

連想概念辞書のニューラルネットワークへの符号化と 比喩理解システムへの応用

坂 口 琢 哉

Encoding of Associative Concept Dictionary to Neural Network and its Application for Metaphor Understanding System

Takuya SAKAGUCHI

Abstract

There are several mathematical models suggested for metaphor understanding, yet only few models are adaptable for practical and large-scale concept data. In this study, we propose a computational system to understand metaphors based on semantic networks structured by associative concept dictionaries and Integrated-and-Fire model of neural networks. Associative concept dictionaries we have adopted contain more than 60,000 words, so our system can treat a number of metaphor expressions. We have constructed the system mentioning to the asymmetrical property between vehicle and topic words in a metaphor expression to improve the accuracy of metaphor understanding. We have finally evaluated the system to conclude that it can understand a lot of metaphor expressions appropriately, including some “*humanlike*” results.

1. はじめに

自然言語処理の高度化の必要性が高まる中、比喩の理解は最も重要な問題の一つとなりつつある。例えばコンピュータで「課長は鬼だ」という比喩を意味解析する際、字義通り「鬼である」と解釈してしまえば、その後の文脈に誤った影響を与えてしまう。そのような問題を回避する方法として、「課長は鬼だ」という比喩を予め「課長は怖い」などの平易な文に変換しておけば、正しい意味解析を行いやすい。

コンピュータで比喩理解を扱うためには、少なくとも大規模で構造化された概念データと適切な比喩理解アルゴリズムの2つが必要である（内海 2000）。

概念データとして代表的なものには、英語ではWordNet（Miler 1993）、日本ではEDR概念辞書（EDR 1990）や近年では連想概念辞書（岡本 2001）が挙げられる。またその構造化に関する研究としては、代表的なものにCollinsとQuillianにより提案された意味ネットワーク（Collins and Quillian 1969）が挙げられる。意味ネットワークは、概念構造をネットワークとして捉えた

モデルであり、各概念はネットワークのノード、概念間の関係はネットワークのエッジとして表現される。また意味ネットワークでは、概念のノードがしばしば活性値を持ち、これがネットワークを介して他の概念へと伝播する活性拡散のダイナミクスを持つ事がある (Collins and Loftus 1975)。これらのネットワーク構造を実現する手法としては、各ノードの活性状態が内部電位という形で推移するニューラルネットワークが有効であり、Integrated-and-Fireモデル (Maass 1999) は、内部電位が時間連続的に推移する代表的なニューロンモデルである。

一方、比喩理解のアルゴリズムに関する基礎的研究としては、Ortonyの比較理論 (Ortony 1979) が有名である。これは比喩を構成する喩辞、被喩辞の関係に言及したもので、両者に共通する属性概念を探索し、それをその比喩の解釈とする考え方である。共通属性が複数存在する場合は、喩辞および被喩辞との距離が総合的に最も近いものを最適解とする。

コンピュータによる比喩理解システムを実現するためには、このように概念データを構造化し、その上で比喩理解のアルゴリズムを実装する必要があるが、特に実用上十分大規模でなおかつ比喩理解に適した概念データを用意するのは難しく、その構造化手法についても決定していない。また、比較理論をその構造上で利用可能な計算モデルに書き換え、実装する方法についても決定していない。そこで本研究では、感性的な側面を持つとされる連想概念辞書 (岡本 2001) を概念データとして用意し、これをIntegrated-and-Fireモデルで構成された多層型ニューラルネットワーク上に実装する事で構造化を行った。更に比較理論に基づいた比喩理解の解の決定を、ニューラルネットワークが持つ活性拡散によって実現し、比喩理解を行うシステムとして実装した。

以下、第2章では連想概念辞書のニューラルネットワークによる構造化、第3章では構造化された概念データを用いた比喩理解の解決手法とシステムへの実装について、それぞれ説明する。更に第4章では提案システムの検証を行い、第5章で先行研究について触れた後、第6章でまとめと今後の展望に言及する。

2. 連想概念辞書の実装

2.1 連想概念辞書

連想概念辞書とは、人間が知識として保持している一般的な概念とその関係性について記述したデータであり、連想実験を通じて得られた刺激概念と連想概念の対、および両者間の距離が定義されている。連想実験とは、人間の知識構造の解明を目的とした認知実験の一種で、具体的には被験者に対し刺激概念を提示し、そこから連想される単語を連想概念として自由に回答してもらうというものである。刺激概念は、小学校の教科書に登場する程度の難易度の名詞を対象とし、一方連想概念については、連想実験時に設けた課題に応じて「上位概念」「下位概念」「部分・材料」「属性概念」「類義概念」「動作概念」「動作環境」の7種類に分類される。連想概念は全般的に名詞が多いが、例外として「属性概念」には形容詞が、また「動作概念」には動詞が多く含まれている。

また概念間の距離は、連想実験中に測定した被験者の回答率および平均回答順位の数値から、以下のような線型結合の式に従って計算する (岡本 2001)。

$$d_{ij} = \alpha F_{ij} + \beta S_{ij} \quad (1)$$

但し、 d_{ij} は刺激概念 j から連想概念 i への距離、 F_{ij} 、 S_{ij} はそれぞれ、刺激概念 j 提示時の連想概念 i の回答率の逆数と平均回答順位を用いた変数である。定数 α および β については、最適値が線型計画法により決定しており、その値はそれぞれ $\alpha=0.81$ 、 $\beta=0.27$ である。またデータの特徴として、WordNet (Miller 1993) のように人間の感性的側面をよく反映している事が知られており、この点において連想概念辞書は、比喩理解のような感性的な自然言語処理にも適した概念データであると考えられる。

連想概念辞書は現在も連想実験を通じた拡張が続けられ、その規模は最新の実験結果では刺激語660語、連想概念120000語程度となっている。本研究で使用した連想概念辞書は、刺激語300語、連想概念60000語程度のものである。

2.2 Integrated and Fireモデル

Integrated-and-Fireモデルは、ニューラルネットワークを構成するニューロンモデルの一種で、EPSP (Excitatory Post Synaptic Potential) やIPSP (Inhibitory Post Synaptic Potential) といった内部電位の連続的な時間発展を考慮したモデルである。Integrated-and-Fireモデルでは、ニューロンの活性を表す内部電位は複数のカーネルの総和として表現される。具体的には、ニューロン i の時刻 t における内部電位の値 $u_i(t)$ は、一般に次式のような形で記述される (Maass 1999)。

$$u_i(t) = \sum_f \eta(t - t_i^{(f)}) + \sum_j \sum_f w_{ij} \varepsilon(t - t_j^{(f)}) \quad (2)$$

ここで、 w_{ij} はニューロン j からニューロン i への結合強度、 $t_i(f)$ および $t_j(f)$ は、ニューロン i と j のそれぞれ f 番目の発火時刻である。また η 、 ε はそれぞれ不応期とEPSPの時間発展を表すカーネルで、それぞれ以下のように定義される。

$$\varepsilon(t) = (t/\tau_\varepsilon^2) \exp(-t/\tau_\varepsilon) \quad (3)$$

$$\eta(t) = k^* \exp(-t/\tau_\eta) \quad (4)$$

τ_ε 、 τ_η はそれぞれ時定数で、通常 $\tau_\varepsilon = \tau_\eta = 1.0$ である。 k は内部電位の変化において不応期が占める相対的な割合を表す係数であるが、一般的に不応期を導入するとニューラルネットワークの動作が不安定になってしまう事から、本研究では $k=0.0$ とした。ニューロン i が時刻 t で発火する条件としては一般に、上記の内部電位 $u_i(t)$ が一定の閾値 θ を超えた場合と、内部電位が全ニューロン中上位 N 個以内に入った場合とが考えられる。後者において、 $N=1$ の発火モデルは特に Maximum Neuronモデルと呼ばれる。どの条件で発火させるかは、ニューラルネットワークの用途によって異なってくる。Integrated-and-Fireモデルでは、このような内部電位の上昇と発火の繰り返しによって、ニューロンの活性伝播のダイナミクスが達成される。

Integrated-and-Fireモデルが持つ特徴としては、生理学的な特性をある程度再現しつつ、計算効率も考慮に入れたコストパフォーマンスの高いモデルである事が挙げられる。また、同期発火の空間的な加算だけでなく、時間的に過去の発火に対しても遡って加算していくため、発火タイミングのずれに対してロバストなニューラルネットワークを構築する事が可能である。第3章で提案する比喩理解システムは、この特徴を積極的に利用する事でより精度の高い比喩理解を実現した。

2.3 実装

本研究では、連想概念辞書をIntegrated-and-Fireモデルによるニューラルネットワーク上に実装した。これにより、概念データをネットワーク状に表現し、更にIntegrated-and-Fireモデルの活性伝播を利用する事で、活性拡散付き意味ネットワークに近い構造を実現した。図1はその実装イメージである。

具体的な実装手法としては、まず連想概念辞書に記述されている全ての刺激概念および連想概念を、ニューラルネットワーク内のニューロンに1対1で対応させた。ただしこの時、回答した被験者が1人だけの連想概念、つまり回答率が0.02以下の連想概念については、エラーデータとして無視した。そして、ある概念が活性化している状態を、対応するニューロンが発火している事で表現する事とした。

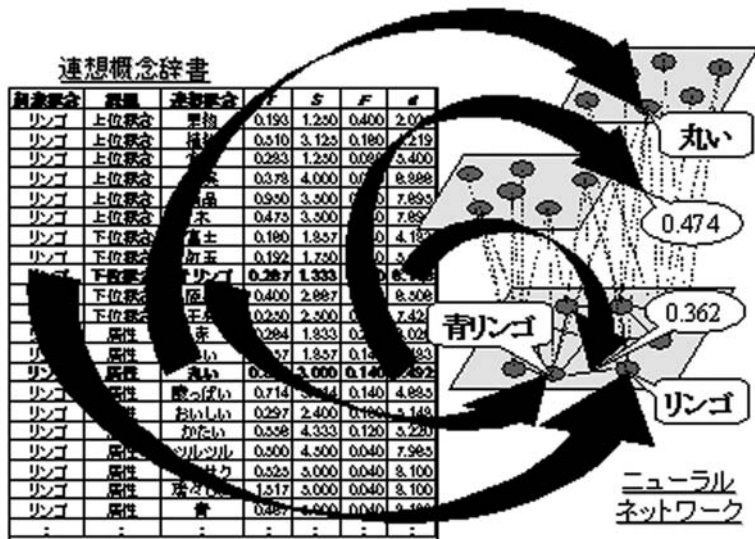


図1：連想概念辞書の実装

次に概念間の距離について、ニューラルネットワーク内の対応するニューロン間のシナプス結合強度に変換する事で実装した。ここでは特に、概念間の距離が小さいほど両者の結合強度は強く、両者は反比例すると仮定した。具体的には、ニューロン*i-j*間に形成されるシナプス結合強度 w_{ij} は、連想概念辞書に記述された概念*i-j*間の距離 d_{ij} に関する最も単純な1次の反比例項による線形の式で定義した。

$$w_{ij} = a/d_{ij} + b \tag{5}$$

ただし、 a 、 b は線形結合の定数である。 a を大きく、 b を小さくとるほど結合強度は距離の影響を強く受けるが、同時に値域が大きくなり、ニューラルネットワークの動作が発散する恐れがある。ここでは経験的に、 $a=1.0$ 、 $b=0.30$ とした。連想概念辞書における距離の定義域は、線形計画法における境界条件から $[1.0, 10.0]$ であり、結合強度の値域はほぼ $[1.03, 1.30]$ に収まる。また連想概念辞書では一般に $d_{ij} \neq d_{ji}$ であり、概念間の距離は非対称に扱うが、一方でほとんどの

場合概念間の関係が双方向では記述されておらず、これだけでは実用的な構造を形成するに至らない。そこで本研究では、連想概念辞書において一方向の結合が記述されていた場合、それはもう一方向の結合にも適応可能であると仮定し、 $w_{ij}=w_{ji}$ として結合強度を設定した。

$$w_{ij} = w_{ji} = \max(a/d_{ij} + b, a/d_{ji} + b) \quad (6)$$

ニューラルネットワークは任意の多層構造とし、刺激概念群および連想実験時の課題で分類された連想概念群を、各階層に振り分けて実装した。その際、ニューラルネットワークの総階層数や、どの階層にどの概念群を振り分けるかといった選択は、連想概念辞書を構造化する用途に応じて任意に決定できるようにした。また、各階層においてニューロンが発火する条件や、それに関連した閾値、同時発火数といったパラメータについても変更可能とし、更に各階層がそれぞれどのような発火状況になっているのかを、GUIによりリアルタイムで確認できるようにした。

3. 比喩理解システム

3.1 概要

提案システムは、ニューラルネットワーク上に実装された連想概念辞書を用いて比喩理解を解決するものである。図2に、本システムのGUIを掲載した。左側が連想概念辞書を実装したニューラルネットワークの動作を確認するGUI、右側が比喩理解の入出力を行うGUIである。



図2：システムのGUI

本システムで利用する連想概念辞書の概念データは、人間の感性的な連想をよく反映しており、比喩理解に適した概念データであると言える。本システムはこの構造化された概念データと活性伝播のダイナミクスを利用して、入力比喩を適切な比喩理解文に変換する作業を行う。具体的には「AはBだ」という形式の比喩を入力すると、システムは概念Aと概念Bを起点として、そこから概念構造のネットワークを検索し、最適な比喩理解概念Cを決定した上で「AはとてもC」という比喩理解文の形式にして出力する。ここで、A、Bはそれぞれ連想概念辞書の刺激概念、同様にCは連想概念のうち属性概念であるものとし、本稿ではそれぞれを「Target概念」「Source概念」および「Goal概念」と呼ぶ事にする。

本システムではこのような比喩理解におけるGoal概念の決定を、比較理論に基づいて実現した。以下、各理論とそれを実装したシステムについて説明する。

3.2 Goal概念の決定

比較理論とは、簡潔に言えばTarget概念とSource概念の両方に共通して関係がある概念を探索してGoal概念とする理論である (Ortony 1979)。本システムでは、この理論を連想概念辞書が実装されたニューラルネットワークの活性伝播を用いる事によって実装した。

まず、ネットワークは刺激概念の階層と属性概念の階層からなる2層構造とした。これらの階層は、システムの入力であるTarget概念およびSource概念が刺激概念、出力であるGoal概念が属性概念である前提から、それぞれ刺激概念層が入力層、属性概念層が出力層として機能する。すなわち、刺激概念層でTarget概念とSource概念に対応したニューロンを、時刻 $t=0$ で発火させると、それは両階層間に構築されたニューロン間のシナプス結合を通じて属性概念層のニューロンに伝播し、 $t=1$ の時点では式(2)に従い以下のように活性化する。

$$u_i(1) = \sum_j \sum_f w_{ij} \varepsilon(t - t_j^{(f)}) = w_{iT} \varepsilon(1) + w_{iS} \varepsilon(1) \quad (7)$$

ここで、TはTarget概念、SはSource概念に対応したニューロンを表わす。また、 $\varepsilon(1)=0.37$ と一意に定まる。

式(7)においてニューロン間のシナプス結合はそのまま連想概念辞書に記述された概念間の関係と対応しているので、ここでは結果的に、Target概念、Source概念それぞれに直接関係のある属性概念のニューロンのみが活性化する。更にこの時、属性概念層のニューロンについては2つ以上の刺激を受け取らない限り発火しないように閾値を引き上げておく事で、Target概念、Source概念双方と関係がある概念、つまり両者の共通概念のニューロンのみが発火する。 w_{iT} および w_{iS} の値域が[1.03, 1.3]である事を考慮すると、例えば属性概念層の閾値 $\theta=0.60$ とする事で条件を満たす。そしてその結果、Target概念、Source概念の入力から、両者の共通概念の出力が得られる。これはOrtonyの比較理論と、原理的に同義である。

得られた共通概念が1つだけだった場合、システムはそれをそのままGoal概念として出力する。一方、複数の共通概念が発見された場合は、ニューロンの内部電位 $u_i(t)$ が最も高かった概念 i を、Target概念およびSource概念との関係が総合的に最も強い概念と判断し、これをGoal概念として出力する。

3.3 反転比喩への対応

例えば「ロボットは人だ」という比喩に対し「人はロボットだ」という比喩を考える。これは、元となる文のSource概念とTarget概念を入れ替えた文であり、本稿では「反転比喩」と呼ぶ。これらの比喩の解釈として、一般に前者は「賢い」「スムーズ」などが、一方後者は「冷たい」「堅い」などが考えられる。このように元の比喩と反転比喩では、基本的に比喩の解釈が異なる。

比喩理解を正しく行うシステムとしては、こうしたTarget概念とSource概念を入れ替えた反転比喩についても、それぞれに適切なGoal概念を選択できるのが望ましい。しかし前節で述べた式(7)では、Target概念とSource概念を同等に扱っており、両者を入れ替えても全く同じ結果が得られるため、反転比喩に対応できない。そこで、ニューロンが発火するタイミングをずらす事でEPSPを調整し、これによってTarget概念とSource概念を非対称的に扱う事とした。具体的には、Target概念、Source概念に対応するニューロンを両方 $t=0$ で発火させるのではなく、Source概念に関しては少し遅らせた $t=2$ で発火させた。この結果、属性概念層のニューロンは $t=3$ において新たに以下の式に従い活性化する。またこの場合、 $\theta=0.50$ と修正する。

$$u_i(1) = \sum_j \sum_f w_{ij} \varepsilon(t - t_j^{(f)}) = w_{iT} \varepsilon(3) + w_{iS} \varepsilon(1) \quad (8)$$

ただし、 $\varepsilon(3)=0.15$ の定数となる。式(8)に見られるように、 $t=0$ で発火したTarget概念のニューロンは $t=2$ で発火したSource概念のニューロンと比較してEPSPが約5/12に減衰しており、共通概念のニューロンの活性値に与える両者の影響力が同等でなく、約5:12である。この比率は、楠見が加法結合モデルを用いて比喩の属性を推定(楠見1994)した際に求められたTarget概念とSource概念の比率1:2と、よく一致するものである。そしてこの非対称性の結果、上記のような反転比喩についても、元の比喩とは異なる適切なGoal概念が得られた。

4. 実験結果

4.1 準備

本システムの比喩理解に対する評価実験を行った。実験に使用する比喩は、連想概念辞書に記載された刺激概念の任意の組み合わせから構成した。

まず、刺激概念259語から出来る全ての組み合わせについて、共通して関係する属性概念が幾つ存在するかを調査した。その結果、共通概念が5個以上存在した組み合わせは71組存在し、本研究ではこれらについて比喩を構成し、実験を行った。

4.2 システムによる出力

まず、準備の段階で構成した比喩71文について、システムによる比喩理解を行った。また、各比喩のTarget概念とSource概念を入れ替えた反転比喩71文についても、同様に実験を行った。実験に用いた刺激概念のペアと、構成された比喩および反転比喩に対するシステムの出力結果を表1に示す。

この結果から全体的に、システムは各比喩に対してある程度適切な共通概念をGoal概念として選択していると言える。例えば「息子は猫だ」については「息子はとてもかわいい」、 「都市は氷河だ」については「都市はとても冷たい」、 「仕事は航海だ」については「仕事はとても楽しい」などである。一般に、比喩にはTarget概念の外見的形状を指したものや、内面的性質を指したもの、状態を指したものなどが考えられるが、本システムではTarget概念とSource概念の組み合わせによって、それぞれに最も関係の強い側面の属性概念を求める事で意図に応じた比喩理解を行っていると言える。

一方、Goal概念として選択された属性概念に着目すると、「大きい」が63回と最も多く選択されており、次いで「かたい」の21回、「広い」の8回であった。これらの属性概念は、共通概念でありながらGoal概念として選択されなかった「賢い」「厳しい」「混雑している」などと比べ、いずれも一般性の高い概念だと言える。そのため、連想概念辞書を作成する連想実験の際には多数の被験者が回答して距離が小さく設定され、その結果、これを実装した本システムでもTarget概念、Source概念との結合が最も強い共通概念としてこれらが選択されたものと考えられる。

しかし、一般性の高い属性概念は比喩理解の解として無難である一方、比喩独特の面白さを十分に表現できない可能性も考えられる。例えば「トランペットは鏡だ」という比喩には、

表1：使用した比喩とシステムの出力結果

A	B	「AはまるでBだ」	「BはまるでAだ」	A	B	「AはまるでBだ」	「BはまるでAだ」
いす	頭(あたま)	かたい	かたい	外	海	広い	広い
きゅうり	髪の毛	長い	長い	外	温度	寒い	寒い
たんす	バス	大きい	四角	季節	温度	寒い	寒い
オウム	息子	かわい	かわい	家具	頭(あたま)	かたい	かたい
オウム	黒目	丸い	かわい	岩盤	氷河	冷たい	冷たい
カラス	都市	大きい	大きい	息子	猫	かわい	かわい
ギター	ジェット機	大きい	大きい	掃除	航海	寒い	寒い
ギター	バイク	かわい	うるさい	机	氷河	かたい	かたい
ギター	膝輪	寒い	うるさい	机	頭(あたま)	かたい	かたい
グランドピアノ	ジェット機	大きい	大きい	棚	車	四角	四角
グランドピアノ	ヨット	大きい	大きい	楽器	膝輪	寒い	寒い
グランドピアノ	氷河	大きい	大きい	氷河	都市	冷たい	冷たい
ジェット機	家具	大きい	大きい	海底山脈	食器棚	大きい	大きい
ジェット機	本棚	大きい	高い	海底山脈	鼻	高い	高い
トラック	ベッド	大きい	大きい	犬	都市	大きい	大きい
トラック	動物	大きい	大きい	眉毛	鉛筆	かたい	黒
トラック	都市	大きい	大きい	研究	考え	寒い	寒い
トラック	鳥	大きい	大きい	科学	考え	寒い	寒い
トランペット	鏡	かたい	かたい	鉛筆	髪	黒	黒
バイク	氷河	かたい	かたい	飛行機	鳥	大きい	大きい
バス	ピアノ	大きい	大きい	髪の毛	髪型	長い	黒
バス	ベッド	大きい	大きい	きゅうり	鉛筆	かたい	長い
バス	机	かたい	大きい	ジェット機	ピアノ	大きい	大きい
バス	棚	四角	大きい	ジェット機	楽器	大きい	大きい
ピアノ	氷河	かたい	大きい	トラック	頭(あたま)	かたい	かたい
フェリー	棚	大きい	大きい	バス	家具	大きい	大きい
ベッド	ヨット	大きい	大きい	バス	本棚	大きい	大きい
ベッド	入り口	大きい	大きい	バス	楽器	大きい	大きい
ベッド	口	大きい	かわい	ベッド	頭(あたま)	かたい	かわい
世界地図	口	広い	広い	入り口	都市	大きい	大きい
世界地図	棚	四角	大きい	岩盤	火山	かたい	かたい
仕事	航海	寒い	寒い	氷河	海底	冷たい	冷たい
出口	都市	大きい	大きい	海	都市	広い	広い
動物	都市	大きい	大きい	空港	都市	広い	広い
地図	棚	四角	四角	鉛筆	髪の毛	黒	かたい
地球	海	広い	青				

Target概念とSource概念の間に「きれい」「ピカピカ」「冷たい」「美しい」「かたい」という5つの共通概念が存在し、このうちシステムがGoal概念として選択したのは一般性が高く結合の強い概念「かたい」であったが、この場合はむしろトランペットが鏡のように反射している様子を表現した「きれい」や「ピカピカ」の方が、比喩の意図に忠実かも知れない。

比喩理解の無難さだけでなく、その面白さについても言及していくためには、今後、概念間の距離だけでなく属性概念の一般性についても定量化し、システム上で扱っていく必要があると考える。

4.3 反転比喩の理解

比喩理解システムを客観的に評価する一つの指標として、反転比喩がどの程度正しく扱えるか、という視点が挙げられる(今井 2000)。また第5章で述べるとおり、従来の比喩理解システムで反転比喩への対応に言及したものは少ない。そこで本研究では特に、提案システムが実際にどの程度反転比喩を正しく扱えるかに重点を置いて評価した。ここでは単純に、比喩および反転比喩に対してシステムが出力したGoal概念が互いに異なっていた場合、システムは両者を区別して適切に比喩理解できていると仮定し、分析を行った。

表1に見られるように、全71例中21例で、元の比喩とは異なるGoal概念が反転比喩に対して出力された。本研究ではこれらについて、比喩に使用されているTarget概念とSource概念の特徴を分析した。具体的には各概念が、連想概念辞書の中で属性概念とどのような結合関係にあるかに焦点を当てて調査した。その結果、反転比喩を区別して扱えた成功例21例に関しては、結合数が比較的多く、様々な属性概念と関係を持っているものをTarget概念やSource概念としたもの

表2：比喩理解結果

	頻度(成功例)	頻度(失敗例)	結合数	最小距離
鉛筆	3	1	16	2.89
髪の毛	2	1	23	2.07
ギター	2	1	15	3.99
グランドピアノ	0	3	14	1.54
ジェット機	0	6	14	1.98
トラック	1	4	15	1.53

が多かった。反対に、反転比喩を区別して扱えなかった失敗例50例に関しては、属性概念との結合数は多くない代わりにその最小距離が短く、特定の属性概念と強い関係を持つものが多く使用されていた。前者については「鉛筆」「髪の毛」「ギター」、一方後者については「グランドピアノ」「ジェット機」「トラック」などが該当する。表2に、これらの概念が成功例、失敗例で使用されている頻度と、連想概念辞書中での属性概念との結合数、およびその最小距離を示す。

「鉛筆」「髪の毛」「ギター」は、様々な属性概念と広く浅い関係にある、言わば「癖の無い」概念であるのに対し、「グランドピアノ」「ジェット機」「トラック」は、特定の属性概念と狭く深い関係を持った「癖の強い」概念である。癖の強い概念で構成された比喩で反転比喩をうまく区別して扱えなかった原因としては、式(8)に従ってGoal概念を決定する際、特定の属性概念のニューロンに対する結合強度 w_{ij} の値が、発火タイミングのずれにより生じるEPSPの差を無視できる程大きくなり過ぎたために、この非対称性がGoal概念の決定に反映されなかった事が考えられる。この問題を解決するには、今後、連想概念辞書の距離をシナプス結合強度に変換する際のパラメータ a 、 b を調整して、ニューロンの活性伝播に対する結合強度とEPSPとの影響力のバランスを取るか、あるいはTarget概念とSource概念をニューラルネットワーク上で非対称に扱う新たな手法の導入を検討する必要があると考える。

4.4 感性的な比喩理解

本システムの比喩理解は、人間の感性的側面の強い連想概念辞書を実装したネットワークを利用したものであり、そのため驚くほど人間の感性に近い結果を出力するものも多い。端的な例としては「くちびるは化石だ」に対する「くちびるはとても乾いている」という出力や、「命はすみれだ」に対する「命はとても儂い」といった出力が挙げられる。これらの比喩は、連想実験から人間の連想に忠実な概念データを収集した連想概念辞書が持つ特徴を、よく反映した結果だと言える。

5. 先行研究

コンピュータによる比喩理解を目的とした研究は、これまで様々なアプローチによって精力的に展開されている。最も初期の研究としては、MartinによるLispを用いた手法(Martin 1988)があるが、解の探索が逐次的であるため実用的でないという批判がある(土井 1989)。これに対し、土井ら(土井 1989)やThomasら(Thomas 1901)はネットワークを用いた並列的な探索による比喩理解の手法を提案している。前者はネットワークの入力層、出力層の他に「感情層」を設けた事で言外の意味を考慮した点に特徴があり、後者は概念間の関係をネットワークが学習する点に特徴がある。また今井らはSD法によって得られた属性の強さをレーダーチャート上に配置し、

その上で凸包と呼ばれる幾何学的な概念を用いて比喩理解の解を決定する手法を提案している(今井 2000)。この他、Utsumiらは属性概念の意味空間上での位置情報を利用して、Target概念とSource概念の間に直接共通する属性が存在しなくとも、類似した解を創発するモデルを提案している(Utsumi 1998)。

また、システムとして完成度の高い研究としては、BarndenによるATT-Meta (Barnden 1999)が挙げられる。これはcnduit metaphorと呼ばれる意味伝達における理解のずれ(Reddy 1979)など、比喩の言語学的な知見を基に提案されたシステムである。

本研究は単に比喩理解の手法を提案したのでは無く、既存の概念データの利用という視点に立って比喩理解を解決している点に特徴がある。従来提案手法の多くは実データの利用を前提としておらず、提案手法をシステムとして実現するためには、常にその手法に合わせた大規模な概念データを収集するコストが必要であった。これに対し、本研究ではまず実データをニューラルネットワーク上に実装し、それをどの様に利用するかを含めて比喩理解のシステムを構築した。この他、連想概念辞書という人間の感性に近い概念データを利用した点や、反転比喩という視点からシステムを評価した点なども特徴として挙げられる。

6. おわりに

本稿では、連想概念辞書をIntegrated-and-Fireモデルのニューラルネットワークに実装し、これを利用して比喩理解を行うシステムを提案した。その際、Target概念とSource概念の非対称性に言及し、両者の発火タイミングをずらす事で、両者の比喩理解に影響する比率を約5:12とした。この結果、多くの属性概念と広く浅い関係にある概念から構成された比喩については、提案システムで反転比喩をうまく区別して扱う事が出来た。また幾つかの比喩に関して、連想概念辞書における人間の感性的側面をよく反映した比喩理解を確認できた。

今後の課題としては、特定の属性概念と狭く深い関係にある「癖の強い」概念に関しても比喩理解の精度を向上させる事や、属性概念の一般性の視点を導入し、比喩の面白さに言及する事などが挙げられる。また、将来的には連想概念辞書を実装したネットワークに自己組織化の機能を付与する事で、システム自身が必要な概念や概念間の関係を生成し、より豊かな比喩理解の実現へと繋げたい。

参考文献

- Barnden, J. (1999). "An Implemented System for Metaphor-Based Reasoning, With Special Application to Reasoning about Agents", In Nehaniv (Ed.), *Computation for Metaphors, Analogy, and Agents*, pp.143-153, 1999.
- Collins, A.M. and Loftus, E.F. (1975). "A Spreading-Activation Theory of Semantic Processing", *Psychological Review*, 82-6, pp.407-428, 1975.
- Collins, A.M. and Quillian, M.R. (1969). "Retrieval Time from Semantic Memory", *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 8, pp.240-247, 1969.
- 土井晃一, 佐川浩彦, 田中英彦 (1989). "ニューラルネットワークを用いた隠喩理解", 「学習のパラダイムとその応用」シンポジウム, 情報処理学会, pp.1-10, 1989.
- EDR (1990). "電子化辞書使用説明書", 1990.
- 今井 豊, 石崎 俊 (2000). "比喩理解のための顕現属性の幾何学的抽出法", *人工知能学会誌*, 15-2, pp.309-320,

- 2000.
- 楠見 孝 (1994). “比喩理解における主題の意味変化：構成語の意味相互作用”, 心理学研究, 65, pp.197-205, 1994b.
- W.Maass and C.M.Bishop (1999). “Pulsed Neural Networks”, MIT Press, 1999.
- J.H.Martin (1988). “A Computational Theory of Metaphor”, Report No.UCB/CSD 88/465, University of California Berkeley California 94720, 1988.
- Miller,G.A., Beckwin,R., Fellbaum,C., Gross,D., Miller,K. and Teng,R. (1993). “Five Papers on WordNet”, Csl report 43, Cognitive Science Laboratory Princeton University, 1993.
- Ortony,A. (1979). “Beyond literal similarity”, Psychological Review, 86, pp.161-180, 1979.
- 岡本 潤, 石崎 俊 (2001). “概念間距離の定式化と既存電子化辞書との比較”, 自然言語処理, 8-4, pp.37-54, 2001.
- Reddy,M.j. (1979). “The conduit metaphor : A case of frame conflict in our language about language”, In Ortony (Ed.), Metaphor and Thought, pp.164-201, 1979.
- Thomas,M.S.C. and Mareschal,D. (2001) . “Metaphor as categorisation : A connectionist implementation”, Metaphor and Symbol, 16, 5-27, 2001.
- A.Utsumi, K.Hori and S.Ohgusa (1998) . “An affective-similarity-based method for comprehending attributional metaphors”, Journal of Natural Language Processing, 5-3, pp.3-32, 1998.
- 内海 彰 (2000). “比喩の認知／計算モデル”, Computer Today, 2000-3, pp.34-39, 2000.

[2009. 9. 28 受理]