

解説



文脈処理技術†

石崎 俊†† 井佐原 均††

1. はじめに

我々は新聞を読んだり、友人との日常会話を行うときは、何不自由なく内容を理解し、情報を交換することができる。新聞記事では、斜め読みをして短時間に必要な情報を抽出し、会話では非文法的な文でも、ほとんど気にせずお互いに了解し意思を伝えている。これらの言語理解プロセスでは、一体どのような情報処理が人間の思考過程で行われているのだろうか。残念ながら、医学的、生理学的なアプローチによって、このようなレベルの情報処理を解明するには、かなり年月がかかりそうである。また、言語学的アプローチで構文解析を行うだけでは、なかなか人間の高度な理解能力レベルまで到達できない。すなわち、表層の単語列から出発して、言語的（主として文法的）知識だけで、ボトムアップに処理を進めても理解の深さには明らかに限界がある。

このように大きなギャップを埋めるための一つの重要な鍵は、我々人間が言語理解に用いている常識などの、必要なすべての知識（記憶）を整理し、自然言語処理技術として利用可能な形にモデル化することである。

人間が言葉を聞いて分かるとは、人間の記憶中に内在する知識構造と、入力文章中の情報との適切な統合ができることと考えることができる。これは、記憶中に事前知識がトップダウンに存在するときに、入力情報がボトムアップに処理され、両者が統合されて、結局一つの大きな統一した記憶構造に編成されることに対応する。

本稿ではこのような観点から、まず「文脈」の定義について述べた後、文脈的曖昧性を例に用いて考察し、文脈の必要性を検討する。次に、自然言語の理解について、言語学および工学の立場から眺め、理解と

文脈の関連を調べる。さらに、今までに開発された、文脈処理を目指した言語処理システムの主なものを紹介し、文脈処理技術の現状と問題点を検討する。ここでは、文脈情報を用いた機械翻訳システムの可能性についても述べる。最後に、今後の言語理解研究の方向などについて解説する。

2. 文脈とは

2.1 文脈の定義

自然言語処理研究では、我が国でも数年前から文脈を扱う研究発表が増え始め、注目を集めるようになってきた。その背景としては、構文解析だけでなく、意味解析を行うとき、文脈を考慮しないと正確な処理ができないことや、機械翻訳技術の今後の展開を図るとき、文脈を扱うことが正攻法であることなどが考えられる。

ところで、「文脈」の解釈や定義には言語学、心理学などの分野でもさまざまなものがあり、我々工学の中でも専門家によって使い方が異なる場合が多い。さらに、「context」を「文脈」と訳すのは不適切で「脈絡」の方が良いとする高名な言語学者もいる。

本稿では、「context」の訳として従来から親しみのある「文脈」を使うことにする。文脈には一般に次のような定義がある。

(1) 広義：状況 (situation) と同じ意味に用いられ、その環境や場面などの条件を表す非言語的なものも含む。

(2) 狭義：(言語的)

(a) 文章の中での文と文との続きぐあい。照応、省略解析。

(b) 文中での意味の続きぐあい。

本稿で採用する文脈の定義は上記の(1)広義を中心として、(2)狭義の(a)照応、省略解析を含むものである。また、照応、省略解析を行う上で、(1)広義の文脈が必要不可欠であるとも考えられる。

† Contextual Processing Technology by Shun ISHIZAKI and Hitoshi ISAHARA (Electrotechnical Laboratory).

†† 電子技術総合研究所

2.2 文脈的曖昧性

日本語における有名な曖昧文に次のような「うなぎ文」がある。

「僕はうなぎだ。」

食堂やレストランでこう言えば誰も不思議には思わない。これは「僕が食べたいのはうなぎだ。」と言葉を補えば分かりやすい。逆にウエイトレスが

「あなたはうなぎですか？」

と聞いてもよい。しかし、この日本語文を

“Are you an eel?”

のように、ナイーブに翻訳するとおかしなことになる。米国人は（普通うなぎを好まないが）、

“I am not an eel, but I prefer an eel.”

「わたしはうなぎではありません。うなぎを食べたいのです。」

と言い直すであろう。

日本語の助詞「は」の持つ含意の解析の難しさを示す一例であるが、機械翻訳技術でも難しいテーマになっている。

次に、T. Winograd¹⁾ が示した4種の文脈的曖昧性を掲げる（曖昧性を複数の訳で示す）。

(1) 構造的曖昧性

He saw that gasoline can explode.

- (a) ガソリンが爆発可能なことを彼は知った。
- (b) あのガソリンの罐が爆発するのを彼は見た。

(2) 深層構造の曖昧性

The chickens are ready to eat.

- (a) その鶏はいまにも食べようとしている。
- (b) その鶏肉はもう食べられますよ。

(3) 意味論的曖昧性

Stay away from the bank.

- (a) その土手に近づくな。
- (b) その銀行に近づくな。

(4) 語用論的曖昧性

She dropped the plate on the table and broke it.

- (a) 彼女はテーブルにお皿を落して、それ(テーブル)を壊した。
- (b) 彼女はテーブルにお皿を落して、それ(お皿)を割った。

これらの曖昧性を解消するには、前後の文からの情報を用いる必要があるが、曖昧性の深さによって、必要な文脈の情報も異なっている。そこで、次節では、

「理解」の深さの分類を試み、文脈との関連を考える。

3. 「理解」について

言葉が「分かる」ということを言語学的にとらえ直してみると、

(1) ある文がおかしい(日本語としておかしな文である)。

(2) 一つの文が複数の意味をもつ(一通りの意味に決定できず、曖昧性がある)。

(3) 複数の文が同じ意味をもつ。

などが判定できることとなるだろう。これらの判定は、別に高度な教育を受けなくても、日本語を母国語にする人なら子供でもある程度可能であろう。

コンピュータによる言語処理の研究では、大きく分けて構文解析と意味解析のフェーズがある。与えられた文法にあってはるか否かをチェックして文の構造を解析するのが構文解析である。意味についての適合性をチェックして文のもつ意味を把握するのが意味解析である。

「処理」はなんらかの方法で入力文を望ましい形態に変換することであるから、工学的立場から見れば、最も効率良く、見通しの良い方法を採用することから始まる。そのような意味で、従来の言語処理は、文法規則に基づいた構文解析技術を中心として発展してきた。

しかしながら、意味解析技術についても Winograd の積木の世界における対話システム²⁾や、Schank の Script 理論³⁾などによる重要な進展が見られる。特に、1980年代に入ってからにはコンピュータの性能の大幅な向上に伴って豊富な知識を用いた意味処理技術が注目を集めている。

工学的に見た「理解」の深さには、次のようないくつかのレベルが考えられる。

- (1) 構文解析によって文の構造を理解する。
- (2) 単語レベルの意味処理を行って各単語のもつ意味を矛盾なく理解する。
- (3) 一つの文を処理してひとまとまりの意味表現を得る。
- (4) いくつかの文を処理して全体を通じての意味内容(文脈)を理解する。
- (5) 言語行為や比喩のような言外の意味を理解する。

これらの各理解レベルは相互に関連しているため、ある一つのレベルについて完全な方法が確立すること

は期待できず、また、この理解レベルを低いほうから順に研究を行う必然性は必ずしもない。

(2)と(3)は、一文内の意味処理としてまとめることもできるが、処理上は二つのフェーズと考えられる。

(5)の言語行為(Speech Act)は会話文でよく現れるもので、たとえば食卓で、

「そのソースを取ってくれませんか」

といえば、相手が実際に目の前のソースの瓶を取ってくれるというような行為を伴う発話のことである。

上記の例は直接的言語行為といわれるが、間接的言語行為は、より抽象的で、推論を必要とする。

「その苺ジャムはおいしいですか」

と聞かれたとすれば、おいしいと思えば、きっと話し手も食べたいだろうから苺ジャムの瓶を取ってやるのが普通であろう。

また、比喩文にはさらにいろいろなレベルがあるが、たとえば

「私はあの事件で泥をかぶった」

という文では実際に泥を頭から浴びたのではなく、損な役まわりで被害を受けた程度の意味になる。

このような言語行為や比喩では、言葉の表面的理解だけでは不十分で、前後の文脈や物理的状況に応じて言外の意味を的確に把握しなければならない。その意味で、(1)～(4)に比べて一段と難しい課題といえることができる。

ところで理解レベルの分類を(1)から順に見ると、理解に必要な知識が少しずつ変わっていくことに気づかれるだろう。(1)では単語の品詞や文法規則などの、いわゆる文法的知識が必要であるが、(2)では各単語に付随する意味に関する知識を用いる。

「あの長い髪の少女の父親」

この文で、「長い髪」は「少女」の髪が長いことを意味し、「少女」と「父親」は親子関係にあることが理解される。

(3)では、動詞を中心としてだれが、いつ、どこで、なにを、どうしたなどがいわゆる格フレームなどを使って理解される。

(4)では、パラグラフレベルでの全体のトピックの決定や、文と文との間の意味的關係、照応、省略の解析が必要になる。したがって、各種のトピックに関する一般的常識、事象と事象の間の因果関係などの知識が特に重要になる。

また、(5)については、高度な知識に基づいた深い

推論を必要とする場合が多い。

このように言語処理の理解のレベルが深まるにつれて、言語学的知識に加えて、さまざまな知識の表現法、その知識をベースにした推論、会話における社会的ルールなどを総合的に活用していく必要性が生じ、人工知能の基礎的な手法の重要性が増加する。

4. 文脈処理における知識と推論

文脈処理では照応解析がまず重要なテーマになっている。特に、ドイツ語やスペイン語では男性形や女性形などがあって、複雑に格変化しており、指示代名詞は照応先を正確に同定しないと翻訳できない場合が多い。日本語解析では、このような照応解析法の研究がまだ少なく、文脈レベルの知識を用いて推論を行う手法による照応解析研究が待たれている。

そこで、以下で照応における推論の深さを分類してみる。

4.1 照応における推論の深さの分類

(1) 直接照応

先行詞が文脈中に存在する照応。

「太郎は昨日大阪へいった。彼は今日阪大で開かれる学会へ出席する。」

(2) 1次推論型

先行詞が文脈中に明示的に表現されていないが、文脈中の名詞句や動詞句に含まれる標準のスロットを指示する照応。

「殺人事件が発生したが、まだ犯人は捕まっていない。」

(3) 2次推論型

文脈中の事象と因果関係にある事象や状態を指示する照応。

「太郎は塩を水に溶かし、できた溶液を凍らした。」

(4) 高次推論型

2次推論型以上の高度な推論を要する照応。

「太郎は山登りが大好きである。それが自分に挑む姿に引き付けられるのである。」

4.2 文脈理解のための知識と推論

次の文章を一読されたい。

「…彼自身も両親に無断で、美しい少女と愛しかった日を、ふっと思いだした。

…

しかし彼の目の前にあらわれた娘は、彼の心のなかの設計図よりもはるかに魅力があった。…彼が仕事よ

りも恋人の方を熱心に愛したらしいと気付いたとき、もう泉が生まれていた。

…彼が愛した娘の、すみとおった大きな目とか、細すぎる胴などは卑弱な体質の象徴みたいなものである。泉を生んだ後、彼の若い妻は心臓と肋膜炎を患って、…

…彼が日野千花子という少女と知り合ったのは、その難題とした時代である。(原田康子著「輪唱」より)

この一節は人間が読むとなんということもない文章であるが、計算機にこの文章を解析させるには現在の計算機が対象としていないさまざまな知識を用いなくてはならない。名詞(この場合、だれか特定の人)の同定に話を限ってみよう。一般に通常の文章は同じ対象(同じ人)を指すのにさまざまに言い方を変えて表現する。これによって、文章が流暢になる効果とともに、読者に与えられる情報が、そこに用いられる各単語のもつ情報の和集合となるため、自然に多くの情報を相手に伝えることが可能となる。このような文章を聞いた(読んだ)場合に人間は自然にそこで用いられている複数の単語を同じ対象に結び付けている。上の例では、最初に現れる「少女」が次に現れる「娘」と同じ人を指し、さらには「恋人」とも同じ人を指すことなどは全く苦勞なく理解できよう。これは後で述べる概念照合法を使えば計算機にとってもあまり難しい事柄ではない。「少女」「娘」「恋人」と言う三つの単語の指すものは矛盾のない一つの概念を指しうるからである。一方、計算機がこれらと「若い妻」とが同一人物であると結び付けるのは少々困難が伴う。それは、「妻」という言葉で表される対象が「恋人」で示される対象と同じ人であるにせよ、時間的には、ずれているからである。このような時間関係の処理は現在の計算機が最も苦手とするものの一つであろう。また、最後に現れる「日野千花子という少女」は最初の「少女」とは当然別人であるが、これも計算機では簡単には検出できない。この例の場合、最初の「少女」の名前が分かっていないために、名前をキーにする人間の同定が行えない。子供を産んだから妻というのも、かなり乱暴な手法である。(実際、日野千花子という女性はこのあと、結婚こそしないが彼の子供を産む。)

ここまでの話で、計算機による対象の同定にはある仮定と約束が必要であることが分かる。それは、明らかに矛盾が生じる場合でなければ、複数の対象表現を同一のものを指すものとみなそうということである。

もし、これに反して、明らかに同じものでなくてはならないという方針を用いて、計算機に処理させるとすればほとんど同定ができないこととなる。明確な矛盾がないかぎり、アクティブに同じものであるとしてマッチングを取る手法を筆者らはアクティブマッチング法と名付けた。このような矛盾の検出にはいろいろな手法が考えられるが、さまざまな部分に分割された知識をその時々に応じて手続き的に用いるというのは、処理系全体の見通しが悪くなる欠点がある。したがって、取り扱う必要のある情報を定形的にすべて取り扱えるような知識表現法が必要となる。(このことは、知識はその内容に応じて、分割しておき、必要なときに必要な知識群だけを検索する方が望ましいという議論とは矛盾しない。そのような知識を組み立てて、それを用いて、表層上のいくつかの表現と現実世界における対象物との関係を決定する場合に、定形的な処理が望ましいということである。)

さて、上の例でも示されるように、対象物(人)を同定するためには、静的な情報(容姿とか性別とか名前とか)の組み合わせだけでは不十分である。その人が、なにをした人かとかどういう状況にある人かといった動的な(対象物ではなく事象と結び付いたという表現もできよう)情報をも組み合わせ、しかも統一的に取り扱う必要がある。ここでアクティブマッチング法の実現のために筆者らの検討している概念表現法およびそれを用いたマッチング法について、触れておこう。

「美しい少女」「彼が愛した娘」を示す概念表現を図-1に示す(時制については省略)。ここでは、一つの概念を示すために、いくつかのユニット(図において、箱で示された概念の最小単位)の組み合わせで表現している。自然言語処理で用いられるシソーラスとの関係で言えば、より多くのユニットを用いて、より詳細に記述された概念は、シソーラスの木構造の中の、より枝側の概念ということになる。(「人間」→「女」と言った関係が容易に理解できよう。)
「彼が愛した娘」の構造から分かるように、この表現は動的な(事象)表現をも静的な情報と全く同様に表現できる。(したがって、マッチングができる。)さらに、文章を読み進むにつれて、構造が成長して行き、その成長した各時点で、新たな入力とマッチングが行える。

このような表現法に基づくアクティブマッチングの基準としては、次のようなものを採用している。ある二つの表層上の単語の示す概念について、その属性値

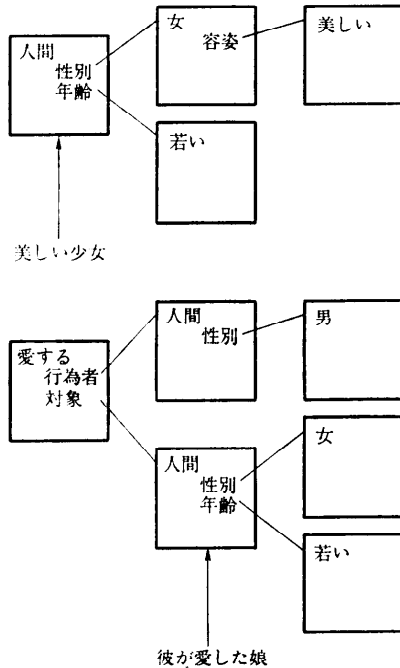


図-1 概念表現の例

として埋め込まれるユニット群が全く同じであれば、それらの概念は同じものを示している可能性がある。もちろん一つの文章のなかに現れる全く同じ表層の単語が別の対象を指す可能性は常にあるので、この結果だけでは同じ対象を指すとは決定できない。

さて、ユニット群の構造の中の同じ名前の属性に異なった概念を示すユニット群が埋め込まれている場合には、もとの表現同士は同じ対象を指す可能性はない。たとえば、「人間 (性別=男)」と「人間 (性別=女)」とは明らかに同じ対象を指さない。

最後に、二つのユニット群があって、それらが持つ情報が互いに独立したものである場合がある。この場合にはシステムは、同じものである可能性を示すことになる。しかしこれには、明らかに反例もある。たとえば、上に示した例における「日野千花子という少女」とそれまでに出現した「少女」とが、全く矛盾しない(「日野千花子という少女」は「少女(名前=日野千花子)」という情報しか持っていない。) ために、同じ少女であるとみなされてしまう可能性がある。このような場合にはより深い処理が要求されよう。

5. 自然言語理解システム

5.1 協調的対話システムにおける文脈処理

5.1.1 COOP⁵⁾

J. Kaplan は COOP という自然言語データベース QA システムを作成し、協調的対話における「協調性」を次のように分類している。

(1) Corrective Indirect Responses (訂正的間接応答)

質問者が誤った仮説を用いていることが推論されたとき、それを訂正して応答する機能で、次の例のように知的に応答する。

User: Which students got a grade of F in CS 105 in Spring 1980?
 「1980年の春学期のCS105という授業で成績がFだったのはどの学生ですか。」
 System: CS 105 was not given in Spring 1980.
 「CS 105という授業は1980年の春学期にはありませんでした。」

このような質問に、単に“Nil.”と答えるだけでなく、前提が間違っていることを指摘する。

(2) Suggestive Indirect Responses (示唆的間接応答)

質問者の意図を理解し、次に続く質問を推論して、先回りして答える機能。

User: How many more trains leave for N. Y. this evening?
 「今晚のニューヨーク行きはあと何本ありますか。」
 System: None, but there are 3 tomorrow morning.
 「ありませんが、明朝3本あります。」

この機能には質問文中の焦点の解析が必要なため、難しい課題を含んでいる。

(3) Supportive Indirect Responses (支援的間接応答)

質問に対する答えを質問者が理解しやすい形に補って応答表示する機能。

User: What are the advisor's phone numbers?
 「指導教授の電話番号を教えてください。」
 System:

(ADVISOR NAME)	(ADVISOR TITLE)	(ADVISOR PHONE #)
MOYER,	PROFESSOR	312-753-2184

ROSCOE
 O'BRIEN, PROFESSOR 713-845-0365
 JOANNE
 ORSZAG, PROFESSOR 804-924-8675
 VANCE

5.1.2 ARGOT⁶⁾

Rochester 大学の J.F. Allen の開発した ARGOT はユーザと対話する計算機オペレータをシミュレートする対話システムである。ここで想定されている対話は次のようなものである。

User: Could you mount a magtape for me?
 「磁気テープをマウントしてもらえますか?」

It's tape xxx.

「テープ XXX です。」

No ring, please.

「リングは不用です。」

Can you do it in five minutes?

「5分以内にはできるでしょうか?」

System: Sorry, we are not allowed to mount that magtape, you will have to talk to [operator yyy] about it.

「申し訳ありません。その磁気テープのマウントは許されていません。この件については [オペレータ YYY] に問いあわせて下さい。」

User: How about tape zzz?

「テープ ZZZ はどうですか?」

このような対話を実現するためにゴールのレベルとして Task-level と Communication-level の二つを考えている。ここで、Task-level の目標はたとえば、「磁気テープをマウントしたい。」といったものであり、一方、Communication-level の目標は、「マウントする磁気テープの名前が分からないので知りたい。」といったものである。全体の構成を図-2 に示す。各処理部分を結ぶ知識表現としては一階述語論理を用いている。

なお、想定会話にあるように、自然な対話においては、一つの目標についての情報がいくつかの文に分けられている場合がある。このような場合には、システムからユーザへの質問が頻繁になりがちであるが、ARGOT では、文生成の時点で Task-level の目標を参照することで、そのような不適切な質問を避けることが可能である。



図-2 ARGOT のフローチャート

また Allen は文献 7) において、質問の目標からの前向き推論と、観測された発話の意味することからの後向き推論を同時に行い、両者が会おうパスを採用するという質問文解析方式を提案している。

5.1.3 NLGO⁸⁾

BBN の意志決定システム NLGO (Natural Language and Graphics-Oriented System) の中で Sinder は談話における話者の意図の理解システムを提案している。対話例を示す。

User: Display the clause level network.

「節レベルのネットワークを表示してください。」

System: (Display of network.) OK.

(ネットワークを表示) 「できました。」

User: Now focus on the preverbal constituents.

「では、動詞の前の構成要素に焦点を当てて下さい。」

System: (Display of subnet, not including S/AUX) OK.

(S/AUX を含まない部分ネットワークを表示) 「できました。」

User: No, I want to see S/AUX.

「違います。S/AUX を見たいのです。」

NLGO ではまず、Grice の理論¹⁰⁾に基づく方法によって話者の意図を理解する。対話例の最後の文について言えば、「user が S/AUX を見たいと思っていると user が信じているということを system に信じさせたいと user が望んでいる」ことによって、この文で発話されたことを system が認識することを user は意図している。この意図が認識されると、次に NLGO は、協調的対話の規則 (5.1.1 参照) に基づき、「user は自分が S/AUX を見たいのだと信じている」と推論し、さらには、「user は S/AUX を見たいのだ」と結論づける。話者の意図が決定できると、次に、NLGO は話者の現在の状況、話者のもつゴール、談話の文

脈、聞き手の能力についての話者の知識、聞き手の行動の習慣といった情報を用いて応答を決定する。これらの情報を組み合わせて用いることにより、話者の質問の意図と、話者の期待する応答とを関連付けることが可能となる。このモデルによって、命令文や疑問文からのみでなく、平叙文から導かれるさまざまな意図を認識できると主張している。

5.2 テキスト理解システムにおける文脈処理

5.2.1 SAM, MOPs⁹⁾,¹¹⁾

以上三つの例はともに自然言語における対話を対象としたシステムであるが、ここで述べる SAM (Script Applier Mechanism) は、より広い範囲の文章を対象とした物語理解システムの可能性を示している。対話例を示す¹²⁾。

John went to New York by bus. On the bus he talked to an old lady. When he left the bus, he thanked the driver. He took the subway to Leone's. On the subway his pocket was picked...

(ジョンはバスでニューヨークへ行った。バスの中で彼は老女に話しかけた。バスから降りるとき、彼は運転手に礼を言った。彼はレストランのレオーネへ行くために地下鉄に乗った。地下鉄の中で彼はすられた……)

Q 1 : Why did John go to New York?

「なぜジョンはニューヨークへ行ったのですか?」

A 1 : Because John wanted to go to Leone's.

「ジョンはレオーネへ行きたかったからです。」

Q 2 : How did John get to Leone's?

「どうやってジョンはレオーネへ行きましたか?」

A 2 : John went to New York by bus and then he went to Leone's by subway.

「ジョンはバスでニューヨークへ行き、それから地下鉄でレオーネに行きました。」

Q 3 : Did anything unusual happen on the bus?

「バスの中でなにか特別なことがありましたか?」

A 3 : I don't remember anything.

「なにも覚えていません。」

Q 4 : Did anything unusual happen on the subway?

「地下鉄の中でなにか特別なことがありまし

たか?」

A 4 : A thief picked John's pocket.

「泥棒がジョンの金をすりました。」

二つ以上の文を関連付けて取り扱うためには、それらの文の中に現れる事象同士をなんらかの因果関係で結び付けていくことが考えられる。ところが、日常の文章では、明らかに理解できるような場合にはそのような因果関係をことさらには表現しないでおくことが多い。このような、表面的には結び付けられてはいないが、記憶の中では既になんらかの関係を持って蓄えられている知識として、Schank らが提案したのが、SAM で用いられている Script である。有名なレストラン Script を例に取れば、レストランで食事をするという事柄に対する一般的な常識として、「レストランに入る。席に着く。注文をする。……」といった標準的な一連の事象が並べて記述されている。このような常識的な事柄をすべて、発話された表層の言葉から推測することは困難である。たとえば、「レストランへ行った」という文だけから、「支払をする」ということをなんらかの因果関係だけで結論付けることは困難である。逆にも、そのような因果関係をすべて発話したならば、かなり不自然な文章となろう。たとえば、「私は昨日食事をしようとして、レストランに入り、席に座って、注文をして、……」。しかしながら、話者は聞き手がそのような常識的關係を記憶しているであろうことを予想して話を進めていくのである。このような互いの常識を基礎にした発話を理解するためには Script に代表されるようななんらかの記憶が必要となる。

さらに、現在では、人間の持つ記憶構造を4つのレベルに分割してモデル化し、その中で、Script を動的に導出する基となる知識として、MOPs (Memory Organization Packets) を提案している¹¹⁾。

5.2.2 CONTRAST¹⁴⁾

文脈情報を用いて文章を理解しようとする研究としては、筆者らの行っている機械翻訳 CONTRAST の文章理解部分も一つの試みとしてあげられよう。ここでは、対象言語として日本語と英語が扱われており、対象分野はともに、テロリズムに関する新聞記事である。入力文と出力結果の例を示す。

CONTRAST システムのフローチャートを図-4 に示す。

図-4 に示されるように言語理解は構文解析、意味解析、文脈解析の順に進んでいく。意味解析部分で

Red cross ambulances rushed two young women whose hands had been wounded as the result of a bomb to Manolo Morales hospital.

入力文の例

爆弾が爆発して、二人の若い女性たちが腕に負傷した。そのため、救急車はマノモラレスという病院へその女性たちを急送した。

翻訳結果

図-3 機械翻訳システム CONTRAST の入出力例

は、文単位の意味解析を行ってフレーム形式に似た意味表現を抽出する。連用中止などを含む文の連続は、独立した事象の集合として評価される。次に、タイトル中のキーワードあるいは本文中の最初の二つの事象によって文章のトピックを決定し、トピックによって記憶から呼びだされる文脈レベルの知識表現構造（たとえば、誘拐やハイジャックなどに沿って、記事の理解を行う。実際には、文脈表現構造に示されるシーン（事象を埋め込む枠組み）に、入力文から得られた事象を示す意味表現を適切に埋め込んでゆくことによって理解が行われる。最終的に得られる文脈表現構造を図-5に示す。この構造を元に CONTRAST では、目標言語における文章を生成する。

CONTRAST は機械翻訳システムであるが、トランスファ方式を取らずに、文脈情報をも含んだ単一の間中表現を設定しているため、翻訳のみならず、同一言語内での言い替えや、自動要約への可能性を持っている。

6. 文脈理解における今後の課題

第5章のいくつかのシステムの例を見れば明らかのように、システムが対象とする領域はかなり狭く限定されている。そのような限られた世界での知識を用いて、文脈レベルの深い理解を行っているのである。

文脈理解の研究に足を踏み入れるとすぐに分かることであるが、たとえ限られた分野でも、人間が理解するとき用いる知識は膨大であり、大変に高度な推論を行っている。そこから我々は人間の知性の奥深さ、偉大さを常に感じているが、我々はそのような膨大

入力文章（日本語または英語の新聞記事）

[構文解析]

構文解析木

[意味解析]

文単位の意味表現

[文脈解析]

文脈表現構造

[文章生成]

出力文章（日本語または英語）

図-4 機械翻訳システム CONTRAST

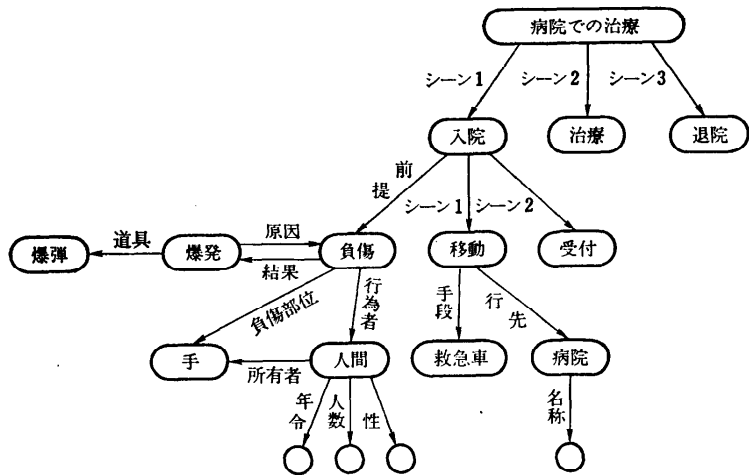


図-5 文脈表現構造（図-3の内容に対応する）

さ、高度さの中から、なんらかの規則性、トランスペアレントな手法の発見、開発を目標としている。しかし、従来の人工知能の研究成果を眺めてみても、知識表現法や推論手法で真に利用できるものは少ない。

たとえば、概念の体系であるシソーラスも、さまざまな概念間のマッチングをとるときは、決して使いやすくなく、概念を記述する能力にも限界がある。また、非単調論理は、従来の厳密な論理体系よりも実際に利用可能なものだろうが、まだ基本原理レベルの段階にあるようである。

さらに、人間の持つ常識や専門知識を知識ベース化し、さまざまな領域に対応しようとする、巨大な知識ベース構築の問題に直面する。概念表現や概念間の関係記述などは、互いに組合せ論的に数が増加し、

(半)自動的な知識獲得法の研究が必要とされる。

また、本特集号の他の解説にも多く語られていると思われるが、構文解析法、意味解析法などにも難しい問題が山積している。構文解析の並列化、係り受けの決定、単語の意味の多義性などは本稿の文脈レベルの解析と密接な関係にあり、歩調を合わせて研究を進める必要がある。

参 考 文 献

- 1) Winograd, T.: 自然言語処理, サイエンス 11月号, pp. 67-81 (1984).
- 2) Winograd, T.: Understanding Natural Language, Academic Press (1972).
- 3) Schank, R. C. and Abelson, R.: Scripts, Plans, Goals and Understanding, Lawrence Erlbaum Associates (1977).
- 4) 石崎 俊, 井佐原均; 文脈と言語理解, 電子通信学会言語処理とコミュニケーション研究会 (1986年6月).
- 5) Kaplan, J.: Cooperative Responses from a Portable Natural Language Database Query System, Brady, M. and Berwick, R. C. (eds): Computational Models of Discourse, The MIT Press (1983).
- 6) Allen, J. F.: Argot: A System Overview, Cercone, N. J. (ed) Computational Linguistics, Pergamon Press, pp. 97-109 (1983).
- 7) Allen, J. F.: Recognizing Intentions from Natural Language Utterances, Brady, M. and Berwick, R. C. (eds): Computational Models of Discourse, The MIT Press (1983).
- 8) Sidner, C. L.: What the Speaker Means: the Recognition of Speaker's Plans in Discourse, Cercone, N. J. (ed) Computational Linguistics, Pergamon Press, pp. 71-82 (1983).
- 9) Sidner, C. L.: Focusing in the Comprehension of Definite Anaphora, Brady, M. and Berwick, R. C. (eds): Computational Models of Discourse, The MIT Press (1983).
- 10) Grice, H. P.: Logic and Conversation, Cole, P. and Morgan, J. L. (eds): Syntax and Semantics Vol. 3, Academic Press (1975).
- 11) Schank, R. C.: 言語と記憶, Norman, D. A. (ed) 佐伯胖監訳, 認知科学の展望, 産業図書 (1984).
- 12) Lehnert, W.: Human and Computational Question Answering, Cognitive Science, Vol. 1, No. 1, pp. 47-73 (1977).
- 13) Lehnert, W. G. et al.: BOLIS-An Experiment, In-Depth Understanding of Narratives, Artificial Intelligence, Vol. 20, pp. 15-62 (1983).
- 14) 石崎 俊, 井佐原均, 横山晶一, 内田ユリ子: 文脈情報を用いた機械翻訳システム CONTRAST の特徴, 情報処理学会第 32 回全国大会 (1986年3月).

(昭和 61 年 7 月 4 日受付)