

自己組織系集団による通信の進化の試み

有田 隆也[†] 海野 敬一^{††} 川口 喜三男^{†††}

「言語」発生のプリミティブモデル・ランギーは、相互結合型ネットワークによる連想記憶装置をもつ仮想生物2体が、認識した事物から属性を抽出し名前を付け、会話をを行うことにより自己組織的に「言語」を作り出して通信するようになるモデルであった。本稿では、そのような仮想生物を平面上に多数生息させ近隣の仮想生物との間で会話を繰り返す、遺伝的処理に基づいた世代交替によって通信を進化させるモデル・ランギーIIを構成した。このモデルによって、「言語」の発展や「方言」形成などの現象を含む通信の進化を題材として検討することにより、自己組織化メカニズムの原理に関する知見を得ることを目指す。

A Model for Evolution of Communication in a Population of Artificial Organisms

TAKAYA ARITA,[†] KEIICHI UNNO^{††} and KIMIO KAWAGUCHI^{†††}

The mechanism of "language" generation has been studied in the Langy model. In the Langy model, two artificial organisms, whose intelligence is realized by an associative memory model, abstract the concepts from the things they recognize, give names to them and then standardize the language. This paper proposes the LangE (Language Evolution) II model where a population of such artificial organisms evolves communication through genetic operations. The goal of our study is to acquire knowledge of the theory that relates the mechanisms to the evolutionary process such as generation and growth of languages.

1. はじめに

脳のメカニズムを解明するための有力な工学的手法に構成的研究と呼ばれるアプローチがある。脳の機能を解析し、それに基づいて生理学的知見も採り入れながらモデルを構築する。そして、そのモデルの動作が実際の脳の動作に近いのであれば、脳もそのモデルの動作原理に近い原理を持っている可能性が高いであろうとみなすものである。さらに、脳のメカニズムの解明だけでなく、人工知能やロボットへの応用に役立つことを期待することもできる。

このようなアプローチの大きな長所は、ある特定の脳の機能に着目して本質を逃がさないようにモデルを単純化できた場合には、モデルのパラメータを自由に変更することで、その機能を実現する構造とその結果としての機能や現象との間の因果関係を明確にしやすい

いということである。実物を対象としたときには、偶然の要素やノイズが含まれるだけでなく、パラメータを変えることが難しいからである。

さらに力強いアプローチして、最近注目されてきた「人工生命」¹⁾がある。人工生命では、我々の知識にあるような生命や知性だけではなく、より広く普遍的な意味における生命や知性を対象とする。したがって、たとえば計算機内に人工的な生命形態を実現する場合も、それは何らかの実在する現象をシミュレートしているのではなく、生命そのものであると主張されることが少なくない。

本研究はこのような一連のアプローチと同じ指向をもつものであり、通信の進化を検討する。言語(本論文ではこのことばにきわめてプリミティブな意味合いを持たせるものとする)発生に関する工学的手法に基づいた研究の成果として、ランギーモデル^{2),3),10)}がある。ランギーモデル(以降ではランギーIと呼ぶ)は、相互結合型ニューラルネットワークによる連想記憶装置を知能としてもつ仮想生物ランギー(Langy)が、認識した事物の属性を抽出し名前を付けて概念として記憶し、さらに2体間で会話を行ってその名前をしいだいに一致させて言語を発生するものであった。

[†] 名古屋大学情報文化学部

School of Informatics and Sciences, Nagoya University

^{††} 横河デジタルコンピュータ(株)

Yokogawa Digital Computer Corporation

^{†††} 名古屋工業大学電気情報工学科

Department of Electrical and Computer Science,
Nagoya Institute of Technology

本稿では、言語の発生（仮想生物の学習）だけでなく、通信の進化をも同時に考慮したモデル・ランギーII⁽⁴⁾を提案する。ランギーIIでは、仮想生物ランギー(LangE)が平面上に多数生息し、近隣のランギーとの間で会話を繰り返す。さらに、非同期で分散化した遺伝的アルゴリズムを用いて、名前の一貫性による評価に基づいた世代交代を行う。このモデルによって、言語の発生、発展などの現象のメカニズムに関する知見を得ることを目指す。

2. ランギー I の概要

2.1 世界像の自己形成

りんごを見ると赤くて丸いことがわかり、味うると甘酸っぱい。このとき、そのようなりんごの属性は、目や口などの受容器から入力された情報が変換された結果の刺激という形で、脳内の固有パターンとして現われていると考えられる。さらに、「りんご」ということばが耳から入り記憶されれば、これ自体も属性の1つとして同様に扱われ、他の属性と共に連合して記憶されるはずである(図1)。したがって、りんごの持つ各属性や「りんご」ということばのうちのいくつかの属性から残りの属性を想起することができる。人間の脳によるこのような自己組織的な処理、言い換えるならば、生得的に機能が与えられているのではなく外界からの情報に応じて自然にシステムの構造(神経回路網)自体を形成していく処理を「世界像の自己形成」と呼ぶ。脳の記憶に関するひとつのモデル(図2)である。

このような世界像の自己形成を仮想生物ランギー(Langy)も行うものとする。ランギーの知能における

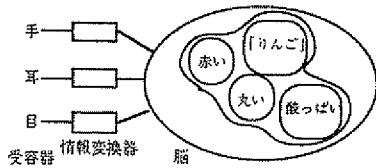


図1 情報の変換

Fig. 1 Transformation of information.

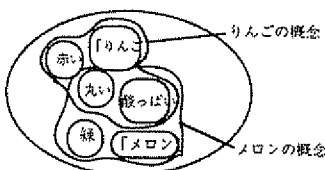


図2 脳の記憶

Fig. 2 An aspect of memory in the brain.

世界像の自己形成は相互結合型ネットワークによる連想記憶モデルの1種であるアソシアトロン^{(5),(6)}によって実現されている。アソシアトロンの原理は次のように表現される。

ϕ 番目の記憶事項をベクトル

$$x^{(\phi)} = (x_1^{(\phi)}, x_2^{(\phi)}, \dots, x_n^{(\phi)}, \dots, x_m^{(\phi)}) \quad (1)$$

で表す。ここで $x_i^{(\phi)}$ は $-1, 0, 1$ の3値をとるものとし、 $'$ は転置を意味する。これらのベクトルを自己相関行列の和の形で次のような記銘により学習する。

$$M = \sum_{\phi=1}^n x^{(\phi)} \cdot x^{(\phi)'} \quad (2)$$

想起は $x^{(\phi)}$ と同形式のベクトル \bar{x} を用いて

$$z = \phi(\phi(M) \cdot \bar{x}) \quad (3)$$

として行う。ここで ϕ は、正数を $+1$ 、負数を -1 、 0 を 0 とする量子化関数であり、ベクトルや行列の各要素に適用される。

ベクトル \bar{x} の要素のうちの一部が $x(r)$ の対応する要素に等しく、残りの要素が 0 であるならば、想起されるベクトル z は $x(r)$ に近いことが期待される。これは、アソシアトロンがある記憶事項をその一部から想起することを意味する。

アソシアトロンは、ベクトルの各要素に対応する神経細胞から構成される次のような相互結合型ネットワークによって実現される。

- 1) 入力を与えられ興奮パターンが現れたら、シナプスの重みにそのシナプスの両端の神経細胞の入力値の積が加えられる。これは Hebb の強化法則⁽⁷⁾に相当している。
- 2) 同時に個々の神経細胞がシナプス結合によって他の神経細胞を刺激する。刺激の強さは神経細胞の出力とシナプスの重さの ϕ 量子化値の積である。各神経細胞は、 1 の刺激が -1 の刺激より多いなら 1 、少ないなら -1 、等しいなら 0 の値をとる。

2.2 言語発生の場合

ランギーは認識に関しては十分学習していると仮定しており、たとえばライオンに会うと、茶色い、毛が生えている、…などのライオンの属性に対応する刺激パターンがランギーの脳内に生じる。また、うさぎに会うと、白い、毛が生えている、…などといった刺激パターンが脳内に生じる。ここで、たとえば、毛が生えているという属性は両者に共通であり、両者のパターンの共通部分を抽出する操作を行えば、「毛が生えている」という属性に対応する刺激パターンが抽出される。これは、ランダムに細胞を選び刺激し、閾値を設定して共通度の高いパターン(属性)から順次出力させる「任意刺激」と呼ぶ操作⁽⁸⁾により、アソシアトロン

上で実現される。抽出された属性は「概念」として脳内に記憶され、各概念に対してひとつの名前が付けられていく。属性というものがあらかじめ与えられていて、それに1対1に記号をふるのではなく、共通部分として切り出せる最小単位に名前を与えるのである。

別々のランギーはこのような概念の形成を独立に行うが、受容器などが同じで同じ環境に住んでいるとすれば、同じような世界像や概念が形成されているはずである。共通体験をしたときに、自分の思い浮かべた概念に付けた名前を通信しあうことにより、会話を行う。そして、相手の送信した名前と自分の思い浮かべた概念との連合を記録することにより、徐々に同じ概念に対して似たような名前を想起するようになる。したがって、会話を繰り返すことにより、自分はその体験をしなくても、相手の発した名前を介して、体験したのと同様な刺激パターンを思い浮かべるようになる、つまり情報交換できるようになるわけである。このとき、ランギー2体間に言語が生じたといえることができる。

アソシアトロンに基づく本モデルによって、世界像を形成する情報を保持しそれを解析することが可能なことや、言語の一致へ向かう学習が明示的な教師信号なしに可能なことが計算機シミュレーションからも示されている^{(2),(3),(10)}。

3. ランギーIIの設計

3.1 通信の進化の場

ランギーによる通信の進化をモデル化するために、多数のランギーが生息し、進化的操作に基づいて世代交替をするようにランギーIを拡張する。ランギー(LangE=LanguageEvolution)の生息する場は図3に示すような平面であり、境界による影響をなくすためにこの平面は右端と左端、上端と下端は接続されているものとする。ランギーL*ij*(*ij*は座標位置)はこの

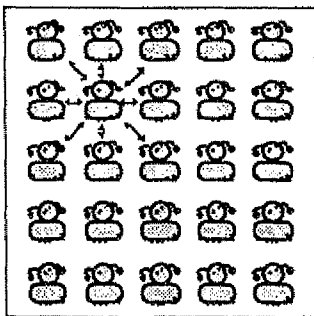


図3 ランギーの生息する場
Fig.3 The LangE world.

平面上の格子点に1体ずつ、移動せず固定されて生息するものとする。

3.2 ランギー

各ランギーの知能はランギーIと同様にアソシアトロンで構成されている。アソシアトロンの入力は事物用のフィールド(言語野に相当すると考えられる)と名前用のフィールドに分離されている。ランギーL*ij*は内部状態としての持ち点P*ij*、および、生まれつき決められており、淘汰操作を行う確率を決定するひとつのパラメータである先天的淘汰圧GA*ij*(淘汰される弱さ、つまり長生きのしやすさを表す)を持っている。

3.3 会話

ある位置のランギーとそのまわりに位置する8体のランギーがあるひとつの事物を観測することにより共通体験はなされる。事物から連想する名前を、中心のランギーの場合にはまわりの8体に対して、まわりの8体のランギーの場合には中心のランギーに対して送る。そして、相手から送られて来た名前と事物パターンを軽く連合(2.1節で述べた記録)する。事物に対する名前と送ってきた名前との一致不一致に応じてランギーは持ち点がお互いにg(中心のランギーの場合には最大8g)増減する。

相手の付けた名前との一致不一致によって持ち点を増減することの意味は次のとおりである。共通体験は言語一致への圧力となる可能性という意味付けをもつが、一方、単独体験の場合には、体験して得られた情報を言語化して、相手に伝えるという意味が出てくる。単純化した典型例をいうならば、たとえば、「ライオン!」と叫べば危ない(逃げる)という概念を想起できて命が助かるかもしれないし、また「りんご」という名前によりそれを食べることにより餓死が避けられるというように、生命に直結した影響も想定できる。

ただし、本モデルでは、単純化のために、単独体験のときに相手の送ってきたことばから同一の事物パターンを想起できるかを判定するかわりに、共通体験のときに相手の名前との一致不一致で判断し、得点を与えることにしている。また、ランギーIIでは、通信の進化現象に焦点を合わせているので、属性パターンの重ね合わせとして構成されている各事物パターンから属性を抽出する過程は対象とせず、事物のみに名前を付けるようにしている。会話においても事物に付けた名前のみを相手と交換するものとする。

3.4 世代交代

ランギーの世代交代の処理の骨格は遺伝的アルゴリズム⁽⁷⁾に基づいている。遺伝的アルゴリズムは初期個体群の生成を行う初期化、および、適応度の評価、遺

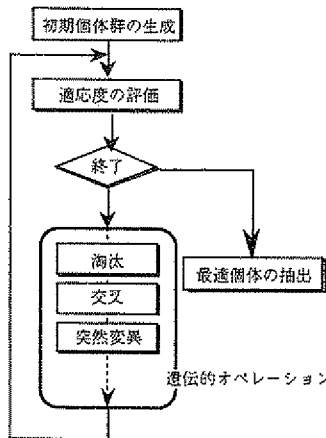


図4 基本的な遺伝的アルゴリズム
Fig. 4 A simple genetic algorithm.

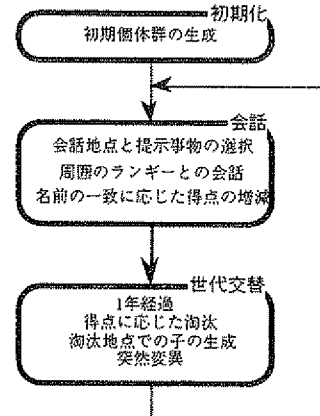


図5 ランギーIIのアルゴリズム
Fig. 5 The algorithm of the LangE world.

伝的オペレーションの繰り返しから構成される (図4)。遺伝的オペレーションとしては、適応度の高い個体を選択する「淘汰」のほかに、適応度に応じて親となる個体を選択し、両者から新しい子個体を生じさせる「交叉」や、ある確率で個体の遺伝子を変化させる「突然変異」などがある。

遺伝的アルゴリズムでは、いっせいに適応度を評価し、それを基にして次世代個体を遺伝的操作によって作り出しているのだから、探索アルゴリズムとしてではなく、何らかの現実的な「世界」を実現、あるいはシミュレートするアルゴリズムとしては不自然である。そこで、ランギーIIでは、遺伝的アルゴリズムを以下に述べるように非同期化、分散化している。

ランギー L_{ij} の染色体はアソシアトロンを表す自己相関行列 GM_{ij} の各要素 $GM_{ij}(x, y)$ と 3.2 節で述べた先天的淘汰圧によって構成されるものとする。基本的な遺伝的アルゴリズムと同様に、表現型は遺伝子型と等価なものとする。

まず、各ランギーのもつ先天的淘汰圧 GA_{ij} (正数であり、これが大きいほど淘汰されにくい)、および、現在の年齢 $A_{ij} (>0)$ と持ち点 P_{ij} によって決定される、次のような確率によってランギーを淘汰する。 c と s は正の定数である。

$$\text{Select}(A_{ij}, P_{ij}, GA_{ij}) = \frac{1}{1 + \exp\left(-s \cdot \left(\frac{A_{ij} - c \cdot P_{ij}}{GA_{ij}} - 1\right)\right)} \quad (4)$$

そして、淘汰されたランギーのまわり 8 体の中から各ランギー L_{ij} に対して次に示す値に比例した重み付きの確率で親 2 体を選ぶ。ここで、 $\Theta(x) = p$ ($p > 0$ の

とき)、 0 ($p \leq 0$ のとき) とする。

$$\text{Parent}(P_{ij}) = \Theta(P_{ij})^2 / \sum_{(i-k|s|1, |j-l|s|1)} \Theta(P_{kl})^2 \quad (5)$$

選ばれた親の遺伝子型に対して、 GM_{ij} (学習前の初期状態の GM_{ij}) に関しては行列の列で切断して繋ぎ変える交叉³⁾、 GA_{ij} に関しては一点交叉を行う。さらに、ランダムに 1 つ選んだ位置のビットを確率 e で反転することによって突然変異を起こす。 A_{ij} と P_{ij} は新個体生成時に 0 とする。

3.5 アルゴリズム

アルゴリズム全体の概要を図5に示す。初期個体群を作成した後、会話の中心となるランギー1体をランダムに選び、また提示する事物もランダムに 1 つ選び会話を行う (記録により学習する)。この会話を全ランギーが会話の中心に一度ずつなるだけ繰り返した後、全ランギーに関して、 $\text{Select}(A_{ij}, P_{ij}, GA_{ij})$ の確率で淘汰されるかを独立に決定し、もし、淘汰されるランギーが存在するならば、人口密度を一様にするという意味で、淘汰されたランギーのまわり 8 体の中から確率 $\text{Parent}(P_{ij})$ に基づき親を選ぶ。そして、交叉を行い、さらに、確率 e で突然変異を起こして新個体を生成する。この際、生態的妥当性を考慮して学習後の GM_{ij} は遺伝しないこととし、学習前の GM_{ij} と先天的淘汰圧 GA_{ij} が遺伝的に引き継がれる。会話の開始からここまでの処理を 1 年とし、これを繰り返す。

4. ランギーIIの実験

4.1 条件と評価項目

3章で述べた環境を計算機上を実現し実験した。環境は 5×5 の大きさとし、ランギー数を 25 とする。ア

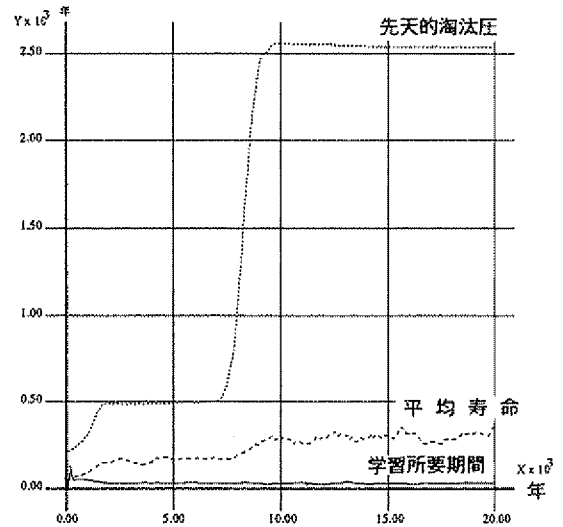
ソシアトロンの入出力フィールドのビット長は55であり、そのうち50ビットを事物の属性用(名前を除く)、5ビットを名前用とする。事物の数を6、会話時の名前的一致による増加(不一致による減少) g を1とする。初期個体群のアソシアトロン各要素は-5~5、先天的淘汰圧 GA_{ij} は100~300の間の一様乱数で決定する。淘汰のためのSelect()における定数 c は1、定数 s は5(または6)、また、突然変異確率 e は1/10とする。さらに、突然変異と交叉の働きを調べるため、交叉をせずに、Parent(P_{ij})に応じて1体のみ親を選び、その遺伝子型の複製により子を作り出した場合と、突然変異を行わない場合($e=0$)に関しても実験を行った。

次の6つの指標を評価項目とする。なお、「言語の統一」とは、全体の8割以上のランギーがすべての事物に対して同一の名前を付けた状態とする。また、どの評価項目も100年ごとの全個体の平均をとるものとする。

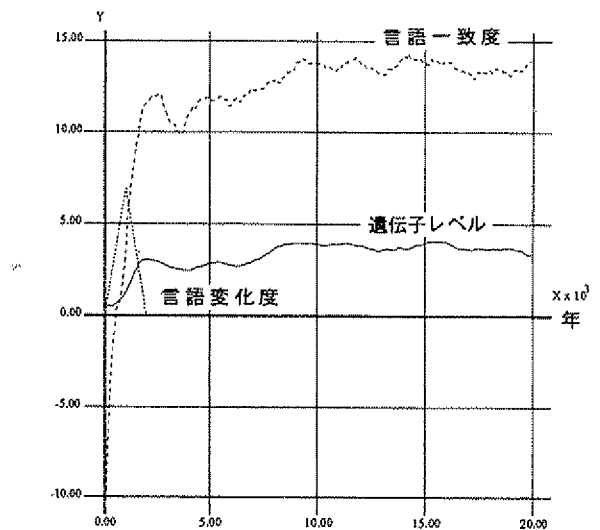
- (1) 平均寿命: 淘汰されたランギーの年齢であり、小さいことは進化が加速されている状態を表す。
- (2) 先天的淘汰圧 GA_{ij} : 淘汰確率を決める1つのパラメータであり、これが大きいほど淘汰されにくい。
- (3) 学習所要期間: まわり8体のうち4体以上と名前が一致した年齢であり、アソシアトロン要素の初期値がまわりの平均的な個体の要素の値と近いときや、まわりの個体の要素の値のばらつきが小さいときに、これは小さくなる。
- (4) 遺伝子レベル: 新生ランギーの付けるすべての名前と一致するまわりのランギー数(最大8)であり、これが大きいほどアソシアトロン要素の初期値がまわりの多くの個体の要素の値と近い。
- (5) 言語一致度: 1年間に会話により得られる点(最大は、会話の中心のときの8点とまわりのときの8回がすべて1点のときの和で16、最小は同様に-16)であり、進化/学習の達成度を示す直接的な尺度である。
- (6) 言語変化度: ある「言語の統一」が崩れてから、別の新しい名前を含む「言語に統一」される場合の数であり、これがゼロに収束しないことは言語が継続的に変化することを表す。

4.2 結果

次の3つのケース(s, e)における各評価項目の値の時間的変化を図6~8に示す。



a) 学習所要期間(年), 平均寿命(年), 先天的淘汰圧(年)
a) learning time length, span of life, inherited selection pressure.



b) 遺伝子レベル(体), 言語一致度(点), 言語変化度(回)
b) gene level, language unity, language changeability.

図6 各評価項目の値の変化(ケース1)

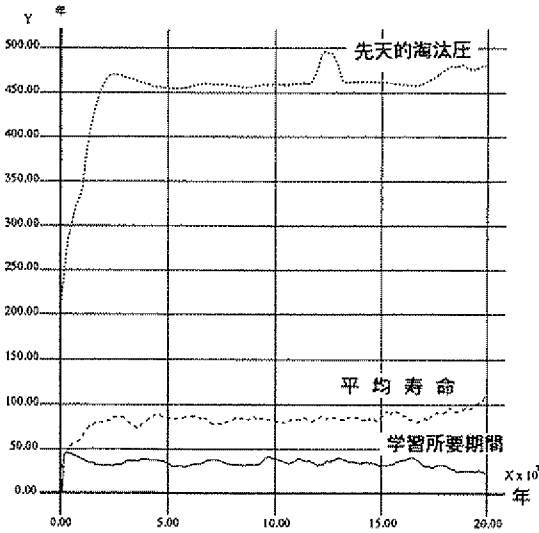
Fig.6 Simulation results of case 1.

ケース1: (6, 1/10) (図6)

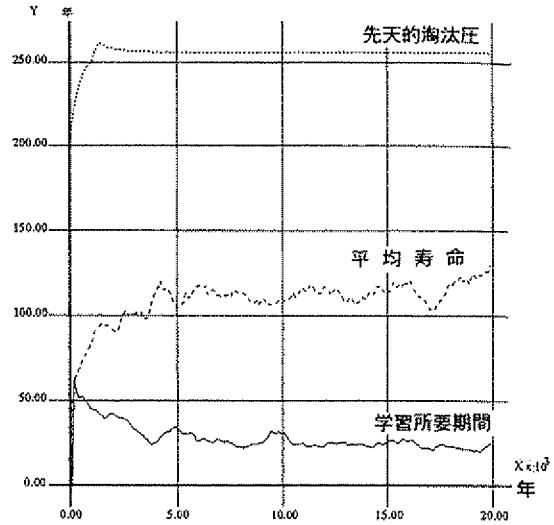
ケース2: (5, 1/10) (図7)

ケース3: (6, 0) (図8)

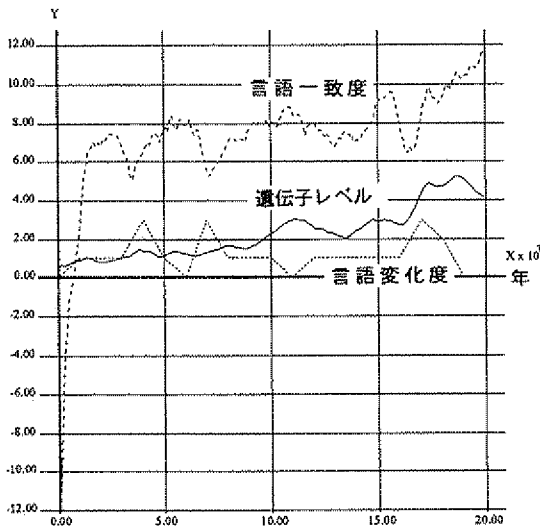
どのケースでも、言語一致度は増加している。つまり、通信によって得られる点は進化に応じて増加していることがわかる。また、平均寿命と先天的淘汰圧も概ね増加している。遺伝子レベルが高い場合、学習の必要性が小さくなる。したがって、学習所要期間は小



a) 学習所要期間 (年), 平均寿命 (年), 先天的淘汰圧 (年)
 a) learning time length, span of life, inherited selection pressure.

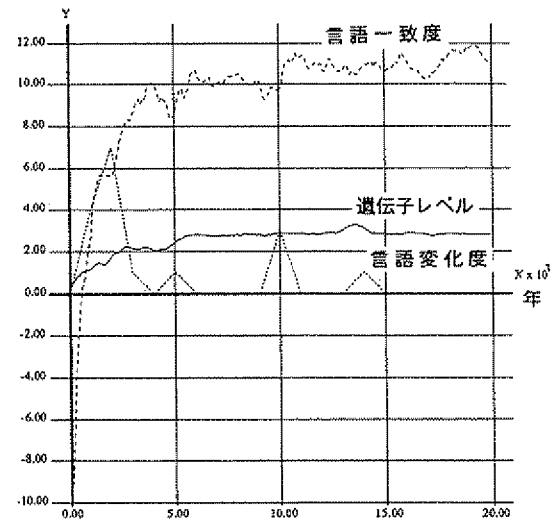


a) 学習所要期間 (年), 平均寿命 (年), 先天的淘汰圧 (年)
 a) learning time length, span of life, inherited selection pressure.



b) 遺伝子レベル (体), 言語一致度 (点), 言語変化度 (回)
 b) gene level, language unity, language changeability.

図7 各評価項目の値の変化 (ケース2)
 Fig. 7 Simulation results of case 2.



b) 遺伝子レベル (体), 言語一致度 (点), 言語変化度 (回)
 b) gene level, language unity, language changeability.

図8 各評価項目の値の変化 (ケース3)
 Fig. 8 Simulation results of case 3.

さくなる傾向がある (この2つの曲線が概ね負の相関をもつ)。同様に、遺伝子レベルと言語一致度の相関も見られる。学習所要時間はいったんピークをむかえた後に下がる。これは、言語の統一が進み学習がしやすくなったことを意味していると考えられる。

ケース1では、先天的淘汰圧がある時点で急激に立ち上がり、それに追隨して平均寿命が伸びる形をしているのは、突然変異により淘汰されにくい個体が生ま

れ、淘汰されにくいので急速に広まり、それに応じて平均寿命も伸びるためであると考えられる。

ケース1に対してパラメータsを変えることにより淘汰する確率を高めたのがケース2であり、先天的淘汰圧、平均寿命が縮まっている。言語一致度や遺伝子レベルもケース2のほうが立ち上がりが遅いが次第に近い値に収束していくように見える。ケース2は世代交替の速度が大きいたえず新しい名前への動きが起き

るので、言語変化度がゼロに収束しないことが注目される。

ケース3はケース1に対して突然変異をなくしており、先天的淘汰圧、平均寿命の急激な伸びは見られない、ほかの評価項目の変化にはさほど大きな変化が見られないが、言語の変化度は大きくなっている。突然変異をなくすことは言語変化をなくす方向に働くはずであるが結果がそうならなかったのは、突然変異をなくしたことが先天的淘汰圧のケース1のような急激な伸びを抑制し、それに伴って平均寿命の急激な伸びも抑制、つまり新個体の誕生が加速された結果、新個体の影響がそれ以上に働いて新たな名前への遷移につながったためであると考えられる。

上記3ケース以外にケース1における交叉の代わりに複製を採用したケースについても実験を行ったが、言語一致度の立ち上がりがケース1に比べてやや遅くなり、また言語変化が0になるまでの期間も増えた。ケース1では、複製による場合より多様な新個体の生成が交叉によって促進されたためにケース3にくらべて結果的に素早く言語の統一に向かったと考えられる。

また、先天的淘汰圧を遺伝的に変化させず、定数(200)とした場合は、言語変化度がゼロに収束しない点、遺伝子レベルが後半に一回減少傾向を見せた点に特徴が見られた。

図9に、ある事物に各ランギーが付けた名前の変化の様子を3例示す。付けた名前(実際には5bitデータ)は簡単のためにアルファベット1文字で表している。

a) はLという名前に一致していく推移を示している。これは、アソシアトロン学習、および、進化により、初期状態から、あるひとつの名前に収束する一般的な過程である。

c) はEという名前がeに変化していく様子を示している。ケース2、ケース3で示されたように、淘汰確率を高めたり、突然変異を採用しなかった場合、a)の最後の状態で留まらず、c)に示されるような別の名前への推移が継続していく状態、つまり言語変化度がゼロに収束しない状態になると考えられる。このような場合、年齢の比較的大きい個体群が時間的平面的に集中して淘汰され新個体が集中的に誕生するケースが生じる可能性が高くなり、その結果、従来一致していた名前とはちがう新たな名前がその場所から広まり始め、このような名前の付け換えが起こるものと思われる。

b) はJという名前に一致していたものがKという新しい名前が広がり出してJの地域を分断し、Jとい

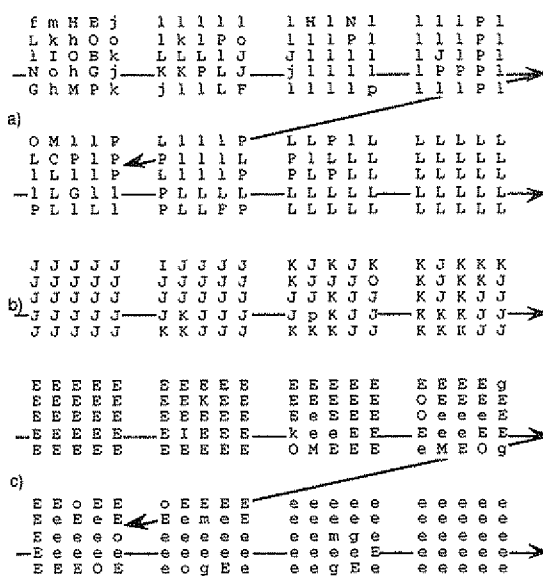


図9 名前の変化の過程

- a) 名前の一致
- b) 分断された「方言」
- c) 別の名前への推移

Fig. 9 Examples of language transition.

- a) unification of names,
- b) split "dialects",
- c) transition to another name.

う同じ方言が2ヶ所で使われている状態に推移していく様子を示している。b)のような推移を起こす原因などについてはまだ未解明な点も残されているが、c)のように一致した名前が新たな名前への推移を起こしているときに、従来一致していた名前を分断するように新しい名前が広まっていったという特殊な例であると考えられる。

学習、および、子の生成時の親の選択によりアソシアトロン要素の符号は一致する方向性をもつはずであるが、突然変異の蓄積、名前の伝搬遅延、新個体のアソシアトロン初期値の影響などにより、図9に示すような現象が生じたと考えられる。

5. 関連する研究

仮想的な生物間における神経回路網の学習によるプリミティブな言語の自己組織的な確立に関する研究の拡張として人工生命研究の手法を取り入れた本モデルを、最近行われている人工生命研究と比較する。

生物における通信の進化を人工生命手法を用いてモデル化したアプローチとして、MacLennanの研究⁹⁾とWerner¹¹⁾らの研究があげられる。MacLennanのモデルでは、生物はグローバルな環境を共有して固定

されて生息しており、送信されてきた記号に応じて、新たにグローバル環境に記号を送信するか、または、番号化されたある行動を選択する。そして、遺伝的アルゴリズムの手法に準じて、生物の総数を保ちながら世代交代を行う。

一方、Werner らのモデルでは、平面上の環境内で雄と雌が効率よく配偶者と遭遇するような通信の進化を試みている。雌は動けず、近傍にいる雄の位置と向きを入力とし、3ビットの信号を出力する。雄は、近傍の雌からの信号を入力とし、前進、左90度回転、右90度回転、静止のいずれかの行動を出力としてとる。実験により、近傍にいる雄が、雌を中心とする十字領域にいる場合、十字領域にいてその雌を向いていない場合、十字領域にいてその雌を向いている場合、それぞれ、前進、回転、前進を表す信号を発するように進化したことが示されている。

MacLennan のモデルや本モデルでは、行動、あるいは事物パターンを抽象化したまま扱っているため解析しやすく、また特定の行動への意味付けが柔軟という特徴があると考えられるのに対し、Werner らのモデルでは具体的な行動を設定しているため、より複雑な具体的現象、特に雄と雌の役割分離による共進化現象の観察に成功している。生物の知能に関しては、MacLennan のモデルでは、外界からの入力状況番号という形で最初から記号化しており、また、生物の知能はランギーのように神経回路網に基づいた自己組織化を行わず、単に状態遷移表の1行を書き換えることのみで学習を行っている。Werner らのモデルでも神経回路網を採用しているが学習は行っていない。MacLennan のモデルでは、全生物が同一のグローバルな環境を介して、(回ってくる順番の影響はあるが)同一の条件で通信を行っているため、本モデルのような局所性に基づく名前前の伝播現象の考慮の余地がない。Werner らのモデルでは、基本的には本モデルのように局所的な選択と交叉を行っているが、誕生した新個体をランダムな位置に置くことにしている点などから、本論文で対象としたような名前前の伝播現象や通信の局所性に関しては中心的な検討課題にしていないと考えられる。

6. おわりに

相互結合型ニューラルネットワークによる連想記憶装置に基づく仮想生物集団のもとでどのような自己組織化が可能かということ、言語の発生や通信の進化を対象として検討した。仮想生物集団とその生息する場を単純化したモデルであるランギーIIを構築し、計

算機上を実現し、交叉や突然変異の影響、遺伝子表現の変化の影響、学習と言語の一致度との関係などについて検討した。また、言語の伝播パターンの注目すべき例についても示した。

ランギーの生息する場を大きくしてより複雑な現象を期待することや、ランギーIのように各事物パターンから属性を抽出しそれに対して名前付けを行うことを現在考えている。

また、学習と進化に関するより厳密な考察、図9で示した言語の伝播パターンの生じるメカニズムの詳細な検討、数学的な問題クラスへの分類や定量的解析が課題として残されている。

本研究は、脳のメカニズムを解明するための構成的手法として位置付けられるだけでなく、分散人工知能研究のエージェントモデルにおける通信の確立などの側面を含む、ニューラルネットワークに基づく新たな知的情報処理の実現に際しての有用な知見を与えるものと思われる。

参考文献

- 1) Langton, C. G.: *Artificial Life, Artificial Life*, pp. 1-47, Addison Wesley (1989).
- 2) 中野 馨, 大森隆司, 有田隆也, 武田 晋: 情報処理装置間の情報交換機能が自己形成されるシステムについて, 計測自動制御学会知識工学シンポジウム (1984).
- 3) 中野 馨, 磯谷亮輔, 大森隆司: 情報交換機能が自己組織的に獲得するシステム—言語発生 of プリミティブモデル, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J70-A, No. 5, pp. 806-815 (1987).
- 4) 有田隆也, 海野敬一: 自己組織系集団による通信の進化の試み, 情報処理学会研究報告, 94-AI-93, pp. 55-62 (1994).
- 5) Nakano, K.: Associatron—A Model of Associative Memory, *IEEE Trans. Syst., Man & Cybern.*, Vol. SMC-2, No. 3, pp. 381-388 (1972).
- 6) 中野 馨: アソシアトロンとその応用—連想記憶のモデルと知的情報処理, 昭晃堂 (1979).
- 7) Goldberg, D. E.: *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley (1989).
- 8) 小西宏和, 有田隆也, 曾和将容: 遺伝的アルゴリズムを用いたホップフィールド型ニューラルネットワークの設計, 第46回情報処理学会全国大会論文集 (2), pp. 261-262 (1993).
- 9) MacLennan, B.: *Synthetic Ethology: An Approach to the Study of Communication, Artificial Life II*, pp. 631-658, Addison Wesley (1991).
- 10) Nakano, K., Sakaguchi, Y., Isotani, R. and

Ohmori, T.: Self-Organizing System Obtaining Communication Ability, *Biological Cybernetics*, Vol. 58, pp. 417-425 (1988).

- 11) Werner, G. M. and Dyer, M. G.: Evolution of Communication in Artificial Organisms, *Artificial Life II*, Addison Wesley, pp. 659-687 (1991).
- 12) Hebb, D. O.: *The Organization of Behavior*, Wiley, New York (1949).

(平成 6 年 6 月 20 日受付)
(平成 7 年 2 月 10 日採録)



有田 隆也 (正会員)

1960 年生。1983 年東京大学工学部計数工学科卒業。1988 年同大学大学院工学系博士課程修了。工学博士。同年名古屋工業大学工学部電気情報工学科助手。1993 年講師。1994 年名古屋大学情報文化学部社会システム情報学科助教授。現在に至る。並列計算機アーキテクチャ、分散処理、人工生命に興味を持つ。IEEE, 電子情報通信学会などの会員。



海野 敬一 (正会員)

1972 年生。1994 年名古屋工業大学電気情報工学科卒業。現在、横河デジタルコンピュータ (株) 勤務。



川口喜三男 (正会員)

1933 年生。1958 年大阪大学理学部数学科卒業。1961 年大阪大学工学部通信工学科卒業。同年富士通 (株) 入社。1968 年同退社。同年大阪大学基礎工学部講師。大阪大学大型計算機センター助教授を経て、1976 年名古屋工業大学工学部情報工学科 (現在、電気・情報工学科) 教授。現在に至る。工学博士。グラフ理論、通信網の信頼性、自動倉庫の出庫アルゴリズム、計算幾何学等の研究に従事。電子情報通信学会、日本 OR 学会各会員。