1F2-5

脳内言語処理から発想を得た人-ロボット指示理解: 読解対象文をコンテキ ストとするフィルタリング・ネットワーク形成の提案

A demand-based filtering in the generation of the syntactic parsing noun-network structure by using dictionary and thesaurus for human use toward an application for human-robot communication

> 相川 大輔*1 Daisuke Aikawa

我妻 広明*1,*2 Hiroaki Wagatsuma

*1 九州工業大学大学院生命体工学研究科 Graduate School of Life Science and Systems Engineering, Kyushu Institute of Technology

*2理化学研究所脳科学総合研究センター

We have proposed a noun-network structure by using dictionary and thesaurus for human use and it reflects the English grammar, which attempts to use for automatic understanding of what human verbal instructions mean. In this study, we improved the framework of the noun-network generation by defining details of the morphological change of the network depending on two parameters such as divergence and density among related words and the fitness function for the task. The proposed algorithm is evaluated by 101 English test (sentence-word matching) and the scores were examined in various conditions of the network evaluation.

1. はじめに

人が文章を読むときは、主語(S)、動詞(V)、目的語(O)などの 要素を文法に従って解釈し、辞書にある限定した単語の関係性 から, その意味を理解する. 近年は統計手法やデータマイニン グなど大規模データベース化による構文解析が主流である[北 1999]. 一方, 自然言語を扱う人間の言語能力を考えてみると, 母国語の場合は生まれてからその言語に長く触れてきたことか ら十分な量の辞書が脳の中に記憶されているとも推量できるが、 第二言語は習得に同じだけの量と質を確保できないことは明ら かである. そのような不十分な辞書の場合に、意味ネットワーク が, 構文理解・意味抽出をどれだけ補佐するのかが, 本研究の 中心課題である. 具体的には, 文法構造から推定される単語間 の関係性(意味の近さ)と、人が使う辞書の小規模の関係性デ ータベースから英文の構文解析を行う場合の有効性を検討す る. 特に, 命令文理解に注目し, SVO 型の目的節(O)の解釈を 目指す. "take a big ball" など, 絶対的基準よりも相対性を活用 した文は日常指示文に多く, 状況を解決するに十分な構造が 名詞をノードとするネットワークから得られると仮説を立て, 英文-単語意味整合テストにおいて有効性を検証した.

2. 方法

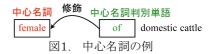
本研究では、SVO 型の場合がよく見られる命令文において 目的語を正確に把握し、ネットワーク形成する方法を提案する. まず「中心名詞」について定義し、その点をノードとして広がるネ ットワーク構造を考える.

2.1 中心名詞の定義

目的節の中心となる名詞を「過去分詞, 現在分詞, that 節, what 節, of などの直前の名詞」と定義し、「中心名詞」と呼ぶ。 また, 過去分詞, 現在分詞などの中心名詞を判別するための単

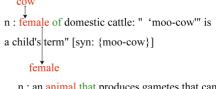
連絡先:相川大輔, 九州工業大学大学院生命体工学研究科(我妻 研), 〒808-0196 北九州市若松区ひびきの2-4, 093-695-6159, aikawa-daisuke@edu.brain.kyutech.ac.jp

語を中心名詞判別単語と呼ぶ. したがって"female of domestic cattle"という名詞句では"female"が中心名詞となる(図 1).



2.2 ネットワーク生成

次に中心名詞ネットワークを定義する. ある名詞から, 英英辞 典(Princeton University, http://wordnet.princeton.edu/wordnet) を用いて、その意味(説明文)を中心名詞に注目して辿ることを 考える. "cow"から始まる中心名詞ネットワークは, 図 2 のよう に"cow"から"female", "animal"と連結される構造が得られる. ここで, 赤色は中心名詞, 緑色は中心名詞判別単語を表してい る. この手続きを繰り返すことで、中心名詞ネットワークを生成す ることができる. また, 英英辞典で単語を調べていく回数を, 深 度(DEPTH)とする. 図 2 では、"cow"から 2 回英英辞典で調 べている. よって, DEPTH = 2 (以後, DEPTH2のように記述 する)のネットワークである.



n: an animal that produces gametes that can

be fertilized by male gametes

図 2. cow のネットワーク生成

2.3 類義語辞典の活用

中心名詞ネットワークの有効性検証の課題として、図3のよう な英文テストを用意した.この例題の解答は"sheep"だが、英英 辞典の説明文 "woolly usually horned ruminant mammal related to the goat" と例文は単純に合致せず、また文に含まれる単語も 異なる。また、英英辞典のみを辿る中心名詞ネットワークでは、図 2 に示したように調べれば調べるほど抽象的な説明となり、他の単語から辿った場合の類似性が高まり、単語の意味を区別する目的には適当でない。また同ネットワークはその特性から循環構造になる可能性もある。そこで、深度調整と類義語辞典(ARTFL Project, http://artfl-project.uchicago.edu/)]の相補的活用によって考慮する。図 4 に、類義語辞典を併用した "cow"の中心名詞ネットワークを示す。ネットワーク生成過程に現れた名詞は、問題文中の名詞と類義語辞典で同じグループに属した場合「関連名詞」として、見出し語を経由してノードとなる。

問題番号100: a farm animal used for its meat and hair 選択肢 (a) cow (b) sheep (c) plant (d) pig

図 3. 英文テスト例

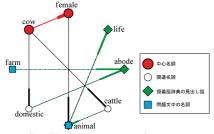


図 4. 類義語辞典を併用した中心名詞ネットワーク(DEPTH2)

2.4 構文解析のための評価値 E

図 3 のような英文テストの解の自動検出のために、中心名詞ネットワークを用いるため課題解決の評価値を定義する. 評価値として、ネットワーク内のノード分岐数の総和 Bと、ネットワークの基点となる名詞("cow";問題文の「選択肢」)からネットワークに含まれる問題文中に現れた名詞("farm", "animal")までの距離(ノード間ステップ数)の総和 Dに注目した。この 2 つを m_b および m_d の重み付けによって、評価値 Eを式(1)に定義する. 読解対象文をコンテキストとする、つまり問題文に含まれる名詞を用いたネットワーク形成を問題文の「選択肢」毎に生成し、各ネットワークを評価値 Eで比較し、Eが高ければ高いほど、対象とする問題文と当該「選択肢」の関係性が高いと考える。よって、評価値 Eによって順位付けされた「選択肢」の1位が英文テストの正答と一致することかどうかを検証する.

$$E = m_b B + m_d D \tag{1}$$

(1) ネットワーク内のノード分岐数の総和 B

式(1)のBについて定義する. あるノードの分岐数とは、そのノードから他のノードに連結されている数である. 図 4 において矢印(矢じりを太線にした)はネットワーク生成時に辿った方向に向いている. ここでは、その向きは問わない. したがって、ネットワークのノード数をNとすると総和Bは以下のように定義できる.

$$B = \sum_{i=1}^{N} (b_i - 1) \quad (i = 1, 2, \dots, N)$$
 (2)

ここで、 b_i はi番目ノードにおける分岐数である. 分岐が多い程、基点名詞(選択肢)から英英辞典を辿って現れた名詞と、問題文内名詞は整合性(類義語特性)が高かったということになる.

(2) 選択肢(基点)から各問題文中名詞への距離の総和 D

式(1)の Dを定義する. 図 4 のように選択肢 "cow"から関連名詞"animal", "domestic"などまでのネットワーク内距離が近い程, その選択肢が問題文の意味に関連が高く, 正答である可能性が高いと考える. そこで, 深度 DEPTHに加えて, 中心名

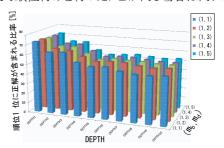
詞—関連名詞,関連名詞—類義語間の冗長距離(ここでは $\eta=3$)から,最長距離 $DEPTH+\eta$ が得られる.そこで,この関連度は正の数の総和となり,以下が与えられる.

$$D = \sum_{j \in M} \left(DEPTH + \eta - d_j \right) \tag{3}$$

ここで,M はネットワークに含まれる類義語の見出し語の集合で, d_i は j番目見出し語ノードまでのネットワーク距離である.

3. 実験

英文-単語意味整合テストを 101 問用意し(図 3 に例), 評価値 Eの値で順位付けを行った. Eが同じ場合は同ランクとする.



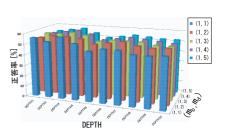


図 5. 実験結果(上:正解含有率,下:正答率)

式(1)の重み付けパラメータは (m_b,m_d) として変化させた実験結果を図5に示す。 101 問中,評価値 Eから正答が順位 1位に含まれた比率 (正解含有率;同列 1位が複数ある可能性がある)を図 5(上段)に,正答が順位 1位に"唯一"含まれた比率 (正答率)を図 5(下段)に示した。正解含有率が最も高かったパラメータは DEPTH1, (1,1), (1,2)の場合で 73%だった。正答率が最も高かったパラメータは DEPTH3で m_b , m_d によらず56~58%であった。先の結果[相川 2013]は,この場合の正解含有率の DEPTH2 に相当し,ここでの最大正答率は 56%であったことを考えると,本提案による重み付けパラメータの改善は 2%の成績向上であったことになる。

4. まとめ

本研究では、人が使う辞書で、つまりデータベースとしては情報量が十分でない辞書を用い、意味ネットワークが英語テストを解く問題において情報補完する能力を調べた。これは人が構文理解において脳内情報処理する過程と想定され、効果的な意味ネットワーク生成が言語理解の基盤となっていることを示唆する。今後は名詞によるネットワーク形成から修飾語を加味した多様性ネットワークについて検討が必要と考えられる。

参考文献

[北 1999] 北研二: 言語と計算—確率的言語モデル, 東京大学出版会, 1999.

[相川 2013] 相川大輔, 我妻広明: ロボット言語指示課題に向けた文法構造を反映した構文解析ツリーの検討, ネットワークが創発する知能研究会(JWEIN'13), 78-83, 2013.