

進化言語学的手法による人工生命における語彙の発生

小山寛人* 佐藤晴彦 小山聡 栗原正仁
(北大情報科学)†

1 はじめに

進化言語学とは、言語の起源と進化に関する研究分野である。言語がいつ、どのようにして生まれ、発達してきたのかは古くから興味の対象であった。しかし、文字以前の時代における言語の進化を知ることは困難であり、このことはしばしば「言語は化石を残さない」とも表現されてきた。このような状況の中で、言語の起源と進化に関する研究は長らく下火となっていた [1]。ところが、1980年代頃から、認知科学や神経科学の発達によってこの分野は再び注目されるようになっていく。そして、近年ではロボットによる実験やコンピュータによるシミュレーションを利用して、言語の発生と進化をモデル化しようとする研究が盛んに行われている。

このような情報科学分野における進化言語学の研究では、旧来型の AI 研究のようにトップダウンに言葉を話すシステムを作ることは行われない。なぜなら、そのようなシステムは作ることが技術的に困難であるばかりでなく、仮に作ることが出来たとしても言語の進化を理解したことにはならないからである。そのため、進化言語学の研究では、言語を発生させる元となるシステムを作り、その振る舞いを観察するというボトムアップな方法が使われる [2]。このような方法は構成論的手法と呼ばれ、複雑系の分野で広く利用されている。

一方、人工生命の分野では、生命の知的な振る舞いの原理に関する多くの研究がこれまでになされてきた。この分野では特に身体性 (embodiment) の重要性がしばしば強調される。身体性という言葉は多くの分野で使用されるが、人工知能あるは人工生命の分野における身体性とは、身体が存在が知能を形作る上で必要不可欠であるという概念である。

本稿では、身体性の概念に基づいて人工生命に言語を獲得させる方法について議論する。そのために、マルチエージェント環境において言語を有するエージェントを進化言語学的手法で発生させることを試みた。提案手法では、二次元空間上で餌を探す仮想的な生物を考え、それらの生物が単語による簡単な会話を行う環境を作成した。そして、各生物の行動を決定するニューラルネットワークを遺伝的アルゴリズムによって最適化し、どのような言語が発生したかを観察した。その後、発生した言語について考察を行い、提案手法の有効性を検討した。

2 関連分野

2.1 人工生命

2.1.1 概要

人工生命とは、生命のシステムや進化に関する研究分野である。人工生命に関する研究は大きく分けて soft, hard, wet に分類され、それぞれ概してソフトウェア、ロボット工学、合成生物学を指している。特にソフトウェアの分野では、自己複製するシステムやマルチエージェントシステム、3D モデルの形状と動作の生成などが研究されている。また、これらの研究に共通して重要な概念として、身体性がある。

2.1.2 身体性

身体性とは、元は哲学の用語で、人間の精神は常に身体の影響を受けているという考え方で、心理学や認知科学とも関わりが深い。特に人工生命の分野では、知的な振る舞いは精神・身体・環境の相互作用によって生まれるという考え方を指している。これは、エキスパートシステムに代表されるような「古き良き AI」が身体や環境を考えず、精神にあたる記号的なシステムのみを考えてきたのとは対照的である。人工生命の分野では、この身体性が生命や知能を理解するのに重要であると考えられている。

2.1.3 記号接地問題

記号接地問題とは、人工知能においてシステムが内部にもつシンボルと実環境に存在する対象をどのように結びつけるかという問題である。例えば、言語を理解するシステムを作る上で、仮に記号的な知識が十分にあったとしても、それらの記号を現実の対象に関連付けられなければ、実際の言語を理解することはできない。つまり、言語を理解するシステムを作るためにはシステムの内部的な記号を外部にある対象と結びつけることが重要となる [3]。古典的な人工知能では身体性が無いために記号接地も存在しないが、身体性を持ったシステムを構成することによって記号接地問題に対処することが出来ると考えられている。

2.1.4 均質性

人工生命を含むマルチエージェントシステムにおいて、各エージェントが均質 (homogeneous) であるか不均質 (heterogeneous) であるかはシステムを設計する上で重要である [4]。一般に、不均質なエージェントで行うシ

ミュレーションは均質なエージェントで行うよりも複雑な状況を構成できるが、その分析は難しくなる。

均質なエージェントでは、各エージェントは同一の構造をもち、入出力のみが異なっている。このようなエージェントによって構成される環境では、協調的な行動やコミュニケーションによる情報の共有を観察することができる。

不均質なエージェントでは、各エージェントは異なった構造を持っている。このようなエージェントによって構成される環境では、協調と競争の選択や役割分担、コミュニケーションによる交渉などを観察することができる。

2.2 進化言語学

2.2.1 概要

進化言語学とは、言語の起源と進化に関する研究分野である。その始まりは1850年代、チャールズ・ダーウィンによる『種の起源』の出版と同時期に、言語の進化が生物の進化と比較されるようになったことにある。しかし、当時において文字以前の時代における言語の進化を知ることは困難であり、実証的な研究が出来ないことから長らく研究は下火となっていた [1]。その後、1980年代になって、認知科学や神経科学の発達によって再び注目されるようになり、1990年代以降はコンピュータを用いた研究も加わって現在に至っている。

2.2.2 構成論的手法

コンピュータによる進化言語学研究において常に強調されることは、それが構成論的手法による研究であるということである。構成論的手法とは、伝統的な還元論的手法が事象を要素へと分解することによって理解しようとするのに対し、個々の要素から事象を構成することによって理解しようとする手法のことである。このような手法は直接観察することが困難な現象の理解の助けになり、言語の進化を含む複雑系研究の分野で多く用いられている。また、構成論的手法ではモデル設定や初期条件によっては現実には観測されないような状態が発生することもあり、そのような状態の原因や意味を考察することは現象のより深い理解に有益である [2]。

進化言語学においては、自発的に言語が出現するようなモデルを構成することによって言語の起源と進化を理解することを目標としている。

2.2.3 言語進化のモデル

言語の発生と進化は生物的進化、個体の学習、語彙の変化という異なった時間スケールをもつ3つのシステムの相互作用によって起こったと考えられている。まず、生物的進化は個体の認知能力や学習能力を高め、複雑な言語を運用する基礎を形作る。次に、現在使用されている言語を学習した個体は、時として語彙の新しい用法や新しい文法を作り出す。そして、そのように変化した言語

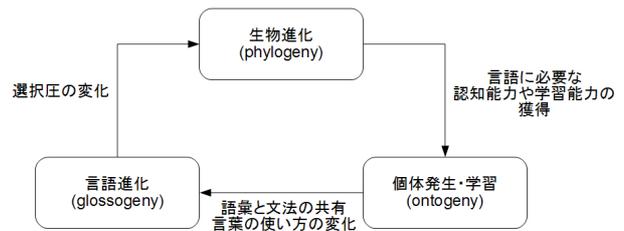


Fig. 1 言語進化のモデル

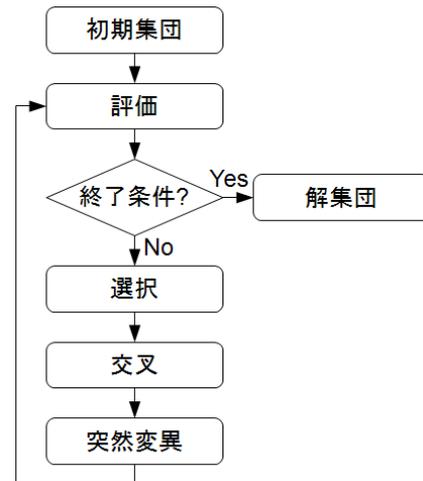


Fig. 2 遺伝的アルゴリズムの概要

が新しい環境となり、淘汰圧となって生物的進化を促進する。このようなフィードバック構造によって言語は発生、進化したと考えられる [5]。これは Fig.1 のようにまとめられる。

2.3 遺伝的アルゴリズム

2.3.1 概要

遺伝的アルゴリズムとは、自然淘汰や突然変異のような生物の進化に着想を得て作られた最適化手法の一つである。個々の解候補には対応する遺伝子表現が与えられ、その集合に交叉、突然変異を繰り返すことで解を改善する。個々の解候補は個体や表現型とも呼ばれ、また遺伝子表現は染色体や遺伝子型とも呼ばれる。このアルゴリズムの基本的なフローチャートを Fig.2 に示す。

2.3.2 評価

まず、各個体の評価を行う。遺伝的アルゴリズムは生物の進化を模倣しており、各個体の適応度は生物の環境への適応度を表している。この適応度に従って次の選択の段階で自然淘汰が行われる。

2.3.3 スケーリング

選択を行う前に、各個体の適応度をスケールリングすることがよく行われる。特に、選択の段階でルーレット選

択を使用する場合は、各個体の適応度が非負値かつ良いものほど大きな適応度を持つことが前提となっているため、重要な操作となる。よく使われるスケーリング手法としては、線形スケーリングやシグマスケーリング、冪乗則スケーリングなどがある [6]。

線形スケーリングでは、各個体の適応度は線形写像

$$f'_i = af_i + b$$

によって変換される。特に、全個体の適応度の平均 \bar{f} を保って最大値を平均の s 倍にするような変換がよく使われる。本稿の実験でも、この変換を使用している。

2.3.4 選択

選択は生物の自然淘汰を模倣しており、母集団から良い解を次世代に残すことで解の改善を行う。この選択は適応度に応じて行われるが、様々な種類が提案されている。たとえば、適応度に比例して選択するルーレット選択、適応度の順位によって選択するランキング選択、ランダムな部分集合から最良の個体を取り出すトーナメント選択などがある。

実験で使ったルーレット選択では、各個体の評価値の比に従った確率で個体が選択される。つまり、 i 番目の個体が選ばれる確率 p_i は

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^n f_i}$$

となる。

2.3.5 交叉

交叉は生物の交配を模倣しており、選択された解から中間的な解を生成することで探索を進めることを意図している。遺伝子が整数列の場合はビット列とみなして互いのビットを入れ替える操作が広く使われ、一点交叉、二点交叉、一様交叉などがある。しかし、本稿では遺伝子として実数列を採用している。そのような場合には、多次元空間内で幾何的に中間的な値を計算する方法が使われ、代表的なものとして BLX- α [7] がある。

BLX- α は、遺伝子が実数値である場合に使われる方法で、まず親の 2 つの遺伝子を対角線上の頂点とする超直方体を考える。そして、その各辺の長さ d_i とすると、両側に αd_i だけ広げた空間からランダムに子を選択する方法である (Fig.3)。

2.3.6 突然変異

突然変異は生物の遺伝子における突然変異を模倣しており、解をランダムに変化させることで局所最適に陥ることを避ける効果がある。一般に元の遺伝子から距離の近いランダムな解を生成する。

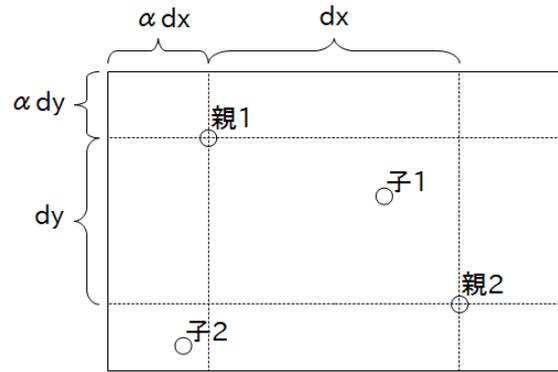


Fig. 3 2次元の実数値遺伝子における BLX- α

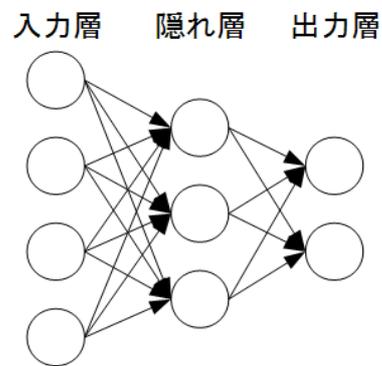


Fig. 4 ニューラルネットワーク

2.3.7 再挿入

親となる遺伝子から選択、交叉と突然変異によって生成した子の遺伝子を次の世代の親にする操作を再挿入という。特に、生成した子の数が親の数と異なる場合や、すべての子を使用しない場合にはループの度に遺伝子の数が変化しないように再挿入を行う必要がある。再挿入の方法には、単純に全ての親の遺伝子を子の遺伝子で置き換える純粋再挿入の他に、エリート再挿入などがある。エリート再挿入 (Elitist Reinsertion) は、親と子の全体から適応度の良い順に遺伝子を取り入れ手法で、その性能の良さで知られている。本稿の実験でも、エリート再挿入を採用した。

2.4 ニューラルネットワーク

2.4.1 概要

ニューラルネットワークとは、生物の神経系に着想を得て作られた数理モデルである。ニューラルネットワークは個々の神経細胞 (ニューロン) を表すノードと、神経細胞間の情報伝達経路 (シナプス) を表すコネクションから成っており、有向グラフを構成している。また、各ノードは外部からの入力を受けとる入力層、外部への出力を行う出力層、中間にある隠れ層に分けられる。(Fig.4)

2.4.2 フィードフォワードニューラルネットワーク

本稿ではニューラルネットワークの中でもグラフ内にループを持たないフィードフォワードニューラルネットワークを扱うものとし、以下ではその説明をする。

各コネクションは前段のノードから後段のノードへの結合の強度を表す実数値の重みを持っている。重みが正である場合は結合が興奮性であることを表し、負である場合は抑制性であることを表している。各ノードは共通の活性化関数を持ち、ノードの出力は前段のノードの出力を結合の強度で重みづけした値を活性化関数に入力することで得られる。つまり、各ノードの出力は

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right)$$

によって計算される。一般に各ノードの入力には常に1を取るダミー入力 $x_0 = 1$ が与えられ、重み $w_0 = h$ がバイアス項として利用される。

また、活性化関数には単位ステップ関数やシグモイド関数

$$S(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}}$$

がよく利用され、本稿の実験でもシグモイド関数を使用している。

2.4.3 フィードフォワードニューラルネットワークの学習

多層のフィードフォワードニューラルネットワークは、十分な数の中間ノードがあれば適切な重みを設定することで任意の連続関数を近似できることが知られている [8]。重みの設定方法にはさまざまな手法があり、特に教師あり学習であるバックプロパゲーションが有名である。しかし、本稿の実験では教師データが得られず、報酬に遅れが存在するため、重みの改善に遺伝的アルゴリズムを選択した。このような手法は Neuroevolution と呼ばれる [9]、特に人工生命の分野でよく使われている。

2.4.4 遺伝的アルゴリズムの適用

フィードフォワードニューラルネットワークに遺伝的アルゴリズムを適用するために、ニューラルネットワークを遺伝子型にエンコードする様々な方法が提案されている。これらは、接続ベースエンコード、ノードベースエンコード、間接エンコードなどに分類することが出来る [10]。

実験で使用した接続ベースエンコードは最もシンプルな手法で、ノード間の接続の有無と重みを順に並べてエンコードする手法である。

3 提案手法

3.1 概要

本稿では、マルチエージェント環境において言語を有するエージェントを発生させることを試みる。語彙の発

生に関する先駆的な研究としては、Luc Steels らによる Talking Heads Experiment [11] がある。また、人工生命の手法を使った研究には Angelo Cangelosi による研究 [12] がある。これらはいずれも単一エージェントまたは2エージェント程度を同時に環境中で動作させる研究であった。

しかし、実際の生物の進化は多数のエージェントが同時に存在する環境で発生したものである。また、コミュニケーションのために言語を使用するソフトウェアエージェントやロボットも、一般にマルチエージェント環境で動作することが期待されると考えられる。これらの理由から、進化言語学上の問題としても、人工生命の応用上も、マルチエージェント環境において言語の発生を検証することが重要であると考えた。そこで、本稿ではマルチエージェント環境における語彙の発生のシミュレーション方法を提案する。

3.2 手法

提案手法では、人工生命の分野で一般的な、二次元空間上で仮想的な生物が餌を探す問題を利用する。各エージェントの行動の決定にはニューラルネットワークを利用する。そして、各エージェントに餌の取得状況に応じた適応度を与え、遺伝的アルゴリズムによってニューラルネットワークを最適化する。このようにしてエージェント間に単語からなる簡単な会話を発生させ、発生した言語における語彙を観察する。また、以下で説明するように均質なエージェントを使用する手法と不均質なエージェントを使用する手法を試し、結果を比較する。

3.2.1 均質なエージェント

均質なエージェントを使用する場合は、全てのエージェントは同一のニューラルネットワークを使用し、各エージェントの適応度の平均をニューラルネットワークの適応度として使用する。そのようなシミュレーション環境をニューラルネットワークごとに用意し、適応度に従って遺伝的操作を行う。

3.2.2 不均質なエージェント

不均質なエージェントを使用する場合は、各エージェントが個別のニューラルネットワークを使用し、エージェントの適応度を単純にニューラルネットワークの適応度とする。

4 実験

4.1 目的

本稿の実験では、第3節の提案手法に従って、マルチエージェント環境における言語を有するエージェントの発生をシミュレートすることを目的とする。また、全てのエージェントが均質な場合と不均質な場合を実験し、結果を比較する。

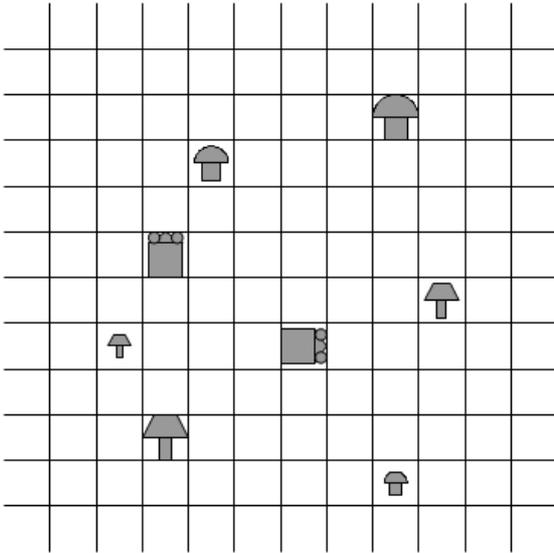


Fig. 5 シミュレーション環境

4.2 設定

まず、Fig.5 のような 100*100 の平面的なグリッド状の空間を考える。ここで、空間の上下と左右はつながっているものとする。このような空間中に 10 体のエージェントが配置され、各エージェントは餌を探す。一回のシミュレーションは 200 ステップまで行われ、ステップ毎に各エージェントは周囲の環境を知覚し、次の行動を決定する。

ここで、餌には A と B の 2 種類があり、それぞれについて Large, Medium, Small の 3 つの大きさがある。つまり、合計 6 種類の餌がある。これらの餌はそれぞれ異なる 6bit の特徴量を持ち、その内容はある 1bit が 1 でそれ以外の 5bit は 0 であるような独立なベクトルとなっている。このような餌を環境中にランダムに 100 個生成する。各エージェントは A と B の餌のうち一方を好み、他方を嫌っており、餌を取得するとその餌を消費して、その大きさに従って適応度が増減される。

また、それぞれのエージェントは発話を行い、他のエージェントによる発話を聞く能力がある。発話は 6bit のベクトルで表現され、餌と同様に 1bit が 1 でそれ以外の 5bit は 0 となっている。

最終的に、各エージェントは自分の好む餌の種類、最も近い餌の距離と方向と特徴、最も近い他のエージェントによる発話の距離と方向と内容を知ることができる。そして、これらの情報をもとに次に移動する方向と発話を決定する。この決定は Fig.6 のような構造のニューラルネットワークによって行われる。ここで、進行方向を表す 3 ユニットの出力はそれぞれ前進、左折、右折に対応しており、最も大きな値を取ったユニットに対応する行動が行われる。同様に、言語出力を表す 6 ユニットは

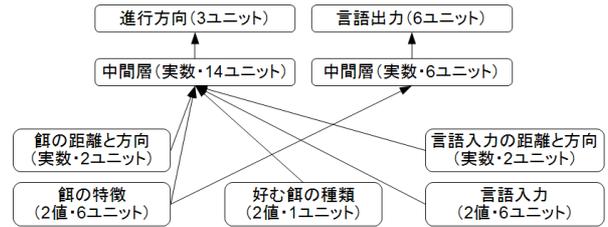


Fig. 6 エージェントのニューラルネットワーク

6bit の発話と対応しており、最も大きな値を取ったユニットに対応する bit のみが 1 となり、それ以外の bit は 0 となる。

実験では、遺伝的アルゴリズムによってシミュレーションを 30000 世代まで繰り返し、ニューラルネットワークを最適化した。そして、生成された言語を調べた。また、エージェントが均質な場合と不均質な場合で 2 つの場合を行い、結果を比較した。

5 結果

まず、均質な場合と不均質な場合で大きな差異は見られなかった。実験を繰り返し行い、生成された言語を分析すると、大きく分けて 3 種類の結果が見られた。ここでは、それぞれ非言語、限定的な言語、整合的な言語と呼んで説明する。

5.1 非言語

実験結果の一部では、全ての種類の餌が同じ単語で表現された。このような場合、餌の種類を区別できておらず、言語として成立していないと考えられる。

5.2 限定的な言語

実験結果の多くの場合では、生成された言語の表現力は非常に限定的だった。例えば、種類 A の Medium である餌に対してのみ単語 X を発話し、それ以外の場合は単語 Y を発話するような言語が多く生成された。この場合、言語による環境の分節化の観点から見て、単語 Y の意味は無いと解釈するよりも、「種類 A の Medium 以外」を意味していると解釈すべきであると考えられる。

5.3 整合的な言語

実験結果の中の少数の場合として、環境に対して整合性のある言語が得られた。例えば、Large と Medium の餌の場合に単語 X を発話し、Small の場合には単語 Y を発話するような言語が得られた。このような言語は、環境の構造を言語の構造に反映しているという意味で整合的であると言える。

6 結論と今後の展望

6.1 結論

本稿では、マルチエージェント環境において言語を有するエージェントを進化言語学の手法で発生させた。しかし、実験結果の一部の場合では整合的な言語が得られたものの、多くの場合では言語は生成されないか、生成されてもその表現力は非常に限定的だった。

その原因としては、2種類の可能性が考えられる。一つは、シミュレーション環境において、言語を使用することがさほど適応的ではない可能性が考えられる。つまり、エージェントが言語を使用しても適応度が改善されないため、遺伝的アルゴリズムによってそのようなニューラルネットワークが選択されなかった可能性である。もう一つは、遺伝的アルゴリズムによるニューラルネットワークの最適化が十分に行われていない可能性が考えられる。実際には、言語を使用することが適応度を与える影響が小さいほど、遺伝的アルゴリズムによって言語を使用するニューラルネットワークが得られる可能性は小さくなるので、これらが複合している場合も考えられる。

6.2 今後の展望

今後の展望としては、まずマルチエージェント環境において言語をより確実に発生させる手法を考える必要がある。なぜなら、言語が得られる可能性が小さければ、進化言語学の主題である言語の起源や進化のような疑問に十分に答えられたとすることができない上に、実際のソフトウェアエージェントやロボットなどへの応用においても課題となるからである。ここで、言語をより確実に発生させる方法としては、言語を使用することが適応度へ明確に反映される環境を作成することが考えられる。そのような環境であれば、遺伝的アルゴリズムのような最適化手法によって有効な言語を使用するエージェントが得られる可能性は高まると考えられるため、今後の課題としたい。

また、本稿では単語からなる簡単な言語を発生させたが、実際の言語は文法的にも意味的にもより複雑である。しかし、文法の発生に関する多く研究は身体性の少ない実験設定で行われている。そのため、一般的な人工生命の設定において文法的、意味的により複雑な言語を発生させることは未解決問題となっている。

7 謝辞

本研究を行うに当たり、多くのご意見を頂きました栗原正仁教授、小山聡准教授、佐藤晴彦助教に深く感謝いたします。また、研究に関して多くのご指摘を頂くだけでなく、研究生活を有意義かつ刺激的なものにさせていただいた表現系工学研究室の皆様に深く感謝いたします。

参考文献

- [1] 山内肇. パリ言語学会が禁じた言語起源. 進化言語学の構築—新しい人間科学を目指して, 第3章. ひつじ書房, 2012.
- [2] 橋本敬. 言語進化とはどのような問題か? 構成論的な立場から. 第18回人工知能学会全国大会論文集, 1CS-2, 2004.
- [3] 久木田水生. 人工知能の人工生命への接近. 京都大学文学部哲学研究室紀要: Prospectus, Vol. 10, pp. 45–57, 2007.
- [4] Peter Stone and Manuela Veloso. Multiagent systems: A survey from a machine learning perspective. *Autonomous Robots*, Vol. 8, No. 3, pp. 345–383, 2000.
- [5] Simon Kirby. Natural language from artificial life. *Artificial life*, Vol. 8, No. 2, pp. 185–215, 2002.
- [6] K Kim F Man, Kit-Sang Tang, and Sam Kwong. *GENETIC ALGORITHMS.: Concepts and Designs, Avec disquette*, chapter 2.2. Springer, 1999.
- [7] Larry J Eshelman. Real-coded genetic algorithms and interval-schemata. *Foundations of genetic algorithms*, Vol. 2, pp. 187–202, 1993.
- [8] Ken-Ichi Funahashi. On the approximate realization of continuous mappings by neural networks. *Neural networks*, Vol. 2, No. 3, pp. 183–192, 1989.
- [9] Dario Floreano, Peter Dürri, and Claudio Mattiussi. Neuroevolution: from architectures to learning. *Evolutionary Intelligence*, Vol. 1, No. 1, pp. 47–62, 2008.
- [10] Frederic Gruau, et al. Neural network synthesis using cellular encoding and the genetic algorithm. 1994.
- [11] Luc Steels. *The Talking Heads Experiment. Volume 1. Words and Meanings*. Laboratorium, Antwerpen, 1999.
- [12] Angelo Cangelosi. Evolution of communication and language using signals, symbols, and words. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, Vol. 5, No. 2, pp. 93–101, 2001.