

語彙と文脈情報を用いた反義の詳細クラス分類

泉 朋子^{†1†2} 柴田 知秀^{†2} 齋藤 邦子^{†1} 松尾 義博^{†1} 黒橋 禎夫^{†2}

本稿では、語彙と文脈情報を用いて反義関係にある単語を詳細クラスに分類する手法を提案する。反対の意味を表す反義関係は言語学的に複雑であり、観点によりいくつかの詳細クラスに分類される。本稿では、言い換え獲得や含意認識など言語処理アプリケーションを指向し、反義関係を「属性の違いを表す反義（美しい vs. 醜い）」、「時間的経過を表す反義（入学 vs. 卒業）」、「同じ出来事の視点の違いを表す反義（買う vs. 売る）」という3種類に分類する方法を提案し、計算機による自動分類を行う。実験の結果、複合語の作りやすさ、接頭辞、反義単語の共起情報、格構造などを用いることによって、約86%の精度で反義関係を詳細クラスに分類することが可能となった。

Classifying Antonym Relations based on Lexical and Contextual Information in Japanese

TOMOKO IZUMI^{†1†2} TOMOHIDE SHIBATA^{†2} KUNIKO SAITO^{†1}
YOSHIHIRO MATSUO^{†1} SADAO KUROHASHI^{†2}

This paper proposes a novel approach to classify antonym relations into three classes using lexical and contextual information. Antonym relations are linguistically complex in that their oppositeness can be classified into several classes. We propose a classification schema of three antonym relations, namely those expressing semantically incompatible attribute/event relations (*ugly* vs. *beautiful*), sequential event relations (*matriculate* vs. *graduate*), and relations in perspective differences (*buy* vs. *sell*) that can discover the distinctions crucial for many NLP applications, such as the recognition of textual entailment and paraphrasing. An experiment shows that our use of lexical features of compounding and Japanese characters, and contextual features of co-occurrence and case structures, is successful in automatically classifying antonyms at the high accuracy rate of 86%.

1. はじめに

単語間の意味関係を認識することは、自然言語処理にとって最も基盤的な技術のひとつである。同義語、上位下位語、反義語などの言語知識は、言い換えや含意認識、矛盾検出など文・談話レベルの意味理解にとって不可欠である。また、これらの文・談話レベルの意味理解を行う事で、QAシステムや複数文書要約、意見分析などより高度な言語処理アプリケーションの性能を向上させることが可能である。

同義語や上位下位語の語彙知識は、同義知識の大規模獲得 [5, 13] や、含意認識 [15] などに使用されてきた。また、意味的に反対の事象を表す反義語の知識も、文書間の矛盾検出などに活用されてきた [3]。しかし、同義語と異なり、反義語は言語学的に複雑で、複数の詳細クラスに分類される [1, 8, 9]。これは、反義の定義そのものが曖昧であることが原因である。

たとえば、下記の反義語ペアはすべて反対の意味を表しているが、それぞれ反対の観点が異なっている。

- (1) 美しい vs. 醜い
- (2) 入学 vs. 卒業
- (3) 買う vs. 売る

(1)は、「美しい」と「醜い」を対極に持つ「美しさ」を表す属性に対して、逆の性質を表している。(2)は、「入学」と「卒業」という逆の動作を表しているが、同時に、「入学し、その後卒業する」という、時間的経過を伴う動作ペアでもある。(3)の「買う」と「売る」も逆の動作を表しているが、その観点が(2)とは異なる。(3)は、(4)(5)のようにある一つの出来事に対する2つの参与者(「買う人」と「売る人」)の動作の視点が逆であることを表している。

- (4) 太郎は、花子からチケットを買った。
- (5) 花子は、太郎にチケットを売った。

これらの違いは、テキストの意味を理解するために重要になると考える。例えば、意見分析などのテキストマイニングにおいては、(1)のように、ある物事に対する評価の違いが重要になる。含意認識を行う場合には、(2)の時間軸上の出来事の関係を表す知識が重要になる。なぜなら、「卒業」という単語により、「以前にどこかに入学していた」という出来事が含意されるからである。また、(3)の反義語を含む

^{†1} 日本電信電話株式会社 NTTメディアインテリジェンス研究所
NTT Media Intelligence Laboratories
^{†2} 京都大学大学院 情報学研究所
Kyoto University Graduate School of Informatics

文は、実は同じ出来事を表しているため、言い換え認識において重要な知識になる。このように、反義クラスの詳細分類は後段に続く言語処理アプリケーションにとって重要と言える。

本稿では、日本語の反義語を対象に、語彙情報と文脈情報を用いて反義関係を3つの詳細クラス(反義クラス)に分類する手法を提案する。3つの反義クラスとは、1. 属性の違いを表す反義(属性反義)、2. 時間的経過関係を表す反義(経時反義)、3. 視点の違いを表す反義(視点反義)である。

本稿の構成は次のとおりである。2節では、既存研究について述べる。3節で、反義クラスの分類方法を提案する。4節では実験を行い、5節で考察を行う。6節は結論である。

2. 関連研究

[9]は、構造主義者(constructionist)の観点から、反義語の Paradigmatic な特性(系列的関係)と Syntagmatic な特性(統合的・構造的関係)について論じている。Paradigmatic な観点で分析すると、同義語と同様に反義語も、同じ周辺文脈に出現することが出来る。

- (6) 本を 購入する / 買う。 【同義】
(7) 本を 買う / 売る。 【反義】

一方、同義語と異なり、反義語は同一文内に共起するという特性(syntagmatic relation)がある。(＃は意味的におかしいことを表す。)

- (8) # ネットで洋服を**購入したり**、**買ったり**している。
(9) ネットで洋服を**売ったり**、**買ったり**している。

上記から、[9]は、反義語はペアで一つの語彙的ユニット(the Antonym Construction)を構成している特殊な構造をもつと論じている。

[11]は、談話中の議論の対比(Contrast)と反義語の関連性を調査し、議論の対比は、”but”などの接続詞と反義語の共起で表現されやすいと報告している。

自然言語処理研究の分野でも、反義語の自動獲得や、談話構造理解のために反義語を用いた研究がおこなわれている。[6]は、“from X to Y”などの反義語が出現しやすいパターンを用いて反義語を自動獲得し、分布類似度によって獲得された単語から、反義語と同義語を分類した。[3]は反義語と他の言語学的な特徴を組み合わせ、文間の矛盾の発見を行った。[12]は、周辺文脈を用いた教師あり学習を使って単語ペアを同義語(e.g., *levied* vs. *imposed*)、反義語(e.g., *expose* vs. *camouflage*) 関連語(e.g., *mason* vs. *stone*)

に分類する手法を提案した。[14]はシソーラスと Latent Semantic Analysis を用いて、同義語と反義語を区別するベクトル空間モデルを提案した。

[7]はシソーラスから獲得した知識と単語の共起情報、および分布類似度を用いて反義の度合いを自動で計算する手法を提案し(”hot”と”cold”は”lukewarm”と”cold”よりも、より反義語らしい組み合わせである)、Graduate Record Examination (GRE)で有益な値を出した。

上記のように、反義知識を用いた自然言語処理研究は行われているが、反義の種類・分類に関してはほとんど焦点があてられてこなかった。1節で述べたように、「どの観点で反対か」という反義の関係を明確にすることは、後段の自然言語処理で重要な事である。そこで、本稿では日本語における反義語の詳細な関係である反義クラスを自動で分類する手法を提案する。

3. 提案手法

3.1 タスクの説明

本稿では、入力された反義語ペアに対し、反義語の関係を下記の3つの詳細クラス(反義クラス)に分類する手法を提案する。

- 属性反義：属性の違いを表す反義(美しい vs. 醜い)
- 経時反義：時間的経過を表す反義(入学 vs. 卒業)
- 視点反義：視点の違いを表す反義(買う vs. 売る)

「属性反義」は「美しい vs. 醜い」のように典型的な反義関係であり、「意味的に相容れない反義(”semantically incompatible”)」である。「属性反義」は、形容詞だけではなく「賛成 vs. 反対」と言った動作性名詞や動詞なども含む。「経時反義」に属する反義語ペアは、「入学」と「卒業」のように同時に起こる事は出来ないが、過去と未来の動作の関係である単語ペアである。「視点反義」は「買う」と「売る」のように同じ出来事に対する視点の違いを表す反義である。

反義関係は、上記のように反対の観点によって異なる反義クラスに分類することができる。これらの分類は、反対の観点により、意味の解釈も異なるため、自然言語処理においても重要な分類であると言える。

3.2 提案手法

本稿では、反義語の語彙情報と反義語が出現する文脈情報をもとに、反義語を3つの反義クラスに分類する(Figure 1)。語彙情報として、「複合語」と「接頭辞情報」を用いる。文脈情報としては、「事態間関係」、「文内共起」と「格構造情報(複数主体性)」を用いる。

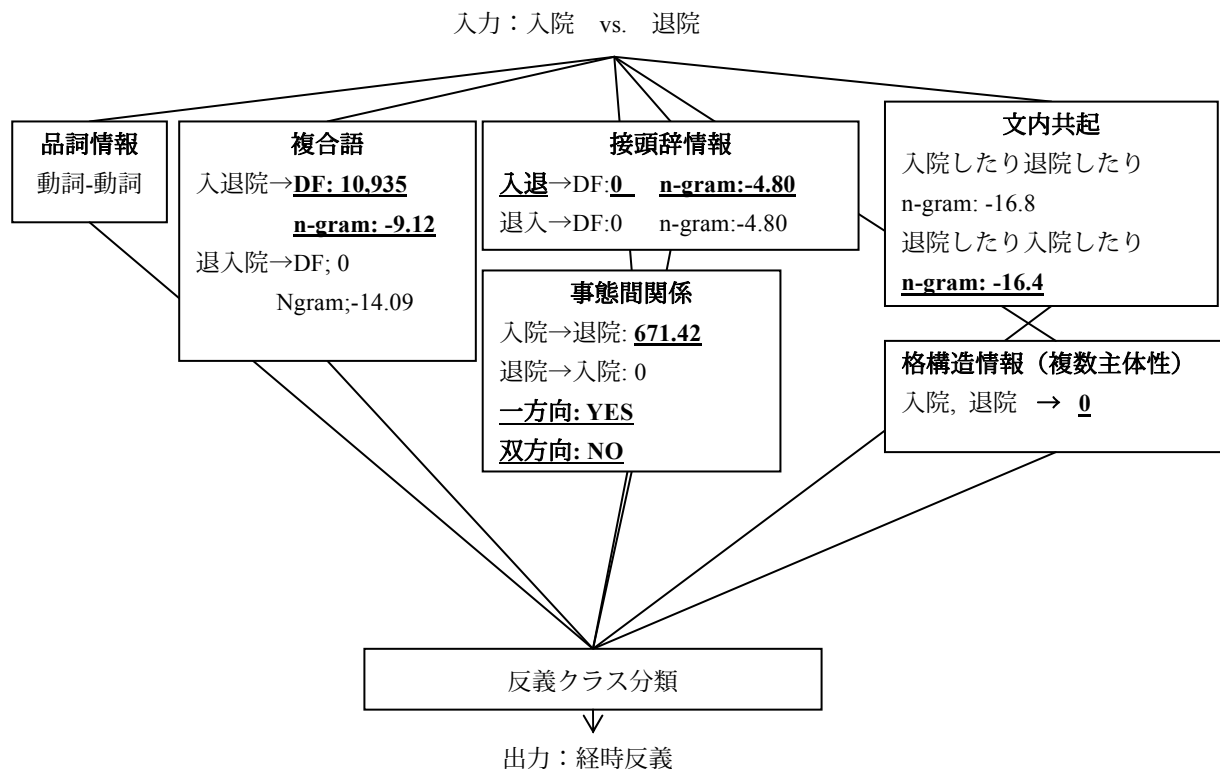


Figure 1: 提案手法を用いた「入院」と「退院」の反義クラス分類

3.2.1 複合語 (語彙情報 1)

日本語では、「泣きだす (泣く+だす)」などのように、2つの単語が組み合わさり複合語を生成することが可能である。この複合語は、繰り返し行う動作に対しても生成される傾向がある。そのため、時間的経過を伴う動作ペアである「経時反義」や、一つの出来事に対する視点の違いを表す「視点反義」も、複合語を生成しやすいと言える。下記が例である。

- (10) 彼は、入退院を繰り返している。
- (11) クレジットカードは、家族間で貸し借りできますか？

「入退院」は、反義関係にある「入院」と「退院」が組み合わさってきた複合語である。同様に、「貸し借り」は、「貸す」と「借りる」という視点反義の関係にある単語が組み合わさってきた複合語である。

一方、「属性反義」の関係にある反義語は、相容れない属性/事態を表しており、繰り返されることがあまりない。そのため、繰り返しを表現する場合でも複合語が作りづらい。

- (12) # 痩せ太りを繰り返す
- (13) 痩せて、また太ってを繰り返している

このように、「属性反義」に属する反義語ペアは、「経時反義」や「視点反義」と異なり複合語が作りづらい[a]。そこで、この複合語の作りやすさを「経時反義」と「視点反義」の特徴として用いる (X と Y は反義関係にある単語を示す)。

- 反義関係にある単語ペアに対し、自動で複合語を生成する (XY と YX)。複合語は、和語動詞の場合は連用形を連結させる (e.g., 貸す vs. 借りる → 貸し借り, 借り貸し)。動作性名詞の場合は、共有している文字列以外の文字列を組み合わせて複合語を生成する (e.g., 入院 vs. 退院 → 入退院, 退入院) それぞれの複合語に対し、Web1 億文書における文書頻度 (Document Frequency: DF) と、n-gram スコアを算出する。XY と YX という2つの複合語に対して、高い方の DF と n-gram スコアを複合語の特徴として抽出する[b]。

3.2.2 接頭辞情報 (語彙情報 2)

漢字そのものの意味も、反義クラスを分類するうえで重要

a 「好き嫌い」のように、属性反義でも複合語を作ることは可能である。しかし、我々が考察した結果、複合語の作りやすさは経時反義、視点反義の方が高い傾向がある。
 b n-gram スコアの計算には、日本語版の google ngram を用いた。

な特徴と言える。下記が例である。

(14) 属性反義の例

上品 vs. 下品
上手 vs. 下手

(15) 経時反義の例

入院 vs. 退院
入場 vs. 退場

(16) 視点反義の例

勝利 vs. 敗北
勝訴 vs. 敗訴

上記が示すように、反義クラスによって部分文字列に共通性があることがわかる。これは、日本語熟語の特徴によるものである。例えば、「入院」という動作性名詞は、「入」と「院」という2つの漢字から構成されているが、「入」は「入る」という動作を、「院」は「病院」という動作の着点(対象)を表している。同様に、「退院」という動作性名詞は、立ち退くという意味を表す「退」と、その対象を表す「院」で構成されている。この、「入」と「退」という漢字そのものが、「経時反義」の特徴である時間的経過を表す動作(どこかに入り、その後どこかから出る)を表している。そこで、下記のように部分的な漢字情報を特徴として抽出する。なお、これらは正確には接頭辞ではないが、便宜上、「接頭辞情報」と呼ぶ。

- 反義語ペアに対し先頭1文字を抽出する。先頭1文字が同じ文字の場合は、次の1文字同士を抽出する(e.g., 転出 vs. 転入 → 入 出)。2つの接頭辞の組み合わせ(X-prefixY-prefix, Y-prefixXprefix)に対し、複合語同様に文書頻度(DF)とn-gramスコアを算出する。DFが高い方の接頭辞の組み合わせを抽出する(接頭辞の表層を特徴として用いる)。また、DFとn-gramスコアも特徴として抽出する。

上記2つの語彙情報に加えて、提案手法では品詞情報も用いる。

- 反義語ペアの品詞を特徴とする。2語が異なる品詞の場合は、その組み合わせを用いる(e.g., 動詞-形容詞)。

3.2.3 文内共起 (文脈情報1)

2節で述べたように、英語では反義関係にある単語ペアは特定のパターンで同一文内に出現しやすい。日本語でも、同様の事が言える。例えば、反義語ペアは動作の繰り返しや対照を表す「たり」で述語が並列される並列述語構文に

出現しやすい。

- (17) ネットで洋服を売ったり、買ったりしている。

特に、この「たり」構造は「視点反義」を識別する際の特徴として用いることが出来る。「視点反義」では、「買う人」と「売る人」のように、2人の対照的な参加者が必要である。この対照性が、並列述語構文に出現しやすい。そこで、「たり」を用いた並列述語構文への出やすさを、「視点反義」を識別するための特徴として用いる[c]。

- 「XたりYたり」、「YたりXたり」という文字列を生成し、n-gramスコアを計算する。n-gramスコアの高い方を文内共起の特徴として抽出する。

3.2.4 事態間関係 (文脈情報2)

「経時反義」に属する反義は、過去と未来の出来事を表している(例、入学 vs. 卒業)。これは、出来事など事態間の関係を抽出する研究と関連している。例えば、[10]では、(18)のような時間的経過を表す構文や(19)のような理由を表す構文から「Xをするとその次にYをする」と言った事態間の関係を抽出している。

- (18) 財布を拾って、警察に届けた。

- (19) 財布を拾ったので、警察に届けた。

事態間関係：財布-拾う → 警察-届ける

「経時反義」の関係にある反義語ペアは事態間の関係にあると言える。そこで、本稿ではコーパスから構文情報をもとに獲得した事態間知識を用いて「経時反義」の識別を行う。

[10]では、ある事態A(入院)から事態B(退院)が起る事態間の関係性を、述語項構造の共起頻度を用いて算出している。例えば、「入院」と「退院」という反義語ペアの場合、「入院→退院」に対して、事態間関係のスコアが付与されている(事態の共起が、ある割合を超える場合にスコアが与えられている)。一方、「退院→入院」に対しては、スコアは付与されていない。そこで本稿では、この事態間関係のスコアと反義語ペアにおける事態間関係の方向性を特徴として用いる。

c 「たり」を用いた並列述語構造は対照的な意味を表す述語と共起するため、他の反義ペアも「たり」構造に出現することが出来る。例えば、「属性反義」の「好き vs. 嫌い」を用いた「好きだったり嫌いだったり」という構造や、「経時反義」の「起きる vs. 寝る」を用いて「起きたり寝たり」という事が出来る。5節で述べるように、反義クラスとそれらが共起しやすい文脈に関しては更なる考察が必要である。

	素性	説明 (例: 入院 vs. 退院)
語彙情報	複合語	複合語 (入院退院, 退入院) の文書頻度と n-gram スコア 入院退院→DF: 10,935 n-gram: -9.12
	接頭辞情報	反義語ペアの最初の 1 文字 (同一の場合は 2 番目の 1 文字) の組み合わせ, 文書頻度, n-gram スコア 入退, Freq: 0 Ngram: -4.80
	品詞	品詞情報
文脈情報	文内共起 (「たり」並列述語構文)	反義語ペアを接続助詞「たり」で接続した並列述語構文の n-gram スコア 退院したり入院したり→ n-gram: -16.4
	事態間関係	Shibata & Kurohashi (2011)の事態間データベースより獲得した事態間スコア (lift 値). また事態間スコアの方向性 (一方向 vs. 双方向) 入院→退院: 671.42 退院→入院: 0 一方向: YES 双方向: NO
	格構造情報 (複数主体性)	ガ格以外に主体 (カテゴリ: 人) の格をもつことが出来る単語ペアか? 入院, 退院→ 0

Table 1: 素性一覧

- [10]の手法で獲得された事態間データベースを用いて, 反義語ペアの事態間関係スコアを抽出する. もし, 事態間データベースにない場合は, 0 を事態間関係スコアとする. また, 反義語ペアの X と Y において, 事態間スコアが一方的に存在するのか (X→Y のみ), もしくは双方向に存在するのか (X→Y, Y→X) の 2 値素性を加える.

3.2.5 格構造情報 (複数主体性) (文脈情報 3)

視点反義に属する反義語ペアは, 同じ出来事を異なる視点からとらえている. そのため, それらは必ず 2 人の参加者を必須格として取る.

- (20) 買う vs. 売る
 主体 1 が主体 2 から買う
 主体 2 が主体 1 に売る

そこで, 与えられた反義語ペアに対し, [4]の格フレームを用いて, 入力された反義語ペアのそれぞれの単語が 2 つ以上の主体を格として持つことが出来るか否かの素性を特徴として用いる.

- 各単語に対して, 格フレームをもとに, 主体の格を 2 つ以上もちうるかを, 格の主体率をもとに計算する. 格の主体率は, 単語 (i.e., 述語) に対する格のカテゴリが「人」となる比率を, 頻度重み付平均を用いて計算する. 反義語ペアの単語において, ガ格とそれ以外の格の主体率が両方とも 0.05 以上の場合, 複数主体情報を 1 とする. それ以外は, 0 とする.

Table 1 が本提案手法で用いる素性の集合である.

4. 実験

4.1 データ

形態素解析器 JUMAN[d]の辞書にある反義語ペアから, 502 ペアを用いて, 人手で正解を付与した[e]. これらの反義語ペアは, 動詞, 形容詞, 形容動詞, 名詞で構成されている. Table 2 が, 今回正解を付与したデータと各反義語クラスにおけるエントリの数の内訳である.

反義クラス	ペア数	例
属性反義	366	精密 vs. 粗雑
経時反義	106	入学 vs. 退学
視点反義	30	買う vs. 売る

Table 2: データの内訳

4.2 実験と結果

モデルの訓練には LIBLINEAR[2]を用いた. 比較手法として, 反義語ペアの単語の表層文字列 (unigram と bigram) を用いた手法と比較した. 評価は, 5 分割交差検定を行い, Accuracy, Precision, Recall と F 値の平均値を用いて比較した. また, 各素性の効果を計測するため, それぞれの素性を抜いた Ablation テストを実施した. Table 3 が実験の結果である. 結果が示すように, 本提案手法は 85.7%の精度で反義クラスの分類を行えることが確認できた.

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

e 反義語ペアのうち 66 ペアに関しては, 本稿で定義した反義クラスのうちのクラスに属するか不明瞭であったため, 本実験のデータからは排除した.

		Accuracy	属性反義			経時反義			視点反義		
			Prec	Recall	F	Prec	Recall	F	Prec	Recall	F
比較手法		73.8%	0.832	0.838	0.787	0.828	0.569	0.579	0.700	0.137	0.224
提案手法		85.7%	0.872	0.959	0.913	0.807	0.645	0.709	0.693	0.324	0.426
W/O	複合語	84.7%	0.861	0.959	0.907	0.815	0.593	0.678	0.760	0.364	0.476
	接頭辞情報	77.5%	0.813	0.926	0.866	0.579	0.438	0.498	0.500	0.102	0.164
	文内共起	85.7%	0.870	0.961	0.913	0.806	0.638	0.704	0.693	0.324	0.426
	事態間関係	85.9%	0.872	0.961	0.914	0.823	0.658	0.725	0.693	0.290	0.383
	格構造情報(複数主体性)	85.7%	0.875	0.964	0.917	0.801	0.638	0.703	0.693	0.290	0.383

Table 3: 実験結果

5. 考察

実験の結果、本提案手法では 85.7%の精度で反義クラスの分類を行うことができた。下記は本提案手法で正しく反義クラスを推定できた例である。

- (21) 無限 vs. 有限 → 属性反義
- (22) 開演 vs. 終演 → 経時反義
- (23) 攻める vs. 守る → 視点反義

Ablation テストの結果、接頭辞情報が一番有効であることが分かった。接頭辞情報抜きでは、Accuracy が 77.5%まで低下した。これは、漢字の抽象的な動作を表す特徴が、本稿で対象としている反義クラスの分類に有効であるからだと考えられる。例えば、(21)の「無」の漢字は「何もない状態」を表しており、「有」の漢字は「何かが存在する状態」を表しており、これらの組み合わせは「属性反義」の特徴と一致している。同様に、(22)の「開」の漢字は、「何かをひらく/はじめる」という動作を表し、「終」の漢字は、「何かがおわる」という動作を表しており、これらが「経時反義」の特徴となったと考えられる。

接頭辞素性ほどは有効ではなかったものの、複合語も反義クラス分類に効果があることが確認できた。特に、複合語がない場合、「経時反義」と「視点反義」分類の F 値が低下した。3 節で述べたとおり、「経時反義」と「視点反義」に属する単語ペアは繰り返しの動作になりうるため、複合語のできやすさを特徴としたのが有効であったと言える。

全体の Accuracy には変化がなかったものの、格構造情報を抜いた場合、視点反義の F 値が低下した。そのため、同じ出来事を異なる視点から描写している視点反義の分類には、参与者(主体)が 2人以上か否かといった格構造の情報が効果的であったと言える。

一方、文内共起や事態間関係は実験の結果からは効果を

見ることが出来なかった。文内共起に関しては、今回は「たり」という 1 種類の並列述語構造のみを用いた。2 節で述べたように、反義語ペアの出現パターンは、並列述語構造以外にもあるため、他の構造も考慮しつつ反義クラスと文内共起の関係をより分析する必要があると考える。

事態間関係に関しては、「視点反義」と「経時反義」双方とも事態間スコアを持つ傾向があり、結果として「経時反義」を分類するための特徴として作用しなかったのが原因である。この、「視点反義」と「経時反義」の分類は、提案手法の全体の誤りの大部分でもあった。

エラー分析の結果、提案手法は「視点反義」を誤って「経時反義」と分類する誤りが多いことが分かった。これは、反義語ペアによって、「視点反義」か「経時反義」かの分類が難しいペアがあることが原因である。例えば、「視点反義」である「買う」と「売る」の場合、ガ格が同一人物の場合は、文脈によっては時間的経過を表すペアにもなりうる(e.g., 「株を安く買って高く売る」(買う→売る))。これらを正しく識別するには、項の情報なども必要であるが、本提案手法では、反義語ペアのみの情報しか用いていないため、うまくこれらを識別することが出来なかったと考える。今後は、本提案手法で用いた格構造情報だけではなく、項が同一人物だった場合などより正確に文脈情報も考慮した識別を行いたい。

6. 結論

本稿では、反義関係を「属性反義」「経時反義」「視点反義」という 3 つの反義クラスに分類する新しい分類定義とその自動分類手法を提案した。言語学的分析をもとに、反義クラス分類に有効な語彙情報と文脈情報を特徴として、反義クラスの分類手法を提案した。実験の結果、比較手法に比べて、提案手法では 85.7%という高い精度で反義クラスを分類できた。

今後は、これらの反義クラス分類を、QA システムやテキストマイニングなど他の言語処理技術に適用した際の効

果を考察するとともに、本稿で行った反義関係に関する言語学的分析を用いて、大規模コーパスから反義関係にある単語の獲得を行いたい。

参考文献

- 1) Cruse, D. A., (1986). *Lexical Semantics*. New York: Cambridge University Press.
- 2) Fan, R. E., Chang, K. W., Hsieh, C. J., and Wang, X. R. (2008). LIBLINEAR: A library for large linear classification *Journal of Machine Learning Research* 9, 1871-1874.
- 3) Harabagiu, S., Hickl, A., and Lacatusu, F. (2006). Negation, contrast, and contradiction in text processing. *Proceedings of the 23rd National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-06)*.
- 4) 河原大輔・黒橋禎夫 (2006). 高性能計算環境を用いた Web からの大規模格フレーム構築. *情報処理学会 自然言語処理研究会* 171-21, 67-73.
- 5) Lin, D. (1998). An Information-Theoretic Definition of Similarity. *Proceedings of the Fifteenth International Conference on Machine Learning*, 296-394.
- 6) Lin, D., Zhao, S., Qin, L., and Zhou, M. (2003). Identifying synonyms among distributionally similar words. *Proceedings of the 18th International Joint conference on Artificial Intelligence (IJCAI-03)*, 1492-1493.
- 7) Mohammad, S., Bonnie, D., and Hirst, G. (2008). Computing word-pair antonymy. *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP-2008)*, 982-991.
- 8) Mohammad, S., Dorr, B., Hirst G., and Turney, P. (2013). Computing lexical contrast. *Computational Linguistics*, 39(3), 1-36.
- 9) Murphy, L. (2006). Antonym as lexical constructions; or, why paradigmatic construction is not an oxymoron. *Constructions, Special Volume 1*, 1-37.
- 10) Shibata, T. and Kurohashi, S. (2011). Acquiring strongly-related events using predicate-argument co-occurring statistics and case frames. *Proceedings of the 5th International Joint Conference on Natural Language Processing (IJCNLP2011)*, 1028-1036.
- 11) Spenader J., and Stulp, G. (2007). Antonymy in contrast relations. *The 7th International Workshop on Computational Semantics*.
- 12) Turney, P. (2008). A uniform approach to analogies, synonyms, antonyms and associations. *Proceedings of the 22nd International Conference on Computational Linguistics (Coling)*, 905-912.
- 13) Yih, W., and Qazvinian, V. (2012). Measuring word relatedness using heterogeneous vector space models. *Proceedings of 2012 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL-HLT)*, 616-620.
- 14) Yih, W., Zweig, G., and Platt, J. (2012). Polarity Inducing Latent Semantic Analysis, *Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning (EMNLP-CoNLL)*, 1212-1222.
- 15) Yokote K., Tanaka, S., and Ishizuka, M. (2011). Effects of using simple semantic similarity on textual entailment recognition. *Proceedings of Text Analysis Conference (TAC 2011) PASCAL Recognizing Textual Entailment Challenges (RTE-7)*.