形容詞メタファーは2段階カテゴリー化で理解される - 計算機シミュレーションによる検討 -

内海 彰 (utsumi@se.uec.ac.jp) 電気通信大学 電気通信学部 システム工学科

坂本 真樹 (sakamoto@hc.uec.ac.jp) 電気通信大学 電気通信学部 人間コミュニケーション学科

1 はじめに

既存のほとんどのメタファー研究は「あの仕事は刑 務所だ」のような名詞メタファー (nominal metaphor) (e.g., Bowdle & Gentner, 2005; Gentner, Bowdle, Wolff, & Boronat, 2001; Glucksberg, 2001; Jones & Estes, 2006; Utsumi & Kuwabara, 2005) や「彼は私のすべての論拠を撃 墜した」のような動詞メタファー (predicative metaphor) (e.g., Lakoff & Johnson, 1980; Martin, 1992) を対象とし てメタファーの理解過程を論じている. それに比べて, 「赤い味」や「理屈っぽいメロディー」のような形容詞 (などの修飾句)に比喩性を持つ形容詞メタファー(adjective metaphor)の理解過程についてはほとんど論じら れていないのが現状である、形容詞メタファーの一種で ある共感覚メタファー (感覚形容詞が自分とは異なる モダリティの名詞を修飾するメタファー)については多 くの研究 (e.g., Shen & Cohen, 1998; Werning et al., 2006; Yu, 2003) があるが,これらの研究でもメタファーの理 解過程は論じられておらず,どのモダリティの形容詞が どのモダリティの名詞を修飾しやすいかという方向性を 調べているにすぎない.

そこで本研究では形容詞メタファーの理解過程に注目する.特に,本研究では,形容詞メタファーは2段階カテゴリー化(two-stage categorization)という過程によって理解されると主張する.そして,心理実験で得られる人間による形容詞メタファーの理解結果を2段階カテゴリー化の計算モデルによって模倣するシミュレーション実験を行い,本主張の妥当性を検証する.

2 形容詞メタファーの理解過程

メタファー理解は喩辞(基底概念)と被喩辞(目標概念)の相互作用から生じる比喩的な意味を構成する特徴や構造を探し出す過程,言い換えると,ある特徴や構造を目立たせたり,別の特徴や構造の顕現性を低くしたりすることによって被喩辞を変更する過程と捉えることができる.形容詞メタファーの場合には,形容詞が喩辞,名詞が被喩辞となるので,形容詞によって修飾される

名詞のどの特徴が顕現的になったり,顕現的でなくなったりするかを決定するのが形容詞メタファーの理解であると考えられる.本研究では,このような形容詞メタファーの理解過程の候補として以下に示す3つの過程を考える.そしてこれらの候補過程のうちのどれが形容詞メタファーの理解を最も適切に説明するかを,それらの候補過程の計算モデルによる理解結果が人間の理解結果とどのくらい一致するかを見ることによって調べる.

2.1 カテゴリー化過程

まず理解過程の候補として考えられるのが, Glucksberg の研究グループ (Glucksberg, 2001; Glucksberg & Keysar, 1990) によって提案されているカテゴリー化理 論(クラス包含理論とも言う)に基づく理解過程であ る.この理論によると,メタファー理解は喩辞を典型事 例とするアドホックカテゴリーに被喩辞が含まれると みなすカテゴリー化過程であると考える. 例えば「彼の 仕事は刑務所だ」という隠喩は,喩辞である「刑務所」 を典型的事例とするようなカテゴリー (この場合は例 えば「不快で,制限を課すもの」)に被喩辞である「彼 の仕事」が属していることを示す表現として理解され る.カテゴリー化理論は主に名詞メタファーを説明の対 象としているが , Glucksberg (2001) は動詞メタファー にも同様の説明を適用できると主張している. つまり, 名詞メタファーの喩辞が物事や状況に関するアドホッ クカテゴリーを想起させるのと同じように,動詞メタ ファーの動詞は行為に関するアドホックカテゴリーを想 起させるのであり,間接的にではあるがこの考え方を支 持する実験的証拠も得られている (Torreano, Cacciari, & Glucksberg, 2005) . よって, 形容詞メタファーに対して も同様の考え方(形容詞が性質・属性に関するアドホッ クカテゴリーを想起させる)を適用可能である.この考 え方によると, 例えば「赤い声」では, 喩辞である「赤 い」が「怖い,危険な,叫び声のような」といった性質 からなるカテゴリーを喚起して,被喩辞である「声」に それらの特徴が写像されることになる.

2.2 2 段階カテゴリー化過程

形容詞メタファーのカテゴリー化理論に対して, 我々 は2段階カテゴリー化理論を提案する.2段階カテゴ リー化理論では、喩辞である形容詞と想起されるアドホッ クカテゴリーの関係は,カテゴリー化理論が考えるよう な直接的なものではなく,仲介カテゴリー(intermediate category)を介した間接的な関係であると考える.つま り, 形容詞から仲介カテゴリーから想起され, そのカテ ゴリーと名詞との相互作用から最終的に名詞に適用され るカテゴリーが想起されるという2段階のカテゴリー化 を考える.前述した「赤い声」を例にして説明すると, まず喩辞である「赤い」が「血,火,情熱,りんご,危 険」などを含む「赤いもの」というような仲介カテゴ リーを想起する.そして仲介カテゴリーのメンバのう ちで被喩辞である「声」と関連性がある「血,情熱,危 険」などが選ばれて,これらから「怖い,危険な,叫び 声のような」という性質からなるアドホックカテゴリー が想起され,被喩辞に写像されることになる.

2.3 比較過程

以上の2つの理解過程に比べると妥当性に欠けると思われるが,可能性のある形容詞メタファーの理解過程として,比較理論(Gentner, 1983; Gentner et al., 2001)に基づく過程が考えられる.比較理論によると,喩辞・被喩辞間の要素(特徴・構造)のアラインメント(対応付け; alignmnet)とそれに続く対応付けされた要素の被喩辞への写像という2つの過程から成る比較過程を通じてメタファーは理解されるとする.この理論によれば,例えば「赤い声」という形容詞メタファーでは,赤い(赤さ)と声の間に見られる「怖さ,危険さ,叫び声」といった顕現的な対応付けが発見され,そこから得られる特徴が被喩辞である「声」に写像されることになる.

3 計算モデル

3.1 ベクトル空間モデル

ベクトル空間モデルは,語彙の意味表現の幾何学的モデルとして最もよく用いられる.ベクトル空間モデルでは,単語(語彙)x(の意味)は多次元空間におけるベクトルv(x)(これを単語ベクトルという)によって表現される.このような表現により,2つの単語 x,yの間の意味的な類似度 sim(x,y) を定量的に簡単に計算することができる.類似度としてよく用いられるのが,2つのベクトルの成す角の余弦 $\cos(v(x),v(y))$ である.

単語ベクトルは,大規模コーパスにおける単語の分布統計情報から以下の手順にしたがって生成される.まず初めに,コーパスに含まれるすべての内容語(助詞や接続詞などの機能語以外の単語)が m 次元の特徴ベクト

ルとして表現され,それらを行とする $n \times m$ 行列 A が 構成される.そして,さまざまな代数的手法を用いて, 特徴ベクトルの次元 (A の列数)m がl に減らされる. この手順における特徴ベクトルの構成方法や次元圧縮 手法として , さまざまな手法が提案されている (e.g., 笠 原・松澤・石川, 1997; Utsumi & Suzuki, 2006; Widdows, 2004) . その中でも LSA (Latent Semantic Analysis; 潜 在意味分析) という手法 (Landauer & Dumais, 1997) が 最もよく用いられており,本研究でもLSAを用いて生 成したベクトル空間をシミュレーション実験に用いる. LSA では,コーパスを適切なテキスト単位(例えば, 段落や文)ごとに区切り,各単語の各単位における出 現頻度を要素とする特徴ベクトルと行列 A を構成し, 特異値分解という代数的手法を用いて次元圧縮を行う. LSA は , もともと情報検索におけるインデキシングの方 法 (Deerwester, Dumais, Furnas, Landauer, & Harshman, 1990) として提案されたが, 意味処理に関係する多くの 人間の認知的振る舞いを上手に模倣することが示され ている (e.g., Lemaire & Denhière, 2005; Kintsch, 2001; Landauer & Dumais, 1997).

3.2 3つの理解過程のアルゴリズム

ベクトル空間モデルでは,メタファーの理解過程は,被喩辞 w_T と喩辞 w_S のベクトル表現 $v(w_T)$, $v(w_S)$ からメタファーの意味を表すベクトル表現 $v(M)=f(v(w_T),v(w_S))$ を計算する過程としてモデル化することができる. 形容詞メタファーにおいては,形容詞が w_S ,名詞が w_T に相当する.そこで,本節の以下では,前述した3 つの理解過程を再現するような v(M) の計算方法(アルゴリズム)を提示する.なお,以下では,単語 x との類似度が高い上位 n 語のことを「語 x の n 個の隣接語」と呼び,n 個の隣接語の集合を $N_n(x)$ と表記する.

3.2.1 カテゴリー化過程

カテゴリー化によりメタファーの意味ベクトル $oldsymbol{v}(M)$ を計算するアルゴリズムを以下に示す.

- 1. 喩辞 w_S の m_1 個の隣接語の集合 $N_{m_1}(w_S)$ を求める。
- 2. $N_{m_1}(w_S)$ の要素のうちで,被喩辞 w_T と類似度の高いk個の語を選択する.
- 3. このk 個の単語ベクトル,被喩辞ベクトル $oldsymbol{v}(w_T)$,喩辞ベクトル $oldsymbol{v}(w_S)$ の重心ベクトルをメタファーM の意味ベクトル $oldsymbol{v}(M)$ とする.

このアルゴリズムは Kintsch (2000) の predication アルゴリズムと同じであり, Utsumi (2006a) のシミュレーション実験でもカテゴリー化過程の計算モデルとして用いられている. Kintsch も指摘しているように,上記の手

順2で選択されるk個の語の集合が、喩辞によって生成されるアドホックカテゴリーに相当すると見なせる。

3.2.2 2 段階カテゴリー化過程

2 段階カテゴリー化過程によりメタファーの意味ベクトルv(M) を計算するアルゴリズムを以下に示す.

- 1. 喩辞 w_S の m_1 個の隣接語の集合 $N_{m_1}(w_S)$ を求める.
- $2. \ N_{m_1}(w_S)$ の要素のうちで,被喩辞 w_T と類似度の高い k 個の語を選択する.
- 3. この k 個の単語ベクトル , 被喩辞ベクトル $m{v}(w_T)$, 喩辞ベクトル $m{v}(w_S)$ の重心ベクトルを仲介カテゴリー C のベクトル $m{v}(C)$ とする .
- 4. 仲介カテゴリーCの m_2 個の隣接語の集合 $N_{m_2}(C)$ を求める .
- 5. この m_2 個のベクトル,被喩辞ベクトル $m{v}(w_T)$,喩辞ベクトル $m{v}(w_S)$ の重心ベクトルをメタファーM の意味ベクトル $m{v}(M)$ とする.

最初の3つの手順は,元のカテゴリー化のアルゴリズムと同じであり,ここでは仲介カテゴリーを生成する過程に相当する.そして手順4と手順5が,仲介カテゴリーから最終的なアドホックカテゴリーを生成する過程に相当する.

3.2.3 比較過程

比較過程によりメタファーの意味ベクトル v(M) を計算するアルゴリズムを以下に示す.

- $1. \ |N_i(w_T) \cap N_i(w_S)| = k$ となる最小の i を見つけることによって,被喩辞 w_T と喩辞 w_S に共通して顕現性の高い k 個の語を選択する.
- 2. このk個の単語のベクトルと被喩辞ベクトル $v(w_T)$ の重心ベクトルを,メタファーの意味ベクトルv(M)とする.

このアルゴリズムは Utsumi (2006a) のシミュレーション 実験でも比較過程の計算モデルとして用いられている. 上記の手順 1 がアラインメント過程に相当 (選択された k 個の語が喩辞と被喩辞のアラインメントに相当) し, 手順 2 が写像過程に相当する.

4 シミュレーション実験による検討

4.1 方法

4.1.1 心理実験

人間による形容詞メタファーの意味解釈データとして,坂本・佐野(2004)の実験結果を用いた.実験に用いた形容詞メタファーは,5種類の形容詞(赤い,青い,

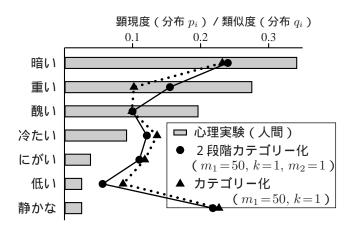


図1:形容詞メタファー「黒い未来」

黄色い,白い,黒い)と10種類の名詞(声,音,心,気持ち,言葉,雰囲気,性格,過去,未来,味)のすべての組み合わせからなる合計50個の形容詞メタファーである.実験では,38名の日本人大学生に50個すべてのメタファー表現が割り当てられ,それぞれのメタファーについて,あらかじめ与えられた感覚形容詞24語の中から連想されるイメージとして適切なものを選択することが求められた(複数選択可).

そして,それぞれの形容詞メタファーM で選択された各感覚形容詞(意味特徴) w_i について,その特徴を選択した実験参加者の人数をその特徴の顕現度 $sal(w_i,M)$ とした.なお,1名しか選択しなかった感覚形容詞は解析の対象外とした.このようにして得られた意味特徴とその顕現度は,計算モデルの解釈と人間の解釈がどのくらい似ているかを判断する際の基準として用いた.例えば,図1に示すように,形容詞メタファー「黒い未来」では7個の感覚形容詞がそのメタファーの意味特徴として選択され,特徴「暗い」の顕現度が最も高いことがわかる.

4.1.2 計算機シミュレーション

シミュレーション実験に用いた単語のベクトル空間は、新聞記事4ヶ月分(「CD-毎日新聞99年版」)の全テキスト(500,182文,251,287段落)を用いて、3回以上出現する53,512語を対象に作成した.作成方法はLSA方式であり、単語の出現頻度を計算するテキスト単位は段落とした(したがって、次元圧縮前の特徴ベクトルは251,287次元である。)特異値分解による次元圧縮では、従来の研究で良好とされている300次元に圧縮した.よって、最終的な単語ベクトルの次元数は300である

このベクトル空間を用いて,50個の形容詞メタファーそれぞれに対して,カテゴリー化,2段階カテゴリー化,比較の3つの計算モデルを用いて3種類のメタファーの意味ベクトルを計算した.さらに比較のために,単純に

被喩辞ベクトル $v(w_T)$ と喩辞ベクトル $v(w_S)$ の重心ベクトルをメタファー M の意味ベクトル v(M) とする単純合成アルゴリズムを考え,それによる意味ベクトルも計算した.計算の際には,パラメータ m_1 については 50 から 50 ずつ増やして 500 までの 10 種類,パラメータ k と m_2 については 1 から 10 までの 10 種類を用いた.

メタファーベクトルを計算した後に,メタファーMの解釈を構成する各意味特徴 w_i に対して, メタファー の意味ベクトルとの類似度 $sim(w_i, M)$ を計算した.メ タファーベクトルとの類似度が高い特徴はそれだけメタ ファーの解釈に強く関連している, つまり顕現度が高い と考えることができる.図1の「黒い未来」の例では, 2段階カテゴリー化モデルによるベクトルでもカテゴ リー化モデルによるベクトルでも,特徴「暗い」の類似 度が最も高くなっており,この特徴の顕現度が最も高い ことと一致している.しかし,例えば,人間の解釈にお いて顕現度の最も低い特徴「静かな」が両モデルによる メタファーベクトルにおいては2番目に高い類似度を示 しており,この点は人間の解釈を正しく再現していない ことになる.なお,人間の解釈において顕現度が2番目 に高い特徴「重い」について,2段階カテゴリー化モデ ルによるメタファーベクトルでは類似度が3番目に高く なっているのに対し、カテゴリー化モデルではかなり低 くなっている点は,後述するように,2段階カテゴリー 化モデルの優位性を示していると言える.

4.1.3 評価基準

本研究では、計算モデル(アルゴリズム)が人間のメタファー解釈をどのくらい適切に模倣しているかを定量的に評価するために、Utsumi(2006a)の名詞メタファーのシミュレーションに用いた以下の2つの尺度を用いる、Kullback-Leibler 情報量 Kullback-Leibler 情報量(以降,KL 情報量)は2つの確率分布 p_i, q_i の非類似度を表す指標であり、次式で定義される.

$$D = \sum_{i=1}^{n} p_i \log \frac{p_i}{q_i} \tag{1}$$

本研究では , 式 (2) で定義されるメタファー M の意味特徴 w_i の顕現度分布 p_i と , 式 (3) で定義される意味特徴 w_i とメタファー M の意味ベクトルとの類似度 $sim(w_i,M)$ の分布 q_i の非類似度を KL 情報量で計算する .

$$p_i = \frac{sal(w_i, M)}{\sum_{j=1}^n sal(w_j, M)}$$
 (2)

$$q_{i} = \frac{sim(w_{i}, M) - \min_{x} sim(x, M)}{\sum_{j=1}^{n} \{sim(w_{j}, M) - \min_{x} sim(x, M)\}}$$
(3)

よって,KL情報量が小さいほど計算モデルが人間のメタファー解釈(の顕現度分布)を忠実に再現している,つまり計算モデルの妥当性が高いことを示している.

例えば、図1における人間の解釈(の顕現度分布)とモデルの解釈(の類似度分布)の間の KL情報量は、カテゴリー化アルゴリズムで 0.546、2 段階カテゴリー化アルゴリズムで 0.396 となる.したがって、この例においては、2 段階カテゴリー化アルゴリズムのほうがカテゴリー化アルゴリズムよりも人間の解釈をより忠実に再現していると言える.

スピアマンの順位相関係数 メタファー解釈における特徴 w_i の顕現度の高さの順位 $rank(sal(w_i,M))$ と,特徴 w_i のメタファーベクトルと類似度の順位 $rank(sim(w_i,M))$ の順位相関係数を次式により求める.

$$r = 1 - \frac{6\sum_{i=1}^{n} d_i^2}{n^3 - n} \tag{4}$$

$$d_i = rank(sim(w_i, M)) - rank(sal(w_i, M))$$
 (5)

順位相関係数は,メタファーの意味に対する意味特徴の 類似度と人間の解釈における顕現度がどのくらい強い相 関を持っているかを示す尺度である.したがって,相関 係数が高いほど,モデルによって計算されたメタファー の意味ベクトルが人間の解釈により近いことを示す.

例えば,図1では,カテゴリー化アルゴリズムによる解釈の順位相関係数はr=.28,2 段階カテゴリー化アルゴリズムによる解釈の順位相関係数はr=.46 となる.したがって,上述した KL 情報量による結果と同様に,2 段階カテゴリー化アルゴリズムのほうがカテゴリー化アルゴリズムよりも人間の解釈をより忠実に再現していると言える.

4.2 結果と考察

50 個の形容詞メタファーそれぞれに対して,4種類のメタファーベクトルの KL 情報量と順位相関係数を算出した.そしてすべての形容詞メタファーにおける KL 情報量と順位相関係数の平均値を求めた.KL 情報量を指標としたときには,カテゴリー化アルゴリズムは $m_1=50, k=1$ のとき,2 段階カテゴリー化アルゴリズムは $m_1=50, k=1, m_2=1$ のとき,比較モデルは k=1 のとき,それぞれ最適となった.一方,順位相関係数を指標としたときには,カテゴリー化アルゴリズムは $m_1=450, k=1$ のとき,2 段階カテゴリー化アルゴリズムは $m_1=450, k=1$ のとき,2 段階カテゴリー化アルゴリズムは $m_1=450, k=1$ のとき,2 段階カテゴリー化アルゴリズムは $m_1=100, k=7, m_2=1$ のとき,比較モデルは k=6 のとき,それぞれ最適となった.

図2はこれらの最適パラメータにおける KL 情報量と順位相関係数の値を示している.いずれの指標においても,2段階カテゴリー化モデルが他の3つの計算モデルよりも高い性能を示す結果となった.このことは,2段階カテゴリー化が形容詞メタファーの理解過程として最も妥当であることを示している.

さらに,この2段階カテゴリー化理論を支持する図2

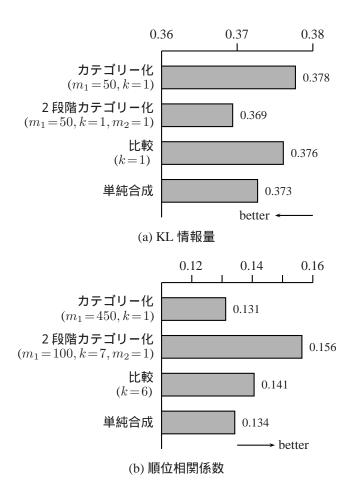


図 2: シミュレーション結果: 形容詞メタファーの理解 における3つの理解過程の比較

の結果が特定のパラメータでだけ成立するわけではないことを実証するために,図3にパラメータkと m_2 のさまざまな値におけるカテゴリー化モデルと2 段階カテゴリー化モデルのシミュレーション結果を示す.図3(a)を見ると,パラメータkの値が同じ場合を比較したとき,kの値が小さくて m_2 の値が大きい場合以外の多くの場合において,2 段階カテゴリー化モデルのほうがカテゴリー化モデルよりも低い KL 情報量を達成している,つまり良好な性能を示していることがわかる.同様に,図3(b) からは,パラメータ m_2 の値に関係なく2 段階カテゴリー化モデルよりも高い順位相関を示していることがわかる.これらの結果は,形容詞メタファーの理解過程として2 段階カテゴリー化が妥当であることを明確に示している.

5 議論

5.1 メタファーの計算モデルに関する関連研究

メタファーの計算モデルに関する研究は以前から行われているが, それらの多くは名詞メタファー (e.g., Utsumi, Hori, & Ohsuga, 1998) や動詞メタファー (e.g., Mar-

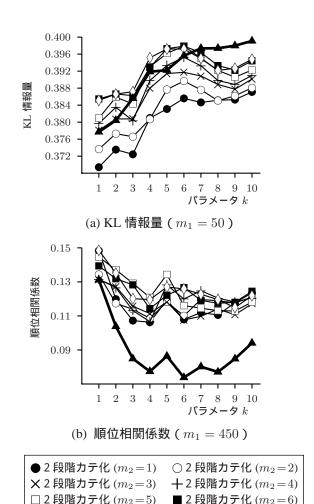


図 3: パラメータ k と m_2 のさまざまな値における 2 段階カテゴリー化モデルとカテゴリー化モデルのシミュレーション結果

 \Diamond 2 段階カテ化 $(m_2=7)$

▲カテゴリー化

tin, 1992) に関するものであり、形容詞メタファーに関する計算モデルの研究はほとんど行われていない.ほぼ唯一の例外として Weber (1991) の研究を挙げることができる.この研究では形容詞メタファー理解のコネクショニストモデルを提案しているが、小規模な実行例を示しているだけであり、その妥当性はまったく検証されていない.よって本研究は形容詞メタファー理解の計算モデルの初めての本格的な研究であり、ベクトル空間モデルを用いることによって大規模なメタファー表現に適用可能である.また、心理実験の結果と計算モデルの結果を比較することにより、計算モデルの妥当性の検証およびメタファー理解の認知メカニズムの解明を体系的に行っている点で他の多くのメタファー研究より優れている.

ベクトル空間モデルまたは LSA に基づくメタファー 理解の研究は,名詞メタファーを対象としていくつか行 われている.その発端は Kintsch (2000) の LSA による

メタファー理解の研究である.彼の提案した predication アルゴリズムは,本研究でもカテゴリー化過程のモデル として用いており,その点ではカテゴリー化理論に基づ く名詞メタファーの計算モデルとして妥当なモデルであ る.しかし,計算モデルの心理的妥当性の検証は体系的 に行われていないとともに,一部の名詞メタファーは比 較過程でも理解されることを説明できないなどの問題点 も存在する.また Lemaire & Bianco (2003) は照応表現 として用いられたメタファーの理解のモデル化に LSA を用いている.心理実験の結果(比喩的な照応のほうが 字義的な照応よりも理解時間がかかるが, 比喩解釈を 促進する文脈により理解時間が短縮する)を模倣して いる点は興味深いが、メタファーの意味を直接導出して いるわけではなく,メタファー理解の計算モデルとして は理論的基盤が弱い. さらに Terai & Nakagawa (2006) は,ベクトル空間モデルに似た統計的言語解析の結果を ニューラルネットワークに適用することによって,名詞 メタファーの理解モデルを提案しており, 小規模ながら 心理実験との比較も行っている.ただし,メタファー理 論との関係が明確でないなど計算モデルの理論的基盤 が明らかではない.これらの研究に対して,本研究の名 詞メタファー版である Utsumi (2006a) や内海 (2006) で は,本研究と同様に,心理実験の結果と計算モデルの結 果を体系的に比較することにより、複数のメタファー理 論のうちのどれが最も妥当かを検証している.

5.2 名詞メタファー理解と2段階カテゴリー化過程

本研究では,形容詞メタファーが,従来のメタファー理論で主張されてきたカテゴリー化過程や比較過程ではなく,2段階カテゴリー化過程を通じて理解されることを示してきた.ここでひとつの興味深い問いが生じる.それは,人々が形容詞メタファー以外のメタファー,特に名詞メタファーを2段階カテゴリー化過程を通じて理解しているかどうかという問いである.

名詞メタファーの理解過程に関する最新の研究では、比喩のある性質の違いにより、名詞メタファーがカテゴリー化過程と比較過程のどちらで理解されるかが決まると考えられている。そのような比喩の性質として、喩辞の慣習性(conventionality)(Bowdle & Gentner, 2005)、適切性(aptness)(Glucksberg & Haught, 2006; Jones & Estes, 2006)、解釈多様性(interpretive diversity)(Utsumi, 2006b; Utsumi & Kuwabara, 2005)などが提案されている。特に Utsumi (2006b)は、心理実験を通じて、解釈多様性の高い豊かな解釈を持つメタファーはカテゴリー化過程を通じて理解されるのに対して、解釈多様性の低いメタファーは比較過程によって理解されることを示している。さらに Utsumi (2006a)や内海(2006)では、本研究と同様の LSA に基づく計算機シミュレーションを

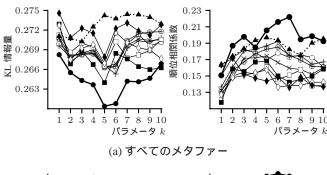
用いて,喩辞の慣習性や適切性に基づく説明よりも解釈 多様性に基づく説明のほうが妥当であるという結果を 得ている.そこで上記の問いは次のように精緻化することができる.2段階カテゴリー化はカテゴリー化よりも 解釈多様性の高いメタファーの理解過程をよりよく説明できるか?また,2段階カテゴリー化は比較よりも解釈 多様性の低いメタファーの理解過程をよりよく説明できるか?

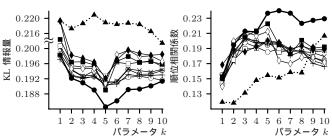
この問いに答えるために,2段階カテゴリー化アルゴリズムにより名詞メタファーを理解するシミュレーション実験を行った.この実験では,Utsumi(2006a)や内海(2006)の実験で用いられた40個の名詞メタファー(例:「人生はゲームだ」)の意味ベクトルを2段階カテゴリー化アルゴリズムによって生成し,その結果をカテゴリー化アルゴリズムや比較アルゴリズムで得られた結果(Utsumi,2006a;内海,2006)と比較した.実験方法や評価基準は4章のシミュレーション実験と同じである.名詞メタファーの人間による解釈のデータはUtsumi(2005)の心理実験で得られたものを用いた(名詞メタファーのシミュレーション実験の詳細は,Utsumi(2006a)や内海(2006)を参照のこと.)

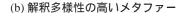
名詞メタファーのシミュレーション結果を図4に示 す.全体的には,名詞メタファーの理解を模倣するとい う点では,2段階カテゴリー化モデルはカテゴリー化 モデルや比較モデルよりも性能が悪くなるという結果 になった. 例えば, 図4(a) は40個すべてのメタファー に対する評価値の平均を比較したグラフであるが,パ ラメータkの値が同じ場合を比較すると, m_2 の値に関 係なく、カテゴリー化モデルのほうが2段階カテゴリー 化モデルよりも KL 情報量が低く,順位相関係数も高く なっている. さらに, 図4(b)と(c)からは,解釈多様性 の高いメタファーではカテゴリー化モデルのほうが2段 階カテゴリー化モデルよりも高い模倣性能を示してお り,解釈多様性の低いメタファーでは比較モデルのほう が2段階カテゴリー化モデルよりも高い模倣性能を示 していることがわかる.これらの結果はいずれも2段階 カテゴリー化モデルが名詞メタファーの理解過程のモ デルとして適切でなく,解釈多様性による説明が依然と して名詞メタファー理解の最も妥当な理論であること を示している.つまり,シミュレーション実験からは, 形容詞メタファーの理解過程と名詞メタファーの理解過 程が本質的に異なる過程であると言える、

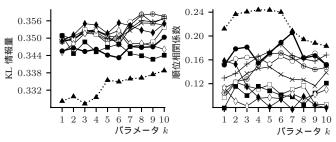
6 おわりに

本研究では,形容詞メタファーが2段階カテゴリー化 過程を通じて理解されると主張し,シミュレーション実 験を用いてその妥当性を確認した.









(c) 解釈多様性の低いメタファー

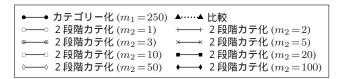


図 4: 名詞メタファー理解のシミュレーション結果 ($m_1 = 250$ の場合): 3つの理解過程の比較

しかしシミュレーション実験で用いたメタファーの形容詞は色彩語だけでありやや普遍性に乏しい・色彩語以外の感覚形容詞による形容詞メタファーについても同様の心理実験とシミュレーション実験を行い、本主張が本当に形容詞メタファー一般で成立することを確認していきたい・さらに、形容詞メタファーが2段階カテゴリー化で理解される自体を心理実験を通じて経験的に示していく必要もある・さらに今後の興味深い研究テーマとして、動詞メタファーが2段階カテゴリー化過程で理解されるかどうか(筆者らは動詞メタファーも2段階カテゴリー化過程で理解されるかどうか(筆者らは動詞メタファーも2段階カテゴリー化過程で理解されると予想している)を心理実験やシミュレーションを通じて解明していきたい・

謝辞 本研究は,科学研究費補助金(基盤研究(C), No. 17500171)の援助を受けている.

参考文献

- Bowdle, B. & Gentner, D. (2005). The career of metaphor. *Psychological Review*, *112*(1), 193–216.
- Deerwester, S., Dumais, S. T., Furnas, G. W., Landauer, T. L., & Harshman, R. (1990). Indexing by latent semantic analysis. *Journal of the American Society For Information Science*, 41(6), 391–407.
- Gentner, D. (1983). Structure mapping: A theoretical framework for analogy. Cognitive Science, 7, 155– 170.
- Gentner, D., Bowdle, B., Wolff, P., & Boronat, C. (2001).
 Metaphor is like analogy. In Gentner, D., Holyoak, K.,
 & Kokinov, B. (Eds.), *Analogical Mind: Perspectives from Cognitive Science*, pp. 199–253. MIT Press.
- Glucksberg, S. (2001). *Understanding Figurative Language: From Metaphors to Idioms*. Oxford University Press.
- Glucksberg, S. & Haught, C. (2006). On the relation between metaphor and simile: When comparison fails. *Mind & Language*, 21(3), 360–378.
- Glucksberg, S. & Keysar, B. (1990). Understanding metaphorical comparisons: Beyond similarity. *Psychological Review*, *97*, 3–18.
- Jones, L. & Estes, Z. (2006). Roosters, robins, and alarm clocks: Aptness and conventionality in metaphor comprehension. *Journal of Memory and Language*, 55, 18–32.
- 笠原 要, 松澤 和光, 石川 勉 (1997). 国語辞書を利用した日常語の類似性判別. 情報処理学会論文誌, 38(7), 1272–1283.
- Kintsch, W. (2000). Metaphor comprehension: A computational theory. *Psychonomic Bulletin & Review*, 7(2), 257–266.
- Kintsch, W. (2001). Predication. *Cognitive Science*, 25(2), 173–202.
- Lakoff, G. & Johnson, M. (1980). *Metaphors We Live By*. The University of Chicago Press.
- Landauer, T. K. & Dumais, S. T. (1997). A solution to Plato's problem: The latent semantic analysis theory of the acquisition, induction, and representation of knowledge. *Psychological Review*, 104, 211–240.

- Lemaire, B. & Denhière, G. (2005). Latent semantic analysis. Tutorial given at the 27th Annual Meeting of the Cognitive Science Society, Stresa, Italy.
- Lemaire, B. & Bianco, M. (2003). Contextual effects on metaphor comprehension: Experiment and simulation. In *Proceedings of the 5th International Conference on Cognitive Modeling (ICCM*'2003).
- Martin, J. (1992). Computer understanding of conventional metaphoric language. *Cognitive Science*, *16*, 233–270.
- 坂本 真樹, 佐野 昌弘 (2004). 色彩語イメージと名詞との 共起関係で捉えた色彩語メタファーの創発特徴. 日 本認知科学会第 21 回大会論文集, pp. 188-189.
- Shen, Y. & Cohen, M. (1998). How come silence is sweet but sweetness is not silent: A cognitive account of directionality in poetic synaesthesia. *Language and Literature*, 7(2), 123–140.
- Terai, A. & Nakagawa, M. (2006). A neural network model of metaphor understanding with dynamic interaction based on a statistical language analysis. In *Artificial Neural Networks ICANN 2006, Part I, LNCS 4131*, pp. 495–504. Springer-Verlag.
- Torreano, L., Cacciari, C., & Glucksberg, S. (2005). When dogs can fly: Level of abstraction as a cue to metaphorical use of verbs. *Metaphor and Symbol*, 20(4), 259–274.
- Utsumi, A. (2005). The role of feature emergence in metaphor appreciation. *Metaphor and Symbol*, 20(3), 151–172.
- Utsumi, A. (2006a). Computational exploration of metaphor comprehension processes. In *Proceedings* of the 28th Annual Meeting of the Cognitive Science Society (CogSci2006), pp. 2281–2286.
- Utsumi, A. (2006b). Interpretive diversity explains metaphor-simile distinction. submitted for publication.
- 内海 彰 (2006). 隠喩はどのように理解されるか? 計 算モデルによる検討 - . 日本認知科学会第 23 回大 会論文集, pp. 44-47.
- Utsumi, A., Hori, K., & Ohsuga, S. (1998). An affective-similarity-based method for comprehending attributional metaphors. *Journal of Natural Language Processing*, *5*(3), 3–32.

- Utsumi, A. & Kuwabara, Y. (2005). Interpretive diversity as a source of metaphor-simile distinction. In *Proceedings of the 27th Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, pp. 2230–2235.
- Utsumi, A. & Suzuki, D. (2006). Word vectors and two kinds of similarity. In *Proceedings of the 21st International Conference on Computational Linguistics and the 44th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (COLING-ACL 2006) Main Conference Poster Sessions*, pp. 858–865.
- Weber, S. (1991). A connectionist model of literal and figurative adjective noun combinations. In Fass, D., Hinkelman, E., & Martin, J. (Eds.), *Proceedings of the IJCAI Workshop on Computational Approaches to Non-Literal Language: Metaphor, Metonymy, Idioms, Speech Acts, Implicature*, pp. 151–160.
- Werning, M., Fleischhauer, J., & Beşeoğlu, H. (2006). The cognitive accessibility of synaesthetic metaphors. In *Proceedings of the 28th Annual Conference of the Cognitive Science Society*, pp. 2365–2370.
- Widdows, D. (2004). Geometry and Meaning. CSLI Publications.
- Yu, N. (2003). Synesthetic metaphor: A cognitive perspective. *Journal of Literary Semantics*, 32(1), 19–34.