

形状特徴辞書によるメタファーの自動生成

高橋 克郎^{a)} 笹田 鉄郎^{1,b)} 船富 卓哉^{2,c)} 森 信介^{1,d)}

概要: 本論文では、メタファーの生成メカニズムの解明に向けて、まず形状のメタファーを対象とした生成を行う。名詞句に対して指示対象の形状的特徴(穴の数・凹凸・部分比較)を数学の概念(種数・臨界点の最小数・離散グラフ)により表現し、名詞句の類似度を定義する。その類似度を用いてメタファーを生成し、主観評価により類似度の定義についての評価を行った。実験の結果、約 1/4 の文が自然であると判定された。提案する類似度はある程度機能しているが、自然なメタファーの生成には改善の余地があることが分かった。

キーワード: メタファー, 形状特徴辞書, 形状比較

Generating Metaphors by a Shape Feature Dictionary

KATSUROU TAKAHASHI^{a)} TETSURO SASADA^{1,b)} TAKUYA FUNATOMI^{2,c)} SHINSUKE MORI^{1,d)}

Abstract: In this paper, we automatically generate shape metaphors aiming at revealing the generatoin mechanism of metaphors. We first express shape features (number of holes, unevenness, and partial comparison) of the objects denoted by noun phrases by mathematical concepts (genus, minimum number of critical points, discrete graph). Using their similarity we generate metaphors and evaluate our similarity based on objective evaluation. Experimental results showed that 1/4 of metaphors are natural. This indicates that our similarity functions to some extent, but there is a room for further improvement.

Keywords: Metaphor, Shape Feature Dictionary, Shape Comparison

1. はじめに

抽象的なメタファーの自動生成の研究として、単語のカテゴリによる手法が報告されているが、具体的に直感に即したメタファーの生成には至っていない。谷口 [1] は子供のメタファーを形状、質感、道具、擬人化の4つに分類している。以下に上記4つのメタファーの代表例を挙げる。

形状: (扇風機の羽をみながら)

「四つ葉のクローバーがあった!」

質感: (シュガースポットがあるバナナをみながら)

「わ! バナナがキリンさんになっちゃった!」

道具: (母親が道に迷い、母の車まで案内したあとで)

「あのね、目のフィルムでパチってしておけば忘れな
いんだよ」

擬人化: (青い色紙をハサミできりながら)

「ママ~、ハサミがスーッと泳いでるよ~」

谷口はこのような子供のメタファーを『あのね。子供のつ
ぶやき』[2][3] からコーパスとして作成しており、本論文
においても同じ書籍を元にしたコーパスを作成、使用した。

本研究の目的は子供の認知プロセスの仕組みを探ること
にある。Winner [4] は子供のメタファーはアイロニーを含
まないために、文脈自由なものが多く、より基本的なメタ

¹ 京都大学 学術情報メディアセンター
Kyoto University, Academic Center for Computing and Media Studies

² 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科
Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology

^{a)} katsuro.tkhs@gmail.com

^{b)} sasada@ar.media.kyoto-u.ac.jp

^{c)} funatomi@is.naist.jp

^{d)} forest@i.kyoto-u.ac.jp

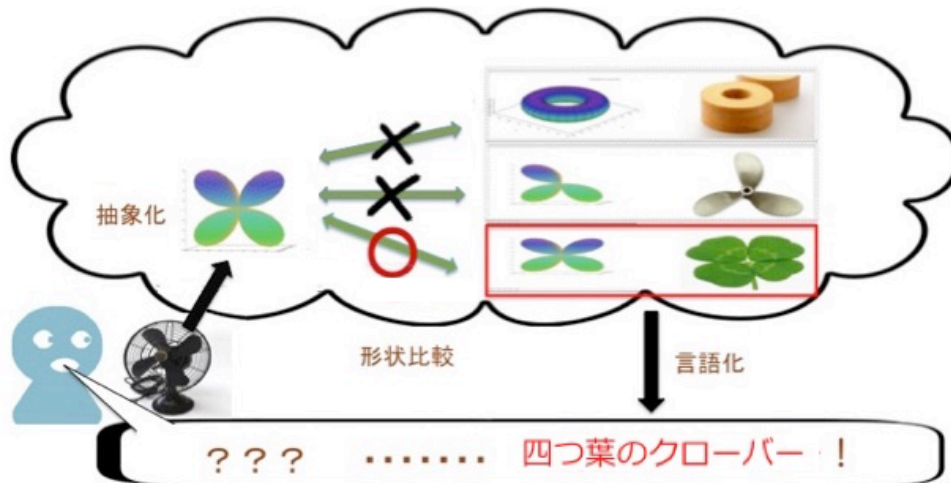


図1 子供のメタファー生成過程

ファーとして取り扱うことができると述べている。その中でも、形状のメタファーは上述の4つのメタファーのうち最も抽象度が低く、計算機による処理が容易である。このため、我々はまず子供の形状のメタファーに注目し、その自動生成を試みた。

表1に形状のメタファーの例を示す。表1では、子供は四葉のクローバーと扇風機の羽に形状の類似を感じている。我々は、子供が「扇風機の羽は四葉のクローバーのようだ」という形式のメタファーを心のなかで生成していると解釈できる。

メタファーの自動生成手法としては、語義的辞書を使用する構文的手法と、心的表象に即した意味を付加した辞書を使用する意味論的手法の二つが考えられる。本論文ではこのうち意味論的手法に着目した手法について述べる。具体的には、各名詞句に語義や構文から出てこない名詞句が指す対象の形状特徴を意味情報として付加し、名詞句を分類する。そして、異なる名詞句に付加された形状特徴を比較し、類似度を算出する。最後に、類似度が最大となる名詞句の対からメタファーを自動生成する。生成されたメタファーの評価実験として、主観評価を行った。

子供がメタファーを生成する際は、状況に依存して生成するメタファーを変えようと考えられる。将来的には、基本的な子供の4つのメタファーのうち、どの要因が抽象的なメタファーを構成するのに重要かを決定することで、より抽象的なメタファーを再構成することが可能であろう。以上のことが実現すると、メタファー形成における認知プロセスの仕組みを調べる上で大きく貢献できると考えられる。

本論文の貢献点は、形状特徴を名詞句に付加した辞書を作成したことと、形状特徴による類似度比較を利用して名詞句の分類を行う点にある。以下で従来の手法に比べてどのような点で優れているかを述べる。

- 子供の認知過程に基づく数理モデリングを行うことが可能である。

- 少量の形状特徴にを用いて名詞句の分類を行うことが可能である。
- 形状が部分的に一致しているものを類似していると判定することにより、曖昧な表現を分類することが可能となる。

次節以降では、付加情報を得るためにメタファーと関連する形状特徴について説明する。2節で本論文の位置付けを示し、3節で形状特徴、形状特徴辞書、形状の類似度について述べ、4節で実験と評価について述べる。5節で結論を述べる。

2. 関連研究

メタファーは、認知言語学、自然言語処理、画像処理の3つの分野で主に研究が進んできた。以下では、上記3つの分野における先行研究を挙げながら本研究の位置付けを示す。

認知言語学の分野においてはLakoff[5]が、メタファーには概念的構造があるため、位相幾何学によって心的表象をモデリングし、メタファーの仕組みを表現することが効果的であると示唆している。本論文で述べるメタファーの自動生成手法はLakoffの手法を踏襲するものであるが、文献[5]には具体的なモデリングの手法が述べられていないため、我々は位相幾何学に基づく形状特徴を定義して辞書を構築し、メタファーの自動生成を行った。

自然言語処理の分野においてはメトニミーやメタファーなどの比喩表現を対象とした様々な研究が行われている。Fass[6]は与えられた文が修辭的クラスであるかそうでないかという判定アルゴリズム met^* を提案している。修辭的でないクラスには、メタファー以外の文(メトニミー等)も含まれる。Mason[7]は、WordNet[8]から概念メタファーを見つけ出す手法を提案している。

メタファーの自動生成手法としては、語義的辞書を使用した構文的手法と心的表象に即した辞書を使用した意味

表1 子供の着目点と数学的概念の対応

| 子供の着目点 | 数学的概念 |
|--------|---------|
| 穴の数 | 種数 |
| 凹凸 | 臨界点の最小数 |
| 部分比較 | 離散グラフ |

論的手法の二つが提案されている。Birke[9] は与えられたコーパスの各文を修辭的か否かの分岐によりクラスタリングしている。Gedigian[10] は動詞の語用が字義的かメタファーとしてかを分類した。Krishn[11] は動詞だけでなく、形容詞や名詞にメタファーの分類を拡張した。Shutova[12] は言い換え処理によってメタファーの解釈を定義した。上記のメタファー自動生成に関する取り組みはすべて、語義的辞書の WordNet かそれに類似するコーパス中の単語を対象とし、字義通りのクラスかメタファーのクラスかそれ以外のクラスかに分類するという構文的手法をとっている。Ohkura[13] は、すべての名詞は多義的であり、一つの単語の多義性は構文や意味よりも語用的問題として処理されるとしている。Ohkura は、メトニミーは基本的に修辭的な他の語への置き換えが常に可能であるのに対し、メタファーでは心的表象に起因する現象であるなどの理由で置き換えができないということを理由としている。以上のような研究から、メタファーの自動生成に対しては構文的手法よりも意味論的手法のほうが有効であると考えられる。

本論文で述べる手法に近いものとしては、小澤ら [14] が連想概念辞書と色・形状辞書の2種類の辞書を用いて色と被修飾語から比喩表現を生成することを試みている。小澤らの手法においては、形状情報は円錐や円柱といった単語としてあらかじめ辞書化されているが、我々の手法においては、形状的な特徴を位相幾何学に基づいて計算している。

画像処理の分野では、原田ら [15] が画像処理を用いた文生成に取り組んでいる。原田らは自動車の画像から「自動車」という単語を特定することに成功しているが、文章からの自動生成は未だに適切になされてはいない。なぜなら、Shape prior (どのように所与の文あるいは語から形状を特定するかという問題) が画像処理に存在し、メタファーにも適用されるからである。画像から直接 Shape prior を割り出すことは現状では困難であるが、本論文で述べる手法のように、名詞から想起される対象の形状を幾何的な情報としてあらかじめ付加することによって、Shape prior を回避することが可能であると考えられる。

3. 形状の類似度

子供が異なる物体の形状比較を行うときには、様々な点に着目している。本節では、形状のメタファーを生成するために、以下の物体の形状的な特徴を考慮する。

- 穴の数
- 凹凸の数

- 部分形状のつながり方

このような特徴を数値化する方法が問題となる。そのために、上記のそれぞれの概念に対応する数学的概念を形状特徴指標として定義する。表1に形状特徴指標の一覧を示す。

将来的には、画像からこれらの指標の具体的な値を自動生成することを目指す。本論文では人手により値を記述した形状特徴辞書を作成する。以下では、それぞれの形状特徴指標について説明する。

3.1 種数 (TopoTag)

Lakoff[5] は、「位相幾何学の情報を利用することで、メタファーのもつ概念から概念への写像関係を表現できる」と示唆している。本論文では、位相幾何学の最も基本的な概念の種数を名詞句に付加する。種数は実数空間においては厳密に形状の穴の数に対応することが知られている。名詞に付加する情報としては、与えられた離散グラフを微分可能多様体とみなし、ホモトピー同値な一次元球面 S^1 の積集合として表現したときの S^1 の個数 (種数) (以後、TopoTag と呼ぶ) を付加する。

例: ドーナツ (トーラス型) の種数は1である。

例: ボール (3次元球) の種数は0である。

この指標では、一致するか否かを「類似度」 s_t とする。これは、 A, B の穴の数をそれぞれ g_A, g_B としたとき、以下の式で定義される。

$$s_t = \begin{cases} 1, & \text{if } g_A = g_B \\ 0, & \text{if } g_A \neq g_B \end{cases}$$

3.2 臨界点の最小数 (Diff1Tag)

Lakoff[5] の示唆した位相幾何学のタグ付けは不十分であるので、以下でさらに微分幾何学で使用される臨界点の最小値をタグとして使用する。以下でその詳細に触れる。モース理論により、「微分可能な多様体はかならずなめらかなモース関数で近似でき、臨界点の個数を高々有限個に取ることができる」臨界点が同数であることは、与えられている突起 (極大値を取る点) の個数が等しいことを指す。本稿では、名詞に対して、上記の臨界点の個数の最小値 (以後、Diff1Tag) を名詞に付加する。

例: ドーナツ (トーラス型) の臨界点の個数の最小値は4である。

例: ボール (3次元球) の臨界点の個数の最小値は2である。

A の臨界点の集合を C_A 、 C_A の各点 i の重みを w_i (実験ではすべて1とした) としたとき、 d_A を Diff1Tag による指標とする。

$$d_A = \sum_{i \in C_A} w_i$$

この指標では、これが一致するか否かを「類似度」 s_{d1} と

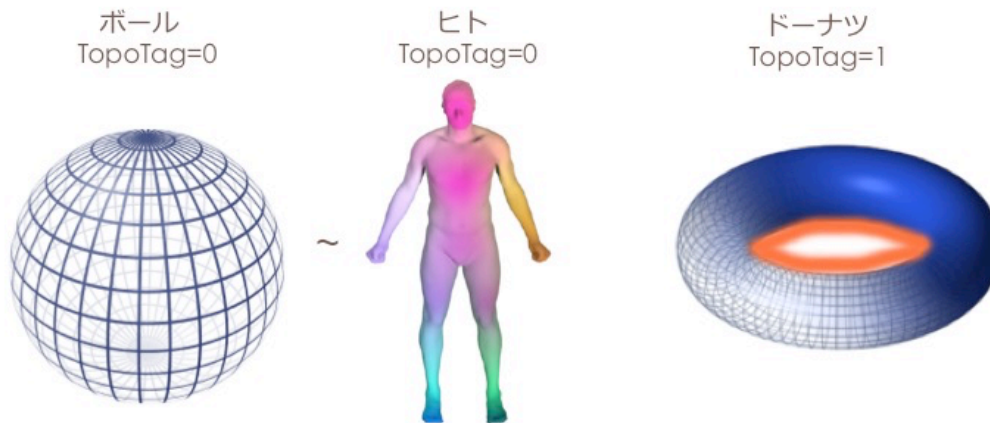


図2 TopoTag の例

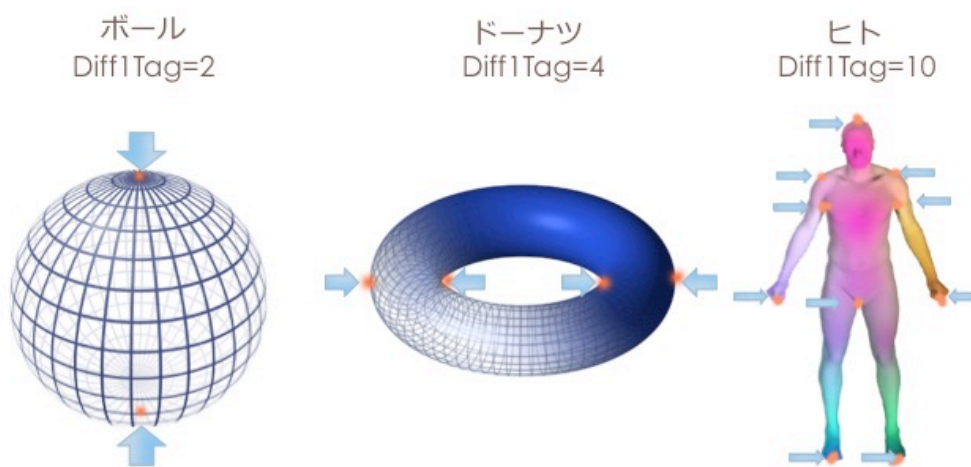


図3 Diff1Tag の例

する。これは、以下で定義される。

$$s_{d1} = \begin{cases} 1, & \text{if } d_A = d_B \\ 0, & \text{if } d_A \neq d_B \end{cases}$$

3.3 離散グラフ (Diff2Tag)

この指標では、Diff1Tag の臨界点間のつながり方を簡易な離散グラフとして表現した。これによって、表面的な構造の類似だけでなく、関節などの内部の構造についての簡易な言及ができるようになる。 C_A の各点で臨界点が最小となる軸の方向で重なる2点ずつを順に同一視し、同一視された点同士を結んでつくられる離散グラフを e_A とする。

例: ドーナツの離散グラフは $\{0 : [1], 1 : [0]\}$ である。

例: 四つ葉のクローバーの離散グラフは $\{0 : [1, 2, 3, 4]\}$ である。

このとき、Diff2Tag による類似度 s_{d2} は以下ようになる。

$$s_{d2} = \begin{cases} 1, & \text{if } e_A \subseteq e_B \\ 0, & \text{if } e_A \not\subseteq e_B \end{cases}$$

この類似度は A の離散グラフと B の離散グラフを比較し

た際、一方が他方の部分グラフになっていた場合は1、部分グラフになっていない場合は0の値をとるといえる。

今回は簡易な離散グラフを用いたが、Objanikov[16] の ShapeNet などを用いることでさらに精密な類似度を算出できると考えられる。

3.4 形状の類似度

以上の3つの指標に基づき、物体 A と B の総合的な類似度を以下の式で定義する。

$$S = p_t s_t + p_{d1} s_{d1} + p_{d2} s_{d2}$$

ここで $p_t, p_{d1}, p_{d2} \geq 0$ は、それぞれの指標の重みであり、合計は1である ($p_t + p_{d1} + p_{d2} = 1$)。重みは注目指標に応じて変化すると考えられるが、後述する実験では、 $(p_t, p_{d1}, p_{d2}) = (0.33, 0.33, 0.34)$ の定数とした。指標 Diff2Tag (d_{d2}) が他の2つの指標に比べ、異なる2つの名詞句の形状の包含関係を判定する分広く区別できるため、若干値を大きくした。

本実験では使用しなかったが、上記の Diff2Tag のように高々20個の点での形状特徴の区別ではなく、27.8K個の離

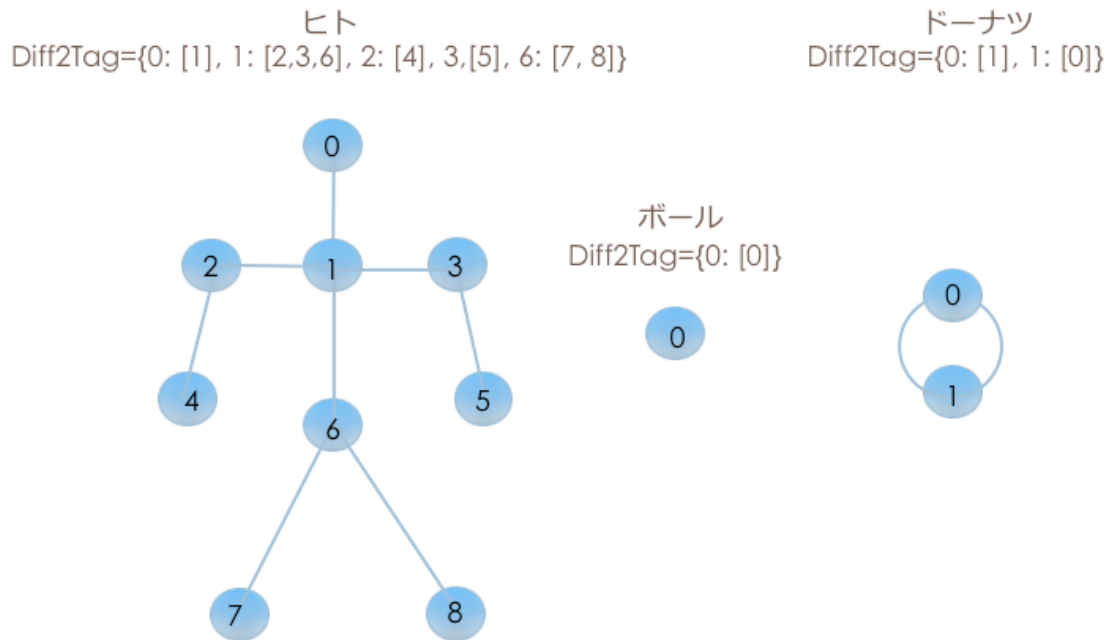


図4 Diff2Tag の例

表2 コーパスの諸元

| 出典 | 文数 | 名詞数 | 単語数 | 文字数 |
|----------|-----|-------|--------|--------|
| あのね 01 | 461 | 2,964 | 15,311 | 20,813 |
| あのね 09 | 216 | 1,282 | 6,228 | 8,617 |
| あのね NEWS | 42 | 293 | 1,352 | 1,853 |
| 総計 (延べ) | 719 | 4,539 | 22,951 | 31,283 |

散グラフのネットワークである、ShapeNet[16] を今後使用することで、より精度を上げることが期待できる。実験では、各タグによる類似度を個別に測定した結果と上記の総合的な類似度で生成したメタファーそれぞれを出力結果として得る。

4. 実験

前節までで説明したメタファー生成の方法を評価するために、生成文に対する主観評価を行った。本節では、実験の手順と結果を提示し、提案手法の評価を述べる。

4.1 実験設定

形状のメタファーは名詞句を置き換えるという形式で起こる。まず、対象とする名詞を子供が実際に発話したメタファーを含む文から抽出した。子供の発話の出典は以下の通りである。

- あのね 01: 『あのね子どものつづやき』(朝日文庫) 2001
- あのね 09: 『あのね子どものつづやき』(同) 2009
- あのね NEWS: 2001-2005

これらのコーパスの諸元を表2に示す。これらの書籍は子供のつづやきをその親が記録し投稿したものをまとめたものである。例としては以下が挙げられる。

状況説明: 扇風機の羽をみながら

発話: 四つ葉のクローバーがあった!

これらの文に対して形態素解析を行い、名詞と判定された単語を抽出した^{*1}。

状況説明の文には子供が知覚していると思われるもの(名詞句)が記述されている。発話には、実際に発言した名詞句が含まれている。これらの名詞句が互いにメタファーの関係にあると考えられる。上述の例では、子供の前には「扇風機」があり、子供はそれを「四つ葉のクローバー」と呼んでいる。「四つ葉のクローバー」は「扇風機」のメタファーである。

コーパスから抽出された全ての名詞句(異なり数 156)に対して形状特徴を人手で記述し、形状特徴辞書を構築した。人手による記述に際しては、人間の認知過程を必要としないので、作業者による差はない。また、今回は行っていないが、画像情報から自動的に推定することが可能である。

4.2 実験手順

形状の類似度が高い名詞句のペアに対して、メタファーとなる文を生成した。具体的な手順は以下の通りである。

- (1) 形状特徴辞書の各名詞句 NP_i に対して、類似度が最大となる名詞句 NP_j ($i \neq j$) を算出(複数ある場合は無作為に1つを選択)する^{*2}
- (2) 以下に例示される「 NP_i は NP_j のようだ」という文を生成する。
 - 人形 は 母親 みたいだ
 - 台風 は サザエ みたいだ

^{*1} 形態素解析には KyTea[17] を使用した。

^{*2} 類似度が最大の名詞句は平均で約9個あった。これは、3つのTagの尺度を粗く設定しているために複数存在する。

表3 主観評価の結果

| 被験者 ID | 自然と判定されたメタファー | |
|--------|---------------|-------|
| | 数 | 割合 |
| 1 | 35 | 0.224 |
| 2 | 19 | 0.122 |
| 3 | 16 | 0.103 |
| 4 | 15 | 0.096 |
| 5 | 22 | 0.141 |
| 6 | 12 | 0.077 |
| 7 | 46 | 0.295 |
| 8 | 19 | 0.122 |
| 9 | 135 | 0.865 |
| 10 | 64 | 0.410 |
| 11 | 11 | 0.071 |
| 12 | 72 | 0.462 |
| 平均 | 38.8 | 0.249 |

● 扇風機は四葉のクローバーみたいだ

このようにして得られた 156 文を 12 名の被験者に読んでもらい、メタファーとして「自然である」か「自然ではない」かを判定してもらった。

4.3 結果と評価

主観評価の結果は表3の通りである。この表から、「自然である」と判定されたメタファーは 24.9%であることがわかる。類似度の定義はある程度は機能していることができるが、人間による自然なメタファーを生成できているとは言えない。以下では個々の例について考察を述べる。

まず、被験者間の判定が一致した数が最大であったメタファーの生成事例について述べる。12名の被験者全員が「自然である」と回答した「四つ葉のクローバーは扇風機みたいだ」は、各指標の値が $(s_t, s_{d1}, s_{d2}) = (1, 1, 1)$ となった。これは『あのね』の中に実際の文例として存在する「扇風機は四つ葉のクローバーみたいだ」と同じものが生成されたものである。その一方で、被験者全員が「自然ではない」と回答した「針は皮みたいだ」の各指標も $(s_t, s_{d1}, s_{d2}) = (1, 1, 1)$ である。この例では、穴の数と臨界点の最小値が一致していて、「針」の離散グラフが「皮」の離散グラフの部分グラフとなっていたものの、「針」の離散グラフが「皮」の中では特徴を持たない辺に対応しているために、被験者はメタファーとして「自然ではない」と回答したと考えられる。同様のことが、「ダンゴムシはドジョウみたいだ」(被験者全員が「自然ではない」と回答)にも言える。ダンゴムシの離散グラフはボールと同じであり、他の多くの離散グラフの部分グラフになる。したがって、例えば球形の離散グラフを持つ名詞句は、球形の離散グラフよりも多くの点を持つ離散グラフにし、他の離散グラフの部分グラフとならないようにする必要があると言える。「針」も、離散グラフ自体が単純であるので、生成の精度を改善するためには、より多くの点を登録する必要がある

と考えられる。

次に、被験者間の判定が最も一致しなかった(「自然である」「自然ではない」の判定が半々に分かれた)メタファーの生成事例について述べる。「カラスはつばめみたいだ」、「ミサイルは山みたいだ」、「ばあは女性みたいだ。」の3種類については、各指標が $(s_t, s_{d1}, s_{d2}) = (1, 1, 1)$ であるものの、被験者の判断は半々に分かれた。これらの例については、形状以外の要因で自然か自然でないかの判断が分かれたと考えられる。

5. おわりに

本論文では、名詞句の指示対象の形状の類似度を元にしたメタファーの生成方法提示し、実際に生成された文に対する主観評価を行い、類似度の定義についての評価を行った。形状的類似度は着眼点(穴の数・凹凸・部分比較)に対応する数学的概念(種数・臨界点の最小数・離散グラフ)により定義した。各指標の値を記述した形状特徴辞書を作成し、これらを総合的に勘案する類似度を定義し、ある名詞句に対して類似度の高い名詞句を選択し、メタファーの生成に用いた。

主観評価の結果、提案する類似度はある程度機能しているが、人の判断との一致度は 1/4 程度であり、自然なメタファーの生成には改善の余地があることが分かった。

形状特徴辞書の作成は人間の認知過程を必要としない。今後この部分を画像処理により自動的に計算できるようにすることが考えられる。

謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 26280084 の助成を受けて実施した。ここに謝意を表す。また、実験にご協力いただいた被験者のみなさまに感謝申し上げます。

参考文献

- [1] 谷口一美: 抽象化の発達と言語習得の相関をめぐって, 認知言語学論考, No. 6 (2006).
- [2] 朝日新聞出版: あのね-こどものつぶやき, 朝日新聞出版 (2001).
- [3] 朝日新聞出版: あのね-こどものつぶやき, 朝日新聞出版 (2009).
- [4] Winner, E.: *The Point of Words*, Harvard University Press (1988).
- [5] Lakoff, G.: *Women, Fire, and Dangerous Things: What Categories Reveal About the Mind*, University Of Chicago Press (1987).
- [6] Fass, D.: Met*: A Method for Discriminating Metonymy and Metaphor by Computer, *Computational Linguistics*, Vol. 17(1), pp. 49-90 (1991).
- [7] Mason, Z. J.: Cormet: A Computational, Corpus-Based Conventional Metaphor Extraction System, *Computational Linguistics*, Vol. 30(1), pp. 23-44 (2004).
- [8] Fellbaum, C.: *WordNet: An Electronic Lexical Database*, MIT Press (1998).

- [9] Birke, J. and Sarkar, A.: A Clustering Approach for the Nearly Unsupervised Recognition of Nonliteral Language, *Proceedings of European Chapter of the Association for Computational Linguistics*, pp. 329–336 (2006).
- [10] Gedigian, M., Bryant, J., Narayanan, S. and Ciric, B.: Catching Metaphors, *Proceedings of the Third Workshop on Scalable Natural Language Understanding, ScaNaLU '06*, Stroudsburg, PA, USA, Association for Computational Linguistics, pp. 41–48 (2006).
- [11] Krishnakumaran, S. and Zhu, X.: Hunting Elusive Metaphors Using Lexical Resources, *Proceedings of the Workshop on Computational Approaches to Figurative Language, FigLang- uages '07*, Stroudsburg, PA, USA, Association for Computational Linguistics, pp. 13–20 (2007).
- [12] Shutova, E.: Automatic Metaphor Interpretation as a Paraphrasing Task, *Proceedings of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*, pp. 1029–1037 (2010).
- [13] Ohkura, C.: The Semantics of Metaphor in the Game Theoretic Semantics with at Least Two Coordination Equilibria, *Empirical Methods in Natural Language Processing* (2003).
- [14] 小澤宏也, 岡本紘幸, 齋藤博昭: 色・形状情報を用いた比喩生成, 言語処理学会年次大会 (2007).
- [15] Harada, T., Nakayama, H. and Kuniyoshi, Y.: Image Annotation and Retrieval Based on Efficient Learning of Contextual Latent Space, *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, pp. 858-861 (2009).
- [16] Ovsjanikov, M., Ben-Chen, M., Solomon, J., Butscher, A. and Guibas, L.: Functional Maps: A Flexible Representation of Maps Between Shapes, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 31(4):30 (2012).
- [17] Neubig, G., Nakata, Y. and Mori, S.: Pointwise Prediction for Robust, Adaptable Japanese Morphological Analysis, *Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 529–533 (2011).