仮説推論を用いた適応的マニピュレーション

海村静也　　加藤清敬
東京理科大学工学研究科

1. はじめに

マニピュレーションは，ロボットが対象物を目標状態にするよう作業を行うことである。これまでロボットのマニピュレーションに関する多くの研究が進められており，様々な作業を実現している。しかし，従来のマニピュレーションでは，ロボット，作業対象，環境に基づいてシステムをモデル化する必要があり，しかも人間が持っているような適応性がない。そのため，適用できるのが，主に工場のような事前に多くの情報が得られる環境に限られている。

ロボットが活躍できる領域は工場内にとどまらず，娯楽・福祉・医療の分野で活躍できる家庭用ロボットの登場が期待されている。人間と同じように，自律的に環境を把握し，あらゆる作業対象に適応するマニピュレーションはまだ実現されていない。

本研究では，ロボットが自律的に学習することにより様々な対象に適応可能なシステムを構築する。視覚センサの情報と実際の経験からロボットが帰納的学習をすることにより，類似した物体を把持するためのハンド位置を推論する。さらに蓄積した経験知識から仮説を立てることにより，学習していない未知物体を把持するためのハンド位置を推論する。その結果，適応的に類似物体，未知物体を把持することを示す。

2. 知的ロボットによる把持運動

ロボットによる把持運動を実現するために解かれなければならない計算問題には以下がある。①合力決定　②把持点決定　③力分配　④手形状形成　⑤制御　これらを解くには設計者による解析的手法とロボットによる自律的習得が考えられる。本研究では，ロボットが繰り返し作業を行い学習することにより，自律的に対象物の把持点を習得する。

また適応的に未知物体を把持するには，以下のような物体に対応できなければならない。①類似　②一部一致　③組み合わせ　④位置・角度が違う　本研究では帰納推論と仮説推論を用いて類似物体・未知物体に対して適応的な把持運動を実現する。

学習の方法としてはニューラルネットワークを用いる。ニューラルネットワークをロボットの制御に適用する研究は様々な目的で様々な形態のものが提案されている。ニューラルネットワークは繰り返し例題を学ぶ帰納的学習であり，学習を済ませると学習しなかったことに対してもそれなりの応答を示す。本研究では，学習した物体に類似した物体の把持を試みる。

さらに未知の事態に適応する手法として仮説推論がある。未知の事態が発生したとき，既知の知識や観測事実から仮説を生成，検証することにより合理的な方法を発見する手法である。本研究では，検出された未知物体に対して，仮説知識（仮説に必要な知識）と経験知識から把持点の仮説を立て，実機で検証する。

3. 実証システム

図１に構築したシステムの構成を示す。ハンド部にカメラと触覚センサが取り付けてある。

はじめに同一物体に対して 150 回程度の把持運動を繰り返す。そのときのハンド位置，カメラ画像を正規化した情報を動作結果の成否でニューラルネットワークに学習させる。同様に他の物体に対しても学習し，経験知識として蓄積していく。学習済みのニューラルネットワークに座標，対象物体を入力することにより把持点を出力し把持を試みる。さらに仮説推論の際には，仮説知識を適用することにより，把持点を出力し把持を試みる。

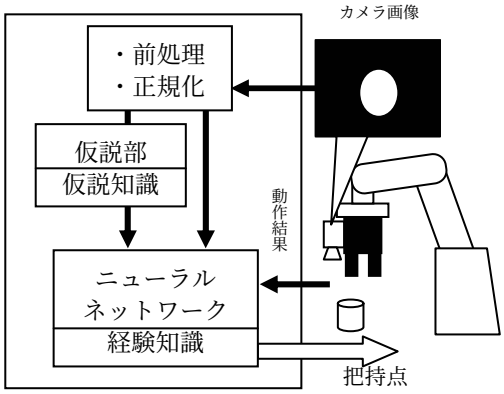

図１　実証システム

3.1　対象物体検出

対象物体の検出にはカメラを用いた。カメラはハンド部に固定する。つまりカメラからの視点は操作座標系での視点となる。今回は効率化のために，カメラ画像を処理することによって対象物体を”1”，背景を”0”とした縦 20×横 20 の 400 画素で表し，2 次元イメージを１次元に並べる。また平行移動，回転移動を施し，位置・角度が異なる同一物体は正規化される。

3.2　ニューラルネットワーク

階層結合型ニューラルネットワークを用いる。入力は，始めの 16 ビットを把持する位置情報とし，残りの 400 ビットを検出した対象物体の形状とする。つまり入力層の数は 416 となる。ここで位置情報はｘｙ座標値と ｚ 軸に対するハンド角の 3 値とする。また出力は，ロボットが実際に物体の把持を試みた結果を触覚センサより取得し，教師信号として用いる。よって，出力層の数は１となる。

このようにして，学習済みのニューラルネットワークに対象物体画像と把持する位置を入力すると，出力として把持が可能か否か得られる。

3.3　仮説推論

未知物体を対象としたとき，検出画像と仮説知識から発想図形を生成し，それから経験知識により把持点を得ることにより仮説とする。検証は実機で行う。前述のように未知物体にはいくつかの未知の状態が考えられるが，今回は組み合わせ物体を適応的に把持するための仮説を行う。仮説知識として対象物体を基本図形に分割する機能をあらかじめ持つとする。

4.　システムの実験及び結果

システムの実証のために，以下の実験を行う。

4.1　実験方法

(実験 1) 物体の把持を繰り返し，学習を行う。
(実験 2) 帰納推論により類似物体の把持を試みる。
(実験 3) 仮説推論により未知物体の把持を試みる。

4.2　実験結果

図 2,3,4 に実験 1,2,3 で用いた物体の形状と把持を行った際の成功率（成功回数/動作回数）を示す。

(実験 1) 図 2 において，学習時に比べて学習後の成功率が大きく上昇している。
(実験 2) 図 3 において，類似物体に対して帰納推論を行い，高い成功率を得ることができた。
(実験 3) 図 4 において，仮説推論を用いた結果，左図（三角形＋四角形）に関しては成功率が低下してしまった。その他は帰納推論にくらべて高い成功率を得ることができた。

学習　8%(12/150)　15.3%(23/150)　10.7%(16/150)
帰納　47.2%(25/53)　80%(40/50)　81.4%(48/59)

図 2　学習物体と学習時及び帰納推論による成功率

帰納　54.7%(29/53)　81.6%(40/49)

図 3　類似物体と帰納推論による成功率

帰納　61.5%(32/52)　37.7%(20/53)　41.8(23/55)
仮説　48.3%(28/58)　54%(27/50)　60%(33/55)

図 4　未知物体と仮説推論による成功率

5.　結論

本研究により以下のことが示された。

・ロボットが自律的に様々な物体の把持点を習得できることを示した。
・ロボットが経験知識を用いて適応的に類似物体を把持できることを示した。
・ロボットが仮説知識と経験知識から仮説を行い，実際に検証することにより適応的に未知物体を把持できることを示した。
・物体形状によっては仮説推論よりも帰納推論が適しているものがある。これは組み合わせ物体でも学習物体に類似していれば適応することを示す。さらに仮説推論が学習物体とまったく異なる形状に有効であることが分かる。

6.　今後の展望

・ロボットが自律的に把持運動を習得し，様々な形状に適応するが確実ではない。また成功率が物体形状によって異なり，低くなることがある。今後は成功率の向上を目指す。
・本研究で新しい仮説推論システムを提案したが，仮説知識（図形変形方法），図形の分割方法について汎用性が小さい。より多くのものに適用するには，他の仮説知識，分割方法の検討が不可欠である。

7.　参考文献

[1]細田耕，“環境との相互作用を通して獲得される適応的マニピュレーション”，日本ロボット学会誌，Vol20,No2,pp126-127,2002.