

車載センサと歩行者の属性による歩行者の行動予測

三井 弘希†

ワン ユ†

加藤 ジェーン†

間瀬 健二†

†名古屋大学大学院情報科学研究科

1 はじめに

歩行者の行動の予測は、起こりうる歩行者との接触を予測することを目的とし、自動運転や自律移動ロボット等に必要不可欠な技術である。近年、自動車にカメラをはじめとした様々なセンサが搭載されている。その中に、レーザースキャナも普及されつつある。レーザースキャナは周囲の物体について、画像で推定するよりも正確な距離が得られるメリットがある。

本研究では、レーザースキャナのデータを用いて自動車から前方の歩行者との距離を得、また、歩行者の行動に関わる歩行者の属性（性別、年代等）を利用し、歩行者の行動を予測する手法を開発する。

2 研究概要

歩行者の行動予測としては、カメラ画像を用いた研究がこれまでに行われてきた [1][2]。本稿では、車載レーザースキャナ (RIDAR) で得られたデータを利用した歩行者の行動予測について実験を行う。また、画像から得た歩行者の属性を用いた場合の考察を行うための、特定の属性ごとのデータを使用した場合の比較実験を行う。

3 提案手法と使用データ

本研究で予測の対象とする歩行者は、市街地での自動車走行中に、自動車付近を通過する歩行者とする。歩行者の行動の予測は、その位置データを利用して行う。歩行者の位置データは30フレームを一組とし、1から20フレーム目を観測として30フレーム目の歩行者位置を予測する。予測には、線形回帰を用いる。

使用する歩行者のデータは、名古屋の市街地を走行して集められた自動車走行時のデータより作成した。RIDARのデータ中の歩行者の位置を特定し、自動車の位置情報を使用して歩行者の絶対位置を得る。これを自動車とすれ違う歩行者に対して行い、その歩行者のデータとした。RIDARデータ中の歩行者の位置は、その足元の地面の座標とした。データ周波数は毎秒10フレームである。また、歩行者の属性については、カメラ画像か

ら手で分類した。分類した属性は性別（男性、女性）と年代（大人、老人）である。データの座標系は japan7 である。

使用するデータとして、歩行者データ20人分を用意した。歩行者データの詳細を表1,2に示す。歩行者データから、30の連続フレームを切り出したものを1データとし、1人の歩行者から3つずつ作成した。歩行者の座標について、4種類のデータを作成した。

- そのままのデータ (J7)
- 1フレーム目の歩行者の座標を原点とする (01p)
- 20フレーム目の歩行者の座標を原点とする (20p)
- 20フレーム目の自動車の座標を原点とする (20c)

また、それぞれの座標系のデータに対して、(1)4つの歩行者の座標のみのも (P) と、(2)1フレーム目を除く、各フレームの前フレームとの相対位置 (P+D) を作成し、計8種のデータを作成した。作成した歩行者データの例を図1に示す。

表1: 歩行者データの詳細 表2: 歩行者データの属性

経路	人数	属性	人数
対向	9	男性	14
同一方向	2	女性	6
横断	3	大人	16
停止	5	老人	4

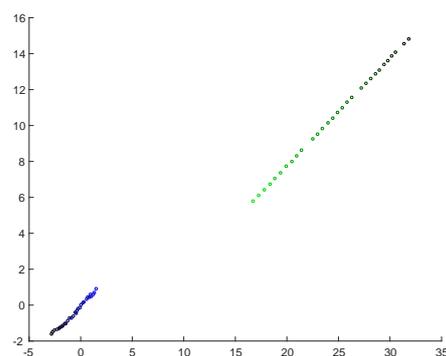


図1: 歩行者データの例 (緑: 自動車, 青: 歩行者)

4 実験

線形回帰の入力として、歩行者の座標は1から20フレーム目のデータ及び、相対位置データを使用し、30フ

Pedestrian path prediction using LIDAR sensor on vehicle and pedestrian grouping

†Mitsui Hiroki, Wang Yu, Katou Jien, Mase Kenji

†Graduate School of Information Science, Nagoya University

レーン目の歩行者位置を予測する。誤差は予測とデータのユークリッド距離とし、各データについて Leave-One-Out 法で検証した誤差の平均と標準偏差を表 3 に、予測の例を図 2 に示す。この結果より、歩行者の座標で正規化した 01p,20p の誤差の平均が小さいため、歩行者の座標を原点に正規化するのが適切であるといえる。また、歩行者の移動距離を利用したものとの差は見受けられなかった。

表 3: 歩行者位置の予測誤差の平均と標準偏差

平均 (標準偏差)	P	P+D
J7	33.74(68.58)	33.74(68.58)
01p	0.25(0.30)	0.25(0.30)
20p	0.25(0.29)	0.26(0.30)
20c	3.04(4.56)	2.92(4.43)

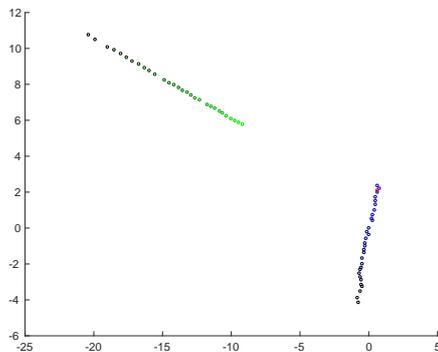


図 2: 予測結果の例 (赤: 予測された歩行者の位置)

また、属性を用いた比較実験を行った。各属性について、片方のデータのみで学習を行った場合 (O) と、すべてのデータを用いて学習を行った場合 (A) を比較した。データ数の関係で実験する属性は性別は男性、年代は大人のみとした。すべてのデータを使用は、使用データ数が同数となるようにランダムにデータを抽出して 4 回実験し、その平均を結果とした。使用したデータは (01p-P), (01p-P+D), (20p-P), (20p-P+D) の 4 つである。結果を表 4,5 に示す。この結果より、属性で分けることにより、わずかではあるが、誤差が減少した。また、この結果は属性を考慮しない表 3 の結果と比較して誤差が減少しているため、歩行者の行動予測に歩行者属性を持ちいることは有用であると考えられる。また、性別を使用した場合に比べ、年代を使用した場合の誤差の減少が大きいいため、使用する属性は性別よりも年代のほうが有用であるといえる。

表 4: 性別で分けた場合の誤差平均と標準偏差

平均 (標準偏差)	O	A
01p-P	0.24(0.28)	0.25(0.29)
01p-P+D	0.24(0.29)	0.25(0.29)
20p-P	0.24(0.28)	0.25(0.28)
20p-P+D	0.25(0.28)	0.25(0.28)

表 5: 年代で分けた場合の誤差平均と標準偏差

平均 (標準偏差)	O	A
01p-P	0.23(0.27)	0.24(0.28)
01p-P+D	0.23(0.27)	0.24(0.28)
20p-P	0.24(0.28)	0.25(0.29)
20p-P+D	0.25(0.28)	0.25(0.29)

5 まとめ

本稿では、RIDAR のデータを基に歩行者データを作成し、回帰分析により、歩行者の行動予測を行った。使用する歩行者の座標は、特定時刻での歩行者の位置を基準に正規化するほうが誤差が少ない結果となった。また、行動予測に歩行者の属性を用いた場合では、行動予測に歩行者属性は有用であることが結果から示唆された。

6 今後の課題

本稿では、線形回帰を用いて予測を行った。今後は、カルマンフィルタや確率的なフレームワークを使用していく。

謝辞

本研究 (の一部) は国立研究開発法人科学技術振興機構 (JST) の研究成果展開事業「センター・オブ・イノベーション (COI) プログラム」の支援によって行われた。

参考文献

- [1] Christoph G Keller and Dariu M Gavrila. Will the pedestrian cross? a study on pedestrian path prediction. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 15, No. 2, pp. 494–506, 2014.
- [2] Nicolas Schneider and Dariu M Gavrila. Pedestrian path prediction with recursive bayesian filters: A comparative study. In *German Conference on Pattern Recognition*, pp. 174–183. Springer, 2013.