

エージェントの複数系統集団における言語の相互世代学習とその特徴

上野 祐輝^{1,a)} 菅原 俊治¹

受付日 2012年2月2日, 再受付日 2012年3月23日,
採録日 2012年4月12日

概要: 社会における人の幼児期の学習特性を模し, 語彙を学習する幼児エージェントの集団での学習モデルを提案する. これまで親から子へ伝える世代学習をモデル化し, 語彙の学習の過程をモデル化する研究がなされてきた. しかし, 子は親のみではなく家族や周囲のコミュニティの中で影響を受けながら言語や語彙の獲得は行われる. 本研究では, 親から子へ伝える世代学習を基礎としながら, 子同士に空間的な距離に応じた学習を行わせ, 社会的な条件を加味した状況をモデル化し, その中でエージェントの語彙学習の特徴を調べる. 実験の結果, 学習回数は同じでも単一系の世代学習に比べて言語が構造化されるまでの期間が短いことが分かった. また, 直系の親や近隣の親からの影響のみで子同士の影響がないと, 言語の構造化に時間がかかることも分かった.

キーワード: 機械学習, 強化学習, マルチエージェントシミュレーション, 発達心理学, 言語学習

Model of Generational Learning by Infant Agents in a Polyphyletic Group and Its Characteristics

YUKI UENO^{1,a)} TOSHIHARU SUGAWARA¹

Received: February 2, 2012, Revised: March 23, 2012,
Accepted: April 12, 2012

Abstract: We propose a model of infant agents with the ability of generational learning in a polyphyletic group and investigate its characteristics using simulation. Infant agents are those that imitate a learning bias in infancy and learn the vocabulary in a virtual social group. Recently, a number of studies that proposed the models of an infant agent that learns the vocabulary or language with interactions between the parent and its infants/children, that is, monophyletic evolution, and evaluated them using computational simulations were conducted. Languages, however, evolve in infants with interacting with other infants and their parents in a human's social group. In our proposed model, infant agents learn languages from other infants in the same generation as well as being told by their parents in order to implement polyphyletic evolution by generational learning in the society of infant agents. We then investigate the characteristics of generational learning in a polyphyletic group by comparing those in a monophyletic group. Our experimental results shows that language learning in the polyphyletic group is more efficient. Furthermore, although learning from the parent is necessary for stable learning, interaction among infants in the same generation improves learning efficiency. However, learning from multiple other agents in the parent's generation does not contribute the efficiency.

Keywords: Machine Learning, Reinforcement Learning, Multi-Agent Simulation, Developmental Psychology, Language Learning

1. はじめに

言語は人の集団における人と人との関係によって獲得され, さらに変化する. 特に言語学の分野では, 言語のクレ

¹ 早稲田大学理工学術院基幹理工学研究科
Department of Computer Science and Engineering, Waseda
University, Shinjuku, Tokyo 169-8555, Japan

^{a)} no-w-here@ruri.waseda.jp

オール化と呼ばれる現象がある [1]。これは、異なる言語を話す人々が植民地などに集められ、それらの言語の混交が起り、世代を経るにつれて、半ば独自の言語に発達していくことである。Senghas らの研究 [2], [3], [4] によると、ニカラグアで初めて聾学校が創設されたのち、それまでバラバラだった聴覚障害者のジェスチャが、数世代で一定のルールに則った手話に変化した。このとき、手話を洗練された形に発達させていったのは、中等学校などのある程度歳を経た子らではなく、小学校以下の若い世代によるものだった。

手話に限らず、人の若い世代、特に幼児は語彙爆発と呼ばれるほど急激に語彙を学習する [5]。生後 18 カ月前後からみられるこの特徴について、認知心理学の分野ではさまざまな仮説が立てられ、それをもとにさまざまな計算機シミュレーションが行われている [6], [7], [8], [9], [10], [11], [12]。たとえば文献 [10] では、経験を通じて語意を学習する幼児エージェント (Infant Agent: 以下 IA) に幼児だけでなく成人にもみられる非論理的推論の傾向性 (対称性バイアス) を導入し、それにより幼児の語彙学習の傾向性 (学習バイアス) を導いている。また文献 [11] では文献 [10] のモデルを拡張し、ノイズが多く含まれる環境における幼児の学習バイアスの導出を行っている。しかし、これらはあくまで親と子の単一系の関係のみに着目しており、集団における言語学習の効果を考慮していない。

そこで本論文では文献 [11] の、経験を通じて語彙を学習する幼児エージェントの拡張モデル (以下 exIA モデル) のエージェント集団を構築し、直系の親への依存度、および子同士の空間的な距離に応じて学習を行わせる学習モデルを提案する。また、提案モデルにおける語彙学習の特徴について実験を行った。実験の結果、子同士の学習を導入することで学習効率 (収束性) が上がるが、直系以外の親からの学習を導入しても収束は早まらない傾向があることが分かった。

本論文の構成は以下のとおりである。2 章で関連研究について述べ、3 章で言語および IA の定義について説明をする。次に提案モデルの概要と複数 IA の学習環境について述べる。5 章で実験の結果と考察について述べ、学習中のエージェント同士の相互作用が特に重要であることを示す。

2. 関連研究

上述のように、認知心理学などの分野の仮説に基づき、さまざまなシミュレーション実験が行われている。たとえば文献 [6] では、幼児の語彙獲得の過程を、周囲の大人の発話と感覚器官からの情報による教師付き学習と見なし、帰納論理プログラミングで学習を行うモデルを提案している。このモデルでは、学習対象に関する概念や特徴を明示的に与え、対象が含まれる概念など階層的に学習を行っている。文献 [8], [9] では、文献 [7] の Kirby モデルを拡張し

たモデルを提案している。Kirby モデルは、言語が意味表現を意味する内的な言語と音 (文字) 列として表出された外的言語の 2 つからなるという仮説に基づく、エージェントからエージェントへの語り聞かせによる文法の学習モデルである。親エージェントから子エージェントへの内的言語と外的言語の 2 つを渡し、子エージェントは外的言語を構成するルールを学習する。文献 [8] では、Kirby モデルが文法について特に定義していない点を拡張し、実験者側で任意に定義した文法を親エージェントに与えて学習を行っている。一方文献 [9] では、後述する対称性バイアスによる言語学習が、Kirby モデルにおける構文獲得においても有効であることを示した。文献 [10] では前述の対称性バイアスから幼児の学習の傾向性を導けることを示し、文献 [11] では IA を拡張し、ノイズ、特に複数のラベル提示による曖昧性を含む場合を想定した exIA を導入し、そこでも同様の結果を導けることを示した。文献 [12] では幼児の学習の傾向性について、対話システムへの応用について述べている。しかしこれらの研究は単一エージェントもしくは単一系統のエージェントのつながりのみに着目している。

一方、マルチエージェントシステムの研究では、言語学習ではないが、エージェント間の相互作用や社会性に着目し、社会的ルール (ノルム) の獲得に関する研究がある。たとえば文献 [13] ではエージェントを 2 つのグループに分けてグループ間のインタラクションから共通のルールを学ぶ手法を提案した、また文献 [14] ではエージェントを格子状に配置し、エージェント間の距離に基づく相互干渉から集団学習によるノルムの形成とその広がりについて調べている。本研究は、単一系から社会性を考慮した複数系統の世代学習をモデル化するために、幼児エージェントを格子状に配置し、その相互干渉と学習への影響を調べる。

3. 言語に関する概念と IA に関する定義

3.1 学習バイアスと対称性バイアス

学習バイアスとは、幼児が言語を学習する際に見られる思考の制約・傾向性である [15]。学習バイアスには、形状が似通った対象に単語の適用範囲を広げる傾向性 (形状類似バイアス) などが存在する。対称性バイアスは、人の非論理的推論の傾向性であり、「A ならば B」という前提から「B ならば A」という推測を導く [16]。これは論理的に間違っているが、人間以外に見られない傾向性である [15]。幼児は学習バイアスを対称性バイアスから導いている、という仮説があり、文献 [10], [11] ではこの仮説をもとに語彙を学習するエージェントに対称性バイアスを導入し、学習バイアスを導いている。

3.2 言語と学習

IA に示される対象 o は色属性 c と形属性 f を持つものとする。色属性の集合は $C = \{c_0, c_1, c_2, \dots\}$ 、形属性の集合は

$F = \{f_0, f_1, f_2, \dots\}$ と表し, 対象集合を $O = \{o | o \in C \times F\}$ と定義する.

すべての対象には1つの単語が付与されるものとし, この単語をラベルと呼ぶ. ラベル集合を $L = \{l_0, l_1, l_2, \dots\}$ と表す. ここでは言語とは, 対象とラベルの対応関係のことであり, $Lang: O \rightarrow L$ と定義する.

また, IA は経験を通して,

・「ラベル l は対象 o である」という確信度

・「対象 o はラベル l である」という確信度

という2つの確信度を形成する. このときの確信度の形成過程を語彙学習と呼ぶ. 前者の確信度をラベルに共通する属性を持つことから共通度, 後者を, 対象に固有のラベルが与えられることから固有度と呼ぶ.

4. 提案モデルと学習環境

4.1 exIA モデルの概要

現実の環境では, 単一のラベルではなく複数のラベルが同時に提示され, そこに曖昧性が生じることがある. exIA はこのような実環境を考慮し, 文献 [10] の IA を拡張したものである [11]. exIA は1ステップごとに “ N 個の対象を眺めている状況の中で m 個のラベルを聞く” という経験を行い, これを繰り返す. ただし $m < N$ とする. またラベルが示す対象を, 明示的に与えられることはない. これらの経験から, 対象 o_h の持つ色属性が c_i , 形属性を f_j , 1回の経験で聞いたラベルの集合を L_{hear} , exIA にとって既知のラベルの集合を L_{known} とするとき, 任意のラベル l_k を聞いたときに色属性 c_i を見た確率 $V_C(c_i|l_k)$ と色属性 c_i を見たときにラベル l_k を聞いた確率 $V_C(l_k|c_i)$, ラベル l_k を聞いたときに形属性 f_j を見た確率 $V_F(f_j|l_k)$ と形属性 f_j を見たときにラベル l_k を聞いた確率 $V_F(l_k|f_j)$ をそれぞれ記憶する. ただし, V_C, V_F の初期値は0とし, α は学習率で $0 \leq \alpha \leq 1$ である.

$$V_C(c_i|l_k) \leftarrow V_C(c_i|l_k) + \alpha[r - V_C(c_i|l_k)] \quad (1)$$

$$r = \begin{cases} 1, & l_k \in L_{hear} \text{ かつ } c_i \text{ を見たとき} \\ 0, & l_k \in L_{hear} \text{ かつ } c_i \text{ を見なかったとき} \end{cases}$$

$$V_C(l_k|c_i) \leftarrow V_C(l_k|c_i) + \alpha[r - V_C(l_k|c_i)] \quad (2)$$

$$r = \begin{cases} 1, & c_i \text{ を見て } l_k \in L_{hear} \text{ のとき} \\ 0, & c_i \text{ を見て } l_k \in L_{known} \\ & \text{かつ } \neg(l_k \in L_{hear}) \text{ のとき} \end{cases}$$

$$V_F(f_j|l_k) \leftarrow V_F(f_j|l_k) + \alpha[r - V_F(f_j|l_k)] \quad (3)$$

$$r = \begin{cases} 1, & l_k \in L_{hear} \text{ かつ } f_j \text{ を見たとき} \\ 0, & l_k \in L_{hear} \text{ かつ } f_j \text{ を見なかったとき} \end{cases}$$

$$V_F(l_k|f_j) \leftarrow V_F(l_k|f_j) + \alpha[r - V_F(l_k|f_j)] \quad (4)$$

$$r = \begin{cases} 1, & f_j \text{ を見て } l_k \in L_{hear} \text{ のとき} \\ 0, & f_j \text{ を見て } l_k \in L_{known} \\ & \text{かつ } \neg(l_k \in L_{hear}) \text{ のとき} \end{cases}$$

次にこれら V_C, V_F をボルツマン分布を用いて正規化し, 共通度と固有度を求める. 色に関する共通度を $B_C(c_i|l_k)$, 固有度を $B_C(l_k|c_i)$, 形に関する共通度を $B_F(f_j|l_k)$, 固有度を $B_F(l_k|f_j)$ とおき, 以下のように定義する. ただしパラメータ τ は正定数である.

$$B_C(c_i|l_k) = \frac{\exp(V_C(c_i|l_k)/\tau)}{\sum_{c \in C} \exp(V_C(c|l_k)/\tau)} \quad (5)$$

$$B_C(l_k|c_i) = \frac{\exp(V_C(l_k|c_i)/\tau)}{\sum_{l \in L} \exp(V_C(l|c_i)/\tau)} \quad (6)$$

$$B_F(f_j|l_k) = \frac{\exp(V_F(f_j|l_k)/\tau)}{\sum_{f \in F} \exp(V_F(f|l_k)/\tau)} \quad (7)$$

$$B_F(l_k|f_j) = \frac{\exp(V_F(l_k|f_j)/\tau)}{\sum_{l \in L} \exp(V_F(l|f_j)/\tau)} \quad (8)$$

対象 o_h に関する共通度 $B(o_h|l_k) = B((c_i, f_j)|l_k)$, 固有度 $B(l_k|o_h) = B(l_k|(c_i, f_j))$ は, 色と形の共通度, 固有度の積で表せる.

$$B((c_i, f_j)|l_k) = B_C(c_i|l_k)B_F(f_j|l_k) \quad (9)$$

$$B(l_k|(c_i, f_j)) = B_C(l_k|c_i)B_F(l_k|f_j) \quad (10)$$

4.2 対称性バイアスの導入

対称性バイアスを考慮し, 共通度と固有度が比例関係になるよう, B_C, B_F の値を以下のように修正する. ただし $\forall c_i \in C, \forall f_j \in F, \forall l_k \in L$.

$$B_C(l_k|c_i) = \frac{B_C(c_i|l_k)}{\sum_{l \in L} B_C(c_i|l)} \quad (11)$$

$$B_C(c_i|l_k) = \frac{B_C(l_k|c_i)}{\sum_{c \in C} B_C(l_k|c)} \quad (12)$$

$$B_F(l_k|f_j) = \frac{B_F(f_j|l_k)}{\sum_{l \in L} B_F(f_j|l)} \quad (13)$$

$$B_F(f_j|l_k) = \frac{B_F(l_k|f_j)}{\sum_{f \in F} B_F(l_k|f)} \quad (14)$$

これにより対象 o_h (色属性 c_i , 形属性 f_j) の共通度と固有度には以下の関係が成立する.

$$B((c_i, f_j)|l_k) = \frac{|L|^2}{|O|} B(l_k|(c_i, f_j)) \quad (15)$$

この修正を1回の経験につき10回行うことにより, 固有度および共通度の誤差は 10^{-4} 以下に収束する.

4.3 exIA の回答方法

対象 o_h に関して, 「 o_h は何か」という問いに対する exIA の回答を $What(o_h)$ と表す.

$$What(o_h) = \arg \max_l B(l|o_h) \quad (16)$$

これは対象 o_h に関して最も固有度の高いラベルを選択することを表す. ただし最も固有度の高いラベルが複数存在する場合は, その中からランダムに1つ選択し, 該当するラベルが存在しない場合は null (exIA がその対象

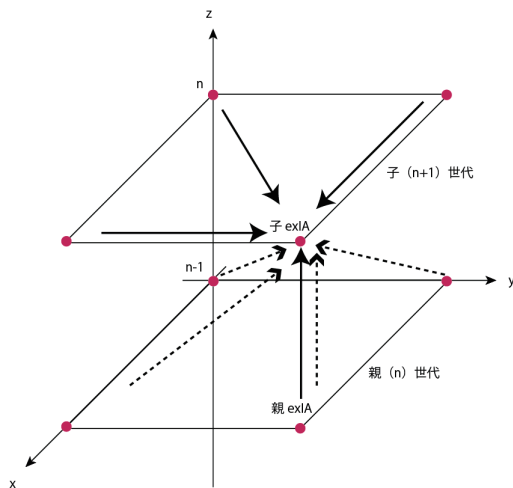


図 1 学習モデル概略図

Fig. 1 Conceptual structure of generational learning in a polyphyletic group.

o_h を知らない) を示す. 本モデルにおける正答とは, この $What(o_h)$ の答えが子 exIA と直系の親 exIA で等しいときのことをいう.

4.4 相互作用を考慮した学習環境

集団での語彙学習の相互作用を調べるために, 複数の exIA 間にユークリッド距離を導入する. これは人と人における関係性の強さ・言葉を交わす頻度を exIA 間の空間的な距離に応じて, 暫定的に定めたモデルである. exIA を 3次元 (x, y, z) 座標空間の座標が自然数 (0 を含む) の格子点に配置する. 平面 $z = n_z$ (ただし n_z は自然数) 上に存在する各 exIA は第 $n_z + 1$ 世代の exIA の集合を意味する. 提案モデルにおいて平面 $z = n_z$ 上に存在するいずれかの exIA が学習を受けているとき, 平面 $z = n_z$ 上に存在する exIA を子 exIA, 平面 $z = n_z - 1$ 上に存在する exIA を親 exIA と呼ぶ. 座標 (n_x, n_y, n_z) (ただし n_x, n_y, n_z は任意の自然数) に子 exIA が存在するとき, 座標 $(n_x, n_y, n_z - 1)$ に存在する exIA を前者の exIA に対する直系の親 exIA と呼ぶ.

座標 (n_x, n_y, n_z) に存在する exIA は, 学習開始から s ステップまでは直系の親 exIA からのみ学習を受ける. この期間 s ステップを初期学習期間と呼ぶ. その後, 依存度 t の確率で直系の親から学習を受け, $(1 - t)$ の確率で同じ子世代の exIA から学習を受ける. 同じ子世代の exIA から学習を受ける場合は, それぞれの空間的な距離の二乗の逆数によるルーレット選択を行い, 学習を受ける exIA を決定した.

さらに, 子 exIA 同士の学習との比較のために, 子 exIA からは学習を受けずに, 親世代の exIA からのみ学習を受ける場合について定義する. (n_x, n_y, n_z) に存在する exIA は $(n'_x, n'_y, n_z - 1)$ の exIA から学習を受ける. 初めから学習が終了している親 exIA から学習を受けるので, 初期学

習期間は 0, 依存度は存在せず, 空間的な距離の二乗の逆数に基づくルーレット選択により, 学習を受ける exIA を決定する.

図 1 では学習プロセスの概略を示す. 各点が exIA を示し, 実線の矢印が子 exIA 同士の学習を行う学習方法を, 破線の矢印が子 exIA 同士の学習を行わず, 親世代の exIA からのみ学習を受ける場合の学習方法を示す. なお平面 $z = 0$ 上の exIA は第 1 世代の exIA の集合であり, ランダムに生成された共通する言語をそれぞれ与えられる.

5. 実験

5.1 実験環境

親 exIA が子 exIA に与える言語を教示言語と呼ぶ. 本実験では 1 世代につき 4 つの exIA を配置する. これは $z = n$ (ただし n は自然数), すなわち第 $n + 1$ 世代において $(0, 0, n), (0, 1, n), (1, 0, n), (1, 1, n)$ に exIA が存在する. これらのエージェント数や配置は任意に設定したものである. 提案モデルは 1 ステップにおいて 1 回の学習を行い, 1 回の経験において見る対象の数は 5, 1 度に与えられるラベル数は 2 とする. また提案モデルは 1 世代につき 1,500 ステップで学習を終了し, 次の世代の学習に移る. これを 25 世代まで行う. 子 exIA は学習が終わると, すべての対象についてラベルを返答し, 教示言語との比較を行う. このときの子 exIA による返答と教示言語との一致率を正答率と呼ぶ. すべての対象について返答が終わると, それをもとに新たな教示言語を生成し, 子 exIA を親 exIA にする. 色の属性数は 16, 形の属性数は 22, 対象の数は 352 でありラベルの種類は 22 とする. ここであげた属性数などは文献 [10], [11] で用いられているものを参照した. なお, 以下の結果は異なるランダムシードに基づく 10 回の試行の平均値である.

5.2 正答率と言語の構造化の関係

図 2 と図 3 は単一系における言語変化の例について示している. 各図の軸 F は形の属性番号, C は色の属性番号, L はラベルの識別番号であり, F と C の交点の L の値が形 F と色 C を持つ対象のラベル L を示す. 図 2 は第 1 世代に与えられる教示言語であり, ラベルは形や色に関係なく割り振られている. 色よりも形の要素数が多いと, 子 exIA は語彙学習の過程で, 形状類似バイアスを発現し対象の持つ形属性に対応してラベルを割り当てるため, 言語学習が進み世代を経ると, 図 3 のようにラベルは形に関して全単射となるように収束する. この過程を言語の構造化と呼ぶ. ただしラベルと形の組合せは実験によって異なる.

一方で, 子 exIA の正答率と言語の構造化には相関があり, 構造化が進むと正答率が上がり, 構造化が完了すると正答率が 100% に収束する. 図 4 では単一系の各世代における正答率の変化を示す. この相関関係より, 言語の構造

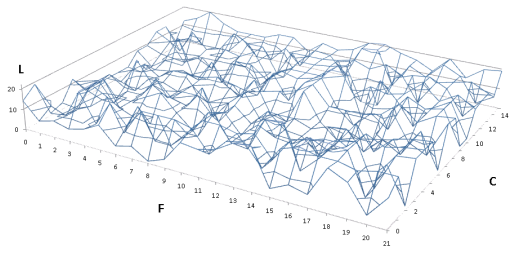


図 2 単一系における第 1 世代に与える教示言語

Fig. 2 Structure of teaching language for the 1st generation in monophyletic group.

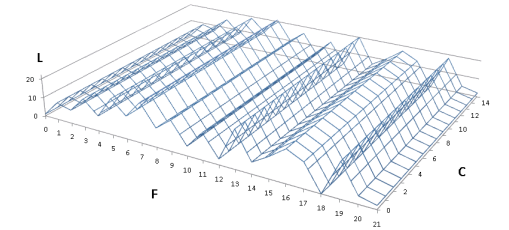


図 3 単一系における第 14 世代の学習終了時の言語

Fig. 3 Structure of acquired language in the 14th generation in monophyletic group.

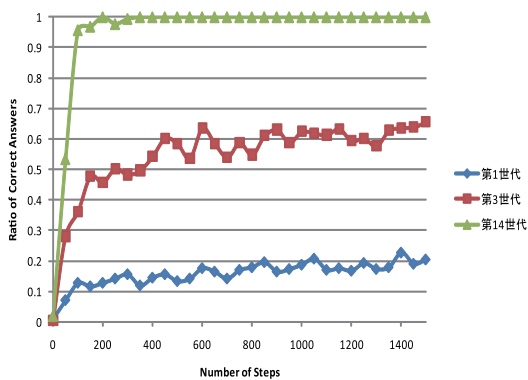


図 4 単一系における世代ごとの言語の構造変化

Fig. 4 Structural change of languages over generations in monophyletic group.

化が完了するまでの期間の比較には exIA の各世代の正答率を用いる。言語の構造化、正答率との相関関係については複数系の各 exIA も同じであり、ある世代においていずれかの exIA が初めて 100% の正答率に達したとき、その世代を収束世代と呼ぶこととする。

5.3 実験内容

本実験では以下の 4 つの実験を行った。

実験 1：単一系との比較

単一系の世代学習は $(0, 0, n)$ にのみ exIA が存在する状況と考えられ、子 exIA は直系の親 exIA からのみ学習を受けるが、複数系では直系の親 exIA と同世代の子 exIA 同士で相互に学習する。このとき単一系と、1 世代に 4 つの exIA が存在する複数系での収束性と、収束するまでの世代数を比較する。初期学習期間 s を 500 ステップ、依存度

表 1 単一系と複数系の比較

Table 1 Comparison of convergence generations in monophyletic and polyphyletic groups.

	単一系	500-50%
平均収束世代数	14.0	8.625
分散	10.222	2.268
未収束回数	0	2

t を 50% とする。

実験 2：子同士の学習を行わず、親集団からのみ学習を受ける場合との比較

上記の子 exIA 同士の学習を行う場合と、直系の親以外も含む親集団からのみ学習を受け子同士では学習しない場合を比較する。実験 1 と同様に初期学習期間 s を 500 ステップ、依存度 t を 50% とする。

実験 3：初期学習期間の違いに関する比較

親への依存度が一定のとき、初期学習期間のステップ数の違いと学習速度の関係を調べるために、親への依存度を 50% と固定し、初期学習期間をそれぞれ 250, 500, 1,000 ステップの場合について実験を行う。なお上記の初期学習期間は、250 ステップは 1 世代において正答率が収束せず増加するステップ数、500 ステップは 1 世代において正答率の増加が止まり、その後変化が乏しくなる境界付近のステップ数、1,000 ステップは 1 世代において正答率が収束しほぼ完全に変化がなくなるステップ数などの理由で選択した。

実験 4：依存度の違いに関する比較

実験 3 とは逆に、初期学習期間が一定のとき、依存度の違いによる学習速度の関係を調べるため、初期学習期間を 500 ステップと固定し、依存度をそれぞれ 25%, 50%, 75% の場合について実験を行う。

5.4 実験結果と考察

5.4.1 実験 1

実験 1 の結果を表 1 に示す。表の「500-50%」は複数系の学習で初期学習期間が 500 ステップ、親への依存度が 50% の場合を表す。収束世代数は単一系で平均 14.0 世代、複数系で 8.6 世代であった。また単一系の場合と比べて、収束世代数の分散値*1 もきわめて小さくなる。これは子同士の学習を導入することで、学習機会の回数は同じでも、早い段階で言語の構造化が完了することを示している。これは子同士の学習で、互いに言語の構造が影響しあうためである。たとえば学習の途中で対象 O_a に対して子 exIA C_a がラベル L_a と回答したとき、別の exIA C_b が C_a から学習を受けると、その影響により、 C_b は O_a を L_a と判断する確率が増す。次に C_a が C_b から学習を受けると、 C_b は C_a の影響により対象 O_a をラベル L_a と判断する確率が増

*1 分散値は収束したもののみを対象としている。

表 2 親世代集団からのみ学習を受ける場合との比較

Table 2 Convergence generations in polyphyletic groups (learning from agents in parent's generation).

	親世代からのみ	500-50%
平均収束世代数	13.2	8.625
分散	6.2	2.268
未収束回数	5	2

しているため、 C_b が L_a と回答した場合、 C_a が O_a を L_a と判断する確率はさらに増す。この相互の繰返しにより、学習中の exIA 同士の共通の認識が構築される。

なお表 1 が示すように、複数系の場合、少数 (2 回) であるが、25 世代を超えても構造化しないことがあった。これは exIA の特性によるものである。文献 [10] によれば exIA はより要素数の多い要素に関して収束する。そのため、本実験においては色属性より形属性が多いので、通常は形に関して収束する。しかし exIA に提示する対象やラベルがたまたま偏ると、exIA にとっての見かけ上の要素数が現実と異なる可能性がある。単一系であれば学習を行う exIA は 1 つなので、しばらくすれば偏りは解消される。しかし複数系では学習を行う exIA は学習の完了している直系の親 exIA だけでなく、学習中の子 exIA も存在するため、不完全な言語構造による学習が繰り返され、その偏りが是正されないことがある。したがって形に関する要素数を色に関する要素数より十分大きくすれば収束性は向上すると考えられる。

5.4.2 実験 2

表 2 に実験 2 の実験結果を示す。直系の親と子世代同士の学習を行った場合と、子世代同士の学習を行わず親世代から学習を受ける場合を比べると、前者のほうが早く言語の構造化が行われ、その分散値もかなり小さい。未収束回数も少なかった。未収束回数の差については、後者では同世代の学習がないからと考えられる。親世代からのみ学習を受ける場合、親はすでに学習を終えているが、それぞれ異なる言語構造を持つことがあり、対象に関するラベルに別々のものが割り振られる可能性があり、子が惑わされることになる。さらに、子同士の学習がないので言語の摺り合わせもない。またこれが分散値が大きくなった理由とも考えられる。

表 1 と表 2 より、単一系と、親世代のみから学習を受ける複数系を比較すると、未収束回数は異なるもののその収束世代数に大きな差はない。これは複数の親世代エージェントがそれぞれ異なる言語構造に収束しようと働くときは発散し、ほぼ同じ構造に収束する場合は、収束世代数が安定することを示す。

一方、複数系について、直系の親と子世代同士の学習を行う場合と、親世代のみから学習を受ける場合を比較すると、1 つの子 exIA の学習にかかわる exIA の数は同じだが

表 3 初期学習期間の違いと収束世代数

Table 3 Relationships between convergence generations and the length of initial learning terms.

	250-50%	500-50%	1,000-50%
平均	8.778	8.625	10.3
分散	2.194	2.268	2.678
未収束回数	1	2	0

収束世代数には大きな差がある。これは、親世代の exIA はこれ以上学習せず言語構造が変化しないため、実験 1 で述べたような exIA 同士の共通の認識が構築されないためだと考えられる。このことから言語の学習において、集団での学習だけで効率良く言語が構造化されるのではなく、学習が完了する前の子同士の学習が重要なことを示唆している。

5.4.3 実験 3

実験 3 はこれまでの結果をより詳しく調べるために、直系の親と子同士の学習について、初期学習期間と学習効率の関係性を調査したものである。表 3 に初期学習期間の違いによる収束世代数の平均値と分散を示す。これより、初期学習期間が長くなると、収束世代数も増加する傾向があるが、特に初期学習期間 500 と 1,000 の間で差が大きい。一方、初期学習期間 250 は若干ではあるが収束世代数が増えている。また、分散に大きな差は見られない。これは初期学習期間が長いと言語の構造化に時間がかかるが、一方で短すぎてもやや時間がかかり、適切な初期学習期間があることを示している。

また言語の構造化が完了した世代における正答率の推移を比較すると、初期学習期間が短いと、4 つの子 exIA のうちいずれかの exIA の正答率が 100% となる際には他の exIA も高い正答率となるのに対し、初期学習期間が長いと、他の exIA の正答率には大きい差が生まれるという傾向がみられた。図 5、図 6、図 7 にその一例を示す。これは子同士の学習の影響と、直系の親の学習の影響の違いを示している。初期学習期間が短いと、子 exIA は直系の親よりも同世代の子 exIA の影響を受けやすく、同調して正答率が高くなる。逆に初期学習期間が長いと、他の子 exIA の影響よりも直系の親の影響が大きくなる。そのため同世代のいずれかの exIA の正答率が 100% に達しても、その影響が反映されるのは遅くなる。

以上より、学習が十分に収束していない段階で同世代の学習を行うことで、子 exIA 同士の影響が同調という形で学習に含まれ、統一的な構造化が早まると考えられる。一方実験 2 の親世代からのみの学習結果を考慮すると、実験 2 では他の exIA の言語の影響は受けるが、それぞれ異なる形で学習に反映され、同調しないと思われる。

5.4.4 実験 4

実験 4 は初期学習後の相互学習期間における親の影響の

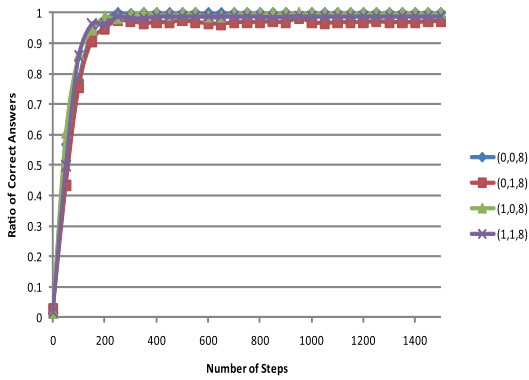


図 5 初期学習期間 250, 依存度 50%, 第 9 世代における各子 exIA の正答率

Fig. 5 Ratios of correct answers (initial learning term: 250, dependency ratio: 50%).

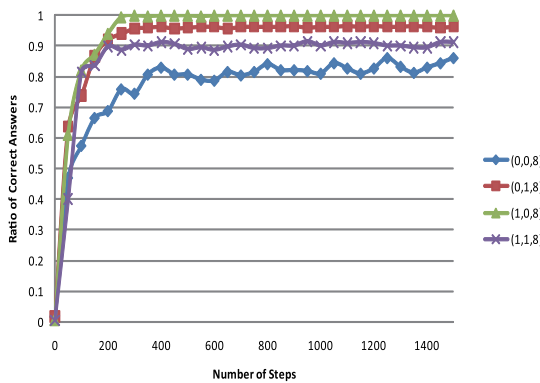


図 6 初期学習期間 500, 依存度 50%, 第 9 世代における各子 exIA の正答率

Fig. 6 Ratios of correct answers (initial learning term: 500, dependency ratio: 50%).

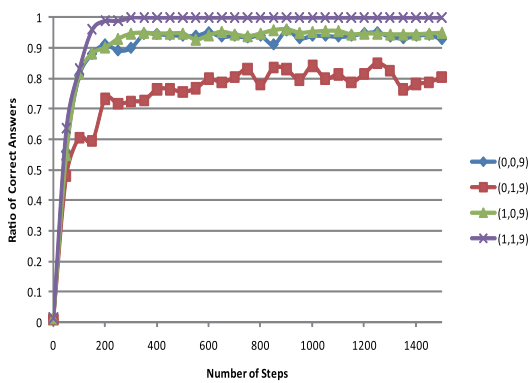


図 7 初期学習期間 1,000, 依存度 50%, 第 10 世代における各子 exIA の正答率

Fig. 7 Ratios of correct answers (initial learning term: 1,000, dependency ratio: 50%).

強さを調べたものである。表 4 にこの結果を示す。表 4 より依存度の違いによる平均値の違いは小さいが、依存度が 25%と 75%のときの収束世代数の平均値は 50%のときより大きい。これにより、最も収束世代数が小さくなる依存度が、25%から 75%の間に存在することが推測できる。一方

表 4 依存度と収束の世代数の関係

Table 4 Relationships between convergence generations and dependency ratios.

	500-25%	500-50%	500-75%
平均	9.5	8.625	9.3
分散	12.278	2.268	2.011
未収束回数	0	2	0

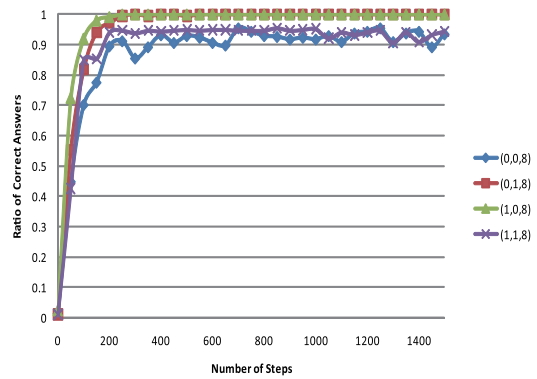


図 8 初期学習期間 500, 依存度 25%, 第 9 世代における各子 exIA の正答率

Fig. 8 Ratios of correct answers (initial learning term: 500, dependency ratio: 25%).

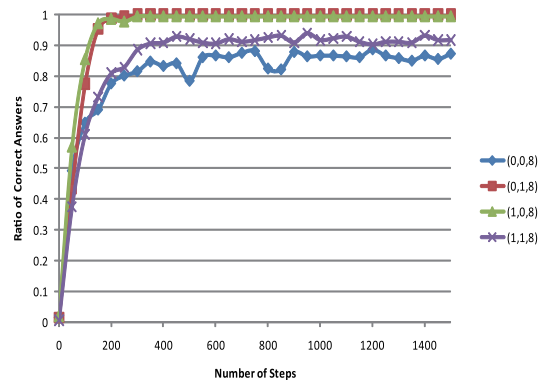


図 9 初期学習期間 500, 依存度 75%, 第 9 世代における各子 exIA の正答率

Fig. 9 Ratios of correct answers (initial learning term: 500, dependency ratio: 75%).

でその分散には大きな違いがあり、依存度が小さくなるにつれて分散が大きくなる。また依存度について、4つの子 exIA のいずれかの exIA の正答率が 100%となる世代について比較すると、依存度が大きいと他の exIA の正答率の散らばりが大きくなる傾向がみられた。図 8 と図 9 はその一例である。分散が大きくなるのは、依存度が小さいと子 exIA 同士の学習への影響が増え、互いの言語構造への干渉が大きくなり、収束世代が遅くなると考えられる。逆に正答率の散らばりが大きくなるのは、依存度が大きくなると、互いの言語構造への干渉が小さくなり、いずれかの exIA が収束しても、その影響がほかの exIA へ反映されるのが遅くなるためと考えられる。

5.4.5 実験全体についての考察

実験1より、単一系よりも複数系の方が、言語の構造化にかかる世代数が少ないことが分かる。ただし、これは単純にエージェント数を複数化したことだけでは得られず、学習が未完了な子 exIA 同士の相互作用が重要であることが分かった。これは、子 exIA 同士の学習を行う実験1と子 exIA 同士の学習を行わない実験2の結果を比較することにより導ける。実験3, 4はその学習が未完了の子 exIA 同士の学習について、初期学習期間・依存度と学習効率の関係について調査したものである。これらの結果から、適切な比率での親からの学習が、言語の構造化において収束の安定化、効率化を招くと考えられる。今回の実験においては exIA モデルを用いたが、IA モデルなど他の学習モデルにおいても同様の結果が得られると考えている。これについては未検証であるので、今後の課題としたい。

6. おわりに

本研究では、経験を通じて語彙を学習する幼児エージェントについて、子同士の相互学習を行わせるモデルを提案した。その結果、単一系よりも言語の構造化が完了するのに要する世代数が小さいことから、言語の構造化において子同士の相互学習が重要であることを示した。また、単にエージェントの数により収束が早まったというわけではないこと、初期学習期間や依存度によって分散が変化することを示した。むしろ、適切な期間の子同士の学習が重要であり、複数の親世代エージェントからの学習は、言語が十分定まっていない段階では exIA を惑わせて収束を遅らせる可能性もある。文献 [11] で提案したノイズを考慮した幼児エージェントモデルの問題は、Senghas らの研究 [2], [3], [4] と比べて、言語の構造化が完了するまでに必要な期間が長いことであった。その理由が集団における相互学習にあると考え、語彙学習の相互作用を提案した。本実験はこの仮説を肯定するものとなった。本研究の結果は、たとえば文献 [12] にも述べられているように対話システムへの応用のほか、ロボットの言語学習への適用があげられる。特に文献 [17] のように幼児の集団における学習を活用したロボットの言語学習も研究されており、これらの研究に重要な示唆を与えると考える。

今後の課題としては、各世代におけるエージェント数やその配置を変えた際の言語構造やネットワーク構造への影響、初期学習期間や依存度を変化させた場合の詳細な調査、語彙学習以外の構文学習などへの応用などを行いたい。

参考文献

[1] 針生悦子：言語心理学，朝倉書店（2006）。
 [2] Senghas, A. and Coppola, M.: Children creating language: How Nicaraguan sign language acquired a spatial grammar, *Psychological Science*, Vol.12, No.4, pp.323-328 (2001).

[3] Senghas, A.: Intergenerational influence and ontogenetic development in the emergence of spatial grammar in Nicaraguan sign language, *Cognitive development*, Vol.18, No.4, pp.511-531 (2003).
 [4] Senghas, A., Kita, S. and Ozyurek, A.: Children creating core properties of language: Evidence from an emerging sign language in Nicaragua, *Science*, Vol.305, No.5691, pp.1779-1782 (2004).
 [5] 今井むつみ，針生悦子：レキシコンの構築—子供はどのように語と概念を学んでいくのか，岩波書店（2007）。
 [6] 小林郁夫，古川康一，今井むつみ，尾崎知伸：帰納論理プログラミングによる幼児の名詞語彙獲得のモデル化，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，Vol.99, No.387, pp.29-36 (1999).
 [7] Kirby, S.: Learning, Bottlenecks and the Evolution of Recursive Syntax, *Linguistic Evolution through Language, Acquisition: Formal and Computational Models*, Briscoe, T. (Ed.), chapter 6, Cambridge University Press (online), available from <http://www.isrl.uiuc.edu/amag/langev/paper/kirby02learningBottlenecks.html> (2002).
 [8] 古川直彦，鈴木輝彦，太原育夫：親から子への語りかけによる言語の学習モデル，情報科学技術フォーラム講演論文集，Vol.9, No.2, pp.45-50 (2010).
 [9] 的場隆一，中村 誠，東条 敏：構文獲得における対称性バイアスの有効性，認知科学，Vol.15, No.3, pp.1-13 (2008).
 [10] 篠原修二，田口 亮，橋本 敬，桂田浩一，新田恒雄：幼児エージェントにおけるバイアスの形成と言語の構造化，情報処理学会論文誌：数理モデル化と応用，Vol.48, No.SIG2(TOM16), pp.125-146 (2007).
 [11] 上野祐輝，菅原俊治：幼児期の学習モデルを利用した語彙の獲得と世代学習の効果と特徴，人工知能学会全国大会論文集，Vol.25, No.1G1-4 (2011).
 [12] 田口 亮，木村優志，篠原修二，桂田浩一，新田恒夫：Online-EM による学習機構と学習バイアスの適用，情報処理学会研究報告．SLP，音声言語情報処理，Vol.2005, No.127, pp.19-24 (2005).
 [13] Savarimuthu, B.T.R., Purvis, M. and Purvis, M.: Social norm emergence in virtual agent societies, *the 7th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems, IFAAMAS*, pp.1521-1524 (2008).
 [14] Partha, M. and Sandip, Sen, S.A.: Norm Emergence Under Constrained Interactions in Diverse Societies, *the 7th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, pp.779-786 (2008).
 [15] 今井むつみ，針生悦子：レキシコンの獲得における制約の役割とその性質，人工知能学会誌，Vol.18, No.1, pp.31-40 (2003).
 [16] 服部雅史：条件文推論における方向性，立命館人間科学研究，Vol.3, pp.1-13 (2002).
 [17] Saunders, J., Lyon, C., Forster, F., Nehaniv, C.L. and Dautenhahn, K.: A Constructivist Approach to Robot Language Learning via Simulated Babbling and Holophrase Extraction, *Proc. IEEE Symposium on Artificial Life (ALife '09)*, pp.13-20 (2009).



上野 祐輝

1989年生. 2011年早稲田大学基幹理工学部情報理工学科卒業. 現在, 早稲田大学理工学術院基幹理工学研究科情報理工学専攻修士課程在学中.



菅原 俊治 (正会員)

1982年早稲田大学大学院理工学研究科数学専攻修士課程修了. 同年日本電信電話公社武蔵野電気通信研究所基礎研究部入所. 1992~1993年マサチューセッツ大学アマースト校客員研究員. 現在, 早稲田大学理工学術院基幹理工学研究科情報理工学専攻教授. 知識表現, 学習, 分散人工知能, マルチエージェントシステム, インターネット等の研究に従事. 博士(工学). 日本ソフトウェア科学会, 電子情報通信学会, 人工知能学会, ISOC, IEEE, ACM 各会員.