

人とロボットの協調作業における 人の移動する軌道の予測手法

佐藤 葉介^{†1,a)} 諏訪 光輔^{†1} 金 天海^{†1,†2,†4} 出澤 純一^{†4} 菅原 志門^{†4} 菅原 康滉^{†1} 和田 智博^{†2}
坂本 義弘^{†2} 菅野 重樹^{†2} 寧 霄光^{†3} 赤木 哲也^{†3} 太田 康裕^{†3}

受付日 2016年3月4日, 再受付日 2015年7月16日 / 2015年11月20日,
採録日 2016年8月1日

概要: 本稿は, 人とロボットが協調作業を行う工場などの環境を対象とし, 測域センサを用いた人が移動する軌道を予測する手法の提案を行う. 本手法では, 機械学習には力学系学習木を用いて, 過去の人の動きから未来の人がどのような軌道を通って移動するのかを予測する. 工場のような繰り返し作業が行われる環境において, 4秒先までの人の軌道を実測値と予測値の平均絶対誤差 20cm 未満で予測ができた.

キーワード: 機械学習, 人とロボットの協調作業, ISO/TS15066, 力学系学習木

A method for Human Trajectory Prediction at Human Robot Collaborative Environment (ipsj.cls version 2.01)

YOSUKE SATO^{†1,a)} KOSUKE SUWA^{†1} CHYON HAE KIM^{†1,†2,†4} JUNICHI IDESAWA^{†4}
SHIMON SUGAWARA^{†4} YASUHIRO SUGAWARA^{†1} TOMOHIRO WADA^{†2} YOSHIHIRO SAKAMOTO^{†2}
SHIGEKI SUGANO^{†2} XIAOGUANG NING^{†3} TETUYA AKAGI^{†3} YASUHIRO OTA^{†3}

Received: March 4, 2016, Revised: July 16, 2015/November 20, 2015,
Accepted: August 1, 2016

Abstract: This paper addresses a human trajectory prediction method under human-robot collaboration in factory. This method predicts future trajectory according to current trajectory using a machine learning algorithm named Dynamics Learning Tree. The mean absolute prediction error was less than 20 cm at 4 sec future time point.

Keywords: Machine Learning, Human Robot Collaborative, ISO/TS15066, Dynamic Learning Tree

1. 緒言

近年, 工場などで人とロボットが協調して作業を行うことで安全のために設置していた柵を取り払うことによる省スペース化や生産性が向上することが注目を集めている [1]. 2016 年には ISO/TS15066 [2] が公開され, 一定の安全基準を満たせば人とロボットが従来より近い距離で作業を行うために必要な要件が示された. 人とロボットが協調作業を行う研究として, 安全柵を使わずにライトカーテンを用いて協調作業を実現する方法 [3] が存在する. しかし人が安全領域を犯した場合ロボットは停止し作業も停滞し作業効率が低下する.

人とロボットの協調作業において, 安全柵を取り払うこ

とで生産性が上がる半面, 接触事故が起こりやすくなる問題がある. ロボットが人の移動する軌道を予測して, 人との衝突を避けつつ効率的な協調作業を実現することが課題となる. 人の動きを予測する手法の先行研究として Kinect から取得した人の深度データをニューラルネットワークで学習・予測する手法 [4] が存在する. ニューラルネットワークは追加学習をすると忘却するため頻繁に学習することは困難である.

本研究では課題を解決するため人軌道予測システムと軌道再計画システムから構成される協調作業システムを構築した. また, 協調作業システムの実験のために工場の模擬環境を作成した. 意図的に人とロボットの作業領域が干渉させ, 軌道再計画が必要な場合が存在するように設定した. 本稿では協調作業システムにおける人軌道予測システムのうち, 人軌道の学習及び予測手法について述べる.

2. 協調作業システム

協調作業システムは測域センサからデータを取得し各作業員の人体幹データを計算し, 人がどのような軌道を移動するのかを予測する人軌道予測システムと, ロボットをタ

^{†1} 現在, 岩手大学
Presently with Iwate University

^{†2} 現在, 早稲田大学
Presently with Waseda University

^{†3} 現在, オムロン株式会社

^{†4} 現在, 株式会社エイジング

a) sato@iwate-u.ac.jp

スクに基づき制御しつつ予測結果とタスクからロボットの軌道を計画する軌道再計画システムからなる。

2.1 工場の模擬環境

工場における作業員や作業環境には以下の特徴がある。

- 繰り返し作業が多い
- 人によって作業速度が違い、ミスを犯す可能性がある
- 作業員が1日に数回入れ替わる場合がある

特徴を踏まえて、人とロボットの作業領域が重複するような工場の模擬環境を以下の図のように作成した。

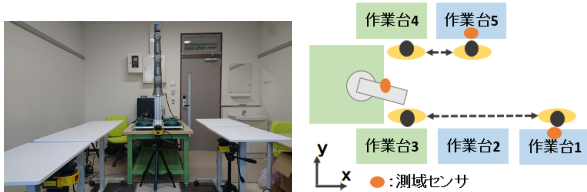


図1 構築した工場の模擬環境 図2 工場の模擬環境の上面図において、作業員Bを配置する。

ロボットは作業員と安全距離を保ちながらピック&ブレースタスクを実施する。先に述べた工場における特徴により、工場での人の動作の特徴を自動的に学習し、正確な予測をすることが求められる。

2.2 人軌道予測システム

模擬環境に配置した3つの測域センサにより取得した体幹データを用いて各作業員の未来位置の予測を行う。時系列順に並んだ人の体幹の列を人軌道とし、これを予測することを人軌道予測とする。人軌道予測には力学系学習木 [5] を用いる。

2.2.1 力学系学習木

力学系学習木はある系における入出力関係が未知でありかつ入出力値が取得可能である場合、取得した入出力値を用いて系を近似することが可能な機械学習手法である。入力値で得られる状態空間上の位置である状態データに対応する、状態空間上の遷移ベクトルである状態遷移ベクトルを学習することで、ある状態データを入力するとその状態の系の挙動を得られる。力学系学習木は以下の特徴を持つ。
関数近似 力学系学習木はある状態における状態の遷移ベクトルを学習するため任意の関数近似が可能である。
実世界の計測値を利用し計算が困難な非線形方程式などでも対象の関数の近似が容易である [6]。

オンライン学習 力学系学習木の学習はノードに状態遷移ベクトルを加算し、予測は加算値の相加平均を計算するためオンライン学習を行う。

2.2.2 人軌道の学習及び予測手法

3つの測域センサから取得した人軌道に対しノイズ除去及びダウンサンプリングをしたデータから、 n 個だけ連続したデータを力学系学習木の状態データ、 n 個より後の m 個の人軌道を状態遷移ベクトルとし学習をする。ノイズ除去の方法として重み付き移動平均を用いた。ダウンサンプリングは時間軸に対する処理と値に対する処理を行った。時間軸に対するダウンサンプリングは値を選択するサンプリング周期の間隔と選択する値の個数がパラメータとなる。サンプリング周期の間隔の取り方は線形及び非線形に選択する方法があるが、本研究では線形に選択した。値に対する処理は一定の下位の値を丸めた。

学習済み力学系学習木を用いて人軌道予測を行う。状態データとして、学習で使用した方法と同様に取得した人の体幹の時系列位置データを使用する。状態データを入力し得られた状態遷移ベクトルが人軌道予測結果であり、学習

した軌道が出力される。ただし新たに得られたデータで学習済み力学系学習木を用いてオンライン学習をすることで出現頻度の高い人軌道を学習する。

3. 人軌道予測実験

工場の模擬環境において予め取得した各作業員の位置データを用いてクロスバリデーションにより予測精度の検証実験を実施した。人軌道予測結果と実測値の誤差を調べるとともに、状態データとする作業員の時系列位置データをダウンサンプリングして予測誤差が小さくなるようにパラメータを調整した。状態遷移ベクトルとして0.4秒おきに10個の時系列位置データを学習した。予測結果と予測した後に実際に人が移動した軌道の絶対誤差を計算し、クロスバリデーションにより予測した100回の予測結果の平均を計算することで、各予測秒数における平均絶対誤差を計算した。各作業員における平均絶対誤差のグラフを示す。より先の未来を予測すると誤差が大きくなる傾向がある。各予測点の平均を取るとどちらの作業員も予測誤差は0.18m程度であることがわかった。また抜粋した作業員の軌道予測結果を以下に示す。

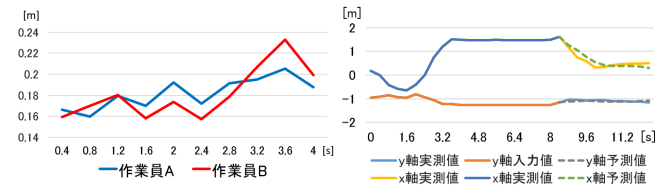


図3 各作業員の人軌道予測結果の平均絶対誤差

図4 作業員Aの人軌道予測結果抜粋

作業員Aが作業工程1を約3秒間行った後、作業工程2に移るために隣の作業台への移動する際に作業員Aがどのような軌道で移動するのかを予測している。予測結果は実測値を追従していることがわかる。

4. まとめ

本稿では協調作業システムにおける人軌道予測システムで利用する人軌道予測手法の方法論と模擬環境における実験結果について述べた。2人の作業員の軌道を予測した結果、各予測点の平均はどちらも0.2m未満となった。得られた予測誤差と人軌道予測結果を加味することで未来の人の動きを考慮したロボットの軌道再計画を行うことが可能となる。

参考文献

- [1] 経済産業省: Opportunities for robots to exert their potential, <http://www.meti.go.jp/english/publications/pdf/journal2014.11.pdf> (2018.12.17).
- [2] ISO/TS 15066:2016. Robots and robotic devices – Collaborative robots
- [3] Gohil, Verification and Visualization of Safe Human Robot Collaboration for Robotic Cell, University West 修論 (2018).
- [4] Horiuchi, computational foresight: forecasting human body motion in real-time for reducing delays in interactive system, ACM ISS(2017)
- [5] 金, 鍛造モデルによる機械特性学習, 日本機械学会 (2018).
- [6] Hirai, Joint Angle Error Reduction for Humanoid Robots Using Dynamics Learning Tree, IEA/AIE(2018)