

ロボット自身の行動に起因する センサ情報を識別する機構

北澤 雄司*

向井 淳†

今井倫太‡

慶應義塾大学 理工学部[§] * ‡慶應義塾大学大学院 理工学研究科[¶] †

1 はじめに

現在、ロボットには多数のセンサが搭載されている。しかし、センサで外部からの働きかけに関する情報のみを得たいにもかかわらず、ロボット自身の行動に起因するセンサの値を取得してしまう場合がある。例えばタッチセンサが肘に搭載されている場合、肘をロボットが曲げると外部からの働きかけが無い場合でもセンサの値を取得してしまうことがある。

また、時間の経過によりセンサの位置や性能などが変化してしまうことがある。したがってセンサの位置などを工夫することで、ロボット自身の動作によるセンサ入力が無いようにできたとしても、経年変化によって問題が起きることがある。

そこで本研究では、外部からの働きかけに起因するセンサ入力とロボット自身の行動に起因するセンサ入力を分類することを目的とするシステム RECSOM を提案する。RECSOM においてセンサ値を常に学習することにより、経年変化前と変わらず分類をすることができると考えられる。

2 関連研究

センサについて、特にダブルタッチに関する研究が開ら [1] により行われている。例えば自分の右手で自分の左足を触るような状況が起こるとき、人間は右手及び左足の触覚が同時に反応してしまうのを防いでいる。ロボットでも、同様な状況に対処するには自分自身による働きかけに起因するセンサ入力と、外部からの働きかけに起因するセンサ入力を区別できなければならない。

3 設計と実装

3.1 全体のシステム構成

本研究ではロボットにタッチセンサを取り付け、ロボットの状態およびセンサ値を、モータ角度とセンサデータによる1つの多次元ベクトルで構成されるベクトル群で表現する。また、外部からの働きかけに起因するセンサ入力とロボット自身の行動に起因するセンサ入力の分類には自己組織化マップを用いる。

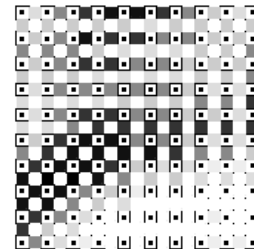


図1 可視化した学習後の自己組織化マップ

3.2 自己組織化マップ

自己組織化マップを用いると、学習により入力ベクトルに似たベクトルを似たもの同士が集まったマップを作成することができる [2]。本研究では、外部からの働きかけが無いときのベクトル群データを基にマップを作成した。図1に学習したマップを可視化したものを示す。黒い点がノードを表し、ノード間の色が黒色に近いほどノード間の距離が離れていて、白色に近いほどノード同士が似ていることを表している。

3.3 閾値

入力ベクトルから生成されたマップのベクトルに対して、別のベクトルからのユークリッド距離を用いると、入力ベクトルに対してそのベクトルがどれくらい離れているかが分かる。本研究では入力ベクトルには外部からの働きかけが無いときのセンサ入力を用いているので、閾値より大きく離れているベクトルを外部からの働きかけがあるときのセンサ値として判断する。

4 評価

実装の際には、ロボットとして Robovie-M、タッチセンサとして KINOTEX を用いた。ロボットの肘を含む腕の部分にタッチセンサを取り付け、ロボットの状態およびセンサ値に関する情報を、モータの角度と10個のセンサデータによる1つの11次元ベクトルで構成されるベクトル群で表現した。モータの角度の最小値は0度、最大値は180度で、センサ値の最小値は0、最大値は2048であり、それぞれの数値をそのままベクトルの数値として扱った。

以降ではセンサの状態は、外部からの働きかけがない

*Yuji Kitazawa

†Jun Mukai

‡Michita Imai

§Faculty of Science and Technology, Keio University

¶Graduate School of Science and Technology, Keio University

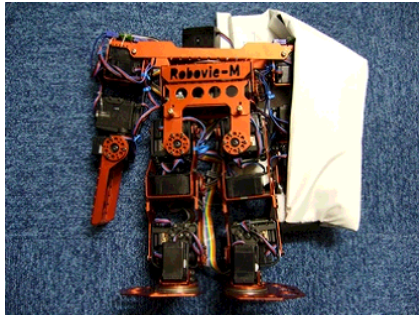


図 2 KINOTEX を腕に搭載した Robovie-M

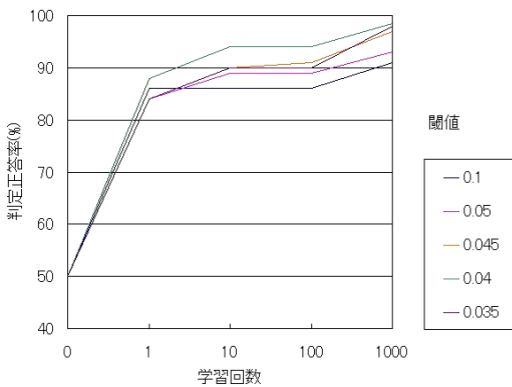


図 3 正しく判定できた割合の総合値

無接触状態と、外部からの働きかけがある有接触状態の二つの状態に分けて説明する。

まず、無接触状態でのセンサ入力を含むベクトルを 150 個用いて SOM の学習を行った。このときモータ角度を、0 度、77 度、93 度、109 度、141 度の間を変化させるようにした。その後、同様のモータ角度の条件下で生成した無接触状態及び有接触状態でのセンサ入力が入り混ざる合計 180 個のベクトルを、予め学習しておいた SOM を用いて分類した。

学習回数が増えるに従って、判定正答率が上がっていくことが分かる。閾値と学習回数が適切に設定されているときには、総合値において 95 パーセント以上の確率で二種類のベクトルを分類できていることが分かる。図 4 で学習回数が少ない場合でも正しく判定できた割合が高いのは、学習前のマップのノードに入力ベクトルに近いベクトルがないことから、判定するベクトルが閾値より大きくなるが多いためと考えられる。逆に、図 5 ではマップのノードに入力ベクトルに近いものがないと判定できないため、学習回数が増えるにつれて判定正答率も上がっていく結果となったと考えられる。

同じ学習回数で正答率が最も高くなった閾値は 0.04 であった。また学習回数を上げていく際に 500 回以降は正答率の上昇があまり見られなかったことから、学習回数は 500 回程度でよいと考えられる。センサが増えたり関節が増えたりするとベクトルの次元が増えるので閾値は多少増える可能性があるが、少し次元が増えた程度では数値は大きく変わることはないと考えられる。学習のア

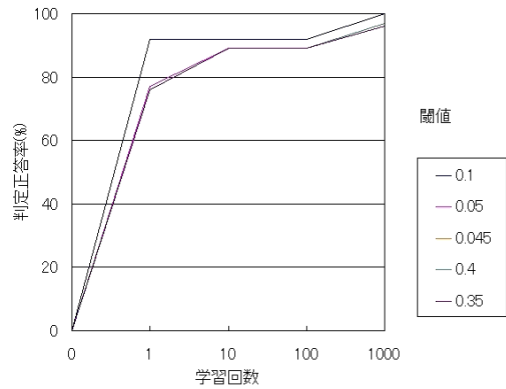


図 4 無接触状態の時に正しく判定できた割合

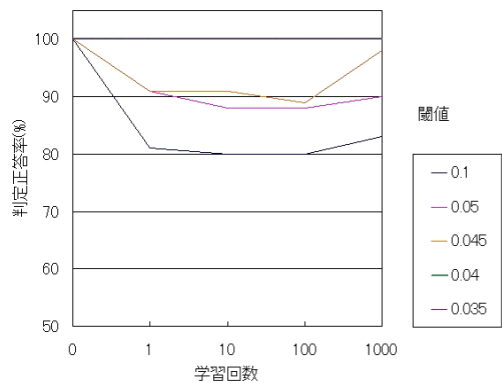


図 5 有接触状態の時に正しく判定できた割合

ルゴリズムそのものは変わらないので学習回数の最適値は一般性があると考えられる。

またセンサ入力のベクトル群を一定学習回数ごとに変更して学習させ、同様に分類を行い、センサ入力を変えなかったときとの比較を行った。この結果、センサ入力のベクトル群を一定学習回数ごとに変更して学習させたときには、閾値を 0.04 に設定したときに 2 % 程度の正答率の改善が見られた。

5 まとめと今後の課題

本研究では、外部からの働きかけに起因するセンサ入力とロボット自身の行動に起因するセンサ入力を分類することを目的とするシステム RECSOM の設計と実装を行った。動作検証では、二種類のベクトルを高確率で正確に分類できることがわかった。今後は判定の正確さの向上及びオンラインでの学習及び判定が可能なシステムの設計を行う予定である。

参考文献

- [1] 開一夫, 岡田美智男, *ダブルタッチと同時性検出*, 『身体性とコンピュータ』, 共立出版, 2001, pp.123-132
- [2] Teuvo Kohonen, *Self-Organizing Maps*, Springer-Verlag Tokyo, 2005, pp.110-182