

センサリネットワークに基づく移動ロボットの適応行動*

久保田 直行^{*1}, 森 岡 利 仁^{*2}
小 島 史 男^{*1}, 福 田 敏 男^{*3}

Adaptive Behavior of Mobile Robot Based on Sensory Network

Naoyuki KUBOTA, Toshihito MORIOKA,
Fumio KOJIMA and Toshio FUKUDA

This paper deals with adaptation, evaluation, and learning for fuzzy based intelligent robotic system. The intelligence of a robot depends on the structure of hardware and software for processing information, that is, the structure determines the potentiality of intelligence. Based on perceptual information, a robot with structured intelligent makes action from four levels in parallel. In addition, the robot generates its motion through the interaction with environment, and at the same time, gradually acquires its skill based on the generated motion. In this paper, We focus on a mobile robotic system with fuzzy controller, and propose a sensory network as perception ability for the mobile robot. We discuss the effectiveness of the proposed method through computer simulation result of collision avoidance problems for the mobile robot.

Key Words: Mobile Robot, Computational Intelligence, Sensory Network, Fuzzy Controller

1 はじめに

近年, ファジィシステム(Fuzzy System: FS), ニューラルネットワーク(Neural Network: NN), 遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm: GA), 強化学習をはじめ, 様々な手法が知能ロボットに適用されてきた。さらに, ロボットの行動計画や制御方法として, サブサンクションアーキテクチャ(Subsumption Architecture: SSA)や行動規範型AI(Behavior-based Artificial Intelligence: BBAI)等が提案されており, 環境に適應した反射行動やスキルの学習等の有効性が示されてきた^(1-3, 7-9)。しかし, 従来の古典的人工知能の処理が直列的な処理形態をもつものに対し, SSAは, 基本的に環境情報が並列に入力され, その環境情報に基づいて反射的な行動出力がなされるが, その統合方法がしばしば問題とされている。また, BBAIは, 行動の出力結果が環境との相互作用により評価され, それに基づいて行動獲得が行われるが, 獲得された行動に対する一般化やその再利用等の枠組みがほとんど論じられていない⁽⁴⁾。

さらに, ロボットの知能化を考える場合, 基本的に, 人間の脳にみられるように構造の大枠が決定されており, この構造に基づいて統合的に学習が行われ, 脳の構造が高度な知能の発現を左右するように, そのハードウェアとソフトウェアの構造に依存する。しかし, 創発という観点から考えると, この構造さえも創発的に獲得していくことが望ましいが, 進化にみられるように膨大な時間を必要とする。実際, ロボットの知能化を考える場合, 反射的な行動や大域的な動作計画を統融合する必要がでてくる^(1, 6-18)。そこで, 全体として構造化された知能をもつロボットシステムを提案してきた⁽¹²⁻¹⁴⁾。これは, 環境との相互作用によりロボットの動作計画を行いながら, スキルや反射行動として行動を学習し, 環境に応じて学習・推論等の個々の要素技術だけ

でなく全体としてモデル化された構造を獲得するものである。また, この構造化知能の一例として, 本稿では, 移動ロボットに適用する。そこで, 移動ロボットにおいて環境情報は様々なセンサを通して獲得することができ, これらの情報に基づいて意思決定を行う。

本稿では移動ロボットの環境認識を行うためのセンサリネットワークを提案する^(12, 13)。さらに, センサ情報に基づくファジィコントローラを構築し, 遺伝的アルゴリズム及びデルタルールを用いることにより, 構造最適化と学習を行う。本研究では, 移動ロボットを対象とした障害物回避計画に適用し, コンピュータシミュレーションを通して有効性について検討を行う。

2 センサリネットワークと障害物回避

2.1 ファジィコントローラによる障害物回避

構造化知能を持つ移動ロボットの概念図を図1に示す。ここでは, 環境情報は並列に入力され, 危険回避等の反射行動(reactive motion), 環境情報から直接, 行動を起こすスキル動作(skilled motion), 基礎的動作の最適化により計画するプリミティブ動作計画(primitive motion planning), 動作そのものの最適化(動作計画)を行う層(motion planning)から構成され, これらを環境条件や内部状態にしたがって, 機能させることにより知能化を行う。

ここでは, 反射行動として, 未知環境や動的な環境における移動ロボットの障害物回避を行うために, ファジィコントローラを用い, 三角ファジィ数を用いたメンバーシップ関数により構成された簡略化ファジィ推論^(5, 6)を適用する。基本的には, 感知した障害物との距離に基づき, 回避行動を行うものとする。

ファジィコントローラのメンバーシップ関数を図2に示す。前件部への入力情報は, センサ情報(センサと障害物との距離) x と目標位置の方位角 θ を用い, 障害物との距離を計測できるセンサは, 図3に示すように配置されている。後件部の出力は, 移動ロボットの速度 v と操舵角 $\Delta\theta$ とする。ここで \mathbf{x} は,

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (1)$$

* 原稿受付 1998年4月20日。

*¹ 正員, 大阪工業大学(☎535-8585 大阪市旭区大宮5-16-1)。*² 大阪工業大学大学院。*³ 正員, 名古屋大学大学院マイクロシステム工学科(☎464-0814 名古屋市千種区不老町1)。

E-mail: kubota@med.oit.ac.jp

と表せる。障害物を感知したときにファジィ推論を適用するものとし、障害物回避フェイズと目標追従フェイズに分割し、障害物回避フェイズにファジィ推論を適用する。ルール*i*の前件部の適合度 μ_i は、入力数を*n*、入力を x_i とすると、(2)式で表され、*r*番目の出力 y_r は、ルール数を*m*、各ルールの出力を $w_{i,r}$ とすると、(3)式で示される。

$$\mu_i = \begin{cases} \prod_{j=1}^n \left(1 - \frac{|a_{i,j} - x_j|}{b_{i,j}}\right) & \text{if } |a_{i,j} - x_j| \leq b_{i,j} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$y_r = \frac{\sum_{i=1}^m \mu_i \cdot w_{i,r}}{\sum_{i=1}^m \mu_i} \quad (3)$$

2.2 センサリネットワークによる適応行動

知能ロボットを構築する場合、大きく分けて、環境認識モジュール、意思決定モジュール、行動モジュールの3つのモジュールから構成される。

一般に、知能ロボットは、センサを通して、環境情報を獲得し、センサヒュージョンや選択的注意により量的情報から必要とされる質的信息に変換する(図4)。ここでは、質的に異なる情報を単に統融合するのではなく、他のセンサ情報により各センサの閾値が変化したり、さらに、必要とされる環境情報を探索する行動が発火するセンサリネットワークを提案してきた(図5)。基本的に、センサ情報間に、相関関係がある場合や、環境認識のための情報が相補的である場合に、有機的にセンサ情報処理を行うモジュールである。環境認識のための基本的な手法として、センサ統融合、選択的注意、さらには、不足情報を獲得するための行動を刺激・抑制する知覚部として用いる。

そこで、本研究では、周囲の環境密度(センサのセンシング状況と観測時間)に依存して注意レンジを動的に拡大、または縮小させ、再帰的に変化させる。また、速度制御に関しても、速度の最大値をセンシング情報により変化させる。具体的には、移動ロボットが障害物と近接の場合、注意レンジを縮小し、速度を低下させることで、近傍情報が獲得しやすくなる。また、障害物が少なく、比較的周囲の環境が広い場合、注意レンジを拡大し、速度を増加させ、広範な環境情報が得やすくなる。

以下に拡張則を示す。

$$A_rng(t) = sprs(t) \cdot S_rng \quad (4)$$

$$sprs(t+1) = \begin{cases} \gamma^{-1} \cdot sprs(t) & \text{if all } x_i \geq A_rng(t) \\ \gamma \cdot sprs(t) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$sprs(t)$ は、環境状態を表し、値が大きいほど密度が疎であることを表す。 $0 \leq sprs(t)_{min} \leq sprs(t) \leq 1.0$ とする。また、 S_rng はセンサレンジを示し、 A_rng は注意レンジを示すものとする。

そこで、センサリネットワークを用いない場合では、知覚情報に対して、多くのメンバーシップ関数を必要とし、その結果、例えば本研究の場合、周囲の密な環境や粗な環境条件に対して、その環境に

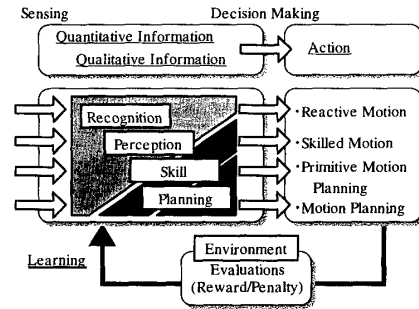


Fig.1 Architecture of a robot with structured intelligence

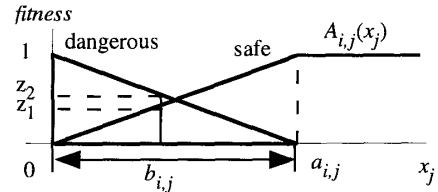


Fig.2 A triangular membership function

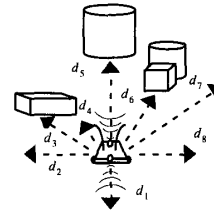


Fig.3 Sensing system for a mobile robot

応じたメンバーシップ関数に対するルールとそのルールに対する出力である行動(速度や操舵角)の記述が必要となる。それにより計算量の増加の問題が挙げられる。

しかし、図6(a),(b)のように注意レンジ拡張則によるメンバーシップ関数の形状と後件部の出力(速度 $V(t)$ と操舵角 $\Delta \theta(t)$)は、 $A_rng(t)$ によりスケールされることで、言語ラベルの意味(メンバーシップ関数における"危険"と"安全")がセンサ情報にしたがって動的に変化する。例えば、密な空間での狭い路地では、"危険"に対する言語ラベルの意味付けを強くすることで行動を刺激・抑制する。つまり、図6(a)のように注意レンジを小さくすることにより、少しのセンサ情報の違いで、変化量が大きくなり、機敏な行動が可能となり、また、周囲の環境情報が獲得しやすくなる。さらに、このような構造を構築することにより、センサリネットワークの特性を踏まえた上で評価を行うことが可能となり、計算量を大幅に減少できる。

目標追従モジュールにおいては、目標方向と進行方向とのエラーに基づき、(6),(7),(8)式により速度 $V(t)$ と操舵角 $\Delta \theta$ を出力する。

$$V(t) = sprs(t) \cdot v \quad (6)$$

$$v = f_v(\theta_T(t) - \theta(t)) \quad (7)$$

$$\Delta \theta = f_\theta(\theta_T(t) - \theta(t)) \quad (8)$$

2.3 ファジィコントローラの学習と進化

回避計画において、STARTからGOAL到達までを1シナリオとし、オフライン的な評価として、1シナリオごとにGAを用いることによりファジィコントローラの前件部のルール構造と後件部のシングルトン(数値情報)の最適化を行う。ここで適用するGAは、定常状態遺伝的アルゴリズム(Steady-State Genetic Algorithm: SSGA)を用いる^(10, 11)。SSGAは、連続世代モデルを模倣したものであり、基本的に、1世代において遺伝的操作により生成された個体と個体群中のもっとも適応度の低い個体を入れ替える(最小適応度除去法)GAである。GAにおける個体表現は、ファジィルール数を固定し、各ルールの各入力に対するメンバシップ関数の組み合わせを{0, 1, 2}で表現し、'0'を危険、'1'を安全、'2'を入力情報を用いない(無効)という言語ラベルとする。各ルールに対する出力は、実数で表現するものとする。

11102001 11201001 ... 1112102
 ルール1 ルール2 ... ルールn

前件部のファジィルールの組み合わせは、メンバシップ単位の一様交叉を用い、さらに、遺伝子単位の突然変異を適用する。また、出力に対しては、実数を用いているので、(9)式で示されるように突然変異を適用する。

$$w_{i,j}(t+1) = w_{i,j}(t) + N\left(0, \alpha_i \cdot \frac{F - \min F}{\max F - \min F} + \beta_i\right) \quad (9)$$

これは、適応度に関する個体群中の相対的な評価に基づき、正規乱数の分散が変化するものである。

評価関数は、(10)式で示されるように、ゴールへの到達時間: P_{time} , 移動距離: P_{length} , 平均危険度(センサからの計測情報): D_{sum} , 最大危険度: D_{max} に基づく多目的関数とする。さらに、評価値 F を最小の方向に学習させるものとする。

$$F = \omega_1 \cdot P_{time} + \omega_2 \cdot P_{length} + \omega_3 \cdot D_{sum} + \omega_4 \cdot (1 + D_{max})^2 \quad (10)$$

また、1シナリオ内における局所的な学習においては、STARTからGOALまでの移動ロボットの離散時間単位の行動に対して、短期的な障害物との距離情報に基づき、オンライン的にデルタルールにより学習を行うものである。

まず、回避計画において、教師データは、進行方向の空間情報に対しての重みにより与えるものとする。ここでは、ファジィルールによる推定移動方向のセンサレンジを x_i とする。それに対してGOAL(目標方向)に正面から向かうものとした場合の安全な空間、つまり障害物があまり存在しない方向に対する重み(図7)を W_{x_i} とすると、(10)式で表される。

$$state_x_i = \sum_{j=i-2}^{i+2} W_{x_j} \cdot x_j \quad (11)$$

ここでは、 $state_x_i$ の値が、大きいほど安全な方向であることを意味している。また、この $state_x_i$ を最大にするような x_i を求め、この方向へ向かうようにファジィにおけるルールの $w_{i,r}$ が、(12),(13)を用いて強化される。

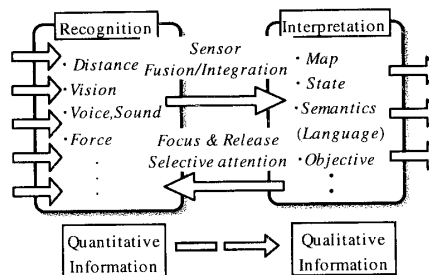


Fig.4 Information flow from environment

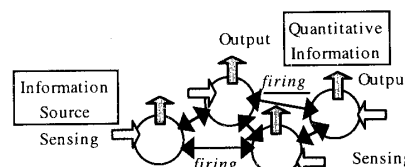
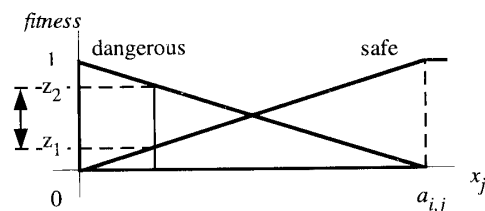
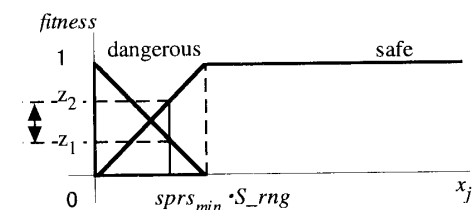


Fig.5 Sensory network for perceiving environment



(a) Maximal attention range (= S_rng)



(b) Minimal attention range (= $spr_{min} \cdot S_rng$)

Fig.6 Membership functions corresponding to variable attention range

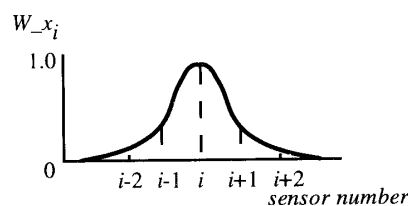


Fig.7 Weight coefficients

$$\frac{\partial E}{\partial w_{k,r}} = \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial w_{k,r}} = -\left(y_r^* - \frac{\sum \mu_i \cdot w_{i,r}}{\sum \mu_i}\right) \cdot \frac{\mu_r}{\sum \mu_i} \quad (12)$$

$$w_{k,r}(t+1) = w_{k,r}(t) - \tau \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{k,r}} \\ = w_{k,r}(t) + \tau \cdot \left(y_r^* - \frac{\sum \mu_i \cdot w_{i,r}}{\sum \mu_i}\right) \cdot \frac{\mu_k}{\sum \mu_i} \quad (13)$$

3 計算機シミュレーション

まず、障害物回避のためのファジィコントローラを構築することを考える。入力情報は、距離情報を超音波センサから理想的な条件のもとで計測できるものと仮定する。また、ゴール座標は、あらかじめ与えられており、何らかのセンサで自己位置認識は行えるものとする。そこで、まず、ヒューリスティックにファジィルールを構築し、GAやデルタルールを適用することで構造最適化と学習を行う。

シミュレーションパラメータとして、移動ロボットの大きさを15×15とし、作業空間を500×500とし、距離センサの最大注意レンジを90、最小注意レンジを30、初期注意レンジを60とする。また、制御出力は、離散時間単位の最大速度が12、操舵角は最大10度とする。初期最大速度は10とし、初期速度は1とする。ここでは、図8の初期状態で示すように、障害物を含む作業空間上での障害物回避問題を考え、目標に到達することを目的とする。

シミュレーション結果を図11～14に示す。ここで、注意レンジを破線で示し、障害物を感知した場合を実線で示している。

図11(a)のようにセンサリネットワークを用いない場合、移動ロボットはGOAL方向へ進んでいるが、超音波センサが過敏に反応し、移動速度が速く、進入角度によって、密な空間を通り抜けることはできない。また、注意レンジが初期の状態であれば、回避できなかったが、図11(b)のように注意レンジと移動速度を拡縮則により刺激・抑制し、“危険”の言語ラベルを動的に変化させることにより、狭い障害物空間を認識し、通り抜けることが可能となる。図12の(a)(b)は、粗な環境(case2)と密な環境(case3)において、GAのコーディングにセンサリネットワークの拡縮率を導入することによって、注意レンジを環境に応じて拡大・縮小させ、移動ロボットの構造を獲得させたシミュレーション結果である。ここでは、case3のように、特に真ん中の疎な空間や、case4の少しの空き空間においても速度をあげ、注意レンジを拡大させていることが分かる。

また、このようにセンサリネットワークを用いることにより、計算量の減少、さらには、知覚・意思決定・行動の情報処理系を効率的に構築が可能である。いわゆる、時系列における知覚から行動までの環境適応における迅速性、または、動的な注意レンジの変更による局所的な障害物空間に適したセンシングが可能となる。

図13(a), 図14(a), 図15(a)においては、人間が経験的に獲得したルールを基にしたシミュレーションであり、図13(b), 図14(b), 図15(b)においては、デルタルールやGAによりファジィコントローラを最適化したシミュレーションである。ここで、図13(a)での操舵角・注意レンジの出力値を図9(a), 図9(b)に示す。また、図13の障害物の位置をcase4, 図14の障害物の位置をcase5, 図15の障害物の位置をcase6とすると、環境における最適化の結果を図10に示す。図9(a), 図9(b)において、角度はGOAL方向との相対角度を示し、障害物を感知し続けているので注意レンジが縮小している。また、図10においてファジィコントローラのパフォーマンス(構

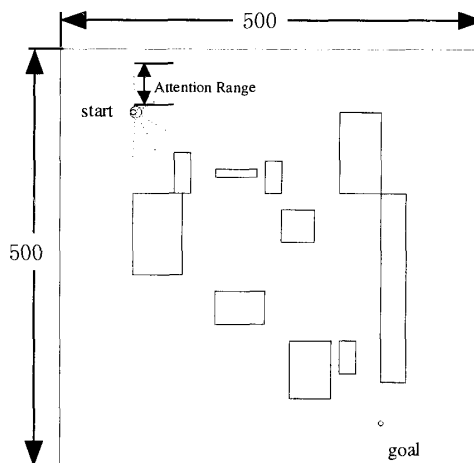


Fig. 8 Work space for simulation (case 1) angle(rad.)

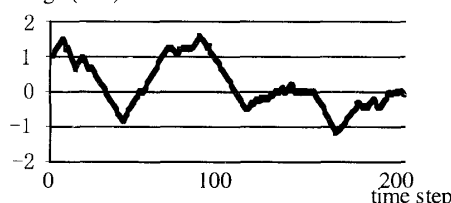


Fig. 9(a) Output data of relative angle to goal in case 4

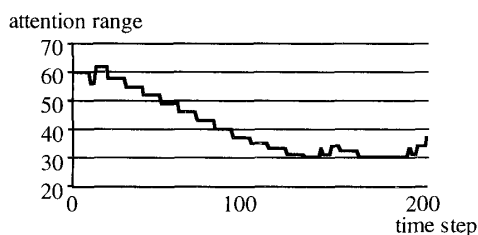


Fig. 9(b) Output data of attention range in case 4

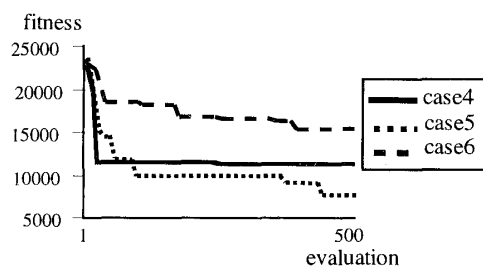


Fig.10 Optimization of fuzzy controller by SSGA and Delta rule

造)が改善されていることがわかる。

図16においては、case4からcase6までより密な空間においてルールを学習した場合のシミュレーション結果であり、適応度を表1に示す。ここで表1において、case4*は、case4からcase6までを学習した後のファジィコントローラを用いて、シミュレーションを行ったものである。一巡したルールに対しては適しているが、密な空間においても学習しているために障害

物との最大危険度が増していることが分かる。

そこで、環境密度、いわゆる障害物の形状・配置、により、移動ロボットのルール構造の学習の仕方に偏りが生じるため、各環境に対して、ファジィコントローラに柔軟性を持たせる必要がある。また、多目的である移動ロボットの行動に対して、様々な経路が考えられる。そこで、その多目的な行動に対して、どのように評価していくかが重要となり、今後考慮していく必要がある。

4 まとめ

本稿では、構造化知能を持つロボットシステムの一例として、移動ロボットの障害物回避問題に適用した。また、構造化知能の概念は、知能ロボットだけでなく、知的生産システムにも適用されており、その有効性についても検討されている⁽¹⁹⁾。さらに、センサリネットワークの概念を提案し、注意レンジ（言語ラベル）の動的変更を通して、センシングと行動の関係を密接なものにした。また、移動

ロボットのためのファジィコントローラをデルタルールやGAにより構造最適化し、作業空間の密度情報に従って、障害物回避を行えることを示した。

しかし、基本的に、このような障害物回避行動は、反射行動に基づいており、未知環境への適応性を重視したものであるため、最適性に関しては、保証されない。したがって、迷路のような作業空間については、最短経路を生成することは、困難となる。しかしながら、本研究において、効率の良い経路探索手法として、中間目標地点を、適宜、生成する手法を現在、考察中である。

今後の課題として、獲得したスキルをどのようにして継承していくか、また、環境情報に適応した認識システムによりスキルとの統合の方法を検討する。また、選択的注意等の知覚をセンサリネットワークで実現していく予定である。また、実際の製作中の移動ロボットを用いて、実験をしていく予定である。

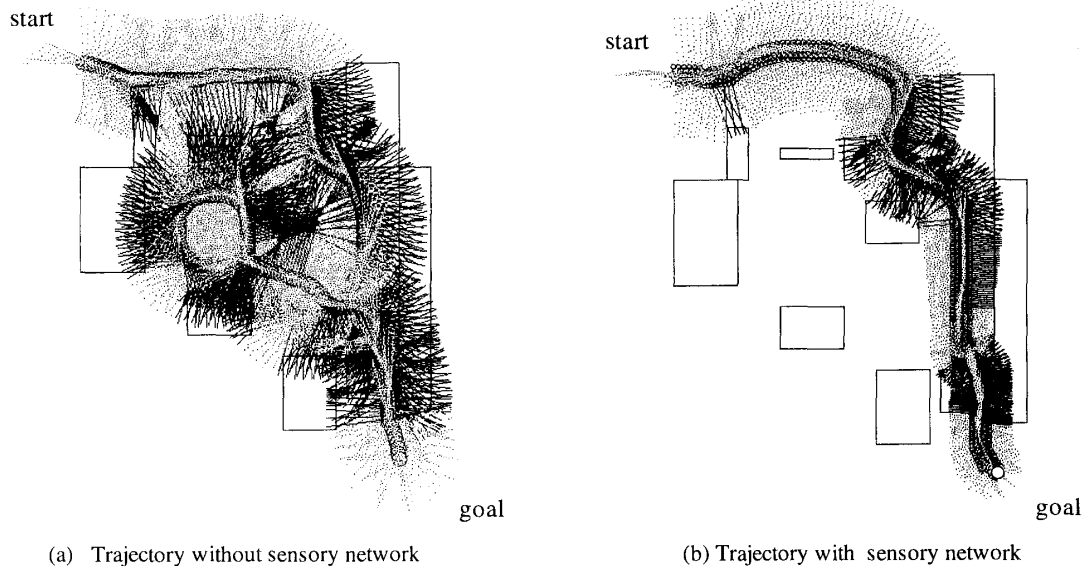


Fig.11 Simulation results of navigation of the mobile robot with collision avoidance (case 1)

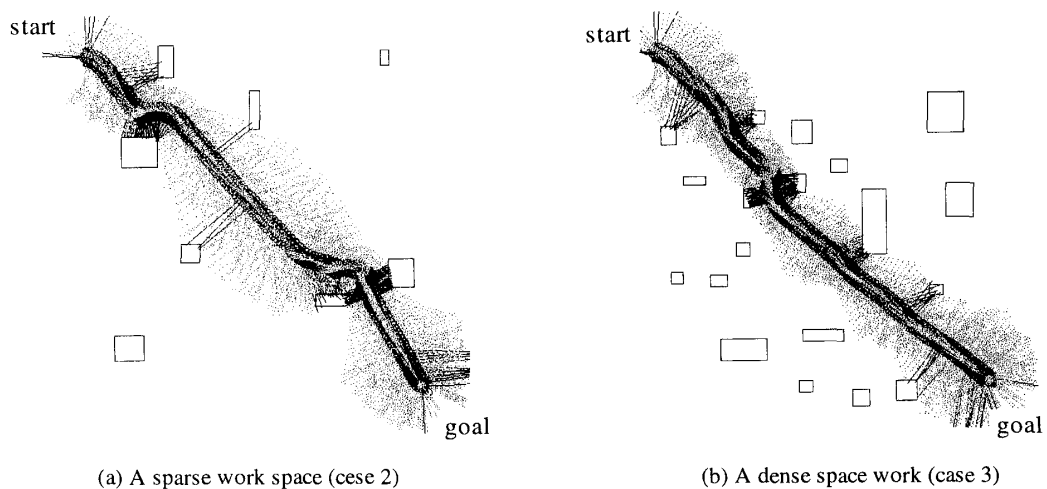
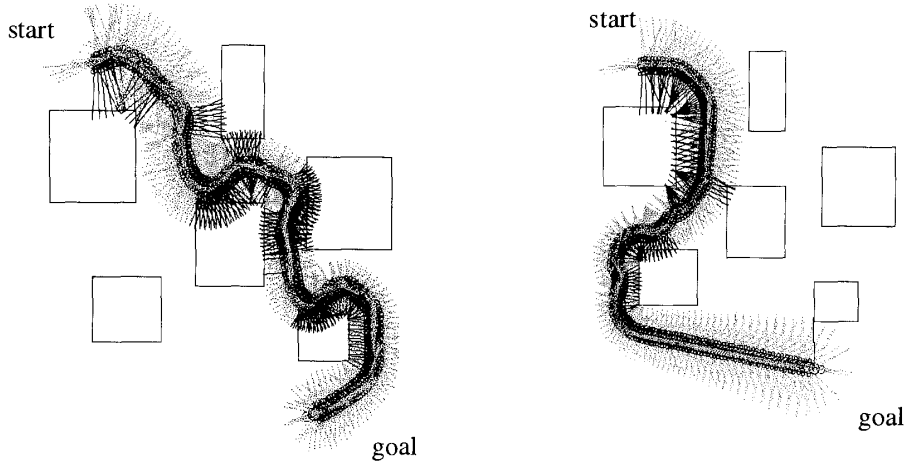
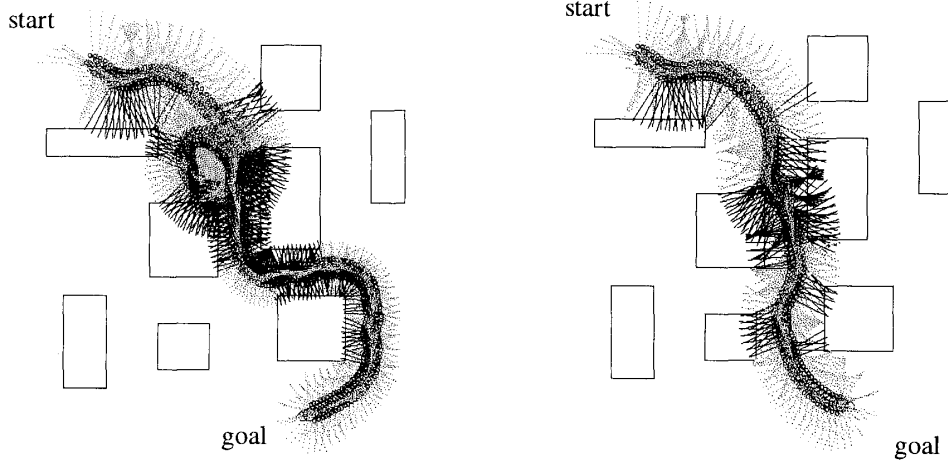


Fig.12 Simulation results of sensory network in work space with different density



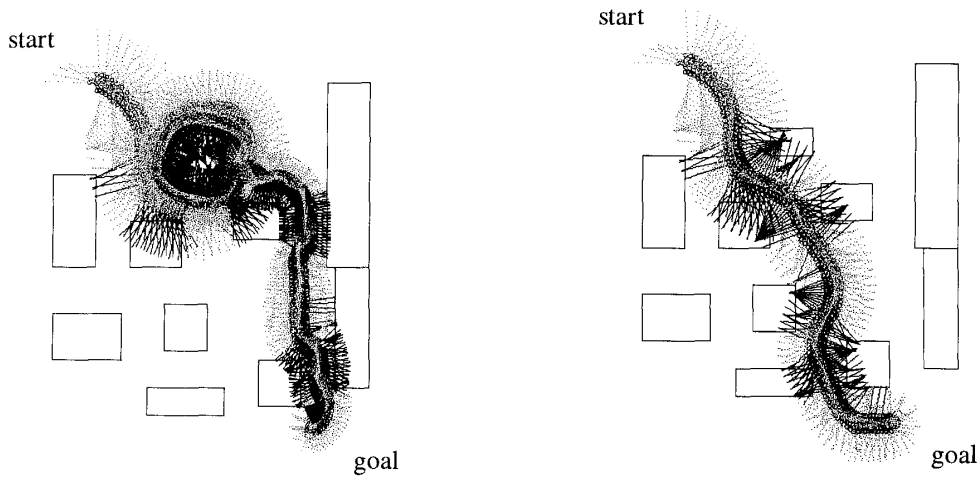
(a) Fuzzy controller tuned by human operator (b) Fuzzy controller tuned by SSGA and delta rule

Fig.13 Trajectories of the mobile robot with collision avoidance (case 4)



(a) Fuzzy controller tuned by human operator (b) Fuzzy controller tuned by SSGA and delta rule

Fig.14 Trajectories of the mobile robot with collision avoidance (case 5)



(a) Fuzzy controller tuned by human operator (b) Fuzzy controller tuned by SSGA and delta rule

Fig.15 Trajectories of the mobile robot with collision avoidance (case 6)

Table 1 Simulation results of tuning by SSGA and delta rule for Case 1, 2 and 3

	Case 4		Case 5		Case 6		Case 4*
	Init.	GA	Init.	GA	Init.	GA	after case 6
Evaluation value	23984	7969	23378	11475	35916	18791	18230
Time step	263	170	231	121	441	115	184
Moving length	1079	820	995	528	2161	560	886
Total dangerous	1701	142	1165	445	4593	698	539
Max dangerous	39	22	41	29	39	38	37

参考文献

- [1] R. Brooks: A Robust Layered Control System for a Mobile Robot, IEEE Journal of Robotics and Automation, RA-2-1, pp.14-23 (1986).
- [2] Jun Tani: Model-Based Learning for Mobile Robot Navigation from the Dynamical Systems Perspective, IEEE Transaction on Systems, Man, And Cybernetics, Part B: Cybernetics, Vol. 26, No. 3, pp. 421-436 (1996).
- [3] 渡辺, 泉: 行動型制御系のニューロ・ファジィ制御, 第6回インテリジェントシステムシンポジウム, pp.302-305 (1996).
- [4] S. J. Russell, P. Norvig: Artificial Intelligence, (1995), Prentice-Hall, Inc. .
- [5] 市橋, 渡辺: 簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御, 日本ファジィ学会誌, Vol. 2, No. 3, pp. 157-165 (1990).
- [6] Chuen Chien Lee: Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller - part1 & part2, IEEE Transaction on Systems, Man, And Cybernetics Vol. 20, No. 2, pp. 404-435 (1990).
- [7] 林, 古橋: ファジィ・ニューラルネットワーク, 朝倉書店 (1996).
- [8] 甘利 俊一: ニューラルネットワークの新展望 - 研究の最前線を探る-, サイエンス社 (1994).
- [9] 馬場, 他: ニューラルネットワークの基礎と応用, 共立出版, (1994).
- [10] David E. Goldberg: Genetic Algorithms - in search, Optimization & Machine Learning-, Addison- Wesley (1993)
- [11] G. Syswerda, A Study Reproduction in Generational and Steady-State Genetic Algorithms, Foundations of Genetic Algorithms, Morgan Kaufman, (1991), pp. 94-101 .
- [12] 久保田, 小島, 森岡: センサリネットワークを持つ移動ロボットのためのファジィ制御, 第6回 日本ファジィ学会 北信越支部ファジィシンポジウム講演論文集, pp. 15-18 (1997).
- [13] 久保田, 小島, 福田, 森岡: 構造化知能を持つロボットシステム-ニューロ・ファジィによる学習-, 第7回インテリジェントシステムシンポジウム, pp. 83-86 (1997).
- [14] N. Kubota, T. Arakawa, T. Fukuda, K. Shimojima: Motion Planning for A Robotic System with Structured Intelligence, Proc. of the 1997 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, pp. 60-65 (1997).
- [15] 福田, 久保田: 進化的計算手法とロボティクス, 日本ロボット学会誌, Vol. 15, No. 5, pp. 667-670 (1997).
- [16] 佐々木正人: アフォーダンス, 岩波書店 (1994).
- [17] 千葉 康則: 行動科学とは何か, NHKブックス (1973).
- [18] 乾 敏郎: 認知心理学 1 知覚と運動, 東京大学出版会 (1995).
- [19] N. Kubota, T. Fukuda: Fuzzy Scheduling Problem in Self-Organizing Manufacturing System, Proceedings of 1998 Second International Conference on Knowledge-Base Intelligent System, 1998-4, pp. 13-22.

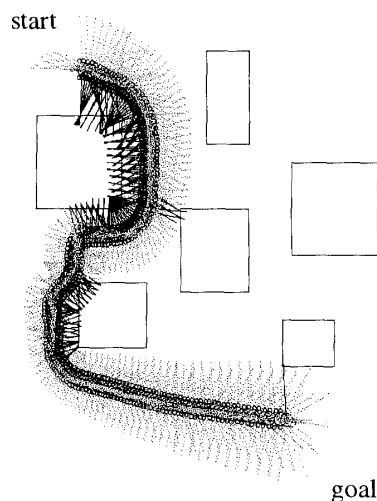


Fig.16 Trajectories of the mobile robot with collision avoidance (case 4*)