

隠喩理解

— 命題分解によるニューラルネットワークの利用 —

土井 晃一, 佐川 浩彦, 田中 英彦
東京大学 工学部
doi@mtl.t.u-tokyo.ac.jp

今日、隠喩理解は計算機上で自然言語理解を行なうに当たって非常に重要な問題となってきた。我々の目的は人間が隠喩理解をするのになるべく近い形で計算機に隠喩理解させることにある。隠喩理解を行なうに当たって我々はニューラルネットワークを用いた連想網を使用する。我々のシステムではニューラルネットワークの入力として文の成分の中の自立語を使用する。出力は文の解釈を優先順位をつけた形で現れる。隠喩理解の基本原則として我々は混合理論を採用した。各々の解釈を別のニューロンに割り当て、ニューロンの活性化値の大小により、優先順位をつけることにより、混合理論を実現する。

Metaphor Comprehension

- Using Neural Network by Predicate Decomposition -

Kouichi DOI, Hirohiko SAGAWA, Hidehiko TANAKA

Division of Engineering, University of Tokyo

Nowadays, metaphor comprehension is very important for natural language comprehension on computers. Our objective is to comprehend metaphor by computer in the same way as man comprehends metaphor. For the metaphor comprehension, we use associative network. Associative network is realized using neural network. In our system, as input to the neural network, independent words in sentences is used. Then output from the network represents the best interpretation of the sentence. Our metaphor comprehension model is based on the interaction theory. Mixture theory is realized by assigning each neuron each interpretation, and by ordering neurons according to size of activation values.

1 はじめに

今日、隠喩理解は計算機上で自然言語理解を行なうに当たって非常に重要な問題となってきた。

「プログラムが走る」という例で考えると、「走る」という語はそもそも物理的に物体が移動することを表したが、「実行する」という意味が本来の意味につけ加わったことになる。このように隠喩理解を行なうことにより、知識獲得が可能となる。

我々の目的は人間が隠喩理解をするのになるべく近い形で計算機に隠喩理解させることにある。隠喩理解を行なうに当たって我々は連想網を使用する。連想網はニューラルネットワークを用いて実現される。我々のシステムではニューラルネットワークの入力として文の成分の中の自立語を使用する。出力は文の解釈が優先順位をつけた形で現れる。この考え方は混合理論 [1] に基づいている。

本論文では特に「生きた隠喩」を扱う。「生きた隠喩」はステレオタイプ化されていない隠喩の種類で、これに対してステレオタイプ化された隠喩を「死んだ隠喩」と呼ぶ。我々はニューラルネットワークによる連想網の実現を基礎にして、連想網からの出力を連想網の外で用いる混合理論を利用した隠喩理解の方式を提案する。

我々のニューラルネットワークを用いた隠喩理解モデルは相互作用説 [2] に基づいている。相互作用説によると隠喩の中の単語はお互いに影響を受け、意味が変化する。例えば「人間は狼である」という例をとると、「人間」も「狼」も共に「残酷である」あるいは「孤独である」といった意味を帯びてくる。

このような単語の意味の変化をニューラルネットワーク内の重み、しきい値を使うことにより、扱うことができる。さらに意味の変化を学習させることもできる。

我々は混合理論に基づいた隠喩理解モデルを提案する。心理学の混合理論によると、

1. 多義個所に至ると、聞きては複数の解釈を

算出する。

2. その中から、文脈を利用して最適の解釈を選択しようとする。
3. 文が終るまでに多義性が解消しなかった時にも、一つを選びそれに固執する。
4. 選んだ解釈が後続の文脈に合わない時には、前の節の表層構造を想起し直して、新しい解釈を算出しようとする。

となる。

すなわち我々は1の各々の解釈を出力層の別のニューロンに割り当て、ニューロンの活性値の大小により、優先順位をつけ、これをニューラルネットワークの外から含意を探索するという方法で混合理論を実現する。

2 隠喩理解システムの全体構成

我々の隠喩理解モデルは図1で示す通り、七つの部分からなる。[3]

この全体構成は、スベルベルの象徴解釈のモデルに基づいている [4]。「人間は狼である」という例で説明する。まず入力部でパースし、「人間」と「狼」は内部形式である "man" と "wolf" に置き換えられる。

次に自立語抽出ルーチンで、パースされた文章を自立語の組に分解し、[man, wolf] という一つの組にまとめられる。この組が後にニューラルネットワークの入力として使われる。各々の自立語の組は隠喩検出ルーチンで隠喩的要素を持つかどうか調べられる [5]。隠喩的要素を持つ可能性があるものとしては、

1. 包含関係がおかしいもの
例「人間は狼である」
2. 属性関係がおかしいもの
例「貿易摩擦」
3. 現実の状況と合わないもの
例 とても酔っている人に対して「彼は少し酔っている」と言う場合

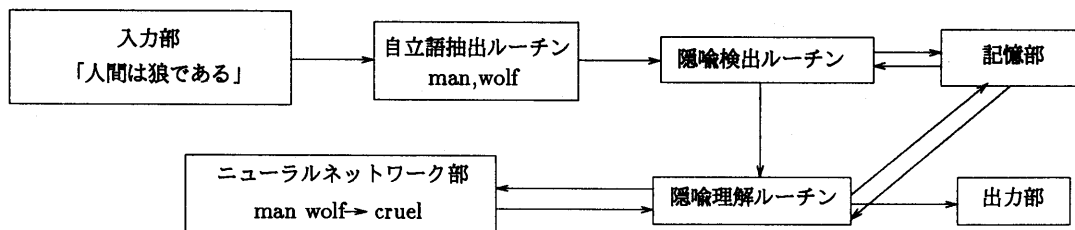


図 1: 隠喩理解システムの全体構成

4. 常識のレベルに反するもの

例「人間は動物である」

5. 諺に関するもの

例「隣の花は赤い」

が挙げられる。このうち今回扱うのは1、2、3の三つである。

隠喩検出ルーチンで隠喩的要素を持つと判定された自立語の組は隠喩理解ルーチンに入り、その真の意味を探索される。真の意味の探索にはニューラルネットワークを使い、入力として自立語の組の二つの要素である”man”と”wolf”が使われる。出力としては入力によって活性化された”cruel”というノードが選択される。

”cruel”という意味が算出されたので、隠喩理解ルーチンは出力部に”man”, ”cruel”という一組の命題を出力する。出力部はこれを文章の形にして「人間は残酷である」という出力を出す。

3 自立語抽出ルーチン

入力部から入ってきた文はここで自立語を抽出される。ここで扱う文は単文に限るものとし、複文、重文は扱わない。石を人に例えた隠喩を例にとりて説明する。入力文と例えられたもの、その含意を付録に表5に示す。入力文は文献[6]を参照した。出典は直喩であるがここでは隠喩形に直した。さらに類義語は可能な限り一つの語で表し、同じノードに割り当てられることとした。

これらの入力で使われるノードは

人、石、鉄、気持ち、身体、都会、断層、坂道、沈黙、つまらない、感情の無い、重い、動かない、関係の無い、弾き返される、確かな、無知な、転げ落ちる、固い、邪魔な、はずんだ、意識の無い、黙って、退屈な、無言の、蹴飛ばす、生きる、なかなか、起き上がる、見る、冷然と、尻目にかける、前、立つ、背を見せる、背に負う、感じる、熱心に、落ち込む、迂回する、座り込む、立ちすくむ、かけおける、眠りに落ちる、急に、生き返る、捨てる、食べる、別れる

となる。

出力層として準備されているノードは

つまらないもの、非情な、感情の無い、重い、動かない、関係の無い、隙間もない、動じない、弾き返される、確かな、無知な、転げ落ちる、固い、邪魔な、弾んだ、意識の無い、黙って、退屈な、無言の

となる。これだけ広い範囲の文が扱える。

このように自立語抽出ルーチンで文法的問題を吸収する。隠喩理解ルーチンには付属語部分を取り除いた、自立語部分だけからなる内部構造を自立語の組として送り出す。これらの例では「人」と「石」とその他の自立語がニューラル・ネットワークの入力となることになる。

「例えられたもの」が何であるかの判定も本当は必要であるが、これは指示代名詞の指す内容を求めることと本質的に同じことであるのでここでは指示対象は分かっているものとする。

4 ニューラルネットワーク部

4.1 ニューラルネットワークによる連想網

ニューラルネットワークにはさまざまな特徴があるが、その中でも、連想網を実現する場合に注目すべき特徴としては、以下のものが挙げられる。

- 高度な並列分散処理
- 柔軟性のある連想機能
- 新しい入力に対する学習機能

隠喩理解では、単語の新しい意味を解析するために、概念間の連想関係を検索する必要がある。しかし、システムが大規模になると、これには多大な計算量を要する。ニューラルネットワークを利用することによって、概念間の関係は単純な数値演算によって計算することができる。また、並列分散処理によって、高速な処理が行なえる。

ニューラルネットワークは、連想機能をもっており、入力が不十分であっても与えられた入力から最も正しいと予想される答えを出力することができる。すなわち、今までになかった隠喩が入力された場合でも、システムは、柔軟性のある連想機能によって、それまでの知識から最も正しいと予想される意味を出力できることが期待できる。

連想によって正しい意味が得られない場合は、システムにそれを新しい概念として記憶する必要がある。ニューラルネットワークによる連想網では、入力文とその意味をネットワークに提示することにより、学習機能を利用して簡単にシステムに記憶することができる。また、連想によって得られた概念の関係を強化するためにも学習機能が利用できる。

4.2 ニューラルネットワークの構成

連想網に使用するニューラルネットワークを図2に示す。このニューラルネットワークは、入力層、中間層、出力層の3層から構成される階層型のネットワークである。

ネットワークへの入力としては、前述したように入力文を単語に分解し、さらに自立語部分だけを取り出した単語の組を使用する。例えば、「人は石だ」の場合、「人」と「石」に分解される。このように、入力文を単語の組に分解することによって、ネットワークの簡略化、検索範囲の狭小化、速度の高速化を行うことができる。

入力層の各ノードには、それぞれ、これらの単語が割り当てられており、実際にネットワークに入力を与える場合には、取り出した自立語に対応するニューロンを活性化し(1.0に設定する)、それ以外のノードは活性化しない(0.0に設定する)。「人は石だ」場合は、「人」と「石」に対応するノードのみを活性化することになる。

中間層は、一般に隠れ層と呼ばれ、ニューラルネットワークが入力と出力の関係を満足するように、学習によって自己組織化される部分である。パターン認識においては、これは、特定の幾何学的特徴に対してのみ反応する特徴抽出細胞が生成されることに関連する。これを連想網の場合にあてはめると、入力として与えられた概念間の特定の関係に対して活性化するノードが生成されることになり、概念形成につながると考えられる。

出力層には、隠喩の意味を表す概念が各ノードに割り当てられている。入力を与えてネットワークを次の式に従って動作させる。

$$u_i^k = f\left(\sum_j w_i^k{}^{k-1} u_j^{k-1} - \theta_i^k\right)$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(x)}$$

u_i^k : k 層のノード i の活性値

$w_i^k{}^{k-1}$: $k-1$ 層のノード j から k 層の

ノード i への重み

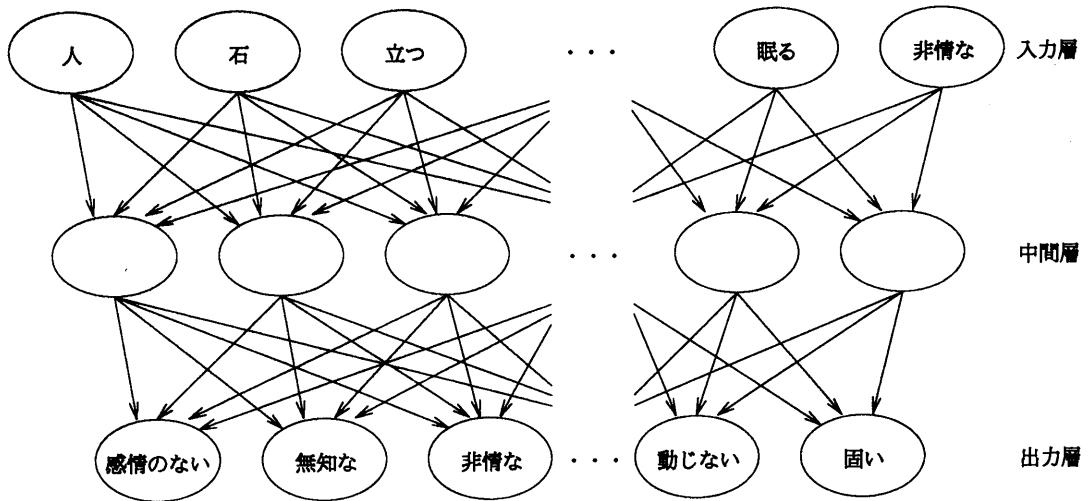


図 2: ニューラルネットワークの構成

θ_i^k : k 層のノード i の閾値

その結果、入力文が表す意味に対応するノードが、優先順位を計算された形で活性化される。その中で、最も大きな値を持つノードを隠喩の意味の第一候補として選択する。もし、後の文脈でその解釈が合わない場合は、次に活性値の大きいノードを選択する。

このネットワークで用いている概念の表現法は、局所表現と呼ばれる。局所表現は、ニューラルネットワーク向きではないが、従来のシステムとのインターフェイスは簡単になる。また、出力層に割り当てられる概念は、入力層の概念の属性となる。よって、このニューラルネットワークでは、中間層のニューロンによって、入力された概念間の特定の関係を選択し、出力層の属性の内その関係に対応した属性を選択的に活性化していると見ることができる。この意味では、中間層および出力層においては、一種の分散表現になっていると見ることができる。

このネットワークでは、概念間の関係を概念とその属性というような単純な形で表現している。このため、意味ネットワークのような階層的な概念間の関係を明確にしなくても、新しい概念の学習を容易に行なうことができ、また、検索範囲の狭小化、処

理の高速化にもなる。

4.3 実験および結果

実際に小規模な連想網をニューラルネットワークで実現する実験を行なった。ニューラルネットワークへの入力および出力として、石に関する隠喩、計 27 文から生成された単語の組とそれらによって表される意味を用意した。それらを表 2 に示す。

ノード間の重み設定は学習によって行なう。そのため、表 2 の単語を順次ニューラルネットワークの入力と出力に提示して、学習を行なった。学習には、誤差逆伝搬法による補習学習法 [7] を用いた。

誤差逆伝搬法は、各入出力パターンに対して以下の式に従って重みを学習させる。

$$J = \sum_i (u_i^3 - e_i)^2$$

$$\Delta w_{ij}^{k, k-1}(t+1) = -\epsilon \frac{\partial J}{\partial w_{ij}^{k, k-1}} + \alpha \Delta w_{ij}^{k, k-1}(t)$$

e_i : 教師信号

ϵ : 学習レート

α : モーメンタム

補習学習は、出力誤差が許容範囲内でないパターン、

すなわち、正しく学習されていないパターンに対してのみ誤差逆伝搬法による学習を行なう方法である。この学習法を用いることにより、学習の高速化が行なえる。また、全てのパターンに対して同時に学習を行なう場合に比べて、均一な学習を行うことができる。

今回の実験では、学習のパラメータは、学習レート0.1、モーメンタム0.4とした。また、収束判定は、教師信号からの誤差が各出力ノードで0.4以内になった時とした。

学習の結果、与えられた入出力関係を満足するようなネットワークが構成されることが確認された。

しかし、この学習法では、柔軟な連想機能が十分に活用できないことがわかった。例えば、実験で用いた入力文を学習したネットワークに対して「人」のみを与えた場合に、全ての「人」の属性がある程度(例えば0.3)まで活性化されなければ前述したような柔軟性のある連想網は実現できない。しかし、この学習によって得られたネットワークでは、ほとんど活性化されない。これは、ネットワークが、与えられた入出力に対してのみ最適化されてしまうためと考えられる。このため、学習法については、さらに検討を要する。

5 隠喩理解ルーチン

隠喩理解ルーチンは次のような要素を持つ内部表現を単位として処理を進める。この内部表現一つは一つの意味単位に相当し、必ずしも一つの文とは対応しない。

1. 意味上の主語
2. 1への修飾語
3. 意味上の述語
4. 3への修飾語
5. 動詞
6. 5への修飾語
7. 直接目的語

8. 7への修飾語
9. 間接目的語
10. 9への修飾語
11. 文全体への修飾語
12. 感情
13. 含意
14. 妥当性

隠喩検出ルーチンでは内部構造の1から11までを用いる。従来のフレームと違う点は「感情」と「妥当性」を扱えることである。「感情」のスロットには単位内部構造の含意を表し、同時に文が発話された時の発話者の感情を保持する。「妥当性」のスロットにはこの内部構造の妥当性を多値で表現する。真偽値が決まらないようなものに対してはここで吸収する。

これを同じ文に対する別の含意を持つ場合に適用してみる。

「人は石だ」「涙一つ流さなかった」

「人は石だ」「チェスも知らない」

という二つの例に当てはめると表1のようになる。両方の例ともニューラル・ネットワークからの連想により[8]1の文の12(感情)に最初「固い」が入り、次の文が入ってくると2の場合は「感情がない」、3の場合は「無知な」が入ることになり、これに従って1の12はそれぞれ「感情がない」、「無知な」を選択することになる。つまり「人は感情がない」、「人は無知だ」をそれぞれ意味として取ることになる。これで意味の整合性が取れたので、隠喩の理解が完了したとみなされる。このようにして隠喩理解が進んでいく。

6 おわりに

本論文では、連想網で隠喩の意味を探索し、周りの文との整合性をとることにより、隠喩理解をする方法を示した。今後の課題としては

1. 連想網の拡大、融合
2. 感情の扱い方

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	人		石		だ								固い	妥当
2	人				流す	一つ	涙							非妥当
3	人				知る		チェス							非妥当

表 1: 内部表現の例

3. 妥当性の扱い方
4. 諺の取り扱い
5. 常識のレベルに反したものの取り扱い

等と、隠喩理解ルーチンの実装を予定している。

参考文献

- [1] H.H.Clark, E.V.Clark, 藤永 保他訳. 心理言語学. 新曜社, 1977.
- [2] M. Black. *Metaphor*, volume 55 of *Proceedings of the Aristotelian Society*, pp. 273-294. Harrison & Sons Ltd. London, 1954.
- [3] 土井晃一, 佐川浩彦, 田中英彦. 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, pp. 1-10. 情報処理学会, 1989.
- [4] 菅野盾樹. メタファーの記号論. 勁草書房, 1985.
- [5] 土井晃一, 田中英彦. スペルベルの象徴解釈モデルに基づく隠喩の検出. 情報処理学会論文誌, Vol. 30, No. 10, pp. 1265-1273, 10月1989.
- [6] 中村明. 比喩表現辞典. 角川書店, 1977.
- [7] 益岡竜介, 渡部信雄, 川村旭, 大和田有理, 浅川和雄. バックプロパゲーションにおける高速アルゴリズムの研究 - 補習学習 -. 情報処理学会第39回全国大会 2D-1, pp. 383-384, 1989.
- [8] 佐川浩彦, 土井晃一, 田中英彦. ニューラルネットワークによる隠喩理解のための連想網. 情報処理学会第40回全国大会, 1990.

表 2: 石に関連する隠喩

番号	入力文	命題の組み	その含意	感情
1	「石は蹴飛ばされて生きてゆく」	(stone,man,kick,live)	つまらないもの	哀
2	「非情な石」	(stone,man,inanimate)	非情な	怒
3	「人は石だ」	(stone,man)	感情の無い	怒
4	「石はなかなか起き上がらなかった」	(stone,man,not_easy,rise)	重い	哀
5	「石を見ていると」	(stone,man,look)	動かない	哀
6	「石を冷然と尻目に向けた」	(stone,man,coldly,disregard)	関係のない	怒
7	「石を前にして立った」	(stone,man,front,stand)	隙間もない、動かない	怒
8	「石は背を見せて、動かなかった」	(stone,man,turn_back,not_move)	動かない	怒
9	「石は立ち上がった」	(stone,man,stand)	動じない	怒
10	「石が鉄を背に負うような心持」	(stone,man,shoulder,feeling)	重い	哀
11	「石には弾き返されるばかりだった」	(stone,man,flick)	弾き返される	哀
12	「石は確かなものに感じられた」	(stone,man,sure,feel)	確かな	楽
13	「石は熱心に爺さんを見つめている」	(stone,man,eagerly,look)	動かない	楽
14	「僧侶は石だ」	(stone,man)	無知な	怒
15	「石が転げ落ちた」	(stone,man,fall_down)	転げ落ちる	哀
16	「石は堅い身体だった」	(stone,man,hard,body)	固い	哀
17	「石は身を固くした」	(stone,man,hard,body)	固い	哀
18	「石が都会の断層の中に落ちこんでいく」	(stone,man,city,gap,fall_down)	重い	哀
19	「石を迂回した」	(stone,man,detour)	邪魔な	怒
20	「石が座り込んでしまった」	(stone,man,sit)	固い	怒
21	「石が立ちすくんでしまった」	(stone,man,petrify)	動かない	哀
22	「石は坂道をかけおりた」	(stone,man,slope,run_down)	はずんだ	喜
23	「石は眠りに落ちた」	(stone,man,sleep)	動かない、意識の無い	喜
24	「石の沈黙から急に生き返って来る」	(stone,man,silent,rapid,revive)	動かない	怒
25	「石は黙っていた」	(stone,man,silent)	黙って	怒
26	「石を喰って黙りこくった」	(stone,man,eat,silent)	重い、感情の無い	怒
27	「捨てられた石」	(stone,man,junk)	退屈な	怒
28	「石は彼女と別れてきた」	(stone,man,apart)	無言の	哀