

対話からの話者のプロフィール情報自動獲得

Automatic Acquisition of a Speaker Profile Information from Dialogues

稲葉 通将*1 鳥海 不二夫*1 石井 健一郎*1
 Michimasa INABA Fujio TORIUMI Kenichiro ISHII

*1名古屋大学大学院情報科学研究科

Graduate School of Information Science, Nagoya University

Recently, computerized dialogue agents are studied actively. Non-task-oriented dialogue agents that handle domain-free dialogues like chats are expected to be applied in various fields. The non-task-oriented dialogue agents are required to talk with same person over and over again. However, existing non-task-oriented dialogue agents are designed without taking into consideration the function that agents talk with same person and talk about same topics. To solve the problem, we derive utterances of self-disclosure that state speaker's self-information in dialogues.

1. まえがき

近年、ロボットの研究・開発が活発に行われており、今後、ロボットの社会進出は急速に進むと考えられる。ロボットが人間社会に溶け込むためには、人間と円滑なコミュニケーションが行えることが必要不可欠である。そのためには、チケット予約や道案内などのタスク達成を志向した対話を行うタスク指向型対話エージェントではなく、日常会話・雑談のような対話が行える非タスク指向型対話エージェントを実現することが求められる。

非タスク指向型対話エージェントは、同じ人間と繰り返し対話を行うことにより、人間と良好な関係を築くことが要求される。しかし、現状の非タスク指向型対話エージェントは、その繰り返し対話するという点に関して考慮されていないものがほとんどである。そのような対話エージェントは、以前に行われた対話の内容を一切覚えておらず、以前と同一の話題を話し、さらには一言一句変わらない発話を平然と行ってしまふ。これは、人間がエージェントと対話をする意欲を奪うことにつながる。さらには自然なコミュニケーションの実現という点においても無視できない問題である。

この問題の解決のためには、エージェントによる話題の獲得が必要である。そこで本研究では、対話中における話者自身の情報（プロフィール情報）を述べた発話である自己開示発話[1]に着目する。そのような発話は、話者が自ら話した内容であるため、話者にとって一定以上の興味・関心を持つ事象であることが期待できる。したがって、そこから抽出した話題を対話に活用することは、対話を盛り上げ相手を飽きさせないために有効であると思われる。

2. 自己開示発話の自動抽出

2.1 概要

本節では、人間同士のテキスト対話中の全ての発話の中から、自己開示発話を自動抽出する手法を提案する。本研究では、句点、もしくは使用したチャットソフトにおける「発言」の操作（入力した文章を対話相手に送信する操作）がなされた

箇所によって区切られた長さ 1 以上の文字列を 1 発話と定義する。つまり、「こんにちは [発言の操作] 私は〇〇です。よろしくお願ひします。[発言の操作]」は 3 発話からなることになる。また、本研究における対話は、会話の始めから終わりまでの発話の系列である。

本研究では、1 発話毎にその発話が自己開示発話かどうかを判定する。自己開示発話の判定には、「自己開示発話」と「非自己開示発話」の 2 種類のラベルを用いて、それらを発話系列に付与する系列ラベリング問題として定式化する。そして、その系列ラベリング問題を解く手法として CRF を用いる。

本研究における自己開示発話の定義は「話者自身に関する情報を他者に知らせる発話」とする。この定義に従えば、「私はカレーが好き」や「今とても眠いです」という発話は自己開示発話となる。一方、「富士山は美しい」や「私の妹が結婚した」という発話は外的な出来事や他者に関する事柄であるため、非自己開示発話となる。

2.2 CRF による自己開示発話の自動抽出

2.2.1 Conditional Random Fields

自己開示発話の自動判定には Conditional Random Fields (CRF) を用いる [2]。CRF は系列ラベリング問題を解くために設計された識別モデルであり、長さ n の入力系列 $\mathbf{x} = x_1 x_2 \cdots x_n$ と出力ラベル系列 $\mathbf{y} = y_1 y_2 \cdots y_n$ の対応関係を条件付き確率 $P(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ で表現する。今回の場合は、入力系列は 1 要素を発話とする発話系列であり、出力ラベル系列は対応する発話が自己開示発話かどうかを示すラベルの系列となる。すなわち、 x_i は 1 つの発話を表し、 y_i はその発話が自己開示発話かどうかを示すラベルを表す。CRF では素性を素性関数 f 、それに対応する重みパラメータを λ_k で表し、 k 番目の素性に対する素性関数を f_k 、重みパラメータを λ_k とする。

このとき、 $P(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ は次式で表される。

$$P(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = \frac{1}{Z_x} \exp\left(\sum_{i=1}^n \sum_k \lambda_k f_k(\mathbf{x}, \mathbf{y}, i)\right) \quad (1)$$

ただし、 Z_x は全系列を考慮したとき、確率の和が 1 になるようにするための正規化項であり、

$$Z_x = \sum_{\mathbf{y}} \exp\left(\sum_{i=1}^n \sum_k \lambda_k f_k(\mathbf{x}, \mathbf{y}, i)\right) \quad (2)$$

連絡先: 名古屋大学大学院情報科学研究科

〒464-8603 愛知県名古屋市千種区不老町

E-mail: inaba@kishii.ss.is.nagoya-u.ac.jp

となる．素性関数 $f_k(x, y, i)$ は 0,1 を返す 2 値関数である．発話中に含まれる単語という素性を用いた場合，例えば，以下のような素性関数が定義されることになる．

$$f_k(x, y, i) = \begin{cases} 1 & \text{if } x_i \text{ が「大学」を含む} \\ & \text{and} \\ & y_i = \text{自己開示発話} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

パラメータ は最尤推定で求めることができる [3]．
入力発話系列 x に対する，最適なラベルの系列 \hat{y} は，

$$\hat{y} = \underset{y}{\operatorname{argmax}} P(y|x) \quad (3)$$

により求めることが出来る．ここで， \hat{y} の計算には Viterbi アルゴリズムを用いる．

2.2.2 使用した素性

本手法では，以下の 4 種類の素性を用いた．

- (1) 発話中に含まれる n-gram
- (2) 発話行為タグ
- (3) 話者交替の有無
- (4) 直前の発話に付与されたラベル

まず，素性 (1) は発話中の単語に関する素性であり，自然言語処理で頻りに用いられる素性である．この基本的な素性は本手法でも有用であると思われる．素性 (2) では「質問」や「挨拶」といった発話の行為を表すタグを素性として用いる．発話行為タグは磯村らの手法 [4] を基に自動付与する，用いるタグの種類についても磯村らと同一のタグを用いる．素性 (3) は，その発話が話者交替のあった発話であるかどうかという素性である．話者交替があった発話は，直前の相手の質問に対する答えを発言するなど，話者交替が無かった場合とは違った傾向の発話がなされる可能性が高いと推定される．素性 (4) は CRF 特有の素性であり，CRF を使用する場合には頻りに用いられる素性である．

以下では，各素性の詳細について述べる．

(1) 発話中に含まれる n-gram

各発話中に含まれる n-gram の素性は，学習データ中に 2 回以上出現した全ての n-gram とする．実験では，最長で 9-gram が素性として使用された．

(2) 発話行為タグ

発話行為タグとしては，SWBD-DAMSL(Switchboard Discourse Annotation and Markup System of Labeling) タグ [5] を基に，意味的に近いものをまとめた簡易 DAMSL タグ [4] を用いた．実験で用いた発話タグの一覧を表 1 に示した．タグは発話毎に付与され，1 発話に対して複数のタグが付与される場合もある．発話行為タグは磯村らの手法 [4] により対話中の全発話に自動付与した．

素性としては，対象となる発話に到るまでの発話に付与された簡易 DAMSL タグ 1~3-gram を用いる．すなわち，2-gram の場合は例えば「対象発話：Statement + 対象発話の 1 つ前：Question」のような組み合わせが素性となる．

表 1: 発話行為タグ

	タグの種類	内容
1	Uninterpretable	意味をもたない発話 「あ～，え～っと」
2	Self-talk	話者に向かう発話 「何言おうとしたんだっけ」
3	3rd-party-talk	第 3 者に向かう発話 「彼，はやくこないかな」
4	Statement	思ったこと，説明など
5	Question	質問 「何をしましたか？」
6	Directive	命令 「先に行きなよ」
7	Influencing-addressee-fut-actn	提案 「～したらどうか」
8	Committing-speaker-future-action	予定 「～しないといけない」
9	Other-forward-function	挨拶 「こんにちは」「さようなら」
10	Thanking	感謝 「ありがとうございます」
11	Apology	謝罪 「ごめんなさい」
12	Agreement	同意 「はい，そうです」
13	Understanding	理解 「なるほど」
14	Other	引用，曖昧な発話

(3) 話者交替の有無

話者交替の有無では，話者交替のあった発話には「話者交替あり」が，話者交替が無かった発話には「話者交替なし」の情報が付与され，ラベリングの対象となる発話に到るまでの話者交替情報の 1~3-gram を素性として用いる．すなわち，3-gram の場合は例えば「対象発話：話者交替なし + 対象発話の 1 つ前：話者交替なし + 対象発話の 2 つ前：話者交替あり」のような組み合わせが素性となる．

(4) 直前の発話に付与されたラベル

直前に付与されたラベルの素性では，2 種類のラベル「自己開示発話」および「非自己開示発話」のどちらが直前の発話に付与されたかということが素性となる．

3. 評価実験

3.1 実験に用いた対話データ

提案手法の有効性を示すために，テキスト対話データを用いて実験を行った．

実験で使用した対話は，話者が双方とも人間である 30 対話と，話者が人間と対話エージェントによるもの 20 対話である．対話はコンピュータを介したチャットにより収集し，以下の制約を課した．

- 30 分のテキスト対話とする

表 2: 自己開示発話例 (人間同士の対話)

発話者	発話	付与情報
人間 A	ほかに何か趣味ってありますか？	非自己開示
人間 B	趣味ですか。	非自己開示
人間 B	う～ん。	非自己開示
人間 B	料理することかな。	自己開示
人間 A	料理いいですね！	非自己開示
人間 A	私は今一人暮らしで一応自炊しているんですが、結構楽しんでます。	自己開示

表 4: 人間同士の対話中の自己開示発話抽出実験結果

	精度	再現率
提案手法	0.801	0.727
人手 (参考)	0.921	0.905

性能評価には 30 分割交差検証法を用いた。すなわち、人間同士の対話の全 30 対話のうち、29 対話をパラメータ推定のためのデータとし、残り 1 対話の発話系列に対して自己開示発話の判定を行った。自己開示発話の判定を行う対話を順次変更し、30 通りの実験を行った。

提案手法の性能評価は精度、再現率により行う。精度、再現率それぞれ以下の式で計算される。

$$\text{精度} = \frac{C}{A} \quad \text{再現率} = \frac{C}{B}$$

式中の各記号は、 A = 提案手法による判定が「自己開示発話」であった発話数、 B = 人手による判定が「自己開示発話」であった発話数、 C = 提案手法による判定と人手による判定がともに「自己開示発話」であった発話数、である。

3.2.2 実験結果

表 4 に実験結果を示した。また、同表に、人手による結果を参考として示した。これは、自己開示発話抽出手法による判定結果の代わりに、自己開示発話の手動判定を行った 3 名の各評価結果を用いて、精度・再現率を計算したものである。表中の値は、提案手法による判定結果と見なす評価者 1 名を順次変更した、3 名の平均の値である。ただし、3.1 節で示したように、各発話に付与される情報はこの 3 名の多数決により決定されたため、精度・再現率は高めの値が出ていると思われる。

以上のことを考慮すると、提案手法の精度に関しては、人手による評価には及ばないものの、それに近い高い値が得られたと言える。一方、再現率に関しては、人手による評価と比較すると低めの値となった。ただし、再現率に関しては、学習データを増やすことにより、ある程度の改善が見込まれると思われる。例えば、実験では「最近では、香港とベトナムに行きました。」や「行きました。」という自己開示発話は正しく抽出できたが、「清水寺いきましたよ！」は抽出できなかった。これは、本手法では、「行きました」と「いきました」は別の単語として扱われること、さらに、「いきました」は学習データ中では出現回数が少なかったため、CRF が正しく学習できず、抽出ができなかったものと思われる。本手法においては、語彙的な素性、特に動詞と形容詞が大きく性能に影響しており、このように学習データ中にほとんど、あるいは全く出現しない語が発話中に含まれる場合は、正しく抽出できない可能性が大きい。しかし、これは学習データを増やすことにより解決可能である。学習データが少なくても精度・再現率が 0.7 を超える本手法は、人手による情報が付与されていない対話に適用し、自己開示発話と判定された発話のみを人手でチェックするという手段を取ることで、学習データを増やす作業の作業量低減にも役立つと思われる。

3.3 対話エージェントとの対話中の自己開示発話抽出

3.3.1 実験設定

次に、対話エージェントと人間の対話中の自己開示発話抽出実験を行う。本研究は、人間の話者にとって一定以上の興味・関心を持つ事柄を抽出することが目的であるので、抽出対象は人間による発話である。

表 3: 自己開示発話例 (インタビュー型 KELDIC と人間の対話)

発話者	発話	付与情報
人間	卒業旅行で下呂温泉と岡山に行きました。	自己開示
インタビュー型 KELDIC	卒業旅行ってどんな感じでしたか？	-
人間	友達といっぱいしゃべったりして楽しかったです。	自己開示
インタビュー型 KELDIC	どんな友達ですか？	-
人間	高校のときの友達です。	非自己開示

- 1 対 1 で交互に発話する
- 話題は制限しない
- 顔文字や方言は使用しない

人間同士の対話は、互いに面識のない被験者により行われた。対話エージェントは、インタビュー型 KELDIC (Ken's Laboratory Dialogue Computer)[6] を用いた。インタビュー型 KELDIC は、対話のプロであるインタビューを模した対話エージェントである。インタビュー型 KELDIC は、ELIZA のような発話生成規則を用いて発話を生成することに加え、対話の前に大量の発話集 (スクリプト集) を用意し、そこから発話を選択することで対話を行う対話エージェントである。なお、対話エージェントは Wizard of Oz 法などの人手を介した手法を用いずに対話を行ったため、実験に用いた対話には意味的に不適切な発話が存在する。

全ての発話には、「自己開示発話」もしくは「非自己開示発話」のいずれかの情報が人手によって付与されている。情報の付与は大学生 3 名の評価者により個別に行われ、その多数決により最終的に付与される情報を決定した。自己開示発話かどうかの基準は、前述した「話者自身の情報を他者に知らせる発話」であるかどうかという定義にしたがって評価した。

表 2 と表 3 に自己開示発話例を人間同士の対話とインタビュー型 KELDIC と人間の対話別に示した。

3.2 人間同士の対話中の自己開示発話抽出

3.2.1 実験設定

まず、人間同士の対話から、自己開示発話抽出実験を行う。

表 5: 対話エージェントとの対話中の自己開示発話抽出結果

	精度	再現率
提案手法	0.662	0.619
人手 (参考)	0.895	0.804

表 6: 抽出結果例

発話	人手判定	提案手法
西尾維新の小説は好きです	自己開示	自己開示
僕は中日ファンです。	自己開示	自己開示
疲れた。	非自己開示	自己開示
同じゲームが好きで とても気が合う先輩です	自己開示	非自己開示

パラメータ推定のための学習データは人間同士の対話の 30 対話を用いる。

性能評価は自己開示発話抽出実験と同じく、精度と再現率により行う。精度と再現率の計算式は 3.2.1 節で示したものと同じである。

3.3.2 実験結果

表 5 に実験結果を示した。また同表に、人手による結果を参考として示した。ここから、人間同士の対話からの抽出実験結果に比べ、精度・再現率ともに低い結果となったことがわかる。ただし、人手による結果も表 4 に示した結果と比べ、低下していることから、適切な抽出が困難であったことがわかる。これは、対話エージェントの発話中に、意味的に不適切な発話が含まれていることが主な要因と思われる。

しかし、このことを考慮しても、提案手法の精度は大きく低下している。このような結果となったのは、対話エージェントとの対話の際、エージェントが理解しやすいように、人間が簡潔な発話を行う傾向があるためと考えられる。実際に、人間同士の対話における単語数の平均は 33 個である一方、対話エージェントと人間の対話における単語数の平均は 15 個と、約 2 倍の差がある。したがって、対話エージェントと人間の対話は、人間同士の対話と比べ多くの n-gram に関する素性関数が 0 となり、CRF が適切な判定を行うための材料が不足する状況が生まれていると考えられる。

提案手法による抽出結果例と人手による判定結果の比較を表 6 に示した。このように、「～好きです」や「私/僕は～です」のような発話は正しく抽出することができているが、非常に短い発話に対して適切な抽出が困難であることがわかる。また、第三者に対する感想や意見を自己開示発話と判定してしまうのは、人間同士の対話に適用した場合においても散見された傾向の特徴であった。

本実験の結果から、対話エージェントとの対話に提案手法を適用する場合、エージェントの性能が提案手法の性能に影響する可能性があることが確認できた。

4. むすび

本論文では CRF を用い、対話中における話者自身の情報 (プロフィール情報) を述べた発話である自己開示発話の抽出手法を提案した。実験の結果、人間同士の対話を用いた場合、

高い抽出精度が確認できた。また、対話エージェントと人間の対話を用いた場合、エージェントの性能が提案手法の性能に影響する可能性があることが確認できた。

今後の検討課題としては、エージェントとの対話における人間の自己開示発話の分析とその応用がある。自己開示は心理学の分野で活発に研究が行われてきており、人間関係と自己開示の関係性について多数の報告がある。例えば Busse らは、自己開示の度合は友人関係の深さと正の相関があることを見いだしている [7]。また、恋人関係を対象とした研究を行った Hendrick らは、恋人への自己開示の意向は、男女ともに関係の満足と正の相関があることを報告している [8]。このような知見から、自己開示を自動獲得することにより、人間が対話エージェントに対してどのような感情を抱いているかを自動的に判定できる可能性がある。これは親密度に応じた話題・言葉遣いなどの選択を可能にし、エージェントと人間との良好な関係の形成に寄与することが期待できる。

参考文献

- [1] S.M. Jourard. *Self-disclosure: An experimental analysis of the transparent self*. Wiley-Interscience New York, 1971.
- [2] J. Lafferty, A. McCallum, and F. Pereira. Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data. In *Proc. Eighteenth International Conference on Machine Learning Table of Contents*, pp. 282–289, 2001.
- [3] F. Sha and F. Pereira. Shallow parsing with conditional random fields. In *Proceedings of HLT-NAACL*, pp. 213–220, 2003.
- [4] 磯村直樹, 鳥海不二夫, 石井健一郎. 対話エージェント評価におけるタグ付与の自動化. 電子情報通信学会論文誌 A, Vol. 92, No. 11, pp. 795–805, 2009.
- [5] D. Jurafsky, E. Shriberg, and D. Biasca. Switchboard SWBD-DAMSL Shallow-Discourse-Function Annotation Coders Manual. *University of Colorado, Institute of Cognitive Science Technical Report*, pp. 1–61, 1997.
- [6] 稲葉通将, 鳥海不二夫, 石井健一郎. 語の共起情報を用いた非タスク指向型対話エージェントの評価. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 94, No. 1, pp. 48–58, 2011.
- [7] W.M.O. Busse and J.M. Birk. The effects of self-disclosure and competitiveness on friendship for male graduate students over 35. *Journal of College Student Development*, Vol. 34, No. 3, pp. 169–74, 1993.
- [8] S.S. Hendrick, C. Hendrick, and N.L. Adler. Romantic relationships: Love, satisfaction, and staying together. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 54, No. 6, pp. 980–988, 1988.