

エージェント間コミュニケーションによる 自律的なシンボル獲得の研究

和田 充史 (*1,*2), 高玉 圭樹 (*1,*3), 下原 勝憲 (*1,*2), 片井 修 (*2)
(*1) 国際電気通信基礎技術研究所 (*2) 京都大学 (*3) 東京工業大学
wada@sys.i.kyoto-u.ac.jp

概要 — 本研究では、計算機が自律的にシンボルを獲得するシステムの実現を目指す。そこで、Steels の言語獲得のモデルに注目し、シンボルを概念と言葉の対応関係とする観点から分析を行なった。具体的には、シンボル獲得に必要な、(a) シンボル照合、(b) シンボル生成、(c) 概念選別の 3 つの観点にてモデルを拡張し、シミュレーション実験を行い、次の 4 つの知見を得た。(1) シンボル照合における全組合せの照合により、エージェント間の意志疎通の度合と必要なシンボル数とのトレードオフが改善される。(2) シンボル生成においては、話し手エージェントと比較して聞き手エージェントのコミュニケーションへ与える影響が大部分を占める。(3) シンボル生成に用いる手法により、シンボル生成の速度は変化するものの、エージェント間の意志疎通の度合と必要なシンボル数とのトレードオフは本質的には改善されない。(4) 概念の一般性に基づく概念選別によっても、上記トレードオフの度合は改善される。

1 はじめに

近年、コミュニケーションを計算機シミュレーションを用いた構成論的手法により理解しようとする研究が行なわれている。まず、McLennan, Werner, そして Dyer らは人工生命研究の観点からコミュニケーションの起源を探る研究を行っており、実験によりコミュニケーションがエージェントの協調の結果として現れるという結果を述べている [1, 5]。次に、Luc Steels は言語の起源と進化の解明を目指すという観点から、エージェントの集団がコミュニケーションを通していかに共通の言葉を獲得するかという点に対してモデルを提案して実験を行なっている [2, 3, 4]。

これらに対し、本研究では人間と計算機との豊かなコミュニケーションの実現を目指す。ここで、豊かなコミュニケーションの実現へ向けてシンボル獲得の重要性に着目する。すなわち、従来のようにシンボルを計算機に事前に与えるのではなく、計算機が自律的にシンボルを獲得することが重要だと考える。この点において、Steels の研究においてエージェントがコミュニケーションを介して共通語彙の獲得する過程を、自律的なシンボル獲得の原初的なモデルとして捉えることができ、本研究と深い関連がある。しかしながら、そのモデルは用いる手法においてアド・ホックな要素が多く、その妥当性は検証されていない。そこで、本論文では Steels のモデルで用いられる手法を分析し、コミュニケーションの質（ここではエージェント間の意志疎通の度合と、それに必要な語彙の総数との関係）の向上を図る。

2 Steels のモデル

2.1 モデルの概要

Steels のモデルは、複数エージェントと複数の障害物、そしてそれらを取り囲む環境から成る。エージェントは絶えず環境中を動き回り、備え付けられたセンサーによって周囲の事物を知覚する。エージェントは次の 2 つの段階を経て共通の語彙を獲得する。(1) 区別ゲーム：各エージェントは事物の区別を可能とする弁別特徴を求めるのに用いられる事物の特徴を生成する。(2) 名付けゲーム：エージェントは弁別特徴と関連付けられた言葉を用いて同じ事物の識別を行なう。

これらのゲームの詳細を説明する前に、本研究におけるシンボル獲得の視点を明確にするために、Steels のモデルの語彙の定義と、本研究における語彙の定義との関連を表 2.1 に示す。Steels のモデルでは弁別特徴と言葉を関連付けることで言葉-意味ペアを生成する。これをシンボル獲得の視点に対応させると、概念と言葉を関連付けることでシンボルを生成することとなる。以降、本研究における視点を明確にするために、Steels のモデルの説明においても、シンボル獲得における語彙の定義を用いることとする。

Steels' model	シンボル獲得の視点
特徴	—
弁別特徴	概念
言葉-意味ペア	シンボル
言葉	言葉

表 1: Steels のモデルとシンボル獲得の視点からの語彙の定義の対応

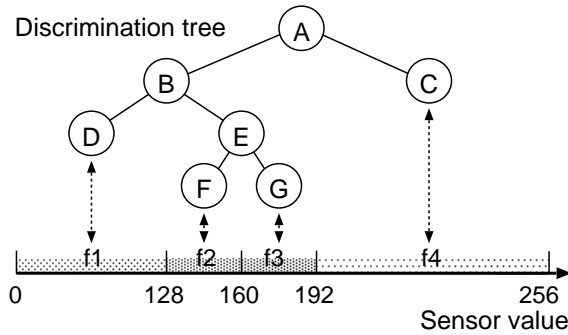


図 1: 弁別木の節点と特徴との対応

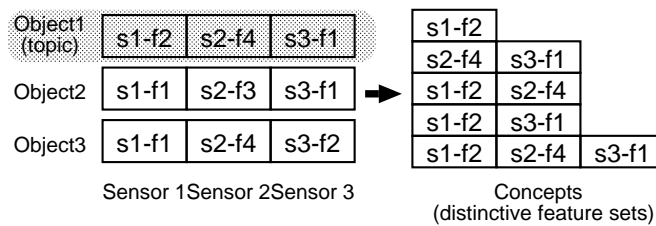


図 2: 概念 (弁別特徴) の生成

2.2 区別ゲーム

区別ゲームでは、エージェントは注目する任意の1つの事物と、他の事物との区別を試みる。これは、各事物に対するセンサー値を弁別木を用いて特徴に分類することで行なわれる。弁別木は二分木の構造をもち、木の各節点はセンサー値の各分割区間である特徴と1対1に対応する。節点の親子関係は、親ノードの表す部分区間を二分分割して、2つの子ノードの表す各部分区間として割り当てることを示している。よって、センサー値のとりうる範囲は弁別木の全ての葉節点が表す部分区間の集合によって分割される。初期状態において弁別木は節点をもたない。これを図に示したものが図1である。図中のノードD,F,G,Cはそれぞれ、特徴f1,f2,f3,f4に1対1に対応している。また、特徴f2,f3はセンサー値128から192の区間を二分分割して得られる2つの区間を表しており、これは、弁別木におけるノードEを展開し、ノードF,Gを生成することに対応する。

ここで、各事物についてすべてのセンサー値をセンサーに対応する弁別木により特徴に変換したのち、注目する事物の特徴と他のすべての事物の特徴とが異なれば区別ゲームは成功する。これは概念(弁別特徴)を計算することで判断される。概念(弁別特徴)は区別対象を表す特徴の組合せの中で、他の全ての事物を表す特徴の集合のいずれにも含まれないものである。図2は、事物1から3の3つの事物それぞれを表す特徴と、それに基づき、事物2と3から事物1を区別する概念(弁別特徴)を示している。特徴“s1-f2”は、それ単体で事物1を事物2と3の双方から区別可能なので、図右側の区別対象に含まれている。一方、特徴“s2-f4”は事物1を事物2からは区別するものの、事物3からは区別できないため、概念(弁別特徴)には含まれない。概念(弁別特徴)が存在しない場合は、現時点での弁別木の構造では区別対象を他の事物から区別できないことを意味する。区別に失敗すると、新たな特徴を生成するために弁別木が展開される。弁別木の各ノードは区別ゲームにおいて使用された回数とその際にゲームが成功した回数を履歴として保持する。この履歴に基づき、ゲームの成功に貢献しない特徴は定期的に削除される。以上の、生成と削除により各エージェントは事物の区別に有利な特徴を適応的に得る。

2.3 名付ゲーム

名付けゲームは、任意に選択された2体のエージェントが一方が話し手、他方が聞き手として参加して行なわれる。ゲームの目的は話し手と聞き手の双方が注目する事物を、話し手が特徴を表した言葉を聞き手に伝えることで、同じ事物として認識することである。これは以下の手順で行なわれる。

1. 話し手と聞き手はセンサーを用いて周囲の事物を知覚する。
2. 話し手は、任意の1つの事物に注目し、聞き手に指さし等の非言語的な方法でそれを伝える。
3. 話し手は、概念を生成することで注目する事物を区別する。

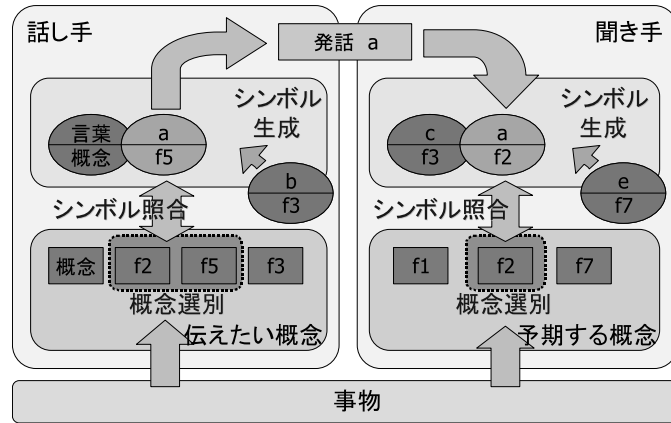


図 3: シンボル獲得の視点からの Steels モデルの分析

4. 話し手は、概念の 1 つを自らの語彙を用いて言葉で表す。
5. 話し手は言葉を発し、聞き手はそれを受ける。
6. 聞き手は、話し手の言葉を自らの語彙と照合して解釈する。
7. 聞き手は、言葉の解釈と期待する概念とを比較する。
8. 7. において一致すればゲームは成功する。

もしゲームが失敗した場合 (上記の 4, 6, 7 の場合に起こりうる), エージェントは新しいシンボルを生成することで語彙を拡張する。以上の手順により, エージェントは同一の事物を認識するための共通の語彙獲得する。

3 本研究のアプローチ

3.1 シンボル獲得

本研究では自律なシンボル獲得のアプローチ, すなわち, エージェントにシンボルを事前に与えるのではなく, エージェントが初期状態としてシンボルをもたない状況から始めてシンボルを自律的に獲得するアプローチを採る。ここで, シンボル獲得とは, 2.1 で述べた概念と言葉の関連付けを行なうことと定義する。これには, 以下の 3 つのメカニズムが必要となる。

シンボル照合: エージェントはシンボルと概念を照合することにより, 概念を言葉で表現し, 言葉を概念として解釈する。

シンボル生成: エージェントは言葉と概念を関連付けることによりシンボルを生成する。エージェントは初期状態においてシンボルをもたないため, 必要に応じてシンボルを生成する必要がある。これは言葉を用いる状況, 例えば, 同一の事物を言葉を用いて認識する等の応じて行なわれる。

概念選別: エージェントはシンボルの照合と生成の対象となる概念を事前に選別する。概念自体は単体のエージェントにとっての必要性から生成されるが, シンボルについては他のエージェント間で共有されることが必要となる。効率的なシンボル獲得のために, のために, シンボルの共有の容易さなどの指標に基づいてシンボル生成とシンボル照合の対象となる概念の選別を行なう。この指標の一例として, 概念の一般性が挙げられる。

3.2 Steels モデルの分析

Steels のモデルについて, シンボル照合, シンボル生成, 概念選別の 3 つのメカニズムを適用することにより, シンボル獲得の視点から分析を行なう。以下, 図 3 を用いて各段階について説明する。ただし, 簡略化のため, 図において各特徴におけるセンサー番号は省略してある。

(1) 話し手は注目する事物に対応する概念を知覚した後, その選別を行なう。図 3 において, 概念 “f3” は取り除かれ, 概念 “f2” と “f5” が次の段階で用いられる。

(2) 話し手は, 概念の中から任意の一つをランダムに選択し, 語彙中のシンボルと照合することで, 言葉で表現することを試みる。該当するシンボルが見つかった場合は, 対応する言葉を聞き手に伝える。図では, 概念 “f5” と適合するシンボル “a / f5” が選択され, 言葉 “a” が聞き手に伝えられる。

(3) (2) おいて、適合するシンボルが見つからなかった場合は、新たなシンボルが生成される。これは表現すべき概念のうち、任意の一つをランダムに選択したものと、任意に生成された言葉とを関連付けることで行なわれる。例えば、図中の“f3”は、語彙中に適合するシンボルが存在しないので、ここでは“b / f3”が生成されている。

(4) 聞き手は概念を選別し、(5) で聞き手が期待する概念として用いる。図では、概念“f1”と“f7”が取り除かれ、“f2”が次の段階で用いられる。

(5) 聞き手は、受けとった言葉と対応するシンボルを(4)の期待する全ての概念と照合する。もし、少なくとも1つが一致すれば、事物は話し手と聞き手の間で同一のものと認識される。図では、シンボル“a / f2”が期待する概念“f2”と照合される。この場合は名付けゲームは成功である。

(6) 聞き手は、(5)において照合が失敗した場合、新たなシンボルを生成する。これは、受けとった言葉と期待する概念すべてをそれぞれ関連付けることで行なわれる。例えば、図中で、受けとった言葉が“a”であった場合を考えると、対応するシンボルが存在しないため、期待する概念“f2”と関連付けることにより、新たなシンボル“a / f2”が生成される。

3.3 Steels モデルの拡張

シンボル獲得の視点から Steels のモデルを分析することにより、話し手と聞き手の間で対応する同じメカニズムの間でも用いられる手法が異なることがわかる(表 3.3)。シンボル照合においては、話し手は伝える概念のうち任意の1つを選択し照合を行なうのに対し、聞き手は全ての期待する概念との照合を行なう。ここで、前者をランダム選択法、後者を全選択法とよぶこととする。シンボル生成においては、話し手は伝えるべき概念のうち任意に選択した1つをもとにシンボルを生成するが、聞き手は全ての期待する概念についてシンボルを生成する。ここで、前者をランダム選択法、後者を全選択法とよぶこととする。Steels のモデルにおいて概念選別のメカニズムに関しては明確な記述はない。

	話し手	聞き手
シンボル照合	ランダム選択法	全選択法
シンボル生成	ランダム選択法	全選択法
概念選別	—	—

表 2: Steels モデルにおいて用いられる手法

以上のように用いる手法をア・プリオリに定めるのではなく、いずれの手法の組合せが適しているかについて調べるために、それぞれのメカニズムにおいて話し手と聞き手においていずれの手法も適用できるようにモデルを拡張する。具体的には、(1) シンボル照合について、ランダム選択法と全選択法を、(2) シンボル生成について、ランダム選択法と全選択法を、(3) 概念選別について、概念選別を行わない概念無選別法と、概念選別を行なう概念選別法を、それぞれ適用できるようにモデルを拡張する。ただし概念選別については、その選別の指標として概念の一般性をもちいることとする。これにより特殊な概念は選別により取り除かれる。概念の特殊性または一般性は以下の手順で決定され選別される。

1. それぞれの概念について、その特徴が他の概念を表す特徴を包含するか調べる。
2. もし、他の概念を表す特徴をその内に包含する場合、該当の特徴はより特殊な特徴である。
3. いずれかの特徴よりも特殊な特徴を取り除く。

4 シミュレーション

前節での議論に基づいて、各メカニズムについて可能な手法の組合せについて、コミュニケーションの意志疎通の度合と必要な語彙の量との関係を調べるためのモデルを、Steels のモデルを拡張することより実装した。そして、このモデルに基づき、(1) シンボル照合、(2) シンボル生成、(3) 概念選別の3つのメカニズムに対応して、3つの実験を行なった。すべての実験に共通の条件を挙げる。エージェントの数は5、事物の数は20である。各エージェントは3つのセンサーもつ。なお、今回の実験で注目するシンボル獲得のメカニズムは名付けゲームでのみ用いられる。そこで、実験における各試行では各エージェントの弁別木の構造が安定する1000回の区別ゲームの後に名付けゲームを行なった。また各試行の誤差を考慮して、実験の各条件について5回の試行を行なった平均を結果として用いた。

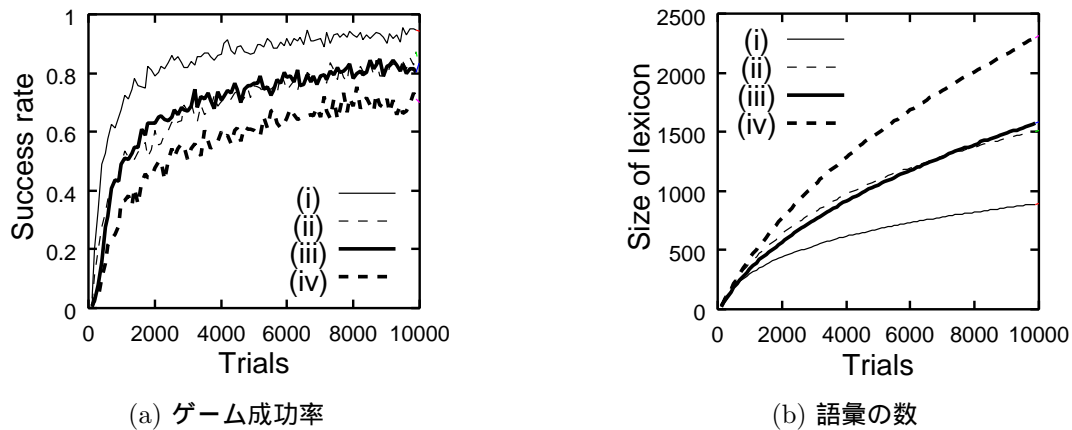


図 4: シンボル照合の各場合における実験結果

4.1 シンボル照合法

シンボル照合法の相違による影響を調べるため、3節で挙げた全選択法とランダム選択法を話し手と聞き手それぞれに適用した次の4つのケースについて調べる。

- ケース (i) 話し手：全選択法, 聞き手：全選択法
- ケース (ii) 話し手：全選択法, 聞き手：ランダム選択法
- ケース (iii) 話し手：ランダム選択法, 聞き手：全選択法
- ケース (iv) 話し手：ランダム選択法, 聞き手：ランダム選択法

ケース (i) からケース (iv) についてシミュレーションした結果を図 4 に示す。グラフ (a) は縦軸のゲーム成功率と、横軸の行なわれたゲームの回数との関係を表す。グラフ (b) は、縦軸の総シンボル数と、横軸の行なわれたゲームの回数との関係を表す。ゲーム成功率と総シンボル数の関係に着目すると、ケース (iv) については、総シンボル数は最も多いに関わらず最も低いゲーム成功率を示している。これに対し、ケース (i) については、最も少ない総シンボル数で最も高いゲーム成功率を示している。

4.2 シンボル生成法

シンボル生成法の相違による影響を調べるため、3節で挙げた全選択法とランダム選択法を話し手と聞き手それぞれに適用した次の4つのケースについて調べる。

- ケース (i) 話し手：全選択法, 聞き手：全選択法
- ケース (ii) 話し手：全選択法, 聞き手：ランダム選択法
- ケース (iii) 話し手：ランダム選択法, 聞き手：全選択法
- ケース (iv) 話し手：ランダム選択法, 聞き手：ランダム選択法

ケース (i) からケース (iv) についてシミュレーションした結果を図 5 に示す。グラフ (a) は縦軸のゲーム成功率と、横軸の行なわれたゲームの回数との関係を表す。グラフ (b) は、縦軸の総シンボル数と、横軸の行なわれたゲームの回数との関係を表す。ケース (i) とケース (iii) の間、および、ケース (ii) とケース (iv) の間ではほとんど差異はみられない。ゲーム成功率と総シンボル数の関係に着目すると、ケース (i) とケース (iii) は、ケース (ii) とケース (iv) と比較して、高いゲーム成功率を示しているものの、総シンボル数は多い。逆に評価すれば、ケース (ii) とケース (iv) は、ケース (i) とケース (iii) と比較して、ゲーム成功率は低いものの、総シンボル数は少ない。

4.3 概念選別法

概念選別法の相違による影響を調べるため、3節で挙げた概念選別法と概念無選別法を話し手と聞き手それぞれに適用した次の4つのケースについて調べる。

- ケース (i) 話し手：概念無選別法, 聞き手：概念無選別法
- ケース (ii) 話し手：概念無選別法, 聞き手：概念選別法

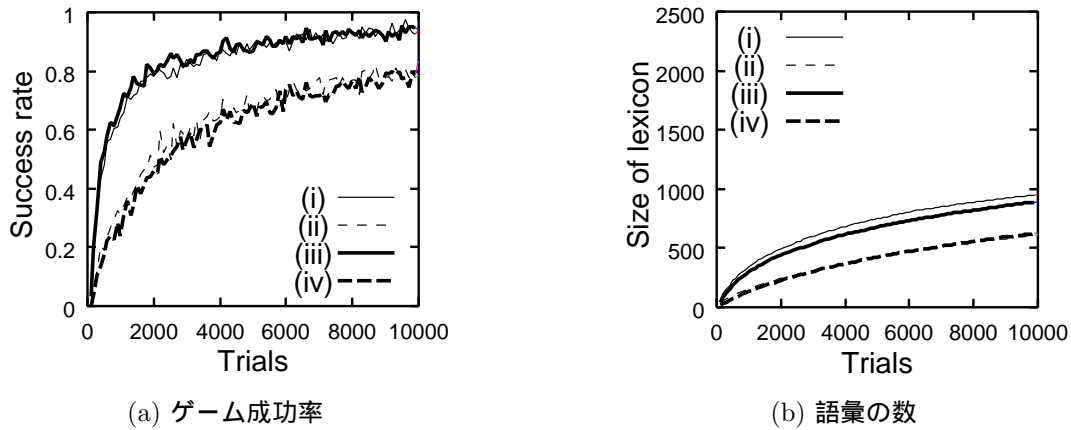


図 5: シンボル生成の各場合における実験結果

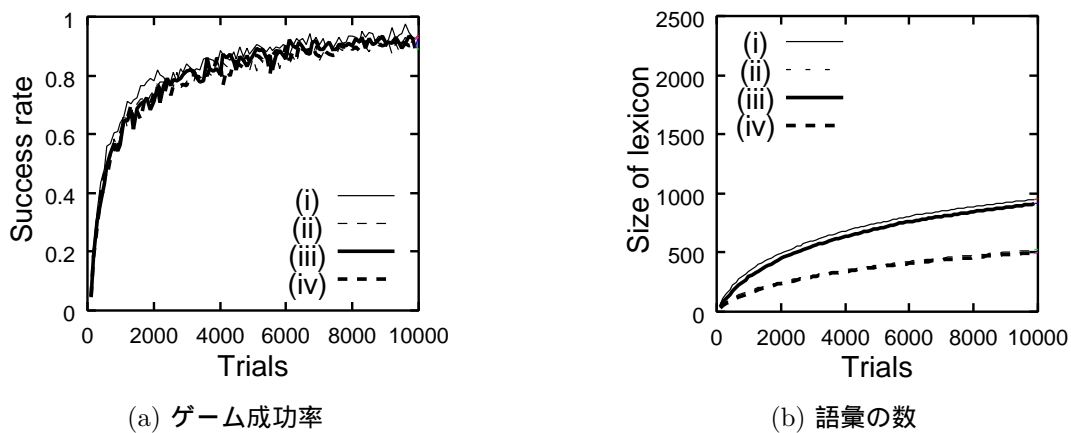


図 6: 概念選別の各場合における実験結果

ケース (iii) 話し手：概念選別法, 聞き手：概念無選別法

ケース (iv) 話し手：概念選別法, 聞き手：概念選別法

ケース (i) からケース (iv) についてシミュレーションした結果を図 6 に示す。グラフ (a) は縦軸のゲーム成功率と、横軸の行なわれたゲームの回数との関係を表す。グラフ (b) は、縦軸の総シンボル数と、横軸の行なわれたゲームの回数との関係を表す。ケース (i) とケース (iii) の間、および、ケース (ii) とケース (iv) の間ではほとんど差異はみられない。ゲーム成功率と総シンボル数の関係に着目すると、ケース (ii) と (iv) は、ケース (i) と (iii) と比較して、総シンボル数が少ないに関わらずケース (i) と (iii) と同等の高いゲーム成功率を示している。

5 議論

5.1 シンボル照合の全選択法の優位性

シンボル照合においては図 4 に示すように、全選択法はランダム選択法と比較して、ゲーム成功率と必要な語彙数との間のトレードオフの度合を減じるのに有効である。以下、この原因について説明する。シンボル照合において、ランダム選択法を用いた場合、照合の対象となる概念からまず任意の一つを選択し、その後照合を行なう。よって、任意に選択した概念と照合に失敗した場合、たとえ他の候補の中に成功するものが含まれていても、ゲーム自体がこの段階で失敗する。一方、全選択法の場合は全ての概念が照合の対象となるため、この段階におけるゲームの失敗は、すべての候補における照合が失敗した場合に限られる。以上の相違が結果をもたらす原因である。

5.2 シンボル生成対象の選択法による差異

シンボル生成法においては図 4 に示すように、聞き手における手法の違いが結果に影響を与えるのに対し、話し手における手法の違いは結果にほとんど影響を与えない。この原因について議論するために、ま

ずシンボル生成が行なわれる 3 つの場合を挙げる .

ケース 1: 話し手のシンボル照合の段階で、対象とする概念と照合するシンボルが語彙中に存在しない場合 (3.2 の (5) に対応) .

ケース 2: 聞き手のシンボル照合の段階で、話し手の発話に対応するシンボルが語彙中に存在しない場合 (3.2 の (7) に対応) .

ケース 3: 聞き手のシンボル照合の段階で、話し手の発話を解釈した概念と、期待する概念が一致しない場合 (3.2 の (8) に対応) .

ケース 1 はシミュレーションの初期の段階に集中して起こる . これは、各エージェントがそれぞれのもつ概念を表現するのに十分なシンボルを獲得した後は、ほとんど起こらなくなる . ケース 2 はエージェントが他の全てのエージェントが発する言葉を解釈するのに十分なシンボルを獲得するまでの間起こる、その後はほとんど起こらない . ケース 3 は全てのエージェントの間で、言葉の意味が共有されるまで起こり続ける . ケース 1 とケース 2 はゲームの初期の段階で集中的に起こり、それ以降はほとんど起こらず、その後は主にケース 3 が起こりつづけるため、生成されるシンボル全体において、ケース 3 で生成されるものが大部分を占める . よって、ケース 1 のみ関与する話し手の手法はシンボル生成にはほとんど影響を与えず、ケース 2 とケース 3 に関与する聞き手の手法の影響がほとんどを占めることとなる . 以上の議論により、概念選別のメカニズムに関する実験の結果 (図 6) に見られる、話し手と聞き手の間の結果への影響の違いについても説明できる .

5.3 シンボル生成速度

聞き手のシンボル生成における選択手法において、ランダム選択法は全選択法に対し、総シンボル数が少ない点において有利であるものの、ゲーム成功率については低い . この実験結果 (図 5) を説明するために、シンボル生成速度の概念を導入する . シンボル生成速度とは、一度のゲーム失敗毎に生成されるシンボルの数の平均である . ランダム生成法の場合、一度に生成するシンボルの数は 1 なのでシンボル生成速度も 1 である . 一方、全選択法の場合は一度に生成されるシンボルの数は状況により複数になることがあるため、シンボル生成速度は 1 よりも大きい . ここにおいて、ゲームの成功率が収束する速度はシンボル生成速度に比例すると仮定する . この仮説を検証するために、実験 2 におけるケース (ii) とケース (iv) について、名付けゲームを行なう回数を 10000 回から 30000 回に増やして、シミュレーションを行なった . よって、各ケースの条件は次のようになる .

[ケース (i)] 名付けゲーム回数 : 10000 回, 話し手 : 全選択法, 聞き手 : 全選択法

[ケース (ii)] 名付けゲーム回数 : 30000 回, 話し手 : 全選択法, 聞き手 : ランダム選択法

[ケース (iii)] 名付けゲーム回数 : 10000 回, 話し手 : ランダム選択法, 聞き手 : 全選択法

[ケース (iv)] 名付けゲーム回数 : 30000 回, 話し手 : ランダム選択法, 聞き手 : ランダム選択法

この結果を図 7 に示す . グラフ (a) は縦軸のゲーム成功率と、横軸の行なわれたゲームの回数との関係を表す . グラフ (b) は、縦軸の総シンボル数と、横軸の行なわれたゲームの回数との関係を表す . これについて、ケース (ii)、ケース (iv) の名付けゲームの回数の違いを考慮してその縮尺を 3 分の 1 に縮小して比較すると、ケース (i),(ii),(iii),(iv) すべてにおいてほぼ同じ傾向を示している .

従って、4.2 のシンボル生成の実験における全選択法とランダム選択法との間に見られた差異は、それらのシンボル生成速度の違いを考慮せず、ケース (i)、ケース 3 の結果全体と、今回の実験におけるケース (ii)、ケース (iv) におけるはじめの 3 分の 1 との比較を行なったためであり、生成速度の違いを考慮し、その差に対応して縮尺を合わせる、名付けゲームの成功率と、総シンボル数ともほぼ同様の傾向を示すと考えると、議論 2 で述べた名付けゲームの成功率と総シンボル数との関連とも矛盾なく結果を説明できる . よって仮説の妥当性は高いと言える .

5.4 概念選別の優位性

4.3 の概念選別の実験により、概念選別法は話し手の場合と聞き手の場合共に、ゲーム成功率の高さと総シンボル数の少なさとのトレードオフの度合の減少させることが示された (図??) . この結果から、シンボルの一般性に基づく概念選別によってゲームの成功に貢献しない概念は除外されると考えられる . これは、一般的な概念はより広範な状況で使用可能なため、特殊な概念と比較してエージェント間で、より共有されやすいとも解釈できる .

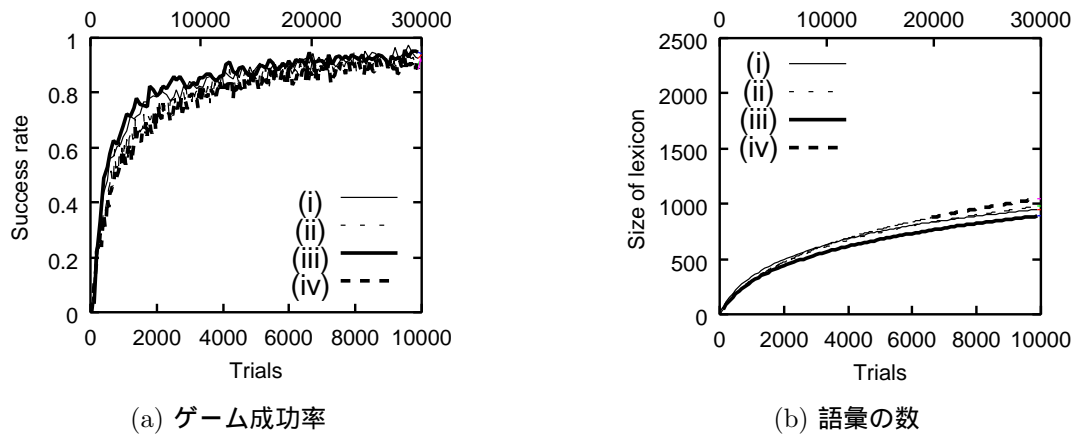


図 7: シンボル生成における追加実験

6 結言

本研究ではエージェントの自律的なシンボル獲得の実現へ向けて、シンボル獲得のメカニズムに焦点をあて、コミュニケーションへの影響を分析した。具体的には Luc Steels のモデルにシンボル獲得に必要な、シンボル照合、シンボル生成、そして概念選別の要素をくみこみ、シミュレーション実験を行なった。

本研究で得られた成果については、以下のとおりである。

- シンボル照合において、全選択法が話し手と聞き手の双方の場合において、名付けゲームの成功率と総シンボル数の両面において優位であることを示した。
- シンボル生成において、名付けゲームの成功率と総シンボル数との間にトレードオフの関係を見出し、全選択法とランダム選択法の違いではトレードオフは改善されないことを示した。また、シンボル生成速度という観点から、全選択法とランダム選択法の結果が示す傾向は本質的に同じであることを示した。
- シンボル生成において、話し手における選択法の差異の名付けゲームの成功率と総シンボル数への影響はほとんどなく、聞き手における選択法の影響が大きいことを示した。
- Luc Steels のモデルに概念選別法という観点を導入し (概念選別法)、概念無選別法に対して、概念選別法は名付けゲームの成功率と総シンボル数との間のトレードオフを解消することを示した。

参考文献

- [1] B. McLennan: "Synthetic Ethology: An Approach to the Study of Communication," in *Artificial Life II*, Addiso-Wesley Pub. Co. Redwood City, Ca, pp. 631-658, (1991)
- [2] L. Steels: "Perceptually grounded meaning createion," in *Proceedings of the International Conference on Multi-Agent Systems*, AAAI Press, Menlo Park Ca, pp. 338-344, (1996)
- [3] L. Steels: "Emergent Adaptive Lexicons," in *Proceedings of the 4th Simulation of Adaptive Behavior Conference*, The MIT Press, Cambridge Ma, (1996)
- [4] L. Steels: "Constructing and Sharing Perceptual Distinctions," in *Proceedings of the European Conference on Machine Learning*, (1997)
- [5] G. Werner and M. Dyer: "Evolution of Communication in Artificial Organisms," in *Artificial Life II*, Addiso-Wesley Pub. Co. Redwood City, Ca, pp. 659-687, (1991)