

文法形成における非論理的推論と多義的発話の役割

金野 武司, 橋本 敬

北陸先端科学技術大学院大学 知識科学研究科

概要: 本論では, 非論理的推論, 多義的発話, 意味変化の関係を, 文化進化を通じた文法形成の計算機実験を用いて考察し, 次のことを示す. 1. 非論理的推論によって表現可能な意味空間が拡大されると共に多義的発話が生じる. 2. 多義的発話は意味変化を間接的に増加させる働きを持つ. 3. 多義的発話を抑制する仕組みを加えても合成的な言語が形成される. この結果から, ヒトの言語学習には非論理的な推論を適切に制御する仕組みがあると考えられることを示唆する.

The Role of Illogical Inferences with Polysemic Utterances for Grammar Formation

Takeshi Konno and Takashi Hashimoto

School of Knowledge Science,

Japan Advanced Institute of Science and Technology

{t-konno, hash}@jaist.ac.jp

Abstract: In this paper, we study on relationships among illogical inferences, polysemic utterances, and meaning changes using computational experiments for grammar formation through cultural evolution. In the experiments, we show that: 1. the illogical inferences expand expressible meaning space and cause polysemic utterances, 2. the polysemic utterances increase meaning changes indirectly, 3. compositional language is acquired even under a restraint mechanism of polysemic utterances. From these results, we suggest that the humans may have a mechanism which controls the illogical inferences adequately for language learning.

1 はじめに

人類が言語を形成してきた過程を, 文化進化の観点から計算モデルを構築して調査する研究がある (Kirby, 2002). このモデルでは, 親子間の言語伝達が複数世代に渡って行なわれ, その過程で合成性を持った言語が形成されることが示されている. ここで合成性を持った言語とは, 単語の意味の組み合わせによって文の意味が決まるような形式を持つ言語のことである¹. この合成性を持った言語が形成される過程が, 文化進化における原初的な文法形成²に相当すると考えられている.

この文法形成の計算モデルにおいて, 橋本・中塚 (2007) は言語的類推と呼ぶ学習規則が文法の形成に重要な役割を果たすことを指摘している. 本論は, その学習規則が非論理的な推論に基づくものであり, そ

れゆえに発話の一義性が損なわれた言語が形成される場合があると共に, その多義的発話がどのような働きを持っているのかを計算機実験により示すことを目的とする.

2 文法形成の計算モデル

計算モデルには繰り返し学習モデル (Kirby, 2002) が用いられる (図 1). このモデルでは, 親と子が同じ状況を見ながら親が子に向かって発話する状況が設定される. 子は一方的に親の発話を聞き続け, ある一定回数の発話を聞くと, 今度は子が親になってまた別の子に同じことを繰り返す. 親子は 1 つの状況から同じ意味を受け取り, その意味は【動詞 (主語, 目的語)】の構造で構成される. 動詞にはあらかじめ用意された 5 つの意味要素³が使われ, 主語と目的語にもまた別の 5 つの意味要素⁴が使われる. 主語と目的語には同じ意味要素が入らないように状況を

¹先行研究では, 例えば「tiger eats rabbit」という意味に最初は/adoisbyasodf/という発話 (もちろん我々には何の意味もない) が割り当てられている. この状態がやがて, tiger には/adois/, eats には/bya/, rabbit には/sodf/がそれぞれ割り当てられ, その組合せによって別の意味を持った文を生成できるようになる過程が示されている.

²本論での文法形成は, 個体発生 (個体の発達) の文脈ではなく系統発生 (文化進化) の文脈で用いる.

³like, hate, love, detest, admire

⁴Mary, John, Pete, Sam, Tom. これらはモデルの振る舞いを観察する者 (実験者) の理解を助けるためのものであり, 我々と同様の意味を持つことを設定するものではない.

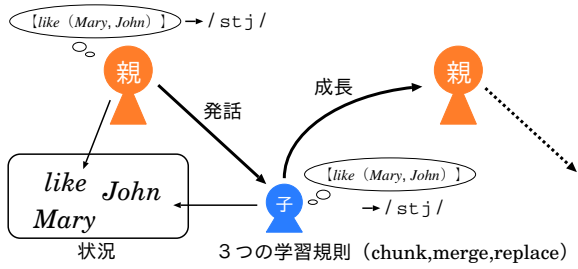
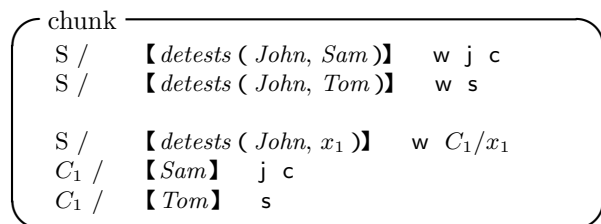


図 1: 計算モデルの概略図

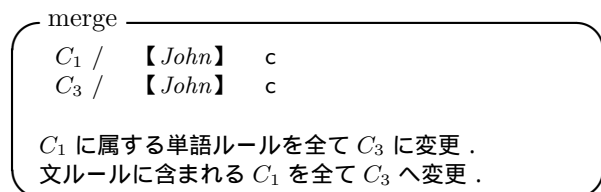
設定するので、親子が構成できる意味の数は 100 個 ($5 \times 5 \times 4$) である。

親子は共に意味と発話のセットから構成されるルールを持ち、親は状況から構成する意味に対して、そのルールに基づいた発話を生成する。その意味に該当するルールがない場合には、最大 3 つまでのアルファベットをランダムに組み合わせた文字列を生成する。

子は、状況から構成する意味 (例えば【like (Mary, John)】) と親から聞いた発話 (例えば/stj/) のセットをルールに保存する。子はルールが追加されるたびに 3 つの学習規則 (chunk, merge, replace) を適用する。



各ルールの左辺が意味、右辺がそれに対応する発話である。ルールの先頭に付けられた s は、それが文ルールであることを意味する。2 つの文ルールを比較したとき、意味に 1 つだけ違いがあり、かつ発話においても共通部分を持ちながら、異なる部分を 1 つのまとまりとして抽出できる場合⁵、chunk は意味要素を一般化要素 (x_1) に置き換えて新たに C_1 というカテゴリを作成し、そこにそれぞれの意味要素のルールを作成する。こうして作成されるルールを単語ルールと呼ぶ。また文ルールに関して、一般化された要素が 1 つの場合を合成度 1 と表現する⁶。

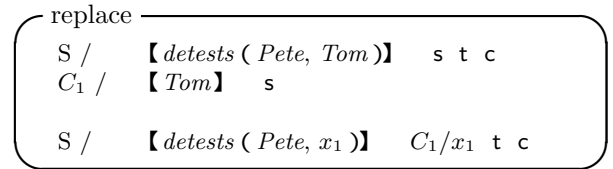


merge は異なるカテゴリの単語ルールに全く同じ

⁵意味は Sam と Tom だけが違い、発話は jc と s が違いとして抽出できる。

⁶1 つの文ルールの最大合成度は 3 である。

ルールがあるとき、一方のカテゴリを他方のカテゴリに統合する。上に示したのは C_1 を C_3 に統合する場合の操作内容である。この操作によって、 C_1 に含まれる上記単語ルール (【John】 c) を含め全ての単語ルールのカテゴリが C_3 になる。



replace は、単語ルールの持つ意味とその意味に対応する発話が 1 つの文ルール内にある場合に、その一致箇所を一般化要素に置き換える。

3 つの学習規則は親の発話を聞く毎に実施し、3 つのルールが適用できなくなるまで何度でも繰り返す。こうして形成されるルールセットを持って子は親になり、世代が更新される。親があるルールを用いて発話を生成するとき、適用できるルールが複数ある場合には合成度の高いルールを優先して使用する。また、合成度の高いルールが適用されたとき、一般化要素に適合する単語ルールがない場合には、その部分に関して 1 つの発話文字をランダムに創出する⁷。

3 文法の形成と多義的発話の発生

1 世代で親は子に 50 の状況に対する発話を聞かせる。これを複数世代に渡って繰り返したときのルール数と表現度、および多義的発話比率の平均推移を図 2 に示す。あるルールセット G の表現度は次式で計算する。

$$\text{表現度} = \frac{G \text{ で生成できる意味数}}{\text{全意味数}} \times 100 [\%] \quad (1)$$

ここで全意味数は 100 である。多義的発話比率は、形成されるルールセット G を使って全ての意味を発話したとき、同じ文字列によって表現される発話がどの程度の比率で含まれているのかを表す。

子は全ての意味に対する発話を聞かなくとも、全ての意味を表現できるようになる。また、その学習において形成するルールは合成度を高め、結果としてルール数は平均して 16 個程度にまで減少する⁸。この結果から、後続世代の親子には、少ないルール数で高い表現度を実現する合成的言語が形成されていることが分かる。

しかし、図 2 に同時に掲載した多義的発話比率を見ると、平均的にある程度の比率で多義的発話が生

⁷創出する文字数を大きくすると、ルールに形成される発話文字数が多くなっていく。本論では観察される現象を簡潔にするために、創出する文字数が 1 の場合を論じる。

⁸9000 世代以降の 1000 世代での 1 ルールあたりの平均合成度は 2.77 ($\sigma = 0.382$)。ルール数の平均は 16.25 ($\sigma = 5.218$)。

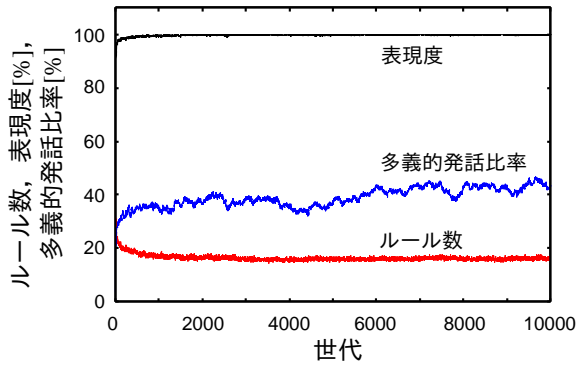


図 2: ルール数, 表現度および多義的発話比率の平均推移 (100 回のシミュレーションの平均)

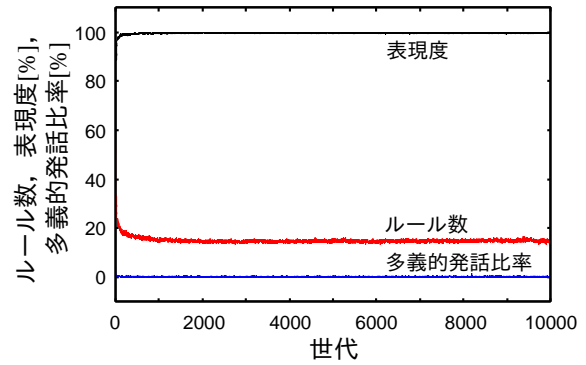


図 4: 多義的発話の発生を抑制した場合のルール数と表現度, および多義的発話比率の推移

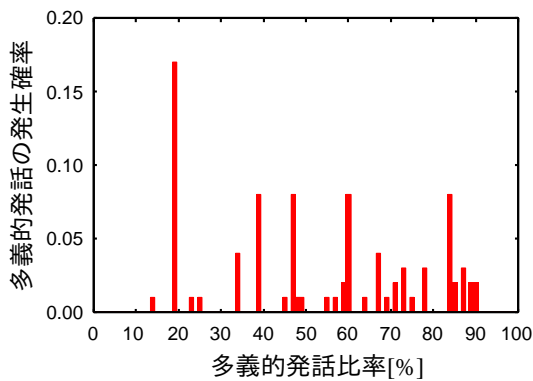


図 3: 多義的発話の発生頻度

成されていることが分かる。9000 世代以降の 1000 世代における多義的発話比率の確率分布は図 3 のようになっている。ここでは, 表現可能な意味のうち多義になっている発話が 80[%] を越えている世代も少なくないことが確認できる。つまり, このモデルにおいて形成されるルールセット (言語) では, 発話の一義性が著しく損なわれている場合がある⁹。

4 多義的発話の抑制と文法形成

多義的発話を生成するルールセットが形成される機会は子の学習過程にある。そこで, 学習過程で多義的発話を生成するルールセットの形成を抑制した場合にどのようなルールセットが形成されるのかを調査する。具体的にはまず, 子が発話を受け取ったとき, 適用可能な学習操作を仮に実施してみる。それによってもしも多義的発話が生成されるならば, その学習規則を適用しないという操作を実施する。

図 4 に多義的発話の発生を抑制した場合のルール数と表現度, および多義的発話比率の平均推移を示す (設定は図 2 の場合と同じ)。結果は, 前節と同

⁹ ヒトの言語は多義的だが, だからといってヒトは 2 つの意味を同じ言葉でしか表現できないわけではない。翻ってこのモデルでは, 2 つの意味を同じ発話でしか表現することができない言語が形成される。

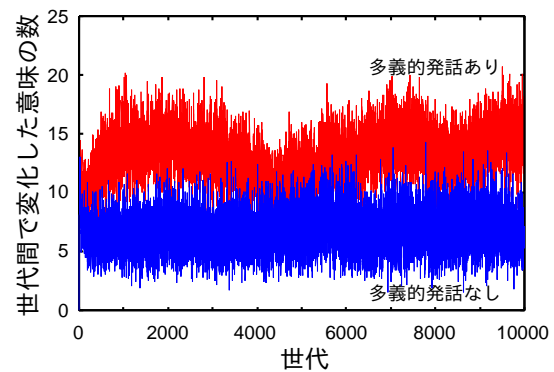


図 5: 多義的発話抑制あり / なしでの意味変化の推移

じように少ないルール数での高い表現度が実現される¹⁰。つまり, 多義的発話を抑制しても, 合成性の高い言語が形成されるという意味での文法形成が確認できたのである。では, 多義的発話にはどのような働きがあるのだろうか。

これを調べるため, 本論ではこの文法形成のモデルでもう 1 つ注目されている意味変化の現象に着目する。意味変化は, ある意味に対して親が用いた発話とは異なる表現を子がするようになることである。世代間で意味が変化していく現象には, 文法の変化を引き起こす役割があると考えられている (橋本・中塚, 2007)。

そこで本論では, 多義的発話の有無によって意味変化の頻度がどのように変わるのかを調査してみる。図 5 は, 全ての意味のうち親子が共に生成可能な意味¹¹において, 親子間で発話表現が一致していない数の平均推移を調べたものである。これを見ると, 多義的発話がある場合の方が意味の変化が多くなっている¹²。

¹⁰ 図 4 では多義的発話がわずかに発生しているが, これは親がランダムに創出した発話の中に多義的発話があったもので, 学習によって生じたものではない。

¹¹ 図 2, 4 の表現度は共にほぼ 100[%] に達しているので, 親子はそれぞれの世代で常にほぼ全ての意味を表現できる状態にある。

¹² 等分散性を仮定しない Welch の t 検定における有意水準 5% での両側検定では $p = 2.2 \times 10^{-16}$ である。

では、多義的発話の量と意味変化には直接的な因果関係があるだろうか。子のルールに多義的発話が形成されている場合に、それが次世代以降の意味変化とどの程度の相関を持つのかを調べる。表1は、ある世代での子の多義的発話の量と、その後N世代に渡る意味変化量の平均値に関して、10000世代での相関係数¹³を算出したものである。Nが1の場合、すなわち多義的発話が発生してすぐ次の世代で、意味の変化がどの程度発生するのかを調べると、相関係数はわずか0.19である。Nを後続世代に延ばしていくと、相関係数は0.35まで上昇する。この結果から、多義的発話の量は意味変化の量に間接的に関与していることが分かる。

5 議論

本研究のモデルでは、子是用意された意味空間の半分の発話だけを聞いて、全ての意味を表現するルールセットを形成できる。それは、子が持つ学習規則が聞いたことのない意味を補うことができるからである。合成度の高いルールの形成には、意味と発話の類似性から発話に切れ目を見つける chunk の操作が必須である。一方、chunk によって発生した単語ルールを基に意味空間を上げていくのは merge と replace である¹⁴。このとき、merge と replace による推論には、まだ聞いていない意味の発話が親と同じではない可能性が含まれる。これは merge や replace が、あるカテゴリに含まれる単語ルールのうち、一部が一致するだけでそれをカテゴリ間の一致として拡大解釈・適用するために起こる。このことから本論では、親とは異なる発話をする可能性があるルールを形成する merge と replace を、非論理的な推論による学習規則だと考える。

不十分な量の発話から表現可能な意味空間を拡げるには、非論理的な推論が必須であろう。しかし、merge と replace の無条件の適用は多義的発話の発生を招き、伝達される発話の一義性を失わせることになる¹⁵。ただし、多義的発話を生成しない場合に限って merge や replace を適用しても、少ないルールでの高い表現度は実現できる。ヒトの言語学習においても、不十分な量の発話から表現可能な意味空間を拡大していく過程があると考えられるが、ヒトの場合には発話の一義性を失うようなことにはなら

表 1: 多義的発話の量と意味変化量の相関係数

世代間隔 (N)	1	5	10	50	100
相関係数	0.19	0.29	0.32	0.35	0.35

¹³ピアソンの積率相関係数

¹⁴橋本・中塚 (2007) は、特に replace が文法形成を実現していることを見出し、これを言語的類推能力と呼んでいる。

¹⁵chunk では多義的発話は発生しない。

ない。このことから、ヒトには merge や replace のような非論理的な推論を適切に制御する仕組みがあるのではないかと考えられる¹⁶。

次に、多義的発話と意味変化の関係を考察する。多義的発話の持つ1つの役割は、意味の変化を間接的に増加させることである。ところが、本論の計算モデルと同じ枠組みを使ってヒトを対象に認知実験を行なった研究 (Kirby et al., 2008) では、多義的な表現が形成されている方が意味の変化が少ないという結果が示されている。これは、異なる意味が同じ形式で表現される方が、相手の言語を覚えやすいという観点で当たり前の結果であろう。ではなぜ、本論の計算モデルにおいては多義的発話が多い場合に意味の変化が増加するのだろうか。これを解明するには、計算モデルにおいて意味の変化が起こる仕組みと、多義的発話を生成するルールセットが形成される仕組みを明らかにする必要がある¹⁷。これを認知実験から得られる知見と比較・検討することで、ヒトの文法形成に関与する認知傾向の仕組みについての理解を深めることができるものと考えられる。

6 結論

本論では、計算モデルに抽象的に表現した言語の世代間継承において、表現可能な意味空間が非論理的な推論によって拡大されると共に、多義的な発話が生じることを明らかにした。また、続く実験において多義的な発話を抑制した合成的言語の形成が可能であることを示し、その非論理的な推論には適切な制御の仕組みが必要とされるのではないかと考えられることを示唆した。さらに、その非論理的な推論によって生じる多義的な発話には、意味の変化を間接的に増加させる働きがあることを示した。

参考文献

- 橋本敬・中塚雅也 (2007) 「文法化の構成的モデル化—進化言語学からの考察—」、『日本認知言語学会論文集』, 第7巻, 33–43頁。
- Kirby, S. (2002) “Learning, bottlenecks and the evolution of recursive syntax,” in E.J. Briscoe ed. *Linguistic evolution through language acquisition*: Cambridge University Press, pp. 173–203.
- Kirby, S., H. Cornish, and K. Smith (2008) “Cumulative cultural evolution in the laboratory: An experimental approach to the origins of structure in human language,” *PNAS*, Vol. 105, No. 31, pp. 10681–10686.

¹⁶本論が行なったような、全ての意味に対して予め多義的発話の発生を確認することは実際には不可能である。非論理的な推論によって生じる多義的発話をヒトが制御するメカニズムは別途検討する必要がある。

¹⁷意味変化の仕組みに関しては、親から聞いた発話を無視して、非論理的推論によって形成された合成度の高いルールが使われることによって起こることが分かっている。