記号に含まれるコツとパターンに含まれるコツの獲得に関する一考察[†]

井 谷 久 博*・古 橋 武**
森 井 義 人***・森 川 幸 治****

A Study on Acquisition of Knack Included in Symbols and Patterns[†]

Hisahiro ITANI*, Takeshi FURUHASHI**,
Yoshito MORII*** and Koji MORIKAWA****

This paper discusses acquisition of knack included in symbols and patterns by a robot. Knack is defined as a rule or a sensed information that improve performance of robot drastically for a task execution. Concept of acquisition of knack included in symbols and patterns are discussed and the method to acquire the knack is presented. For acquisition of knack included in symbols, the robot acts in a new environment and success/failure data are clustered. For acquisition of knack contained in patterns, it acts in a new environment while a human modifies the output of its actuator directly, and data are clustered again. The knack in patterns is distinguished for us to interpret. Simulations using a mobile robot are done to demonstrate the acquisition of knack.

Key Words: teaching robot, acquisition of knack, autonomous mobile robot, symbols and patterns

1. はじめに

これまでに、ロボットの自律化を目的としたさまざまな研究がなされている。しかし、完全な自律化は困難であり、人間の教示によるロボット作業実現の効率化が見なおされている¹⁾。機械学習から得られる知見として、樫木²⁾は人間から機械への教示行為とは、教示者からその知識や技能が一方的に供与されるだけでなく、教示される側からのアクティブな解釈活動が加わって完結する共同行為であると捉えている。また、認知心理学の分野では、教示が単に表面に現れる情報だけでなく、その教示行為の背後にある意志決定・認

識判断のための手続きも含めた転移を伴うものでなければならないとしている²⁾。産業用ロボットの分野においては、実際のワークに対して現場のロボットを用いて作業を直接教示するオンライン教示と、ロボットや環境などをコンピュータ内でモデル化し、コンピュータ画面上で動作させることにより教示するオフライン教示が実施されている。近年、オフライン教示の高度化・自動化を目指してティーチングシステムの開発が進められている³⁾。しかしながら、teaching play backなどの教示方法だけでは手間がかかり、操作対象の物理的特性の変動などに対処できない場合もある。適切なタスク表現(制御変数と状態変数)を得ることは大きな課題であり、見まねによる学習⁴⁾、人間の支援による作業の実現⁵⁾などの研究もなされている。

本稿では新しいタスクや未知の環境下における再学習の効率化と人間の教示の負荷の低減を目指して、人間からロボットへの教示方法と、ロボットによるコツの獲得方法について考察する。一般にコツとは物事をなす要領もしくは勘どころのことである。ロボットにおけるコツを定義する上で参考となるのはスキル獲得に関する研究である。人間がルールなどの記号によりロボットに教示を行なう状況で獲得されるスキルを記号に含まれるスキルと呼び、人間がロボットの動作を直接教示して獲得されるスキルをパターンに含まれるスキルと呼ぶ。記号に含まれるスキルを用いたシステムとして、音田ら⁶⁾はマニピュレーションスキルという基本動作プログラムを用いて、実環境の不確定性を考慮し、作業計画機能と作業実行機能を統合するシステムを提案している。

[†] SICE Annual Conference 2002 in Osaka (SICE2002) で発表 (2002・8)

* 名古屋市工業研究所 名古屋市熱田区六番 3-4-41

** 名古屋大学大学院工学研究科計算理工学専攻
名古屋市千種区不老町

*** 三重大学大学院工学研究科情報工学専攻 津市上浜町 1515

**** 松下電器産業(株)先端技術研究所
京都府相楽郡精華町光台 3-4

* Nagoya Municipal Industrial Research Institute,
Nagoya

** Dept. of Computational Science and Engineering,
Graduate School of Engineering, Nagoya University,
Nagoya

*** Dept. of Information Engineering, Graduate School of
Engineering, Mie University, Tsu

**** Advanced Technology Research Laboratories, Matsushita Electric Industrial Co., Ltd., Seika

(Received August 22, 2003)

(Revised March 22, 2004)

このシステムでは、レンジファインダを用いて対象物の三次元計測をし、この計測された幾何学形状の CAD データから環境モデルの生成を行なう。そして、仮想空間内で物体モデルを操作して教示を行ない、あらかじめ用意したスキルライブラリの中からスキルプリミティブを選択し、ロボットプログラムを生成するシステムを提案している。町野ら⁷⁾はマニピュレータの制約、センサの制約、ツールの制約を指標とし、教示者の判断を各指標の重みで定義し、各指標の重要度を媒介として教示の簡便化やスキルの継承を実現する手法を提案している。この手法を用いて、既存の教示データから重要度を抽出し、教示初心者への教示の補助などの教示スキルの再利用の可能性を示している。

また、パターンに含まれるスキルの獲得を目指した教示として、藤本ら⁸⁾は、モータスキル⁹⁾(人の神経系および筋骨格系が司る運動技能)の伝達、特にコーチが生徒に手取り足取り教える状況に着目して、動作の計測ならびに伝達を可能とする機械メディアシステムを開発するとともに、コーチによる物理的アシストを行なう力介在型のトレーニング手法を提案している。吉川¹⁰⁾は、機械がなんらかの作業を行なうのを人間が観察、体験して、人間または動物の技能と類似のものと感じるとき、その機械が実現している技能として人工技能という概念を定義している。

これらの研究においてスキルは制御ルールやコツと呼べるものを含む広い意味に用いられている。本稿におけるコツは、この広い意味のスキルと区別するために、ある特定のタスク遂行に有用な制御ルールや利用情報のうち、タスク実行の性能に大きな影響を与える最も重要なルール・利用情報と捉える。ロボットによるコツの獲得に関連する研究としては、大野・古橋¹¹⁾は移動ロボットの行動獲得において、注視点変化をもたらし行動変化が習熟において重要であるという仮定を設け、そのような行動ルールを抽出・利用することで新たな環境下での再学習の効率化を図っている。近藤ら¹²⁾は、周回行動を作業課題として与えられたロボットにおいて拘束された入力空間を、学習を効果的にするコツとして捉えている。

筆者らはこれまでにロボットによる人間の教示情報の理解を 2 段階に分けて考察を行なってきた^{13), 14)}。第 1 段階は、教示情報の接地と捉えた¹³⁾。記号接地問題^{15), 16)}は形式的な記号システムの意味的解釈をシステムと環境に内在する固有のものに接地する問題である。文献 13) ではロボットが人間から与えられた教示情報を基にデータを収集し、そのデータを基に入力情報の選択とルールの抽出を行なう機能を持ったシステムを提案した。このシステムでは、人間から与えられた記号情報をロボットの物理的制約に基づいた記号情報へと再構成した。また、文献 14) では教示情報の理解の第 2 段階として、学習された教示情報の中から未知の環境に対してロボットが効率的な学習を可能とする入力情報をコツとして抽出することを試みた。

本稿では、記号に含まれるコツとパターンに含まれるコ

Fig. 1 Process of each information understanding

ツのロボットによる獲得について考察する。文献 13) と 14) で提示してきたモデルを用いて、第 1 段階の記号接地の過程において、記号に含まれるコツとパターンに含まれるコツの獲得の概念を示す。そして、これらのコツの獲得法を示す。本手法では、記号に含まれるコツは記号的教示を基にタスク実行の成功・失敗から得られる入出力データのクラスタリングにより獲得する。また、パターンに含まれるコツは、記号的教示を通して獲得されたコツの補完として、ロボットのアクチュエータに人間が直接補正を加え、その際に得られたデータの再クラスタリングにより明示的に獲得される。シミュレーションを行ない、コツ獲得の考察を行なう。

2. コツの獲得と教示

この章では、ロボットのモデルを基にロボットによるコツ獲得について考察する。

2.1 コツの獲得

人間の教示情報にはルールなどで表現される記号に含まれる情報と、ロボットのアクチュエータに直接働きかけるパターンに含まれる情報がある。本論文では前者を記号的な教示情報、後者をパターンの教示情報と呼び、これらの情報を教示することをそれぞれ記号的教示、パターンの教示と呼ぶ。記号的な教示情報が与えられた場合、ロボットはこれをロボットの物理的制約に基づいた情報へと接地する。その過程でロボットは教示情報に含まれるコツを獲得することが期待される。また、パターンの教示情報は、ロボットの入出力データとしてロボットに取り込まれる。この教示によりロボット自身の持つ行動ルールに対して新しい、もしくは補足ルールとして性能向上がもたらされるとき、それはパターンに含まれていたコツがロボットにより獲得されたと捉えられる。ここで、記号的教示では、人間がそのロボットと共に体験したことのない状況に対しても、想定される状況全般に応じて非経験的な教示ができる。ロボットは実状況においてその記号的教示を接地する。一方、パターンの教示では、人間がロボットと共に経験している状況においてのみ詳細な教示が可能である。本稿では初めに記号的教示を行ない、パターンの教示を記号的教示の補完として行なう。

Fig. 1 に教示情報の理解の流れを示す。図中上段のプロッ

Fig. 2 Robot model

クのように人間はまず記号的な教示情報をロボットに与える。この教示情報は図中下段左のブロックに示すようにロボットと環境の相互作用により接地される。ロボットは学習した環境では適切に行動することができるが、いかなる環境に対しても完全な記号的な教示情報をロボットに与えることは不可能であるため、新しい環境では適切な行動をとれないこともある。したがって、その際には獲得ルールの改良が必要となる。このルールの改良はたとえば、Fig. 1の下段右のブロックに示すように、記号に含まれるコツの補完として、ロボットの出力の補正情報をパターン的な教示情報として人間が与えることでなされる。この教示情報は、図中の下段左のブロックに戻って、ロボットと環境との相互作用を通して記号化が行なわれる。また、パターン的な教示で間に合わない場合には、上段のブロックに戻って人間による記号的な再教示がなされる。

2.2 ロボットモデル

Fig. 2に本稿において想定するロボットのモデル^{13), 14)}を示す。自律移動ロボットの存在する環境 E はロボットのおかれている状態 St とロボットの行動 A からなり、 $E = (St, A)$ と表わされる。ロボットのセンサ T により環境情報がロボットの入力 I へと写像される。

$$T: St \rightarrow I \quad (1)$$

入力データは人間の脳に相当するロボットの処理系 F によって行動命令出力 O に写像される。

$$F: I \rightarrow O \quad (2)$$

行動命令はアクチュエータ M によって環境に対する行動 A に写像される。

$$M: O \rightarrow A \quad (3)$$

記号的パターンは分類されたパターンの集合に対するラベルとして与えられ、ラベリングは射影 Π で表わされる。

$$\Pi: I \rightarrow SP_I \cup \{\perp\} \quad (4)$$

$$\Pi: O \rightarrow SP_O \cup \{\perp\} \quad (5)$$

射影 Π はラベル SP_I , SP_O とそれ以外 $\{\perp\}$ を与える。ここで、ラベル SP_I , SP_O は有限の範囲の入出力パターンの離散化であり、それぞれ入出力パターンの位相的關係を保持している。そのため、パターンの一種と見なして記号的パ

Fig. 3 Refinement of acquired rules with assist by human

ターンと呼ぶ。この記号的パターンはルール群 R により以下のように関係づけられる。

$$R: SP_I \rightarrow SP_O \quad (6)$$

記号的教示はルール群 R' をロボットに与えることでなされる。与えられた記号と入出力パターン間の関係づけをロボットが行なうことができなければ、ロボットはルール群 R' を基にして行動することはできない。記号接地を本稿ではルール群 R' を基にして適切な F , Π , R を再構成することと位置づける。一方、パターン的な教示は、Fig. 3に示すように行動命令出力 O に直接働きかけることでなされる。修正された処理系 F_s を基にして、 Π_s を再構成することで、新たなルール群 R_s を生成し、人間からのパターン的な教示情報はルールとして明示的に獲得される。

2.3 記号的教示

ロボットは Fig. 1に示す上段のブロックにおいて、Fig. 2に示す記号に含まれるコツを含む教示情報 R' を人間から与えられる。Fig. 1の下段左のブロックにおいて、与えられた教示情報に基づいて行動し、入出力データを収集する。そして、収集されたデータを用いて、入力変数選択とルールの生成が行なわれ、人間から与えられた情報をロボットの物理的制約に基づいた情報へと再構成する。その結果、接地された F , Π , R を獲得する。

2.3.1 ルールの接地

本稿では人間は教示情報をファジイルールとして与え、ロボットはそのファジイルールを基に環境内で行動し、ファジイルールの再構築を行なう。文献 13) と同様に遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) とファジィニューラルネットワーク (Fuzzy Neural Network: FNN) によるファジィモデリング手法を用いる。FNN はファジイルール群を記述できる構造を持ったニューラルネットワークである。前件部メンバシップ関数と後件部メンバシップ関数が Π' 、ファジイルールが R' 、ファジィ推論が F' に相当する。GA によるファジィモデリングでは、入力変数選択、入力空間分割が行なわれ、FNN によりファジイルールの微調整がなされる。本稿では、ルール群のことをモデルと呼び、ファジィモデリング手法により獲得されたモデルを FNN モデルと呼ぶ。以下に獲得の手順を示す。

STEP 1 教示情報を基に環境内で行動し、入出力データを記録する。

STEP 2 GA により入力変数選択を行なう。

STEP 3 メンバシップ関数を逐次生成・削除することにより
入力空間の分割を行ない、FNN モデルを生成する。

STEP 4 FNN モデルの後件部の学習を行なう。

STEP 5 FNN モデルを評価し、収束条件を満たしていれば
終了、そうでなければ STEP 2 に戻る。

2.3.2 モデルの改良

接地された入力情報には、教示者によって与えられた教示情報が完全ではないため、必要ではない情報も含まれている。また、ロボットは新しい環境で行動することは難しいであろう。したがって、Fig. 1 の下段左のブロックから下段右のブロックへ移行するような際には、接地された入力情報から必要・不必要なルールの抽出・削除を行なう必要がある。文献 13) の FNN モデルでは入力空間が細分化されすぎてしまう傾向があり、ルールの抽出・削除には必ずしもむいていない。そこで、本稿ではクラスタリングにより FNN モデルとして得られたルールを簡略・明示化し、ルールの抽出・削除を行なう。ひとつのクラスタはひとつのルールを表わす。

本稿では、クラスタリングにより獲得されたモデルを FCM モデルと呼ぶ。以下の手順により、モデルを改良する。

STEP 1 接地された FNN モデルを基に環境内で行動し、入出力データを記録する。

STEP 2 記録されたデータをクラスタリングする。

STEP 3 タスク失敗時と成功時の全入出力データの各クラスタに対する所属度をそれぞれ計算する。

STEP 4 STEP 3 の所属度について頻度解析を行なう。

STEP 5 クラスタ i に対して、“成功時のデータの所属度 $> \alpha_1$ ” となるデータの相対頻度を f_{si} ，“失敗時のデータの所属度 $> \alpha_1$ ” となるデータの相対頻度を f_{fi} 、基準値を α_2 とするとき、次式を満たすクラスタを削除する。

$$\begin{cases} f_{fi} > 2f_{si} \\ f_{fi} > \alpha_2 \end{cases} \quad (7)$$

本稿ではデータのクラスタリングにファジィ c 平均法 (Fuzzy c-Means: FCM)¹⁷⁾ を用いる。それぞれのクラスタの中心ベクトルにより、入出力関係すなわちルールが示される。

クラスタリングはデータ間の近さの度合いに応じて、データをいくつかのクラスタにグループ化する手法である。いま、クラスタリングされる n 個の p 次元データを $\mathbf{x}_k (k = 1, \dots, n)$ とし、クラスタ数を c 、クラスタ $i (i = 1, \dots, c)$ の中心ベクトルを $\mathbf{v}_i$ 、 $u_{ik} (0 \leq u_{ik} \leq 1)$ を $\mathbf{x}_k$ のクラスタ i に対する所属度とする。このとき、FCM は次式で表わされる目的関数の最小化問題に対する解法である。

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (u_{ik})^m \|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i\|^2 \quad (8)$$

ただし、 m は $m > 1$ のファジィ性の度合いを決めるパラメータ、

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \quad (9)$$

である。

以下に FCM のアルゴリズムを示す。

STEP 1 中心ベクトル $\mathbf{v}_i$ と所属度 u_{ik} の初期値を適当に決める。

STEP 2 次式により新しい $\mathbf{v}_i$ を計算する。

$$\mathbf{v}_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m \mathbf{x}_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad (10)$$

STEP 3 次式により新しい u_{ik} を計算する。

$$u_{ik} = 1 / \sum_{j=1}^c \left(\frac{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i\|^2}{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_j\|^2} \right)^{1/(m-1)} \quad (11)$$

STEP 4 収束条件を満たしていれば終了、そうでなければ STEP 2 に戻る。

2.4 パターンの教示

クラスタリングにより得られた FCM モデルを新しい環境に適用するとき、もし、ロボットが問題なく行動することができれば、新しい環境に対するルールはすでに得られていたことになる。しかし、ロボットが獲得したルールでは、新しい環境で適切に行動することは難しい場合もある。したがって、Fig. 1 の下段右のブロックのように、ロボットが不十分な行動をしているときに、人間がアクチュエータの出力に直接補正を加えることでパターンの教示を行なう。この教示によりロボットが適切な行動をとることができるになれば、パターンの教示は適切であったと捉え、パターンにはロボットのコツが含まれていると考える。本稿では、以下の手順により、成功時の入出力データをクラスタリングすることでパターンに含まれるコツをルールとして明示化する。

STEP 1 FCM モデルにより新しい環境内で行動する。

STEP 2 不十分な行動時に人間による補正を加え、入出力データを記録する。

STEP 3 記録されたデータを基に、もとの FCM モデルのクラスタ数を増加させたクラスタ数でクラスタリングを行ない、新たなクラスタを得る。ただし、もとの FCM モデルのクラスタの中心ベクトルは変化させない。

上で得られた FCM モデルから出力を計算するためには、所属度（適合度）と $p-1$ 次元のデータが必要である。しかし、獲得されたモデルに基づいて環境内で行動するとき、データは $p-1$ 次元の入力データしか得られないので、出力を計算することはできない。本稿では、簡略化ファジィ推論法¹⁸⁾を変形して出力を得る。(11) 式を以下のように変形する。

$$u'_i = 1 / \sum_{j=1}^c \left(\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{v}'_i\|^2}{\|\mathbf{x} - \mathbf{v}'_j\|^2} \right)^{1/(m-1)} \quad (12)$$

ただし、 $\mathbf{v}'_i$ は $\mathbf{v}_i$ から p 番目の要素を削除したものである。次式より出力値を計算する。

Fig. 4 Sensing area

Fig. 5 Aisles

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^c v_i \cdot u'_i}{\sum_{i=1}^c u'_i} \tag{13}$$

3. シミュレーション

簡単な例題として、移動ロボットが壁に衝突することなく等間隔の通路を通り抜ける通路通過問題を考える。

3.1 シミュレーション設定

自律移動ロボットは直径 20cm の円形とし、壁面検出用のセンサとして、CCD カメラと IR センサを装備し、0.1sec ごとにセンシングを行なうものとする。 Fig. 4 は本ロボットのセンシング領域を示す。 CCD カメラは自律移動ロボットの中心に搭載され、進行方向正面から左右 30 度、400cm 先までの物体を撮ることができ、本稿では壁面までの距離の検出に用いる。 IR センサは自律移動ロボットの進行方向（時計回りを正とする）から 50.5 度（右前）、110 度（右）、-50.5 度（左前）、-110 度（左）の方向に固定され、一定距離（50cm）以内の壁面の有無を検出できる。 Fig. 5(a) に通路を示す。通路は入口から出口まで一定幅 250cm で、左に直角に曲がっている。自律移動ロボットは 1 ステップに最大左右 20 度の方向転換が可能で、壁面との衝突回避行動は方向転換のみで行ない、一定速度（10cm/sec）で進行する。 Table 1 のファジィルールをロボットに教示した。 Fig. 6 に人間が与えるファジィルールの前件部メンバシップ関数と後件部メンバシップ関数を示す。ただし、入力としてロボットと壁面の最短距離方向の相対角度を用い、出力には回転角度を用いている。このルールは、基本的には、ロボットに対して最短距

Table 1 Fuzzy control rules given by human

Input	Right	Middle right	Center	Middle left	Left
Output	Middle left turn	Left turn	Left turn	Right turn	Middle right turn

Fig. 6 Membership functions

Fig. 7 Input information

離にある壁が左右にあるときはこれを避け、壁が正面に来たときに左に旋回するように考えられたものである。このとき人間から与えられたファジィルール群は R' に対応するのであり、記号は SP'_l , SP'_o に対応する。自律移動ロボットはこの教示情報に基づいて通路通過行動を行なう。壁面に衝突することなく出口に到達するまでに 15 種類の入力情報 (x_0 : 壁面との最短距離, x_1 : 最短距離の変化, x_2 : 最短距離方向の相対角度, x_3 : 最短距離方向の相対角度の変化, x_4 : 前方距離, x_5 : 前方距離の変化, x_6 : 視野の右端距離, x_7 : 右端距離の変化, x_8 : 左端距離, x_9 : 左端距離の変化, x_{10} : 1 ステップ前の出力, x_{11} : 右後壁面の有無, x_{12} : 右前壁面の有無, x_{13} : 左前壁面の有無, x_{14} : 左後壁面の有無) と 1 種類の出力情報 (y : 回転角度) を記録する。 Fig. 7 に入力情報の一部を示す。外乱（雑音）として平均 0、標準偏差 5% の正規分布の誤差をセンシングデータに付加する。

3.2 シミュレーション結果

本稿の設定では利用可能な入力変数は 15 個もあり、人間が教えたルールの入力変数より多い。ロボットが環境内で行動する過程において、2.3 節のステップを通して、より適切な入力変数の組み合わせが求められ、人間の教示ルールはこの入力変数を基に再構築される。 Fig. 5(a) の通路（通

路 1, (A1)) においてロボットの初期位置と向きをランダムに変え, 教示情報を用いて通路通過行動を 50 回行なった. その際得られた入出力データを用いて GA と FNN を用いて入力変数選択とルールの抽出を行ない, FNN モデルを獲得した. 得られた FNN モデルを用いて, 通路 1 と未学習の Fig.5(a) の通路を左右反転させた 90 度右回り (通路 2, (A2)), Fig.5(b) の 120 度左回り (通路 3, (A3)) の通路通過行動を 100 回行なった. 以上を 1 回の試行とし, 200 回の試行を繰り返し, 200 種類の FNN モデルを獲得した. **Table 2** に成功率が通路 1 で 90% 以上, 通路 2 で 90% 以上, 通路 3 で 45% 以上の FNN モデルにおける入力変数の使用頻度を示す. この表より, 入力変数のうち “ x_2 : 最短方向の相対角度”, “ x_8 : 視野左端における壁との相対距離” のみを使用することにする. **Table 3** に得られた FNN モデルの例を示す.

上記の入力変数 x_2, x_8 のみを使用する FNN モデルを対象とし, 通路 1-3 の通路通過を行ない, 失敗ルールを削除し FCM モデルを獲得した. ただし, 本稿では, クラスタ数を 6, $m = 2$, $\alpha_1 = 0.8$, $\alpha_2 = 0.01$ とした. 通路 2 ではモデルによりコーナで回転しすぎてコーナに衝突する行動, または左側の壁に衝突する行動をとった. 通路 3 ではモデルによりコーナで回転しすぎてコーナに衝突する行動, またはコーナ付近で回転せず失敗する行動をとった. それぞれの場合の入出力データを失敗データとして保存した. **Table 4** に FNN モデルとそのモデルにより獲得されたルール削除前・後の FCM モデルの通路 1-3 に対する通路通過成功率をそれぞれ示す. それぞれの FNN モデルとルール削除前・後の FCM モデルは一対一に対応する. この表の FCM モデルでは 1 または 2 個のクラスタが削除された. **Table 4** より,

Table 2 Frequency of use of inputs

Inputs	A1	A2	A3
x_0	2	2	1
x_1	0	2	0
x_2	35	45	24
x_3	7	4	6
x_4	3	3	0
x_5	1	0	0
x_6	0	1	0
x_7	1	1	1
x_8	18	40	11
x_9	1	1	1
x_{10}	0	0	0
x_{11}	4	6	0
x_{12}	0	4	0
x_{13}	8	5	6
x_{14}	12	21	8

Table 3 Example of fuzzy rules of FNN model [$\times 10^{-2}$ rad.]

$x_2 [\times 10^{-1} \text{ rad.}]$	$x_8 [\text{cm}]$	0	300	375	400
-5.24	1.66	2.10	0.00	2.43	
5.24	-2.27	-2.59	0.00	1.02	

ほぼ同様な通路通過成功率でルール数の少ない FCM モデルが獲得できた. **Table 5** にルール削除前の FCM モデルの一例を示す. この例ではクラスタ 5 と 6 が後に削除された.

つぎに通路 2 と 3 に対して人間が補助を行ない, 2.4 節のステップによりパターンに含まれるコツの明示化を行なった. 通路 2 ではモデルによりコーナで回転しすぎる場合, または左側の壁に接触しそうな場合に対して, 人間による補正がなされた. 通路 3 ではモデルによりコーナで回転しすぎる場合, またはコーナ付近で回転しない場合に対して, 人間による補正がなされた. **Table 6** に新しい FCM モデルの成功率を示す. これらは, 通路 2 または 3 に対するルール獲得の前後で成功率が大きく改善された例である. **Table 7, 8** に通路 2, 3 それぞれに対して人間の補正後の FCM モデルの一例を示す. **Table 7** ではクラスタ 5, **Table 8** ではクラスタ 6 が新たに獲得されたルールである. この例では左側の壁に接触しそうな場合に対して, 人間による補正がなされた. **Table 7** のクラスタ 5 はロボットに対して最短距離にある壁が左側で, かつ, 視野の左端にある壁との距離が近いときに, 大きく右回転を行なうというルールとして読みとることができる. すなわち, 移動ロボットが通路左側の

Table 4 Success rates of FNN models and FCM models [%]

Model No.	FNN			FCM before deletion of failing rule(s)			FCM after deletion of failing rule(s)		
	A1	A2	A3	A1	A2	A3	A1	A2	A3
1	82	87	62	80	96	39	83	98	39
2	77	2	29	74	6	28	85	9	30
3	88	67	63	10	78	20	69	43	57
4	84	2	37	86	8	32	82	6	25
5	86	74	52	0	75	11	79	97	59
6	84	68	41	84	99	26	72	76	30
7	90	48	38	71	83	24	86	97	43

Table 5 Center vectors before deletion of failing rule

Cluster	$x_2 [\times 10^{-1} \text{ rad.}]$	$x_8 [\text{cm}]$	$y [\times 10^{-2} \text{ rad.}]$
1	-0.03	334	0.08
2	-4.97	282	2.17
3	5.18	252	-2.45
4	-5.13	399	2.43
5	5.20	106	-2.36
6	-5.13	95	1.87

Table 6 Success rates before/after assistance by human [%]

Model No.	Before		After	
	A2	A3	A2	A3
1	98	39	—	56
2	9	30	97	34
3	43	57	97	70
4	6	25	97	71
5	97	59	—	72
6	76	30	91	46
7	97	43	—	60

壁に接触しそうな状況に陥る手前で、右回転により壁との衝突を回避させるものである。このルールは特にクラスタ3のルールによる不十分な回避行動を補足するルールになっており、通路2においてこのルールを獲得したことにより、移動ロボットは通路の左側の壁に衝突することはなくなり、成功率が大幅に向上している。記号的教示の補完としてパターンの教示による適正な補助がなされ、通路2に対するロボットのコツが獲得されたと考ええる。

一方、Table 8の例ではロボットがコーナ付近で回転しない場合に対して、人間による補正がなされた。Table 8のクラスタ6のルールはロボットに対して最短距離にある壁が右側で、かつ、視野の左端にある壁との距離が遠いときに大きく左回転を行なうものである。このルールは同テーブルのクラスタ3の状況に似ているが、クラスタ3のルールはロボットに対して最短距離にある壁が右側で、かつ、視野の左端にある壁との距離が遠いときに高い所属度となり、右回転を行なうものである。クラスタ6のルールがない場合、クラスタ3のルールにより左側コーナがロボットの左側の視野外にきたとき、ロボットは右回転することによりコーナから離れてしまっていた。しかし、クラスタ6のルールを獲得したことにより、ロボットは左回転によりコーナの回転ができた。

本稿において人間が教示したルールは、人間の視点に立つて設計されたもので、ロボットに対して最短距離にある壁が視野の左右にあるときは小さく、視野のやや左右にあるときはこれを大きく避け、壁が正面に来たときには左に旋回するものである。通路2において、最短距離にある壁が左側で、かつ、視野の左端にある壁との距離が近い状況で、小さく右回転を行なうという人間による教示ルールに対して、大きく右回転を行なうというルールが人間の補助により獲得された。また、通路3において、最短距離にある壁が右側で、かつ、視野の左端にある壁との距離が遠い状況で、小さく左回転を行なうという人間による教示ルールに対して、大きく左回転を行なうルールが獲得された。いずれのルールもそれぞれの通路に対して有効であった。これらの結果より、人間

による適切な補助が与えられた場合、最初に教示を行なった環境とは異なる環境においても成功率の高いルールを明示的に獲得できた。

4. おわりに

本稿では、自律移動ロボットに対して人間が行なう教示とロボットによる教示情報からのコツ獲得について考察した。ロボットのモデルを用いて、文献13)、14)の第1段階の記号接地の過程において、記号に含まれるコツとパターンに含まれるコツの獲得の概念を示した。そして、これらのコツの獲得法を示した。本手法では、記号に含まれるコツは新しいタスクの実行における成功・失敗データのクラスタリングにより獲得した。また、パターンに含まれるコツは記号に含まれるコツの補完として、ロボットのアクチュエータに人間が直接補正を加え、その際に得られたデータの再クラスタリングにより明示的に獲得された。シミュレーションを行ない、コツルールを明示的に獲得できることを示した。

文献14)の教示情報の理解の第2段階は、学習された教示情報の中から未知の環境に対してロボットが効率的な学習を可能とする入力情報をコツとして抽出するというものであった。本稿のコツは学習環境における行動を適切なものとするためのポイントとなるルールが明示化されたものであり、未知環境における再学習の際に基本行動ルールとして利用することで、その効率化に寄与すると期待される。

参 考 文 献

- 1) 植山 剛：ミニ特集「作業の教示とプログラミング」、日本ロボット学会誌, **17-2**, 157 (1999)
- 2) 榎木哲夫：知識獲得と教示, 日本ロボット学会誌, **13-5**, 588/591 (1995)
- 3) 長尾, 尾上：産業用ロボットの教示作業とオープン化, 日本ロボット学会誌, **18-4**, 486/490 (2000)
- 4) 宮本弘之：ヒト運動の最適化原理と見まねに基づくタスク学習, 日本ロボット学会誌, **19-5**, 547/550 (2001)
- 5) 石川, 古川, 鈴木：人間の操作支援により作業を遂行する移動ロボットシステム, 日本ロボット学会誌, **20-2**, 173/179 (2002)
- 6) 音田, 小笠原, 比留川, 北垣, 中村, 築根：実環境行動計画に基づく作業ロボットシステム, 日本ロボット学会誌, **18-7**, 979/994 (2000)
- 7) 町野, 南條, 津田：複数の作業制約と人の判断を融合したロボット教示システムの提案—センサエンハンスドロボットによる経路追従作業への適用—, 日本ロボット学会誌, **18-8**, 1097/1104 (2000)
- 8) 藤本, 佐野, 松下：アクティブメディアを用いたコーチによるスキル伝達, 日本ロボット学会誌, **19-2**, 225/232 (2001)
- 9) R.A. Schmidt : Motor Control and Learning (2nd edition), Human Kinetics Publishers, Inc. (1988)
- 10) 吉川恒夫：人工技能-技能の理解とその機械化-, 計測と制御, **37-7**, 465/470 (1998)
- 11) 大野, 古橋：注視点制御知識による仮想的な移動ロボットの行動獲得手法, 電気学会論文誌, **119-C**, 2, 157/163 (1999)
- 12) T. Kondo, N. Ito and K. Ito : An Incremental Learning using Schema Extraction Mechanism for Autonomous Mobile Robot, Proc. 2003 IEEE International Symposium on CIRA, 1126/1131 (2003)
- 13) 井谷, 古橋：衝突回避運動における自律移動ロボットによる教示情報の接地に関する一考察, 計測自動制御学会論文集, **36-8**,

Table 7 Center vectors of clusters for aisle 2

Cluster	$x_2[\times 10^{-1}\text{rad.}]$	$x_8[\text{cm}]$	$y[\times 10^{-2}\text{rad.}]$
1	-0.03	334	0.08
2	-4.97	282	2.17
3	5.18	252	-2.45
4	-5.13	399	2.43
5	5.13	54	-5.30

Table 8 Center vectors of clusters for aisle 3

Cluster	$x_2[\times 10^{-1}\text{rad.}]$	$x_8[\text{cm}]$	$y[\times 10^{-2}\text{rad.}]$
1	-5.10	400	2.43
2	4.15	318	-1.50
3	-4.86	304	-2.52
4	5.14	98	-2.42
5	5.14	203	-2.37
6	-4.86	300	8.87

692/697 (2000)

- 14) 井谷, 古橋: 自律移動ロボットによる教示情報の理解, 計測自動制御学会論文集, **38-11**, 966/973 (2002)
- 15) Stevan Harnad: The Symbol Grounding Problem, *Physica D*, **42**, 335/346 (1990)
- 16) 麻生英樹: 情報統合技術—実世界知能のためのキーテクノロジー, *RWC NEWS*, **5** (1996)
- 17) 日本ファジィ学会編: ファジィとソフトコンピューティングハンドブック, 共立出版 (2000)
- 18) 水本雅晴: ファジィ制御の改善法 (III), 第5回ファジィシステムシンポジウム, 499/504 (1989)

=====

[著 者 紹 介]

井 谷 久 博

1991年名古屋工業大学大学院博士前期課程修了。同年名古屋市工業研究所入所。現在、電子情報部制御技術研究室に所属。ソフトコンピューティングの研究, 振動試験に従事。日本ロボット学会会員。

古 橋 武

1985年名古屋大学大学院工学研究科電気系専攻博士課程後期課程修了。同年(株)東芝, 88年名古屋大学工学部助手, 90年同助教授, 2001年三重大学工学部教授, 2004年名古屋大学大学院工学研究科教授, 現在に至る。ソフトコンピューティングの研究に従事(工学博士)。

森 井 義 人

2002年三重大学工学部情報工学科卒業, 2004年三重大学大学院工学研究科情報工学専攻博士前期課程修了。同年(株)トヨタテクノサービス入社, 現在に至る。

森 川 幸 治

1996年名古屋大学大学院工学研究科博士後期課程修了。97年松下電器産業(株)入社。現在, 先端技術研究所 知能情報技術研究所に所属。人間の認知機構のモデル化や機械学習に関する研究に従事。人工知能学会会員(工学博士)。

=====