

## Marker Passing 形式のパーザにおける力学的制約を用いた意味つり上げモデルによる格構造解析手法

竹内 俊行<sup>†\*</sup>      荒木 健治<sup>†</sup>      柄内 香次<sup>†</sup>

Case Structure Analysis Method Using Semantic Lifting Model with Dynamic Restriction in Marker Passing

Toshiyuki TAKEUCHI<sup>†\*</sup>, Kenji ARAKI<sup>†</sup>, and Koji TOCHINAI<sup>†</sup>

あらまし 単語同士の意味的な関係によって日本語単文の格構造を解析するための手法を提案する。提案手法では、Marker Passing 形式のパーザのノードやリンクに活性値を与え、その活性値が力学的な制約において相互作用を行うことによって格構造解析を行う。この活性値によって、通常の Marker Passing 形式のパーザで発生する候補選択の問題を解消する。提案手法における力学的制約は、多数の球をばねで接続した形態にモデル化される。モデルにおいて、球はノードに対応し、ばねはリンクに対応する。解析を行う文中の語に対応する単語ノードを持ち上げることによってそれとつながっている概念ノードがつり上げられる。それらのつり上げられたノードの高さとその接続の状態を格構造として解釈することによって、格構造解析を行う。本論文では提案手法とそれに基づいて作成した実験システムについて説明し、実験結果から本手法の有効性を示す。

キーワード 格構造解析, 意味表現, 格助詞, ネットワーク, Marker Passing

### 1. ま え が き

意味解析において格構造の解析は不可欠であり、また、格構造を表現するために格助詞は重要な役割を担っている [1]。従来の意味解析手法 [2] ~ [6] では、文法をもとにして文の解析を行っており、形態素解析、構文解析の結果を意味解析に用いるために、構文解析まで成功しなければ意味解析を行うことができないという問題点が存在した。特に会話文等には従来の手法では構文解析の困難な文が多数含まれており、意味解析が困難となっている。そのような問題を解決するために、構文規則や意味変換規則を自動的に獲得する研究 [7], [8] が行われているが、これらの手法では規則を獲得するために、構文・意味情報などが付加された大量のコーパスが必要となる。しかし、そのようなコーパスを大量に用意することは容易ではない。構文解析結果を用いずに意味解析を行うことができれば、構文解析の困難な会話文であってもその意味解析が可能で

あり、また、少数のコーパスから意味を解析することができれば、コーパスを用意する労力が軽減される。

人間の脳は無数の神経細胞からなるネットワークによって構成されており、認知科学の分野ではネットワークを用いて人間の思考や行動などをモデル化するといった手法が研究されている [9] ~ [11]。自然言語処理においても、ネットワークを用い並列的な処理を行うことによって、自然言語の意味を決定する様々な要因を同時に解決していこうとする研究がある。例えば、McClelland と Rumelhart による IA モデル [12], [13] では、特徴、文字、語をネットワークで結合し、与えられた文字列を単語として認識する。Waltz と Pollack による SI モデル [14] では、これを入力、語彙、統語、文脈をネットワークで結合することにより文の意味理解に拡張している。ただし、これらは人間の言語理解を表現するモデルとして有効であるが、実際の意味解析システムとして実現されたものではない。また、Charniak らによる Marker Passing 手法 [15] ~ [18] では、マーカを伝達することによってアブダクションを実現し、これを意味解析等に応用している。しかし、これらの手法では通常、複数の選択候補が発生し、そ

<sup>†</sup> 北海道大学大学院工学研究科, 札幌市  
Graduate School of Engineering, Hokkaido University,  
Sapporo-shi, 060-8628 Japan

\* 現在, 北都システム株式会社

の決定が問題となる。

本論文では、構文情報を用いなくとも意味解析を行うことのできる手法を提案する。本手法は、Charniakらによる Marker Passing 手法に基づき、そのリンク、ノードに、Waltz らによる SI モデルのような活性値を与える。活性値は力学的な制約に基づいて相互作用を行い、その力学的制約は多数の球をばねで接続した形態にモデル化される。我々はこれを意味つり上げモデルと呼んでいる。この活性値を用いることによって、通常の Marker Passing 手法で発生する複数選択候補を一つの出力に決定することが容易となる。本手法のネットワークでは、ノードを単語の表記と概念に対応させ、リンクを表記・概念間の関係に対応させる。日本語では名詞・格助詞・動詞の三つの単語によって格構造を表現する。この関係を表現しやすくするために、リンクを分岐させるといった通常と異なるネットワークの構造を使用する [19], [20]。これにより、三つのノードを直接結合することが可能となり、格構造を明確に表現することが可能である。

ネットワークで活性化エネルギーの伝搬に力学的な制約を与える手法としては、橋田らによるもの [21] 等がある。橋田らの手法と比較すると、本手法では学習に重点をおいており、力学的な制約を簡潔なものとすることによって学習を容易にしている。これによって、与えられた入力文に対して動的に学習を行い、既に与えられている情報から適切な解析を行うことが可能である。また、語の概念をシソーラスを用いて階層的にリンクで接続することにより、概念の類似性を用い、少数のコーパスから文の意味を解析することが可能である。

以下、まず 2. で、力学的制約とそのモデル化について述べ、3. で本手法を用いた格構造解析手法の詳細について述べる。4. では実験を行い、その手順と結果・考察を述べ、本手法の有効性を示す。最後に 5. で全体をまとめ、今後の課題について述べる。

## 2. 力学的制約と意味つり上げモデル

本手法では Marker Passing 形式のパーザによって、ネットワークを利用した格構造解析を行う。

ネットワークにおいて、ノードは単語の表記または概念に対応する。単語の表記に対応するノードを単語ノードと呼び、単語の概念に対応するノードを概念ノードと呼ぶ。ネットワークは単語ノードを含む単語層と概念ノードを含む概念層の 2 層に分けられる。ま

た、リンクは、単語ノードとその単語の概念に対応する概念ノード間、上位・下位概念を表す概念ノード間、共起しやすい概念に対応する概念ノード間等に張られる。

ノード、リンクは活性値をもち、活性値の相互作用によって格構造解析を行う。ノード、リンクの活性値は力学的な制約を受け、以下のようにモデル化される。

### 2.1 意味つり上げモデル

ネットワークにおける制約は力学的なモデルを用いて、図 1 のように示される。本モデルは多数の球をばねでつないだ状態を模倣しており、図中で太線はばねを、破線は球が持ち上げられた高さを表している。

これらの球はノードに対応しており、単語の表記または概念を表現する。ばねはリンクに対応し、表記・概念間の関係等を表現する。球が持ち上げられた高さはノードの活性値に対応する。ある球が持ち上げられるとそれにつながっているばねもつり上げられることから、ノードと同様にリンクを活性値をもつものとする。扱いを簡単にするため、ノード、リンクの活性値は同様に扱うものとし、以後、ノード、リンクをまとめてパーツと呼ぶ。

本モデルは厳密な意味での物理的モデルではなく、球は上下にのみ移動し、それ以外の方向には移動しないものとする等の制約が存在する。

ある球を持ち上げるとばねによってつながっている他の球がつり上げられる。このとき、強いばねでつながっている球は高くつり上げられ、弱いばねでつながっている球は低くつり上げられる。

### 2.2 意味解析手法の概要

本モデルで意味解析を行うには、解析を行う文中の

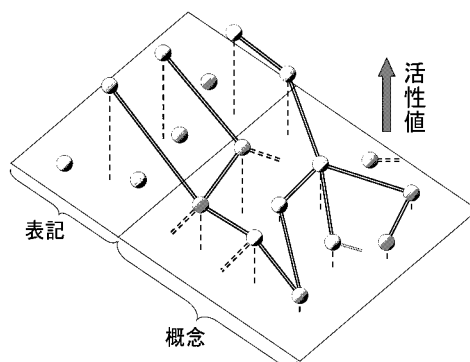


図 1 意味つり上げモデルの概要  
Fig. 1 Outline of semantic lifting model.

単語の表記に対応する球を持ち上げる．それによって、それらとつながっている概念に対応する球がつり上げられ、つり上げられた概念に対応する球の高さと、それらの接続の状態が文の意味を表現しているものとする．

本手法では、意味を格構造によって表現するものとし、つり上げられた概念に対応する球とそれに接続しているばねの状態から、最初に持ち上げた単語の表記に対応する球、つまり解析を行う文の格構造を解釈する．

単語の表記に対応する球を持ち上げることによって、単語の表記に対応する球をつり上げ、その状態を意味として解釈することから、本モデルを意味そのものをつり上げるという意味で「意味つり上げモデル」と呼ぶ．

### 3. 格構造解析手法

#### 3.1 ネットワークによる格構造表現

##### 3.1.1 パーツの記述について

本論文では、「ノード A」を「A」と記述し、「ノード A とノード B を結ぶリンク」を「{A-B}」と記述する．また、本手法ではリンクを分岐させ、「A」と「{B-C}」を結ぶリンク」といったリンクも用いるが、同様に「{A-{B-C}}」と記述する．

ノード名は、単語ノードでは単語の表記をそのまま用いる．概念ノードのノード名は「1.316」といった数字によるものと「OBJ」といった格を表す略語によるものがある．前者はシソーラス [24] による分類番号を直接用いており、後者は格概念を表現するものとして Fillmore の深層格 [2], [3] に対応するもの 11 種類を用いている (表 1)．ここで用いた深層格では文の意味を表現するものとして十分とはいえず、今後の検討を要する．

##### 3.1.2 格構造表現

格構造は概念ノード間に張られたリンクによって表現する．ある動詞概念ノード「V」と格概念ノード「C」を結ぶリンク「{V-C}」によって動詞概念 V が格 C をとれることを表現し、そのリンク「{V-C}」への従属リンクとして名詞概念ノード「N」が結合することによって格構造を表現する．

「本を読む」という文を例として挙げると、この格構造を本手法で表現したものは図 2 のようになる．ここで、「本」の概念表現「1.316」は、「を」の概念表現「OBJ」や「読む」の概念表現「2.316」とは直接結合せず、「OBJ」

表 1 使用する格

Table 1 Used cases.

格	略語	説明
動作主	AGT	動作を行う主体
対象	OBJ	動作の対象となるもの
経験者	EXP	動作を経験するもの
道具	IMP	動作を実行するための道具
結果	RES	動作の結果として起こること
源泉	SRC	動作の起点となるもの
目標	GOL	動作の目標となるもの
対抗動作主	CAG	動作を行うときの動作主の対抗者
時間	TIM	動作を行う時間
理由	CAS	動作を行う理由
場所	LOC	動作を行う場所

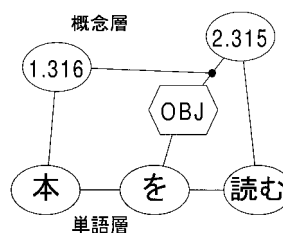


図 2 格構造表現

Fig. 2 Expression of case structure.

と「2.315」を結ぶリンク「{OBJ-2.315}」と結合する．このようなネットワークの形状によって格構造を直接表現する．図 2 の例では「{1.316-{OBJ-2.315}}」によって「2.315」の「OBJ」が「1.316」であることを表現し、更に、「{本-1.316}」、「{を-OBJ}」、「{読む-2.315}」といった単語ノードと概念ノードとを結ぶリンクにより、「読む」の対象格が「本」であることを表現しており、本論文では、これによって「本を読む」の意味を表現しているものとする．

この表現方法は、一般的な格構造の表現である動詞を上位とした構造 [22], [23] と異なるように見えるかもしれない．しかし本手法では、動詞概念ノードと格概念ノードを結合するリンクから分岐するリンクによって名詞概念ノードを結合し、また、リンクの分岐部分を分岐元のリンクに対して従属的なものとして定義する．これにより、動詞は名詞に対して上位となることが表現される．また、リンクの主従関係のみでは動詞概念ノードと格概念ノードは同位ということになるが、図 2 のような内部構造から格構造を認識する処理は動詞を中心として行っており、動詞を上位とした構造として認識される．このように、本手法における格構造表現は、一般的な格構造表現と矛盾するものではない．

### 3.1.3 リンクについて

#### a) 活性値

本手法において、リンクはノードと同様に活性値をもち、リンクの活性値はその両端のノードの結合の強さを表現する。つまり、二つの強く活性化したノードがあるリンクによって結合していても、二つのノードを結合するリンクの活性値が低ければ、その二つのノードの結合は弱いということを意味する。

ネットワークの状態から格構造を認識する際には、リンクの活性値を用いて、あるノードと最も強く接続しているノードを探索する。これは、リンクに活性値を導入せずに、あるノードとリンクによって結合しているノードのうち最も強く活性化しているノードを探索するよりも、より直接的に「強く接続している接点」を探索することになる。

また、このリンクの活性値により、リンク同士を接続し、リンクを分岐させることが可能となる。

#### b) 分岐

本手法では、助詞は単語同士を結合する機能的な働きをするものとしてではなく、他の語と同様にそれぞれ単独で何らかの概念をもつものとして考えている。概念層では、ある一つのまとまった概念に一つのノードを与え、そのため、格助詞の概念を表現するノードとして格概念ノードを設定する。

関係を有するノード間にはリンクが張られ、これはその両端のノードの両方の概念を表現する一種のハイパーノードとして扱われ、更に従属ノードを接続することが可能である。上位・下位概念のノード間等に張られたリンクはこれによって大きな意味はもたないが、格概念を表現するために名詞・格・動詞概念ノード間に張られたリンク等は、この考え方を拡張することにより様々な意味を表現し得る。

本手法では、動詞概念ノードと格概念ノードとの間のリンクによってある格をとり得る動詞を表現させ、また、それと名詞概念との間のリンクによって動詞と名詞の格関係を表現させているのみである。しかし、この表現方法では、連体・連用修飾等の概念を表現するノードの導入によって、修飾関係を表現したり、また、順接・逆接等の概念を表現するノードの導入によって、複数の文の関係を表現する等、柔軟に意味を表現することが可能である。

### 3.2 活性化の相互作用

意味つり上げモデルにおいて、球を持ち上げると直接影響を受けるのは、それに隣接しているばねである。

そのように、ノードはそれと直接隣接しているリンクと相互作用するものとする。つまり、各パーツは互いに隣接しているパーツとのみ相互作用し、距離<sup>(注1)</sup>が2以上離れているパーツと相互作用しない。したがって、「ノードに隣接するパーツ」とは常にリンクを指す。また、「リンクに隣接するパーツ」とは主にノードを指し、リンクが分岐している点ではリンク同士が隣接する。

時刻  $t$  におけるパーツ  $x$  の活性値  $V_x(t)$  は、

$$V_x(t) = V_x(t-1) + \sum_i \omega_{x\hat{x}_i} V_{\hat{x}_i}(t-1)$$

で求められる。ここで、 $\omega_{x\hat{x}_i}$  はパーツ  $x$  とパーツ  $\hat{x}_i$  との間の重み係数であり、 $\hat{x}_i$  は  $x$  に隣接するパーツを表現している。つまり、パーツの活性値は、1時刻前のそのパーツの活性値から、それに隣接しているパーツの活性値と重み係数の積の分だけ増減する。 $\omega_{x\hat{x}_i}$  は、辞書からパーツの情報が読み込まれるときにパーツ同士の接続頻度  $U_{AB}$  から計算され、1文の解析中には変化しない。以下で  $\omega_{x\hat{x}_i}$  について述べる。

#### 3.2.1 ポジティブリンク

単語ノードとその単語の概念に対応する概念ノード同士や共起しやすいノード同士はポジティブな関係であり、互いに活性値を引き上げ合うポジティブリンクによってつながれる。ポジティブリンクでは重み係数  $\omega_{x\hat{x}_i}$  は、

$$\omega_{x\hat{x}_i} = W_{x\hat{x}_i}$$

で求められる。ただし、

$$W_{AB} = C_\omega \sqrt{\frac{U_{AB}}{\sum_i U_{A\hat{A}_i}} \cdot \frac{U_{AB}}{\sum_j U_{B\hat{B}_j}}}$$

で与えられる。ここで、 $U_{AB}$  はパーツ  $A$  と  $B$  の接続頻度である。この接続頻度の高いパーツ同士はより強く相互作用する。また、 $C_\omega$  は定数であり、予備実験により  $C_\omega = 1$  としている。

この式は「パーツ  $A$  からパーツ  $B$  への接続頻度の割合」と「パーツ  $B$  からパーツ  $A$  への接続頻度の割合」の相乗平均であり、平均をとることによりリンクに方向性をもたせないようにしている。また、あるパーツが他のパーツの活性値を引き上げた際に、そ

(注1): ここで距離とは、あるパーツからあるパーツへたどりつくために通らなければならないパーツの数をいう。隣接する二つのパーツ間の距離を1とする。

のパーツによってもとのパーツの活性値が引き上げられる。しかし、相乗平均をとることによってすべてのパーツでその期待値を等しくし、相対的にその影響をなくしている。これは、意味つり上げモデルでは、ある球を持ち上げたときにその球にばねでつながっている球がつり上げられるが、そのつり上げられた球によってもとの球が更につり上げられることがないためである。

### 3.2.2 ネガティブリンク

図 1 では表現されていないが、相互作用を無駄なく高速に収束させるために互いに活性値を引き下げ合うネガティブリンクを用い、活性化を抑制する。システムは常にネットワークを監視しており、一つの格概念ノードに複数のリンクが隣接しているとき、また、一つの格概念ノードと他の概念ノードを結びリンク「{(格概念)-(概念)}」に複数のリンクが隣接しているときに、そのリンク間にネガティブリンクを発生させる(図 3)。このとき重み係数  $\omega_{x\hat{x}_i}$  は以下のように求められる。

$$\omega_{x\hat{x}_i} = \begin{cases} W_{x\hat{x}_i} & (x \text{ がネガティブリンク}) \\ -W_{x\hat{x}_i} & (V_x(t-1) < V_{\hat{x}_i}(t-1)) \\ 0 & (V_x(t-1) > V_{\hat{x}_i}(t-1)) \end{cases}$$

ここで、 $\hat{x}_i$  は、 $x_i$  に隣接しているパーツのうち  $x$  でないものを表す、つまり図 3 において、パーツ  $x$  が「{D-{B-格}}」のとき、 $\hat{x}_i$  とは「D」、「{B-格}」、「{C-{B-格}}-{D-{B-格}}」を表し、その中で、 $\hat{x}_i$  が「{C-{B-格}}-{D-{B-格}}」のときには、 $\hat{x}_i$  とは「C-{B-格}」を表す。ネガティブリンクの計算にはあるリンクとその両端のパーツという三つのパーツが関係し、ネガティブリンクの両端のパーツのうち活性度が低い方の活性化を抑制する。

### 3.3 拘束条件

相互作用を確実に収束させるために、以下の二つのパラメータを設定する。

#### 3.3.1 活性値総和

人にはある物事に気を取られると他のことに気が回らなくなるという状態があると考えられる。そこで、そのような状態を模し、単語層・概念層の各層において活性値の総和を一定とする。つまり各層において、

$$\sum_i V_{x_i}(t) = C_t \text{ (定数)}$$

となる。ここで  $x_i$  は各層のパーツを表す。活性値の

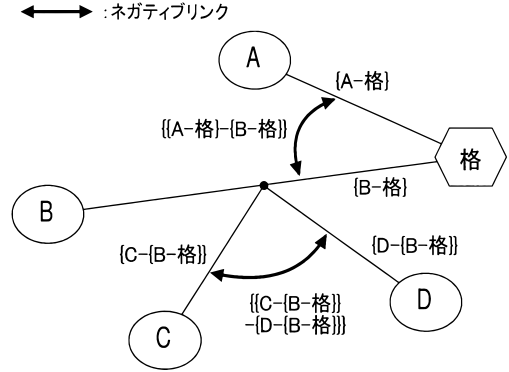


図 3 ネガティブリンク  
Fig. 3 Negative links.

総和がこの値を超えたときには、その値が  $C_t$  となるように各ノードの活性値を正規化する。この拘束条件によって、ネットワークの一部の活性度が高くなると他の部分の活性度を相対的に低くし、活性化の発散を抑制する。

#### 3.3.2 活性値下限

意味つり上げモデルで、ある球を持ち上げたときに持ち上げられない球はその球と全く関係がないものとする。つまり、パーツの活性値が 0 のときには、そのパーツは与えられた入力文と全く関係がない。逆に、少しでも活性化しているパーツは入力文と何らかの関係があるといえる。

活性化しているパーツが多いほど、入力文を正しく解析するためのパーツが活性化している可能性が高く、正解析率も高いと考えられるが、処理をしなければならないパーツ数が多くなるため、システムの処理時間が長くなる。そこで、ある一定以上の活性値をもたないパーツはその活性値を 0 とし、システムへの負荷を軽減する。この値を活性値の下限  $C_b$  とし、これ以下の活性値を 0 とみなす。

#### 3.3.3 拘束条件について

活性値総和  $C_t$  と活性値下限  $C_b$  により、ネットワーク上で活性化するパーツ数を制限することができる。つまり、各層において活性化するパーツの最大数は、 $N_{Max} = \frac{C_t}{C_b}$  で表現される。これは  $C_t$ 、 $C_b$  の相対的な大きさで決定される。

### 3.4 格構造の出力

#### 3.4.1 相互作用の収束

すべてのパーツの活性値に変化がなくなったとき、あるノードを持ち上げたときに持ち上げられるパーツ

の振動が収まったものとして、システムはその状態を文の意味として解釈する。

### 3.4.2 格構造の認識

意味つり上げモデルで、最初に持ち上げた球と関係の強い球、つまり、より高くつり上げられている球とそれにつながっているばねが図2のような形状となっている部分を探索し、入力文の格構造として解釈する。実際には、それぞれの単語ノードから最も活性値の高い部分を次々と探索し、格概念ノードに到達すると、もとの単語ノードを格助詞と認識する。同様にして、格概念ノードと他のノードとの間のリンクに到達した場合にはもとのノードを動詞と認識する。他のリンクと接続しているリンクに到達した場合には名詞として認識し、更に探索していき、到達した格助詞をその名詞の格とする。

解析結果は活性値の低いところまでを含めると、多数の候補を得ることができる。しかし、探索経路によって実際上無限個の候補が考えられ、現段階では最も活性値の高い候補のみを解析結果として出力している。このように、最も活性値の高い部分のみを探索することにより、通常の Marker Passing 手法で発生する複数の選択候補の問題を解消している。活性値の低い選択候補は最終的な解析結果を得る際には無視されることになるが、今後、第2候補以下に優先順位を付けて出力することについても検討する必要があると考えられる。

### 3.4.3 出力形式

前節のようにシステムがネットワークを探索し、図2のような形状となっている部分が見つかったと、それを

本：名詞（対象格）  
を：格助詞  
読む：動詞

という形式で出力する。

## 3.5 辞書

単語ノードと概念ノードの接続情報の基本部分はあらかじめ辞書に登録されている。以下のような手順で辞書を作成した。

- シソーラス [24] を参照し、掲載されている語を単語ノードとして、また、分類番号を概念ノード名として辞書に登録。対応する単語ノードと概念ノード間のリンクを登録。

- 格助詞を単語ノードとして、また、それぞれの格助詞が表現し得る格を格概念ノードとして登録。対

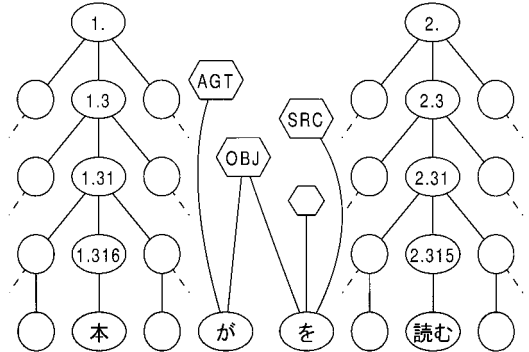


図4 辞書の構造

Fig. 4 Structure of dictionary.

応するノード間のリンクを登録。

- 格関係を表現するためのリンクは最初は登録されておらず、1文解析ごとにその結果を表現するリンクを頻度1として登録する。その際ユーザに問い合わせ、解析結果が誤っている場合には訂正してから登録する。また、既に登録済みの場合には頻度を1増加させる。

辞書の状態は図4のようになり、これらの概念ノード間に格構造を表現するためのリンクが新たに登録される。

## 4. 実験

本モデルの手法に基づいた実験システムをUNIXワークステーション上にLispを用いて作成した。

システムの概要を図5に示す。システムに文が与えられると、システムが文中の語に対応する単語ノードを活性化し、解析が開始される。システムから解析の結果が返され、ユーザがその結果を確認、判定する。解析結果が正しい場合はそのまま、誤っている場合はユーザが正しい結果を入力し、その格関係を頻度1として辞書に登録する。ただし、既にその結果が登録されている場合は、その頻度を1増加させる。以後、すべてのノードの活性値を0にリセットし、この処理を繰り返す。また、未登録語を含む文が入力された際には、その単語に対応する単語ノードを作成し解析を行う。その単語ノードは他のノードとつながっていないため、その単語については解析不能となるが、他のノードはそれと無関係に解析が行われる。

以上のようなシステムを用いて二つの実験を行った。以下に、その手順と結果を示す。

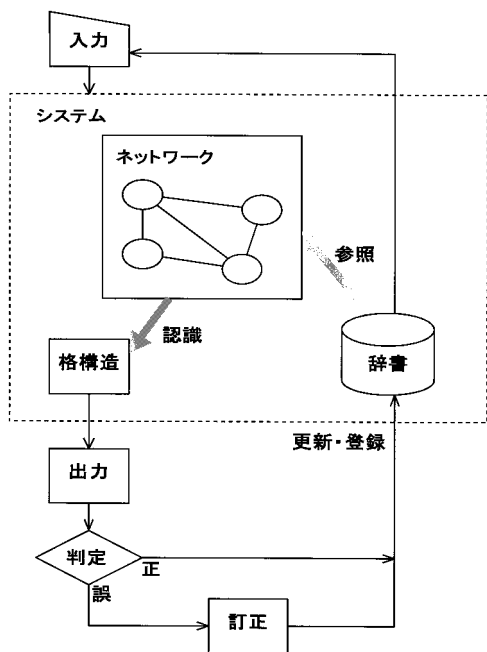


図5 実験システム  
Fig. 5 System based on this model.

#### 4.1 合文法的な文の解析

まず、合文法的な単文の解析実験を行った。実験は、概念は保持しているが、言葉の使い方がわからない第2言語の習得を模倣している。そのため、辞書中に概念は登録しているが、その格関係は登録されていない状態で開始する。解析に用いる文は外国人のための日本語の教材 [25] から文を用意した。

##### 4.1.1 手順

###### a) 入力文

解析のための入力文として、外国人のための日本語の教材より単文 200 文 (格関係: 343 組) を用意した。その単語数は 3~9 単語程度であり、1 文の平均単語数は 4.4 単語程度であった。システムは現在のところ修飾語の処理に対応していないため、文中に修飾語等が含まれる場合にはそれらを削除して用いた。また、これらの文は単語分割した状態でシステムに入力する。

###### b) 判定

システムが 3.4.3 のような出力を返し、それに対してユーザが判定を行う。入力文中で確かにその格として使用されていると考えられる場合に正解析であるとする。それ以外は誤解析であるとし、ユーザに正しい解析結果を求める。

###### c) 辞書

実験開始時には格構造を表現するためのリンクは登録されていない。1 文解析ごとに与えられた文に対する格構造を表現するリンクが頻度 1 として登録される。また、その格構造を表現するリンクが既に登録されている場合にはその使用頻度を 1 増加させる。

###### d) パラメータ

活性値総和を  $C_t = 1$  として固定し、活性値下限を  $C_b = 0.001, 0.002, 0.005, 0.01$  と変化させた。これらの値は活性化するパーツ数を最大 100~1000 個程度とするものである。活性化するパーツ数が多いほど解析に有利であり、解析率が高くなると考えられるが、 $C_b = 0.001$  以下の値では解析時間が長くなり実験が困難であるため、これを最低値とした。この値の変化による解析率への影響を調べる。

##### 4.1.2 実験結果

入力文数と正解析率の推移を図 6 と表 2 に示す。解析文数とともに辞書に登録される格構造が増加し、正解析率が上昇し、 $C_b = 0.001$  では解析率が最大 57.6% となった。ここで、正解析率は、

$$\text{正解析率 (\%)} = \frac{\text{正解析数}}{\text{解析文中の格関係数}} \times 100$$

で表される。

この実験のように、本手法では辞書への登録が 100~200 文程度という少ない段階から解析を行うことができる。

また、実際の解析結果の例を図 7 に示す。図中で、太線で示されているリンク、黒く塗りつぶされているノードは強く活性化していることを表している。この図では「働く」の場所格が「工場」であるというように正しく解析されている。この解析には '1.265', '2.333' の格関係が使用されているが、'1.265' は「ホテル」、'2.333' は「泊まる」を表現しており、この格関係は「ホテルに泊まる」という文の解析結果として登録された。このように、本手法では、今までに使用されたことのない格関係であっても、既に辞書に登録されている格構造の中で、距離の近いものを利用して、格構造解析を行うことができる。

##### 4.1.3 考察

本実験では、辞書に格構造が登録されていない状態から解析を開始し、50% 程度の正解析率を得ることができた。また、誤解析の原因としては、実験開始の初期段階は入力文の単語に関する格構造が登録されていないというものが多く、格構造が登録されていない状

表 2 解析率の推移  
Table 2 Transition of correctness.

文数	活性値下限		0.001		0.002		0.005		0.01	
	格関係	平均単語数	正解	解析率	正解	解析率	正解	解析率	正解	解析率
1~20	28	3.8	8	28.6%	8	28.6%	6	21.4%	5	17.9%
21~40	26	3.6	4	15.4%	3	11.5%	3	11.5%	1	3.8%
41~60	35	4.5	9	25.7%	8	22.9%	8	22.9%	5	14.3%
61~80	30	4.0	10	33.3%	11	36.7%	7	23.3%	4	13.3%
81~100	35	4.5	20	57.1%	19	54.3%	16	45.7%	13	37.1%
101~120	39	4.9	20	51.3%	19	48.7%	16	41.0%	13	33.3%
121~140	33	4.3	19	57.6%	19	57.6%	17	51.5%	10	30.3%
141~160	35	4.5	16	45.7%	16	45.7%	14	40.0%	5	14.3%
161~180	39	4.9	21	53.9%	20	51.3%	14	35.9%	9	23.1%
181~200	43	5.3	16	37.2%	16	37.2%	13	30.2	7	16.3%
合計	343	4.4	143	41.7	139	40.5	114	33.2	72	21.0

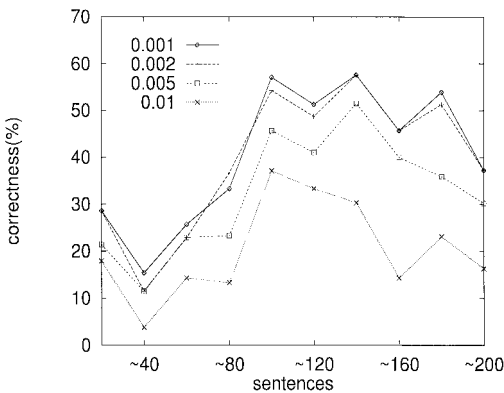


図 6 解析率の推移

Fig. 6 Transition of correctness.

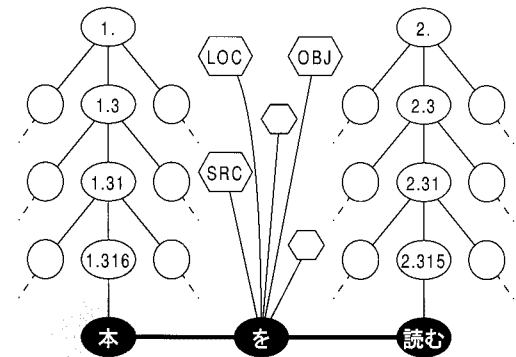


図 8 格構造の未登録

Fig. 8 Unregistration of case structure.

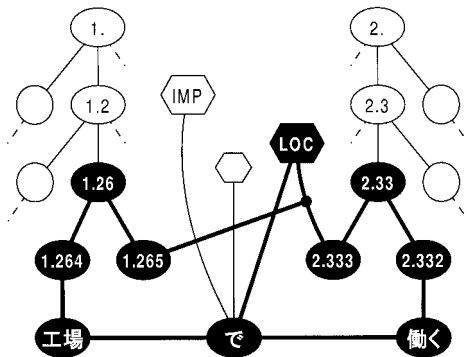


図 7 意味類似性を利用した解析

Fig. 7 Analysis using similarity among meanings of words.

のパーツの活性値が低くなり、「本」「読む」のいずれのノードから探索しても格概念ノードに到達することができず解析不可能となる。初期段階でなくとも、この実験の入力文に用いた日本語の教材では数十文ごとに章が変わり、新たな単語や語の使用法が登場する。解析が 100 文をすぎたところからはその影響が顕著になり、120、160、200 文の辺りで解析率が 10~20% 程度低下している。これはより多くの格構造を辞書に登録することによって回避できると考えられる。しかし、選択候補が多数になることによって正解析率が低下することも考えられ、160 文の解析以降ではそのような誤解析も見られる。これは、選択候補を一つに決定するための条件付けをする情報が不足しているためと考えられる。

本手法では、ノード、リンクは解析のための情報としてノード名しか有しておらず<sup>(注 2)</sup>、それに加え、リ

(注 2): リンク名はノード名の組合せで表現される。

態で「本を 読む」という文を解析すると図 8 のような状態となる。このような場合ではネットワーク全体



リンクの主従関係, シソーラスに従う概念ノードの配置等のネットワークの形状自体を解析の情報として使用している. ノード, リンクの属性や方向性は導入していないが, 単純にこれらを導入してしまうと, 本手法の特徴であるネットワークの形状を解析の情報として利用している部分と整合性がとれないことも考えられ, その導入に関しては慎重である必要がある. 解析の条件を強化するためには以下のようなことが考えられる.

(1) シソーラスによる概念ノードの階層構造をより詳しくする.

(2) リンクの分岐部分における主リンクと従属リンクの関係を明確にするために, 相互作用の導出式を変更する.

(3) 新たな格概念ノードを導入し, それらを名詞概念・動詞概念ノードと同様に階層化する.

更に, 現手法と整合性をとりつつノード, リンクの属性や方向性を導入すること等についても考える必要がある.

入力文の単語に関する格構造が登録されている場合では, 解析に構文情報を使用していないことにより, 構文的には関係のない名詞概念ノードと格概念ノードが相互作用を起こしてしまうということが誤解析の原因へとつながっている. 例えば, 「駅まで車で送る」という文の解析では, 「駅」が「送る」の目標格というものを正解析としているが, 「駅」を「駅で待つ」等と場所格で使用する例が辞書に多く登録されていたため, 「駅」と「で」が強く相互作用してしまい「駅」が「送る」の場所格と解析されてしまった. この例では, 「車」も同じく「で」と強く相互作用し, こちらは「送る」の道具格と正しく解析されていた. このような誤解析を回避するためには, 解析のために形態素情報を使用することなどが考えられる. 例えば, 単語ノードを自立語と付属語に区別し, 付属語はその直前の自立語と強く相互作用するという制約を加える等であり, そのような簡単な制約により, 多くの誤解析を回避可能であると考えられる.

#### 4.2 非文法的な文の解析

次に, 4.1 の実験によって辞書に登録された格構造を使用し, 非文法的な文の解析実験を行った. 本手法では構文構造を用いないために, 非文法的な文であっても格構造解析を行うことができる. また, 十分な格構造が辞書に登録された状態を想定し, 格構造の未登録による誤解析が発生しないように, 4.1 の実験に使用した入力文とそれらの格構造を登録した辞書を用

いた.

##### 4.2.1 手順

###### a) 入力文

4.1 の実験で使用した解析文から 50 文 (格関係: 81 組) を無作為に選択し, それらの文から格助詞を取り除く, 語順を倒置する等の加工を施し入力文とした. それらの平均単語数は 3.2 単語程度であった.

###### b) 判定

入力文に加工を施してあるために文の意味があいまいとなる場合があるが, そのような場合には加工前の文の格関係のみを正解析とした.

###### c) 辞書

4.1 の実験により 200 文の格関係が登録済みの辞書を用いた.

###### d) パラメータ

4.1 の実験の結果より, 活性化総和を  $C_t = 1$ , 活性化下限を  $C_b = 0.001$  と固定した.

##### 4.2.2 実験結果

実験結果を表 3 に示す. 表のように, 75.3% の正解率が得られた.

この実験では, 一度解析され, 辞書にその格構造が登録されている文のみを入力文として用いている. この実験結果から, 辞書に十分に格構造が登録されていれば, 本手法で 75% 程度の解析率が得られると考えられる. また, この実験に使用した入力文は, 格助詞を取り除く, 語順を倒置する等の加工を施しているが, そのような文であっても語の概念からシソーラスを用いて文の解析を行うことができる. 以下に実際の実験結果の例を示す.

###### a) 格助詞の欠如した文の解析

「先生 絵 ほめる」という文を解析するとネットワークの状態は図 9 のようになった. ここで, 以前に解析された「先生 が 絵 を ほめる」という文の格構造を表現するリンクが, 「先生」「絵」「ほめる」のそれぞれの語によって正しく活性化され, 正しい解析結果が得られている.

本実験では格助詞が欠如した文のみを扱っているが, 名詞・動詞等が欠如している場合であっても, 最も活性化している概念ノードを探索することによって, 文

表 3 実験結果  
Table 3 Result of analysis.

解析文数	平均単語数	格関係数	正解数	正解率
50	3.2	81	61	75.3%

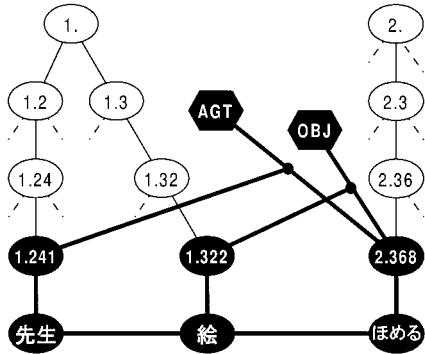


図9 格助詞の欠如した文の解析

Fig. 9 Analysis of sentences to which a case particle is missed.

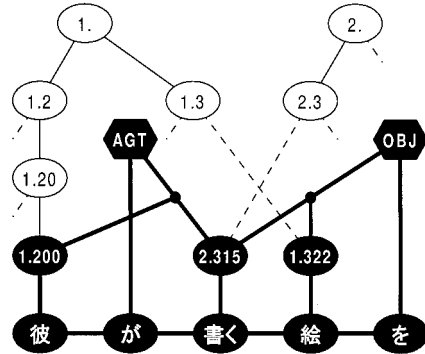


図10 語順倒置した文の解析

Fig. 10 Analysis of sentences to which word order is replaced.

の意味を補完できると考えられる。

b) 語順倒置した文の解析

「彼 が 書く 絵 を」という文を入力するとネットワークの状態は図10のようになった。ここで、「彼 が 絵 を 書く」という文の格構造を表現するリンクが、語順に影響されず正しく活性化され、正しい解析結果が得られている。

この例のように、文の語順に影響されずに、与えられた文の単語間の意味関係により格構造を解析を行うことができる。ただし、本実験では文の語順により文の意味が変化しないことを仮定している。語順により意味の変化する文も考えられるため、語順による相互作用の制約については検討する必要がある。

4.2.3 考 察

この実験では、すべて入力文の格構造が辞書に登録されている状態である。この実験の結果、正解析率は75%程度となり、辞書に十分に格構造が登録されている場合には、この程度の正解析率が得られると考えられる。

この実験における誤解析の原因としては以下のようなものが挙げられる。

入力文中に格助詞が存在しない場合、辞書に登録されている格関係のうち、最も頻度の高いものが解析結果として使用される。例えば、「彼」等といった代名詞は様々な語の様々な格として用いられているが、これが格助詞なしの文中で用いられた場合、最も頻度の高かった対象格として解析されてしまうといった誤解析が見られた。人間でも助詞が省略された文ではそのような勘違いは起こり得るものであり、より多くの文を

辞書に登録することにより、より妥当な解析を行うことができると考えられる。

また、もとの文に格助詞が複数存在する文から一部の格助詞のみを削除すると、残った格助詞に解析結果が影響される。「先生 が 絵 を ほめる」という文の「が」のみを削除して解析した場合、「を ほめる」が「先生」「絵」の両方の語と相互作用してしまい、「先生」「絵」の両方が「ほめる」の対象格として解析されてしまうといった誤解析がその例である。これは、構文的には関係のないノード同士が相互作用を起こしてしまうという4.1の実験で挙げた誤解析の原因と同様のものである。このような誤解析も形態素情報を利用し、自立語と付属語の区別などによって、文節区切りの情報等の制約を加えることによって回避できると考えられる。

4.3 両実験の検討

実験では合文法的な文と非文法的な文の両方について解析実験を行い、その結果を示した。

4.1の実験では、辞書に格構造が登録されていない状態から解析を行い、50%程度(最大57.6%)の正解析率が得られた。実験に使用した入力文は日本語単文のみであり、一概に他手法との比較は難しい。しかし、森らの意味解析手法[7]と正解析率を比較すると、この手法では英文での正解析率が32.2~48.2%程度であり、本手法の正解析率は上回っていると考えられる。4.2の実験では、辞書に入力文の格構造がすべて登録されている状態で、75.3%の正解析率が得られた。このような、辞書に十分に格構造が登録された状態では、この程度の正解析率が得られると考えられる。また、4.2の実験では、非文法的文の解析を行っているため、

合文法的文の解析では見られないような誤解析も含まれている。したがって、4.1 の実験のような合文法的な文を辞書に格構造が十分に登録されている状態で解析すると、更に高い正解析率を得ることができると考えられる。

これらの実験は二つに分けて行ったが、どちらの場合もその処理過程は同様である。すなわち意味つり上げモデルを用いた格構造解析では、構文情報を用いずに解析を行うことが可能であるために、入力文が合文法的であるか非文法的であるかにかかわらず、同様の手法を用いてその格構造解析を行うことが可能である。そのため、非文法的な文の解析に対して有効であり、そのような文を多く含む会話文などの解析に有効であると考えられる。

誤解析については、その多くが構文的に関係のないパーツ同士が相互作用してしまうというものである。これは、形態素情報を使用し、自立語と付属語の区別などによって、文節区切りの情報等の制約を加えることによって回避できると考えられる。

## 5. む す び

本論文では、単語同士の意味的な関係によって日本語単文の格構造を解析するための手法を提案した。本手法では、Marker Passing 形式のパーザに力学的な制約を導入した意味つり上げモデルによって、通常の Marker Passing 手法で発生する複数候補選択の問題を解消し、出力を一つに決定することを容易としている。更に、与えられた入力文に対して動的に学習を行い、既に与えられている情報から適切な解析を行うことが可能である。また、実際に提案手法を用いた実験システムを作成し、そのシステムによる文の解析実験を行い、その実験結果を示し、考察した。

本手法を用いて格構造解析を行い、75%程度の正解析率を得ることができた。

本手法では構文情報を使用せず、単語同士の意味的な関係のみを用いて解析を行っている。したがって、非文法的な文であっても格構造解析が可能である。更に本手法では、入力文が合文法的か非文法的かどうかにかかわらず同様の手法を用いて解析が可能であり、会話文など構文解析が困難な文を多く含むものに対して有効であると考えられる。

本手法で用いたネットワークではリンクを分岐させることにより、文の意味の柔軟な表現が可能である。現在は最も活性化しているパーツをたどり、既存の格

文法に当てはまるように解析結果を求めているが、将来的には、意味のあいまいな文に対してはあいまいな意味を解析結果として返すための道具としてネットワークの形状を利用するようにしていきたいと考えている。また、本モデルに第3層として文脈層を設け、文脈情報をその層に保持し、文脈による意味の違いなどを表現する等といったことなども今後の課題として考えている。

謝辞 本研究の一部は科学研究費補助金(課題番号10680367)により行われた。

## 文 献

- [1] 三上 章, 象は鼻が長い, くろしお出版, 1960.
- [2] 石崎 俊, 自然言語処理, 昭晃堂, 1995.
- [3] 田中穂積, 辻井潤一, 自然言語理解, オーム社, 1988.
- [4] 長尾 真(監修), 日本語情報処理, 電子情報通信学会, 1984.
- [5] 岡田直之, 語の概念の表現と蓄積, 電子情報通信学会, 1991.
- [6] J. Greene, Language Understanding, Open University Press, 1986.
- [7] 森 英悟, 荒木健治, 宮永喜一, 柄内香次, “帰納的学習による表層文から意味表現への変換規則の自動獲得と適用”, 信学論(D-II), vol. J81-D-II, no.7, pp.1621-1630, July 1998.
- [8] 錦見美貴子, 松原 仁, 中島秀之, “複数の領域間の関係に基づいて概念を獲得するシステム Rhea”, 人工知能誌, vol.7, no.6, pp.1096-1106, Nov. 1992.
- [9] 甘利俊一, 認知科学選書 22 神経回路網モデルとコネクシオニズム, 東京大学出版会, 1989.
- [10] M. Minsky, The Society of Mind, Simon & Schuster, 1986.
- [11] M. Minsky, “K-lines: A theory of memory,” Cognitive Science, vol.4, no.2, pp.117-133, 1980.
- [12] J.L. McClelland and D.E. Rumelhart, “An interactive activation model of context effects in letter perception: Part 1. An account of basic findings,” Psychological Review, vol.88, pp.375-407, 1981.
- [13] D.E. Rumelhart and J.L. McClelland, “An interactive activation model of context effects in letter perception: Part 2. The contextual enhancement effect and some tests and extensions of the model,” Psychological Review, vol.89, pp.60-94, 1982.
- [14] D.L. Waltz and J.B. Pollack, “Massively parallel parsing: A strongly interactive model of natural language interpretation,” Cognitive Science, vol.9, pp.51-74, 1985.
- [15] E. Charniak, “Passing markers: A theory of contextual influence in language comprehension,” Cognitive Science, vol.7, pp.171-190, 1983.
- [16] E. Charniak, “A neat theory of marker passing,” Proc. AAAI-86, pp.584-588, 1986.
- [17] M. Chung and D.I. Moldovan, “Parallel natural lan-

guage processing on a semantic network array processor," IEEE Trans. Knowledge & Data Eng., vol.7, no.3, pp.391-405, June 1995.

- [18] J. A. Hendler, "Massively-parallel maker-passing in semantic networks," Computers Math. Applic., vol.23, no.2-5, pp.277-291, 1992.
- [19] 竹内俊行, 荒木健治, 栃内香次, "枝分かれするネットワークを用いた格構造解析手法の性能評価," 信学技報, NLC99-3, May 1999.
- [20] 竹内俊行, 荒木健治, 栃内香次, "枝分かれするネットワークを用いた格構造解析システムへの頻度情報の導入とその評価," 情処学研報, NL134-10, pp.71-78, 1999.
- [21] K. Hashida, "Dynamics of symbol systems — An integrated architecture of cognition," Proc. the International Conference on Fifth Generation Computer Systems, pp.1141-1148, 1992.
- [22] V. Lombardo and L. Lesmo, "An Earley-type recognizer for dependency grammar," Proc. COLING-96, pp.723-728, 1996.
- [23] T. Nasukawa, "Full-text processing: improving a practical NLP system based on surface information within the context," Proc. COLING-96, pp.824-829, 1996.
- [24] 国立国語研究所, 分類語彙表, 秀英出版, 1964.
- [25] 益岡隆志, 田窪行則, 日本語文法セルフマスターシリーズ 3 格助詞, くろしお出版, 1987.

(平成 12 年 3 月 24 日受付, 7 月 10 日再受付)



栃内 香次 (正員)

昭 37 北大・工・電気卒・昭 39 同大学院工学研究科電気工学専攻修士課程了。現在, 北大・工・電子情報工学専攻教授。主として音声情報処理, 自然言語処理の研究に従事。工博。情報処理学会, 日本音響学会各会員。



竹内 俊行 (学生員)

平 10 北大・工・電子卒。平 12 同大学院工学研究科電子情報工学専攻修士課程了。同年, 北都システム(株)入社。現在, 経営統括本部情報研究開発グループにおいて自然言語処理の研究に従事。



荒木 健治 (正員)

昭 57 北大・工・電子卒。昭 63 同大学院博士課程了。工博。同年, 北海学園大・工・電子情報工学科助手。平 1 同講師。平 3 同助教授。平 10 同教授。現在, 北大・工・電子情報工学専攻助教授。自然言語の機械学習と機械翻訳に関する研究に従事。情報処理学会, 日本認知科学会, 人工知能学会, 言語処理学会, IEEE, ACL, AAAI 各会員。

理学会, 日本認知科学会, 人工知能学会, 言語処理学会, IEEE, ACL, AAAI 各会員。