

人とロボットの協調作業における 人間の位置予測

佐藤 裕紀^{†1,a)} 萩原 義裕^{†1} 盧 忻^{†1} 三上 昌也^{†1}

綾田 アデルジャン^{†1} 秋田公立美術大学

概要: 本研究は、人間と機械が同じ空間内で作業をする環境を対象とし、Azure Kinect を利用して取得したデータをもとに人間の未来位置を予測する手法を提案するものである。提案手法ではランダムフォレスト(Random Forests)による機械学習により、複数のデータから未来位置を予測する。従来の手法では人間の限られた行動のみの予測であったが、提案手法で拡張性を持たせた位置予測が実現する。

キーワード: Azure Kinect, 機械学習, 未来位置

1 はじめに

近年、工場等で人とロボットが協調して作業を行う際、共同作業による安全性に対する配慮の必要性が高まっている。加えて、安全柵を取り払うことにより省スペース化できるといったメリットも注目されている[1]。産業用ロボットによる労働災害は、年間 30 件前後発生しており、その過半数は挟まれ・巻き込まれ災害や激突され災害という重篤な危害である[2]。

移動動作中の人間の仕草などから観測対象人物の位置を予測することにより、このような事故を未然に防ぐことは解決策の一つである。

人間の軌道(移動位置)予測をする研究には、力学系学習木を用いた予測手法[3]がある。しかし、この方法では人間が平行に移動する場合にしか予測できないという問題があった。本稿では、Azure Kinect により取得した人間の位置情報からランダムフォレストを用いて 1.5 秒後まで、2次元上の未来位置を予測した結果を述べる。

2 提案手法

2.1 学習モデル

ランダムフォレスト(Random Forests)[4]は決定木(Decision Tree)の発展形であり、たくさんの決定木を作成してその多数決をとるアルゴリズムである。このモデルは分類、回帰、クラスタリングに用いられる。過学習を抑え、多数の入力変数を扱うことができるという特徴があるため、人間の未来位置の予測にも適している。また、各決定木が独立しているため並列に処理をすることができ、高速な未来位置予測が可能になるという長所もある。

2.2 学習および予測手法

Azure Kinect から 30FPS で取得した位置情報を取得し、位置の分散・速度・加速度を計算して、それぞれ x, y 二つずつの計 8 つを説明変数に用いる。

- 現在位置(Current Position)
Azure Kinect から取得した人間の位置座標
- 分散値(Variance Value)
式(1)より算出した、位置座標の過去位値から現在位置までの区間におけるデータの散らばり

$$\sigma^2_t = \frac{1}{t+1} \sum_{n=0}^t (x_{i-n} - \bar{x})^2 \quad (1)$$

- 速度(Velocity)
式(2)より算出した、過去位置から現在位置までの単位時間変化量

$$v_t = \frac{x_i - x_{i-t}}{t/fps} \quad (2)$$

- 加速度(Acceleration)
式(3)より算出した、過去速度から現在速度までの単位時間変化量

$$a_t = \frac{x_i - x_{i-t}}{\left(\frac{t}{fps}\right)^2} \quad (3)$$

t : 時間間隔 x_i : 現在位置 fps : サンプリング周期
計測データの目的変数として、1.5 秒先の位置の座標を使用する。位置座標だけではなく、分散値や加速度、速度を与え、時系列変化も学習する。

3 実験概要

3.1 計測システム

Microsoft 社が開発している Azure Kinect DK および Azure Kinect Body Tracking SDK を使用し作成したアプリケーションで、人間の位置情報を取得した。

3.2 実験環境

図 1 は実際のデータを取得した実験環境である。観測対象人物の初期位置である Start 地点やデータを取得するセンサ、作業場所(A~D)が存在する。

Human position prediction in collaborative work between humans and robots

†1 岩手大学

a) s0617027@iwate-u.ac.jp

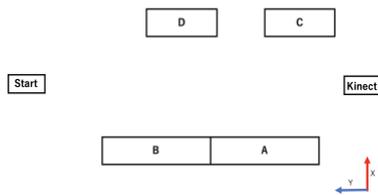


図2 実験環境

3.3 実験詳細

提案手法の有効性を確認するために、計測システムを利用したデータを用いて 1.5 秒後の未来位置予測をし、その誤差を調べた。観測対象人物には初期位置として Start 地点に立ってもらい、ランダムに選ばれた地点 (A~D) に移動してもらいその行動を計測した。なお、現在の位置と次に移動する位置は重複しないようにした。学習に使用するデータは計7回の移動、評価に使うデータは計3回の移動である。

前記で取得したデータから、分散値、速度、加速度を計算で算出する。分散値は、 $t = 9$ すなわち1/3秒前の位置から現在位置までのデータから算出[式(1)], 速度・加速度はともに $t = 3$ すなわち 0.1 秒前のデータとした[式(2), 式(3)]。

7回の移動を1タームとして10タームの時系列データを学習に使用し、同様に8タームの時系列データを評価に使用した。

3.4 実験結果

入力ごとの平均予測誤差を表1に示す。説明変数に、現在位置、分散値、加速度、速度を与えることにより予測誤差を小さくできることがわかった。ここで表1のNo.4は、No.3から改善率は小さいが、全ての検証用データにおいてNo.3よりNo.4の方が、改善されている。

予測誤差の一例を図2に示す。比較的大きく予測がずれている場所が約4地点あることが確認できる。図3に予測誤差が大きくなっている箇所の分析結果を示す。2つの地点を結ぶ経路のほぼ中間地点で500mm以上のズレが発生しており、左右方向に誤差が出てしまっている。これは学習データ内に、スタート地点からA地点に進むデータとスタート地点からC地点に進むデータがあり、ランダムフォレストの特性上、各学習器の予測値平均を取ってしまうため、二つの経路間が干渉しあい、誤差が大きい予測値を出力してしまったからであると考えられる。

表1 入力毎の平均誤差(有効数字5桁)

| No | 説明変数 | 平均誤差[mm] |
|----|-----------------|----------|
| 1 | 現在位置 | 600.83 |
| 2 | 現在位置+分散値 | 497.99 |
| 3 | 現在位置+分散値+速度 | 261.81 |
| 4 | 現在位置+分散値+速度+加速度 | 260.37 |

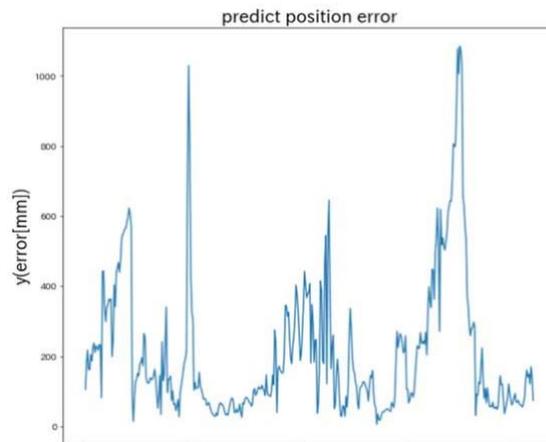


図1 予測誤差

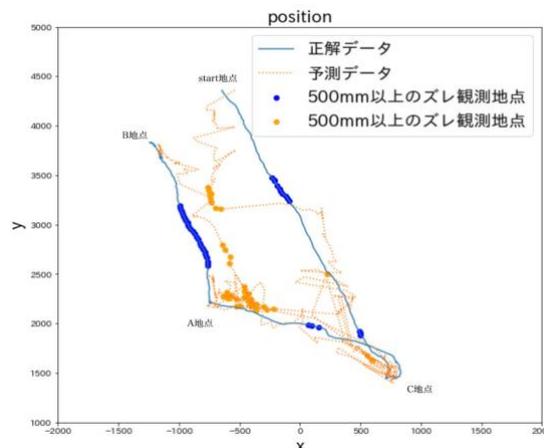


図3 予測結果の位置座標

4 結論および今後の課題

ランダムフォレストを用いて2次元の位置を予測する方法を提案し、現在位置、分散値、加速度、速度を説明変数に加えることで改善されることを示した。今後の課題は、ランダムフォレストの欠点である二つの経路間が干渉することによる誤差増加の回避である。

参考文献

[1]経済産業省：“Opportunities for robots to exert their potential”(2018.12.17)
 [2]中央労働災害防止協会：“機能安全活用実践マニュアル ロボットシステム編”
 [3]佐藤 葉介, 諏訪 光輔, 金 天海, 出澤 純一, 菅原 志門, 菅原 康滉, 和田 智博, 坂本 義弘, 菅野 重樹, 寧 霄光, 赤木 哲也, 太田 康裕：“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”, 情報処理学会第81回全国大会(2019)
 [4] Breiman, Leo: “Random Forests”, Machine Learning 45(2001)