

## 6E-9 トポロジカルマッピングによる空間構造認識 —自律型マニピュレータの協調動作への応用—

藤田 修\* 嘉数侑昇\*\*

(株) ジャパンテクニカルソフトウェア\* 北海道大学工学部\*\*

### 1 はじめに

順序づけが可能な任意の特徴空間からユニットの配列への写像を競合学習に基づいた自己組織化により獲得する手法としてトポロジカルマッピングが Kohonen<sup>1)</sup>により提案されている。このアルゴリズムは、視覚系-運動系の座標変換問題<sup>2)</sup>や、3次元空間情報の学習<sup>3)</sup>などに利用されているが、さらにヘップ型の学習を用いて複数のマップ間の対応を学習することにより冗長自由度を持つ多関節平面マニピュレータの座標変換問題、軌道生成問題<sup>4)</sup>に適用することができる。この多関節マニピュレータモデルの特徴としては、作業空間における自己の姿勢とその時の各関節角との相関を学習することにより、自らのシステムを自覚し、自律的な行動の生成が可能となっていることが挙げられる。さらに作業空間の認識から、移動障害物が存在するなどの未知の作業環境における経路計画問題に適用することができる。これらの特徴は、作業空間を共有するため互いに干渉しない運動を計画することが要求される複数ロボットの協調動作問題に対し有効であると思われる。

ここではこのトポロジカルマッピングによるモデルを、複数のマニピュレータからなるシステムの協調動作問題に応用したモデル<sup>5)</sup>を提案し、計算機シミュレーションによりその動作を確認する。

### 2 問題の記述

提案するモデルにおいては、2次元の作業環境に  $n$  台のマニピュレータ  $M_i$  が存在し、それらに対しそれぞれ初期状態と手先に対する目標位置が与えられているものとする。各マニピュレータは、自らの視覚系により作業環境における自己の状態を認識することがで

き、かつ障害物や他のマニピュレータも認識できる。本研究においてはこのとき、それぞれのマニピュレータが互いに干渉することなく、かつ環境中の障害物とも衝突することなく、それぞれ初期状態から目標状態へと移動する軌道を生成する問題を対象としている。

### 3 マニピュレータモデル

#### 3-1. 構成

各マニピュレータ  $M$  は、 $m$  関節の平面マニピュレータとし、リンク上に  $K$  個の特徴点を考える。作業空間におけるマニピュレータの  $k$  番目の特徴点の位置ベクトルを  $\mathbf{x}^k$ 、関節角度ベクトルを  $\theta$  とし、 $\mathbf{x}^k = f^k(\theta)$  とする。ここでは、作業空間を離散化した神経場 ( $VM$ ) と関節空間を表現する神経場 ( $CM$ ) の2種類の神経場を考え、 $\mathbf{x}^k$ 、 $\theta$  をそれぞれ  $VM^k$ 、 $CM$  上のユニットで表現する。

$CM$  は  $M$  個のユニット  $u_i$  を  $m$  次元格子状に配列した神経場で、それぞれのユニットは内部状態としてポテンシャル  $p_i \in R$  と、各関節角度を表す重み  $\mu_i \in R^m$  を持ち、これによりユニット  $u_i$  とマニピュレータの姿勢  $\theta$  との対応が一对一に定まる。

一方  $VM$  は、 $N$  個のユニット  $v_j$  からなる神経場をマニピュレータ上の各特徴点に対応させて  $K$  層考え、ユニットの状態値を  $q_j^k \in R$ 、ユニットの位置を  $\mathbf{x}_j^k$  とする。また、 $CM$  と  $VM^k$  の間の結合を  $w_{ij}^k \in R$  で表し作業空間における  $k$  番目の特徴点の位置と各関節角度との関係を学習により獲得することとする。図2にその概要を示す。

#### 3-2. 学習

学習モードでは  $\theta$  と  $CM$  の間のトポロジカルマッピングの形成と、 $CM$  と  $VM^k$  の間の座標変換の写像の獲得を行う。

いま、マニピュレータの関節角度ベクトルは  $\theta_0$  であったとする。トポロジカルマッピングの形成は Kohonen のアルゴリズムにより行い、これにより  $CM$  のユニッ

トの配列は、 $\theta$ で与えられる関節空間の中で近いベクトルを持つユニットが $CM$ 上の配列においても近くなるような構造が形成される。

また、 $CM \rightarrow VM^k$ 間の写像は以下の式により形成する。

$$\Delta w_{ij}^k = \eta (q_j^{*k} - q_j^k) p_i, \quad (1)$$

$$p_i = \exp(-\alpha |\mu_i - \theta_0|^2), \quad (2)$$

$$q_j^k = \sum_i w_{ij}^k 1[p_i - h], \quad (3)$$

$$q_j^{*k} = \exp(-\beta |x_j^k - f^k(\theta_0)|^2), \quad (4)$$

$$1[u] = \begin{cases} 1, & u > 0, \\ 0, & u \leq 0, \end{cases} \quad (5)$$

ここで、 $\eta$ は学習率、 $\alpha, \beta$ は定数、 $h$ はしきい値である。

### 3-3. 軌道生成

まずマニピュレータ上の特徴点に対する目標位置 $x_T^k$ と障害物の存在領域 $D$ から $q_j^k$ を求める。このとき必ずしもすべての特徴点に対して目標を与える必要はない。

$$q_j^k = \begin{cases} -1, & x_j^k \in D, \\ \exp(-\beta |x_T^k - x_j^k|^2), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

これより $CM$ 上のポテンシャル $p_i$ は、

$$p_i = \sum_k \sum_j w_{ij}^k q_j^k, \quad (7)$$

となり、 $CM$ 上の現在の姿勢に対応する点からポテンシャルの勾配に従って最大値に到る経路をたどることにより軌道が生成され、作業環境中の障害物を回避しつつ目標状態へと到達することができる。

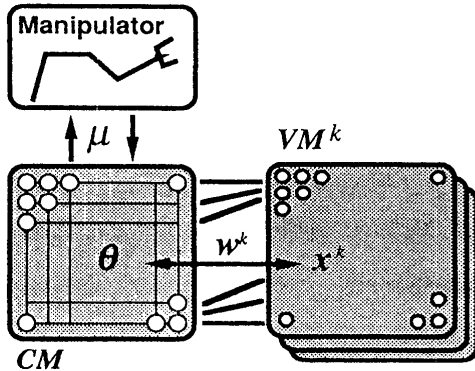


図1 マニピュレータシステムの概要

## 4 計算機実験

2関節の平面マニピュレータ2台からなるモデルにより計算機実験を行った。結果を図2に示す。これよ

り、2つのマニピュレータは互いに衝突を回避しながらそれぞれの目標を達成していることがわかる。

## 5 おわりに

トポロジカルマッピングを用いて作業空間-身体座標系の写像を学習させたマニピュレータモデルを協調動作問題に応用したモデルを提案し、計算機実験によりその動作を確認した。

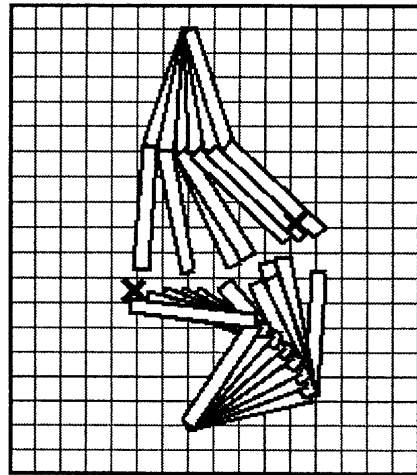


図2 実験結果

### 参考文献

- 1) T.Kohonen : Self-Organization and Associative Memory, 3rd ed., Springer-Verlag (1989).
- 2) H.J.Ritter *et al.* : Topology-Conserving Maps for Learning Visuo-Motor-Coordination, Neural Networks, Vol.2, No.3, pp159-168 (1989).
- 3) T.M.Martinetz *et al.* : Three Dimensional Neural Net for Learning Visuo-Motor-Coordination of a Robot Arm, IEEE trans. Neural Networks, Vol.1, No.1, pp131-136 (1990).
- 4) 藤田, 嘉数 : トポグラフィックマッピングによる空間構造認識に関する研究-多関節アームの軌道生成への応用-, 平成3年度電気関係学会北海道支部連合大会講演論文集, p351 (1991)
- 5) 藤田, 嘉数 : 複数アームの協調動作への神経場によるアプローチ, 情報処理学会第44回全国大会講演論文集 (2), p225 (1992)