

統計的日本語述語項構造解析のための素性設計再考

松林 優一郎

乾 健太郎

東北大学

{y-matsu, inui}@ecei.tohoku.ac.jp

1 はじめに

本稿では、統計的学習手法に基づいた日本語述語項構造解析のための素性設計について報告する。述語項構造解析の研究では、これまでに解析精度の向上のために様々なモデルが開発されてきたが、トーナメントモデルや [3, 5, 8]、素性の全通り組み合わせ [6, 8] など、精度のよいモデルでは解析モデルが複雑化する傾向があり、解析時間の増加が懸念される。

英語に対する関連研究では、これまでに述語項構造に有効な素性について詳細に議論されてきた一方で [1]、日本語の既存研究においては、必ずしも十分な分析結果がまとめられてきたとは言えない。そこで我々は、述語項構造解析のための基本素性について、開発データのエラー分析を通じて再考し、実験結果を報告する。本研究では、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を選択し、まずは素性設計のみでどの程度まで性能を向上できるかを確かめた。結果として、適切な設計と素性選択が行われれば、点推定のモデルで最先端モデルと同等の性能を実現できることを示す。

2 関連研究

述語項構造解析のための多くの有用な素性は、英語文に対する研究によって探求された。Gildea と Jurafsky による初期の研究 [2] によって、単語表層、態、位置素性、係り受けパスなどの基本的素性が整理された後、Shared task などにより、周辺文脈を利用した様々な素性が発見された [9]。また、解析結果の項の並びを用いて解の構造をリランキングするなどの方法で、複数の項の間のラベルの依存関係を捉える手法も開発された [12]。

英語文解析における素性が主に統語情報を利用したものであったのに対して、日本語では、省略解析やイベント性名詞の項構造解析など、統語情報が有用となりづらい事象が一定量出現するため、日本語文の解析においては、英語で開発された基本的素性に加え、これらの現象に対処する素性が検討されてきた。

(項, 助詞, 述語) の共起性を測る素性として、飯田ら [5]、小町ら [8] は新聞記事から PLSI 法で推定した (項, 助詞, 述語) の共起スコアを、今村ら [6] は、Good-Turing 推定に基づいた backoff スムージング後の $p(\text{名詞} | \text{助詞, 述語})$ の値を素性として利用し、笹野ら [10] は大規模 Web コーパスから獲得した統計値により $p(\text{名詞} | \text{助詞, 述語}), pmi(\text{名詞}, < \text{助詞, 助詞} >)$ 等の複数のスコアを計算し、モデルに組み入れた。また、飯田ら [5] は、ゼロ照応解析のために、辞書資源に記載される述語の選択選好の情報を利用した。照応解析に際して長距離の談話関係を伝達するため、多くの研究で名詞の Saliency に関するスコアが導入された [5, 6, 10]。小町

ら [8] は、述語と同等の項構造を持つと考えられているイベント性名詞の振る舞いに特化した素性として、大規模コーパスの調査より作成した機能動詞構文、支援動詞構文を取る動詞のリストを利用した。

解析モデルとして、係り受け構造内で項構造解析に不要な箇所を推定しながら、項の位置同定とラベル分類を一度に解析するモデル [14] や、トーナメントモデル [3, 5, 8] などの強力なモデルが作られる一方で、解析の手がかりとなる素性の選択については、十分にまとめられた結果が報告されているとは言えない。組み合わせ素性については、今村ら [6] が利用する基本素性の全組み合わせを、小町ら [8] が 2 次の多項式カーネルを採用しているが、これらの方法では、必要以上のモデルの肥大化や計算時間の増加を招くため、今後、述語項構造解析技術を知識獲得などの大規模データを用いる応用技術に利用可能とするためには、効率的かつ本質的な素性を十分に探索しておく必要がある。

3 タスク設定

本研究では、NAIST テキストコーパス (NTC) [4] のアノテーションスキーマにもとづいて問題を定める。同コーパスを題材に行われた既存研究の設定に準じ、以下のとおり入出力を定める。入力として、文脈のある文章と、その各文の正解の形態素情報、文節係り受け構造、述語の形態素位置を与える。出力として、与えられたそれぞれの述語に対し、ガ、ヲ、二格として適切な文字列部分の最右の形態素を格ラベルと共に得る *1。解析で対応付ける格ラベルは、受身・使役などを述語原形に一般化した際に対応する格とする。

4 解析モデル

本研究では、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、解析対象を文内の項に限り、各項候補に対する点推定によって解析を行うモデルを作成する。解析は、入力された各述語インスタンスに対し、同一文内の各形態素を項候補とし、以下の 3 ステップを踏み出力を得る。

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) *2」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, 二, NONE} の多値分類を行うモデルを学習し、

*1 ただし、NTC1.4b を利用して行われた研究では、殆どの場合で句や文節を単位として評価が行われた。

*2 利用する訓練データである京大コーパス内の正解形態素情報には未定義語は少数だが、ドメイン外での解析を意識し解析対象に含める。

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, フ, 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, フ, 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。

正規化パラメータと各ラベルを出力するか否かを定める閾値は、開発データでの F 値が最大となるように最適化する。

Tairaら [11]、渡邊ら [13]の手法を除いて、既存研究では述語表現のみ、あるいはイベント性名詞のみの解析手法を提案しているが、我々のモデルでは、通常の述語に対する項構造解析とイベント性名詞の項構造解析を同一のモデルで統合的に行う。これは、小町ら [8]の研究により、通常の述語表現に対する項構造解析で用いていた基本的な素性がイベント性名詞の項構造解析に対しても有効であるとの報告に加え、同研究で示された述語と項の共起情報は、述語表現のゼロ照応解析のためにも有用であると報告されているため、学習事例を共有することが望ましいと考えたことによる。

また、既存研究のほとんどは文節を項候補の単位として定めているのに対し、本研究では、イベント性名詞の項構造において述語相当の語とその項が同一文節内に存在することが多く、また、述語相当の名詞や項が文節の主辞とは限らないことを意識し、形態素を項解析の基本単位とした。

5 素性

我々の解析モデルで利用した素性は、表 1 に列挙した。素性の新規性については、既存研究で利用されたものを「既」、同一ではないものの、類似の素性を利用したシステム、あるいは類似の情報をモデルに組み込んだシステムが存在することを「類」、本研究で新たに提案する素性を「新」として表に示した。

基本的な素性の設計は既存研究に類しているが、主な違いとして以下の五つが挙げられる。

第一に、項推定の基本単位を形態素としたことから、項候補が文節の主辞であることを基軸とした組み合わせ素性を設計した。また、形態素単位の表層文字列で素性を作成する弊害として文節単位の推定で利用されていた情報が失われることを避けるため、文節文字列を利用する素性も併用した。

第二に、係り受けパス素性について、内容語や機能語で語彙化した複数のバリエーションを作成した。よりリッチな統語構造を捉えるために、中間ノード主辞の品詞を保持したパス素性を追加した。また、助詞と中間ノードの述語を保持した係り受けパスは、制御動詞や機能動詞構文などの構造を捉えることを意図した素性である。特定の言い回しなど慣用的な用法を捉えるため、助詞と中間ノードの主辞の両方を保持したパス素性も追加した。並列構造などの助詞や接続助詞が絡む機能的構造を捉えることを意図して、助詞を保持した係り受けパスも検討したが、実験の結果、精度向上には貢献しなかったため、削除した。

第三に、既存研究では、述語と項の共起性を捉えるための外部知識として(名詞, < 助詞, 述語 >)の PMI 値等が利用されていたが、その他の素性が値 1 で発火する二値素性であることから、各素性の値とその重みの積の線形和でスコアを求めるという線形分類器の特性上、極端な値の出る PMI 値を用いることを避けた。また、解析速度やモデルのコンパクト性を重視し、スムージング確率を利用する方法も避けた。

その代わりとして、我々は京都大学格フレーム [7]における(名詞, 助詞, 述語)の共起頻度 c を用いた。ただし、値の強度を抑えるために常用対数を取り、 $\log_{10}c + 1$ の値を発火させた。述語と項の共起に関連する素性では、サ変動詞とサ変名詞の間で学習事例を共有するために、述語として現れた場合にも表層情報としてサ変名詞部分を利用する素性を追加した。

第四に、本モデルは項候補ごとに独立にスコアを推定するモデルであるため、スコア推定時に他の候補の項らしさを評価しない。これを緩和するため、項候補が含まれる文節以外で対象の述語表現に直接かかっている文節の助詞を列挙して並べたものを考え、他の候補と対象述語の統語構造を利用する素性として追加した。

第五に、高速化、及びコンパクトなモデル設計のため、素性の全通り組み合わせや多項式カーネルなどは利用せず、開発セット上での評価・エラー分析をもとに緻密に設計した組み合わせ素性と線形カーネルを用いた。

6 開発結果・既存研究との精度比較

開発には、NTC 1.5 版を利用した。多くの既存研究で利用されている平ら [11]の分割に習い、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て用いた。評価は、システムが出力した項の位置とラベルが、NTC に項として示されている共参照クラスター内の形態素のいずれかと一致すれば正解、しなければ不正解とし、適合率、再現率、F 値を求めることで行う。

ただし、既存研究の多くは NTC 1.4b 版を利用し、また項の位置に関して文節単位で評価を行っているため、これと同様の設定での数値も示し、既存研究と対比する^{*3}。

前節の表 1 は、NTC 1.5 上で開発データにおける評価にもとづき最適な素性セットを選定したものである。表 2 では、全ての素性を用いたモデルと、本研究の特徴的な素性グループを削除したモデルを比較し、各素性グループの効果を示す。表から、「係り受けパス、述語原形、項候補原形」の三つを組み合わせた素性以外のグループはそれぞれ精度向上に有効であったことが分かる。「係り受けパス、述語原形、項候補原形」の組み合わせに効果が現れなかった理由には、学習データ内で十分な量が発火しない疎な素性であったことが挙げられる。我々は、開発の過程で「述語原形、項候補原形、助詞」の組み合わせ素性も試したが、同様の理由で精度を下げる結果となった。これらの詳細化された組み合わせパス素性は、Web から獲得した(項, 助詞, 述語)の共起素性が有効であったように、統計上の十分な事例が獲得できれば有効な素性となる可能性も考えられるため、大規模データよりどのように有効なパス素性を獲得するかについても今後の研究

^{*3} ただし、NTC 1.4b の xml データ内には、アノテーション情報の不備と見られる事例が存在したため、これらについて削除処理を行った。(1) NTC 1.5 には存在しない、同一の形態素に複数の項構造タグが付けられている場合があった。このうちには、本質的に正しい構造であるものが見受けられたが、一方が誤った構造を与えている場合も存在し、判別が困難であった。また、片方の項構造は項を一つも取らない空の構造であるものが大半であった。このため、片方の項構造が空である場合は空の項構造の側を削除し、それ以外で複数の異なる項構造が与えられている場合には、その述語に付けられた全ての項構造を削除した。(2) 述語タグの属性値の中で項として割り当てられた id のうち、参照先のエンティティ id が存在しない場合が存在した。この場合には、対象の述語項構造のうち、該当する項の情報のみを削除した。

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	類	名詞クラス (2,000)	(名詞クラス、述語) の共起
w5	類	p3 かつ w3,w4 のそれぞれ	(名詞クラス、助詞、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データ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

表 1 利用した素性

評価対象	素性	DEV
(比較対象)	All	77.38
他の候補の助詞	All - {c5, c6}	77.16
パス ^ 述語	All - {s10}	77.06
パス ^ 項候補	All - {s11}	77.20
パス ^ 述語 ^ 項候補	All - {s12}	77.36
(比較対象)	All - {s10, s11, s12}	76.80
主辞品詞パス	All - {s7, s10, s11, s12}	76.73
述語・助詞パス	All - {s8, s10, s11, s12}	76.67
主辞・助詞パス	All - {s9, s10, s11, s12}	76.71
連体修飾	All - {s13, s14, s15}	77.18
格フレーム ^ 名詞クラス	All - {w7, w8}	77.14
格フレーム	All - {w1, w2, w7, w8}	76.53

表 2 NTC 1.5 開発データでの精度 (F 値・文内の項のみ・形態素単位)

課題として考えられる。

京大格フレームのような大規模コーパスからの統計情報については、頻度情報の対数を取る方法でも有効であることが示された。

表 3 には、NTC 1.4b 上での我々のモデルの精度と、NTC 1.4b を利用した既存研究で報告された精度を示した。ただし、既存研究の実験設定では、それぞれ訓練、評価に用いた事例数が異なっており、厳密な比較を行うことは難しい。平

ら [11]、吉川ら [14]、林部ら [3] の研究では、それぞれ同一の日付でデータを分割しているが、実際に報告された事例数を比較すると、それぞれの事例数が異なる。笹野ら [10] の研究では、上記と同様の日付分割により実験を行っているが、笹野らのシステムは、京大コーパスにおける格情報と同等の、述語出現形に対する表層格を求めるシステムのため、受身・使役等、格交替が起こる文型が取り除かれて評価された。今村ら [6] の報告では、具体的な分割の方法が示されておらず、また、京大コーパス 3.0 互換の NTC1.4b データに対して、京大コーパス 4.0 の係り受け情報が利用された。小町ら [8] は、訓練、評価のそれぞれに異なる新聞記事一日分という比較的小規模のデータを利用した。

このような背景から、過去に報告された解析精度からこれらモデルの直接的な優劣を判断することは難しい状況であるが、少なくとも、我々の点推定を用いたシンプルな解析モデルが、既存研究の複雑なモデルや素性の全通り組み合わせモデルなどと比べて、同等程度の解析精度を実現していることがうかがえる。

表 4 には、後続の研究との比較を容易にするため、NTC 1.5 上での精度を詳しく報告した。また、参考として表 5 に

述語																			
モデル	1. 文節内				2. 係り有				3. 文内係り無				1+2+3				文間		
	ガ	ヲ	ニ	All	ガ	ヲ	ニ	All	ガ	ヲ	ニ	All	ガ	ヲ	ニ	All	ガ	ヲ	ニ
文節単位																			
吉川ら [14]	-	-	-	-	88.8	91.3	79.7	-	54.1	10.3	0.0	-	-	-	-	-	-	-	-
平ら [11]	75.0	51.8	84.7	-	75.5	88.2	89.5	-	30.2	11.4	3.7	-	-	-	-	-	23.5	9.3	11.8
今村ら [6]	-	-	-	-	87.0	93.9	30.8	-	50.0	30.8	0.0	-	-	-	-	-	13.1	0.7	0.0
笹野ら [10]	-	-	-	-	-	-	-	-	39.5	17.5	8.9	-	-	-	-	-	24.4	6.6	2.6
林部ら [3]	-	-	-	-	85.6	92.8	79.8	-	51.2	35.9	11.4	-	-	-	-	-	19.6	7.79	1.2
提案モデル	22.9	18.5	63.2	52.9	86.7	93.2	83.4	88.2	49.1	30.3	23.8	45.9	78.3	89.6	80.5	82.0	-	-	-
形態素単位																			
提案モデル	23.5	18.5	63.2	53.2	85.1	92.7	83.1	87.2	47.1	30.3	23.3	44.1	76.8	89.1	80.3	81.0	-	-	-

表 3 NTC1.4b 上での精度比較 (F 値) : ただし、既存研究のデータセットはそれぞれ訓練、評価に用いた事例数が異なっており、厳密な比較を行うことは難しい。

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

表 4 NTC 1.5 評価データでの精度詳細 (F 値)

ラベル	述語			イベント性名詞			
	訓練	開発	評価	訓練	開発	評価	
文節内	ガ	168	52	76	3960	1193	1879
	ヲ	124	33	57	5170	1326	2171
	ニ	331	101	132	508	122	201
係り有	ガ	37289	7436	14074	3818	807	1523
	ヲ	24887	5083	9485	2514	536	1041
	ニ	5803	1612	2517	276	72	98
文内係り無	ガ	11929	2665	4942	7454	1917	3200
	ヲ	1912	418	830	1401	395	643
	ニ	410	137	241	545	155	219

表 5 NTC 1.5 の各ラベルの事例数

NTC 1.5 におけるラベルの分布を示す。

7 おわりに

本稿では、日本語の統計的述語項構造解析のための基本素性について、開発データのエラー分析を通じて再考し、その結果を報告した。実験では、シンプルな点推定を用いたモデルを用いても、精緻な素性選択を行うことで複雑なモデルや素性の全通り組み合わせモデルなどの最先端精度の解析器と比べて同等の性能を実現できることを示した。

今回報告した内容には、既存研究の複雑なモデルと実際の実行時間の比較や、一般の述語に対する素性とイベント性名詞に対する素性を統合したことによる効果の有無など、いくつかの検証されるべき内容を含んでいないが、これらは、今後追試的に報告する予定である。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 23240018 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Xavier Carreras and Lluís Màrquez. Introduction to the conll-2005 shared task: Semantic role labeling. In *Proceedings of CoNLL-2005*, pp. 152–164, 2005.
- [2] Daniel Gildea and Daniel Jurafsky. Automatic labeling of semantic roles. *Computational linguistics*, Vol. 28, No. 3, pp. 245–288, 2002.
- [3] 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*, Vol. 21, No. 1, 2014 (to appear).
- [4] 飯田龍, 小町守, 井之上直也, 乾健太郎, 松本裕治. 述語項構造と照応関係のアンテーション: Naist テキストコーパス構築の経験から. *自然言語処理*, Vol. 17, No. 2, pp. 25–50, 2010.
- [5] Ryu Iida, Kentaro Inui, and Yuji Matsumoto. Zero-anaphora resolution by learning rich syntactic pattern features. *TALIP*, Vol. 6, No. 4, pp. 1–22, 2007.
- [6] Kenji Imamura, Kuniko Saito, and Tomoko Izumi. Discriminative approach to predicate-argument structure analysis with zero-anaphora resolution. In *ACL-IJCNLP 2009 Short Papers*, pp. 85–88. Association for Computational Linguistics, 2009.
- [7] D. Kawahara and S. Kurohashi. Case frame compilation from the web using high-performance computing. In *Proceedings of LREC-2006*, pp. 1344–1347, 2006.
- [8] 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.
- [9] Lluís Màrquez, Xavier Carreras, Kenneth C Litkowski, and Suzanne Stevenson. Semantic role labeling: an introduction to the special issue. *Computational linguistics*, Vol. 34, No. 2, pp. 145–159, 2008.
- [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] Hirotohi Taira, Sanae Fujita, and Masaaki Nagata. A Japanese predicate argument structure analysis using decision lists. In *EMNLP 2008*, pp. 523–532, 2008.
- [12] Kristina Toutanova, Aria Haghighi, and Christopher D Manning. A global joint model for semantic role labeling. *Computational Linguistics*, Vol. 34, No. 2, pp. 161–191, 2008.
- [13] 渡邊陽太郎, 浅原正幸, 松本裕治. 述語語義と意味役割の結合学習のための構造予測モデル.
- [14] Katsumasa Yoshikawa, Masayuki Asahara, and Yuji Matsumoto. Jointly extracting Japanese predicate-argument relation with Markov logic. In *IJCNLP 2011*, pp. 1125–1133, 2011.