

文脈含意に基づく推論知識選択手法

5 G-7

牧野 俊朗

NTTコミュニケーション科学研究所

1 はじめに

人が発話等によって提示する情報を理解できるコンピュータには様々な能力が必要である。我々は、その1つとして、入力情報と自分の持つ知識を用いて連想するという能力があると考えている。通常、人が会話中に、相手の話を聞いて関連する事柄を連想する場合、自分の持つ知識の全てを用いて、次々と可能な全ての連想を行うことはない。人間が対話中に相手の話を理解して連想を働かせる時間は限られているため、可能な連想を全て行うのは事実上不可能であるし、またその必要もない。必要なのは、次の相手の発話を理解したり、話題に關係する発話を自分が行うための連想である。このためその時の話の流れに応じて、話題に關係ある知識のみを用いて連想を行なっていると思われる。我々は発話理解のメカニズムに関する理論である「関連性理論」[1]に基づいて、コンピュータに話題に關係する連想のみを行わせることを目的として研究を行っている[2]が、本稿ではその第1ステップとして、文脈含意に着目した推論知識選択手法に関して述べる。

2 文脈含意と関連性の程度

文脈含意とは、関連性理論における文脈効果と呼ばれるものの1つである。入力情報の集合を $\{P\}$ 、推論の前提となる想定集合である文脈を $\{C\}$ とした場合、

- (1) $\{P\} \cup \{C\} \vdash Q$
- (2) $\{P\} \not\vdash Q$
- (3) $\{C\} \not\vdash Q$

が成り立つ場合、 Q を文脈含意と呼ぶ。つまり、発話を聞くことなどによって得られる入力情報と自分の持つ知識である文脈中の旧情報の両方を使って推論を行なうことによって得られる新情報が文脈含意である。

関連性理論によれば、発話は最適な関連性を持つ文脈中で処理される。関連性の程度は、その発話を理解することによって得られる文脈効果が大きいほど大きく、その発話の理解のために聞き手が行う推論過程のコストが小さいほど大きい。

本手法はこの考え方に基づき、得られる文脈含意の個

数と、推論のステップ数、推論に利用する知識へのアクセスコストより関連性の程度を定義し、その値が極大となるように上記の文脈に相当する部分知識を選択する。

3 文脈含意に基づく推論知識選択手法

3.1 文脈制御

本手法では、知識ベースの他に文脈メモリと短期メモリと呼ぶ2種類のワーキングメモリを利用する。この2つのメモリの内容を変化させることにより文脈を変化させる。文脈メモリ内の知識が上記の文脈に相当し、知識ベース中の知識の部分セットと以前の入力情報の処理の際の推論によって得られた結果から構成される。文脈は入力に關係のある知識を知識ベースや短期メモリから文脈メモリに移動することによって拡張され、推論で使用しなかった知識を短期メモリに移動することによって縮小される。アルゴリズムの詳細に関しては3.3節で述べる。推論は文脈メモリ中の知識のみを用いて行われる。

3.2 知識表現と推論手法

知識は、引数間にある關係が成立することを示す

<關係名(引数列)>

の形の事実型知識と1つ以上の<關係名(引数列)>から成る前提部と、1つの<關係名(引数列)>から成る結論部を持つルール型の知識とを用いる。事実型知識の引数は全て定数であり、ルール型知識は引数として変数を含むことがある。推論手法としては、利用できる知識から演繹によって得られる全ての結論を導き出すという手法を採用している。

3.3 文脈制御アルゴリズム

本手法では、以下のアルゴリズムに従って、入力を処理する際の文脈を決定し、推論に使用する知識を限定している。

1. P を入力とする。
2. P が文脈メモリに含まれていたら、処理を終了する。それ以外は3へ。
3. 文脈メモリに P を加え、文脈メモリ中の知識の集合を $\{C_1\}$ とする。 $\{C_1\}$ から演繹によって得られる結論の集合を $\{D_1\}$ とする。 $\{D_1\}$ を文脈メモリに加える。

4. $\{D_1\}$ のうち文脈含意であるものの個数を数え、それに基づいて関連性の程度 d_1 を求める。
5. 入力 P の関係名や引数と同じものを含む知識を知識ベースから文脈メモリにコピーするか、短期メモリから文脈メモリに移動することによって文脈拡張を行う。この時点での文脈メモリ中の知識の集合を $\{C_2\}$ とする。
6. $\{C_2\}$ から演繹によって得られる結論の集合を $\{D_2\}$ とする。 $\{D_2\}$ を文脈メモリに加える。
7. $\{D_2\}$ のうち文脈含意であるものの個数を数え、それに基づいて関連性の程度 d_2 を求める。
8. d_1 と d_2 を比べる。もし、 $d_1 \leq d_2$ ならば文脈メモリと短期メモリの内容を3の終了時の状態に戻す。さらに、3の推論で利用しなかった文脈メモリ中の知識を文脈メモリから取り除き、短期メモリに移動して処理を終了する。 $d_1 > d_2$ ならば、 $n=3$ として9へ。
9. 1つ前の文脈拡張で文脈メモリに加えられた知識の関係名や引数と同じものを含む知識を知識ベースから文脈メモリにコピーするか、短期メモリから文脈メモリに移動することによって文脈拡張を行う。
10. 文脈メモリ中の知識 $\{C_n\}$ から演繹によって得られる結論の集合を $\{D_n\}$ とする。 $\{D_n\}$ を文脈メモリに加える。
11. 文脈含意の個数を数え、それに基づいて関連性の程度 d_n を求める。
12. d_n と一つ前の関連性の程度である d_{n-1} を比べる。もし、 $d_{n-1} \leq d_n$ ならば文脈メモリと短期メモリの内容を一つ前の文脈拡張前の状態に戻す。さらに、推論で利用しなかった文脈メモリ中の知識を文脈メモリから取り除き、短期メモリに移動して処理を終了する。 $d_{n-1} > d_n$ ならば、 $n=n+1$ として9へ。

ただし、上記の関連性の程度の算出は次節の定義式に従って行う。入力は逐次的に行われ、個々の入力は上記のアルゴリズムで処理され、その処理後の文脈メモリの状態が次の入力の処理の際の初期状態となる。

3.4 文脈含意に基づく関連性の程度の定義

ここでは、次のように関連性の程度 d を定義する。

$$d = \frac{NCI}{\alpha IC + \beta AC}$$

ここで、 NCI は文脈含意の個数、 IC は推論ステップ数で、 α と β は重みづけのための係数である。また、 AC は以下の式より求められる知識へのアクセスコストであ

る。

$$AC = \sum_i \gamma_i S_i + \delta_i K_i$$

ここで、 S_i と K_i はそれぞれ i 番目の文脈拡張の時に短期メモリと知識ベースから文脈メモリに移された知識の数で、 γ_i と δ_i は重みづけのための係数である。

4 実験

提案手法により選択した知識のみを用いて推論した場合と、全ての知識を用いて推論した場合の結論数、そのうちの文脈含意数、推論実行後の知識数(提案手法では文脈メモリ中の知識数)について比較を行った。入力は引数が2つの単一の事実型知識を逐次的に3つ与えた。各入力を入力1、入力2、入力3と呼ぶことにする。話のつながりという意味で各入力間で、引数の1つが共通となるようにしてある。知識ベースは、関係名の種類が10、引数の種類が300のランダム生成知識で、知識数は事実型1000、ルール型10のものを使用した。結果を表1に示す。

	提案手法			全知識		
	結論	含意	知識数	結論	含意	知識数
入力1	15	2	43	835	2	1846
入力2	7	7	20	21	21	1868
入力3	1	1	4	1	1	1870

表1 提案手法と全知識を用いた推論の比較

推論ステップ数は結論数と同じなので、提案手法では少数の推論で効率よく文脈含意が求められていることがわかる。また、入力2の処理結果の比較より必ずしも全ての文脈含意を求めているのではなく、ある程度の範囲に連想が限定されていることがわかる。

5 おわりに

入力からの連想を話題に関係のある部分に限定するための手法の1つとして、文脈含意に基づく推論知識選択手法について述べた。今後、人間にも理解できる知識ベースを用いて実験を進め、本手法の有効性を検討し、手法の改良に努めたいと思っている。

参考文献

- [1] D.Sperber and D.Wilson:Relevance:Communication and cognition, Blackwell, Oxford,1986.
- [2] 牧野:“「関連性」を用いた推論手法”, 情報処理学会第52回全国大会,5C-6,1996.