

## ネットワークの活性値に基づく深層格解析手法の提案

渋木 英潔<sup>†\*</sup> 荒木 健治<sup>††</sup> 桃内 佳雄<sup>†††\*</sup> 栄内 香次<sup>††††</sup>

† 北海学園大学大学院経営学研究科 札幌市豊平区旭町 4-1-40

†† 北海道大学大学院情報科学研究科 札幌市北区北 14 条西 9 丁目

††† 北海学園大学工学部 札幌市中央区南 26 条西 11 丁目 1-1

†††† 北海学園大学経営学部 札幌市豊平区旭町 4-1-40

\* 北海学園大学ハイテク・リサーチ・センター 札幌市中央区南 26 条西 11 丁目 1-1

あらまし 本稿では、現在の話題をネットワーク上の活性値で表現し、文の単位にとらわれずに深層格を解析する手法を提案する。提案手法は、我々の先行研究 [2], [3] である深層格選好に基づく推測手法を文脈解析に応用したものである。深層格選好に基づく推測では、ある名詞がある動詞に下位範疇化される際に担う深層格の傾向を手がかりに推測するため、名詞・動詞間の表記上の単語距離や、助詞などの文法語の情報が不明であっても推測することが可能である。したがって、本手法は、文章中の単語をキーワードスポットティング的に認識し、深層格選好により推測することで照応解析を試みるものである。しかしながら、深層格選好のみでは一意に候補を絞込むことが困難であるため、活性値により絞込みを行う。本稿では、手法の枠組みと小規模な予備実験を行った結果について報告する。

キーワード 文脈解析、深層格、照応、ネットワーク、活性値

## A Proposition of a Method for Deep Case Analysis Based on Activity in Network

Hideyuki SHIBUKI<sup>†\*</sup>, Kenji ARAKI<sup>††</sup>, Yoshio MOMOUCHI<sup>†††\*</sup>, and Koji TOCHINAI<sup>††††</sup>

† Graduate School of Business Administration, Hokkai-Gakuen University  
4-1-40, Asahi-cho, Toyohira-ku, Sapporo-shi, Japan

†† Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University  
Kita 14, Nishi 9, Kita-ku, Sapporo-shi, 060-0814 Japan  
††† Faculty of Engineering, Hokkai-Gakuen University

Minami 26, Nishi 11-1-1, Chuo-ku, Sapporo-shi, 064-0926 Japan

†††† Faculty of Business Administration, Hokkai-Gakuen University  
4-1-40, Asahi-cho, Toyohira-ku, Sapporo-shi, Japan

\* High-Tech Research Center, Hokkai-Gakuen University  
Minami 26, Nishi 11-1-1, Chuo-ku, Sapporo-shi, 064-0926 Japan

**Abstract** We propose a method for analyzing deep case of a noun in a different sentence from a sentence in which a verb is. The method is an application of our previous method [2], [3] to context analysis. The previous method is based on the assumption that each word concept has deep case preference, which is the tendency of interpretation of the word as a specific deep case. Analysis using the deep case preference can be performed without a word order and a grammatical word. We attempt to analyze a deep case of a word, which is recognized by keyword spotting, based on the preference. Then an output is determined using the activity of a node corresponding the word. In this paper, we report the framework of the method and a result of preliminary experiment.

**Key words** context analysis, deep case, anaphora, network, activity

## 1. はじめに

我々は、要約や対話システムなどへの応用を目的として、文章全体を一つのネットワークで表現する文脈解析器の開発を試みている。文脈解析に関する従来研究として、文献[1]などが挙げられる。しかしながら、文献[1]では、表層的な文の構造や単語の距離などを重視するため、本来意味的に同一である文が、表現上の違いにより異なる結果となりやすいと考えられる。我々は、文献[2], [3]などにおいて、単語の概念ごとに特定の深層格に解釈される傾向（深層格選好）が存在するという考え方に基づく深層格推測手法を既に提案している。この考え方に基づくならば、文章中の単語に着目することで、表現上の違いによる影響を抑えた解析が可能になるとと考えられる。そのために、本稿では、文章中の単語を入力とし、ネットワークの活性値に基づいて現在の主題を判断することで、文の単位にとらわれずに深層格を解析する手法を提案する。

本手法のネットワークは、名詞と動詞をノードとし、各ノードは深層格でラベル付けされたリンクにより関連付けられる。ネットワークの活性値に基づいて深層格解析を行う手法として竹内らの手法[4]などが挙げられるが、竹内らの手法では一文単位での処理を行うのに対し、本手法は文脈を考慮した処理を行っている。また、解析の時点までに入力された全ての単語をネットワーク上のノードとして等しく表現するため、以前に入力された文の単語に対しても、現在入力された文の単語と同一の機構で処理することができ、照応に関する処理を特別に行う必要がない。本稿では、手法の枠組みと、小規模な予備実験を行った結果について報告する。

2. 節では、基本的な考え方として、深層格選好による推測の文脈解析への応用における利点と問題点を述べた後、活性値を用いた話題の推移による解決案を述べる。3. 節では、ネットワーク表現について述べる。4. 節では提案手法の枠組みを記述し、5. 節で予備実験を行った結果について報告し、活性値による話題推移の有効性を検討する。6. 節では、大規模データを対象とするための学習に関して記述する。7. 節は、まとめと今後の予定である。

## 2. 基本的な考え方

本手法は、我々が文献[2], [3]などで提案した深層格推測手法を基にしている。文献[2]の手法は、単語の概念ごとに、それぞれ特定の深層格に解釈される傾向（深層格選好）が存在するという仮定に基づき、一定量のタグ付きコーパスから深層格選好を計算した後、その値を用いてタグなしコーパスから多様な言語表現に対応するための規則を学習する。単語の概念単位で与えられた深層格選好を手がかりの主体とすることにより、文献[2]の手法は、助詞や語順などの文法的な要素を考慮せずに6割以上の精度で推測可

能であるという特徴をもつ<sup>(注1)</sup>。文献[2]では文単位で深層格推測を行っているが、この特徴を文脈解析に応用すると、キーワードスッティング的に名詞と動詞を抜き出し、両者の深層格選好に基づいて推測することで文の単位にとらわれない深層格推測が可能になると考えられる。

しかしながら、文という制約を取り除くことにより、ある深層格を担うことが可能な名詞の候補が多くなり、深層格選好のみでは絞り込むことが困難になると考えられる。そこで、本手法では、推測における各時点での話題を考慮することで、適切な候補を選択することを試みる。例えば、「明日、14時から会議があります。議題は来月の学園祭に関してです。場所は6階の62番教室です。」という文章を人間が読んだ場合を仮定する。このとき、3文目の「場所」が「会議の場所」を指していると理解されるのは、「会議」という単語が「2つの文に含まれているから」というような明確な理由によるものではなく、もっと漠然とした「現在の話題が会議に関することだから」というような理由によるものと思われる。仮に、2文目のみが異なる「明日、14時から会議があります。それと先週頼まれた機材が届いています。場所は6階の62番教室です。」という文章であった場合には、「場所」が「機材の場所」を指す可能性が高くなる。これは、現在の話題が、2文目で「機材」に関する話題に移ったからだと考えられる。

本手法では、このような各文を読んだ時点での話題の移り変わりをネットワーク上のノード活性値の変化により表現し、「話題は常に移り変わるものであり、現在の話題を継続させるためには、現在の話題に関連した事柄を常に述べる必要がある」という考え方をする。すなわち、最初の例で「会議の場所」と理解できたのは、2文目に「議題は～」という「会議」に関連した文を続けたことにより、話題を「会議」から変化させなかったからだと考え、一方、2文目が「機材」に関する文となった場合には、話題を「会議」に留めようとしなかったために、次の話題である「機材」に移ることになったと考える。以上の考え方を実装するために、本手法では、全ての活性値を常に減少させることで話題を変化させようとする力と、入力された単語のノード及びそれに関連するノードの活性値を増加させることで話題を留めようとする力の、二つの力を拮抗させることで現在の話題を求めるというアプローチをとる。ここでの関連するノードとはネットワーク上でリンクが張られているノードのことである。

## 3. 知識表現

本手法のネットワーク表現の例を図1に示す。ネットワークは、名詞ノードと動詞ノードで構成され、名詞ノードと

(注1)：文献[2]では、助詞や語順などを考慮することにより更に精度向上させている。

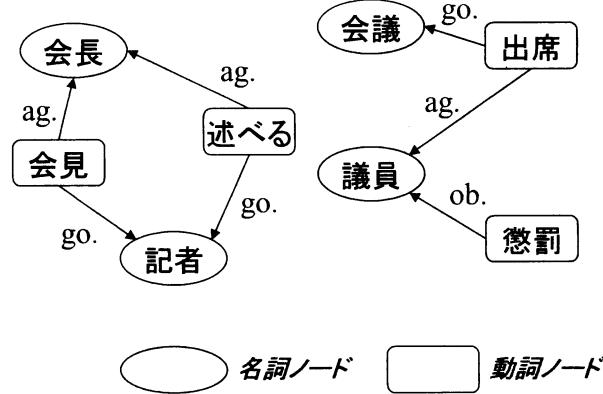


図 1 ネットワーク表現の例

表 1 深層格の一覧

agent	object	goal
condition	implement	material
place	scene	source
cause	purpose	basis
beneficiary	quantity	

動詞ノードの間には深層格リンクが張られている。

名詞ノードは、推測時点での話題性の強さを表すための活性値をもっている。また、同一表記の名詞は同一の名詞ノードに対応させることで照応を行うこととした。このことから、文章中の異なる箇所から同一ノードが参照される可能性があり、それぞれ異なった助詞を伴って現れることが考えられる。それゆえ、参照された時点での文番号と付属する助詞の組をリストとして保持することとした。

動詞の場合は、同一表記であっても異なる箇所で使用された場合には異なる動作である可能性が高いため、同一表記であっても別の動詞ノードに対応させることとした。また、動詞の多義性に関しては、文献[1]などにおいて、直前の名詞と助詞により動詞の多義性を解消できることが報告されているため、本手法でも同様の方法で同一表記の動詞を細分類した。

本稿で対象とする深層格は暫定的なものである。我々はアプリケーションに応じて深層格を設定するべきであると考えており、本稿における深層格が最善であるとは考えていない。EDR コーパスを学習データとして用いるため、文献[5], [6]を参考として、動詞と名詞の間の関係が強いと考えられる表 1 に示した 14 種類の概念関係子を対象とした。

#### 4. 処理

提案手法の全体の流れを図 2 に示す。入力は平文であるため、まず単語の認識から処理を開始する。認識する単語の品詞は名詞と動詞とし、2. 節で述べたようにキーワードスポットティング的に認識する。深層格選好が不明な単語を

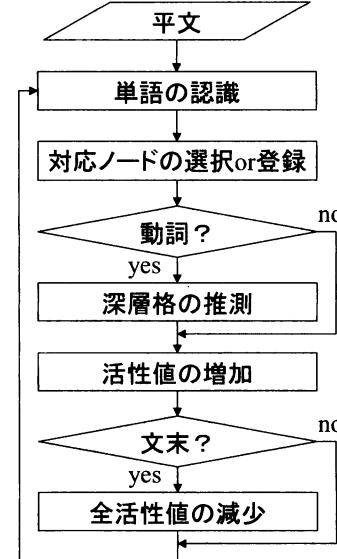


図 2 全体の流れ

認識してもその後の処理に支障が出るため、既存の形態素解析ツールを使用せず、深層格選好が判明している単語の表記を基に最長一致法で単語認識を行うこととした。

認識された名詞が既に文章中に現れていた場合には、対応するノードをネットワークから検索し、新出語である場合には、対応するノードをネットワークへ新規に追加する。動詞の場合には、3. 節で述べたように、同一表記であっても異なるノードと考え、常に新たなノードを追加することとした。

動詞が認識された時点で、深層格選好と活性値に基づいて、下位範疇化される名詞ノードを探査し深層格の推測を

行う。深層格選好についての詳細は、文献[2]に譲り、本稿では概略を述べる。名詞の深層格選好は、ある動詞に下位範疇化される際にその名詞が担う深層格の傾向を表し、動詞の深層格選好は、ある名詞を下位範疇化する際にその名詞が担う深層格の傾向を表す。深層格選好は、それぞれの深層格ごとに0から1の範囲の数値をとり、大きな値をとる深層格ほど、その深層格と解釈される傾向が強いことを表す。ある名詞 $n$ が動詞 $v$ に深層格 $d$ として下位範疇化される度合い $pl(n, v, g, d)$ は、両者の深層格選好と活性値の積を基に計算される。

$$\begin{aligned} val(n, v, g, d) &= dp_N(n, d) \times \sum_{i \in D} dp_V(v, d, i) \\ &\quad \times gr(g, d) \times act(n) \\ pl(n, v, g, d) &= \frac{val(n, v, g, d)}{\sum_{i \in D} val(n, v, g, i)^2} \end{aligned} \quad (1)$$

$dp_N(n, d)$ ,  $dp_V(v, d)$ は、それぞれ名詞と動詞の深層格選好であり、 $act(n)$ は $n$ に対応するノードの活性値である。 $g$ は $n$ が $v$ と同一文内に存在する場合に $n$ に付属する助詞であり、 $gr(g, d)$ は助詞 $g$ が深層格 $d$ と解釈される確率である。 $n$ が $v$ と異なる文に存在する場合には、助詞の影響を受けないよう $gr(g, d)$ の値を1とした。式(1)は、文献[2]の尤度計算式に活性値を掛け合わしたものである。動詞が認識されると、ネットワーク上に存在する全ての名詞ノードに対して $pl(n, v, g, d)$ を計算し、閾値 $T$ 以上で最も高い値となったノードを、深層格 $d$ を担う名詞とした。閾値 $T$ 以上となるノードが存在しない場合には、下位範疇化される名詞がないとした。

認識された単語に対応するノードの活性値を一定値増加させ、参照されたノードの話題性を高める。ネットワーク上でリンクが張られたノード間には共通の話題性があると仮定し、直接参照されたノードだけではなく、リンクが張られた先のノードの活性値も増加させることとした。増加させる値については今後検討する必要があるが、本稿では便宜的に対応ノードとの距離の2乗に反比例するように設定した。認識された単語が名詞の場合には、対応するノードの活性値を4増加させ、そのノードを下位範疇化している動詞ノードが下位範疇化する名詞ノードの活性値を1増加させた。動詞の場合には、下位範疇化している名詞ノードの活性値を1増加させた。一般に既知の単語への言及よりも新規な単語への言及の方が話題性が高いと考えられるため、新たに追加されたノードの活性値を高めに設定することとした。本稿では、便宜的に活性値増加量が2倍となるようにした。

最後に文末である場合には、話題を変化させるために、活性値の減少を行う。突出した活性値を平均化するため、現在の活性値の平方根となるように活性値を減少させることとした。

表2 予備実験結果

全体		
評価対象数	130	被覆率 74.6%
出力数	97	精度 90.7%
正解出力数	88	正解率 67.7%
ゼロ代名詞		
評価対象数	49	正解率 63.3%
正解出力数	31	

## 5. 予備実験

話題の移り変わりを活性値として捉えることの有効性を検討するため、小規模なシステムを作成し予備実験を行った。語彙が限られており、前後のつながりが明瞭である文章が予備実験の対象データとして相応しいと考え、そのような文章として、青空文庫[7]の楠山正雄「桃太郎」を用いることとした。活性値による話題変化の有効性に対する予備実験であるため、単語認識や深層格選好などによる影響をできるだけ抑えることとし、以下のように修正を行った。

ノードとして必要となる単語のみを人手で抽出し、桃太郎が生まれるまでのシーンに含まれる、延べ156単語（名詞90語、動詞66語）を入力とした。また、異なり語数は名詞37語、動詞59語であった。調査対象とした深層格は、agent, object, source, goal, purpose, place, timeの7種類であり、入力中に130の解析箇所を設定した。130の解析箇所のうち、動詞と同一文中に含まれる名詞が正解となるのが81箇所、含まれない名詞（ゼロ代名詞）が49箇所であった。入力を単語単位としたため、文末の定義を動詞が入力された時点とし、動詞が入力された時点で全活性値を減少させた。

深層格選好は、本来コーパスから学習される知識であるが、上述の理由により、予備実験では人手で作成した知識を与えた。また、本来の確率値ではなく、ある深層格と解釈される可能性がある場合には1、ない場合には0とする二値で表現した同様の理由により、助詞は、「に」、「と」、「が」、「は」、「へ」、「で」、「を」、「から」、「も」、「の」の10種類を設定し、意味素性は、「時間（むかし）」、「場所（山）」、「人間（おじいさん）」、「体部分（手）」、「物（桃）」、「液体（水）」、「容器（たらい）」、「行為（洗濯）」、「名称（桃太郎）」の9種類を設定した。

評価基準を被覆率、精度、正解率とし、それぞれ以下の式により計算した。

$$\begin{aligned} \text{被覆率} &= \frac{\text{出力数}}{\text{評価対象数}} \\ \text{精度} &= \frac{\text{正解出力数}}{\text{出力数}} \\ \text{正解率} &= \frac{\text{正解出力数}}{\text{評価対象数}} \end{aligned} \quad (2)$$

正解かどうかの判断は第一著者の判断による。

表 3 動詞の深層格選好の例

動詞	助詞	名詞	ag.	ob.	go.	co.	im.	ma.	pl.	sc.	so.	ca.	pu.	ba.	be.	qu.
入れ	を	力	0	119	12	0	0	0	1	2	0	0	0	0	0	0
			0	113	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
に	福祉		0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
に	CIM		0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
に	日本語		0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
に	...															
でも	東独		0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
でも	流通業界		0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
でも	日本		0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
にも	エンドユーザー・コンピューティング		0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
にも	栽培漁業		0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
...	...															
かか			2	115	5	0	0	0	0	5	0	0	4	0	0	0
が	時間		2	109	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
に	開発		0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0
に	チェック		0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
に	荷役		0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
に	...															
には	実現		0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
には	回復		0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
...	...															

表 4 名詞の深層格選好の例

名詞	動詞	ag.	ob.	go.	co.	im.	ma.	pl.	sc.	so.	ca.	pu.	ba.	be.	qu.
日本		381	370	361	5	6	1	491	58	96	0	0	16	0	0
	(日本は) な	1	22	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
	(日本に) 対	0	2	13	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
	(日本を) 含	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	...														
	(人気が) 出	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0
	(興味を) 持	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	...														
私		909	153	46	0	0	0	2	5	4	0	0	0	2	0
	(私は) 思	84	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	(私は) し	28	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	(私は) 考え	23	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	...														
	(班長は) 呼	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	(あなた方は) 思	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	...														

実験結果を表 2 に示す。被覆率 74.6%、精度 90.7% となり良好な結果が得られた。また、ゼロ代名詞である 49 箇所における正解数は 31 (正解率 63.3%) であった。今回の実験は予備実験的なものであり従来手法との比較を行える段階ではないが、省略解析を扱った文献 [1] では適合率 53.9%、再現率 46.3% という結果であり、表 2 に示す結果は本手法の今後を期待できる数値であると考えられる。

## 6. 学習

予備実験では小規模なデータであったため人手により知

識を与えることが可能であったが、大規模なデータにおいてはコーパスからの学習が必要である。本稿では、EDR コーパスを用いて深層格選好の学習を行うこととした。EDR コーパスの意味フレームから、表 1 の深層格をもつ 145,752 フレームを抽出し学習データとした。

学習データから獲得された動詞と名詞の深層格選好の例を表 3 と表 4 にそれぞれ示す。表 3 では、「力を入れ (る)」と「時間がかかる (る)」が例として挙げられている。1 行目の数値は学習データの中で「力を入れ (る)」に下位範疇化された名詞が担った深層格の頻度を示している。2 行目

留(学 者)<の> 1 (割)<が>(帰 国)<後> 退 職 (授 業 料)<な ど> 7 億  
円 “無 駄”。(国)<の> 海 外 留 学 (制 度)<で> 1 9 9 7 (年  
度)<か ら> 2 0 0 2 (年 度)<に か け て>(留 学)<し> た 中 央 (省  
庁)<の> 若 手 キ ャ リ ア 官 僚 5 7 6 (人)<の う ち>、 1 (割)  
<に> 当 た る 5 6 (人)<が>(帰 国)<後> 5 年 た た な い (う ち)<に>  
早 期 (退 職)<し て> い た (こ と)<が>(人 事 院)<の>(調 ベ)<で> 2 (1  
日)<ま で に>(分)<か> つ た 。 5 6 (人)<は>(会 計 檢 查 院)<や> 内  
閣 府 を 含 め 計 1 2 (省 庁)<に> 所 属 。(中)<に> は>(留 学)<中  
に>(民 間 企 業)<か ら>(説 い)<を> 受 け 、(帰 国)<後> 2 、 3 力  
(月)<で>(転 職)<し て> た (例)<も>。(給 与)<以 外 に>(滞 在 費)<や>(授 業  
料)<な ど> 1 人 当 た り 約 1 3 0 0 万 円 、 計 約 7 億  
3 0 0 0 万 (円)<の>(国 費)<が> 支 給 さ れ た が 、(返 還)<に>  
応 じ た の は (一 部)<だ け>。(公 務 員)<と> し て の>(仕 事)<に>  
ほ と ん ど (生)<か> さ れ な い ま ま 、(税 金)<を>(無 駄)<に>[し]  
た 形 だ 。

### ( ) 名詞 < > 助詞 [ ] 動詞

図 3 単語認識の結果例

は直前の名詞である「力」が担った深層格の頻度である。3行目からは直前以外で下位範疇化された名詞が担った深層格の頻度である。

表 4 では、「日本」と「私」が例として挙げられている。1行目の数値は学習データの中で「日本」が担った深層格の頻度である。2行目からは「日本」がある動詞に下位範疇化された場合に担った深層格の頻度である。

EDR コーパスから学習を行ったため、獲得された単語は「桃太郎」のような物語で使用される単語とは傾向が異なる。それゆえ、Yahoo!ニュース・国内トピックス[8]の政治欄から記事を抽出し評価データとした。諸般の事情により、単語認識までしか実験が終了していない。図 3 に単語認識の結果例を示す。発表では深層格推測を行った結果について報告する予定である。

## 7. おわりに

本稿では、現在の話題をネットワーク上の活性値で表現し、文の単位にとらわれずに深層格を解析する手法を提案した。本手法は、我々の先行研究である深層格選好に基づく推測手法を文脈解析に応用した手法である。深層格選好に基づく推測は、助詞や語順などの文法的な要素を考慮せずに推測が可能であるため、キーワードスポットティング的に認識した単語の深層格を推測することができる。深層格選好により絞り込むことが困難な候補に対して、ネットワークの活性値を利用することで解決することを試みた。全ての活性値を常に減少させることで話題を変化させようとする力と、入力された単語のノード及びそれに関連するノードの活性値を増加させることで現在の話題を留めようとする力を拮抗させるという考え方に基づいている。また、入

力された全ての単語をネットワーク上のノードとして表現することにより、照応処理を特別に行うことなく解析を行う。小規模な予備実験を行った結果、被覆率 74.6%、精度 90.7%となり、良好な結果が得られた。今後、EDR コーパスから学習した知識を用いて、新聞記事を解析した結果について報告する予定である。

**謝辞** 本研究の一部は、北海学園大学ハイテク・リサーチ・センター研究費、及び、北海学園大学学術研究助成金による補助のもとに行なわれた。

## 文 献

- [1] 河原大輔、黒橋禎夫: 自動構築した格フレーム辞書と先行詞の位置選好順序を用いた省略解析、自然言語処理、Vol.11, No.3, pp.3-19 (2004).
- [2] 渋木英潔、荒木健治、桃内佳雄、柄内香次: 深層格選好に基づく深層格推測手法の英文への適用、言語処理学会第 11 回年次大会発表論文集, pp.1056-1059 (2005).
- [3] 渋木英潔、荒木健治、桃内佳雄、柄内香次: 深層格の推測手法における自動クラスタリングの利用、FIT2004 情報科学技術フォーラム情報技術レターズ, pp.79-80, (2004).
- [4] 竹内俊行、荒木健治、柄内香次: Marker Passing 形式のページにおける力学的制約を用いた意味づり上げモデルによる格構造解析手法、電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J83-D-II, No.12, pp.2755-2766 (2000).
- [5] 大石亨、松本裕治: 格パターン分析に基づく動詞の語彙知識獲得、情報処理学会論文誌, Vol.36, No.11, pp.2597-2610 (1995).
- [6] 小山正太、乾伸雄、小谷善行: 「名詞と表層格」パターンに対する深層格対応の推測、情報処理学会研究報告、NL-154-22 (2003).
- [7] 青空文庫: <http://www.aozora.gr.jp/>
- [8] Yahoo!ニュース・国内トピックス: <http://dailynews.yahoo.co.jp/fc/domestic/>