

レーダとカメラのセンサフュージョンによる衝突危険 検知技術の研究開発

Research and Development of Collision Risk Detection Technology by Radar and Camera Sensor Fusion

JRCモビリティ株式会社

星 将 広

Masahiro Hoshi

矢 野 邦 哲

Kuniaki Yano

宮 地 倅 平

Kohei Miyachi

時 枝 幸 伸

Yukinobu Tokieda

要 旨

昨今の労働人口の減少に伴う労働力不足への対策や、コストダウンを目的とした省人化の実現に向けて、産業機械（農作機械、建設機械など）や各種ロボット（搬送ロボット、警備ロボットなど）の自動化の実現に向けた技術が脚光を浴びている。産業機械や各種ロボット（以下「モビリティ」）の自動化の実現に際しては、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。特に、モビリティの周囲で共存している人々の安全を確保するためには、人物を識別し、その位置情報を正確に検出する技術の確立が必要不可欠である。しかし、単独のセンサでは、環境を問わずに物標識別と位置情報の検出を両立することは困難である。当社は、形状認識に基づく物標識別性能に優れた単眼カメラと、物標の位置情報の検出性能に優れた79 GHz帯レーダの情報を統合し、周辺に存在する人物の位置を正確に検出するセンシング技術を開発した。また評価実験により、新たに開発したセンシング技術がモビリティと人物の衝突を回避するうえで有益なデータを提供することを確認した。

Abstract

Automated industrial machinery (for agriculture, construction, etc.) and robots (for transportation, security, etc.) are strongly expected to be realized for manpower saving as the countermeasure to the labor shortage caused by the recent decline in the working population as well as cost reduction. Realization of the automated machinery and robots (hereinafter “mobility”) relies on autonomous recognition of surrounding environment by sensing technology. In particular, the expected sensing technology ensures the safety of people coexisting in the vicinity of mobility devices with the capability of human identification and of detecting location accurately. However, such capability is hard to be achieved with a single sensor regardless of environment. JRC Mobility (JRCM) has developed a sensor fusion technology to detect the location of people accurately. The sensor fusion technology integrates the sensor information of monocular camera, which is suitable for object identification based on shape recognition, and 79 GHz band radar, which is suitable for detecting the location of objects. JRCM has confirmed through evaluation experiments that the new sensing technology is able to provide information useful for avoiding collision between mobility and people.

1. まえがき

モビリティ走行の自動化を実現するうえで、障害物や動物の影響を受けず、モビリティの周辺に存在する人物の位置情報のみを選択的かつ正確に検出する必要がある。モビリティが走行する建設現場や農地に存在する資材や樹木などを全て障害物として捉えると、自律走行に支障をきたす。物標が「人物」であることを正しく識別し、かつ人物の位置情報を検出するためには、「物標識別」と「位置情報検出」の両技術が必要である。レーダやLiDAR (Light Detection and Ranging) などの測距センサが出力する情報のみでは物標（人物）の形状を確実に識別することは困難である一方、単眼カメラは物標の識別能力に優れているが、物標の位置（物標までの正確な距離）を検出することができない。当社は、両センサの長所を活用し、物標識別と位置情報検出を両立させることを課題とした。本稿では、79 GHz帯レーダと単眼カメラの各々が取得する情報を有効に統合する方法を示し、モビリティと人物との衝突危険度を判定するセンシング技術について紹介する。

2. レーダとカメラのセンサフュージョン技術

レーダとカメラのセンサフュージョンは、人物の速度ベクトルを検出することにより衝突危険度を判定する。衝突危険度の判定は、「レーダ信号処理」「カメラ信号処理」「危険度判定処理」の順で実行する。レーダとカメラによる衝突危険度判定処理の流れを図1に示す。

「レーダ信号処理」および「カメラ信号処理」においては、特性の異なる両センサが取得した各々のデータの形式を統一し、両データの統合処理を実行する。統合処理されたセンシング情報に基づいて人物の位置を抽出し、「危険度判定処理」によりモビリティの周辺に存在する人物との衝突危険度が判定される。

衝突危険度判定の有効性を評価するためのデータ取得の様子を図2に示す。

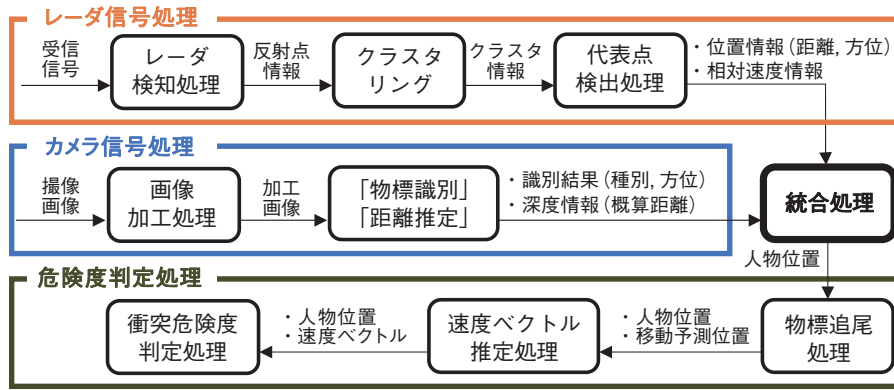


図1 レーダとカメラによる衝突危険度判定処理の流れ

Fig.1 Flow of collision risk determination processing by radar and camera

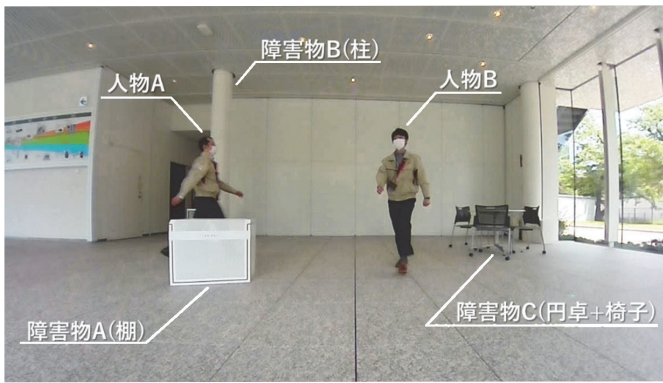


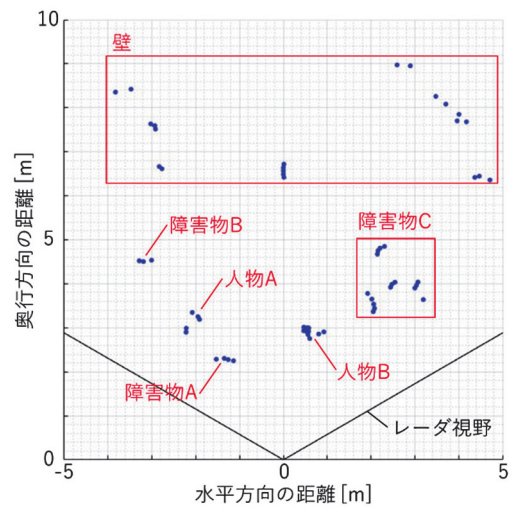
図2 衝突危険度判定の有効性を評価するためのデータ取得の様子

Fig.2 View of data acquisition for evaluating the effectiveness of collision risk determination

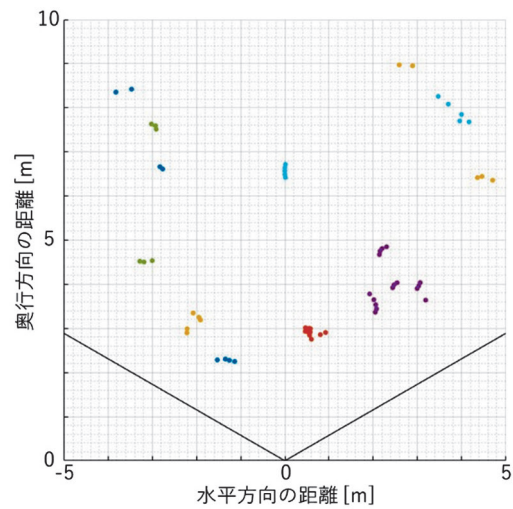
図2における障害物Aの背後を右方向に歩行する人物Aと、センサに向かって接近する人物Bを検出対象として衝突危険度判定の有効性を評価した。衝突危険度の判定に至る各々の処理の詳細について以下に述べる。

2.1 レーダ信号処理

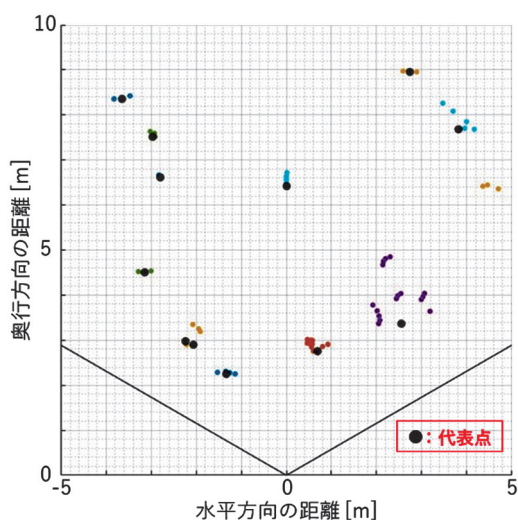
レーダ信号処理は、「レーダ検知処理」「クラスタリング」「代表点検出処理」の順で実行する。レーダ検知処理は、レーダの受信信号（反射波）によって物標の位置を特定する処理である。また、レーダ検知処理においては、レーダ信号パルス間の位相変化量を計測することにより、物標の位置情報に加え物標の速度情報も検出する。例として、図2に示す環境でレーダ信号の反射点（以下、反射点）を検出し、検知された反射点の情報にレーダ信号処理を施す過程をPPI (Plan Position Indication)と呼ばれる上面図形式で表示した様子を図3に示す。



(a) レーダ検知処理により検知された反射点
(a) Reflection points detected by radar detection processing



(b) クラスタリングによる分類結果
(b) Classification results by clustering



(c) 代表点検出処理により求めた各クラスタの代表点
(c) Representative points of each cluster obtained by representative point detection processing

図3 検知された反射点の情報にレーダ信号処理を施す過程
Fig.3 Process of applying radar signal processing to the information on detected reflection points

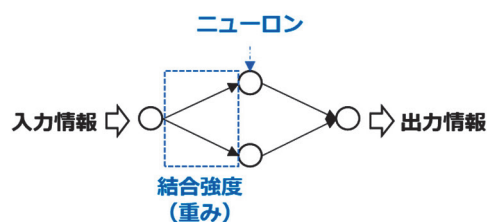
図3(a)において、水平方向の距離をX、奥行方向の距離をYとすると、レーダは(X, Y)=(0[m], 0[m])の位置に存在する。レーダ検知処理によって検知された反射点の情報は、図3(b)に示すように、クラスタリングによって個別の物標として識別(色分け)され、代表点検出処理へ進む。代表点検出処理では、図3(c)に示すように複数の反射点から成るクラスタ座標の加重平均により代表的な一点(代表点)の座標を定める。ここで得た各クラスタの代表点の座標情報は「統合処理」へ入力される。

2.2 カメラ信号処理

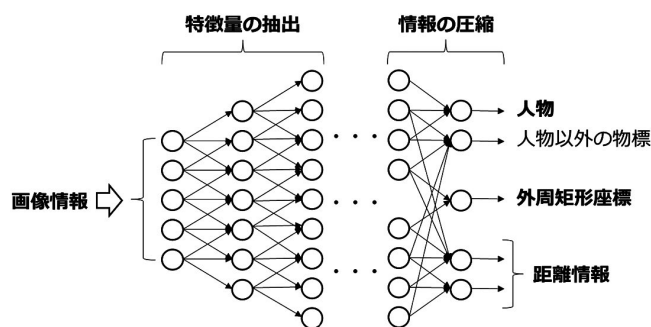
カメラ信号処理は、「画像加工処理」「物標識別・距離推定処理」の順で実行する。画像加工処理は、カメラが撮像した画像の歪補正やリサイズなどの前処理を行う。物標識別・距離推定処理は、人工知能(AI)により画像内において認識された人物の座標情報と人物までの概算距離を同時に検出する。

当社は、物標識別・距離推定を単独の小型AIで実現するニューラルネットワークを新たに考案した。ニューラルネットワークとは、人間の脳の構造を神経細胞(ニューロン)と神経回路によって数理モデルとして表現したものである。ニューラルネットワークの概略図を図4(a)に示す。人間は知覚情報を処理する際、ニューロンからニューロンへと電気信号を伝達することで情報を処理している。このとき、ニューロンの結合強度(重み)によって情報の伝わり易さを変化させて周囲の状況を把握する。知覚情報は経験によって養われていくが、AIも人間の記憶情報と同様に、経験を積ませることで周囲の状況の把握精度が向上する。物標識別・距離推定を同時に実現するAIは、「正解データ」を与えることによって経験を積ませる「教師あり学習」により実現した。正解データとは、対象となる人物の画像情

報と距離情報(真値)が一对となった複数のデータセットを意味する。様々な環境で取得した正解データを用いて、人物の形状・サイズ・距離などの正解情報をAIにあらかじめ記憶しておくことで、新たに撮影した画像から、物標が人間であることの識別と物標までの距離を即時に推定することが可能となる。図4(a)にニューラルネットワークの概念を、また物標識別・距離推定を同時に実現するAIのネットワーク構造を図4(b)に示す。AIは、入力された画像情報を複数のニューロンで受け取る。この情報をニューロンからニューロンへと伝達する過程で、人間がものを識別する際の思考と同様に、ものの輪郭やその形状、さらには色や大きさなどの特徴(特徴量)を抽出する。ここで抽出した特徴量と、あらかじめAIに記憶させた正解情報を照合しながら情報を圧縮する過程を経ることで、画像に写っている物標が「人物」か否かの識別結果が出力される。物標が人物であると識別された場合は、座標情報と距離情報を出力する。当社が考案したAIは、情報の入力から出力に至るまでのニューロン数や結合関係を必要最低限の構成としているため、信号処理の演算量が少なく処理を高速化する特長を有しており、衝突危険検知技術の実用化が期待できる。



(a)ニューラルネットワークの概念
(a)Concept of neural network



(b)物標識別・距離推定を同時に実現するAIのネットワーク構造
(b)Network structure of AI realizing object identification and distance estimation simultaneously

図4 ニューラルネットワークの概念と当社が考案したAIのネットワーク構造

Fig.4 Concept of neural network and network structure of AI devised by JRCM

画像内において認識された人物の座標情報は、図5に示すように人物を囲むバウンディングボックス(外周矩形)の頂点座標として検出される。ここで、外周矩形の座標情報における左辺および右辺は「該当の人物が存在する方位」に相当する情報を含むため、外周矩形の座標情報により物

標（人物）の方位を推定することが可能である。AIは、画像内において認識した各々の人物とセンサとの間の概算距離を検出する。ここで得た人物の方位と概算距離の情報は「統合処理」へ入力される。



図5 物標（人物）に対するバウンディングボックス（外周矩形）と概算距離の検出結果

Fig.5 Results of detection that are bounding box (outer rectangle) for the object (people) and approximate distance to object (people)

2.3 統合処理

統合処理は、レーダ信号処理により求めた各クラスターの代表点の座標情報と、カメラ信号処理により求めた人物の方位・概算距離情報を統合し、人物の正確な位置を検出する。統合処理により検出した人物の位置の例（画像により推定した人物の位置を図3(c)で示す代表点に重畳）を図6に示す。カメラ信号処理により推定した人物A、人物Bが存在する方位の範囲を橙色の線で示す。同様に、推定した概算距離の範囲を青色の線で示す。以上により求めた人物の方位および概算距離の範囲内において、中央値に最も近い代表点の座標を人物の存在位置と定める。この処理により、存在する各々の人物に対し、レーダが認識した正確な距離情報を付加することができ、物標識別と位置情報検出を両立させる。

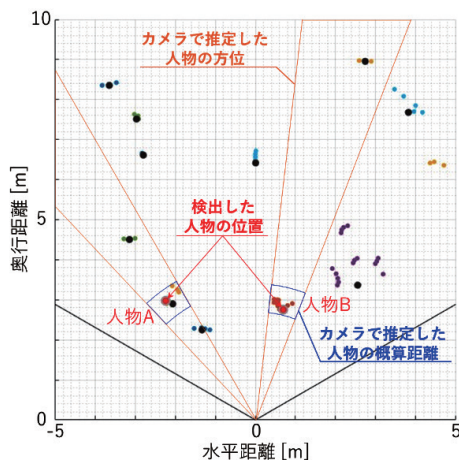


図6 統合処理により検出した人物の位置

Fig.6 Location of people detected by integrated processing

2.4 危険度判定処理

危険度判定処理は、「物標追尾処理」「速度ベクトル推定処理」「衝突危険度判定処理」の順で実行する。物標追尾処理は、追尾フィルタを用いて、物標位置情報の推定精度を向上させる。追尾フィルタの役割は、統合処理により導出した人物位置（観測値）から、観測雑音を抑圧し人物の位置・速度などの真値（予測値）を推定することである⁽⁴⁾。速度ベクトル推定処理は、物標追尾処理で推定した物標の移動平均量の予測値から、各々の人物の移動速度の大きさと移動方向、すなわち速度ベクトルを検出する。衝突危険度判定処理は、あらかじめ設定した衝突危険エリアへの人物の侵入を察知し、警告を促す。

3. 衝突危険度判定結果

本章では、レーダとカメラのセンサフュージョンによる衝突危険度判定の評価結果に基づく人物の速度ベクトル推定の有効性と、センサフュージョンによる人物位置の推定精度について述べる。評価試験において、人物の位置や動きを正確に検知し、モビリティと人物の衝突回避に有効であることを確認した。

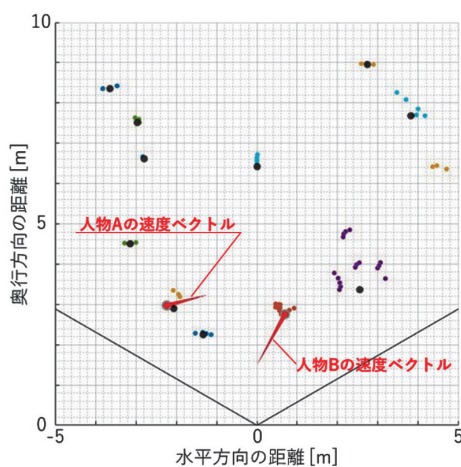
3.1 衝突危険度判定の有効性

既述したレーダとカメラのセンサフュージョンにより、人物の速度ベクトルを検出した。検出した速度ベクトルを図7(a)に示す。図7(a)の速度ベクトル表示から、人物Aと人物Bの進行方向と速度を視覚的に判断できることが明確である。ここで、速度ベクトルの矢印の長さは、それぞれの人物が1秒後に存在すると予測される位置への移動量を表す。

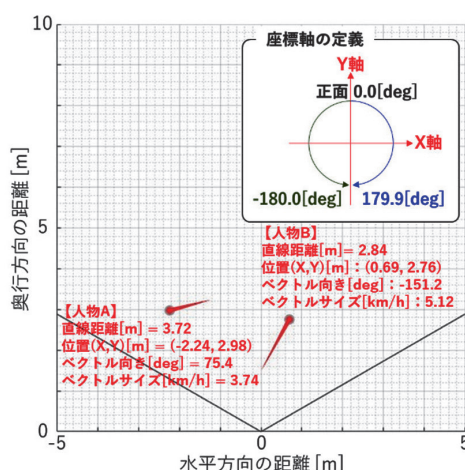
検知された信号点群の中から抽出した「人物として検知された信号」の位置情報および速度ベクトルを図7(b)に示す。図に示すとおり、信号点を人物として選択的に検知することにより、モビリティが人物と人物以外の障害物を識別し、人物との衝突回避判断を行う。この判断においては、対象となる人物の位置情報と速度ベクトルが不可欠である。既述した「危険度判定処理」の結果、人物Aの位置(X, Y)は(-2.24[m], 2.98[m])であり、速度ベクトルから75.4[deg]の方向に3.74[km/h]で移動していることが検出された。同様に、人物Bの位置(X, Y)は(0.69[m], 2.76[m])であり、速度ベクトルから-151.2[deg]の方向に5.12[km/h]で移動していることが検出された。このように、現時点における人物の正確な位置情報と、速度ベクトル（運動量）を予測することにより、モビリティと人物の衝突を未然に防ぐ。

モビリティと人物の衝突を予防するためには、モビリティの周辺にあらかじめ衝突危険エリアを設定する必要がある。衝突危険エリアは、衝突の危険性を検知したモビリティが安全に停止するよう、モビリティの全幅や進行速度、旋回半径に合わせて設定する。衝突危険エリアへ侵入した人物の検知例を図7(c)に示す。図において人物Bの速度ベクトルの先端が衝突危険エリア（黄色枠）内に入り込んでいることが示され、これは、1秒以内に人物Bが衝突危険エリアへ侵入する危険性があることを意味する。以上に述べたように、人物の速度ベクトルから動作を予測し、衝突危険エリ

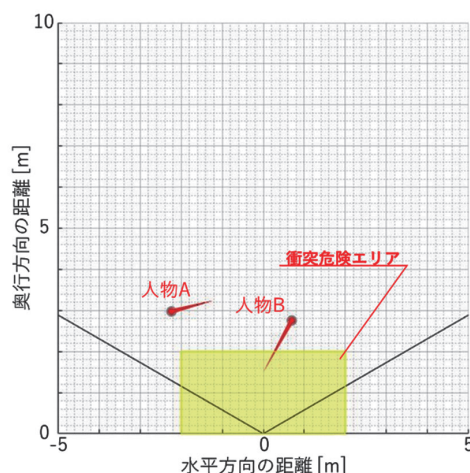
アへ人物が侵入する前にモビリティへ警告を促し、また既に侵入した人物を検知してモビリティの停止制御または回避動作を機能させることが示され、モビリティと人物との衝突危険度判定の有効性を確認した。



(a) 人物の速度ベクトル
(a) Velocity vector of people



(b) 人物として検知された信号の位置情報および速度ベクトル
(b) Location information and velocity vector of signals detected as people



(c) 衝突危険エリアへ侵入した人物の検知例

(c) Example of detection of a person entering a collision risk area

図7 レーダ信号処理により検知された物標の信号点と衝突危険度判定の過程

Fig.7 Signal points of objects detected by radar signal processing and process of collision risk determination

3.2 物標位置推定精度の評価実験

センサフュージョンによる人物位置の推定精度について、図8に示す環境で評価した。評価に用いた計測対象は、センサの正面に存在する人物とした。計測対象の人物とセンサとの距離は、約6 m (最遠点) から約0.5 m (最接近点) の範囲である。この条件下において、レーダ、カメラ、およびLiDAR (基準データ取得用として使用) の3種類のセンサを用いて人物までの距離を計測し、位置の推定精度を比較した。カメラが撮像した画像情報を用いてAI (以下、カメラAI) により人物までの概算距離を推定するが、位置情報の推定誤差が大きい。これに対し、画像情報とレーダが取得する情報の統合処理 (センサフュージョン) を適用することにより、位置情報の推定精度が高められることを示すデータを取得した。

3種類のセンサによる人物位置の計測結果を図9に示す。図の縦軸は各々のセンサで計測した人物までの距離、横軸は人物の移動 (接近) 時間を示す。橙色の線はLiDARにより計測した人物までの距離を表し、評価の基準値となる。すなわち、計測された値が橙色の線に近いほど真値に近く、推定精度が高いと言える。青色の線はカメラAIにより推定した人物までの距離を表し、橙色の線で示される真値との差異 (誤差) が認められる。緑色の線はセンサフュージョンにより推定した人物までの距離を表し、全ての時間領域においてカメラAIによる推定結果と比べ精度が高いことが示される。

カメラAIおよびセンサフュージョンによる推定値と基準値 (LiDARによる計測値) との差異 (誤差) を表1に示す。カメラAIにより推定した人物までの距離の誤差が20 cmを超えているのに対し、センサフュージョンにより推定した距離の誤差は約10 cm程度にとどまり、位置推定精度が約2倍に向上することが確認された。また、センサフュージョン

によるデータの「分散」「標準偏差」の両値により、推定位置のばらつきが小さいことが判明した。なお、別の実験において、カメラAIによる位置推定精度は物標までの距離が延びるほど劣化する傾向を持つことが判明したが、センサフュージョンによる位置推定精度は10 m以上の遠方に存在する物標の測位においても高い精度を維持することが確認できた。本件については詳述を割愛する。

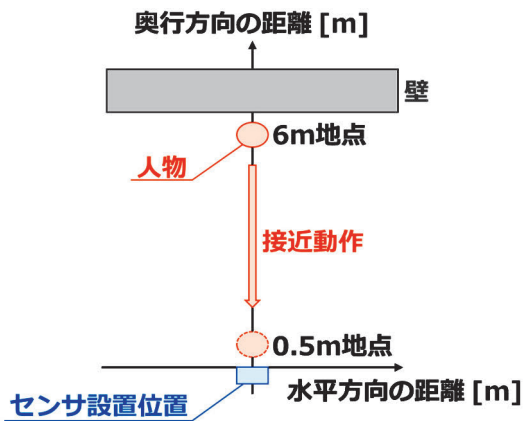


図8 人物位置推定精度の評価の様子

Fig.8 View of evaluation of person location estimation accuracy

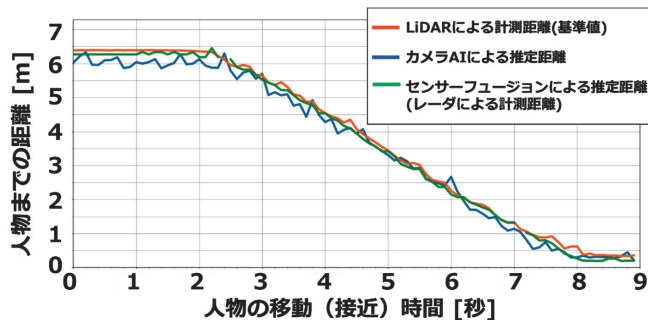


図9 3種類のセンサにより計測した人物位置推定精度の比較

Fig.9 Comparison of person location estimation accuracy measured by three types of sensors

表1 カメラAIおよびセンサフュージョンによる推定値と基準値 (LiDARによる計測値) との差異

Table 1 Difference between estimated values by camera AI and sensor fusion and reference values (measured by LiDAR)

	誤差 (平均値) [m]	分散 [m]	標準偏差 [m]
カメラAIによる推定距離	0.225	0.029	0.172
センサフュージョンによる推定距離	0.104	0.005	0.077

4. 環境地図構築による応用事例

衝突危険検知技術の応用シーンとして、オフィス内におけるモビリティの自律走行を例に挙げる。オフィス内には、壁や柱などの多くの構造物が存在し、これら構造物の位置を正確に表す「環境地図」の生成がモビリティの自律走行において重要である。

環境地図は、レーダと慣性センサのセンサフュージョンにより生成する。レーダは、周囲に存在する物標 (構造物) との位置関係を示す情報 (信号点) を取得し、慣性センサは、モビリティの運動をつかさどる3軸の角速度と加速度を計測する。モビリティにレーダを搭載してオフィス内を走行することにより得られる様々な構造物の信号点を、慣性センサで計測したモビリティの移動量に合わせて補正データとして重畳することにより、環境地図を生成することができる。レーダと慣性センサの情報を用いて生成した環境地図の一例を図10に示す。図10に示される様々な色の点群は、レーダにより得られた信号点を示しており、表示色が赤に近いほど受信電力が高く、青に近いほど受信電力が低いことを意味する。受信電力が低い信号は、ノイズ成分を含むことがあるが、受信電力が高い信号ほど物標である確度が高いと言える。生成した環境地図とオフィスの平面図を重ねると、物標である確度が高い赤色の点と、廊下の幅や曲がり角の位置などが両図において完全に合致している。

環境地図が示す空間においてモビリティを自律走行させるためには、構造物とモビリティの位置関係を即時に把握し、構造物に衝突しないように制御する必要がある。この制御を実現するうえで、モビリティが環境地図上における自らの位置を即時に認識するための「自己位置推定」と呼ばれる技術が必要となる。自己位置推定の実現例として、環境地図上にモビリティの移動起点となる位置 (図10における★印) をあらかじめ定め、起点からの移動量 (移動距離および移動方向) を慣性センサにより計測する方法が挙げられ、これによりモビリティは自己の位置を常に推定しながら移動することができる。この時、モビリティが環境地図上において自己の位置を正確に認識できていれば、モビリティは周囲の構造物との位置関係を把握し、構造物との衝突を回避した自律走行が可能となる。しかし、オフィス内におけるモビリティの自律走行を実用化するためには、静的な構造物に対する衝突の回避のみならず、位置が時々刻々と変化する周囲の人物との衝突回避も不可欠であり、このためには、モビリティが人物との位置関係を即時に把

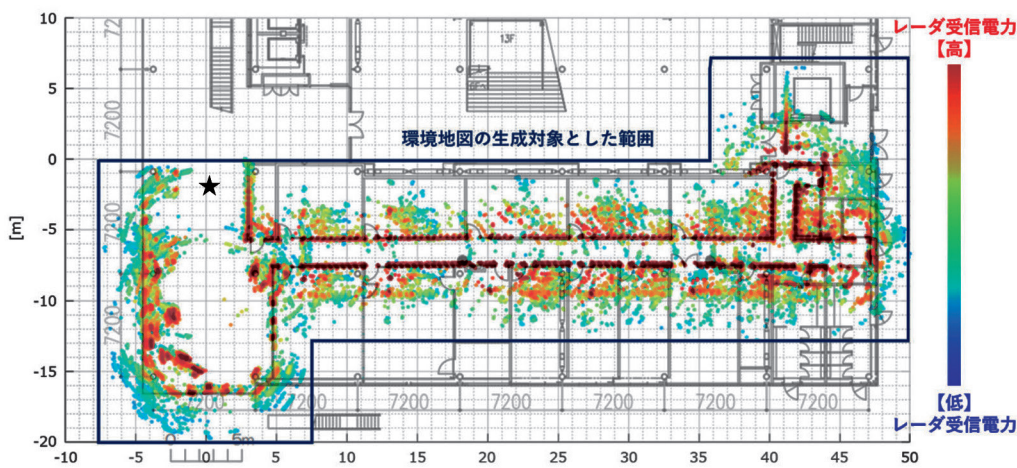


図10 レーダと慣性センサの情報を用いて生成した環境地図

Fig.10 Environmental map generated using the information on radar and inertial sensors

握する必要がある。モビリティが人物との衝突を回避するためには、既述した「衝突危険度判定結果」の適用が有効である。環境地図上に衝突危険度判定結果を重畳した表示の例を図11に示す。図11において、紫色の菱形は自己位置推定により求められたモビリティの現在位置を表し、モビリティに搭載したレーダとカメラのセンサフュージョンによって検出した人物が監視範囲内に存在することが示されている。以上に述べたとおり、「レーダ」、「カメラ」および「慣性センサ」の3種類のセンサ情報を統合することによってモビリティの自律走行を汎用的に実現できることが明らかである。

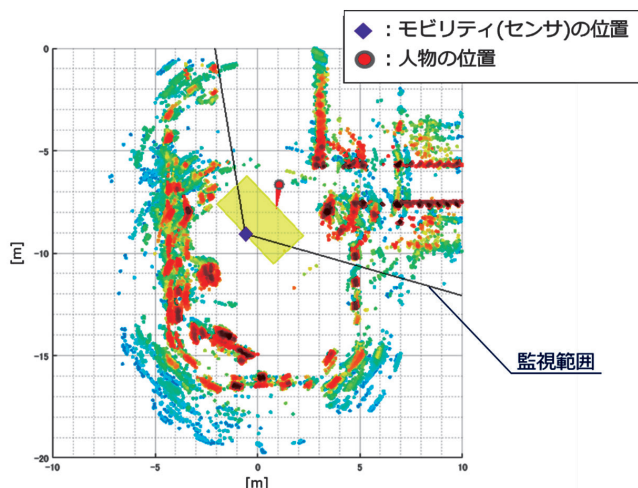


図11 環境地図上に衝突危険度判定結果を重畳した表示の例
Fig.11 Example of display of collision risk determination results superimposed on an environmental map

5. あとがき

当社は、モビリティの走行環境に存在する人物を正しく検知し、かつ人物の位置情報を検出するために必要な「物標識別」と「位置情報検出」の両立を目指し、79 GHz帯レーダと単眼カメラの各々のセンサの特長に着眼した衝突

危険検知技術を開発した。本技術により、人物が存在する位置の情報および人物の速度ベクトルを高い精度で推定することに成功した。本稿では、79 GHz帯レーダと単眼カメラの各々が取得する情報を有効に統合するセンサフュージョンにより、モビリティと人物との衝突危険度を判定する高度なセンシング技術について述べた。本技術は、モビリティの自律走行の早期実現に大きく寄与するとともに、モビリティと人物が共存する環境下における衝突事故を未然に防止する有効なセンシング技術として安全・安心な社会の形成に大きく貢献する。

本技術は、安全確保のための環境認知を目的とするものであることから、今後は単純に物標を検知するだけでなく、物標ごとの衝突リスクも併せて評価できるようにすることが有用と考えられる。物標ごとの衝突リスクを評価するためには、人物か人物以外の物標かを識別する「物標識別」に加え、物標の姿勢や移動速度から推定する「影響範囲」(例：急な飛び出し、転倒の恐れなど)を定めることが重要である。速度ベクトルの微細な変化に着目して影響範囲を定量的に定め、周囲の物標ごとに衝突リスクが及ぶ範囲を推定することで、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) 小菅義夫, “レーダによる単一目標追尾法の現状と将来” 電子情報通信学会論文誌B Vol.J93-B No.11pp.1504-1511, Nov.2010.

用語一覧

クラスタリング：レーダ信号の反射点を各点間の距離や位置などの規則に基づいてグループ分けする手法

PPI：Plan Position Indication
(レーダの表示方式の一つで、周囲の物標との位置関係を上面図形式で表示する手法)

LiDAR：Light Detection and Ranging
(レーザ光を照射し、反射光や散乱光を検出することで物標までの距離を検出する装置)