

79 GHz帯レーダを用いた物標識別技術の研究開発

Research and Development of Target Classification Technology Based on 79 GHz Radar Data

星 将 広 時 枝 幸 伸 矢 野 邦 哲 紺 野 将 寿
Masahiro Hoshi Yukinobu Tokieda Kuniaki Yano Masahisa Konno

要 旨

交通渋滞の軽減、交通事故の発生防止等を目的として自動運転の実現に向けた技術開発が脚光を浴びている。自動運転の実現に際しては、運転者に代わって自律的に周辺環境の認識を実行するためのセンシング技術が重要である。その中でも、レーダは距離を計測する能力に優れ、雨天・濃霧等への耐候性が高いことから、屋外での衝突防止センシングへの適用が期待されていた。その一方、可視光と比べ長い波長の電波を利用するため、レーダは形状認識に基づく物標識別が苦手である。当社は、レーダが物標までの距離や方位角だけでなく、物標の速度情報も抽出できることに着目し、速度成分の時系列的な変化パターンを人工知能 (AI) により識別する物標識別技術を開発した。評価実験の結果、レーダで観測した物標の速度情報を用いて、歩行者と車両を明確に識別できることを確認した。

Abstract

Technological development for realization of autonomous driving attracts attention because of the expectation for reduction of traffic congestion and prevention of the occurrence of traffic accidents. The realization of autonomous driving requires the sensing technologies to recognize the surrounding environment on behalf of a driver autonomously. Among the sensing technologies, the radar is advantageous for its ability to measure distance and for its tolerance against heavy rain, fog, etc.; therefore, it has been expected to be applied to collision prevention sensing in the outdoors. However, the radar is disadvantageous in target classification based on shape recognition, since the radar deals with longer wavelength than visible light. JRC has developed the target classification technology based on artificial intelligence (AI), in order to classify the chronological variation pattern of velocity components obtained from the sensor information from the radar, such as distance, azimuth, and velocity of the target. As the result of our evaluation, we have confirmed that our new radar technology is able to distinguish between pedestrians and vehicles.

1. まえがき

レーダは自動運転の実現において、周辺環境の認識のための有効なセンサとして期待される。周辺環境の認識は、「認知」「判断」「制御」の3要素で構成される自動運転システム⁽¹⁾において「認知」に相当する重要な要素である。すなわち、周辺環境の認識は単に周辺の物標を検知するだけでなく、その物標が歩行者か車両かを識別し、かつ衝突の危険性を評価できることが重要である。レーダは元来、距離を検出するセンサとして利用されてきたが、技術の進展により、位相情報を利用することで物標の速度や方位角を検出できるようになった。方位角を検出する際にアンテナを機械的に駆動する必要がない点は、新技術が生み出した大きな特長である。また速度分解能は0.5 km/h以下、距離分解能は5 cm程度を実現し、高精細なデータの取得が可能である。応用例としては、人が歩行する時の腕や足の動きのような微細な速度情報の観測が挙げられる。これは79 GHz帯という非常に高い周波数や4 GHzという超広帯域な信号を使用することによる利点である。本稿では、レーダにより観測された歩行者や車両の反射信号から抽出した速度情報が、物標識別において効果的であることを示す。さらに、抽出した速度情報のパターンをAIで判定することにより歩行者と車両の識別が可能であることを示し、危険度を判定するセンサとしてのレーダの有効性について紹介する。

2. レーダによる物標識別

レーダによる物標識別は物標の速度成分を利用し、図1に示すように「レーダ検知処理」「クラスタリング」「物標識別処理」の順で実行する。レーダ検知処理は、レーダ受信信号（反射波）を処理することにより反射点を検出し、反射点ごとに距離・方位・速度の各データを抽出する。反射点ごとに抽出されたデータはクラスタリング（データを類似性に基づく塊に分けること）により、個々の物標に属する反射点データの塊（クラスタ）として認識される。クラスタリングによって得られる各々の物標のデータは、識別処理によって「歩行者」「車両」「その他」のいずれであるかが判別される。

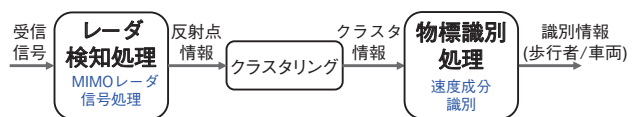


図1 レーダによる物標識別処理の流れ

Fig.1 Data flow of radar data processing for target classification

2.1 レーダ検知処理

レーダ検知処理は、レーダの受信信号（反射波）によって物標の位置情報を特定する処理である。レーダ検知処理には、表1に示す仕様のレーダを利用した。本レーダは79 GHz帯という非常に高い周波数の電波を使用し、また占有周波数帯幅を4 GHzと広くすることにより、距離分解能を従来型機の70 cm程度から5 cm程度まで向上させた。また、複数の物標の方位角を同時に抽出するため、DBF（デジタルビームフォーミング）と呼ばれる技術を採用した。これは、レーダに装備される複数のアンテナ素子（アレイアンテナ）から放射される電波が受信位置で強め合うように高速デジタル信号処理を行い、各アンテナ素子に給電する振幅と位相を調整するものである。この技術により電波干渉が低減し、受信信号レベルが向上する。小型の本レーダにおいては、DBFを実現するためにMIMOレーダ方式を採用した。MIMOレーダ方式とは、送信アンテナと受信アンテナの位置関係を利用し、仮想的なアレイアンテナを形成することにより、少ないアンテナ素子で細かな角度検出を実現する技術である。

表1 当社が開発した新型レーダの仕様
Table 1 Specifications of the new radar developed by JRC

項目	仕様
周波数帯	79 GHz帯（占有周波数帯幅4 GHz）
送信電力	2.5 mW（送信アンテナ1個あたり）
アンテナ数	送信3, 受信6 （MIMOレーダ方式を利用）
レーダ方式	FMCWレーダ
角度検知方式	MIMOレーダ + デジタルビームフォーミング

レーダ検知処理では、物標の位置情報に加え物標の速度情報も検出する。本レーダは、レーダ検知処理を行うためにレーダ信号パルス80 μ s程度の間隔で256回繰り返して送信する。物標が移動している場合は、レーダの反射信号は80 μ s間隔の変位で位相が変化して受信される。例えば、物標が30 km/hで移動する場合、レーダ信号パルスが1回送信される度に反射信号の位相は約130度変化する。反射信号の位相の変化量は物標の速度に比例するため、位相変化量を計測することにより物標の速度を求めることができる。物標の速度検出に要する時間Tと検出できる速度の分解能 Δv の関係は $\Delta v = c/2f_0T$ である。ここでcは自由空間中の電波伝搬速度 (3×10^8 m/s), f_0 は本レーダの送受信周波数 (79 GHz) である。この式から導出されるとおり、本レーダにおける物標速度の検出分解能は僅か0.35 km/h程度である。このように精度の高い速度分解能は、後述する物標識別において貢献する。

2.2 物標識別処理

レーダ検知処理によって検知された反射点は、クラスタリングによって個別の物標として認識され、物標識別処理に引き渡される。物標識別処理において、速度成分は特に重要な情報である。詳細は次の第2.2.1節で説明するが、物標識別処理は、主に物標固有の速度情報を分析することにより、物標が「歩行者」または「車両」のいずれであるかを判別する。

2.2.1 歩行者の速度データにみられる特徴

歩行者の速度成分は、車両には見られない特徴を有している。歩行者の速度成分には「胴体の移動速度」のほかに「腕の振り」「足の運び」などに起因する速度成分が含まれる⁽²⁾。例として、レーダで観測した成人男性の歩行時の速度成分を図2に例示する。図中、速度値の正負は移動方向がそれぞれ「接近/遠去」であることを表す。図2において、胴体の速度成分（動き）が最も特徴的であり、-5 km/hを中心として歩行に合わせ周期的に上下を繰り返していることが認められる。さらに、速度成分が0 km/hから-10 km/h付近の間で分散し、時々刻々と変化している様子が特徴として確認できる。その速度の分散は歩行時の腕や脚の振りに起因する特徴であり、走行中の車両には見られない。

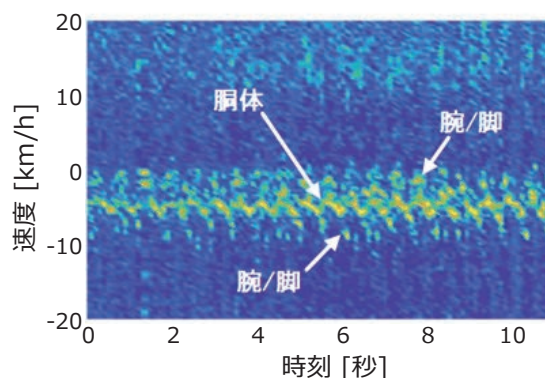


図2 レーダで観測した歩行する成人男性の速度成分
Fig.2 Velocity component of an adult male pedestrian observed by radar

歩行者と車両の速度成分を比較すると図3に示すように大きな違いがある。歩行者の速度データは、腕や脚の動きに起因する複数の速度成分を含むため、速度成分の広がり大きい。一方、車両の場合は歩行者のデータと比べ、速度成分の広がりは見られない。従来、歩行者と車両を識別するためには、両者の物理的寸法を判別する方法が一般的に有効とされてきたが、レーダと物標との位置関係によっては物標の幅や奥行きを正確な判別が困難であるという弱点があった。速度情報を用いた本手法による物標識別はこの弱点を克服した。なお、同一クラスタ内にある物標データの速度成分の広がり进行分析することにより、個々の物標の形状が判別できなくても「歩行者」と「車両」が識別できる可能性がある。

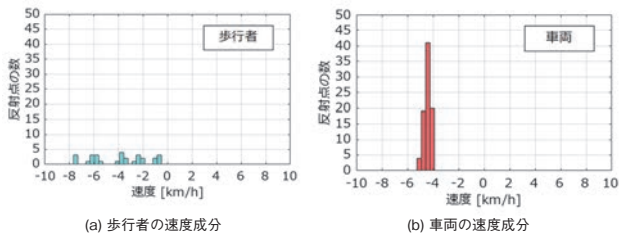


図3 歩行者と車両の速度成分

Fig.3 Velocity component of the pedestrian and the vehicle

2.2.2 AI(人工知能)による識別

レーダの受信データから物標の種類(歩行者, 車両)をAIにより識別する。AIへ入力するデータは, 画像処理の分野でみられるような多数の生データをそのままAIに入力する手法とは異なり, 当社は前処理によって得られた速度成分データ等の有効な特徴量だけを選択的にAIに入力した。そのため, 今回開発したAIによる識別技術は, 従前の画像処理にみられるAIと比較して, 識別に使用する入力データ数が極めて少なく済むため, 安価な機器構成での実用化が期待できる。

レーダ検知処理によって抽出した情報のうち, 物標識別に有効な情報は, 速度成分の高次モーメントで, 具体的には速度の「分散」「偏り」「点在」に対応する統計量である。物標識別における高次モーメントの有効性は, 第3.1節で, 改めて実際のデータを用いて示す。ほかの特徴量を含めると, 本稿で紹介する識別用のAIには10種の特徴量が入力される。

第2.2.1節で述べたように, 歩行者の速度成分には腕や脚のように歩行運動に合わせて時々刻々と変化する動きが含まれているので, このような動きについて時間との相関性をAIに学習させることにより, 物標識別を実現する。時間相関性を学習させるため, 時間的な変化や順序を扱えるニューラルネットワークモデルであるLong-Short Term Memory (LSTM) ネットワーク⁽³⁾を採用した。なお, 本レーダの物標識別処理では, 過去5フレーム分(500 ms分)の特徴量をLSTMに入力することで, 時間相関性を活用した物標識別手法を確立した。

3. 物標識別の評価結果

本節では, レーダによる物標識別の有効性の評価結果について紹介する。評価結果として, AIに入力する速度成分データをはじめとした特徴量の有効性と, 屋外において計測した実データによる物標識別の結果を示す。特徴量の有効性評価では速度成分の高次モーメントが物標識別を実行する上で特に有効に機能していることが確認でき, 屋外における評価試験を実施した結果, 歩行者と車両を正確に識別できることを確認した。

3.1 特徴量の有効性

AIに入力する特徴量のうち, 各クラスから抽出した「反射点の個数」「速度平均」「速度成分の2次から4次のモーメント」の有効性を評価した。

特徴量の有効性は, サポートベクタマシン (SVM) によって決定される重み係数の大きさを利用して評価した。歩行者と車両をSVMで学習させた結果, 各特徴量に対して図4に示す重み係数が得られた。図は, 時間相関性を活用しない(単一フレーム)場合と, 時間相関性を活用した(過去5フレーム分)場合の学習結果を示しており, 1に近づくほど物標識別結果に影響を与える有効な特徴量であることを表す。この学習結果によると, 歩行者と車両の識別において, 速度成分の高次モーメントは単一フレームでは有効性が乏しいと判断できるが, 複数フレームのデータを利用すると最も有効に機能することがわかる。この評価結果は, 速度成分の時間的な変化(分散や偏り)が, 歩行者と車両を識別する上で最大の特徴であることを意味している。

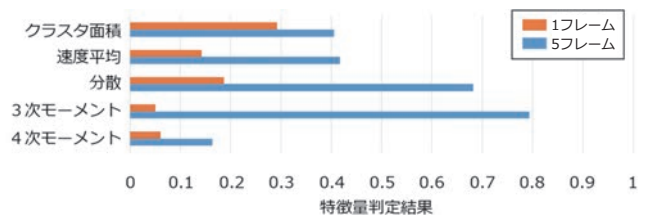


図4 SVMによる学習によって得られた重み係数 (特徴量の有効性)

Fig.4 Weighting coefficients obtained by learning by SVM (validity of the feature values)

3.2 物標の識別実験

歩行者と車両をレーダにより屋外で観測し, AIによって識別する実験を実施した。実験は, 図5に示す見通しの良い滑空場で行い, 20 m四方の領域内で図5 (b) に示す経路で移動する歩行者と車両を識別対象とした。図5 (b)は歩行者と車両の移動開始時の位置を図示しており, (x, y) はそれぞれセンサから見た物標までの(水平距離, 奥行距離)を表す。本実験の結果, 歩行者と車両を識別する上で速度成分が重要な役割を果たすことを確認した。

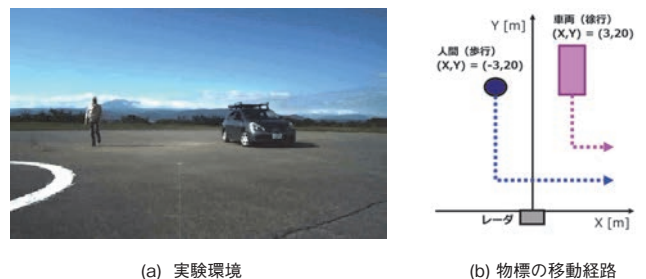


図5 物標識別実験の様子

Fig.5 State of the target classification test

歩行者と車両を同時に観測した際のAIによる識別結果の一例を図6に示す。紺色の点は「歩行者として識別されたクラスター」に含まれるレーダ信号の反射点, 薄紅色の点は「車両として識別されたデータ群」に含まれるレーダ信号の反

射点を示す。レーダ信号反射点の位置のみの観測においては、図6 (a) に示すとおり、歩行者と車両の両データ群（クラス）に特異性はみられず、両物標の識別は困難であるが、物標の速度成分を含めて観測すると、図6 (b) に示すとおり、歩行者のデータ群には「速度成分の広がり」が示され、これを固有情報として両物標の識別が可能となる。

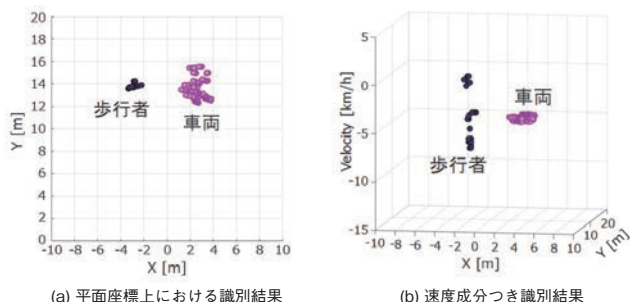


図6 レーダ受信データを物標識別した結果の例

Fig.6 Example of target classification results based on radar data

歩行者と車両を図5 (b) に示す経路（接近・旋回・遠去）で移動させたとき、AIが出力したクラス確率は図7のように推移した。クラス確率とは、AIに学習させたデータ（教師データ）に対して、入力したデータがどの程度類似しているかという相関値を意味する。つまり、図に示したクラス確率は、歩行者および車両の各々のデータに対しAIが算出した「歩行者および車両らしさを表す数値」である。この結果によると、AIは96 %以上のクラス確率を算出しているため、結果的には、歩行者を「歩行者」と判定し、車両を「車両」と判定した。歩行者と車両の識別率としては100 %であるが、ここではAIの性能を詳細に示すため、識別の判断基準として扱っているクラス確率を掲載した。車両においては「接近」から「旋回」に移る過程でクラス確率にわずかな低下がみられる。これは、至近距離で車両が旋回することにより、車両の部位による相対速度の差が生じ、速度分散が現れたことによるものと考えられる。これに対し、歩行者においてはこのような事象がないため100 %に近いクラス確率を維持している。

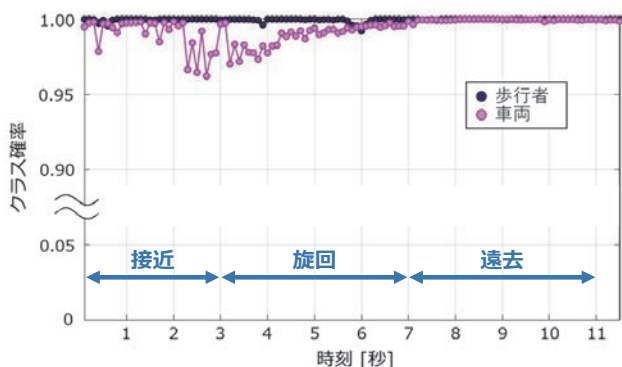


図7 物標識別AIが算出したレーダデータのクラス確率

Fig.7 Class probability of radar data calculated by AI for target classification

4. あとがき

レーダによる物標の速度検出が物標識別に有効であることを実験により確認した。レーダでは、物標の速度成分と併せて位置情報（距離・方位）も取得できるため、複数の物標を同時に識別することが可能である。歩行者や車両の飛び出しや急な方向転換といった危険な動きを判断するうえで、物標識別技術は大いに有効である。本稿では外乱が少ない理想環境下において実験・評価を行ったが、物標識別における速度成分情報の有効性を示すことができたものと確信する。物標識別に速度情報を活用することにより、識別精度の向上が見込まれ、自動車の自動運転システムにおける安全確保、交差点や踏切における危険回避など、社会インフラに対する多大な貢献が期待される。また、建設現場や工場内のような産業用車両と作業者が共存する環境において、出会いがしら事故を防止するセンシング情報を提供し、労働災害の低減にも大きく寄与する。

今後は、歩行者の速度成分の特徴をさらに細かく分析し、例えば「歩行者が若年者か高齢者か」といった識別を可能とするなど、より危険回避効果を高めるべく本技術を発展させてゆく所存である。

参考文献

- (1) 児島, et al., “自動運転の高度化を支える知能化技術,” 日立評論, Vol.99, No.05 504-505 (2017)
- (2) 富木, 時枝, “ミリ波レーダを用いた物標識別の検討,” 日本無線技報, No.68, pp.17-20 (2017)
- (3) 岡谷, “深層学習,” 講談社, ISBN-13: 978-4-06-152902-1, pp.111-130 (2017)

用語一覧

- DBF: Digital Beam-Forming (デジタルビームフォーミング)
- MIMO Radar: 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)
- LSTM: Long-Short Term Memory (時間的な変化や順序を扱える回帰型ニューラルネットワークモデルの一種)
- SVM: Support Vector Machine (2クラス分類を行うことを目的とした機械学習手法)