

## 論文

## サポートベクター回帰による多次元非線形センサの出力推定

村上 知里<sup>\*1)</sup> 金田 泰昌<sup>\*1)</sup>Output estimation for multi-dimensional nonlinear sensors  
using support vector regressionChisato Murakami<sup>\*1)</sup>, Yasuaki Kaneda<sup>\*1)</sup>

Sensor principle modeling and stochastic modeling are known mathematical approaches used in estimating outputs of a sensor. These models can express sensor characteristics well. However, a modeling precision of the sensor principle model is subject to constraints depending on the number of observable physical quantities. On the other hand, the stochastic approach allows models to be constructed with only input and output information in an assembled sensor without facing such constraints. In this study, we investigated accuracies of output estimations using a stochastic model. Support vector regression (SVR), which is a powerful tool used for nonlinear regression, was used as the stochastic model. A multi-dimensional nonlinear displacement sensor with four degrees of freedom was used as a case study for the sensor output estimation.

Average full-scale errors in the output estimation were 2.42% and 4.59% using SVR and the sensor principle model, respectively. In evaluating the full-scale errors, we verified that SVR is a better technique for estimating the output of a multi-dimensional nonlinear sensor.

キーワード：サポートベクター回帰, 出力推定, 多次元非線形センサ

**Keywords** : Capacitive sensors, Displacement measurement, Parameter estimation, Support vector regression, Multi-dimensional nonlinear sensor

## 1. はじめに

計測した物理量から他の物理量を推定し, 出力するセンサがある。例としては, 抵抗や静電容量などの電気量から位置や変位などを推定するセンサが挙げられる。センサの出力値を推定する方法として, テーブル法がよく知られている。テーブル法は, 入力値と対応する出力値を保存し, 計測値が得られれば, これを入力値として即時に出力値が決定される。組込みシステムへの実装が容易となり, 応答性が高いという特徴を持つ。しかし, 組込みシステムにおけるメモリ制限から, テーブルの容量に制限がある。線形センサの場合, 直線的な特性を少ないデータから推測することが容易であるため, テーブルサイズの削減が可能である。しかし, 非線形センサの場合は大規模なテーブルを必要とするため, テーブル法の適用は難しくなる。そこで, センサ特性を数式モデルとして表し, モデルパラメータを保管する方法を利用する。数式モデルを作成する方法として, センサ原理を用いる方法と回帰モデルを用いる方法がある。

センサ原理を用いる方法では, センシングに用いられた物理・化学・電気現象を表す数式モデルが利用される。このモデルパラメータとして, センサ構造や材料物性などの

物理量が組み込まれていることが多い。原理式は簡易化されたものから複雑なものまで様々である。多くの場合, 複雑な原理式は現象を忠実に表現することが可能だが, モデルパラメータの数が増加する。しかし, 複雑なモデルは, センサの応答性を損なう恐れがある。また, モデルパラメータの値が既知である必要がある。

真の物理量と使用した物理量を含むモデルパラメータとの間に差異があると, モデル誤差が生じる。この要因として, センサの組み立て時に使用した固定材や保護材の追加による影響<sup>(1), (2)</sup>や気泡の混入, 劣化<sup>(3)</sup>などが挙げられる。線形センサの場合, 校正時にゲイン補正量やオフセット補正量を計算することで誤差を低減することが容易である。しかし, 非線形センサの場合には, 補正量を割り出すことに大変な労力が必要になる。さらに, 複数の出力変数を持つ多次元非線形センサにおいては, 変数同士が相互に影響を及ぼし合うため, 補正量の計算は困難である。

一方, 回帰モデルを用いる方法では, センサ特性の曲線形状を適当な数式で近似したモデルが利用される。センサの入力値と出力値の統計的關係からモデルを作成する。センサ原理に関する物理量が不明であっても, モデル精度を高めることが可能である。また, 線形から非線形まで, 複雑な特性形状を表現可能なモデルも多く存在する。ただし, どのようなモデルが適切であるか, モデルにどの程度の表現能力があれば出力推定に有効であるかは明確でない。

事業名 平成 27 年度 基盤研究  
\*1) 情報技術グループ

物理量の取得が困難な場合や原理式の表現能力が十分ではない場合には回帰モデルを用いたセンサ出力値の推定を検討したい。その際、回帰モデルを用いた方法とセンサ原理を用いた方法との推定精度はどのように異なるのであろうか。また、これらの手法の利点と欠点はなにか。この二点についての検討結果を報告する。回帰モデルとしてサポートベクター回帰<sup>(4)(5)</sup>を用いた方法を使用した。サポートベクター回帰は、非線形回帰のための強力なツールの一つとして知られている。本報告では、推定精度を誤差率の比較によって評価した。また、例題として、多次元非線形センサである生体用静電容量型変位センサ<sup>(6)</sup>を取り上げ、計算された入力値と出力値における出力推定方法の比較を行った。

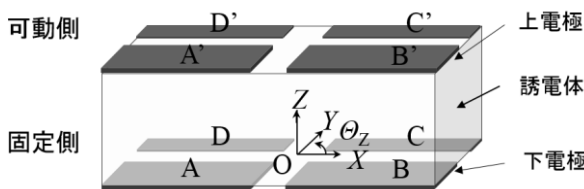
## 2. 生体用静電容量型変位センサとその原理

例題として取り上げたセンサは、生体の骨突出部における4次元の変位を取得するために開発された。生体用変位センサにおいて求められているのは、骨突出部の皮膚表面のある一点にかかる力や変位の方向成分と大きさである。複数のセンサを用いて4次元の変位を求めることは技術的に可能であるが、各センサにおける検出点に変化してしまう。

評価に使用するセンサの概略図を図1に示す。センサは、誘電体（シリコーンジェル、20 mm×20 mm×5 mm）を電極基板で挟んだ構造を持っている。2枚の電極基板にはフレキシブル基板を使用し、それぞれ4個ずつの電極（銅、7 mm×7 mm）が配置されている。固定側の下電極をA, B, C, D、可動側の上電極をA', B', C', D'と定義する。これらの上下電極組が16個の平行平板型コンデンサとして機能する。各コンデンサにおける理論上の静電容量Cは(1)のように記述される。 $\epsilon_0$ は真空中の誘電率、 $\epsilon_r$ はシリコーンジェルの比誘電率、Sは電極面積、Dは各コンデンサの電極間距離である。

$$C = \epsilon_0 \epsilon_r S / D \dots\dots\dots (1)$$

可動面に力が加わると誘電体は変形する。それに伴い、各コンデンサの電極間距離が変化し、静電容量が変化する。



この静電容量を測定量とし、変位量を推定する。したがっ

図1. 多次元非線形センサの概略図

表1. センサの動作範囲

X [mm]	-2.0 ~ +2.0
Y [mm]	-2.0 ~ +2.0
Z [mm]	0 ~ +2.0
$\theta_z$ [deg]	-10 ~ +10

て、16次元の静電容量  $C_1, C_2, \dots, C_{15}, C_{16}$  から、4次元の変位  $X, Y, Z, \theta_z$  を推定する問題になる。センサ特性は強い非線形性を持っており、指数関数型や二次関数型となる。センサのフルスケールを表1に示す。

## 3. 出力推定方法

3.1 サポートベクター回帰による推定 サポートベクター回帰は回帰問題を解くための学習モデルの一つである。事前に取得した訓練データを与え、(2)に示すモデルに当てはめを行う。訓練データはセンサ入力  $\mathbf{x}=(x_1, x_2, \dots, x_d)^T$  とセンサ出力  $\mathbf{y}=(y_1, y_2, \dots, y_d)^T$  とする。

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{x}^{(i)} \in SV} (\alpha_i^+ - \alpha_i^-) k(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}) \dots\dots\dots (2)$$

ここで、 $\alpha_i^+, \alpha_i^-$ はラグランジュ乗数、 $k(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x})$ はカーネル関数である。また、SVは訓練データから得られたサポートベクターの集合を表している。サポートベクターに成り得るサンプルであるかは後述の(4)における $\epsilon$ で決定される。

カーネル関数は(3)に示すような内積関数である。

$$k(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}) = \langle \phi(\mathbf{x}^{(i)}), \phi(\mathbf{x}) \rangle \dots\dots\dots (3)$$

ここで、 $\langle, \rangle$ は内積、 $\phi$ は非線形写像を表している。一般的に、データに対し非線形写像による変換を行うことで線形問題として解くことができる。その際、変換後のデータに関する内積計算を必要とする。そこで、内積計算の代わりに、正定値性を満たす任意の関数でカーネル関数を置換する。カーネル関数にはガウス関数や多項式など、様々な関数を入れ込むことができる。それぞれ、ガウスカーネルや多項式カーネルなどとよばれる。

サポートベクター回帰においても他の回帰問題と同様に、訓練データを再現するような回帰モデルパラメータを算出する。この際、サポートベクター回帰では(4)に示す損失関数  $r_\epsilon$  を使用し、訓練データにおける  $y$  と回帰モデル  $f(\mathbf{x})$  との誤差を減らしていく。

$$r_\epsilon = \begin{cases} y - f(\mathbf{x}) - \epsilon & (\epsilon \leq y - f(\mathbf{x})) \\ 0 & (-\epsilon \leq y - f(\mathbf{x}) < \epsilon) \dots (4) \\ -(y - f(\mathbf{x})) - \epsilon & (y - f(\mathbf{x}) < -\epsilon) \end{cases}$$

(4)を使用することにより、二乗誤差を損失関数とする最小二乗法に比べ、損失値の振れ幅は小さくなる。そのため、モデルパラメータを計算する際、外れ値が過大評価されることを防ぐことができる。また、 $\epsilon$ 以下の誤差に対するペナルティが存在しない。これにより、データに含まれている

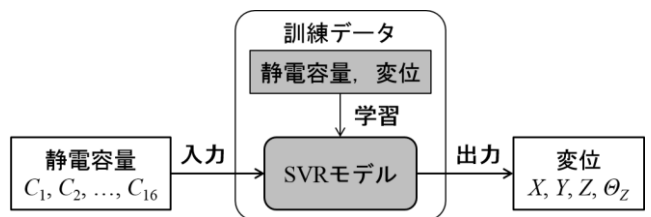


図2. サポートベクター回帰による出力推定の流れ

ランダムノイズを考慮した回帰モデルを作成できる。

本検討では, 訓練データ  $\mathbf{x}$  を 16 次元の静電容量,  $\mathbf{y}$  を 4 次元の変位として組み立てを行った。出力推定の際は入力を静電容量, 出力を変位とした。サポートベクター回帰による出力推定の流れを図 2 に示す。また, カーネル関数は (5) に示す RBF カーネルを使用した。

$$k(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}) = \exp\left(-\gamma\|\mathbf{x}^{(i)} - \mathbf{x}\|^2\right) \dots\dots\dots (5)$$

ここで,  $\gamma$  はあらかじめ適当に設定するパラメータである。

**3. 2 センサ原理による推定** まず, 測定量である静電容量を使用し, (1) から各コンデンサの電極間距離を算出する。ここで, シリコンジェルの比誘電率  $\epsilon_r$  と電極面積  $S$  は既知であるとし, それぞれ  $\epsilon_r = 4.8$ ,  $S = 49 \text{ mm}^2$  とする。この電極間距離が示しているのは, 下電極の中心点から上電極の中心点までの距離である。下電極の中心座標を  $(x_i, y_i, z_i)$ , 変位後の上電極の中心点座標を  $(x'_u, y'_u, z'_u)$  とすると, 三次元座標における二点間の距離の方程式 (6) を立てることができる。

$$(x'_u - x_i)^2 + (y'_u - y_i)^2 + (z'_u - z_i)^2 = D^2 \dots\dots\dots (6)$$

ここで, 固定側である下電極の座標は既知であるが, 変位後の上電極座標は未知である。そのため, 同じ上電極を使用している 3 個のコンデンサによる三元連立方程式を(6)から組み立てることで, 変位後の上電極中心点座標  $(x'_u, y'_u, z'_u)$  を得ることができる。その後, (7) を変位  $X, Y, Z, \theta_Z$  について解く。

$$\begin{pmatrix} x'_u \\ y'_u \\ z'_u \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta_Z & -\sin \theta_Z & 0 & 0 \\ \sin \theta_Z & \cos \theta_Z & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & X \\ 0 & 1 & 0 & Y \\ 0 & 0 & 1 & Z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_u \\ y_u \\ z_u \\ 1 \end{pmatrix} \dots\dots\dots (7)$$

ここで,  $(x_u, y_u, z_u)$  は初期 (変位がかかっていない) 状態の上電極中心点座標である。

**4. 評価方法**

訓練データとして, 表 2 に示す変位の組み合わせを使用した。行は変位を示しており, 列は各変位の状態を示す。4 次元の変位  $X, Y, Z, \theta_Z$  はそれぞれ 5 状態あるため, 変位の組み合わせは合計で  $5^4=625$  点である。625 点の変位の組み合わせを基に, 各コンデンサの電極間距離を求めた。その後, (1)に当てはめ, 静電容量を算出した。この訓練データはサポートベクター回帰モデルの学習のために使用した。

一方, 評価データは表 3 に示す変位の組み合わせ (ただし,  $X: 0 \text{ mm}, Y: 0 \text{ mm}, Z: 1.2 \text{ mm}, \theta_Z: 0 \text{ deg}$  の条件を除く) 624 点を使用した。評価データはサポートベクター回帰による出力推定, センサ原理による出力推定のそれぞれの入力値として使用し, 変位の推定値と真の変位データとの誤差率を算出した。誤差率には(8)に示す%フルスケール誤差を使用した。

$$FSE = \frac{|\hat{x} - x|}{x_{FS}} \times 100 \dots\dots\dots (8)$$

ここで,  $\hat{x}$  は推定値,  $x$  は真値,  $x_{FS}$  は各変位のフルスケールである。%フルスケール誤差 1%は絶対誤差として  $X: 0.04 \text{ mm}, Y: 0.04 \text{ mm}, Z: 0.02 \text{ mm}, \theta_Z: 0.2 \text{ deg}$  に相当する。開発には統計ソフトウェア R, サポートベクター回帰のためにパッケージ kernlab を使用した。また, サポートベクター回帰モデルの学習において, パラメータ  $\epsilon, \gamma$  は試行錯誤的に選択を行った。

**5. 結果**

サポートベクター回帰モデルのパラメータ  $\epsilon$  は 0.01 とした。また, パラメータ  $\gamma$  は各変位のフルスケールと特性形状

表 2. 訓練データの変位条件

X [mm]	-2.0	-1.0	0	1.0	2.0
Y [mm]	-2.0	-1.0	0	1.0	2.0
Z [mm]	0.5	0.8	1.2	1.6	2.0
$\theta_Z$ [deg]	-10	-5.0	0	5.0	10

表 3. 評価データの変位条件

X [mm]	-1.8	-0.9	0	0.9	1.8
Y [mm]	-1.8	-0.9	0	0.9	1.8
Z [mm]	0.6	0.9	1.2	1.5	1.8
$\theta_Z$ [deg]	-8.0	-4.0	0	4.0	8.0

変位条件の組み合わせにおいて X: 0 mm, Y: 0 mm, Z: 1.2 mm,  $\theta_Z: 0 \text{ deg}$  の 1 条件は除く

表 4. センサのフルスケールに対する平均誤差率 [%]

出力推定手法	X	Y	Z	$\theta_Z$
サポートベクター回帰による推定	0.47	0.47	2.29	2.42
センサ原理による推定	4.59	4.59	0.00	0.00

が異なるため、変位ごとに別の数値  $X: 0.06$ ,  $Y: 0.06$ ,  $Z: 0.43$ ,  $\theta_Z: 0.48$  を採用した。

評価データ 624 点におけるサポートベクター回帰による出力推定、センサ原理による出力推定の平均フルスケール誤差を表 4 に示す。サポートベクター回帰による出力推定では  $X: 0.47\%$ ,  $Y: 0.47\%$ ,  $Z: 2.29\%$ ,  $\theta_Z: 2.42\%$ , センサ原理による出力推定では  $X: 4.59\%$ ,  $Y: 4.59\%$ ,  $Z: 0.00\%$ ,  $\theta_Z: 0.00\%$  であった。

## 6. 考察

平均フルスケール誤差の最大値は、サポートベクター回帰による出力推定では 2.42%, センサ原理による出力推定では 4.59% となり、サポートベクター回帰による出力推定はセンサ原理による出力推定に比べて推定誤差が小さくなることが確認された。したがって、サポートベクター回帰を用いる方法は多次元非線形センサの出力推定への適用が可能であると思われる。

センサ原理による出力推定は、原理式 (1) を用い、数値的に変位を算出する方法であった。本報告における評価では、入力値として真値から逆算した静電容量を使用しているため、直感的には、表 4 で示される推定誤差よりも小さくなるはずである。推定誤差が生じた理由として、次のことが挙げられる。一つ目に、計算誤差の発生である。(1)(6)(7)を使用し変位について解いたが、それぞれの数値計算において計算誤差が発生したことが考えられる。二つ目に、(6)(7)に示すモデルがセンサで起こる現象を完全に表現できていないことである。その結果、モデルと現象との差異により、モデル誤差が発生したと考えられる。今回、シリコーンジェルの比誘電率  $\epsilon_r$  は既知として出力推定を行った。比誘電率はシリコーンジェルの単一材料で計測された数値であるため、組み立てられたセンサにおいては電極の固定材などの影響を受けて実際の比誘電率との差異が発生することが考えられる。さらに長期的にはシリコーンジェルが劣化するため、モデル誤差の増加につながる。しかし、センサ組み立て後における材料特性値の計測は難しいため、正確な値の取得が期待できず、モデル誤差の削減は難しい。

一方、回帰モデルによる出力推定は、センサの入出力値を訓練データとして使用し、あらかじめ回帰モデルを学習する方法である。センサ特性を事前に取得することが可能であれば、多くのセンサ出力推定に適用可能な方法である。センサ原理を用いた方法と同様に、回帰モデルと実際のセンサの挙動との間に差異がある場合はモデル誤差が発生する。そのため、回帰モデルはセンサ特性を十分に表現できなければならない。本報告では、例題とした多次元非線形センサの特性形状（指数関数型や二次関数型）をサポートベクター回帰モデルにより表現可能であることが確認できた。センサの組み立て後、センサ特性に変化が起ったとしても、訓練データを再取得することで対応できる。しかし、どの程度の訓練データ数を使用すれば所望の出力推定

精度を得られるのか、適当に定めるモデルパラメータをどのように設計するのかなど、試行錯誤的な事前検討が必要である。そして、これはセンサの特性形状や再現性、確度に依存することが予想される。

最後に、センサ原理による出力推定では、ランダムノイズを含む測定データを使用した出力推定の際、ノイズに対し有効な別の処理を追加する必要がある。一方、サポートベクター回帰はランダムノイズや外れ値を含むデータに対しロバストであるという特徴がある。測定値を使用したロバスト性の評価については今後、検討する予定である。

## 7. まとめ

本報告では、サポートベクター回帰を用いた方法とセンサ原理を用いた方法との推定精度を検討した。推定精度の評価のため、多次元非線形センサを取り上げ、16 次元の静電容量から 4 次元の変位を推定する問題を例題とした。計算された静電容量と変位について出力推定を実行し、フルスケール誤差による評価を行った。平均フルスケール誤差はサポートベクター回帰による出力推定で 2.42%, センサ原理モデルによる出力推定で 4.59% であった。フルスケール誤差の評価において、サポートベクター回帰を用いる方法は多次元非線形センサの出力推定への適用に耐えうると思われる。今後は、訓練データ数およびモデルパラメータの検討、多次元非線形センサの測定値での出力推定方法の比較を行う予定である。

(平成 28 年 7 月 6 日受付, 平成 28 年 7 月 22 日再受付)

## 文 献

- (1) 安藤幸也, 新帯亮, 薫田智仁: 「高感度センサにおける微小接着層の影響」, デンソーテクニカルレビュー, Vol.9, No.2, pp.110-113 (2004)
- (2) 下条誠: 「触覚センサにおける弾性体カバーの空間周波数フィルタリング効果」, 日本機械学会論文集, Vol.59, No.567, pp.3458-3463 (1993)
- (3) 酒井武信, 河本洋: 「圧電材料の繰り返し疲労試験方法と特性変化」, 日本セラミックス協会学術論文誌, Vol.105, No.1227, pp.1032-1036 (1997)
- (4) 伊藤健太郎, 中野良平: 「サポートベクトル回帰におけるハイパーパラメータの最適化法」, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.102, No.508, pp.7-12 (2002)
- (5) 赤穂昭太郎: 「カーネル多変量解析」, pp.85-103 (2008)
- (6) C. Murakami, Y. Ishikuro, M. Takahashi: "Feasibility of novel four degrees of freedom capacitive force sensor for skin interface force," Biomed Eng Online, Vol.11, No.90 (2012)