

B3IM2021

修士論文

機能動詞構文を伴う述語項構造の 解析精度向上に関する研究

佐藤 雅宏

2015年3月25日

東北大学 大学院
情報科学研究科 システム情報科学専攻

本論文は東北大学 大学院情報科学研究科 システム情報科学専攻に
修士 (情報科学) 授与の要件として提出した修士論文である。

佐藤 雅宏

審査委員：

乾 健太郎 教授 (主指導教員)

木下 哲男 教授

大町 真一郎 教授

岡崎 直観 准教授 (副指導教員)

機能動詞構文を伴う述語項構造の 解析精度向上に関する研究*

佐藤 雅宏

内容梗概

述語項構造解析とは、文章中の各述語についてその項構造（日本語ではガ格、ヲ格、ニ格）を推定することであり、形態素解析や構文解析と並び、現在の自然言語処理を支える基幹技術の一つである。述語項構造解析に関する先行研究は数多く存在するが、その精度はまだ十分とは言えない。

本研究では、機能動詞構文に着目し、機能動詞の意味や機能動詞と動作性名詞の格構造の類似性を素性として用いることで述語項構造解析の精度を向上させた。具体的には、人手でアノテーションした機能動詞表現辞書を作成し、この辞書を元に機能動詞の動作性名詞に与える影響力を学習したリランキングモデルを作成した。また、格対応関係を人手で作成することで機能動詞表現辞書を拡張し、拡張した辞書を用いたルールベースモデルを作成した。評価実験では、NAIST テキストコーパスを用いて既存の述語項構造解析器と比較することで、機能動詞の意味や機能動詞と動作性名詞の格構造の類似性が述語項構造解析の素性として有効であることを示した。

キーワード

自然言語処理、述語項構造解析、機能動詞構文、リランキング

*東北大学 大学院情報科学研究科 システム情報科学専攻 修士論文, B3IM2021, 2015年3月25日.

目次

1	はじめに	1
1.1	本研究の背景	1
1.2	本研究の目的と概要	2
1.3	本論文の構成	4
2	機能動詞構文を伴う述語項構造	5
2.1	機能動詞構文	5
2.2	機能動詞構文における述語項構造の特徴	6
3	関連研究	8
3.1	機能動詞に関する研究	8
3.2	述語項構造のコーパス構築に関する研究	10
3.3	述語項構造の解析手法に関する研究	13
3.3.1	リランキング手法	14
3.3.2	本研究のベースラインモデル (松林, 2014)	15
4	機能動詞表現辞書の作成	18
4.1	機能動詞表現の分布調査	18
4.1.1	調査方法	18
4.1.2	調査結果	21
4.2	機能動詞表現辞書の仕様	22
5	リランキングによる述語項構造解析器の構築	25
5.1	機能動詞表現の判定	25
5.2	リランキングモデルの構築	26
5.2.1	事前調査	28
5.2.2	モデルの学習	28
5.3	素性設計	30

6	リランキングモデルの評価実験	32
6.1	実験設定	32
6.2	実験結果と考察	33
7	機能動詞表現辞書の拡張	35
8	ルールベースによる述語項構造解析器の構築	38
9	ルールベースモデルの評価実験	40
9.1	実験設定	40
9.2	実験結果	40
9.3	エラー分析	43
10	格対応関係の拡張	46
10.1	格対応関係の拡張	46
10.2	評価実験	47
11	おわりに	50
	謝辞	51

目 次

1	述語項構造解析の具体例	2
2	述語項構造と係り受け関係の比較	3
3	藤田ら [2] の言い換え用例の例	9
4	藤田ら [2] の同義性判定決定木	10
5	Martha ら [24] が用いた PropBank のアノテーション例	12
6	リランキング手法による述語項構造解析の流れ	15
7	松林ら [7] の解析精度 (F 値)	16
8	松林ら [7] で用いた素性一覧	17
9	機能動詞表現の調査方法の概要	19
10	出現頻度上位 100 件ごとの機能動詞表現数	21
11	提案手法の概要	26
12	ルールベースによる述語項構造解析器の概要	39

表 目 次

1	代表的な機能動詞の例	6
2	PropBank で用いられる意味役割タグ一覧	11
3	抽出した機能動詞表現候補の例	20
4	機能動詞表現辞書に付与した情報一覧	22
5	機能動詞表現に付与した意味一覧	23
6	作成した機能動詞表現辞書の具体例	24
7	本研究で用いた素性一覧	31
8	本研究で用いたデータセットの事例数	32
9	各素性に対する精度比較 (F 値)	33
10	訓練データに存在する素性の割合	35
11	作成した辞書の収録数と BCCWJ におけるカバー率	37
12	ルールベースモデルの精度 (F 値)	42
13	松林 2014 の精度 (F 値)	42
14	機能動詞の述語項構造に正解ラベルを与えた際の精度 (F 値)	43
15	エラーの種類とその事例数	45
16	格対応関係拡張後の、辞書の収録数と BCCWJ におけるカバー率	48
17	格対応関係拡張後の、機能動詞に正解ラベルを与えた際の精度 (F 値)	49

1 はじめに

1.1 本研究の背景

コンピュータで文章を正しく解析するためには様々な解析技術が必要となる。自然言語処理の分野ではこの解析技術に関する研究が盛んに行なわれており、文章の統語構造を解析する基本的な技術である形態素解析や構文解析においては、MeCab¹やJUMAN²、CaboCha³、KNP⁴などの高精度な解析器がWeb上で公開されている。しかし、文章を正確に解析するためには統語構造の解析だけでなく、その単語がどんな内容を表しているのか、その述語の動作主は誰なのかといった意味情報を解析する必要がある。この意味解析技術の一つに述語項構造解析が存在する。

述語項構造解析とは、文章中の各述語についてその項構造（日本語ではガ格、ヲ格、ニ格）を推定することであり、形態素解析や構文解析と並び、現在の自然言語処理を支える基幹技術の一つである。図1に「その映画を見て、太郎は感動した。」という文章を与えた時の述語項構造解析の具体例を示す。この文章には「見る」と「感動する」の二つの述語が存在するため、述語項構造解析ではそれぞれの述語について項構造を推定する。また、図1の「見る」のニ格が「映画」であることから分かる通り、述語の項構造は表層の助詞と一致するとは限らない。つまり、述語項構造はあくまでも述語の主格、対象格、目的格という意味情報を表している。このように、述語項構造解析によって文章から述語と名詞の意味関係を自動抽出することが出来るため、情報抽出や機械翻訳、省略解析 [32] など様々な言語処理の分野で利用されている。

述語項構造解析に関する先行研究は数多く存在するが、その精度はまだ十分に高いとは言えない。精度が下がる原因の一つとして、項を共有する述語に対する解析精度が低いという点が挙げられる。項を共有する述語とは、文内の他述語の述語項構造と同じ名詞句を述語項構造に持つ述語のことである。項を共有する述

¹<http://mecab.googlecode.com/svn/trunk/mecab/doc/index.html>

²<http://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/index.php?JUMAN>

³<https://code.google.com/p/cabocha/>

⁴<http://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/index.php?KNP>

語を含む文章の具体例としては次のようなものがある。

- (1) a. その映画を見て、太郎は感動した。
 b. その映画は太郎に感動を与えた。

ここで、(1a) と (1b) の述語項構造と係り受け関係の比較を図 2 に示す。ただし、(1a) では「見る」に対する述語項構造、(1b) では「感動する」に対する述語項構造を示している。図 2 より、(1a) ではガ格が、(1b) ではガ格と二格がそれぞれ直接係り受け関係にないことが分かる。そのため、このような項を共有する述語は文章の統語構造を複雑にするため、述語項構造解析の精度が落ちてしまう。しかし、日本語の文章ではこのような項を共有する表現が頻出するため、述語項構造解析の精度を向上させるためにはこの問題を改善する必要がある。

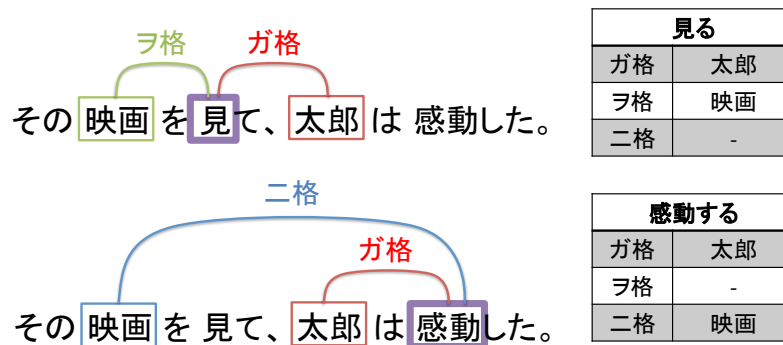


図 1: 述語項構造解析の具体例

1.2 本研究の目的と概要

我々はこの問題を改善するため、項を共有する述語の代表例となる機能動詞構文に着目した。機能動詞構文とは「動作性名詞 + 助詞 + 機能動詞」の構造を持つ文章のことで、具体例としては (1b) のような文章が挙げられる。機能動詞は名詞を修飾する文法的な機能を果たす動詞であり、機能動詞構文は文の構造が定まっているため、手掛かりとして扱いやすい。

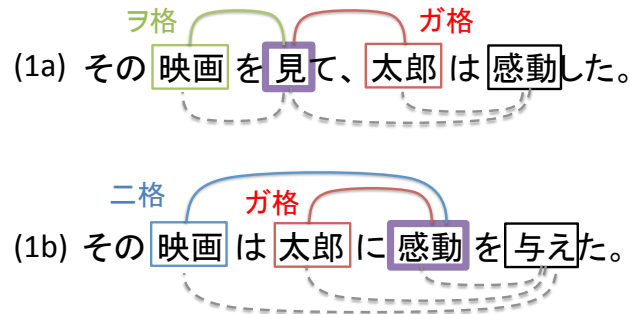


図 2: 述語項構造と係り受け関係の比較
 実線は述語項構造を示し、点線は係り受け関係を示す

本研究では、機能動詞の意味や機能動詞と動作性名詞の格構造の類似性を素性に用いることで、述語項構造解析性能の向上を図る。具体的には、既存モデルで述語項構造解析を行った後に、機能動詞の動作性名詞に与える影響力を学習したモデルを使用してリランキングを行う手法と、人手で作成した格対応関係を用いたルールベースモデルの二つ提案する。述語項構造解析の精度向上に関する既存研究は数多く存在するが、複数の述語間の影響力、特に機能動詞構文に着目した手法は本研究が初の試みである。機能動詞構文を扱うにあたり、まず問題となるのは機能動詞の判定方法である。既存研究 [1, 2] では「格助詞 + 機能動詞」の組（以下、機能動詞表現と呼ぶ）が約 160 組しかないと仮定し、この機能動詞表現と完全に一致したもののみを機能動詞として扱っている。しかし、実際に存在する機能動詞表現が 160 組しかないとは限らない。そこで、本稿では初めに機能動詞表現がどの程度存在するかを Web 文書 60 億文から調査した。その結果、160 組以上存在するがせいぜい数百組しかないことが判明したため、人手でアノテーションを行った機能動詞表現辞書を作成し、この辞書を用いて機能動詞を判定した。評価実験では、NAIST テキストコーパスのアノテーション結果を正解データと見なし、提案手法の精度を既存の述語項構造解析器と比較することで、機能動詞の意味や機能動詞と動作性名詞の格構造の類似性が述語項構造解析の素性として有効であることを示した。

1.3 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。2章で機能動詞構文に関する説明と機能動詞構文における述語項構造の特徴を述べ、3章で機能動詞および述語項構造解析に関連する先行研究について述べる。4章では、機能動詞表現が実際にどの程度存在するのかを調査した後に、機能動詞表現辞書の作成方針について述べる。5章において、機能動詞構文における機能動詞と動作性名詞の関係性を考慮したリランキングによる述語項構造解析器を構築する。6章では、述語項構造解析の精度向上に機能動詞構文における機能動詞と動作性名詞の関係性に関する素性が有効であることを示すため、5章で構築した述語項構造解析器の評価実験を行い、その結果について考察する。7章では、機能動詞構文における機能動詞と動作性名詞の格対応関係を人手で作成することによる辞書の拡張について述べ、8章でルールベースによる述語項構造解析器を構築し、9章では、8章で作成した述語項構造解析器の評価実験を行う。10章では、7章で機能動詞表現辞書に追加した格対応関係に対して、自動的に対応関係を伝播させることで格対応関係数を拡張する手法について述べた後に、拡張した格対応関係の評価実験を行う。最後に、11章で本論文のまとめについて述べる。

2 機能動詞構文を伴う述語項構造

本章では、まず2.1節で機能動詞構文についてより詳細に説明し、2.2節で本研究で扱う機能動詞構文の特徴と述語項構造解析の手掛かり情報として機能動詞構文を用いた根拠について述べる。

2.1 機能動詞構文

村木 [3] によれば、機能動詞とは「実質的な意味を名詞にあずけて、みずからはもっぱら文法的な機能をはたす動詞」と定義されており、ある名詞を修飾し述語形式にするための文法上の機能を表わすものと位置づけられている。そのため、機能動詞は特定の名詞との繋がりが強く、「名詞 + 助詞 + 機能動詞」の形で用いられる。このとき、機能動詞と結びつくことの出来る名詞は「刺激」や「感動」など何らかの行為を表わす名詞（以下、動作性名詞と呼ぶ）に限定されるため、実際の文章中では「動作性名詞 + 助詞 + 機能動詞」の構造で出現する。この構造を持つ文章のことを機能動詞構文という。機能動詞構文の例を次に示す。

- (2) a. 太郎は花子に電話をかけた。
b. 太郎は運動会でクラスメイトから注目を集めた。

(2a)では、「電話」が動作性名詞で「かける」が機能動詞となっており、(2b)では、「注目」が動作性名詞、「集める」が機能動詞となっている。機能動詞構文は本来の動詞である機能動詞の代わりに動作性名詞を動詞化することで等価な文章に書き換えることが可能である。

- (3) a. 太郎は花子に電話した。
b. 太郎は運動会でクラスメイトから注目された。

(3a)と(3b)はそれぞれ(2a)と(2b)を等価な文章に書き換えたものであり、「電話をかける」が「電話する」、「注目を集める」が「注目される」にそれぞれ言い換えられていることが分かる。この変換例をみれば分かる通り、機能動詞はそれぞれ「能動」や「受動」といった意味を持ち、動作性名詞を修飾する役割を持っている。代表的な機能動詞とその意味の例を表1に示す。また、それぞれの機能

動詞が持つ意味は機能動詞毎に決まっています、その意味によって機能動詞構文の書き換え方が異なる。

表 1: 代表的な機能動詞の例

機能動詞	意味	具体例
行う	能動	野球を行う
収める	能動	成功を収める
受ける	受動	治療を受ける
くろう	受動	攻撃をくろう
与える	使役	影響を与える
促す	使役	成長を促す

2.2 機能動詞構文における述語項構造の特徴

機能動詞構文を伴う文章の述語項構造には、機能動詞と動作性名詞の間に3つの特徴的な性質が存在する。

一つ目の性質は、機能動詞の述語項構造に必ず動作性名詞が存在する点である。これは機能動詞構文が「動作性名詞 + 助詞 + 機能動詞」の構造を持つことから明らかであるが、機能動詞構文であることを示す重要な性質であるため、その文章が機能動詞構文であるかどうかを判断する際に有効である。

二つ目の性質は、機能動詞と動作性名詞の述語項構造には同じ名詞句が入りやすいという点である。2.1節で説明した通り、機能動詞は動作性名詞を述語形式にするための文法上の機能を表わすものであるため、機能動詞構文における実質的な述語となる動作性名詞のガ格、ヲ格、ニ格に入る名詞句は、機能動詞のものと共有する可能性が高い。次の具体例で説明する。

- (4) a. [温暖化]_{ガ格} が作物の [成長]_{ニ格} に [影響]_{ヲ格} を 及ぼす_{PRED}。
 b. [温暖化]_{ガ格} が作物の [成長]_{ニ格} に 影響_{PRED} を及ぼす。

(4a)と(4b)はそれぞれ「及ぼす」と「影響」の述語項構造を示している。このとき、機能動詞である「及ぼす」は単に「影響」という名詞を述語形式にする役割を果たしているだけであるため、「及ぼす」と「影響」のガ格とニ格は一致し、「温暖化」と「成長」という名詞句を共有している。この性質から、機能動詞構文は項を共有する述語を含む文章の典型例であることが分かり、機能動詞構文を正しく解析することで述語項構造解析の精度を向上させることが出来ると考えられる。

三つ目の性質は、機能動詞の意味によって機能動詞と動作性名詞の間の格対応が類似するという点である。具体的に次の例で説明する。ここで、(5)は各述語に対する述語項構造を示し、(6)は(5)を等価な文に書き換えたものである。

- (5) a. [先生]_{ガ格}は[太郎]_{ニ格}に英語の[勉強]_{ヲ格}を強いる_{PRED}。
b. 先生は[太郎]_{ガ格}に[英語]_{ヲ格}の勉強_{PRED}を強いる。
- (6) a. 先生は[太郎]_{ガ格}に[英語]_{ヲ格}の勉強_{PRED}をさせる。
b. 先生に言われて[太郎]_{ガ格}は[英語]_{ヲ格}を勉強_{PRED}する。

2.1節で説明した通り、機能動詞はそれぞれ動作性名詞を修飾する意味を持ち、機能動詞を省略した等価な文に書き換えることが出来る。具体的には、(5a)では「強いる」が使役の意味を持ち、(6a)に書き換えることが可能である。さらに一般的な動詞のヴォイスによる格対応を用いて(6a)の使役表現を(6b)に書き換えることが出来る。この時、述語項構造は述語の意味情報を表わすものであるため、(5b)と(6b)における「勉強」の述語項構造は変化しない。つまり、一般的な動詞の格対応と同様に、機能動詞の意味によって述語項構造の格対応が類似することが分かる。この性質は機能動詞の述語項構造を推定するヒントになるため、この情報を素性に加えることで解析精度の向上が期待できる。

以上の性質から、我々は機能動詞構文に着目し、機能動詞の意味や機能動詞と動作性名詞の格構造の類似度などを素性に用いることで、述語項構造解析の精度を向上させることが出来ると仮定した。

3 関連研究

本論文では、機能動詞構文と述語項構造解析を扱っている。そのため、本章ではまず 3.1 節で機能動詞に関する先行研究と機能動詞をどのように扱っているかについて述べる。その後、述語項構造解析に関する先行研究として、3.2 節で述語項構造解析でよく用いられるコーパスの構築に関する研究、3.3 節で述語項構造の解析手法に関する研究について説明する。

3.1 機能動詞に関する研究

情報検索や機械翻訳など、言語の意味を処理する場合には、表層が異なっているが同じ文脈を表わす文章を判断しなければならない。しかし、機能動詞構文のように述部表現を多様化する表現は適切に処理することが難しいため、その前処理として述部表現の言い換えや正規化に関する研究 [1, 2, 4, 6] が行なわれてきた。その中でも機能動詞表現を対象にした研究として、泉ら (2009)[1] と藤田ら (2009)[2] があげられる。

泉ら (2009)[1] は機能動詞の正規化に向けて、機能動詞構文を一種の制限言語に言い換える研究を行っている。制限言語は言い換えの前後で事実関係が変わらず、最も単純な「動詞 + 助動詞」の表現に言い換えた際に、言い換え後の表現パターンが最小限になるよう設計されている。実際には、機能動詞の意味によって言い換え先の表現が定まり、「使役」の意味を持つ機能動詞は「させる」、「受動」の意味を持つ機能動詞は「される」、「意思」や「可能性」の意味を持つ機能動詞は「しようとする」のようにルールベースで言い換えを行う。(7) に泉らの論文 [1] で使用された言い換えの具体例を示す。

- (7) a. 変更を強いる ⇒ 変更させる
- b. 密航を企てる ⇒ 密航しようとする

藤田ら (2009)[2] は機能動詞構文と機能動詞を含まない文章の同義性を計算する手法を提案している。彼らはまず、新聞コーパスから機能動詞が含まれる文章を抽出し、動作性名詞 *s*、助詞 *c*、(7a) における「させる」のような機能動詞の

言い換え表現 f 、機能動詞 v と後述する機能動詞構文のタイプ $Type$ を人手でアノテーションすることで言い換え用例 $\langle Type, S_n, c, v, f \rangle$ を作成した。ただし、 S_n はその機能動詞構文でとりうる動作性名詞の集合である。藤田ら [2] で用いられた言い換え用例の例を図3に示す。機能動詞のタイプとはどのような動作性名詞 n が助詞 c および機能動詞 v の組 $\langle c, v \rangle$ と共起した際に、その文章が表現 $\langle v(n), f \rangle$ と同義になるのかを表わすもので下記の3つに分類される。ただし、 $v(n)$ は動作性名詞 n の動詞表現を表わす。

- Any: $\langle c, v \rangle$ に対し、あらゆる $\langle n, c, v \rangle$ が $\langle v(n), f \rangle$ と同義。すなわち、 S_n は無視する。
- Class: $\langle c, v \rangle$ に対して、 S_n 中の動作性名詞の用例と類似する n を持つ LVC 候補のみが、 $\langle v(n), f \rangle$ と同義。すなわち、 S_n は典型例と解釈する。
- Instance: $\langle c, v \rangle$ に対して、特定の LVC 候補のみ、 $\langle v(n), f \rangle$ と同義。すなわち、 S_n は厳密な語彙的制約と解釈する。

この言い換え用例を元に図4に示す決定木によって機能動詞構文と機能動詞を含まない文章の同義性を判定する。

$\langle Type, S_n, c, v, f \rangle$
$\langle Instance, \{ 注意, 努力, 長考 \}, を, 払う, する \rangle$
$\langle Instance, \{ 努力 \}, を, 傾ける, する \rangle$
$\langle Any, *, を, 行う, する \rangle$ ($\{ 試合, 調査, 活動, 会談, 協議, 演説 \}$)
$\langle Any, *, が, 目立つ, 頻繁に \rangle$ ($\{ 動き, 活躍, 発言, 意見, 落ち込み, ミス \}$)
$\langle Any, *, を, 打ち切る, NG \rangle$ ($\{ 運転, 搜索, 契約, 会見, 調査, 捜査 \}$)
$\langle Class, \{ 影響, 刺激, 評価, 許可, 示唆 \}, を, 与える, する \rangle$
$\langle Class, \{ 感動, 感銘, 安らぎ \}, を, 与える, させる \rangle$
$\langle Class, \{ 希望 \}, を, 与える, NG \rangle$

図3: 藤田ら [2] の言い換え用例の例

泉ら (2009)[1]、藤田ら (2009)[2] に共通していることは、村木 (1991)[3] に記載されている格助詞と機能動詞の組 (以下、機能動詞表現と呼ぶ) 143組と、新聞記

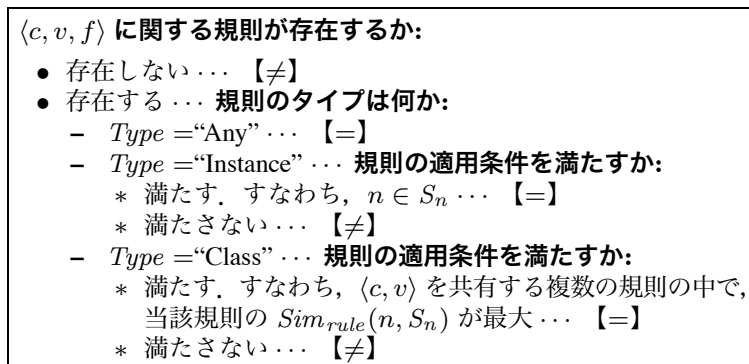


図 4: 藤田ら [2] の同義性判定決定木

事 19 年分から得られた出現頻度上位 40 組の機能動詞表現の、重複を除いた計 160 種類を機能動詞リストとして作成し、このリストに記載された機能動詞しか存在しないと仮定して実験を行っている点である。つまり、先行研究では対象とする機能動詞を予めリストとして保持することで機能動詞を判定している。しかし、このリストに存在する機能動詞で実際に存在する機能動詞のどの程度をカバーしているのかについては述べられていない。

3.2 述語項構造のコーパス構築に関する研究

述語項構造解析は機械学習を用いて行うため、学習用のデータセットとして述語項構造がタグ付けされたコーパスは必要不可欠である。そのため、多くのコーパスが構築されてきた [24, 25, 26, 27, 28, 29]。代表的なコーパスとしては、英語では PropBank[24] や FrameNet[25] などがあげられ、日本語では NIST テキストコーパス [27] があげられる。

PropBank[24] は 2005 年に Martha らが構築したコーパスで、新聞記事約 113,000 事例を対象に、各単語に対して項番号 (Arg0, Arg1, Arg2, ...) と意味役割タグを付与している。意味役割とはその単語の意味を分類したもので、「場所」や「時制」などが存在する。表 2 に PropBank で用いられる意味役割タグの一覧を示す。また、PropBank では予め構文木のタグが付けられた文章に対して意味役割をタ

グ付けしており、意味役割が付与された構文木の例を図5に示す。また、このコーパスは CoNLL shared task⁵ の評価用データとして利用されている。

表 2: PropBank で用いられる意味役割タグ一覧

タグ	意味
LOC	location
EXT	extent
DIS	discourse connectives
ADV	general-purpose
NEG	negation marker
MOD	modal verb
CAU	cause
TMP	time
PNC	purpose
MNR	manner
DIR	direction

FrameNet[25] は 2010 年に Ruppenhofer らが構築したコーパスで、10,000 種類以上の語句の意味を収録し、170,000 事例以上の文に対して語句の意味と句の種類(NP, VP など)がアノテーションされている。

NAIST テキストコーパス [27] は 2007 年に飯田らが構築したコーパスで、京都テキストコーパス [28] で利用されている毎日新聞 95 年 1 月 1 日から 17 日までの全記事 (約 2 万文) 1 月から 12 月までの社説記事 (約 2 万文) の計約 4 万文に対して、以下の情報を付与したコーパス⁶である。

- 述語と表層格 (ガ格、ヲ格、ニ格) の関係
- 動作性名詞と表層格 (ガ格、ヲ格、ニ格) の関係

⁵<http://www.cs.upc.edu/~srlconll/>

⁶<https://sites.google.com/site/naisttextcorpus/>

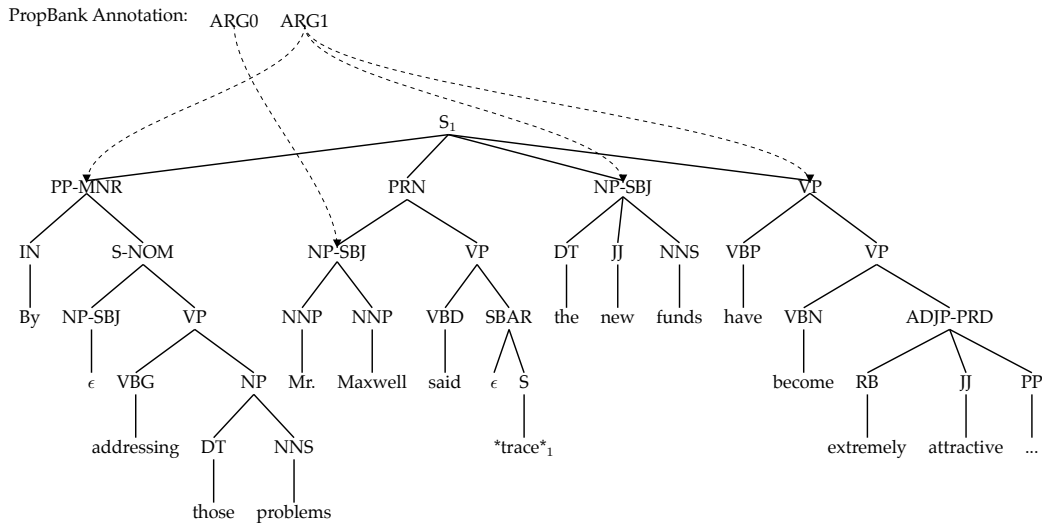


Figure 1
Split Constituents: In this case, a single semantic role label points to multiple nodes in the original Treebank tree.

図 5: Martha ら [24] が用いた PropBank のアノテーション例

- 動作性名詞の名詞クラス
- 名詞句間の共参照関係
- 指示連体詞・代名詞の照応関係

NAIST テキストコーパスでは「遊ぶ」や「行く」などの述語の項構造だけでなく、「遊び」や「勉強」のような動作性名詞の項構造もアノテーションされている。この際、「電話」のように同じ単語でもその単語が動作性名詞として振る舞う場合と普通名詞として振る舞う場合があるが、普通名詞として振舞っている場合はタグ付けされていない。下記の例では、(8a)では「電話」が動作性名詞として振舞っているのに対し、(8b)では普通名詞として振舞っている。

- (8) a. 太郎は花子に電話をかけた。
b. 太郎は新しい携帯電話を買った。

3.3 述語項構造の解析手法に関する研究

述語項構造解析は形態素解析、構文解析の次のステップに位置づけられ、述語と名詞句の間の意味関係を推定することの出来る重要な技術である。解析手法としては、意味役割や述語と項の関係（主格、目的格、与格）がアノテーションされたコーパスを教師データとした機械学習に基づく手法が主流であり、SVMなどの分類学習器を用いて文章中の各単語がどの述語のどの項構造に当てはまるかを独立に解析する点推定による手法が基本となる。機械学習で使用される基本的な素性はGildeaら(2002)[19]やMarquezら(2008)[8]などによって整理されたが、より解析精度を向上させるため、数多くの研究がなされてきた[9, 11, 10, 12, 13, 14, 15, 21, 22, 16, 17, 18, 20, 31, 30, 23]。

小町ら(2006)[9]、Sasanoら(2011)[10]、Hayashibeら(2011)[11]、平ら(2011)[12]は、主に点推定モデルに対して新たな素性を追加することで精度の向上を図っている。小町ら(2006)[9]は事態性名詞の項同定に着目し、pLSI[33]を用いてスムージングした<動詞格助詞, 格助詞, 動詞>の共起確率を素性として追加した。Sasanoら(2011)[10]は日本語のゼロ照応問題に着目し、大規模なWebデータから格フレームを抽出し、単語やクラス、カテゴリのPMIなど複数のスコアを素性として用いた。Hayashibeら(2011)[11]は、項と述語の位置関係の類似度を素性として利用している。平ら(2011)[12]は単語、品詞、係り受け情報などの基本的な素性を組み合わせた組み合わせ特徴量をSVMに追加することで精度の向上が図れることを示した。

Choiら(2011)[16]、Tairaら(2010)[17]、Toutanovaら(2005, 2008)[13, 14]、Yangら(2014)[15]、Ivanら(2009)[18]、吉川ら(2010)[20]は点推定モデルでは考慮することの難しい、項と項の依存関係を素性に追加するための手法を提案している。Choiら(2011)[16]やTairaら(2010)[17]は文章中の単語の出現順序に沿ってルールベースで状態を遷移させることで解析を行う遷移モデルを、Ivanら(2009)[18]や吉川ら(2010)[20]はMarkov Logicを用いて文章内の全ての単語を考慮しながら集合的に解析を行うモデルを、Toutanovaら(2005, 2008)[13, 14]やYangら(2014)[15]は解析結果に対して、項と項の関係性を学習したモデルを用いて再度スコア付けを行い、解析結果を改善するリランキングモデルを提案した。また、

その他の手法としては構造学習を用いた手法 [31]、最大エントロピー法を用いた手法 [23]、構文解析と格解析を同時に行う手法 [30] などが提案されている。

以下では、3.3.1 節で本研究で用いるリランキング手法について、3.3.2 節で本研究のベースラインである松林モデル [7] について詳しく説明する。

3.3.1 リランキング手法

リランキングとは基本的な素性で学習したモデルによる解析結果をスコアの高い順にトップ N 件出力し、その出力に対してもう一度スコア付けを行うことで解析結果を改善する手法である。リランキング手法による述語項構造解析の流れを図 6 に示す。リランキング手法は通常の点推定による述語項構造解析モデルで統語情報をベースに解析し、リランキングモデルで各項と項の関係性などを解析している。点推定モデルでは素性として用いることが困難な情報を組み込むことが可能であるため、従来の述語項構造解析よりも高い精度で解析することが可能である。リランキング手法を用いた先行研究としては、Toutanova ら (2005, 2008)[13, 14] や Yang ら (2014)[15] があげられる。

Toutanova ら (2005, 2008)[13, 14] は、各述語に対してその述語項構造を推定するため、文章中の述語と項の位置を保持した次のようなテンプレートを用いて、リランキングモデルの素性を作成した。

[ARG1, PRED, ARG2, ARG3]

このテンプレートに対して、項と述語の原形や品詞情報、句の種類などを当てはめることで素性としている。

一方、Yang ら (2014)[15] は、各単語がどの述語のどの項に当てはまるかに着目した素性を用いることでリランキングモデルを作成している。具体的には次のような素性を用いている。

- Roles and Predicates ' Sequence (RPS):
例. ' Arg1-force, Arg0-reconsider '
- Roles and Predicates ' Sequence with Relative Orders (RPSWR):
例. ' force-Arg1, Arg0-reconsider '

- Roles and Phrase Type Sequence (RPTS)

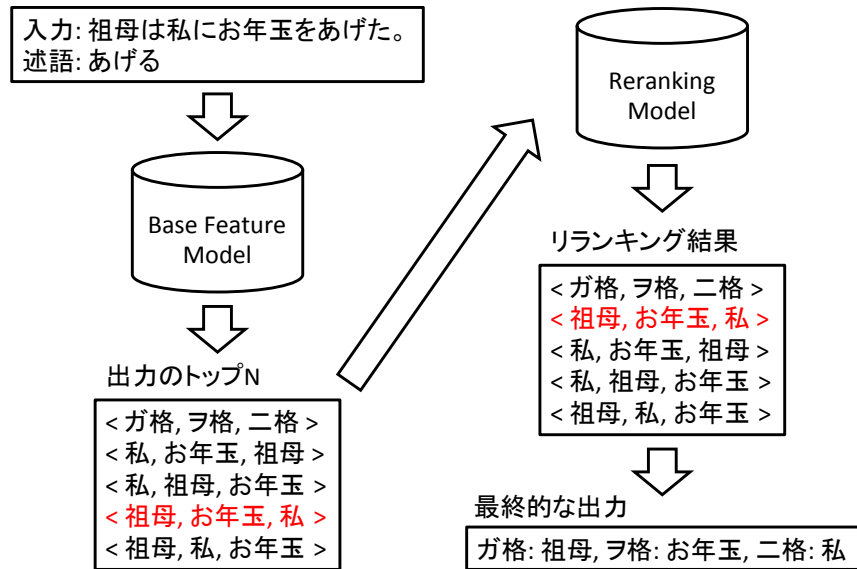


図 6: リランキング手法による述語項構造解析の流れ

3.3.2 本研究のベースラインモデル (松林, 2014)

本節では、本研究のベースラインとして用いる松林ら [7] の述語項構造解析モデルについて述べる。彼らは、今後大規模な文書データを高速に解析する要求が高まることを想定し、点推定によるシンプルなモデルに対して素性設計のみで最先端モデルと同等の性能を実現している。解析対象は文内の項に限定し、述語だけではなく動作性名詞に対しても同様に述語項構造を推定している。具体的な解析手順は次の3ステップ (松林ら [7] から引用) からなる。

1. 訓練データ内の統計により、項となることが稀な品詞を持つ項候補を枝刈りする。具体的には、IPA 品詞体系において「名詞」「動詞」「助動詞」「終助詞」「副助詞」「未知語 (未定義語)」の品詞をもつ形態素のみを項候補とする。この枝刈りは、訓練データの 99%以上の正解項を保持しつつ、候補を 36%削減する。

2. L2-正則化 L2-loss の SVM を用いて、項候補に対して { ガ, ヲ, ニ, NONE } の多値分類を行うモデルを学習し、各候補について、それぞれのラベルに対するスコアを求める。
3. { ガ, ヲ, ニ } の各ラベルについて、文内候補から最もスコアの高いものをそれぞれ一つ選ぶ。ガ, ヲ, ニ のそれぞれについて個別の閾値を定めておき、選出した最尤候補が閾値を超えていれば、その形態素を対象述語の項として認定し、格ラベルと共に出力する。

また、用いた素性とその精度 (F 値) をそれぞれ図 8, 7 に示す。松林ら [7] は、述語だけではなく動作性名詞に対しても述語項構造を解析しており、その精度も最先端モデルと同等であるため、機能動詞構文を対象とする本研究のベースラインとして最適である。本研究では、松林ら [7] のモデルの出力に対して、機能動詞構文の特徴を素性としたリランキングを行う。

位置	1. 述語				2. イベント性名詞				1+2			
	ガ	ヲ	ニ	All	ガ	ヲ	ニ	All	ガ	ヲ	ニ	All
文節単位												
a. 文節内	37.3	43.2	65.2	54.5	75.1	83.4	54.9	78.6	73.8	82.3	59.6	77.1
b. 係り有	88.6	94.2	63.7	87.6	70.7	74.8	43.5	71.0	86.7	92.4	63.0	86.1
c. 文内係り無	50.2	28.1	25.7	46.9	46.9	25.5	24.5	43.0	48.9	27.0	25.1	45.3
a+b+c	80.3	90.4	62.2	81.5	61.6	74.3	41.4	65.1	75.7	86.3	59.8	77.6
形態素単位												
a. 文節内	37.3	43.2	65.2	54.5	71.2	82.1	54.3	76.2	70.0	81.2	59.3	74.9
b. 係り有	87.8	94.0	63.7	87.1	69.7	74.6	43.5	70.3	85.9	92.2	63.0	85.6
c. 文内係り無	49.0	27.7	25.7	45.8	45.2	25.0	23.3	41.6	47.5	26.5	24.4	44.1
a+b+c	79.4	90.2	62.1	80.9	59.5	73.4	40.7	63.5	74.6	85.9	59.7	76.8

図 7: 松林ら [7] の解析精度 (F 値)

ID	新規性	素性名	説明
述語に関する素性			
p1	既	述語原形	述語の原形
p2	既	述語の語彙情報	述語の表層、原形、読み、品詞、品詞細分類、活用形
p3	新	サ変動詞・サ変名詞汎化	述語がサ変動詞の場合、サ変名詞部分の文字列
p4	類	格交替を起こす 接尾文字列	述語の接尾辞「れる」「せる」、サ変名詞に接続する可能動詞「できる/出来る」、補助動詞構文「てある」が出現しているかを列挙してつなげたもの
項候補に関する素性			
a1	既	項候補原形	項候補の原形
a2	既	項候補の語彙情報	項候補の表層、原形、読み、品詞、品詞細分類、固有名詞タグ
a3	新	項候補主辞判定	項候補が文節の主辞かどうか
a4	類	文節文字列	項候補が文節の主辞の場合、文節先頭から主辞までの文字列
a5	類	項候補の右隣の語	項候補の右隣の語の原形、品詞、品詞細分類
a6	類	項候補の助詞	項候補の文節において主辞以降に含まれる文字列
述語と項候補に関する素性の組み合わせ			
c1	類	p1,p3 のそれぞれ かつ a1,a4 のそれぞれ	述語と項候補の共起
c2	類	p1,p3 のそれぞれ かつ a3 かつ a6	述語と項候補助詞の共起
c3	類	p4 かつ a3 かつ a6	格交替による項候補助詞の変化
c4	類	p3 かつ p4 かつ a3 かつ a6	述語ごとの格交替による項候補助詞の変化
c5	新	p4 かつ a6 かつ 項候補以外の係助詞	項候補の文節以外に述語に係る文節があれば、それらの文節の素性 a6 相当を辞書順でつなげたもの、かつ p4 かつ a6
c6	新	p3 かつ c5	述語ごとに c3 を観測するもの
述語と項候補の間の統語構造に関する素性			
s1	既	前後	項候補が述語より前か後ろか
s2	既	同一文節	項候補が述語と同一文節内にあるか
s3	新	s1 かつ s2	
s4	類	形態素距離	項候補と述語の形態素距離、かつ s1
s5	新	文節係り受け距離	項候補と述語の係り受け距離
s6	類	文節係り受けパス	p4 かつ、係り受け距離 5 までの項候補の文節と述語の文節の間の係り受けパス
s7	類	主辞品詞付き係り受けパス	s6 に、中間ノードの主辞の品詞を保持したもの
s8	新	述語・助詞つき係り受けパス	s6 に、中間ノードに出現する動詞・サ変名詞と全文節の助詞 (a6) を保持したもの
s9	新	主辞・助詞つき係り受けパス	s6 に、中間ノードの主辞原形と全文節の助詞 (a6) を保持したもの
s10	類	p1 かつ s6,s8,s9 のそれぞれ	述語原形と係り受けパスバリエーションの共起
s11	類	a1 かつ s6,s8,s9 のそれぞれ	項候補原形と係り受けパスバリエーションの共起
s12	類	p1 かつ a1 かつ s6,s8,s9 のそれぞれ	述語原形、項候補原形と係り受けパスバリエーションの共起
s13	類	述語の連体修飾	述語の文節の係り先が項候補の文節かどうか かつ 述語の品詞 かつ 述語の活用形 かつ a3
s14	新	p1 かつ s13	述語ごとに s13 を観測
s15	新	述語の連体修飾 (隣接型)	a3 かつ 述語が文節の最後の形態素 かつ 述語の文節の隣の文節に項候補が含まれる
大規模データより獲得された情報を用いた素性			
w1	類	京大格フレーム	京大格フレーム内の (項候補原形、助詞、述語) の頻度 c に対して、 $\log(c) + 1$ を値として発火。頻度 0 の場合、NONE を値 1 で発火
w2	類	京大格フレーム (文節)	項候補が文節の主辞の場合、w1 を文節文字列 (a4) で計算したもの
w3	類	名詞クラス (500)	文脈類似語データベースにおけるソフトクラスタリング結果。項候補の複数のクラスター ID を確信度の値で発火。クラスター数 500 と 2,000 をそれぞれ使用
w4	既	名詞クラス (2,000)	
w5	類	p3 かつ w3,w4 のそれぞれ	(名詞クラス、述語) の共起
w6	類	p3 かつ a6 かつ w3,w4 のそれぞれ	(名詞クラス、助詞、述語) の共起
w7	類	京大格フレーム + 名詞クラス	w1 の頻度情報を名詞クラスベースで計算したもの
w8	類	京大格フレーム + 名詞クラス (文節)	w7 で、名詞クラス ID を文節文字列 (a4) で求めるもの

図 8: 松林ら [7] で用いた素性一覧

4 機能動詞表現辞書の作成

本研究では、述語項構造解析に機能動詞構文の特徴を素性として追加することが、精度の向上に有効であることを示す。そのため、その文章中に機能動詞構文が存在するかどうかを判定する必要がある。泉ら (2009)[1] や藤田ら (2009)[2] は予め機能動詞表現（「格助詞 + 機能動詞」の組）のリストを作成し、そのリストに載っていない機能動詞表現は存在しないと仮定して機能動詞を扱っている。彼らは機能動詞表現リストとして、村木 (1991) の「日本語動詞の諸相」[3] という書籍に記載された 143 組と藤田ら (2006)[34] 新聞記事 19 年分から得られた出現頻度上位 40 組の重複等を除いた 160 組の機能動詞表現を用いている。しかし、この 160 組の機能動詞表現リストが実際に存在する機能動詞表現のどの程度をカバーしているかについては言及されていない。そのため、我々はまず Web 文書 60 億文から機能動詞表現（格助詞 + 機能動詞）を含むと思われる文章を抽出し、人手で確認することで機能動詞表現が実際にどの程度存在するかを調査した。その結果、泉ら (2009)[1] や藤田ら (2009)[2] で用いられた 160 組よりは多いものの、せいぜい数百組しか存在しないことが判明したため、抽出した機能動詞表現に対して人手でアノテーションを行い、機能動詞表現辞書を作成した。我々のモデルではこの辞書を用いて機能動詞構文を判別し、実験を行う。本章では、4.1 節で機能動詞表現に関する調査方法とその結果を示した後に、4.2 節で作成した機能動詞表現辞書の仕様について述べる。

4.1 機能動詞表現の分布調査

4.1.1 調査方法

機能動詞構文の判定に向けて、機能動詞表現が実際にどの程度存在するのか、その分布を調査した。調査方法の概要を図 9 に示す。

2.1 節で説明した通り、機能動詞構文は必ず「動作性名詞 + 助詞 + 機能動詞」の構造を持っている。そこで、我々はまず Web 文書 60 億文からパターンマッチを行い、機能動詞構文の要素となる、動詞 v と格助詞 c と項に入る名詞句 n の組 $\langle n, c, v \rangle$ を抽出し、 $\langle c, v \rangle$ が等しいものをまとめることで $\langle N, c, v \rangle$ を生成

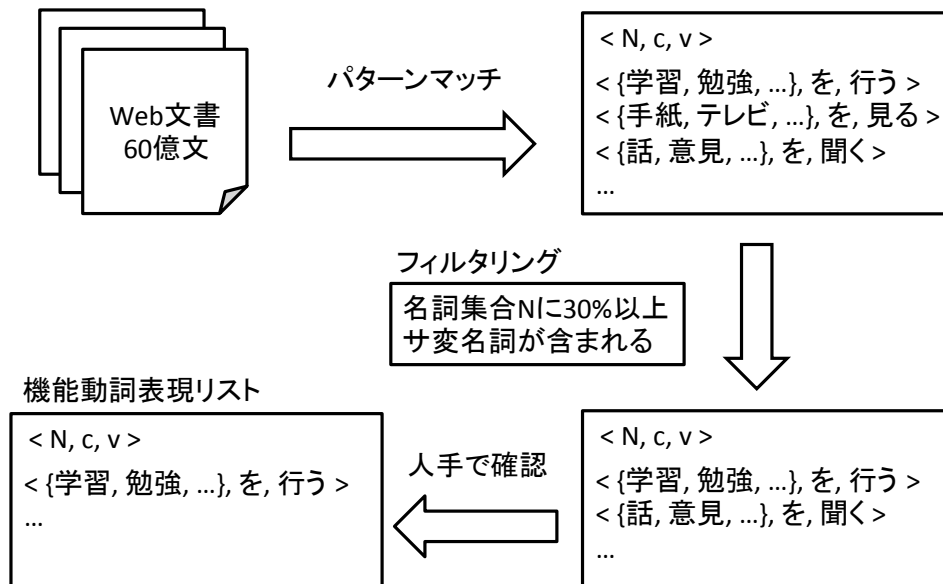


図 9: 機能動詞表現の調査方法の概要

した。ただし、 N は名詞句 n の出現頻度上位 10 件の集合を表わす。この際、助詞と動詞を組として抽出するが、受動表現や使役表現のような動詞の変化形では格対応により助詞が変化してしまうため、 v の変化形は異なる動詞として扱った。次に、機能動詞表現になりうる格助詞 c と動詞 v の組 $\langle c, v \rangle$ は、項に入る名詞句 n が一定以上の割合でサ変名詞になると考え、 N に含まれる n がサ変名詞となる割合が 30% 以上の $\langle N, c, v \rangle$ だけをフィルタリングした。また、村木 (1991)[3] に記載された 143 組の $\langle c, v \rangle$ はすでに機能動詞表現であることが判明しているため、事前に取り除いている。これによって得られた機能動詞表現となり得る組 $\langle N, c, v \rangle$ (以下、機能動詞表現候補と呼ぶ) の具体例を表 3 に示す。

その後、機能動詞表現候補における $\langle c, v \rangle$ の出現頻度上位 500 件を人手で確認し、 $\langle c, v \rangle$ が機能動詞表現であるかどうかを判別した。この際、次の条件を全て満たすもののみを機能動詞表現として判別した。ただし、 $V(n)$ は n が動作用性名詞である場合の n の動詞化表現を表し、 f は動詞 v の等価な言い換え表現である。

表 3: 抽出した機能動詞表現候補の例

助詞 c	動詞 v	名詞句集合 N
が	できる	仕事, それ, 何, 予約, 話, 検索, 確認, 生活, これ, 準備
を	聞く	話, 声, 意見, それ, お話, 言葉, 説明, 音, 名前, 噂, これ
を	図る	向上, 充実, 強化, 連携, 推進, 拡大, 改善, 活性, 促進, 交流
を	目指す	向上, 実現, 取得, アップ, 合格, 育成, 企業, 構築, 社会, 拡大
を	考える	何, 方法, 購入, それ, 問題, バランス, 転職, 対策, 将来, 気持ち

1. N に動作性名詞が存在する。
2. $\langle n, c, v \rangle$ に対して、等価な言い換え表現 $\langle V(n), f \rangle$ を生成できる n が一つ以上存在する。
3. 条件 1, 2 を満たす $\langle N, c, v \rangle$ のうち、次のどちらかの条件を満たす。
 - (a) v が受動表現や使役表現のような変化形ではない。すなわち、 v が原形である。
 - (b) v が変化形の場合、 v を原形にした際の $\langle c, v \rangle$ が機能動詞として判定されていない。すなわち、 v の変化形と原形で格対応による助詞の変更が起こる。

次の例で説明する。

- (9) a. $\langle \{ \text{仕事, それ, 何, 予約, 話, 検索, 確認, 生活, これ, 準備} \}, \text{が, できる} \rangle$
b. $\langle \{ \text{加工, 刺繍, 装飾, デザイン, 処理, 工夫, プリント, 彫刻, コーディング, 改良} \}, \text{を, 施される} \rangle$

(9a) は N にサ変名詞が存在し、「予約できる」という等価な言い換え表現を生成できるため、条件 1, 2 を満たす。さらに「できる」は原形であるため条件 3 を満たすため、(9a) は機能動詞表現として判定される。同様に (9b) について考えると、(9b) は N にサ変名詞が存在し、「加工される」という等価な言い換え表現を

生成できるため、条件 1, 2 を満たす。しかし、「施される」は「施す」の受動表現であるがすでに「を 施す」という機能動詞表現が村木 (1991)[3] に記載されているため、(9b) は機能動詞表現として判定されない。

4.1.2 調査結果

前節で述べた手法を用いて、Web 文書 60 億文に機能動詞表現がどの程度存在するかを調査した。パターンマッチングにより抽出した機能動詞表現候補の出現頻度上位 500 件を手で確認した結果、166 組の機能動詞表現を得ることが出来た。また、機能動詞表現の分布を確認するため、出現頻度上位 100 件ごとの機能動詞表現の出現数を図 10 に示す。ここで、図 10 における正例とは、機能動詞表現校を人手で確認した結果、機能動詞表現であると判別された事例を表わす。図 10 を見ると、機能動詞表現の出現数はほぼ線形に減少しているため、今後も線形に減少すると仮定すると、出現頻度上位 1000 件程度で収束し、正例数は約 250 組程度になると推測出来る。そのため、今回得られた 166 組と村木 (1991)[3] に記載された 143 組の機能動詞表現を足した 309 組の機能動詞表現で全体の約 8 割程度の機能動詞表現をカバーしていると考えられる。

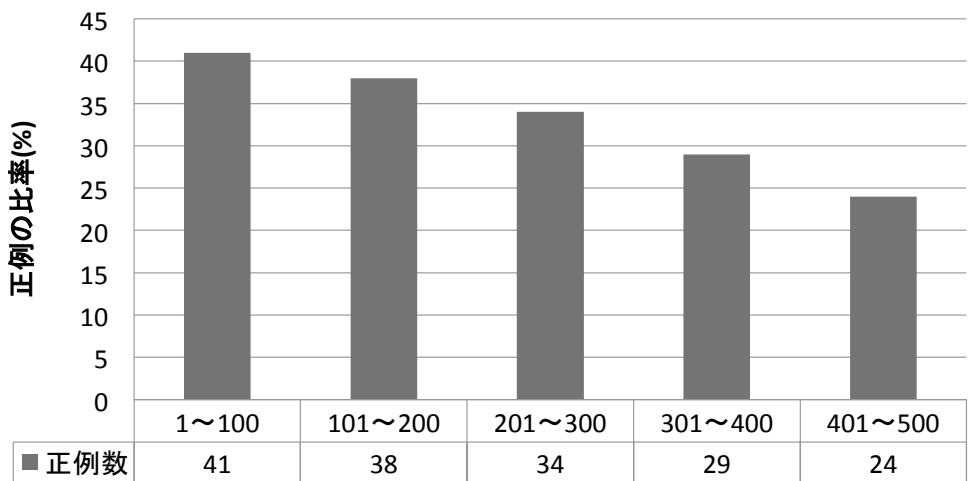


図 10: 出現頻度上位 100 件ごとの機能動詞表現数

4.2 機能動詞表現辞書の仕様

前節では、機能動詞表現が実際にどの程度存在するか、その分布調査について述べた。その結果、機能動詞表現は約 400 組程度しか存在せず、Web 文書 60 億文の出現頻度上位 500 件から抽出した 166 組と村木 (1991)[3] に記載された 143 組の機能動詞表現を合わせた 309 組の機能動詞表現で全体の約 8 割をカバーできることが分かった。そこで我々は、抽出した機能動詞表現に対してそれぞれの意味を付与した機能動詞辞書を作成し、この辞書を用いて後述する提案手法における機能動詞表現の判定と意味素性の追加を行った。以下では、作成した機能動詞表現辞書の仕様について説明する。

我々は、4.1 節で得られた 309 組の機能動詞表現に対して、表 4 の情報を付与し、機能動詞表現辞書を作成した。

表 4: 機能動詞表現辞書に付与した情報一覧

付与した情報	説明	例
助詞	助詞の原形。	を
機能動詞	機能動詞の原形。ただし、格対応により助詞の変化する変化形は別の機能動詞とする。	行う
機能動詞表現	「助詞 + 機能動詞」の表現	を 行う
異表記	機能動詞の異表記	行なう、おこなう
意味	機能動詞の持つ意味情報	能動
言い換え候補	機能動詞の言い換え例	する

異表記に関しては、4.1 節で調査した出現頻度 500 件に現れた表現と「取り掛かる」と「取りかかる」のように一般的に異表記として扱われる表現を追加した。

言い換え候補に関しては、4.1 節で機能動詞表現を判定する際に根拠とした $\langle V(n), f \rangle$ を付与した。

意味に関しては、村木 (1991)[3] に記載された機能動詞表現とその意味を参考にアノテーションを行った。村木 (1991)[3] では 143 組の機能動詞表現に対して 11

種類の意味が割り当てられているが、この 11 種類の意味のどれにも当てはまらない機能動詞表現が存在したため、新たな意味を 9 種類追加し、合計 20 種類の意味を機能動詞表現に付与した。付与した意味の一覧を表 5 に示す。また、「を防ぐ」が否定と使役の意味を持つように、機能動詞表現が複数の意味を持つ場合は、二つの意味表現を付与した。

実際に作成した機能動詞表現辞書の例を表 6 に示す。

以上により、機能動詞表現辞書を作成することが出来たため、次章からは提案モデルについて述べる。

表 5: 機能動詞表現に付与した意味一覧

村木 (1991)[3] の意味	追加した意味
能動, 受動, 使役, 始動, 終結, 実現, 継続, 反復, 強意, 緩和, 意思	可能, 未来, 推量, 否定, 自願望, 他 願望, 義務, 授受, 容易

表 6: 作成した機能動詞表現辞書の具体例

助詞	機能動詞	機能動詞表現	異表記	意味	言い換え候補
が	できる	ができる	出来る	可能	できる
を	させる	をさせる		使役	させる
が	始まる	が始まる	はじまる	始動	し始める
を	頂く	を頂く	いただく	授受	してもらう
を	実施する	を実施する		能動	する
を	開始する	を開始する		始動	し始める
を	願う	を願う	ねがう	他願望	してほしい
に	努める	に努める	つとめる	意思	一生懸命~しようとする
を	終える	を終える	おえる	終結	し終える
を	決める	を決める	きめる	強意	する
に	取り組む	に取り組む	とりくむ	能動	する
が	なされる	がなされる	為される	受動	される
を	防ぐ	を防ぐ	ふせぐ	否定・使役	させない
を	実現する	を実現する		実現	する
を	希望する	を希望する		自願望	したい

5 リランキングによる述語項構造解析器の構築

機能動詞の意味や、機能動詞と動作性名詞の格構造の類似性の情報が述語項構造解析の精度向上に有効であることを示すため、松林 [7] の述語項構造解析器に、Toutanova ら [13, 14] や Yang ら [15] をもとにしたリランキングモデルを導入した。図 11 に本手法で構築した述語項構造解析器の概要を示す。今回提案する述語項構造解析器では、まず構文解析された文章を入力とし、その文章が機能動詞構文であるかを判定する。もし機能動詞構文でなければ、既存の述語項構造解析器である松林モデル [7] の解析結果を出力し、機能動詞構文であれば、松林モデル [7] のスコアが高い順にトップ N 件の述語項構造候補を計算する。次に、機能動詞構文である場合のみ、新たに構築したリランキングモデルを用いて、先ほど得られたトップ N 件の述語項構造候補をリランキングすることで、機能動詞構文の特徴を考慮した述語項構造解析の結果を出力する。最後に、解析結果の精度を松林モデル [7] と比較することで機能動詞構文の情報が述語項構造解析の精度向上に有効であることを示す。本研究では、データセットとして NAIST テキストコーパスを用いた。

本章では、5.1 節で機能動詞表現の判定方法について述べ、5.2 節でリランキングモデルを用いることの有用性とモデルの学習方法について述べる。また、5.3 節ではリランキングモデルの学習時に用いた素性について説明する。

5.1 機能動詞表現の判定

機能動詞構文の特徴を述語項構造解析に用いる場合、入力した文章が機能動詞構文なのかどうかを判断する必要がある。本手法では、4 章で作成した機能動詞表現辞書を用いて文章中に機能動詞表現が存在するかどうかを判定することで、その文章が機能動詞構文であるかを判断する。機能動詞表現の判定アルゴリズムを Algorithm1 に示す。ここでは、構文解析された日本語の文章を入力とし、機能動詞表現と判定した「格助詞 + 動詞」のリストを出力する。そして、出力されたリストが空でなければ入力された文章が機能動詞構文であると判断する。まず、文章中に機能動詞表現辞書に含まれる「格助詞 + 動詞」が存在するかを動詞の原

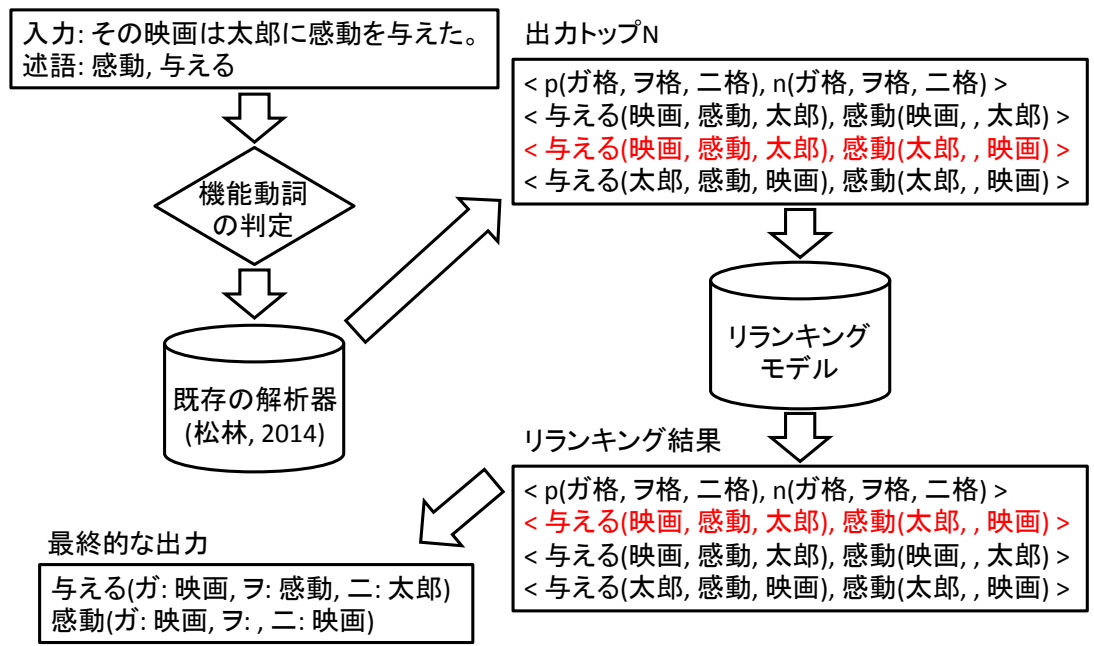


図 11: 提案手法の概要

形との完全一致で判定する。次に、機能動詞構文は「動作性名詞 + 助詞 + 機能動詞」という構造を持っているため、先程の機能動詞表現候補の格に入る項が動作性名詞であるかどうかを判定する必要がある。動作性名詞の判定には、機能動詞表現候補の格に入る項が述語であるかどうかで判断した。

5.2 リランキングモデルの構築

本手法では、機能動詞の意味や機能動詞と動作性名詞の格構造の類似度を述語項構造解析器に素性として追加するため、リランキングによる手法を用いた。3.3.1節で述べたように、リランキング手法とは統語情報を素性として学習した述語項構造解析器の出力トップN件に対して、項と項の関係性などを素性として学習したモデルによるスコア付けを再度行い、出力を並べ替えることで精度を向上させる手法である。リランキング手法を用いることで、機能動詞と動作性名詞という複数の述語間の格構造の類似度を素性として用いることが出来るため、本研

Algorithm 1 機能動詞表現の判定アルゴリズム

Input: 構造解析済みの日本語の文章

Output: 機能動詞表現と判定した「格助詞 + 動詞」リスト

```
1:  $V \leftarrow$  文章中の全ての「格助詞+述語」リスト
2:  $FuncExprDic \leftarrow$  機能動詞表現辞書
3: for all  $v$  in  $V$  do
4:   if  $FuncExprDic$  contains  $v$  then
5:      $Dep \leftarrow v$  の格に入る全ての項
6:     for all  $d$  in  $Dep$  do
7:       if  $d$  is “動作性名詞” then
8:          $outputList \leftarrow v$ 
9:       end if
10:    end for
11:  end if
12: end for
13: return  $outputList$ 
```

究の目的に適している。

先行研究 [13, 14] では、(10) のように、各述語の述語項構造のラベル列を一つの単位としてリランキングを行っているが、本研究では、(11) のように、機能動詞と動作性名詞の述語項構造を一つのラベル列として扱い、このラベル列が最も正しくなるようにリランキングを行う。これにより、複数の述語間における格構造の類似度を考慮したリランキングを行うことが出来る。

(10) 述語 [ガ格, ヲ格, ニ格]

(11) (機能動詞 [ガ格, ヲ格, ニ格], 動作性名詞 [ガ格, ヲ格, ニ格])

以降では、5.2.1 節で松林ら [7] の述語項構造解析器の事前調査について述べ、5.2.2 節で本研究で提案するリランキングモデルの学習方法について説明する。

5.2.1 事前調査

リランキング手法を用いる上で問題となるのは、事前に出力したトップ N 件の解析結果に正解となる項構造のラベル列が含まれているかという点である。リランキングする前の出力トップ N 件に、既存の述語項構造解析器の出力よりも正解数の多い項構造のラベル列が存在しなければ、リランキングを行っても精度は上がらない。そこで我々は、6.1 節で述べる訓練データを用いて学習した松林ら [7] のモデルに対して、開発データを入力として与えることで、松林モデルで解析したトップ N 件の出力の中に、松林モデルの出力よりも精度の上がるラベル列がどの程度含まれているかを調査した。その結果、出力のトップ 10 件に含まれるラベル列を理想的に並び替えた場合に、約 98% の精度を出せることが判明したため、松林モデルのトップ 10 件の出力に対してリランキングを適用することで、述語項構造の解析精度を向上させることが可能であると考えられる。

5.2.2 モデルの学習

提案モデルでは、機能動詞と動作性名詞の述語項構造のラベル列 (機能動詞 [ガ格, ヲ格, ニ格], 動作性名詞 [ガ格, ヲ格, ニ格]) を一つの単位として、そのラベル列が正しいかどうかを SVM を用いて学習する。そのため、学習用のデータとして、機能動詞構文を含む事例に対して正解のラベル列と不正解のラベル列を用意する必要がある。そこで、次の 4 ステップを経てリランキングモデルの学習用データを作成した。

1. 6.1 節で述べる訓練データを用いて松林ら [7] の述語項構造解析器を学習する。
2. 訓練データのうち機能動詞構文を含む事例を松林モデルに入力として与え、各事例の解析結果 (機能動詞 [ガ格, ヲ格, ニ格], 動作性名詞 [ガ格, ヲ格, ニ格]) をスコアが高い順に 10 件出力する。
3. 各事例のトップ 10 件の出力に正解となる述語項構造のラベル列と完全に一致するラベル列が存在しなければ、正解のラベル列を出力に追加する。

4. 正解のラベル列と完全に一致したラベル列を正例、それ以外を負例として学習用データを作成する。

ステップ1におけるスコアとは、松林モデルによって解析された、機能動詞の各項のスコア ($s_{ga}^p, s_{wo}^p, s_{ni}^p$) と動作性名詞の各項のスコア ($s_{ga}^n, s_{wo}^n, s_{ni}^n$) を掛け合わせた数値になっており、式(1)で計算される。

$$\prod_{i=(ga,wo,ni)} \frac{s_i^p}{1-s_i^p} \cdot \frac{s_i^n}{1-s_i^n} \quad (1)$$

以上により、訓練データの機能動詞構文を含む事例一つにつき、正例1件と負例9もしくは10件の学習用データを作成することが出来た。この学習用データを用いて、機械学習を行うことでランキングモデルを作成した。また、モデルの学習には LIBLINEAR⁷による L2 正則化ロジスティック回帰を用いた。

⁷<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/liblinear/>

5.3 素性設計

本研究で用いた素性の一覧を表7に示す。今回構築するリランキングモデルは、機能動詞構文の特徴を学習するため、全ての素性が機能動詞の原形もしくは機能動詞の意味を含めた組み合わせ素性となっている。新規性については、既存研究で使用された素性もしくはそれに類似する素性に、機能動詞の原形もしくは意味を追加したものを「類」、本研究で新たに提案する素性を「新」としている。以下では表7における各素性について述べる。

項と項の関係性に関する素性 (a1~a4) は、先行研究で用いられた素性に機能動詞の原形もしくは意味を追加した組み合わせ素性であり、機能動詞と動作性名詞のそれぞれの項構造に対して、次のような素性を作成した。

[機能動詞の原形 or 意味, ガ格, ヲ格, ニ格]

格構造の類似性に関する素性 (s1~s2) は、機能動詞と動作性名詞のどの格に入る項が等しいかを表した素性であり、機能動詞と動作性名詞の間の格対応情報が学習できることを期待している。機能動詞の i 格に入る項と等しい項が入る動作性名詞の格を $E(i)$ とした場合に、次のような素性を作成した。

[機能動詞の原形 or 意味, $E(\text{ガ})$, $E(\text{ヲ})$, $E(\text{ニ})$]

$$\text{ただし、} E(i) = \begin{cases} \text{ガ (機能動詞の } i \text{ 格が動作性名詞のガ格と等しい)} \\ \text{ヲ (機能動詞の } i \text{ 格が動作性名詞のヲ格と等しい)} \\ \text{ニ (機能動詞の } i \text{ 格が動作性名詞のニ格と等しい)} \\ \text{null (動作性名詞の項構造に同じ項が存在しない)} \end{cases}$$

名詞クラスタによる素性 (w1~w4) は、ALAGINの文脈類似語データベース⁸における名詞のクラスタリング結果を利用しており、クラスタ数500と2000の二つのデータを用いた。 i 格に入る名詞句のクラスタIDを $ID(i)$ とした時、機能動詞と動作性名詞のそれぞれの項構造に対して次のような素性を作成した。また、各クラスタIDの確信度を掛け合わせた値を発火させた。

[機能動詞の原形 or 意味, $ID(\text{ガ})$, $ID(\text{ヲ})$, $ID(\text{ニ})$]

⁸<https://alaginrc.nict.go.jp/news/39-2010-06-15-1.html>

表 7: 本研究で用いた素性一覧

ID	新規性	名前	説明
項と項の関係性に関する素性			
a1	類	機能動詞の原形と各項の原形	機能動詞の原形と各項の原形列
a2	類	機能動詞の意味と各項の原形	機能動詞の意味と各項の原形列
a3	類	機能動詞の原形と各項の品詞情報	機能動詞の原形と各項の品詞情報列
a4	類	機能動詞の意味と各項の品詞情報	機能動詞の意味と各項の品詞情報列
格構造の類似性に関する素性			
s1	新	機能動詞の原形と格構造の類似度	機能動詞の原形と、機能動詞と動作性名詞のどの格が同じかどうか
s2	新	機能動詞の意味と格構造の類似度	機能動詞の意味と、機能動詞と動作性名詞のどの格が同じかどうか
名詞クラスタによる素性			
w1	類	機能動詞の原形と各項の名詞クラスタ (500)	機能動詞の原形と各項の名詞クラスタ (500) のクラスタ ID 列
w2	類	機能動詞の意味と各項の名詞クラスタ (500)	機能動詞の意味と各項の名詞クラスタ (500) のクラスタ ID 列
w3	類	機能動詞の原形と各項の名詞クラスタ (2000)	機能動詞の原形と各項の名詞クラスタ (2000) のクラスタ ID 列
w4	類	機能動詞の意味と各項の名詞クラスタ (2000)	機能動詞の意味と各項の名詞クラスタ (2000) のクラスタ ID 列

6 リランキングモデルの評価実験

本章では、5章で説明した述語項構造解析を用いて、機能動詞構文に関する素性が述語項構造解析の精度向上に有効であることを示すための評価実験について述べる。

6.1 実験設定

構造解析された日本語の文章と文章中の述語の位置を入力として与え、文章中の各述語に対して述語項構造（ガ格、ニ格、ヲ格）をラベル付けした文章を出力し、NAIST テキストコーパスのタグ付けされた述語項構造との一致度で、述語項構造解析器の精度を計算する。

データセットとしては、NAIST テキストコーパス [27] を訓練データ、開発データ、評価データの三つに分割して用いた。解析精度を比較するため、松林ら [7] と同様に、1月1日～11日までのニュース記事と1～8月の社説記事を訓練データ、1月12日～13日のニュース記事と9月の社説記事を開発データ、1月14日～17日のニュース記事と10～12月の社説記事を評価データとし、機能動詞構文に関する文内に存在する項のみを解析対象とした。データセットの事例数を表8に示す。

表 8: 本研究で用いたデータセットの事例数

	述語			文内に存在する項			
	全体	機能動詞	動作性名詞	全体	ガ格	ヲ格	ニ格
訓練データ	5394	2757	2637	8999	5394	3159	446
開発データ	1239	627	612	2099	1239	712	148
評価データ	2240	1138	1102	3730	2240	1302	188

評価は、評価データのうち、機能動詞構文に関わる 3730 事例に対して適合率、再現率、F 値を求め、松林モデル [7] と F 値による比較をすることで行う。

6.2 実験結果と考察

表7の各素性をリランキングモデルに追加した際の精度 (F 値) を、表9に示す。ここで、“base” はベースライン (松林モデル [7]) を表し、機能動詞、動作性名詞のそれぞれの項構造 (ガ格, ヲ格, ニ格) に対する精度をベースラインと比較している。また、機能動詞と動作性名詞の結果を合計したものを全体とし、“s2+w2” の素性の組み合わせにおいて、最も高い精度が得られた。

表 9: 各素性に対する精度比較 (F 値)

素性 ID	機能動詞				動作性名詞				全体			
	all	ga	wo	ni	all	ga	wo	ni	all	ga	wo	ni
base	87.71	77.57	98.82	74.86	65.36	62.88	73.48	44.07	79.55	70.83	91.61	67.09
a1	87.69	77.51	98.82	74.86	65.78	64.26	72.75	41.67	79.61	71.37	91.37	66.38
a2	87.68	77.51	98.82	74.71	66.17	64.76	72.78	43.90	79.74	71.59	91.40	66.67
a3	87.38	77.13	98.82	73.00	65.32	63.81	72.89	37.61	79.22	70.93	91.44	63.88
a4	87.37	77.13	98.82	72.84	65.39	63.93	72.73	38.98	79.23	70.97	91.42	64.02
s1	87.52	77.10	98.82	74.56	66.50	64.72	73.58	45.16	79.71	71.34	91.56	66.67
s2	87.57	77.15	98.82	74.78	66.70	64.98	73.47	46.40	79.82	71.50	91.52	67.10
w1	87.68	77.57	98.82	74.50	66.07	64.03	73.26	45.22	79.74	71.31	91.53	67.24
w2	87.68	77.57	98.82	74.50	66.24	64.59	72.89	45.38	79.79	71.55	91.44	67.09
w3	87.68	77.57	98.82	74.50	65.67	63.66	73.19	42.48	79.60	71.12	91.52	66.67
w4	87.71	77.57	98.82	74.71	65.81	64.11	73.03	42.37	79.64	71.31	91.51	66.52
s2+w2	87.50	77.24	98.82	73.65	67.32	65.70	73.50	49.60	79.99	71.86	91.55	67.10

実験結果から、 $s2 + w2$ の素性を用いた場合に最も高い精度が得られた。ここで、機能動詞と動作性名詞の解析結果を見ると、機能動詞ではなく、動作性名詞の解析精度が向上していることが分かる。これは、一般的に機能動詞の述語項構造が直接係り受け関係にあることから、解析器の出すスコアが高くなる傾向があるため、機能動詞と動作性名詞の項構造の関係性を考慮したりランキングを行う際に、動作性名詞の述語項構造を優先的に修正した結果であると考えられる。特に、もともとの解析器の精度が低かった動作性名詞のニ格の精度は5.53%上昇しており、この特徴が顕著である。一方で、その解析精度の上昇率はあまり高くない。また、 $s2 + w2$ の素性に $a2$ などの素性を追加してもこれ以上の精度にはならなかつ

た。この原因を突き止めるため、評価データで発火した素性のうち、訓練データで学習できた素性の割合を各素性について調査した。その結果を表10に示す。表10から、各項の名詞句列に関する素性 ($a_1, a_2, w_1 \sim 4$) は評価データで発火した素性のうち訓練データに存在する割合が低く、十分に学習出来ていないことが分かった。一方で、各項の品詞情報に関する素性 (a_3, a_4) については、訓練データに存在する割合が多いにもかかわらず、解析精度が低下している。これは日本語は、英語のように文構造が定まっていないため、単純に品詞情報の系列を素性に追加するだけでは文構造を捉えることが出来ないためと考えられる。また、核構造の類似性に関する素性 (s_1, s_2) に関しても訓練データに存在する割合が高いにも関わらず、述語項構造解析の精度があまり上がらなかった。これは、機能動詞構文における機能動詞と動作性名詞の格対応の関係性は機能動詞の意味によって一意に定まるわけではなく、機能動詞と動作性名詞の組み合わせによって変化することを表している。しかし、機能動詞表現約300組と数多く存在する動作性名詞の組み合わせに対して、約5400事例程度の訓練データでは明らかにデータ量が足りず、上手く学習することが出来ないため、統計的機械学習による手法を用いて機能動詞構文における格対応の類似性に関する素性を扱うのは難しい。そこで、我々は実際の文章を人手で確認することで、機能動詞表現と動作性名詞の組み合わせに対して、格対応関係を作成することで4章で作成した辞書を拡張し、ルールベースのモデルを構築することで、この素性を述語項構造解析器に反映した。次章からは、このルールベースモデルについて述べる。

表 10: 訓練データに存在する素性の割合

素性 ID	評価データで発火した素性数	訓練データに存在する割合
a1	15854	0.200 (1897/15854)
a2	15079	0.150 (2260/15079)
a3	4594	0.640 (2943/4594)
a4	2345	0.750 (1758/2345)
s1	1776	0.796 (1414/1776)
s2	585	0.899 (526/585)
w1	15623	0.130 (2037/15623)
w2	14738	0.159 (2350/14738)
w3	15623	0.130 (2037/15623)
w4	14737	0.159 (2350/14737)

7 機能動詞表現辞書の拡張

前章では、機能動詞の意味だけでは機能動詞と動作性名詞の格対応が定まらず、この情報を活用するためには機能動詞と動作性名詞の組み合わせによる素性が必要であることを述べた。しかし、機能動詞表現約 300 組と数多く存在する動作性名詞の組み合わせに対して、約 5400 事例程度の訓練データでは明らかにデータ量が足りず、上手く学習することが出来ない。この素性を述語項構造解析に反映させるため、本研究では、4 章で得られた 309 組の機能動詞表現を含む文章をコーパスから抽出し、機能動詞表現の格に入る動作性名詞の出現頻度が高いものに関して、その格対応関係を人手で分類することで、機能動詞と動作性名詞の組み合わせに対する格対応関係を作成し、機能動詞表現辞書に追加した。また、この辞書を用いて機能動詞と動作性名詞の項構造の関係性をルールベースで反映させることで、機能動詞構文を含む述語項構造解析の精度向上を図った。格対応関係とは、機能動詞と動作性名詞の二つの述語項構造において、機能動詞表現が特定の動作性名詞をとった場合に、どの格とどの格が等しいかという情報を表わし、 $FuncExpr\{c_f \Rightarrow c_o : N\}$ で表現する。ここで、 $FuncExpr$ は機能動詞表現、 c_f

は機能動詞の格、 c_o は動作性名詞の格、 N は動作性名詞の集合を表わす。下記に具体例を示す。

(12) 太郎は花子の信頼を得る

- ・ 述語項構造: 得る (ガ格: 太郎, ヲ格: 信頼)
信頼 (ガ格: 花子, ヲ格: 太郎)
- ・ 格対応関係: を得る {ガ => ヲ : 信頼}

(12) では、機能動詞「得る」のガ格と動作性名詞「信頼」のヲ格が等しいため、機能動詞表現「を得る」が動作性名詞「信頼」をとる場合、機能動詞のガ格と動作性名詞のヲ格が等しいことを「を得る {ガ => ヲ : 信頼}」と表現する。

格対応関係の作成には、6.1 節で述べた訓練データ (NAIST テキストコーパス [27] の一部) と現代日本語書き言葉均衡コーパス (BCCWJ) ⁹ を構文解析したデータを用いた。動詞の名詞形を判断するため、構文解析は IPA 辞書を使用した CaboCha¹⁰ で行った。また、NAIST テキストコーパスには既に述語項構造が付与されているが、二格が付与されていないなどのアノテーションエラーが複数存在する [7] ため、人手で確認して対応関係を作成した。対応関係の作成手順は次に示す通りである。

1. コーパスから「動作性名詞 + 格助詞 + 機能動詞」の構造を含む文章を抽出する。ただし、動作性名詞はサ変名詞もしくは動詞の名詞形とし、「格助詞 + 機能動詞」は 4 章で作成した辞書とのマッチングで判定する。
2. 各機能動詞表現に対して、動作性名詞の出現頻度上位 10 件を人手で確認し格対応関係を作成する。
3. 2. で作成した格対応関係の集合 R について、以下の条件で格対応関係を拡張する。

- (a) R の格対応関係が全て等しい場合、その機能動詞表現は全ての動作性名詞に対して一つの対応関係が定まると判定し、 N に *all* を追加する。

⁹<http://www.ninjal.ac.jp/corpus.center/bccwj/>

¹⁰<https://code.google.com/p/cabocha/>

- (b) R に複数の格対応関係が存在する場合、動作性名詞の出現頻度が40以上のもの全てを人手で確認し、格対応関係を作成する。

本稿では、出現頻度の最も高い能動の意味を持つ機能動詞と、格対応の起こりやすい受動と使役の意味を持つ機能動詞に対して格対応関係を作成した。その結果、能動・受動・使役の機能動詞表現206組に対して合計3598個の対応関係が得られ、BCCWJに存在する能動・受動・使役の機能動詞表現206組と動作性名詞の全て組み合わせのうち、約77%をカバーすることが出来た。作成した辞書の収録数とBCCWJにおける機能動詞表現のカバー率の詳細を表11に示す。

表 11: 作成した辞書の収録数と BCCWJ におけるカバー率

	能動	受動	使役	合計
辞書の収録数				
機能動詞表現	139	34	33	206
格対応関係	2476	656	466	3598
BCCWJ におけるカバー率				
総和	0.778	0.754	0.706	0.771
異なり	0.397	0.505	0.427	0.414

8 ルールベースによる述語項構造解析器の構築

前章で作成した辞書を用いて、機能動詞構文における機能動詞と動作性名詞の項構造の関係性をルールベースで反映する述語項構造解析器を作成した。ルールベースによる述語項構造解析器の概要を図 12 に示す。本章で提案する述語項構造解析器は 5 章で述べた解析器と同様に、松林 [7] のモデルの出力に対して、機能動詞構文の特徴を反映した修正を行うことで精度の向上を図る。表 9 から分かる通り、機能動詞の解析精度に比べて動作性名詞の解析精度はかなり低いため、本研究では、松林モデルの出力においてより精度の高い機能動詞の述語項構造が正しいと仮定し、格対応関係を用いて機能動詞の述語項構造を動作性名詞に伝播させることで、解析結果を修正する。格対応関係 $FuncExpr\{c_f \Rightarrow c_o : N\}$ の適用手順は次の通りである。

1. 既存モデルを用いて、機能動詞と動作性名詞の述語項構造を推定する。
2. 入力文中の機能動詞 $FuncExpr$ と動作性名詞 $n \in N$ に対して、次の二つの条件を満たしているか判別する。
 - (a) 格対応関係 $FuncExpr\{c_f \Rightarrow c_o : N\}$ が辞書に存在する。
 - (b) 既存モデルで解析した機能動詞の c_f 格が $null$ でない。すなわち、機能動詞の述語構造に c_f 格が存在する。
3. 2. の条件を満たしている場合、推定済みの動作性名詞の c_o 格を機能動詞の c_f 格の項で置き換える。
4. 3. の結果、動作性名詞の述語項構造に置き換えた項と同じ項が存在する場合は、その項を $null$ にして述語項構造を出力する。
5. 2. の条件を満たしていない場合、格対応関係を適用せずに出力する。

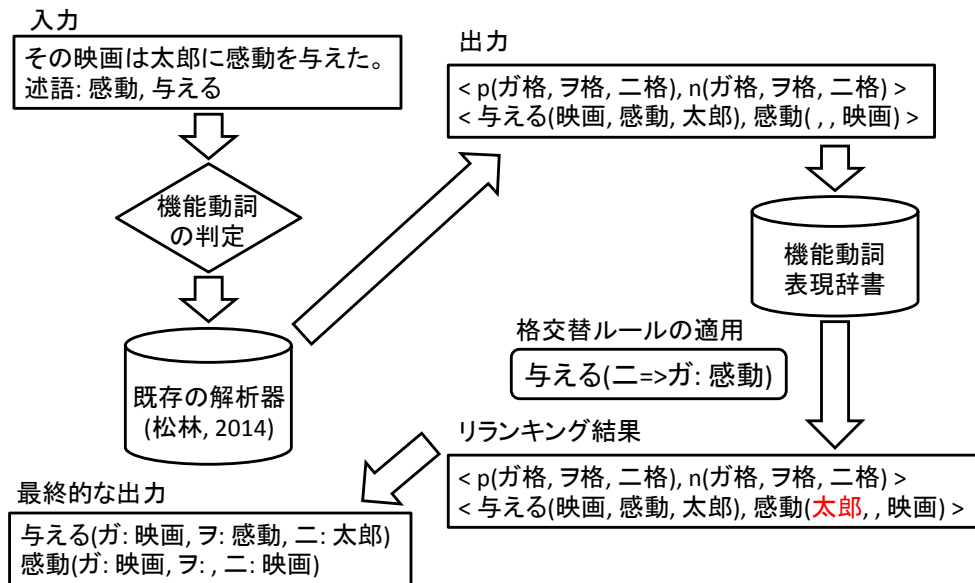


図 12: ルールベースによる述語項構造解析器の概要

9 ルールベースモデルの評価実験

本章では、前章で構築した述語項構造解析器を用いて、7章で作成した格対応関係が機能動詞構文を含む文章の述語項構造解析の精度向上に有用であることを示すための評価実験について述べる。

9.1 実験設定

構造解析された日本語の文章と文章中の述語の位置を入力として与え、文章中の各述語に対して述語項構造（ガ格、ニ格、ヲ格）をラベル付けした文章を出力し、NAIST テキストコーパスのタグ付けされた述語項構造との一致度で、述語項構造解析器の精度を計算する。

データセットとしては、6.1節と同様に NAIST テキストコーパス [27] を訓練データ、開発データ、評価データの三つに分割して用いた。作成した格対応関係が述語項構造解析に与える影響を調べるため、評価対象は機能動詞構文のうち、格対応関係を作成した能動、受動、使役の意味を持ち、機能動詞と動作性名詞で項を共有している、もしくは格対応関係が発火した事例に限定した。

評価は、解析した述語項構造に対して適合率、再現率、F 値を求め、松林モデル [7] と F 値による比較をすることで行う。

9.2 実験結果

7節で作成した格対応関係の述語項構造解析における有用性を評価するため、能動、受動、使役の意味を持つ機能動詞構文に対して、ルールベースモデルを用いて解析した精度を表 12、ベースラインとなる既存手法 [7] の精度を表 13 に示す。ここで、NaN はその格に項の入る事例が評価データに存在しなかったため、F 値が計算出来ないことを示す。また、提案モデルでは機能動詞の述語項構造を動作性名詞に伝播させているため、機能動詞に関する精度はベースラインと変化しない。

表12と表13を比較すると、ベースラインの精度に比べて全体の精度が3.54%向上しており、特にベースラインで精度の低かった動作性名詞における受動のヲ格や使役のニ格に関してはそれぞれ50.47%、36.54%と大幅に精度を向上させることが出来た。これにより、機能動詞表現辞書に記述した格対応関係が機能動詞構文を含む述語項構造の解析精度向上に有用であり、特に格対応の起こりやすい受動や使役の意味を持つ機能動詞構文において大きな精度向上が見込めることが分かった。一方で、もともと精度の高かった使役のヲ格に関しては1.59%精度が下がっている。これは、もともと使役のヲ格に項が存在しない事例に対して、格対応関係による項の伝播を行ってしまったために、精度が下がっていると考えられる。

また、機能動詞表現辞書に記述した格対応関係の精度を評価するため、格対応関係で修正することの出来ない述語項構造に正解ラベルを与えた際の精度を表14に示す。この時、機能動詞に関する述語項構造には全て正解ラベルが与えられるため、表14における機能動詞の精度は全て100%になっている。この結果から、全体では格対応関係を適用することで8割以上の精度で正しい項を推定出来ることが分かった。しかし、個別に結果を確認するとニ格の精度、特に受動のニ格の精度が51.85%と他に比べて低くなっているため、現状の格対応関係には受動のニ格に関するエラーが多く、修正が必要であることが分かった。格対応関係は機能動詞と動作性名詞のペアとの完全一致で発火させているが、文脈により格対応関係が変わってしまう事例が存在してしまうため、受動のニ格に関する対応関係に限らず、今後はより多くの事例を確認し精度の高い対応関係を作成する必要がある。

表 12: ルールベースモデルの精度 (F 値)

	1. 能動				2. 受動			
	ガ格	ヲ格	ニ格	全体	ガ格	ヲ格	ニ格	全体
機能動詞	82.66	100.00	67.50	88.43	86.36	100.00	<i>NaN</i>	93.81
動作性名詞	72.73	75.00	46.15	71.64	70.27	75.47	51.85	68.38
全体	77.76	92.86	62.26	81.90	81.60	91.82	51.85	84.24
	3. 使役				1 + 2 + 3			
	ガ格	ヲ格	ニ格	全体	ガ格	ヲ格	ニ格	全体
機能動詞	66.67	100.00	63.16	82.76	81.91	100.00	66.67	88.84
動作性名詞	63.16	<i>NaN</i>	61.54	59.26	71.39	73.81	51.52	69.81
全体	64.94	95.08	62.50	75.29	77.07	92.81	60.61	81.64

表 13: 松林 2014 の精度 (F 値)

	1. 能動				2. 受動			
	ガ格	ヲ格	ニ格	全体	ガ格	ヲ格	ニ格	全体
機能動詞	82.66	100.00	67.50	88.43	86.36	100.00	<i>NaN</i>	93.81
動作性名詞	64.10	73.87	33.33	65.04	57.78	25.00	30.77	40.82
全体	74.06	92.58	59.62	79.80	76.69	79.45	30.77	76.03
	3. 使役				1 + 2 + 3			
	ガ格	ヲ格	ニ格	全体	ガ格	ヲ格	ニ格	全体
機能動詞	66.67	100.00	63.16	82.76	81.91	100.00	66.67	88.84
動作性名詞	47.06	<i>NaN</i>	25.00	40.91	61.34	60.13	31.11	58.32
全体	57.53	96.67	51.85	71.25	72.86	89.78	55.56	78.10

表 14: 機能動詞の述語項構造に正解ラベルを与えた際の精度 (F 値)

	1. 能動				2. 受動			
	ガ格	ヲ格	ニ格	全体	ガ格	ヲ格	ニ格	全体
機能動詞	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	<i>NaN</i>	100.00
動作性名詞	80.90	85.95	82.76	82.49	98.31	84.38	51.85	84.00
全体	90.81	95.78	94.85	93.08	99.35	94.74	51.85	93.51
	3. 使役				1 + 2 + 3			
	ガ格	ヲ格	ニ格	全体	ガ格	ヲ格	ニ格	全体
機能動詞	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
動作性名詞	87.18	<i>NaN</i>	71.43	81.48	84.38	84.95	68.57	82.77
全体	93.83	98.25	88.24	94.19	92.78	95.69	86.08	93.30

9.3 エラー分析

機能動詞構文を含む述語項構造解析の精度をより向上させるため、実験結果におけるエラーをランダムに 50 事例抽出し、エラー分析を行った。エラーの種類とその出現数を表 15 にまとめる。表 15 のエラーの事例数の合計は 60 件となり 50 件を超えているが、これは対応関係なしに分類されたエラーのうち 10 件が既存モデルの解析誤りと同時に出現したためである。以下では、各エラーについてそれぞれ説明する。

「格対応関係誤り」は、機能動詞表現辞書に記載された格対応関係が間違っている、もしくは文章中で出現した機能動詞と動作性名詞のペアに関する格対応関係が辞書に記載されていないことを表しており、14 事例確認された。そのうち、辞書に記載されていなかった 13 事例の格対応関係は次の通りである。

- ニ => ヲ
 - － 負担を感じる
- ガ => ヲ

- 接待 を受ける
- ガ => ガ
 - { リストラ, 買い取り, 工作, 公表, 選考, 負担, 回収 } を行う
 - 廃止 を実施する
 - 廃止 を打ち出す
 - 説得 にあたる
 - マッサージ を施す

辞書に記載されていない格対応関係は「を行う」に関するものが多いことが分かるが、「を行う」という機能動詞表現は文章中の出現率が高く、非常に多くの動作性名詞をとるため、全てを網羅するのは現実的に難しい。その一方で、「尋問を行う」のような例外を除いて、大半が[ガ => ガ]の格対応関係をとる傾向がある。そのため、「を行う」のように多くの動作性名詞をとるものについては、基本的な対応関係を定め、例外のみを記述するという方法をとる必要があると考えられる。

「既存モデルの解析誤り」とは、格対応関係では修正することの出来ない項のエラーであり、34件と最も多いエラーだった。これについては、本実験で提案するルールベースモデルでは改善できないため、他の手法を用いて改善する必要がある。

「機能動詞構文判定誤り」とは、機能動詞構文ではない文章を機能動詞構文として判定した事例であり、実際には次の文において、「免許を取る」という表現を機能動詞表現として判定した。

「私は成人式のための晴れ着はいらない。そのかわりにインド旅行と自動車の免許を取りたいので、経済的援助をお願いしたい」という申し入れが娘からあった。

「NTCアノテーション誤り」は、評価データとして用いたNAISTテキストコーパスに付与されたタグが間違っているために生じたエラーである。エラーの内容

としては、タグが付与されていない、付与されたタグが違う、実際には複数の項を格に取ることが可能である場合に、一つの項にしかタグが付与されていないの3種類が存在する。特に複数の項を取ることが可能であるエラーが11件中5件と約半分程度を占めていた。これについては、松林ら [7] でも同様の報告がされているため、述語項構造解析精度の向上のためにはこのエラーを修正する必要があると考えられる。

表 15: エラーの種類とその事例数

エラーの種類	エラーの事例数		
格対応関係誤り	1. 対応関係なし	2. 対応関係誤り	1 + 2
	13	1	14
既存モデルの解析誤り	34		
機能動詞構文判定誤り	1		
NTC アノテーション誤り	11		

10 格対応関係の拡張

7章では、全ての対応関係を人手で作成することで、BCCWJ コーパスにおける77.1%のカバー率と、9章の評価実験において93.30%の精度（F値）を示すことが出来た。本章では、人手で作成した格対応関係を他の動作性名詞に自動的に伝播させることで、この精度をあまり下げることなく、格対応関係のカバー率を向上させる手法について述べる。

10.1 格対応関係の拡張

7章で作成した格対応関係のカバー率を向上させるため、人手で格対応関係を作成した際の知見にもとづき、機能動詞の意味や意味と動作性名詞の組み合わせに着目して、人手で作成した対応関係を他の動作性名詞に伝播させることで、格対応関係を拡張した。具体的には、伝播させるためのリソースとしてBCCWJ コーパスを用い、機能動詞表現と動作性名詞の組に対応する格対応関係が機能動詞表現辞書に存在しない事例に対して、次の二つの手順を用いて格対応関係を拡張した。

1. 機能動詞の意味と動作性名詞の組み合わせによって、格対応関係が類似するという仮定にもとづき、人手で作成した格対応関係から機能動詞の意味と動作性名詞の組に対する格対応関係 { **機能動詞の意味**, **動作性名詞**, **格対応関係** } (以後、伝播ルールと呼ぶ) を抽出し、この伝播ルールを用いて辞書に存在しない機能動詞表現と動作性名詞の組に対する格対応関係を追加する。
2. 能動の意味を持ち、格助詞が「が」ではない全ての機能動詞表現と動作性名詞の組に対して、[ガ => ガ] の対応関係を追加する。

手順1. について具体的に説明する。「感動を与える」という機能動詞構文に対して人手で作成した対応関係 [ガ => ニ, ニ => ガ] が辞書に存在している時、「を与える」は使役の意味を持つため、{ 使役, 感動, [ガ => ニ, ニ => ガ] } という伝

播ルールが作成できる。これに対して、辞書に対応関係が存在しない機能動詞構文「感動をもたらす」がBCCWJコーパスから得られた場合を考える。「をもたらす」は使役の意味を持っているため、機能動詞の意味と動作性名詞の組{使役, 感動}が先程の伝播ルールと一致していることが分かる。そこで、伝播ルールに記載された格対応関係を「感動をもたらす」に伝播させることで、をもたらす{ガ=>ニ, ニ=>ガ:感動}という格対応関係を新たに得ることが出来る。

手順2. については、人手で格対応関係を作成した際に、能動の意味を持ち格助詞が「が」ではないほぼ全ての機能動詞構文に対して、格対応関係[ガ=>ガ]が適用できるという知見が得られたため、この条件に当てはまる機能動詞構文に[ガ=>ガ]の対応関係を伝播させた。ただし、能動の意味を持つ機能動詞構文の格対応関係は[ガ=>ガ]以外にも、[ガ=>ガ, ニ=>ニ]や[ガ=>ガ, ニ=>ヲ]など、特に二格に関する対応関係が多く存在する。この二格に関する対応関係は、現状では自動的に伝播させることが難しいため、より多くの事例を確認することで、修正する必要があると考えられる。

また、人手で格対応関係を作成した際に得られた知見から、意思, 始動, 反復, 継続, 強意の意味を持つ機能動詞表現の格対応関係は、能動のものと同様であると考えられるため、これら5つの意味については、手順1, 2を用いて能動の格対応関係を伝播させた。

拡張後の機能動詞表現辞書に存在する格対応関係数とBCCWJにおける辞書のカバー率を表16に示す。ここで、その他は意思, 始動, 反復, 継続, 強意の意味を持つ機能動詞表現を表わす。上記で述べた手順を用いて格対応関係の拡張を行った結果、人手で作成した格対応関係の22倍以上の格対応関係を辞書に追加することができ、BCCWJコーパスにおいて約99%のカバー率を示すことができた。

10.2 評価実験

前節で拡張した格対応関係の精度を評価するため、9章と同様のデータセットを用いて、格対応関係で修正することの出来ない述語項構造に正解ラベルを与えた際の精度を計算した。その結果を表17に示す。ここで、その他は意思, 始動, 反復, 継続, 強意の意味を持つ機能動詞表現を表わす。その結果、全体として92.57%の

表 16: 格対応関係拡張後の、辞書の収録数と BCCWJ におけるカバー率

	能動	受動	使役	その他	合計
辞書の収録数					
機能動詞表現	140	26	29	100	295
格対応関係	47390	5345	5638	24503	82069
BCCWJ におけるカバー率					
総和	0.999	0.923	0.940	0.983	0.988
異なり	0.995	0.757	0.885	0.956	0.956

精度を出すことができ、7章において人手で作成した格対応関係の精度と同等の精度を示すことが出来た。

表 17: 格対応関係拡張後の、機能動詞に正解ラベルを与えた際の精度 (F 値)

	1. 能動				2. 受動			
	ガ格	ヲ格	ニ格	全体	ガ格	ヲ格	ニ格	全体
機能動詞	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	<i>NaN</i>	100.00
動作性名詞	80.26	89.92	78.95	82.77	100.00	84.85	46.67	84.34
全体	90.51	97.17	92.98	93.26	100.00	95.10	46.67	93.56
	3. 使役				4. その他			
	ガ格	ヲ格	ニ格	全体	ガ格	ヲ格	ニ格	全体
機能動詞	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
動作性名詞	75.00	<i>NaN</i>	<i>NaN</i>	60.00	73.43	92.64	66.67	79.88
全体	88.89	100.00	80.00	90.48	87.53	97.52	91.36	91.87
	1 + 2 + 3 + 4							
	ガ格	ヲ格	ニ格	全体				
機能動詞	100.00	100.00	100.00	100.00				
動作性名詞	78.40	90.61	63.74	81.34				
全体	89.90	97.06	85.96	92.57				

11 おわりに

本論文では、述語項構造解析の精度を向上させるため、項を共有する述語の代表例となる機能動詞構文に着目し、機能動詞と動作性名詞の格構造の関係性を手掛かりとすることで、解析精度の向上を図った。

具体的には、まず機能動詞構文の判定と機能動詞の意味を考慮するため、Web 文書 60 億文から得られた 166 組と村木 (1991)[3] に記載された 143 組の合計 309 組の機能動詞表現に対して、人手で意味を付与することで、機能動詞表現辞書を作成した。次に、作成した機能動詞表現辞書を用いて、機能動詞構文における機能動詞の意味と格構造の関係性を学習したリランキングモデルを構築し、既存のシステムと精度を比較することで評価実験を行った。その結果、多少の精度向上は見られたが、述語項構造解析にとって有意なほど精度が向上しなかった。精度があまり上がらなかった原因としては、機能動詞構文における格対応は機能動詞の意味によって一意に定まるものではなく、機能動詞と動作性名詞の組み合わせによって変化するため、現状使用することのできる訓練データの規模では機能動詞と動作性名詞の格構造の関係性を十分に学習できないという点があげられた。

機能動詞構文における機能動詞と動作性名詞の格構造の関係性を述語項構造解析の素性として用いるため、4 章で得られた 309 組の機能動詞表現を含む文章を BCCWJ コーパスから抽出し、能動、受動、使役の意味を持つ機能動詞表現について、その格に入る動作性名詞の出現頻度が高いものの格対応情報を人手で分類することで、機能動詞と動作性名詞の組み合わせに対する格対応関係を作成し、機能動詞表現辞書を拡張した。また、作成した格対応関係を用いてルールベースによる述語項構造解析器を構築し、その精度を評価した。その結果、既存手法と比べて 3.5% 精度を向上させることが出来た。

今後は、機能動詞構文を伴う述語項構造の解析精度をさらに向上させるため、より多くの事例を確認することによる格対応関係の精度向上と、能動、受動、使役以外の意味をもつ機能動詞表現に関する格対応関係の作成を行う必要があると考えている。

謝辞

本研究を進めるにあたり、適切なお助言・ご指導をくださり、暖かく見守って下さった乾健太郎教授、岡崎直観准教授に深く感謝致します。システムの実装から研究内容まで様々な相談に乗って頂き、助けて下さった松林優一郎研究特任助教に心より感謝致します。研究活動全般で数々の的確なアドバイスをして下さった水野淳太さんに深く感謝致します。研究活動および大学生活を暖かく支えてくださった八巻智子秘書に感謝致します。

また、お忙しい中、審査委員をお引き受け下さいました大町真一郎教授、木下哲男教授に深く感謝致します。

最後になりますが、日々の議論を通して、研究に関する多くの貴重なアドバイスをして下さり、研究活動ならびに大学生活を暖かく支えて頂いた研究室の皆様
に心より感謝致します。

参考文献

- [1] 泉朋子, 今村賢治, 菊井玄一郎, 藤田篤, 佐藤理史. 正規化を指向した機能動詞表現の述部言い換え. 言語処理学会第 15 回年次大会, 2009.
- [2] 藤田篤, 佐藤理史, 泉朋子, 今村賢治, 菊井玄一郎. 言い換え用例に基づく機能動詞構文と動詞句の同義性計算. 言語処理学会第 15 回年次大会, 2009.
- [3] 村木新次郎. 日本語動詞の諸相. ひつじ書房, 1991.
- [4] 松吉俊; 佐藤理史. 文体と難易度を制御可能な日本語機能表現の言い換え. 自然言語処理= Journal of natural language processing, 2008, 15.2: 75-99.
- [5] Matsuki, Hisayuki, Satoshi Sato, and Kazunori Komatani. 文末機能表現ソースラスと述部正規化システム. JCLWorkshop, 2012.
- [6] 泉朋子, 今村賢治, 菊井玄一郎. 構造の不完全さに着目した等位文の述部機能表現補完. 言語処理学会第 16 回年次大会, 2010.
- [7] 松林優一郎, 乾健太郎. 統計的日本語述語項構造解析のための素性設計再考. 言語処理学会第 20 回年次大会, 2014.
- [8] Mrquez L., Carreras X., Litkowski K. C., Stevenson S. Semantic role labeling: an introduction to the special issue. Computational linguistics, 34(2), 145-159, 2008.
- [9] 小町守, 飯田龍, 乾健太郎, 松本裕治. 名詞句の語彙統語パターンを用いた事態性名詞の項構造解析. 自然言語処理, 17(1), 141-159, 2006.
- [10] Ryohei Sasano and Sadao Kurohashi. A discriminative approach to japanese zero anaphora resolution with large-scale lexicalized case frames. In IJCNLP 2011, pp. 758—766, 2011.
- [11] Hayashibe, Yuta, Mamoru Komachi, and Yuji Matsumoto. "Japanese Predicate Argument Structure Analysis Exploiting Argument Position and Type." IJCNLP. 2011.

- [12] 平博順, 藤田早苗, 永田昌明. 組合せ特徴量を用いた述語項構造解析. 言語処理学会第 17 年度年次大会, 2011.
- [13] Toutanova, Kristina, Aria Haghighi, and Christopher D. Manning. "Joint learning improves semantic role labeling." Proceedings of the 43rd Annual Meeting on Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, pp. 589-596, 2005.
- [14] Toutanova, Kristina, Aria Haghighi, and Christopher D. Manning. "A global joint model for semantic role labeling." Computational Linguistics 34.2 (2008): 161-191.
- [15] Yang, Haitong, and Chengqing Zong. "Multi-Predicate Semantic Role Labeling." Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), pp. 363—373, 2014.
- [16] Choi, Jinho D., and Martha Palmer. "Transition-based semantic role labeling using predicate argument clustering." Proceedings of the ACL 2011 Workshop on Relational Models of Semantics. Association for Computational Linguistics, pp. 37-45, 2011.
- [17] Taira, Hiroto, Sanae Fujita, and Masaaki Nagata. "Predicate argument structure analysis using transformation-based learning." Proceedings of the ACL 2010 Conference Short Papers. Association for Computational Linguistics, 2010.
- [18] Ivan Meza-Ruiz and Sebastian Riedel. Multilingual semantic role labelling with markov logic. In Proceedings of the Thirteenth Conference on Computational Natural Language Learning (CoNLL 2009): Shared Task, pp. 85—90, Boulder, Colorado, June 2009. Association for Computational Linguistics.
- [19] Gildea, Daniel, and Daniel Jurafsky. "Automatic labeling of semantic roles." Computational linguistics 28.3 (2002): 245-288.

- [20] 吉川克正, 浅原正幸, 松本裕治. "Markov Logic による日本語述語項構造解析." 情報処理学会研究報告 (自然言語処理研究会), 2010.
- [21] 林部祐太; 小町守; 松本裕治. 述語と項の位置関係ごとの候補比較による日本語述語項構造解析. 自然言語処理, 2014, 21.1: 3-25.
- [22] Iida Ryu, Kentaro Inui, and Yuji Matsumoto. "Zero-anaphora resolution by learning rich syntactic pattern features." ACM Transactions on Asian Language Information Processing (TALIP) 6.4 (2007): 1.
- [23] Kenji Imamura, Kuniko Saito, and Tomoko Izumi. Discriminative approach to predicate-argument structure analysis with zeroanaphora resolution. In ACL-IJCNLP 2009 Short Papers, pp.85—88. Association for Computational Linguistics, 2009.
- [24] Martha Palmer, Paul Kingsbury, and Daniel Gildea. The proposition bank: An annotated corpus of semantic roles. Computational Linguistics, Vol.31, 2005.
- [25] Ruppenhofer, J., Ellsworth, M., Petruck, M., Johnson, C., and Scheffczyk, J. (2010). FrameNetII: Extended Theory and Practice. Berkeley FrameNet Release.
- [26] Meyers, A., Reeves, R., Macleod, C., Szekely, R., Zielinska, V., Young, B., and Grishman, R. (2004). "The NomBank Project: An Interim Report." In HLT-NAACL 2004 Workshop: Frontiers in Corpus Annotation, pp. 24—31.
- [27] 飯田龍, 小町守, 乾健太郎, 松本裕治. NAIST テキストコーパス: 述語項構造と共参照関係のアノテーション. 情報処理学会自然言語処理研究会予稿集, NL-177-10. 2007.
- [28] 河原大輔, 黒橋禎夫, 橋田浩一. 「関係」タグ付きコーパスの作成. 言語処理学会第8回年次大会発表論文集, pp. 495—498, 2002.

- [29] 小町守, 飯田龍 (2011). “BCCWJ に対する述語項構造と照応関係のアノテーション.” 日本語コーパス平成 22 年度公開ワークショップ, pp. 325—330.
- [30] 河原大輔, 黒橋禎夫. ”Web から獲得した大規模格フレームに基づく構文・格解析の統合的確率モデル.” 言語処理学会 第 12 回年次大会, pp. 1111-1114, 2006.
- [31] 平博順, 永田昌明. 構造学習を用いた述語項構造解析. 言語処理学会第 14 回年次大会, 2008.
- [32] 平博順, 永田昌明. 述語項構造解析を伴った日本語省略解析の検討. 言語処理学会第 19 年度年次大会, 2013.
- [33] Hoffman T. Probabilistic latent semantic indexing. In Proceedings of the 22nd Annual ACM Conference on Research and Development in Information Retrieval, pp. 50—57, 1999.
- [34] 藤田篤, 降幡建太郎, 乾健太郎, 松本裕治. 語彙概念構造に基づく言い換え生成—機能動詞構文の言い換えを例題に. 情報処理学会論文誌, 47(6), 1963-1975, 2006.

発表文献一覧

国内会議・研究会論文

- 佐藤雅宏, 岡崎直観, 乾健太郎. マイクロブログにおける同意・反論関係を用いた情報信頼度推定. 人工知能学会 全国大会, June 2013.