

意味の多重性を考慮した文法獲得モデルの構築

Construction of a Language Acquisition Model under Multiple Cognition

須藤 洸基*¹ 的場 隆一*²
Hiroki Sudo Ryuichi Matoba

*¹富山高等専門学校 専攻科 制御情報システム工学専攻
Control Information System Engineering Program, Advanced Course, Toyama National College of Technology

*²富山高等専門学校 電子情報工学科
Department of Electronics and Computer Engineering, Toyama National College of Technology

An infant has ability to generalize parent's utterances to create grammar rules. Considering infant's environment to receive utterances from a parent, it is very difficult to understand meanings of utterances because the infant cannot take account of all possible meanings from an utterance. In this paper, we employed Iterated Learning Model which represents evolution of compositional language, and built situation which agents can share into this model to be able to represent multiple cognition. Simulating with our model, we speculated an influence of multiple cognition on evolution of compositional language.

1. はじめに

本研究の目的は意味の多重性を考慮した言語獲得モデルの構築である。

現実世界では、言語未獲得の子が親の意図を正確に知るとは難しい [Matoba, & Nakamura, & Tojo 08]. 親が子に第一言語を教えるとき、子が言語を持っていないため発話の意図を子に言葉で教えることはできない。したがって、親はジェスチャーという曖昧な表現で子に発話の意味を教える。子は親のジェスチャーから複数の意味を読み取ることができる。つまり、親の発話意図は子に伝達する際に意味の多重性により曖昧さを含む。この意味の多重性は子の言語獲得に影響を与える。

既存の言語獲得モデルに Kirby's Iterated Learning Model (以後、Kirby's ILM と呼ぶ) がある [Kirby 02]. Kirby's ILM では、子エージェントは親エージェントの発話意図を正確に理解する。本研究では、Kirby's ILM に意味の多重性を与えた Meaning Selection Iterated Learning Model (以後、MSILM と呼ぶ) を構築した。Kirby's ILM と MSILM を比較することで意味の多重性が言語獲得に与える影響を調査する。

また、言語獲得では認知バイアスが有効であると言われていた。認知バイアスは、言語獲得の重要な要素である語彙獲得に有効であるため、認知バイアスで意味の多重性を解決できると考える。MSILM は認知バイアスを組み込むモデルとしての展望を期待できる。

2. Kirby's ILM の概要

本研究では、Kirby's ILM を MSILM のベースとした。Kirby's ILM では、合成性のない言語知識が世代を繰り返すことにより合成性のある言語になることが観察できる。初期世代のエージェントは言語知識を持たず、与えられた意味に対してランダムな発話を行う。しかし、エージェントは世代交代を繰り返すと、シミュレーション世界に定義された意味すべてに

連絡先: 須藤 洸基, 富山高等専門学校 専攻科 制御情報システム工学専攻, 〒 933-0293 富山県射水市海老江練合1番2, 0766-86-5100, 0766-86-5110, ci1312203@nc-toyama.ac.jp

対して発話できる言語知識を持つ場合がある。これは、子エージェントが持つ文法を一般化する能力により実現される。

2.1 子の学習

Kirby's ILM では、子エージェントは文法を一般化する3つの学習機構を持つ [Hashimoto, & Nakatsuka 07].

2.1.1 chunk

chunk は発話と意味の中に共通点を見つけて、発話ルールを一般化する操作である。2つの文ルールの意味と発話の共通点と違いに注目し、合成性のある文ルールと新しいカテゴリの単語ルールを作る。以下にその例を示す。

$$S/\text{like}(\text{mary}, \text{john}) \rightarrow \text{marylikesjohn}$$

$$S/\text{love}(\text{mary}, \text{john}) \rightarrow \text{marylovesjohn}$$

$$\downarrow \text{chunk}$$

$$S/p(\text{mary}, \text{john}) \rightarrow \text{mary } N_0/p \text{ sjohn}$$

$$N_0/\text{like} \rightarrow \text{like}$$

$$N_0/\text{love} \rightarrow \text{love}$$

2.1.2 merge

merge は同じ意味に対して同じ発話であるルールを見つけて単語のカテゴリを統一する操作である。2つのカテゴリが異なる単語ルールの意味と発話の一致に注目し、統合できるカテゴリを見つけ、すべてのルールの該当する2つのカテゴリを統合する。以下にその例を示す。

$$N_1/\text{gain} \rightarrow \text{gain}$$

$$N_2/\text{gain} \rightarrow \text{gain}$$

$$\downarrow \text{merge}$$

$$N_2/\text{gain} \rightarrow \text{gain}$$

2.1.3 replace

replace は文ルールに単語ルールを適用して文ルールを一般化する操作である。文ルールの中に単語ルールの意味と発話を見つけ、合成性のある文ルールを作り出す。以下にその例を示す。

$$S/\text{admire}(\text{john}, \text{pete}) \rightarrow \text{johnadmirespete}$$

$$N_3/\text{admire} \rightarrow \text{admire}$$

$$\downarrow \text{replace}$$

$S/p(\text{john}, \text{pete}) \rightarrow \text{john } N_3/p \text{ pete}$
 $N_3/\text{admire} \rightarrow \text{admire}$

2.2 意味の伝達

Kirby's ILM では、親エージェントはランダムに意味を与えられ、意味を表現する発話を生成する。子エージェントは発話と共に親エージェントの発話意図を知ることができる。現実世界では、発話者の意図は見ることができないため、親の発話意図を子が間違っ て解釈することがある。そこで本研究では、意味の多重性を考慮するべきである と考える。

3. MSILM の提案

Kirby's ILM の意味の受け渡しに意味の多重性を考慮した MSILM を提案する。Kirby's ILM と MSILM の最大の違いは、エージェントの意味を受け取る方法にある。Kirby's ILM では親エージェントと子エージェントは同じ意味を受け取るが、MSILM では親エージェントと子エージェントは同じ状況 を認識する。状況は複数の意味を読み取ることができ (図 1)、親エージェントと子エージェントは独立して状況から意味を読み取る。MSILM では親エージェントと子エージェントが同じ意味を解釈するとは限らない。図 1 は状況と意味の関係を示

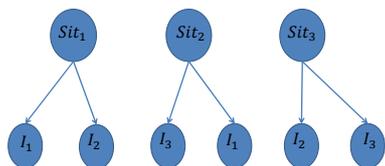


図 1: 例) 状況と意味の関係

しており、 Sit_i はシチュエーション、 I_j は意味を示す。3 種類のシチュエーションと 3 種類の意味があり、1 つのシチュエーションから 2 つの意味を読み取れる。状況から意味を解釈するため、MSILM では親エージェントと子エージェントが同じ意味を解釈するとは限らない。子エージェントは親エージェントの発話意図をシチュエーションからランダムに読み取り学習を行う。

4. Kirby's ILM と MSILM の比較

Kirby's ILM と MSILM の比較を行い、意味の多重性が及ぼす言語獲得への影響を調べた。Kirby's ILM と MSILM を表現度、ルール数、言語間距離 [Matoba, & Sudo, & Tojo, & Hagiwara 13] で評価した。表現度は、エージェントの持つ言語知識でシミュレーション世界に定義した意味を表現できる割合であり、ルール数は言語知識のルール数であり、言語間距離は 2 つの世代の言語間類似度である。

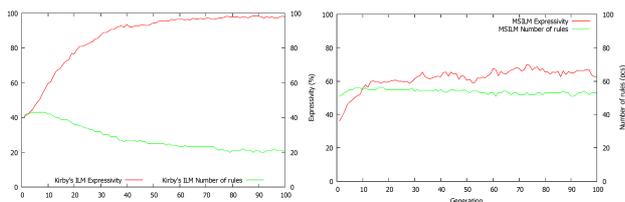


図 2: 表現度とルール数の推移 (Kirby's ILM)

図 3: 表現度とルール数の推移 (MSILM)

図 2, 3 各々は Kirby's ILM と MSILM の表現度とルール数の推移を示している。縦軸は表現度 (%) とルール数 (個数)

を、横軸は世代数を意味する。MSILM では世代を重ねても最大の表現度は 77 世代で 68.64 % であり、その時のルール数は 53 個であった。一方、Kirby's ILM では世代を重ねることで最大の表現度は 88 世代で 98.54 % であり、その時のルール数は 20 個であった。これより、MSILM は Kirby's ILM に比べて合成性の高い言語にならなかったと推測できる。

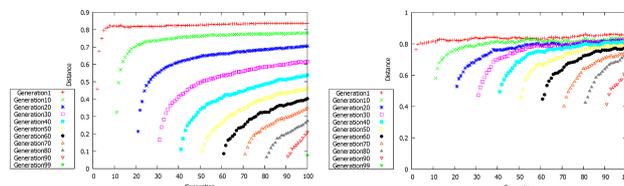


図 4: 各世代間の言語間距離 (Kirby's ILM) 図 5: 各世代間の言語間距離 (MSILM)

図 4, 5 各々は Kirby's ILM と MSILM における各世代間の言語間距離を示している。縦軸は言語間距離を、横軸は子の世代数を意味する。任意世代の親エージェントとその子孫エージェントとの言語間距離を示した。図 4 より、Kirby's ILM は世代を経ることで言語間距離が小さくなっていく。一方、図 5 より、MSILM は Kirby's ILM のように言語間距離が小さくならない。

MSILM と Kirby's ILM の比較より、意味の多重性は言語進化の妨げになることがわかった。すなわち、親エージェントから子エージェントに十分に言語が伝達されない状況は、子エージェントが言語の規則性を見つけ、合成性の高い言語を獲得することを困難にする。

5. おわりに

本研究では、Kirby's ILM をベースとして意味の多重性を考慮した文法獲得モデル MSILM を構築した。MSILM は Kirby's ILM の意味の伝達をシチュエーションで行うモデルであり、シチュエーションを用いることで現実世界での意味の多重性をシミュレートした。その結果、意味の曖昧性は言語獲得を大きく不利になるという結果を得た。

また、今後の展望として、MSILM に認知バイアスを組み込み、意味の多重性を考慮した言語獲得における認知バイアスの有効性を検証することが考えられる。

参考文献

[Kirby 02] Kirby, S.: Learning, bottlenecks and the evolution of recursive syntax. *Linguistic Evolution through Language Acquisition*. Cambridge University Press.

[Quine 60] W.V.O.Quine: Word and Object. MIT Press., Cambridge, MA.

[Hashimoto, & Nakatsuka 07] 橋本 敬, 中塚 雅也: 文法化の構成的モデル化 -進化言語学からの考察-, 認知言語学論文集, 7, 33-43

[Matoba, & Nakamura, & Tojo 08] 的場 隆一, 中村 誠, 東條 敏: 構文獲得における対称性バイアスの有効性, 認知科学, vol15, No.3, pages 457-469

[Matoba, & Sudo, & Tojo, & Hagiwara 13] R.Matoba, H.Sudo, S.Tojo, S.Hagiwara: Evaluation of the Symmetry Bias in Grammar Acquisition, AROB, 18th.