

要 旨

生産現場の自動化においてロボットは不可欠であり、それぞれの作業に応じて種々のセンサが使用されているが、その中でも視覚の持つ役割は極めて大きい。本研究では、移動している目標物体の追跡のためにこの視覚センサを制御することを目的として、ガウス型の基底関数の導入を試みる。

1. 緒 言

ロボットを組み込んだ生産システムの自動化において、視覚は重要な役割を果たしている。特に、作業環境の情報不確かな状況のもとで自律的に作業するロボットに対して視覚は不可欠であり、視覚センサの情報に基づいてフィードバック制御することを視覚フィードバック制御と呼んでいる¹⁾。従来の静的な視覚フィードバック制御とは異なり、現在では動く物体の実時間追跡を目標とした動的な視覚サーボ法に重点が置かれている。この視覚サーボ系は目標値入力の方法の違いによって位置ベース法と特徴ベース法の二つに大別される。

一般に、実ロボットの制御における大きな欠点の一つとして、環境やタスクの変化に対する柔軟性の欠如がある。例えば、移動している物体をマニピュレータで把持するような場合、これを実現するためには、高速な視覚処理のほかに、効率的な追跡アルゴリズムや目標位置の変化を取り扱う動作プランニングが要求され、さらにロボットの駆動系と視覚系が密接に関係することが必要となる²⁾。

そこで本研究では、ロボットに移動物体を追跡させるための基礎として、平面内を移動する物体(点)を視覚的に追跡することを目的とし、そのための手法としてガウス型の基底関数³⁾を導入することを試みる。

2. 問題設定

本研究では、追跡される物体の移動空間として2次元平面を設定し、対象を視覚センサ(カメラ)の視野に相当するある大きさの四角形スクリーン内で逐次的に追跡させることとする。この関係を図1に示す。図において、 XY 座標系を移動平面、それに垂直な方向(Z 軸)を視点方向に取り、視覚センサの視野座標系を構成する2つの軸 xy を回転軸とする。このとき、移動する物体(点)を常にこの視野の中心に捉えるような回転軸の制御を行うものとする。視野平面が物体の移動平面と平行になっているときに2つの回転軸をそれぞれ0度とし、このときの2つの座標系の距離を L とする。いま、回転角の正方向は各軸の先端に向かって右ネジを回す向きとし、この視野座標系での物体の位置 x, y を視野の中心に移動させるために、 Y 軸回りに θ_y 回転させた後に X 軸回りに θ_x 回転させるものとする、そ

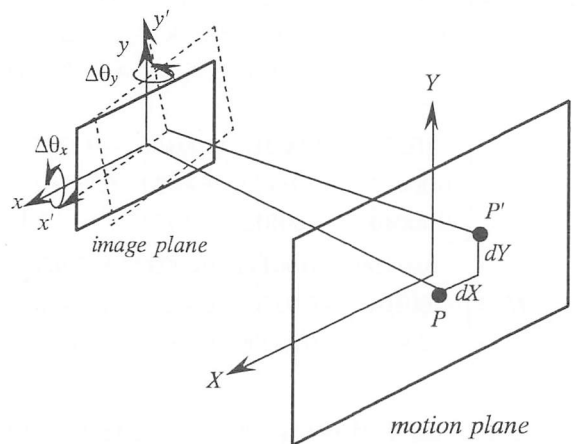


Fig.1 Relationship between two planes

の関係は次式のように表現される(平行射影)。

$$\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ L' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta_x & -\sin \theta_x \\ 0 & \sin \theta_x & \cos \theta_x \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \theta_y & 0 & \sin \theta_y \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta_y & 0 & \cos \theta_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ L \end{pmatrix} \quad (1)$$

実際には、各時点において相対的な移動量 dX, dY に対する回転角度 $\Delta\theta_x, \Delta\theta_y$ を制御することになる。

3. ガウス型基底関数ネットワークの適用³⁾

一般に多層型ニューラルネットワークの中間層出力関数として、シグモイド関数が用いられているが、これとは異なる性質を持つものとして、ラジアル基底関数(RBF)がある。後者は、入力空間内に局所的に配置された複数のラジアル基底関数の重ね合わせによって任意関数を近似するものであり、その要素分解可能な性質から、通常の誤差逆伝搬法と比較して非常に高速な学習が可能であると指摘されている。種々のラジアル基底関数があるが、ここではガウス型基底関数を使用するものとし、それは以下のように表現される。

$$y = f(\mathbf{x}; \mathbf{v}) = \exp[-\|\mathbf{x} - \mathbf{v}\|^2 / (2\sigma^2)] \quad (2)$$

ここで、 \mathbf{x} は入力特徴ベクトル、 \mathbf{v} は \mathbf{x} と同じ次数の中心ベクトル、さらに σ^2 は分布の広がりパラメータである。いま、3層のRBFネットワークを使用するものとし、設定問題を入力変数 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_N) \in \mathbb{R}^N$ 、出力 $\mathbf{t} = (t_1, t_2, \dots, t_J) \in \mathbb{R}^J$ で

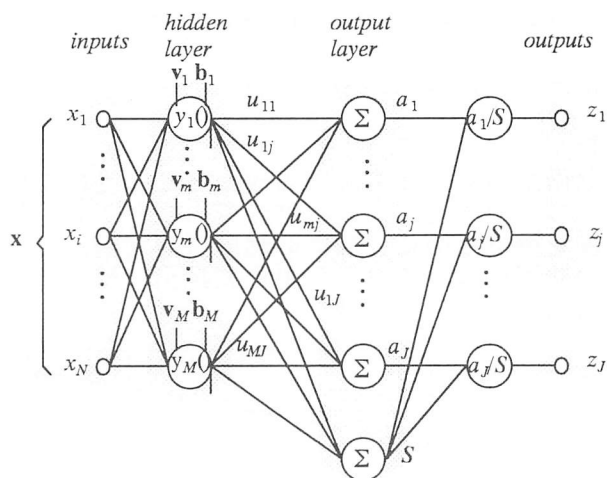


Fig.2 Gaussian radial basis function network

あるような関数 $t=f(x):R^N \rightarrow R^J$ を Q 個の入出力データの組

$$(x^1, t^1), \dots, (x^q, t^q), \dots, (x^Q, t^Q) \quad (3)$$

が与えられたもて解くものとする。 t_j に対する実際の出力 z_j は次式で与えられる。

$$z_j^q = \frac{1}{S} \sum_{m=1}^M u_{mj} y_m(x^q, v_m, b_m), \quad j=1, \dots, J \quad (4)$$

$$S = \sum_{m=1}^M y_m$$

ここで、 M は基底関数数 (中間層)、 $v_m \in R^N$ 、 $b_m \in R^N$ はそれぞれRBFの中心と分布の広がりを示すパラメータであり、 u_{mj} は重み係数である。 また、 RBFの場合、 y_m は以下のように表現される。

$$y_m(x^q, v_m, b_m) = \prod_{i=1}^N \exp[-(x_i^q - v_{im})^2 / b_{im}] \quad (5)$$

このようなRBFネットワークの構成図を図2に示す。ここで、ネットワークの実際の出力値と理想出力値との残差平方和を以下のような評価関数 E_M として設定する。

$$E_M = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \sum_{j=1}^J (t_j^q - z_j^q)^2 \quad (6)$$

学習は、この評価関数を最小化するようにパラメータ v_{im} 、 b_{im} 、 u_{mj} を最急降下法を用いて変更することにより行う。なお、本研究では基底関数数と分布の広がりを固定するものとし、それ以外の2つについて以下のように行う。

$$v_{im}(h+1) = v_{im}(h) + \eta \frac{2}{b_{im}} \sum_{q=1}^Q \sum_{j=1}^J u_{mj} y_m(x^q) (t_j^q - z_j^q) (x_i^q - v_{im})$$

$$u_{mj}(h+1) = u_{mj}(h) + \eta \sum_{q=1}^Q y_m(x^q) (t_j^q - z_j^q) \quad (7)$$

ここで、 h は繰り返し回数、 η は学習係数である。本研究では、視野内における目標位置との現在の偏差 dx 、 dy をなくするように、視覚センサの視野座標軸の回りの回転を制御する必要がある。そのため、ネットワーク出力として、それぞれの最大回転角に対する比率を取っている。

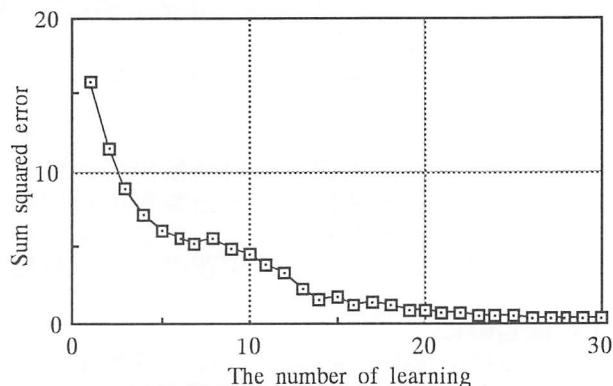


Fig.3 Experimental result

4. 計算機実験

以上の問題設定に基づき、簡単な計算機実験を行った。実験条件は以下の通りである。

- 初期中心ベクトルは等間隔に9個設置しておく。
- 初期出力荷重 u_{mj} は-1~1の間でランダムに選択する。
- 速度、加速度は考慮しない。
- 投影法として平行射影を用いる。
- 入力、中間、出力層の各素子数を2、9、2とする。
- 中心ベクトル v は必ず視野内にあるものとする。
- 入力は目標位置と視野中心との偏差とする。
- RBFの分布の広がり σ は0.25で一定とする。
- 学習係数 $\eta=0.6$ とする。

以上のもて、ここでは学習の状況を見るために学習回数と誤差の関係調べてみた。移動平面における x 、 y 各方向の移動パターンを以下に、また結果の一例を図3に示す。

$$P_x(t) = r \cos\left(\frac{2\pi t}{Q}\right), \quad P_y(t) = kr \sin\left(\frac{2\pi t}{Q}\right) \quad k < 1$$

比較的早い段階で収束していることがわかる。

5. 結言

移動している目標物体の追跡のために視覚センサを制御することを目的として、この種の問題にガウス型の基底関数ネットワークを利用することを試みた。今回学習対象にしていなかった基底関数数と分布の広がりについても考慮し、マニピュレータなどを含む具体的な追跡動作への応用が今後の課題である。

参考文献

- 1)橋本：視覚フィードバック制御—静から動へ—、システム/情報/制御、38-12、659/665、1994
- 2)H. Ritter, et. al., Neural Computation and Self-Organizing Maps, Addison-Wesley, 202/224, 1992
- 3)片山他：種々のラジアル基底関数における自己増殖型アルゴリズムと学習能力の比較、第2回FANシンポジウム講演論文集、267/272、1992