

29 帰納的学習による意味表現を用いた質問文生成ルールの獲得

村山耕一* 荒木健治 棚内香次

(北大工)†

1 はじめに

これまでに開発されてきた対話処理システムの多くは、ユーザの入力に対して応答文を生成する規則が、あらかじめシステムに組み込まれている[1],[2]。このため、システムを開発する時点で、想定される全ての質問パターンを用意しておく必要がある。さらに、大規模になればなるほど規則を手で与えるのが困難になる。また、あらかじめ用意されたパターン以外の状況に対処するためには、その都度人手によってルールを追加・修正していく必要があり、動的にシステムを運用していくことができないという問題点も挙げられる。

これらの問題点を解決するために、本研究では、帰納的学習により応答文生成規則の獲得を行うシステムの開発を目標としている。帰納的学習を用いることで、既存のルールから応答を生成できない場合も、ユーザが実例を入力することにより、その実例からリアルタイムに動的にルールを獲得できるようになる。

一方で、より能率的な対話システムの構築のためには、ユーザの問い合わせに対して、システムが適切に応答するだけでは不十分である[3]。ユーザの問い合わせに対し、システムが応答するための情報が不足している場合には、逆にシステムがその不足した情報を得るために、ユーザに対して質問を行うようなことも必要になってくる。そこで、本研究では対話のこの点に着目し、ユーザの発話に対し質問を行うシステムの構築を目標とした。

本稿では、本システムを構築するにあたり、まず最も単純なモデルを作ることから始め、背景知識のような情報を使わずに、ユーザの直前の発話だけに着目して、直前の発話とシステムの質問の組のみから、帰納的学習によりルールを獲得するモデルの構築を行った。これはシステムが対話を行うためには、少なくとも、応答直前のユーザの発話に依存すると考えられるからである。

2 概要

ユーザの発話を意味表現で表したものがシステムに入力され、それが応答生成部へ渡される。意味表現には EDR コーパスの意味表現を用いている。ここで、EDR コーパスの意味表現を採用しているが、意味表現に関する他の研究[4],[5]を用いることにより、将来的にユーザが入力した文を帰納的学習のみで意味表現まで落とすことも可能であると考えられる。したがって、表層文の入力により応答文を生成することも可能である。応答生成部では入力された意味表現がルール辞書内の各ルールと比較され、ルール辞

書内に入力と類似のパターンが存在すればそのルールとカテゴリ辞書の内容に応じて応答文が生成される。比較した結果、生成される応答が複数存在する場合には、全ての応答文が表示される。また、類似のパターンが存在しない場合は何も応答文を生成せずに、そのままフィードバック部へ処理が移る。ここで生成される応答文も EDR の意味表現で生成される。フィードバック部では、ユーザが応答文の正誤を意味的に判断することで、その結果によりフィードバック処理を行う。応答生成部で誤った応答が出力された場合は、ユーザが適切な応答を意味表現で入力することにより、ルール獲得部で帰納的学習によりルール獲得が行われる。これによって、応答生成の精度が向上していく。

3 処理過程

3.1 カテゴリ辞書

カテゴリ辞書は応答生成の際にルールの適用を判定するために用いられる。カテゴリ辞書には、単語がどのカテゴリに属するかという情報と、どのカテゴリに属さないかという情報が記述されている。一般化されたルールの変数にはカテゴリ辞書におけるカテゴリ番号が使われている。これにより、入力文から抽出された単語が応答生成の際に、その変数に代入されたとき、変数の示すカテゴリにその単語が属さないことがカテゴリ辞書に記述されていれば、例え同一のパターンを持つルールであっても、そのルールからは応答が生成されなくなる。これにより、構造的に同一なパターンであっても意味的に取捨選択することが可能となっている[6]。

3.2 ルール獲得部

ルール獲得部では、意味表現で表された入力文とそれに対する質問文の組とルール辞書内のルールから帰納的学習により質問文生成ルールを獲得していく。ルールの獲得は、双方の共通部分を比較して、両者が意味構造的に同じパターンであるかを判定し、判定の結果、同一のパターンだと判定された場合、両者のデータの差異部分を変数に置き換えてルールの獲得が行われる[7]。このとき置き換えられる変数には先に述べたカテゴリ辞書のカテゴリ番号が使われる。使用するカテゴリ番号に関しては、変数に置き換える際に、これまで獲得してきたルールを参照することにより、同一の意味構造を持つルールに使用されているカテゴリを、新しく獲得するルールに適用している。ルール獲得例を Table1 に示す。

3.3 応答生成部

ユーザの発話した文を EDR の意味表現で表したものを

*kou@media.eng.hokudai.ac.jp

†札幌市北区北 13 条西 8 丁目北海道大学工学部

Table1 質問文生成ルールの獲得例

1. 今、駅にいる。どこの駅ですか?	[[main い] [place 駅] [time 今] [attribute present]]: [[main 駅] [modifier どこ]].
2. 今、映画館にいる。どこの映画館ですか?	[[main い] [place 映画館] [time 今] [attribute present]]: [[main 映画館] [modifier どこ]].
1,2 から獲得されるルール	今、cat1 にいる。どこの cat1 ですか?
生成されるカテゴリー辞書	cat1 に属する語 : 駅、映画館 cat1 に属さない語 : (なし)

Table2 正応答例

入力) 今、本屋にいる。	[[main い] [place 本屋] [time 今] [attribute present]]
選択されるルール) 今、cat1 にいる。どこの cat1 ですか?	[[main い] [place cat1] [time 今] [attribute present]]: [[main cat1] [modifier どこ]].
カテゴリー辞書	cat1 に属する語 : 駅、映画館 cat1 に属さない語 : (なし)
結果) どこの本屋ですか?	[[main 本屋] [modifier どこ]].

Table3 誤応答例

入力) 今、札幌にいる。	[[main い] [place 札幌] [time 今] [attribute present]]
選択されるルール) 今、cat1 にいる。どこの cat1 ですか?	[[main い] [place cat1] [time 今] [attribute present]]: [[main cat1] [modifier どこ]].
カテゴリー辞書	cat1 に属する語 : 駅、映画館 cat1 に属さない語 : (なし)
結果) どこの札幌ですか?	[[main 札幌] [modifier どこ]].

Table4 カテゴリー辞書によりルールが適用されなくなる例

入力) 今、札幌にいる。	[[main い] [place 札幌] [time 今] [attribute present]]
選択されるルール) 今、cat1 にいる。どこの cat1 ですか?	[[main い] [place cat1] [time 今] [attribute present]]: [[main cat1] [modifier どこ]].
カテゴリー辞書	cat1 に属する語 : 駅、映画館 cat1 に属さない語 : 札幌
結果) このルールは適用されない。	

入力とし、ルール辞書内に入力と同一のパターンを持つルールが見つかった場合、入力文から抽出した単語をそのパターンにあてはめることで、システムの応答を出力する。このときの出力も EDR の意味表現で表されている。正応答の例を Table2、誤応答の例を Table3 に示す。また、ルールの変数に代入される単語が、変数の示すカテゴリーに属さない場合は、そのルールからは応答が生成されない。この例を Table4 に示す。一方、カテゴリーにその単語が登録されていないときは、暫定的にカテゴリーに単語を登録し、応答が生成される。ここで登録

された単語は、後のフィードバック部で単語がカテゴリーに属すか否かが決定される。

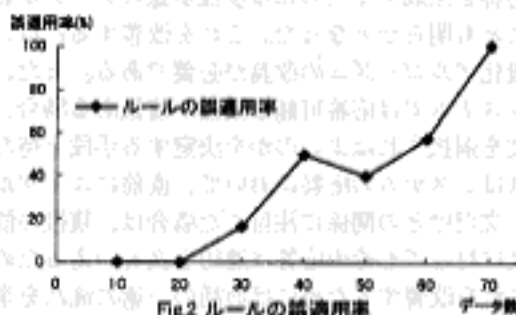
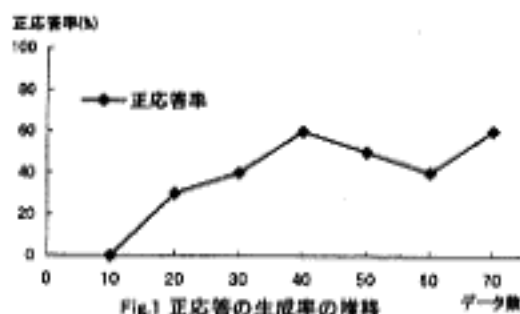
3.4 フィードバック部

フィードバック部では、ユーザが応答生成部で生成された質問文の正誤判定を行う。正誤の判定は、生成された質問文が意味的に適切か否かをユーザが判断し、「正」または「誤」を入力する。ユーザは、生成された質問文が入力された直前一文のみに対して適切か否かを判断する。

判定の結果、「正」の場合は、使用されたルールの変数部分にあたる語をカテゴリー辞書から検索し、その単語

Table5 実験結果

応答の種類	データ数	データ数合計	平均生成率	平均生成率合計
正応答	28	28	40%	40%
①誤応答(ルールが無い)	30	42	43%	60%
②誤応答(ルール適用に間違い)	12		17%	



を該当するカテゴリーに追加する。一方、「誤」の場合は、今後その単語が変数に代入されたときに該当するルールが適用されないよう、その単語が変数の示すカテゴリーに属さない単語としてカテゴリー辞書に登録する。

4 実験

4.1 実験方法

実験には、動詞「いる」を用いた入力文とそれに対する質問文を 70 組用意した。実験は、カテゴリー辞書とルール辞書をそれぞれ空の状態にしてから始め、ユーザが一文を入力して、それに対するシステムの応答の正誤判定を繰り返す。生成された結果が正しい場合は「正」、ユーザが正しいと思わない場合は「誤」を入力し、「誤」の場合や応答が生成されないときはユーザが適切な質問文を入力する。

4.2 実験結果

データ数 70 に対し正応答 28、誤応答 42 という結果を得た。誤応答には①ルール辞書内に適用できるルールが存在しない場合と、②ルールを適用した結果、不適切な応答が生成された場合の二通りが確認された。Table5 に正応答と誤応答の割合を示す。生成率は「応答の種類/全データ数×100」で求められる。10 組のデータを入力するたびに、その入力した 10 組での正応答の生成率の推移を Fig.1 に示した。正応答率は「正応答/総データ数」で求められる。また、データを入力するにつれ誤応答における①と②の割合が推移していく様子を Fig.2 に示す。

誤適用率は「②/(①+②)」で求める。

4.3 考察

Fig.1 より、データ数が増えるにつれ正応答の割合は増えていくが、入力した文の動詞が「いる」の場合のみを学習の対象にしたことを考えると高い数字とは言えない。その理由として、ルールを獲得する際に一般化が行われるための条件として、本システムでは、それぞれの文の意味構造が完全に同じときのみから、ルールを獲得していることが原因にあげられる。この場合、構造的に不適切な文が全く生成されないという利点があるが、一方で、文の基本的な意味が似ているにもかかわらず、意味構造が一部異なるだけで、それらの組からはルールが獲得されないという欠点もあることが実験を通して確認された。この点を改良するためには、より少ない例からルールを獲得できるように、ルール獲得におけるアルゴリズムの改良が必要であると考えられる。

一方で、Fig.1 と Fig.2 をあわせて考えると、データ数 30 前後で誤適用の割合が増えていくことが確認できる。これは、ルールを単純に適用するだけでは意味的に不適切な文を生成してしまう場合もあるということである。このことから、カテゴリー辞書を用いることで、今回誤適用と判断された意味的に不適切な文が、今後生成されなくなることを考えると、ルールの適用条件にカテゴリー辞書を用いることが有効であると考えられる。

5 おわりに

本稿で紹介したシステムは、ルール獲得時に過度に一般化されてしまったルールに対して、フィードバックを行う際にカテゴリー辞書を使用することで、ルールの特殊化を行い、適切な応答を生成することに成功している。しかし、一方でルール獲得の速度が遅いため、システムが十分な応答を生成するためには多種多量のデータが必要であることも明らかとなった。これを改善するには、今後、一般化アルゴリズムの改良が必要である。また、現段階のシステムでは応答可能な候補が複数ある場合、どの応答文を選択すればよいのかを決定する手段を持たない。これはシステムの応答において、直前にユーザが発話した一文だけとの関係に注目した場合は、複数の候補のどの文に対してもその応答は適切な文といえるためである。これを改善するためには会話の一連の流れを学習してどの応答を生成すべきか決定していく方法や、ユーザの発話とシステムの応答の組だけでなく、会話が行われる際に持っているであろう知識も使用して帰納的学習を行っていくというような、文脈処理・背景知識を用いての学習を行う必要性があり、その点に関する考察も必要であると思われる。

参考文献

[1] 人工知能学会(編):人工知能ハンドブック,オーム社(1990)

[2] Weizenbaum, J.: ELIZA - A Computer Program for the Study of Natural Language Communication Between Man And Machine, Communications of the Association for Computing Machinery, vol.9, No.1, pp.36-45(1966)

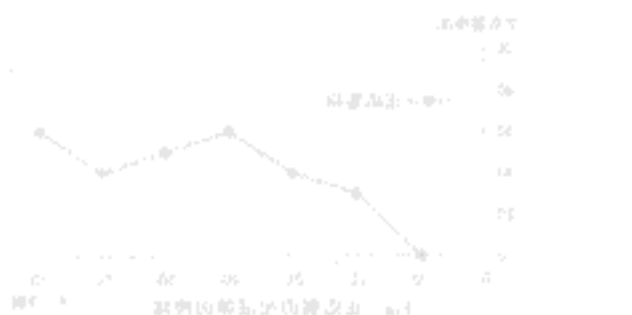
[3] 石川由紀子, 加藤恒昭: 質問表現生成のための発話内容決定機構 - 質問内容の特徴に基づく発話内容の決定, 人工知能学会誌, Vol.10, No.6, pp.962-970(1995).

[4] 正富欣之, 荒木健治, 橋内香次: 構文解析例からの帰納的学習を用いた構文解析規則の獲得, 電気関係学会北海道支部連合大会(1999)

[5] 嶋家正樹: 構文解析結果と意味表現からの帰納的学習を用いた意味解析規則の獲得, 平成11年度卒業論文(2000)

[6] 錦見美紀子, 日本認知科学会(編): 言語を獲得するコンピュータ(認知科学モノグラフ 11), 共立出版(1998)

[7] 越前谷博, 荒木健治, 桃内佳雄, 橋内香次: 実例に基づく機能的学習による機械翻訳手法における遺伝的アルゴリズムの適用とその有効性, 情報処理学会論文誌, Vol.37, No.8, pp.1565-1579(1996)



この図は、10回の試行における獲得したルールの数の推移を示している。ルールの数は、最初の4回は8から9の間で推移したが、5回目以降は徐々に減少し、最終的に3にまで落ち込んでいる。これは、学習が進むにつれて、より適切なルールが獲得され、不要なルールが削除されていくことを示している可能性がある。

謝辞

左代純実 氏

この研究の遂行に際しては、左代純実氏から多くの助言をいただいた。また、本研究の進捗状況を定期的に報告し、アドバイスをいただいた。左代氏からの助言は、本研究の質を大幅に向上させた。左代氏への感謝の意をこめて記す。

業績報告

本研究の成果は、第1回北海道情報処理学会大会(1999)で発表された。また、第2回北海道情報処理学会大会(2000)でも発表された。本研究の成果は、北海道の情報処理学会に広く知られるようになった。また、本研究の成果は、北海道の情報処理学会に広く知られるようになった。また、本研究の成果は、北海道の情報処理学会に広く知られるようになった。