

別刷

計測自動制御学会 論文集

年 第 卷 第 号

(P. ~P.)



社団法人 計測自動制御学会

仮想アームを用いた冗長マニピュレータの分散的軌道生成[†]

辻 敏夫*・中山 聖也*・伊藤 宏司*

Distributed Trajectory Generation for Redundant Manipulators Based on Virtual Arms

Toshio TSUJI*, Seiya NAKAYAMA* and Koji IRO*

The autonomous distributed system (ADS) is one of the attractive approaches for more versatile and autonomous robot systems. The present paper proposes a distributed trajectory generation method for redundant manipulators through cooperative and competitive interactions between subsystems of ADS, which is based on a concept of virtual arm as each subsystem. The virtual arm has the same kinematic structure as the manipulator except that its end-point is located on the joint or link of the manipulator. Therefore the redundant manipulator can be represented by a set of the virtual arms.

In the present paper, each subsystem corresponding to the virtual arm is implemented by a back propagation typed neural network. It is shown that the nonlinear inverse kinematics of the virtual arms can be solved through exchanging position error signals about each virtual end-point computed in each neural network. The method can generate the trajectories of redundant manipulators using only the information in the task space, and each desired end-point position of virtual arms can be planned independently. Moreover, it is robust to some failures of subsystems or actuators, since each subsystem can work fully autonomously. Finally, the effectiveness of the method is verified by computer simulations using a planar manipulator with redundant joint degrees of freedom.

Key Words: autonomous distributed system, robot manipulator, inverse kinematics, neural network, trajectory generation

1. まえがき

複数のサブシステムで制御系を分散的に構成するという自律分散型の制御方式は、マニピュレータの自律化を進める上で興味深いアプローチである^{1)~3)}。この実現のためには、個々が自律的に行動し、全体として協調的に動作するようなサブシステムを、マニピュレータ制御の力学的な特徴に基づいてどのように構成するかという点をまず考察する必要がある。

このサブシステムの構成には、マニピュレータの運動記述空間に対応して二つのアプローチが考えられる。第一は関節空間に対応してサブシステムを定義する方法、第二は作業空間に対応してサブシステムを構成する方法である。前者は、関節やリンクといった物理的構成要素をサブシステムに対応させるというもので、石井ら¹⁾の自律分散型マニピュレータ、福田ら²⁾の動的再構成可能ロボットシステム、橋本³⁾の超多自由度アームのための分散制御法など、従来から提案されている自律分散型のマニピュレータ制御系の多くはこのアプローチに分類することができる。このアプローチはマニピュレータの物理的構成要素をサブシステムとするため直感的ではあるが、サブシステム間で大量の情報交換が必要となり、各サブシステムを独立かつシンプルに設計することは難しい。各構成要素間に複雑な運動学的・動力学的干渉が存在するためである。一方、後者のアプローチは、作業空間で与えられるマニピュレータの作業目的・内容を直接、各サブシステムに配分することができ作業プランニングを容易にするが、作業空間の運動記述を関節空間での制御に結び付ける手段が必要となる。

本研究では、後者のアプローチに基づき、仮想アームというサブシステム概念を導入する。仮想アームとは対象とするマニピュレータ（以下、実アームと呼ぶ）の関節位置やリンク上に手先をもつ仮想的なアーム

† 第2回自律分散シンポジウムで発表 (1991・1)

* 広島大学工学部 東広島市鏡山 1-4-1

* Faculty of Engineering, Hiroshima University, Higashi-Hiroshima

(Received April 17, 1991)

(Revised August 12, 1991)

ムで、これにより実アームを複数の仮想アームの集合体としてとらえることができる。その結果、実アームの関節空間の運動（姿勢）は仮想手先の運動として表現されることになり、作業空間と関節空間との中間表現を形成することが可能となる。この仮想アームに基づいて制御系を構成できれば、

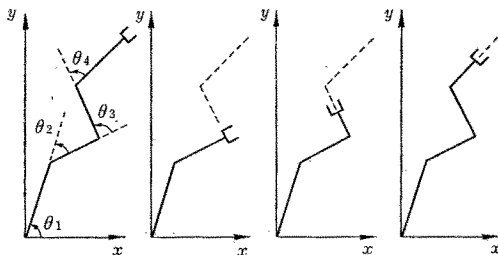
- 1) 各サブシステムで作業空間と関節空間の関係を取り扱えるため、自律的に動作するサブシステムを独立に構成できる、
- 2) 実アーム全体と外部環境との関係を容易に表現できるため、作業プランニングに適している、
- 3) 各サブシステムは実アームの部分集合であるため、構造的に均一である、
- 4) 一部のサブシステムが故障しても全体として動作できるだけの冗長性を備えている、

などの特徴を制御系に付加できる可能性がある。

われわれは、先に仮想アームの運動学を解析し、各仮想手先で独立に計画した軌道から実アームの関節軌道を導出する方法を示した⁴⁾。本論文では、サブシステムにエネルギー最小化の原理で動作するニューラルネットを採用し、各サブシステムが互いに競合、協調することにより、冗長マニピュレータの関節軌道を分散的に生成できることを示す。以下、2章で仮想アームの定義を与え、3章でサブシステムの機能を説明する。4章では本手法を5関節平面マニピュレータに適用したシミュレーション結果を示し、冗長自由度を利用した障害物回避能力、耐故障性など本手法の有効性を明らかにする。

2. 仮想アームの定義と運動学

対象とするマニピュレータ（実アーム）は、関節自由度が m の冗長マニピュレータとする。この実アームに対して、実アームの関節部分やリンク上に手先をもつような仮想アームを定義する。Fig. 1 は、5関節平面マニピュレータに対して、仮想アームを定義し



(a) Actual arm (b) Virtual arms
Fig. 1 Virtual arms for a five-joint planar manipulator

た例である。各仮想アームのベースの位置、関節角度、リンク長などのパラメータは、実アームに対応している。ここでは、一般に $n-1$ 本の仮想アームを定義することにし、 n 番目の仮想アームを実アームに対応させる。適切な仮想アームを用意することにより、実アームの姿勢を作業空間上の仮想アームの手先位置の集合として表現することが可能となる。

いま、作業空間の自由度を l とし、アーム i の手先位置ベクトルを $X_i^l \in R^l$ 、実アームの関節角度ベクトルを $\theta \in R^m$ とする。アーム i の手先位置と実アームの関節角度との関係は、一般に非線形で、

$$X_i^l = f^i(\theta) \tag{1}$$

で与えられる。(1)式を全アームについてまとめると、

$$X_n = f(\theta) \tag{2}$$

となる。ただし、

$$X_n = \begin{bmatrix} X_1^l \\ X_2^l \\ \vdots \\ X_n^l \end{bmatrix}, \quad f(\theta) = \begin{bmatrix} f^1(\theta) \\ f^2(\theta) \\ \vdots \\ f^n(\theta) \end{bmatrix} \tag{3}$$

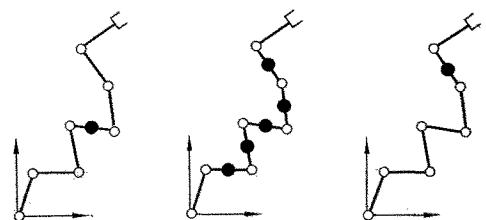
で、 $X_n, f(\theta) \in R^{ln}$ である。

仮想アームに基づいて冗長マニピュレータの軌道生成を行うためには、

- 1) 各仮想手先の目標軌道 X_i^{*l} を各サブシステムで独立に計画すること、
- 2) 仮想手先全体の目標軌道 X_n^* から対応する実アームの関節角度 θ を求めること、

の二つの問題を解決しなければならない。特に後者は仮想アームの逆運動学問題に対応し、(2)式の非線形連立方程式の解法に帰着する。

ここで、(2)式の解の存在性は実アームの関節自由度と仮想アームの設定条件によって、Fig. 2 に示す三つの場合に分類できる。実アームは、7関節平面マニピュレータ ($m=7$) で手先の自由度は姿勢を含めて $l=3$ であるから、このアームは冗長である。Fig. 2 (a) は第4リンク上に仮想手先を設定した場合 ($n=2$) で、このとき、目標仮想手先位置は6自由度とな



(a) Redundant (b) Over-constrained case (c) Singular case

Fig. 2 Three cases of the virtual arms

り、このアームにはまだ冗長性が残っている。すなわち、(2)式を満足する解 θ は無数に存在する。Fig. 2(b)は5カ所に仮想手先を設定した場合 ($n=6$) で、アームは過拘束状態となっている。このとき、すべての仮想手先を目標手先位置に一致させるような実アームの姿勢 θ は一般に存在しない。一方、Fig. 2(c)は第6リンク上に仮想手先を設定した場合 ($n=2$) である。目標仮想手先位置の自由度は Fig. 2(a)の場合と同様に6自由度となり、一見、(2)式の解が存在するように見える。しかしながら、この場合は仮想アームの手先と実アームの手先との間に関節が一つしか存在しないため、一般に仮想アームと実アームの目標仮想手先位置を同時に満足することはできない。このように、(2)式の解の存在条件は、(i)冗長な場合、(ii)過拘束な場合、(iii)冗長な部分と過拘束な部分を合せもつ特異な場合の三つに分類できることがわかる。

本論文では、各仮想アームに対応したサブシステムをニューラルネットワークを用いて構成し、サブシステム間の競合と協調によって(2)式の非線形連立方程式を解く方法を提案する。そして、この方法が冗長、過拘束、特異のいずれの場合にも適用でき、冗長マニピュレータの関節軌道を並列、分散的に生成できることを示す。

3. ニューラルネットワークによるサブシステムの構成

仮想アームに対応する各サブシステムは、手先軌道計画部とニューラルネット部からなる。手先軌道計画部は、仮想手先と環境との関係に基づいて、仮想手先の目標軌道を作業空間上で独立に計画する。ニューラルネット部は、他のサブシステムのニューラルネットと協調、競合することにより最適な実アームの関節軌道を計算する。本論文ではこのうちニューラルネット部について説明する。

採用するニューラルネットは、前田⁵⁾らの提案したカスケード型神経回路モデルに基づいている。カスケード型神経回路モデルは単位回路が直列に連結した構造を有しているが、ここでは各单位回路を分離し、並列に構成する。そして、単位回路を各サブシステムのニューラルネット部に割り当てる。

このニューラルネット部は、仮想アームの順運動学((1)式)を学習する学習モードと実アームの関節軌道を生成する軌道生成モードに分けられる。

3.1 学習モード

学習モードにおけるニューラルネットの構成を

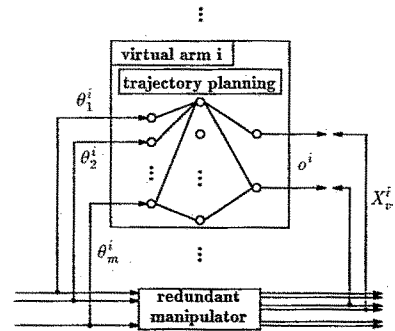


Fig. 3 Learning mode of the neural network for sub-system i

Fig. 3に示す。サブシステム i のニューラルネットは、実アームの関節角度を入力とし、仮想手先の作業空間座標を出力とする多層型神経回路である。ただし、入力ユニット、出力ユニットには線形の出力関数を、中間層にはシグモイド関数を用いる。学習は、仮想手先位置 X_v^i とニューラルネットの出力 o^i との誤差、

$$E_v^i = \frac{1}{2} (X_v^i - o^i)^T (X_v^i - o^i) \quad (8)$$

の最急降下方向に誤差逆伝搬法⁶⁾を用いて各サブシステムごとに独立に行う。学習が終了したとき、このニューラルネットは(1)式の非線形関数 f^i を獲得したことになる。また、マニピュレータの順運動学は特定の非線形関数のみで構成されるので、シグモイド関数以外の非線形関数(たとえば、三角関数)を中間層ユニットの出力関数として用いることにより学習を効率化することも可能である⁷⁾。

3.2 軌道生成モード

軌道生成モードにおけるニューラルネットの構成を Fig. 4(a)に示す。学習モードとの違いは、

- 1) 外部から与えられていた関節角度と教師信号が完全に抑制される、
- 2) 出力ユニットには、手先軌道計画部で計画された目標仮想手先位置 X_v^{i*} と仮想手先の優先度を表わす重み行列 W^i が与えられ、その誤差の最急降下方向は入力ユニットへの入力信号として働く、
- 3) ニューラルネット内の重みは変化しない、
- 4) 初期関節角度 $\theta_j(0)$ を表わすユニットを用意し、入力ユニットと電気的に結合する、
- 5) 入力ユニットの出力関数は一階微分可能な非線形関数 $g_j(u_j)$ を用いる、

の点にある。このときネットワークは与えられた初期状態からあるエネルギー関数を最小とする平衡点へと

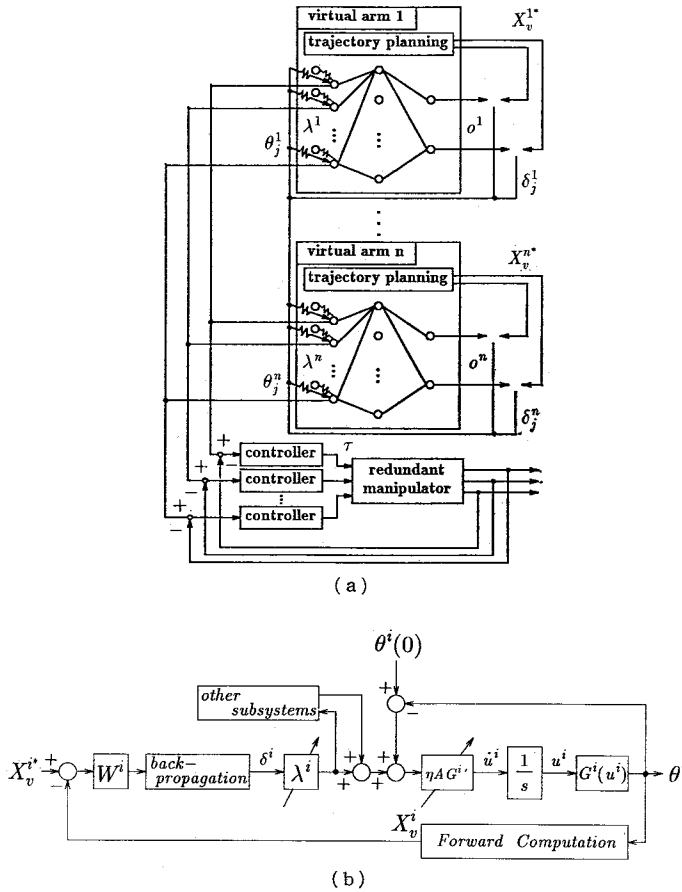


Fig. 4 Trajectory generating mode

状態を変化させていく。

最近、順システムを多層神経回路であらかじめ学習し、マニピュレータの手先と目標位置との2乗誤差を最小とするように逐次的に逆運動学問題を解く方法が提案されている^{8),9)}。これらの方法では、マニピュレータの手先に対してのみ目標位置を指定しているため、作業空間で与えられるタスクに対して冗長自由度を積極的に利用することはできない。これに対して、本手法では仮想アームを用いているためアームの冗長自由度を積極的に利用することができるが、逆に2章で示した冗長、過拘束、特異な場合のすべてを考慮してニューラルネットの動作を考える必要がある。

(1) ニューラルネットの動作方程式

サブシステム i の入力ユニットの状態 $u^i \in R^m$ 、関節角度 $\theta^i \in R^m$ をつぎの動作方程式に従って変化させる。

$$\frac{du^i}{ds} = \eta AG^{i'} \{ \Delta^T \Lambda + (\theta^i(0) - \theta^i(s)) \} \quad (9)$$

$$A = \frac{\frac{1}{2} \|\Delta^T \Lambda\|^2 + \frac{1}{2} \|\delta\| \|\theta^i(0) - \theta^i(s)\|}{\|\{\Delta^T \Lambda + (\theta^i(0) - \theta^i(s))\}^T G^{i'}\|^2} \quad (10)$$

$$\frac{d\lambda^i}{ds} = \eta \frac{\|\delta\| \|\theta^i(0) - \theta^i(s)\|}{\sum_{k=1}^n E^k} \quad (11)$$

$$E^k = \frac{1}{2} (X_v^{k*} - X_v^k)^T W^k (X_v^{k*} - X_v^k) \quad (12)$$

$$\theta^i = G^i(u^i) \quad (13)$$

ただし、 η は正の時定数、 $G^i(u^i)$ は $G^i(u^i) = \text{diag} [g_1^i(u_1^i), g_2^i(u_2^i), \dots, g_m^i(u_m^i)]$ で入力ユニットの出力関数、 $G^{i'} = \text{diag} [d\theta_1^i/du_1^i, d\theta_2^i/du_2^i, \dots, d\theta_m^i/du_m^i]$ 、 δ は $\delta = \sum_{k=1}^n \delta^k \in R^m$ 、 $\delta^k = [\delta_1^k, \delta_2^k, \dots, \delta_m^k]^T \in R^m$ で誤差の最急降下方向、 $\delta_j^k = -\partial E^k / \partial \theta_j^k$ 、 $\Delta = [\delta^1, \delta^2, \dots, \delta^n]^T \in R^{n \times m}$ 、 $\|\cdot\|$ はノルムを表す。また、 $\Lambda \in R^n$ はラグランジュ乗数ベクトルで $\Lambda = [\lambda^1, \lambda^2, \dots, \lambda^n]^T$ 、重み行列 W^i は $W^i = \text{diag} [w_1^i, w_2^i, \dots, w_j^i]$ とする。 $w_j^i > 0$ はアーム i の目標手先位置の j 番目の要素に対する重み係数で、この値により各仮想手先の優先度を指定することができる。状態 u^i の初期値は $u^i(0) = G^{i-1}(\theta^i(0))$ 、ラグランジュ乗数 λ^i の初期値は $\lambda^i(0) > 0$ である。

各サブシステムの動作原理は基本的にポテンシャル法と等価である⁸⁾。Fig. 4(b)にサブシステム i の動作を示す。図中、 θ^i から X_v^i への変換はニューラルネットの前向き計算で、また δ^i の計算はニューラルネットの誤差逆伝播によって実行される。ラグランジュ乗数 λ^i は時刻とともに単調に増加し、手先誤差を減少させるためのフィードバックゲインを大きくするように働く。またゲイン A は、関節角度フィードバックがシステムの平衡状態に与える影響をキャンセルするように働く。以下、このシステムの安定性と平衡点の運動学的性質について考察する。

(2) ニューラルネットの安定性

いま、次式のエネルギー関数を考える。

$$V = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \lambda^k (X_v^{k*} - X_v^k)^T W^k (X_v^{k*} - X_v^k) + \frac{1}{2n} \sum_{k=1}^n (\theta^k(0) - \theta^k(s))^T (\theta^k(0) - \theta^k(s)) \quad (14)$$

第1項は、仮想手先位置と目標位置との誤差、第2項は関節変位のノルムを表現している。このとき、エネ

ルギー関数 V の時間変化 \dot{V} は,

$$\dot{V} = \sum_{k=1}^n \left\{ \frac{\partial V}{\partial \theta^k} \frac{d\theta^k}{ds} + \frac{\partial V}{\partial \lambda^k} \frac{d\lambda^k}{ds} \right\} \quad (15)$$

と与えられる。 $\theta^1 = \theta^2 = \dots = \theta^n$, $\lambda^1 = \lambda^2 = \dots = \lambda^n$ に注意して, (9)~(13)式を(14)式に代入して整理すると,

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -\eta \frac{1}{2} \|d^T A\| \\ &= -\eta \frac{\lambda^i}{2} \|\delta\| \end{aligned} \quad (16)$$

を得る。ここで, $\eta > 0$, $\lambda^i(s) > 0$ であるから, du^i/ds , $d\lambda^i/ds$ が存在するかぎり⁹⁾, エネルギー関数 V はリアプノフ関数となり, 誤差の最急降下方向 $\|\delta\| = 0$ となるまで単調に減少する。この方法の特徴は $\|\delta\| = 0$ 以外の極小点 (ローカルミニマ) を回避できること, ラグランジュ乗数 λ^i が時刻 s につれて増大するためアニーリングの必要がないことにある。

(3) 平衡点の運動学的性質

ニューラルネットの平衡点 $\|\delta\| = 0$ が運動学的にどのような意味をもつか解析する。誤差の最急降下方向 δ は定義より,

$$\delta = \sum_{k=1}^n \delta^k = \sum_{k=1}^n (J_k^*)^T W^k (X_k^* - X_k) \quad (17)$$

である。ここで, $J_k^* = [\partial X_k^* / \partial \theta^k] \in R^{l \times m}$ は仮想アーム k のヤコビ行列を表わしている。いま各仮想アームのヤコビ行列をまとめた行列を J_0 と書くと,

$$\delta = J_0^T W (X_0^* - X_0) \quad (18)$$

を得る。ここで, $J_0 = [J_1^{*T} \ J_2^{*T} \ \dots \ J_n^{*T}]^T \in R^{ln \times m}$, $W = \text{block diag} [W^1, W^2, \dots, W^n] \in R^{ln \times ln}$ である。平衡点では $\delta = 0$ であるので, (18)式を仮想手先の初期位置 X_0 からの変位 dX_0 を用いて展開すると,

$$J_0^T W dX_0^* = J_0^T W dX_0 \quad (19)$$

となる。ただし, $dX_0^* = X_0^* - X_0$, $dX_0 = X_0 - X_0 \in R^{ln}$ である。したがって, 平衡点では, 線形の連立方程式(19)式を満足する点に各仮想手先が存在することになる。(19)式の解は行列 J_0 のランクによりつぎの二つに分けられる。

i) $\text{rank}(J_0) = ln$ のとき

行列 W は正定値であるから, $\text{rank}(J_0^T W) = ln$ となり, (19)式は,

$$dX_0 = dX_0^* \quad (20)$$

以外に解をもたない。このことは, Fig. 2(a)のようにアームが冗長であるかぎり, 各仮想手先は目標位置に収束することを示している。さらに dX_0 が微小変位のとき, $dX_0 = J_0 d\theta$ と書くことができるから, このとき実アームの関節変位 $d\theta = \theta - \theta_0$ は

$$d\theta = J_0^+ dX_0^* + [I_{ln} - J_0^+ J_0] z_m \quad (21)$$

となる。ここで, J_0^+ は J_0 の擬似逆行列, I_{ln} は m 次の単位行列, z_m は m 次の任意ベクトルを表わす。リアプノフ関数 V (14)式)の第2項は関節変位を小さくすることを意味しているから, ネットワークは最小ノルム解 $d\theta = J_0^+ dX_0^*$ に収束することが期待される。

(ii) $\text{rank}(J_0) < ln$ のとき

このとき, (19)式は不定となり, 一般解 dX_0 は

$$\begin{aligned} dX_0 &= (J_0^T W)^+ J_0^T W dX_0^* \\ &\quad + [I_{ln} - (J_0^T W)^+ (J_0^T W)] z_{ln} \end{aligned} \quad (22)$$

となる¹⁰⁾。ただし I_{ln} は ln 次の単位行列, z_{ln} は ln 次の任意ベクトルである。したがって, アームが過拘束 (Fig. 2(b)) または, 特異 (Fig. 2(c)) な場合, 各仮想手先は(22)式の解の一つに収束することがわかる。

ここで, (i)と同様に dX_0 が微小変位とすると, (18)式から $d\theta$ の一般解は

$$\begin{aligned} d\theta &= (J_0^T W J_0)^+ J_0^T W dX_0^* \\ &\quad + [I_m - (J_0^T W J_0)^+ (J_0^T W J_0)] z_m \end{aligned} \quad (23)$$

となる。リアプノフ関数の第2項の働きによりネットワークは(23)式のうち, 最小ノルム解 ($z_m = 0$) に収束することが期待される。行列 J_0 の最大階数分解 $J_0 = J_a J_b$ ($J_a \in R^{l \times n}$, $J_b \in R^{n \times m}$, $\text{rank } J_0 = \text{rank } J_a = \text{rank } J_b = p$) を用いると, (23)式の第1項は,

$$d\theta = (J_b)^+ (J_a^T W J_a)^-1 J_a^T W dX_0^* \quad (24)$$

となる。上式は, 連立方程式 $dX_0^* = J_a d\theta$ の最小ノルムを有する最小2乗誤差解であり¹⁾, このとき手先変位 dX_0 は(22)式の右辺第1項となる。したがって, (2)式 of 非線形連立方程式が解をもたない場合, ネットワークは各仮想手先の2乗誤差が最小となる点に収束する。

以上, 本論文で提案する分散的軌道生成法について述べた。この方法を用いれば, 各サブシステム間で誤差の最急降下方向 δ^k の情報を交換することによって, 目標仮想手先位置に応じた実アームの関節角度を求めることができ, 同時に, ニューラルネットの出力ユニットでは, このときの各仮想手先位置が計算される。また, 入力ユニットの出力関数 $g^k(\cdot)$ に飽和関数を用いれば, 関節可動域も容易に考慮することができる。次章では, 本手法の有効性を計算機シミュレーションによって明らかにする。

4. シミュレーション実験

本論文で提案した分散的軌道生成法を Fig. 1 の5関節平面マニピュレータに適用し, 計算機シミュレーションを行った。マニピュレータの各リンク長は40 cm で, 各サブシステムのニューラルネットは, 学習

モードは行わず、(1)式 of 非線形関数を直接組み込んだ。また、(13)式 of 出力関数には、正弦関数

$$g_j^i(u_j^i) = \frac{r_j}{2} \sin(u_j^i) + \frac{r_j}{2} + \theta_{jmin} \quad (25)$$

を用いた。ここで、 r_j は第 j 関節の可動域を表わし、 $r_j = |\theta_{jmax} - \theta_{jmin}|$ ($\theta_{jmax}, \theta_{jmin}$ はそれぞれ、第 j 関節の最大角度と最小角度を表わす) である。Fig. 5 にこの関数の形を示す。この関数を用いることによりニューラルネット部は不等式制約条件

$$\theta_{jmin} \leq \theta_j \leq \theta_{jmax} \quad (26)$$

を満足する解を算出することになる。

Fig. 6 は以上の条件のもとで行ったシミュレーション結果の一例である。(a) は実アームの手先にゴールを指定し、他の仮想アームを設定しなかった場合 ($n=1$)、(b) は第3関節に仮想アームを設定し ($n=2$)、両方の手先に同じゴールを指定した場合、(c) は第1関節以外の関節上と各リンクの中心に手先をもつ仮想アームを9本設定し ($n=10$)、実アーム以外の仮想手先にそれぞれの初期位置を目標点として与えた場合、(d) は(c)と同様の仮想アームを用い、実アーム以外の仮想手先にマニピュレータのベースを目標位置として与えた場合で、(a)、(b) は冗長な場合、(c)、(d) は過拘束な場合に相当する。なお、関節可動域はいずれも $|\theta_j| \leq 180^\circ$ とし、重み行列 W^i は目標位置との距離に応じて設定している¹¹⁾。

Fig. 6 から、いずれも実手先はゴールに到達しているが、最終姿勢、軌道が大きく異なっていることがわかる。Fig. 6(a) では各関節を大きく動かしてゴールに向かうが、(c) では各仮想アームの手先はその位置にとどまろうとするので、手先に引っ張られるようにゴールへ向かっている。これに対して、Fig. 6(d) では仮想手先はベースに向かおうとするので、結局、ベースに巻き付くような姿勢で実手先がゴールに到達している。一方、Fig. 6(b) では実手先だけでなく第3関節もゴールに向かっている。このように本手法では冗長マニピュレータの逆運動学問題をサブシステム間の競合と協調により分散的に解くことができ、また、

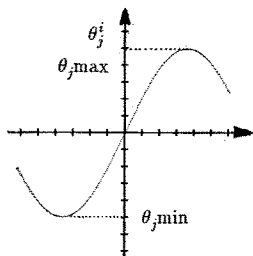
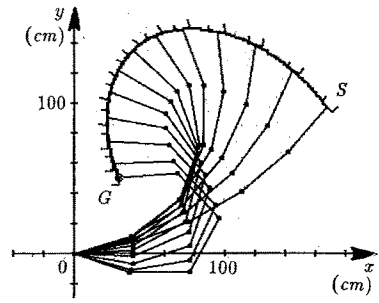
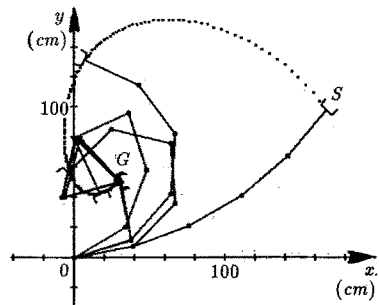


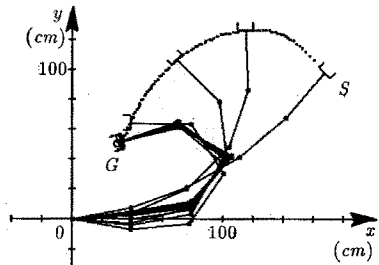
Fig. 5 The output function



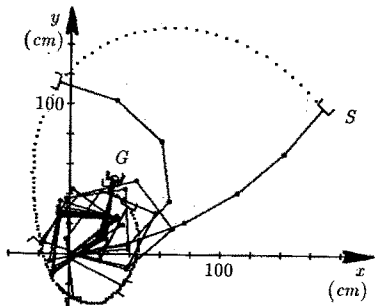
(a)



(b)



(c)



(d)

Fig. 6 Simulation results of the distributed trajectory generation method

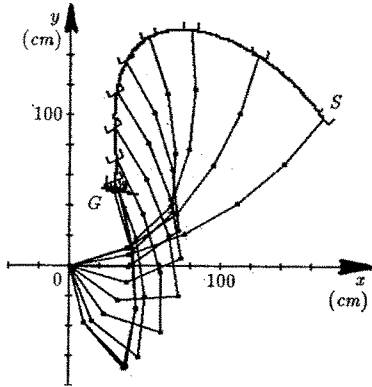
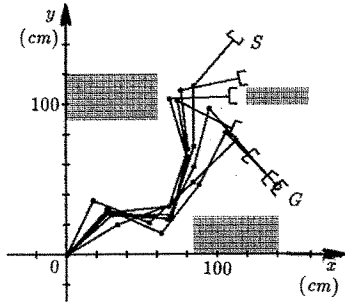
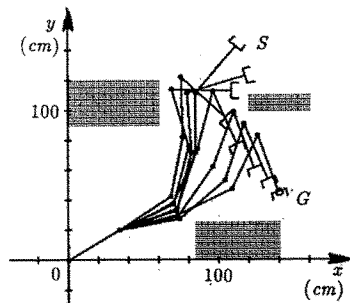


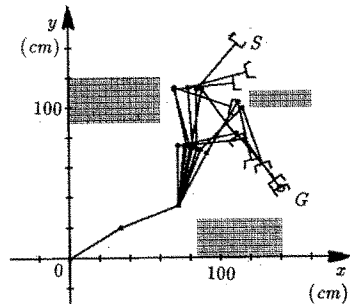
Fig. 7 A simulation result under restriction of joint movements



(a) All joints can work normally



(b) The first joint is fixed



(c) The first and second joints are fixed

Fig. 8 Simulation results of the distributed trajectory generation method in the task space including some obstacles

仮想手先の目標位置を作業空間上で独立に計画することによってさまざまなマニピュレータの姿勢を実現することができる。

一方、Fig. 7はFig. 6(a)と同じ条件で第4関節、第5関節の可動域を $|\theta_4| \leq 30^\circ$, $|\theta_5| \leq 20^\circ$ とした場合の結果である。関節角度を可動域内に保ちながらアーム全体の冗長自由度を利用して軌道生成を行っていることがわかる。

ところで、自律分散型の制御方式の大きな特徴は耐故障性に優れている点にある。Fig. 8は関節の故障を想定して特定の関節を固定した場合のシミュレーション結果である。関節の固定は対応するユニットの状態 u_i^j を

$$du_i^j(s)/ds = 0 \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (27)$$

のようにクランプするだけで簡単に表現でき、サブシステムの構造やアルゴリズムを変更する必要はまったくない。Fig. 8は簡単な障害物を作業空間内に設定し、各仮想手先まわりの局所的な情報のみに基づいて障害物回避を行わせた結果である。各仮想手先の目標位置 X_i^{j*} の計画は、動作中の各手先まわりの局所的な情報を用いて、実手先に対してはゴールに向かう方向と接近した障害物に反発する方向を合成して目標位置を決定し、他の仮想手先については障害物に反発する方向に目標位置を決定している。これにより、各手先の目標位置は時刻とともに更新されていることになる。この詳細については、文献11)を参照されたい。Fig. 8(a)は全関節が正常に動作する場合、(b)は第1関節を、(c)は第1、第2関節を固定した場合である。いずれも障害物と干渉することなくうまくゴールに到達している。本論文で提案した分散的軌道生成法が、マニピュレータを構成する物理要素(関節)の故障に柔軟に対応できることがわかる。

5. まとめ

本論文では、ニューラルネットを用いた冗長マニピュレータの分散的な軌道生成法を提案した。この方法は、

- 1) 各サブシステムは他のサブシステムにかかわらず、完全に自律的に動作できる、
- 2) 各サブシステムの協調動作によって冗長マニピュレータの軌道を並列、分散的に求めることができる、
- 3) 物理的構成要素やサブシステムの故障に柔軟に対応できる、

などの特徴を備えている。また、仮想アームという概念は、マニピュレータ全体と作業環境との干渉を各

仮想手先で表現することを可能にするため、環境との相互作用を取り扱う障害物回避¹²⁾やコンプライアンス制御¹³⁾などの問題に有効である。

今後は、動力学の考慮、より大域的な障害物回避法、複数のマニピュレータからなるロボットシステムへの適用などについて検討する予定である。なお、本研究の一部は文部省科学研究費重点領域研究(1)「自律分散システム」(02248106)によるもので、ここに改めて謝意を表します。

参 考 文 献

- 1) 石井, 広瀬, 池井: 自律分散型マニピュレータの設計, 第7回自律分散システム研究会講演論文集, 61/66 (1988)
- 2) 福田, 中川: セル構造を有する自己組織化ロボット—その基礎概念とセル間の粗接近制御および形態決定方法について, 電気学会論文誌, **107-C-11**, 1019/1026 (1987)
- 3) 橋本亮一: 超多自由度腕の SYNERGETIC な運動制御手法, 第4回ロボット工学部会研究会資料, RS-88-1, 1/6 (1988)
- 4) 辻, 中山, 伊藤: 仮想アームを用いた冗長マニピュレータの軌道計画, 第1回自律分散シンポジウム資料, 13/16 (1990)
- 5) 前田, 川人, 宇野, 鈴木: カスケード構造の神経回路モデルによるヒト上肢多関節運動軌道の生成, 電子情報通信学会技報, MBE 88-169, 79/84 (1988)
- 6) D. E. Rumelhart, et al: Learning Internal Representations by Error Propagation, in Parallel Distributed Processing, 1, D. E. Rumelhart and J. L. McClelland eds., 318/362, MIT Press (1986)
- 7) 辻, 伊藤, 長町, 森友: 神経回路網による運動学内部モデルの学習の生成, 電子情報通信学会技報, MBE 88-51, 119/126 (1988)
- 8) 北村新三: 計測制御における逆問題とニューラルネット, 第2回自律分散シンポジウム資料, 165/170 (1990)
- 9) S. Lee and R. M. Kil: Robot Kinematic Control Based on Bidirectional Mapping Neural Network, Proc. of IJCNN, 3, 327/335 (1990)
- 10) 児玉, 須田: システム制御のためのマトリクス理論, 計測自動制御学会 (1986)
- 11) 辻, 中山, 伊藤: ニューラルネットを用いた冗長マニピュレータの分散的軌道生成, 第2回自律分散シンポジウム資料, 89/94 (1991)
- 12) T. Tsuji, J. Kaneta and K. Ito: Hierarchical Collision-Free Path Planning for Redundant Manipulators Based on Virtual Arms, Proc. of IEEE International Workshop on Intelligent Motion Control, 1, 301/306 (1990)
- 13) 辻, 高橋, 伊藤: 冗長マニピュレータの多点コンプライアンス制御, 計測自動制御学会論文集, **26-12**, 1406/1413 (1990)