産業用ロボットによるマニピュレーションのための
ビューベースト教示再生*森山 祐樹^{*1}, 前田 雄介^{*2}

View-Based Teaching/Playback for Manipulation by Industrial Robots

Yuki MORIYAMA and Yusuke MAEDA ^{*2}^{*2} Division of Systems Research, Faculty of Engineering, Yokohama National University
Tokiwadai 79-5, Hodogaya-ku, Yokohama 240-8501, Japan

The conventional teaching/playback scheme is widely used for robot programming due to its reliability and general versatility. However, it is applicable only when task conditions does not vary. In this paper, we study a method of robot programming with view-based image processing: view-based teaching/playback. It can adapt to changes of task conditions such as variations in initial pose of the object, without losing the general versatility. The method is composed of two parts: teaching phase and playback phase. In the teaching phase, a human operator commands a robot to perform a manipulation task as a demonstration. Scene images and corresponding robot motions are recorded in the demonstration. A mapping from the images to the robot motions is obtained as a neural network by learning from the demonstration data. In the playback phase, a robot motion is generated by the mapping. We applied this view-based teaching/playback to pushing tasks by an industrial robot. After multiple teaching demonstrations, pushing an object to a goal position was successfully achieved from some initial poses that are not identical to those in the demonstrations. This indicates that our view-based teaching/playback can deal with a certain range of variations in initial pose of the object without object models or camera calibrations.

Key Words : Robot, Manipulator, Image Processing, Teaching, View-Based Approach, Principal Component Analysis, Neural Network

1. 序 論

産業用ロボットに作業を行わせるには、あらかじめロボットに行うべき動作・作業内容を教え込む、教示という作業が必要となる。従来は、人間が教示した通りに関節変数を忠実に再現するティーチングプレイバック方式が採用されてきた。しかし、この教示手法では作業条件（例えば対象物の初期位置が変わるなど）が教示時と変わらなければ動作が確実であるが、一方で、作業条件が教示時と変わると作業が実行できないという問題点がある。

作業条件の変化に対応するには外界センサによるフィードバックの導入が必要であり、特に情報量の大きい視覚情報を用いることが有用であると考えられる。視覚センサによる環境認識方法には、事前に用意されたモデルと入力特徴との照合に幾何学的な特徴を利用するモデルベーストアプローチと、特徴抽出をせず画像データをそのまま用いるビューベーストアプローチという手法がある⁽¹⁾。モデルベーストアプローチは対象物の位置・姿勢が明示的にわかるため幅広く用いられているが、物体に合わせて照合対象となるモデルをあらかじめ構築しなければならないという手間がある。また、事前にカメラのキャリブレーションを行わなければならない。一方、ビューベーストアプローチは画像データをそのまま用いるため対象物に特化した処理が必要なく、手法としての汎用性が期待できる。

* 原稿受付 2013 年 4 月 12 日

^{*1} キヤノン(株)^{*2} 正員, 横浜国立大学院工学研究院システムの創生部門 (〒240-8501 神奈川県横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-5)

E-mail: maeda@ynu.ac.jp

Fig. 1 Outline of View-based Teaching/Playback

そこで、筆者らはロボット教示にビューベーストアプローチを用いた「ビューベースト教示再生」を提案している⁽²⁾。取得画像群に対して主成分分析 (PCA) を行うことで画像データを削減し、ビューベーストアプローチの欠点を補っている。また、ニューラルネットワークを用いることにより教示時と異なる条件でのマニピュレーションの再生に成功している。しかし、この研究は仮想環境上でのみ行われており、実環境におけるビューベースト教示再生の検証は行われていない。そこで、本論文では従来研究⁽²⁾で提案されたビューベースト教示再生の改良を行い、実環境におけるビューベースト教示再生の確立を目的とする。なお、ここでは作業条件の変化として対象物の初期位置・姿勢のばらつきを想定し、それにもかかわらず決まった目標位置・姿勢に対象物を搬送できるようにすることを目指す。

2. 関 連 研 究

古典的なティーチングプレイバック方式の枠組みを超えて、人間の動作呈示から様々な動作を教示することを目指した Programming by Demonstration の研究は、近年盛んに行われている⁽³⁾⁽⁴⁾。その中には視覚を利用するものも多いが、ほとんどはモデルベーストアプローチを用いている。

柴田らはビューベーストアプローチとニューラルネットワークを用いて移動ロボットにブロックの押し操作を強化学習させた⁽⁵⁾。また、小林らは分解能の調節可能な特徴抽出方法を用いてロボットにブロックの押し操作をさせるビューベースト手法を提案した⁽⁶⁾。これらの研究では強化学習による自律的な動作獲得を指向しているため、作業は比較的簡単なもの（目標位置が存在しない、要求精度が低いなど）にとどまっている。

その他の関連研究としてはビューベーストビジュアルサーボ⁽⁷⁾⁽⁸⁾がある。これらの研究は本手法と類似する点があるが、これらが対象物に対する相対的な位置決めを扱っているのに対し、本論文の手法は対象物をゴール位置まで運ぶマニピュレーションである、という点が異なる。

3. ビューベースト教示再生の概要

本手法は通常のティーチングプレイバックと同様に教示フェーズと再生フェーズの二段階に分かれている。

教示フェーズでは、教示者がロボットを動かすことにより、作業を教示する（図 1(a)）。教示中のすべての画像はカメラによって記録され、それに対応したロボットの動きも記録される。そして、ニューラルネットワークにより、記録された画像とそれに対応したロボットの動きとのマッピングが得られる（図 1(b)）。ここで、ニューラルネットワークの入力はカメラ画像、出力はその画像に対応したロボットの動きである。ここで言う「ロボットの動き」とは、1 制御周期ごとのロボットの相対運動を指す。その具体的な中身は本手法の適用先に依存するが、例えばハンドの位置・姿勢の変化量などである。

再生フェーズでは、ロボットの動きをカメラ画像から計算されたニューラルネットワークの出力によって決定する（図 1(c)）。もしニューラルネットワークが適切に機能したなら、作業状況が変わらない限り教示フェーズのロボットの動きが再現される。さらに、作業条件が変化したとしても（例えば対象物の初期位置が変わるなど）、ニューラルネットワークの汎化能力によってロボットに作業を実行させることができる可能性がある。

Fig. 2 Reproduced Image

Fig. 3 Neural Network for Robot Motion

4. 教 示 フェーズ

4.1 教示者による教示

教示フェーズでは、教示者がティーチングペンダントのような入力デバイスを用いてロボットを動かすことにより作業を教示する。ここで、カメラ画像とそれに対応したロボットの動きが教示中に記録されている。

教示時と作業条件が全く変わらない場合は1回の教示でもよいが、それならば通常のティーチングプレイバックでよい。そこで、ニューラルネットワークの汎化能力を利用するために、教示時とは異なる状況で2回以上の教示を行う。

4.2 主成分分析による画像圧縮

カメラ画像は膨大なピクセルデータを有しているので、ニューラルネットワークの入力として生のピクセルデータを用いるのは現実的ではない。すなわち、画像の圧縮が必要である。

ここでは、Zhang らの手法⁽⁷⁾と同様に、画像の圧縮のために、教示時の全画像に対して主成分分析を行う。少数の上位主成分によって得られる主成分スコアから元画像を再構成できるので(図2)、生のピクセルデータの代わりに主成分スコアをニューラルネットワークの入力として用いることにする。

本手法では主成分を得る計算負荷を低減させるために Turk らの手法⁽⁹⁾を用いることにする。

4.3 ニューラルネットワークによるマッピング

カメラ画像とそれに対応したロボットの動きをマッピングするために図3に示すような三層型のフィードフォワード型のニューラルネットワークを用いる。このニューラルネットワークは出力がロボットの動き ($Move(t)$)、入力が現在画像の主成分スコア ($FS(t)$)、その時のロボットのハンドのコンフィグレーション ($Config(t)$)、1 step 前のロボットの動き ($Move(t - \Delta t)$) であり、次のような関数として書ける。

$$Move(t) = f(FS(t), Config(t), Move(t - \Delta t)) \quad (1)$$

ここで、 Δt はサンプリング周期である。 $Move(t)$ 、 $Config(t)$ の中身は本手法の適用先に依存するが、例えば後者はハンドの位置・姿勢、前者はその変化量などとなる。

入力には現在画像の主成分スコアの他に、ロボットのハンドの現在のコンフィグレーションの情報を追加している。ハンドの現在のコンフィグレーションの情報は、カメラ画像にも暗に含まれているので必ずしも必要ではない。しかし、内界センサからより正確な情報が得られること、また、カメラ画像に写るハンドがオクルージョンの状態にある場合やカメラ画像にハンドが写っていない場合には、主成分スコアからはハンドの情報が得られないことから、入力に加えている。1 step 前のロボットの動きを入力に加えているのは、リカレントニューラルネットワークの構造をとることで、作業の前後関係を認識できるようにするためである。つまり、カメラ画像とハンドのコンフィグレーションが変化しなくても、1 step 前のロボットの動きによって出力を変えることが可能になる。これはロボットの動きの切り替え(例えば、接近からピッキングへの切り替えなど)に役立つ。

マッピングの学習に用いる教示データの出力には大きな飛びが含まれている可能性がある。例えば、教示者がロボットの動作指令を急激に変えた場合には、ニューラルネットへの入力の教示データの変化量が小さいにもかかわらず、出力の教示データだけが大きく変化することがありうる。この飛びの中間に対応するデータがニューラルネットワークに入力された時にロボットが予期せぬ動きをすることを避けるため、飛びが大きい箇所に対して教示データの線形補間を行い、そこから作られた人工的な教示データも学習に用いる。なお、ニューラルネットワークの重みはモーメント法⁽¹⁰⁾を用いた誤差逆伝播法 (BPM) により計算される。

5. 再 生 フェーズ

再生フェーズでは、ロボットの動きをカメラ画像から計算されたニューラルネットワークの出力によって決定する。ここで、ゴール位置で再生を終わらせる終了条件を定義しなければならない。本手法はビューベーストであるため、対象物の位置・姿勢を使うことはできない。したがって、現在画像と教示終了時の画像の主成分スコアの RMS 誤差を使うことにする。RMS 誤差 ΔE_S は次のように書ける。

$$\Delta E_S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N |\text{FS}(t)_i - \text{FS}_{\text{Goal}i}|^2}{N}} \quad (2)$$

ここで、 $\text{FS}(t)_i$ と $\text{FS}_{\text{Goal}i}$ はそれぞれ i 番目の主成分の現在画像とゴール画像（教示終了時の画像）の主成分スコアであり、 N は画像圧縮に用いた主成分数である。なお、取得画像の輝度値は $[0,1]$ の実数値に正規化して扱う。現在画像の主成分スコアには暗に対象物の位置・姿勢の情報が含まれていることに注意されたい。

なお、本論文では PCA で求める主成分ベクトル $\mathbf{u}_i$ を正規直交化ベクトルとして算出しているため、式 (2) は次のように変形できる。

$$\Delta E_S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\text{FS}(t)_i - \text{FS}_{\text{Goal}i})^2 \mathbf{u}_i^2}{N}} \quad (3)$$

少数の主成分スコアで画像を復元できることから（4.2 節参照）、式 (3) は現在とゴール時の近似画像のピクセル単位での画像比較とほぼ等価であると言える。また、少数の主成分スコアを用いることで、ピクセル単位での画像比較とほぼ等価な計算を高速で行えるというメリットがある。

対象物の位置情報は以上のように画像から取得しなければならないが、ロボットの位置情報は内界センサから取得することができる。そこで、終了条件には、ロボットの位置情報も利用することにする。ロボット上に適当な参照点を M 個設定し、それらの現在とゴール時の RMS 誤差を求める。

$$\Delta E_H = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M |E_P(t)_i|^2}{4}} \quad (4)$$

ここで、 $E_P(t)_i$ は参照点 i の現在からゴール位置までの距離である。これにより、ロボットの位置・姿勢のゴールとのずれを、 ΔE_H で表現することができる。

以上より、終了条件を次のように定義できる。

$$\Delta E_S < T_S \text{ and } \Delta E_H < T_H \quad (5)$$

ここで、 T_S と T_H は閾値である。しかし、この式が成立しても、再生を終了せずに動かし続けるとさらに対象物をゴール位置に近づけられる可能性がある。説明のために、簡単な例として並進のみの終了条件で考える。図 4 に示すゴール位置に対してマニピュレーションを行う場合、式 (5) の終了条件ではゴール（近傍）領域の縁まで辿り着いたら終了条件を満たしたとして再生が終了してしまう。しかし、Route のような経路をハンドが通る場合、ゴール領域の内側に入っても動かし続けられれば、ハンドはさらにゴール位置に近づくことができる（図 4）。

このことから、次のような二段階の終了条件を定義する。まず第一段階として、カメラ画像が教示終了時の画像とほぼ同じで、かつハンド位置・姿勢も教示終了時にかなり近くなったことを確認する（式 (5)）。次に第二段階として $\Delta E_S(t) > \Delta E_S(t - \Delta t)$ となるまで、すなわち ΔE_S が小さくなり続ける限り（現在画像がゴール画像に近づく限り）、再生を続ける。これにより、ゴール領域の縁で停止してしまうことなく、ハンドをゴール位置までさらに近づけられるようにする。

Fig. 4 Improvement of Goal Condition

Fig. 5 Neural Network for Abnormality Judgment

6. 異常判定

再生フェーズにおいて終了条件を満たさない場合、ロボットは動き続けることになるが、大きな外乱などがあった場合には、ロボットが予期せぬ挙動を示す恐れがある。そこで、再生フェーズでの異常があった場合はそれを検知し、再生を自動で緊急停止させることが可能であることが望ましい。そのために、図5に示すニューラルネットワークを導入する。このニューラルネットワークは出力が1 step 後のロボットのハンドのコンフィグレーション ($\text{Config}_{\text{norm}}(t + \Delta t)$)、入力が現在画像の主成分スコア ($\text{FS}(t)$)、その時のロボットのハンドのコンフィグレーション ($\text{Config}_{\text{norm}}(t)$) であり、次のような関数として書ける。

$$\text{Config}_{\text{norm}}(t + \Delta t) = g(\text{FS}(t), \text{Config}_{\text{norm}}(t)) \quad (6)$$

このニューラルネットワークの重みも、教示フェーズのデータから誤差逆伝播法により計算する。なお、ここでのロボットのハンドのコンフィグレーションは作業環境で取り得る各方向の最大値、最小値を用いて正規化している。

図3に示したニューラルネットワークは相対座標系を用いているが、図5では絶対座標系を用いているという違いがある。ここで、ロボット出力用のニューラルネットワーク（図3）を見ると、入力の一つであるロボットのハンドの現在のコンフィグレーションと、出力のロボットの動きからも異常判定用のニューラルネットワーク（図5）の出力である1 step 後のロボットのハンドのコンフィグレーションが算出できる。そこで、この二つのニューラルネットワークから算出できる1 step 後のロボットのハンドのコンフィグレーションの差を異常判定に用いる。再生フェーズにおいて特に異常が起きない場合、この差はあまりない。しかし、再生フェーズにおいてロボットが予期せぬ動きをした場合は、教示フェーズとは異なる状況となるため、この差が徐々に大きくなっていき、これによって再生時の異常が検知できる。

7. 押し操作への応用

7.1 実験環境

図6に準備した実験環境を示す。

ロボットには三菱電機製の6自由度マニピュレータ RV-1A を用いた。動作コマンドはイーサネット経由でPCからロボットに送られる。このPCのCPUはCore i7 860 (2.80GHz)で、PCAやBPMのようなオフラインの計算用にCore i7 2600 (3.40GHz)のPCをもう1台用意した。

Point Grey Research社製のモノクロCCDカメラ Flea2 FL2-03S2Mをビューベースト教示再生のために導入した。ビューベースト教示再生では内部パラメータや外部パラメータのキャリブレーションは必要ないことに注意されたい。また、Imaging Source社製のモノクロCCDカメラ DMK 31AF03を再生結果の評価のためだけに導入した。両者のカメラともにIEEE1394のインタフェース経由でPCにつながっている。

7.2 押し操作

手法の検証として、今回は準静的な押し操作にビューベースト教示再生を適用した。対象物はロボットのハンド（図7）によってゴール位置まで押される。対象物は60×30×30mmの木製ブロックである。本手法はビュー

Fig. 6 Experimental Setup

Fig. 7 Hand of Manipulator

Fig. 8 Image of Interpolation

ベーストであるため、大きさや形といった対象物の情報を知らなくてもよいことに注意されたい。

7.3 作業の教示

教示フェーズでは教示者がゲームパッドでロボットのハンドを動かす。ゲームパッドのジョイスティックからの指令は x, y, θ 方向の3自由度であるため、ロボットのハンドの動きは3次元ベクトルで次のように表現される。

$$\text{Move}(t) = [\Delta x(t), \Delta y(t), \Delta \theta(t)]^T \quad (7)$$

ここで、 $\Delta x(t), \Delta y(t), \Delta \theta(t)$ はそれぞれ x, y, θ 方向のロボットのハンドの移動量である。

ジョイスティックの倒し始めや戻し始めで急激な指令値の変動が生じてしまうことがあるが、ニューラルネットワークではそのような変動を表現するのは難しい。そのため、ジョイスティックからの指令値に対して次式に示す一次遅れフィルタを導入する。

$$b(t) = \frac{a(t)\Delta t + T b(t - \Delta t)}{T + \Delta t} \quad (8)$$

ここで、 $a(t), b(t)$ は一次遅れフィルタリング前後の指令値、 T は時定数である。これによって指令値の急激な変動が抑えられている。なお、本論文では x, y 方向の時定数 $T_{xy} = 0.10\text{s}$ 、 θ 方向の時定数 $T_{\theta} = 0.15\text{s}$ 、 $\Delta t = 1/60\text{s}$ とした。

教示の際、カメラ画像とその時のロボットのハンドのコンフィグレーション、それに対応したロボットのハンドの移動量が記録される。カメラ画像は 640×480 のグレースケールで、 60Hz で取得される。なお、ハンドのコンフィグレーションは x, y, θ 方向の座標 $X(t), Y(t), \Theta(t)$ を用いて次のように表現される。

$$\text{Config}(t) = [X(t), Y(t), \Theta(t)]^T \quad (9)$$

7.4 教示データの補間

一次遅れフィルタを導入することによってジョイスティックによる指令値の飛びをある程度緩和することができたが、それでもジョイスティックの倒し始めと戻し始めで指令値の大きな飛びが発生することがある。そこで、指令値の飛びが大きい区間に対して教示データの補間を行うことにする。補間については次の評価関数 ΔE を用いる。

$$\Delta E = \sqrt{|\Delta(\Delta x)|^2 + |\Delta(\Delta y)|^2 + |r\Delta(\Delta\theta)|^2} \quad (10)$$

ここで、 $\Delta(\Delta x), \Delta(\Delta y), \Delta(\Delta\theta)$ は x, y, θ 方向のハンドの移動量の差分、 r はハンドの重心から四隅の一つまでの距離である。補間はこの評価関数 ΔE があらかじめ設定した閾値 E_{thre} よりも大きくなった場合に行い、その区間前後の移動量から線形補間する。この補間に当たっては、指令値の飛びの大きさに応じて区間の分割数 N_{div} を次のように決定する。

$$N_{\text{div}} = \left\lceil \frac{\Delta E}{E_{\text{thre}}} \right\rceil \quad (11)$$

ただし、計算結果は小数以下を切り上げとする。なお、本論文では $E_{\text{thre}} = 0.007\text{mm}$ とした。

ここで、前述の補間について図 8 を用いて説明する。ある時刻 $(t + \Delta t)$ のハンドの移動量が 1 step 前の移動量に比べて急激に大きくなっている場合、教示時に得られたデータ（黒い点）から線形補間をして人工的な教示データ（白い点）を生成する。なお、図 8 の場合では区間の分割数 $N_{\text{div}} = 3$ として補間を行なっている。

7.5 マッピングの獲得

カメラ画像とそれに対応したロボットのハンドの移動量をマッピングするために、図 3 に示した三層型のフィードフォワード型のニューラルネットワークを用いる。このニューラルネットワークは出力数が 3、入力層が 56 ($\text{FS}(t) : 50, \text{Config}(t) : 3, \text{Move}(t - \Delta t) : 3$)、隠れ層が 50 である 3 層型ニューラルネットワークを用いる。なお、入力の一つである、現在画像の主成分スコア数は上位 50 成分 ($N = 50$) とした。教示フェーズの画像を再現するだけであればもっと少ない数でも十分だが、教示時と異なる条件になった場合の情報量の確保を考え、再生フェーズの制御ループが 60Hz で動作する範囲内での大きめな値を設定した。ニューラルネットワークの重みはモーメント因子を 0.9 として BPM により計算する。なお、誤差が収束するか計算時間が 1800s になるまで BPM を繰り返す。

ここで、ニューラルネットワークの学習成分について考える。本論文で用いるニューラルネットワークでは出力にロボットの動き（並進および回転）、入力の一つに現在画像の主成分スコアをとっている。並進と回転は異なる物理量であり、単純に比べられない。また、従来研究⁽⁷⁾において PCA では並進成分に比べて回転成分がうまく抽出できないことが指摘されている。これは PCA の上位主成分として抽出されるのは教示画像群におけるピクセルデータの変化の大きいものであり、ピクセルデータの変化の大きい並進成分の方が回転成分よりも抽出されやすいということを示している。そのため、BPM の θ 方向の誤差関数がより重視されるような重み付けを行うことにした。具体的には、誤差逆伝播法において、出力層への結合荷重の修正量を求める際の学習率⁽¹⁰⁾を、 θ 方向以外は 1/100 に設定している。

7.6 再生フェーズ

再生フェーズでは上位 50 成分の主成分スコアが現在画像から計算される。主成分スコアの計算には並列スレッドで Intel SSE (Streaming SIMD Extensions) を用いており、再生フェーズの制御ループも 60Hz で動作する。また、作業の終了条件に用いる参照点としてはハンドの先端の四隅の点を用い、閾値は $T_S = 2.0, T_H = 2.0\text{mm}$ とした。

7.7 異常判定条件

異常判定には次の評価関数 ΔE_A を用いる。

$$\Delta E_A = \sqrt{|\Delta X|^2 + |\Delta Y|^2 + |r\Delta\theta|^2} \quad (12)$$

ここで、 $\Delta X, \Delta Y, \Delta\theta$ は図 3 と図 5 の二つのニューラルネットワークから算出される x, y, θ 方向のロボットのハンドのコンフィギュレーションの差、 r はハンドの重心から四隅の一つまでの距離である。

(a) demonstration 1

(b) demonstration 2

(c) demonstration 3

(a) from initial position of demonstration 1

(b) from initial position of demonstration 2

(c) from initial position of demonstration 3

Fig. 9 Three Demonstrations in Teaching Phase

Fig. 10 Playback from Initial Object Positions of Demonstrations

(a) demonstration 1

(b) playback from initial position of demonstration 1

(c) playback from initial position of demonstration 2

(d) playback from initial position of demonstration 3

Fig. 11 Goal Scenes (Top View)

また、異常判定には次のような条件式（異常判定条件）を定義する．

$$\Delta E_A > T_A \quad (13)$$

ここで、 T_A は閾値である．式 (13) は図 3 と図 5 の二つのニューラルネットワークから算出される 1 step 後のロボットのハンドのコンフィギュレーションの差が、あらかじめ設定された閾値よりも大きくなった場合、再生フェーズにおいてロボットが予期せぬ状況に陥ったと判断して異常を自動で検知できる．

7.8 初期位置の変化に対する実験結果

図 9 に教示フェーズで行った 3 回の教示を示す．対象物は一度姿勢を斜めから縦に変えて同じゴール位置まで運ばれる．対象物の初期位置は各教示で異なっており、重心位置がそれぞれ (275mm, 110mm) , (275mm, 120mm) , (285mm, 120mm) となるようにした．ただし、簡単化のため初期姿勢は一定とした．なお、使用するロボット、カメラの位置およびハンドの初期位置・姿勢は固定としている．また、再生フェーズでは異常判定条件は適用していない．これは、目標への位置決め誤差が大きくなるような条件においては、早期に異常判定が発動しマニピュレーションを停止してしまうことがあり、これが位置決めの定量的評価を困難にするためである．

この実験で教示フェーズにかかったオフラインの計算時間は次の通りである．

- PCA: 951s
- BPM: 1800s

なお、教示フェーズでは 640×480 の画像を 2983 枚取得した．

7.8.1 教示フェーズと作業条件が同じ場合の再生

図 10 に教示 1, 2, 3 と同じ初期位置からの再生の例をそれぞれ示す。また、図 11 に、再生終了時の評価用カメラの画像を示す。図 9 と比較すると対象物をゴール位置までうまく運んでいることがわかる。ここで、ゴール位置での対象物の位置・姿勢誤差、すなわち教示時と再生時の対象物の四隅の RMS 誤差は上方に設置した評価用カメラの画像から計算できる。教示 1, 2, 3 と同じ初期位置からの再生した時の RMS 誤差（3 回の平均）はそれぞれ 0.90mm, 0.76mm, 1.68mm であった。また、教示 1, 2, 3 と同じ初期位置から従来のティーチングプレイバックを行ったところ、その RMS 誤差（3 回の平均）はそれぞれ 1.19mm, 0.34mm, 1.38mm であった。これらの結果からビューベースト教示再生は、教示した作業を再現する場合において従来のティーチングプレイバックの代替となりうる。従来のティーチングプレイバックの位置誤差は意外に大きかったが、この理由の 1 つとしては対象物とロボットのハンドとの摩擦が小さく滑りやすいことが挙げられる。

7.8.2 教示フェーズと初期位置が異なる場合の再生

図 12 に各教示の初期位置の中間位置を対象物の初期位置として再生した結果を示す。この状況は教示フェーズでは教えていないが、ニューラルネットワークの汎化能力によって対象物はゴール位置までうまく運ばれている。

図 13 に他の位置に対象物の初期位置を設定した場合の再生結果を示す。図中の色分けされた矩形は、その図心に対象物の初期位置を設定した際の RMS 誤差を色で表現している。また、印は 3 回の教示時の初期位置を表し、×印は停止条件を満たさず搬送が終了しなかった初期位置を示している。7.8.1 項の結果から、従来のティーチングプレイバックでも誤差が 1mm を上回ることがあるので、タスク成功の基準を RMS 誤差 2mm 以内と設定する。すると、対象物の初期位置が 3 回の教示の初期位置を結ぶ領域内にある場合、ニューラルネットワークによって得られる補間的な動きによって対象物をゴール位置までうまく運べ、成功していると言える。したがって、想定される初期位置のばらつきがこの範囲内であれば、提案するビューベースト教示再生によって作業の教示が実現できることになる。

しかし、対象物の初期位置を 3 回の教示の初期位置を結ぶ領域外にして再生を行うと、再生終了条件を満たせずに再生が終了できなかつたり、終了できたとしても再生終了時の対象物の RMS 誤差が大きくなってしまふことが多かった。具体的には、再生時に教示時より回転しすぎてしまふて再生終了条件を満たせずに再生が終了できなかつたり、対象物に接触する際のハンドの位置が教示の時より $-x$ 方向にズレてしまふ、その結果として再生終了時の対象物の位置が教示時よりも $+x$ 方向にズレてしまふている。したがって、想定される初期位置のばらつきが広い場合には、今回の 3 回の教示だけでは不十分であり、教示回数を増やすなどの対策をとる必要があると考えられる。

また、今回は異常判定を適用していないが、異常判定によって再生フェーズで異常が検知された場合には、その初期条件での教示を追加してニューラルネットワークを構築し直すことで、さらによい結果が得られると考えられる。

7.9 初期姿勢の変化に対する実験結果

教示フェーズで対象物の初期姿勢を変えて、2 回の教示を行った（図 14, 15）。対象物は一度姿勢を斜めから縦に変えて同じゴール位置まで運ばれる。対象物の初期姿勢は各教示で異なっているが、簡単化のため対象物の重心位置は一定とした。また、使用するロボット、カメラの位置およびハンドの初期位置・姿勢は固定としている。

教示フェーズにかかったオフラインの計算時間は PCA が 364s, BPM が 1200s であった。なお、教示フェーズでは 640×480 の画像を 2298 枚取得している。再生フェーズでは前節と同様、異常判定条件は適用していない。

図 16 に各教示の初期姿勢の中間姿勢を初期姿勢として再生した結果を示す。この状況は教示フェーズでは教えていないが、ニューラルネットワークの汎化能力によって対象物はゴール位置までうまく運ばれている。

図 17 に他の初期姿勢からの再生結果を示す。図の誤差はゴール位置での対象物の RMS 誤差を示している。対象物の初期姿勢が 2 回の教示の初期姿勢を含む一定の範囲内にある場合、ニューラルネットワークによって得られる補間的な動きによって対象物をゴール位置までうまく運べた。したがって、想定される初期姿勢のばらつきがこの範囲内であれば、提案するビューベースト教示再生によって作業の教示が実現できることになる。

Fig. 12 Playback from Middle Point of Initial Object Positions of Demonstrations

Fig. 13 RMS Errors [mm] from Various Initial Object Positions

Fig. 14 Demonstration 1 (initial orientation: 37deg)

Fig. 15 Demonstration 2 (initial orientation: 45deg)

Fig. 16 Playback (initial orientation: 41deg)

Fig. 17 Results from Various Initial Object Posture

7.10 異常判定機能の検証

図 18 のような教示に対して異常判定を用いた例を示す．なお，この例では $T_A = 25.0\text{mm}$ としている．この教示では，教示フェーズに姿勢を斜めから縦に変えてゴール位置まで運ぶマニピュレーションが一回だけ行われている．

まず，異常判定を導入する前の動きについて確認する．教示と異なる初期位置から再生を行わせると，対象物の回転が足りず，終了条件を満たせずにロボットが動き続けてしまう（図 19）．これに対して，異常判定を導入した後の再生結果は図 20 に示す通りであり，対象物の回転が足りない状態で搬送を続けた結果 ΔE_A が大きくなり，閾値 T_A より大きくなった時点で異常だと判定されて再生が緊急停止している．

7.11 考察

7.8，7.9 節よりビューベースト教示再生では，対象物の初期位置・姿勢が教示時と異なる位置からでも対象物をゴール位置に運ぶことができた．これは複数回の教示のマニピュレーションが一定の類似性を有するからである．つまり，ニューラルネットワークによって得られるロボットの動きは教示のデータから補間できるものに限られる．そのため，同じような画像に対して異なる出力を出すような複数回教示が行われると，その矛盾に対してニューラルネットワークがうまく対応できないことが予想される．

Fig. 18 Demonstration in Teaching Phase

Fig. 19 Failure of Manipulation without Emergency Stop

Fig. 20 Failure of Manipulation with Emergency Stop

また、本手法ではニューラルネットワークの出力をそのままロボットの動きとして利用している関係上、不連続な出力変化を必要とするジグザグな経路などを実現させることは難しい。

8. 結 論

本論文では著者らが提案するビューベースト教示再生を実機産業用ロボットにおけるブロックの押し操作に適用し、対象物を考慮した終了条件の定義や再生フェーズでの異常の自動検知ができるようにした。その結果、教示フェーズで複数回教示を行うことにより、対象物の初期位置を教示時と異なる位置としても、一定の範囲内では対象物をゴール位置までうまく運べることを確認した。

今後の展望としては、マニピュレーションの精度をどのように高め、また保証していくか、という点が挙げられる。また、本論文では準静的な押し操作のみを扱ったが、より多様なタスクへの適用も求められる。仮想環境上ではあるが、先行研究⁽²⁾では把持によるマニピュレーションも扱っており、今後実機でも有効性を検証する必要がある。そのほか、計算の高速化も課題の一つである。現在、再生フェーズの制御ループは 640×480 の画像を用いて 60Hz で回っているが、フレームレートや解像度を上げなければならない場合はオンラインの計算をより高速化することが求められる。

謝 辞

本研究は JSPS 科研費 (24560286) の支援を受けたものです。

文 献

- (1) 松本吉央, 稲葉雅幸, 井上博允, “ビューベーストアプローチに基づく移動ロボットナビゲーション”, 日本ロボット学会誌, Vol. 19, No. 3 (2002), pp. 506–514.
- (2) Maeda, Y., Nakamura, T., and Watanabe, T., “View-Based Teaching/Playback for Grasp and Graspless Manipulation”, *Proceedings of International Conference on Advanced Mechatronics*, (2010), pp. 75–80.
- (3) Billard, A., Calinon, S., Dillman, R., and Schaal, S., “Robot programming by demonstration,” *Springer Handbook of Robotics* (2008), pp. 1371–1394, Springer.
- (4) Argall, B. D., Chernobav, S., Veloso, M., and Browning, B., “A survey of robot learning from demonstration,” *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 57, No. 5 (2009), pp. 469–483.
- (5) Shibata, K. and Iida, M., “Acquisition of box pushing by direct-vision-based reinforcement learning”, *Proceedings of SICE Annual Conference*, (2003), pp. 1378–1383.

- (6) 小林祐一, 加藤真人, 細江繁幸, “分解能の調節可能な画像情報からの状態空間の構成”, 日本ロボット学会誌, Vol. 25, No. 5 (2007), pp. 770–778.
  - (7) Zhang, J., Knoll, A., and Schmidt, R., “A neuro-fuzzy control model for fine-positioning of manipulators”, *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 32, (2000), pp. 101–113.
  - (8) Zhao, Q., Sun, Z., Sun, F., and Zhu, J., “Appearance-based Robot Visual Servo via a Wavelet Neural Network”, *International Journal of Control, Automation, and Systems*, Vol. 6, No. 4 (2008), pp. 607–612.
  - (9) Turk, M. and Pentland A., “Eigenfaces for recognition”, *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1 (1991), pp. 71–86.
  - (10) 坂和正敏, 田中雅博, ニューロコンピューティング入門 (1997), 森北出版.
-