

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 公開特許公報(A)

(11) 特許出願公開番号

特開2005-174040

(P2005-174040A)

(43) 公開日 平成17年6月30日(2005.6.30)

(51) Int. Cl. ⁷	F I	テーマコード (参考)
G05B 13/02	G05B 13/02	3C007
B25J 5/00	B25J 5/00	5H004
B25J 13/08	B25J 13/08	A
G06N 3/00	G06N 3/00	550E

審査請求 有 請求項の数 8 O L (全 17 頁)

(21) 出願番号	特願2003-414118 (P2003-414118)	(71) 出願人	301022471 独立行政法人情報通信研究機構 東京都小金井市貫井北町4-2-1
(22) 出願日	平成15年12月12日(2003.12.12)	(74) 代理人	100119161 弁理士 重久 啓子
特許法第30条第1項適用申請有り 平成15年8月23日~8月25日理化学研究所脳科学総合研究センター 他主催「脳と心のメカニズム第4回夏のワークショップ「意識と総括機能」」において文書を持って発表		(72) 発明者	伊達 章 東京都小金井市貫井北町4-2-1 独立行政法人通信総合研究所内
		(72) 発明者	倉田 耕治 沖縄県中頭郡西原町字千原1番地 琉球大学内
		Fターム(参考)	3C007 CS08 KS03 KS04 KS16 KS36 KT02 KT11 LW12 LW15 WA28 5H004 GB16 HA07 HB07 KD32

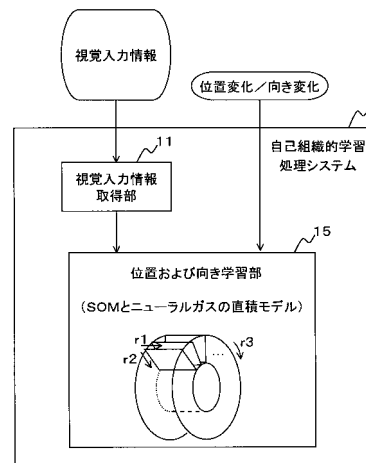
(54) 【発明の名称】 ロボットの位置および向き情報の自己組織的学習処理方法ならびにその学習処理システム、およびその学習プログラム

(57) 【要約】

【課題】 ロボットの位置および向き情報をロボットの視覚情報から分離・抽出するために自己組織化モデルにより学習する。

【解決手段】 視覚入力情報取得部11はロボットの視覚入力情報を入力する。位置および向き学習部15は、視覚入力情報から、SOMとニューラルガスの直積モデルの位置に対応する素子面(ニューラルガス)を用いて順位学習を行い、方向に対応する円環状の素子コラム(SOM)を用いて近傍学習を行うという2つの学習アルゴリズムを組み合わせ、各素子の位置および向きを選択性を学習する。

【選択図】 図1



【特許請求の範囲】

【請求項 1】

ある空間を自由に移動できるロボットの視覚センサが入力した視覚入力情報から当該空間における当該ロボットの位置および向きを分離・抽出するために、当該視覚入力情報をニューラルネットワークモデルに与えて当該モデルを自己組織的に学習する処理方法であって、

前記位置のための第 1 軸と第 2 軸で作られる面に複数の素子が独立して配置された素子面と前記向きのための第 3 軸の方向に各素子面の 1 つの素子が隣り合う関係を保持して属する素子コラムとにより構成される 3 次元構造であって、かつ前記素子コラムが前記向きの位相に対応して円環上に構成される SOM とニューラルガスの直積モデルを備え、

10

前記直積モデルに前記視覚入力情報を入力する視覚情報入力処理過程と、

前記直積モデルにおいて、前記視覚入力情報に最も近い参照ベクトルを持つ素子を求めて勝者とし、前記勝者について順位学習および近傍学習を組み合わせた学習を行い、前記素子ごとに前記位置および前記向きの選択性を取得する学習処理過程とを、備える

ことを特徴とするロボットの位置および向きの情報の自己組織的学習処理方法。

【請求項 2】

前記学習処理過程では、前記勝者について前記素子面での順位学習と前記素子コラムでの近傍学習とを組み合わせた学習を行う

ことを特徴とする請求項 1 記載のロボットの位置および向きの情報の自己組織的学習処理方法。

20

【請求項 3】

さらに、前記ロボットの直前の状態からの位置または向きのいずれか一つの変化を前記直積モデルに入力する変化入力処理過程を備え、

前記学習処理過程では、前記位置の変化を入力した場合に、前記視覚入力情報に最も近い参照ベクトルを持つ素子を前回の勝者が属する素子面から決定し、決定した勝者について順位学習および近傍学習を組み合わせた学習を行って、前記素子ごとに前記位置および前記向きの選択性を取得する

ことを特徴とする請求項 1 記載のロボットの位置および向きの情報の自己組織的学習処理方法。

【請求項 4】

30

さらに、前記ロボットの直前の状態からの位置または向きのいずれか一つの変化を前記直積モデルに入力する変化入力処理過程を備え、

前記学習処理過程では、前記向きの変化を入力した場合に、前記視覚入力情報に最も近い参照ベクトルを持つ素子を前回の勝者が属する素子コラムから決定し、決定した勝者について順位学習および近傍学習を組み合わせた学習を行って、前記素子ごとに前記位置および前記向きの選択性を取得する

ことを特徴とする請求項 1 記載のロボットの位置および向きの情報の自己組織的学習処理方法。

【請求項 5】

ある空間を自由に移動できるロボットの視覚センサが入力した視覚入力情報から当該空間における当該ロボットの位置および向きの情報を分離・抽出するために、当該視覚入力情報をニューラルネットワークモデルに与えて当該モデルを自己組織的に学習する処理システムであって、

40

前記位置のための第 1 軸と第 2 軸で作られる面に複数の素子が独立して配置された素子面と前記向きのための第 3 軸の方向に各素子面の 1 つの素子が隣り合う関係を保持して属する素子コラムとにより構成される 3 次元構造であって、かつ前記素子コラムが前記向きの位相に対応して円環上に構成される SOM とニューラルガスの直積モデルと、

前記直積モデルに前記視覚入力情報を入力する視覚情報入力処理手段と、

前記直積モデルにおいて、前記視覚入力情報に最も近い参照ベクトルを持つ素子を求めて勝者とし、前記勝者について順位学習および近傍学習を組み合わせた学習を行い、前記

50

素子ごとに前記位置および前記向きを選択性を取得する学習処理手段とを、備えることを特徴とするロボットの位置および向きの情報の自己組織的学習処理システム。

【請求項 6】

前記学習処理手段は、前記勝者について前記素子面での順位学習と前記素子コラムでの近傍学習とを組み合わせた学習を行う

ことを特徴とする請求項 5 記載のロボットの位置および向きの情報の自己組織的学習処理システム。

【請求項 7】

ある空間を自由に移動できるロボットの視覚センサが入力した視覚入力情報から当該空間における当該ロボットの位置および向きの情報を分離・抽出するために、当該視覚入力情報をニューラルネットワークモデルに与えて当該モデルを自己組織的に学習する処理システムとしてコンピュータを機能させるためのプログラムであって、

前記位置のための第 1 軸と第 2 軸で作られる面に複数の素子が独立して配置された素子面と前記向きのための第 3 軸の方向に各素子面の 1 つの素子が隣り合う関係を保持して属する素子コラムとにより構成される 3 次元構造であって、かつ前記素子コラムが前記向きの位相に対応して円環上に構成される SOM とニューラルガスの直積モデルと、

前記直積モデルに前記視覚入力情報を入力する視覚情報入力処理手段と、

前記直積モデルにおいて、前記視覚入力情報に最も近い参照ベクトルを持つ素子を求めて勝者とし、前記勝者について順位学習および近傍学習を組み合わせた学習を行い、前記素子ごとに前記位置および前記向きを選択性を取得する学習処理手段とを、備える処理システムとして

コンピュータを機能させるためのロボットの位置および向きの情報の自己組織的学習プログラム。

【請求項 8】

前記学習処理手段は、前記勝者について前記素子面での順位学習と前記素子コラムでの近傍学習とを組み合わせた学習を行う

ことを特徴とする請求項 7 記載のロボットの位置および向きの情報の自己組織的学習プログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、ある空間を自由に移動できるロボットの位置ならびに向きの情報を当該ロボットの視覚的時系列信号から分離・抽出するために、当該ロボットの位置ならびに向きを自己組織化モデルにより学習する処理方法、前記処理方法を実行する処理システム、および前記処理システムとしてコンピュータを機能させるためのプログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

外界の構造を自己組織的に獲得するメカニズムは、生物の研究においてもロボットの研究にとっても興味深いものである。人間は、普段、見慣れた場所であれば自分がどこにいて、どこを向いているかをわかっている。これは、人間が繰り返し与えられた視覚情報を学習した成果である。

【0003】

視覚情報から自己の位置や自己が見ている方向（向き）を自己組織的に獲得する能力については様々な研究が行われている。特にラットの脳の海馬には、ある特定の場所にきたときに選択的に反応する「場所細胞」と呼ばれる神経細胞が存在することが知られている。

【0004】

また、移動可能なロボットの誘導や行動生成のためには環境地図が有用であると考えられ、センサ情報から外界の構造を抽出する様々な手法が提案されている。ロボットが部屋

10

20

30

40

50

の中の動き回る状況を考えてみると、ロボットの周囲の画像など視覚センサから入力される情報は、ロボットの位置と向きに依存して決まる。

【0005】

図13に、移動可能なロボットが置かれたある部屋の平面図の例を示す。また図14に、図13に示す部屋に置いたロボットの視覚センサから入力されたロボット周囲の画像例を示す。図14(A)~(E)は、それぞれ、ロボットが図13の平面図に示す(A)~(E)の位置および矢印の向きに位置する場合に、ロボットの視覚センサから入力される周囲の画像(視覚画像)例である。

【0006】

図14(A)および(B)は、ロボットの向きが同じで位置のみが異なる画像例であり、図14(C)~(E)は、ロボットの位置が同じで向きのみが異なる画像例である。これらの画像から、同一方向で位置のみが異なる場合の視覚画像では、入力される範囲の広狭はあるが範囲そのものはあまり変わらず、一方で、同一位置で方向のみが異なる場合の視覚画像では、入力される範囲が大きく変化することがわかる。

10

【0007】

このような視覚入力情報だけを使用してロボットの位置や向きを知るためには、入力画像という高次元の情報から部屋での位置(2次元)および向き(1次元)という2つの情報を分離する必要がある。

【0008】

コホネンの自己組織化マップ(SOM: Self-Organizing Map)は、このような高次元のデータを要約し重要な変数を抽出することに利用できる。SOMは、例えば2次元に配列された素子からなり、大脳皮質の感覚野に見られる機能地図がある種の学習アルゴリズムにより形成されていくさまを説明する数理モデルである(例えば、非特許文献1参照)。SOMは、入力信号空間中で隣接する領域がSOM上でも隣接する素子に表現されるという特徴がある。なお、SOMの配列が2次元であることは本質的ではなく、必要に応じて1次元や3次元の配列を考えることができる。

20

【0009】

一方、様々な位相構造を持つ入力信号に対応できる自己組織化モデルとしてニューラルガスが知られている(非特許文献2参照)。

【0010】

図15に、SOMによる自己組織化およびニューラルガスによる自己組織化を説明するための図を示す。

30

【0011】

SOMの各素子は、参照ベクトル m と呼ばれる n 次元ベクトルを持つ。以下では、 i 番目の素子の参照ベクトルを m_i とする。参照ベクトル m_i の次元は、SOMに与えられる入力信号 x の次元と同一である。

【0012】

SOM1: 参照ベクトル m_i ($i = 1, \dots, n$)の初期値を設定する。 n はSOMの素子数である。

【0013】

SOM2: 入力信号(入力ベクトル) x を生成する。

40

【0014】

SOM3: すべての素子の中で入力信号 x に最も近い参照ベクトル m_i を持つ素子(以後、勝者 c と呼ぶ)

$$c = \operatorname{arg\,min}_i \|m_i - x\| \quad \text{式(1)}$$

を求める。

【0015】

SOM4: 以下の式(2)および式(3)にしたがい参照ベクトル m_i ($i = 1, \dots, n$)の学習を行う。

【0016】

50

$$m_i = m_i + h_{ci} (x - m_i) \quad \text{式(2)}$$

$$h_{ci} = \exp(-r_c - r_i^2 / 2) \quad \text{式(3)}$$

ここで、 r_i は i 番目の素子の配列上（神経場）での位置、 h_{ci} は学習の強さを表す正の定数である。

【0017】

SOM5: SOM2にもどって処理を繰り返す。

【0018】

SOMによる学習において、学習は勝者 c の周囲でおこる。これを近傍学習といい、 h_{ci} を近傍関数という。前記の式(3)で与えた近傍関数はガウス関数を使用している。 h_{ci} は近傍の広がりを決定する正の定数である。式(1)の絶対値は、入力信号空間内のユークリッド距離、式(3)の絶対値は、素子配列上のユークリッド距離である。 10

【0019】

さらに、ニューラルガスによる学習を簡単に説明する。

【0020】

GAS1: 参照ベクトル m_i ($i = 1, \dots, n$) の初期値を設定する。 n は素子数である。

【0021】

GAS2: 入力信号（入力ベクトル） x を生成する。

【0022】

GAS3: 入力信号 x に対し、参照ベクトル m_i とのユークリッド距離をすべての素子について求め、距離の小さい順に素子を順位付けする。以下では i 番目の素子は第 s_i 位にランクされたと仮定する。 20

【0023】

GAS4: 以下の式(4)にしたがい参照ベクトル m_i ($i = 1, \dots, n$) の学習を行う。

【0024】

$$m_i = m_i + g(s_i) (x - m_i) \quad \text{式(4)}$$

GAS5: GAS2に戻って処理を繰り返す。

ニューラルガスでは、学習は入力信号 x に近い参照ベクトル m_i を持つ素子ほど大きく、その大きさを決定する関数が $g(s)$ である。例えば、 $R, 0 < R < 1$ として、 30

$$g(s) = R^{s-1} \quad (s = 1, 2, \dots, n) \quad \text{式(5)}$$

を用いる。

【0025】

このように、SOMにおける学習が近傍学習であるのに対し、ニューラルガスでは順位学習が行われる。ニューラルガスでは素子間の隣接関係を順位学習後に定義するため、様々な形状を持つ信号空間に対応することができるという特徴がある。

【非特許文献1】T. Kohonen, "Self-organized formation of topology correct feature maps," Biological Cybernetics, vol.43, 1982, pp.59-69

【非特許文献2】T. Martinez, S. Berkovich, K. Schulten, "Neural-gas network for vector quantization and its application to time-series prediction," IEEE Transactions on Neural Networks, 4, 1993, pp.558-567 40

【発明の開示】

【発明が解決しようとする課題】

【0026】

本発明者らは、本発明に関連する技術として、SOMを注意深く利用することによって視覚入力情報からロボットの位置および向きを分離して自己組織化できる手法を示した（参考文献1参照）。

【0027】

【参考文献1】K. Kurata, N. Oshiro, "Information separation of position and direction of a robot by self-organizing map," Proceedings of the 8th International 50

Symposium on Artificial Life and Robotics, 2003, pp641-644]

しかし、SOMは、入力信号空間中で隣接する領域がSOM上でも隣接する素子に表現されることから、障害物がある部屋や正方形ではない部屋の構造を自己組織的に獲得することは難しい。

【0028】

あらかじめ部屋の形状がわかっているならばSOMの構造をその部屋の形状に合わせる事ができるが、それでは自己組織化の意味の大半が失われてしまう。

【0029】

一方、ニューラルガスは、様々な位相構造を持つ入力信号に対応することができるが、参照ベクトル数が増大すると計算量が増大してしまう。

【0030】

本発明の目的は、障害物があるような未知の空間に置かれたロボットの位置および向き
の情報を当該ロボットの視覚入力情報から分離・抽出するために、当該視覚入力情報を自
己組織化モデルに与えることによってロボットの位置および向きを自己組織的に学習する
処理方法、および前記処理方法を実施する処理システム、前記処理システムとしてコンピ
ュータを機能させるためのプログラムを提供することである。

【課題を解決するための手段】

【0031】

部屋の中に置かれたロボットの位置と向き
の情報を考えた場合に、部屋の形状すなわち
ロボットが移動可能な範囲は未知であるが、ロボットの向きの情報が円環のトポロジーを
持つことは明らかである。

【0032】

そこで、本発明は、ロボットの位置および向きの情報を分離・抽出できるように、ロボ
ットの向きについての学習ではSOMの特徴を、ロボットの位置についての学習ではニュー
ーラルガスの特徴をそれぞれ利用したSOMとニューラルガスの直積モデル（以下、直積
モデルとする）によりロボットの位置の選択性および向きの選択性を学習する。

【0033】

本発明は、ある空間を自由に移動できるロボットの視覚センサが入力した視覚入力情報
から当該空間における当該ロボットの位置および向きの情報を分離・抽出するために、当
該視覚入力情報をニューラルネットワークモデルに与えて当該モデルを自己組織的に学習
する処理方法であって、前記位置のための第1軸と第2軸で作られる面に複数の素子が独
立して配置された素子面と前記向きのための第3軸の方向に各素子面の1つの素子が隣り
合う関係を保持して属する素子コラムとにより構成される3次元構造であって、かつ前記
素子コラムが前記向きの位相に対応して円環上に構成されるSOMとニューラルガスの直
積モデルを備え、1)前記直積モデルに前記視覚入力情報を入力する視覚情報入力処理過
程と、2)前記直積モデルにおいて、前記視覚入力情報に最も近い参照ベクトルを持つ素
子を求めて勝者とし、前記勝者について順位学習および近傍学習を組み合わせた学習を行
い、前記素子ごとに前記位置および前記向きの選択性を取得する学習処理過程とを、備え
る。

【0034】

本発明では、ロボットの視覚入力情報を直積モデルに与えて、ロボットの向きの情報を
自己組織化するためにロボットの方向に対応させた円環状のSOMとして構成された素子
コラムを用いて近傍学習を行い、ロボットの位置の情報を自己組織化するためにニュー
ーラルガスとして構成された素子面を用いて順位学習を行うというSOMおよびニュー
ーラルガスの2つの学習アルゴリズムを組み合わせた学習モデルを用いて、ロボットの視
覚入力信号からロボットの位置および向きの情報を分離・抽出できるように、各素子に
ついて位置および向きの選択性を取得する。

【0035】

加えて、本発明は、さらに、前記ロボットの直前の状態からの位置または向きのい
ずれか一つの変化を前記直積モデルに入力する変化入力処理過程を備え、前記学習
処理過程で

10

20

30

40

50

は、前記位置の変化を入力した場合に、前記視覚入力情報に最も近い参照ベクトルを持つ素子を前回の勝者が属する素子面から決定し、決定した勝者について順位学習および近傍学習を組み合わせた学習を行って、前記素子ごとに前記位置および前記向きの選択性を取得する。

【0036】

または、本発明は、前記ロボットの直前の状態からの位置または向きのいずれか一つの変化を前記直積モデルに入力する変化入力処理過程を備え、前記学習処理過程では、前記向きの変化を入力した場合に、前記視覚入力情報に最も近い参照ベクトルを持つ素子を前回の勝者が属する素子コラムから決定し、決定した勝者について順位学習および近傍学習を組み合わせた学習を行って、前記素子ごとに前記位置および前記向きの選択性を取得する。

10

【発明の効果】

【0037】

本発明によれば、対象となる部屋に置いたロボットの視覚センサで入力された周囲の情報（視覚入力情報）から、その部屋におけるロボットの位置および向きの選択性を分離・抽出できるように直積モデルを用いて自己組織的に学習する。

【0038】

これにより、範囲が未知な部屋であっても、あらかじめマーカなどを設定することなく、部屋内でロボットをランダムに移動させるだけで、ロボットの位置および向きの情報を分離・抽出できるようになる。

20

【0039】

また、本発明では、2次元の情報である位置に対応する第1軸と第2軸で作られる面に素子が独立して配置された素子面（ニューラルガス）と、1次元の情報である向きに対応する第3軸の方向に各素子面の素子1つが属する素子コラム（SOM）との次元の構造を持ち、さらに向きの情報のトポロジーに対応するため素子コラムが円環上に構成された直積モデルにより学習する。

【0040】

これにより、障害物があるような未知の形状の部屋であっても、ロボットの位置および向きの情報を、同時に分離・抽出することができる。

【0041】

さらに、本発明は、前時刻でのロボットの状況から位置が変化した場合には前時刻での処理と同一の素子面から勝者を決定し、または、前時刻でのロボットの状況から向きが変化した場合には前時刻での処理と同一の素子コラムから勝者を決定して、近傍学習と順位学習とを組み合わせた学習を行う。これにより、ニューラルガスのみによる学習処理の計算量の増大を抑制しつつ、精度よく位置および向きを分離・抽出することができる。

30

【発明を実施するための最良の形態】

【0042】

図1に、本発明を実施するための最良の形態における、本発明の構成例を示す。本発明の自己組織的学習処理システム1は、視覚入力情報取得部11および位置および向き学習部15から構成される。

40

【0043】

視覚入力情報取得部11は、ある空間を自由に移動できるロボットの視覚センサで入力されたロボットの周囲についての情報（視覚入力情報）を取得する処理手段である。

【0044】

図2に、ロボットが置かれる部屋およびロボットの視覚センサの例を示す。図2は、ロボット2が四角形の部屋に置かれている状況を平面的に表した図である。部屋の四方の色は、青、黒、白、赤と各面がそれぞれ異なっているとす。ロボット2の位置を、" $(u, v), 0 \leq u, v \leq 1$ "で表す。

【0045】

ロボット2の筐体の周囲には全周を60等分するように60個の視覚センサ s_i (i

50

= 1, ..., 60) が付与されており、各視覚センサ s_{s_i} は、その正面の壁の色 1 ピクセルを識別できるものとする。各視覚センサ s_{s_i} からの情報を入力信号 (青, 黒, 白, 赤) の違いにより、

$$\begin{aligned} (s_{s_{i1}}, s_{s_{i2}}, s_{s_{i3}}, s_{s_{i4}}) &= (1, 0, 0, 0), \text{ 青} \\ &= (0, 1, 0, 0), \text{ 黒} \\ &= (0, 0, 1, 0), \text{ 白} \\ &= (0, 0, 0, 1), \text{ 赤} \end{aligned} \quad \text{式(6)}$$

と表す。入力情報は全体として 240 ビットの情報として表現される。

【0046】

このような情報をそのまま入力信号として用いると次元が高すぎて学習処理に時間がかかりすぎるので、視覚入力情報取得部 11 は、視覚入力情報の次元を縮約する。すなわち、ロボット 2 の 60 個の視覚センサ s_{s_i} からの入力を 15×4 のブロックに分け、以下のような 16 次元の入力信号 (入力ベクトル) x ($x = x_1, \dots, x_{16}$) を生成する。

【0047】

$$\begin{aligned} x_{4 \cdot (j-1)+1} &= a_{s_{ij}} \quad (a \text{ は } i \text{ が } 1 \text{ から } 15 \text{ までの総和}) \\ x_{4 \cdot (j-1)+2} &= b_{s_{ij}} \quad (b \text{ は } i \text{ が } 16 \text{ から } 30 \text{ までの総和}) \\ x_{4 \cdot (j-1)+3} &= c_{s_{ij}} \quad (c \text{ は } i \text{ が } 31 \text{ から } 45 \text{ までの総和}) \\ x_{4 \cdot (j-1)+4} &= d_{s_{ij}} \quad (d \text{ は } i \text{ が } 46 \text{ から } 60 \text{ までの総和}) \\ (j &= 1, \dots, 4) \end{aligned} \quad \text{式(6')}$$

例えば、 x_1 は、1 番目から 15 番目の視覚センサのうち青色の壁を見ているセンサの個数となる。

【0048】

位置および向き学習部 15 は、ある部屋におけるロボット 2 の位置および向きの情報を分離するための学習モデルとして、SOM とニューラルガスの直積モデル (直積モデル) を用いて、その部屋内における位置および向きの選択性を自己組織的に学習する処理手段である。

【0049】

直積モデルには、視覚入力情報取得部 11 で生成された入力信号、および位置変化または向きの変化信号が与えられる。変化信号とは、ロボット 2 が、その直前の処理におけるロボット 2 の位置だけが変化したか (位置変化) または同一位置で向きだけが変化したか (向き変化) を示す信号である。変化信号は、例えばロボット 2 の自律的な移動を制御する制御部 (図示しない) で生成される。または、位置変化または向き変化をランダムに発生させる発生処理部 (図示しない) で生成されてもよい。なお、変化信号は、視覚センサ s_{s_i} にも通知される。視覚センサ s_{s_i} は変化信号を受け取って視覚入力情報を入力する。

【0050】

ロボット 2 は、学習中に部屋をくまなくランダムに動くことができるが、次の時刻には現在の状態から位置または向きのどちらか一方が変化し、ロボット 2 の位置と向きが同時に変化することはないとした。すなわち、位置および向き学習部 15 は、一回に位置変化または向き変化のいずれか一方の信号が与えられる。

【0051】

図 3 に、位置および向き学習部 15 の SOM とニューラルガスの直積モデルの例を示す。図 3 の直積モデルの神経場は 3 次元構造を持つ。直積モデルを 3 次元構造とするのは、本例では 16 次元である入力信号 x が本質的に 3 次元の構造を持つものであって、入力信号 x から 2 次元の位置情報と 1 次元の向きの情報とを同時に分離できるようにするためである。

【0052】

直積モデルの神経場は、 r_1 軸および r_2 軸が作る素子面 (ユニットレイヤ) に 49 個の素子を配置し、 r_3 軸が作る素子コラムに 20 個の素子を配置し、合計 980 個の素子を持つように構成されている。各素子面の 49 個の素子は独立に存在するように構成され

る。素子コラムの20個の素子は、各ユニットレイヤに属する素子1つずつであって、それぞれ隣り合うユニットレイヤの素子同士で隣接するように構成される。

【0053】

また、ロボット2の向き情報を埋め込むために、 r_3 軸の方向を環状となるようにし、 r_3 軸方向が周期境界条件を満たすようにした。ロボット2の位置の変化に比べて向きの変化は視覚入力情報への影響が大きいことから、本例の直積モデルは、 r_1 軸、 r_2 軸方向に対して r_3 軸が長くなるように構成されている。

【0054】

各素子は、参照ベクトル m と呼ばれる n 次元ベクトルを持ち、 i 番目の素子の参照ベクトルを m_i ($i = 1, 2, \dots, 980$)とする。参照ベクトル m_i の次元は、直積モデルに与えられる入力信号 x の次元と同一である。

10

【0055】

図4に、本発明の処理概要を示す。

【0056】

ステップS10： 自己組織的学習処理システム1では、位置および向き学習部15により、直積モデルの参照ベクトル m_i ($i = 1, 2, \dots, 980$)を初期化する。

【0057】

ステップS11： 視覚入力情報取得部11により、対象となるロボットの位置または向きをランダムに決定して取得した視覚入力情報から、16次元の入力信号 x を生成する。

20

【0058】

ステップS12： 位置および向き学習部15により、素子の中から入力信号 x に最も近い参照ベクトル m_i を持つ勝者 c を求め、順位学習と近傍学習とを組み合わせた以下の学習を行う。

【0059】

$$m_i = m_i + h_{ci} (x - m_i) \quad \text{式(7)}$$

$$h_{ci} = - \exp (r_{3c} - r_{3i})^2 / 2^2 \cdot R^s \quad \text{式(8)}$$

ここでは、 r_{3i} は、 i 番目の素子の r_3 軸上の位置、 R^s 中の s は i 番目の素子が属するユニットレイヤ上での素子の順位である。

【0060】

ステップS13： ロボット2の位置または向きのいずれかを変化させる。なお、位置または向きの変化はランダムに決定してよい。位置および向き学習部15は、位置変化または向き変化を取得する。そして、位置変化を取得した場合にはステップS14の処理へ、向き変化を取得した場合にはステップS16の処理へ進む。

30

【0061】

ステップS14： 視覚入力情報取得部11により、位置が変化したロボット2の視覚入力情報から16次元の入力信号 x を生成する。

【0062】

ステップS15： そして、入力信号 x に最も近い参照ベクトル m_i を持つ勝者 c を、前回の勝者 c が属するユニットレイヤ、すなわち素子面 ($r_3 = r_{3c}$) から決定し、式(7)および式(8)により順位学習および近傍学習を組み合わせた学習を行う。

40

【0063】

ステップS16： または、視覚入力情報取得部11により、向きが変化したロボットの視覚入力情報から16次元の入力信号 x を生成する。

【0064】

ステップS17： そして、入力信号 x に最も近い参照ベクトル m_i を持つ勝者 c を、前回の勝者 c が属する素子コラム ($(r_1, r_2) = (r_{c1}, r_{c2})$) から決定し、式(7)および式(8)により順位学習および近傍学習を組み合わせた学習を行う。

【0065】

その後、上記のステップS13の処理へ戻り、直積モデルが安定するまでステップS1

50

3 ~ ステップ S 1 7 の学習処理を繰り返す。

【0066】

本例で、入力信号 x は 16 次元であるが、前述のように、位置 (u, v) と向き の関数であって、本質的には 3 次元の構造を持つ。直積モデルの各素子の参照ベクトル m_i が、この 16 次元の入力信号を位置 (2 次元) と向き (1 次元) の情報を分離するように組織化されているかどうかは、多数の入力信号に対する反応から調べることができる。

【0067】

すなわち、 i 番目の素子が、ロボット 2 が移動する部屋のどの位置に対応するかという位置の選択性を求めるには、視覚入力情報の発生確率に従った入力信号 x を直積モデルに多数与えて、SOM の場合にはそのときに得られる h_{ci} (h_{ci} は入力信号 x の関数) で、ニューラルガスの場合には $g(s_i)$ で、それぞれ重み付けを行う。そして、 i 番目の素子の位置に対する選択性を、以下のように定義する。

【0068】

$$u, v, th (u, v) h_{ci}(x) / \sum_{u, v, th} h_{ci}(x) \quad \text{式(9)}$$

(ここで th は を表す)

ここで、 $x = x(u, v, th)$ であり、具体的には、 u, v, th () を適当な間隔で刻んで求める。素子間の隣接関係は、直積モデルに多数の入力信号 x を与えたときに、少なくとも一度、1 位と 2 位との関係となった素子同士を隣接していると定義する。

【0069】

以下に、本発明の具体例として、障害物のない四角形の部屋および障害物がある部屋に対する本発明の処理例およびその学習結果を説明する。

【0070】

なお、本発明の効果を比較するため、3 次元 SOM モデルを用意した。 r_1 軸および r_2 軸が作る 20 枚の素子面に 49 個の素子を、 r_3 軸が作る素子コラムに 20 個の素子をそれぞれ配置し、合計 980 個の素子を用いた。3 次元 SOM モデルの素子面の 49 個の素子は 7×7 の格子状に配置されている。

【0071】

3 次元 SOM では、以下のような学習を行う。 i 番目の素子の神経場上の位置を (r_{1i}, r_{2i}, r_{3i}) とする。

【0072】

RN1: 参照ベクトル m_i を初期化する。

【0073】

RN2: ロボットの位置または向きをランダムに決定し、16 次元の入力信号 x を生成する。

【0074】

RN3: 入力信号 x に最も近い勝者を求め、近傍学習を行う。

【0075】

RN4: 勝者の 3 次元の神経場上での位置を (r_{1c}, r_{2c}, r_{3c}) とする。さらに、ロボットの位置を変化させる (RN5 a の処理へ進む)。またはロボットの向きを変化させる (RN5 b の処理へ進む)。

【0076】

RN5 a: ロボットの位置が変化した場合に、勝者 c が属する素子面 ($r_3 = r_{3c}$) から新たな勝者 c を決定して近傍学習を行う。

【0077】

RN5 b: ロボットの向きが変化した場合に、勝者 c が属する素子コラム ($(r_1, r_2) = (r_{c1}, r_{c2})$) から新たな勝者 c を決定して近傍学習を行う。そして、RN4 の処理へ戻り、3 次元 SOM が安定するまで学習処理を繰り返す。

【0078】

以下に本発明の SOM とニューラルガスの直積モデルによる学習と、3 次元 SOM による学習との結果を説明する。

10

20

30

40

50

【0079】

図5～図7に、障害物がまったくおかれていない四角形の部屋でロボットをランダムに動かした場合に、直積モデルの自己組織化が進行するようすを示す。

【0080】

近傍学習の学習係数は、

$$\alpha_t = 0.3(1.0 - t/T) + 0.01$$

のように時間と共に小さくなるようにした。ここで、 t は学習時間、 T は総合学習時間である。また、順位学習のパラメータは、

$$\beta_t = 1.414(1.0 - t/T) + 0.1$$

のように、 $\beta_t > 0.5$ を満たす限り時間と共に小さくなるようにした。これ以外の場合に、 $\beta_t = 0.5$ とした。 10

【0081】

パラメータ R_i は、 β_t の関数として以下の値を用いた。

【0082】

$$R_i = 1.0 - 2.0 \exp(-2.0 \beta_t) \quad \text{式(10)}$$

図5に、ある素子面の各素子の参照ベクトル m_i の位置選択性を示す。

【0083】

図5では、7番目の素子面($r_3 = 7$)に存在する49個の素子の各参照ベクトル m_i がロボット2が移動可能な部屋(u, v 面)のどの位置に選択性を持つかを、点で表示した。また、隣接関係(少なくとも一度、1位と2位となる関係)を持つと特定した素子間の結果を線で示した。外枠は、ロボットが移動可能な範囲である。具体的には、“ u, v ($0 \leq u, v < 1$)”を、“ u, v ”とも0.05間隔で、($- <$)は / 18間隔で一様に入力信号 x を生成し、素子の選択性を求めて、その結果を示した。 20

【0084】

図5(A)に $t = 10$ の場合の位置の選択性、図5(B)に $t = 10, 000$ の場合の位置の選択性、図5(C)に $t = 1, 000, 000$ の場合の位置の選択性のそれぞれの様子を示す。図5(A)～(C)により、学習の進行にしたがって直積モデルにおいて位置選択性が構築されていく様子が見られる。

【0085】

図5に示す7番目の素子面以外の素子面でも、図5(C)とほぼ同様な結果が得られる。異なった素子面の間でどの程度似たような場所選択性が組織化されているかどうかを示すため、図6に、980個すべての素子の位置選択性を示す。 30

【0086】

図6(A)に $t = 10$ の場合の位置の選択性、図6(B)に $t = 10, 000$ の場合の位置の選択性、図6(C)に $t = 1, 000, 000$ の場合の位置の選択性のそれぞれの様子を示す。図6では、各素子の参照ベクトル m_i の位置選択性を点で示し、各素子コラムに属する隣り合う素子同士の位置選択性を線で結んだ。

【0087】

学習が完了した段階になると、図5(C)および図6(C)に示すように、素子面上では異なる素子は分担して部屋をカバーする一方で、同じ素子コラムに属する素子は素子面が異なっても、すべての素子がほぼ同一の位置選択性を持つようになることがわかる。 40

【0088】

図7に、各素子面($r_3 = \text{定数}$)に存在する49個の素子の向きを選択性を示す。

【0089】

図7に示すように、 r_3 軸の素子コラムにはロボット2の向きについての選択性が自己組織化された。図7(A)に示すように、学習の初期段階では、各素子面($r_3 = \text{定数}$)に属する49個の素子は、ばらばらな向きに選択性を持っていたが、図7(B)および(C)に示すように、学習が進むにしたがって、ある特定の向きに選択性を持つようになることがわかる。例えば、素子面 $r_3 = 5$ に属する49個の素子はすべて180度の向きに選択性を持っている。図7(C)では、学習の完了段階では、ほぼ49個の素子が重なっ 50

てプロットされている。

【0090】

図8～図10に、障害物がまったくおかれていない四角形の部屋でロボットをランダムに動かした場合に3次元SOMモデルの自己組織化が進行するようすを示す。

【0091】

学習係数 α_t は、

$$\alpha_t = 0.8(1.0 - t/T) + 0.01$$

のように時間と共に小さくなるようにした。ここで、 t は学習時間、 T は総合学習時間である。図8～図10に示すように、3次元SOMモデルでも、直積モデルの結果と同様に、学習終了後は、各素子は場所と向きを選択性を持つようになった。

10

【0092】

図11に、それぞれ異なる障害物が置かれている四角形の部屋でロボット2をランダムに動かした場合に、直積モデルの自己組織化が進行するようすを示す。

【0093】

図11(A)～(C)の図において、外枠はロボットが移動できる範囲であり、四角形の中に示される矩形は障害物を示す。また、障害物がある領域にロボットは入ることができないが、障害物はロボット2の視覚センサ s_{s_i} の位置よりも低い位置にあって障害物自体は視覚センサ s_{s_i} には検出されないものと想定した。

【0094】

図11(A)～(C)の左側の図に、学習完了後の自己組織化の様子を、ある素子面における素子を点で、さらに隣接する素子間を線で示した。また、図11(A)～(C)の中央の図に、学習完了後のすべての素子の場所選択性を、図11(A)～(C)右側の図に、学習完了後のすべての素子の向き選択性をそれぞれ示した。

20

【0095】

本発明の直積モデルによる学習によって、直積モデルは、素子の参照ベクトル m_i が障害物がない領域をくまなくカバーするように自己組織化されることがわかる。

【0096】

図12に、それぞれ異なる障害物が置かれている四角形の部屋でロボット2をランダムに動かした場合に、3次元SOMモデルの自己組織化が進行するようすを示す。

【0097】

図12(A)～(C)の左側の図に、学習完了後の自己組織化の様子を、ある素子面における素子を点で、さらに隣接関係を持つ素子間を線で示した。また、図12(A)～(C)の中央の図に、学習完了後のすべての素子の場所選択性を示した。

30

【0098】

3次元SOMモデルでは、素子の参照ベクトル m_i が障害物の領域内へも配置され、障害物の領域をまたぐように素子間の隣接関係が生成されている。したがって、3次元SOMモデルによる自己組織化の結果を用いてロボット2を誘導する場合には、一般的に移動開始位置と目的位置に対応する素子の参照ベクトル m_i 間の隣接関係をもとにした最短距離を利用するため、ロボットが障害物に衝突する状況が生じてしまう。

【0099】

また、図12(A)～(C)右側の図に、学習完了後のすべての素子の向き選択性を示したが、一部の素子では向きを選択性が収束できなかったことがわかる。

40

【0100】

以上、本発明をその実施の形態により説明したが、本発明はその主旨の範囲において種々の変形が可能であることは当然である。

【0101】

また、本発明は、コンピュータにより読み取られ実行されるプログラムとして実施することができる。本発明を実現するプログラムは、コンピュータが読み取り可能な、可搬媒体メモリ、半導体メモリ、ハードディスクなどの適当な記録媒体に格納することができ、これらの記録媒体に記録して提供され、または、通信インタフェースを介して種々の通信

50

網を利用した送受信により提供されるものである。

【産業上の利用可能性】

【0102】

本発明により、ある空間に置かれたロボットが、視覚入力情報からロボットの位置および向きの情報を自己組織的に学習して分離・抽出することができるようになるため、本発明は、ロボットの移動制御、誘導制御などの支援技術として利用することが可能である。

【図面の簡単な説明】

【0103】

【図1】本発明を実施するための最良の形態における本発明の構成例を示す図である。

【図2】ロボットが置かれる部屋およびロボットの視覚センサの例を示す図である。

【図3】SOMとニューラルガスの直積モデルの例を示す図である。

【図4】SOMとニューラルガスの直積モデルによる学習処理の処理概要を示す図である。

【図5】障害物がない四角形の部屋についての直積モデルの位置選択性を示す図である。

【図6】障害物がない四角形の部屋についての直積モデルの位置選択性を示す図である。

【図7】障害物がない四角形の部屋についての直積モデルの向き選択性を示す図である。

【図8】障害物がない四角形の部屋についての3次元SOMの位置選択性を示す図である。

【図9】障害物がない四角形の部屋についての3次元SOMの位置選択性を示す図である。

【図10】障害物がない四角形の部屋についての3次元SOMの向き選択性を示す図である。

【図11】障害物がある部屋についての直積モデルの位置選択性および向き選択性を示す図である。

【図12】障害物がある部屋についての3次元SOMの位置選択性および向き選択性を示す図である。

【図13】ロボットが置かれた部屋の平面図の例を示す図である。

【図14】ロボットの視覚センサから入力されたロボット周囲の画像例を示す図である。

【図15】SOMまたはニューラルガスによる自己組織化を説明するための図である。

【符号の説明】

【0104】

1 自己組織的学習処理システム

11 視覚入力情報取得部

15 位置および向き学習部

2 ロボット

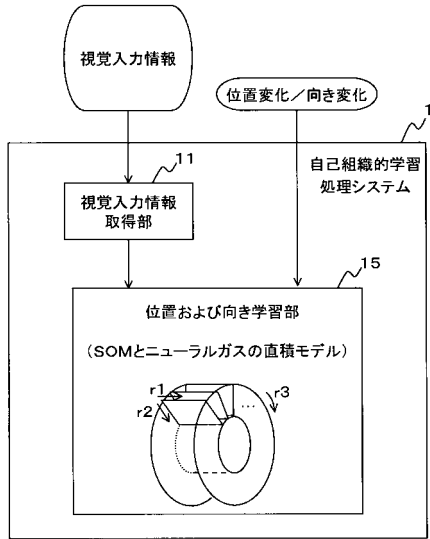
$s s_i$ 視覚センサ

10

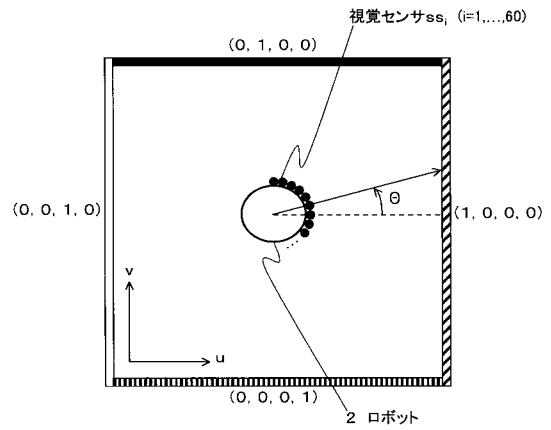
20

30

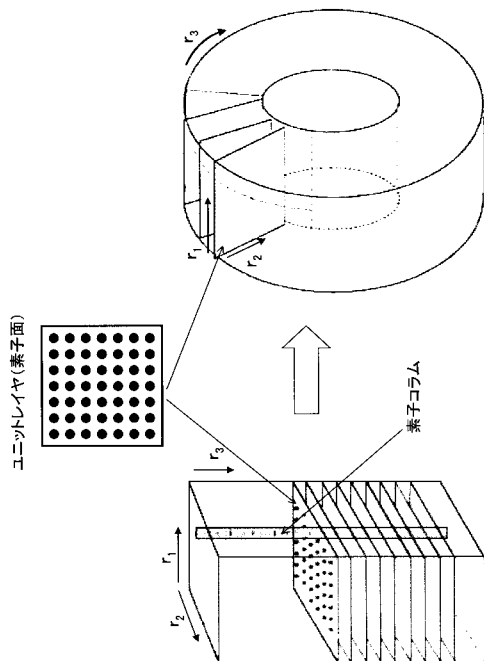
【 図 1 】



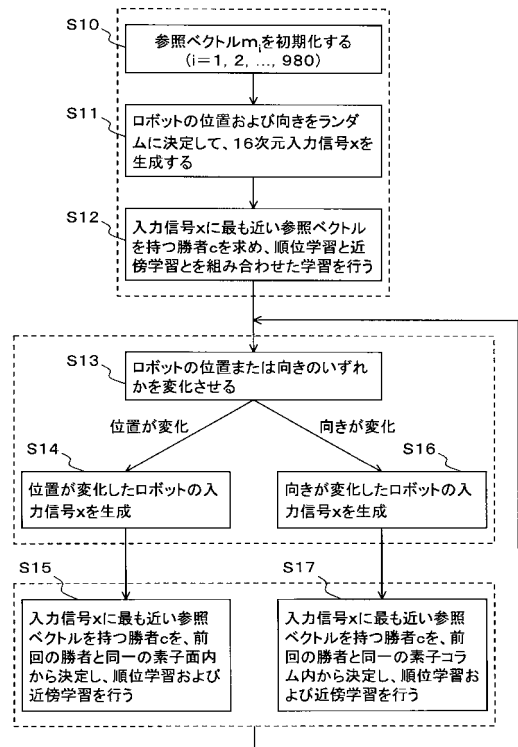
【 図 2 】



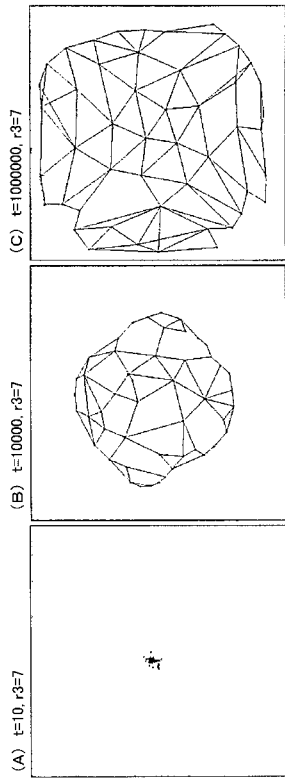
【 図 3 】



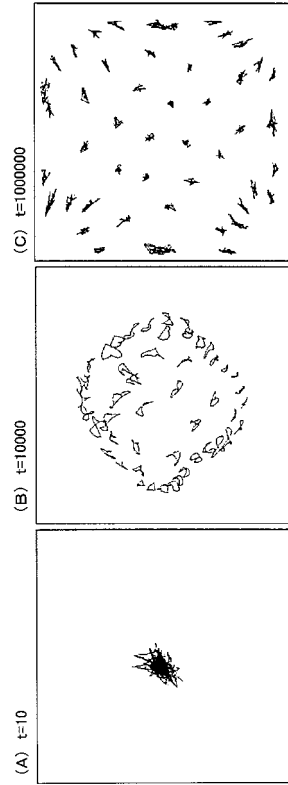
【 図 4 】



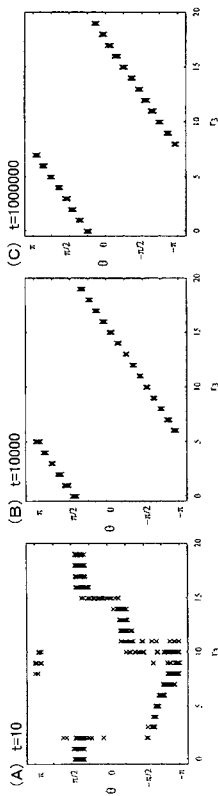
【 図 5 】



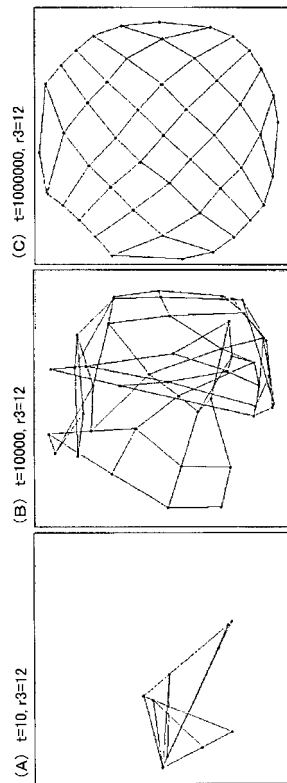
【 図 6 】



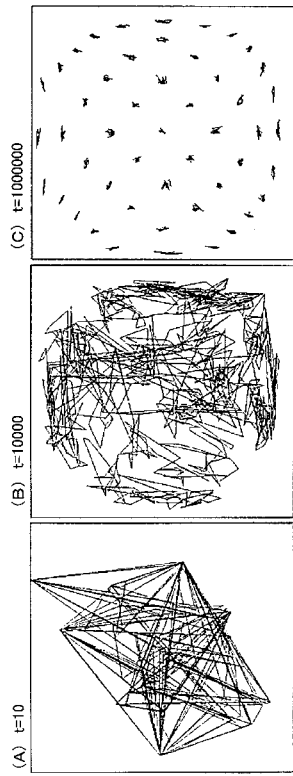
【 図 7 】



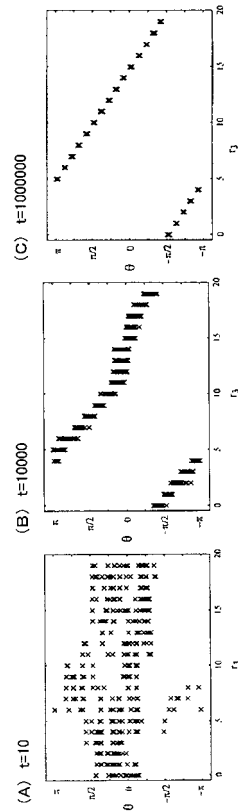
【 図 8 】



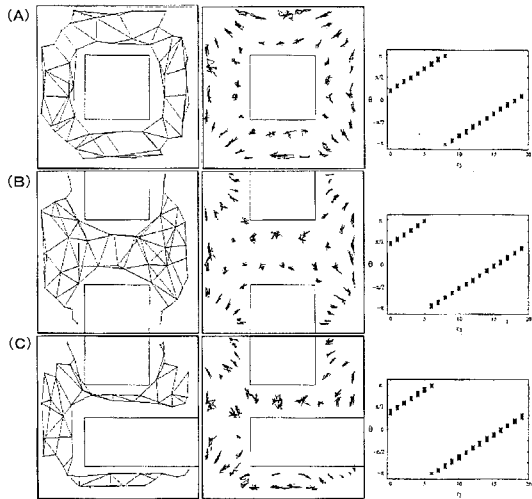
【 図 9 】



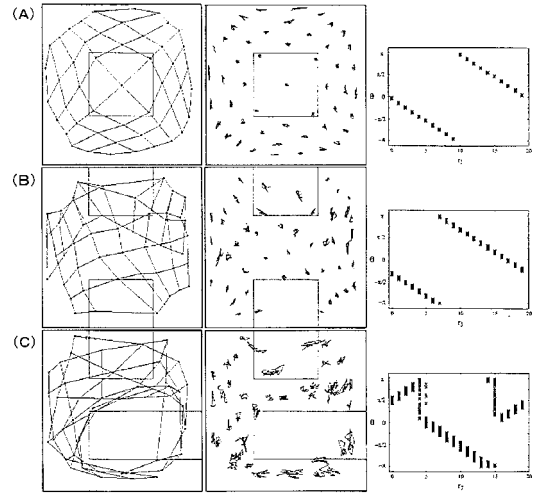
【 図 10 】



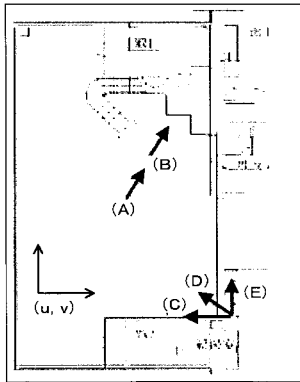
【 図 11 】



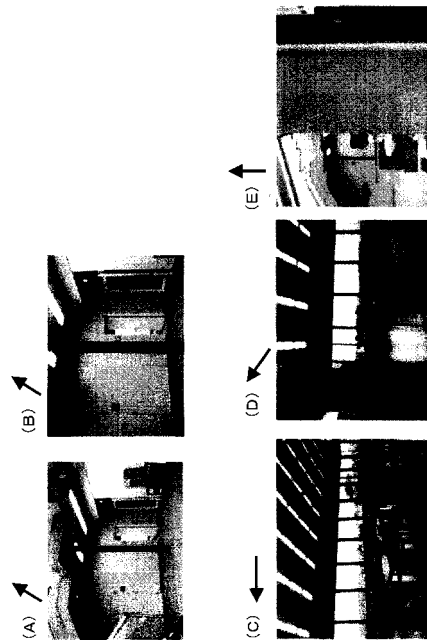
【 図 12 】



【 図 1 3 】



【 図 1 4 】



【 図 1 5 】

