

RNNを用いた行為予測による 人間とロボットの協調物体配置

栗野 皓光[†] 尾形 哲也[‡] 高橋 徹[‡] 駒谷 和範[‡] 奥乃 博[‡]
[†] 京都大学 工学部情報学科 [‡] 京都大学大学院 情報学研究科 知能情報学専攻

1. はじめに

本研究では、柔軟な人間ロボット協調を目的として、ロボットが協調作業進行の「確信度」を利用して支援形態を実時間で切替える枠組を提案する。

従来の協調作業研究は、ロボットが主として作業し、人間は部分的な操作コマンドのみを与えるタイプ（ロボット能動型）と、人間が主として作業し、ロボットが部分的な支援を行うタイプ（ロボット受動型）[1]に分けられる。しかし人間同士の協調では、作業状態に応じて人間は動的に、この2つの状態（役割）を切り替えている。

そこで本研究では、この能動型・受動型をロボットの作業に関する“確信度”に基づいて実時間で切り替え協調作業を行うモデルの枠組みを提案する。具体的には、神経回路モデル Multiple Timescales Recurrent Neural Network(MTRNN)に人間とロボットの協調行動を WOZ 法により学習させ、作業中の認識・再生精度を確信度として利用する。基礎実験の結果、ロボットの作業認識・再生精度により、待機、割込などの動作を生成可能であることがシミュレーション実験により示唆された。

2. 協調モデル

2.1 予測器：MTRNN

本研究ではロボットの作業確信度をモデル化するために、谷らによって提唱された神経回路モデル MTRNN の予測学習機能を用いる [2]。MTRNN は複数の時系列データを学習・汎化できる学習器である。Input-Output units (O), Fast-Context units (Cf), Slow-Context units (Cs) という時定数の異なるニューロン群で構成されている (図 1)。Cf が入出力ダイナミクスのプリミティブをコーディングし、Cs はプリミティブのシーケンスをコーディングする。学習には Back Propagation Through Time (BPTT) 法を用いる。MTRNN は入出力ノードの値の次時刻での予測値を出力することができるので、得られた予測値を再び入力にまわすことで、時系列データを出力する生成器として利用できる。

逆に、結合重みを固定して BPTT を行うことで、入力系列を表現することのできる Cs 時系列を求めることができる。これは MTRNN を認識器として利用できることを意味している。

本研究では MTRNN に画像・姿勢の時系列データを学習させる。MTRNN を生成器として利用すれば、姿勢の時系列データが得られ、認識器として利用すれば現在の作業状態を表現している Cs 時系列を得ることができる。

2.2 学習データの収集

MTRNN の学習データの収集には Wizard of Oz 手法を用いた。具体的には実験で用いる人間型ロボット HIRO[3] を人間が操作し、被験者と協調作業を行う。この際のロ

Human and Robot Cooperation for Arrangement of Objects by Prediction using Recurrent Neural Network: Hiromitsu Awano (Kyoto Univ.), Teisuya Ogata (Kyoto Univ.), Toru Takahashi (Kyoto Univ.) Kazunori Komatani (Kyoto Univ.), and Hiroshi G. Okuno (Kyoto Univ.)

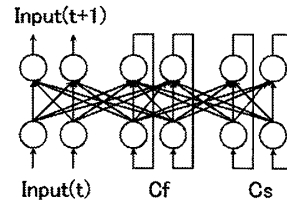


図 1: MTRNN の構成図

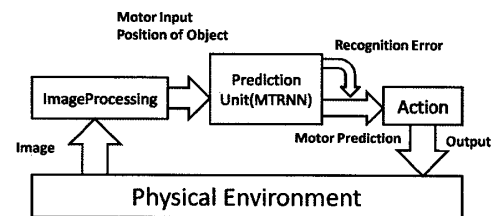


図 2: モデルの概略

ボットの操作履歴（関節角度データ）と協調作業状態（映像データ）を蓄積する。これを複数条件下で行いデータを得る。

2.3 確信度モデル

ロボットの作業に対する確信度は、以下のように定義される。現時点から、一定時間（本実験では 50 ステップ）過去の時系列データを取り出し、画像情報のみを用いて、MTRNN で認識、入出力ノード、Cf、Cs 初期値を求める。そしてこの入出力ノード、Cf、Cs 初期値を利用して、時系列データを再現する。もしも現作業状態が、MTRNN が学習した状態、もしくは汎化可能な状態であれば、認識時系列データと再現時系列データの差は小さくなる。よってこの誤差の逆数をロボットの作業に対する“確信度”として利用することができる。確信度が閾値より高い場合は、得られた再現データにおけるロボット動作の部分を実行する。逆に確信度が閾値より低い場合は、ロボットは動作実行を行わない。このプロセスにより、能動型・受動型の動的切り替えが実現される。MTRNN による認識は一定時間毎（本実験では 10 ステップ）に繰り返す。つまり、窓幅 50 ステップで認識を行い、その窓を 10 ステップずらしながら認識を行う。システムの概略図を図 2 に示す。

3. 実機への実装

3.1 タスク設定

本システムを人間とロボットからなる、卓上の複数物体の配置作業に適用した。使用物体は赤、青、緑の 3 色のスポンジ 3 個である (図 3)。1 つ目はロボット近く、2 つ目をロボットと人間の間、3 つ目を人間近くに配置

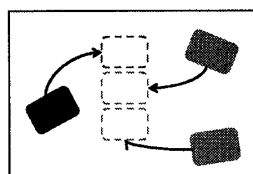


図 3: タスク

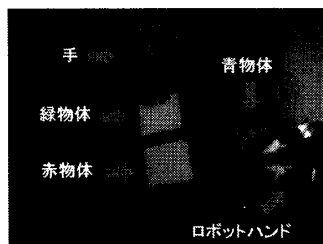


図 4: 頭部カメラ画像

する。ロボットハンドの稼働範囲はロボット側に置いた物体と、人間との間に置かれた物体である。

目標状態の一つとして、ロボット側から赤、緑、青と縦に並んだ状態を設定した。ロボットと人間が物体を滑らせて移動させ、目標状態の配置にすることをタスクとする。並べる順番は赤、緑、青の順である。

本タスクの目的は、ロボットが能動的支援・受動的支援を切り替えながら、タスクで定めた配置順序に従って、協調行動が行えることを確認することである。

3.2 使用ロボットと学習データ

本研究では、双腕ロボットの Hiro を用いた。

WOZ 法による学習データ収集の際には、ロボットアームを 3 次元入力デバイスで操作する仕様とした。収集データは、3 種類の物体重心座標、ロボットハンドの x,y 座標、手首角度である。サンプリング時間は 0.1 秒とし、0-1 の範囲に正規化した。

一例として、ロボット側近くの物体を移動させるパターンを学習した。図 4 にカメラ画像の例を示す。

3.3 動作プロセス

フェーズ 1 過去 50 ステップの画像・腕位置の入力から、MTRNN の重みは固定で BPTT を行う。これにより過去 50 ステップの入力を表現する Cs の時系列データが得られる。

フェーズ 2 得られた Cs から時系列を生成し、過去の入力との差分(再現精度=確信度)を計算する。確信度が高いとき MTRNN から連想出力させ、10 ステップ分のロボットの動作を生成する。このとき、得られた Cs の最後のステップの予測値を Cs の初期値とする。再現率が低いときは、動作を実行しない。

フェーズ 3 10 ステップだけシフトし、フェーズ 1 に戻る

4. 実験

MTRNN の学習状態を確認するために、学習時のデータを認識、生成させ、その時の確信度の状態を調べた。

4.1 実験方法

ロボット側配置物体の色を変えた 3 通り、そして各場合について人間側と中間の物体の配置を変えた 10 通りの合わせて 30 通りの初期配置について、協調配置タスクを行い、データを収集した。そのうち 24 通りのデータを MTRNN に学習させた。

シミュレーション実験において、画像情報のみ学習時のデータが入力される設定とし、手先姿勢値は、前の出力を入力に使う閉ループとした。

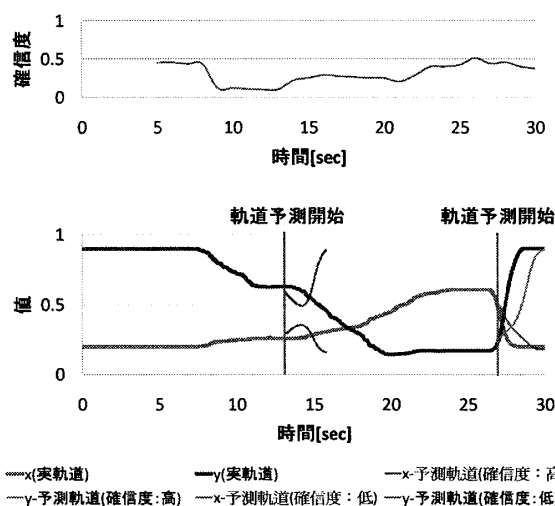


図 5: 確信度と物体軌道の時間変化

4.2 実験結果

図 5 上側に作業中の確信度の変化を示す。確信度は再現率(過去データと生成データの差)の逆数に定数倍し 0-1 の範囲になるようにした。

図 5 下側に確信度が高い時点(図中 27 秒)からの手先軌道の予測軌道を示す。実軌道と誤差はあるものの適切に予測軌道が生成されていることが確認できる。また同じ図に確信度が低い時点(図中 13 秒)からの予測軌道生成結果を示す。生成系列が実軌道と大きくずれていることが確認できる。以上により確信度の高低から、MTRNN の行為を出力する能動的支援と行為出力を抑制する受動的支援の切り替えが可能であることが分かる。

5. おわりに

本稿では、人間とロボットの実時間協調システムに焦点を当て、能動型と受動型の協調形態を定義したうえで、それを動的に切り替えるための枠組みを提案した。具体的には Wizard of Oz で学習データを収集、神経回路モデル MTRNN を用いて学習を行う。協調作業中の状況認識と再現精度を、作業の確信度として利用し行動制御するアプローチを取った。

今後は実ロボットとの協調作業を目標に進めていく。また、さらに積み木のような空間タスクの設定、両腕使用などにより、より複雑な協調作業に拡張していくことを目指す。

謝辞

本研究の一部は、科研費、GCOE、さきがけの支援を受けた。

参考文献

- [1] Yasuhisa Hayakawa, Tetsuya Ogata, and Shigeki Sugano: "Flexible assembly work cooperation based on work state identifications by a self-organizing map", *Proc. of IEEE/ASME*, pp. 1031-1036, 2003.
- [2] Yuichi Yamashita, Jun Tani: "Emergence of functional hierarchy in a multiple timescale neural network model: a humanoid robot experiment", *PLoS Computational Biology*, 4, 11, e000220-1-e000220-18, 2008.
- [3] <http://www.kawada.co.jp/mechs/hiro/index.html>