

照応・共参照解析に基づく文章の首尾一貫性の指標*

飯田 龍 徳永 健伸
東京工業大学 大学院情報理工学研究所
{ryu-i,take}@cl.cs.titech.ac.jp

1 はじめに

談話の首尾一貫性、つまり節や文といった談話単位の間の意味的な整合性を捉えることは談話理解のために必須となる課題であり、首尾一貫性をどう捉えるかについてはこれまでにさまざまな研究がある。例えば、修辞構造理論 [13] では談話単位間の関係を意味的なつながりの観点から明示的に分類し、その分類に基づいて談話の構造を分析する。この種の研究では研究者の内省に基づき、談話関係の分類が定義されるが、定義された関係の妥当性についての評価は非常に難しい [12]。

この談話単位間の関係から首尾一貫性を考えるという立場の研究に対し、Barzilay らの entity-grid モデル [1] に代表される首尾一貫性のモデル化では文章中に出現する談話要素 (例えば、名詞句など) が文章中でどのように遷移するかを捉えることで首尾一貫性の良さを評価している (以後、このモデルを**首尾一貫性モデル**と呼ぶ)。このモデルでは談話要素が隣接する文間でどのような文法役割で出現するかという手がかりをもとに首尾一貫性の良さを推定している。彼女らが提案した entity-grid の枠組みは複数文書要約の後処理となる文の並び換えなどに利用されており、首尾一貫性を考慮する必要のある他の応用においても重要な要素技術となると考えられる。

Barzilay らの評価実験では、英語を対象に首尾一貫性の高い文章 (人間が書いた新聞記事など) と首尾一貫性の低い文章の対を入力とし、どの程度首尾一貫性の高いものを選択できるかという評価を行っており、「地震」と「事故」に関する記事に対して 87.2% と 90.4% の精度を得たと報告している。彼女らの手法は明示的に談話要素が出現する英語のような言語には適用しやすいが、日本語のように頻繁に談話要素が省略される場合には適用が難しくなると考えられる。横野ら [17] は Barzilay らの entity-grid の枠組みを日本語に直接適用して同様の問題を解いているが、解析精度は英語の場合よりも低くなっており、明示的に文章に出現している談話要素の遷移を捉えるだけでは英語の場合と同程度の解析精度を得るのは難しいことがわかる。省略された格要素を補完するゼロ照応解析を適用し、その結果に対して同様の首尾一貫性モデルを適用することも考えられるが、ゼロ照応解析の解析精度は、我々の最新の研究成果 [6] でも F 値で 0.346 と実用レベルに至っていないとはいえない。

このような背景から、本研究では entity-grid とは異なるアプローチで首尾一貫性の良さを推定を試みる。首尾

一貫性を捉えるための手がかりにはさまざまなものがあるが、ここでは「首尾一貫性の高い文章を書く際は、照応・共参照関係を適切に多用する傾向がある」という考えに基づき、照応・共参照解析器の出力結果に基づいた首尾一貫性の指標を提案する。2 節で関連する首尾一貫性モデルについて概観し、3 節で提案する首尾一貫性の指標について説明する。4 節で提案する首尾一貫性の指標の計算で利用する名詞句共参照解析モデルとゼロ照応解析モデルについて紹介する。次に、5 節で訓練・評価用データについて説明し、評価用データを 4 節で導入した名詞句共参照・ゼロ照応解析モデルの評価結果を 6 節で述べる。さらに首尾一貫性の評価を行い、既存手法と比較した結果を 7 節で示し、最後に 8 節でまとめと今後の課題を述べる。

2 関連研究

首尾一貫性の評価は文章の生成 (特に文や節の並び換え) や自動要約の研究において重要な部分問題として多くの研究者に着目されてきた [1, 9, 11, 2, 14, 10]。ここでは、Barzilay らの entity-grid モデル [1] に代表される談話要素のつながりと文章の首尾一貫性の関係を扱う研究に限定して概観する。

既存研究の多くは談話要素間の局所的な結束性を扱うセンタリング理論 [3] で定義された概念を利用している。例えば、Karamanis らの研究 [9] では、後ろ向き中心 Cb (一つ前の発話に出現する談話要素集合の中で最も顕現性が高いと判断され、かつ現在参照している発話にも出現している談話要素) がどのくらいの頻度で出現するかをもとに文章の首尾一貫性の良さを推定している。

また、Barzilay らの entity-grid の枠組み [1] では、隣接する文間の談話要素の遷移をあらかじめ決めておいた文法役割のクラスで細分化し、首尾一貫性が良さにどのような種類の遷移が影響するかを捉える。例えば、図 1 の文章を入力として entity-grid を作成したものが表 1 となる。表 1 では各文に出現する談話要素がどのような文法役割で出現したかが記録されており、例えば、ある文で主語だった談話要素が次の文で目的語となる割合がどのくらいかといった情報がここから抽出される。新聞記事などの適切に書かれた文章を首尾一貫性の高い文章とし、その文章の文をランダムに並べ替えた相対的に首尾一貫性の低い文章を 20 種類自動的に作成する。首尾一貫性の高い文章と低い文章それぞれから談話要素の遷移の情報を抽出し、それを素性として ranking SVM [8] を用いて順序学習する。同様の評価用データを作成し、首尾一貫性の高い文章をどの程度選択できるかで評価を行っている。評価には英語で書かれた「地震」と「事故」に関する記事を用い、それぞれ 87.2% と 90.4% の精度で

* A metric for evaluating text coherence based on anaphora and coreference resolution
Ryu Iida, Takenobu Tokunaga
Graduate School of Information Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

S ₁	さきがけの武村正義代表は五日、地元の滋賀県で記者会見し、今夏の参院選について、党公認候補として選挙区で八、九人を擁立する方針を初めて表明した。
S ₂	武村代表は「改選数三以上の東京、大阪、神奈川、埼玉、愛知と、改選数一の三、四県で公認候補を擁立し、比例区にも候補者を立てたい」と語った。
S ₃	さきがけは同日、参院選滋賀選挙区に、県議の奥村展三氏を公認候補として擁立すると発表した。

下線部が談話要素を表す。

図 1: entity-grid モデルへの入力例

	さきがけ	武村代表	五日	方針	...
S ₁	X	S	X	O	...
S ₂	-	S	-	-	...
S ₃	S	-	X	-	...

S, O, X がそれぞれ主格 (は/が), 目的語 (を/に), その他の格で出現した談話要素を表す。“-”でマークされている箇所はその文に対象の談話要素が出現していないことを表す。

表 1: 図 1 を入力として作成した entity-grid

首尾一貫性が高い文章を選択できたと報告している。

横野ら [17] は、この entity-grid を用いた首尾一貫性のモデルを日本語の文章へ適用した。この際、主題「は」と主語「が」を区別する、遷移の間に出現する接続表現のクラスで遷移の粒度を細分化するなどの工夫を行っている。

また、Lin ら [11] は文法役割ではなく Penn Discourse Treebank (PDTB) [15] に基づく談話関係を推定し、推定した談話関係に関する談話要素の遷移を用いて entity-grid を作成し、Barzilay らと同様の評価を行っている。この結果、談話関係を利用したほうが文法役割の情報を利用した場合よりも精度が良くなったと報告している。

3 提案手法: 照応・共参照解析結果を利用した首尾一貫性指標

2 節で述べたように、既存の首尾一貫性を捉える研究では文章に明示的に出現している談話要素が各文においてどのように出現しているかを、文法役割や PDTB の談話関係などの観点で表現し、それらがどのように遷移するかを利用している。これに対し、本研究では「首尾一貫性が高い文章を書く際は、照応・共参照関係を適切に多用する傾向がある」という考えを採用し、首尾一貫性の良さを推定する。具体的には、以下の手順で首尾一貫性の指標を計算する。

1. 照応・共参照関係がタグ付与されたコーパスをもとに照応・共参照解析モデルを作成する。
2. 首尾一貫性を推定したい文章に 1. で作成した照応・共参照解析モデルを適用し、その結果から首尾一貫性の指標を計算する。

1. で作成した照応・共参照解析モデルは首尾一貫性が高い文章に付与された照応・共参照関係のタグをもとに学習をおこなっているという点に注意されたい。つまり、ここで作成されたモデルを首尾一貫性が高い文章に関しては比較的妥当な結果を返すことが期待できるのに対し、首尾一貫性が低い (例えば、照応詞とその先行詞の距離が比較的離れているにもかかわらず、照応詞が省略されている、などの) 場合は、首尾一貫性が高い文章に適用した場合ほど照応・共参照関係が適切に解析できるとは

限らない。そこで、2. の各文章の首尾一貫性のスコアを照応・共参照解析の解析の個数に基づいて求めることを考える。ただし、適用する照応・共参照解析器によっては首尾一貫性の高い文章と低い文章で同じ個数の解析結果を出力する場合もあり、その結果解析の個数だけではどちらの文章が相対的に首尾一貫性が良いかを見積ることができない。ここでは、解析の個数が同じ場合でも、解析時にモデルが出力するスコア (解析の信頼度) に違いが出ることが予想される。つまり、解析個数が同じであっても、首尾一貫性の高い文章のほうが低い場合よりも解析のスコアの総和が大きくなることを期待できる。この考えに基づいて首尾一貫性の指標を以下のように定義する。

$$\text{coherence}(T) = \frac{1}{N} \sum_j \text{score}(j) \quad (1)$$

$$\text{score}(j) = -\log \max_i P(\text{coref}|i, j) \quad (2)$$

ここで、 T は評価対象となる文章であり、 T に出現する照応詞の候補¹を j 、 T における照応詞候補の出現総数を N とする。 i は照応詞 j の先行詞の候補であり²、 $P(\text{coref}|i, j)$ は照応 (共参照) 解析モデルが出力する解析のスコアである。この首尾一貫性の指標 $\text{coherent}(T)$ の値が大きいほど首尾一貫性が高い文章であると判断する。

また、このモデルが出力するスコアは entity-grid で扱う談話要素の遷移の情報とは独立であるため、提案するモデルのスコアを entity-grid で扱う素性の 1 つとして利用することも考えられる。2 つの手法の統合については 7 節で述べる。

4 提案手法で利用する照応・共参照モデル

3 節で提案した首尾一貫性の指標は文章 T に出現する照応詞 (候補) j の集合に対して見積るため、一般的には任意の照応・共参照関係に適用できる。ただし、本研究では名詞句の共参照解析とゼロ照応解析の解析結果が首尾一貫性の指標の算出と最終的な首尾一貫性の推定にどう影響するかを調査するために、文献 [6] で利用されている名詞句共参照解析のモデルとゼロ照応解析のモデルのそれぞれを利用して指標を計算する。ただし、照応性 (照応詞の候補が先行詞を持つか否か) の判定やゼロ代名詞の検出には文献 [4] で提案されている最初にもっとも先行詞らしい候補を同定し、その候補の情報も利用して照応性の判定 (もしくはゼロ代名詞検出) を行う手法を採用する。

ただし、既存のゼロ照応解析のモデル (例えば、[18] など) は本研究で利用する NAIST テキストコーパス [5] 内のゼロ照応の解析精度が F 値で 0.346 であり、別のタスクに解析結果を利用することを考えた場合に十分な解析精度が得られているとはいえない。そこで、経験的に解析が困難だと考えられる下記の問題をあらかじめ解析の対象外とし、訓練・評価事例から除外する。

格交替 (使役・受身) をともなう述語の格要素の省略。

¹ 6 節と 7 節の評価実験では、文節の主辞の品詞が「名詞」である表現を照応詞の候補とした。

² ここでは後方照応を対象外とし、先行詞候補 i は照応詞候補 j より前に出現するものとする。

表 2: ゼロ照応解析結果の精度の変化

解析数	再現率	精度	F 値
7,593	0.345	0.348	0.346
1,632	0.632	0.566	0.597

表 3: NAIST テキストコーパス 1.4 β 修正版における照応・共参照関係の個数

データ種別	記事数	総文数	ゼロ照応	名詞句共参照
訓練用	1,753	24,263	18,526	10,206
評価用	696	9,287	7,593	4,396

引用や名詞句を修飾する節の中に出現するゼロ代名詞。

2 文以上離れた位置に先行詞を持つゼロ代名詞。

ヲ格・ニ格の省略。

予備実験として、上述の解析対象を限定するという実験設定で 5 節に示す評価用データ 696 記事の評価を行った。この結果、表 2 に示すように、正解として検出すべきゼロ照応関係は 7,593 事例から 1,632 事例に減り、全体の約 2 割のみを解析対象とすることになるが、精度は F 値で約 6 割となり、少なくとも単純に全ての問題を解く場合と比較して妥当な首尾一貫性の推定ができる見込みがある。そこで、以後の首尾一貫性の指標の計算では上述で示した基準にしたがい問題を限定してゼロ照応解析を適用することとする。

5 評価データ

本実験の評価にはゼロ照応関係と名詞句共参照関係がタグ付与された新聞記事コーパスである NAIST テキストコーパス [18] を利用する。訓練用データと評価用データについては、既存研究 [16, 7] にしたがって、訓練用と評価用データに分割する。具体的には報道記事の 1 月 1 日分から 11 日分と社説記事の 1 月から 8 月分を訓練用データに、報道記事の 1 月 14 日から 17 日分と社説記事の 10 月から 12 月分を評価用データとした。訓練用データと評価用データに含まれる名詞句共参照関係とゼロ照応関係の個数を表 3 にまとめる。表 3 より、ゼロ照応関係が名詞句共参照関係と比較して多く出現していることがわかる。この数値からも名詞句共参照の関係だけを解析し entity-grid を作成しても、談話要素の遷移を適切に捉えることができるとは限らないといえる。

6 実験 1: 照応共参照解析の評価

まず、4 節で導入した名詞句共参照解析・ゼロ照応解析のモデルの解析精度が首尾一貫性の高い文章と低い文章（文をランダムに並び変えた文章）でどのように変化するかを調査した。実験の際は 5 節で示した訓練用のデータでそれぞれの解析モデルを作成し、評価の際は評価用データそのものを首尾一貫性の高い文章集合とし、評価用データ内の各文章に含まれる文をランダムに並び換えたものを首尾一貫性の低い文章として評価を行う。ただし、ゼロ照応解析の場合は解析対象を同一文内と 1 文前に限定しているため、その範囲に先行詞が出現する場合を正解とした。首尾一貫性が低い文章と高い文章では文の順序が異なるため、これらの中でゼロ照応解析の正解数が異なる点に注意されたい。

表 4 に本実験で利用した共参照解析モデルを首尾一貫性の高い文章集合と低い文章集合に適用した際の再現率、

表 4: 名詞句共参照解析の実験結果

	再現率	精度	F 値
original	0.477	0.792	0.595
random 1	0.409	0.751	0.530
random 2	0.405	0.740	0.523
random 3	0.412	0.746	0.531
random 4	0.413	0.746	0.532
random 5	0.406	0.744	0.525

表 5: ゼロ照応解析の実験結果

	再現率	精度	F 値
original	0.632	0.566	0.597
random 1	0.639	0.507	0.566
random 2	0.665	0.499	0.570
random 3	0.663	0.502	0.572
random 4	0.644	0.506	0.567
random 5	0.641	0.497	0.560

精度、F 値を示す。表の original が首尾一貫性が高い文章に共参照解析モデルを適用した結果であり、random_n が首尾一貫性の低い文章集合 20 種類のうち、n 番目の文章集合に適用した結果を表している。表 4 から、首尾一貫性の高い文章で学習した共参照解析器は首尾一貫性の高い文章集合で最も高い F 値を得ており、期待通り首尾一貫性の高さが解析精度と相関している³。この解析精度の差が提案する首尾一貫性のスコアに良い影響を与えることが期待できる。

次に、ゼロ照応について同様の評価を行った結果を表 5 に示す。表 5 より、ゼロ照応解析の場合も首尾一貫性の高い文章を解析した結果が首尾一貫性の低い文章を解析した場合を上回っていることがわかる。

7 実験 2: 首尾一貫性の評価

次に、首尾一貫性の自動評価について、既存研究の代表例である Barzilay らの entity-grid モデル [1] と提案手法の比較を行った結果をまとめる。評価対象には表 3 に示した評価用データを利用する。ただし、1 文だけで構成される記事が訓練用データに 213 記事、評価用データに 156 記事含まれているため、それらを除外して使用する。この評価では、Barzilay ら [1] の評価と同様に首尾一貫性の高い文章（オリジナルの文章）のそれぞれに対し、ランダムに文の順序を並び換えた 20 文章を作成する。文をランダムに並び換えた文章を首尾一貫性の低い文章、オリジナルの文章を首尾一貫性の高い文章とみなし、評価時にはこれらの 2 つの文章を入力とした場合に、どの程度首尾一貫性の高い文章を選択できるかを評価する。

この評価のベースラインモデルには、首尾一貫性の高い文章と低い文章が入力として与えられた場合にどちらか一方をランダムに選択するモデルを用いる。また、もう一つのベースラインモデルとして Barzilay らの entity-grid モデルを用いるが、このモデルについては共参照解析を用いて談話要素の遷移を捉えるモデル⁴ (+coref) と文字列一致を用いて近似的に談話要素の遷移を捉えるモデル (coref) の 2 種類を用意した。entity-grid の作成に用いる文法役割のクラスは横野らの研究 [17] を参考に、主題（係助詞「は」が後接する名詞句）、主語（格助詞「が」が後接する名詞句）、目的語（格助詞「を」もしく

³ここでは 20 種類のうち 5 種類のみを掲載しているが、残りの 15 種類の場合についても同様の結果を得ている。

⁴この共参照解析には探索先行分類型モデル [4] を適用した。

表 6: 首尾一貫性モデルの評価

	モデル	精度
	random	0.500
	entity-grid (-coref)	0.673
(a)	entity-grid (+coref)	0.707
(b)	名詞句共参照解析を用いた首尾一貫性の指標	0.761
(c)	ゼロ照応解析を用いた首尾一貫性の指標	0.631
	(a) + (b)	0.782
	(a) + (c)	0.729
	(a) + (b) + (c)	0.794

は「に」が後接する名詞句), その他(それ以外の名詞句)の4種類を採用した。ただし, この評価では談話要素間の遷移のみに着目した手法間の比較が目的であるため, Barzilayらが採用した出現頻度に閾値を設け, 遷移の情報を分割して出現頻度の割合を算出するやり方や横野ら[17]が採用した遷移間に出現する接続表現に基づいた遷移の細分化は採用せずにモデルの実装を行った。また, 名詞句共参照解析とゼロ照応解析の結果から算出した首尾一貫性の指標を entity-grid モデルの素性の一つとして利用した結果についても調査を行った。

結果を表6に示す。この結果から, entity-grid モデルも含めすべてのモデルはランダムに文章を選択するベースラインモデルよりも精度が良いことがわかる。また, entity-grid モデルのみを用いた結果については共参照解析を用いた場合のほうが精度が良く, 約7割の問題について正しく首尾一貫性の良さを推定できていることがわかる。

提案する照応・共参照解析の結果を用いた首尾一貫性の指標を利用した場合については, 特に名詞句共参照解析を利用した場合に高い精度を得ている。これは, 名詞句共参照解析の結果を利用した場合は首尾一貫性の低い文章の場合には照応詞と先行詞が離れるなどの要因によりもともと解けていた共参照関係を同定できなくなり, 結果的に首尾一貫性の指標が低くなったため, 正しく首尾一貫性の良さを推定できたと考えられる。

一方, ゼロ照応解析をもとに首尾一貫性の指標を求めた場合は名詞句共参照解析と比較して間違った先行詞を同定してしまう場合が多く, 結果的に表6に示された精度はランダムな場合よりは良いものの entity-grid モデルよりも悪い結果となっている。ただし, 表6の(a)+(c)の結果を見てわかるように, ゼロ照応解析の結果に基づく首尾一貫性の指標を entity-grid で用いる素性の一つとすることで, entity-grid モデル単体の場合と比較して精度が向上している。同様に, (a)+(b)に示されているように共参照解析の結果を利用した場合も精度が良くなっている。最後に, 本研究で利用した entity-grid モデル, 名詞句共参照解析の結果に基づく指標, ゼロ照応解析の結果に基づく指標の3種類は個々に独立した観点から首尾一貫性の良さを推定していることになるので, この3つを組み合わせた結果である表6の(a)+(b)+(c)ではさらに数値が向上しており, 比較対象であった entity-grid モデルと比べて精度が約9ポイントも上回っている。

8 おわりに

本稿では, 照応・共参照解析の結果に基づく首尾一貫性の指標の算出方法を提案し, 日本語新聞記事コーパスを対象に首尾一貫性の良さを推定する評価実験を通じて

提案手法の有効性を示した。特に名詞句共参照解析の結果を利用した場合に既存手法である entity-grid モデルの精度より良い結果を得ることができた。また, 3種類の手法を組み合わせた場合には, 既存手法と比較して約9ポイント精度が向上し, 提案する首尾一貫性の指標が既存手法である entity-grid モデルを増強する指標として役立つことがわかった。

本研究の今後の発展の方向性としていくつかの課題が考えられる。まず, この論文に示した評価実験では新聞記事コーパスを利用したが, 事実を列挙するだけで伝えるべき内容の順序を重要視しなくても良い記事が含まれるため, 全ての記事が文レベルでの首尾一貫性を捉えるべき対象になっているとはいえない。この論文で提案した首尾一貫性の指標は最終的には小論文など著者がある主張を伝えるための文章の推敲支援に利用することを考えており, 今後は小論文などの文章を収集したのちに, それらの文章でも同様の結果が得られるかを調査する予定である。また, 本研究を含め entity-grid モデルから派生している研究では, 同一実体を指す表現が文章中で(局所的に)どのように遷移すれば首尾一貫性が高くなるという点に焦点を当てて研究を進めているが, 実際は同一実体を指していない場合でも関連する名詞句が文章に遍在しており, それらをどのような観点で捉えモデルに組み込むかが重要な課題になると考えられる。この点についても今後の課題としたい。

参考文献

- [1] R. Barzilay and M. Lapata. Modeling local coherence: An entity-based approach. *Computational Linguistics*, Vol. 34, No. 1, pp. 1–34, 2008.
- [2] D. Bollegala, N. Okazaki, and M. Ishizuka. A bottom-up approach to sentence ordering for multi-document summarization. In *Proceedings of ACL-COLING*, pp. 385–392, 2006.
- [3] B. J. Grosz, A. K. Joshi, and S. Weinstein. Centering: A framework for modeling the local coherence of discourse. *Computational Linguistics*, Vol. 21, No. 2, pp. 203–226, 1995.
- [4] R. Iida, K. Inui, and Y. Matsumoto. Anaphora resolution by antecedent identification followed by anaphoricity determination. *ACM Transactions on Asian Language Information Processing (TALIP)*, Vol. 4, No. 4, pp. 417–434, 2005.
- [5] R. Iida, M. Komachi, K. Inui, and Y. Matsumoto. Annotating a Japanese text corpus with predicate-argument and coreference relations. In *Proceeding of the ACL Workshop 'Linguistic Annotation Workshop'*, pp. 132–139, 2007.
- [6] R. Iida and M. Poesio. A cross-lingual ILP solution to zero anaphora resolution. In *Proceedings of ACL-HLT 2011*, pp. 804–813, 2011.
- [7] K. Imamura, K. Saito, and T. Izumi. Discriminative approach to predicate-argument structure analysis with zero-anaphora resolution. In *Proceedings of ACL-IJCNLP*, pp. 85–88, 2009.
- [8] T. Joachims. Optimizing search engines using clickthrough data. In *Proceedings of the ACM Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*, pp. 133–142, 2002.
- [9] N. Karamanis, M. Poesio, C. Mellish, and J. Oberlander. Evaluating centering-based metrics of coherence using a reliably annotated corpus. In *Proceedings of ACL 2004*, pp. 391–398, 2004.
- [10] M. Lapata. Probabilistic text structuring: Experiments with sentence ordering. In *Proceedings of ACL 2003*, pp. 545–552, 2003.
- [11] Z. Lin, H. T. Ng, and M.-Y. Kan. Automatically evaluating text coherence using discourse relations. In *Proceeding of ACL-HLT 2011*, pp. 997–1006, 2011.
- [12] E. Maier and E. Hovy. Organising discourse structure relations using metafunctions. In Helmut Horacek and Michael Zock, editors, *New Concepts in Natural Language Generation*, pp. 69–86. Pinter Publishers, 1993.
- [13] W. C. Mann and S. A. Thompson. Rhetorical structure theory: Toward a functional theory of text organization. *Text*, Vol. 8, No. 3, pp. 243–281, 1988.
- [14] N. Okazaki, Y. Matsuo, and M. Ishizuka. Improving chronological sentence ordering by precedence relation. In *Proceedings of COLING 2004*, pp. 750–756, 2004.
- [15] R. Prasad, N. Dinesh, A. Lee, E. Miltakaki, L. Robaldo, A. Joshi, and B. Webber. The penn discourse treebank 2.0. In *Proceedings of LREC 2008*, 2008.
- [16] H. Taira, S. Fujita, and M. Nagata. Predicate argument structure analysis using transformation based learning. In *Proceedings of the 48th ACL*, pp. 162–167, 2010.
- [17] 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.
- [18] 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ニメーション: 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.