

## 知能ロボットのための学習アーキテクチャ

開 一夫 岡田 豊史 安西 祐一郎  
慶應義塾大学 計算機科学専攻

本論文では、ロボットが人間と相互作用していく上での問題点、および、その解決方法について考察する。特に、人間とロボットとのインタラクションの方法として自然言語を用いた場合に生じる状況依存性の問題について取り上げ、自然言語により近い抽象的なコマンドが与えられたときに、与えられた時の状況に対応した行動を学習するためのアーキテクチャを提案する。具体例として、現在、自律移動ロボット上に実装中の学習システム ACORN-II を取り上げる。ACORN-II では、距離センサと内界センサの時系列データから、抽象的なコマンドに対応した行動を制約表現の形で学習することを試みている。

## A Learning Architecture for Intelligent Robot — Symbol Grounding via Feature Construction —

Kazuo Hiraki Toyoshi Okada Yuichiro Anzai  
Department of Computer Science, Keio University  
E-Mail: {hiraki, okadaa, anzai}@aa.cs.keio.ac.jp

In this paper, we discuss some open questions and their possible solutions for human-robot interaction. Especially, the paper describes about the problem of situation dependency of natural language. To tackle with this problem, we propose a learning architecture which can construct constraint expressions between sensors and actuators. The architecture uses the idea from constructive induction for discovering the new features. The paper also describes a learning system ACORN-II to illustrate this architecture.

# 1 知能ロボットと人間の相互作用

将来の知能ロボットに関連した研究を、人間とロボットとのインタラクションという観点から見た場合、大きく3つの方向を考えることができる<sup>1</sup>。1つの方向は、インタラクションがもっとも疎な場合で、人間があらかじめ単一あるいは固定された幾つかの作業をロボットに与え、ロボットはその作業を人間とは独立に行ない、作業が終了するまで、人間とのやりとりが行なわれないものである。このタイプのロボットは決まった作業を能率良く実行することを目的とするもので、現在の産業用ロボットを延長したものと考えることができる。(タイプ1)

2つめは、ロボットがある程度自律的に行動することができ、必要な時に人間と両方向のコミュニケーションをとることができるものである。人間とロボットとのコミュニケーションの手段としては、自然言語、表情、見ぶり手ぶりなど、人間どうしがコミュニケーションを行なうのと同様の手段が考えられる。このタイプのロボットとしては、介護ロボットやオフィスロボットなど汎用性が要求されるロボットを考えることができる。(タイプ2)

3つめの方向は、tele-operation あるいは tele-existence システム (例えば、[Tachi *et al.* 89]) に関連する研究である。この場合、人間とロボットのインタラクションはもっとも密であると考えられる。このタイプのロボットとしては、極限作業用ロボットが考えられる。(タイプ3)

以上3タイプ<sup>2</sup>のロボットの中で、人間とのインタラクションがある程度以上存在するタイプ2とタイプ3の決定的な違いは、人間とロボットが異なるゴール (あるいはタスク) を持ち得るか否かである。タイプ3のロボットは、基本的には、人間

が持つゴールを達成するための物理的に離れた道具であり、人間と独立のゴールを持ち得ない。よって、そこでとられるインタラクションは、ロボットの様々なセンサを通して得られた情報を人間が認識しやすいように呈示することと、人間の動作の意志をロボットのアクチュエータに正確に伝えることであり、言語で表せないような微妙な動きをロボットにどのようにして伝えるかといったことが研究の中心となる。しかし、タイプ2の場合は、ロボットが人間とは独立にゴールを持ち得るため、何らかの抽象的な方法でインタラクションを行なう必要がある<sup>3</sup>。

近年、Brooks[Brooks 86][Brooks 91]に代表されるように、外界のモデルをエージェント内部に陽に持たせることなく、エージェントに知的な振舞いを実現させようとする試みが見られる。しかし、人間との知的なインタラクションの可能性という観点からエージェントを考えると、外界および行動に対する内部モデルが記号的に表現されている必要がある。つまり、ある程度汎用性のあるロボットが人間とインタラクションを行なう場合、タスクの種類や内容、環境における物の位置および位置関係について、人間とロボット両方が共有しうる表現が必要である。

タイプ2のロボットが、自然言語あるいは抽象度の高い記号的表現を持つことは、人間との知的インタラクションを考えると必要不可欠であるといえる。しかし、以下の2つの性質から、記号的表現に対応するロボットの行動をあらかじめ hard code しておくことは困難である。

## (1) 記号的表現の漠然性:

記号的表現と外界の状態は一般に多対多である。例えば、述語表現のような記号的表現からそれに対応するパターンを生成することを考える。`left_of(block_a, block_b)` という述語に

<sup>1</sup>これとは別に、ロボットが実行できるタスクの内容や複雑さで切り分けすることも可能である。

<sup>2</sup>これら3つのタイプとは異なる方向として、ロボットを人間同士のインタラクションのための単なるデバイスとする考え方もある[Yamamoto 92]。

<sup>3</sup>もちろん、2つのタイプを明確に分けることはできない。例えば、タイプ3のロボットでも、常に遠隔操縦を行なうのではなく、ロボットにある程度自律性を持たせ、場合に応じてタイプ2に切替える研究も行なわれている[Sato 92]。

対応する block\_a、block\_b の配置の仕方は無限に存在する。逆に、ある2つのブロックが並べられていたとして、それに対応する述語表現は1つとは限らない。

## (2) 記号的表現の状況依存性:

一般に記号的表現は状況あるいは文脈に依存して使用される [Hiraki 89]。例えば、「大きく回れ」という命令をロボットに与えた場合、それに対応してロボットに取ってもらいたい行動は周囲の状況(部屋の大きさや障害物の有無など)によって異なる。

本論文では、以上の問題に対処する方法として、学習によって記号的表現とロボットの行動および周囲の状況とを対応づけることを提案する。また、具体例として、自律移動ロボット上に実装中の学習システム ACORN-II を取り上げ、現時点における問題点および今後の課題について考察する。ACORN-II は、基本的には例からの学習に基づいており、センサおよびアクチュエータから得られる数値情報から、自然言語に近い抽象的のコマンドに対応する制約表現を生成することを試みている。

## 2 ヒューマン・ロボットインタラクションのための学習機構

前節タイプ2のロボットが、人間と知的なインタラクションを行なうための学習機構としては、記号的表現の漠然性・状況依存性に加えて、少なくとも以下の点を考慮する必要がある。

### i. 非記号情報(センサデータ)からの学習:

ロボットが持つセンサが出力するデータは、ほとんどの場合、数値的に表現される。よって、学習アルゴリズムは数値データのような非記号的な入力に対応している必要がある。また、ノイズを含んだデータの取り扱いも重要となる。

### ii. 学習結果の可操作性:

学習された結果は、推論やプランニング等、記号的な操作ができるものでなければならない。例えば、ロボットが「早く回る」と「大きく回る」という記号的表現に対応する行動を学習していた場合、これらを組み合わせて「大きく早く回る」に対応した行動を導くことができるように学習結果が表現されている必要がある。

ロボットを対象とした学習システムには、ニューラルネットワークを用いたものや強化学習のモデルに基づくものなど、多くの領域で精力的に研究されている(例えば、[Uno 88] [Maes and Brooks 90] [Lin 91])。これら最近の研究は、特に i. について重要な成果を挙げていると言える。しかしながら、こうした研究の多くは、人間とのインタラクションとは独立に、自律ロボットが環境に適応するための学習機構を提案するものである。本稿の興味の対象である人間とロボットの知的なインタラクションのためには、ii. に示したように学習結果が記号的に操作できることが、もっとも重要である<sup>4</sup>。

学習結果の可操作性ということに関して、我々は、非記号的情報と記号的表現との中間表現として制約表現を用いることを提唱している。Acorn[Hiraki *et al.* 91] では、ヴィジュアルパターンから抽出した対象間の関係属性を用いて、対象間の空間的關係を制約論理型言語のプログラムとして学習している。学習結果が制約論理型言語のプログラムとして表現されているため、Acornでは、シーンの記述やレイアウトの生成といった、様々なパフォーマンスタスクを実行することができる。これは、制約表現のもつ宣言性という特徴を有効に用いることで実現されている。本稿で提案するヒューマン・ロボットインタラクションのための学習機構も、基本的にこのアイデアを踏襲

<sup>4</sup>この他にも、ロボットが自律的に行動する上で、逐次的に呈示されるデータに対して学習が行なえる必要がある。

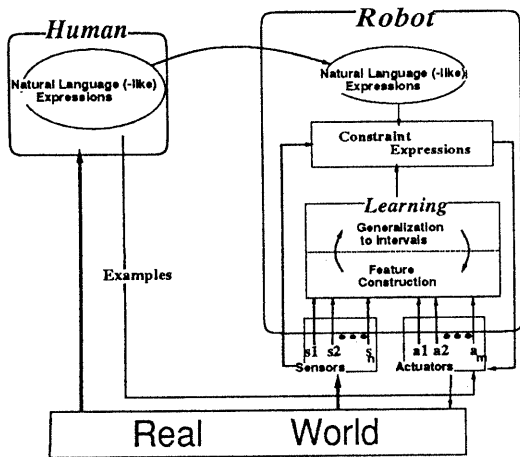


図 1: A Learning Architecture for Human-Robot Interaction

し、学習結果はセンサとアクチュエータとの間の制約式として表現する。

図 1 は、本稿で提案する学習機構を表したものである。ロボットは、センサ ( $s_1, s_2, \dots, s_n$ ) とアクチュエータ ( $a_1, a_2, \dots, a_m$ ) を持ち、人間が自然言語 (あるいは自然言語に近い抽象的なコマンド) に対応するロボットの行動の事例を与えることにより、センサとアクチュエータ間の制約式が学習される。コマンドに対応した行動の事例は、実際にロボットを操縦することで与える。操縦されている間は、各アクチュエータから、サンプリングインターバル毎の制御情報が、また、同一のサンプリングインターバル毎に外界センサからの情報が取り込まれる。

ここで重要な点は、ロボットと人間が実世界 (Real World) において同一の環境 (状況) を共有するということである。1 節でも述べた通り、記号的表現の意味の学習を行なう場合、状況依存性を考慮する必要がある。つまり、自然言語に近い抽象的なコマンドをロボットに学習させるためには、事例と同時にそのコマンドが実行される状況

に関する情報 (図 1 中の太線矢印) をロボットに与えてやる必要がある。

もちろん、人間の感覚器と現在のロボットのセンサでは、能力に格段の差があるため、人間が行動の基準としている外界の情報とまったく同じものをロボットに与えることは困難である。例えば、物体の色に反応するセンサを持たないロボットには、信号の色に基づいた法的に正しい「信号待ち」という命令を学習させることはできない。しかし、色センサを持たなくても、車が接近しているかどうかを判断できるビジョンセンサを持つロボットであれば、法的には正しくないが、ほぼ安全な「信号待ち」を学習することは可能である<sup>5</sup>。ある判断を下すための条件は冗長であり、真の条件 (信号の色) に相関して、別の判断基準 (車の動き) が存在することが多い。このことから、センサの能力や種類における多少の違いは、補うことが可能である場合が多い。

ここで提唱する学習機構では、前節の (1)~(2)、また、本節の i.、ii. の問題に対処するために、Generalization to Interval と Feature Construction の 2 つの処理を相補的に用いて、抽象的コマンドに対応する、各々のセンサとアクチュエータ間の制約式を学習する。以下の各節では、本学習機構に基づいた学習システム ACORN-II で扱われている問題を例にとり、この 2 つの学習方法についてそれぞれ説明し、現在の ACORN-II における問題点について考察する。

### 3 学習システム Acorn-II

現在、我々は、前節で述べたアーキテクチャに基づく学習システム ACORN-II を自律移動ロボット上に実装を行なっている。本節では、ACORN-II がどのように、抽象的コマンドを学習するか、具体例を用いて説明する。

<sup>5</sup>色の区別ができないにもかかわらず、交差点において盲導犬が安全に人間を誘導できるのは、信号を認識して行動している訳ではなく、車道の交通量から判断しているからだと言われている。

### 3.1 実装環境

図2は、我々の研究室で開発された自律移動ロボット Einstein の概観である。Einstein は四方に超音波距離センサを持ち、左右のステッピングモータにより駆動する。ACORN-II がコマンドを学習するためのデータとして、これら超音波センサからの距離情報、および、ステッピングモータの制御を行なうためのパルス数が入力される。

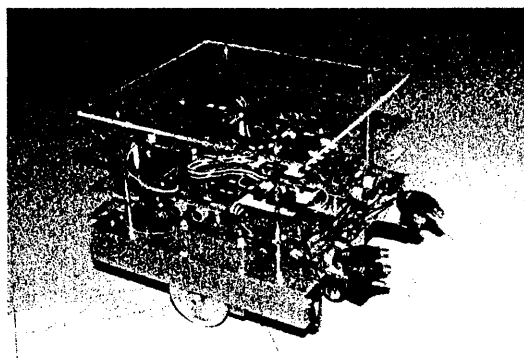


図2: Autonomous Mobile Robot: Einstein

### 3.2 「大きく回れ」

1節(2)で述べたように、記号的表現は状況に依存する。ここでは、「大きく回れ」というコマンドに対するロボットの行動が、周囲の部屋の大きさに依存する場合を考えることにする。図3は、ACORN-II に与えられる「大きく回れ」に対する正事例(A)～(C)および負事例(D)を表したものである。円はロボットの軌跡、四角はロボットがおかれている部屋を表している。ここで、図3(D)は、(A)より回転半径が大きいにも関わらず、負事例となっていることに注意されたい。

表1は、各事例を表す基本属性(primary features)とその時系列データ(0~3)を示したものである<sup>6</sup>。sensor<sub>r</sub>, sensor<sub>l</sub>, motor<sub>r</sub>, motor<sub>l</sub>の値は、

<sup>6</sup>ここでは、4次元の時系列データから4つのサンプルが表示

それぞれ Einstein の右側距離センサの出力値、左側距離センサの出力値、右側車輪の回転速度、左側車輪の回転速度を表す。

一般に、(教師なしのものを含む)ほとんどの学習システムでは、システムを設計する段階で、事例を記述するのに用いる属性を注意深く選択する必要がある<sup>7</sup>。しかし、前節で述べたように、我々の興味の対象は row-level の記述から抽象的記号表現に対応する行動を学習することであり、あらかじめ抽象度が高い基本属性を仮定することは不自然である。よって、ここでは、各センサとアクチュエータのデータを基本属性の値とし、これらに次節で述べる一般化アルゴリズム(Generalization to Interval)を適用し、不都合が生じた場合には Feature Construction によって新たな属性を生成することを試みている。この点について、詳しくは次節以降で述べている。

### 3.3 一般化アルゴリズム

ACORN-II は、正事例・負事例から一般化を行なうために、[Hiraki *et al.* 91] で用いられている、Generalization To Interval (GTI) 法を用いる。GTI 法は、Michalski の closing interval rule [Michalski 83] あるいは [Salzberg 91] の nested generalized exemplar theory と同様に、概念を  $n$  次元空間  $E^n$  上の領域として表現する<sup>8</sup>。GTI 法が [Michalski 83]、[Salzberg 91] と異なるのは、概念である必要条件を表す領域と共に、概念の典型性(typicality)を合わせて学習する点である。

表2は、GTI法の概要を示したものである。ここでは、概念を表す領域を  $R_n$  で、インクリメンタルに入力される正(負)事例を  $I$  で表して

されているが、サンプリングインターバルの設定や各事例間での時系列データの対応関係をどう取るかが問題となる。ここでは、全ての事例において、行動開始から終了までの時間が等しいものとしている。

<sup>7</sup>この中には、コネクショニストモデルに基づくものも含まれる。つまり、input layerに入力されるものをどうするかによって、システムのパフォーマンスが大きく影響される。

<sup>8</sup> $E^n$ の各軸は概念を表すために用いられる属性に対応する。

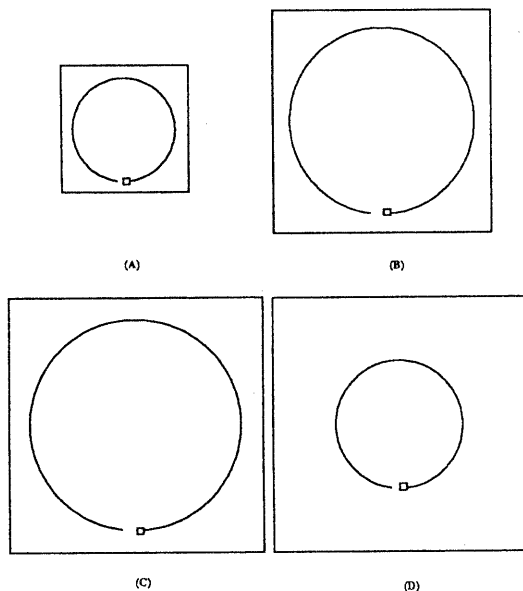


図 3: Positive examples (A)–(C) and negative example (D) for command “Big Trun”

また、 $p$  はそれぞれノイズに対処するためのパラメータで、以下の式によって更新される。

$$p_n := \frac{\text{number\_of\_neg\_instance}(R_n)+1}{\text{number\_of\_instances}(R_n)+1}$$

$p > \alpha (< 1)$  であるとき、領域はその端点で置き換えられる。

例えば、 $x$  と  $y$  という属性によって記述されるインスタンス：

instance1  $(x = 1) \wedge (y = 2)$

instance2  $(x = 3) \wedge (y = 5)$

から GTI は  $x$  と  $y$  で張られる 2 次元空間上の領域

$$(1 \leq x \leq 3) \wedge (2 \leq y \leq 5)$$

を概念として生成する。

GTI 法は、属性が数値データである場合でも一般化を行なうことができ、かつ、インクリメンタルに入力される事例から概念を学習できることから、2 節 i. に示した条件に適していると考えら

		$sensor_r$	$sensor_l$	$motor_r$	$motor_l$
(A)	0	5.000	165.000	0.000	0.000
	1	17.293	176.762	5.965	4.080
	2	5.086	165.005	5.965	4.080
	3	21.668	181.068	5.965	4.080
(B)	0	15.000	305.000	0.000	0.000
	1	36.864	326.259	10.046	8.162
	2	15.150	304.999	10.046	8.162
	3	43.643	332.989	10.046	8.162
(C)	0	20.000	350.000	0.000	0.000
	1	44.589	373.973	11.302	9.418
	2	20.173	350.008	11.302	9.418
	3	52.809	382.133	11.302	9.418
(D)	0	85.000	285.000	0.000	0.000
	1	109.557	309.006	7.221	5.336
	2	85.139	285.040	7.221	5.336
	3	117.775	317.166	7.221	5.336

表 1: Primary features of Positive examples (A)–(C) and negative example (D) for “Big Trun”

れる。

### 3.4 Feature Construction による制約式の生成

GTI 法は選言的な概念を学習できるアルゴリズムである。しかし、アルゴリズムに入力される事例を記述している属性空間が、学習する概念にそぐわない場合、多数の選言で構成される意味のない概念を生成してしまう可能性がある。

例えば、先の表 1 の事例 (A)–(D) の基本属性に対し直接 GTI 法を用いて一般化を行なうと、次のように領域が数多く生成されてしまう<sup>9</sup>：

<sup>9</sup>ここで各事例の時系列データ 1 に対してのみ GTI を適用した結果を示す。

表 2: ACORN-II's learning algorithm for constructing reagrions

For a set of Region  $R_n$ , parameter  $p_i$  and  $q_i$  w.r.t.  $r_i \in R_n$  and instance  $I$

If  $I$  is positive instance

If exist  $r_i \in R_n$  that contains  $I$

then change  $p_i, q_i$

Else **extend**  $r_i (\in R_n)$  so that it includes  $I$  and change parameters  $p_i, q_i$

If  $I$  is negative instance

If exist  $r_i \in R_i$  that contains  $I$

and  $p > \alpha$

then **replace**  $r_i$  with boundary points

Else change  $q_i$ .

$$\{(17.293 \leq sensor_r^1 \leq 44.589) \wedge (sensor_r^1 = 176.762) \wedge (motor_r^1 = 5.965) \wedge (motor_r^1 = 4.080)\} \vee$$

$$\{(17.293 \leq sensor_r^1 \leq 44.589) \wedge (326.259 \leq sensor_r^1 \leq 373,973) \wedge (motor_r^1 = 5.965) \wedge (motor_r^1 = 4.080)\} \vee$$

$$\{(17.293 \leq sensor_r^1 \leq 44.589) \wedge (sensor_r^1 = 176.762) \wedge (10.04 \leq motor_r^1 \leq 11.302) \wedge (motor_r^1 = 4.080)\} \vee$$

$$\{(17.293 \leq sensor_r^1 \leq 44.589) \wedge (326.259 \leq sensor_r^1 \leq 373,973) \wedge (10.04 \leq motor_r^1 \leq 11.302) \wedge (motor_r^1 = 4.080)\} \vee \dots \vee$$

$$\{(17.293 \leq sensor_r^1 \leq 44.589) \wedge (326.259 \leq sensor_r^1 \leq 373,973) \wedge (10.04 \leq motor_r^1 \leq 11.302) \wedge (8.162 \leq motor_r^1 \leq 9.418)\}$$

これは、「大きく回れ」が周囲の部屋の大きさに依存しているにも関わらず、学習する概念を記述するための属性空間が基本属性によって構成されるもののままであることに起因する。

このような問題に対処するには、例えば、表3の  $\frac{motor_r^1}{sensor_r^0 + sensor_r^1}$  のように、ロボットの回転半径を

		$\frac{motor_r^1}{motor_r}$	$sensor_r + sensor_r^1$	$\frac{motor_r^1}{sensor_r^0 + sensor_r^1}$
(A)	1	0.684079	194.056	0.004024
	2	0.684079	170.092	0.004024
	3	0.684079	202.737	0.004024
(B)	1	0.812416	363.124	0.0025388
	2	0.812416	320.15	0.0025388
	3	0.812416	376.634	0.0025388
(C)	1	0.833258	418.564	0.00225205
	2	0.833258	370.182	0.00225205
	3	0.833258	434.943	0.00225205
(D)	1	0.739018	418.564	0.00199735
	2	0.739018	370.18	0.00199735
	3	0.739018	434.941	0.00199735

表 3: New features of Positive examples (A)–(C) and negative example (D) for “Big Trun”

表す項  $\frac{motor_r^1}{motor_r}$  と部屋の広さに関する項  $sensor_r^0 + sensor_r^1$  で新たに生成した属性を用いて概念を記述し直してやればよい。 $\frac{motor_r^1}{sensor_r^0 + sensor_r^1}$  をもちいて新たな属性空間を構成すると、「大きく回れ」に対するセンサとアクチュエータの関係式：

$$0.00225205 \leq \frac{motor_r^1}{sensor_r^0 + sensor_r^1} \leq 0.004024 \dots (1)$$

が得られる。

しかし、「大きく回れ」コマンドの場合は部屋の大きさという状況に依存していたが、基本属性として特定の状況を考慮した属性をアプリアリに与えることは困難である<sup>10</sup>。そこで、ACORN-II では式 (1) のような制約式を発見するため、Matheus[Matheus 91] らによって近年その重要性が論じられている、Constructive Induction の考

<sup>10</sup> 状況は無限に存在すると考えられるので、ある状況を特定して一般的に基本属性を決めることはできない。この点に関し、Wrobel[Wrobel 91] は概念の grounded model のフレームワークとして、知覚レベルの組み込みの構造を利用するだけでなく primary feature を変化・拡張することの重要性について論じている。

え方を用いて、新属性 (new feature) を構成することを試みている。

Matheus[Matheus 91] は、new feature を発見する上で考慮すべきこととして、以下の点をあげている。

- I. いつ (どのタイミングで) new feature を生成するのか?
- II. New feature を生成するために、どのようなオペレーションを行ない、既に存在するどの feature に対してそれを適用するのか?
- III. (無駄な feature があるとすれば) どの feature を廃棄すべきか?

ACORN-II では、GTI によって生成される領域の数が、あらかじめ設定した閾値を越えた場合に、new feature を生成するための手続き (feature construction) を呼びだし、そこで生成された新たな属性を用いて、属性空間を再構成する。表 4 は手続き feature construction の概要を、表 5 は GTI 法と feature construction の関係を表したものである。ここで、feature construction は、まず、既に存在している属性から 2 つの属性を選び、 $\{-, +, *, /\}$  の内から 1 つのオペレーションを適用する。次に、ここで生成された新しい属性を以前の属性に加えて新たな属性空間を生成する。feature construction が起動されるタイミングは、GTI で生成された領域の数が  $\gamma$  以上になったときである。

以上、feature construction と GTI によって概念空間をうまく記述するための新属性を発見する方法について述べた。しかし、最初に与えられる基本属性の数が増えると、ここでのような弱手法では探索効率が非常に悪くなる。そこで、ACORN-II では、時系列データの最初と最後のサンプルに着目するなどの経験則が用いられる。

表 4: feature construction: algorithm for constructing new features

---

```

Let OP be a set of operators  $OP = \{-, +, *, /\}$ .
For a set of existing features  $F_{old} = \{f_1, \dots, f_n\}$ 
  Select two features  $f_i, f_j$  from  $F_{old}$ 
     $F_{old} := F_{old} - \{f_i, f_j\}$ 
  Select a operator  $op_k$  from OP
     $f_{new} :=$  New term which apply  $op_k$  to  $f_i, f_j$ 
   $F_{new} := F_{old} + f_{new}$ 
Return  $F_{new}$ 

```

---

表 5: Relation between GTI and feature construction

---

```

Let  $N$  be a number of reagions constructed by GTI,  $F$  be a set of existing features  $F = \{f_1, \dots, f_n\}$  and  $\gamma$  be a positive integer
1 If  $N > \gamma$ 
  Then  $F_{new} :=$  feature_construction( $F$ ),
   $M :=$  a number of new reagions constructed by GTI using  $F_{new}$ 
2 If  $M < \gamma$  Then Return  $M$ 
3 Else  $F = F_{new}$  goto 1.

```

---

## 4 まとめと今後の課題

本論文では、将来の人間とロボットのインタラクションに自然言語が用いられることを想定し、その場合問題となる状況依存性に対処するための学習アーキテクチャを提案した。本アーキテクチャでは、GTI 法と feature construction の 2 つの手続きを相補的に用いることにより、抽象的コマンドに対応した行動を、ロボットが持つセンサとアクチュエータ間の制約式として学習する。

ここで提案した学習アーキテクチャをロボットに実装する上で、抽象的コマンドに対する正事例・負事例をどのようにして与えるかが問題となる。ACORN-II では、ワークステーションの画面上で、



マウス等を使ってロボットを操縦するためのインターフェイスを作成し、正(負)事例を与えることにしている。将来的には、tele-existance システムや [Kuniyoshi et al. 92] にみられるようにビジョンシステムを利用することも考えられる。

本論文の関連研究として、知的エージェントの統合的学習アーキテクチャ Icarus [Langley et al. 89] がある。Icarus では、概念形成システム Classit [Gennari et al. 89] を中心とした複数のサブモジュールを組み合わせることで知的エージェントを構築することを試みている。今後、本研究との関わりを考察していく指針である。

## 謝辞

本研究は PRIME Project の一貫として行なわれた。昼夜問わずの議論に参加していただいた安西研究室の諸氏に感謝したい。

## References

- [Brooks 86] R. A. Brooks.  
“A Robust Layered Control System for a Mobile Robot”.  
*IEEE Journal of Robotics and Automation*,  
Vol. RA-2, pp.14-23, 1986.
- [Brooks 91] R. A. Brooks.  
“Intelligence without representation”.  
*Artificial Intelligence*, Vol. 47, pp.139-159,  
1991.
- [Gennari et al. 89] J. H. Gennari, P. Langley,  
and D. Fisher.  
“Models of incremental concept formation”.  
*Artificial Intelligence*, Vol. 40, pp.11-61, 1989.
- [Hiraki 89] 開一夫, 安西祐一郎.  
“文脈に依存した定性的空間表現とその自然言語対話処理システムへのインプリメンテーション”.
- コンピュータソフトウェア, Vol. 6, No. 1, pp.56-64, 1989.
- [Hiraki et al. 91] K. Hiraki, J. Gennari, Y. Yamamoto, and Y. Anzai.  
“Learning Spatial Relations from Images”.  
In L. Birnbaum and G. Collins, editors, *Proc. of Eighth International Machine Learning Workshop ML'91*, pp. 407-411, Chicago, August 1991. Morgan Kaufmann.
- [Kuniyoshi et al. 92] Y. Kuniyoshi, M. Inaba, and H. Inoue.  
“Seeing, Understanding and Doing Human Task”.  
In *Proc. of the 1992 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2-9, 1992.
- [Langley et al. 89] P. Langley, K. Thompson, W. Iba, J. H. Gennari, and J. A. Allen.  
“An Integrated Cognitive Architecture for Autonomous Agents”.  
*Tech. report University of California, Irvine*,  
September 1989.
- [Lin 91] L. Lin.  
“Programming Robot Using Reinforcement Learning and Teaching”.  
In *Proc. of the tenth National Conference on Artificial Intelligence*, pp. 781-786, 1991.
- [Maes and Brooks 90] P. Maes and R. A. Brooks.  
“Learning to Coordinate Behaviors”.  
In *Proc. of the Ninth National Conference on Artificial Intelligence*, pp. 796-802, 1990.
- [Matheus 91] C. J. Matheus.  
“The Need for Constructive Induction”.  
In L. Birnbaum and G. Collins, editors, *Proc. of Eighth International Machine Learning Workshop ML'91*, pp. 173-177, Chicago, August 1991. Morgan Kaufmann.

- [Michalski 83] R. Michalski.  
“A theory and methodology of inductive learning”.
- In R. Michalski, J. Carbonell, and T. Mitchell, editors, *Machine Learning: An artificial intelligence approach*. Los Altos, CA: Morgan Kaufmann, 1983.
- [Salzberg 91] Steven Salzberg.  
“A Nearest Hyperrectangle Learning Method”.
- Machine Learning*, Vol. 6, pp.251-276, 1991.
- [Sato 92] T. Sato.  
“Teleoperation Technology in MITI Advanced Robot Technology Project”.
- In *Proc. of the 1992 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. A10-A15, 1992.
- [Tachi et al. 89] S. Tachi, H. Arai, and T. Maeda.  
“Development of Anthropomorphic Tele-Existence Slave Robot”.
- In *Proc. of the International Conference on ADVANCED MECHATRONICS*, pp. 385-390, 1989.
- [Uno 88] 宇野洋二, 川人光男, 鈴木良次.  
“ロボットマニピュレータの最適起動に対する繰り返し学習制御”.
- 計測自動制御学会論文集, Vol. 24, No. 8, pp.837-843, 1988.
- [Wrobel 91] Stefan Wrobel.  
“Towards a Model of Grounded Concept Formation”.
- In *Proc. of IJCAI'91*, pp. 712-717, 1991.
- [Yamamoto 92] 山本吉伸, 佐藤充, 開一夫, 山崎信行, 安西祐一郎.  
“人間とロボットの協調作業は可能か? -オフィスロボットシステム HuRIS-”.

Technical report, 情報処理学会ヒューマンインターフェイス研究会 4 1- 1 6, 1992.