

# テキスト一貫性の特徴を用いた述語項構造解析結果の精度比較モデル

横野 光

国立情報学研究所

yokono@mii.ac.jp

## 1 はじめに

文中の述語に対してその項を同定し述語項間の関係を推定する述語項構造解析は、文の意味解析において重要となる基礎技術の一つである。日本語の述語項構造解析では、述語項間の関係としてガ格、ヲ格、ニ格を対象としており、これまで様々なモデルが提案されてきた。例えば、吉川らは Markov Logic を用いて、述語項間の関係に関する規則を明示的にモデルに導入し、関係推定を行うモデルを提案している [1]。また、構文解析器 KNP<sup>1</sup>は格フレームを用いた述語項構造解析を行っている [2]。

日本語の述語項構造解析に関する研究では、述語と項の間の統語的關係から直接係り関係にあるかどうか、同じ文中にあるかどうかという観点で、直接係り受け、文内ゼロ、文間ゼロに述語項関係を分類し、それぞれの性能について議論することが多い。このうち日本語では項の省略が頻出するため、特に文内ゼロ、文間ゼロの解析が重要とされてきた。

これまで提案されてきたモデルでは、直接係り受けに関しては比較的高精度な解析が実現できているが、それ以外に関しては良い性能であるとは言えない。これは関係の推定に語彙的な情報や文脈的な情報を必要とするからであり、解決すべき問題とされている [3]。

文内ゼロ、文間ゼロの述語項関係に対して、既存のモデルでは、述語の選択選好のような語彙的な情報を使ったもの [4] や、複数の述語間での項の共起に関する情報を利用しているもの [5] がある。これらは述語単独の情報であったり、近接している他の述語の情報を利用したものであり、テキストに対して局所的な情報に基づいているものと見ることができる。

これに対して本稿ではより大域的な情報として

テキストのまとまりの良さに注目する。誤った述語項構造は、その構造単体を見たときに誤っていると判定できる場合もあれば、単体では正しいように見えるが、元のテキストに当てはめてみたとき、つまり、テキスト中の他の述語項構造との関係を見たときに誤りだと判定できるものもある。このような誤った述語項構造に基づいたテキストは本来のテキストとは異なる意味を表すことになるが、結果的にテキストとしてのまとまりが本来のテキストに比べて悪くなっていると考えられる。そこで本稿ではテキストから得られた述語項構造解析結果の良さをテキストのまとまりの良さの観点から評価するモデルを提案する。

提案モデルはテキストの良さに関係する要素の一つであるテキスト一貫性に焦点を当て、1つのテキストから得られた2つの述語項構造解析結果のうち、どちらが良い解析結果であるかを、その述語項構造解析結果を元にテキスト一貫性モデルで用いられている素性によって作成したベクトルを用いて判定する。

## 2 テキスト一貫性

テキスト一貫性とは文章の意味的なまとまりの良さのことであり [6]、例えば因果関係や文章構造、主題の遷移などによって示される文同士の繋がりからその良さを測ることができる。一貫性が悪いテキストでは、主題の遷移が頻繁に起こっていたり、ある接続関係を表す接続詞が使われているにもかかわらず、前文との意味的な関係がその接続関係と一致しないということが起こりうる。

テキスト一貫性に関わる要素は主題のような単語ベースのものから、文の意味、論理的な文章展開など様々である。このうち、Barzilayらはテキストにおける要素の出現に着目した一貫性モデルを提案している [7]。このモデルでは、一貫性のあるテ

<sup>1</sup><http://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/?KNP>

キストではその中で述べられる要素の出現の分布には規則性があるという仮説に基づき、テキストの要素の出現パターンを Entity Grid と呼ばれる表現で表し、これから構文役割の遷移確率を素性としたベクトルを作成し、一貫性の判定に利用する。

Entity Grid とは、テキスト中の要素の各文における出現を、行列として表したものである。その各項には文における要素の構文役割が入る。用いられる構文役割は主語 (S), 目的語 (O), その他 (X), 出現せず (-) の 4 種類である。Entity Grid の例を図 1 に示す。文中の角括弧は要素の範囲を表し、左下の文字は文中での構文役割を表している。

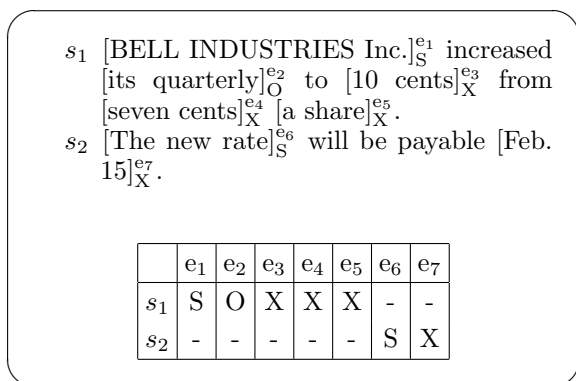


図 1: Entity Grid の例 (テキストは Wall Street Journal から引用)

横野らはこの Entity Grid による一貫性モデルを日本語に適用するために、日本語にあわせた構文役割や接続関係、主節の要素か否かなどによって拡張したモデルを提案している [8].

### 3 述語項構造解析結果の精度比較モデル

Entity Grid による一貫性モデルではテキストの一貫性を定量的に評価するのではなく、与えられた 2 つのテキストのどちらがより一貫性が高いかを判定する。これに準じ、提案モデルではある 1 つのテキストから得られた 2 つの述語項構造解析結果に対し、そのそれぞれから Entity Grid による一貫性モデルの素性ベクトルを作成し、これらを用い

てどちらの述語項構造解析結果がより正しいかを推定する。

Entity Grid の構築では横野らの一貫性モデル [8] のうち、日本語に対応した構文役割と主節、従属節の接続の区別を採用する。テキスト中の要素の構文役割にはガ格、ヲ格、ニ格、主題、それ以外の出現の 5 種類に対して、それぞれが主節の述語と関係しているか、従属節中の述語と関係しているかの 2 通りについての 10 種類と、文中にその要素が出現していない、のあわせて 11 種類を用いる。ガ格、ヲ格、ニ格に関しては述語項構造解析結果から、主題は後節する助詞が“は”であるか否かで判断する<sup>2</sup>。それ以外の出現は文中での役割に関係なく単なる出現とする。また、主節の述語と関係しているか否かに関しては、文の最後の文節に存在する述語を主節の述語、それ以外の述語を従属節の述語とし、どちらの述語と述語項関係にあるか、直接的な係り関係にあるかによって決定する。

Entity Grid を元に作成される一貫性ベクトルは 3-gram の構文役割の遷移を素性とし、2 つの述語項構造解析結果から得られたベクトル対から、どちらの解析結果がより正しいかを判定する順位付けモデルを学習する。

## 4 評価

提案モデルの性能を評価するために、NAIST テキストコーパス Ver. 1.5(以下, NTC) を用いて評価実験を行った。

提案モデルは特定の述語項構造解析器に依存した素性を利用していないが、Entity Grid の構築において共参照関係を利用するため、本実験では syncha<sup>3</sup>による述語項構造解析結果を対象とした。提案モデルは 1 つのテキストから得られた複数の述語項構造解析結果の比較を行うが、syncha は複数の解の出力に対応していないため、実験では syncha の解析結果の誤りの一部を正解に修正したものを作成し、利用した。正解の修正は誤っている述語項関係に対して修正するか否かをパラメタとして設定した確率によって決定する。そのため、修正された述語項構造解析結果は syncha の解析結果よりは

<sup>2</sup>“は” に関しては対比の用法もあるが本稿ではその曖昧性解消は行わない

<sup>3</sup><http://www.cl.cs.titech.ac.jp/~ryu-i/syncha/>

よい精度であるが、その多くは依然としてある程度誤りを含むものになっている。

また、参考として NTC の述語項構造情報に誤りを混入させることで、擬似的な述語項構造解析結果を作成し、これによる評価も行った。混入する誤りは述語項のペアに対して、項を正解とは異なるものにするか、その述語項関係を削除するかの 2 種類とした。述語項を誤ったものに変更するか否かはパラメタとして設定した確率によって決定し、異なる確率を指定することで異なる精度の述語項構造解析結果を生成している。この方法で作成した擬似的な解析結果を以下疑似結果と呼ぶ。

実験では NTC を学習データ、テストデータ、開発データに分けた。データの分割は Taira ら [9] に従っている。この分割は一般的に NTC を用いた日本語述語項構造解析の実験で用いられているものである。

学習では、2 つの述語項構造解析結果の優劣を F 値によって決定し、高い方を上位としている。学習に使用したモデルは ranking SVM であり、実装には SVM<sup>light</sup><sup>4</sup> のランキングモードを利用した。採用したカーネルは多項式カーネルであり、パラメタは開発データで 5 分割交差検定を行い最良のものを用いた。

実験の評価は正解率で行った。この場合の正解とは、テキスト単位での述語項構造解析結果の F 値が高いものを上位として出力できていることを指す。結果を表 1 に示す。

表 1: 実験結果

データの種類の種類	正解率
疑似結果	0.892 (621/696)
syncha	0.858 (597/696)

疑似結果に比べて syncha の識別の方が低い結果となっている。これは疑似結果で生成された誤りのバリエーションが syncha に比べて少なく、syncha に比べて容易に識別が可能であったからだと考えられる。

また、学習したモデルが述語項構造解析器にどの程度依存するかを調べるため、疑似結果の学習

<sup>4</sup>[http://www.cs.cornell.edu/people/tj/svm\\_light/](http://www.cs.cornell.edu/people/tj/svm_light/)

データで学習したモデルを用いて syncha のテストデータの比較を行ったが、正解率は 0.264 となり学習データとテストデータのドメインをあわせた場合に比べて非常に低くなった。このことから、提案モデルを実際に述語項構造解析に用いる場合、使用する解析器に応じてモデルの学習を行う必要がある。しかし、前述の通り、モデルの素性自体は特定の述語項構造解析器に依存していないため、異なる述語項構造解析器への適応のコストは低いと考えられる。

以降は syncha の結果に焦点を当て分析を行う。比較する 2 つのシステムの出力の精度の差が大きいと識別は容易であると考えられる。これを検証するために syncha の 2 つの述語項構造解析結果の F 値の差毎に識別精度を求めた。結果を表 2 に示す。

表 2: F 値の差毎の正解率

F 値の差	正解率
0-0.1	0.438 (28/64)
0.1-0.2	0.823 (149/181)
0.2-0.3	0.942 (308/327)
0.3-0.4	0.895 (85/95)
0.4-0.5	0.938 (15/16)
0.5-0.6	0.900 (9/10)
0.7-0.8	0 (0/0)
0.8-0.9	1 (2/2)
0.9-1.0	1 (1/1)

F 値の差が小さいと識別性能は悪く、大きくなると識別性能が良いという結果が得られた。提案モデルは述語項構造解析結果を直接利用しているため、F 値の差が小さいと両者から得られる Entity Grid にも差があまり表れず、識別が困難になっていると考えられる。

F 値の差が 0.1 未満の場合はそれ以外に比べて極端に精度が悪くなっている。この範囲での識別誤りがどの程度述語項構造解析に影響するかは、対象とする述語項構造解析器が出力する解候補の精度がどのような分布になっているかに依存するため、本実験の結果だけで議論することは困難である。

提案モデルはテキスト一貫性に関わる要素のうち、テキスト中の要素の出現のみに焦点を当てているため、さらに正解率を上げるためには他の一

貫性の要素を考慮する必要がある。

## 5 おわりに

本稿では述語項構造解析結果の精度の比較にテキスト一貫性モデルで用いられる素性を利用するモデルを提案した。既存の述語項構造解析では、述語と項の語彙的な情報やそれらの間の統語的な関係から述語項関係を推定することが多く、テキスト中の述語項構造がどのようになっているかといった大域的な観点はあまり考慮されていなかった。これに対して、提案モデルは述語項構造解析器から得られた出力の順位付けにテキスト一貫性の観点からの評価を行っており、これによって得られる述語項構造解析結果はテキスト全体としてのまとまりの良さを考慮したものになっていると考えられる。

評価実験の結果、synchaの解析結果を対象とした場合、0.8を越える正解率を達成した。しかし、これは述語項構造解析結果の精度の比較のみにおける結果であり、提案モデルを実際に述語項構造解析に利用した場合に、モデルがどの程度性能向上に寄与するかについては未検証であり、述語項構造解析器の開発とあわせて今後検証を進める。また、4節で述べたようにその他の一貫性の特徴を考慮することで提案モデルの性能向上を図る予定である。

## 参考文献

- [1] 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, 自然言語処理, Vol. 20, No. 2, pp. 251–271 (2013).
- [2] 笹野遼平, 河原大輔, 黒橋禎夫, 奥村 学: 構文・述語項構造解析システム KNP の解析の流れと特徴, 言語処理学会第 19 回年次大会, pp. 110–113 (2013).
- [3] 松林優一郎, 中山 周, 乾健太郎: 日本語述語項構造解析タスクにおける項の省略を伴う事例の分析, 自然言語処理, Vol. 22, No. 5, pp. 433–463 (2015).
- [4] Iida, R. and Poesio, M.: A Cross-Lingual ILP Solution to Zero Anaphora Resolution, *Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, pp. 804–813 (2011).
- [5] Hayashibe, Y., Komachi, M. and Matsumoto, Y.: Japanese Predicate Argument Structure Analysis Exploiting Argument Position and Type, *Proceedings of 5th International Joint Conference on Natural Language Processing*, pp. 201–209 (2011).
- [6] 田窪行則, 西山佑司, 三藤 博, 亀山 恵, 片桐恭弘: 談話と文脈, 岩波書店 (2004).
- [7] Barzilay, R. and Lapata, M.: Modeling Local Coherence: An Entity-Based Approach, *Computational Linguistics*, Vol. 34, No. 1, pp. 1–34 (2008).
- [8] 横野 光, 奥村 学: テキスト結束性を考慮した entity grid に基づく局所的一貫性モデル, 自然言語処理, Vol. 17, No. 1, pp. 161–182 (2010).
- [9] Taira, H., Fujita, S. and Nagata, M.: A Japanese Predicate Argument Structure Analysis using Decision Lists, *Proceedings of the 2008 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 523–532 (2008).