

人工生命的手法によるニューラルネットワークを用いた知識抽出

蒔 田 裕 二[†] 萩 原 将 文[†]

本論文では、複数移動ロボット群の自律的な挙動から人工生命的手法により新しい知識を抽出する方法を提案する。知識は if-then 規則で表現され、その知識抽出のためにニューラルネットワークが用いられている。提案方法の特長としては、次の3つの点があげられる。1) ネットワークの重みがあるまま if-then 規則の前件部および後件部を表しているため、知識表現の獲得、修正や変更が容易である。2) ネットワーク自体が抽出した知識を組み込んだ推論機能を有している。3) 知識抽出ニューラルネットワークの構造および、その学習アルゴリズムが簡易である。本研究では、様々な環境で多くの自律移動ロボットを用いた計算機シミュレーションを行った。ロボットは各々の目的地に向かうため障害物を回避しなければならぬものと仮定した。それらの局所的な振舞いは、知識抽出ネットワークによって大局的な知識として抽出および統合される。計算機シミュレーションによって、提案手法の有効性が確認された。

Knowledge Extaction Using Neural Network by an Artificial Life Approach

YUJI MAKITA[†] and MASAFUMI HAGIWARA[†]

A novel knowledge extraction method from autonomous behavior of multiple mobile robots by an artificial life approach is proposed in this paper. The knowledge is expressed by if-then rules and we employ a neural network for the knowledge extraction. The proposed method has the following features: 1) Understanding and modification of the extracted knowledge are easy because weights in the knowledge extraction network directly represent the antecedents and the consequents of the if-then rules; 2) The network itself has an ability of inference using the extracted knowledge; 3) The structure of knowledge extraction neural network and the learning algorithm are simple. We used a lot of autonomous mobile robots in various environments. Each robot has to avoid the obstacles to get to the goal and the local behavior is extracted and integrated in the knowledge extraction neural network as global knowledge. We confirmed the validity of the proposed method by computer simulations.

1. ま え が き

人工知能 (AI: artificial intelligence) は、人間の知能を実現するための手段の1つである¹⁾。その目標を達成するためにこれまで多くの研究が行われてきている。注目すべき成果の1つはエキスパートシステムである。しかしながら、AIのとり論理的かつ解析的なアプローチには技術的に限界があり得るといわれている。

そのような伝統的人工知能の手法の限界を打破するかのようになこれまで様々な研究が行われ、ニューラルネットワーク²⁾、ファジィ理論³⁾や遺伝的アルゴリズム

ム⁴⁾といった研究分野が生み出された。人工生命 (A-Life: artificial life) もまた、そのような手法の中の1つである。

AIのトップダウン的なアプローチに対し、A-Lifeはボトムアップ的なアプローチをとる。人工生命という言葉の意味は、提唱者 Langton による1つの定義として「自然ではなく人間によって作られた生命」とされている。人工生命とは、基本的に生命現象をハードウェア、ソフトウェア、やウェットウェアといった手段を用いて実現しようという科学である。ソフトウェアの分野での人工生命研究の例としては、Reynolds の Boid, Lindenmayer の L-system⁵⁾、Ray の Tierra⁶⁾などがあげられる。Brooks の SA ロボット⁷⁾、柴田らの CEBOT⁸⁾などがハードウェアの分野での人工生命の代表例である。

[†] 慶應義塾大学理工学部

Department of Electrical Engineering, Keio University

人工生命の特徴の1つに、個々の単純な構成要素が互いに影響を与え合って、その相互作用によって複雑な現象が形成されるということがある。大局的に現れた現象は再び個々の局所的な構成要素に影響を及ぼし、そのような過程が繰り返される。たとえば、Dorigoらはアリの集団的な挙動から有益なヒントを得て、それを巡回セールスマン問題を解くための新しい手法に応用した⁹⁾。工学としてのA-Lifeの研究は、自律性、適応性¹²⁾、進化¹³⁾など生命の持つ優れた特徴をシステムとして実現することが主として指向されている。

本論文では、人工生命の手法によって複数移動ロボット群の自律的な挙動から知識を抽出する新しい方法を提案する。提案手法によって抽出された知識は、人間に分かりやすく修正も容易である。本論文ではまず2章で提案する手法について述べる。3章では移動ロボットの集団的な挙動からの知識抽出に提案手法を適用したシミュレーション結果について述べる。結果に対する考察は4章で述べる。

2. 人工生命の手法による知識抽出法

本章では、人工生命の手法による環境からの新しい知識抽出手法について述べる。

2.1 提案型知識抽出システム

図1に、人工生命の手法を用いた提案型知識抽出システムを示す。人工生命個体の存在する環境 (Artificial Life Environment) からの知識抽出は逐次的に行われる。抽出された知識は、扱いの簡単さと便利さを考慮して次のような if-then 型規則を採用している。

IF z_1 is a_{j1} and z_2 is a_{j2} and

... z_i is a_{ji} ... and z_I is a_{jI}

THEN o_1 is b_{1j} and o_2 is b_{2j} and

... o_k is b_{kj} ... and o_K is b_{Kj} . (1)

提案システムにおいて、規則抽出ネットワーク (RENN: rule extraction neural network) が、知識抽出において重要な役割を果たす。人工生命個体の存在する環境からのデータは、前件部データおよび後件部データの2つに分けて変換される。これらのデータはRENNの前件部層および後件部層にそれぞれ z_i , d_k として入力される。RENNにおいて、以下の式が if-then 規則を表すのに用いられる。

$$\mu(z_i) = \exp(-\gamma(z_i - a_{ji})^2) \quad (2)$$

$$y_j = \prod_{i=1}^I \mu_i(z_i) \\ = \exp(-\gamma \sum_{i=1}^I (z_i - a_{ji})^2) \quad (3)$$

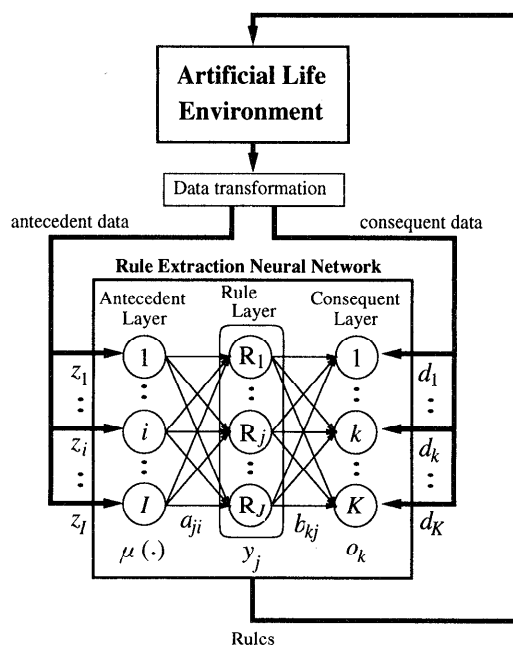


図1 人工生命の手法を用いた提案型知識抽出システム

Fig. 1 Proposed knowledge extraction system by an A-life approach.

$$o_k = net_k = \sum_{j=1}^J y_j b_{kj} / \sum_{j=1}^J y_j \quad (4)$$

ここで $\mu(\cdot)$ はメンバーシップ関数の前件部, y_j は前件部の出力, そして o_k は後件部の出力を表す。なお, a_{ji} は前件部層・ルール層間の重みであり, b_{kj} はルール層・後件部層間の重みである。また, γ は定数である。

式(2)はファジィ推論におけるつりがね型のメンバーシップ関数の式を元に導出したものであり、個々の前件部変数ごとのグレードを求める形に相当している。式(3)ではそれらを掛け合わせるにより、個々の if-then 規則の前件部のグレードを求めている。最後の式(4)では後件部の重み付け平均を求めて、これを出力とする。

提案するRENNの学習には、バックプロパゲーション法が用いられる。次節にその導出を示す。

2.2 規則抽出ネットワークの学習における重み修正量の導出

提案するRENNの構造は、3層の階層型ニューラルネットワークを基本構造としている。そこで、学習アルゴリズムとしては階層構造型ニューラルネットワークで一般的に用いられているバックプロパゲーションアルゴリズムを拡張したものを用いることができる。以下にその導出を示す。

出力層への教師信号は、図1において環境から得られた後件部データである。これを d_k としたとき、教師信号と実際の出力との二乗誤差 E は、

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (d_k - o_k)^2 \quad (5)$$

と表される。ここで、ルール層 j 番目のニューロンへの入力を net_j 、後件部層 k 番目のニューロンへの入力を net_k とすると、

$$net_j = \sum_{i=1}^I (z_i - a_{ji})^2 \quad (6)$$

$$net_k = \sum_{j=1}^J y_j b_{kj} / \sum_{j=1}^J y_j \quad (7)$$

である。これより、ルール層・後件部層間の重みの修正量 Δb_{kj} は、

$$\begin{aligned} \Delta b_{kj} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial b_{kj}} \\ &= -\eta \frac{\partial E}{\partial net_k} \cdot \frac{\partial net_k}{\partial b_{kj}} \\ &= -\eta (-(d_k - o_k)) \cdot 1 \cdot \frac{y_j}{\sum_{j=1}^J y_j} \\ &= \eta (d_k - o_k) \frac{y_j}{\sum_{j=1}^J y_j} \end{aligned} \quad (8)$$

と導出される。同様に、入力層・ルール層間の重みの修正量 Δa_{ji} は、

$$\begin{aligned} \Delta a_{ji} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{ji}} \\ &= -\eta \frac{\partial E}{\partial net_j} \cdot \frac{\partial net_j}{\partial a_{ji}} \\ &= -\eta \sum_{k=1}^K \frac{\partial E}{\partial o_k} \cdot \frac{\partial o_k}{\partial net_k} \cdot \frac{\partial net_k}{\partial y_j} \\ &\quad \times \frac{\partial y_j}{\partial net_j} \cdot 2 \cdot (-1) \cdot (z_i - a_{ji}) \\ &= -\eta \sum_{k=1}^K (-(d_k - o_k)) \cdot 1 \cdot \frac{\partial net_k}{\partial y_j} \\ &\quad \times \frac{\partial y_j}{\partial net_j} \cdot (-2) \cdot (z_i - a_{ji}) \\ &= \sum_{k=1}^K (d_k - o_k) \frac{b_{kj} \sum_{j=1}^J y_j - \sum_{j=1}^J y_j b_{kj}}{\left(\sum_{j=1}^J y_j \right)^2} \\ &\quad \times 2\eta \gamma \cdot y_j \cdot (z_i - a_{ji}) \end{aligned} \quad (9)$$

となる。なお、 η は学習定数である。

学習の終了後は、RENN 中の重み a_{ji} および b_{kj}

が式(1)に示す if-then 規則を表現する。人工生命個体の存在する環境に a_{ji} および b_{kj} をフィードバックすることにより、逐次的に抽出された知識を修正することができる。

3. 計算機シミュレーション

3.1 人工生命の例としての自律移動ロボット

「人間によって作られた生命」として身近にとらえられるものとしては、ロボットがあげられる。このような観点から、本論文では人工生命の例として他者を回避しながら各々の目的地へ移動する自律移動ロボット群を取り上げる。それぞれのロボットの局所的な行動が互いに影響を与えあって大局的に現れる現象を、RENN により知識として抽出する。

ここで、移動ロボットについて次のような仮定を行っている。

- (1) 移動ロボットは全方向に移動することができる。
- (2) 目標地点および障害物についての静的な環境情報を保持している。
- (3) 自身の定められた距離範囲の中にある他のロボットについて、それらの位置、速度および加速度を知ることができる。
- (4) 移動ロボットには、目指す場所からの引力 $\mathbf{F}_{tra}$ 、静止障害物からの斥力 $\mathbf{F}_{obs}$ 、他の移動ロボットからの斥力 $\mathbf{F}_{rob}$ の3つの力が加わるものとし、そのベクトル合成によって移動方向が決定される。

$$\begin{aligned} \mathbf{F} &= \mathbf{F}_{tra} (\text{目指す場所からの引力}) \\ &\quad + \mathbf{F}_{obs} (\text{静止障害物からの斥力}) \\ &\quad + \mathbf{F}_{rob} (\text{他のロボットからの斥力}) \end{aligned} \quad (10)$$

図2に、自律移動ロボットおよびそれに働く外力を示す。なお、外力としてはクーロン力および仮想バネ力の形式で表される力と、Plumer のポテンシャル場^{17)~19)}による力を用いている。クーロン力および仮想バネ力は $\mathbf{F}_{tra}$ 、 $\mathbf{F}_{obs}$ 、 $\mathbf{F}_{rob}$ のすべてに働き、Plumer のポテンシャル場は、静的環境として $\mathbf{F}_{tra}$

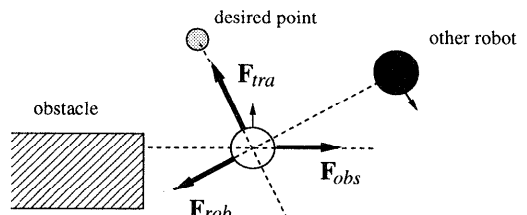


図2 自律移動ロボットに働く力

Fig. 2 An autonomous robot and kinetic forces.

および F_{obs} に働く。

3.2 シミュレーション結果

計算機シミュレーションにおいて、ロボットが移動する空間を平面 $[0,20] \times [0,20]$ とした。この空間に障害物を配置して様々な異なる環境を作り、計算機シミュレーションを行った。

ここで、ロボットの速度および加速度は座標系において $[-1.0, 1.0]$ の範囲とし、時刻 t の 1 ステップごとに、すべてのロボットが移動するものとした。障害物でさえぎられている所は見えないと仮定している。また各ロボットの可視範囲は自身の位置から半径 3.0 以内とした。知識抽出ネットワークで抽出する知識は、移動ロボットの位置 (x, y) を前件部とし、ロボットの向いている方向 $\theta[^\circ]$ および加速度の大きさ a を後件部とする if-then 形式の規則である。学習定数 η は 0.01、定数 γ は 4.0 とした。

以上のような条件の下で、ロボット群の挙動の調査および知識抽出を行った。本論文では、その中から“曲がり角”と“部屋状の空間”の 2 つの場合についての結果を取り上げる。

3.2.1 曲がり角の場合

図 3 に、曲がり角の空間の場合のロボット群の挙動の変化を示す。ここでは 8 台 $\times$ 2 種類で計 16 台の移動ロボットが空間上につねに存在するようにしている。ロボットが目的地に着くかもしくは障害物と衝突した場合、出発地から新たなロボットを出発させるようにしている。黒い丸●で表されるロボットは、図 3 において空間の右下の x 軸上の区間から出発し、目的地である左上の y 軸上の区間に向かう。同様に、白い丸○で表されるロボットは左上から右下の目的地へ向かうものとした。このような環境において $t=0$ から $t=600$ までシミュレーションを行い、ロボット群の挙動から抽出された知識の例を表 1 に示す。表 1 における規則は、たとえば次のように言語的に表現することができる。

● Rule 5 : もし x が右 (16.2) で y が下 (2.5) ならば、右上に進む ($\theta=53.4^\circ$)。

○ Rule 6 : もし x が左 (3.6) で y が上 (16.8) ならば、右下に進む ($\theta=-32.7^\circ$)。

規則 5 は、出発地点に近い位置 (16.2, 2.5) にある黒丸ロボットに関してのものである。場所が障害物に近いので、この規則はその付近の黒丸ロボットに右上に移動するように指示している。一方、規則 6 では白丸ロボットに関して、出発地点から近い位置のロボットに障害物付近に寄るような右下への移動を指示するものになっている。

3.2.2 部屋状の空間の場合

図 4 に、出入口が 4 つある部屋状の空間の場合のロボット群の挙動の変化の例を示す。ここでは 5 台 $\times$ 4 種類で計 20 台の移動ロボットを空間上に存在させている。また前例と同様に、ロボットが目的地に着くかもしくは障害物と衝突した場合、出発地から新たなロボットを出発させるようにしている。黒い丸●、白い丸○、黒い四角■、白い四角□の 4 種類で表されるロボットはそれぞれ、図 4 において出発地点から真向かいの位置にある目的地に向かうものとしている。このような環境において $t=0$ から $t=800$ までシミュレーションを行い、ロボット群の挙動から抽出された知識を表 2 に示す。表 2 における規則は、たとえば次のように言語的に表現することができる。

● Rule 1 : もし x が左 (3.5) で y が真ん中 (10.1) ならば、左下に進む ($\theta=230.5^\circ$)。

● Rule 4 : もし x が右 (17.6) で y が真ん中 (12.3) ならば、左上に進む ($\theta=132.9^\circ$)。

これらは黒い丸で表されるロボットののための規則である。規則 1 および規則 4 は、図 4 (d) の中にその挙動が示されている。

■ Rule 9 : もし x が真ん中 (10.2) で y が下 (3.2) ならば、上に進む ($\theta=80.3^\circ$)。

■ Rule 12 : もし x が真ん中 (12.0) で y が上 (17.7) ならば、上に進む ($\theta=84.3^\circ$)。

これらは黒い四角形で表されるロボットののための規則である。規則 9 および規則 12 は、先ほどと同様に図 4 の中にその挙動を示している。

4. 考 察

図 3 (c) および図 4 (d) に、各々の移動ロボットについて抽出された規則に基づいた大まかな道筋を示した。

曲がり角の場合、各々のロボットが衝突を避けスムーズに移動していくために図 3 (c) のような道筋が形成されることが観察された。これらの道筋は互いに対称な形をしている点が興味深い。シミュレーションによってはこの道筋を形成する種類が入れ替わった場合も観察された。

部屋状の空間の場合も、図 4 (d) からロボット群の形成した道筋が対称な形になっているのを見ることができる。黒および白い四角形で表されるロボットの上下それぞれの目的地に向かっていく道筋は、ほぼまっすぐなものになっている。これに対して、黒および白い丸で表されるロボットの左右それぞれの目的地に向かっていく道筋は、上下にふくらむカーブを描いたも

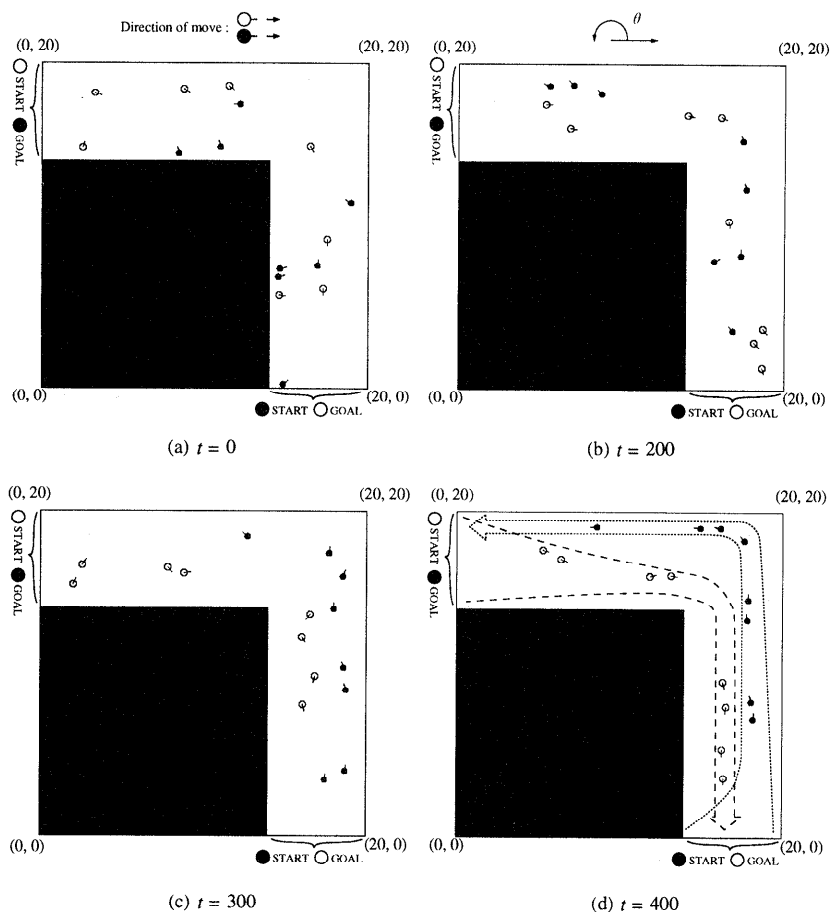


図3 曲がり角の場合におけるロボット群の挙動の変化

Fig. 3 Changes of the group behaviors in the case of 'a road with a turn'.

表1 抽出された知識 (曲がり角)

Table 1 Extracted rules (a road with a turn).

●	antecedent (x, y)		consequent (θ, a)		○	antecedent (x, y)		consequent (θ, a)	
Rule No.	$z_1 (=x)$	$z_2 (=y)$	$d_1 (= \theta)$	$d_2 (=a)$	Rule No.	$z_1 (=x)$	$z_2 (=y)$	$d_1 (= \theta)$	$d_2 (=a)$
1	4.7	17.5	177.1	0.96	6	3.6	16.8	-32.7	0.53
2	12.2	18.0	184.8	0.93	7	10.6	14.8	9.70	0.95
3	17.9	16.0	131.0	-0.14	8	14.3	14.7	-48.2	-0.15
4	18.2	10.2	92.8	0.97	9	15.1	10.3	-85.0	0.96
5	16.2	2.5	53.4	0.50	10	15.4	5.2	265.5	0.93

のになっている。もしこれら水平方向に移動するロボット群の軌跡も上下方向のそれと同様にまっすぐなものであれば、空間の中央部分で交差することになり、衝突が頻繁に起こることになると考えられる。

両者の場合とも30回の試行を行い、3分の2以上の回数で同様の傾向が見られた。局所的な移動ロボットの動きから大局的に現れたこれらの現象は人間の知見に合うものであり、非常に興味深い。これはまた、人工生命的手法に基づいた提案型知識抽出システムの

有効性を示しているものといえる。

5. む す び

本研究では、人工生命的手法による複数移動ロボット群の自律的な挙動からの新しい知識抽出法を提案した。知識は提案システムによって人間が見て理解しやすい形で抽出され、興味深いものや予期しなかったものが多く得られた。これにより、計算機シミュレーションによって提案手法の有効性が確認されたといえ

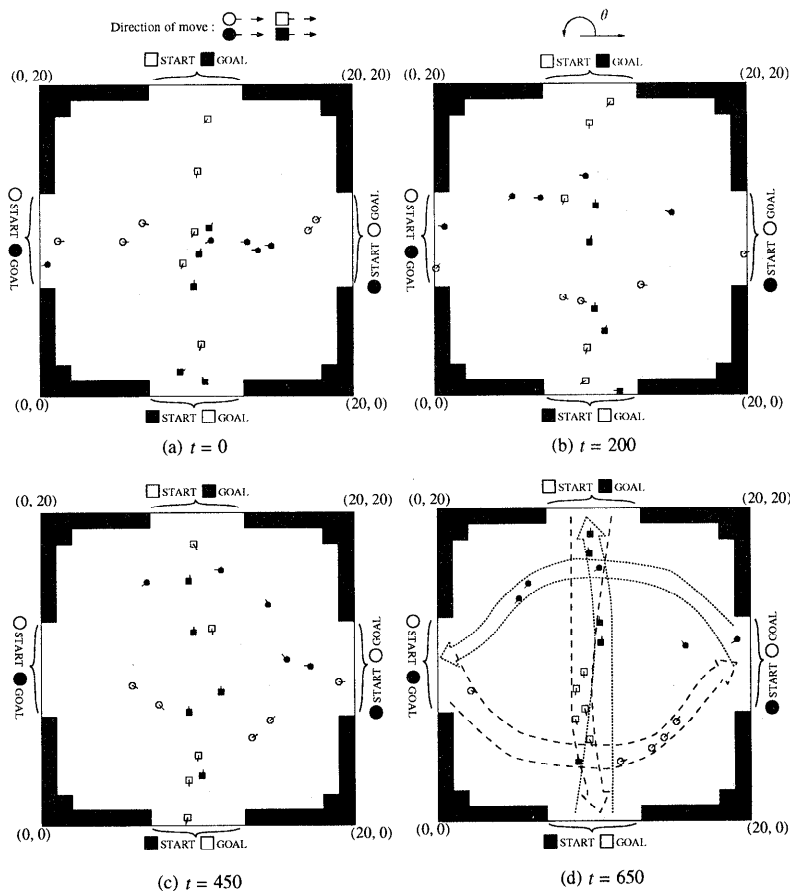


図4 部屋状の空間におけるロボット群の挙動の変化

Fig. 4 Changes of the group behaviors in the case of 'a field with four gates'.

表2 抽出された知識 (部屋状の空間)

Table 2 Extracted rules (a field with four gates).

●	antecedent (x, y)		consequent (θ, a)		■	antecedent (x, y)		consequent (θ, a)	
Rule No.	$z_1 (=x)$	$z_2 (=y)$	$d_1 (= \theta)$	$d_2 (=a)$	Rule No.	$z_1 (=x)$	$z_2 (=y)$	$d_1 (-\theta)$	$d_2 (=a)$
1	3.5	10.1	230.5	0.83	9	10.2	3.2	80.3	0.35
2	7.1	16.1	192.1	0.81	10	11.7	9.1	91.5	0.87
3	13.0	17.8	163.1	0.89	11	10.6	12.6	85.9	0.94
4	17.6	12.3	132.9	0.57	12	12.0	17.7	84.3	0.48
○	antecedent (x, y)		consequent (θ, a)		□	antecedent (x, y)		consequent (θ, a)	
Rule No.	$z_1 (=x)$	$z_2 (=y)$	$d_1 (= \theta)$	$d_2 (=a)$	Rule No.	$z_1 (=x)$	$z_2 (=y)$	$d_1 (= \theta)$	$d_2 (=a)$
5	4.8	9.0	-48.8	0.53	13	10.9	3.1	260.9	0.31
6	7.7	6.3	-30.9	0.82	14	9.4	8.2	267.5	0.84
7	13.6	6.9	23.5	0.92	15	9.2	13.3	-88.2	0.81
8	17.2	10.7	51.1	0.84	16	10.6	18.0	261.5	0.26

る。提案システムの特長として、以下のことがあげられる。

- (1) 規則抽出ネットワークの重みが直接 if-then 規則の前件部および後件部を表しているため、知識表現の獲得、修正や変更が容易である。
- (2) ネットワーク自体が抽出した知識を組み込んだ

推論機能を有している。

- (3) 規則抽出ネットワークの構造および、その学習アルゴリズムが簡易である。

参 考 文 献

- 1) Winston, P.H. (Ed.): *Artificial Intelligence*, 3rd edition, Addison-Wesley (1988).
- 2) McClelland, J.L., Rumelhart, D.E. and the PDP Research Group: *Parallel Distributed Processing*, MIT Press (1986).
- 3) Kosko, B.: *Neural Networks and Fuzzy Systems*, Prentice Hall (1992).
- 4) Goldberg, D.E.: *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley (1989).
- 5) Lindenmayer, A. and Prusinkiewicz, P.: Developmental Models of Multicellular Organisms: A Computer Graphics Perspective, *Artificial Life II*, Addison-Wesley (1992).
- 6) Ray, T.S.: An Approach to the Synthesis of Life, *Artificial Life II*, Addison-Wesley (1992).
- 7) Brooks, R.A.: A Robust Layered Control System for a Mobile Robot, *IEEE J. Robotics and Automation*, Vol.2, pp.14-23 (1986).
- 8) Shibata, T. and Fukuda, T.: Hierarchical Intelligent Control for Robotic Motion, *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol.5, pp.823-832 (1994).
- 9) Dorigo, M., Maniezzo, V. and Colomni, A.: Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents, *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, Vol.B26, pp.29-41 (1996).
- 10) 柴田崇徳, 福田敏男: 人工生命の近未来, 時事通信社 (1994).
- 11) 服部 桂: 人工生命の世界, オーム社 (1994).
- 12) Ackley, D. and Littman, M.: Interactions between Learning and Evolution, *Artificial Life II*, Addison-Wesley (1992).
- 13) Koza, J.: *Genetic Programming on the Programming of Computers by Means of Natural Selection*, MIT Press (1992).
- 14) Tadokoro, S., Hayashi, M., Manabe, Y., Nakami, Y. and Takamori, T.: Motion Planner of Mobile Robots which Avoid Moving Human Obstacles on the Basis of Stochastic Prediction, *IEEE Int. Conf. Systems, Man and Cybernetics*, Vol.4, pp.3286-3291 (1995).
- 15) Adams, J.A. and Paul, R.: Human Supervisory Control of Multiple Mobile Agents, *IEEE Int. Conf. Systems, Man and Cybernetics*, Vol.4, pp.3298-3303 (1995).
- 16) 山口 亨, 関根 智, Montgomery, D., 遠藤 慶一: ファジー連想推論に基づく知的インタフェースとそのコマンドスペル修正器への適用, 電気学会論文誌, Vol.C113, pp.709-718 (1993).
- 17) Plumer, E.S.: Neural Network Structure for Navigation Using Potential Fields, *Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks (IJCNN-92)*, Vol.1, pp.327-332 (1992).
- 18) 佐藤圭祐: 極小点のないポテンシャル場を用いたロボットの動作計画, 日本ロボット学会誌, Vol.11, pp.702-709 (1993).
- 19) 蒔田裕二, 萩原将文: ファジィ規則とポテンシャル場を用いたパスプランニングシステム, 電気学会論文誌, Vol.C115, No.6, pp.772-778 (1995).

(平成 8 年 9 月 30 日受付)

(平成 9 年 5 月 8 日採録)

蒔田 裕二



1970 年 4 月 12 日生。1994 年慶應義塾大学理工学部電気工学科卒業。1996 年同大学大学院理工学研究科修士課程修了。現在, 同大学大学院理工学研究科博士課程在学中。ファジィシステム, 人工生命の研究に従事。

萩原 将文 (正会員)



1959 年 10 月 29 日生。1987 年慶應義塾大学大学院博士課程修了。現在, 同大学助教授。1991 年より 2 年間アメリカ Stanford 大学訪問研究員。ニューラルネットワーク, ファジィシステム, GA の研究に従事。工学博士。1986 年丹羽記念賞, 1987 年電子情報通信学会学術奨励賞, 1990 年 IEEE 論文賞, 1994 年安藤記念学術奨励賞, 1996 年ファジィ学会著述賞受賞。