

ミリ波レーダーを用いた物標識別の検討

Examination of Target Classification for Millimeter-Wave Radar

富木 洋一 時枝 幸伸 西山 拓真 菅原 博樹
 Yoichi Tomiki Yukinobu Tokieda Takuma Nishiyama Hiroki Sugawara

要 旨

交通事故防止の観点で、カメラで撮影した画像を用いて歩行者を識別する技術が多く研究されている。しかし、画像による識別は悪天候で精度が劣化するので、天候に影響を受けにくいセンサとして当社はミリ波レーダーを用いた識別に取り組んだ。本検討では、角度分解能がカメラより低いレーダーの信号を、機械学習に基づく識別処理によって歩行者／自転車／自動車の3種類に分類し、障害物等のない理想的な状況において9割程度の精度で物標識別に成功した。本検討によってレーダーの受信信号に、物標識別に対して有効な特徴が含まれていることが確認できた。

Abstract

For prevention of traffic accidents, image processing technique has been widely studied to recognize pedestrians from the image taken by a camera; however, the accuracy of recognition is degraded by bad weather condition. In contrast, millimeter radar is tolerant to weather condition though with lower angular resolution; JRC has made test software to recognize the target in the radar signal. Based on machine learning, the recognition software classifies each target moving in open space into three types of targets: pedestrian, bicycle, and car. The recognition succeeded in classifying targets with the accuracy of approximately 90%. Through the experiments, JRC confirmed that the effective information for target classification is included in radar data.

1. まえがき

車両や道路脇に取り付けたセンサで歩行者を識別する技術が広く研究されている。画像を用いた識別では、濃霧などの悪天候では検知性能が低下することが問題である。耐候性が優れたセンサであるレーダーは、物標までの距離が直接測れる特徴があるが、画像と比べ角度方向の分解能が劣るため情報量が少ない。しかし、レーダーで取得した物標の特徴を時間的に蓄積することで情報量の不足を補えば、耐候性のある歩行者識別を実現できる可能性がある。

当社は、レーダーで取得した情報を蓄積し、機械学習によって歩行者／自転車／自動車を識別する物標識別を検討した。本稿ではレーダーで取得した情報に基づく識別の方法、理想的な状況での評価結果について説明し、レーダーを用いた物標識別の可能性を示す。

2. ミリ波レーダー

本章では、レーダーの原理説明とミリ波レーダーの方式、ミリ波レーダーで取得できる情報について説明する。

2.1 レーダーの原理

レーダーは、物標までの距離、角度、速度を計測できる。それぞれの計測方法について簡単に説明する。

距離は、レーダーと物標の間を電波が往復する時間を計測することで求める。距離30mの物標の場合、往復時間が0.5マイクロ秒に過ぎないため、直接時間を計測する代わりに周波数変調信号を用いて間接的に時間を計測するレーダー方式がある。その方式のレーダーは、送信周波数を時

間とともに直線的に変化させながら電波を送信する。反射波は、往復時間だけ遅延するため、送信信号と周波数が異なる。その周波数の差を検出することによって反射波の遅延時間が算出でき、したがって、距離が求められる。そのようなレーダー方式はFMCW方式と呼ばれる。

角度の抽出には、電波の送受信の方向を変えることで知ることができる。アンテナを機械的に回転し電波の方向を変えるアンテナ回転方式と、アレイアンテナを用い電氣的に電波の送受信の方向を変えるフェーズドアレイ方式が用いられる。そのうち、フェーズドアレイ方式については、アンテナ素子数の低減が可能なMIMOレーダー方式⁽¹⁾が知られている。

速度は、受信信号の位相を検出することで得ることができる。受信信号の位相は、電波の波長とレーダーから物標までの距離で決まり、半波長だけ距離が変化するにつき位相は360度変化する。移動物標は送受信のたびに距離変化が生じるため、受信信号に位相変化が生じる。複数の送受信に渡って位相の時間変化を検出することで物標の速度が検出できる。

2.2 ミリ波レーダーの方式

車両等に取り付けるレーダーは、免許や資格が不要な特定小電力無線局のミリ波レーダーを使用する。波長の短いミリ波を用いることは、アンテナの小型軽量化に適している。特定小電力無線局ミリ波レーダーでは、測距の方式として、大電力を扱う送信デバイスを必要としないFMCW方式が広く用いられている。本稿において使用したミリ波レーダーも、測距にFMCW方式を用いている。また測角については、アンテナが小型軽量化できるメリットを最大限

生かすため、回転機構をもたないMIMO方式が用いられている。

2.3 取得できる情報

本稿で使用したレーダーは、レーダーからの距離、角度のほか、速度を取得できる。具体的には、レーダーの受信信号から図1の左側に示すような距離、角度、速度を軸とした3次元空間における反射強度分布が抽出できる。この反射強度分布から、有用な物標は大きな反射強度をもつと仮定し、しきい値処理によって、物標を構成する点群を検出する。検出に用いるしきい値は、3次元空間上の点ごとに、その周囲の反射強度から計算される。検出された点の座標（距離、角度、速度）が物標の情報となる。レーダーが抽出する物標の位置は距離と角度であるが、当社で検討した物標識別は、直行座標を用いると、奥行や幅等、物標の識別に有効な情報が直観的に扱えるため、物標識別の準備段階で、直交座標系への座標変換を施している。

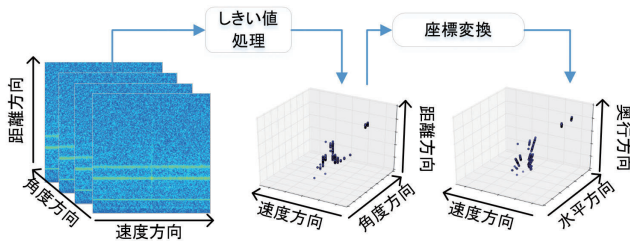


図1 レーダーで取得できる3次元情報
Fig.1 3 dimensions data of millimeter-wave radar

3. 物標識別処理

本稿の物標識別処理は、検出した物標が、自動車か、自転車か、歩行者かを識別する処理である。データの取得環境については次章に記す。物標識別には、機械学習を用いた。本章では、機械学習による物標識別、及び、その入力となる特徴量を抽出するための前処理について示す。

3.1 機械学習による物標識別

機械学習を用いた識別処理では、図2のように、レーダーデータから前処理（第3.2節で説明）により抽出した物標の特徴を、識別ルールに入力すると、識別結果である識別ラベルが出力される。識別ルールは、学習アルゴリズムに複数の学習データを入力することで得られる。一つの学習データは、物標の特徴量とその物標の識別ラベルの組である。学習用の特徴量は、事前に用意した歩行者／自転車／自動車ごとのレーダーデータから前処理により抽出する。一般に、学習データが多ければ多いほど、さまざまな状況に対応できる学習モデルが生成される。学習アルゴリズムには、サポートベクターマシン⁽²⁾を用いた。一方、出力される識別ラベルは、歩行者／自転車／自動車の3種類である。

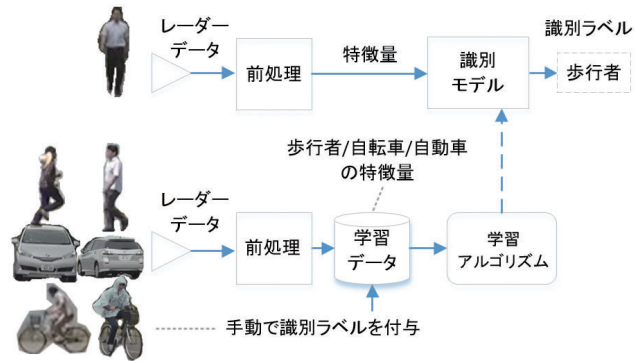


図2 機械学習による物標識別のフロー
Fig.2 Data flow diagram of target classification by machine learning

3.2 前処理

前処理は、レーダーで検出した物標から、物標の識別に有効な特徴量を抽出する信号処理である。

前処理のフローを図3に示す。しきい値検出後の反射点は、一つの物標に対して複数検出される。そこで、3次元上の検出点どうしの距離に基づき、検出点を物標ごとの塊（クラスタ）としてまとめるクラスタリングを実施した。これで、サンプル時間ごとに各物標のクラスタから特徴（一次特徴量）を抽出できる。また、一次特徴量の時間変化等、複数のサンプル時間にまたがる特徴も物標の識別に有効と考えられる。そこで、物標ごとに、クラスタの情報を基に追尾を実施し、同一物標に起因するサンプル時間ごとのクラスタを関連付ける。関連付けられたクラスタから抽出した一次特徴量をサンプル時間ごとに時間軸で蓄積し、この統計量を、機械学習へ入力する二次特徴量とする。

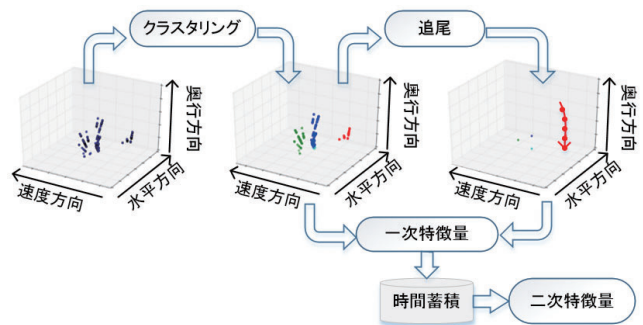


図3 前処理のフロー
Fig.3 Data flow diagram of preprocess for classification

一次特徴量を、図4を用いて説明する。一次特徴量は、物標のクラスタが占める形状に関係する量である。図4は、あるサンプル時間における、3次元座標上での歩行者のクラスタと、自動車のクラスタを比較している。歩行者のクラスタと、自動車のクラスタとは、それぞれのクラスタを構成する反射点の3次元座標上での空間分布が異なる。例えば、自動車のクラスタは、歩行者のクラスタと比較して、奥行方向にその反射点の存在する範囲が広がっている。

また、歩行者のクラスターの代表的な速度と自動車のクラスターの代表的な速度も大きく異なっている。もちろん、状況により歩行者と自動車の速度は毎回異なるが、統計的には重要な特徴となると考えられる。

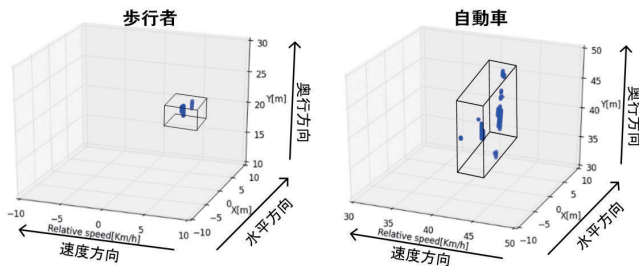


図4 歩行者と自動車のクラスター

Fig.4 Plots of a cluster of a pedestrian and cluster of a car

一次特徴量は、サンプル時間ごとに蓄積され、時間平均や分散などの統計を取ることで、機械学習の入力となる二次特徴量に変換される。

4. 評価

ミリ波レーダーを用いた物標識別の可能性の調査を目的とし、障害物等のない理想的な状況において、自動車/自転車/歩行者のデータを個別に取得した。この理想的なレーダーデータから識別に有効な特徴量が抽出できているかを検証する。最後に、上記特徴量から識別モデルを生成し、識別率を評価する。

4.1 データ取得環境

図5に示すように、障害物や建設物が道路の近傍に存在しない環境でレーダーデータを取得した。歩行者/自転車/自動車の移動方向は、レーダーに対し近づく方向、遠ざかる方向、レーダーに対し右から左に横切る方向、左から右に横切る方向とし、それぞれの方向において、歩く人や移動スピードを変えて複数シーンのデータを取得した。

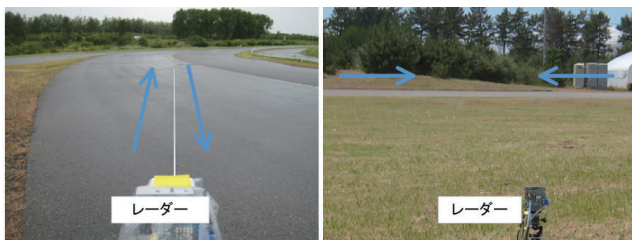


図5 データ取得状況

Fig.5 Picture of data acquisition environment

4.2 評価に用いた特徴量

取得したレーダーデータから物標識別に有効な特徴が抽出できるかを検証するため、一次特徴量を時系列に並べ、その時間変化に注目する。図6は遠ざかっていく低速の自動車及び歩行者の、奥行方向の反射点の位置分布の時間変化

を示している。図内の線はクラスター中に存在する反射点の奥行方向の位置の最大値、平均値、最小値を表している。自動車と歩行者との奥行方向の位置の最大値と最小値の差を比較すると、自動車の反射点の広がりが大きいことがわかる。また、自転車と歩行者の奥行方向の広がりの違いは、時間によらず比較的安定している。

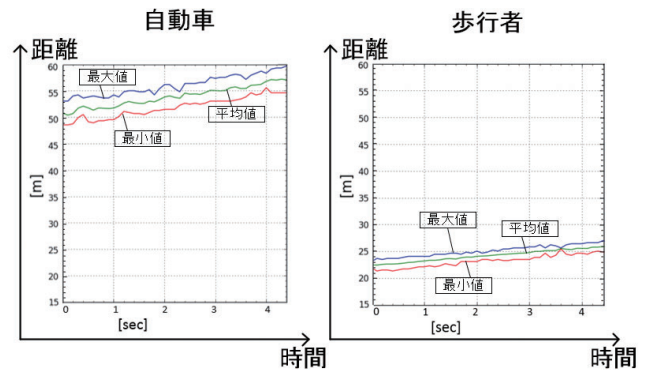


図6 自動車と歩行者の反射点の距離分布の時間変化

Fig.6 Plots of size of a cluster of a car and a cluster of a pedestrian in distance

図7は自動車と歩行者の反射点の速度分布の時間変化を示している。図内の線はクラスター中に存在する反射点の速度の最大値、平均値、最小値を表している。各時間において、自動車の速度の広がりは歩行者の速度の広がりより小さいことがわかる。また、歩行者の速度は時間経過とともに変動しているのに対し、自動車の速度は安定している。

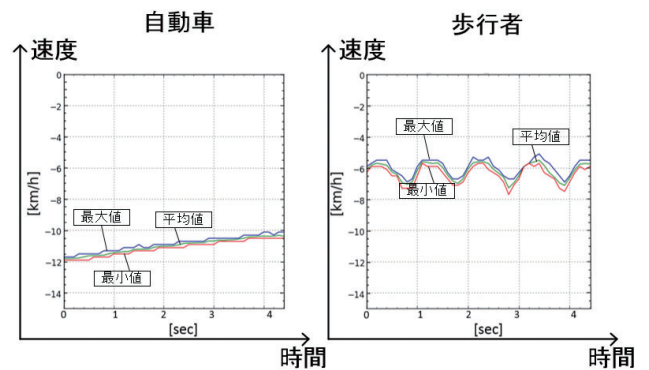


図7 自動車と歩行者の反射点の速度分布の時間変化

Fig.7 Plots of time variation of a car and a pedestrian in speed

4.3 条件

一次特徴量の蓄積時間は0.5秒とし、距離方向、速度方向、水平方向それぞれ軸における、クラスターを構成する反射点の広がりの時間的ばらつき、平均値の時間的なばらつきを特徴量とし、識別モデルを生成した。歩行者と自動車の識別には速度も有効と考えられるが、今回はデータ取得のシーン数が少なく、速度のみで識別できてしまう可能性が高いため、速度の時間平均は学習データとして用いていない。

各シーンで取得したレーダーデータについて、図8のように、物標を検出している時間を0.5秒ごとのブロックに区切る。ブロックには複数の一次特徴量が含まれ、これを時間蓄積し特徴量を計算する単独で移動する自動車、自転車、歩行者のレーダーデータからそれぞれ127ブロック、99ブロック、169ブロック、計395ブロック分の特徴量を抽出した。特徴量は、識別ルールに従い、自動車、自転車、歩行者のいずれかの識別ラベルに変換される。識別ルールは学習アルゴリズムに複数の学習データ（特徴量と正解の識別ラベル）を入力することで得られる。

識別率は、0.5秒ごとの識別処理回数を分母とし、正しい識別をした回数を分子とした。例えば図8では、0.5秒ごとに識別を10回実施しており、そのうち2回誤った識別を出力している。この場合の識別率は80%となる。

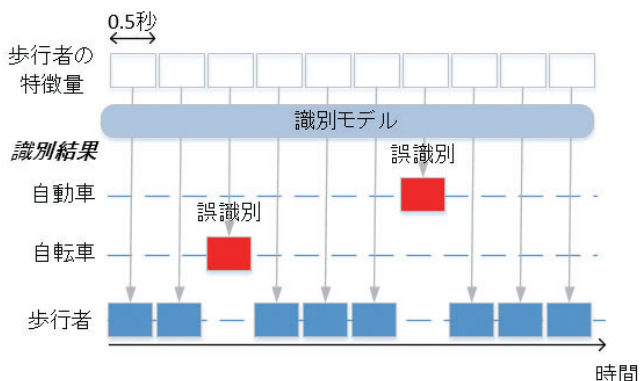


図8 識別処理の時間間隔 (歩行者を対象とした場合の例)
Fig.8 Illustration of timing of process

このように、一次特徴量の時間変化や時間軸でのばらつきには、歩行者／自転車／自動車の識別に有効な情報が含まれている。

4.4 結果

識別結果を表1に示す。ブロック数が限られていたため評価にはLeave-one-out 交差検証⁽³⁾を用いた。自動車の特徴量を入力として識別した結果、9割以上を自動車と判定しており、歩行者と判定した割合は3%以下であった。自転車の特徴量を入力とした場合は、自転車と判断した割合は9割以下となり、歩行者と判定する割合が10%を超えていた。歩行者の特徴量を入力とした場合は、9割以上を歩行者と判定しており、自動車と判定した割合は3%以下であった。

この識別率は、画像を用いた物標識別と比較して優位とは言えない。今後は、悪天候、遮蔽物のある環境や、複雑な動きをする物標を含めたデータを学習させ、複数ブロックの累積で判定するなどして、識別精度を向上していくと共に、レーダーの耐候性、速度検出が生かせる具体的なアプリケーションを検討していく。

表 1 交差検証による識別結果

Table 1 Classification result

入力	識別結果 (%)		
	自動車	自転車	歩行者
自動車	91.3	6.3	2.4
自転車	3	85.9	11.1
歩行者	1.8	4.5	93.7

5. あとがき

ミリ波レーダーデータから抽出した特徴量を入力とした機械学習により、外乱が少ない状況において歩行者／自転車／自動車を9割程度の精度で識別できることを示した。レーダーデータから得られる自動車と歩行者の特徴は大きく異なっており、自転車は、自動車と歩行者の特徴を併せ持つと考えられる。

このことから、ミリ波レーダーから得られるデータには、物標の識別が可能な情報が含まれているといえる。

しかし、並走する自転車と歩行者、犬を散歩する子供、ガードレールの向こうの歩行者等、遮蔽や並走がある状況では識別率が低下すると考えられる。このような様々な状況に対応できる識別モデル生成のため、各種状況におけるレーダーデータを収集、蓄積中である。また今後はより高度な学習アルゴリズムを用いた識別性能の向上に取り組む。

交通用途以外にも本技術は有用である。例えば、情報機密やプライバシーの配慮が要求される場所ではカメラの使用は避けるべきであり、ミリ波レーダーが望まれる。このような場所での歩行者の検知アプリケーションに対して、ミリ波レーダーと機械学習を用いた識別技術の展開が期待できる。

参考文献

- (1) Jian Li, Petre Stoica, "MIMO Radar Signal Processing," John Wiley & Sons Inc., ISBN 978-0-470-17898-0, 2009, pp.73-76.
- (2) B.E. Boser, I.M. Guyon, and V.N. Vapnik. A training algorithm for optimal margin classifiers. 5th ACM Workshop on Computational Learning Theory, ACM Press, 1992, pp. 144-152.
- (3) C.M. ビショップ, パターン認識と機械学習上, 丸善出版, 2012, pp32

用語一覧

FMCW: Frequency Modulated Continuous Wave
(周波数変調連続波)
MIMOレーダー: Multiple-Input Multiple-Output Radar
(仮想アレイを利用した電子走査アンテナをもつレーダー)