

遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習による 言語と行動の組からの言語獲得手法の評価

福井 裕隆[†] 荒木 健治[†] 柄内 香次[‡]

[†] 北海道大学大学院工学研究科 〒060-8628 札幌市北区北 13 条西 8 丁目

北海道大学大学院工学研究科

電子情報工学専攻情報メディア工学講座

信号処理工学分野

[‡] 北海学園大学大学院経営学研究科 〒062-8605 札幌市豊平区旭町 4-1-40

E-mail: [†] {fukui, araki}@media.eng.hokudai.ac.jp, [‡] tochinai@econ.hokkai-s-u.ac.jp

あらまし 近年、ロボットの研究・開発が数多く行われている。今後、ロボットの普及のためには、人間がロボットに命令し、ロボットが行動を行う仕組みが必要である。実世界においては、すべての状況や言語的知識をあらかじめ与えることは困難である。本研究では遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習により、ロボットに言語獲得能力を付与することでこの問題の解決を試みている。我々が作成したシステムは自然言語による命令と行動の関係を学習する。我々は、このシステムに 1,000 例の入力を与えるシミュレーション実験を行った。また、その実験で得た規則を用いて実機による評価実験を行った。本稿では、それらの実験の結果を評価し報告する。

キーワード 帰納的学習、遺伝的アルゴリズム、言語と行動の関係、言語獲得、ロボット

Evaluation for Language Acquisition Method Using Inductive Learning with Genetic Algorithm from Pairs of Language and Its Acts

Hiroataka FUKUI[†] Kenji ARAKI[†] and Koji TOCHINAI[‡]

[†] Graduate School of Engineering, Hokkaido University, Kita 13 Nishi 8, Kita-ku, Sapporo-shi, Hokkaido, 060-8628
Japan

[‡] Graduate School of Business Administration, Hokkai-Gakuen University, 4-Chome, Asahi-machi, Toyohira-ku,
Sapporo-shi, Hokkaido, 062-8605 Japan

E-mail: [†] {fukui, araki}@media.eng.hokudai.ac.jp, [‡] tochinai@econ.hokkai-s-u.ac.jp

Abstract Recently, developments and researches of the robots are carried out. In the future, it is necessary that a human gives a robot the order and a robot acts as the order for the diffusion of the robot. In the real world, it is impossibility that a designer gives a robot all linguistic knowledge and all conditions in advance. This research tries to solve of this problem by giving language-acquired ability to the robot using Inductive Learning with Genetic Algorithm. The system, based on our proposed method, learns relations between a sentence and behaviors. We have 1,000 examples of input as a simulation experiment and an evaluation experiment. In this paper, we evaluate the results of those experiments, and report it.

Keyword Inductive Learning, Genetic Algorithm, Relation between language and acts, Language acquisition, Robot

1. はじめに

近年、ASIMO[1]に代表されるヒューマノイドロボットや、AIBO[2]のようなペットロボットなどロボットの技術は大きく進歩し、ハードウェアとしては研究用、娯楽用として製品化されるまでになっている。一方、自然言語を理解し行動するシステムもコンピュータ内に作られた人工的な世界については数多くの研究が行われてきた[3,4,5]。そして、実環境においてもロボットの言語獲得の研究[6]が行われている。

実空間で自然言語による指示でロボットを動作させることを想定した場合、解析的手法[5]では一般的に、人間の音声による命令を「音声認識 ⇒ 形態素解析 ⇒ 構文解析 ⇒ 意味解析 ⇒ 行動生成」と多段階の処理を行う。設計者が想定した命令が正しく認識され、必要な知識がすべて設計者により与えられている場合、ロボットは正確に動作すると思われる。しかし、実環境での使用には設計者が想定できない様々な命令・状況が存在すると考えられ、それらに対処するためにも

学習が必要である。また、多段階の処理を行うため、各処理段階での精度が高くても、最終的な精度が下がるという問題点が存在する。さらに音声認識による誤認識を含む命令文や、使用者に特有の言い回しなど解析不能な命令文も存在すると考えられる。このように、設計者がすべての場合を想定し、あらかじめ知識を与えることは困難である。また、人間にとって使いやすいとされている話し言葉に対応[7]する必要がある。音声認識の誤認識や未知語の問題を解決しロボットに指示を行う研究[8]も存在する。この手法では誤認識結果や未知語を確率モデルを用いて推定し、対話からあらかじめ設定された登録語と結びつけることで解決している。また、知識である物体のモデルも対話により更新される。しかし、あらかじめ文法や登録語等の知識の設定が必要である。

これらの問題に対し、我々はこれまで帰納的学習を適用した研究[9]を行ってきた。この研究では、あらかじめ語彙的知識を与えることなく学習が可能であり、品詞情報を用いず単語を記号とみなして処理を行うため、誤認識結果に一定の傾向があれば学習が可能である。また、この研究では少ない入力回数でより多くのルールを獲得するために、遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習 (Inductive Learning with Genetic Algorithm(GA-IL)) [10]を適用している。GA-ILはすでに機械翻訳に適用され、その有効性が確認されている。今回は音声認識を用いた 1,000 例の命令をシミュレ-

ション実験により学習し行動の出力結果を評価する。また、シミュレーション事件が実空間に即したものであることを確認するために、学習の結果得られたルールを用いて実機を用いた実験を行い、その評価を行う。

2. システムの概要

図 1 にシステムの概要図を示す。

入力は人手により与えられた命令文と、その命令文が指示する対象物の位置とする。命令文は茶釜[11]により単語分割を行う。位置は AIBO のカメラから得られた画像を 5×5 の 25 分割したいずれかの区画、もしくはカメラの視界内に対象物が存在しない場合の 26 通りを位置記号とし、AIBO から見た対象物の相対的な位置を使用している。出力は数字で表現された行動プリミティブの列である。システムが正解を出力できなかった場合に人手により与えられる正解行動プリミティブ列から GA-IL により入力に適した行動を導くように学習を行う。

2.1. 遺伝的アルゴリズムの適用

本手法では、我々がすでに機械翻訳に GA-IL を適用した手法[9]を用いている。ただし、世代の概念は用いず、ルール獲得形式も変更を行っている。GA-IL の適用により、少ない用例でも効率的な学習を目指している。図 2 に示すように、入力と出力の対を用例と呼び、染色体とみなしている。また、入力中の単語と位置を示す記号、出力中の行動プリミティブを遺伝子とみな

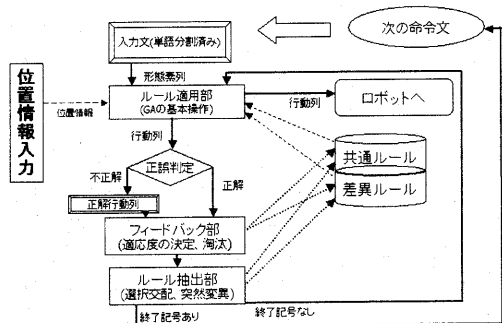


図 1 システムの概要図

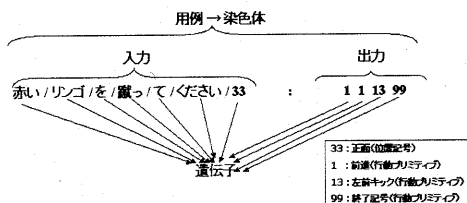


図 2 染色体と遺伝子

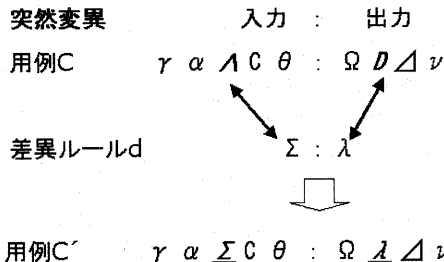
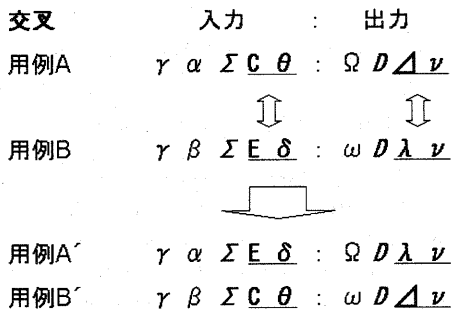


図 3 交叉と突然変異

表 1 階層化の条件と優先順位

優先順	階層化の条件
1	GAを用いずに得られたルール
2	抽象度20%以下 or 適応度50%以上のルール
3	上記1, 2に当てはまらないルール

参照を行う。これは、コストの面から参照するルールの数に制限を加えているため、ルール数が増加すると正解を導くルールを参照できないことが起きるために行っている。階層化の条件と各階層の優先順位を表1に示す。また抽象度を式(1)、適応度を式(2)に示す。

$$\text{抽象度}[\%] = \frac{\text{共通ルール中の変数の数}}{\text{共通ルール中の単語数}} \times 100 \quad \dots(1)$$

$$\text{適応度} [\%] = \frac{\text{正適用度数}}{\text{全適用度数}} \times 100 \quad \dots(2)$$

階層化後、最も優先される階層の新しいルールから参照を行う。入力と基礎的な構造、つまりルール中の変数以外の要素とその要素の出現順が一致する共通ルールを適用可能とし、それらを初期集団とする。この初期集団内で交叉や突然変異を行い適用可能なルールを増加させ集団に加える。その後、集団内の共通ルールの変数部分に差異ルールを入力と一致するように適用する。その結果、単語列と位置記号が入力に完全に一致するものを完成したルールとする。それらを以下に示す条件順に各要素を参照し完成したルールの優先順位を求め、1位のルールの行動プリミティブ列を出す。GA依存度を式(3)に示す。

- (1) GA依存度が低いもの
- (2) 抽象度が低いもの
- (3) 適応度が高いもの
- (4) 共通ルール辞書の登録順が上位のもの

$$\text{GA依存度} = \begin{cases} 1: \text{GAを使用することで得られるルール} \\ 0: \text{GAを使用しなくても得られるルール} \end{cases} \quad \dots(3)$$

2.4. フィードバック部

フィードバック部では人手で与えた正解例をもとに、各ルールの正適用度数、誤適用度数を変更する。フィードバックを効率良く行うため、適用部で完成したすべてのルールをフィードバックの対象とし、正解の場合は正適用度数を、不正解の場合は誤適用度数に1加算する。さらに各適用度の変更後に新たな適応度を求め、全適用度数が5以上かつ適応度が25%以下のものを誤ったルールとして淘汰する。

3. 実験

以上のようなシステムを用いて実験を行った。本実験では、音声認識を使用する際に発生する誤認識など

用例A

赤い/リンゴ/を/蹴っ/て/ください/33 : 1 1 13 99

用例B

赤い/リンゴ/を/頭で/押し/て/ください/33 : 1 1 9 99

共通部分と差異部分を抽出

共通ルール

赤い/リンゴ/を/@0/て/ください/33 : 1 1 @0 99

差異ルール

蹴っ:33:13 頭で/押し:33:9

33:	位置記号:中央
1:	行動プリミティブ:前進
13:	" :右前キック
9:	" :ヘディング
99:	" :終了

図 4 ルール獲得例

してGAの操作を行う。このとき位置記号は入力の末尾にあるものとして扱う。操作の例を図3に示す。図3では、GA-ILによる操作を一般的に表現するために遺伝子を無意味な記号で表している。交叉は2つの用例を比較し、入力と出力それぞれの共通な遺伝子を交叉点として一点交叉を行い、交叉点より右側の遺伝子を入れ替えることで新たな用例を作成する。突然変異は入力と出力それぞれからランダムに選択した遺伝子を、すでに獲得済みの差異ルールからランダムに選択したものと置き換えることで新たな用例を作成する。差異ルールについては2.2節で後述する。突然変異が起こる確率は2%としている。以上のように本手法ではGAの要素を一部取り入れることで用例やルールを増加させている。

2.2. ルール抽出部

ルール抽出部では、図4に示すルール獲得例のようにルールを獲得する。2.1節で述べたようにGAを用いて増加させた用例を、単語単位、行動プリミティブ単位で先頭から、また位置記号は1対1で比較を行う。そして、差異部分を変数化した共通部分の入力と出力の対を共通ルールとして獲得する。差異部分は単語、位置記号、行動プリミティブを一对とし、差異ルールとして獲得する。この際、位置記号はその他の要素に比べ重要な情報であることから差異とせずそのまま共通ルールに保存される。また、条件として獲得する共通ルール中に新たに発生する変数部分が1対の場合のみルールを獲得する。さらに、新たに得られたルールを用いてルール獲得を行うことで変数が2個以上の抽象度が高いルールを獲得する。この際、位置記号はその他の要素に比べ重要な情報であることから差異とせずそのまま共通ルールに保存される。

2.3. ルール適用部

ルール適用部では、獲得済みのルールを用いて出力を導く。まず、共通ルールの階層化を行い、優先順に

に対応し、学習が可能であることを示すため、ViaVoice[12]を用いて命令文の入力を行った。また、人間が命令する自然言語では、設計者が与える知識では対処不可能な命令が存在することが考えられる。そのような場合にも対処可能であることを示すために、初期状態ではルール辞書を空とし、語彙的知識がない状態からの学習が可能であることを示す。

3.1. 実験準備

実験用の用例として男子大学院生1名を被験者とし、1,000個の用例を収集した。実験協力者に対し、対象物の形(2種)、色(3種)、位置(25種)を変えた150通りに、対象物が存在しない場合を加えた151通りの状況を記した用紙をランダムに提示した。被験者には、提示された条件下のロボットに対し自由に命令を行うよう指示した。また、前進、後退、転回等の移動を線、それ以外のキックや頭突きといった行動を記号として教示用の行動列を用紙に記入し、第一著者が行動ブリミティブ列に変換した。これらの行動はAIBOを想定してのものである。命令文の入力にはViaVoice[12]を用いた。第一著者が書き起こしたものを正認識結果とした場合、単語認識率は平均83%、文認識率は46%であった。また、平均単語数は7.25個であった。「蹴って」を「決定」とした誤認識が299箇所存在し最も多く、ついで「ボールを」を「望楼」と誤認識したものが277箇所存在した。表2に収集した命令文の例を示す。

以上のように収集した用例に対し、学習の過程を調査するためにシステムのうちルール適用・フィードバック・ルール抽出のみを用いたシミュレーション実験を行った。ルール辞書の初期状態は空とし、入力する用例の順番は実験協力者への提示順と同じである。また、学習済みの用例と同一の用例の入力は276回存在した。正解は優先順位第1位の行動列が、あらかじめ設定された教示用の行動列に完全一致する場合のみとした。

表2 収集した命令文の例

優先順	階層化の条件
1	GAを用いずに得られたルール
2	抽象度20%以下 or 適応度50%以上のルール
3	上記1, 2に当てはまらないルール

表3 1,000回入力終了時の結果

	1,000回中	
	GA使用	GA未使用
優先順位1位が正解	503	411
優先順位10位以内に正解を含む	630	474
順位に関わらず正解を含む	724	474
適用数	776	506
適合率	64.80%	81.20%

3.2. 結果

学習の結果を正解率と獲得したルールの観点から評価する。参考にGAを用いないシステムで同じ学習を行った場合も示す。

図5に100回入力毎の正解率の推移、図6に100回入力毎の適用率の推移、図7に100回入力毎の適合率の推移、表3に1,000回入力終了時の結果を示す。正解率は式(4)、適用率は式(5)、適合率は式(6)による。

$$\text{正解率}[\%] = \frac{\text{正解行動列の出力回数}}{\text{入力回数}} \times 100 \quad \dots(4)$$

$$\text{適用率}[\%] = \frac{\text{適用回数}}{\text{入力回数}} \times 100 \quad \dots(5)$$

$$\text{再現率}[\%] = \frac{\text{正解行動列の出力回数}}{\text{適用回数}} \times 100 \quad \dots(6)$$

図5の正解率の推移から学習の初期段階である200～400回目の入力でGAを用いた有効性が顕著に表われており、約13ポイントの差が確認され、700～800回目の入力では15ポイントの差が確認された。また、900～1,000回以外ではGAを用いたシステムの正解率が

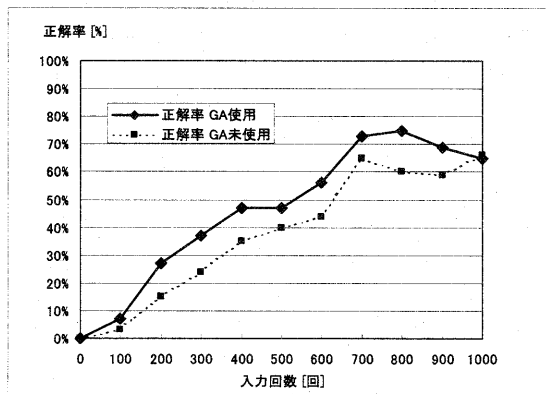


図5 100回入力毎の正解率の推移

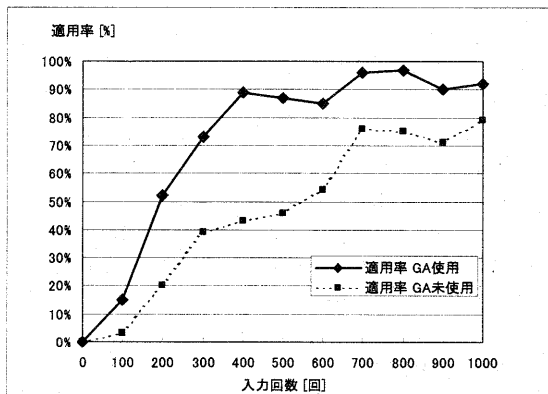


図6 100回入力毎の適用率の推移

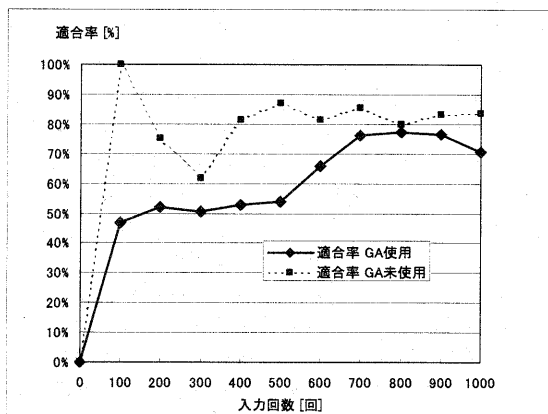


図7 100回入力毎の適合率の推移

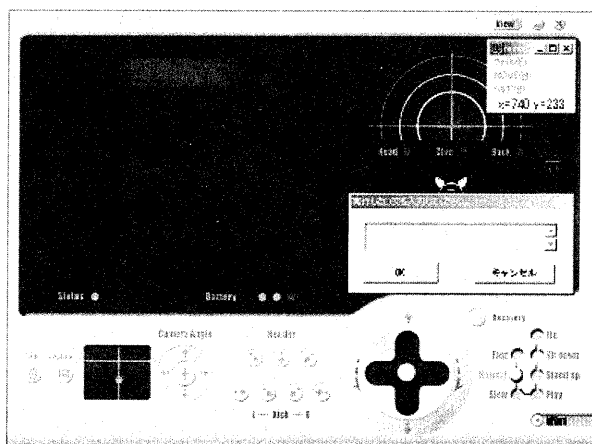


図8 実際のシステム画面

常に上回っており、本手法におけるGAが有効であったといえる。また、正解率は最大75%に達した。表3から全体の正解数である「優先順位1位が正解」の数も92個と大きく上回っていることがわかり、その他の要素でもGAを用いた効果が顕著に現れている。同様に図6の適用率の推移から、200入力以降でGAを用いた場合の適用率が上昇していることがわかり、GAを用いない場合との差は入力数が増加するにつれて徐々に縮まっていることから、GAを適用することで学習の初期段階において大きな効果があることがわかる。図7の適合率の推移から、GAを用いない場合の適合率が常に高いことがわかる。これは多くのルールを獲得し、適用することを目指しているためである。また、このことから本手法のルール階層化の条件、優先順位決定方法が有効であることが確認された。

3.3. 獲得したルールの評価実験

獲得されたルール数を表4に示す。GAを用いた場合の共通ルール、差異ルールの合計は約95,000個であ

表4 1,000回入力終了時のルール数

	1,000入力終了時	
	GA使用	GA未使用
共通ルール数	77675	4172
差異ルール数	17761	2358
合計	95436	6530

表5 実機を用いた実験の結果

文認識率	40.0%(12/30)
平均単語認識率	73.80%
平均単語数	6.53個
被験者・正解率(評価4or3)	80.0%(24/30)
実験者・正解率(評価4or3)	86.7%(26/30)

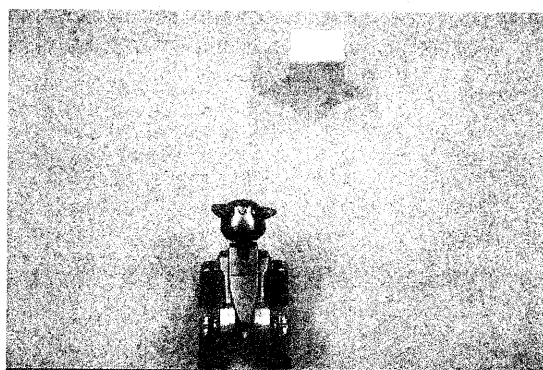


図9 命令発話時の状況の例

り、これはGAを用いない場合の約15倍にあたる。

この1,000個の用例を学習することで得たルールを評価するために、実際にAIBOに音声で命令を行い、ルールを適用し、AIBOが行動を行うというシステム全体での評価を行った。AIBOの操作はAIBO Navigator[2]をマウスポインタで操作するプログラムを作成して行った。また、画面上をすべて床が占めるようにAIBOの首の角度を1.5m先の床面が画面上部になるように調節した。

このプログラムではあらかじめ画素値を設定した「赤」「緑」「青」の3色の画素を認識し、それがAIBO Navigatorに存在するAIBOのカメラ画像上のどこに存在するかを判断し、位置記号として出力する。今回の実験では色の情報のみを用いて認識を行っているが、実用化にはより高度な画像認識が必要であると思われる。また、床などの摩擦の関係で行動の程度に誤差があることを考慮し、2~3行動プリミティブを出力するごとに再度、位置を認識し適用を行うようになっていく。実際のシステムの画面を図8、命令発話時の状況の例を図9に示す。

被験者は 3.1 節で実験用の用例を入力した際と同じ男子大学院生に依頼した。3 色の小箱を用意し、そのいずれかを AIBO のカメラに映る範囲に置き、被験者は AIBO に対して音声による命令を行った。さらに、被験者は AIBO の出力した行動を観察し、1 から 4 の数字で判定した。その際、被験者には数字が大きいほど正解である事以外の基準は与えず、自由に判定してもらった。これにより、被験者による評価には心象的な評価も含まれると思われる。また、第一著者も実験の様子を観察し、以下の基準に基づいて客観的な評価を行った。ただし、距離や方向については正確な測定を行っていないため、第一著者のある程度の主観が含まれる。結果は表 5 に示す。

第一著者の評価基準

- 4: 対象物に向かって移動し、対象物の近く(AIBO の体 1 つ分以内)で対象物の方向を向いて意図どおりの行動(左足キック等)を行っている。
- 3: 対象物に向かって移動し、対象物の近くで、方向がずれた状態で意図どおりの行動を行っている。
- 2: 対象物を見失い、対象物から離れた(AIBO の体 1 つ分以上)地点で対象物の方向を向かずに行動。
- 1: 適用できない or 意図した行動でない。

音声認識による文認識率、平均単語認識率、平均単語数は先の実験で用いた用例の値より低下した。また、誤認識の傾向も同じく「蹴って」を「決定」と誤認識したものが最も多かった。評価 4 もしくは評価 3 を正解とした場合、被験者、実験者の評価ともに高い正解率を示した。第一筆者が評価した不正解の例としては、ルールの適用ができなかったものが 1 例、「右キック」と「左キック」など意図した行動が異なったものが 2 例、途中で対象物を見失ってしまったもの 1 例が存在した。また、被験者の評価と実験者の評価が異なるのは、被験者の基準が実験の過程で変化したためと思われる。この実験の結果から、1,000 個の用例から獲得したルールは実環境においても有効であるということが確認された。

4. まとめ

本稿では、言語と行動の組からの言語獲得に GA-IL を適用した。音声を用いた命令とその命令が指す対象物の位置、行動プリミティブの列から規則を取り出し、新たな入力に対して出力を導くシステムを作成し、その評価を行った。その結果、1,000 例の用例を辞書が空の状態からの学習を行った時、100 回入力毎の正解率は最大で 75% に達した。また、その際獲得したルールを用いて実機を用いた実験を行った結果、80% を超

える正解率を示した。それらの際の文認識率が 45% 前後、平均単語認識率が 80% 前後であることから、誤認識を含んだ状態でも学習により正解を導くことができることが確認された。また、実験開始時のルール辞書を空から学習を開始することで、あらかじめ与える知識が学習の仕方以外に無くても正解を導けることが確認された。

今後は、複数人の被験者による実験を行い、個人による表現の違いや、音声認識による誤認識結果の違いに対応可能かどうかについて調査を行う必要がある。また、今後の課題としては、現在用いている AIBO より行動が複雑なロボットを用いたシステムの作成、動作中のロボットに対し人間が発話を行うことでの行動の修正、対話による問題の解決、ジェスチャーなど言語以外のインタフェイスの利用[13]、解析的手法等を取り入れることによる相互補完等が考えられる。

文 献

- [1] <http://www.honda.co.jp/ASIMO>
- [2] <http://www.jp.aibo.com>
- [3] Terry Winograd, "Understanding Natural Language", Academic Press, 1972.
- [4] 錦見 美貴子, 中島 秀之, 松原 仁, "一般学習機構を用いた言語獲得の計算機モデル", 認知科学の発展, Vol.5, pp.143-185, 1992.
- [5] 新山 祐介, 徳永 健伸, 田中 穂積, "自然言語を理解するソフトウェアロボット: 傀儡", 情報処理学会論文誌, Vol.42 Number6 pp1359-1367, 2001
- [6] Naoto IWAHASHI, "Language Acquisition by Robots", TECHNICAL REPORT OF IEICE, NLC2001-61, SP2001-96, 2001.
- [7] L.Seabra Lopes and A.J.S.Teixeira, "Human-Robot Interaction through Spoken Language Dialogue", Proc. IEEE/RSJ int'l Conf. Intelligent Robots and Systems, IEEE CS Press, Los Alamitos, Calif., 2000.
- [8] 白井 良明, 三浦 純, 島田 伸敬, "人間とのコミュニケーションによるロボットの行動生成", 科学研究費補助金学術創成研究「言語理解と行動制御」平成 14 年度報告書, pp.187-195, 2003.
- [9] 福井 裕隆, 荒木 健治, 栃内 香次, "帰納的学習を用いた言語と行動の組からの言語獲得手法における改良と評価", FIT2003 情報科学技術フォーラム, pp.105-106, 2003
- [10] 越前谷 博, 荒木 健治, 桃内 佳雄, 栃内 香次, "実例に基づく帰納的学習による機械翻訳手法における遺伝的アルゴリズムの適用とその有効性", 情報処理学会論文誌, Vol.37, No.8, pp.1565-1579, 1996
- [11] 松本 裕治, 北内 啓, 山下 達雄, 平野 善隆: 日本語形態素解析システム『茶釜』version 2.0 使用説明書, NAIST Technical Report, NAIST-IS-TR99008, 1999.
- [12] <http://www.ibm.com/jp/voiceland/>
- [13] Dennis Perzanowski, William Adams, and Alan C.Schults, "Communication with a Semi-Autonomous Robot Combining Natural Language and Gesture", In Workshop on Integrating Robotics Research: Taking the Next Leap. AAAI98 Spring Symposium Series. Menlo Park, CA: AAAI Press, pp. 55-59, 1998