

# ヒューマノイドロボットによる触覚情報を用いた 物体抱え上げの予測およびデータ収集法

Prediction and data collection of lifting-up an object using  
tactile information with humanoid robot

○ 皆川 正太郎 (静岡大)      小林 祐一 (静岡大/理研 RTC)  
金子 透 (静岡大)

Shotaro MINAKAWA, Shizuoka University  
Yuichi KOBAYASHI, Shizuoka University / RIKEN RTC  
Toru KANEKO, Shizuoka University

In this paper, we propose a method for predicting result of lifting-up an object by using the data collected in advance. In the case of actual robot system, it is difficult to collect a large amount of data, and hence we propose a method for efficient data collection based on the observation data. In this method, tactile information is acquired while lifting-up an object with humanoid robot to collect data in advance. Using the sensor information, the robot estimates a posture that will be effective for predicting result of lifting-up by an analysis on the collected data after collecting a certain amount of data. Prediction of lifting-up is based on canonical correlation analysis with tactiles sensor information and image information which is acquired after the lifting-up motion. The proposed method was verified by experiment using humanoid robot equipped with tactile sensors.

**Key Words:** Humanoid robot, Motion generation, Learning, Tactile sensor, Object manipulation

## 1 緒言

近年、日本は高齢化が進んでおり、政府の調査 [1] によれば平成 25 年には高齢化率は 25.1%と予想されており要介護者は年々増加している。要介護者が増加する中、少子化の影響もあり介護者不足が問題となってきた。また、介護の作業は肉体的負担が大きいため、更なる介護者不足の原因となっている。これらの問題に対処するため、パワーアシスト [2] や介護における着座支援システム [3] などの研究が行われている。

介護作業に注目すると、特に抱え上げ動作は介護者にとって辛い作業となる。抱え上げ動作は要介護者をベッドから車椅子に移動させる場合などに必要とされるが、何度も繰り返せば重労働になるからである。そこで抱え上げ動作をロボットが行うことができれば介護者の負担軽減が期待できる。抱え上げを行うことができるロボットの例として RIBA がある [4]。この RIBA は人をベッドや車椅子から抱え上げ、移動し、抱え下ろす一連の移乗作業を行うことができるが、操作者が必要となる。そこで、自律的な抱え上げを行うことができれば操作者が必要なくなるため、さらなる負担軽減が期待できる。しかし、物体操作において、対象の挙動に関する事前のモデル化が困難であるという問題がある。この問題に対処するための方法として、物理モデルに頼らない経験ベースの動作生成方法が考えられる。

経験ベースで制御則を構成する研究として、植松らは触覚センサ情報からの特徴抽出により、ヒューマノイドロボットにおける物体操作の結果予測および行動修正を行う手法を提案し、シミュレーションによって検証した [5]。植松らの手法では、まずオフラインでの処理として事前に抱え上げ動作を行い、物体の最終的な位置姿勢情報のクラスタリング結果と取得した触覚センサおよび位置姿勢情報から特徴空間を構成する。ここで触覚情報を用いて物体を抱え上げる直前に動作の成功・失敗を予測する。位置姿

勢情報は抱え上げ後の物体の状態を表す指標である。そして、オンラインでの処理では、抱え上げ動作途中の触覚センサ情報を特徴空間に写像して動作の成功・失敗を予測し (Fig.1), 失敗が予測される場合には行動を修正する。しかし、植松らの研究ではシミュレータのみでしか検証を行っておらず、実機では行っていない。そこで、実機での検証が必要である。また、植松らはシミュレータ上で乱数で多数のサンプルを取得したが、実機で行う際には効率よくデータを収集することが求められる。

本研究では実機ヒューマノイドロボットを用いることを前提とし、事前に収集したデータを用いて抱え上げの結果予測を行う手法および観測データに基づいた効率的なデータ収集法を提案する。本手法ではまず、事前に実機ヒューマノイドを用いて抱え上げ動作を行い、触覚および視覚情報を取得することを繰り返し行い、データを収集する。その際、効率よくデータを収集するため、一定数のデータを収集後は集めたデータに対して分析を行って抱え上げ動作の結果予測に有効となりうるデータを推定し、推定結果を利用してデータを収集する。ここで、触覚情報は物体との接触状態を表す指標として、視覚情報は抱え上げ後の物体の状態を表す指標として利用する。そして、事前に収集した触覚情報と視覚情報の相関を求め、その結果と抱え上げ動作途中の触覚情報からその後の抱え上げの結果予測を行う。

## 2 問題設定

### 2.1 ロボットの観測情報

本研究では、Aldebaran Robotics 社製の小型ヒューマノイドロボット Nao を用いる (Fig.2)。抱え上げ対象は物体とする。物体の寸法は 45 × 85 × 670mm、重さは 607g である。物体は台座の上に配置し、台座の高さは 350mm である。また、物体はロボットの腕駆動後、ロボットの正面に配置し、物体とロボット

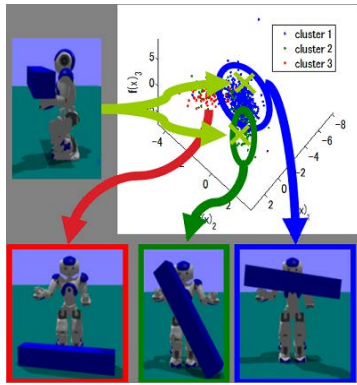


Fig.1 Prediction of result using feature [5]

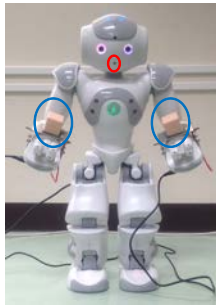


Fig.2 Humanoid with tactile and visual sensors



Fig.4 Success



Fig.5 Failure

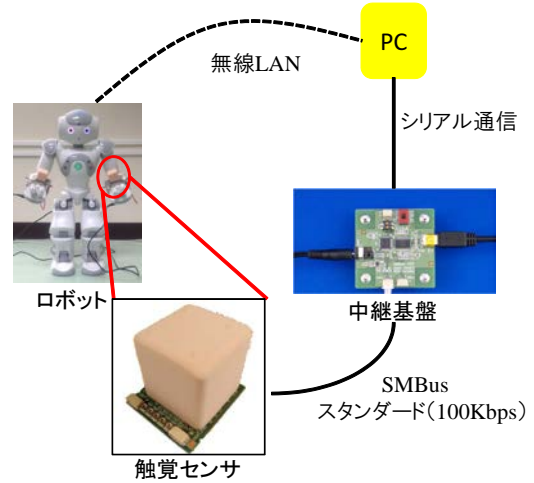


Fig.6 Configuration

との相対位置は固定とする。センサはロボットに搭載されているカメラと触覚センサであるタッチエンス社の「ショックキューブ」を用いる。カメラの位置は Fig.2 の赤丸の位置である。使用した触覚センサを Fig.3 に示す。センサは片腕に 1 個ずつの計 2 個使用する。触覚センサの取り付け部は Fig.2 の青丸の位置である。カメラでは画像を取得し、画像中に占める物体の画素数 [pixel] を、触覚センサからは物体の重さによるセンサの z 方向の変位 [mm] を得る。ここで、物体の画素数は抱え上げ後の物体の状態を表し、この画素数から抱え上げの成否を判断するものとする。抱え上げの成功時・失敗時の取得画像を Fig.4, Fig.5 に示す。画像サイズは  $320 \times 240$  pixel である。Fig.4 は物体とカメラとの距離が近いので、画像全体に物体が写っている。Fig.4, Fig.5 の取得画像から色情報を用いて、物体の画素数を算出する。物体の画素数は 1 次元、変位は計 9ヶ所で測定され、センサの個数は 2 個のため  $9 \times 2 = 18$  次元とする。全体の機器構成を Fig.6 に示す。

## 2.2 抱え上げ動作の生成方法

抱え上げ動作は、初期姿勢への移行、腕の駆動、触覚センサに物体が接触する高さまでの立ち上がり、直立の 4 段階を経て行う

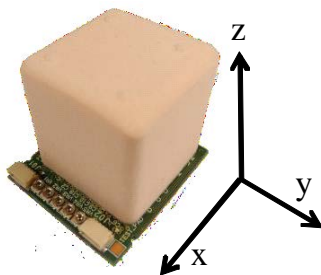


Fig.3 Tactile sensor

ものとする。動作手順を以下に示す。

1. 初期姿勢に移行する (Fig.7) .
2. 手首座標系が胸部座標系に対して水平という条件の下で、腕を駆動する (Fig.8) . 腕の駆動は可動範囲 (x 座標・y 座標共に 0-60mm の範囲とした) 内で、初期姿勢からの相対的な手先位置 (X, Y) を指定することで行う。また、抱え上げ物体は腕の位置は左右対象となるように駆動する。
3. 触覚センサに物体が接触する高さまで立ち上がり、触覚センサに物体を接触させる (Fig.9) . そして、接触を検知した姿勢で停止し、触覚センサ値を取得する。
4. 直立させ、抱え上げを行う (Fig.10) . ここでカメラを使用し、画像を取得する。

## 3 抱え上げ動作の結果予測および観測データに基づいた効率的なデータ収集

まず、訓練データとして触覚センサ値と物体の画素数の組を取得し、データの収集を行う。また、テストデータとして触覚センサ値を取得し、データの収集を行う。そして、収集した訓練データに CCA (Canonical Correlation Analysis) [6] を適用し、触覚センサ値と物体の画素数との相関を導出する。その後、CCA の結果をテストデータに利用し、抱え上げ動作の成否を予測する。



Fig.7 Initial posture



Fig.8 After driving arms

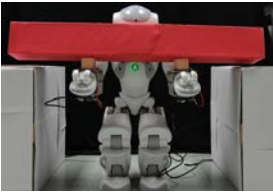


Fig.9 When sensors contact with an object

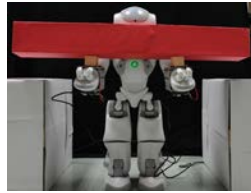


Fig.10 After lifting-up an object

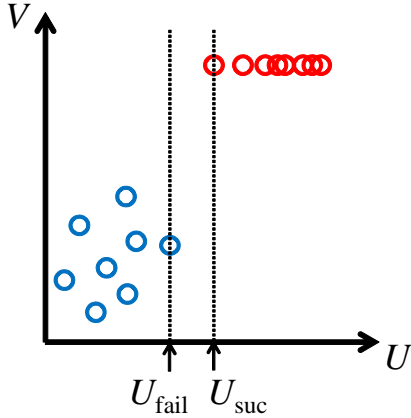


Fig.11 Prediction of lifting-up motion based on CCA

### 3.1 観測データに基づいた効率的な訓練データの収集

訓練データは触覚センサ値と物体の画素数の組として得られる。観測データに基づいた訓練データの収集を行うためには、抱え上げの成功と失敗を含むデータがいくつか必要となる。そのため、訓練データの収集は2段階に分けて行う。第1段階は成功と失敗を含むデータを収集できるように手先位置を決定し、2.2節の動作手順に従ってデータを  $k$  個収集する。抱え上げの成功か失敗かについては物体の画素数に一定の閾値  $j$  を設けることで判別した。第2段階の手順は以下に示す。

1. 第1段階で収集した  $k$  個の訓練データに対して CCA を適用する<sup>1</sup>。CCA にもとづいた動作結果予測の過程を Fig.11 に示す。図中赤の丸は抱え上げ動作成功を表し、青の丸は失敗を表す。
2. Fig.11 の失敗と成功の境界となっている失敗側の  $U$  を  $U_{fail}$ 、成功側の  $U$  を  $U_{suc}$  とし、 $U_{fail}$  と  $U_{suc}$  のそれぞれに対して一様分布に従う乱数  $e$  を加え、 $U_{fail}$ 、 $U_{suc}$  の近傍となるような触覚センサ値  $\mathbf{x}_{fail}$ 、 $\mathbf{x}_{suc}$  を導出する。

$$\mathbf{x}_{fail} = \mathbf{w}_x^{T+}(U_{fail} \pm e) + \mathbf{x}_{ave} \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_{suc} = \mathbf{w}_x^{T+}(U_{suc} \pm e) + \mathbf{x}_{ave} \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{A}^+$  は行列  $\mathbf{A}$  の擬似逆行列を表す。

3.  $\mathbf{x}_{fail}$ 、 $\mathbf{x}_{suc}$  に対応する手先位置を  $\mathbf{z}_{fail}$ 、 $\mathbf{z}_{suc}$  とし、次式より  $\mathbf{z}_{fail}$ 、 $\mathbf{z}_{suc}$  を導出する。 $c_i$  は  $\sum_{i=1}^k c_i = 1$  となる制約の下で決定される [7]。

$$\mathbf{x}_O = \sum_{i=1}^k c_i \mathbf{X}_{N(i)}, \mathbf{z}_O = \sum_{i=1}^k c_i \mathbf{z}_{N(i)} \quad (3)$$

ここで、 $\mathbf{x}_{N(i)}$ 、 $\mathbf{z}_{N(i)}$  は  $\mathbf{x}_{fail,suc}$ 、 $\mathbf{z}_{fail,suc}$  の近傍の  $\mathbf{x}$ 、 $\mathbf{z}$  である。○ は fail, suc のいずれかを表す。

<sup>1</sup>CCA を適用する前に触覚センサ値に対しては PCA (Principal Component Analysis) [6] を適用し、2次元のベクトルに変換する。

4. 導出した手先位置を用いて、2.2節の動作手順に従ってデータを収集する。
5. 1. の  $k$  個のデータに 4. で収集したデータを追加し、1. 同様に CCA を適用する。そして、2-4 を繰り返し行い、データを収集する。

第2段階で収集する訓練データを  $l$  個とする。以後、収集した訓練データを触覚センサ値集合  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \cdots \mathbf{x}_n] \in \mathbf{R}^{18 \times n}$  と画素数集合  $\mathbf{Y} = [y_1 \cdots y_n] \in \mathbf{R}^n$  と表記する。ここで  $n$  は訓練データの収集の合計試行回数で  $n = k + l$  である。

### 3.2 テストデータの収集

テストデータは触覚センサ値のことである。腕の位置は可動範囲内でランダムに決定し、2.2節の動作手順に従ってデータを収集する。以後、収集したテストデータを触覚センサ値集合  $\mathbf{X}_{test} = [\mathbf{x}_1 \cdots \mathbf{x}_m]^T \in \mathbf{R}^{18 \times m}$  と表記する。ここで  $m$  は試行回数である。また、テストデータの収集の際、抱え上げ結果を記録する。

### 3.3 抱え上げ動作の結果予測

収集した訓練データ、テストデータの触覚センサ値に対して PCA を適用して2次元のベクトルに変換し、 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \cdots \mathbf{x}_n]^T \in \mathbf{R}^{2 \times n}$ 、 $\mathbf{X}_{test} = [\mathbf{x}_1 \cdots \mathbf{x}_m]^T \in \mathbf{R}^{2 \times m}$  とする。 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \cdots \mathbf{x}_n]^T \in \mathbf{R}^{2 \times n}$ 、 $\mathbf{Y} = [y_1 \cdots y_n] \in \mathbf{R}^n$  に CCA を適用する。そして CCA の結果を用いて、テストデータ  $\mathbf{X}_{test} = [\mathbf{x}_1 \cdots \mathbf{x}_m]^T \in \mathbf{R}^{2 \times m}$  から  $U$  を推定し、抱え上げ動作の成否を予測する。成否の予測は  $U$  に対して閾値を設けることで行い、閾値は訓練データに CCA を適用した結果の  $U_{fail}$ 、 $U_{suc}$  を用いて  $(U_{fail} + U_{suc})/2$  とする。上記の方法は以後方法 A とする。

方法 A の場合、PCA による低次元化で成否予測にとって適切な写像になっている保証はない。そのため本来の18次元の触覚センサ情報を用いての予測方法として方法 B も行う。方法 B の手順を以下に示す。収集した訓練データである  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \cdots \mathbf{x}_n]^T \in \mathbf{R}^{18 \times n}$ 、 $\mathbf{Y} = [y_1 \cdots y_n] \in \mathbf{R}^n$  に CCA を適用する。そして CCA の結果を用いて、テストデータ  $\mathbf{X}_{test} = [\mathbf{x}_1 \cdots \mathbf{x}_m]^T \in \mathbf{R}^{18 \times m}$  から  $U$  を推定し、抱え上げ動作の成否を予測する。成否の予測は方法 A と同様の手順を用いる。

## 4 実験

### 4.1 実験条件

提案手法により訓練データ、テストデータを収集した。試行回数は  $n = 30$  ( $k = 8, l = 22$ )、 $m = 50$  である。また、提案手法とは別に腕の位置を  $x$ 、 $y$  座標共に 0-60mm の範囲を 10mm 刻みの 49 パターンで 2.2節の動作手順に従って均一格子状に訓練データを収集した。尚、画素数が  $j = 78600$  より少ないデータは抱え上げ失敗と判断した。2種類の訓練データを用いて、テストデータの抱え上げ動作の結果予測を2通りの方法で行った。そして、抱え上げ動作の予測結果とテストデータの収集時に記録した抱え上げ結果と比較し、正答率を求めた。

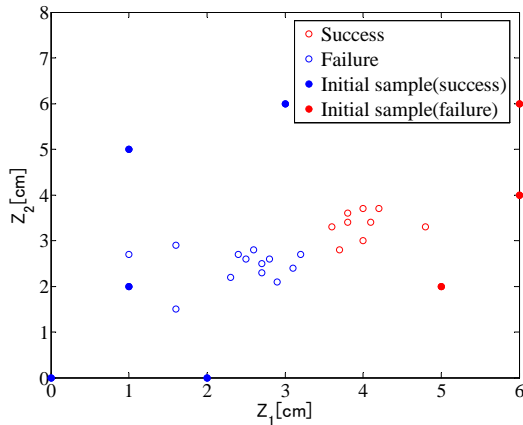
### 4.2 実験結果

抱え上げの結果予測の正答率を Table 1 に示す。Table 1 から、方法 A の場合、提案手法の訓練データは均一格子状の訓練データよりも少ないデータ数で高い正答率を得ていることがわかる。2種類の訓練データを収集した際の手先位置を Fig.12, Fig.13、テストデータを収集した際の手先位置を Fig.14、訓練データ数に対する正答率の推移を Fig.15 に示す。Fig.12, Fig.13 中の丸は赤が成功、青が失敗を表す。Fig.12 の塗りつぶされたものは第1段階のデータである。Fig.15 では方法 A の場合を青、方法 B の場合を赤でプロットした。Fig.12 と Fig.13 を比較すると Fig.12 の方は成功・失敗の境界付近にデータが集中していることがわかる。これは提案手法によって成功と失敗の予測のために有効なデータを効率よく収集できたためであると考えられる。

また Fig.15 から方法 A、方法 B ともにデータ数が増加することで正答率が上がっていることがわかる。Table 1 の正答率

**Table 1** Rate of correct prediction

	方法 A の正答率	方法 B の正答率
提案手法	98(49/50)[%]	94(47/50)[%]
均一格子状	94(47/50)[%]	98(49/50)[%]

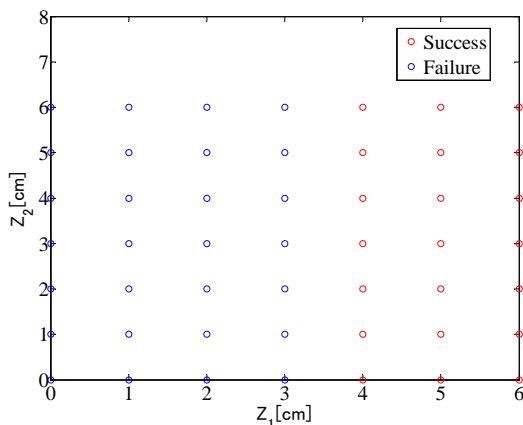


**Fig.12** Position of arm (Proposed method)

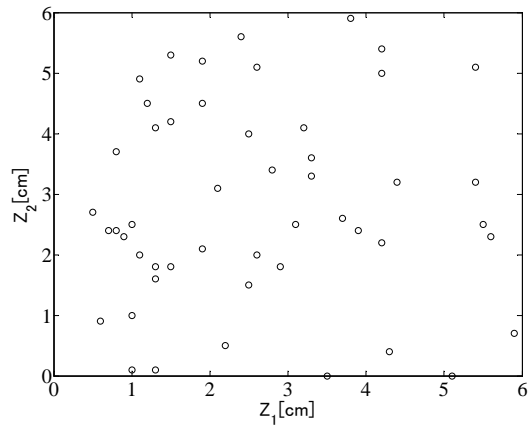
に関しては方法 A と方法 B では PCA により 2 次元に変換した方法 A の方が良いという結果となったが、条件が変われば元の 18 次元の情報を利用する方法 B の方が良い結果となることも考えられる。そのため、今回とは異なる条件でデータを収集し、方法 A と方法 B のどちらが良いかを検討する必要がある。

## 5 結言

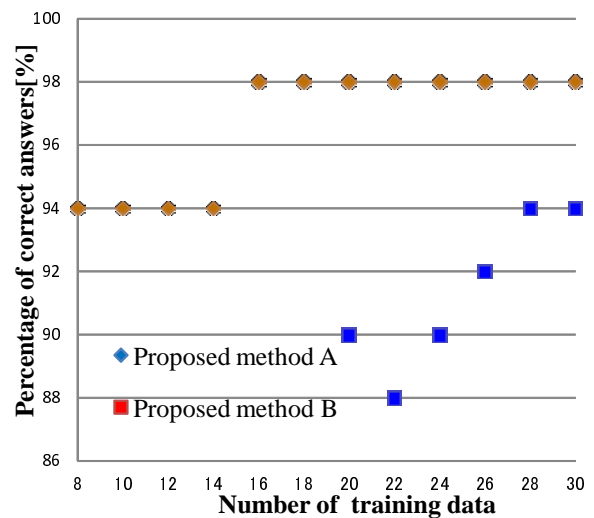
本研究ではセンサ情報を用いて実機ヒューマノイドロボットにおける物体抱え上げの結果予測を行う手法を提案した。実験により提案手法の検証を行い、抱え上げ動作の結果予測を 90% 以上の正答率で達成した。また、観測データを分析し、成否の予測のために有効なデータを推定した結果を用いることで効率よくデータ収集することに成功した。提案手法を用いた場合の結果と提案手法を用いない場合の結果を比較することで提案手法の有効性を示した。今後の課題として、抱え上げ動作の結果予測だけでなく、失敗する場合の行動修正があげられる。そのためには腕の違いによるセンサ値の傾向だけでなく、物体の位置の違いによるセンサ値の傾向取得も必要だと考えられる。また、異なる条件での結果



**Fig.13** Position of arm (Uniform grid shape)



**Fig.14** Position of arm (test data)



**Fig.15** Relation between number of training data and rate of correct prediction

予測の方法の検討があげられる。

## References

- [1] 平成 25 年版 高齢社会白書 (全体版), 内閣府, 2012.
- [2] 島津翔太, 朱赤, 岡田有司, 吉岡将孝, 西川知宏, 鈴木俊活, 吉川裕一郎: “最小限筋電センサによる昇降動作時における肘関節のパワーアシスト”, ロボティクスシンポジウム予稿集, Vol.17, pp.345-350, 2012.
- [3] 中後大輔, 尾崎肇, 横田祥, 末廣尚士, 高瀬國克: “介護における着座支援システムの制御”, ロボティクスシンポジウム予稿集, Vol.15, pp.470-475, 2010.
- [4] Toshiharu Mukai, Shinya Hirano, Morio Yoshida, Hiromichi Nakashima, Shijie Guo and Yoshikazu Hayakawa: “Tactile-Based Motion Adjustment for the Nursing-Care Assistant Robot RIBA”, Proc. of 2011 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.5435-5441, 2011.
- [5] Shigeyuki Uematsu, Yuichi Kobayashi, Akinobu Shimizu, Toru Kaneko: “Prediction of object manipulation using tactile sensor information by a humanoid robot”, Proc. of IEEE Int. Symp. on Robotics and Sensors Environments, pp.37-42, 2012.
- [6] 永田 靖, 棟近 雅彦, 「多変量解析法入門」, サイエンス社.
- [7] Dick De Ridder, Robert P. W. Duin: “Locally Linear Embedding For Classification”, 2002.