

「ICT を活用した次世代 ITS の確立」のうち
「インフラレーダーシステム技術の開発」

平成30年度 研究開発成果報告書

平成31年3月

パナソニック株式会社

目次

1. 概要	p. 3
1.1 技術的な背景	p. 3
1.2 高分解能ミリ波レーダー	p. 4
1.3 研究開発成果の全体概要	p. 8
(1) 路側センサーシステム	p. 8
(2) 厳しい気象条件下での技術検証	p. 12
(3) 機械学習を用いた車両判別技術	p. 15
(4) 公道交差点における検知精度検証	p. 17
2. 今年度の研究開発成果	p. 20
2.1 取組みの概要	p. 20
2.2 路車協調技術の開発	p. 22
2.2.1 ダイナミックマップ連携に向けた公道実験	p. 22
(1) 歩行者存在検知精度の評価	p. 23
(2) 横断歩行者レーダー検知技術の開発	p. 28
(3) 交通流量計測精度の評価	p. 44
(4) 交差点分岐流レーダー計測技術の開発	p. 53
(5) ミリ波レーダーアンテナ最適化技術の開発	p. 60
2.2.2 協調型自動走行支援技術としての実証実験	p. 83
(1) 歩車間通信技術との連携実証実験	p. 84
(2) 歩行者・車両レーダー判別技術の開発	p. 101
3. アウトカム目標に向けた取組み	p. 124

1. 概要

本研究開発は、「ICT を活用した次世代 ITS の確立」基本計画のアウトカム目標達成を目指し、研究開発課題の一つである「インフラレーダーシステム技術の開発」に取り組む。目標とする交通事故死者数 2500 人以下／年の達成に向けて、交差点等の様々な交通環境や気象・環境条件下で信頼性高く対象物検知・識別を行うことが可能なインフラレーダーシステムを実現して、交通事故死者数削減に寄与することを目的とする。

尚、本研究開発は、官民連携で検討されている実用シーンとその性能要求に応えるだけでなく、悪天候時の検出性能劣化やデータ処理時間の制約等の実使用条件においてシステムが機能する範囲を明確にしていくことを基軸として取り組む。

1.1 技術的な背景

ミリ波レーダーは、車載センサーとして主に車の前方を監視する用途に利用されており、アクティブクルーズコントロールやプリクラッシュセーフティといった ADAS (Advanced Driving Assist System) の普及に寄与している。また、同様のセンシング機能を実現する可視カメラや Lidar と比較した場合、耐環境性や速度計測の面において優位であることが知られている。さらに、エンブレムやバンパーの内側に実装できることから、設置の自由度やデザイン性の高さもミリ波レーダーの特長である。

ミリ波は、周波数が 30 GHz から 300 GHz 程度の電波を指しており、波長が 1 cm 以下となる、つまり mm オーダーとなる周波数帯であることからこのように呼ばれる。一方、レーダーはアクティブセンサーであり、送信する電波が物体の主に表面で四方に散乱する物理現象を利用して、その散乱波のエコーを受信することで対象物までの距離、相対的な速度や角度を測定する。

ミリ波レーダーは、マイクロ波帯 (3~30 GHz) を利用するレーダーと比較して波長が短くなるため、同一の観測時間で得られるドップラー周波数の分解能が高まる。すなわち、物理的な特徴として、ドップラー周波数に基づいて推定される速度の分解能が優れている。さらに、所要の角度分解能を実現するアンテナのサイズを、波長に比例して小さくすることができる。実際に、レーダーデバイスを小型且つ薄型にできるミリ波の特徴が、車載用途のセンサー部品として重要な訴求点となっている。

周波数の標準化という面では、ITU-R が定める国際電波法として 76~81 GHz 帯が無線評定業務 (レーダー) に分配されたことを受け、米国をはじめ各国においてこの周波数帯を自動車レーダーに利用するための法制化が進んでいる[1]。数 GHz という広い周波数帯域を使用するレーダーは、距離分解能が数 cm ともなるため、高い解像度での空間走査を実現できる。具体的には、特に歩行者や二輪車が往来する一般道路の環境において、ミリ波レーダーの機能を拡張することにつながる。

ここで、79 GHz レーダーは、一般に 77~81 GHz 帯を使用する高分解能な短距離レーダーを示しており、例えば、日本では特定小電力の無線局として、技術適合認証の取得により誰でも利用することができる。また、現時点では、既に普及している 76~77 GHz 帯を使用する 77 GHz レーダーと区別する形で、日本や欧州等の業界標準規格が定められている[2, 3]。

実用化の観点では、量産に適した半導体の製造プロセスによるチップデバイスの実現がコストダウンにつながるため、近年はミリ波帯でも CMOS (Complementary Metal Oxide Semiconductor) の集積回路技術が開発されてきた。このため、76~81 GHz 帯を利用するミリ波レーダーは、アナログ回路とデジタル回路の混載システムとして、CMOS による 1 チップ化が既に実現されている[4, 5]。このようなミリ波デバイスへの積極的な投資の背景には、スマートフォン等の映像通信だけでなく自動運転の実現に向けたグローバルな開発競争がある。

自動運転には、高い検知精度で環境変化にロバストな安定したセンシングによって、車の全周囲を監視することが求められる。実際に、可視カメラや Lidar、ミリ波レーダーを複数搭載して得られるデータを同時に取得して、深層学習を利用したセンサーフュージョンにより空間認識を実現する技術開発が盛んになっている。このような深層学習の急速な進化によって、センサーの物理的な特徴を活かしつつ、検知精度を高める技術の中心がデバイスからソフトウェアへと移り始めている。

1.2 高分解能ミリ波レーダー

我々は、ミリ波デバイスやセンサーソフトウェアの進化も踏まえつつ、最新のレーダー技術をインフラシステムへ応用する研究開発に取り組んでいる[6]。具体的には、協調運転支援等の ITS (Intelligent Transport System) アプリケーションを想定して、高分解能ミリ波レーダーを交差点の路側センサーに応用するための技術開発や実証実験を推進してきた[7]。運転支援として所謂先読み情報を提供するためには、進入する車両の速度や横断する歩行者の位置を正確に測定するセンサー技術にくわえて、センサーデータをリアルタイムに伝送する無線通信技術が利用される (図 1.2-1)。

近年、ミリ波による空間イメージングへの期待が高まっており、近距離を広角に走査する使い方が、高分解能な 79 GHz レーダーの標準的な運用となりつつある。その実効性能は、ターゲットの RCS (Radar Cross Section) に依存する最大検知距離として、歩行者が 30~40 m、四輪車が 70~100 m 程度である。また、典型的な平面アンテナ構成の場合、測位が可能な視野角は $\pm 45^\circ$ 程度であるが、測距のみが可能な視野角は $\pm 75^\circ$ 程度となる (図 1.2-2)。さらに、使用できる周波数帯域幅が 1 GHz を超えることから、理論上の距離分解能が 15 cm 以下となる。そのため、同一の距離ビンに存在する散乱点が少なくなり、実効的に角度分解能が改善される効果も得られる。

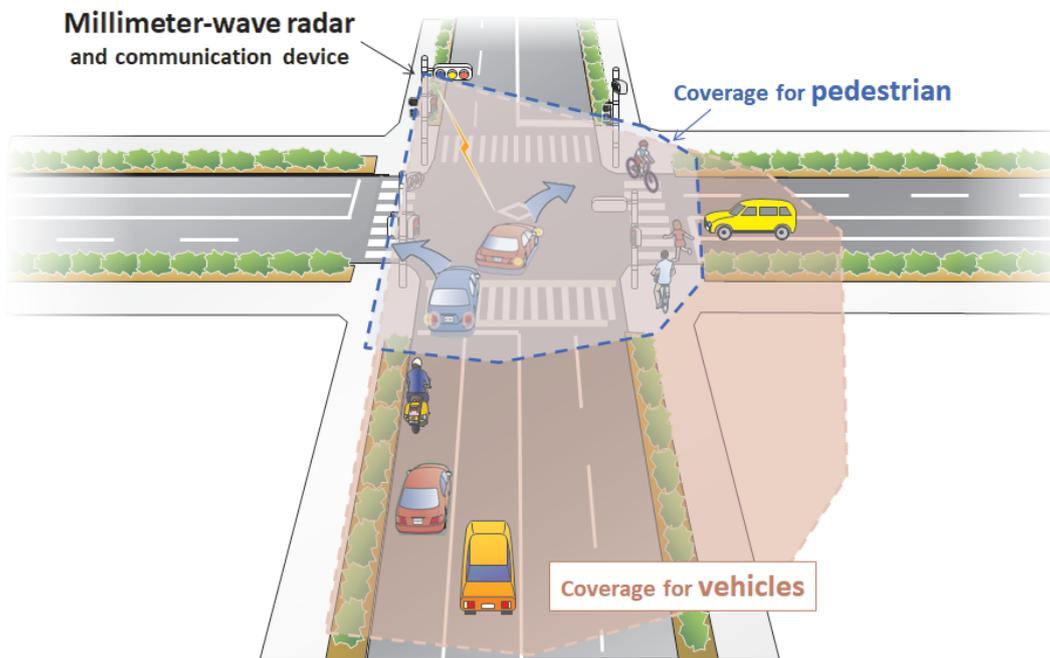


図 1.2-1 協調型運転支援向け路側センサーシステムのコンセプト

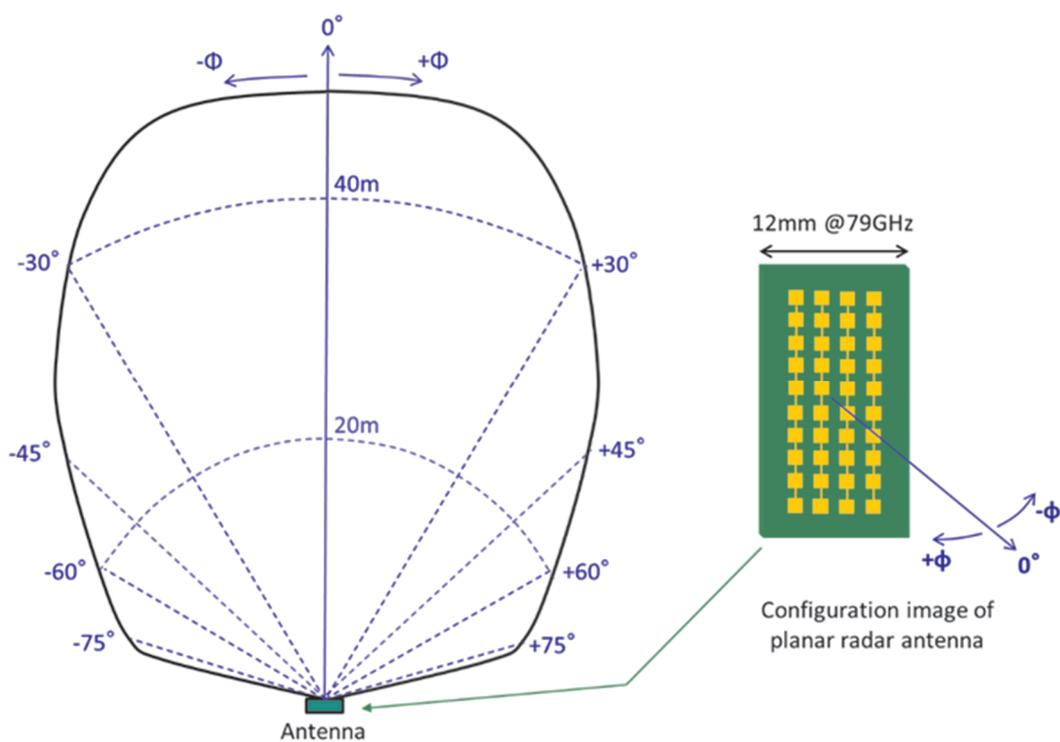


図 1.2-2 典型的な平面アンテナの指向性に基づくレーダー検知角度範囲

また、物理特性として、移動するターゲットのエコーにはドップラー周波数シフトが生じるため、このドップラー周波数からターゲットの速度が推定できる。搬送波が 79 GHz（波長が約 4 mm）の場合、例えば、20 ms の観測時間で 0.1 m/s の速度分解能が得られる。距離分解能も高いことから、速度差が微小で互いに近接する複数ターゲットの分離性能に優れたレーダーとなる。この特徴により、歩行者検知の場合には、移動によるドップラーシフトに重畳されて、手足の振動による周波数広がりも特徴量として解析できる。実際、このようなターゲットに固有なエコー特性の把握が、レーダーの検知機能を拡張させることにつながっている。

さらに、高周波回路のばらつきを信号処理回路で補償するデバイス技術が進化したことで、ミリ波でも受信信号の位相測定が可能になっている。特に、アレイアンテナ素子間の位相差に基づいた到来角度の推定がより高い精度で実現できている。くわえて、仮想的にアレイアンテナの構成する MIMO（Multiple-Input and Multiple-Output）レーダーは、アンテナ素子数を抑えつつ角度分解能を高めることができる。

ここでは、レーダーデバイスの出力データを、距離、角度、及びドップラー周波数を物理領域とするメッシュ状セルの走査データと定義する。これは各領域の分解能が反映された多次元の情報であり、移動体だけでなく静止地物のエコーや場合によっては雨滴で散乱されたエコーも含まれる点群データとなっている（図 1.2-3）。尚、車載センサーを含む ITS 用途を想定したミリ波レーダーデバイスは、走査周期つまりデータ更新周期を 50~100 ms とする仕様が一般的である。

ミリ波レーダーの検知機能を実現するアルゴリズムは、デバイスの機能オプションを増やすため、ソフトウェアとして実装されるのが一般的である。この検知ソフトウェアは、レーダーデバイスが出力するメッシュ状セルの走査データから候補セルとその測定値（距離、角度、ドップラー周波数及び電力）を抽出するフィルタリング部、多数の候補セルをターゲット毎にグループ化するクラスタリング部、そして時系列なデータフレーム間を対応させるトラッキング部で構成されることが多い。検知結果の出力は、レーダーシステムを利用するアプリケーションに依るが、位置や速度または移動軌跡、さらにはターゲットの数やその種別といった情報となる（図 1.2-4）。

路側センサーシステムを構成する機器は、センサー部であるミリ波レーダーデバイスと、アプリケーションを具現化するための制御部とする産業用 PC（Personal Computer）等とから成る。ここで、可視カメラを路側センサーに用いる場合と比較すると、制御部には画像データからターゲットを特定する処理にくわえて、その距離や速度を推定する処理も実装される。つまり、レーダーシステムでは、センサー部が出力するデータに距離や速度の情報が含まれるため、可視カメラと比較して制御部に求められる処理性能やコストを抑えることができる。

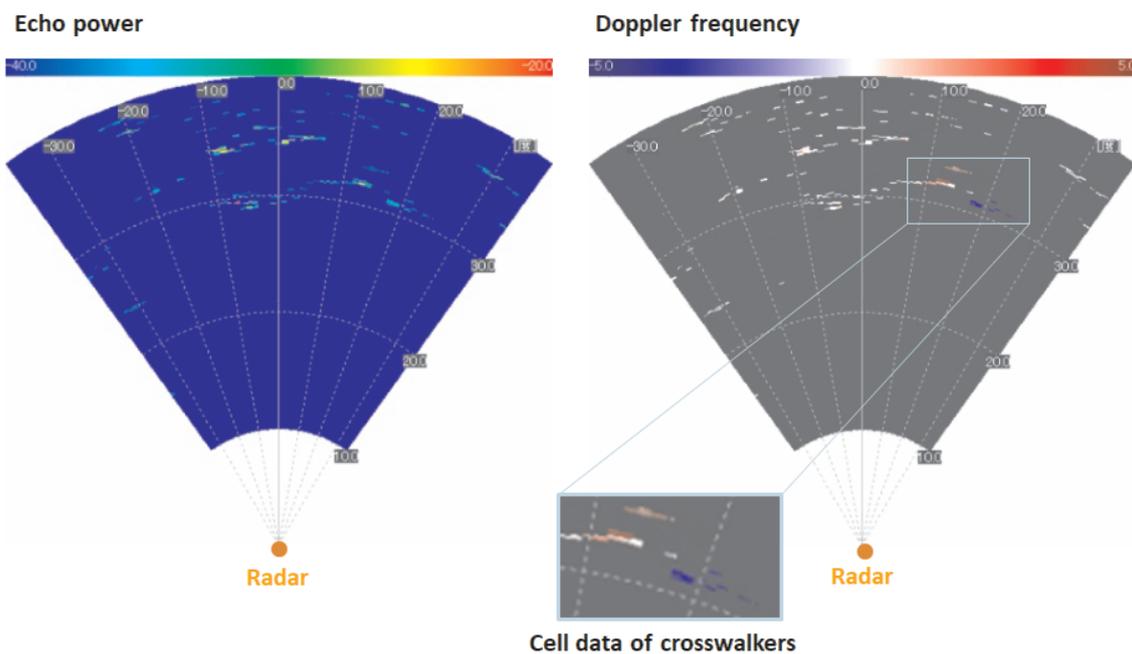
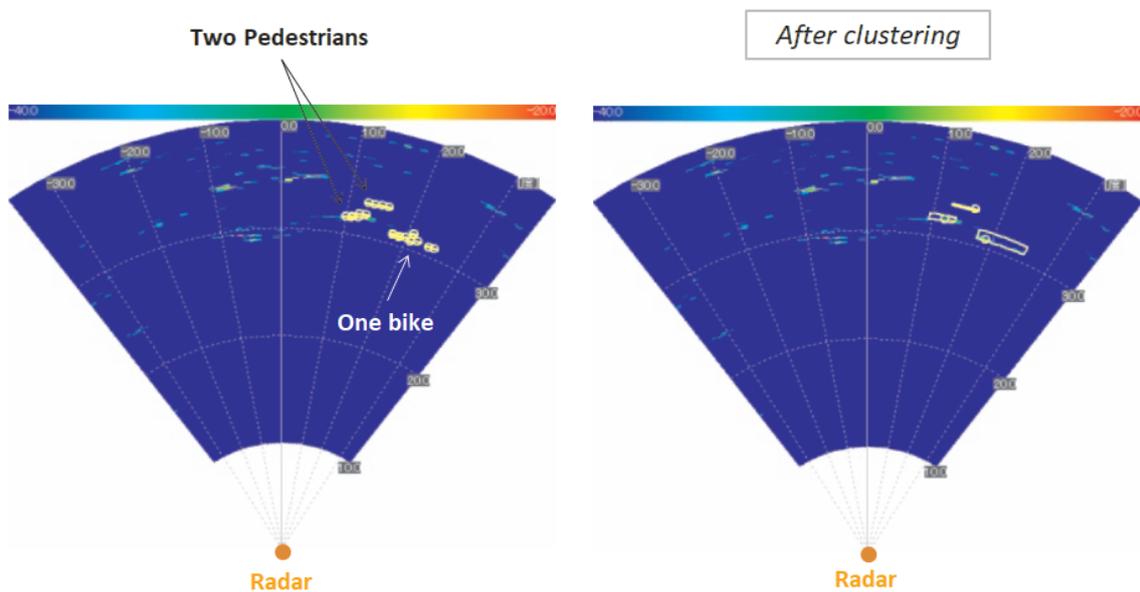


図 1.2-3 エコー電力やドップラー周波数に関するレーダー走査データ



(a) 候補セル抽出

(b) 歩行者・自転車クラスタリング

図 1.2-4 ターゲット検出のためのレーダーデータ処理

1.3 研究開発成果の全体概要

(1) 路側センサーシステム

前述したような性能、機能を有するミリ波レーダーを、交差点の路側に設置して、交差点内及びその周辺を通行する歩行者や車両を分離検知するために利用する。レーダーを交差点に設置する目的は歩行者の存在判定や交通流の計測であり、安全支援だけでなく信号制御等にも活用できると考えている。特に、可視カメラによるセンシングと比較した場合、物体認識の機能では見劣りするが、歩行者の存在判定や通過車両の台数計測等については天候や時間帯を問わず安定した精度が得られる。

このような路側センサーでは、手前の車両によるオクルージョンを回避するような設置が要件となる。そのため、道路上からの視認性が確保されている信号機の高さ、もしくはそれ以上がセンサー設置の目安となる。例えば、設置高を地上 5 m として、ミリ波レーダーの垂直面ビーム幅が 10° の場合、乗用車に対する実効的な距離カバレッジは 15~75 m 程度と計算される (図 1.3-1)。実際には、レーダーデバイスが 100 ms 以下の周期で出力するデータフレーム単位の検知性能を指標として、79 GHz 帯を用いた場合の無線回線設計を行っている。

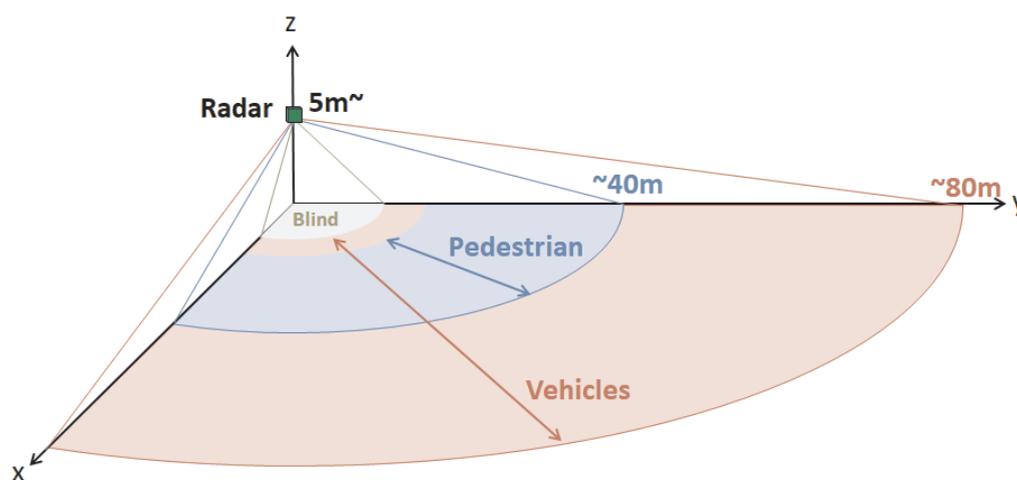


図 1.3-1 交差点設置時の路側レーダーカバレッジ

さらに、歩行者のエコーは電力の変動が大きくランダムであるため、測定データを統計的に解析して、その特性を把握する必要がある。例えば、歩行を模擬できる標準ダミーを用いた実験に基づくと、大人と子供の RCS の差異は約 -4 dB である (図 1.3-2)。また、これらの変動特性を累積確率 95% 値で代表させると、乗用車と歩行者の差異は -20 dB 程度である。以上のことから、レーダーの設置条件に依存するが、歩行者の検知距離範囲は 20~40 m 程度と推定される。

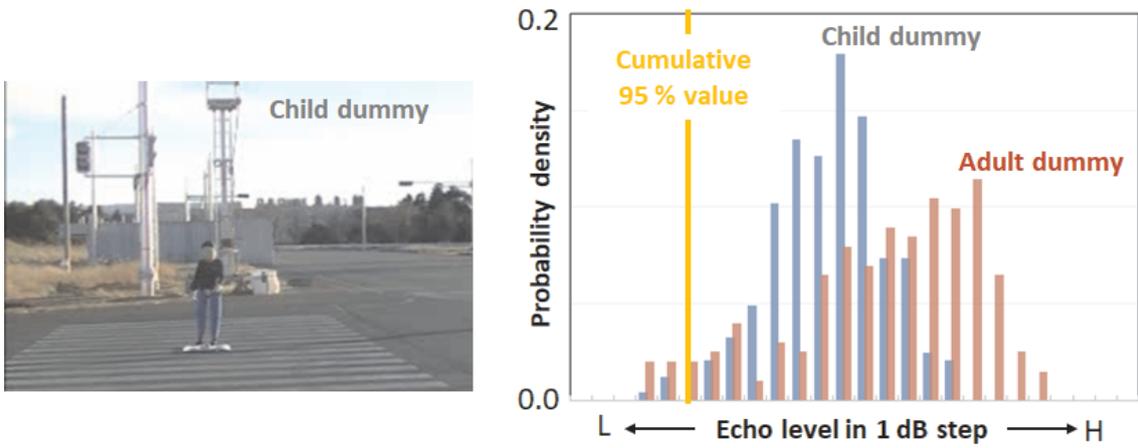


図 1.3-2 レーダー回線設計の基になる歩行者ダミー測定

このような距離方向のカバレッジを検証するために、テストコースを利用して、乗用車、オートバイ、及び歩行者をターゲットとするレーダー基礎実験を実施している。このテストコースは、一般的な交差点を模擬した環境であり、信号機の支柱にレーダーセンサー部を取り付けて、エコー電力に基づき路面距離に対する各ターゲットの感度特性を確認した。実際にレーダーで測定されるエコー電力は車両の向きや形状によって変動するが、乗用車とオートバイでは RCS の差異は-6 dB 程度と見なせる (図 1.3-3)。

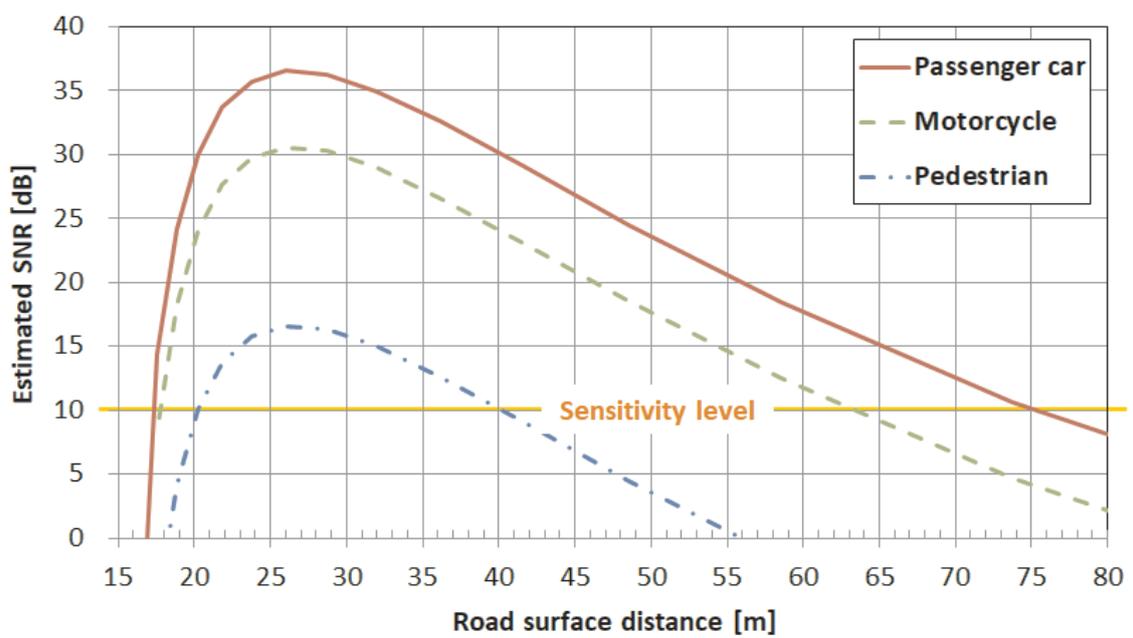
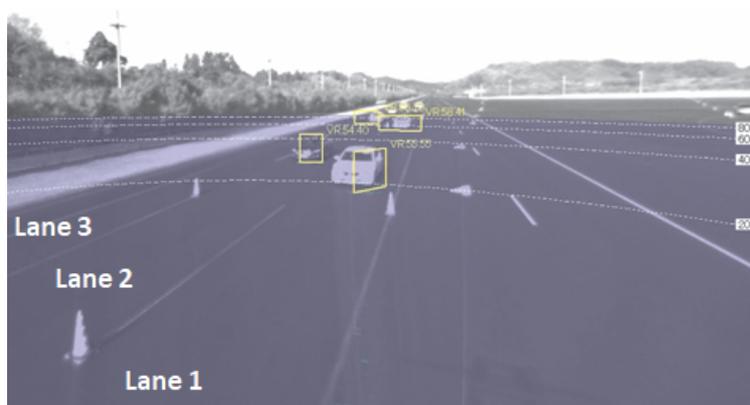
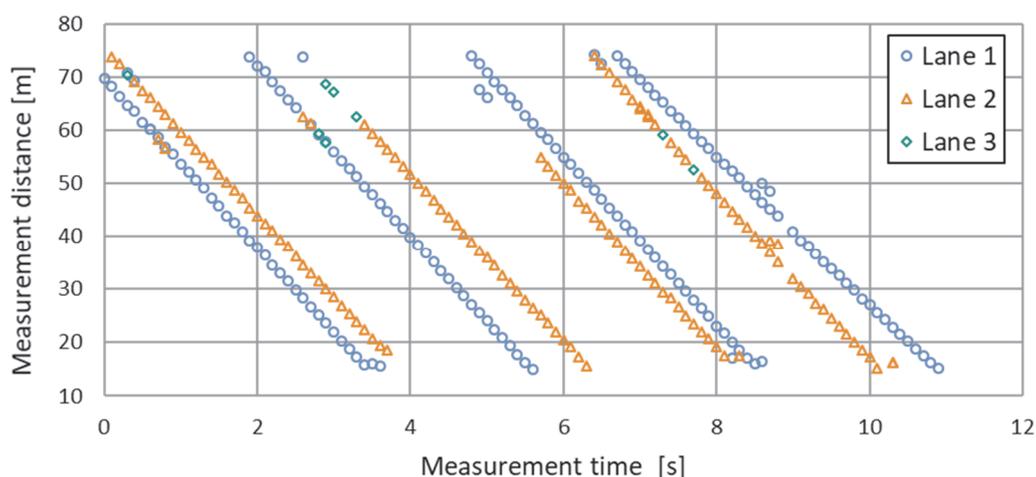


図 1.3-3 路面距離に対するレーダーターゲットの感度特性

さらに、乗用車に関しては、2車線を複数の車両が走行する条件で、路側に設置したミリ波レーダーの測位性能を確認している。具体的には、レーダー設置点を距離の基準として、瞬時的なレーダーの測位データから走行する車線を推定することで、カバレッジや精度を検証する。図 1.3-4 には、レーダーの測定フレーム単位で取得された車線とその距離の推定値を車線毎に分類してプロットしている。特定車線のプロット間に着目すると、グラフ各軸方向の差分が車間距離を示しており、距離が 50 m 以下では高い精度で測位できている。一方、距離が 50 m を超える範囲では、前方車両のオクルージョンによる未検知や並走車両によるマルチパス発生で過検知が見られる。ただし、2車線に対する乗用車の距離カバレッジも 15~75 m 程の範囲で確保されており、前述の回線設計に沿った性能が得られている。



(a) 並走車両に対するレーダー検知の例



(b) 通過車両に対する車線毎の距離推定結果

図 1.3-4 路側レーダーの複数車線に対する測位性能検証

次に、交差点の対角に複数のレーダーセンサーを設置し、交差点全域をカバーするためのシステムについて、特徴や機能の概略を説明する。この複数センサーシステムは、大型車両によって生じるオクルージョンの回避やセンサーの近傍に生じるブラインド範囲の補完に有効である。また、複数センサーのデータ統合を実現するため、センサー間での時間同期を確保しつつ、レーダーデバイスが出力する生データをリアルタイムに伝送して集約している。

一般道の交差点では、横断する歩行者や自転車が運転者の死角となるような状況が、事故発生の要因となっている。交差点の対角に設置したレーダーを同時に動作させる本システムは、オクルージョンを避けつつデータサンプルを増やすことで、検知精度を改善することができる（図 1.3-5）。ただし、交差点内の共通するエリアで車両の位置を特定する場合、片方のレーダーでは車両の前面で散乱したエコーが観測され、他方では側面や背面の散乱が支配的となる。すなわち、ターゲット車両に対して異なる位置を示すデータを同定する統合処理が必要となる。

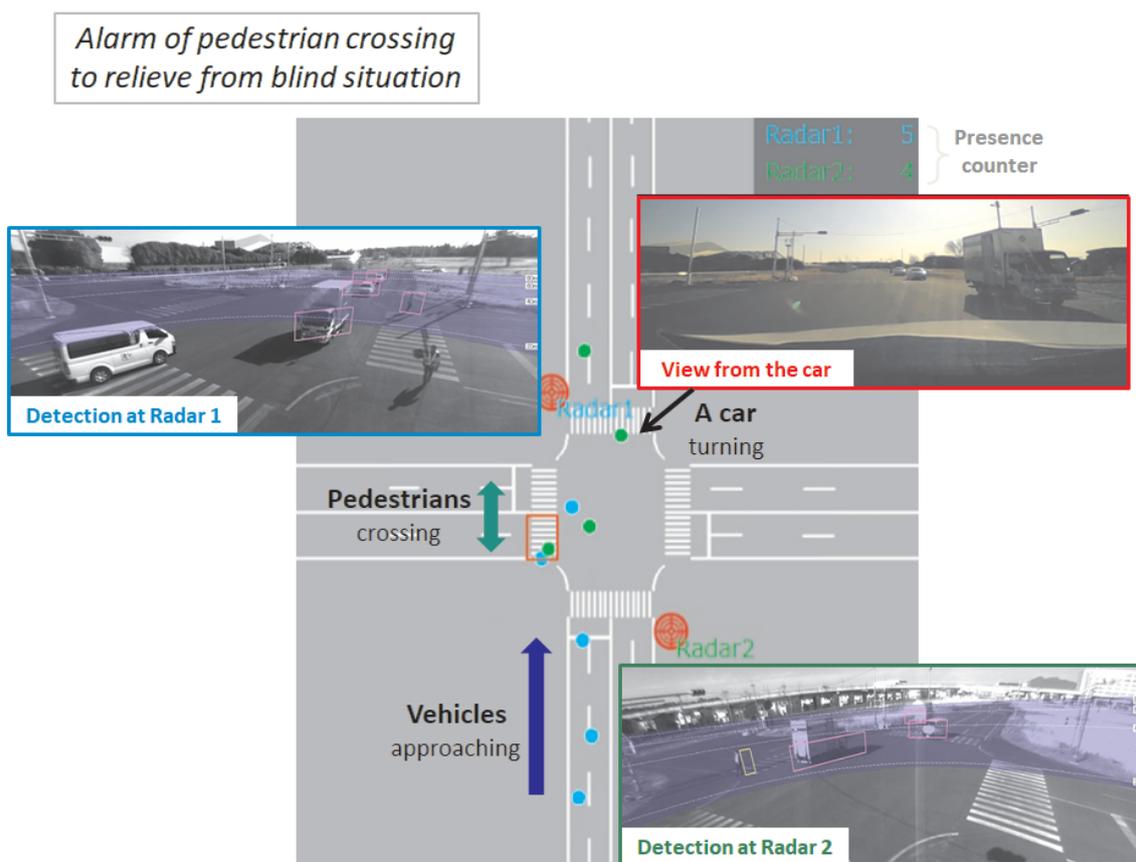


図 1.3-5 交差点対角に設置した複数レーダーの同時動作検証

(2) 厳しい気象条件下での技術検証

悪天候でも安定した機能が期待されるレーダーにとって、激しい降雨が最も厳しい条件である。激しい降雨の環境下では、近距離を走査するミリ波レーダーであっても、放射する電波が雨滴で吸収されて減衰する影響を無視することができない。一方、雪が激しく降ると視界が悪くなり積雪量も多くなるが、降水量としては 1/10 程度となる場合もある。それにくわえ、電波は水に吸収されるが雪は氷の粒であることから、相対的に降雪時はミリ波の伝搬減衰が小さくなる。したがって、ミリ波レーダーを実用化するためには、台風等によって発生する豪雨時を想定した技術検証が求められる。

ミリ波帯のような高い周波数を利用する無線機器では、豪雨によって筐体を水膜が覆うような場合に、そこで生じる減衰が大きく感度劣化の要因となる。また、吹雪によってレドムへ着雪した場合も、融雪時には厚い水膜で覆われるようになるため、同様に劣化要因となる。そこで、路側レーダーとしての耐候性を確保するためには、庇を設ける等、レドム表面に水膜が生じないようにする対策が必要となる。さらに、積雪寒冷地では、寒風によってレドムが冷やされ着雪し易くなるのを避けるため、ヒーターを内蔵することも対策となる。

・ 激しい降雨条件に対する設計

以下では、降雨環境におけるミリ波帯の電波伝搬特性に基づいたレーダーシステムの回線設計及び信号処理部設計に関して説明している。レーダーシステムの回線設計では、降雨強度に対する 79 GHz 帯の減衰量を定式化した上で、対象物の RCS に基づく最大検知距離を推定している。また、信号処理部設計では、雨滴に対するエコー強度分布を距離特性としてモデル化した上で、降雨散乱への感応を抑えるための最適な判定閾値を決定している。これら降雨減衰を考慮した回線設計及び雨粒エコーに対応した信号処理部設計の有効性は、実際の暴風雨や吹雪を含む気象条件において、79 GHz 帯レーダーのエコー特性や検知性能を検証することで確認している。

初期検討として、降雨強度に対する距離減衰特性を定量的に把握するため、降雨強度を一定に保つことが可能な大型の試験設備において、79 GHz 帯レーダーを用いた伝搬実験を実施した。具体的には、レーダーのターゲットに標準リフレクタを用いて、離隔距離 40m の条件で降雨強度を可変しながらエコー電力を測定した。降雨による伝搬減衰量を解析することにより、降雨強度が大きくなるにつれて、減衰量の平均値とその分散が共に大きくなる傾向を確認している (図 1.3-6)。ここでは、降雨によってレドムの表面に水膜が生じないように庇を取付けているため、水滴の付着による影響は無視できるレベルに抑えられている。

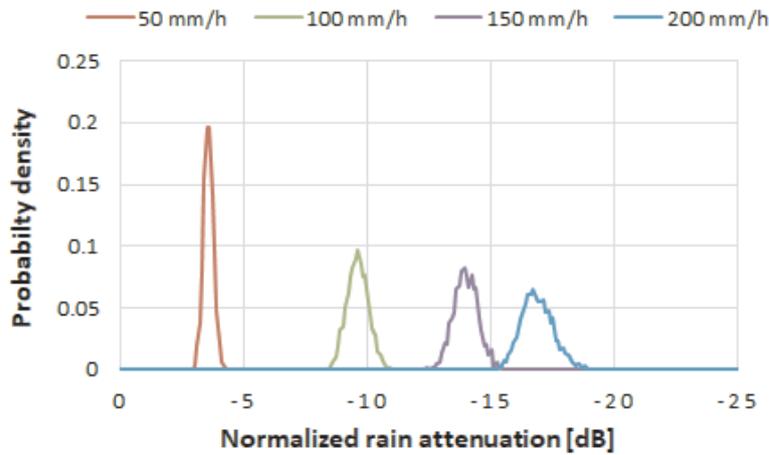


図 1.3-6 降雨強度に対する減衰量確率分布の測定結果

このような実験解析の結果に基づき、降雨強度に対する伝搬減衰特性をモデル化することで、レーダーシステムとしての無線回線設計に反映することができる。具体的には、実験データに基づく近似曲線から、降雨強度と単位距離当たりの減衰量の関係式を求める。これにより、例えば、40 m 先の歩行者を検知するための回線マージンが +10 dB に設計されている場合、降雨強度が 50 mm/h においてはマージンが +5 dB であり、降雨強度が 100 mm/h では 0 dB であるといった感度の推定が可能になる。または、降雨強度 50 mm/h で回線マージン +10 dB が確保できる距離は 32 m、同様に 100 mm/h では 27 m といったような実効的なカバレッジの推定も可能になる (図 1.3-7、図 1.3-8)。

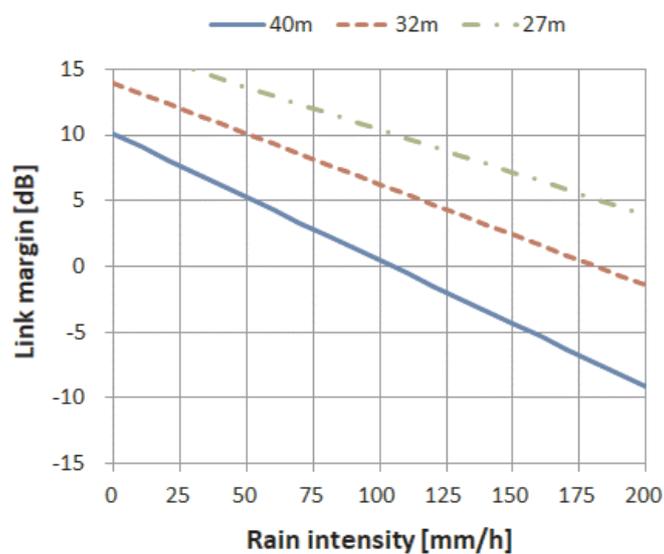


図 1.3-7 降雨強度に対するレーダー回線マージンの推定値

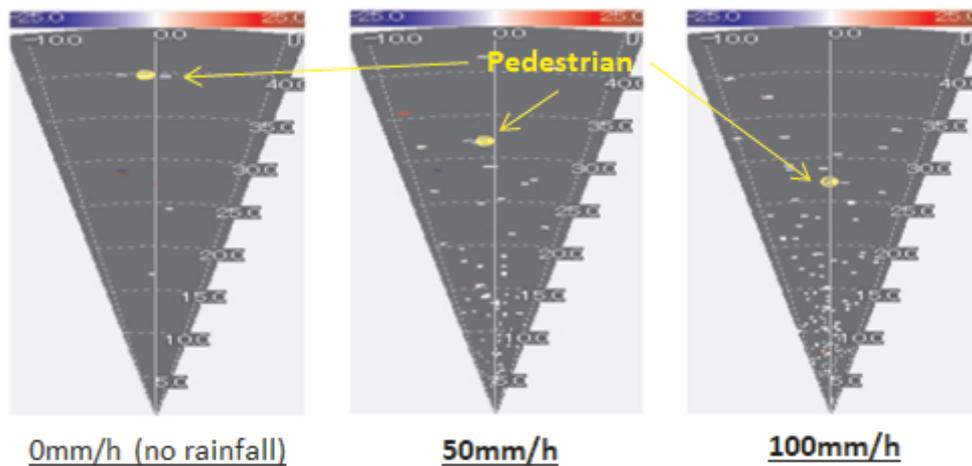


図 1.3-8 激しい降雨環境下での歩行者検知検証

くわえて、ミリ波レーダーが、雨滴で散乱したエコーに感応しないよう考慮した上で所望ターゲットの存在を判定するには、検知閾値を最適化が必要である。この最適設計においては、ランダムに発生する雨滴エコーの物理特性を把握して利用する。具体的には、雨滴エコーの強度が距離の2乗に反比例するという特性を利用しており、この特性は激しい降雨条件下の実測データを解析することで確認されている。

さらに、雨滴散乱による誤報を確実に抑制するため、距離関数であるレーダー検知の閾値を、想定される降雨強度に対応させて調整する。すなわち、距離の2乗に反比例させて設定した閾値を一律にシフトする調節方法を用いている。実際に、伝搬実験で取得された降雨強度 50 mm/h のデータを用いて、雨滴の感応率が 0.1% 以下に抑制できることを確認している。ただし、この感応率はターゲットの検知率はトレードオフの関係にあるため、閾値のシフト量はシステム要件にしたがって適切に与えられる。

(3) 機械学習を用いた車両判別技術

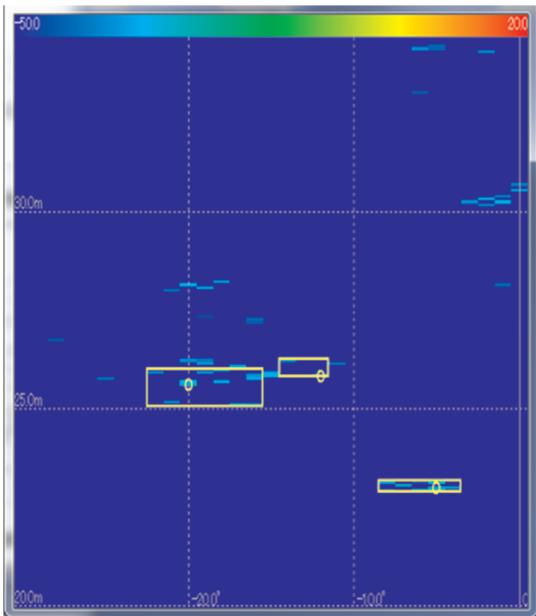
交通事故を回避する目的としては、歩行者の位置を精度良く特定することが優先され、また事故が増加傾向にある自転車の検知にも対応できることが望ましい。くわえて、ミリ波レーダーにより車両の大きさ等を判別する機能を実現することは、交通流量を計測するトラフィックカウンタへの応用展開を進める上で重要になる。レーダーデータは、カメラ画像と比較すると空間解像度が劣るため、画像処理では良く利用されるエッジやコントラストに相当する特徴量に乏しい。しかし、レーダーではカメラ画像には無いターゲットの動きに伴うドップラー周波数を特徴量とすることができる。以下では、高分解能な 79 GHz 帯ミリ波レーダーの物理的な特徴を活用して、車両を自動判別するための要素技術について述べる。

これまで、レーダーエコーの特性から歩行者と車両を判別する手段として、機械学習方法の一つである SVM (Support Vector Machine) を用いた判別処理技術を開発してきた [8]。ミリ波レーダーはドップラー周波数シフトに対する分解能が高いため、手足の動きがある歩行者のエコーからは特徴を見出し易い。それと比較して、特に乗用車とオートバイでは、レーダーで取得できる物理量の差分が小さいため判別が難しくなる。

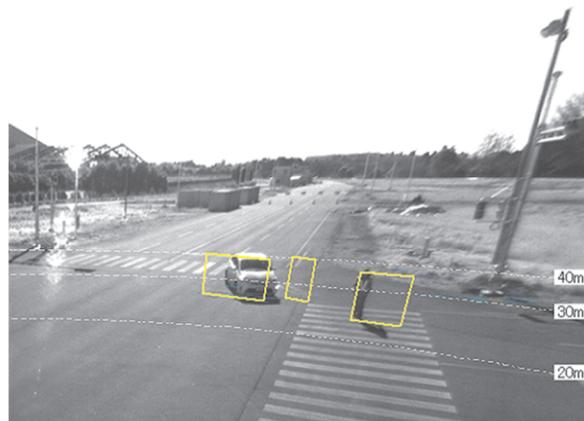
図 1.3-9 (a) は、ミリ波レーダーのセル走査データであるヒートマップと電力の閾値等を定めて近接セルを結合した一時的な捕捉グループの抽出例であり、図 1.3-9 (b) は、抽出された範囲を矩形枠で表してカメラ画像に重畳している。これは、歩行者をターゲットとしたパラメータ設定で、車両を含むレーダーエコー分布を処理した結果であることから、乗用車は 2 つの捕捉グループに分かれている。トラックの側面がレーダーに向いている場合は特に複数の捕捉グループが同時に抽出されることが多く、ターゲットを特定するためにはこれらのグループを結合するクラスタリング処理が必要となる。

しかし、複数の捕捉グループが実際には同一車両に属する場合であっても、レーダーデータから取得される特徴量には必ずしも高い相関性があるとは限らない。そこで、判別処理の前段として、近傍の捕捉グループを結合した仮のクラスタを算出することになっている。この仮クラスタとそれを構成する各捕捉グループのいずれに対しても、特徴量の抽出から始まる一連の判別処理を実行した上で、全ての判別結果に基づきクラスタを再構成すべきかを判定する。

判別処理に用いる特徴としてミリ波レーダーのセル走査データから算出する情報は、主にレーダーエコーの電力やドップラー周波数、セル分布に関連する物理量である。例えば、補足領域内におけるエコー電力のピークやドップラー周波数の平均等であり、これらの特徴量がターゲットの判別に利用される。いずれの特徴量についても、歩行者と車両の差異は比較的大きいものに対して、特に乗用車とオートバイの差異が相対的に小さくなる。すなわち、精度の良い車種判別を実現するためには、その特性差が強調されるような特徴量を選定することが大切なプロセスとなる。



(a) エコー電力マップ上の補足領域



(b) カメラ画像への重畳

図 1.3-9 四輪車と歩行者が混在する場合の補足領域抽出例

表 1.3-1 は、乗用車とオートバイが直進する条件で、テストコースにおいて測定したレーダーデータに対する判別性能の評価結果を示している。どちらの進行方向においても、95 % 以上の判別成功率を達成しているが、乗用車とオートバイの間では一定の割合で誤判別が発生している。実際にはレーダーから近い距離範囲での誤判別が多い傾向にあり、これはオートバイの捕捉領域が相対的に大きくなることに起因する。さらに、右左折の場合は、捕捉領域数がより多くなると同時に、ドップラー周波数を主要な特徴量とするのが難しくなる。このため、複数捕捉領域間の比較に基づくクラスタリングに加えて、時間軸の対応付けを行うトラッキングを含めた最適設計が必要になってくる。

表 1.3-1 乗用車とオートバイの判別性能評価結果

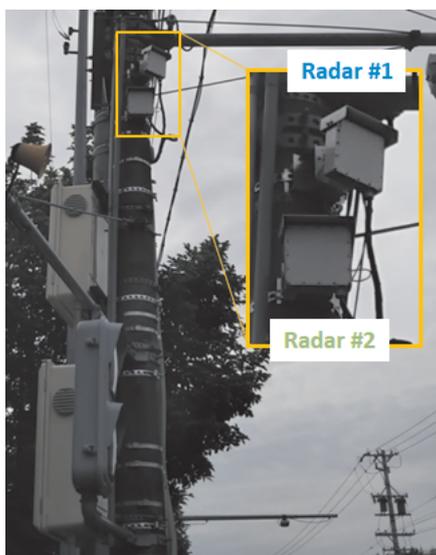
評価ターゲット	データ数	判別性能		
		乗用車	オートバイ	歩行者 他
乗用車	600	96.7 %	2.8 %	0.5 %
オートバイ	400	2.0 %	97.0 %	1.0 %

(4) 公道交差点における検知精度検証

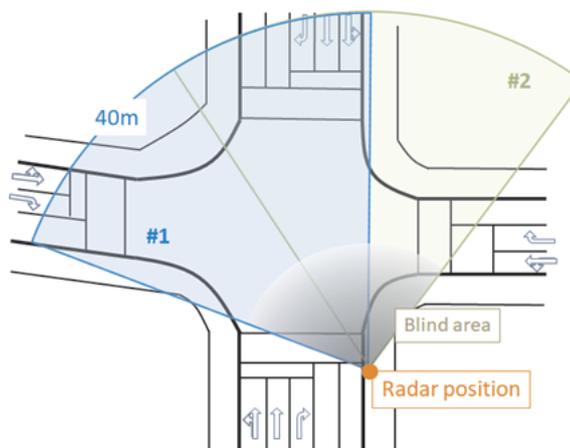
ここでは、今年度より実施している実交差点における実証実験の取組み成果について、その概要と初期の検討について述べる。取組み項目の一つが、路側の既設支柱に設置したミリ波レーダーによる横断歩道上の歩行者に対する検知特性の解析やその精度評価である。また、もう一つの取組みが、交差点に流入する車両に対する分岐方向別の交通量計測に関するフィールド検証である。それぞれの項目に対するより詳細な検討内容については、後段の章において説明する。

我々は、一般道路の実交差点にレーダー試作装置を設置して、横断歩道の歩行者検知並びに流入路の交通量計測に関する技術検証を実施している。検証実験のフィールドは、日本の公道では一般的な片側 2 車線の幹線道路に対して片側 1 車線の道路が交差する地点であり、道路幅が狭いにも関わらず交通量が多い環境である。また、地下鉄の駅近くに位置することから、道路が混み合う朝夕の時間帯は歩行者や自転車の通行も増える。

本実験システムは、既設の信号機柱に設置しており、レーダーユニットとキャビネット内に置かれた制御ユニットとしての PC 等で構成されている。また、本検証実験では、対角方向および流入方向に対して夫々最適となるように調節された 2 台の 79 GHz 帯レーダーを取り付けている。図 1.3-10 には、歩行者に対する検知範囲と各車線の位置関係を示しており、水平面の視野角は $\pm 35^\circ$ に設定した条件でレーダーを運用している。尚、レーダーアンテナの垂直面ビーム幅が 10° 程度のため、レーダー設置点から地上面での距離 15 m 程度の近傍はブラインド範囲となる。



(a) ミリ波レーダーの設置状況



(b) 対象交差点の俯瞰図

図 1.3-10 一般道路における実証実験システムの構成

実効的な車両の検知距離範囲は、大型車等によって生じるオクルージョンの影響を除けば、車体の大きさや後面からのエコーが前面よりも強いといった形状に依存した特性を示す。また、測定される車両の位置精度は、レーダーに対するターゲット車両の進行方向や相対距離にも依存する。つまり、距離方向に移動する車両は、前面や後面からのエコーが支配的となるため、角度広がり小さく位置特定が比較的容易となる。前述したように、横方向の移動や旋回するような場合は、車両側面から不均一に広がったエコーが観測されるため、クラスタリング処理に工夫が必要となる。この傾向は、レーダーからの距離が近いほど顕著なため、位置精度は必ずしも距離に比例して劣化するという訳ではない。

ここで、交差点の路側設置型ミリ波レーダーとして、横断歩行者の存在検知性能に関する評価指標を定義する。検知ターゲットは横断歩道を通行する歩行者と自転車として、評価時間は歩行者信号灯器が青と青点滅の間としている。ただし、バス等の大型車によって完全に遮蔽される場合や横断歩道を車両が通過する時間帯は、評価の対象外とする。検知率は、横断歩道上にターゲットが存在する総時間に対して、レーダーが出力するデータフレームを最小の時間単位として正しく検知されたフレーム数から算出する。誤報率は、ターゲットが存在しない時間に誤って検知されたフレーム数から別途算出する。

このような評価条件の下、図 1.3-10 に示した遠方の横断歩道を検知エリアとした場合について、評価結果のサンプルを表 1.3-2 に記している。具体的には、検知保持時間の最適化を行うことで検知率は約 95 % を達成しており、誤報率は約 1 % という結果が得られている。尚、誤報発生 の 主 要 因 は、横断歩道に並行してターゲットの手前を通過する車両によって生じるマルチパス散乱である。

表 1.3-2 横断歩行者の検知精度評価結果

歩行者・自転車	評価時間 (フレーム数)	検知率	誤報率
存在有り	165 秒 (3300)	95.5 %	—
存在無し	402 秒 (8040)	—	1.1 %

一方、交差点において方向別交通量を計測する際には、車両が直進または右左折する 3 つの移動方向に対して車両台数をカウントすることが求められる。ここで、走行経路が決まる分岐直後のタイミングで車両通過を判定する計測方法が考えられるため、交差点内のエリアにおいて車両台数を計測するアプローチを取っている。具体的には、対象とする交差点の地図データや設置したレーダーの取得データから流入車両の走行軌跡を把握して、各経路に対する通過判定用の仮想ラインを設定する。そして、レーダー検知ソフトウェアでは、車両エコーのトラッキング処理によって得られる移動軌跡が、これら通過ラインを横切った場合に台数をカウントアップしている。

このような車両台数のカウント機能に関して、走行条件の異なる 2 つの流入路に対し、計測精度の検証実験を実施している。本検証実験で対象とする条件は、レーダーの正面方向から 3 車線で交差点に流入する場合、及び斜め方向から 2 車線で流入する場合である。いずれの流入路に対しても、直進、右折、左折の 3 方向別に、通過する車両の台数を路側に設置したレーダーシステムで取得する。

以上のように、交差点において、歩行者検知のために路側設置するミリ波レーダーが、通過車両台数を計測する機能を同時に実現することで、インフラ設備としてのトータルコストを抑圧できると考えている。尚、新たなインフラ設備の導入には、機器コストに加えて設置時の工事や調整に係るコストも勘案する必要がある。本研究開発の実証実験推進としては、既設の信号機支柱を活用する方法で取組んでいるが、設置後の調整等を考慮した結果として、道路や歩道上に張り出した形でレーダーセンサー部を取り付ける方法が選択されることも考えられる。

本章の参考文献：

- [1] Final Acts WRC-15, World Radiocommunication Conference
https://www.itu.int/dms_pub/itu-r/opb/act/R-ACT-WRC.12-2015-PDF-E.pdf
- [2] ARIB STD-T111 Version 1.1
https://www.arib.or.jp/english/html/overview/doc/5-STD-T111v1_1-E1.pdf
- [3] ETSI EN 302 264 V2.2.1 (2017-05)
https://www.etsi.org/deliver/etsi_en/302200_302299/302264/02.01.01_60/en_302264v020101p.pdf
- [4] K. Takahashi, et al., “Evolution of Millimeter-wave Multi-Antenna Systems in the IoT Era”, IEICE Transaction Electronics, October, 2017
- [5] Texas Instruments, Industrial mmWave sensors
<http://www.ti.com/sensors/mmwave/iwr/overview.html>
- [6] M. Yasugi, et al., “Development of 79GHz Band Radar for Realizing Safety Mobility (in Japanese)”, Panasonic Technical Journal Vol. 61, No. 1 (2015)
- [7] Y. Nakagawa: Infrastructure Radar System as Next-Generation ITS Utilizing ICT, ITU-AJ New Breeze Vol. 27, No. 3 (2015)
- [8] W. J. Liu et al., “Pedestrian Recognition Using 79GHz Radars for Intersection Surveillance”, 13th European Radar Conference (2016)

2. 今年度の研究開発成果

2.1 取組みの概要

平成 30 年度は、路車協調技術の開発として、以下に述べるように一般道交差点における公道実験やレーダー判別技術の実証実験等に関する研究開発を実施した。

・ダイナミックマップ連携に向けた公道実験

自動走行システムが先読み情報として利用する動的情報及び準動的情報の生成を実現する路側設置型ミリ波レーダーとして、公道環境における高精度な検知性能を実証することを目標として取組んだ。

一般道の実交差点において、路側に設置した 79 GHz 帯レーダーを用いて横断歩行者の存在検知に関する性能評価を実施した。具体的には、天候条件には晴天時と降雨時を選定し、交通量の多い朝の時間帯において、歩行者と自転車を対象とした存在時の検知率及び不在時の誤検知率の解析を実施している。結果として、検知率 95 %、誤検知率 2 % を達成しており、くわえて、誤検知の発生は大型車両の一時停止によるマルチパス発生が主要因であることを把握した。さらに、研究開発運営委員会等における有識者からの指摘を踏まえて、横断歩道に進入する歩行者の検知応答時間に関する解析を行った。これを通じて、歩行者移動支援を実現するために必要なレーダーシステムとしての応答性能に関する定量的な評価結果が得られた。

レーダー検知のソフトウェア技術開発としては、交差点における歩行者検知と同時に交通流量計測も実現する機能拡張により、インフラ装置としてのコストダウンを目指す取組みを実施した。複数車線で流入する車両に対し、直進、右折、左折の分岐方向別に通過車両の台数をカウントするアルゴリズムを開発して、実験装置への実装を完了した。流入車両が 1 万台程になる日中を検証時間として、計測精度 96 % 以上 を達成した。

また、ミリ波レーダーのアンテナ技術開発としては、一般的な仕様のレーダーモジュールのアンテナ指向性パターンを、実交差点を想定して最適化する設計技術を開発している。このために、ミリ波帯のレーダーアンテナ及び外部の筐体等を含む放射電磁界を算出可能な設計環境を導入した。強い雨等による伝搬損失を補うために指向性利得を向上させる誘電体レンズの設計を行い、シミュレーションによりその有効性を検証した。

・協調型自動走行支援技術としての実証実験

路側センサーの取得情報を車両等へ通知するシステム技術の検証実験を推進することで、歩行者事故低減等に資する協調型安全支援技術としてその有効性を実証することを目標として取組んだ。

ミリ波レーダーによる対象物判別技術として、機械学習の適用による歩行者・自転車と四輪車を判別するソフトウェア技術を開発した。ミリ波レーダーが出力する点群データを入力として、クラスタリング後に特徴量を抽出し、判別器を通して歩行者、自転車、四輪車の種別を与えるソフトウェア処理の設計を行い、実験装置に実装してリアルタイム動作を実現した。

判別器に適用検討した機械学習アルゴリズムの一つが SVM (Support Vector Machine) であり、これまでにテストコース等で取得した数千のデータセットを学習に用いている。評価用のデータは、公道実験の取得データから歩行者と自転車のみが存在する時間帯を抽出しており、横断歩道エリアに限定して判別率を検証した。結果として、歩行者と自転車の相互判別率は 70~80% 程にあるが、歩行者・自転車を同一種別とした場合には四輪車との判別率は 95% 以上を達成した。

協調型のシステム技術検証として、滋賀県内の実フィールド等において実車両を走行させる実証実験を実施した。歩行者や自転車と走行車両が互いに見通し外となるような交差点環境であり、路側に 79 GHz 帯レーダー装置を設置した上で、歩車間通信技術として開発した衝突警報アプリケーションへのリアルタイムな情報提供についてシステム検証を実施した。インフラレーダーに対して、歩行者・自転車と四輪車の種別を含めた位置と速度のデータを生成する機能が必要とされており、衝突警報に求められる高い精度での情報提供に関して、その有効性を実証することができた。

2.2 路車協調技術の開発

2.2.1 ダイナミックマップ連携に向けた公道実験

レーダーの実効的な検知精度を高めるためには、実測して得られるターゲットのエコー特性を踏まえたクラスタリング及びトラッキングの最適化が必須となる。例えば、高分解能レーダーで観測される車両のエコーは多数の散乱点に分離される。そのため、ドップラー周波数等を利用して、空間的に広がる候補セルを同一のグループとして扱う必要がある。ターゲットが歩行者の場合は、距離依存性は小さいが、時系列には不連続なエコー強度の落ち込みが発生する。そのため、歩行者が低速な移動体であることを利用して、前後のデータフレームによる測定位置の補間する必要がある。

実験システムでは、フレーム周期 50 ms で走査データを出力する動作設定としており、歩行者に対する最大検知距離は 40 m 程度、乗用車は 80 m 程度まで検知可能である。検知ターゲットが歩行者の場合、エコー電力がランダムに変動するため、複数フレームで取得されるデータを用いた補間処理が必要となる。ただし、一般的な 1 m/s の歩行条件では、処理時間を 200 ms としても、その間の移動距離は 20 cm である。つまり、数フレーム分の時間を掛けて処理しても、実効的に位置特定精度への影響はわずかとなる。尚、衝突事故を回避するためには歩行者の移動方向も必要になることがある。このような場合には、時系列に得られる座標位置のデータ群からターゲットの速度と軌跡を推定するトラッキング処理を実行している。

今年度の取組みの一つが、路側の既設支柱に設置したミリ波レーダーによる横断歩道上の歩行者に対する検知特性の解析やその精度評価である。また、もう一つが、交差点に流入する車両に対する分岐流（分岐方向別の交通量）計測に関するフィールド検証である。

交差点の分岐流とは、交差点に進入する車両のうち、交差点を直進する車両と直進せず折、もしくは右折のルートを通して交差点から流出する車両の流れのことであり、定量的には交差点に進入する車両数に対する交差点から流出する車両数の割合を方向別に示した情報などで示される。相互に接続された複数の交差点における交差点分岐流の時間変化を把握することで、渋滞解消やスムーズな交通流形成のための信号切り替え時間設計、車線数の設計等の交差点設計にフィードバックできる。

現状、複数の超音波装置やカメラセンサーなどで構成された車両感知器が存在しており、こうした車両感知器の方向別交通量計測機能を用いて交差点分岐流を表す情報を生成している。しかしながら、超音波装置の場合は交差点の各車線にセンサーを設置する必要があり、設置コストが大きい。またカメラセンサーの場合、夜間や降雨時などのセンサー性能劣化が発生しうる場合がある。こうした背景を鑑み、視野が広く耐環境性能の高いインフラレーダーを使用して交差点分岐流を計測する技術開発に取り組んだ。

(1) 歩行者存在検知精度の評価

横断歩道を評価対象エリアとし、降雨時を含め存在検知精度の検証結果について説明する。連続する 60 分間から歩行者信号灯器が青もしくは青点滅の時間において、対象とする横断歩道上に、歩行者と自転車が存在する区間を個々に抽出する。ただし、バスやトラック等の大型車両によって、横断歩道上の歩行者や自転車が遮蔽されるような所謂オクルージョンの発生時は除外する。後述する検知保持時間については 200 ms に設定して、ミリ波レーダーによる検知及び誤検知の特性を時間率で評価する。

ここで、検知時間率は、横断歩道上に歩行者や自転車が存在する区間に対して、レーダーが出力するデータフレームを最小の時間単位として正検知されたフレームを抽出して求める。誤検知時間率は、歩行者や自転車が存在しない区間において、誤って検知されたフレームを抽出して求めている。つまり、検知時間率についてデータ解析を実施して評価する区間と誤検知時間率の評価区間は、異なる時間枠として抽出される。

実際に、レーダー試作装置を設置した場所は、一般的な大きさと考えられる信号有り交差点の路側支柱である。交差点の対角長は三十数メートルであり、本研究開発においてレーダーシステムの設計目標とする歩行者の検知範囲（～40 m）で対応可能な条件となっている。図 2.2.1-1 は、実交差点の道路線形イメージに、レーダー設置点と歩行者の存在検知精度を評価する対象としてエリアを示している。評価対象エリアは、ミリ波レーダーの設置点から見て、交差点の遠方半分をカバレッジとるようにし、各横断歩道を交差点に対する流出側と流入側に分割して設定した。

このようなエリア設定は、交差点対角の 2 箇所にミリ波レーダーを設置して交差点全域を検知範囲とすることを想定しているためである。また、衝突回避等を目指した歩行者や自転車の情報提供においては、単に横断歩道上に存在しているか否かの情報よりも流出側と流入側のいずれかに位置するというより詳細な情報である方が望ましいと考えたためである。尚、より小さなエリアを対象にしたレーダーデータの解析や検知精度の評価を行うことで、歩行者や自転車が単独で横断する事象をより抽出するような傾向になっている。

図 2.2.1-2 は、本実験システムの 79 GHz 帯レーダーが、歩行者を検知可能なカバレッジのイメージを示している。今回の実証実験では、角度分解能がほぼ一定と見なせるような水平面視野角（～70°）として、交差点対角方向および幹線道路方向に向けてるように調節された 2 台のレーダーセンサーを取り付けた。尚、垂直面視野角が 10°程度であるため、設置点からの距離 15 m 程度まではブラインド範囲となるが、このように指向性を絞ることで、40 m 先の歩行者を検知可能とする感度性能が満たすことができる。

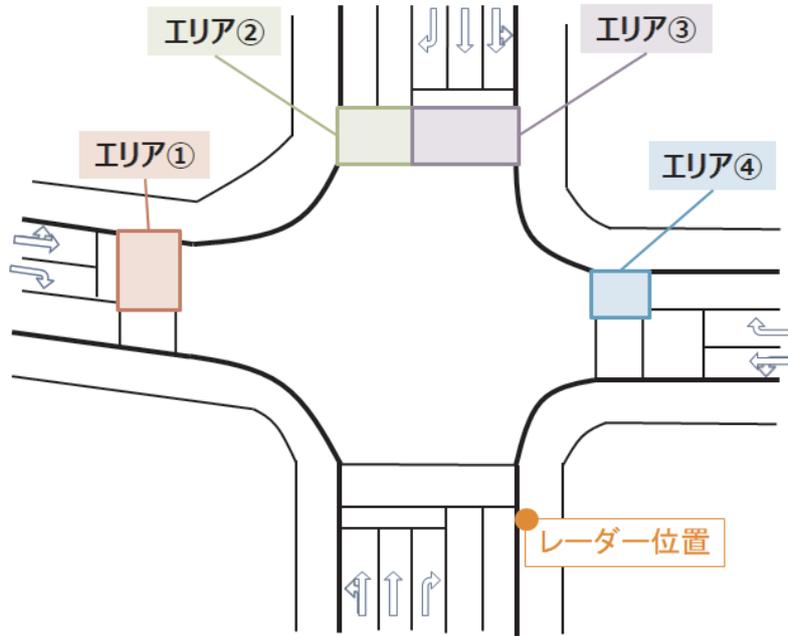


図 2.2.1-1 評価対象とする横断歩道エリアの設定

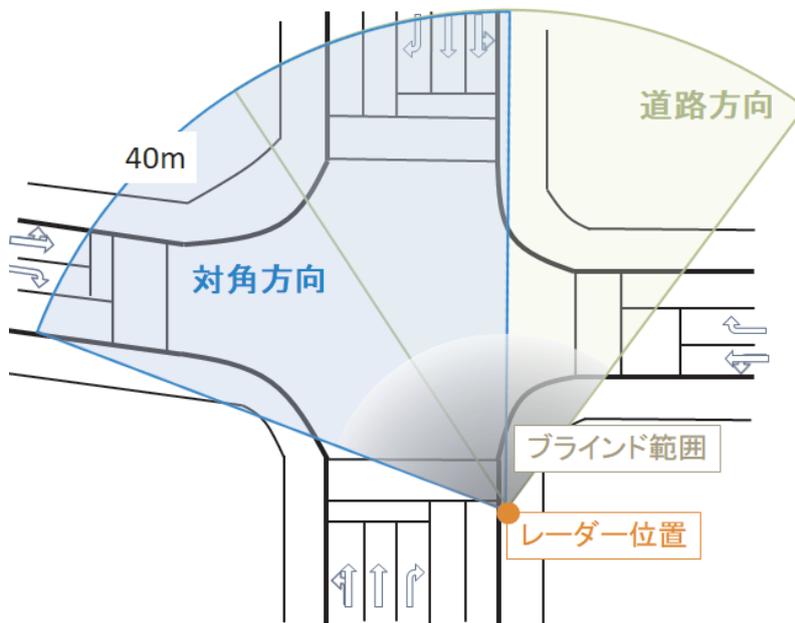


図 2.2.1-2 レーダーの設置方向と検知範囲の設定

はじめに、レーダーセンサーの設置方向に対する検知精度の評価結果について説明する。表 2.2.1-1 は、晴天の条件下で、幹線道路方向と交差点对角方向に向けた設置した 2 台の 79 GHz 帯レーダーを同時に動作させた場合の検知時間率及び誤検知時間率を示している。エリア①～エリア③は、図 2.2.1-1 に示している横断歩道を分割した各評価対象エリアであり、本精度評価の結果としては、検知時間率 96 % 以上、誤検知時間率 2 % 以下が達成できていることが分かる。

エリア②の遠方横断歩道流出側については、同時刻に同じ対象物に対して、2 台のレーダーセンサーで同時に検出処理を実行した結果である。そのため、抽出した評価時間に相当する存在時間（フレーム数）と不在時間（フレーム数）の数値は一致している。ここで、特に検知時間率の値が異なるのは、設置調整時のダウンチルト角が異なるためだと考えられる。すなわち、交差点对角方向に取り付けたレーダーセンサーは、より遠方の歩行者が検知されるようにややチルト角を浅く設定している。一方、幹線道路方向に設置する際には、近傍横断歩道上のエリア④も評価対象とするために、よりチルトさせるように設定したことが影響している。

表 2.2.1-1 レーダー設置方向に対する精度評価結果（晴天）

設置条件	幹線道路方向		交差点对角方向	
	検知時間率	誤検知時間率	検知時間率	誤検知時間率
評価指標 ⁽¹⁾	存在時間 (フレーム数)	不在時間 (フレーム数)	存在時間 (フレーム数)	不在時間 (フレーム数)
エリア①	—	—	99.1 %	1.9 %
遠方横断歩道 流入側	—	—	52 秒 (1040)	450 秒 (9000)
エリア②	96.5 %	0.6 %	99.8 %	0.7 %
遠方横断歩道 流出側	117 秒 (2340)	325 秒 (6500)	117 秒 (2340)	325 秒 (6500)
エリア③	96.7 %	1.2 %	—	—
遠方横断歩道 流入側	206 秒 (4120)	325 秒 (6500)	—	—

注記(1) 評価指標の定義：

$$\text{検知時間率} = (\text{レーダー検知時間} / \text{実存在時間}) \times 100 [\%]$$

$$\text{誤検知時間率} = (\text{レーダー検知時間} / \text{不在時間}) \times 100 [\%]$$

以下では、幹線道路方向のレーダーセンサーで取得されたデータを用いて、未検知となる時間幅に関する解析や、晴天時と雨天時に対する比較評価結果を述べる。

歩行者からのミリ波レーダーエコーは、胴体や手、足等で散乱される複数の反射波の合成信号として受信されるため、時間的にレベル変動する特性として観測される。つまり、受信感度に余裕がある近傍（～20 m）のエリアでは、ミリ波レーダーが測定するエコーが消滅するようなことはごく稀であるが、感度点に近づく遠方（30～40 m）のエリアでは、瞬時的にエコーが測定できなくなり、未検知事象が発生する。

表 2.2.1-2 は、未検知が発生した各事象において、レーダーデータが連続して検出不能となった区間を解析した結果を示している。今回の解析対象とした存在時間は約 320 秒間であり、その間に最も長く未検知となった区間は 700 ms、平均の未検知区間は 130 ms であった。見方を変えれば、歩行者が横断歩道エリアに入ってから出るまでの間において、ミリ波レーダーの検知応答時間は平均で 130 m 以下を達成している。また、最長で 700 ms 未検知となるが、その発生頻度は約 5 分間の存在時間に対して 1 回も発生しないような稀な事象であることが確認できた。

表 2.2.1-2 未検知事象に関するデータ解析結果

未検知区間		未検知事象発生回数			未検知区間累積値	
フレーム数	時間 [ms]	遠方横断歩道			フレーム数	時間 [s]
		エリア②	エリア③	②+③		
1	50	11	18	29	29	1.45
2	100	16	10	26	52	2.6
3	150	5	4	9	27	1.35
4	200	6	4	10	40	2
5	250	3	3	6	30	1.5
6	300	1	0	1	6	0.3
7	350	0	0	0	0	0
8	400	0	0	0	0	0
9	450	1	0	1	9	0.45
10	500	0	0	0	0	0
11	550	1	0	1	11	0.55
12	600	0	0	0	0	0
13	650	0	0	0	0	0
14	700	1	0	1	14	0.7
15	750	0	0	0	0	0
合計		45	39	84	218	10.9

表 2.2.1-3 は、晴天時と雨天時を比較しており、気象条件に対する精度評価結果を示している。今回、晴天と雨天を比較する際には、朝方の同じ時間帯を対象としており、通勤や通学のために、本交差点からほど近い駅へ向かう歩行者や自転車が多く行きかう時間帯となっている。つまり、天候が変わっても交通量等の変化が少ない条件であり、ミリ波レーダーの降雨に対する影響を検証できる条件設定だと考えている。

レーダーセンサーから近傍に位置する横断歩道では、短時間の精度評価ではあるが降雨時においても 100 % の検知時間率を達成している。これは、前述したように感度点に対してマージンが確保されている条件のためである。一方、遠方横断歩道では、降雨時の検知時間率が 94~95 % であり、晴天時の 96~98 % に対して若干の精度劣化が見られる。今回の評価は、一日に 50 mm 近くの雨量が観測された大雨の場合であり、79 GHz 帯の伝搬損失が実効的に 2 dB 程度であることを示している。

このような強い雨が降る条件は、雨が降りやすい時期（3月~9月頃）において、月に数日程度は発生すると思われる。したがって、ミリ波レーダーの回線設計として感度を向上させることで、交差点の路側センサーとしてよりロバストな歩行者検知が実現できるとも考えられる。具体的なアプローチとしては、例えば、レーダーセンサーが出力するデータの周期を 2 倍（100 ms）とすることで、理論的には +3 dB の感度改善が期待できる。すなわち、強い降雨を想定して回線マージンを確保するようなシステム設計を行うと、例えばデータの更新周期が長くなるため、その場合にはシステムの応答時間に影響する可能性が出てくる。

表 2.2.1-3 気象条件に対する精度評価結果

気象条件	晴天		雨天	
	検知時間率	誤検知時間率	検知時間率	誤検知時間率
評価指標 ⁽¹⁾	検知時間率	誤検知時間率	検知時間率	誤検知時間率
評価時間	存在時間 (フレーム数)	不在時間 (フレーム数)	存在時間 (フレーム数)	不在時間 (フレーム数)
エリア②	96.2 %	0.9 %	95.3 %	0.6 %
遠方横断歩道 流出側	128 秒 (2560)	517 秒 (10340)	198 秒 (3960)	295 秒 (5900)
エリア③	98.4 %	1.8 %	94.1 %	1.9 %
遠方横断歩道 流入側	185 秒 (3700)	517 秒 (10340)	303 秒 (6060)	295 秒 (5900)
エリア④	100.0 %	1.1 %	100.0 %	1.7 %
近傍横断歩道 流入側	62 秒 (1240)	659 秒 (13180)	65 秒 (1300)	453 秒 (9060)

(2) 横断歩行者レーダー検知技術の開発

< 大型車に起因するマルチパスの対策 >

ミリ波レーダーの設置環境（地形や建物、障害物等）と移動体の走行位置や車種によって引き起こされることがあるマルチパスは、その伝搬経路によっては本来検出されるべきではないゴーストを検出対象領域内に存在させる。これにより、誤検知を発生する原因となる場合がある。

ここでは、公道実験で得られた実験データを元に、特に横断上にゴーストを発生させる主要な2つのケースで、マルチパスの発生原因とその対策に関して検討を行った。以下では、それら対策内容の詳細について説明する。

対策①：

図 2.2.1-3 に誤検知を引き起こし易い移動体例と図 2.2.1-4 に観測されたレーダーの反射点を地図上にマップした結果を示す。図 2.2.1-4 に示しているように、トラックからの直接反射にくわえて、マルチパスの影響により、横断歩道上にゴーストが発生していることが分かる。

図 2.2.1-3 のようなケースの場合、混雑時や赤信号への切替りの早い交差点においては、信号の切替えタイミングにおける右折がしばしば散見される。この際に、青信号となった直後に図 2.2.1-3 の赤破線の横断歩道へ進入してくる左折車に対して、横断歩道上に存在が検知されることで、正しい情報の提供が行えないことが考えられる。このような円滑な交通の妨げになる可能性が高い誤検知に対して、その対策の検討を行った。

・発生原因

図 2.2.1-5 の場合のマルチパスの経路として、 $D_i + N \times D_j$ （ N は移動体と建物等との反射の繰り返し回数）が考えられる。この場合、 D_i と同一方位上に、 $(D_i + N \times D_j)$ の距離に複数の反射点が存在するように見える。

これにくわえ、図 2.2.1-6 のように、大型車の側面から得られる反射波のドップラー特性は、タイヤの回転によるドップラー速度の広がりを見せる。特に低速移動では、車本体と逆方向のドップラー速度成分が検出される場合がある。このような特性は、速度も判定基準として用いる反射データのクラスタリング処理では、逆方向速度の反射データが異なるオブジェクトとして取り扱われるようなことが発生する要因ともなる。

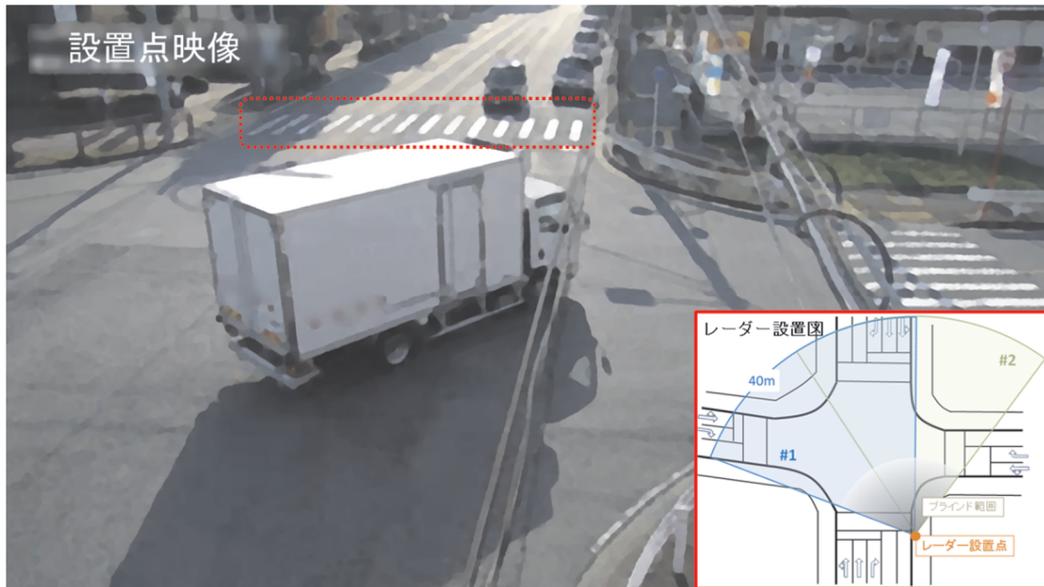


図 2.2.1-3 誤検知発生を引き起こし易い移動体例①

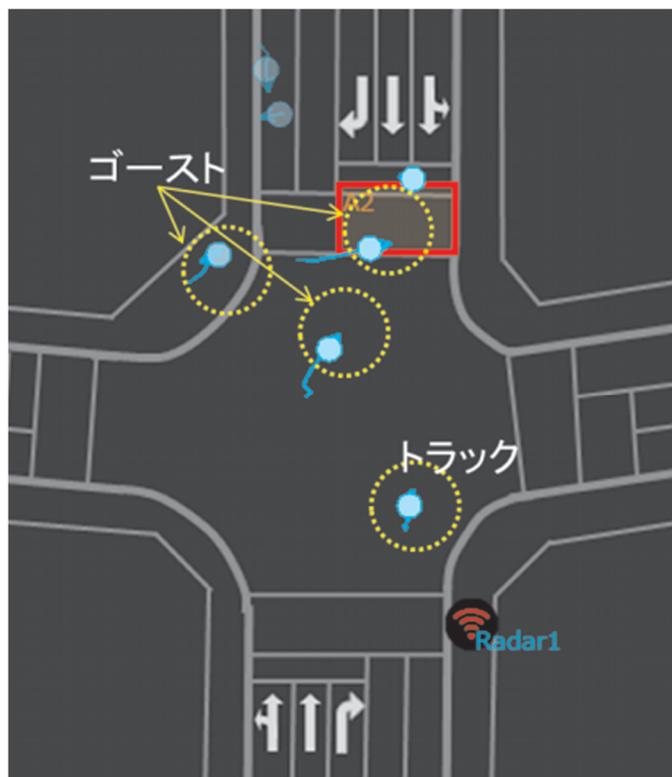


図 2.2.1-4 例①の観測データをマッピングした結果

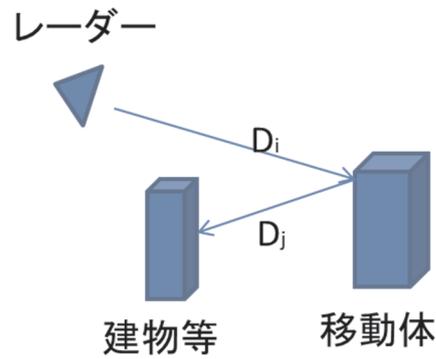


図 2.2.1-5 マルチパス経路のイメージ

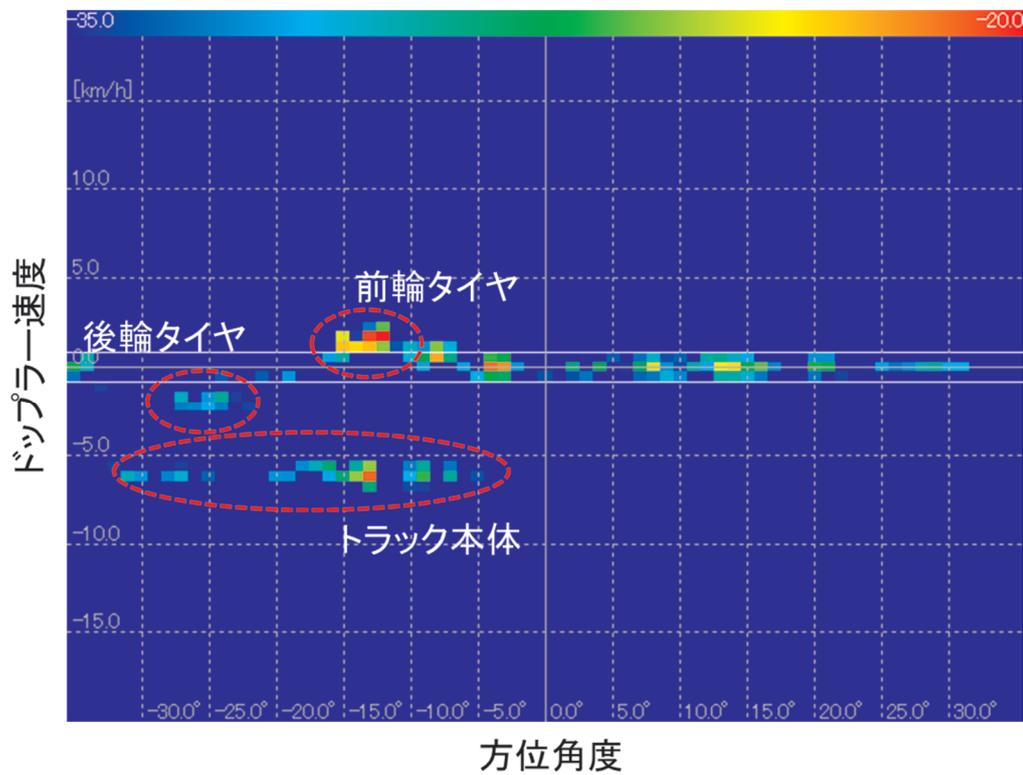


図 2.2.1-6 誤検知を引き起こし易い移動体例①のドップラー速度特性

図 2.2.1-7 にレーダーの観測データを例示した。マルチパス経路、ドップラー速度の広がりから、トラック本体と同一角度上にゴーストが発生している事が分かる。これらを交差点線形上にマッピングすると、図 2.2.1-4 のようになり、大型車の影響により、複数のゴーストが物体として検出されている。特に、逆速度で低速に動く横断歩道上にゴーストは、擬人化してしまうので、対策が必須であると考えた。

・ 対策方式

図 2.2.1-4、図 2.2.1-7 から明らかなように、同一角度上に反射点が広がること、並びに低速走行（例えば $\pm 10 \text{ km/h}$ 以下で走行）車両を検出した場合はドップラー速度の広がりによって逆方向のドップラー速度の成分が発生することを考慮して、誤検知を低減する方法を検討する。

ここで、図 2.2.1-5 における経路 D_i の距離に相当する正反射から得られる反射点の数が最も多く、 N が大きくなるほど、反射点が減少していくと想定される（図 2.2.1-8）。

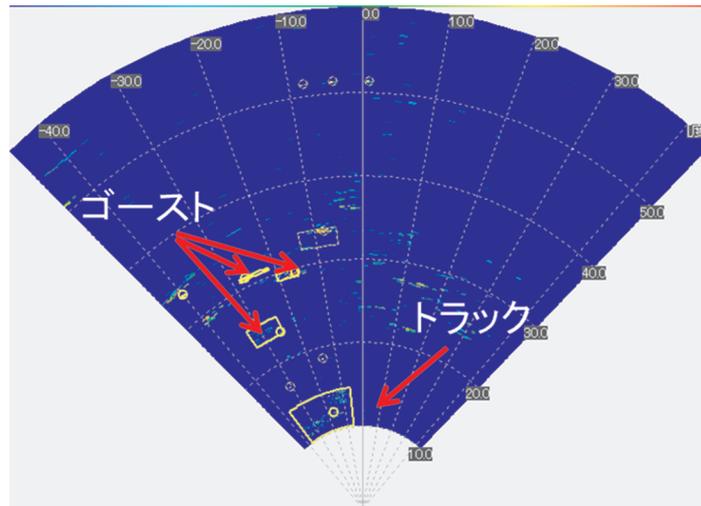


図 2.2.1-7 誤検知を引き起こし易い移動体例①のレーダー観測データ

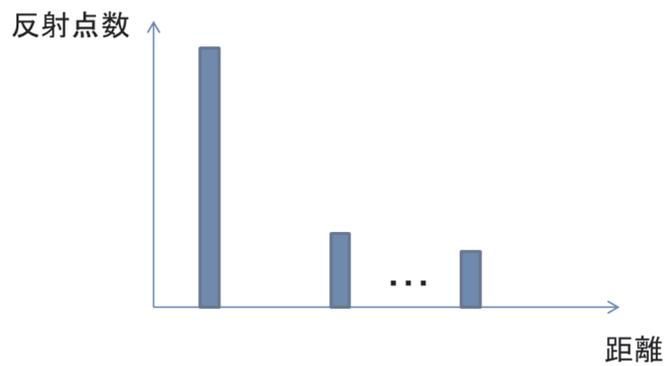


図 2.2.1-8 反射点数とマルチパスの反射点の関係

それに加えて、ドプラー速度の広がりや低速走行条件を考慮し、以下のステップでゴーストの削除を試みた。その結果を、図 2.2.1-9 及び図 2.2.1-10 に示す。

- 1) 低速走行で且つ最も反射点数の多い距離と角度を算出し、これを基準値に設定
- 2) そこから同一角度に存在し、基準値距離から図 2.2.1-5 で類推される距離を算出
- 3) 2)で算出した距離付近に存在する反射点に対し、一定範囲の速度内にある反射点はマルチパスであると判断して除去

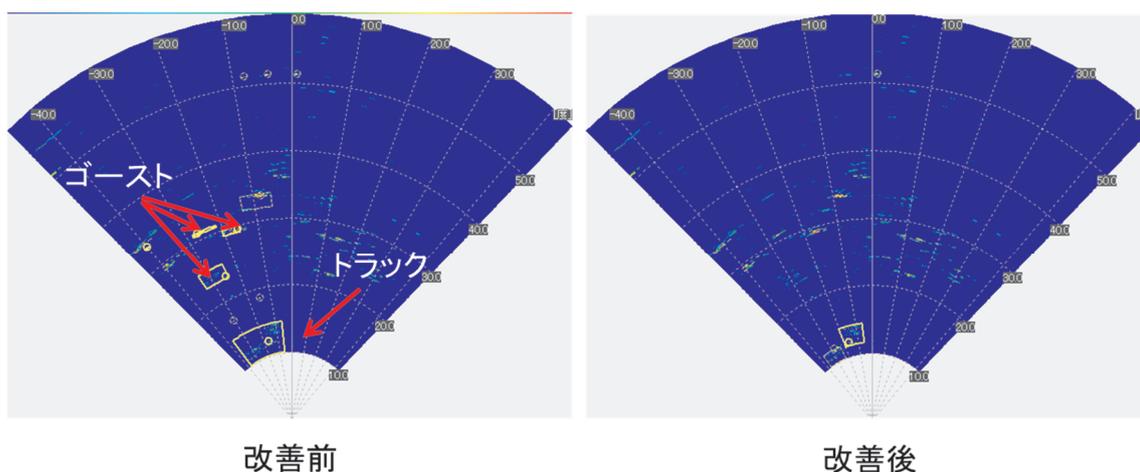


図 2.2.1-9 レーダーデータでの対策方式の確認

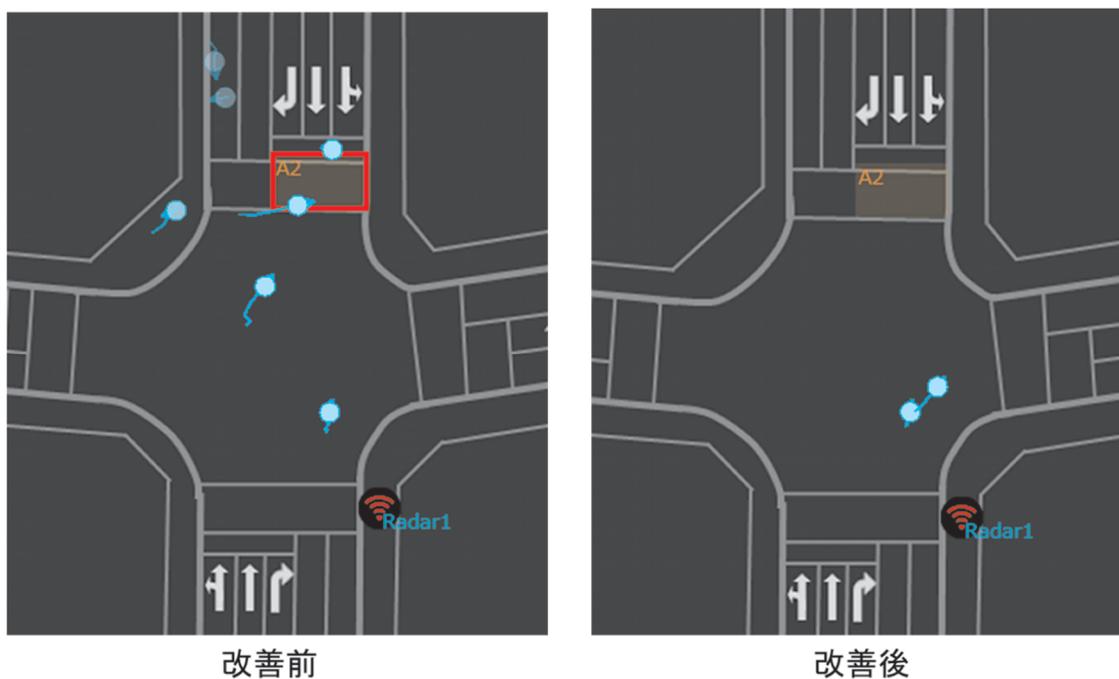


図 2.2.1-10 方式適用前後の地図上での比較

さらに、車長と走行速度の異なる車両に対しても本方式を適用し、効果確認を行った。図 2.2.1-11 (a) と図 2.2.1-11 (b) に結果を示しており、車長が変わっても改善効果が高いことが分かる。本方式を適用することで、誤検知が低減できることが確認できた。



図 2.2.1-11 (a) 方式適用前 (大型車で追検証)

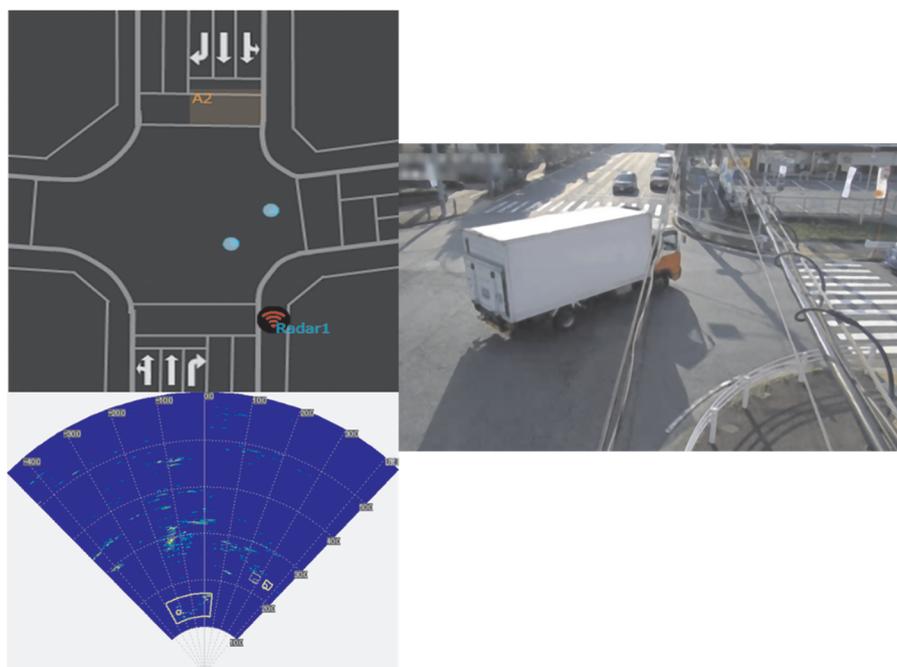


図 2.2.1-11 (b) 方式適用後 (大型車で追検証)

対策②：

図 2.2.1-12 に誤検知を引き起こしやすいもう 1 つの移動体例と、図 2.2.1-13 に観測されたレーダーの反射点を交差点線形上にマッピングした結果を示す。

図 2.2.1-12 に示すように、トラックからの直接反射にくわえて、マルチパスの影響により、横断歩道上にゴーストが発生していることが分かる。このマルチパスは、対策①のように、周辺環境との間で発生するマルチパスではなく、性質の異なるドップラー特性（図の中の例では 20 km/h のドップラー速度）として観測されている。つまり、時間経過でみると横断歩道に向かって 20 km/h で走行する車両のような挙動を示している。



図 2.2.1-12 誤検知発生を引き起こし易い移動体例②



図 2.2.1-13 例②の観測データをマッピングした結果

このような現象が発生した場合、交差点に停車中の車両に対して、歩行者の存在の検知を誤って通知してしまうことや逆走車の誤った情報提供してしまうこと等が想定される。そこで、本課題に対策も必須であると考えて方式の検討を行った。

・発生原因

図 2.2.1-14 のように、レーダー手前を走行する車両のルーフに当たり、中央に停車する大型車を経由すると、手前の車の動作とは反対の挙動を示す横断歩道側に向かってあたかも車が走行しているようなゴーストが発生する。すなわち、中央の大型車が反射体となり手前を走行する車両の鏡像が発生する。また、手前の車の本体はブラインドエリア内に存在するため、正反射は得られず、ゴーストだけが存在することになる。

つまり、正反射の特徴を元に対策を施した対策①は有効ではなく、単純なフィルターでは誤検出の抑制が困難である。そこで、仮定に基づく推定のプロセスによりデータそのものの信頼性を評価し、信頼性の低いデータを除去する方法でないと対策できないと考え、対策方式の検討を行った。

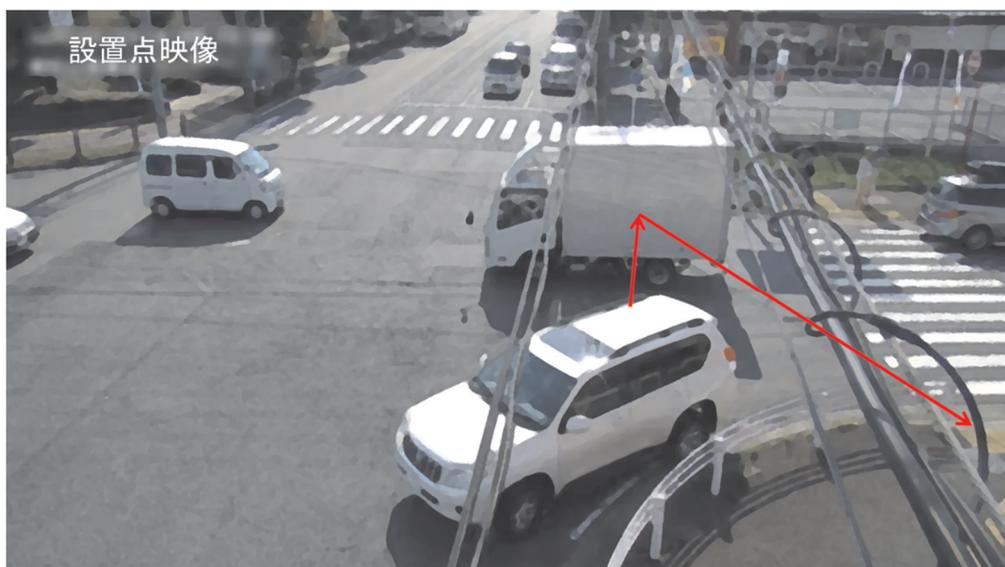


図 2.2.1-14 マルチパス反射経路

・対策方式

経験上、問題のゴーストは大型車が停車している時に限られることが分かっており、大型車の停車が検出できれば、ゴーストの除去が可能と考えたため、大型車を検出する方法の検討を行うこととした。そこで、図 2.2.1-15 のように赤線に囲われた領域を背景データとして利用し、その領域がどの程度隠蔽されているかによって大型停止車両の存在の検知可能であろうと考えた。

赤線内を背景として利用



図 2.2.1-15 交差点での背景利用領域

静止物からのレーダー反射信号はSN比が低くいため検出点が安定して取得できない等の理由から、ある一定時間信号を重畳しないと適切な領域判定ができない。赤枠の反射点を距離に対して、一定値で量子化し10秒間重畳した際に得られた反射点を図 2.2.1-16 に示した。また、静止物は天候の違いで得られる検出点が異なるという特性もあるので、天候を変更して検出点の解析を実施した。表 2.2.1-4 にその結果を示す。

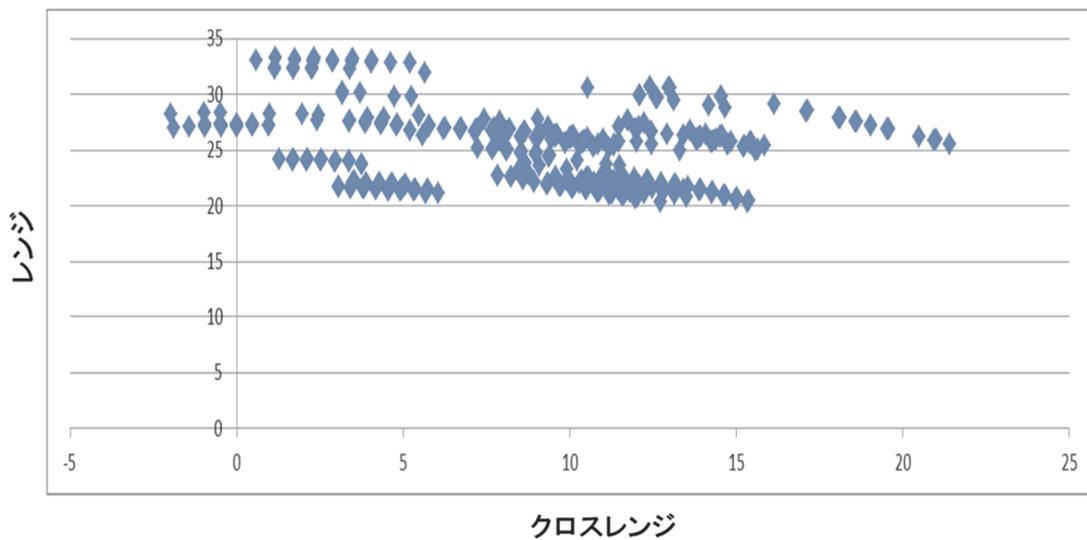


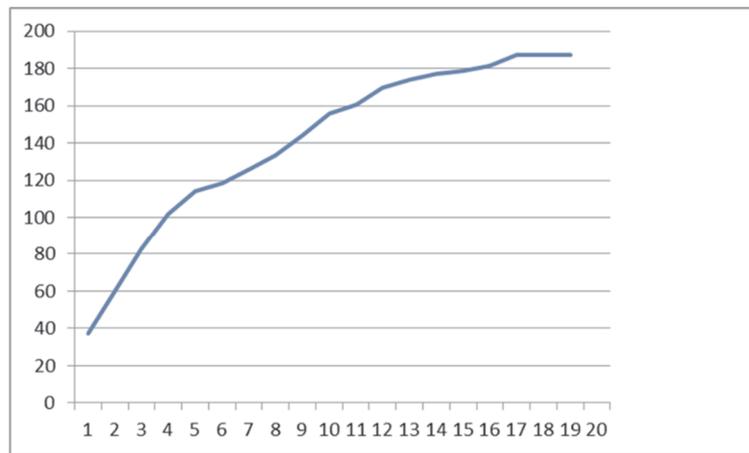
図 2.2.1-16 一定時間重畳後の検出点累積結果

表 2.2.1-4 赤線の領域で検出された反射点の数

天候	量子化後の反射点数
晴	188
雨 (10 mm/h)	143

次に、どの程度の時間で反射点が上記に到達するかを調査した結果を図 2.2.1-17 (a) 及び図 2.2.1-17 (b) に示す。ここで、時間に関しては、レーダーデータの取得間隔に基づいており、今回は 50 ms 毎に反射点の取得を行った結果を示した。以上の解析結果を表 2.2.1-5 にまとめて記載している。

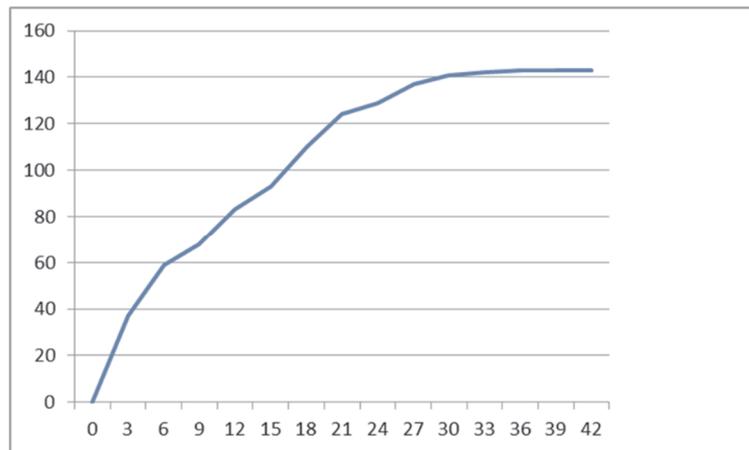
検出点数



時間

図 2.2.1-17 (a) 反射点の増加推移 (晴)

検出点数



時間

図 2.2.1-17 (b) 反射点の増加推移 (雨)

表 2.2.1-5 静止物判定のために必要な時間まとめ

天候	量子化後の反射点数	収束時間
晴	188	850 ms
雨 (10 mm/h)	143	1800 ms

次に、大型車が停車したとき、晴れの時に 850 ms 間反射点を積分した結果を図 2.2.1-18 に示す。青の点は、背景として用いた点を参考のために載せたもので、実際に検出された点は赤い点である。15 m 前後に大型車が停車することで、背景の大部分が未検出となっていることが分かる。ただし、大型車と周囲環境間で発生したマルチパスが背景領域に点在しており、完全に背景領域から信号が無くならないことも分かった。

すなわち、このような点も判定時の基準にくわえないと適切な隠蔽判断ができないので、大型車が停車した際のこれらの影響を調査した。大型車の形状と車長を変更して様々なマルチパスの観測データを確認した結果を表 2.2.1-6 に示す。

表 2.2.1-6 背景とゴーストが一致してしまう割合

天候	背景データとゴーストが一致してしまう割合
晴	～ 21.5 %
雨 (10 mm/h)	～ 27.5 %

表 2.2.1-6 に示すように、背景の領域が晴れで 78 % 以上、雨で 72 % 以上が隠蔽されていれば、大型車停車していることが判別できる。以上の収束時間と背景の隠蔽度合と停車している大型車の角度を用いると、図 2.2.1-19 のイメージ図が示すようにオクルージョン領域を推定できる。判断したオクルージョン領域とこれに基づく処理結果を図 2.2.1-20 に示す。また、その効果の確認を、車種を変更して実施した結果を図 2.2.1-21 に示している。

以上のように、オクルージョン領域を推定するプロセスを経ることで、課題となるゴーストを削減することが可能である。今回は、具体的な対策方式を考案し、その有効性を実環境で取得したレーダーデータを用いて検証することができた。

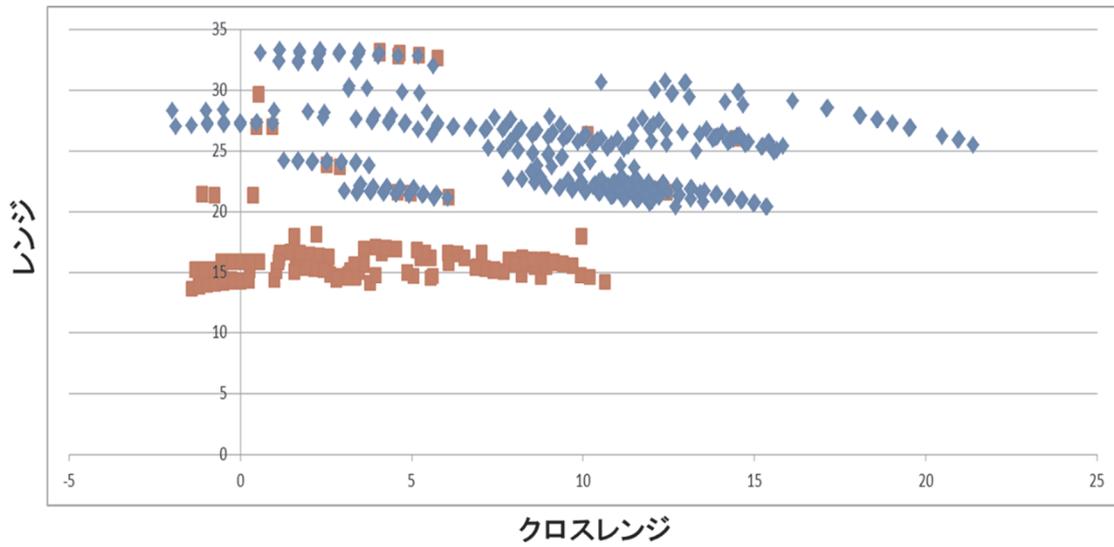


図 2.2.1-18 反射点の増加推移 (晴)

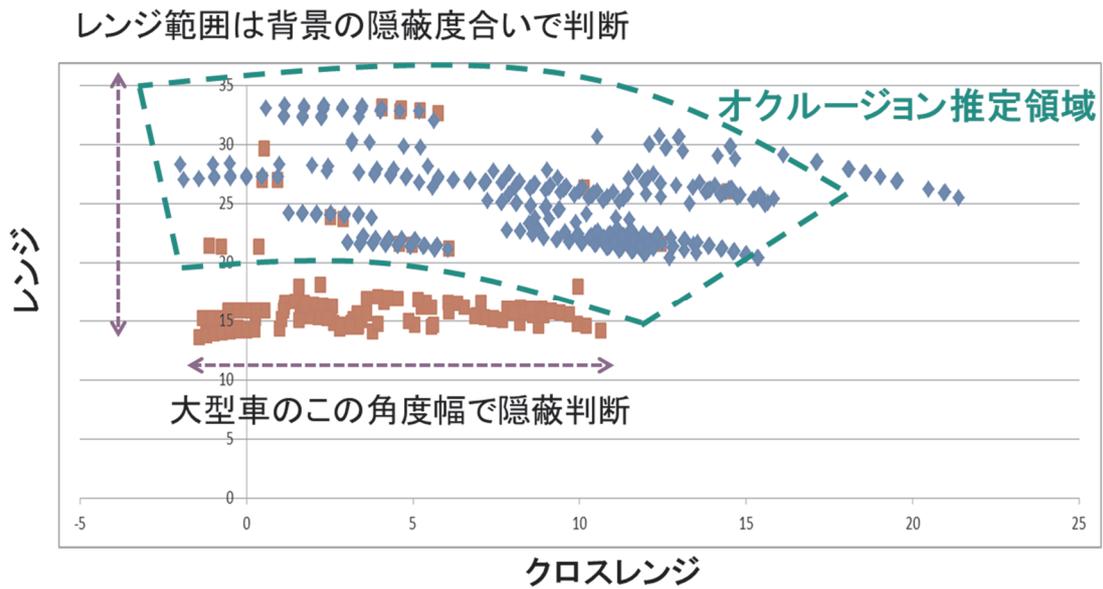


図 2.2.1-19 オクルージョン領域の推定イメージ

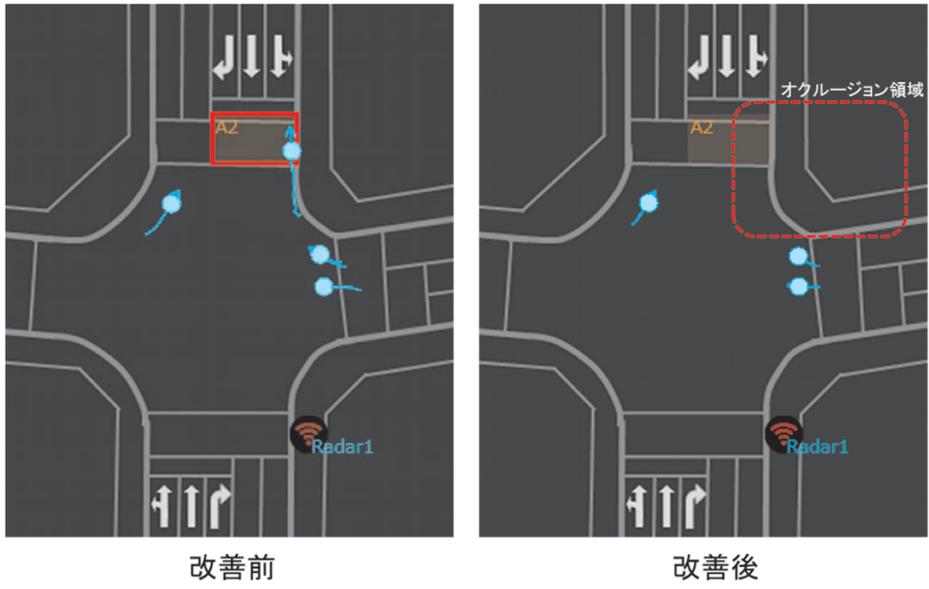


図 2.2.1-20 オクルージョン領域推定によるゴースト除去結果

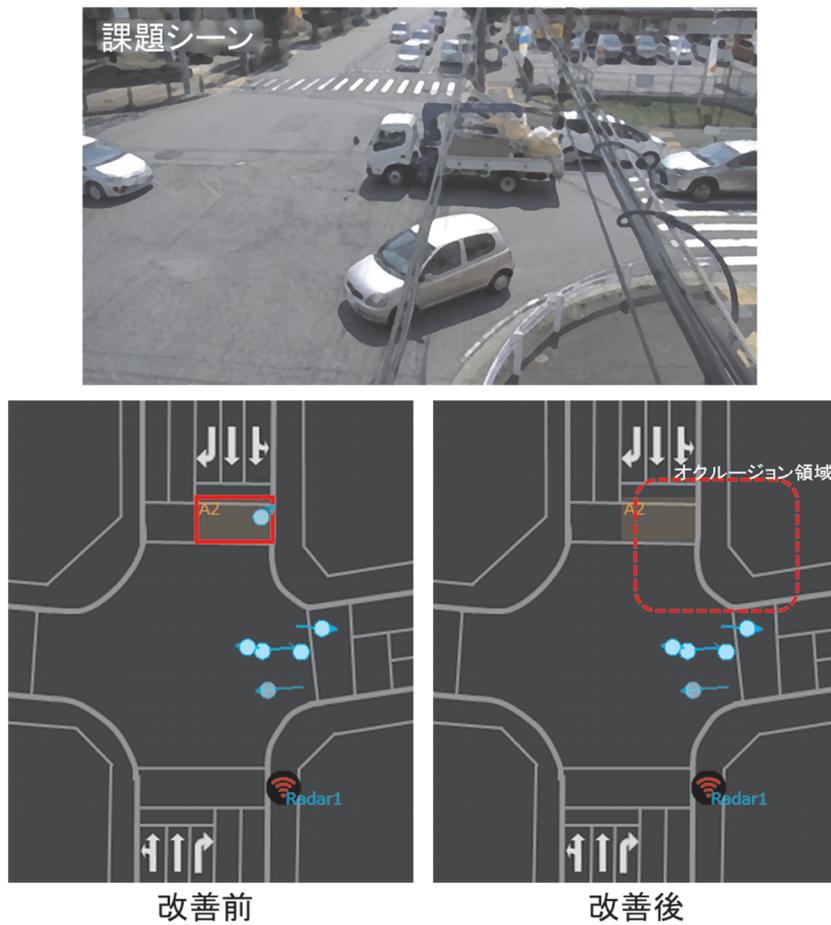


図 2.2.1-21 オクルージョン領域推定によるゴースト除去結果 (別車両)

＜ 横断歩道に対する検知処理の最適化 ＞

ターゲットが歩行者の場合、エコー電力がランダムに変動するため、複数のフレームを用いた補間処理が必要となる。ただし、歩行速度 1 m/s の条件で、補間処理に 200 ms が掛ったとしても、その間の移動距離は 20 cm である。つまり、数フレーム分の時間を掛けた検知処理を行ったとしても、位置精度への影響は限定的である。

そこで、歩行者や自転車が検知されたフレームを保持する検知保持時間をパラメータとして、検知時間率と誤検知時間率を用いて評価を行った。表 2.2.1-7 は、検知保持時間を 1 フレーム分 (50 ms) とする場合と 4 フレーム分 (200 ms) とする場合との比較結果を示している。一般に検知率と誤検知率はトレードオフの関係になるが、検知保持時間が 50 ms であれば誤検知時間率は 1 % 程度、200 ms に延ばしても 2 % 以下に抑えられている。これは、誤検知の発生が交差点を通過する大型車両によって稀に生じるマルチパス散乱に起因するものであり、その発生頻度が低いことが理由と考えられる。

表 2.2.1-7 検知保持時間に対する検知精度比較

検討条件		降雨無し		降雨有り	
対象エリア	検知保持時間	検知時間率	誤検知時間率	検知時間率	誤検知時間率
エリア②	200 ms	96.2 %	0.9 %	95.3 %	0.6 %
	50 ms	87.8 %	0.4 %	79.8 %	0.2 %
エリア③	200 ms	98.4 %	1.8 %	94.1 %	1.9 %
	50 ms	92.9 %	0.9 %	81.6 %	0.8 %
エリア④	200 ms	100.0 %	1.1 %	100.0 %	1.7 %
	50 ms	99.8 %	0.6 %	99.8 %	1.1 %

一方、歩行者と比べるとその移動速度が数倍になる自転車を検知する際には、処理時間の位置精度に対する影響が大きくなる。そこで、自転車のみが横断歩道を通過する時間帯を抽出して、検知保持時間をパラメータとした検知精度の評価も行った。表 2.2.1-8 及び表 2.2.1-9 は、レーダー設置点から遠方側横断歩道を対象エリアとし、交通量の多い午前中 (4 時間) について精度評価を行った結果を示している。路側に設置したミリ波レーダーは、横断歩道上の自転車に対して歩行者よりも高い検知精度を実現できている。また、検知保持時間 50 ms の条件でも、検知時間率 97% を達成できている。このような特性は、レーダーセンサーに対して横方向へ移動する自転車が、歩行者よりも RCS が大きくなることや移動速度に依存するドップラー周波数が高くなることによるものと考えられる。

表 2.2.1-8 自転車のみ存在時の検知精度解析（検知保持時間：200 ms）

自転車 横断事象	存在 時間 [ms]	存在 フレーム数	検知 フレーム数	未検知 フレーム数	検知 時間率 [%]	未検知 時間率 [%]
#01	4000	80	80	0	100	0
#02	2950	59	52	7	88	12
#03	3000	60	60	0	100	0
#04	4000	80	80	0	100	0
#05	3000	60	60	0	100	0
#06	5000	100	100	0	100	0
#07	2000	40	40	0	100	0
#08	2000	40	39	1	98	3
#09	6000	120	120	0	100	0
#10	4000	80	80	0	100	0
#11	2000	40	40	0	100	0
#12	3950	79	79	0	100	0
#13	6000	120	120	0	100	0
#14	3050	61	61	0	100	0
#15	2000	40	40	0	100	0
#16	1950	39	39	0	100	0
#17	2050	41	41	0	100	0
#18	5000	100	100	0	100	0
#19	5000	100	100	0	100	0
#20	4000	80	80	0	100	0
#21	3000	60	60	0	100	0
#22	4000	80	74	6	93	8
#23	7000	140	140	0	100	0
#24	4000	80	80	0	100	0
#25	3950	79	77	2	97	3
#26	5000	100	100	0	100	0
#27	7000	140	140	0	100	0
#28	3950	79	79	0	100	0
#29	2000	40	40	0	100	0
#30	4000	80	80	0	100	0
#31	3000	60	60	0	100	0
#32	5000	100	100	0	100	0
#33	4000	80	80	0	100	0
#34	3950	79	79	0	100	0
#35	3000	60	60	0	100	0
#36	5000	100	93	7	93	7
#37	9000	180	180	0	100	0
#38	1950	39	39	0	100	0
#39	8000	160	160	0	100	0
#40	5000	100	100	0	100	0
平均	4069	81.4	80.8	0.6	99.2	0.8
合計	162750	3255	3232	23	—	—

表 2.2.1-9 自転車のみ存在時の検知精度解析（検知保持時間：50 ms）

自転車 横断事象	存在 時間 [ms]	存在 フレーム数	検知 フレーム数	未検知 フレーム数	検知 時間率 [%]	未検知 時間率 [%]
#01	4000	80	79	1	99	1
#02	2950	59	52	7	88	12
#03	3000	60	60	0	100	0
#04	4000	80	74	6	93	8
#05	3000	60	60	0	100	0
#06	5000	100	94	6	94	6
#07	2000	40	40	0	100	0
#08	2000	40	36	4	90	10
#09	6000	120	117	3	98	3
#10	4000	80	80	0	100	0
#11	2000	40	40	0	100	0
#12	3950	79	77	2	97	3
#13	6000	120	120	0	100	0
#14	3050	61	61	0	100	0
#15	2000	40	38	2	95	5
#16	1950	39	39	0	100	0
#17	2050	41	41	0	100	0
#18	5000	100	96	4	96	4
#19	5000	100	100	0	100	0
#20	4000	80	78	2	98	3
#21	3000	60	60	0	100	0
#22	4000	80	68	12	85	15
#23	7000	140	140	0	100	0
#24	4000	80	80	0	100	0
#25	3950	79	72	7	91	9
#26	5000	100	98	2	98	2
#27	7000	140	140	0	100	0
#28	3950	79	71	8	90	10
#29	2000	40	40	0	100	0
#30	4000	80	78	2	98	3
#31	3000	60	60	0	100	0
#32	5000	100	100	0	100	0
#33	4000	80	80	0	100	0
#34	3950	79	79	0	100	0
#35	3000	60	60	0	100	0
#36	5000	100	85	15	85	15
#37	9000	180	180	0	100	0
#38	1950	39	39	0	100	0
#39	8000	160	160	0	100	0
#40	5000	100	100	0	100	0
平均	4069	81.4	79.3	2.1	97.3	2.7
合計	162750	3255	3172	83	—	—

(3) 交通流量計測精度の評価

ここでは、インフラレーダーを公道に設置し取得したレーダー測定データを用いた交差点における方向別交通量の計測に関する精度評価結果について説明する。

公道実験を行った交差点におけるインフラレーダーの設置位置と検知範囲について図 2.2.1-22 に示す。図示の通り、レーダーデバイス 2 台を一か所に設置して評価システムを構成した。図の”Radar #1”はレーダーに対して斜め方向から交差点に流入する交通流を測定することを想定して設置しており、また図の”Radar #2”はレーダーに対して正面方向交差点に流入する交通流を測定することを想定して設置した。

図 2.2.1-23 にはインフラレーダーの垂直方向設置状況について示した。インフラレーダーの設置高は約 5 m であり、信号灯程度の高さである。また、交差点内での車両の右左折分岐流を検知するために、俯角を 5 ° 程度に調整した。これによりレーダー設置点から十数メートル近傍でも車両検知できる。

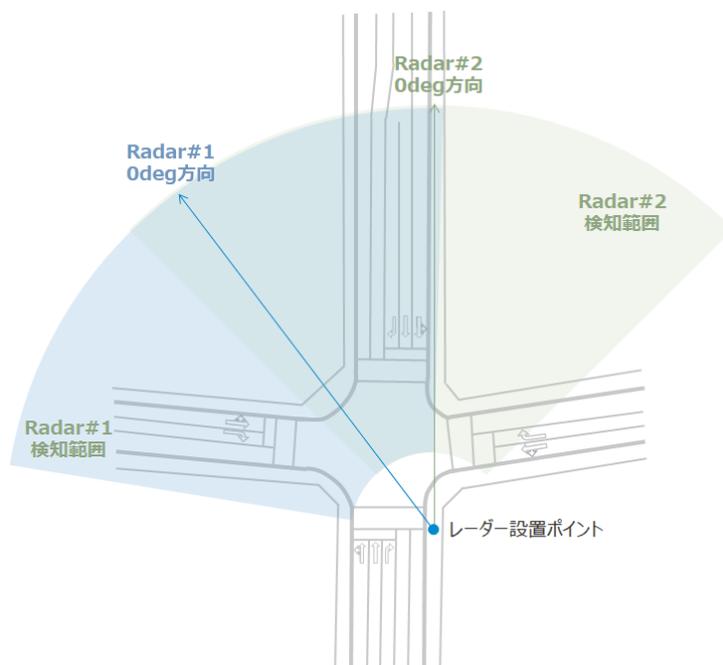


図 2.2.1-22 対象交差点におけるインフラレーダーの設置ポイントと方向

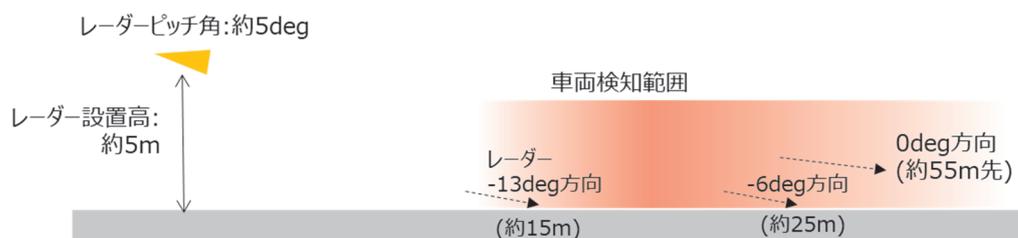


図 2.2.1-23 インフラレーダー設置状況説明図 (垂直面)

表 2.2.1-10 に精度評価対象のデータ時間帯として抽出した期間を示す。交通量の多い朝夕を含む 7時から 19時のデータ 2日分を評価対象データとして抽出しており、評価対象とする車両通過数の目安として 1万台を設定した。また、天候の異なる日に対する性能比較を行うため、さらに異なる天候の 2日分を評価対象データとして抽出している。

抽出した期間については、レーダーデータと同時にカメラ画像データを取得した。図 2.2.1-24 はカメラ画角#1 の画像サンプルであり、遠方の横断歩道が画角内に収まるよう設定したものである。また、図 2.2.1-25 はカメラ画角#2 の画像サンプルであり、近傍の横断歩道が画角内に収まるように設定した。夫々の画角とデータ日付の関係は、表 1 に示す通りである。

インフラレーダーで計測した交通流量のリファレンスとするため、カメラ画像から目視により交差点通過車両台数をカウントする作業を実施した。画像からの通過車両数のカウントに当たっては、図 2.2.1-26 に示すように方向別の通過判断タイミングを細かく定義し、目視カウント作業による通過判断時刻のずれが無いようにしている。

また、集計の便宜上、レーダーに対して正面方向から交差点に流入する交通流を”流入路 A”と定義し、レーダーに対して斜め方向から交差点に流入する交通流を”流入路 B”と定義する (図 2.2.1-27)。

表 2.2.1-11 及び表 2.2.1-12 に、カメラ画像目視による通過車両数カウントの累計結果を示す。流入路 A については晴天時の 2日 (晴天①/②) を合わせて 18,887 台、雨天時の 2日 (雨天①/②) を合わせて 18,537 台の評価対象車両データとなり、目論見である 1万台以上のデータが取得できている。また、流入路 B については、総流入数は半分程度であるが 2日間の合計で 1万台弱のデータが取得できている。これらの表に示す数値より、評価対象として抽出した期間は異なる天候の日を含むが、交通流の特徴 (総数や右左折率) に大きな違いはないことが確認できる。

表 2.2.1-10 カメラ画像目視による通過車両カウント実施期間

日付	カウント対象時間	天候	備考
晴天日①	7時～19時	晴れ	カメラ画角 #1
雨天日①	7時～19時	雨	カメラ画角 #1
晴天日②	7時～19時	晴れ	カメラ画角 #2
雨天日②	7時～19時	雨	カメラ画角 #2



図 2.2.1-24 レーダー位置に設置したカメラの画像例
 (カメラ画角設定#1 : Radar#1 評価用)

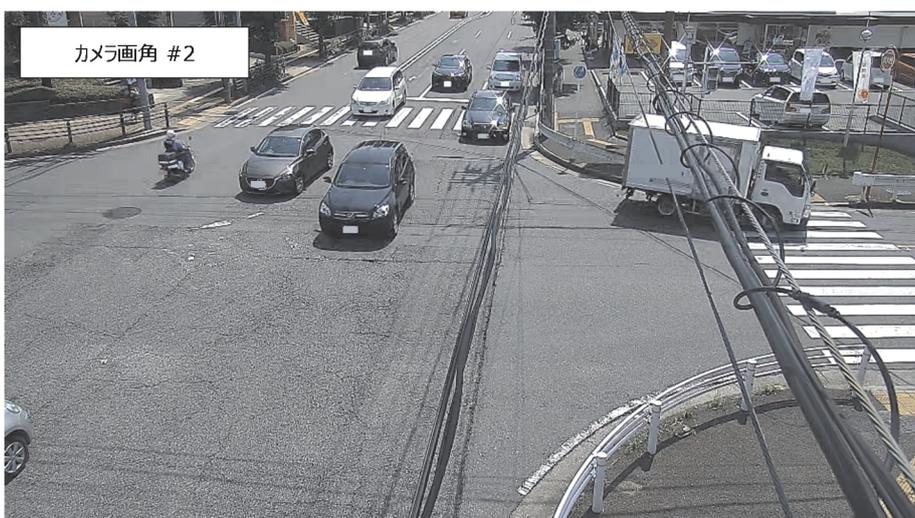


図 2.2.1-25 レーダー位置に設置したカメラの画像例
 (カメラ画角設定#2 : Radar#2 評価用)



図 2.2.1-26 カメラ画像目視による通過車両台数比較値生成の作業指示例

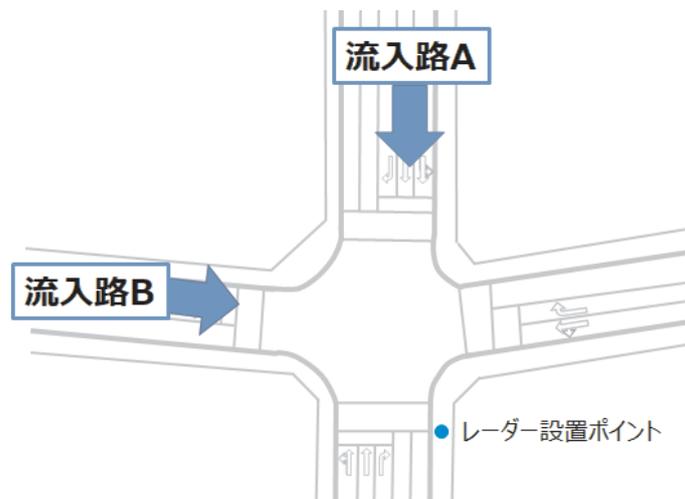


図 2.2.1-27 交通流量データ集計時に用いる交差点への流入路 A 及び B の定義

表 2.2.1-11 流入路 A に関する各日の累計交通流量

評価日	流入路 A カメラ画像目視 カウント台数[台] (各日 7 時～19 時)					
	直進数	右折数	左折数	総流入数	右折率[%]	左折率[%]
晴天日①	6717	1202	1487	9406	12.8	15.8
雨天日①	6555	1276	1583	9414	13.6	16.8
晴天日②	6657	1240	1584	9481	13.1	16.7
雨天日②	6409	1180	1534	9123	12.9	16.8

表 2.2.1-12 流入路 B に関する各日の累計交通流量

評価日	流入路 B カメラ画像目視 カウント台数[台] (各日 7 時～19 時)					
	直進数	右折数	左折数	総流入数	右折率[%]	左折率[%]
※晴天日②及び雨天日②の右折数と総流入数はカウントの対象外						
晴天日①	3085	1219	455	4759	25.6	9.6
雨天日①	3000	1140	409	4549	25.1	9.0
晴天日②	3034	-	473	-	-	-
雨天日②	2968	-	409	-	-	-

交通流の計測は、後述する分岐流情報生成の方式により計測する。通過数のカウント精度を高めるため、通過判断ラインは複数本を一つの流入方向カウントのために設定する。図 2.2.1-28 に示すように、複数の通過判断ラインを用いることで、瞬時的に生じた車両情報の誤分離に対して耐性が高まることを想定した。具体的な処理方式は、同じライングループ情報に設定された複数の通過判断ラインのうち、過半数の通過判断ラインを車両情報の軌跡が通過した場合、当該方向のライングループ情報をインクリメントする。

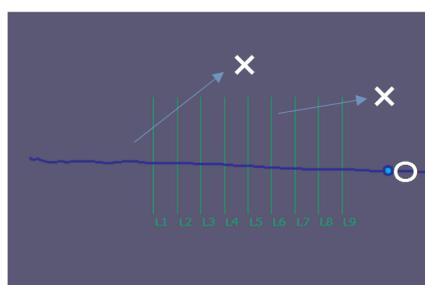


図 2.2.1-28 複数の通過判断ラインを用いた車両通過判断

対象交差点の交通流計測精度評価に用いた通過判断ライン設定について、図 2.2.1-29 及び図 2.2.1-30 に設定位置の概要を示す。本座標値は、レーダー設置位置を原点とし、Y 軸正方向を東、X 軸正方向を南に見た座標上の値であり単位はメートルである。表に示した通り、各通過判断ラインはカウント方向を設定でき、間違ったクラスタリング等で生じる誤差を除去できる。

表 2.2.1-13 及び表 2.2.1-14 に、1 日分（7 時～19 時）のインフラレーダーによる通過車両カウント結果総数と、カメラ画像目視によるカウント結果との比較値について、流入路 A 及び B に分けて示す。

流入路 A については、カメラ画像目視によるカウント結果に対する相対誤差がいずれも 5 % 未満である。また、交通流の右左折率については、カメラ画像から得た値との差は 1 % 未満であり、真値に近い値が得られていると確認できる。

流入路 B に対するインフラレーダーの通過車両カウント結果においては、右折カウント数に相対誤差が 10 % を超える日もあったが、直進方向と左折方向のカウントにおいては 10 % 未満であった。また、右左折率についてはカメラ画像から得た値との差は 2 % 未満であった。このような精度劣化要因の一つは、流入路 B の右折車に対する検知領域がレーダーとの相対距離 20 m 未満の範囲であり、レーダー近傍の感度が下がる領域に当たることが考えられる。



図 2.2.1-29 流入路 A の交通流カウンタのために設定した通過判断ライン群



図 2.2.1-30 流入路 B の交通流カウンタのために設定した通過判断ライン群

表 2.2.1-13 流入路 A に関する 1 日分の通過車両カウント結果

流入路 A インフラレーダーカウント台数[台] (各日 7 時~19 時)							
※右左折率の括弧内の値はカメラ画像目視から得た右左折率							
評価日	項目	直進数	右折数	左折数	総流入数	右折率[%]	左折率[%]
晴天日①	総数[台]	6681	1170	1476	9327	12.5 (12.8)	15.8 (15.8)
	相対誤差[%]	0.5	2.7	0.3	0.8		
	RMSE[台]	1.3	1.4	1.0	2.3		
雨天日①	総数[台]	6494	1244	1592	9330	13.3 (13.6)	17.1 (16.8)
	相対誤差[%]	0.9	2.5	0.6	0.9		
	RMSE[台]	1.5	1.2	1.1	2.2		
晴天日②	総数[台]	6641	1177	1576	9394	12.5 (13.1)	16.7 (16.7)
	相対誤差[%]	0.2	5.1	0.5	0.9		
	RMSE[台]	1.3	1.2	1.0	2.1		
雨天日②	総数[台]	6355	1115	1512	8982	12.4 (12.9)	16.8 (16.8)
	相対誤差[%]	0.9	6.2	1.5	1.6		
	RMSE[台]	1.5	1.2	0.9	2.3		

表 2.2.1-14 流入路 B に関する 1 日分の通過車両カウント結果

流入路 B インフラレーダーカウント台数[台] (各日 7 時~19 時)							
※右左折率の括弧内の値はカメラ画像目視から得た右左折率、右折数と総流入数はカウントの対象外							
評価日	項目	直進数	右折数	左折数	総流入数	右折率[%]	左折率[%]
晴天日①	総数[台]	2986	1215	491	4692	25.9 (25.6)	10.5 (9.6)
	相対誤差[%]	3.2	0.3	8.1	1.4		
	RMSE[台]	1.9	1.8	0.9	2.9		
雨天日①	総数[台]	2934	1257	428	4619	27.2 (25.1)	9.3 (9.0)
	相対誤差[%]	2.2	10.3	4.6	1.5		
	RMSE[台]	1.8	1.9	0.8	2.6		
晴天日②	総数[台]	3056	1167	485	4708	24.8 (-)	10.3 (-)
	相対誤差[%]	0.7	-	2.5	-		
	RMSE[台]	2.2	-	0.7	-		
雨天日②	総数[台]	2926	1240	417	4583	27.1 (-)	9.1 (-)
	相対誤差[%]	1.4	-	2.0	-		
	RMSE[台]	1.6	-	0.6	-		

以上のように、開発した交差点分岐流レーダー計測技術について、公道に設置したインフラレーダーから取得したデータを用いて、インフラレーダーによる交通流計測精度評価を実施した。表 2.2.1-15 に流入路 A に対する精度評価結果をまとめる。1 万台を超える車両交通流に対して実施した本評価を通じて、インフラレーダーによる交通流計測機能は相対誤差 5 % 以下を満たしていることが実証された。さらにその機能は、降雨の影響を受けることなく安定した精度を保っていることが確認できた。

表 2.2.1-15 天候の異なる日のインフラレーダーによる通過車両カウント性能比較

天候条件		晴天の 2 日 (各 7 時から 19 時)		雨天の 2 日 (各 7 時から 19 時)	
評価指標		台数計測精度	平均二乗誤差	台数計測精度	平均二乗誤差
進行 方向	直進	99.6 %	1.3 台	99.1 %	1.5 台
	右折	96.1 %	1.3 台	96.1 %	1.2 台
	左折	99.4 %	1.0 台	99.6 %	1.0 台
	流入	99.1 %	2.2 台	98.8 %	2.1 台
対象車両		流入: 18887 台 (直進: 13374、右折: 2442、左折: 3071)		流入: 18537 台 (直進: 12964、右折: 2456、左折: 3117)	

誤差の要因については、例えば図 2.2.1-31 に示すように、近い速度で同じ方向に移動する 2 台の車両が一つの車両に間違っクラスタリングされることによるものが散見された。また、図 2.2.1-32 に示すように右左折時の車両情報の分離や、それに伴うトラッキングずれによるものも多い。インフラレーダーを設置した交差点に特化したより細かいパラメータ（車線位置情報に基づいたクラスタリングパラメータ等）を設定することで改善できると考えられる。

また、前述の通り今回の評価環境における流入路 B に対するインフラレーダーによる交通流計測精度は、流入路 A と比較してそれ程度に高くなかった。これは、オクルージョンの発生や、検知可能領域と交通流カウント領域の調整不足が要因と考えられる。本検証環境の流入路 B に対する精度向上には、流入路 B を測定するレーダーについてより高所に設置することが望ましいことが考えられる。

今回の検証システムにおける各種設定パラメータは、乗用車サイズをもとにしたクラスタリングパラメータや、一般的な交差点進入速度をベースにしたトラッキングパラメータなど、汎用的な値を設定した。精度評価で得られた前述の誤差要因分析より、インフラレーダーを設置した交差点に特化したパラメータをさらに追加調整することにより、インフラレーダーによる交通流計測機能の実用に向けて計測精度をさらに高めることは可能であると考えられる。



図 2.2.1-31 誤差要因例：並走車両の誤クラスタリング



図 2.2.1-32 誤差要因例：左折車両の誤クラスタリング

(4) 交差点分岐流レーダー計測技術の開発

ここでは、視野が広く耐環境性能の高いインフラレーダーを使用して交差点分岐流を計測する技術開発の取り組みについて説明する。

図 2.2.1-33 にひとつの交差点の交差点分岐流情報を生成するためのレーダーの設置方法、及びそれぞれのインフラレーダーがカバーする交通流について例示する。インフラレーダーはこれまでに述べた通り信号機設置箇所程度の高さ（約 5 m 程度）への設置を想定しており、そのため設置位置から十数メートル程度の距離までの交通流は検知できない。このことから図示の通り、レーダー1 で交差点進入路 A 及び B に対する分岐流の計測、レーダー2 で交差点進入路 C 及び D に対する分岐流の計測を行うのが望ましい。

図 2.2.1-34 に想定するシステム構成概要と今回開発対象とする検証システムの構成範囲を示す。図示の通り、想定するシステム構成は各交差点にひとつの交差点分岐流情報生成装置と対角に設置した二つのレーダー（レーダー1、レーダー2）によって構成される。交差点分岐流情報生成装置においては、交差点の地図情報やレーダーの設置位置や設置方向を把握しており、各レーダーから検出点情報を取得し、交差点全体の分岐流情報を出力する。従ってレーダー1 及びレーダー2 は各々の座標系における検出点情報を出力する。今回の開発では、図 2 の破線で示した交差点の一方の角に設置のインフラレーダーによって、流入路 A、流入路 B の二つの交差点分岐流を計測する機能について検証システムを開発した。

次に、図 2.2.1-35 に検証システムの機能構成概要を示す。図示の通り、図 2.2.1-22 に示したレーダー1 に相当する部分は、レーダーデバイス A 及び B さらにそれぞれのレーダーデバイス出力から検出点を生成する処理部で構成される。想定する計測エリアをカバーするために、1 か所に 2 台のレーダーデバイスを設置されるシステムにも対応できる構成する。また、図示の通り交差点分岐流情報生成装置に相当する部分は、クラスタリング・トラッキング処理と分岐流情報生成から構成される。夫々の処理部に関し、以下でその詳細を説明する。

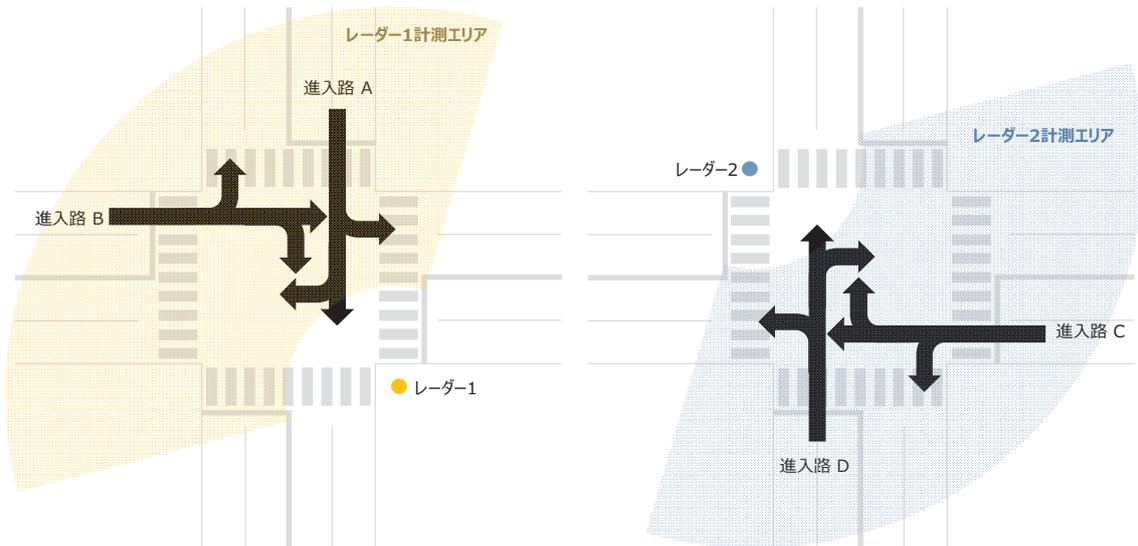


図 2.2.1-33 想定するインフラレーダーの設置位置と計測エリア
及び測定対象となる交通流

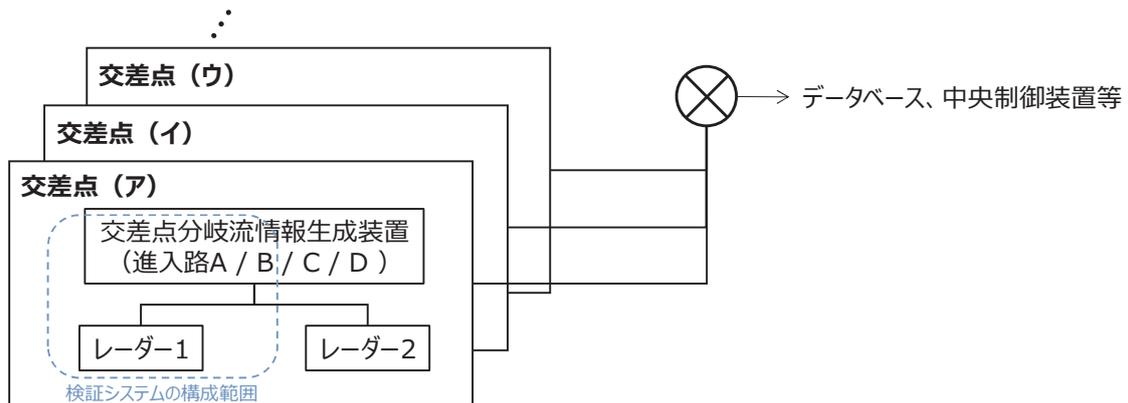


図 2.2.1-34 想定するシステム概要と今回開発した検証システムの構成範囲

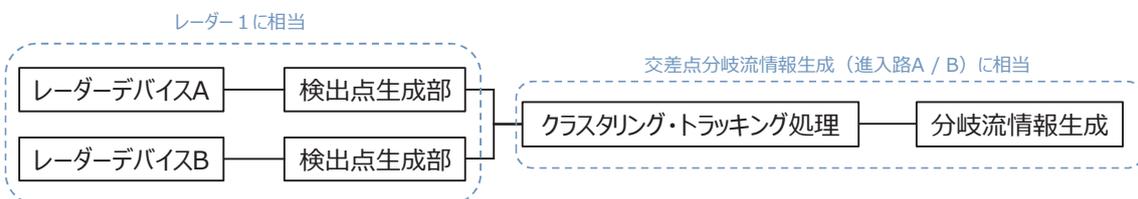


図 2.2.1-35 検証システムの機能構成概要

・検出点生成部

検出点生成部はレーダーデバイスから下記情報を取得する。

レーダーデバイスからの出力：距離-方位 2D メッシュ上の反射レベル、速度分布
方位-速度 2D メッシュ上の反射レベル、距離分布

検出点生成部においては、まず両 2D メッシュ上の反射レベルに対して設定された閾値より高い反射レベルの点を検出点候補として抽出する。この際、システムで不要な距離範囲や速度範囲を指定して検出点候補からフィルタリングすることも可能である。抽出された検出点候補群に対して、各々近傍の距離、近傍の速度でグルーピングし検出点を生成する。ここで検出点候補をグルーピングする目的は、検出点の情報量を削減することが主目的であるが、複数検出物の誤結合を防ぐために検知対象物のサイズ以下とするように調整される。このようにして生成する検出点情報は以下の内容となる。

検出点生成部からの出力：検出点情報（座標、速度、分布幅）

・クラスタリング・トラッキング処理

クラスタリング・トラッキング処理では、各々のレーダーから出力された複数の検出点情報から車両を表す情報（車両情報と呼ぶ）を生成することが目的である。車両情報は以下の内容とし、クラスタリング・トラッキング処理の出力情報となる。

クラスタリング・トラッキング処理からの出力：

車両情報：時系列の車両位置（検出点／移動平均）、速度情報、信頼度、管理 ID

はじめに、検出点情報のクラスタリング処理について説明する。ここでは複数の検出点情報から車両を表す情報を抽出するために検出点相互の距離関係等に対してクラスタリングパラメータを設定してクラスタリングする。さらには複数車両の誤結合や単一車両の誤分離を減らすことを目的として、交差点内における検出点の位置やレーダーとの相対位置などを加味してクラスタリング判断を行う構成も可能である。このように予め設定された距離幅や速度幅に関する閾値、及び車線に関する地図情報や検出されたレーダーデバイス情報を元にクラスタリング処理を行って、最新フレームの車両情報の一部を生成する。

次に、トラッキング処理について説明する。本処理においては、まず前時間フレームの車両情報の車両位置と速度から、最新フレームにおける車両位置を推定し予測車両位置情報を生成する。予測車両位置情報と、クラスタリング処理で生成された最新フレーム車両情報の位置や速度を比較して近傍に在る車両情報同士をマッチングさせ、時系列で同一車両の情報として関連付ける。関連付けられた車両情報については最新フレーム車両情報を元に時系列の車両位置や信頼度を更新する。ここで信頼度値はレーダーにより検出された車両情報の確からしさを示しており、例えば、前後のフレームで車両情報がマッチングしたい場合に加算する等して値を生成する。

後述する交通流情報生成処理では、車両座標の時系列情報である車両移動軌跡から通過判断を行うため、予測車両位置情報と最新フレームの車両位置情報のマッチング処理は重要である。しかしながら、レーダーデバイスと車両の距離が 30~40 m 程度離れると、レーダーによる検出点の角度精度では、隣接車線の車両検出点とマッチングする程度の誤差が生じることもある。また、レーダー反射波は車両の複数ポイントから得られるため、クラスタリング処理で生成される車両位置は特に方位方向についてフレーム毎に揺らぐことが多い。つまり、こうした角度方向の誤差や揺らぎを物体の移動として予測車両位置や速度に反映しない工夫が必要である。そのため、今回の検証システムにおいては、予測位置を求めるための座標と速度について、座標はそれまでの複数フレームの車両位置情報の移動平均から生成し、速度情報は精度の高いドップラー速度から生成する方式とした。尚、ミリ波レーダーで測定される検出点数の距離特性等に関しては、再現性の高いテストコース（日本自動車研究所所有）において取得した測定データによって裏付けられている。

・分岐流情報生成

通過判断ラインの属性値としては、設置座標・長さ、カウント方向、ライングループ情報、カウント対象信頼度閾値を設定した。カウント方向はラインに対してどちらの方向の移動をカウント対象とするかの情報である。ライングループの種類としては、交差点進入方向の情報と直進もしくは右折もしくは左折もしくは進入の組み合わせで構成される（例えば”進入路 A-直進”）。またカウント対象信頼度閾値については、値を超える信頼度を有する車両情報の通過時のみ通過判断ラインのカウント数をインクリメントするよう設定できる。

車両が交差点に進入する前に生成された車両情報が、交差点から流出するまで、同じ管理 ID のもと連続した車両移動軌跡が完全に保持されることは少なく、途中の誤結合や誤分離、またはオクルージョンによる検出点消失によって途切れることが発生する。車両情報軌跡の本特性を前提とし、交差点内に設定する通過判断ラインは、車両情報の軌跡が途切れない領域に設置する。くわえて、分岐流情報の生成は、設置した通過判断ラインの組み合わせで所望の値を算出するようにしている。

さらに、車両軌跡を得られるのが左折車、右折車のみで直進車両のカウント数が得られない場合は、交差点への総流入数をカウントできる領域に通過判断ラインを設置して、総流入数から左折・右折車両数を引いて直進車両数を算出することも可能である。このようにインフラレーダーを設置する交差点の形状やインフラレーダーの設置位置によって、分岐流情報の生成方式を選択し、パラメータを調整する必要がある。今回開発した検証システムにおいては様々な条件に対応できるよう、計測方式の選択やパラメータ調整が可能な設計を行った。

以下では、前述した交差点分岐流情報生成を実装したアプリケーションソフトウェアについて説明する。

本アプリケーションは交通流の定量値を簡易的に表示する交通流表示モードと、通過判断ラインの設置検討や検出点、軌跡の生成状況を確認するためのリアルタイム表示モードが存在する。図 2.2.1-36 及び図 2.2.1-37 に夫々交通流表示モードとリアルタイム表示モードの画面概要を示す。

図 2.2.1-36 に示す通り、交通流表示モードにおいては予め設定した交通流カウント区間における流入方向、及び流出方向別のカウント数が定量的に表示される。図の右上には、交差点の上方からの流入について、その交差点分岐流情報について表示されている。また、中央に描画された交差点を模擬する図面上には、横断歩道上に検出点が存在する場合や右折待ち車両領域に検出点が存在する場合、視覚的に分かるようにしている。例えば、図 4 の画面をキャプチャしたタイミングでは図面上側の横断歩道左側に検知点が検出されていることを表す。

図 2.2.1-37 に示すリアルタイム表示モードでは、交通流表示モードの時系列を積算した情報表示とは異なり、瞬時の車両情報発生位置や移動方向、及び数フレーム分の軌跡情報等を表しており、主にレーダー設置位置の調整や検出領域の設定、及び通過判断ラインの設定等、パラメータチューニングに使用することを想定した表示モードである。図示の通り、車両情報の位置や軌跡を確認しながら通過判断ラインを細かく設定できる。

また、図 2.2.1-38 はグラフ表示ウィンドウであり、検知された情報のログ表示、及び設定された通過判断ラインにより得た交差点分岐流情報の時系列グラフ等を表示できる。

以上、インフラレーダーを利用しての交差点分岐流情報を生成するための技術開発について述べた。ミリ波レーダーによって得られる車両反射情報の特性を踏まえて、レーダーセンサー毎に実装すべき処理と、分岐流情報生成装置側に実装すべき処理とを詳細に検討した上で全体設計を実施して、検証システムを完成させた。

尚、本検証システムにおける交差点分岐流情報を生成するアプリケーションソフトウェアでは、分岐流情報を利用するのに適した画面と分岐流情報生成のためのパラメータ設定を効率良く行える運用に適した画面の両方が実装されており、実使用時を意識したアプリケーションの構成となっている。

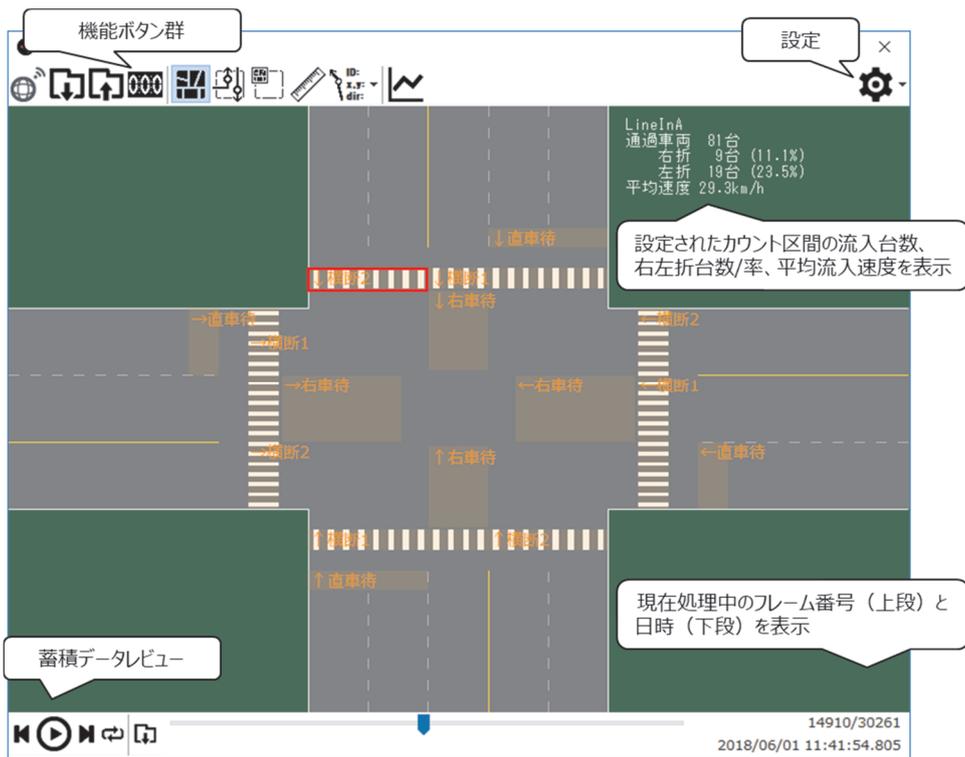


図 2.2.1-36 交差点分岐流情報を生成するアプリケーション画面
(交通流量表示モード)

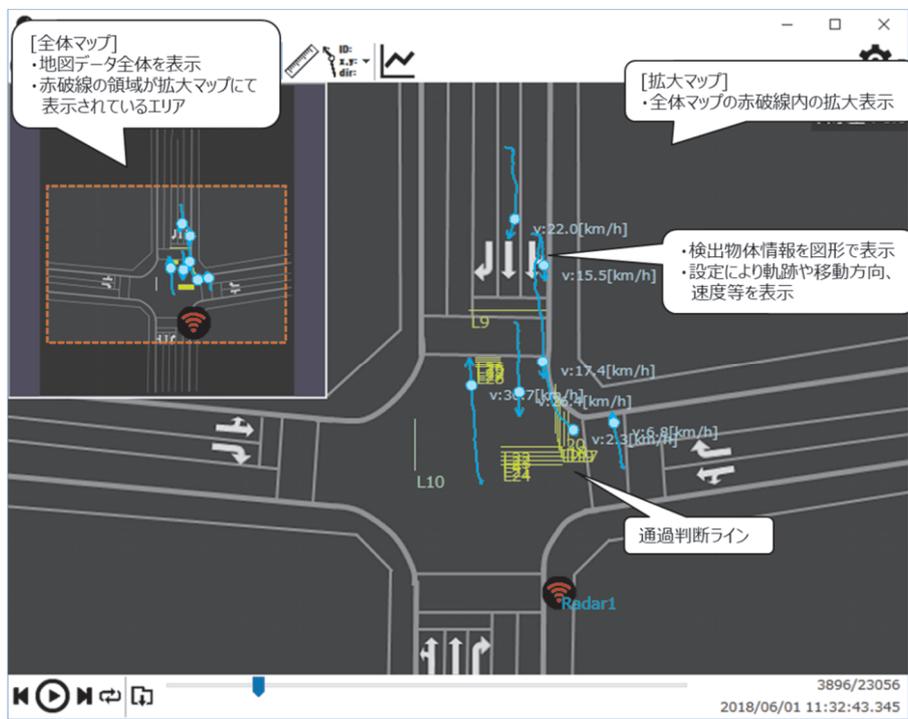


図 2.2.1-37 交差点分岐流情報を生成するアプリケーション画面
(リアルタイム表示モード)

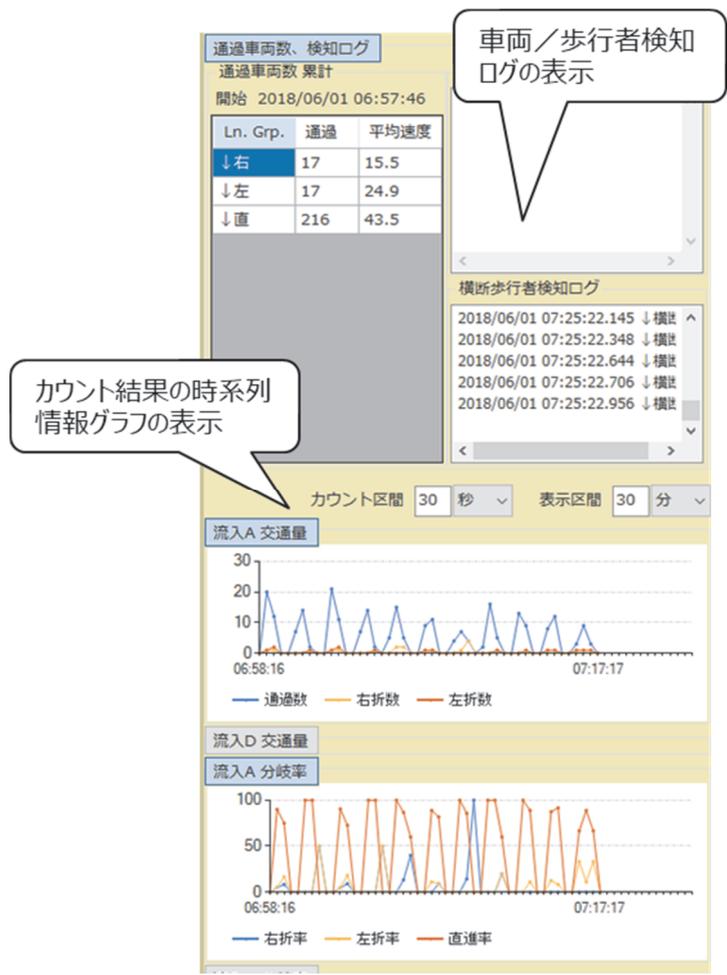


図 2.2.1-38 交差点分岐流情報を生成するアプリケーション画面
(グラフ表示ウィンドウ)

(5) ミリ波レーダーアンテナ最適化技術の開発

ミリ波レーダーの検知可能エリアに、最も寄与するモジュール特性の1つがアンテナ放射パターンである。一般に、79 GHz 帯ミリ波においては給電線の損失を低減するためアンテナと送受信無線回路部は同一基板上に構成される。したがって、所要の検知エリアに応じて異なるアンテナ放射パターンとするためには、基板を複数種類用意する必要があり、現実的なアプローチではなくなる。そこで本検討では、レーダーモジュール内の基板上に設けられたアンテナとは別に、アンテナ開口径を制御する部品を設けることで簡易に放射パターンを拡大する手法について検討した。アンテナ開口径はアレーアンテナ放射パターンにおいてメインビームの半値幅を決定づけるパラメータであり、アンテナ開口径を狭くすることでビーム半値幅を拡大、広くすることでビーム半値幅を縮小することが可能である。

開口径を制御する代表的な手法としては誘電体レンズがあるが、一般的にアレーアンテナから放射される平面波の開口径を制御するためには、誘電体損失を鑑みると誘電率2程度の材質が用いられる。このため、十分な屈折率を得るために誘電体の厚みが増し、厚み方向に10波長を超えるような大きさの制御部が必要となる。そこで、より簡易な構造、もしくは薄型化が可能な手法として、金属板スリットでアレーアンテナ開口部の一部を遮蔽することでアンテナ開口径を狭くし、放射パターンを広げる手法についてシミュレーション検討を行ってきた。図 2.2.1-39 に検討した基本構成を示す。送受信アンテナ部にそれぞれ同じ幅の金属板スリットを配置している。これにより、図 2.2.1-40 のようにメインビームの半値幅が広がっていることを確認できている。今回はビーム走査時の性能についてシミュレーションと実験の両面で検証を進めた（検討1）。

一方で、アレー数が少なくアレーアンテナから放射される電波が球面波に近い場合には、1つの誘電体レンズで効果が期待できる。そこで、金属板スリット構成に加え、一般的なレーダーモジュールでアレー数が少ないものに対して、誘電体レンズによる利得向上の検討も行った（検討2）。

尚、79 GHz 帯ミリ波レーダーモジュールはアレーアンテナの構成が一般的であり、電磁界シミュレーションの解析規模として非常に大規模な計算となるため、計算にGPUを用いることが必須である。本検討では開口径制御部品も追加されるため、レーダーモジュールを含めた全体構造の解析規模はさらに数倍以上になると見込まれた。よって、GPUを複数搭載した計算機を用いて検討を進めた。

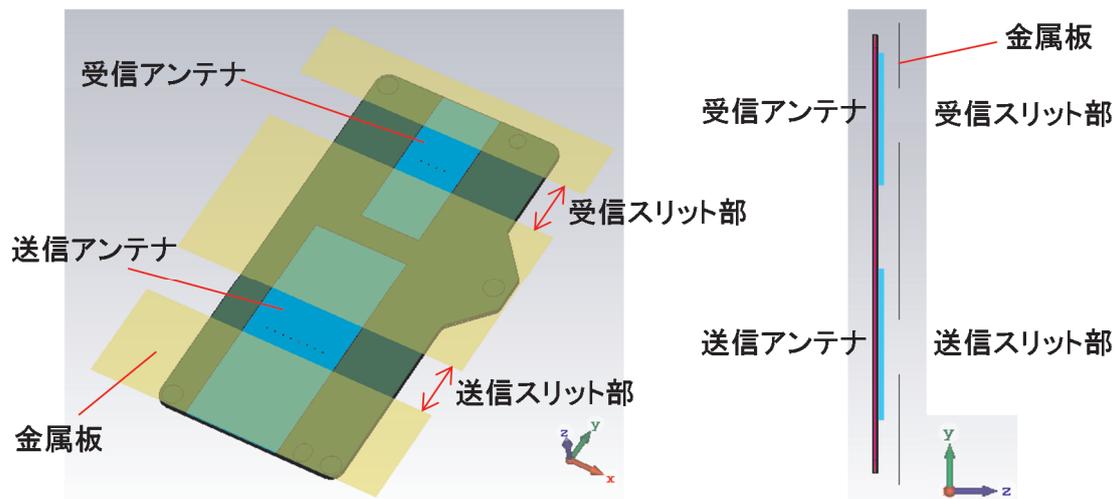


図 2.2.1-39 金属板スリットの基本構成

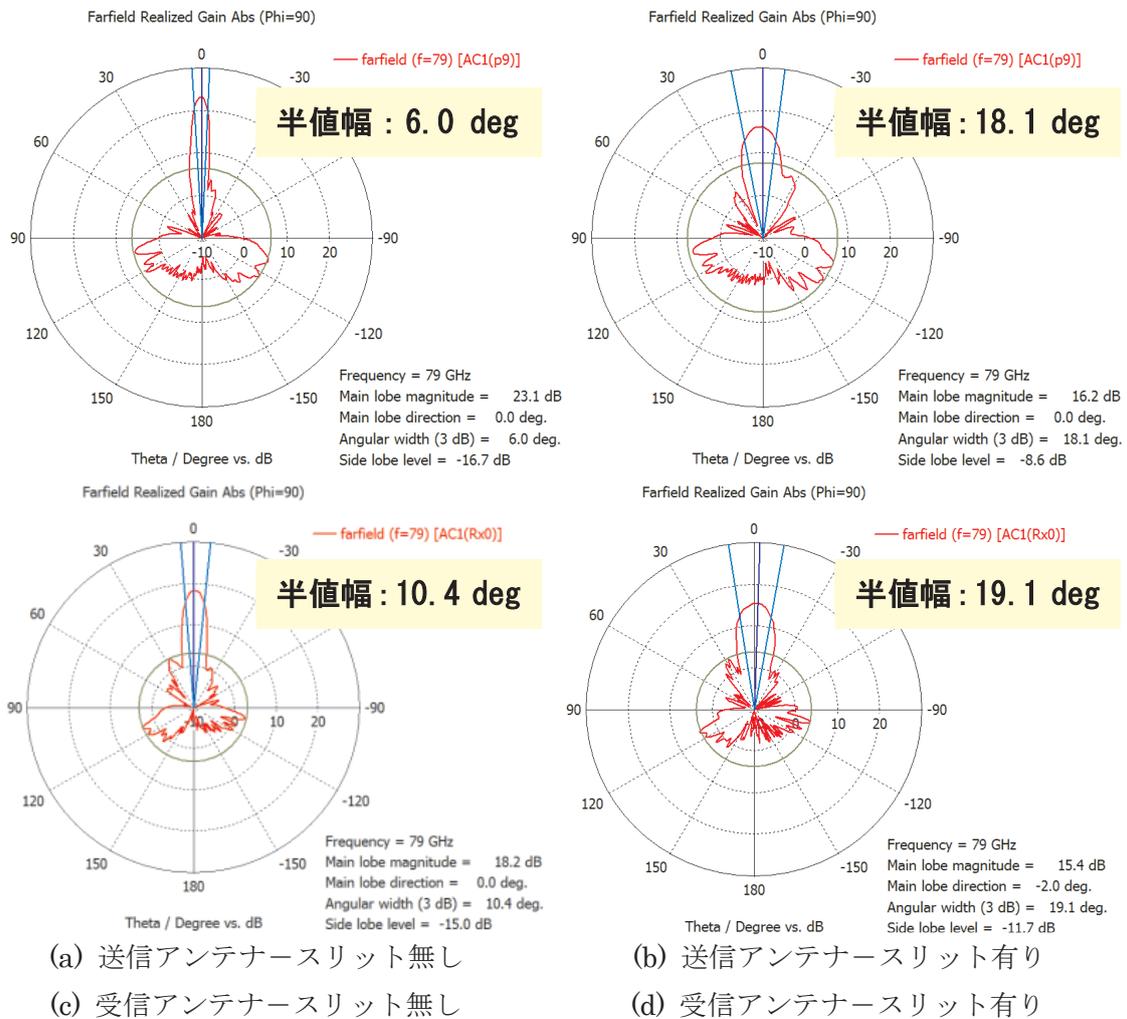


図 2.2.1-40 メインビームの半値幅比較—スリット幅 11 mm (79 GHz, Elevation)

< 検討1：金属板スリットによる仰角放射パターン拡張効果検証 >

ここでは、設計した放射パターン拡大手法について、ビーム走査を行った際の特性をシミュレーション及び実測により確認した。また、シミュレーションと実測の差分について検証を行った結果について述べる。

・シミュレーション検討

前述した金属板スリットを装着した状態でビーム走査を行った際の特性についてシミュレーションを行った。図 2.2.1-41 に金属板スリット装着時のレーダーモジュールの外観を示す。スリット装着時には、レーダーモジュールはスリットの隙間から放射及び受信を行う。図 2.2.1-42 に放射パターンの軸を示す。図の Azimuth (緑円) がビーム走査方向、Elevation (赤円) はビーム走査方向と垂直の面で定義されており、金属板スリットによって放射パターンが拡大する面となる。Elevation (赤円) についてはメインビームのピーク利得となる角度方向を基準に定義する。つまり、走査するビーム毎に基準方向が変化する。以後、Azimuth 及び Elevation の表記によって放射パターンを示す。

・ビーム走査時のシミュレーション結果

図 2.2.1-43 に送信側アンテナを Azimuth 方向にビーム走査した際の放射パターンの変化を示す。各図に 4 つの放射パターンが示されており、これがビーム走査時の 4 つのビームを示す。ビーム走査は Azimuth の±角度でほぼ対称のため、片側の特性を示している。最もビームが傾く橙色で示されたビーム 4 では金属板スリット無し時で走査角 32deg となっている。Elevation の放射パターンについては前述した通り各ビームのピーク利得を基準面として表示している。図から、金属板スリット有無によって Azimuth では利得が下がり、Elevation では利得が下がると同時に放射パターンが広がっていることが確認できる。

図 2.2.1-44 に受信側アンテナの正面方向ビーム特性を示す。送信アンテナと同様に、金属板スリット有無によって Azimuth では利得が下がり、Elevation では利得が下がると同時に放射パターンが広がっていることが確認できる。

図 2.2.1-45、図 2.2.1-46 に、図 2.2.1-43 で示した送信側アンテナ放射パターンの 3次元指向性を金属板スリット無し、有りそれぞれについて示す。また、図 2.2.1-44 に対して図 2.2.1-47 に受信側アンテナの 3次元指向性を同様に示す。図 2.2.1-45 及び図 2.2.1-46 で示した図中の”Azimuth”は各ビームのピーク利得方向を示している。Azimuth 方向のビーム走査の様子と Elevation 方向の放射パターン拡大の様子が確認できる。なお、この図では軸はレーダーモジュール基準となっており、放射パターンの断面の軸とは異なる。

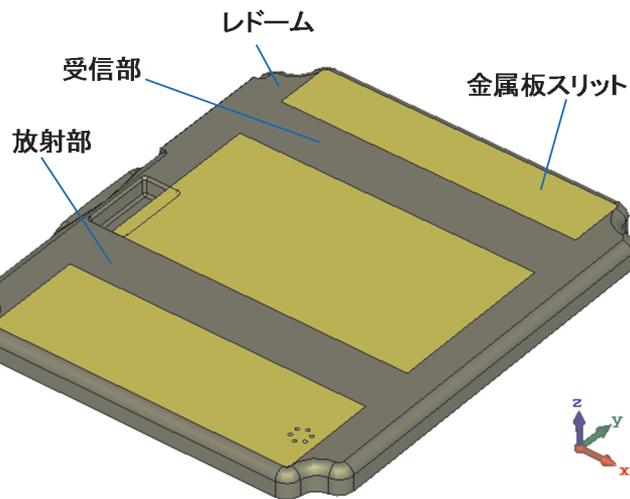


図 2.2.1-41 金属板スリット装着時のレーダーモジュールの外観

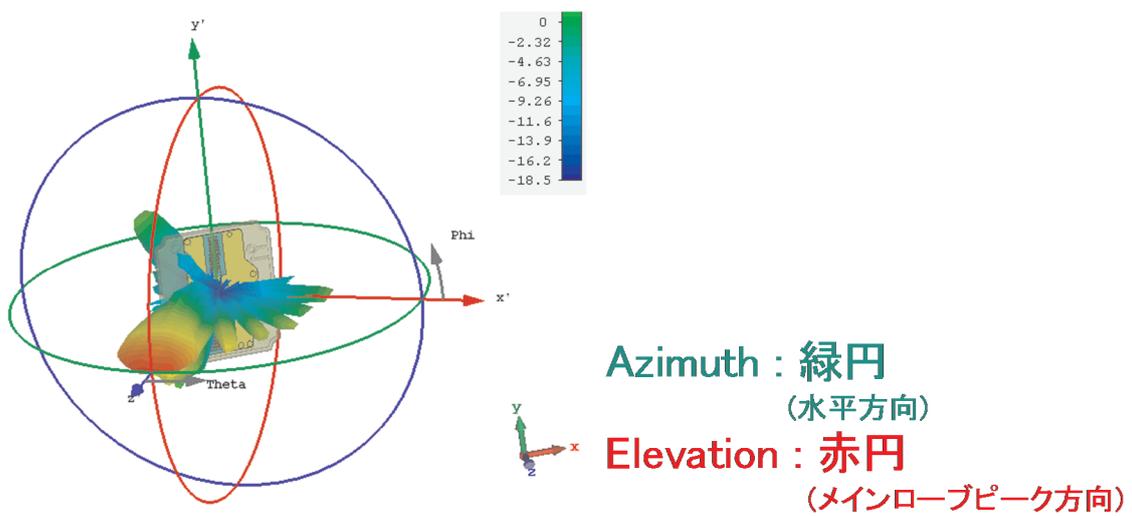
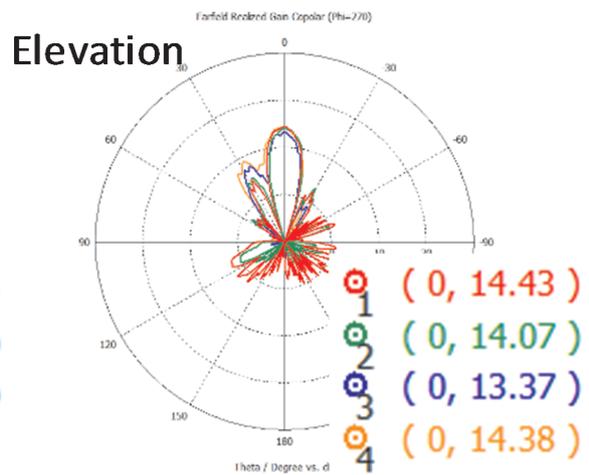
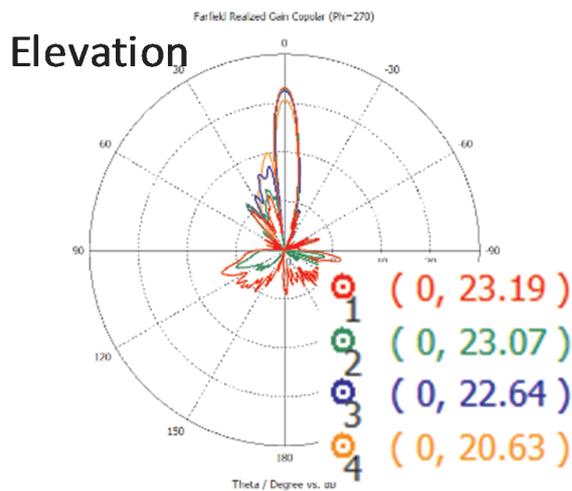
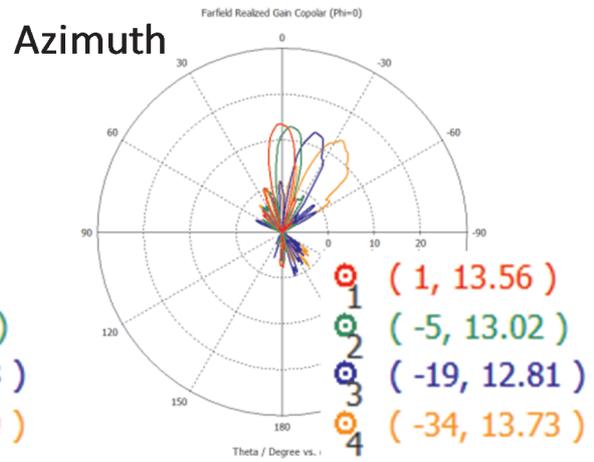
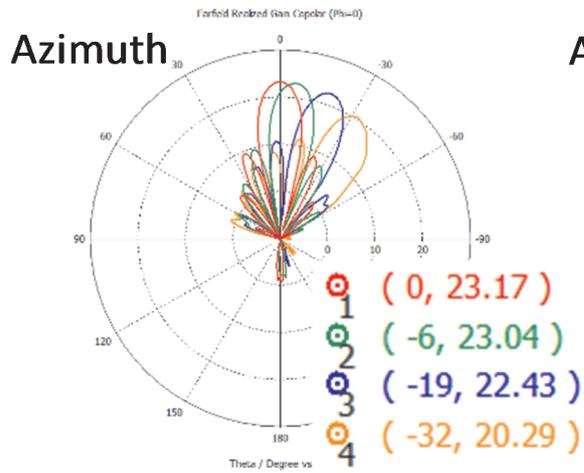
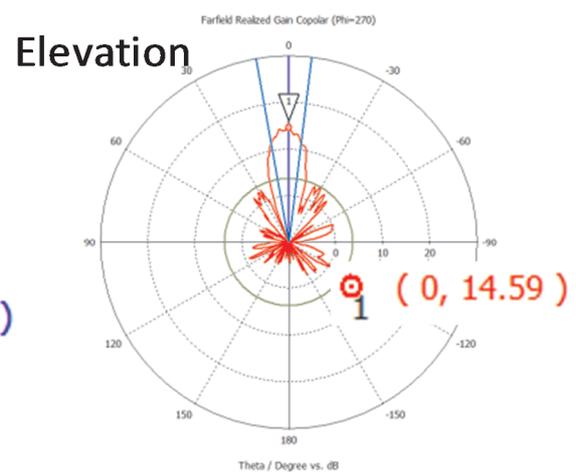
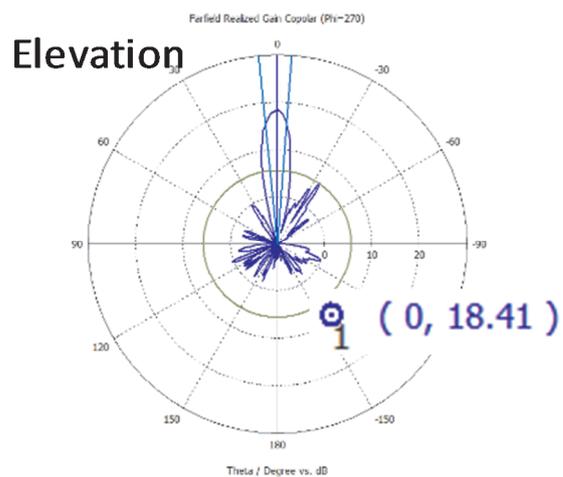
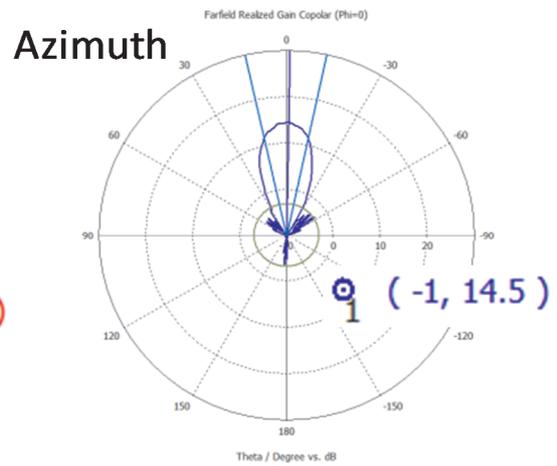
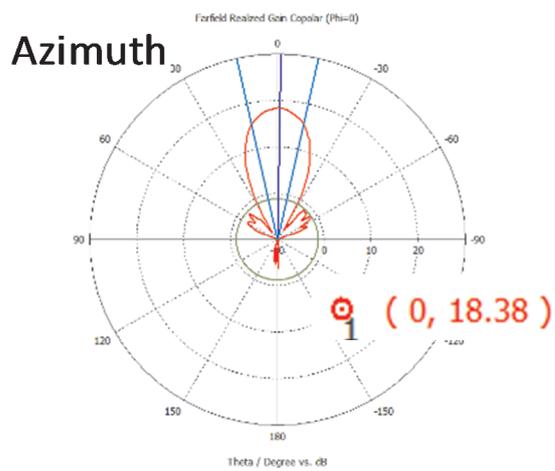


図 2.2.1-42 放射パターンの軸 (Azimuth, Elevation) 定義



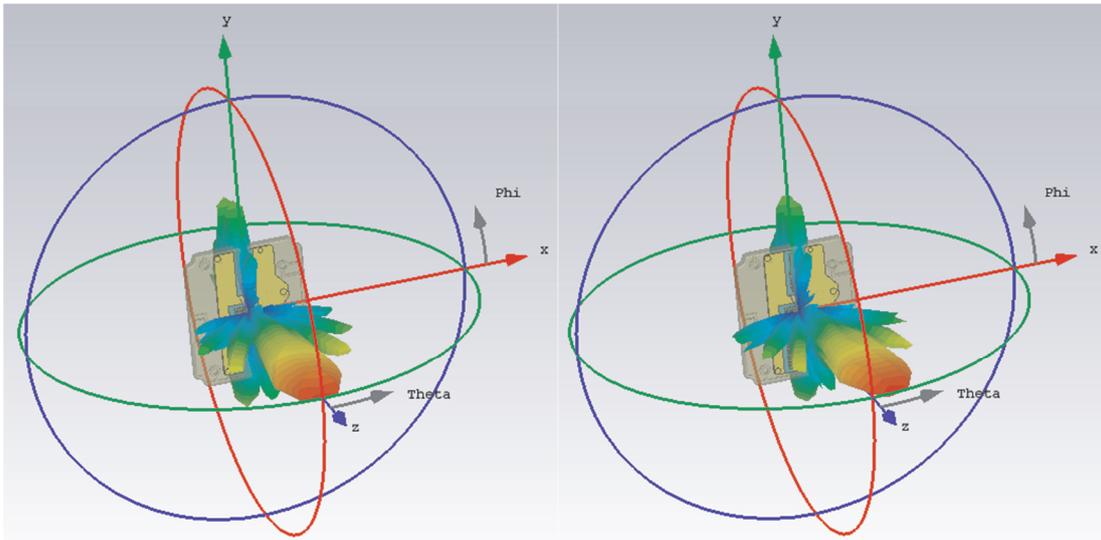
- (a) Azimuth—スリット無し
- (b) Azimuth—スリット有り
- (c) Elevation—スリット無し
- (d) Elevation—スリット有り

図 2.2.1-43 ビーム走査時の放射パターン比較
(スリット幅 11 mm、送信アンテナ、79 GHz)



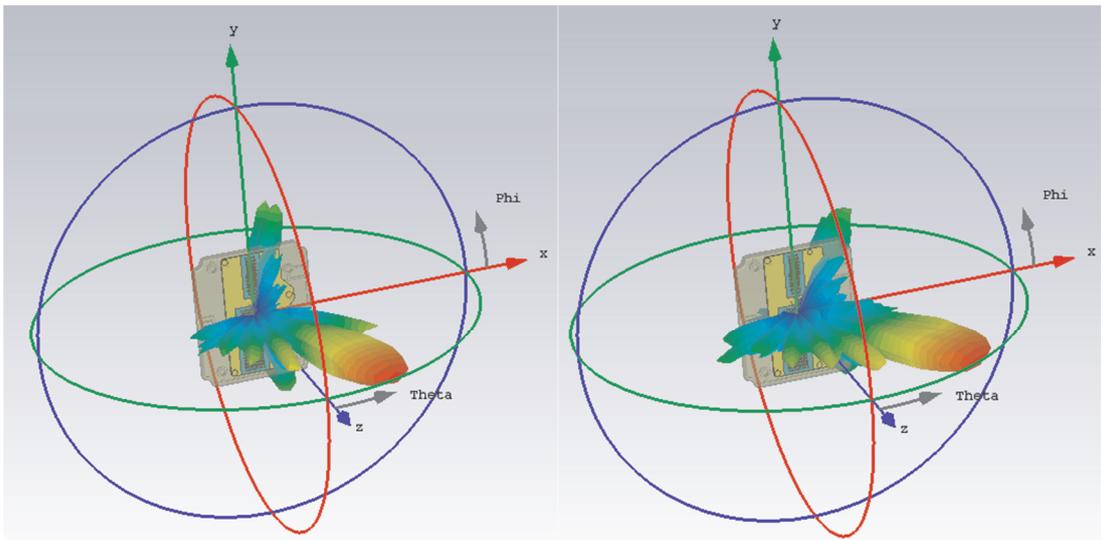
- (a) Azimuth—スリット無し (b) Azimuth—スリット有り
(c) Elevation—スリット無し (d) Elevation—スリット有り

図 2.2.1-44 正面方向ビームの放射パターン比較
(スリット幅 11 mm、受信アンテナ、79 GHz)



Azimuth 0 deg
Beam Num 1

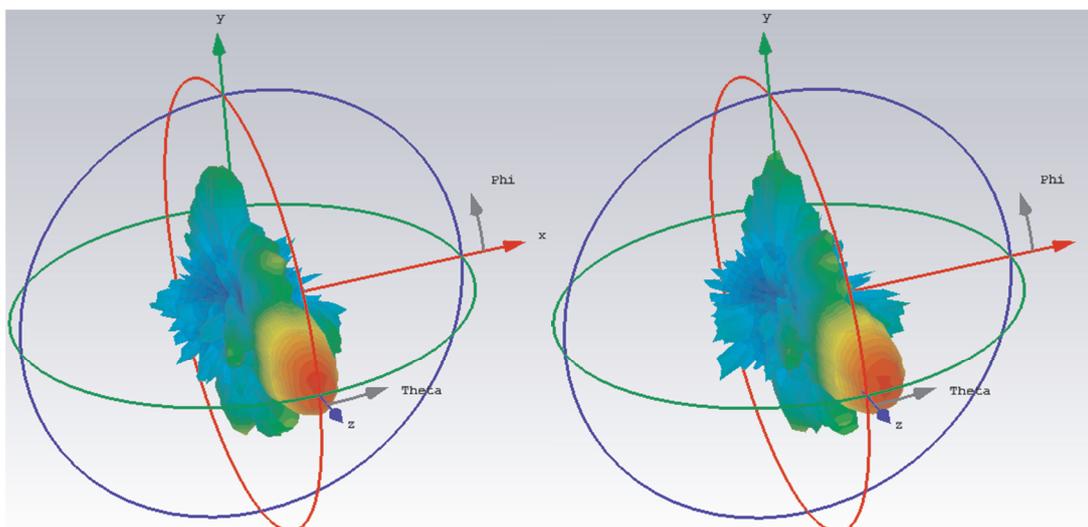
Azimuth 6 deg
Beam Num 2



Azimuth 20 deg
Beam Num 3

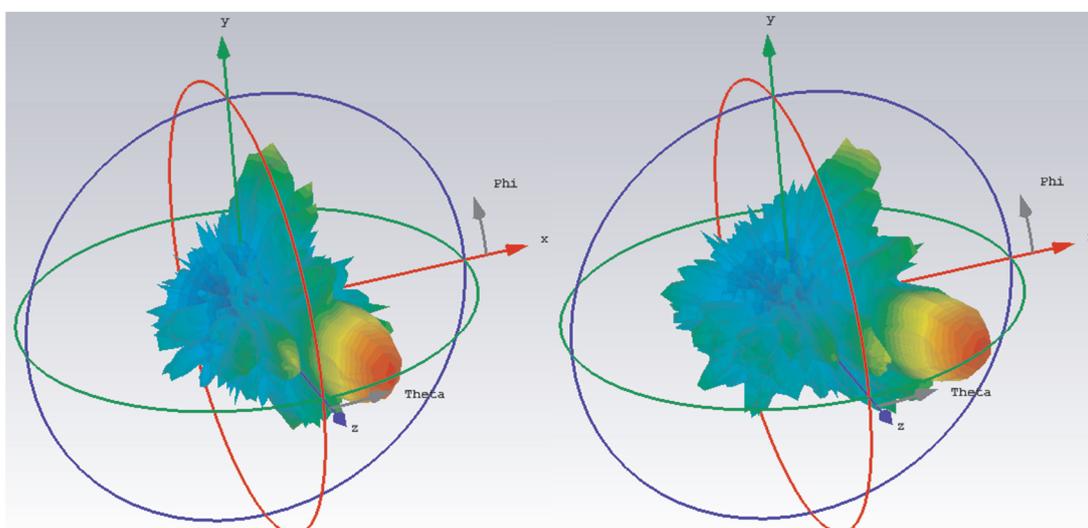
Azimuth 33 deg
Beam Num 4

図 2.2.1-45 放射パターンの3次元指向性 (送信アンテナ、金属板スリット無し)



Azimuth 0 deg
Beam Num 1

Azimuth 6 deg
Beam Num 2



Azimuth 20 deg
Beam Num 3

Azimuth 33 deg
Beam Num 4

図 2.2.1-46 放射パターン³の 3 次元指向性 (送信アンテナ、金属板スリット有り)

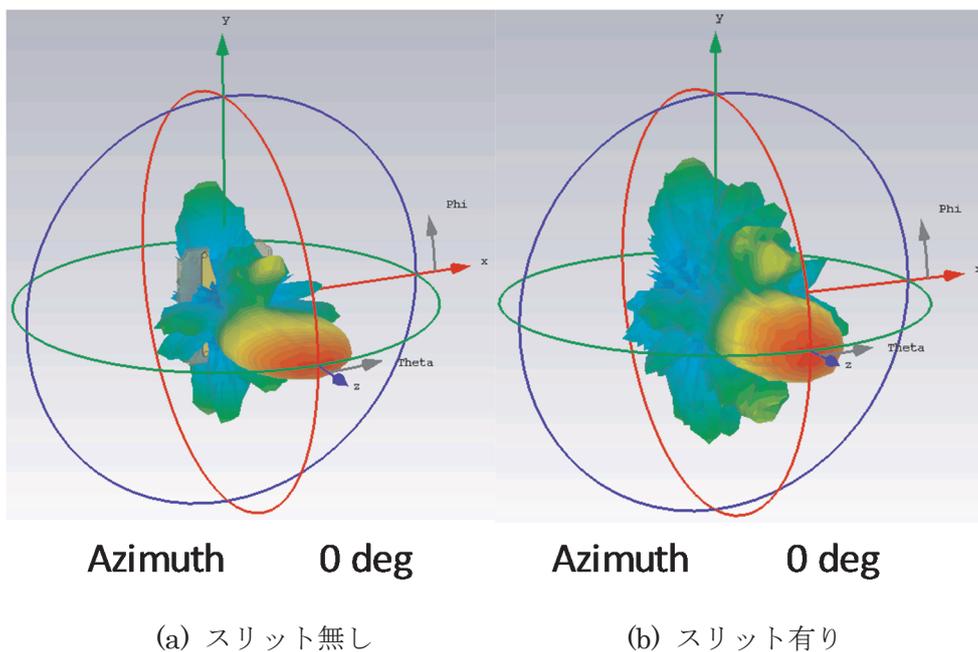


図 2.2.1-47 放射パターンの3次元指向性 (受信アンテナ、正面方向ビーム)

図 2.2.1-48 にこれまで示した放射パターンについて、半値幅の比較を示す。金属板スリット無し (w/o slit) と金属板スリット有り (w slit) を比較すると、Elevation 方向の半値幅が変化し、Azimuth 方向の半値幅がほぼ変化無いことがわかる。

尚、今回の電磁界計算で計算時間の指標である計算セル数は金属板スリット無しで 146 百万セル、金属板スリット有りで 152 百万セルとなっている。本解析はアンテナ素子から大きく離れた位置に金属板スリットという電流集中箇所があるため、適切な粒度でメッシュを作成するには広い範囲でメッシュを細かく定義する必要がある。さらに、アレーアンテナの解析となるためアンテナポートが複数箇所あり、1 モデルの計算に複数回の電磁界計算が必要となるため、より一層膨大な計算リソースが必要となる。

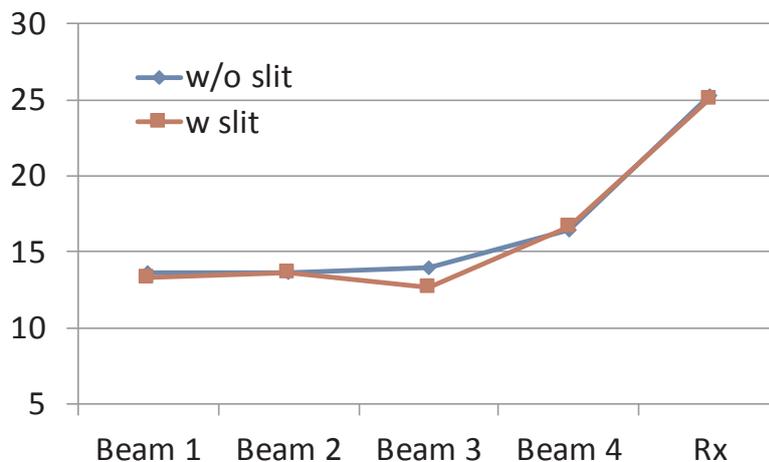


図 2.2.1-48 (a) 放射パターンの半値幅比較 (Azimuth)

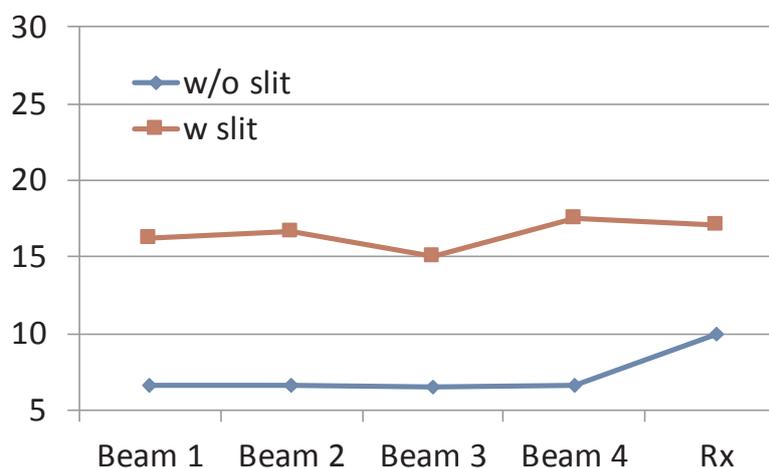
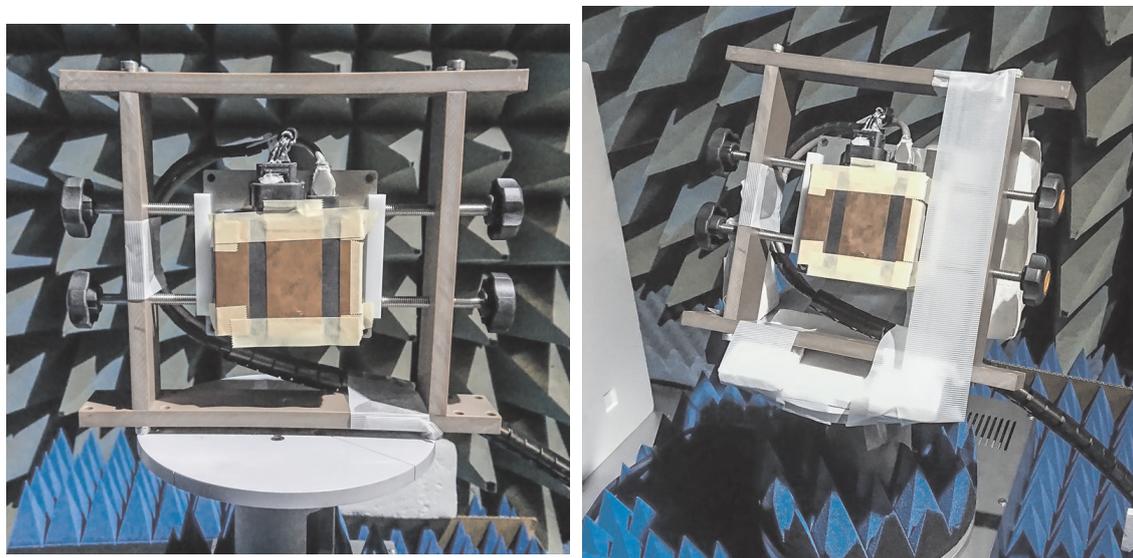


図 2.2.1-48 (b) 放射パターンの半値幅比較 (Elevation)

・ ビーム走査時の実験結果

ここまでのシミュレーション計算結果を元に、試作にて性能実証を行った。電波暗室内の回転台に設置したレーダーモジュールから約 3 m 離れた位置にコーナリフレクタを設置しており、レーダーモジュール送信アンテナから送信したパルス波をコーナリフレクタで反射し、レーダーモジュール受信アンテナで受信する。ビーム走査時の Elevation 特性は図 2.2.1-49 のようにレーダーモジュールを 32 deg 傾けて設置し、傾けた状態で回転台を回転させることで測定している。この受信アンテナで観測される遅延プロファイルから受信レベルを読み取り、レーダーモジュールを回転させることで放射パターンを取得した。

また、これまでの検討において、スリットを構成する際にフィルムを用いると特性が大きく劣化することが確認されたため、今回はフィルムを用いず、金属板のみでスリットを構成した。



(a) 正面方向配置

(b) 32deg 傾斜配置

図 2.2.1-49 実際の実験風景写真 (レーダーモジュール)

図 2.2.1-50 に正面方向ビームの放射パターン測定結果を示す。横軸が Elevation 方向の角度を示しており、凡例の赤がスリット無し、青がスリット有りの特性を示しており、プロットが実測結果、実線がシミュレーション結果となっている。なお、実測が遅延プロファイルの測定値となっていることから、実測とシミュレーションの絶対値比較はできないため、以下の通りそれぞれの値を正規化している。

図 2.2.1-50 (a)がスリット有り無しそれぞれのピークレベルで正規化したグラフであり、 -6 dB に引かれたラインが半値幅を示している。これは、送受信アンテナが 3 dB ずつ、合計 6 dB 減衰した状態である。プロットされた実測結果を見るとスリットによって半値幅が約 6.8 deg から 17.2 deg に広がっており、放射パターンの拡大を実現できていることがわかる。また、図 2.2.1-50 (b)がスリット無しのピークレベルで正規化したグラフとなっており、放射パターンを拡大したため、ピークレベルとしては金属板スリット装着により 10 dB 程度低下していることがわかる。プロットされた実測結果とシミュレーション結果を比較すると、半値幅の拡大については測定結果とシミュレーションは良く一致していると言えるが、(b)を見るとスリット無しを基準としたピークレベルについては約 2 dB の差分があり、スリット装着時のピークレベル低下量はシミュレーションよりも測定結果の方が少なくなっている。

この要因としてはスリット有り時のシミュレーションにおいて 79 GHz の整合損が他周波数より大きくなっていることが確認できているが、実測ではその傾向は見えていない。そのためにシミュレーションにおけるスリット無しと有りの差が相対的に大きく見えている可能性がある。最終的に実測において、スリットによりピーク利得が 10 dB 減衰するが、半値幅が 6.8 deg から 17.2 deg へと拡大できることが実証された。

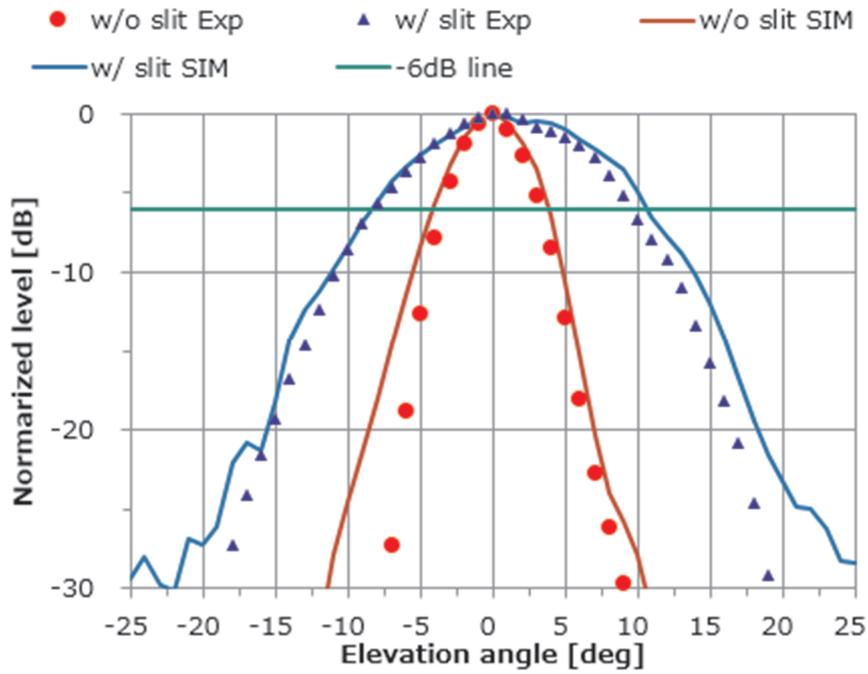
次に、レーダーモジュールを 32 deg 傾斜させ、図 2.2.1-50 と同様に測定した結果を図 2.2.1-51 に示す。なお、レーダーモジュールの動作特性上、受信アンテナについては決定論的にビーム利得を定義できないため、32 deg 傾斜させた結果についても正面と同様に等位相合成を行った結果を用いてシミュレーション結果を示している。正面と同様にスリット無しと有りで半値幅を比較すると 7.4 deg から 18.6 deg と放射パターンが拡大していることがわかる。

また、(b)のグラフでスリット無しと有りのピーク利得の差を見ると正面と同様 10 dB 程度の低下が見られる。シミュレーション結果との比較を見ると、ピーク利得については良く一致しており、これは前述した正面方向のシミュレーションの際に見られた整合損の周波数特性が 32 deg 傾斜状態では見られていないためであると考えられる。ピーク以外の部分について実測とシミュレーションで若干ビーム形状の違いが見られる点については、前述した通り受信アンテナ側の詳細特性が不明なためと考えられる。

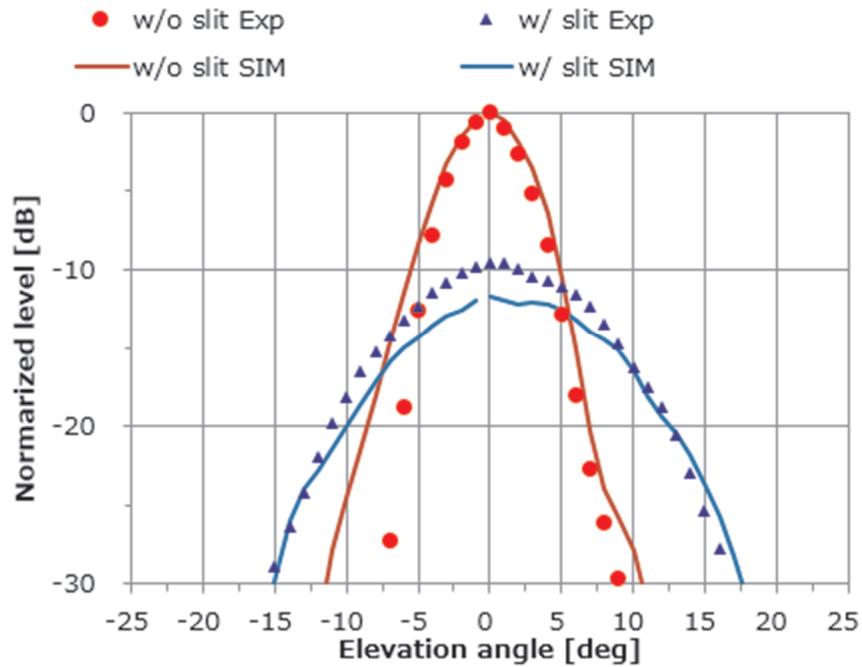
・ 検討 1 のまとめ

本検討において、レーダーモジュールに金属板スリットを装着することによって放射パターンの拡大が可能であるということが、シミュレーション及び実験によって確認できた。今回得られた結果からスリットを金属板のみで構成することでシミュレーションとの傾向が良く一致することを確認した上で、さらにビーム走査時の放射パターン拡大についても実測によって確認することができた。すなわち、スリットを装着する本方式でレーダーモジュールの大きさを大きく変えずに放射パターンを拡大することが出来、誘電体レンズよりもサイズの優位であると言える。

尚、誘電体レンズやスリット等の放射パターン制御部を含めた超大規模解析が、GPU を複数搭載した計算機を利用することで、効率的に実施可能であることも確認できている。

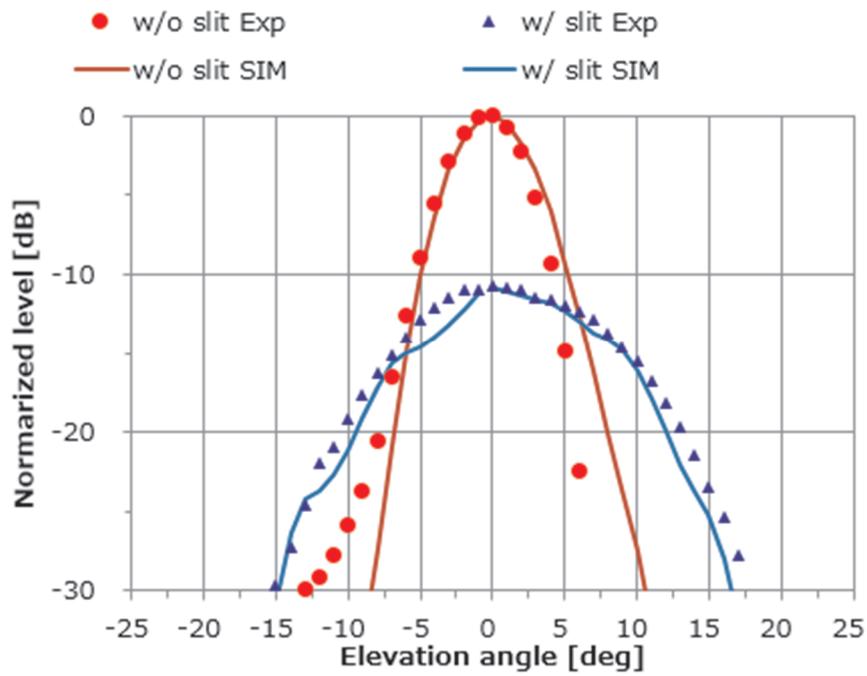


(a) 各凡例のピークレベルで正規化

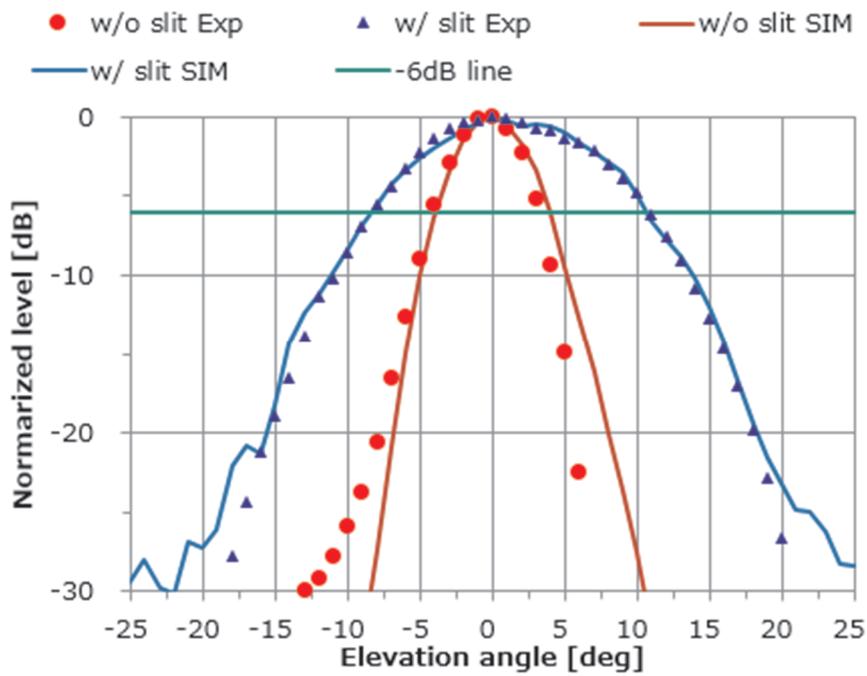


(b) スリット無しのピークレベルで正規化

図 2.2.1-50 スリットによる放射パターンの変化 (正面方向)



(b) スリット無しのピークレベルで正規化



(a) 各凡例のピークレベルで正規化

図 2.2.1-51 スリットによる放射パターンの変化 (32 deg 傾斜)

< 検討 2 : 一般的なレーダーモジュールアンテナの利得向上検討 >

ここでは、一般的なレーダーモジュールアンテナを用いて、基板を変更することなく利得を向上させる検討について説明する。

本検討のレーダーモジュールアンテナは、アレー数が少なく球面波に近い放射特性と考えられるため、図 2.2.1-33 に示すような 1 枚の誘電体レンズで実現可能である。

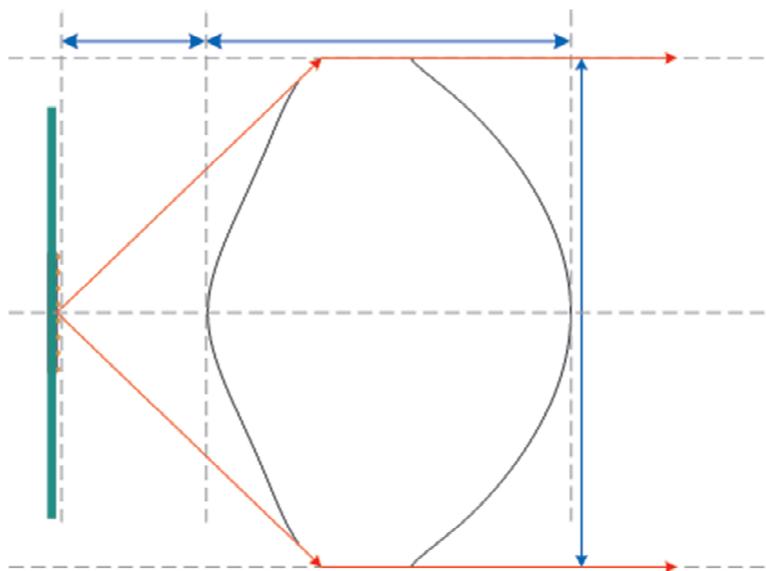


図 2.2.1-52 球面波アンテナに対する誘電体レンズ（1 枚構成）の例

・レーダーモジュールのシミュレーションモデル作成

本検討ではレーダーモジュールに Texas Instruments 社製の IWR1642BOOST を用いた。外観写真を図 2.2.1-53 に示す。基板上部に MIMO レーダー構成のアレーアンテナが実装されていることが確認できる。図 2.2.1-53 の横方向はアレー走査面であり、今回は縦方向について誘電体レンズを用いて指向性を変化させることを検討した。

作成したシミュレーションモデルを図 2.2.1-54 に示す。この図はアンテナ部の拡大であり、特にアンテナに影響のあるアンテナ周辺のグランド形状やアンテナ近傍のビアについてモデル化した。

・レーダーモジュールのシミュレーション結果

図 2.2.1-55 に指向性利得を示す際の軸定義を示す。軸は基板の配置方向ではなく、指向性メインビームのピーク利得を基準として Elevation plane、Azimuth plane を定義している。これは、メインビームの形状を示したいためである。

6 系統あるアレーのうち、Port1（モデル外観図で最も右上の Port）の指向性利得を計算した結果を図 2.2.1-56 に示す。周波数は 79 GHz である。横軸の 0 deg がメインビームのピーク利得であり、横軸が Elevation plane、Azimuth plane それぞれの指向性利得を示しており、縦軸が利得である。この図から、11 dBi 程度の指向性利得と Elevation plane の半値幅 20 deg、Azimuth plane の半値幅 79 deg が得られていることがわかった。尚、この計算結果は指向性を評価するために損失を考慮しない値を示している。

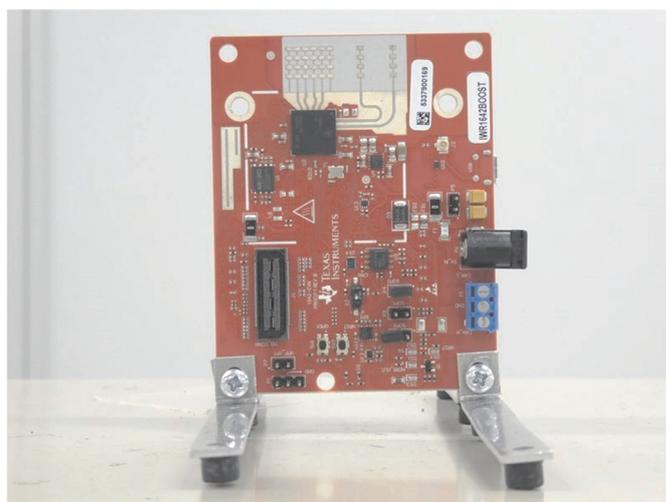


図 2.2.1-53 レーダーモジュール外観写真

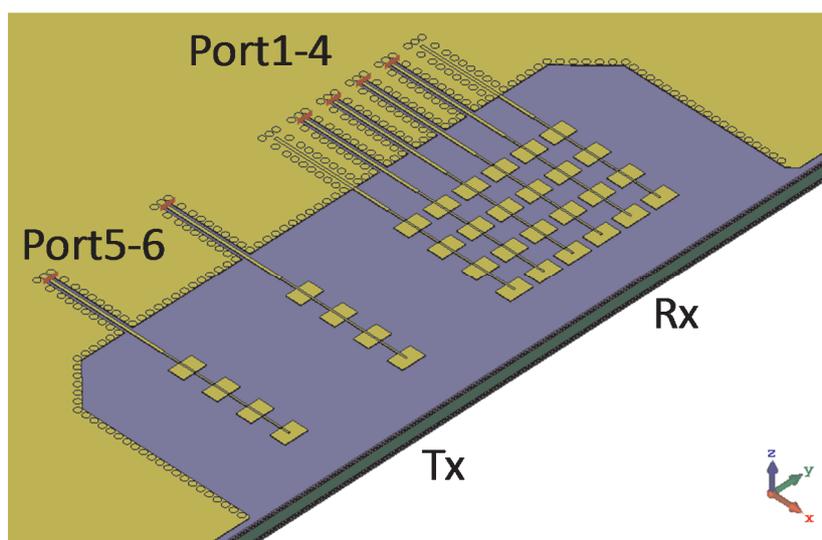


図 2.2.1-54 シミュレーションモデル（アンテナ部拡大）

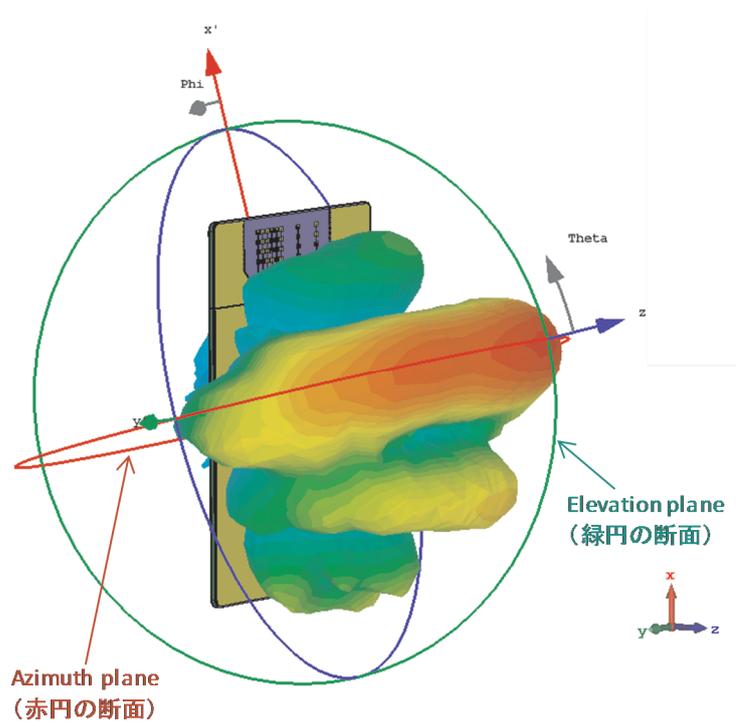


図 2.2.1-55 指向性利得の軸定義 (ピーク利得基準)

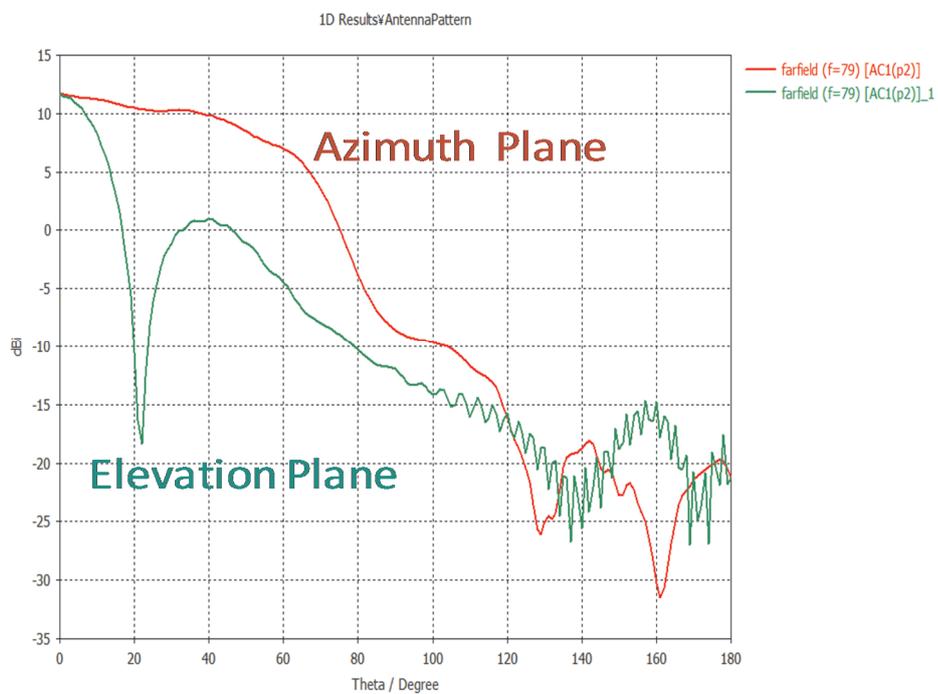


図 2.2.1-56 指向性利得 (Port1)

また、図 2.2.1-57 に Port1～Port6 の指向性計算結果を 3 次元図で示す。詳細な数値は割愛するが、全ての Port で概ね類似の指向性形状が得られていることが確認できる。

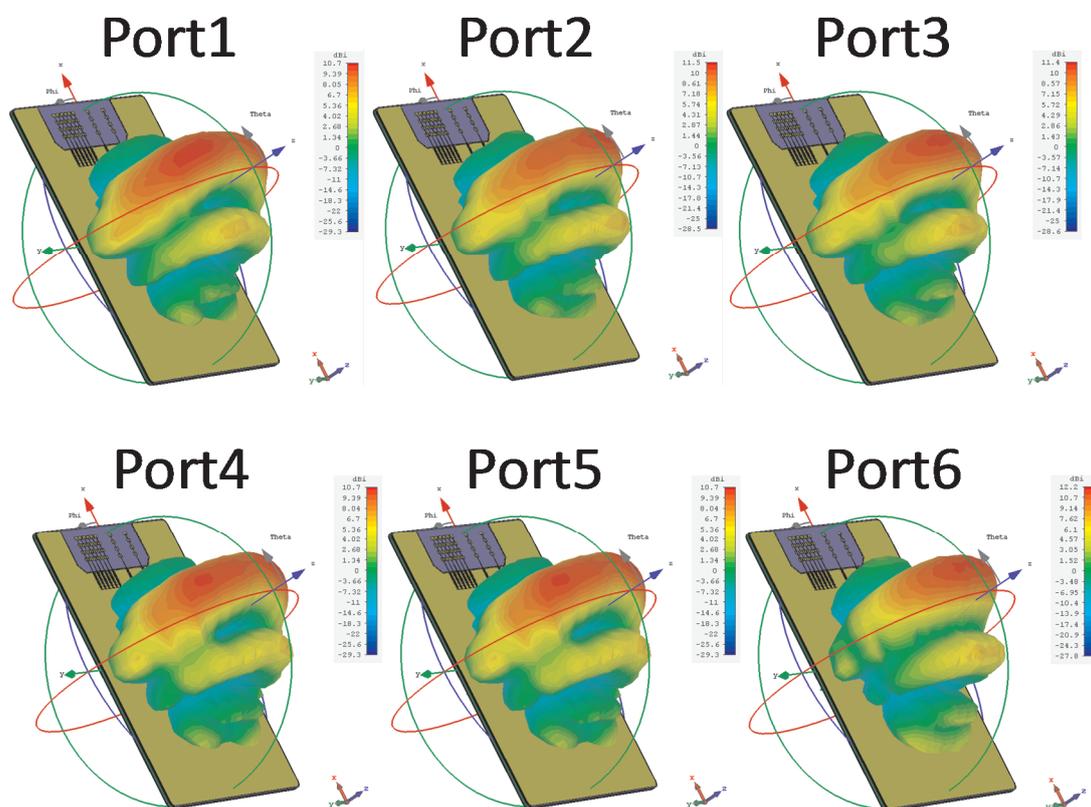
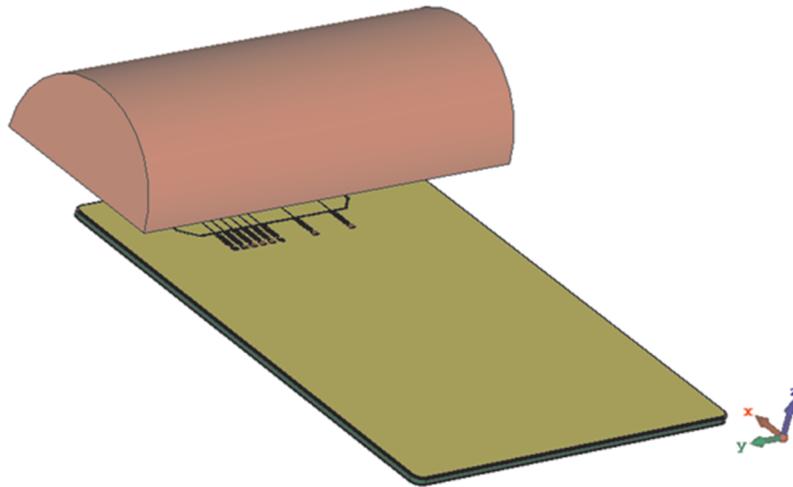


図 2.2.1-57 Port1～Port6 の指向性計算結果

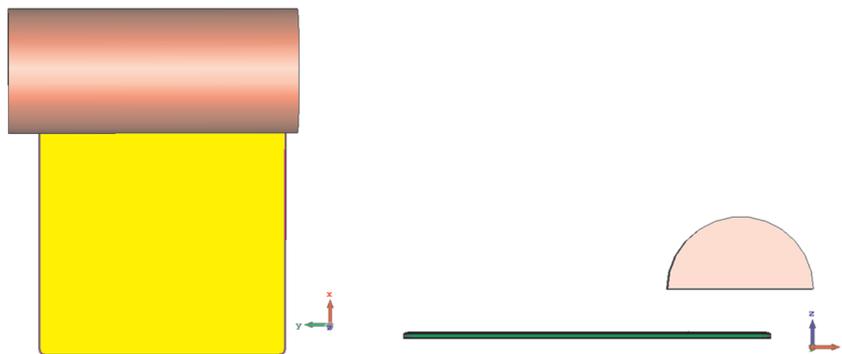
・ レンズ装着時レーダーモジュールのシミュレーション結果

これまで示したレーダーモジュールに誘電体レンズを装着する。ビーム走査面である Azimuth 方向を変えずに、Elevation 方向のビームを絞って利得を向上させる設計とするため、本検討では誘電体レンズとしてシリンドリカルレンズ(Cylindrical lens)を用いることとした。図 2.2.1-58 にシリンドリカルレンズ装着時の外観図を示す。

図 2.2.1-58(b)のようにレンズを正面視でアレーアンテナ中央付近に配置し、図 2.2.1-58(c)のようにアレーアンテナから Elevation 方向に約 ± 60 deg の範囲をカバーできるようにシリンドリカルレンズの直径及び基板からの高さを設定した。



(c) 斜視



(a) 正面視

(b) 側面視

図 2.2.1-58 誘電体レンズ装着時（基板に平行）のレーダーモジュール外観

図 2.2.1-59 と図 2.2.1-60 に指向性の比較を示す。図 2.2.1-59 はレンズ無しの状態における指向性、図 2.2.1-60 は図 2.2.1-38 のようにレンズを装着した状態における指向性となっている。ピーク利得(Dir.)を見るとレンズ装着により $10.7 \text{ dBi} \rightarrow 15.2 \text{ dBi}$ となっており、レンズ装着によりピーク利得が 4.5 dB 高くなっている。

図 2.2.1-61、図 2.2.1-62 は Elevation plane、及びピーク利得に軸を合わせた状態における Azimuth plane の指向性利得を比較したものである。Elevation plane を比較すると、レンズ装着により放射方向が $15 \text{ deg} \rightarrow 3 \text{ deg}$ と変化しており、基板に平行に配置したことで屈折が起きていることがわかる。Azimuth plane についてはレンズ装着によりリップルが見られるものの、大きな変化は無い。

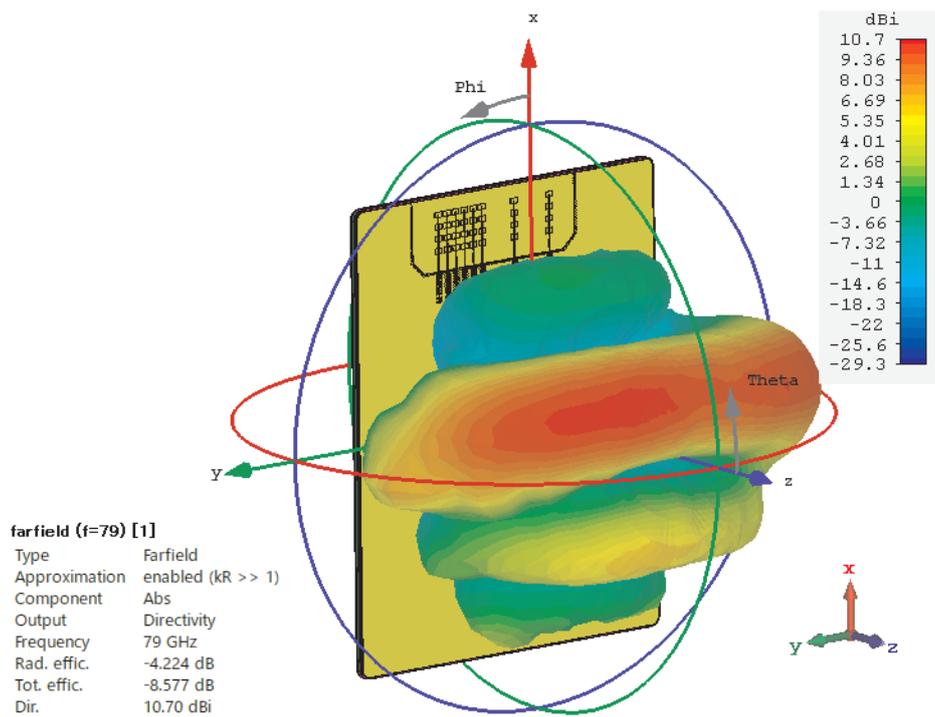


図 2.2.1-59 誘電体レンズ無しの状態における指向性パターン

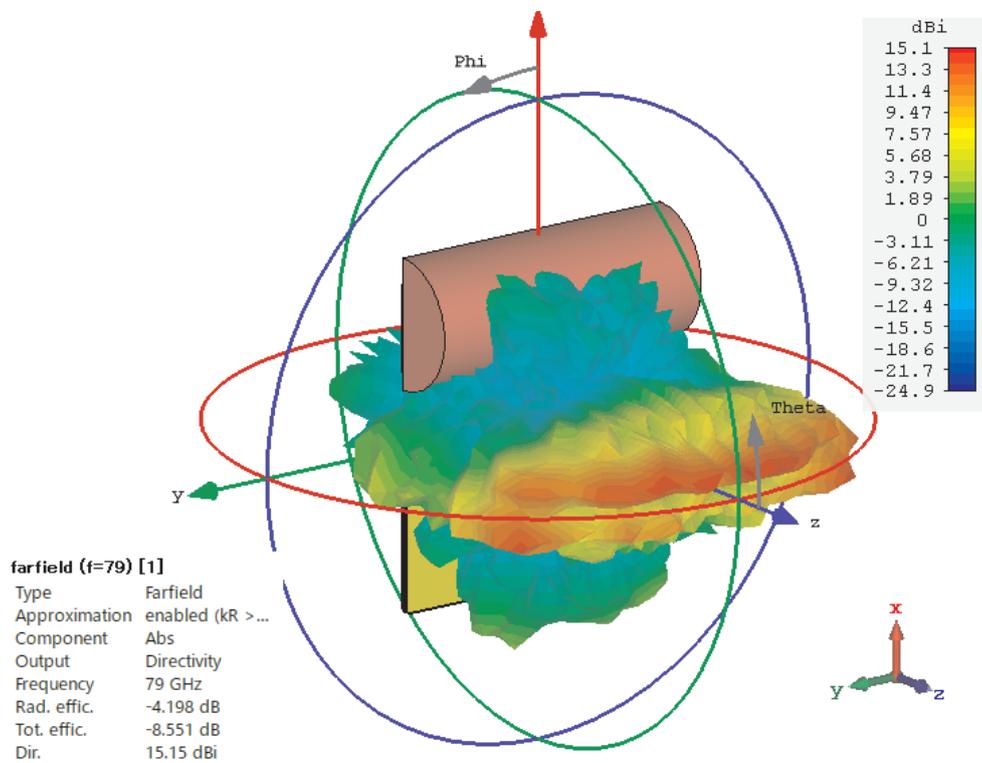
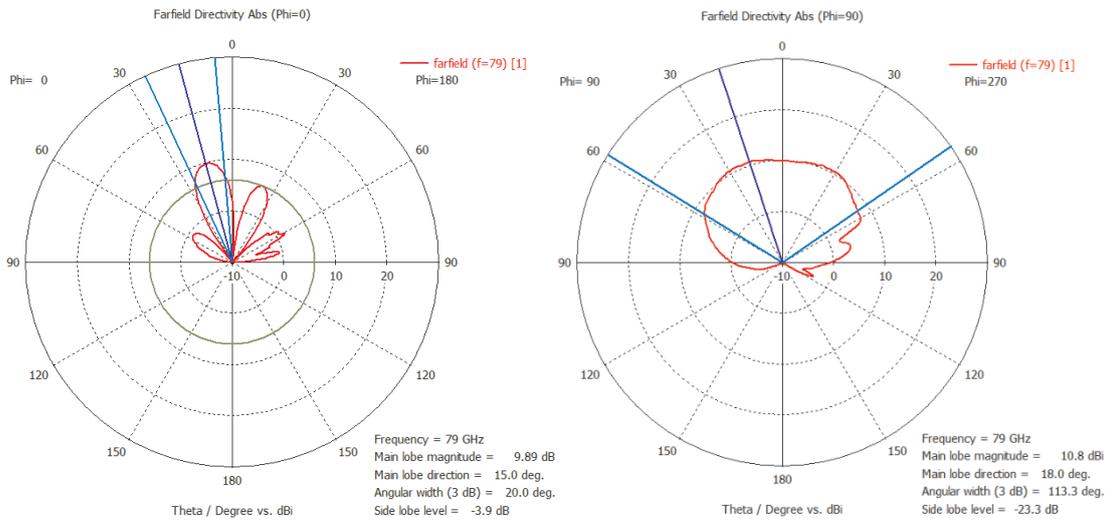


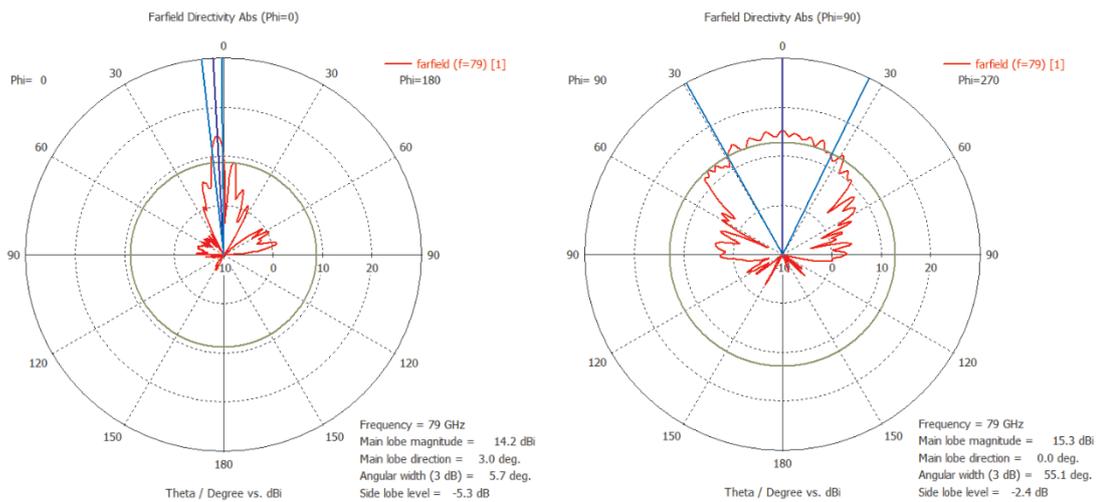
図 2.2.1-60 誘電体レンズ装着時（基板に平行）の状態における指向性パターン



(a) Elevation plane

(b) Azimuth plane

図 2.2.1-61 誘電体レンズ無しの状態における指向性パターン



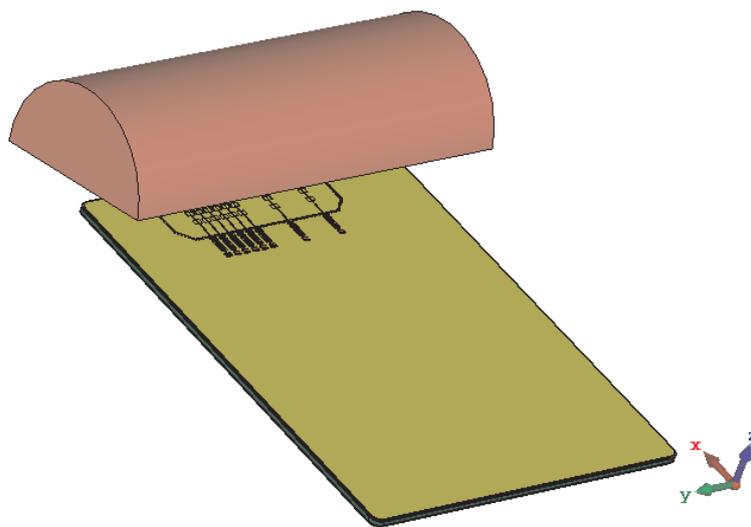
(a) Elevation plane

(b) Azimuth plane

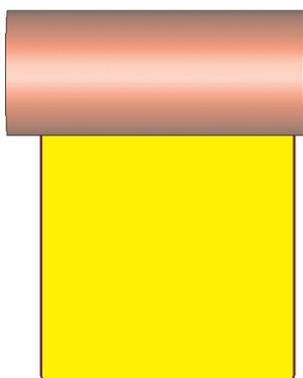
図 2.2.1-62 誘電体レン装着時（基板に平行）の状態における指向性パターン

ここまででシリンダリカルレンズが有効であることは確認できたものの、メインビームの屈折が見られ、レンズにより放射方向が変化してしまっていた。そこで、図 2.2.1-63 のように誘電体レンズをメインビームの方向へ 15 deg 傾けた状態のシミュレーションを行った。図 2.2.1-63(b) のように、アンテナ中心を基準としてレンズを 15 deg 傾けて配置した。図 2.2.1-64 が指向性パターンであり、ピーク利得(Dir.)は 10.7 dBi から 15.7 dBi と、レンズを傾けることでレンズ装着時の利得上昇が 5 dB に向上した。

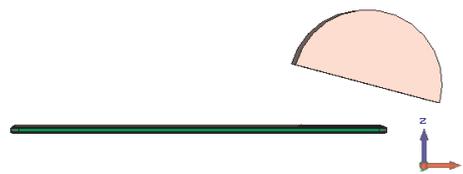
図 2.2.1-65 は Elevation plane、及びピーク利得に軸を合わせた状態における Azimuth plane の指向性利得について、レンズを 15 deg 傾けて装着した結果を示している。図 2.2.1-62 と図 2.2.1-65 の Elevation plane を比較すると、レンズ装着による放射方向の変化は 15 deg から 14 deg となっており、基板に平行に配置した状態よりも変化が小さく抑えられていることがわかる。Azimuth plane についても大きな変化は無く、サイドローブレベルもレンズ無し状態からの劣化は見られない。



(c) 斜視



(a) 正面視



(b) 側面視

図 2.2.1-63 誘電体レンズ装着時 (15 deg 傾け) のレーダーモジュール外観

・検討 2 のまとめ

本検討では一般的なレーダーモジュールアンテナを用いて、基板を変更することなく利得を向上させる方法について検討を行った。アレー数が少なく球面波に近い放射のレーダーモジュールに対してシリンドリカルレンズの有効性を示し、指向性パターンを大きく乱すことなく利得が 5 dB 向上することをシミュレーションによって確認した。

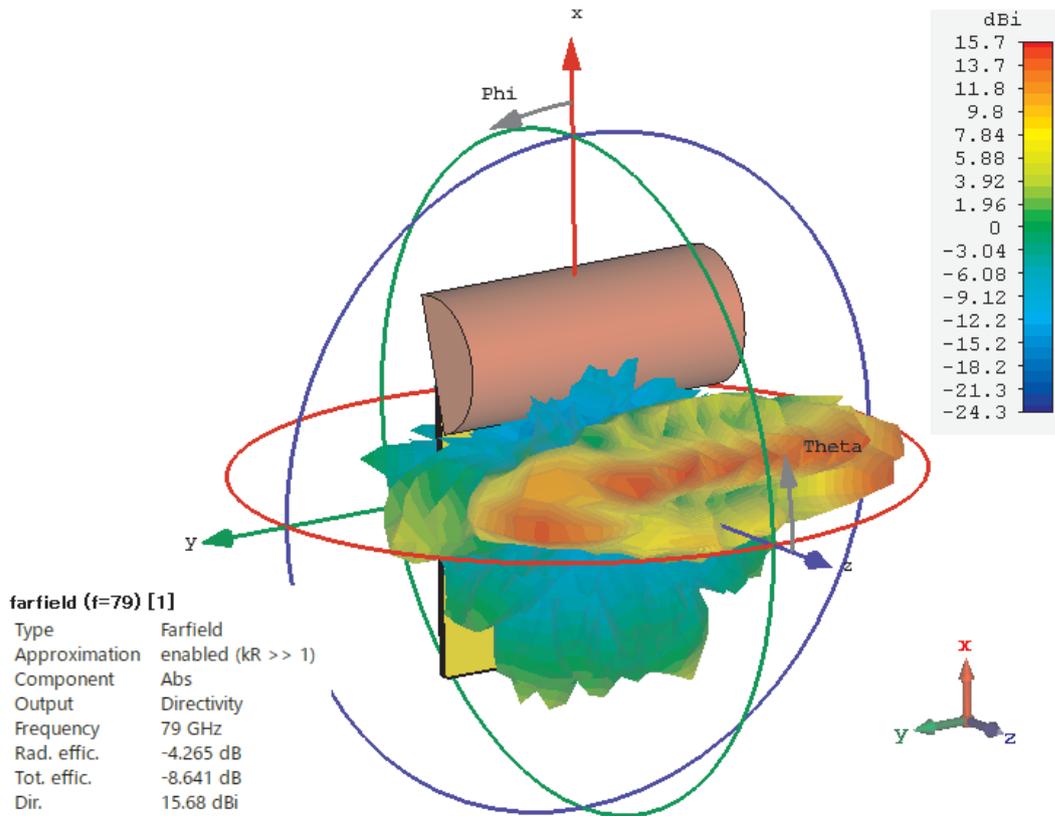
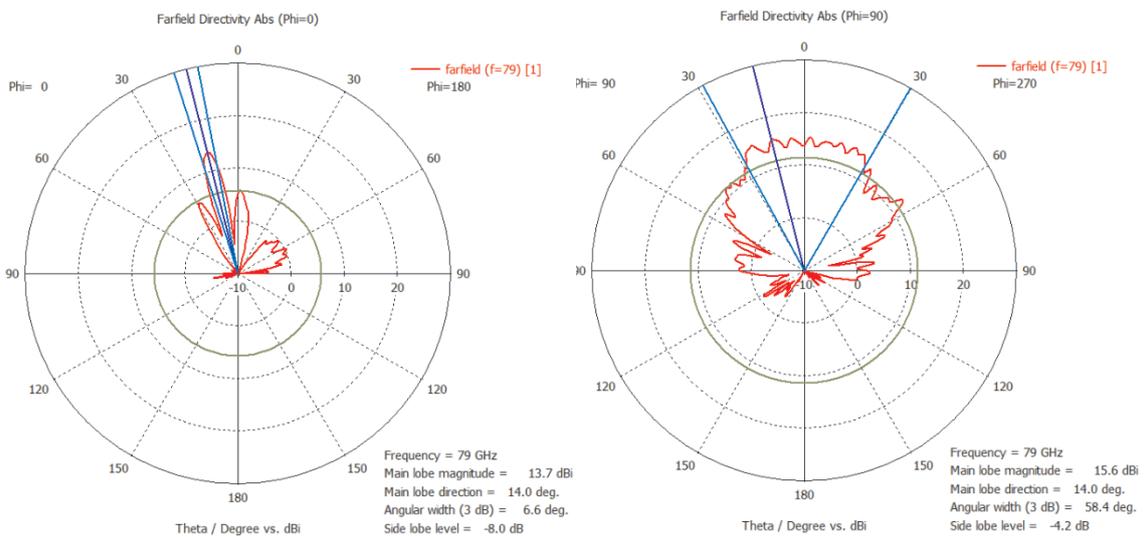


図 2.2.1-64 誘電体レンズ装着時 (15 deg 傾け) の状態における指向性パターン



(a) Elevation plane

(b) Azimuth plane

図 2.2.1-65 誘電体レンズ装着時 (15 deg 傾け) の状態における指向性パターン

2.2.2 協調型自動走行支援技術としての実証実験

道路空間において、歩行者を分離して検知し、その位置や移動方向を交通情報として周囲の車両等へ伝送することは、歩行者事故低減に向けた路側センサーシステムに期待される主機能である。特に、ミリ波レーダーは、移動体のエコーから検出されるドップラー周波数の分解能が高く、低速な歩行者を静止する周囲地物から分離検出することに優れている。くわえて、79 GHz 帯レーダーの活用によって、高い距離分解能も得られることから、ヒトの部位（手、足、胴体等）に対応した散乱エコーを詳細に解析できるようになっている。

ミリ波レーダーによって対象物を判別するアルゴリズムが実用化できると、可視カメラ等を用いることなく認識レベルを高めることが可能となる。ミリ波は、物体の色情報を取得するができなく、また外形を高精細にイメージングする性能では光学系のセンサーに劣るが、物体の動きを瞬時に捉えて移動ベクトルを推定することには長けている。つまり、ミリ波レーダーは、その物理的な特徴として、交差点を横断する歩行者や自転車の位置と同時に移動方向を把握するに適している。くわえて、条件付きであっても、検知ターゲットの種別を特定することができれば、運転支援等のアプリケーションを実現する上で、より有用な交通情報を生成できるようになる。

前述したようにこれまでも、79 GHz 帯レーダーに機械学習を適用する検討を実施しているが、今年度は、実使用環境である公道の交差点において開発したレーダー判別技術の検証に取り組んできた。画像処理の分野では既に幅広く実用化されている機械学習の手法を参照しつつ、レーダーエコーの電力特性やドップラー周波数特性、点群データの空間分布特性等を特徴量とする判別処理アルゴリズムの改良を実施した上で、さらに新しいアプローチへのトライアルも行っている。

開発技術を導入したシステムレベルの実証実験としては、見通しの悪い交差点における出会い頭事故等を回避するため、歩行者や自転車の存在情報を路側端末から提供する協調型システムとして、実フィールドでその有効性を検証した。この取り組みは、ITS 専用の無線回線を用いた歩車間通信技術との連携を含めたより総合的なシステム検証の位置づけで実施したものである。また、判別処理アルゴリズムの開発においては、これまでにテストコース等で取得してきたデータにくわえて、一般道の実交差点で取得したレーダー走査データから学習データおよび評価データをそれぞれ抽出、生成している。

以下では、実フィールドにおける協調型システムとしての検証実験結果と、レーダー判別技術の性能評価結果やアルゴリズム開発内容について各々説明する。レーダー判別技術は、路側センサーシステムにおける認識レベルの向上に寄与しており、さらに安全支援のための情報提供をリアルタイムで実行するように設計しており、路側設置用の実験装置として具現化している。

(1) 歩車間通信技術との連携実証実験

今年度は、交差点における路側センサーとして、インフラレーダーの取得情報を車両等へ通知するシステム技術検証を目的に、インフラレーダー技術と歩車間通信技術をシステム連携する装置（以下、インフラレーダー連携装置と称す）を活用し、歩行者事故低減等に資する協調型安全支援技術の有効性検証に取り組んだ。

インフラレーダー連携装置のシステム構成を図 2.2.2-1 に示す。本装置は、インフラレーダー（79GHz 帯ミリ波）が交差点内に存在する歩行者や自転車を含む車両等の位置、速度等を検知し、その物標情報を ITS 無線（700MHz 帯）に準じたデータ伝送の処理後、車両内に設置した歩車間通信端末へリアルタイム伝送を行う。図 2.2.2-2 は、本装置を公道の電柱に設置した事例である。図 2.2.2-2 の通り、インフラレーダーのアンテナ部は交差点内を俯瞰して検知するため高所に設置し、その配下にインフラレーダーとデータ伝送の制御部（データ処理）が実装された屋外筐体を設置する。

実証実験では、電柱を保有する電力会社の協力の下、信号機がなく、見通しの悪い交差点を選定し、実際の電柱にインフラレーダー連携装置を設置して、事故シーンを再現しながら歩車間通信技術との連携に関する技術検証を実施した[1, 2]。その具体的な技術検証に関する実験シナリオを図 2.2.2-3 に示すが、実証実験は以下の 2 ヶ所とした。

・実証実験 A

滋賀県大津市内にある交差点にて、方路①の走行車両と方路②の歩行者が衝突する事故シーンであり、方路①と②間には住宅等があるため、互いに見通しの悪い条件となる環境[1]

・実証実験 B

東京都日野市内の電力会社敷地内にある交差点にて、方路①の走行車両と方路②の自転車が衝突する事故シーンであり、方路①と②間には森林等があるため、実証実験 A と同様、互いに見通しの悪い条件となる環境[2]

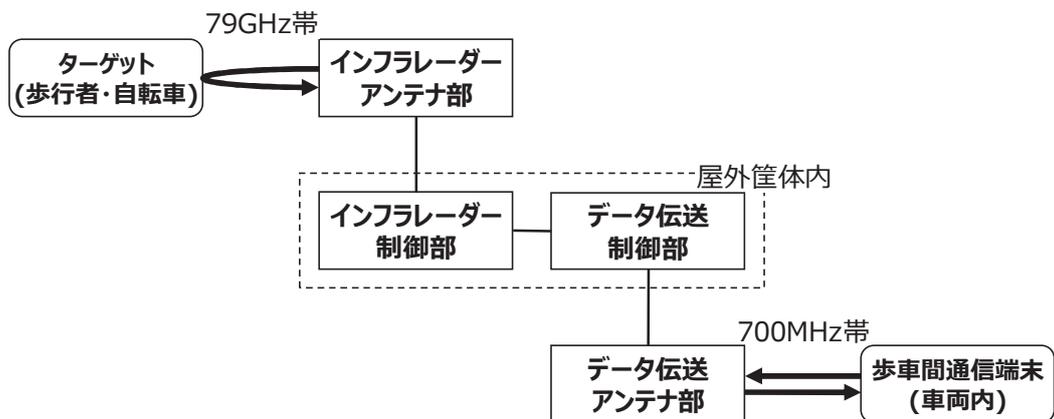


図 2.2.2-1 インフラレーダー連携装置のシステム構成

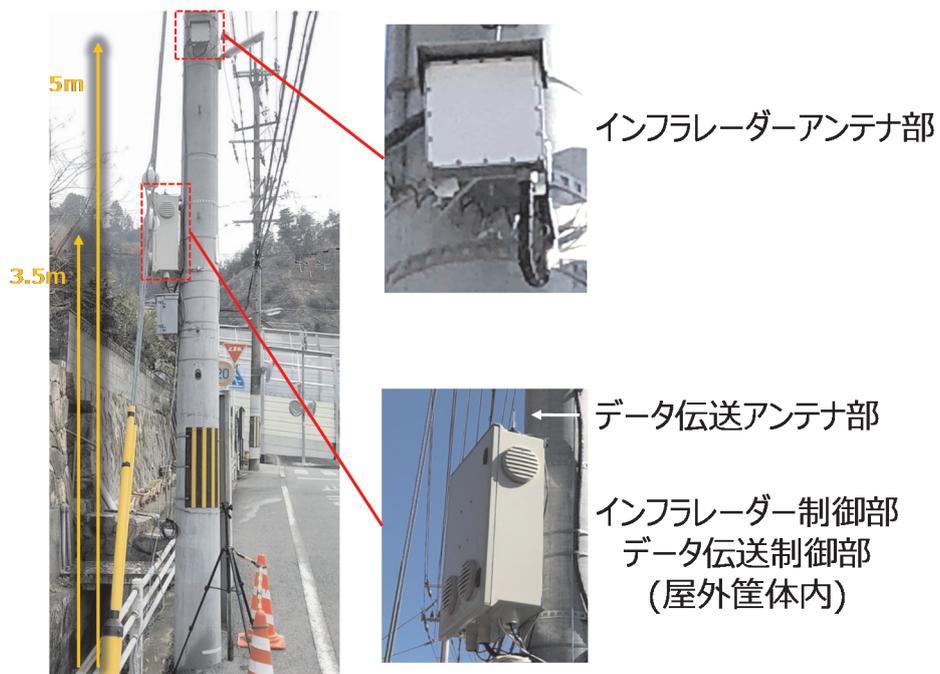
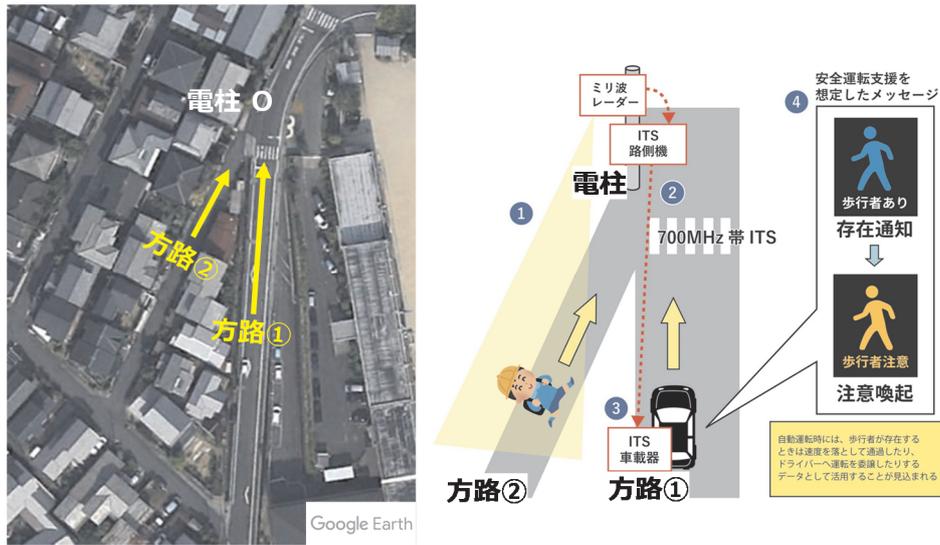
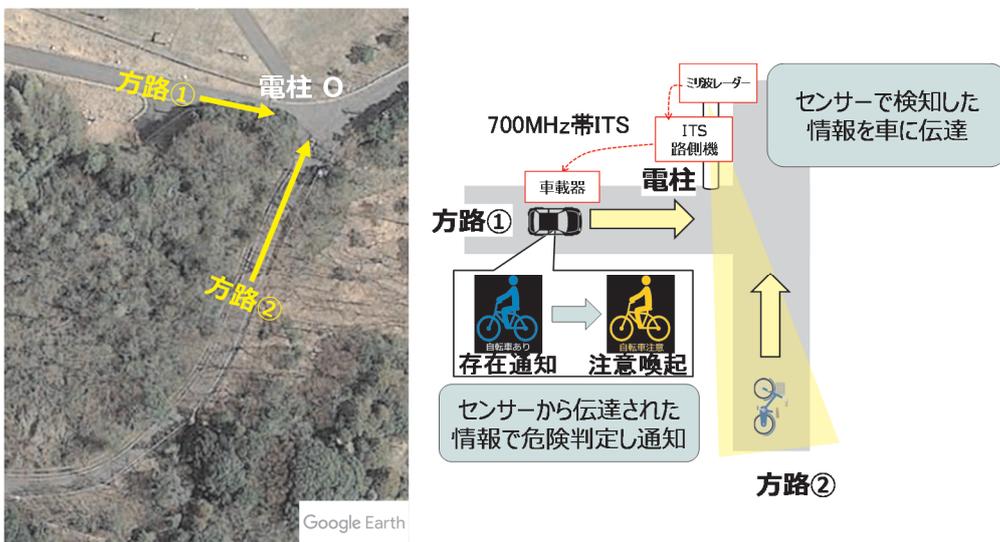


図 2.2.2-2 インフラレーダー連携装置のシステム構成



(a)



(b)

図 2.2.2-3 実証実験シナリオ((a) 実証実験 A, (b) 実証実験 B) [1, 2]

尚、図 2.2.2-3 内の表記で、ミリ波レーダーはインフラレーダーアンテナ部、ITS路側機は屋外筐体内の両制御部とデータ伝送アンテナ部、車載器は歩車間通信端末を指す。メッセージ (アイコン) については、歩車間通信端末上に表示される通知画面であり、インフラレーダーの物標情報に基づき、衝突の危険度に応じて存在検知から注意喚起に遷移する仕組みを説明している。

各実証実験において、歩車間通信技術との連携に関する技術検証の内、インフラレーダー技術に関する性能検証の内容について、以降に述べる。

< 実証実験 A >

本実験の実験諸元を図 2.2.2-4 に示す。対象道路の方路②は幅 4.5 m 程度の路地であり、住宅に挟まれた、ほぼ平坦の直線道路である。本実験ではターゲットを歩行者として、インフラレーダーの検知範囲を、距離方向は方路①と②の交差部を始点として 16 ~ 40 m、角度方向は道路中心を 0° に調整する。また、センシング角度範囲は概ねインフラレーダーの水平走査範囲に相当するが、方路②の幅となるように設定する。本実験の電柱に設置したインフラレーダーの写真は、前述の図 2.2.2-2 である。参考情報として、電柱下から定点撮影したターゲットの写真を図 2.2.2-5 に示す。

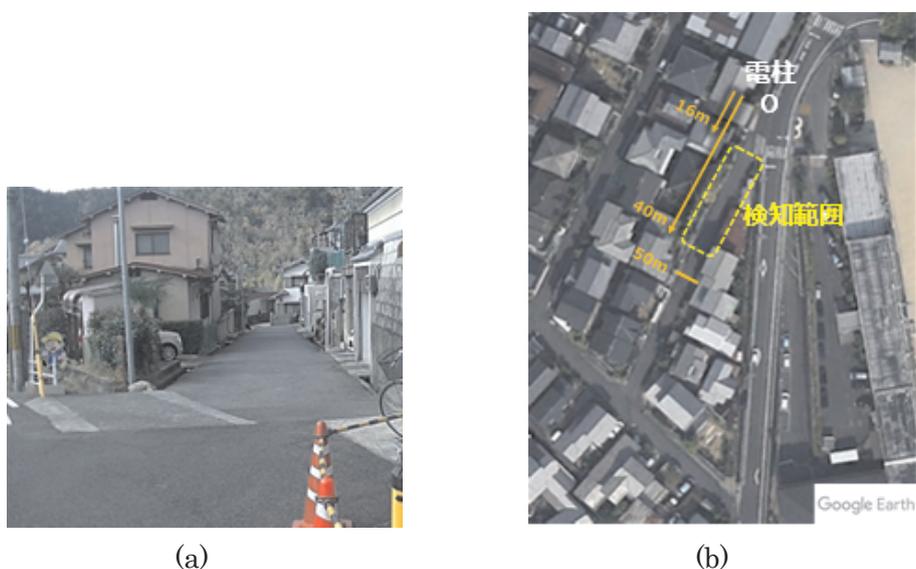


図 2.2.2-4 実証実験 A・実験諸元((a) 対象道路, (b) エリア設計)



図 2.2.2-5 実証実験 A・各ポイントに対するターゲット((a) 20m, (b) 30m, (c) 40m)

図 2.2.2-6 は、方路②の歩行者に対して検知した電力プロファイルを示す。本プロファイルは、ターゲットの反射レベルから算出されるデータの 1 つであり、扇型の中心にインフラレーダーの設置位置として径方向に距離、円弧方向に角度を指している。図 2.2.2-6 については、距離 30 m、角度 0 度付近の黄色点は歩行者の検知データのスナップショットであるが、検知範囲を歩行する歩行者をリアルタイムに検知できていることを確認した。

本実験では、歩行者をインフラレーダーの検知範囲である 16 ~ 40 m を含む、10 ~ 55 m で往復歩行して検証する。具体的な検証方法は、インフラレーダーに対して 55 m から近づく方向に歩行（歩行者正面）した後、10 m で転換して遠ざかる方向に歩行（歩行者背面）、そして 55 m で転換を繰り返し、方路②を 5 回歩行する。尚、速度は一般的な歩行とし、概ね等速で繰り返し往復する。図 2.2.2-7 は時系列の距離、および速度の測定データを示す。時系列に従って、5 つの直線の距離データと 5 つの群の速度データが測定され、図 2.2.2-7 (a) より、検知範囲内の 16 ~ 40 m で連続的に検知、また図 2.2.2-7 (b) より、概ね 5 km/h (1.4 m/s) 程度で検知できている。故に、方路②を往復する歩行者の物標情報を逐次取得できることを確認した。

そこで、インフラレーダーの距離検知性能を検証するため、図 2.2.2-7 (a) の測定データを基に、検知範囲内の 16, 20, 30, 40 m に加え、検知範囲外の 45, 50 m の 6 ポイントに対する距離誤差を図 2.2.2-8 に示す。まず、図 2.2.2-8 (a) の青点は、各距離ポイントに対して最も近い検知点を抽出した上で、図 2.2.2-8 (b) では設定距離に対する測定距離の相関性、また図 2.2.2-8 (c) では各ポイントの距離差を整理している。図 2.2.2-8 (b) より、全ポイントで青色破線の上に分布しており、図 2.2.2-8 (c) より、その距離誤差は最大 ± 0.5 m 以内であることを確認した。検知範囲内の距離誤差は、さらに最大 ± 0.25 m 以内と高精度である一方、検知範囲外では距離が遠いため、ターゲットの十分な反射が得られず、誤差が大きくなると考えられる。

また、インフラレーダーのターゲット検知性能についても検証する。距離検知性能の検証と同様、図 2.2.2-7 (a) の測定データを基に、検知範囲内外の 6 ポイントに対する検知率を図 2.2.2-9 に示す。尚、検知率の定義は、前述の距離誤差最大 ± 0.5 m 以内を指標に、5 回歩行時の各設定距離に対する検知率を算出する。図 2.2.2-9 より、検知範囲内では、全ポイントを確実に検知している一方、検知範囲外になると前述の通り、ターゲットの十分な反射が得られず、検知精度が下がることを確認した。

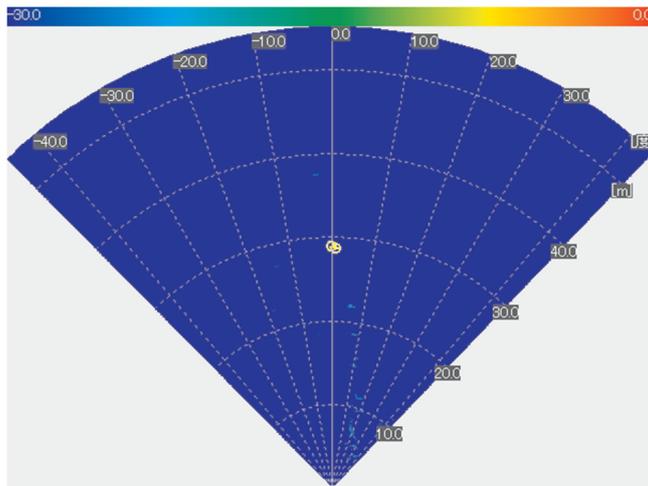
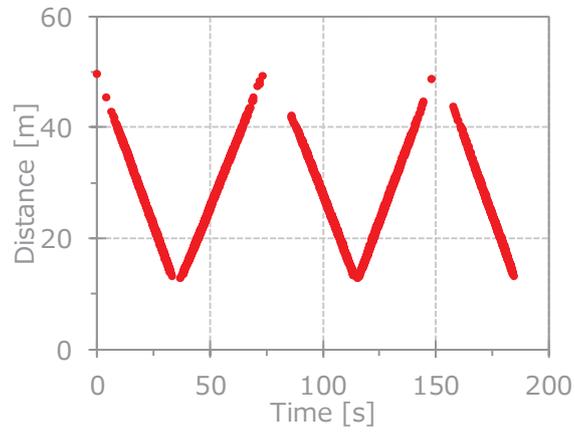
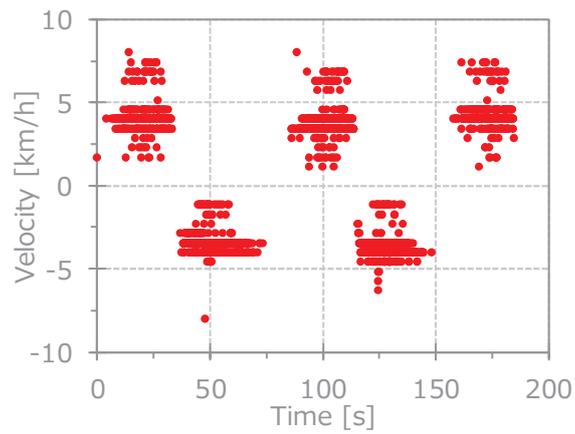


図 2.2.2-6 実証実験 A・電力プロファイル

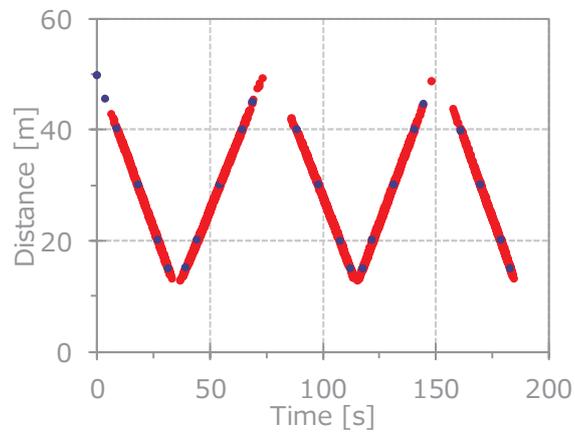


(a)

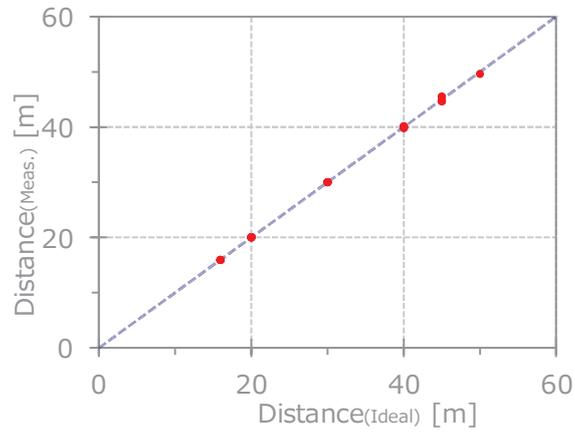


(b)

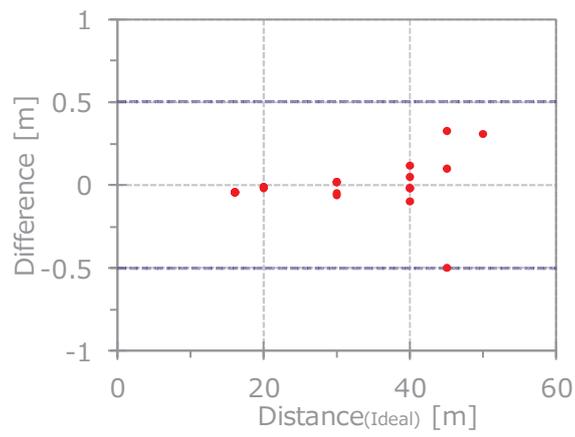
図 2.2.2-7 実証実験 A・測定データ((a) 距離, (b) 速度)



(a)



(b)



(c)

図 2.2.2-8 実証実験 A・距離誤差((a) 検知点抽出, (b) 相関, (c) 誤差)

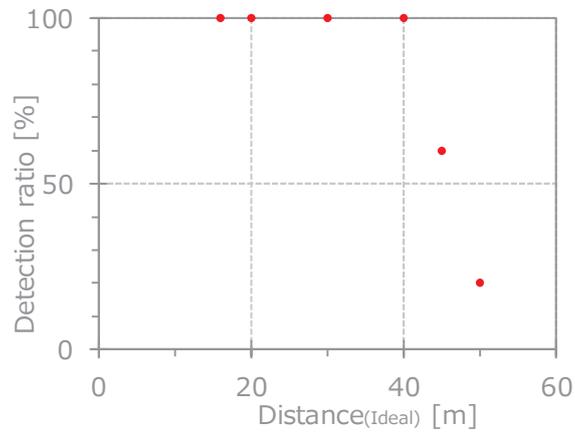


図 2.2.2-9 実証実験 A・検知率

< 実証実験 B >

本実験の実験諸元を図 2.2.2-10 に示す。対象道路の方路②は、実証実験 A と同様、幅 4.5 m 程度の道路であるが、図 2.2.2-10 (a)の通り、擁壁や森林等に挟まれ、インフラレーダーの設置した位置から見て、緩やかな右カーブを描く上り道路である。本実験ではターゲットを自転車とし、インフラレーダーの検知範囲を、実証実験 A と同様、距離方向は方路①と②の交差部を始点として 16 ~ 40 m、角度方向は道路中心を 0° に調整する。また、センシング角度範囲は方路②の幅に設定する。参考情報として、電柱下から定点撮影したターゲットの写真を図 2.2.2-11 に示す。



(a)



(b)

図 2.2.2-10 実証実験 B・実験諸元((a) 対象道路, (b) エリア設計)



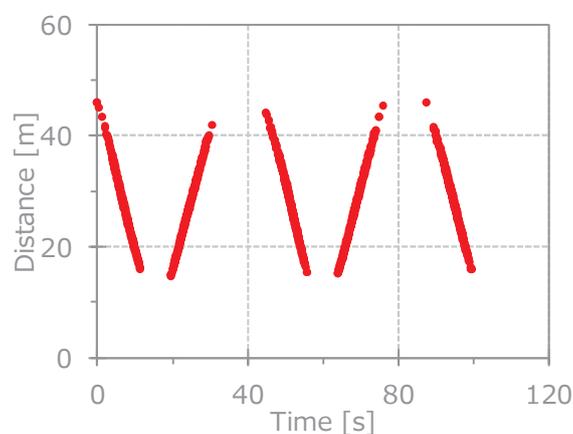
図 2.2.2-11 実証実験 B・各ポイントに対するターゲット((a) 20m, (b) 30m, (c) 40m)

本実験では、自転車をインフラレーダーの検知範囲 16 ~ 40 m を含む、10 ~ 55 m で往復走行して検証する。具体的な検証方法は、インフラレーダーに対して 55 m から近づく方向に下り坂走行（自転車正面）した後、10 m で転換して遠ざかる方向に上り坂走行（自転車背面）、そして 55 m で転換を繰り返し、方路②を 5 回走行する。尚、速度は一般的な自転車の走行とし、概ね等速で繰り返し往復する。

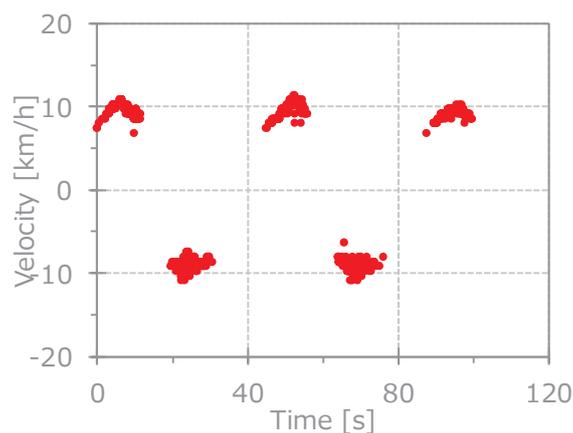
図 2.2.2-12 は時系列の距離、および速度の測定データを示す。時系列に従って、5 つの直線の距離データと 5 つの群の速度データが測定され、図 2.2.2-12 (a)より、検知範囲内の 16 ~ 40 m で連続的に検知しており、また図 2.2.2-12 (b)より、概ね 10 km/h (2.8 m/s) 程度で検知できている。故に、方路②を往復する自転車の物標情報を逐次取得できることを確認した。

そこで、実証実験 A と同様、インフラレーダーの距離検知性能を検証するため、図 2.2.2-12 (a)の測定データを基に、検知範囲内の 16, 20, 30, 40 m に加え、検知範囲外の 45, 50 m の 6 ポイントに対する距離誤差を図 2.2.2-13 に示す。まず、図 2.2.2-13 (a)の青点は、各距離ポイントに対して最も近い検知点を抽出した上で、図 2.2.2-13 (b)では設定距離に対する測定距離の相関性、また図 2.2.2-13 (c)では各ポイントの距離差を整理している。図 2.2.2-13 (b)より、全ポイントで青色破線の上に分布しており、図 2.2.2-13 (c)より、その距離誤差は最大 ± 0.5 m 以内であることを確認した。検知範囲内の距離誤差は、一部を除き、最大 ± 0.25 m 以内と高精度である一方、検知範囲外では距離が遠いため、実証実験 A と同様、ターゲットの十分な反射が得られず、誤差が大きくなると考えられる。

また、インフラレーダーのターゲット検知性能についても検証する。距離検知性能の検証と同様、図 2.2.2-12 (a)の測定データを基に、検知範囲内外の 6 ポイントに対する検知率を図 2.2.2-14 に示す。尚、検知率の定義は、前述の距離誤差最大 ± 0.5 m 以内を指標に、5 回走行時の各設定距離に対する検知率を算出する。図 2.2.2-14 より、検知範囲内では、全ポイントを確実に検知している一方、検知範囲外になると前述の通り、ターゲットの十分な反射が得られず、検知精度が下がることを確認した。また、実証実験 A の平坦の道路である場合 (図 2.2.2-9) と比較すると、実証実験 B は上り道路のためインフラレーダーの照射範囲が短くなるため、検知範囲外ではターゲットの反射が弱く、検知精度が下がると考えられる。従って、エリア設計時には、対象道路の地理的な条件と検知範囲の関係に注意が必要である。

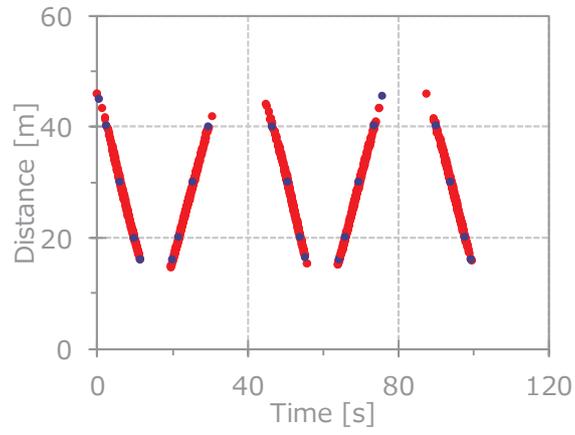


(a)

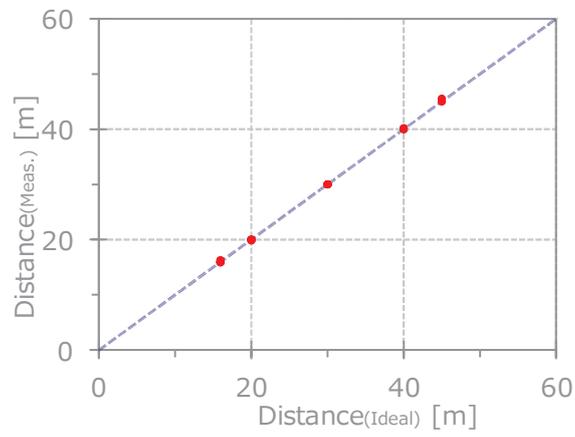


(b)

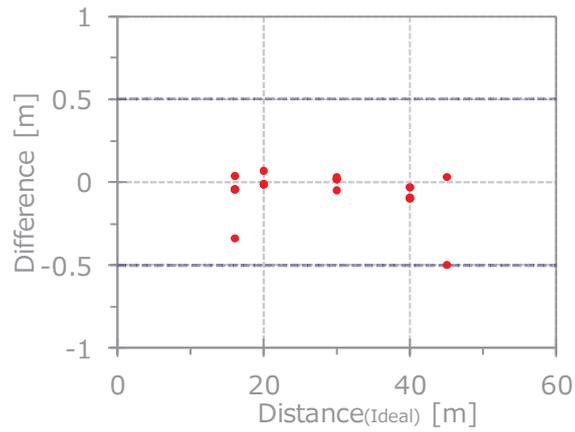
図 2.2.2-12 実証実験 B・測定データ(自転車) ((a) 距離, (b) 速度)



(a)



(b)



(c)

図 2.2.2-13 実証実験 B・距離誤差(自転車) ((a) 検知点抽出, (b) 相関, (c) 誤差)

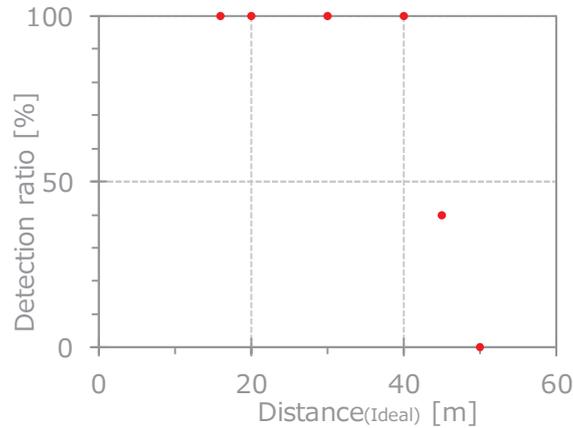


図 2.2.2-14 実証実験 B・検知率(自転車)

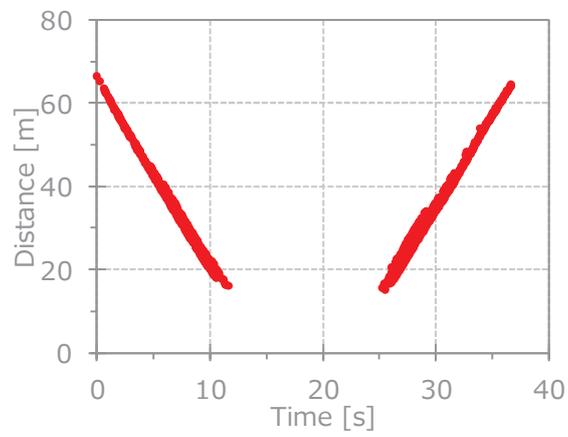
本実験については、ターゲットを自転車に加えて車両の場合も検証する（図 2.2.2-15）。この場合、ワゴン型車両を 10～60 m で往復走行して検証する。具体的な検証方法は、インフラレーダーに対して近づく方向に下り坂走行（車両正面）した後、転換して遠ざかる方向に上り坂走行（車両背面）し、方路②を 2 回走行する。なお、速度は 20 km/h で往復する。

図 2.2.2-16 は時系列の距離、および速度の測定データを示す。時系列に従って、2 つの直線の距離データと 2 つの群の速度データが測定され、図 2.2.2-16 (a)より、検知範囲内の 16～40 m で連続的に検知、また図 2.2.2-16 (b)より、概ね 20 km/h 程度で検知できている。前述の自転車とは異なり、同実験条件に関わらず、60 m 超える範囲まで検知できており、ターゲットが金属体を主とする車両のため、歩行者や自転車に比べて強い反射が得られていることが分かる。故に、方路②を往復する自転車の物標情報を逐次取得できることを確認した。

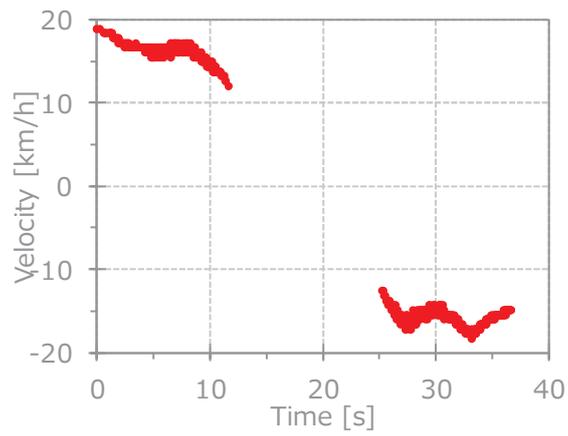
そこで、自転車と同様、インフラレーダーの距離検知性能を検証するため、図 2.2.2-16 (a)の測定データを基に、検知範囲内の 16, 20, 30, 40 m に加え、検知範囲外の 45, 50, 60 m の 7 ポイントに対する距離誤差を図 2.2.2-17 に示す。なお、前述の通り、方路②は緩やかな右カーブを描く上り道路で、インフラレーダーの設置した位置から 65 m 付近で見通し外となるため、検知範囲外を 60 m までと定める。まず、図 2.2.2-17 (a)の青点は、各距離ポイントに対して最も近い検知点を抽出した上で、図 2.2.2-17 (b)では設定距離に対する測定距離の相関性、また図 2.2.2-17 (c)では各ポイントの距離差を整理している。図 2.2.2-17 (b)より、60 m に渡り、全ポイントで青色破線の上に分布しており、図 2.2.2-17 (c)より、その距離誤差は最大 ± 0.5 m 以内であることを確認した。検知範囲内外の距離誤差は、一部を除くと、同実験条件に関わらず、前述の自転車とは異なり、高精度であることが分かる。車両の場合、自転車に比べて複数の反射、かつ強い反射が得られるため、誤差が小さくなると考えられる。



図 2.2.2-15 実証実験 B・車両の場合

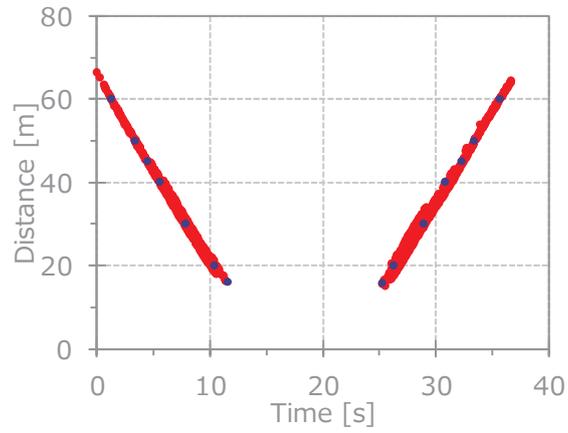


(a)

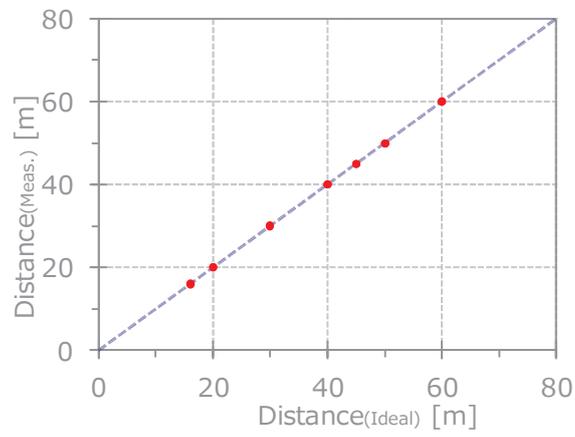


(b)

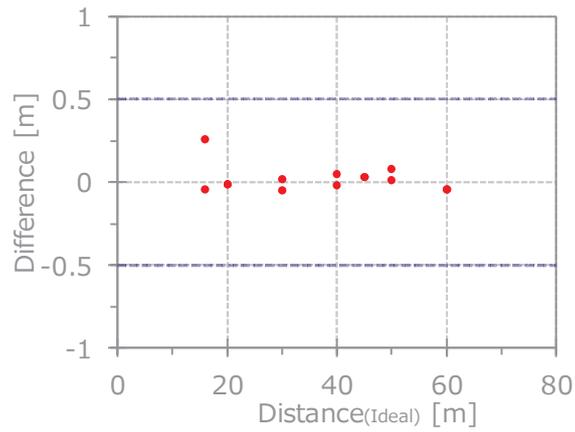
図 2.2.2-16 実証実験 B・測定データ(車両) ((a) 距離, (b) 速度)



(a)



(b)



(c)

図 2.2.2-17 実証実験 B・距離誤差(車両) ((a) 検知点抽出, (b) 相関, (c) 誤差)

また、インフラレーダーのターゲット検知性能についても検証する。距離検知性能の検証と同様、図 2.2.2-16 (a)の測定データを基に、検知範囲内外の 7 ポイントに対する検知率を図 2.2.2-18 に示す。なお、検知率の定義は、前述の距離誤差最大 ± 0.5 m 以内を指標に、2 回走行時の各設定距離に対する検知率を算出する。図 2.2.2-18 より、検知範囲内外に関わらず、全ポイントで確実に検知していることを確認した。車両の場合、自転車に比べて複数の反射、かつ強い反射が得られるため、60 m まで確実に検知していると考えられる。

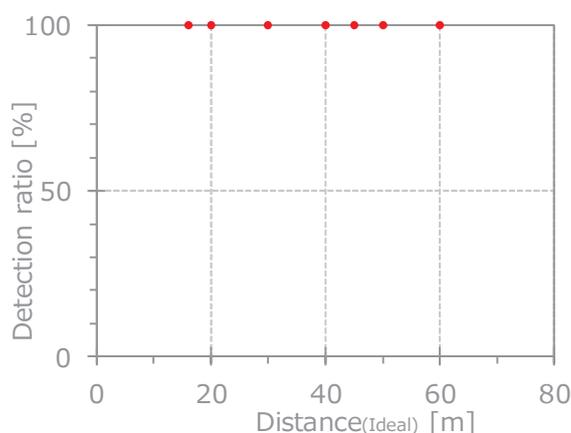


図 2.2.2-18 実証実験 B・検知率(車両)

< 実証実験総括 >

歩車間通信技術との連携実証実験として、信号機が無く、見通しの悪い実際の交差点で技術検証を実施した結果、所定の検知範囲でインフラレーダーの高い検知性能を確認した。具体的には、実証実験で定めた 16~40 m の検知範囲に対して、歩行者並びに自転車のターゲットを距離誤差 ± 0.5 m 以内（設定距離に対する測定距離の差）、且つ検知率 100 %（設定距離に対する検知の率）を達成した。これまで、基礎実験や模擬市街路実験等の測定データから、インフラレーダーの検知性能を歩行者や自転車で 40 m 程度、乗用車で 80 m 程度であることを示したが、本実験により、実際の環境下でも同等の検知性能であることを確認できた。

本実験では、前述のインフラレーダー自体の技術検証に加え、図 2.2.2-1 のインフラレーダー連携装置を用いて、インフラレーダー技術と歩車間通信技術のシステム検証も実施した。そこで、実証実験 A を事例に、事故シーンを再現しながらリアルタイムに検証した結果を図 2.2.2-19 に示す。図 2.2.2-19 は、車両内に設置した機器（歩車間通信端末他）の表示画面を段階的に示しており、車両（方路①）と歩行者（方路②）の衝突に至る表示画面の遷移を確認することとした。尚、実験シナリオについては図 2.2.2-3 (a)を参照のこと。

・ 歩行者検知情報

本情報は、インフラレーダーが検知範囲内に存在する歩行者や自転車の位置、速度等を検知してから、ITS 無線経由で歩車間通信端末へリアルタイム伝送までに係る物標情報。図 2.2.2-19 (a)の通り、歩行者検知通知端末に青色枠として情報の表示を確認。また同時に、方路①の走行車両に設置された前方撮影カメラ映像（ドライバー視点）には、方路②の歩行者を視認できないことも確認

・ 存在通知情報

本情報は、リアルタイム伝送されるインフラレーダーの物標情報と車両の位置情報（歩車間通信技術の利用・GPSによる測位）から、衝突判定での通知レベルの処理段階であるが、図 2.2.2-19 (b)の通り、歩行者検知通知端末に「歩行者あり」と存在通知情報の表示を確認。また同時に、前方撮影カメラ映像には、方路②の歩行者は視認できないことも確認

・ 注意喚起情報

本情報は、引き続きリアルタイム伝送されるインフラレーダーの物標情報と車両の位置情報から、衝突判定で危険レベルの処理段階であるが、図 2.2.2-19 (c)の通り、歩行者検知通知端末に「歩行者注意」と注意喚起情報の表示を確認。また同時に、前方撮影カメラ映像には、方路②から①へ歩行者の飛び出しも確認

以上のように、見通しの悪い交差点において、走行車両のドライバーには視認できない歩行者等を安定して検知できることを確認した。さらに、インフラレーダーと歩車間通信による連携システムが、歩行者事故低減等に資する協調型安全支援技術として有効性であることを公道環境において実証することができた。



(a)



(b)



(c)

図 2.2.2-19 歩車間通信端末の通知画面((a) 歩行者検知, (b) 存在通知, (c) 注意喚起)

(2) 歩行者・車両レーダー判別技術の開発

安全運転支援等を目的として利用されるインフラレーダーには、道路上を移動する対象物（車両や歩行者等）を判別する機能が求められる。特に、交差点では車両と歩行者が混在するので、その位置情報を通知するためには、複雑な環境で対象物を正確に判別しなければならない。79 GHz 帯ミリ波レーダーは距離分解能や速度分解能が高いため、物体の種類を判別する性能も高まると期待されている。

しかし、ミリ波レーダーエコーの電力あるいは速度の測定値だけで、物体を判別することは難しい。理由の1つは、レーダーエコーの強弱が物体の材質以外に物体表面の形状や向きさらにはレーダーからの距離にも依存するため、必ずしも歩行者からのエコー強度が車両より弱いとは限らない。他の理由としては、通常、車体での散乱点がまばらでその強度も一定ではないため、車両の局所からの反射か車両付近にいる歩行者からの反射かを簡単に判別できない場合も多い。特に、車両と歩行者が混在している交差点においてはこのような状況が発生する。

本研究開発では、特に交通弱者である歩行者を主な検知対象としている。そのため、一般道の環境に適用可能なレーダー判別技術の開発に取り組み、実交差点で取得したレーダーデータを用いてその有効性を検証する。ミリ波レーダーによる判別処理アルゴリズムとしては、実環境のレーダーデータを活用した機械学習の適用を試行する。

この際には、ターゲットを特徴付けるようなレーダーエコーの物理量を数値化することがポイントとなる。例えば、散乱エコーのピーク電力やドップラー周波数の広がり等が特徴量となる。これら特徴量を選別していく開発の過程が判別性能を高めるために重要であり、実際の対象物である歩行者、自転車、乗用車、トラックやバス、オートバイ等のレーダーデータに対して詳細な解析を実施してきた。

これら抽出された特徴量に基づき生成される判別器として、主に機械学習手法の一つである SVM (Support Vector Machine) を用いた検討を行っている。また、昨今の技術トレンドを鑑みたトライアルとして、DL (Deep Learning) 判別器の適用にも取り組んでいる。これらの判別器の最大な違いは、判別に用いる特徴量を手動で作成するか、学習プロセスにおいて自動で生成されるかである。つまり、SVM 判別器は、設計者が抽出した特徴量を用いて物体を判別するので、判別率を向上するために特徴量を直接変更することになる。

一方で、DL 判別器は、特徴量の抽出までを機械学習に任せられるため、人的な労力を大幅に減少できる。しかしながら、DL は主にカメラ画像を処理対象としているため、レーダーデータへの適用性は未知数である。今回は、技術的な可能性を探る目的とし、レーダーデータ処理の異なる機能に対して、異なる DL 手法の適用を検討した。具体的には、レーダーデータから抽出された物体領域に対し判別のみを実現する DL 判別器と、物体領域の抽出と判別を同時に実現する DL 検出器の開発に取り組んだ。

< SVM 判別器の有効性検証 >

SVM 判別器は、学習データを利用して、特定の判別式の関連パラメータをチューニングすることによって具現化される。学習データは、特徴ベクトルの形で表現される。尚、学習データから判別器を生成するツールやライブラリは公開されており、今回は広く利用されている OpenCV の SVM モジュールを参照することにした。

SVM 判別器は、基本的に 2 クラスの判別器である。つまり、入力される 1 つの特徴ベクトルに対して出力は二者択一であり、例えば四輪車か歩行者というように設定する。3 つのクラスを判別するような場合には、2 段構成の SVM 判別器としている (図 2.2.2-20)。入力される特徴ベクトルに対し、1 段目 SVM 判別器では「四輪車」と「その他」に判別し、2 段目 SVM では 1 段目出力の「その他」を「歩行者」と「自転車」に判別する。ただし、1 段目 SVM 判別器の「その他」出力が自転車を含む歩行者を意味しているため、1 段目 SVM 判別器だけを利用して歩行者を四輪車から区別することができる。

図 2.2.2-21 に SVM 判別器の生成時、及び実行時の処理プロセスについて全体像を示す。オフライン学習プロセスでは、特徴ベクトルを用い SVM 判別器を生成する。オンライン判別プロセスでは、生成した SVM 判別器を用いて、ミリ波レーダーで検出される物体領域に対して物体の種別を判定する。3 種類の物体、つまり四輪車、歩行者、自転車を判別するためには、3 種類の学習データを用意することになり、学習データに必要な正解タグは手動で付与している。

はじめに、四輪車データと、歩行者と自転車のデータを区分せず一括りにしたデータ (その他) を使用して、1 段目 SVM 判別器をトレーニングして生成する。次に、歩行者データと自転車データを使用し、2 段目 SVM 判別器を生成する。これら生成した SVM 判別器をオンライン判別のプロセスにおいて実行する。つまり、オンライン判別プロセスでは、特徴量抽出までがオフライン学習プロセスと同様であり、その後の SVM 判別器において物体の種別を出力する。

くわえて、後処理のブロックでは、隣接する物体枠で形成した大枠に対して、所属する物体枠の判定結果を統合または修正する。前述したように、1 つの物体から複数の物体枠を検出する可能性がある。図 2.2.2-22 (a) の例では、大枠に入った 2 つの物体枠が両方とも四輪車と判定されている。この場合、後処理のブロックでは、2 つの物体枠の距離に基づき、統合して 1 台の四輪車と判定するか否かを判定する。図 2.2.2-22 (b) の例では、歩行者が車両の近傍に存在する可能性も高いと見させれば、1 台の四輪車と 1 人の歩行者が存在する。図 2.2.2-22 (c) の例では、四輪車と判定された 2 つの物体枠の間に歩行者の物体枠が挟まれている。この場合、例えば歩行者と車両の想定される位置関係に基づいて、歩行者の物体枠を誤判定と見なし、3 つの物体枠を統合して 1 台の四輪車と判定する。

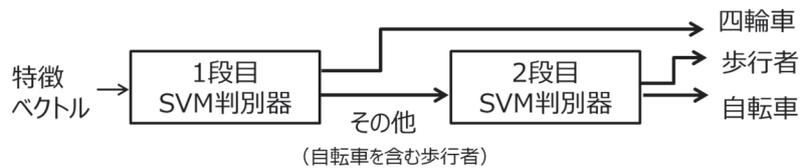


図 2.2.2-20 2 段階構成の SVM 判別器成

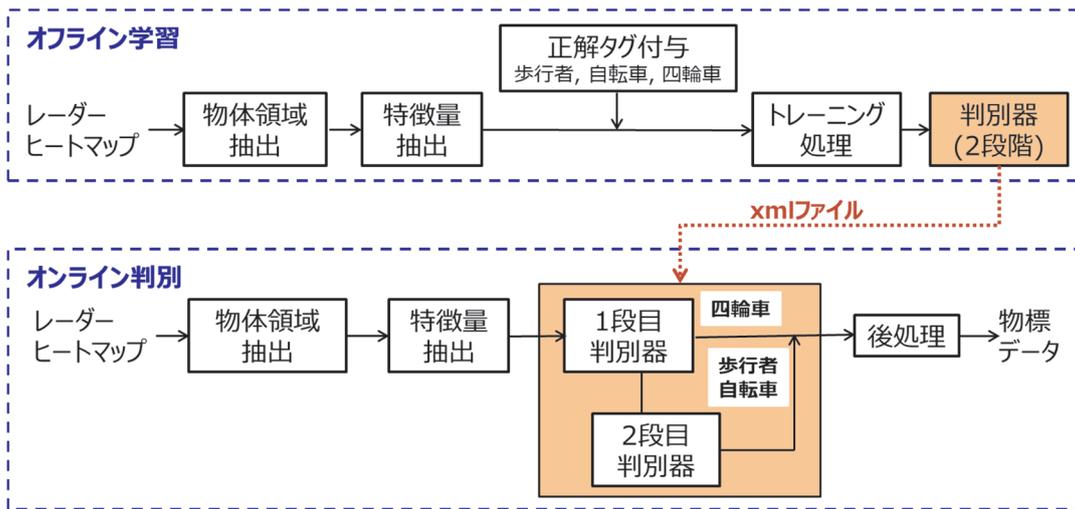


図 2.2.2-21 SVM 判別器の生成と実行

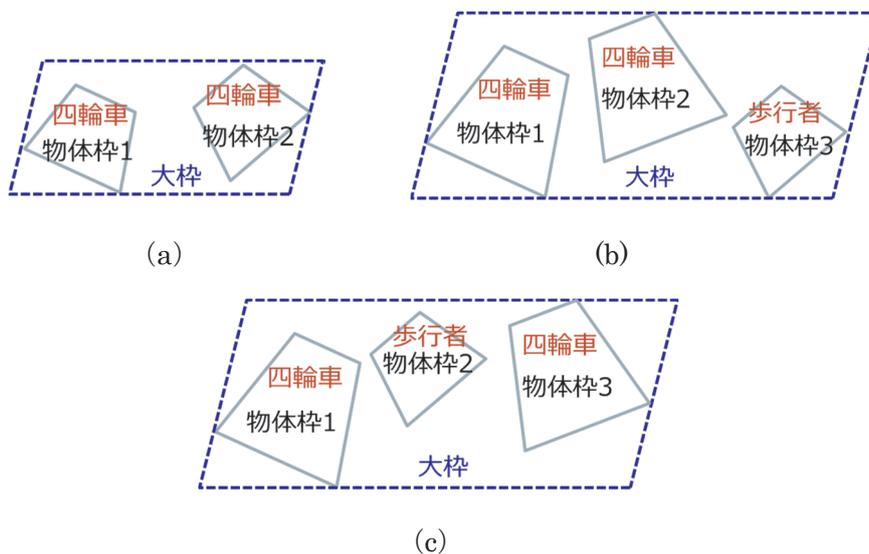


図 2.2.2-22 後処理の事例説明図

ここで、SVM 判別器を適用した一連のプロセスにおいて、入力するレーダーデータと特徴量抽出に関する詳細を説明する。

・レーダーデータ

SVM 判別処理の元データとなるレーダー走査データの例を図 2.2.2-23 に示す。図において、左側はエコー電力、右側はドップラー速度のヒートマップを示す。横軸は方位角、縦軸はレンジである。実際の対象物を視認するために、図 2.2.2-24 にはレーダー視点のカメラ画像を示している。レーダーヒートマップ及びカメラ画像に描かれた矩形の物体枠（黄点線）は、レーダーが検出した物体の補足領域を示している。図から分かるように、この例では歩行者に対し一つの枠、車両に対し分離した 2 つの枠が検知された。各物体枠に複数のセルが含まれており、各セルがエコー電力とドップラー速度値を有する。SVM 判別器はこれらの物体枠を対象とし、歩行者か車両かを判別する。図 2.2.2-25 に検出された物体枠の拡大イメージを示す。

・特徴量抽出

判別用の特徴量は、物体枠のヒートマップ情報を元に設計するが、複数の特徴量による特徴ベクトルが形成される。特徴ベクトルの次元数について、理論的な制限がないが、次元数の増大に伴い必要な学習データ数と学習時間が大幅に増大するので、次元数を必要最小限に抑えるべきである。本検討では、学習データ数としては数千のレベルを想定し、特徴ベクトルの次元数は数十以下を目処とした。

ここで、実際には 1 つの物体から複数の分離した物体枠が検出されるケースも多いため、近隣する物体枠を考慮した特徴を判別に利用することも有効である。そこで、近隣する物体枠を 1 つの大枠に括り、その大枠についても特徴量を抽出する。今回の検討では、物体枠、及び複数の物体枠を括る大枠から算出される特徴量が、結果的に 30 次元程の特徴ベクトルを構成する。

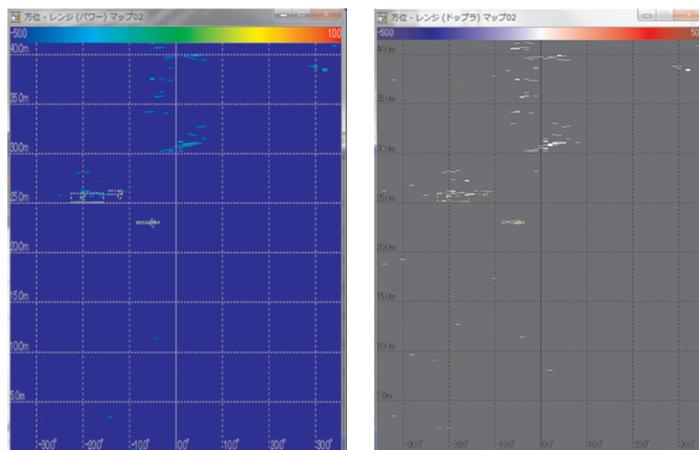


図 2.2.2-23 レーダー走査データ



図 2.2.2-24 レーダー視点のカメラ画像

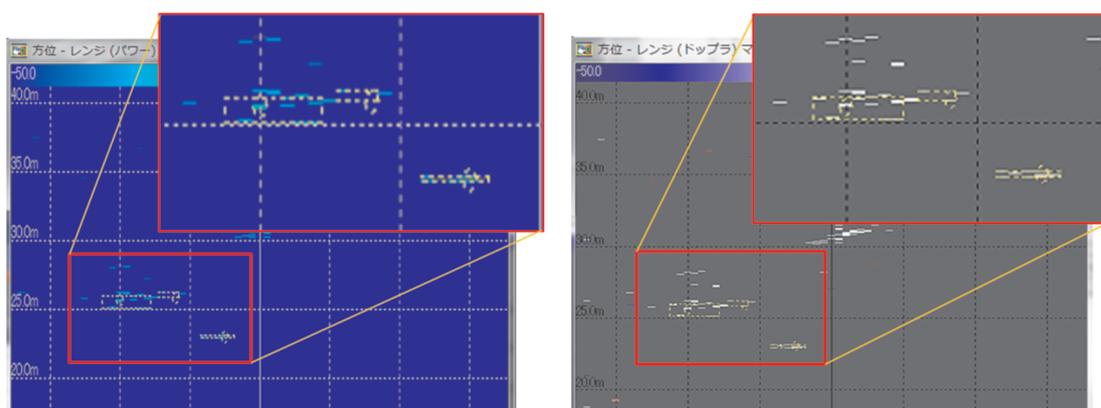


図 2.2.2-25 検出された物体枠

以上のように、SVM 判別処理を実装するためには、レーダーデータから特徴ベクトルを生成し、更に教師付き学習データから判別器を構成する必要がある。

くわえて、後処理のブロックでは、隣接する物体枠で形成した大枠に対して、所属する物体枠の判定結果を統合または修正する。前述したように、1つの物体から複数の物体枠を検出する可能性がある。これに対処する方法として、まず SVM 判別器で各物体枠を判別し、そして後処理で物体枠を正確にまとめる。

判別処理部の出力である物標データは、レーダー走査のフレーム単位で時系列に生成される。この物標データを入力として、後段のトラッキング処理部ではターゲットの軌跡や移動ベクトルを推定する。ここで、ミリ波レーダーの検知エリアに進入してくる車両をターゲットとすると、レーダー設置点に近づくにつれて、点群データから生成される特徴量が安定して得られるようになる。そのため、フレーム単位の時系列なデータを扱うトラッキング処理部においても、複数のフレームに渡って生成される種別情報を用いた判定を行っている。

以降、実際の交差点を横断する歩行者や自転車を対象として、上述したミリ波レーダーによる判別処理技術に関するフィールド検証について説明する。図 2.2.2-26 は、本検証実験を実施した一般道交差点におけるレーダー設置点と歩行者や自転車の検知範囲、及び今回の評価対象エリアとした横断歩道との位置関係を示している。すなわち、ミリ波レーダーから見て、三十数メートル程度の距離を横方向に移動する歩行者や自転車を四輪車と分類して検出する機能について検証した。

ここで、本フィールドは、2.2 節で述べた公道実験の環境と同一であり、一般的な片側 2 車線の幹線道路に対して片側 1 車線の道路が交差している。道路幅が狭いにも関わらず交通量が多く、朝方の時間帯に歩行者や自転車の通行が増える。実験システムは、路側柱に設置しており、主にレーダーユニットとキャビネット内に置かれた制御ユニットで構成されている。図 2.2.2-21 に示した対象物判別のデータ処理プロセスは、実験システムの制御ユニットに実装して動作させることも想定した設計となっている。

フィールド検証に向けた事前の取組みとして、機械学習を用いた判別器の開発を行った。はじめに、実際の交差点を模擬した環境が構築可能なテストコース（日本自動車研究所所有）において、主に流入路を想定した条件での四輪車（トラックやセダン等）に対するレーダー走査データを取得した。次に、今回の対象交差点において取得したレーダー走査データもくわえて、学習データおよび評価データのセットをそれぞれ作成している。結果的には、学習用のデータ数として歩行者 4600、自転車 3450、四輪車 6430 を夫々準備して、レーダーデータの特徴量抽出を実行した後に SVM の特徴ベクトルを更新する作業を実施した。

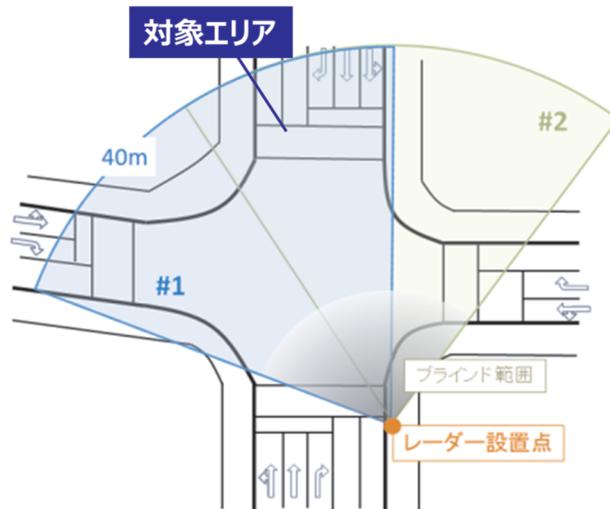


図 2.2.2-26 歩行者・自転車の判別機能検証における評価対象エリア

次に、評価用のレーダーデータとしては、対象エリアとする横断歩道上に、歩行者のみが存在する時間として 151 秒間、自転車のみが存在する時間として 135 秒間を抽出した。具体的には、歩行者のみが存在する時間帯については、80 分間のレーダーデータからフレーム単位で選別する作業を行っている。また、自転車のみが存在する時間帯については、自転車の滞留時間が短いことから、4 時間分のレーダーデータから同様にしてフレーム単位での抽出を行った。

表 2.2.2-1 は、歩行者、自転車の各々評価データに対する判別率の解析結果を示す。この表では、歩行者・自転車のカテゴリと四輪車のカテゴリに判別した場合と、さらに 2 段目の判別器出力として歩行者と自転車の分類を実行した場合の両方を示している。つまり、歩行者については歩行者・自転車のカテゴリへの判別率が 95% 以上、自転車については同様の判別率が 97% 以上であり、いずれのターゲットについても四輪車との判別については高い性能を実現できていることが分かる。

一方で、歩行者と自転車の判別機能としては、歩行者について判別率 70% 程度、自転車について判別率 80% 程度の性能となっている。このような傾向は、歩行者と自転車から抽出されるミリ波レーダーの特徴量が互いに相関が高いためであり、相互の判別率においてもその特性が反映される結果となっている。特に、交差点を横断する際の自転車は、比較的低速であることや自転車を押して移動する場合もあり、歩行者の移動速度や動きとの物理的な特性差が小さくなる。

表 2.2.2-1 歩行者・自転車の判別率解析結果 (単位: %)

判別対象	歩行者・自転車		四輪車
	歩行者	自転車	
歩行者	95.5		4.5
	71.6	23.9	
自転車	97.3		2.7
	16.2	81.1	

表 2.2.2-2 及び表 2.2.2-3 には、フレーム単位で集計したミリ波レーダー判別器の出力について解析した結果を示している。表 2.2.2-2 に示すように、歩行者の横断事象が合計で 45 回抽出されており、その 5 回分を小計する形で、歩行者のみの存在時間フレーム数とそれに対する判別結果を確認することができる。また、表 2.2.2-3 示すように、自転車の横断事象は合計で 40 回抽出されており、自転車のみの存在時間フレーム数とそれに対する判別結果が確認できる。

各横断事象に対して眺めてみると、例えば、四輪車への誤判別が一部事象において相対的に多く発生していることが分かる。実際には、複数の歩行者や自転車が固まりのようになって同一方向に移動する場合等において、四輪車との判別が困難になる傾向が分かっている。

表 2.2.2-2 歩行者横断事象に対する判別器出力の解析 (単位: フレーム数)

歩行者 横断事象	歩行者 存在時間	レーダー判別器出力			
		歩行者/自転車	歩行者	自転車	四輪車
#01~05	377	361	275	86	16
#06~10	442	422	320	102	20
#11~15	315	306	203	103	9
#16~20	365	345	259	86	20
#21~25	495	459	319	140	36
#26~30	206	203	170	33	3
#31~35	196	186	135	51	10
#36~40	214	211	185	26	3
#41~45	390	372	283	89	18
合計	3000	2865	2149	716	135

表 2.2.2-3 自転車横断事象に対する判別器出力の解析 (単位：フレーム数)

自転車 横断事象	自転車 存在時間	レーダー判別器出力			
		歩行者／自転車	歩行者	自転車	四輪車
#01	69	69	2	67	0
#02	40	39	0	39	1
#03	52	52	12	40	0
#04	48	48	2	46	0
#05	50	50	3	47	0
#06	57	57	2	55	0
#07	43	43	3	40	0
#08	12	12	0	12	0
#09	130	123	14	109	7
#10	57	57	6	51	0
#11	27	27	0	27	0
#12	64	64	21	43	0
#13	142	141	10	131	1
#14	49	49	3	46	0
#15	18	18	6	12	0
#16	41	41	2	39	0
#17	41	41	10	31	0
#18	111	88	21	67	23
#19	85	84	3	81	1
#20	59	58	3	55	1
#21	53	53	28	25	0
#22	63	63	7	56	0
#23	119	96	27	69	23
#24	72	72	8	64	0
#25	56	54	2	52	2
#26	90	89	0	89	1
#27	127	122	42	80	5
#28	49	48	7	41	1
#29	39	39	0	39	0
#30	61	61	29	32	0
#31	56	55	1	54	1
#32	83	83	41	42	0
#33	76	75	23	52	1
#34	76	74	19	55	2
#35	59	58	10	48	1
#36	55	54	30	24	1
#37	142	141	12	129	1
#38	37	37	24	13	0
#39	128	127	6	121	1
#40	82	82	1	81	0
合計	2718	2644	440	2204	74

ここでは、交差点内を走行する四輪車に対する判別機能についても同じフィールドで検証実験を行ったので、その結果について説明する。本検証実験は、交差点を横断する歩行者を判別、検知するミリ波レーダー機能の実証において、通過する四輪車が横断する歩行者と誤判別される可能性を事前に確認する位置づけで行った。

図 2.2.2-27 には、今回の交差点フィールドにおいて、対象とした流入路とレーダー設点との関係を示す。レーダーデータの判別処理を施した通過車両は合計で約 6 千台であり、横断歩道を通過した直後の流入時、及び各方向への分岐が確定するタイミングにおけるミリ波レーダー判別器の出力結果を用いて、四輪車としての判別率を解析した。尚、今回対象とした流入車両の分岐率は、直進が 71 %、右折が 13 %、左折が 16 %であった。

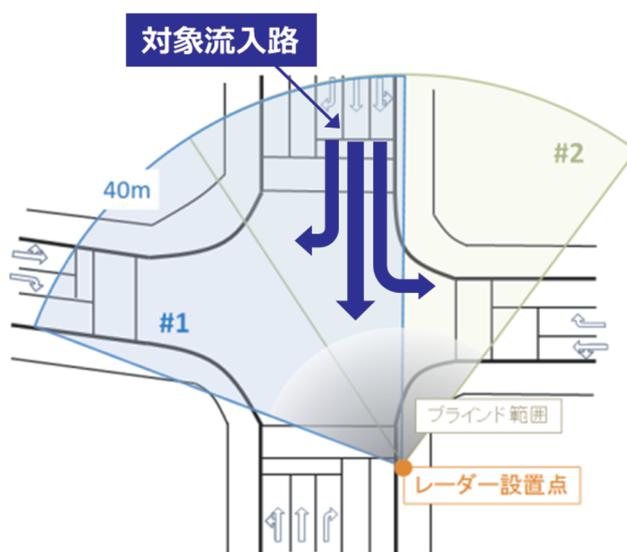


図 2.2.2-27 走行四輪車の判別機能検証における対象流入路

表 2.2.2-4 には、交差点に流入する車両を対象とし、各分岐方向に対する四輪車としての判別率を解析した結果を示している。この表から、今回用いたミリ波レーダーの判別器は、右折時に対する性能が特に劣っていることが分かる。要因としては、学習用データとして相対的に右折車両のレーダーデータを少なかったこと等が考えられる。また、左折時についても直進時と比較すると判別率が下がっていることから、低速な車両であり且つミリ波レーダーから見て横方向へ移動する場合、判別が難しくなる傾向が見られる

表 2.2.2-4 四輪車の判別率解析結果 (単位: %)

	四輪車	自転車・歩行者	
		自転車	歩行者
流入	95.0	4.8	0.2
直進	99.7	0.2	0.1
右折	83.9	16.2	0.1
左折	93.9	4.9	1.1
平均	94.1	5.9	

< レーダーデータへの DL 適用検討 >

Deep Learning に用いるニューラルネットワークの階層構造には、多くの提案がなされている。ここでは、2種類のネットワーク構造を選定し、レーダーデータへの適用性を検証している。1つ目は DL 判別器と呼ぶこととし、画像判別で大きな成功を収めた畳み込みニューラルネットワーク (CNN : convolutional neural network) の原型とも言える LeNet をベースにしている。2つ目は DL 検出器と呼ぶこととし、物体の検出と判別を同時に実現できるニューラルネットワークとして画像分野で広く利用されている Yolo をベースとする。

はじめに、DL 判別器の検討について述べる。DL 判別器で利用するミリ波レーダーの元データを図 2.2.2-28 に示す。この図において、左側は反射電力、右側はドップラー速度のヒートマップである。座標系はレーダー位置を原点とした直交座標系であり、赤い枠は物体領域を示している。ここで、このレーダーデータを DL 判別器に利用するため、画像データに変換する。画像データは、上記物体領域の情報に基づいて作成する。具体的に、物体領域内の各セルを画素として扱い、各画素の RGB 値を下記のように算出する：

R : エコー電力値、G : ドップラー速度値、B : レンジ値

また、算出した RGB 値を指定範囲 (各 16 ビット) に正規化した上で、検出した物体領域のサイズを指定サイズ (30×30) に拡大または縮小する。図 2.2.2-29 に作成した歩行者の画像例、図 2.2.2-30 に作成した四輪車の画像例を示す。

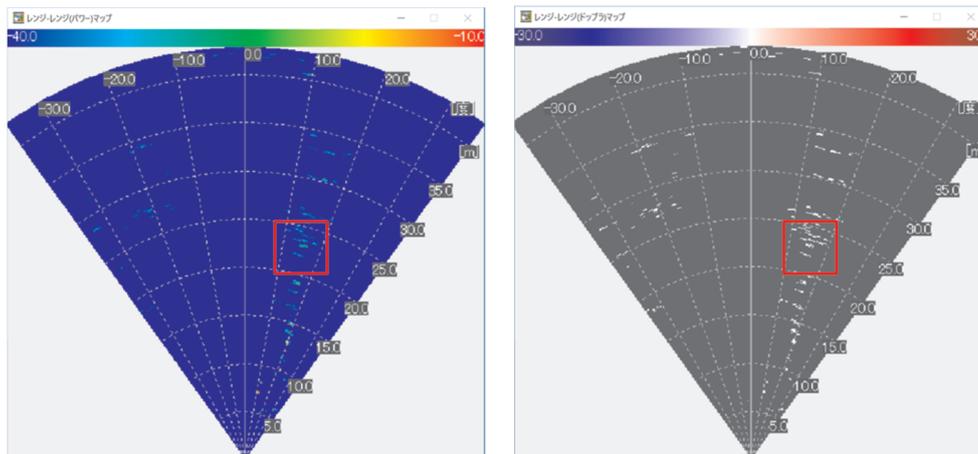


図 2.2.2-28 レーダーエコーのヒートマップデータ

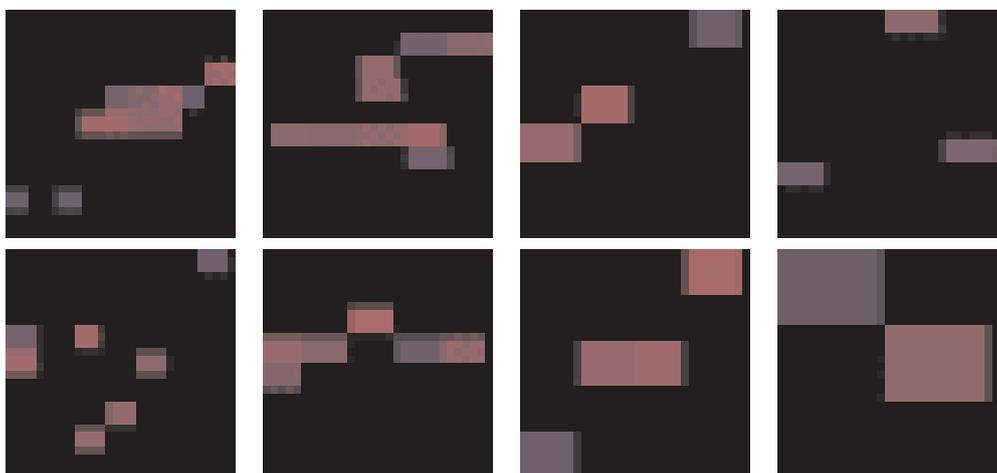


図 2.2.2-29 歩行者エコーデータの画像化例

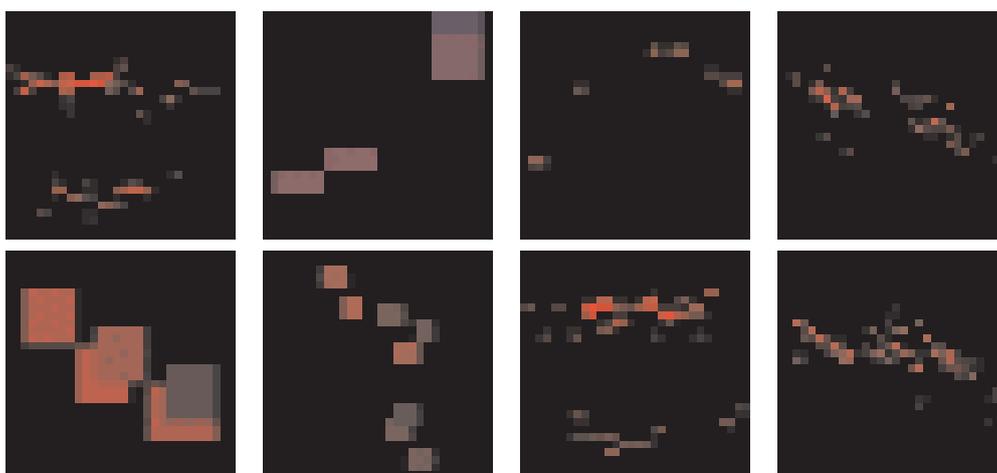


図 2.2.2-30 四輪車エコーデータの画像化例

DL 判別器の学習データとしては、作成した画像に対してデータ拡張の処理を行う。このデータ拡張により、学習データの数を増加させて、DL 判別器のロバスト性と汎用性を向上させることができる。ここでは、レーダーデータの特性を踏まえて、下記 3 種類の拡張処理を実施した。

ランダムノイズの付加：

各学習用画像に対し、Gaussian ノイズを付加する。ノイズの位置と強度はランダムに決定する。

左右反転：

各学習用画像に対し、レーダーの正面方向を軸に左右反転の処理を行い新しい画像を作成する。

弾性変形：

各学習用画像に対し、各画素の値を変更し変形画像を作成する。具体的に、まず各画素に対しランダムな移動量を与える。そして、移動先位置に基づき、内挿補間により新しい画素値を周辺の画素値から求める。最後に、全画素の新しい画素値で変形画像を作成する。

データを作成した後に、Deep Learning では、入力用画像データから特徴量を抽出する必要がなく画像のままネットワークに与えるが、画像内の変動をなるべく抑えるような前処理が通常必要である。本検討では、前処理として DL のフレームワークから提供されている平均値除去と平坦化処理を実施した。歩行者と四輪車を判別対象とするので、歩行者と四輪車の画像データを大量に作成し、学習用データセットと評価用データセットをそれぞれ用意する。

DL 判別器について効率の良い具現化検討を行うために、既存のフレームワークを活用する。これにより、多層で複雑なネットワーク構造と大量なパラメータ調整を一から構築する必要がなくなり、実績のあるネットワーク構造と学習済みのパラメータをスタートラインにすることができる。しかし、現状でレーダーデータに対応する標準的なフレームワークは見当たらない。

ここでは、画像特性が比較的レーダーデータに近いと思われる手書き数字の認識に実績のあるフレームワーク Caffe を参照している[3]。Caffe には、手書き数字の認識に有効なニューラルネットワーク LeNet が提供されている。この LeNet をスタートラインとして、レーダーデータに適用するベースネットワークを構築する。次に、構築したベースネットワークをチューニングし、実環境に対応するネットワークを構築し、その性能を検証する。構築したニューラルネットワークについて、既存の LeNet と対比したのが表 2.2.2-5 である。

表 2.2.2-5 構築したネットワークと LeNet の比較

項目	種類	特徴	
		構築したネットワーク	LeNet
入力	画像データ	種類: RGB サイズ: 30×30 バッチサイズ: train 18/test 18	種類: grey サイズ: 28×28 バッチサイズ: train 64/test 100
層の構成	1 Convolution_1	(同左) ただし、活性化関数に ReLU を追加	特徴マップ数: 20 サイズ: 5×5 スライド: 1
	2 Pooling_1	(同左)	種類: MAX サイズ: 2×2 スライド: 2
	3 Convolution_2	(同左) ただし、活性化関数に ReLU を追加	特徴マップ数: 50 サイズ: 5×5 スライド: 1
	4 Pooling_2	(同左)	種類: MAX サイズ: 2×2 スライド: 2
	5 Convolution_3	特徴マップ数: 50 サイズ: 5×5 スライド: 1 活性化関数: ReLU	(無し)
	6 Pooling_3	種類: MAX サイズ: 2×2 スライド: 2	(無し)
	7 Dropout_1	割合: 0.2	(無し)
	8 Fully-Connected_1	(同左)	出力数: 500 活性化関数: ReLU
	9 Dropout_2	割合: 0.2	(無し)
	10 Fully-Connected_2	出力数: 5	出力数: 10
出力	クラス Label 数	5 クラス: ③四輪車、②歩行者、③~⑤未定	10 クラス: 数字 0~9

これまで実施してきたテストコース実験等で蓄積したレーダーデータより学習用データセットと評価用データセットを作成した。学習用データセットを利用し、ベースネットワークを構築した。構築したベースネットワークに対し、評価用データセットより評価結果を取得した。学習結果を表 2.2.2-6、評価結果を表 2.2.2-7 にまとめた。

表 2.2.2-6 ベースネットワークの学習結果

		歩行者	四輪車
オリジナルデータ数		4313	4029
拡張後データ数		17252 (4313*4)	16116 (4029*4)
学習回数		10 万回	
学習	Accuracy	0.86	
効果	Loss	0.33	

表 2.2.2-7 ベースネットワークの評価結果

		歩行者	四輪車
データ数		1387	1654
正解数 (率)		1315 (94.8 %)	1419 (85.8 %)

学習結果において、Accuracy は学習データに対する正解率、Loss は学習データの予測と正解のずれの度合いを示す。Accuracy は学習の収束度合いを示し、学習の回数が充分かどうかの判断に利用できる。Loss は汎化度を示す値であり、値が小さいほどネットワークの予測と正解との一致度が高くなる。

上記ベースネットワークの構築に利用されたデータは、主にテストフィールドの実験データであるため、歩行者と四輪車の行動パターンは比較的少ない。このベースネットワークを実環境へ適用する際に、実環境のデータによるチューニング学習が必要と考える。実環境への適用性を評価するため、一般道交差点に設置したレーダーから取得した実環境データを利用し、ネットワークのチューニング学習と評価を実施した。表 2.2.2-8 にチューニング学習、表 2.2.2-9 に評価の結果を示す。

また、参考のため、図 2.2.2-31 に歩行者判別の成功例、図 2.2.2-32 に歩行者判別の失敗例、図 2.2.2-33 に四輪車判別の成功例、図 2.2.2-34 に四輪車判別の失敗例をそれぞれ示す。

表 2.2.2-8 実環境に対するチューニング学習結果

		歩行者	四輪車
オリジナルデータ数		2227	1629
拡張後データ数		8892	6516
学習回数		400 万回	
学習	Accuracy	0.97	
効果	Loss	0.10	

表 2.2.2-9 実環境に対する判別性能評価結果

	歩行者	四輪車
データ数	500	500
正解数 (率)	488 (97.6 %)	434 (86.8 %)



図 2.2.2-31 歩行者判別の成功例



図 2.2.2-32 歩行者判別の失敗例



図 2.2.2-33 四輪車判別の成功例



図 2.2.2-34 四輪車判別の失敗例

以上のように、開発した DL 判別器の評価結果として、歩行者に対し約 95 %、四輪車に対し約 85 %の正解率を得ることができた。初期段階の検証結果としては、高い正解率が得られたと考えており、継続的な技術開発により、実用的な DL 判別器の実現可能性も高まるものと思われる。

より実用的な DL 判別器を実現するためには、いくつかのアプローチが必要になってくる。1つはデータ範囲の拡大と分類である。もう1つはニューラルネットワーク構造の最適化である。1つ目については、レーダーデータ数と取得環境の拡大がまず必要である。レーダーデータを蓄積するため、物体種類、測定範囲、更にアプリケーション関連の行動パターンなどを考慮しデータ収集とデータ分類を実施する。Deep Learning は Data Driven とも言われるように、大規模なレーダーデータベースの構築が実用的な DL 判別器実現の前提条件である。2つ目のネットワーク最適化については、レーダーデータに対してより有効となるような構成検討が必要である。現状、実績のある DL ネットワークは画像向けのものであり、レーダーデータへの適用性を見極めていくことが必要である。

次に、DL 検出器の検討について説明する。画像から物体検出と物体判定を同時に実現するニューラルネットワークも多く開発されている。その中で、画像分野で広く利用されている Yolo について、レーダーデータへの適用性を検討する。

DL 検出器で利用するレーダーの元データを図 2.2.2-35 に示す。図において、左側は反射電力、右側はドップラー速度のヒートマップである。座標系はレーダー位置を原点とした直交座標系である。DL 判別器用データと同様にして、ヒートマップ内の各セルを画素にし、各画素の RGB 値を算出してカラー画像を作成する。

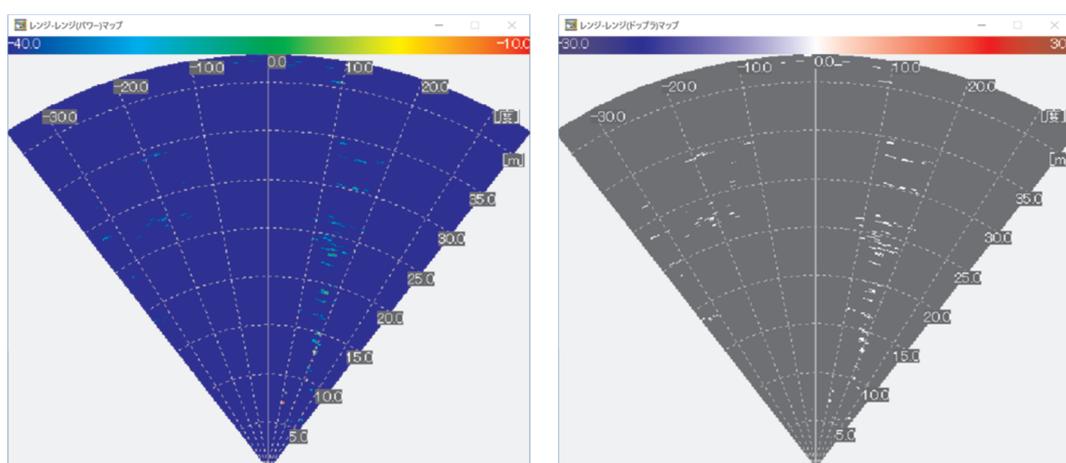


図 2.2.2-35 レーダーのヒートマップデータ

この画像をそのまま Yolo に入力することも可能であるが、物体領域の画素数を十分に確保しないと検出が困難なため、レーダーの分解能に基づき画像のスケールを調整する。また、DL 検出器の学習を効率的に行うため、レーダー検出範囲の一部、例えば物体があると思われる領域のみを切り出し画像を作成する必要もある。ここでは、物体領域の対応画素数を 15×15 以上、画像サイズを 250×250 前後とし、スケーリング処理と切り出し処理を実施した。

歩行者と四輪車を直接検出できるようにするため、歩行者画像と四輪車画像を多く作成し、学習用データセットと評価用データセットを夫々用意する。学習データとしては画像データと対応物体領域情報を記述したアノテーションファイルで構成する。アノテーションファイルは以下の形成であり、複数の物体領域は行分けして記述する。

[クラス番号] [物体中心の x 座標] [物体中心の y 座標] [物体の幅] [物体の高さ]

ただし、クラス番号は 0~となる数字で、座標、幅、高さは左上を(0,0)、右下を(1,1)とする割合で記述する。図 2.2.2-36 に歩行者の学習データ例、図 2.2.2-37 に四輪車の学習データ例を示す。



図 2.2.2-36 歩行者の学習データ例 (画素数 234×234)

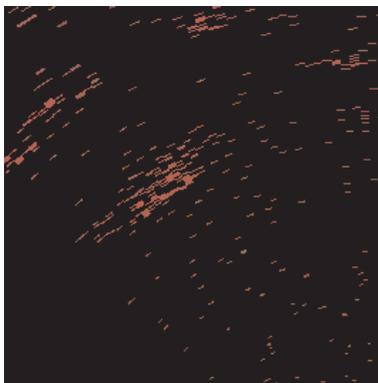


図 2.2.2-37 四輪車の学習データ例 (画素数 267×267)

今回、Yoloに対応した公開のフレームワークである Darknet を参照した[4]。Darknet は 24 層の畳み込み層と 2 層の全結合層を含む CNN ネットワークで構成されている。本検討では、ネットワークの構造は変更せず、設定パラメータの一部はレーダーデータ の特性に合わせて修正を行った。例えば、検出対象を歩行者と四輪車のみ限定するため、クラス数を 2、対応フィルター数を 35 といった値を設定した。

このように設計した DL 検出器を用いて、ミリ波レーダーのヒートマップデータから物体を検出できるかを検証する。そのため、実験フィールドから取得したデータで学習用データセットと評価用データセットを各 1 セット作成した。また、評価実験を効率的に行うため、評価データセットとして歩行者のみのデータと四輪車のみのデータを選定して個別に構成した。本実験で利用したデータ及び関連ヒートマップの数を表 2.2.2-10 に示す。この学習データセットを用いて、10 万回の学習を実行して DL 検出器を生成した。

表 2.2.2-10 DL 検出器の実験用データ数

	歩行者	四輪車
学習データ (3455 ヒートマップ)	2599	2575

図 2.2.2-38～図 2.2.2-41 に、生成した DL 検出器の成功事例の一部を示す。図 2.2.2-38 は歩行者のみ存在、図 2.2.2-39 は四輪車のみ存在、図 2.2.2-40 は歩行者と 1 台の四輪車混在、図 2.2.2-41 は複数四輪車混在の場合を夫々示している。また、図 2.2.2-42 に歩行者未検出、図 2.2.2-43 に四輪車未検出の例を示す。

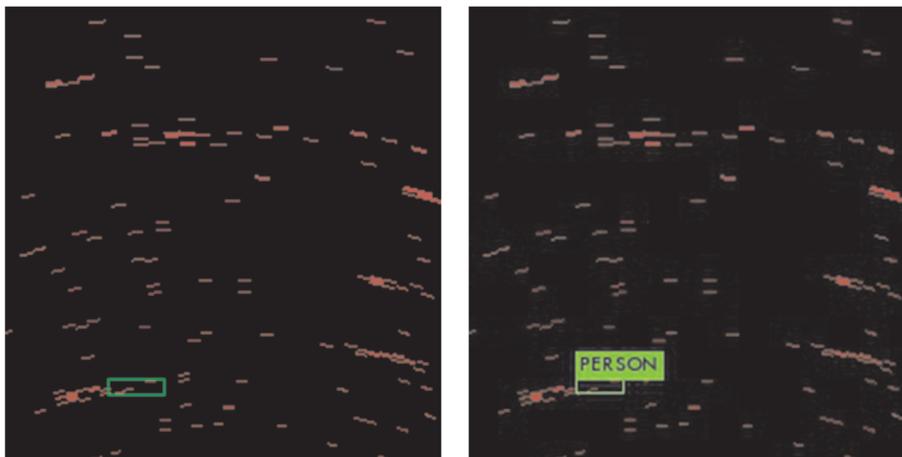


図 2.2.2-38 歩行者検出の成功例 (左：正解、右：検出結果)

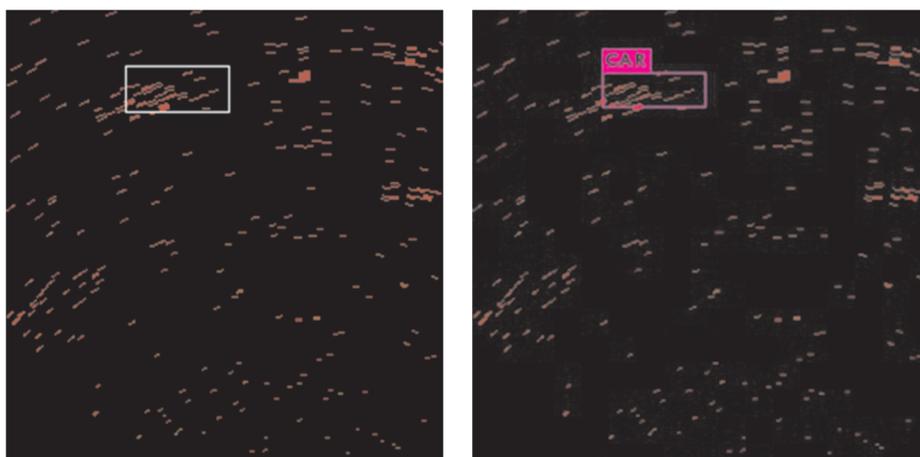


図 2.2.2-39 四輪車検出の成功例 (左：正解、右：検出結果)

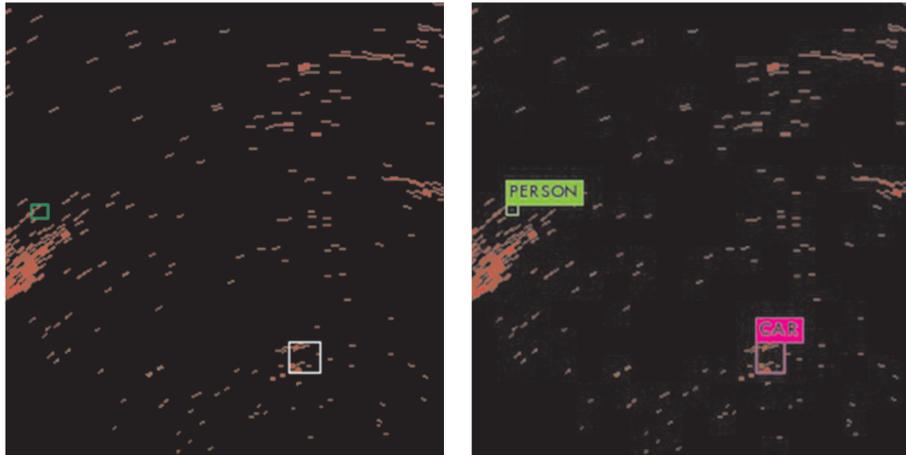


図 2.2.2-40 歩行者と四輪車同時検出の成功例（左：正解、右：検出結果）

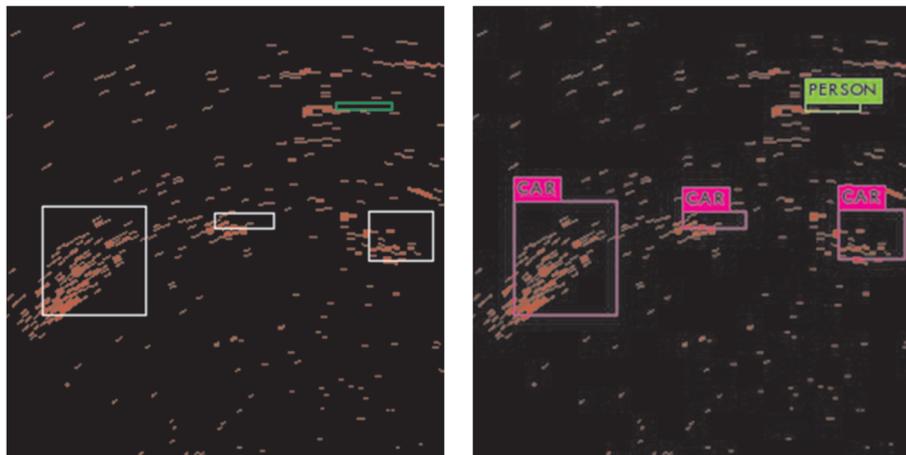


図 2.2.2-41 歩行者と複数四輪車同時検出の成功例（左：正解、右：検出結果）

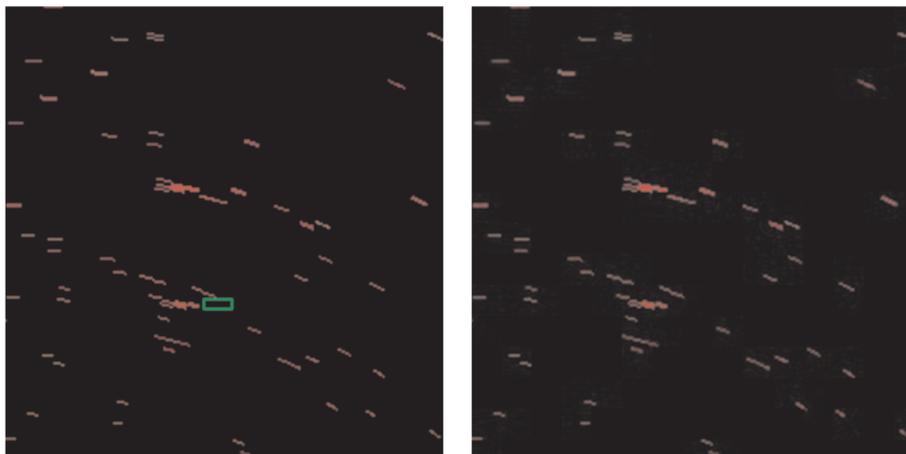


図 2.2.2-42 歩行者未検出の例（左：正解、右：検出結果）

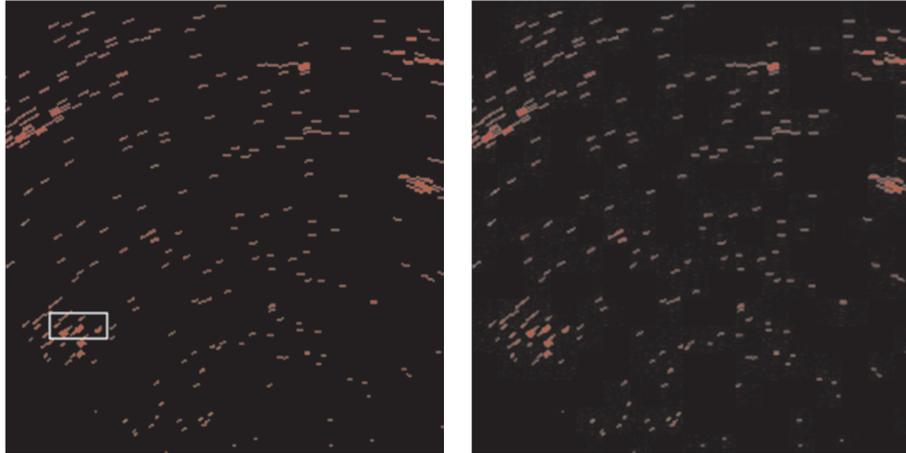


図 2.2.2-43 四輪車未検出の例（左：正解、右：検出結果）

以上のように、Yolo をベースとして構築した DL 検出器を用いて、ミリ波レーダーのヒートマップデータから歩行者又は四輪車の検出と判別を同時に実現できるかを検討した。ミリ波レーダーのデータ処理において、物体領域の検出とその判別は継続した技術課題であり、未だに確立した手法が存在していない。よって、2つの処理を同時に実現できる手法は望ましく、その意味で実用性のある DL 検出器への期待度は高い。

課題は、学習の収束性と汎化性の向上にある。1つ目は、レーダーデータの画像化方法やニューラルネットワークの構造を引き続き検討していく必要がある。また、レーダーデータをニューラルネットワークに入力するための前処理も重要である。また、現在画像データ向けのネットワークからレーダーデータに最適なネットワークを選定または構築しなければならない。2つ目の汎化性については、実用性の高いデータセットの構築方法を検討する必要がある。つまり、学習用データセットを構築する際に、物体の行動パターンなどアプリケーションの利用シーンが含まれるデータの特性を十分に考慮しなくてはならない。

< 機械学習適用検討のまとめと今後の課題 >

ミリ波レーダーによる物体判別を実現するため、SVM 判別器と DL 判別器を構築し実環境のデータで検証した。結果として、SVM 判別器は特定の環境条件において適用できるものと考えられる。一方、DL 判別器は検討が十分でなく適用範囲に不明確な部分があるが、SVM 判別器と同様な性能を実現可能と思われる。SVM 判別器と比べると、DL 判別器は人工的な特徴抽出が不要なため、開発コストの抑制につながる。

実際、SVM 判別器の実用化を加速するため、汎用的な SVM 判別器を求めるよりも特定環境に対応した SVM をいかに効率良く構築できるかがポイントである。つまり、データ取得から特徴量決定、さらに多段構成等を含む処理プロセスの設計といった開発フローの最適化もまた重要である。

DL 判別器については、まず適用するターゲットを拡大して、SVM 判別器同様の性能を確保できるかを検証する。そのため、ニューラルネットワークに最適なレーダー画像データの作成、レーダーデータに最適なネットワーク構造などの基礎研究も不可欠である。併せて、アプリケーションの使用環境における物体の行動パターンから学習用データセットを偏在なく構築する手法も必要になってくる。

今回は、物体の検出と判別を同時に実現できる DL 検出器についても、初期的な検討を実施することができた。DL 検出器に対しては、まずニューラルネットワークに入力するデータの形式とニューラルネットワークの構造について、基本的な見識が求められる。それと同時に、有効的なデータセットとニューラルネットワークを構築して、実環境への対応性能を検証していくことが必要である。

本章の参考文献：

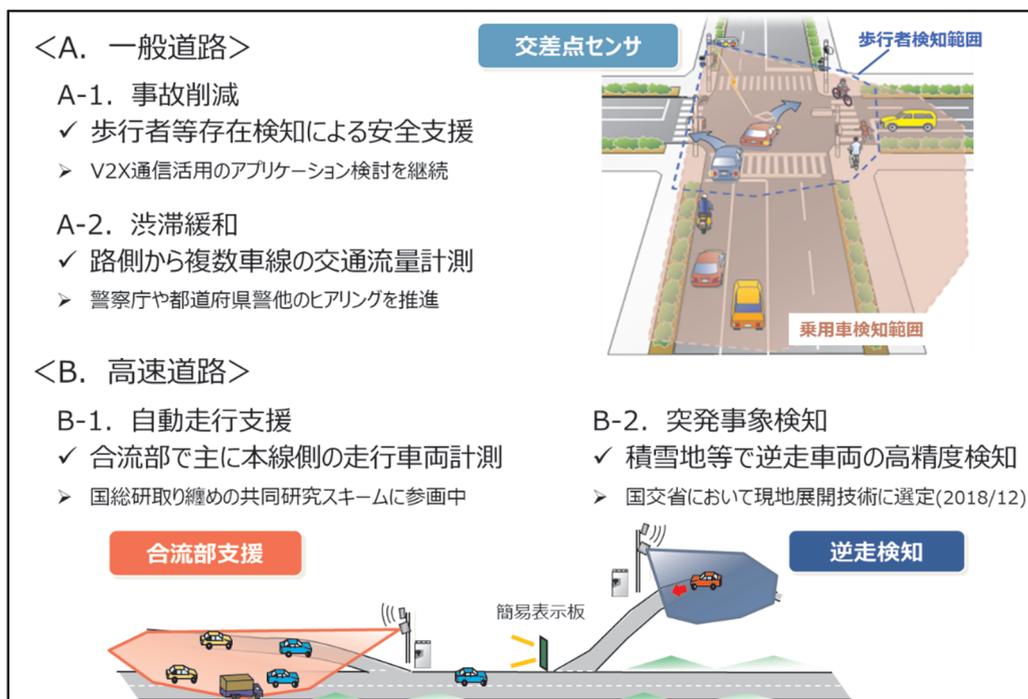
- [1] パナソニック株式会社，“自動運転社会を見据えた路車間通信に関する技術実証の実施について”， 2019 年 1 月 29 日プレスリリース
<https://news.panasonic.com/jp/press/data/2019/01/jn190129-2/jn190129-2.html>
- [2] パナソニック株式会社，“自動運転社会を見据えた路車間通信に関する技術実証について”， 2019 年 1 月 29 日プレスリリース
<https://news.panasonic.com/jp/press/data/2019/01/jn190129-3/jn190129-3.html>
- [3] Caffe
<http://caffe.berkeleyvision.org/>
- [4] Darknet: Open Source Neural Networks in C
<http://pjreddie.com/darknet/>

3. アウトカム目標に向けた取組み

インフラシステムが必要となる運転支援は、主に交差点における右折待ち車両への情報提供であり、路側センサーは死角から接近する対向車と見通しの悪い横断歩道上の歩行者や自転車を検知するために用いる。さらに、一般道路では見通し外の流入路から接近してくる車両を検知する用途や高速道路の合流部では本線側を走行する車両を検知する用途も想定される。いずれの利用シーンも検知ターゲットの位置や速度等をリアルタイムに精度良く取得する必要があるため、コストを抑えて実装可能なミリ波レーダー技術への期待は高い。

つまり、運転支援用途としては、車両から見通しの悪い横断歩道上の歩行者等を検知することが求められる。また別の観点から、例えば交通信号制御の用途では、交差点における方向別交通量を計測することが求められる。日本では、公道の交通量を各車線の頭上に設置した超音波センサーで計測している。すなわち、運転支援のため路側に設置するミリ波レーダーが、複数車線の通過車両台数を計測する機能も実現すれば、インフラ設備としてのトータルコストを抑圧できると考えられる。

したがって、インフラレーダー技術の出口検討としては、以下に示すような実用化の取組みを推進しており、今年度の具体的な成果は次の通りである。



・ 実用化の取り組み

コスト競争力を確保するため、将来の海外展開も見据えた汎用性の高いミリ波レーダーの性能仕様を策定しつつ、警察庁をはじめ高速道路会社等の公共インフラを整備する関係機関への訴求活動を継続的に推進している。

一般道の交差点支援に向けた実用化の取り組みとしては、愛知県警察本部等への技術提案を通じて公道実験の実施場所を選定しており、平成 30 年 5 月より名古屋市内の実道に 79 GHz 帯レーダー装置を設置してデータ取得を開始することができた。

また、国土交通省及び東日本高速道路株式会社等が主管する高速道路の逆走車対策技術に関するフィールド検証試験に公募し、平成 30 年 12 月には逆走車を検知する路側センサーの現地展開技術の一つとして選定された。

また、無線通信分野における国際標準化の活動等、その他の取り組みに関する今年度の成果は以下の通りである。

・ 国際標準化／普及啓発活動

ITU-R 等の標準化活動に参画し、他国と連携しつつ 79 GHz 帯レーダーが ITS 用途として広く普及促進されるように技術基準策定を推進している。今年度は、ITU-R 及び APT に対する日本寄書の作成において、ミリ波レーダーに関する提案を担当し、ITS 情報通信システムの利用状況に関する ITU-R 及び APT のレポートを完成させた。

また、平成 30 年 9 月に開催された第 25 回 ITS 世界会議コペンハーゲンでは、歩車間通信とインフラレーダーの連携による歩行者事故低減を目指す取り組みとしてブース展示を行った。さらに、平成 31 年 2 月に開催された SIP 自動走行システムの成果発表会では、パネル展示にくわえて実機を用いた動態展示も実施した。

・ 研究開発運営委員会

昨年度に引き続き、交通制御工学の専門家である東京大学生産技術研究所教授の大口敬氏を委員長として、ヒューマンインターフェースの専門家である慶應義塾大学工学部管理工学科教授の大門樹氏、およびレーダー分野の信号処理の専門家である京都大学大学院情報学研究科教授の佐藤亨氏を委員とする研究開発運営委員会を設置した。尚、今年度の第 1 回運営委員会を 7/12 に開催しており、第 2 回は 10/23 に第 3 回は 12/21 にそれぞれ開催された。

本運営委員会は、路側レーダーに期待される性能要件について、交通管理者や運転者等の利用者視点を含んだ産学官の共通理解を深めるために、有効な取り組みとなっている。また、自動走行に関連する最新の業界動向や国際標準化動向の情報交換にも活用されており、今後の活動に対しても示唆に富んだ場となっている。