

機関番号：14701

研究種目：基盤研究（C）

研究期間：2008～2010

課題番号：20500181

研究課題名（和文）次世代ロボットのためのデータ取得・選択機能を有するデータマイニング

研究課題名（英文）A Novel Data mining method for next-generation robots

研究代表者

中村 恭之（NAKAMURA TAKAYUKI）

和歌山大学・システム工学部・准教授

研究者番号：50291969

研究成果の概要（和文）：本研究では、次世代ロボットに必要不可欠な新たなモデリング手法として、モデリングに不足しているデータを検出して、それを基にシステムを動作させてモデリングに必要な新たなデータを生成する手法、大量の事例データの中からモデリングに必要なデータのみを選択する機能を持つ手法の開発に挑戦した。3自由度マニピュレータを視覚情報を用いて制御する問題を例題にして、高次元の学習データを非線形の写像関数を用いて低次元空間へ圧縮する Kernel PCA 法に基づく写像推定法について検討した。

研究成果の概要（英文）：In this study, we challenge development of the novel modeling technique that is essential to a next-generation robot. We assume that our modeling technique has two functions. Function 1 detects the data which are short for modeling, and generates new data necessary for modeling by operating a robot. Function 2 is a function to choose only data necessary for modeling from a large amount of sampled data. When we controlled a 3-DOF manipulator using visual information, we examined the method based on the Kernel PCA method which can compress high-dimensional learning data using a non-linear mapping function to the low-dimensional data.

交付決定額

（金額単位：円）

	直接経費	間接経費	合計
2008年度	1,200,000	360,000	1,560,000
2009年度	1,200,000	360,000	1,560,000
2010年度	1,000,000	300,000	1,300,000
年度			
年度			
総計	3,400,000	1,020,000	4,420,000

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：情報学・知覚情報処理・知能ロボティクス

キーワード：知能ロボット・データマイニング

## 1. 研究開始当初の背景

これまで、我々の研究グループでは、事例に基づいて対象システムの変数間の相関関係をモデリングする手法の基本的なアイデアを提案し、コンピュータビジョンやロボッ

トの知的制御の分野における問題に適用してきた。従来から存在するモデリング手法（例えば、ニューラルネットワーク（NN）法や、Group Method of Data Handling（GMDH）法）などに比べて、我々の提案した手法では、モ

デリングに関するパラメータの調整やその手法を利用する際の事前知識(例えば、ニューラルネットワークの構造の決め方など)がほとんど必要なく、変数間の相関関係を推定する精度も高いという良好な成果が得られた。ただし、現存するモデリング手法と同様に、我々の提案手法でも、事前に十分な事例(学習データ)が蓄積されていることを仮定していたため、この仮定が成立しない場合には推定結果が悪くなる。この仮定は従来から暗黙の了解の下使用されていたが、モデリング手法を実際に適用する場面では、解析対象となる現象に関するデータが完全に得られないこと(入出力変数の組の総数が十分でないことや、入出力変数のうちどちらかが欠損している)は頻繁に起こる。これらの問題に対処するため、従来からは、人手によってデータの選択・前処理・変換を試行錯誤的にやり直したり、モデリング対象を何度も再駆動させてデータの生成をやり直し、新たにデータを蓄積していた。このように、従来からのモデリング手法をロボットシステムに適用する際には、様々な操作を人手に頼ることが多く、次世代ロボットに不可欠な能力の1つと考えられるシステムが動作しながら学習する能力を実現することは困難であった。

## 2. 研究の目的

そこで、本研究では、次に述べる観点に着目して、次世代ロボットがこのような能力を持つために必要不可欠な新たなモデリング手法の開発に挑戦する。

- (1) 次世代ロボットでは人間との密な相互作用により、大量の事例データが蓄積されると予想される。そのため大量の事例データの中から「モデリングに必要なデータのみを選択する機能」が必要となる。
- (2) 蓄積された事例データの中で、モデリングに必要な事例(学習データ)が不足していることも考えられる。そのような場合には、「どのようなデータが不足しているかを検出して、それを基にシステムを動作させて新たなデータを生成する

機能」も必要であると考えられる。

## 3. 研究の方法

まず、多次元データを取得するために、3自由度マニピュレータをODE(動力学シミュレーションライブラリ)を用いて作成した。この3自由度マニピュレータを1つのカメラから取得できる視覚情報を用いて制御する場面を想定して、マニピュレータの3つの関節の角度(3次元)、マニピュレータの手先の位置姿勢(先端に取りつけられた4つのマーカーの画面上の座標値(下図参照)、8次元)のデータを取得した。これらのデータのうち8次元データを様々なデータ圧縮手法によって解析した。以下では、このうち isoMDS 法と Kernel PCA 法について紹介する。

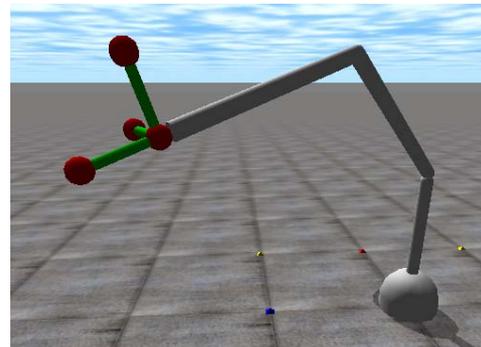


図 1. 3 自由度マニピュレータ

### isoMDS 法

isoMDS 法は、非計量多次元尺度法 (non-metric multi-dimensional scaling) の一手法である。多次元データ間の親近を、2次元あるいは3次元空間内に類似したものを近く、そうでないものを遠くに配置する方法である。データ  $i$  とデータ  $j$  との間の距離を  $\delta_{i,j}$  で表すことにする。isoMDS 法では、データ間の距離  $\delta_{i,j}$  を配置するために、元のデータの次元数よりも低い  $k$  次元空間における距離  $d_{i,j}$  と  $\delta_{i,j}$  が、次式で表される評価関数を最小化するように  $k$  次元空間内の座標値  $\mathbf{x}$  を求める。

$$\text{stress} = \frac{\sum \sum (f(\delta_{ij}) - d_{ij})^2}{\sum \sum d_{ij}}, \text{ where}$$

$$d_{ij} = \|x_i - x_j\|$$

#### Kernel PCA 法

Kernel PCA とは、カーネルトリックと呼ばれる方法を導入し、低次元特徴ベクトルを非線形関数（カーネル関数と呼ばれる）で高次元特徴空間に射影して、その高次元特徴空間で主成分分析する手法である。本研究では、カーネル関数として RBF を用いた。j 番目の多次元データを  $x_j$  とし、次のようなカーネル関数  $\Phi$  を用いてカーネル行列  $\tilde{K}$  を求める。

$$\tilde{\Phi}(x_j) = \Phi(x_j) - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \Phi(x_j),$$

$$\tilde{K}_{ij} = \langle \tilde{\Phi}(x_i) \cdot \tilde{\Phi}(x_j) \rangle$$

このカーネル行列  $\tilde{K}$  を固有値分解して求められる、固有値・固有ベクトルを用いて多次元データ  $x_j$  の第 p 主成分  $(x_j)^{(p)}$  を次のように求めることができる。

$$\tilde{K} = \sum_{a=1}^N \lambda_a u_a u_a^T$$

$$(x_j)^{(p)} = \sqrt{\lambda_p} (u_p)_j$$

ここで、p を元の次元数より小さな値に設定することで多次元データを低次元のデータへ変換できる。

#### 4. 研究成果

平成 20 年度は、機能(1)を実現する中心的技術となる、多次元尺度構成法 (MDS) に基づく写像推定法について、過去に提案された数々の手法について調査した。得られた知見は以下の通りである。(1) MDS 法には、古典的 MDS 法、非線形最適化に基づく MDS 法、仮想力に基づく MDS 法という 3 種類の方法がある。(2) 古典的 MDS 法の計算量はデータ総数

を N とすると  $O(N^3)$  である。(3) 古典的 MDS 法の計算量を軽減するために、近年、FastMap, LandMarkMDS, PivotMDS と呼ばれる  $O(N^2)$  の計算量で済む MDS 法が提案されている。これらの MDS 法のうち、性能の優れているものは PivotMDS 法であるといわれている。

(4) 非線形最適化に基づく MDS 法には SMACOF 法が提案されているが、繰り返し演算が必要で 1 回の繰り返し演算に  $O(N^2L)$  の計算が必要である。ここで L は、出力側の次元数である。計算量を軽減するために Multigrid MDS 法が提案されているが、入力側データの位相関係をあらかじめ求めておく必要があるため、実データに適用するのは困難であると考えられる。(5) 仮想力に基づく MDS 法として Chalmers らによって提案された手法がある。この手法は直観的に実装でき、古典的 MDS 法などよりも性能が良い。しかしながら、調整しなければならないパラメータが多く、調整が十分でないと局所解に陥りやすい。(6) 2008 年に、今まで提案されてきた MDS 法の性能を上回る手法として、仮想力に基づく MDS 法に分類される Multilevel MDS 法が提案された。

平成21年度は、機能(2)を実現する中心的技術となる、多次元尺度構成法 (MDS) に基づく写像推定法について検討した。3自由度マニピュレータを視覚情報を用いて制御する場合に取得したデータを isoMDS法(参考文献(2))、田口らが提案している NMDS法(参考文献(1))を用いて処理した。得られた知見は以下の通りである。(1) isoMDS法と NMDS法の処理結果には差がない。下の図1は、isoMDS法による処理結果を示している。3自由度マニピュレータを視覚情報を用いて制御する際に、マニピュレータの手先の位置姿勢表す8次元のデータを取得し、これを isoMDS法によって3次元のデータに圧縮した結果である。

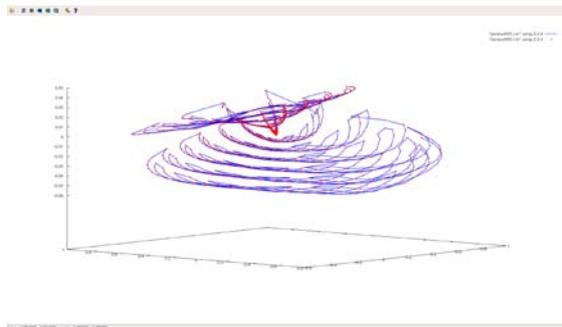


図1 isoMDS法による処理結果

この図を見ればわかるように、特徴的な構造が存在しているとは言い難い結果である。

(2) isoMDS法に比べNMDS法の方が、その内部計算アルゴリズムの特徴から、より多くのデータ数を扱える。(3) isoMDS法、NMDS法ともに、欠損データがある場合に、そのデータの欠落を反映したデータの低次元化が出来ない。従って、そのような状況下では、低次元空間のデータと高次元空間のデータを写像する関数を生成することが困難であることが判明した。そこで、今後は、近年、高次元空間のデータを、非線形の写像関数を用いて低次元空間のデータに変換する手法として注目されているGPLVM法やその改良法を本研究に適用する際に問題となる事項について検討する。

平成22年度は、機能(2)を実現する中心的技術となる、高次元空間のデータを非線形の写像関数を用いて低次元空間のデータに変換する手法として注目されているGPLVM法について検討した。3自由度マニピュレータを視覚情報を用いて制御する際に、3つの関節の角度の3次元データと、マニピュレータの手先の位置姿勢を表す8次元のデータを取得し、データを圧縮することでGPLVM法の性能を検証した。しかし大量のデータがある場合は、GPLVMは最適化計算を伴うため、かなりの計算時間を要することが判明した。そこで、高次元の学習データを非線形の写像関数を用いて低次元空間へ圧縮するKernel PCA法(参考文献(3))に基づく写像推定法について検討した。得られた知見は以下の通りである。

(1) GPLVM法に比べKernel PCA法の方が、処理時間が短い。(2) データ取得する際には、ロボットを空間内でランダムに動作させるのではなく、ある一定の動作をさせて、その状況下でデータ取得する方が低次元空間において視覚的にわかりやすい変換データが得られる。

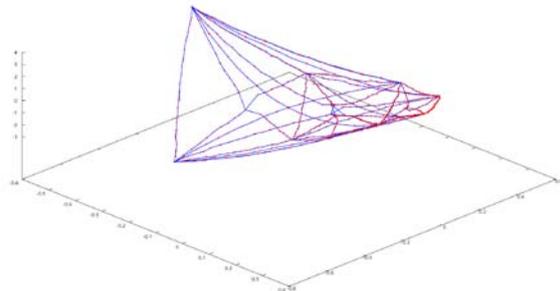


図2 Kernel PCA法による処理結果

図2は、3自由度マニピュレータを視覚情報を用いて手先のある点を中心にして8方向に直線運動させた際に、マニピュレータの手先の位置姿勢を表す8次元のデータを取得し、これをKernel PCA法によって3次元のデータに圧縮した結果である。

この図を見ればわかるように、特徴的な構造が存在している。また、部分的にデータに少量の欠落があっても同様の結果が得られる。

(3) Kernel PCA法により高次元のデータを低次元化できるので、低次元化された高次元のデータ(先述の例では、マニピュレータの手先の位置姿勢を表すデータ)と、もともと低次元のデータ(先述の例では、マニピュレータの関節角度のデータ)の間の写像関係は、既存の方法(例えば、RBFネットワーク)などを用いれば、容易に求めることができる。従って、機能(1)を持つ手法を設計できる見通しが立った。

また、本研究開発期間の最後に、本研究と類似の研究例として参考文献(4)があることを発見した。今後はこの研究例の有効性や、本研究開発に応用できるかを検証する。さらに本研究開発では、実ロボットへの適用が行えなかったため、本課題を継続して研究していく。

参考文献：

(1)田口善弘・大野克嗣・横山和成:非計量多次元尺度構成法への期待と新しい視点、統計数理、第 49 巻第 1 号 pp.133-153, 2001.

(2)T. F. Cox and M. A. A. Cox: Multidimensional Scaling. Chapman & Hall. 2001.

(3)Bernhard Scholkopf, Alexander Smola, Klaus-Robert Muller: Nonlinear Component Analysis as a Kernel Eigenvalue Problem, Neural Computation, Vol. 10, No. 5, pp. 1299-1319, 1998.

(4)Carreira-Perpiñán, M. Á. and Lu, Z.: "Parametric dimensionality reduction by unsupervised regression". IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2010), pp. 1895-1902.

## 5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[その他]

ホームページ等

<http://www.wakayama-u.ac.jp/~ntakayuk/NTGmodeling-j.html>

## 6. 研究組織

### (1)研究代表者

中村 恭之 (NAKAMURA TAKAYUKI)  
和歌山大学・システム工学部・准教授  
研究者番号：50291969

### (2)研究分担者

和田 俊和 (WADA TOSHIKAZU)  
和歌山大学・システム工学部・教授  
研究者番号：00231035

### (3)連携研究者

なし