間対話の周辺提示による情報推薦, ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, Vol. 2018, pp. 2A1–C14 (2018)