

環境ロバストな先進運転支援システムの実現を目指した、 ミリ波イメージングによる人・物体識別技術の研究

A millimeter-wave imaging radar-based human/object detection technology
for environmental resilient ADAS applications

研究代表者 東京大学・工学系研究科 講師 小菅敦丈

Atsutake Kosuge

Advanced driving assistance systems (ADAS) technology that identifies people and objects and predicts danger is required to be installed not only in passenger cars but also in many other vehicles and machines such as construction machineries to prevent accidents. However, in harsh environments (bad weather, inadequate nighttime illumination, dirt on the camera), conventional RGB-camera based human/object detection systems have low accuracy. Using millimeter wave imaging radars have high environmental resistance, but unlike images, there are challenges in generating training data for deep learning AI applications. In this research, we will develop a new AI technology that handles millimeter wave images based on a new semi-automatic training data generation technology, and develop a highly accurate AI technology for human/object identification in harsh environments.

要旨

人や物体を識別し危険予知する運転支援技術は、事故防止のため乗用車のみならず多くの車両・機械への搭載が求められている。しかし過酷環境下(悪天候、不十分な夜間照明、カメラへの汚れ付着)では、従来の画像認識による人・物体識別器は精度が低い課題があった。高い耐環境性を持つミリ波は有望であるが、画像と異なり深層学習型AI適用には学習データ作成に課題があった。本研究では新規半自動学習データ生成技術を軸に、ミリ波イメージを扱う深層学習AI技術を開発し、高精度な人・物体識別AI技術を開発した。RGBカメラと遜色ない認識精度をミリ波イメージングレーダで達成し、RGBカメラが苦手とする暗闇やオクルージョン、泥などが付着するシーンへの適用可能性を明らかにした。

1. まえがき

建設現場において発生する労働災害件数は全産業の発生件数のうち33%を占め、全業種最大の発生件数である⁽¹⁾。特に建設機械との接触事故件数が多くを占めている。人や物体を検知し事故を未然に防ぐため、建設機器へのADASの採用が進んでいる⁽²⁾。

建設機器用ADASには人を含む複数の物体と位置・距離を、リアルタイムに識別することが求められる。パワーショベルやトラクタであれば、ブレーキが作動し安全に止まるためには、およそ10m以内の人と物体の位置を検出することが必要である。5mから10m

の範囲内では、人であれば停止し、接近しても良い物体であれば作業効率を優先しアラートだけを上げるだけに留め、停止させない。5m以内では、どのような物体であっても停止することが求められる。建設機器用ADASには、検知してから300ms以内に停止制御することがISO規格によって定められており⁽³⁾、認識処理はおよそ100ms程度の処理時間に収めることが必要である。以上要するに、10m以内にある人を含めた複数の物体に対して、距離とその物体の種類を100ms以内に判別する性能が求められる。

これまで自動車用ADASとして可視光カメラ⁽⁴⁾やLiDAR^[5]による物体検出技術が開発されてきた。これらは急速に発展する深層学習技術⁽⁴⁻⁸⁾を用いることで、高い精度で人や物体をリアルタイムに識別できている。しかし建設機械は車と異なり、土砂が多く粉塵舞う中で建設作業を行い、そういった環境でこそ労働災害が起きやすい。夜間、悪天候、カメラに付着した汚れといった光学的に過酷な環境下で、高精度かつリアルタイムな人と物の識別が求められる。可視光カメラ単体ではこうした過酷環境での認識が困難であり、ミリ波やLiDARといった代替手段の活用が欠かせない。

ミリ波レーダ^(9, 10)はアクティブセンサであり夜間や悪天候に強く、可視光に比べて低い周波数の電波を利用していることから土砂汚れやオクルージョンに対しても頑強であることが期待される。建設機器が動く過酷環境においても、安定した信号を得られる。

加えて5Gなどでミリ波レーダを構成する部品が大量に供給されていることから、LiDar やカメラに比べて価格も安く魅力的である。

従来のミリ波レーダは水平と奥行き方向のデータしか取れず物体識別が困難であったが、水平及び垂直方向のデータを取得できるイメージングレーダ⁽¹¹⁻¹³⁾が登場したことで解決が期待されている。解像度はカメラには遠く劣るが、従来よりも多くの物体の特徴量を得ることができる。空港などにおける不審物検知に商用利用されている⁽¹⁴⁾。カメラと異なり奥行情報も取得することができ、位置情報が必要な ADAS 応用に向く。さらには不等間隔アンテナアレイを用いた合成技術により、アンテナ数を抑えつつ低コスト・低消費電力な高精細なミリ波イメージングレーダの開発が進んでいる⁽¹⁵⁾。

こうしたミリ波イメージングレーダを ADAS に応用するにあたって2つの課題が存在する。1つは電波であり可視光の反射と大きく異なるため、被写体とミリ波反射データの関係を判別し難いことである。人手ではミリ波データだけでは、高精度な教師データを作成することは困難である。もう1つはミリ波データから高精度かつリアルタイムに物体識別を行うことである。これまで広く研究されてきた物体識別 DNN 技術⁽⁴⁻⁸⁾の殆どは2次元画像を対象にしており、3次元のミリ波データに適した DNN 構造が必要である。本研究では、ミリ波イメージングレーダによる、リアルタイムな複数物体認識システムを開発した(図1)。処理時間 100ms で6種の物体を10mまでの距離で検知でき、建設機器用 ADAS の要求を満たすことができる。本システムを実現するために、(A)人手によるアンテーションが困難なミリ波データに対して、教師データの半自動生成を可能にしたカメラ-ミリ波協調・半自動教師データ生成技術、(B)3次元のミリ波データから高精度かつリアルタイムに物体識別を行うことを可能にした mmWave-YOLO 技術を開発した。光学カメラでは認識できない過酷環境下においても、物体検知精度を mAP50 で84%を達成した。光学カメラで認識できない光学的に過酷な環境においても、本技術により高い精度で物体識別可能な ADAS を実現できる。

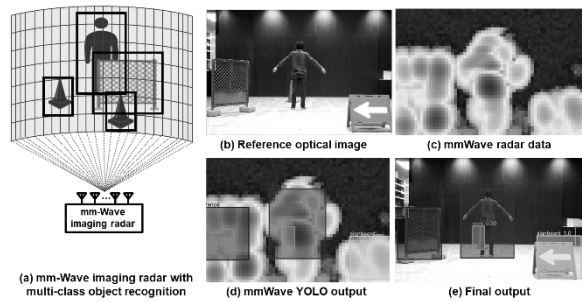


図1 提案するミリ波イメージングレーダによる人物検知

	Ref. [17] CVPR'18	Ref. [20] CVPR'20	Ref. [21] IoTDI'21	Ref. [22] Sensors'21	This work
Input data	1D Radar	2D Radar	Camera 1D Radar	1D Radar	2D Radar
# of detectable objects	Human pose	Car	Human	Human, Drone, Car	Human, Cone, Bicycle, Sign board, Fence, Rider
Object location detection	✓	✓	✓	-	✓
Harsh environment (dark and dirt)	✓	✓	-	✓	✓
Automatic labeled data generation	-	✓	-	-	✓

図2 関連研究との比較

2. 関連する研究

ミリ波レーダを活用した物体検知技術は古くから研究されてきたが、多種の複数物体を検知する技術は未だ確立されていない(図2)。これまでの最先端のシステムであっても3つの物体識別が最大であった⁽²²⁾が、本研究では倍の6つの物体識別を可能にした。

車載用ミリ波レーダとしてはMIMO型の1次元アレーアンテナを用いたFMCWレーダが小型軽量のため一般的である。FMCWレーダからの距離、角度のほか、速度を取得できる。通常は反射強度に応じて閾値処理を掛けることでスパースな点群データに変換し、得られた点群データから障害物を検知する。MUSIC法⁽¹⁶⁾などの信号処理技術が開発されている。しかしMUSICではガードレールや標識といった物体識別ができない。そのためミリ波イメージングレーダに適用し垂直方向に検知範囲を広げると、信号機や標識を障害物として誤検知してしまう課題があった。そのため車載用ミリ波レーダは垂直方向の検知範囲を狭める方向で技術開発が行われていた。

垂直方向並びに水平方向に検知範囲を広げたミリ波イメージングレーダが新たに開発され、DNN技術を

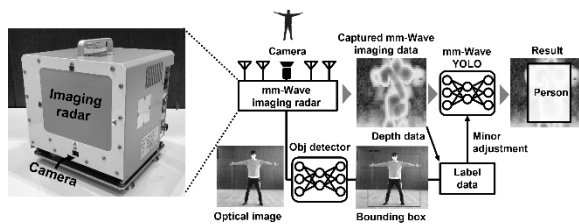


図3 RGBカメラレーダ協調自動アノテーションシステム

用いた高精度な検知技術も多く報告されている。

RF 信号を用いた人体姿勢推定の先行研究が広く研究されている⁽¹⁷⁻¹⁹⁾。一方、高精度な人体姿勢推定には100枚近くの時系列データが必要であり⁽¹⁷⁾スループットは遅く、加えて人以外のものを推定することはできない。そのため建設機器用ADASには応用することはできない。

カメラとミリ波レーダを用いたセンサーフュージョンによる物体検知技術が提案されている^(20,21)。しかしミリ波データによるスパースな点群データを基にした検知技術のため、認識対象の詳細な特徴量を捉えることができず、複数の物体を識別することができず、認識対象は人検知のみであった。1次元ミリ波レーダのヒートマップ出力に対してDNNにより物体識別する技術が提案されている⁽²²⁾。クルマ、ドローン、人の3種類を識別できる。しかし建設機械向けADAS技術では、後述するように最低でも6種類の物体識別が必要である。水平方向のみのアレーアンテナでは、物体の詳細な特徴量を捉えることができず検知可能な物体識別数を向上することは容易でない。

3. 提案技術

3.1 自動教師データ生成技術

本研究ではRGBカメラ協調自動教師データ生成技術を構築した(図3)。可視光カメラの光軸とミリ波レーダの中心軸がアラインされた装置により可能となった。ミリ波レーダの画角と可視光カメラの画角内双方の位置にコーナリフレクタを設置することで、可視光カメラとミリ波レーダの位置関係を求めキャリブレーションを行っている。一度キャリブレーションされた後は、筐体によりカメラとレーダの位置関係は固定される。可視光カメラとミリ波レーダの撮像タイミングは同期されていることから、同一視野で同一のタイミングで2つのデータ：可視光

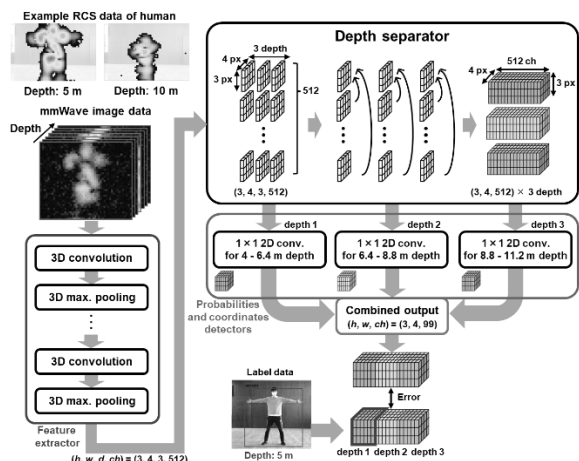


図4 mmWave-YOLO

画像データとミリ波イメージングレーダデータを取得できる。これにより可視光画像を用いたトレーニングデータの生成が可能になる。

使用したミリ波イメージングレーダはパラボラアンテナを回転させながら測定する機械式レーダである。76.5GHz帯の電波を用いている。検知範囲は水平方向に33度、垂直方向に20度であり、それぞれ0.5度の分解能でデータ取得できる。建設機器のADAS用途では、第一章で述べたように5mから最大10mの範囲内で人や障害物を検知できれば良い。そのため本研究においてはこの範囲をカバーする4m-11.2mの範囲を検知範囲とした。奥行き方向に0.15mの分解能で計48チャンネルのデータを取得した。

可視光カメラで得られたデータに対して学習済みの高精度なDNNモデルを用いて推論させることで、手作業なしにラベルデータを得ることができる。本研究では、物体識別タスクで著名なYOLO-v3⁽⁶⁾のTiny版を用い可視光画像データに対して推論させ、得られた認識結果のバウンディングボックスをミリ波データに対する学習用データとして用いた。ラベル付けの正確さはDNNモデルの精度に強く依存する。本研究では生成されたラベルデータにわずかな修正を施したうえで学習用データとした。

一方建設機器向けADASと特殊用途であり、一般の画像認識コンテストで要求される認識対象と異なる。認識対象は後述のように画像認識におけるクラスと異なるため、本研究では新しい建設機器向けADAS用クラスに沿った画像正解データを用意し学習させている。建設機器用途に沿ったデータセットを一度

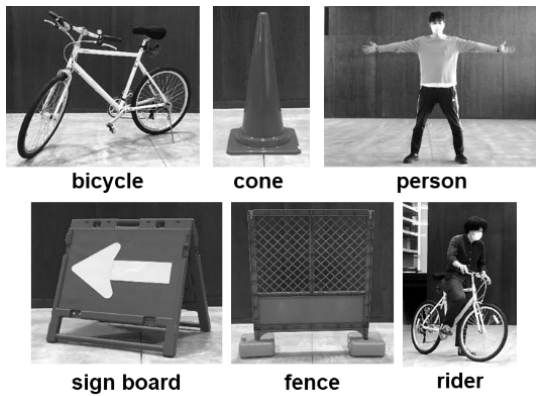


図5 評価対象として選定した物体クラス

構築できれば、以降人手アノテーションは不要である。

3.2 mmWave-YOLO

ミリ波イメージングデータの空間情報を最大限活用するため mm-Wave YOLO(図4)を開発した。3次元畳み込みにより、水平・垂直方向のみならず、奥行き方向のデータも含めて特徴量を算出することができる。CNN ではプーリング層と呼ばれる間引き処理を用いることで、最も表出した特徴量のみを抽出する。3次元畳み込みでも同様に、特定の3次元空間内に存在する最も強く表出した特徴量のみを抽出する3次元プーリングを用いている。本研究では得られたミリ波イメージングレーダデータに対して、後段でのデータ処理に適するようにデータをリサイズしている。3次元畳み込み層と3次元プーリング層により、3次元の位置関係を保ったまま512次元の特徴量を得ている。

ラベルデータは自身が持つ深さ情報に基づいて、Depth1~Depth3の領域に振り分けられる。この操作はDepth Separator レイヤーにより実行される。例えば被写体の深さが4m~6.4mであればDepth1に、深さが6.4m~8.8mであればDepth2に、そして8.8m~11.2mであればdepth3に振り分けられる。図4に示した例では、ラベルデータは5mの深さという情報を持っているため、Depth1に人を検知した正解データである bounding box とクラス情報を格納し、Depth2, Depth3には物体が存在しないため bounding box もクラスデータも格納しない。

Depth Separator のもう一つの役割は、距離ごとに

識別器を最適化できることである。ミリ波レーダでは物体が遠方にあるほど反射波の拡散が生じ、得られる像に大きなブラーが生じるようになる。距離ごとにDNNを切り替えるDepth Separatorを用いることで、ブラーの影響を除去できる。

4. 実験結果

4.1 実験セットアップ

建設機械のADAS応用を意図しているため、認識対象も通常の一般物体認識で想定されているものよりも、建設現場で用いられている物体を対象を絞った(図5)。犬や猫といった小動物、木、花、鳥といった一般物体認識で多用されるような物体は建設機器応用では殆ど必要ない。作業員である人、コーン、移動用に用いる自転車、サインボード、フェンス、そして人が自転車にまたがったRiderの6種を選んだ。一方で建設機械や車などは認識対象としてニーズがあることは認められるものの、限られた実験設備とスペースでは実験が困難であり今回は除外した。大きな建設機械や車はGPSなどで相互に位置を認識できるため、他の方法で高精度に位置を推定することも可能である。これらの特殊用途のクラスを用意したため、一部のデータは半自動教師データ作成に用いるYOLO学習のために人手でアノテーションを行った。人手でアノテーションされたデータはmmWave-YOLOの学習にも用いられている。

外乱を排除し提案手法を定量的に評価するため、学習用及びテスト用のデータは20m×20m程度の室内で撮影された。室内は通常の講演会などに使用されるホールである。床や壁はコンクリートでできており、その上に一切電波吸収材などは添付していない。一部の壁はコンクリート表面に木材で装飾が施されている。これらの条件で720枚ほどのデータを撮影した。視界良好条件で撮影した600枚を訓練用データとし、残り視界不良条件の120枚を評価用データとした。これら訓練用データは全て人手でアノテーションしている。

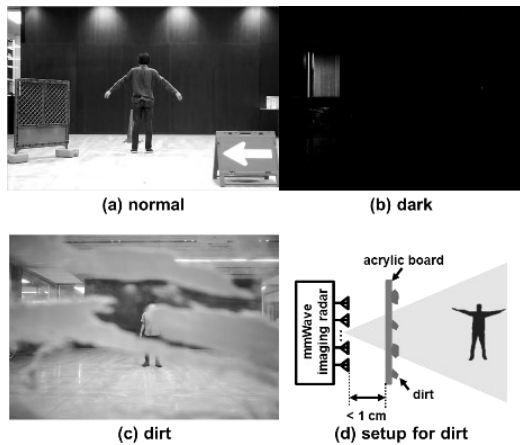


図6 評価対象シーン

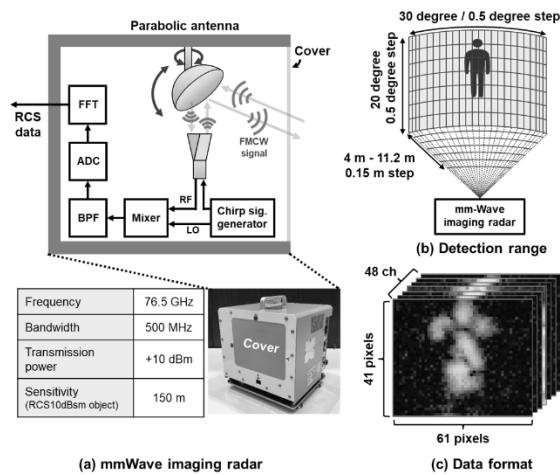


図7 本研究で用いたmmWave イメージングレーダ

可視光カメラに対するミリ波イメージングレーダの優位性を示すため、(a) 視界良好(Normal)、(b) 暗闇、(c) 汚れの3条件でテスト用データを撮影した(図6)。暗闇や汚れの条件は、いずれも可視光カメラによるADASで認識が難しく課題となっていたシーンである。(c) 汚れのシーン撮影では、ミリ波イメージングレーダ及びカメラの前に透明なアクリル板を設置し、その上に汚泥を塗布し撮影した。なおこれらの悪条件で mmWave-YOLO の認識精度を評価するために、正解データも合わせて撮影している。それぞれの光学的に過酷な条件でテストデータの撮影と共に、一切人やモノの位置姿勢を変えずに、十分な光量で一切の汚れやオクルージョンのない正解データを撮影している。正解データで正解ラベルを作成し、悪条件で撮影したデータに対する推論結果と比較することで、認識精度を算出した。

mmWave-YOLO の認識精度の算出には、従来の YOLO で用いられている指標と同一のものを用いた (mAP50)。すなわち推論結果と正解データのオーバーラップ領域が全領域に対して 50%以上であれば正解として、精度を算出している。

本実験で示したミリ波レーダを図7に示す。ミリ波イメージングレーダは、無線信号を送信し、シーン内のさまざまな物体からの反射を受信することで動作する。太陽などの外部光源から反射した光を捉える可視光カメラと異なり、自分で信号を送信するので夜間などでも安定してデータを得られる。24GHz、60GHz、77GHz といった高周波数帯で動作する。アンテナアレイは電子的に制御され、空間方向(x, y)に向かって信号を照射する。物体に反射して帰ってきた信号を FMCW などの技術で送信信号と反射信号とを分離して受信する。反射した物体の距離(z)毎に分離して計算される。これらにより 3D ヒートマップ(x, y, z)を得ることができる。各 voxel には得られた受信信号エネルギー値が格納される。

ミリ波イメージングレーダは可視光に比べて加えて可視光カメラ(1920x1080)と比較して解像度が著しく低い(61x41)。解像度を向上するためにはアンテナアレイの規模を拡大する必要があるが、面積が大きくなるだけでなく送受信 IC の数も増えるため、消費電力も大きく増えてしまう。そのため解像度は低いまま、高精度な認識を実現することは小型・省電力化・低コスト化に繋がるため重要である。

ミリ波イメージングレーダは可視光カメラや LiDar と異なり、(1) 可視光と異なる物質反射・透過特性を有し、(2) 直進性が悪いため、点が広がったぼやけるため、普段の可視光画像と大きく異なった見え方となる。

4.2 実験結果

十分な光量でかつ視界良好な条件(Normal Case)では、従来可視光カメラによる人・物体認識の精度は 78% であり、mmWave-YOLO は 84% であり同等の精度が得られている。視界不良環境下では、従来可視光カメラによる認識は全くできていない。一方 mmWave-YOLO は認識が高い認識精度を実現できている(74%)。mmWave は光による影響を受けないため、Normal Case と同等の精度が得られる(図8)。

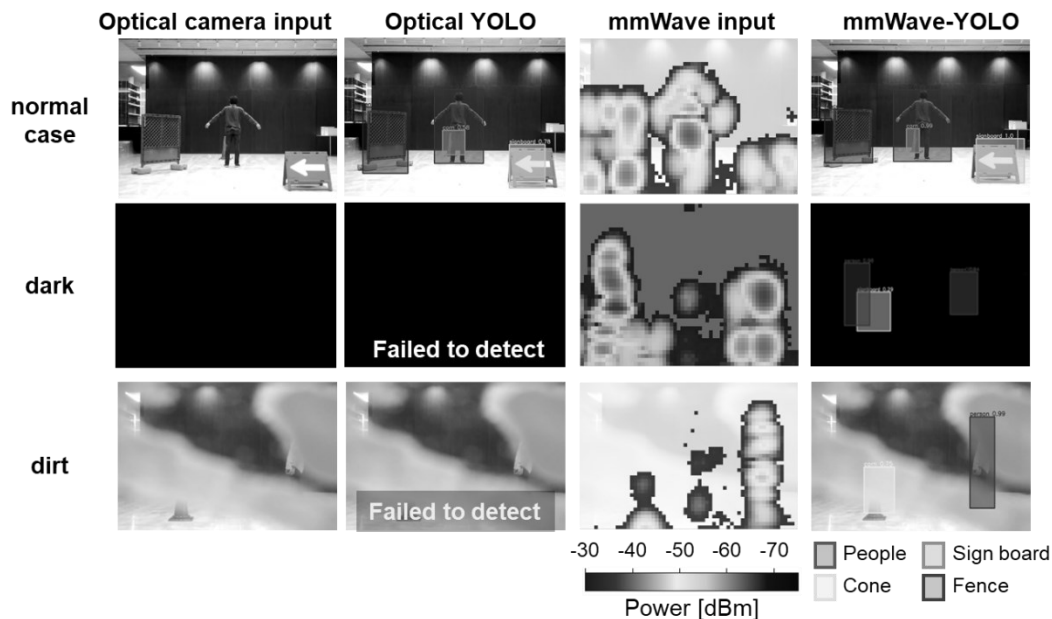


図8 mmWave イメージングレーダによる人・物検知結果

	Normal	Dark	Dirt
Optical	78	0	0
mmWave	84	74	65

図9 mmWave-YOLO の認識精度詳細 (mAP₅₀)

しかし実験サンプル数が少ないため一つの誤答による精度計算への影響が大きく、精度ははやや下がった。泥による影響の調査では、泥を付加した透明なアクリル板や障害物による電磁波減衰の影響を受け、精度が劣化する傾向がみられた。しかしそれでも精度は50%以上を維持できており、実用に耐える(図9)。開発したmmWave-YOLOをエッジ端末向けGPUで実行したところ、処理遅延は46.6msであった。建設機器で求められるリアルタイム処理を実現できる。

視界良好条件下で、距離を変えながら人の検知精度を測定した(図10)。レーダからの距離が遠くなるほど、電波の受信強度は小さくなり、そして画像内に占める人の反射したミリ波データのシルエットは小さくなる。5m~8mの間では見えていた両手も10mでは見えなくなっている。そのため認識精度は5mでは100%近い精度が得られているものの、7m以降ではシルエットがぼけてしまい精度が75%程度の精度にまで低下している。9mの時に最も悪く64%程度の精度となってしまうが、平均として77%程度の精度が得られた。

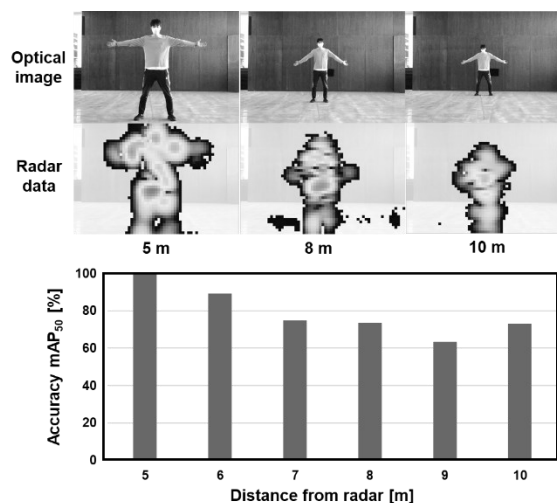


図10 認識精度の距離に対する依存性

5. さいごに

私たちはミリ波イメージングレーダによる、リアルタイムな複数物体認識システムを世界で初めて開発した。建設機器用ADASでは第一章で述べたように、10m以内にある人を含めた複数の物体に対して、距離とその物体の種類を100ms以内に判別する性能が求められる。本研究では処理時間100msで6種の物体を10mまでの距離で検知できる、mmWave-YOLO技術を開発した。可視光カメラが苦手な暗闇や汚れが付いた環境下でも、高精度かつリアルタイムに6物体を、従来の可視光画像による画像認識と同等の精度で識

別できる。人手によるアノテーションが困難なミリ波データに対して、教師データの半自動生成を可能にしたカメラ-ミリ波協調・半自動教師データ生成技術、ミリ波イメージングレーダが出力する距離ごとの反射強度ヒートマップに対して3次元畳み込みを用いることで、高精度な3次元特徴量を抽出することで高精度かつリアルタイムに物体識別を行うことを可能にした。可視光カメラでは物体認識できない光学的な過酷環境下(光源のない夜間や、カメラに付着した泥などの環境下)においても、物体検知精度 mAP50 = 84%と、十分な光源下の光学カメラによる物体検知精度(mAP50 = 81%)と同等の精度を達成した。

本開発成果は米国電気電子工学会(IEEE)における著名な国際論文誌である Transactions on Instrumental and Measurement^[1]、及び国内学会^[2]にて発表を行った。さらに自動運転向け技術報告を行う国際学会^[3]にて技術報告を行う予定である。

発表論文

- [1] A. Kosuge, S. Suehiro, M. Hamada and T. Kuroda, "mmWave-YOLO: A mmWave Imaging Radar-Based Real-Time Multiclass Object Recognition System for ADAS Applications," IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 71, pp. 1-10, May 2022.
- [2] 小林英太郎, 小菅敦文, 末廣知士, 濱田基嗣, 黒田忠広, "mmWave-YOLOによるミリ波レーダを用いたリアルタイム多クラス物体認識," 第25回 画像の認識・理解シンポジウム, July 2022.
- [3] E. Kobayashi, A. Kosuge, M. Hamada and T. Kuroda, "An Occlusion-Resilient mmWave Imaging Radar-Based Object Recognition System Using Synthetic Training Data Generation Technique," IEEE Vehicular Technology Conference, June 2023 (Submitted).

参考文献

- (1) Japan Industrial Safety and Health Association, https://www.jisha.or.jp/english/statistics/accidents_in_detail_2017.html.
- (2) Hitachi Construction Machinery Co., Ltd., Hitachi Review, vol. 69, no. 3, pp 90-91, March 2020.
- (3) Earth-moving machinery - Object detection systems and visibility aids - Performance requirements and tests, ISO 16001:2017, Nov. 2017.
- (4) J. Peng et al., "Multi-task ADAS system on FPGA," in Proc. IEEE International Conference on Artificial

- Intelligence Circuits and Systems (AICAS), pp. 171-174, Mar. 2019.
- (5) A. H. Lang et al, "PointPillars: Fast Encoders for Object Detection From Point Clouds," in Proc. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 12689-12697, June 2019.
- (6) J. Redmon and A. Farhadi "Yolov3: An incremental improvement," arXiv:1804.02767, April 2018.
- (7) Q. Zhao, et al., "M2Det: A Single-Shot Object Detector Based on Multi-Level Feature Pyramid Network," in Proc. AAAI Conference on Artificial Intelligence, pp. 9259-9266, Jan. 2019.
- (8) V. Crescitelli et al., "POISON: Human Pose Estimation in Insufficient Lighting Conditions Using Sensor Fusion," in IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 70, pp.1-8, Jan. 2021.
- (9) T. Arai et al., "A 77-GHz 8RX3TX Transceiver for 250-m Long-Range Automotive Radar in 40-nm CMOS Technology," in IEEE Journal of Solid-State Circuits, vol. 56, no. 5, pp.1332-1344, May 2021.
- (10) A. Arbabian et al., "A 94 GHz mm-Wave-to-Baseband Pulsed-Radar Transceiver with Applications in Imaging and Gesture Recognition," in IEEE Journal of Solid-State Circuits, vol. 48, no. 4, pp.1055-1071, April 2013.
- (11) M. T. Ghasr et al., "Wideband Microwave Camera for Real-Time 3-D Imaging," in IEEE Trans. Antennas and Propagation, vol. 65, no. 1, pp. 258-268, Jan. 2017.
- (12) S. Shahramian et al., "A Fully Integrated 384-Element, 16-Tile, W-Band Phased Array with Self-Alignment and Self-Test," in IEEE Journal of Solid-State Circuits, vol. 54, no. 9, pp. 2419-2434, Sept. 2019.
- (13) S. Zehir et al., "60-GHz 64-and 256-elements wafer-scale phased-array transmitters using full-reticle and subreticle stitching techniques," in IEEE Trans. Microwave Theory and Techniques, vol. 64, no. 12, pp. 4701-4719, Dec. 2016.
- (14) National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine. Airport Passenger Screening Using Millimeter Wave Machines: Compliance with Guidelines. The National Academies Press, 2017.
- (15) R. Z. Syeda et al., "Sparse MIMO Array for Improved 3D mm-Wave Imaging Radar," in Proc. 17th European Radar Conference (EuRAD), pp. 342-345, Jan. 2021.
- (16) J. W. Odendaal, E. Barnard and C. W. I. Pistorius, "Two-dimensional super resolution radar imaging using the MUSIC algorithm," in IEEE Transactions on Antennas and Propagation, vol. 42, no. 10, pp. 1386-1391, Oct. 1994.
- (17) M. Zhao et al., "Through-wall human pose estimation using radio signals," in 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Dig. Tech. Papers, pp. 7356-7365, June 2018.
- (18) M. Zhao et al., "Through-wall human mesh recovery using radio signals," in 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Dig. Tech. Papers, pp. 10112-10121, Oct. 2019.
- (19) F. Adib et al., "Capturing the human figure through a

- wall,” in ACM Transactions on GraphicsVolume, vol. 34, no. 6, pp. 1-13, November 2015.
- (2 0) J. Guan et al., “Through Fog High-Resolution Imaging Using Millimeter Wave Radar,” in 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Dig. Tech. Papers, pp. 11461-1147, June 2020.
- (2 1) X. Shuai et al., “milliEye: A Lightweight mmWave Radar and Camera Fusion System for Robust Object Detection,” in Proc. International Conference on Internet-of-Things Design and Implementation, pp. 145-157, May 2021.
- (2 2) S. Gupta et al., “Target Classification by mmWave FMCW Radars Using Machine Learning on Range-Angle Images,” in IEEE Sensors Journal, vol. 21, no. 18, pp. 19993-20001, Sept. 2021.