言語統計解析に基づく評価メカニズムを含む比喩生成モデルの構築

Construction of Metaphor Generation Model with Evaluation Mechanism based on a Statistical Language Analysis

寺井あすか，中川正宣
Asuka Terai, Masanori Nakagawa

東京工業大学
Tokyo Institute of Technology
asuka@nm.hum.titech.ac.jp

Abstract

The purpose of this study is to construct metaphor generation model represent a process where an expression consisting of a target (X) is modified by certain features to become a metaphorical expression of the form "target (Y) like vehicle (X)". In this paper, it is assumed that the process consists of candidate generation process and evaluation process. In the candidate generation process, candidate nouns for vehicles are estimated from input expressions. In the evaluation process, the candidate nouns are evaluated based on the similarities between the meanings of metaphors including the candidate nouns and the meaning of the input expressions.

Keywords — Metaphor Generation, Neural Network, Statistical Language Analysis

1. はじめに

本研究の目的は、「AなY」「YがBする」等という、喩えられる語（Y）と形容詞（A）または動詞（B）で表される特徴から「XのようなY」という形式の比喩を生成する計算モデルを、コーパスに基づき構築することである。

コーパスに基づく比喩生成の先行モデルとして、北田・萩原（2000）はEDR電子化辞書を用いて知識構造を表現し、比喩による文章作成支援システムを構築した。しかし、辞書作成においては人間の判断を必要とすることから、Abe, Sakamoto & Nakagawa（2006）はより客観的な推定方法であると考えられる言語統計解析に基づく知識構造の推定を行い、比喩生成モデルの構築を行った。また、人間による評定データに基づく先行モデルとして酒匂・中村・吉田（1993）は、評価プロセスを含む比喩生成モデルの構築を行っており、評価プロセスの必要性を指摘している。しかし、前述のコーパスに基づく先行モデル（システム）では、候補として出力された喩えられる語が比喩として解釈される際に、入力された特徴を表現しているか否かのモデルによる評価は行われず、評価プロセスを持たないモデルとなっている。しかし、人間による評定によって比喩によって用いられる概念を網羅するような大規模な知識構造の推定を行うことは時間的・経済的に非常に困難である。そこで、本研究ではAbe, Sakamoto & Nakagawa(2006)で用いられた言語統計解析に基づく知識構造の推定を行い、評価プロセスを含む比喩生成モデルの構築を行う。

一方、比喩理解において、喩える語、喩えられる語との関連が弱いにも関わらず、比喩によって顕現化する特徴（創発特徴）の存在が指摘されている（Becker 1997, Nueckles & Janetzko 1997, Gineste, Indurkhya & Scart 2000）。例えば、「薔薇のような生活」という比喩において、「薔薇」・「生活」どちらとも強い関連をもたない「豊かな」という特徴が比喩によって顕現化され、「薔薇のような生活」が表す解釈として見なされる場合、「豊かな」は創発特徴であるとみなすことができる。このような創発特徴が顕現化するメカニズムを、特徴間の感覚的類似度（内海 2000）または相互作用（Terai & Nakagawa 2007, 寺井・中川 2010）によって説明されている。このような特徴間の相互作用は、比喩理解のみならず比喩生成においても影響を与えることが考えられる。そこで、本研究では、比喩生成プロセスは特徴間の相互作用を含む比喩候補生成プロセスと評価プロセスからなると仮定しモデルの構築を行う。本モデルの比喩候補生成プロセスでは、「AなY」「YがBする」等の入力から、特徴間の相互作用を受けながら「XのようなY」という比喩におけるXの候補となる名詞を推定し、次に評価プロセスにおいて、候補として推定された名詞を用いた比喩が入力された特徴をどの程度表現するかについて評価を行う。

2. 言語統計解析による概念構造の推定

毎日新聞10年分（1993年～2002年）から、CaboCha（工藤・松本 2002）を用いて名詞-が-動詞、名詞-に-動詞、名詞-を-動詞の係り受け頻度データを抽出した。抽出された係り受け頻度データに対し、言語統計解析(Kameya & Sato 2005）を行う。言語統計解析では、単語の係り受け共起は潜在クラスを介して決まると仮定する(式(1))。

$$P(n_i^r, a_j^r) = \sum_k P(c_k^r)P(n_i^r|c_k^r)P(a_j^r|c_k^r) \quad (1)$$

データ(rはAdj(形容詞-名詞)、ga(名詞-が-動詞)、ni(名詞－に－動詞)、wo（名詞－を－動詞）の係り受けの種類を表す）の尤度を最大にする、潜在クラスc_k^rが与えられたときの名詞n_i^r、形容詞または動詞a_j^rの条件付確率($P(n_i^r|c_k^r)$、$P(a_j^r|c_k^r)$）と、潜在クラスの出現確率（$P(c_k^r)$）を推定する。各係り受け共起頻度データの影響等しくするため、各データに対し潜在クラス数を200として推定を行った。

4種類の係り受け頻度データに共通して含まれる名詞(n_h^*)を対象とし、推定された確率を用いて、名詞が与えられたときの潜在クラスの条件付確率($P(c_k^r|n_h^*)$)を式(2)を用いて計算する。

$$P(c_k^r|n_h^*) = \frac{P(c_k^r)P(n_h^*|c_k^r)}{\sum_k P(c_k^r)P(n_h^*|c_k^r)} \quad (2)$$

また、同様に形容詞または動詞が与えられたときの潜在クラスの条件付き確率($P(c_k^r|a_j^r)$)を式(3)により求める。

$$P(c_k^r|a_j^r) = \frac{P(c_k^r)P(a_j^r|c_k^r)}{\sum_k P(c_k^r)P(a_j^r|c_k^r)} \quad (3)$$

名詞n_h^*、形容詞または動詞a_j^rの意味ベクトル($V(n_h^*)$、$V(a_j^r)$）を、名詞、形容詞または動詞が与えられたときの潜在クラスの条件付確率($P(c_k^r|n_h^*)$、$P(c_k^r|a_j^r)$)を求める。

$$V_p(n_h^*) = P(c_k^r|n_h^*), \quad (4)$$

$$V_p(a_j^r) = \begin{cases} P(c_k^r|a_j^r) \\ 0 \qquad \text{else,} \end{cases} \quad (5)$$

$1 \leq p \leq 800$、$r = Adj$のとき$p = k$, $r = ga$のとき$p = 200 + k$, $r = ni$のとき$p = 400 + k$,$r = wo$のとき$p = 600 + k$とする。

3. 比喩生成モデル

比喩生成プロセスは候補生成プロセスと評価プロセスの2つのプロセスからなると仮定してモデルを構築する。モデルの入力は、喩えられる語を表す名詞n_{h0}^*と、特徴a_j^rの組み合わせからなる1つ以上の表現を用いる。本稿では、2つの入力表現セット"a_{j1}^{r1} - n_{h0}^*（例：ささやかな－希望）"、"a_{j2}^{r2} - n_{h0}^*（例：(が）消える－希望）"から、特徴a_{j1}（ささやかな)、a_{j0}（(が）消える）を表現可能な”Xのようなn_{h0}^*（希望）”における喩える語（名詞）Xを出力する過程を例として説明する。

3.1 候補生成プロセス

3.1.1 モデルのアーキテクチャ

候補生成プロセスモデルは、入力表現セット"a_{j1}^{r1} - n_{h0}^*","a_{j1}^{r1} - n_{h0}^*"から、”Xのようなn_{h0}^*”という比喩における喩える語Xとしての各名詞のふさわしさを出力する。モデルは入力層、中間層、出力層からなる（図1)。

入力層の各ノードは各形容詞または動詞を表現し、入力名詞（喩えられる語n_{h0}^*）と関連がある特徴を表すノード間には結合があり、比喩生成における特徴間の相互作用を表現する。入力名詞と各特徴の関連は、言語統計解析により推定した喩える語が与えられらたときの特徴の条件付き確率($P(a_j^r|n_{h0}^*)$)（式6)により推定する。

$$P(a_j^r|n_{h0}^*) = \sum_k P(a_j^r|c_k^r)P(c_k^r|n_{h0}^*). \quad (6)$$

この条件付き確率値($P(a_j^r|n_{h0}^*)$が閾値ζ^rを超えた特徴と入力特徴を入力表現と関連がある特徴とみなし、入力表現と関連のある特徴の集合を$F(n_{h_0}^*, a_{j_0}^{r_0}, a_{j_1}^{r_1}, ..)$で表す。これらの特徴（$a_j^r, a_{j'}^{r'}$)間の結合荷重値($w_{a_j^r a_{j'}^{r'}}^{11}$)を特徴間の相関係数($cor_{a_j^r a_{j'}^{r'}}$)を用いて推定する．相関係数は入力名詞（喩えられる語n_{h0}^*）のサイズSの近傍に含まれる概念が与えられたときの各特徴の条件付き確率を用いて推定する。また、入力表現と関連がない特徴は他の特徴と結合をもたない、即ち、他の特徴との結合荷重値を0として推定する（式7)。

$$w_{a_j^r a_{j'}^{r'}}^{11} = \begin{cases} cor_{a_j^r a_{j'}^{r'}} & \text{if } a_j^r, a_{j'}^{r'} \in F(n_{h_0}^*, a_{j_0}^{r_0}, a_{j_1}^{r_1}, ..) \\ 0 & \text{else,} \end{cases} \quad (7)$$

例えば、「ささやかな希望」「希望が消える」という2つの表現が入力された場合(図1)、「明るい(Adj)」,「増える (ga)」,「向かう（ni)」,「達成する(wo)」等は入力名詞（喩えられる語）である「希望」(n_h^*)と関連のある特徴であると見なされこ、れらの特徴間には結合が存在する。しかし、「ゆでた（Adj)」,「歩く(ga)」,「行く(ni)」,「食べる(wo)」は「希望」と関連の少ない特徴であるとみなされ、これらの特徴は他の特徴との間に結合をもたない。このように入力名詞に関連のある特徴

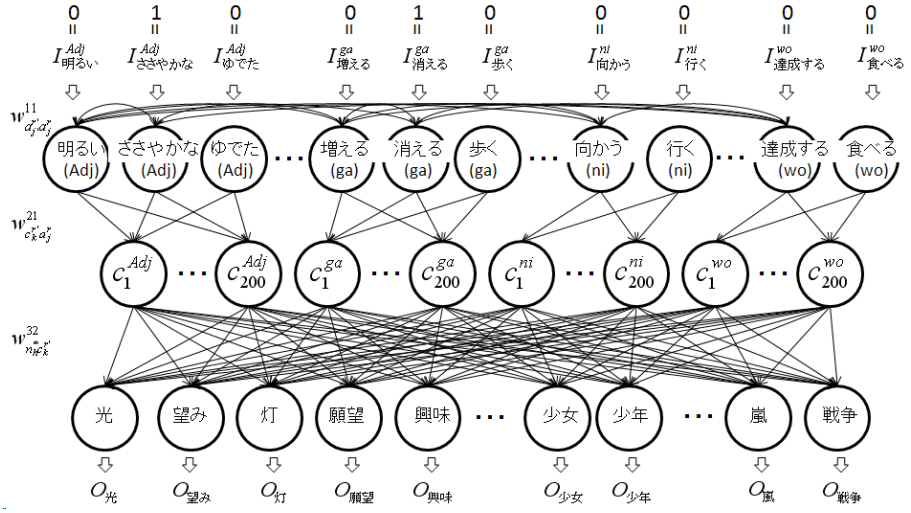

図 1 モデルのアーキテクチャ（例：入力表現「ささやかな希望」「希望が消える」）

間にのみ結合荷重をもたせることで、入力名詞の違いが比喩生成に与える影響を表現する。

中間層の各ノードは言語統計解析により推定された潜在クラスを表現する。入力層の特徴ノードから関連する潜在クラスノードへの結合があり、これらの結合荷重値$w^{21}_{c^{r'}_k a^r_j}$)は、言語統計解析により推定された条件付き確率$P(c^{r'}_k|a^r_j)$を用いて推定される（式8)。

$$w^{21}_{c^{r'}_k a^r_j} = \begin{cases} P(c^{r'}_k|a^r_j) & \text{if } r = r' \\ 0 & \text{if } r \neq r', \end{cases} \tag{8}$$

出力層の各ノードは名詞を表し、中間層の潜在クラスノードから各名詞への結合がある。これらの結合荷重値$w^{32}_{n^*_h c^r_k}$)は名詞と潜在クラスの関連を表現する条件付き確率$P(c^r_k|n^*_h)$により推定する(式9)。

$$w^{32}_{n^*_h c^r_k} = P(c^r_k|n^*_h), \tag{9}$$

3.1.2 モデルシミュレーション

初めに、入力特徴$a^{r_0}_{j_0}$, $a^{r_1}_{j_1}$を表すノードに1を$(I_{aj_0{}^{r_0}} = 1, I_{aj_1{}^{r_1}} = 1)$、それ以外の特徴を表すノードに0を$(I_{a^r_j} = 0, a^r_j \neq aj_0{}^{r_0} or aj_1{}^{r_1})$入力する。例えば、「ささやかな希望」「希望が消える」という2つの表現が入力された場合「ささやかな(Adj)」「消える(ga)」を表すノードには1を、それ以外のノードには0を入力する。入力層の各ノードの挙動は式(10)により表される。

$$\frac{dx_{a^r_j}}{dt} = exp(-\alpha t)(-x_{a^r_j}(t) + f(\beta \sum_{a^{r'}_{j'}} w^{11}_{a^r_j a^{r'}_{j'}} x_{a^{r'}_{j'}}(t) + \gamma I_{a^r_j})), \tag{10}$$

式(10)において、$x_{a^r_j}(t)$は特徴a^r_jを表すノードの時間tにおける活性値を、fはシグモイド関数を表す。$I_{a^r_j}$は入力値、$gamma$は入力特徴の比喩生成に対する影響力を表現する。また、$exp(-\alpha t)$は時間tによる変化の収束を表現する。

$$O_{n^*_h}(t) = \sum_{c^{r'}_k} w^{32}_{n^*_h c^{r'}_k} (\sum_{a^r_j} w^{21}_{c^{r'}_k a^r_j} x_{a^r_j}(t)), \tag{11}$$

出力ノードは、$dx_{a^r_j}/dt = 0$における、活性値$O_{n^*_h}(t)$を出力値$O_{n^*_h}$として持つ。出力層のノードは各名詞を表し、入力表現"$a^{r_1}_{j_1}$ - n^*_{h0}"、"$a^{r_2}_{j_2}$ - n^*_{h0}"に対する"Xのようなn^*_{h0}"という比喩における喩える語Xとしての候補としてのふさわしさを出力する。

4. 評価プロセス

評価プロセスでは、候補を用いた比喩表現が入力された表現セットをどの程度表現しているかを評価する。入力表現セットの意味ベクトルと候補を用いた比喩の意味ベクトルを、predicationアルゴリズム(Kintsch 2000, 2001)に基づき推定を行い、それらの類似度を用いて評価を行う。

入力表現セットの意味ベクトルを推定する。はじめに、各入力表現"$a^{r_u}_{j_u}$ - n^*_{h0}"を表す意味ベクトルを推定する。Sn^l個の概念を含む特徴$a^{r_u}_{j_u}$の近傍$(N(a^{r_u}_{j_u}))$を、特徴ベクトルと他の特徴ベクトルとの類似度に基づき推定する。次に, 特徴の近傍$(N(a^{r_u}_{j_u}))$に含まれ、喩えられる語ベクトルに類似したS^l個の特徴$(a^u_{s^l})$: $s^l = 1, 2, .., S^l$)を抽出する。最後に, 喩えられる語 (n^*_{h0})、入力特徴 $(a^{r_u}_{j_u})$ と抽出されたS^l個の特徴 $(a^u_{s^l})$) のセントロイドを用いて入力表現"$a^{r_u}_{j_u}$ - n^*_{h0}"を表す意味ベクトルを推定する。各入力表現を表す意味ベクトルの和によって入力表現セットLの意味を表すベクトル $(V(L))$

を計算する(式(12))。

$$V(L) = \sum_u \frac{\sum_{s^l} V(a^u_{s^l}) + V(a^{r_u}_{j_u}) + V(n^*_{h0})}{S^l + 2}, \quad (12)$$

喩えられる語 (n^*_{h0}) と、喩える語の候補 (n^*_v) からなる比喩の意味ベクトルを推定する。はじめに、Sn^m個の概念を含む喩える語の近傍($N(n_h)$)を、喩える語ベクトルと他の概念ベクトルとの類似度に基づき推定する。類似度は、2つの概念ベクトルのなす角の余弦により表現される。次に、喩える語の近傍($N(n_h)$)に含まれ、喩えられる語ベクトルに類似したS^m個の概念 (n_{s^m}: $s^m = 1, 2, .., S^m$)を抽出する。最後に、喩えられる語 (n^*_{h0}) と、喩える語 (n^*_v)、抽出されたS^m個の概念 (n_{s^m}) のセントロイドを比喩Mの意味を表すベクトル($V(M)$)として計算する(式(13))。

$$V(M) = \frac{sum_{s^m} V(n_{s_m}) + V(n^*_{h0}) + V(n^*_v)}{S^m + 2}, \quad (13)$$

このようにして推定された入力表現ベクトル($V(L)$)と比喩ベクトル($V(M)$)の類似度を、それらのベクトルのなす角の余弦として推定する。入力表現ベクトルにより類似した比喩ベクトルが、入力表現を表すためによりふさわしい比喩であるとみなす。

4.1 シミュレーション結果

本研究では、候補生成プロセスではS=50、$\zeta^{Adj} = 0.00294$ (= 10/形容詞数)、$\zeta^{ga} = 0.00047$ (= 10/動詞数(ga))、$\zeta^{ni} = 0.00041$ (= 10/動詞数(ni))、$\zeta^{wo} = 0.00044$ (= 10/動詞数(wo))、$\alpha = ln(10)$、$\beta = 0.1$、$\gamma = 10$とし、評価プロセスでは$Sn^m = 50$、$S^m = 3$、$Sn^l = 10$、$S^l = 3$としてシミュレーションを行った。比喩の意味ベクトルの推定は字義通り文の意味ベクトルの推定と比較しより大きな近傍が必要となると指摘されている(Kintsch 2000, 2001)ことから、$Sn^m > Sn^l$となるよう設定した。また、候補生成プロセスにおいて上位10個の喩える語候補を評価プロセスの対象とした[1]。候補生成プロセスと評価プロセスのシミュレーション結果を表1に示す。

候補生成プロセスにおいて最もふさわしい候補として推定されていた「赤信号」の順位が下がり、「へそくり」という非常にユニークな比喩が最もふさわしいと評価された。また、これらの結果の妥当性を検討するため、心理実験を行った。心理実験では、大学院生14名に入力表現「ささやかな希望」「希望が消える」を提示し、この表現を表す

[1]喩えられる語n^*_{h0}と同義語は対象から外した。

表1 候補生成プロセス、評価プロセスのシミュレーション結果.

	「ささやかな希望」, 「希望が消える」	
	候補生成プロセス	評価プロセス
1	赤信号 (0.2844)	へそくり (0.6549)
2	祝杯 (0.2354)	電球 (0.6344)
3	ランプ (0.2323)	灯 (0.5963)
4	灯 (0.2286)	ネオン (0.5914)
5	イルミネーション (0.2118)	イルミネーション (0.5833)
6	ネオン (0.2079)	ランプ (0.5627)
7	名残 (0.2037)	祝杯 (0.5378)
8	ろうそく (0.1927)	ろうそく (0.5144)
9	電球 (0.1894)	名残 (0.3934)
10	へそくり (0.1860)	赤信号 (0.3532)

「Xのような希望」という比喩においてふさわしいXを名詞を用いて回答してもらった。その結果、2名以上の被験者により回答された名詞は「ろうそく (4名)」、「灯 (3名)」「泡 (3名)」であった。シミュレーション結果と比較を行うと、「ろうそく」については候補生成プロセス、評価プロセスどちらにおいても8番目にふさわしい喩える語として推定されている。また、「灯」については候補生成プロセスにおいて4番目、評価プロセスにおいては3番目としてわずかではあるが評価プロセスにおいてよりふさわしい名詞として推定されており、評価プロセスの必要性を示唆している。

5. 考察

本研究では、言語統計解析に基づき、候補生成プロセスと評価プロセスからなる比喩生成モデルを構築した。心理実験結果とシミュレーション結果の比較により、わずかではあるが評価プロセスの必要性が示唆された。本実験で行った心理実験は、被験者数が14名、用いた入力表現セットが1種類という非常に限定されたものである。今後の課題としては、より多くの被験者を用い、また予備調査を実施することで入力表現として自然な入力表現セットを精査したうえで心理実験を行い、モデルの妥当性を検証する必要があると考えている。また、今回のシミュレーションでは、モデルは「ささやかな希望」「希望が消える」という入力表現に対し「へそくりのような希望」といった被験者が想定しないユニークな比喩の出力した。そのようなユニークな比喩の妥当性を検討するためには、被験者にモデルの出力を提示し、それらの妥当性を評定させる妥当性評定実験を行う必要がある。さらに、モデルでは多くのパラメータを用いてシミュレーションを行っているが、これらのパラメータが比喩生成に及ぼす影響の検討を行いたいと考えている。

謝辞

本研究は文部科学省における平成18年度科学技術振興調整費による委託事業「若手研究者の自立的研究環境整備促進事業」の援助を受けて行われた。

参考文献

[1] Abe, K., Sakamoto, K., Nakagawa, M. (2006) A Computational Model of Metaphor Generation Process. *Proc. of the 28th Annual Meeting of the Cognitive Science Society,* 937-942.
[2] Becker, A. H. (1997) Emergent and common features influence metaphor interpretation. Metaphor and symbol, 12(4), 243-259.
[3] Gineste, M., Indurkhya, B., Scart, V. (2000) Emergence of features in metaphor comprehension. Metaphor and Symbol, 15(3) 117-135.
[4] 北田純弥、萩原将文 (2001). 電子辞書を用いた比喩による文章作成支援システム. 情報処理学会論文誌. 42(5). 1232－1241.
[5] Kameya, Y., Sato, T. (2005) Computation of probabilistic relationship between concepts and their attributes using a statistical analysis of Japanese corpora. Proc. of Symposium on Large-scale Knowledge Resources: LKR2005. 65-68.
[6] Kintsch, W. (2000) Metaphor comprehension: A computational theory. Psychonomic Bulletin & Review. 7(2) 257-266.
[7] Kintsch, W. (2001) Predication. Cognitive Science. 25. 173-202.
[8] 工藤 拓、松本 裕治 (2002). チャンキングの段階適用による日本語係り受け解析. 情報処理学会論文誌. 43(6). 1834-1842.
[9] Nueckles, M., Janetzko, D.(1997) The role of semantic similarity in the comprehension of metaphor. Proc. of the 19th Annual Meeting of the Cognitive Science Society. 578-583.
[10] 酒匂孝之、中村順一、吉田将 (1993). 概念間の外見的な類似性と心理的な評価を利用した比喩表現の生成. 電子情報通信学会技術研究報告. NLC, 言語理解とコミュニケーション 93(131), 17-24.
[11] Terai, A., Nakagawa, M. (2007). A neural network model of metaphor understanding with dynamic interaction based on a statistical language analysis: targeting a human-like model. International Journal of Neural Systems, 17(4), 265-274.
[12] Terai, A., Nakagawa, M. (2009). A Computational Model of Metaphor Generation with Dynamic Interaction. *C. Alippi, M. M. Polycarpou, C. Panayiotou, G. Ellinas (Eds.): ICANN 2009, Part1, LNCS, Springer-Verlag Berlin Heidelberg*, 779-788
[13] 寺井あすか、中川正宣 (2010). 確率的概念構造に基づく比喩理解の計算モデル—日本語コーパスの統計解析を用いて. 認知科学,17(1),129-142.
[14] Terai A., Nakagawa M. (2010). A computational system of metaphor generation with evaluation mechanism. Diamantaras K. I., Duch W., Iliadis L. S. (Eds.): Artificial Neural Networks - ICANN 2010, Part II. LNCS 6353, Springer. 142-147.
[15] 内海彰 (2000). 比喩の認知/計算モデル. Computer Today, 96(3), 34-39.