

# 隠喩はどのように理解されるか？－計算モデルによる検討－

内海 彰（電気通信大学）

utsumi@se.uec.ac.jp

## 1 はじめに

隠喩（メタファー）がどのような認知過程によって理解されるかを解明することは、隠喩研究における最重要課題である。しかし、この課題に関して数多くの研究が行われているにも関わらず、現在でも一致した見解が得られていない。それらの見解は、隠喩理解を比較（comparison）過程とする説（e.g., Gentner, Bowdle, Wolff, & Boronat, 2001; Lakoff & Johnson, 1980）と、カテゴリ化（categorization）過程とする説（e.g., Glucksberg, 2001; Glucksberg & Keysar, 1990）の大きく二つに分けられる。さらにごく最近の研究では、これらの2つの過程を融合した見解（Bowdle & Gentner, 2005; Jones & Estes, 2005; Utsumi & Kuwabara, 2005）がいくつか提案され、お互いに自分の見解の妥当性を実験的に示している。そこで本研究では、これらの見解のどれが最も妥当性が高いかという問いに対する一つの解答を計算論的に与えることを目的とする。

## 2 隠喩の理解過程に関する5つの理論

Gentner ら（Gentner et al., 2001）は、喩辞・被喩辞間の要素（特徴や構造）のアラインメント（対応付け; alignmnet）と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隠喩は理解されるとする**比較理論**を主張している。例えば、「うわさはウイルスだ」という隠喩では、うわさとウイルスの間に見られる顕現的な対応付け（例：伝染や感染に関する対応付け）が発見され、そこから得られる特徴や構造が被喩辞である「うわさ」に写像される。アラインメント過程は対称である（喩辞と被喩辞が逆になってもその過程から得られる結果が変化しない）のに対して、その後の写像過程は非対称である。よって「ウイルスはうわさだ」というような喩辞と被喩辞を逆にした隠喩の持つ不自然さは、アラインメント過程ではなくて写像過程に起因すると考えられる。

一方、Glucksberg ら（Glucksberg, 2001; Glucksberg & Keysar, 1990）は、被喩辞が喩辞を典型事例とするアドホックカテゴリのメンバであると考えることが隠喩理解であるとする**カテゴリ化理論**を主張している。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」を典型事例とするようなカテゴリ（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。なお、カテゴリ化理論では、喩辞から生成されるアドホックカテゴリの持つ属性を被喩辞が制限することで、被喩辞も隠喩理解に貢献していると考えられる。

最近の研究では、これらの2つの相反する理論を融合した隠喩理論が提案されている。しかし、カテゴリ

化過程と比較過程のどちらが隠喩理解に用いられるかを決定する隠喩の性質が何かという点で、見解が一致していない。Bowdle & Gentner (2005) は喩辞の慣習性 (conventionality) がどちらの過程でその隠喩が理解されるかを決定するという**慣習性理論**（隠喩の履歴仮説）を主張している。この理論では、隠喩は基本的に比較過程を通じて理解されるが、比喩的な意味が喩辞の持つ意味として慣習化されるとカテゴリ化過程として理解されると考える。一方、Jones & Estes (2005) は、適切性 (aptness) の高い隠喩はカテゴリ化過程で理解されるが、適切性の低い隠喩は比較過程で理解されるとする**適切性理論**を主張している。カテゴリ化理論の提唱者である Glucksberg も最新の研究 (Glucksberg & Haught, 2006) でこの適切性理論を支持している。

これらの見解に対して、Utsumi & Kuwabara (2005) は隠喩解釈の豊かさを表す解釈多様性 (interpretive diversity) に応じてどちらの過程で隠喩が理解されるかが決まると主張している。この**解釈多様性理論**では、解釈多様性の高い豊かな解釈を持つ隠喩はカテゴリ化過程を通じて理解されるのに対して、解釈多様性の低い隠喩は比較過程によって理解されると考える。

## 3 LSA による計算モデル

### 3.1 LSA

LSA (Latent Semantic Analysis; 潜在的意味分析) とは、大規模コーパスにおける単語の出現頻度情報から高次元の意味空間を自動的に生成する技術である。LSA は、もともと情報検索における索引付けの方法として提案されたが、意味処理に関する人間の多くの振舞いを上手に模倣することが示されてきた (Landauer & Dumais, 1997)。

LSA は、意味的に類似した語句は意味的に類似した段落に出現し、逆に意味的に類似した段落は意味的に類似した語句を含むという考え方を、単語  $t_i$  の段落  $s_j$  における出現頻度 (tf) や tf-idf 値を要素  $w_{ij}$  とする  $n \times m$  行列  $M$  として表現する。よって、行列  $M$  の行ベクトル  $v(t_i)$  は単語  $t_i$  のベクトル表現に相当する。ただしこのままでは次元が多すぎるために、通常は、特異値分解という代数的手法を用いて 200~400 次元程度に削減する。このようなベクトル表現を用いて、単語  $t_i$  と  $t_j$  の類似度はそれらのベクトル  $v(t_i)$ ,  $v(t_j)$  の成す角の余弦 (コサイン) として計算される。

### 3.2 比較過程とカテゴリ化過程の計算モデル

LSA によるベクトル空間モデルでは、隠喩  $M$  の理解過程は、被喩辞  $w_T$  と喩辞  $w_V$  のベクトル表現  $v(w_T)$ ,

$v(w_V)$  から隠喩の意味を表すベクトル表現  $v(M)$  を計算する過程としてモデル化することができる。そこで本研究では、カテゴリ化過程と比較過程にそれぞれ相当する  $v(M)$  の計算方法を提示して、それらを用いて前述した5つの隠喩理論の妥当性を検証する。なお、以下では、語  $x$  と類似性の高い上位  $n$  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 比較過程の計算モデル

比較により隠喩の意味ベクトル  $v(M)$  を計算するアルゴリズムを以下に示す。

1.  $|N_i(w_T) \cap N_i(w_V)| = k$  が成り立つまで  $i$  を増加させて、被喩辞  $w_T$  と喩辞  $w_V$  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、隠喩の意味ベクトル  $v(M)$  とする。

上記の Step 1 が対称であるアラインメント過程に相当し、Step 2 が非対称の写像過程に相当する。

### 3.2.2 カテゴリ化過程の計算モデル

カテゴリ化により隠喩の意味ベクトル  $v(M)$  を計算するアルゴリズムを以下に示す。

1. 喩辞  $w_V$  の  $m$  個の隣接語の集合  $N_m(w_V)$  を求める。
2.  $N_m(w_V)$  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  $v(w_T)$ 、喩辞ベクトル  $v(w_V)$  の重心ベクトルを隠喩の意味ベクトル  $v(M)$  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る。Kintsch も指摘しているように、Step 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に相当すると見なせる。

## 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

隠喩理解に関するデータとして、Utsumi (2005) の実験結果を用いた。実験に用いた隠喩は、喩辞2個（例：「太陽」、「虹」）、被喩辞2個（例：「恋人」、「希望」）の組み合わせからなる4つの隠喩（例：「恋人は太陽だ」、「恋人は虹だ」、「希望は太陽だ」、「希望は虹だ」）を10グループ、計40個である。これらの喩辞や被喩辞は、比喩表現辞典（中村, 1995）や既存研究の材料から選んだ。実験では、80名の大学生に10個の隠喩が割り当てられ、それらの解釈を構成する3個以上の意味特徴の列挙が求められた。

それぞれの隠喩に対して、列挙された特徴記述の中で同じ特徴を表すと判断されたものをまとめた上で、記述

数（その特徴を挙げた人数）が1である特徴は全て解析の対象から除外した。そして、隠喩  $M$  における各特徴  $w_i$  の記述数をその特徴の顕現性  $sal(w_i, M)$  とした。

隠喩  $M$  の解釈多様性  $H$  は、次式に示すシャノンのエントロピーとして計算した。

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (1)$$

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

一方、喩辞の慣習性と隠喩の適切性については、144名の大学生に対する評定実験を行って算出した。慣習性については、Bowdle & Gentner (2005) の実験方法に従い、隠喩解釈のうちで最も顕現性の高い特徴が喩辞の意味としてどれだけ慣習的かを7段階（1：新しい、7：慣習的である）で評定するように求めた。適切性についても隠喩が適切かどうかを7段階（1：適切でない、7：適切である）で評定するように求めた。全40個の隠喩の解釈多様性、慣習性、適切性の平均は、それぞれ3.13、4.46、3.70であった。

#### 4.1.2 計算機シミュレーション

シミュレーションに用いた単語の意味空間は、新聞記事（「CD-毎日新聞99年版」）4ヶ月分の全テキスト（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。意味空間の次元数は、従来の研究で良好とされている300次元とした。

この意味空間を用いて、40個の隠喩それぞれに対して、比較モデルによる隠喩の意味ベクトルとカテゴリ化モデルによる隠喩の意味ベクトルの2つを算出した。そして、心理実験で得られた隠喩  $M$  の解釈を構成する各特徴  $w_i$  に対して、隠喩の意味ベクトルとの類似度  $sim(w_i, M)$  を計算し、顕現性  $sal(w_i, M)$  と比較した。

#### 4.1.3 評価基準

本研究では、計算モデルが人間の隠喩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、Kullback-Leibler 情報量（以降、KL 情報量）とスピアマンの順位相関係数の2つの尺度を用いる。

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。

$$D = \sum_{i=1}^n p_i \log \frac{p_i}{q_i} \quad (3)$$

本研究では、式(2)で定義される隠喩解釈を構成する特徴  $w_i$  の顕現性分布  $p_i$  と、次式で定義される特徴  $w_i$  と隠喩の意味ベクトル  $M$  の類似度  $sim(w_j, M)$  の分布  $q_i$  の非類似度を KL 情報量で計算する。

$$q_i = \frac{sim(w_i, M) - \min_x sim(x, M)}{\sum_{j=1}^n \{sim(w_j, M) - \min_x sim(x, M)\}} \quad (4)$$

つまり、KL 情報量が小さいほど、人間の隠喩解釈における顕現性分布を計算モデルが忠実に再現している、つまり計算モデルがより妥当であることを示している。

表 1: カテゴリ化過程と比較過程のモデルによる KL 情報量と順位相関係数

	全部 <sup>a</sup>	解釈多様性		喩辞の慣習性		適切性	
		高 <sup>b</sup>	低 <sup>c</sup>	高 <sup>d</sup>	低 <sup>e</sup>	高 <sup>f</sup>	低 <sup>g</sup>
KL 情報量							
カテゴリ化 ( $m=250, k=5$ )	<b>0.260</b>	<b>0.185</b>	0.344	<b>0.295</b>	<b>0.214</b>	<b>0.275</b>	<b>0.248</b>
比較 ( $k=3$ )	0.270	0.219	<b>0.327</b>	0.310	<b>0.216</b>	0.283	<b>0.260</b>
順位相関係数							
カテゴリ化 ( $m=250, k=7$ )	<b>0.222</b>	<b>0.237</b>	0.206	<b>0.139</b>	<b>0.334</b>	<b>0.262</b>	<b>0.189</b>
比較 ( $k=5$ )	0.197	0.154	<b>0.244</b>	0.122	<b>0.298</b>	0.252	<b>0.152</b>

注) 太字は、各グループにおいてその数値のモデル (カテゴリ化モデルまたは比較モデル) の性能のほうが良いことを示す。また、囲まれた数字は、その数値に対応するモデルの性能のほうが良いと、その列に対応する融合理論が予測していることを示す。 <sup>a</sup>n=40. <sup>b</sup>n=21. <sup>c</sup>n=19. <sup>d</sup>n=23. <sup>e</sup>n=17. <sup>f</sup>n=18. <sup>g</sup>n=22.

一方、順位相関係数は、人間の隠喩解釈における特徴  $w_i$  の顕現性の全特徴中の順位  $rank(sim(w_i, M))$  と計算モデルによる特徴の類似度の順位  $rank(sim(w_i, M))$  の順位相関として求めた。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隠喩の意味ベクトルが人間の解釈により近いことを示すことになる。

#### 4.2 結果と考察

各隠喩に対して、比較モデル ( $k=1, \dots, 10$  のすべて) とカテゴリ化モデル ( $m=100, 150, \dots, 500$  と  $k=1, \dots, 10$  のすべての組み合わせ) を用いて隠喩の意味ベクトルを計算し、それらの結果から KL 情報量と順位相関係数を算出した。KL 情報量を指標としたときには、比較モデルは  $k=3$ 、カテゴリ化モデルは  $m=250, k=5$  のときに最適となった。順位相関係数を指標としたときには、比較モデルは  $k=5$ 、カテゴリ化モデルは  $m=250, k=7$  のときに最適となった。

表 1 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。「全部」の列は 40 個の隠喩での平均値を示しており、いずれの指標でもカテゴリ化モデルのほうが比較モデルよりも高い性能を示す結果となった。このことは、全体としてカテゴリ化過程のほうが比較過程よりも隠喩の理解過程として妥当であることを示している。

次に、カテゴリ化過程と比較過程を融合する 3 つの理論の妥当性を調べるために、表 1 の 3 列目以降に、解釈多様性、慣習性、適切性それぞれの平均値を基準にして 40 個の隠喩を平均以上と平均未満の 2 グループに分けたときの、各グループの KL 情報量と順位相関係数の平均値を示した。これを見ると、解釈多様性については、シミュレーション結果と理論の予測が一致していることがわかる。つまり、解釈多様性が高い隠喩ではカテゴリ化モデルのほうが高い性能を示しているのに対して、解釈多様性の低い隠喩では比較モデルのほうが高い性能を示しており、この結果は「解釈多様性が高い隠喩はカテゴリ化過程、解釈多様性が低い隠喩は比較過程を通じて理解される」という解釈多様性理論の予測と整合する。(太

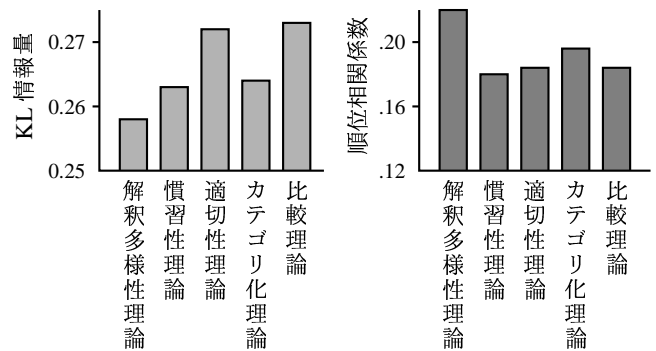


図 1: 5 つの見解のシミュレーション結果の比較

字の数値が枠に囲まれている部分は、予測と実験結果が一致していることを示している。) 一方、慣習性と適切性については、いずれのグループ・評価基準においても、カテゴリ化モデルが比較モデルよりも高い模倣性能を示しており、この結果は慣習性理論や適切性理論の予測と一致しない。以上の結果を総合すると、**解釈多様性理論が慣習性理論や適切性理論よりも妥当である**と言える。

なお、この結果はある特定のパラメータの値に特有の結果ではない。例えば、図 2 はさまざまなパラメータ値における KL 情報量を各グループごとにグラフで示しているが、すべてのパラメータ設定において解釈多様性が高い隠喩ではカテゴリ化モデル、解釈多様性が低い隠喩では比較モデルの性能が良い (つまり KL 情報量が小さい) ことがわかる。

さらに 5 つの理論の妥当性を定量的に比較するために、3 つの融合理論の KL 情報量と順位相関係数の平均を、その融合理論でカテゴリ化過程と予測される隠喩についてはカテゴリ化モデルの値を、比較過程と予測される隠喩については比較モデルの値を用いて算出した。これらの値をパラメータ  $k$  の全ての場合 ( $m=250$ ) で平均した値を図 1 に示す。図 1 の結果から、いずれの評価基準においても**解釈多様性理論が 5 つの隠喩理論の中で最も妥当性の高い理論である**と言える。なお、異

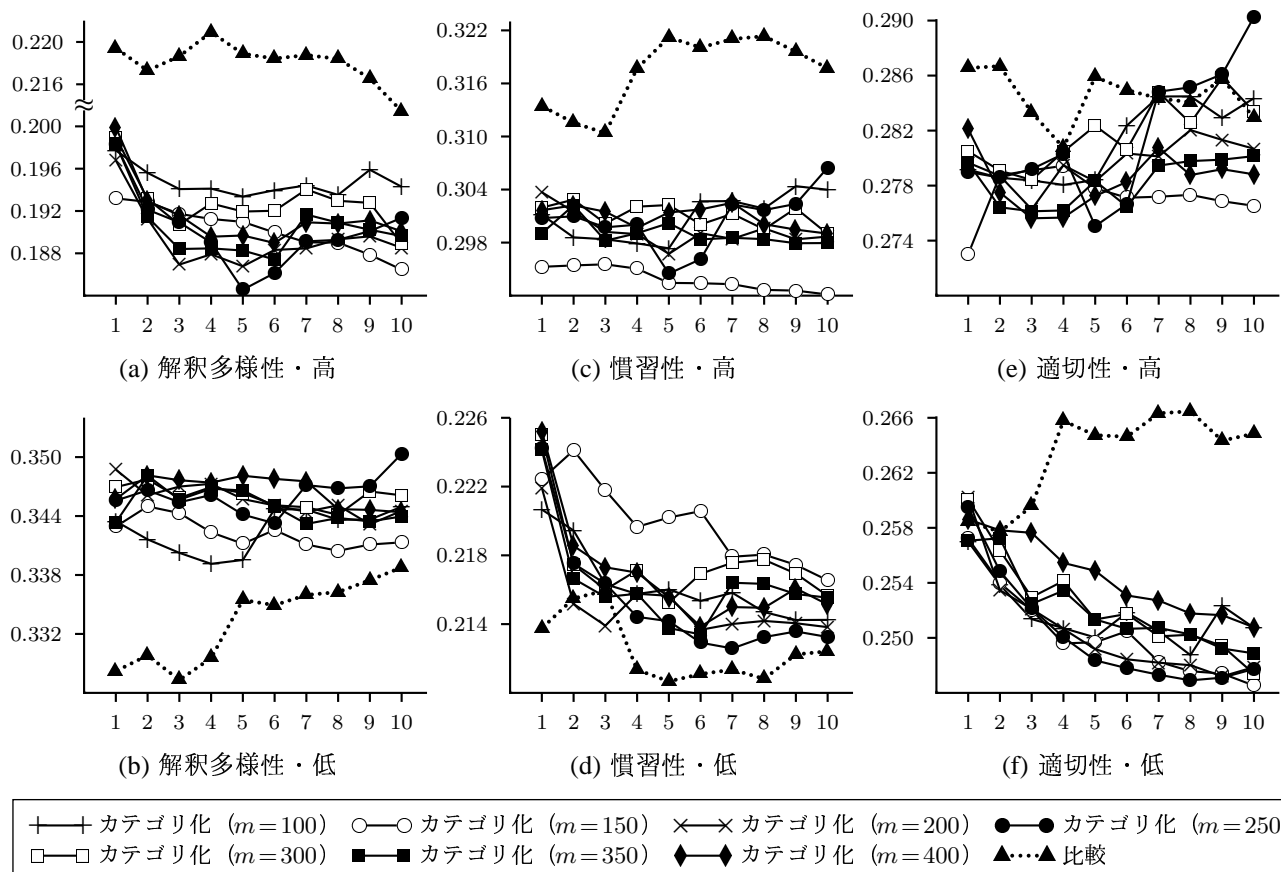


図2: パラメータ  $m$ ,  $k$  のさまざまな値における KL 情報量

なる種類のコーパス（文学テキスト）から生成されたベクトル空間を用いた実験でも同様の結果が得られている (Utsumi, 2006).

## 5 おわりに

本研究ではLSAによるカテゴリ化過程と比較過程の計算モデルを用いて、解釈多様性理論 (Utsumi & Kuwabara, 2005) が隠喩の理解過程を説明する最も妥当な理論であることを示した。今後は、他のさまざまな計算モデル (LSA以外のベクトル空間モデル (Utsumi & Suzuki, 2006) やその他の計算パラダイム) でも同様の結果が得られることの確認を行うとともに、比喩に関する他の現象 (直喩、共感覚比喩) への適用を試みていきたい。

### 参考文献

- Bowdle, B. & Gentner, D. (2005). The career of metaphor. *Psychological Review*, 112(1), 193–216.
- 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*. in press.
- Glucksberg, S. & Keysar, B. (1990). Understanding metaphorical comparisons: Beyond similarity. *Psychological Review*, 97, 3–18.
- Jones, L. & Estes, Z. (2005). Metaphor comprehension as attributive categorization. *Journal of Memory and Language*, 53, 110–124.
- Kintsch, W. (2000). Metaphor comprehension: A computational theory. *Psychonomic Bulletin & Review*, 7(2), 257–266.
- 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.
- 中村 明 (1995). 比喩表現辞典. 角川書店.
- Utsumi, A. (2005). The role of feature emergence in metaphor appreciation. *Metaphor and Symbol*, 20(3), 151–172.
- 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)*.
- Utsumi, A. (2006). Computational exploration of metaphor comprehension processes. In *Proceedings of the 28th Annual Meeting of the Cognitive Science Society (CogSci2006)*.