２０１８年度～２０２２年度
「戦略的イノベーション創造プログラム（ＳＩＰ）第２期／自動運転（システムとサービスの拡張）／自動運転技術（レベル３、４）に必要な認識技術等に関する研究」

成果報告書

２０２３年２月

国立大学法人 金沢大学
学校法人中部大学 中部大学
名城大学

本報告書は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)が管理法人を務め、内閣府が実施した「戦略的イノベーション創造プログラム（SIP）第2期／自動運転（システムとサービスの拡張）」(NEDO管理番号：JPNP18012)の成果をまとめたものです。

目次

1. 研究開発の内容及び目標

1.1. 研究開発全体の概要

市街地での Level4 相当の自動運転自動車には，車載された AI による高度で自律的な認知・判断機能とともに，それを支援する道路設備，通信設備等のインフラが必要となる．しかし，道路設備･通信設備等のインフラを日本全国に設置するには莫大な予算が必要になるため最低限必要とされるインフラや，またそのインフラのもとで必要とされる認知判断技術を検討する必要がある．一方，最先端の自動運転技術は産業界でまさに競争領域となっているため，最低限必要とされるインフラをオープンな立場で議論可能なアカデミア（大学）の知見が必要不可欠となる．

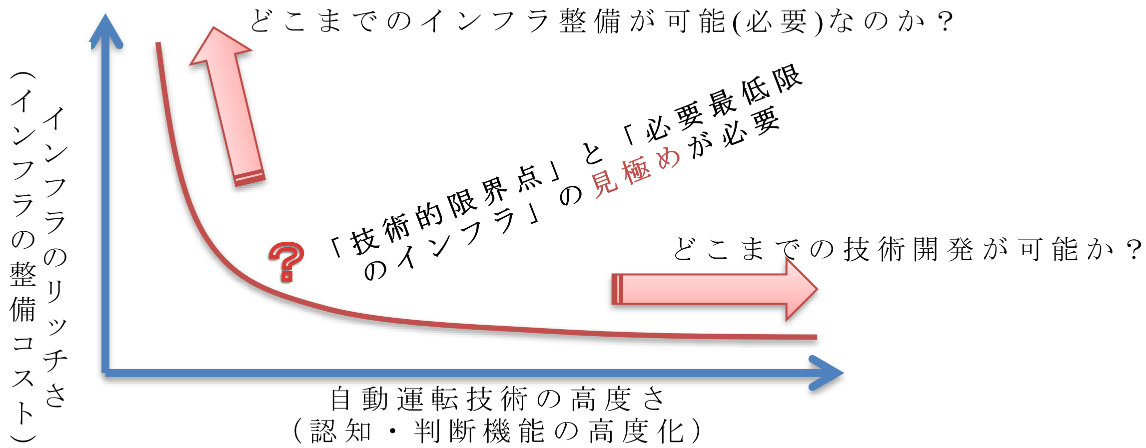


図 1.1-1 インフラのリッチさと自動運転技術の高度差の関係

そこで本事業では，既に自動運転の公道走行実証を行っている大学や，関連する最先端の要素技術の研究を実施している大学との連携により，一般の交通参加者や他の自動運転車が混在する市街地の複雑な交通環境下におけるレベル 4 相当の自律型完全自動運転車の認識・判断技術を構築する．また本事業に参画する大学間のオープンな研究体制で議論を行うことで，自動運転技術における認識技術の精度向上に資するハード・ソフト面のインフラについて提言を示す．そして得られた知見を基に，自動車産業に関連するハードウェア，ソフトウェア，インフラなど多方面のコミュニティに貢献する．

なお，本事業の略称を AD-URBAN（FOT project of Automated Driving system under Real city environment based on Academic Researcher's Neutral knowledge）プロジェクトと称する．

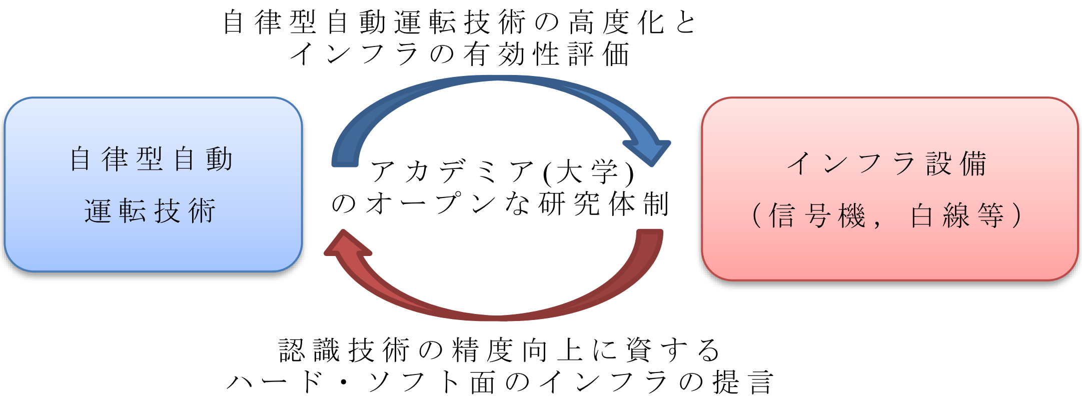


図 1.1-2 アカデミアのオープンな研究体制を用いた
自動運転技術の高度化と認識技術の精度向上に資するインフラの提言

具体的には，以下に示す 6 項目の研究開発項目について検討する．

a.「信号機認識技術の開発及び認識が困難な条件の検討」

b.「遠距離の物体を検知するために必要となる AI 技術の開発」

c.「高精度自己位置技術の開発」

d.「SAKURA-DIVP と連携したシミュレータおよびシナリオの検証」

e.「自律型自動車が走行する状態での問題点の検討」

f.「実証実験」

1.2. 研究テーマごとの研究開発内容と目標

a. 「信号機認識技術の開発及び認識が困難な条件の検討」

自動運転においてスムーズな交差点走行を行うにあたり，信号機の状態を正確に認識することが重要である．信号機は点灯色及び矢印の状態が時間変化する道路特徴物であり，一般的には 2 種類の方法での認識が検討されている． 1 点目はオンボードセンサによる信号機の自律的な認識であり，2 点目は信号機本体と車両との V2I 等の通信による認識である．前者は，車載カメラを搭載した自動運転自動車から画像処理によって信号機の点灯状態や矢印灯を認識する必要がある．太陽光や天候による悪条件下においても頑健な手法の実現が要求されている．後者は信号機の現在の状態やその後の灯火変化のタイミング情報などの正確な信号情報取得が期待され，運転支援システムの一つとして都心部を中心に導入が進められている．自動運転においても，通信情報を得ることによる円滑な交差点走行が期待できるものの，通信機の設置コストの面で課題があるため全ての道路への導入は困難である．

本事業では自動運転時の信号機認識における課題である「認識性能の改善」及び「通信情報の活用による交差点走行の状況判断」の実現を目的とする．車載向けなどの用途で開発されている最新のカメラを活用し，従来のパターン認識技術（①）と最新の人工知能技術（②）の側面から技術開発を行うことで信号認識の性能を最大限に高めた最先端の認識アルゴリズムを実現する．高度な信号認識アルゴリズムの開発に加えて，信号認識の本質的課題である信号機の隠れが発生する状況を考慮して，インフラ支援信号機の V2I 及び V2N 通信によって得られる信号情報の活用方法も検討する．例えば，信号の先読み情報を取得することで不必要な加減速を抑えた最適な交差点進入判断が実現可能である．そこで，V2I 及び V2N 通信としてインフラ支援型信号機を併用した交差点進入判断アルゴリズムを開発し，これを活用した公道実証実験を実施して効果を検証する（①）．信号認識技術の開発とインフラ設備との連携した自動運転技術の開発を相互に行うことで，必要十分な認識能力を得るためのセンサスペックおよびインフラ設備設置について検討する．以下に実施内容と目標を示す．

① パターン認識による信号認識と交差点進入判断アルゴリズムの開発

パターン認識による信号認識では，車両位置からデジタル地図を参照して撮影画像内の信号機を検出して，点灯状態を認識する．車載カメラの画角・解像度に依存するが，120m 程度の遠方から認識する場合は 10×10 ピクセル以下の信号灯や矢印灯を認識する必要があるため，特に矢印信号の状態を正確に認識することが課題である．ま

た，非常に厳しい逆光時では認識アルゴリズムとしての課題だけではなくハードウェアの性能限界によって本質的に認識不適な画像が撮影される．こうした本質的課題を解決可能なセンサの選定および性能評価が重要である．このため，2018 年度では多様な天候・日照条件での信号機認識において，ハードウェアの性能限界による影響を可能な限り低減させ，目標達成に必要なカメラの仕様を検討した．2019 年度の開発では，このカメラを用いてデータ収集および下記②の研究テーマにも使用可能なデータセットの作成を進めた．またこのデータセットを用いて遠方でピクセル数の小さい信号灯及び矢印灯に特化した認識アルゴリズムを開発し，認識率 95%の達成を達成した．2020 年度では交差点進入判断における信号認識の環境不調の要因調査及び悪条件として逆光に特化した認識アルゴリズムを開発して 120m 以内の信号灯及び矢印灯の認識率 99%を達成した．2021 年度に認識対象を点滅信号に拡張し，赤及び黄色の点滅信号の認識アルゴリズムを開発して認識率 95%の達成した．そして 2022 年度には赤・黄色の点灯色判別及び点滅判断を改善し，点滅信号認識における課題について評価することを目標とした．

高度な信号認識により適切な交差点走行が期待できるものの，車載カメラによる認識のため前方に大型車両が停止している場合や樹木による隠れが発生する場合では信号機の認識は本質的に不可能である．そのような問題が頻繁に発生する交差点では，インフラ支援型信号機から取得する信号情報が望ましい．V2I 及び V2N 通信では，現在の信号状態に加えて，自車が交差点に到達するときの状態を事前に知ることができるため，交差点進入時の急加減速を緩和して乗り心地や省エネに配慮した走行の実現が期待できる．しかしながら，インフラ支援信号情報を取得した自動運転自動車と先読み情報を持たない一般車両が混在する状況下において，どのような効果や課題が起こり得るのかを明らかにすることが重要な課題である．そこでインフラ支援型信号機の情報を活用した交差点進入アルゴリズムの開発を目的とし，2018 年度にはインフラ支援型信号機を簡易的に模擬できる試験用信号機を作成した．2019 年度はこの試験用信号機やテストコースを用いてインフラ支援型信号機の情報を活用した交差点進入アルゴリズムの開発を行った．2020 年度では開発した交差点進入判断アルゴリズムの有効性を一般道で検証してテストコース同様に急減速回避の効果を確認した．2021 年度は V2N 通信による有効性の検証するための環境構築を行い，走行データの計測を開始した．そして 2022 年度には，自律方式・V2I 及び V2N による異なる方式による交差点進入時の比較評価を実施することを目標とした．

② セマンティックセグメンテーションによる信号認識アルゴリズムの開発

信号機や信号灯の一部が隠れている場合や風景に溶け込んでいる場合，古いランプ式信号機のような点灯部の輝度が十分ではない場合において，従来の矩形や円形特徴を認識する手法では正確に信号機の位置と色を認識することが困難である．このような課題に対応するため，ディープラーニングを活用したセマンティックセグメンテーションにより信号機の位置を画素単位で抽出する．これにより，局所的な形状の情報だけでなく，画像全体の構図を考慮することができ，また信号機が小さくかつ部分的にしか見えていない場合でも信号機であることを検知可能となる．このため，2020 年度までにセマンティックセグメンテーションを利用し様々な環境で信号認識を行う技術を開発した．

一方で，信号機は，赤、緑信号及び矢印灯以外にも点滅信号もあり，自動運転自動車は点滅信号への対応が不可欠である．赤，緑信号および矢印信号の場合は，静止画から信号機認識が可能であるが，点滅信号の場合は時系列での認識処理が必要となる．このため 2021 年度は、点滅信号への対応に向けてデータセットを構築し，精度評価した．そして 2022 年度は，点滅信号の認識精度 99%を目標とする．このとき，点滅信号の認識に必要なフレーム数についても検討し，上記認識精度を達成するために要する信号機までの距離を明確にすることを目標とした．

b. 「遠距離の物体を検知するために必要となるAI技術の開発」

安全かつスムーズな自動運転を行うためには，車両周辺の自動車，二輪車，歩行者等を確実に検知することが重要となる．特に市街地で交差点を右折する場合，対向車線を走行する車両は相対速度が高い．自車が右折可能かの判断を行うためには，相対速度を考慮して遠方から検知する必要がある．一般道交差点において，安全な速度で右折するためには，対向車の速度を鑑み約２００m 遠方の車両を検知する必要がある．また，信号機のない横断歩道において，歩行者の横断を妨げず，かつ安全に減速するには約７０m 遠方から歩行者を検知する必要がある．このような遠方の歩行者や車両などの物体を検知する方法は2種類ある．１つ目はパッシブ型のセンサである車載カメラの画像を利用した物体検知手法，２つ目はアクティブ型のセンサである LiDAR(Light Detection and Ranging)やミリ波レーダを利用した物体検知手法である．車載カメラの画像を利用した物体検知手法の場合，一般的な車載カメラで撮影した画像において，遠方の車両や歩行者などの物体のサイズは比較的小さい．従来の物体検出手法で高精度に検出できる物体の高さは 128 ピクセル以上必要であり，遠方の物体を検知することが困難である．そのため，遠方でも検知可能な高さを確保できるように画角を絞り込んだカメラを選定する必要がある．一方で，LiDAR やミリ波レーダを利用した物体検知手法においても遠方物体を観測可能である．そして得られる観測点群の分布などから機械学習で物体種別の識別が可能であるが遠方の観測が疎になるため，物体らしさの特徴が十分に得られず誤検出や未検出が多くなる課題がある．

本事業では，移動体検知における課題である「遠距離の移動体の検知性能の改善」の実現を目的とする．高度な検知性能を実現するには，遠距離の移動体検知に適したスペックを有する車載カメラを活用し，最新の人工知能技術により遠距離にいる小さな物体を検知するアルゴリズムを実現することが不可欠である．このため物体検知技術の開発と必要十分な検知能力を得るためのセンサスペックを検討する(①「遠距離向け車載カメラの選定・検知アルゴリズム開発」)．また，LiDAR やミリ波レーダによる観測情報に対しても遠方物体の認識性能を改善するアルゴリズム(②「LiDAR およびミリ波レーダに基づく遠方物体認識」)を開発する．そしてパッシブ型及びアクティブ型のセンサを活用することで遠距離の物体を正確な認識を実現する．また，シミュレーションを活用した認識技術の高度化及び一致性評価に関しても検討する．以下に実施内容および目標を示す．

①　遠距離向け車載カメラの選定・検知アルゴリズム開発

一般的な車載カメラは視野角 100 度程度であり，画像サイズが 1024x786 の場合，50m 遠距離に存在する歩行者の高さは 37 ピクセル，70m 遠距離に存在する歩行者の高さは 27 ピクセル程度と小さい．また，車載カメラは特定の距離に焦点を当てるため，その距離よりも遠方はピントがずれて物体がぼやけてしまう課題がある．これらの課題に対して，2018 年度は遠距離の物体検知に適した視野角および高画質化機能を有するカメラを評価し，目標達成に必要なカメラの仕様を検討した．また 2019 年度は遠距離の物体検知アルゴリズムにより，50m 遠距離に存在する歩行者や車両の検知が可能かを検証した．そして 2020 年度は，最新の物体検知アルゴリズムとその改良により，自動車 200m，歩行者 70m の遠距離の物体を検出する際に生じるピントずれによるぼやけに対応し，小さな物体を正確に検知するアルゴリズムを開発した．

また，遠距離の物体に対する自動運転自動車の認識性能を評価するためには，大規模なデータセットを用意する必要がある．一方，テストコースや実際の道路などで得られるデータセットは現実的なシーンであるものの，さまざまな条件下で遠距離の物体を含むデータを十分に確保するのが困難といった課題がある．そこで，SIP 他事業（Driving Intelligence Validation Platform，DIVP プロジェクト）で構築しているシミュレーション環境を活用して，現実的なシーンを網羅した遠距離に物体が存在するデータを生成し，学習および評価に活用した．2021 年度は，シミュレーション環境と現実環境で撮影したデータに対する相違を明らかにし，現実的なデータを生成できるシミュレーション環境を構築した．そして、認識性能を評価するためのデータセットを構築するための条件を決定した．そして 2022 年度は，データセットを構築し，自動車 200m，歩行者 70m の遠距離物体を検知するアルゴリズムを用いて，検知が困難な条件を明らかにすることを目標とした．

②　LiDAR およびミリ波レーダに基づく遠方物体認識

LiDAR による物体識別では，観測した物体の点群情報から得られる形状や運動状態に関する特徴量から機械学習で識別する手法が提案されており，自動車，二輪車，歩行者のマルチクラス分類において 95%以上の認識率が報告されている．しかし，LiDAR の観測が疎になる 50m 以上の距離の物体に対してはさらなる認識精度の改善が課題となっている．そこで，2018 年度では，最新型の LiDAR を導入して各対象物に対する観測距離を評価した．最新型の LiDAR を導入することで観測距離の改善が期待できるが，遠方の観測が疎になる本質的な課題は変わらない．したがって，遠方物体の認識精度を大幅に改善するためには遠距離に有効な特徴量の設計が重要である．そこで，2019 年度では上記①の研究開発項目にも使用可能なデータセットを作成するとともに機械学習における特徴量設計において遠方物体に特化した特徴量を検討し，認識

距離に改善を実施した．2020 年度では遠距離認識に特化したセンサフュージョンアルゴリズムを実現するため，デジタル地図を併用した認識アルゴリズムを開発した．デジタル地図から走行中に注目すべき道路領域を逐次抽出することで注目領域に特化して認識距離の改善を図り，200m 以内の自動車及び 70m 以内の歩行者の物体種別を 90%以上で認識可能であることを検証した．

また 2021 年度では，シミュレーションを用いた認識技術の高度化を図るため，SIP 他事業である DIVP 事業にて開発したシミュレーション環境との連携のための環境構築を実施して LiDAR による遠距離物体認識の一致性検証を実施した．さらに 2022 年度では，シミュレーションによる生成データを活用してセンサフュージョンによる遠距離物体認識の高度化を実現することを目標とした．

c.　「高精度自己位置技術の開発」

デジタル地図を活用する市街地自動運転において，車両位置を高精度に推定する自己位置推定技術が重要となる．自己位置推定では GNSS(Global Navigation Satellite System)などのセンサで測位した位置を初期位置として地図と LiDAR などのセンサの観測をマップマッチングすることで実現する．このとき，高精度な位置情報が測位されていることで，信頼性の高い初期位置を取得可能となるだけでなく，マッチング結果のバリデーションを行うためにも利用可能となる．本事業では，汎用的な GNSS と INS(Inertial Navigation System)を用いつつも，自動運転システムに適用可能な位置が推定可能な GNSS/INS の技術開発を行う．また，LiDAR 等のマップマッチングの技術と併用した高精度自己位置推定アルゴリズムの開発を行い，地図の鮮度に起因する実環境と地図との差異が自己位置推定へ与える影響について調査する．なお，GNSS/INS の精度が劣化する可能性が高く，また，地図にも特徴が無い場所では，上記の開発ができたとしても，“道路に設置されたインフラ”による位置推定に頼らざるを得ない場所も存在することが予想される．そのため，自動運転システムを安定して運用可能な条件に関しても検討を実施する．

以下，ベースとなる①GNSS/INS の開発，地図を利用した②マップマッチング，③白線の状態が自動運転システムに与える影響の調査に分け，実施内容および目標を示す．

①　GNSS/INS の開発

GNSS/INS の開発では自動運転に必要な位置精度を，走行車線の判定が可能な位置推定精度 1.5m，GNSS/INS だけでも自動運転システムの運用が可能な位置推定精度 0.3m の２つに設定する．まず，1.5m の位置精度の達成のため，汎用的な GNSS を用いつつも安定して推定可能な手法として，GNSS Doppler の有効性を最大限活用した手法の検討を実施する．この手法では，GNSS の疑似距離を利用し，正確な車両の数百メートルの軌跡情報を利用することでマルチパスを排除し，平均化の効果により位置の高精度化を可能とする．次に，0.3m の位置精度の達成のため，従来の整数不定性の決定に用いられている LAMBDA 法/Ratio Test の枠組みを拡張し，より信頼度が高く位置推定精度が判定可能なアルゴリズムの検討を実施する．本手法は，車両の運動の高精度な推定技術を拡張することで，従来の LAMBDA 法/Ratio Test の枠組みでも高精度な絶対位置の確度を高く推定可能な手法となる．これらの手法を組み合わせ，低コストセンサでロバストに 1.5m の位置精度を達成しつつ，状況に応じて信頼度を高く 0.3m の位置精度を達成することが可能になると考える．

これらを実現するため，2018 年度では従来技術の整理，及び精度評価を都市部の実環境で実施を行い，改善点の検討を行い RTK-GNSS の FIX 率の改善と

1.5m 位置精度の改善を実施した．また，2019 年度では高さ方向の変動に注目した信頼度の判定手法の提案を行い，2020 年度ではみちびきを活用した測位性能の評価を及び，手法の改善を行った．さらに 2021 年度では，GNSS/INS の相対位置精度にも注目を行い，Dead Reckoning 性能の改善を実施し，方位角の最適化による性能向上を図った．2022 年度では測位性能の劣化要因を，三次元地図データを利用し解析をすることで，位置推定に必要なインフラの提言を行うことを目標とした．

② マップマッチング技術の開発

マップマッチングは自動運転の根幹の技術であり，位置を照合する特徴が少ない道路でマッチング誤差が増大すると自動運転が破綻してしまう．このような場所で自動運転自動車を運用するには，現状では高精度な GNSS/INS を導入し，車両の運動の信頼性を担保するか，もしくはインフラを設置する必要があった．そこで本研究では，安定した自動運転の運用にはインフラの設置及びメンテナンスは不可避であるという前提に立ち，道路整備・メンテナンスすべきインフラ項目を明らかにすることを主目的とした，マップマッチング技術の開発を行った．

2018 年度から 2020 年度にかけては，まず非降雨時を前提としたマップマッチングアルゴリズムの研究開発を行い，目標精度 0.1m の位置推定精度を達成した． 2021 年度以降に関しては，降雨時においても目標精度 0.1m を達成可能な位置推定手法の開発検討を行った．2021 年度は，初期検討として高精度な GNSS/INS を用いたマップマッチングアルゴリズムを開発した．そして 2022 年度は，車載グレードの GNSS/INS を用いることを想定したマップマッチングアルゴリズムを開発し，目標精度 0.1m を達成することを目標とした． また DIVP 事業との連携によってシミュレーションを利用した降雨データの再現と位置推定の性能限界評価を行い，推定誤差の情報を分析することで，位置推定に必要なインフラに関する提言を行うことを目標とした．

③ 白線の状態が自動運転システムに与える影響の調査

高速道路および一般道路には様々な状態の白線が存在し，自動運転システムは白線を認識して走行する場合も存在する．このため，白線の状態が自動運転システムにどのような影響を与えるかについて事前に把握しておくことが必要となる．本事業では車載センサから得られるセンサ情報をもとに，道路上の白線領域を抽出するアルゴリズムの検討を行い，その情報に基づき白線の状態の目安を把握する手法について検討する．そして 2020 年度までに，白線の状態が白線認識およびマップマッチングに及ぼす影響度

の評価を行った.

d. 「SAKURA-DIVP と連携したシミュレータおよびシナリオの検証」

市街地には，車，バイク，自転車，歩行者といった多種多様の移動体が多数存在している. このような移動体に衝突せず安全に走行を行うためには，移動体の将来の行動を予測し，それを考慮した自車の走行軌道(将来自車が取るべき経路と速度)を計画する必要がある. これらの移動体のうち，歩行者のような低速の移動体は速度が遅いが，急に移動方向を変更することもあり，将来の軌道を正確に予測することが困難であるという課題がある. そのため，歩行者のような低速で移動する物体に関しては，単なる運動状態のみではなく，体や顔の向き等を求めることも重要である.

一方，車のように高速で移動する物体に関しては，その運動状態を推定することで，速度ベクトルから将来の軌道を大まかに予測することができる. しかし，その移動速度が速いため，安全な走行を行うためには将来の軌道を陽に考慮した高度な軌道計画(パスプランニング)技術が必要となる.

そこで本研究課題では， AI 技術にもとづき移動速度の低い歩行者の属性(体の向きや年代層等)を求め，その行動を予測する技術(①「人工知能(AI)に基づく歩行者の行動予測」)と，時系列的な追跡によって高速で移動する車の行動を予測し，その将来軌道を考慮して軌道計画を行う技術(②「時系列追跡による車両の行動予測とパスプランニング」)について研究を行う. そしてこれらの技術を組み合わせることで，市街地の複雑な環境下においてスムーズかつ安全に走行可能な技術を構築する.

一方で，パスプランニングの評価は実環境下において検証を行う場合，同等の条件下での検証を繰り返し行うことは困難である. 同一条件下での検証を通じて，課題抽出と改善を繰り返し行うためには，実環境と同等の認識ができるシミュレータが必要となる. そこで， SIP 自動運転の他の施策関係者等によって開発されたシミュレータを用い、市街地走行で課題となっているシーンに関してシミュレータを用いた行動予測及びパスプランニング技術の高度化を図るとともに，シミュレーションと現実環境の一致性検証を行う. そして，市街地走行におけるインフラ支援の必要性の有無やインフラに対する要望の取りまとめを行うことを目的とする. 以下に実施内容および目標を示す.

① 人工知能(AI)に基づく歩行者の行動予測

歩行者や車などの移動体が未来の時刻にどのような経路で移動するかを推定する技術である経路予測において，移動体が経路を決定する要因は，対象物体周囲の環境などの外的要因と予測対象自身が保有している内的要因に分けることができる. 外的要因は，例えば歩行者と車がガードレールなどで隔てられていない場所を走行する場合，側道に車が停車していると歩行者は走行路にはみ出して歩く，というような状況である. 一方，内的要因は，性別

や年齢などの属性情報であり，例えば子供は周辺に注意を向けることなく，急に道路に飛び出す，というような状況である．このような状況において，パスプランニングを実現するためには，移動体の行動を予測することが重要となる．そこで，歩行者の属性を内的要因として推定し，走行の周辺環境を外的要因として理解することで，属性情報を考慮した将来の軌跡を予測する手法を確立する．そして 2020 年度までに，属性情報と周辺環境を考慮した歩行者の行動予測アルゴリズムの開発を行った．また，走行実験により有効性を検証した．

さらに，シミュレータ環境下での評価を行うために，まず実環境とシミュレータ環境（SIP 他事業（DIVP プロジェクト）で開発しているシミュレーション環境）の一致性を検証しなければならない．このため 2021 年度は，実環境で課題となっている複数のシーンにおいて，認識アルゴリズムの一致性検証を行い，実環境とシミュレーション環境の差異を明確にした．そして，2022 年度は，シミュレーション環境下で行動予測アルゴリズムを評価し，シミュレーションを活用した安全性評価やインフラ支援に関する要望をとりまとめることを目標とした．

② 時系列追跡による車両の行動予測とパスプランニング

市街地における自動運転では，移動物体の将来の予測軌道を求め，その軌道に衝突しない自車の走行軌道をリアルタイムに計画することが重要となる．ただし，特に多数の移動車両が存在する都市部においては，これを実現するためには様々な問題に対処する必要がある．例えば，都市部では自車周辺に多数の移動車両が存在しているため，これらの移動車両同士で一時的に隠ぺいされて死角(オクルージョン)が頻繁に生じる．また自転車等の複雑な動きをするような移動物体の将来の予測軌道をどのように精度よく求めるのかも課題となる．さらに，都市部での走行では複数車線ある道路に多数の車両が存在している場合が多く，自動運転自動車はこれら多数の車両に囲まれた状況が生じる．このため，このような相対的に狭いスペースの中で多数の移動物体の将来予測軌道を考慮して，どのようにしてスムーズかつ安全に走行するのかも課題となる．そこで本研究課題では，移動物体の運動状態とその形状を精度よく推定し，移動物体の将来軌道を予測する技術を開発する．そして，これらの移動物体の予測軌道を考慮して市街地においてスムーズかつ安全に走行可能な軌道計画技術を構築する．

2019 年度は，2018 年度に検討した複数個所の走行エリアにおけるデータ収集を進めるとともに，移動物体の運動状態と形状を同時推定するアルゴリズムの車両システムへの実装とリアルタイム性検証を行った．また，移動物体の将来軌道予測アルゴリズムおよび軌道計画技術の基礎設計を行った．2020 年度では開発したアルゴリズムを順次車両システムへ実装していき，市街地環境における自動運転の平均走行持続可能距離 5.0km を達成した．また，自動運転のオーバーライドにおける不調要因を分析した．2021 年度では，SIP 他事業（DIVP プロジェクト）で開発しているシミュレーション環境と自動運転システムとの連携を行い，課題となるシーンのシミュレーション環境での再現試験を実施した．そして，2022 年度にはシミュレータを用いて行動予測及びパスプランニングのアルゴリズムを改善し，公道実証実験における平均持続可能距離 10km を実現することを目標とした．

e.　「自律型自動車が走行する状態での問題点の検討」

現代の交通社会においては，自動運転自動車が公道を走行するような状況は少ないため，自動運転自動車同士が交差点などの複雑な環境下において遭遇する可能性は極めて低い．一方，将来の道路交通では，多数の自動運転自動車が混在して走行する状態となることが予想され，自動運転自動車同士が様々な交通状況において互いに遭遇する可能性が高くなる．

一般的に自動運転自動車は法令を順守して走行を行うため，その振る舞いは基本的に交通ルールに基づく運転行動となる．このため複雑な環境下において自動運転自動車同士が遭遇した場合，例えば商業施設の出入り口における進入・退出時，幹線道路への合流時等の状況において，互いに身動きが取れなくなるいわゆる「デッドロック問題」を引き起こす可能性がある．また，緊急車両接近時など，優先車両に進路を譲るための運転行動の変化に伴い「デッドロック問題」が生じる可能性がある．したがって，将来自動運転自動車が行き交う交通環境に向けたデッドロック回避対策の検討を行うことが重要となる．このため，本研究課題では①「ロボティクス技術を活用したデッドロック回避」と，②「人工知能(AI)技術を活用したデッドロック回避」に関する個別の技術について検討を行う．そして互いの技術に基づきデッドロックが生じる状況や技術課題等について検討を進め，個別技術の高度化を進める．最終的には，これらの①，②の技術を融合させた高度なデッドロック回避技術を構築する．そして高度なデッドロック回避策をとったとしても自律型の自動運転技術のみではデッドロックが発生してしまう状況（交差点形状，道路幅，交通量等）を明らかにする(自律型自動運転自動車が走行すべきでない道路環境・交通状況等の明確化)．また，デッドロック回避に対してどのようなインフラ支援があるべきかについて提言を行うことを目的とする．

以下に実施内容および目標を示す．

①　ロボティクス技術を活用したデッドロック回避

自動運転システムにおいて，自動車の振る舞いを決定するパスプランニング技術には，大きく分けて自動運転自動車が目的地に到達可能なルートを計画する技術，交通ルール等に基づいて大まかな車両の振る舞いを決定する技術，そして細かい障害物への回避や先行車両の追従などの細かい挙動を計画する技術に大別可能であると考えられる．本研究課題では，こうした自動運転の基本的な意思決定をシミュレーションソフト上で再現するための環境を構築し，複数の自動運転車が走行する環境下でデッドロックが発生しやすい状況を明らかにする．そしてこのようなデッドロック発生シーンに対する回避策を，意思決定技術および軌道計画技術の高度化に関する観点から検討し，これらのデッドロックが回避可能であるか否かの検討を進める．2019 年度は，複数の自動運

転自動車の挙動を再現可能なシミュレーションソフトの開発を行った．さらに，シミュレーションソフトに基づいて机上検討を行い，デッドロックの発生しやすい場所・走行条件（交差点形状，走行条件，交通量等）を明確化し，デッドロックが発生するシーンを 5 件以上明らかにした．交通ルールを厳密に遵守する自動運転自動車に対して，交通ルールに対して曖昧な運転行動をとる一般車両が存在する場合，デッドロックにより走行不能となる状況が起こりやすいことを確認した．2020 年度では，交通ルールの曖昧さが発生するデッドロックの発生シーンに対する回避アルゴリズムを検討してシミュレーション及び実車試験を通してデッドロック回避アルゴリズムの有効性を検証した．2021 年度では，交通ルールが曖昧となる状況として緊急車両遭遇時の回避走行の実現に注目し，試験車両に緊急車両を認識するための車載センサや V2N 通信装置を搭載し，緊急車両の認識アルゴリズムを開発した． そして 2022 年度には緊急車両の認識距離の改善を行う．また，V2N 通信による緊急車両情報の有効性を評価することを目標とした．

② 人工知能(AI)を活用したデッドロック回避

自動運転システムにおいて，パスプランニングを行う際，あらかじめ決められたルールに従い，経路計画を行う．しかしながら，実世界では，全てのシーンに対するルールを明確に決めることは困難であり，その場に応じて柔軟な経路計画が求められる．そこで，AI を活用して柔軟な経路計画を立てることができるようにする．特に，実世界で生じるようなデッドロック状態に対して，AI が有効であるかを確認する．そして 2020 年度までに，デッドロックが生じる複数のシーンのシミュレーション環境を構築し，深層強化学習による経路計画について検討した．また実走行車でデッドロックの回避が可能か検証するために，深層強化学習で利用する入力情報の獲得装置と本デッドロック回避アルゴリズムとを接続するシステムを構築した．また，出力情報を車両制御の情報に変換する処理を有するシステムも構築した．

一方，デッドロックを回避するシーンとして、緊急車両を優先して走行させるために，自動運転自動車が避ける制御を行うことも想定される．特に，緊急車両が自動運転自動車から遠方に存在する場合，デッドロックが生じる前に回避を行うことが可能である．このため 2021 年度は，画像認識による緊急車両の認識アルゴリズムを開発した．また，緊急車両を優先して走行させるためのデッドロックシーンを検討し，シミュレーション環境を構築した．そして 2022 年度は，シミュレーション環境においてデッドロック回避が可能かどうかを検討する．また，画像認識による緊急車両認識アルゴリズムの認識距離の改善を行い，V2N などの通信情報を活用することがデッドロック回避に有効であるか明らかにすることを目標とした．

f.　「実証実験」

上記テーマ a.～e. の検討を踏まえて，公道での実証実験を実施した．公道での実証実験の効率的な実施のため，本事業では，合計 2 台の試験車両を構築した．2 台の試験車両を制作する理由としては，テーマ a.～e. において計画した研究開発において東京臨海部における公道走行試験，石川県金沢市における公道走行試験を始め，各地でセンサデータ取得試験等も行うこととしており，効率的な運用を行うことを可能とするためである．またテーマ e.に関しては，そもそも複数の試験車両を用いた試験を行うことを予定しているため，本研究では 2 台の試験車両を用いることとした．

構築する試験車両には，市販車両に対して自動運転 ECU を追加搭載し，CAN(Controller Area Network)通信によるコマンドでハンドル，スロットル/ブレーキ，シフトレバー，ウィンカー等が制御可能な状態に改造した．また，複数の LiDAR(Light Detection and Ranging)，ミリ波レーダ，カメラ等の周辺環境認識センサや，GNSS(Global Navigation Satellite System) / INS(Inertial Navigation System)等の自己位置推定センサ，V2X 車載端末等を搭載した．そして，これらの自動運転 ECU，各種センサ等を用いて自動運転を行える状態にした試験車両を用いて，公道走行をはじめとする各種実証実験を実施した．なお構築した自動運転システムが公道走行に支障がないかの事前検証に関しては，国土交通省運輸支局による構造変更検査登録等を通して，公道走行に違法性がないことを確認した．また公道走行前にはテストコースにおける事前検証や，第三者機関による安全性評価を実施したのち，公道走行実験を開始した．また公道走行時には，警察庁が公表している「自動走行システムに関する公道実証実験のためのガイドライン」および関係機関の指示に従い実証実験を行うものとした．

2018 年度は，2 台の試験車両の構築に向け，自動運転 ECU の制作，各種センサの搭載を進めた．2019 年度は公道走行に必要な地図や安全性評価等の事前準備を進めるとともに，石川県金沢市における基礎的な公道走行試験を進めた．また，SIP 他事業により整備された通信設備を有する信号機(信号インフラ)を用いて東京臨海部における走行試験を開始した．さらに，準天頂衛星システムみちびきを利用可能なシステム構築を行い，この衛星情報を活用した走行試験を実施した．2020 年度は，2019 年度に引き続き石川県金沢市および東京臨海部を中心としたエリアでの走行試験を進めるとともに，マスコミを対象とする試乗機会を設け，SIP 事業の国民への成果発信に努めるとともに，自動運転技術の現状と理解を深める取り組みを実施した．

2021 年度には SIP 他事業により整備された V2N インフラを用いた公道走行実証を開始し，2022 年度までの期間，石川県金沢市および東京臨海部を中心としたエリアでの走行試験を進めた．また，マスコミ等を対象とする試乗機会を設け，SIP 事業の国民への成果発信に努めるとともに，自動運転技術の現状と

理解を深める取り組みを実施した．そして 2022 年度までに公道走行実証実験により得られた知見をもとに，認識技術の精度向上に資するハード・ソフト面のインフラについて提言を行うことを目標とした．

1.3. 成果の要約

a. 「信号機認識技術の開発及び認識が困難な条件の検討」

①. パターン認識による信号認識と交差点進入判断アルゴリズムの開発

本研究では信号灯及び矢印灯の認識に関して 120m 以内の認識率 99%を達成して評価結果から認識が困難となる環境要因を明らかにすることを目的としてきた．東京臨海部の実証実験の評価結果では日中・夜間・雨天・逆光・順光を含む評価データに対して平均 99%の認識率を達成し，矢印灯では 15px 程度の解像度を確保できていれば目標値相当の認識が可能な点を確認した．また認識が困難となる環境要因として，隠蔽．背景同化，夜間，逆光，雨天の各状況で認識に与える影響を考察し，その結果から隠蔽，背景同化及び夜間に関しては環境不調が一時的であるため交差点進入判断への影響は殆ど発生しないことを確認した．雨天の場合は，実証実験の走行下で遭遇する一般的な降雨量では致命的な問題とはならないが，降雨量が数十 mm/h となる激しい雨天時ではフロントガラスの雨滴やワイパーなどが原因となり認識に影響があることをシミュレーションで確認した．一方，逆光の場合は撮影画像上で信号機自体の視認性が低下することから本質的に認識困難となる状況が起こりうることが考えられるが，逆光の影響範囲が限定的であるため影響を受けていない他方の信号機を認識することで交差点進入が可能となる．しかしながら信号機が一台しか存在しない交差点などにおいて逆光の影響を受けると車載カメラだけで発進判断をすることが困難となる状況も存在する．そのような交差点で逆光による発進困難となる状況はある特定の信号機配置の交差点における逆光時間帯（停止線・信号機間の方向付近に太陽が存在する特定の時間帯）に限定される．こうした自律型の交差点進入の課題となる状況においては通信によるインフラ支援情報が得られることでロバストな認識システムの実現が期待できる．また，点滅信号の認識においては通常の信号機認識同様に点灯の状態を適切に認識することで点滅状態を判別可能な点を確認した．しかしながらランプ式信号機の順光時など点滅の変化を捉えにくい状況も存在するため，フレーム毎の認識だけでなく輝度の時系列変化を捉えることが重要となる．信号機認識においては各種の評価において認識が困難となる不調シーンを抽出することができた．こうした課題の改善を進めるにあたってシミュレーション環境を用いて評価・検証していくことは効率的なアルゴリズム開発及び安全性評価に寄与すると考える．

なお認識不調を生じる悪条件下で取得した走行データは，認識技術に関連した研究を行っている研究者にとっても有益なデータであると考えられる．このため，実証実験で取得したデータを取りまとめたデータセットを AD-URBAN

Open Image Dataset v1 として整備し，2022 年 3 月末より国内の所属機関における研究活動の目的に限定して提供を開始した．

また，インフラ支援型信号機から取得した信号状態の先読み情報を活用した交差点進入判断アルゴリズムの有効性を検証するために公道でジレンマゾーンの急減速低減を検証した．先読み情報のうち確定信号情報が得られている場合は急減速を回避した滑らかな交差点進入が可能となる結果が得られた．さらに，V2I 及び V2N の配信情報の取得距離並びに遅延時間の評価をすることで双方の情報の有用性を検証した．各方式の情報を有効に活用することで交差点進入判断のロバスト化に加えてさらなる付加価値の提供の可能性を確認した．

②．セマンティックセグメンテーションによる信号認識アルゴリズムの開発

2018 年度は，セマンティックセグメンテーションによる信号機認識アルゴリズムを用いて一般道走行データを評価した．その結果，50m 程度遠方の走行レーン上にある信号機は概ね認識できた．また，昼夜問わず認識できていることを確認した．

2019 年度は，東京臨海部を走行して撮影したデータを用いてセマンティックセグメンテーションの信号機認識アルゴリズムを学習および評価した．セマンティックセグメンテーションを用いた信号機認識アルゴリズムには地図を用いないため，セマンティックセグメンテーションにより信号機の位置を特定する検知機能だけでなく，畳み込みニューラルネットワークにより信号機の状態を識別する識別機能を実装した．120m 以内の信号機の検知精度は 96.42%，信号機の識別精度は 95.18%であった．夜間や逆光時に，信号機の識別精度が低下していることを確認した．

2020 年度は，セマンティックセグメンテーションによる信号機認識アルゴリズムの精度を向上させるために，信号機検知機能に HRNet，識別機能に MobileNetV2 を用いた．これにより， 20 ピクセル以上の信号機に対して 97.28%の精度を達成した．また，時系列処理を導入することによって，信号機の識別精度を 98.96%まで向上させることができた．昼間だけでなく夜間や雨天などの悪天候でも信号機を高精度に認識できることを示した．一方で，早朝などの逆光時にセマンティックセグメンテーションにより信号機を検知できないケースがあることが分かった．

2021 年度は，点滅信号機のデータセットを構築し，点滅信号機の検知および識別における課題調査を行った．点滅信号機の検知では，無灯火状態の信号機が森などの背景に溶け込むようなシーンにおいて検知が困難であることが分かった．また，遠方に複数の信号機があるシーンにおいて，時系列での追跡が困難であることが分かった．一方，地図情報に基づく ROI を用いることで，信号機の大まかな位置を把握できるため，時系列での追跡失敗が少ないことも確認した．また，信号機状態識別における，ランプ式の信号機の識別が困難となる状況を確認した．ランプ式の信号機は無灯火状態でも灯火領域に色味が現れている．そのため，青信号または赤信号に誤識別するケースがあることが分かった．

2022 年度は，点滅信号の認識精度として 99%を達成するために，点滅信号識別アルゴリズムを検討した．点滅信号機の識別には時系列での処理が不可欠なため CNN と LSTM を用いるアルゴリズムとした．距離別の識別精度を調査した結果，距離が 45m から 75m 程度の場合，信号機の位置や大きさの変化が小さいため，識別率 99%を達成できることが分かった．一方，信号機が 45m 以内の場合，自車の移動に伴い信号機の位置や大きさが大きく変化するため，識別精度が 97%程度になった．また，信号機周辺の背景の影響についても調査した．その結果，空や建物の場合，識別率は 98%以上であるが，森の場合 80.5%であった．これは，点滅信号機が消灯している時，背景と同化

してしまうことが原因であることが分かった.

b.「遠距離の物体を検知するために必要となる AI 技術の開発」

①. 遠距離向け車載カメラの選定・検知アルゴリズム開発

2018 年度は，遠距離物体検知アルゴリズムの開発に向けて，複数のカメラでのデータ収集を行った．カメラとして，解像度 4096×3000 ピクセル，画角 H-47.6[deg]，V-36.7[deg]，または画角-31.5[deg], V-23.9[deg]の高解像度のカメラを用いた場合 100m 遠方の歩行者を検出できることが分かった．

2019 年度は，複数の物体検出手法を比較した．その結果， Feature Pyramid Network(FPN)が最も高精度であった．

2020 年度は，更なる高精度かつ高速な手法を検討した．その結果 YOLO v4 が高精度かつ高速に物体を検知できることが分かった．YOLOv4 を用いて遠距離の物体を検知できるよう入力画像サイズの拡大およびネットワークの内部構造の改良を行った．これにより，200m 遠方に相当する 25 ピクセルの自動車，70m 遠方に相当する 48 ピクセルの歩行者の検知が可能となった．

2021 年度は，シミュレーション環境と現実環境の相違を調査した．まず，公開データセットと DIVP 事業のシミュレーション環境で生成したデータセットを比較した結果，公開データセットの場合，色の表現を高品質に再現する CG レンダリングエンジンを採用しており，実環境の映像で生じる偽色を再現できていなかった．そのため，遠方物体に対して過渡に検出できてしまう傾向があった．一方，DIVP 事業のシミュレーション環境の場合，反射特性などを考慮して映像を現像しているため，偽色を再現できていた．そのため，実環境と同様に遠方物体に対して検出精度が低下する傾向があった．これより，実環境とシミュレーション環境での一致性の1つとして，偽色の再現性があることが分かった．

2022 年度は，DIVP 事業において構築したシミュレーション環境を用いて，天候や車両の色，車種などを変えて認識性能を評価した．評価には，交差点での右折時に死角から対向車が走行してくるシーンを対象とした．遮蔽率が 50%以下の場合，距離が 150m 以内で 90%以上の検知率，遮蔽率が 50-75%の場合，距離が 75m 以内で 90%近い検知率であった．一方，遮蔽率が 75-100%の場合，距離が 50m 以上で検出率が急激に低下していた．次に，天候を変えた評価では，遮蔽率 50%以下の場合， 晴天時や曇天時は 200m 以内で 90%の検出率であった．一方，雨天時は 75m 以上で検出率低下した．天候および車種，車両の色を変えて評価した結果，交差点での死角が 75m 以内，遮蔽率 75%以内であればカメラにより対向車両の認識が可能であることが分かった．

②．LiDAR およびミリ波レーダに基づく遠方物体認識

本研究では自動運転中における車両周辺の交通参加者（自動車，二輪車，歩行者）を確実に検知するため，測距センサを用いて遠距離に特化した物体認識アルゴリズムを開発した．また，測距センサを用いた物体認識における認識困難な要因を分析するために，200m 以内の自動車及び 70m 以内の歩行者の物体種別の認識率 90%を達成することを目標値と設定して性能評価を実施した．

本事業での取り組みにおいて，LiDAR 単体による物体認識に加えて，時系列処理及びカメラとのセンサフュージョンによる認識精度の改善を評価して有効性を検証した．また，カメラの認識結果を効果的に活用するため，デジタル地図から抽出した遠方道路領域の情報を注目領域として設定することで状況に応じて注視する箇所を設定しながら効率的な遠方物体認識を実現し，見通しの良い環境において目標値となる 200m 以内の自動車及び 70m 以内の歩行者の物体種別の認識率 90%を達成した．しかしながら，LiDAR の点数が少なくなる遠方や隠れの多い場合には十分な点群が得られないことも検証しているため，こうした状況における認識の課題も残されている．

このような実証実験から得られた認識困難な状況に対して認識の高度化を図るため，シミュレーションとの連携のための環境構築を実施した．SIP 他事業である DIVP（Driving Intelligence Validation Platform）事業と連携し，開発されているセンサのシミュレーション環境を活用した環境不調の再現実験を実施した．実環境で確認される認識不調シーンを評価するにあたりシミュレーション環境を活用した物体認識の一致性評価を実施し，曇り・雨天などの異なる天候条件を再現したシミュレーションを可能とした．また，LiDAR 及びカメラの認識において課題となる隠れが発生する物体認識シーンでの評価を実施することで不調シーンにおける物体認識の効率的な限界性能評価に有用であることを実証した．さらに，シミュレーションで生成したセンサデータを活用することで物体認識における認識モデル学習に利用可能な学習データを生成可能である．本取り組みではシミュレーションで生成した LiDAR の点群情報を活用することで実データでは相対的に出現頻度の少ない歩行者及び二輪車の物体情報を生成して認識モデルの改善を検証した．以上のように，さまざまな環境要因のパラメータを考慮した認識モデルの性能評価や安全性検証への活用や学習データの拡充による物体認識の性能改善などへの貢献が期待できる．

c.「高精度自己位置技術の開発」

①. GNSS/INS の開発

GNSS/INS の開発では，まず自動運転に必要な位置精度を，走行車線の判定が可能な位置推定精度 1.5m，GNSS/INS だけでも自動運転システムの運用が可能な位置推定精度 0.3m の 2 つに設定し，開発を実施した．まず，1.5m の位置精度の達成のため，汎用的な GNSS を用いつつも安定して推定可能な手法として，GNSS Doppler の有効性を最大限活用した手法の検討を実施した．具体的には，正確な車両の数百メートルの軌跡情報を利用することでマルチパスを排除し，平均化の効果により位置の高精度化を可能とした．次に，0.3m の位置精度の達成のため，従来の整数不定性の決定に用いられている LAMBDA 法/Ratio Test の枠組みを拡張し，より信頼度が高く位置推定精度が判定可能なアルゴリズムの検討を実施した．本手法は，車両の運動の高精度な推定技術を拡張することで，従来の LAMBDA 法/Ratio Test の枠組みでも高精度な絶対位置の確度を高く推定可能な手法となる．これらの手法を組み合わせ，低コストセンサでロバストに 1.5m の位置精度を達成しつつ，状況に応じて信頼度を高く 0.3m の位置精度を達成することが可能にした．加えて，0.3m の位置精度を判定する手法を，準天頂衛星みちびきから放送されている CLAS 信号への対応を実施した．具体的には，車両運動の拘束を利用した位置推定結果の信頼性判定法が有効に働くような測位解が得られるように CLAS LIB を用いた測位アルゴリズムの改善を行った．

一方，トンネルや高架下などの環境ではみちびきを始めとした GNSS が使用できないため DR(Dead reckoning)で位置推定する必要がある．DR はジャイロセンサで求めた方位角と車輪速センサから得られる車速の積算で位置推定をするため，走行時間が延びるにつれて位置誤差が大きくなる問題がある．そこで DR 時の位置推定性能の向上を目的として，DR の誤差の主な要因の明確化と，その主要因に対しての性能改善手法を提案した．具体的には，方位角の最適化を行うことで，CLAS 途絶後 10 秒間において 0.3m が 90%程度の位置精度が維持できることを確認した．さらに，任意の環境での衛星測位性能の予測を目的とし，二重差を利用して擬似距離のマルチパス誤差の導出をおこなうことで，位置推定に必要なインフラに関する提言を行った．その解析により，自動運転が可能な位置精度を達成するためには，東京臨海部であれば概ね補足可能な衛星数が 10 個程度必要である見込みを得ることができた．つまり，INS による補間を考慮した上で，それ未満の衛星数しか観測できない可能性がある場所には，位置推定のためのインフラが必要になると言える．

②．マップマッチング技術の開発

本項目では，車載グレードの GNSS/INS を使用することを前提として，降雨時においてもロバストかつ高精度なマップマッチング技術を開発することで目標精度 0.1m を達成し，位置推定が困難となるような環境要因を明らかにすることを目的とした．マップマッチング技術については，LiDAR および車載グレードの GNSS/INS を用いる手法を開発した．車載グレードの GNSS/INS では比較的安価なジャイロセンサを用いていることから方位角の精度が低下することを考慮し，位置に加えて方位角を同時に推定する．また，降雨時において LiDAR の赤外線反射率が低下することを考慮し，Lambert モデルといった反射のモデルを導入し反射率を補正することで白線と路面のコントラスト低下を抑えた．石川県金沢市での走行データを用いた検証では，山間部や市街地など様々な環境を含む状況において位置推定精度が 0.1m を達成可能であることを示した．その中で，位置推定が困難となるシーンとして，白線のかすれやコンクリート路面，雨による路面の濡れなどの環境要因が確認された．これらのシーンでは白線とそれ以外の路面のコントラストが低下することによって，マッチング結果が不安定になるために位置推定精度に影響があることが確認された．東京臨海部での実証実験の結果からは，遮熱性塗装路面において同様に白線と路面のコントラスト低下が発生することが確認された．このような不調シーンについて，どのような条件で位置推定に大きく影響が現れるのかをより詳細に調査するため，DIVP 事業との連携を行いシミュレーションによる再現と限界性能評価を行った．その結果として，白線とのコントラストが低くなる遮熱性塗装路面においてはアスファルト路面の場合と比較して雨による路面の濡れの影響を受けやすいことが示された．しかしながら，このような不調シーンが発生する区間が短ければ実用上は問題ないことが東京臨海部および金沢市内での実証実験を通して確認された．これらを踏まえ，位置推定にとって有用な白線などのインフラが長距離連続的に存在しないような状況を避けることが望ましく，また路面と白線のコントラストが高いなどの他のパターンとの識別が容易である状況が望ましいことが分かった．さらに，マップマッチングによる認識不調を考慮すれば，よりロバストな位置推定の実現には他方式のマップマッチング技術や GNSS/INS との併用などによる多重化技術が望まれると考えられる．

③．白線の状態が自動運転システムに与える影響の調査

本テーマでは白線の状態を「白線の剥離率」「白線の反射率」「白線と舗装の反射率コントラスト」の 3 項目に分け，各項目が白線認識およびマップマッチングに及ぼす影響の調査を行った．

まず「白線の剥離率」の把握には高い解像度を要するので，車載センサとしてはカメラを使用する．そのため，同じくカメラを用いる白線認識（セマンティックセグメンテーション）への影響度を調査した．その結果，剥離率が高いほど（つまり白線がかすれているほど）認識率が低い頻度が多くなることが確認された．

一方で「白線の反射率」「白線と舗装の反射率コントラスト」の把握には反射率の計測が可能な LiDAR を使用するため，同じく LiDAR を用いるマップマッチングへの影響度を調査した．その結果，白線と舗装の反射率コントラストが高いほど（つまり白線がはっきりと引かれているほど）マップマッチングの確信度が高い頻度が多くなることが分かった．

d. 「SAKURA-DIVP と連携したシミュレータおよびシナリオの検証」

①. 人工知能(AI)に基づく歩行者の行動予測

2018 年度は，歩行者の行動予測に向けて，データ収集を行う走行エリアと走行条件の抽出を行った．また，走行エリアを模した環境で撮影できる画角を確認し，関連する歩行者の行動予測アルゴリズムの調査を行った．

2019 年度は，歩行者の行動予測に向けて，歩行者の属性を認識するアルゴリズム開発を行った．歩行者の性別や年代，鞄の保持など詳細な情報を認識できれば，歩行者が取りうる経路の予測精度向上につながる．歩行者属性認識には，Attention Branch Network (ABN)をベースとした．一般的な歩行者属性認識のデータベースにおいて，既存手法を上回る精度を達成した．

2020 年度は，歩行者の行動予測として，自動車視点および俯瞰視点からの経路予測アルゴリズムの評価および分析を行った．自動車視点からの経路予測では，全ての移動物体の経路を同時に予測できるが，自車の移動量によってシーン全体の移動量が大きくなるため，経路予測精度が低い．俯瞰視点からの経路予測では，自車の移動量に関係なく固定したシーンでの移動経路を予測できるため，高精度であった．俯瞰視点からの経路予測において，移動物体の属性による移動経路について分析した．その結果，大人や高齢者の場合は 3m から 5m 程度道路から離れた位置でも飛び出す経路を早期に予測できた．一方，子供の場合は 9m 以上と十分に離れた位置からでないと飛び出す経路を予測できず，道路を飛び出す経路の予測が困難であることが分かった．

2021 年度は，パスプランニングに必要な歩行者の行動予測の要素技術となる歩行者検知について，現実環境とシミュレーション環境における認識アルゴリズムの一致性検証を行った．シミュレーション環境において，時間帯や鏡面反射成分，歩行者などのアセットの分解能など諸条件を変えて調査した結果，鏡面反射成分の影響は小さく，アセットの分解能が歩行者の検出率に影響することが分かった．また，歩行者および道路にテクスチャを付与してより再現性を高めた場合，現実環境の検出率と同程度になることが分かった．

2022 年度は，自動車視点での歩行者の行動予測について，シミュレーション環境を用いて歩行者が停止車両の後方から道路を渡ってくるシーンを再現し，経路予測を評価した．シミュレーションでは，同一シーンに対して天候や時間帯，歩行者までの距離を変えて再現した．経路予測精度を比較した結果，天候や時刻が歩行者の経路予測精度に影響を与えることが分かった．

②．時系列追跡による車両の行動予測とパスプランニング

市街地自動運転走行におけるパスプランニングの性能を改善するためには，多種多様な移動物体の運動状態を精密に認識し，物体の種別に応じて将来の運動状態を予測して自車の走行軌道を生成する技術が重要となる．移動物の認識の課題では，Extended Object Tracking (EOT)を用いた移動物体の運動状態と形状の同時推定アルゴリズムを実センサでリアルタイム化できるよう改善した．また，立体物の多い環境での右折判断などでは物理的遮蔽の影響を考慮したパスプランニングが重要となる．そこで，物理的遮蔽による死角領域の認識技術の開発と，対向車両の存在を想定した判断技術の構築を行なった．このような不調シーンについては，実際の交差点走行を想定したシナリオを構築し，シミュレーションによって評価を行なった．

性能の検証に関しては，自動運転走行におけるシステムが要因となるオーバーライドの発生頻度として平均走行持続可能距離を算出することで自動運転システムの全体の性能を評価した．この結果，自動運転走行の実証実験において，目標値である平均走行持続可能距離 10km を達成できたことを確認した．また，オーバーライドの発生要因を分析することで，東京臨海部での実証実験において確認された環境要因による不調シーンを抽出した．

e．「自律型自動車が走行する状態での問題点の検討」

①．ロボティクス技術を活用したデッドロック回避

本研究では，市街地の自動運転走行において想定されるデッドロックシーンの発生要因を分析してインフラによる支援が必要な状況を明確化するためにデッドロック回避方法の要素技術を開発した．実際の東京臨海部の環境を事例として，複数の自動運転自動車が走行する状況を想定した要因分析を行った．これにより主なデッドロックの発生要因は交通ルールを厳密に走行する自動運転自動車に対して，交通ルールに遵守しない他の一般車両が混在する場合や交通ルールの解釈が変化する緊急状態，物理的に見通しが悪く認識が遅れてしまう場合などに分類可能であることが分かった．そこで，具体的なデッドロックのシチュエーションとして，複数の自動運転自動車が混在する環境において発生するデッドロックと，緊急車両の接近時において発生しうるデッドロックを対象として検討を進めた．

まず，複数の自動運転自動車が混在する環境でのデッドロックでは，ここでは,デッドロックシーンをデッドロック発生後に「事後的に対処」できるか，もしくは発生前に「事前に予防」しなければいけないか，という観点でタイプ分けをし，前者の事後対処タイプについてロボティクス技術を活用したデッドロック回避アルゴリズムを構築した．発生時の回避アルゴリズムの開発やシミュレーション及び実車評価を実施してデッドロック回避の有効性があることを確認した．

また，他のデッドロックシーンとして緊急車両遭遇時の対処を行うための V2N 通信による配信情報の評価及び車載マイクを用いて緊急車両の認識アルゴリズムを構築した．マイクによるサイレン音の認識や音源方位推定の評価を行うことで車載センサによる認識の限界性能を分析して判別が困難となる状況を明確化した．これによってマイクを用いたサイレン音の認識では 100～150[m]程度までは有効な認識が期待でき，100[m]以内の緊急車両を方位角誤差 20~30[deg]程度で認識可能なことを確認した．また，V2N にて配信される位置情報の精度の傾向を検証することで遠方時の配信情報の有用性を確認した．これらの情報を併用することによって，車載マイクでの認識が困難となる 200～300[m]先から V2N の情報を用いることで緊急車両の接近を検知し，近距離になるに連れて車載マイクやカメラなどを活用して対象物を特定するなどの活用方法が有効であると言える．

②．人工知能(AI)技術を活用したデッドロック回避

2019 年度は，東京臨海部における実証実験を通じて，デッドロックが生じるシーンをいくつか抽出し，AI による自動運転車が走行した場合に，デッドロックの回避可能かを検証した．検証シーンは，1)走行車線に駐車車両がおり，対向車を避けて走行するシーン，2)信号待ち時に対向車線に駐車車両がおり，右折車が来た時に相手の走行領域を空けるようなシーンである．適切な報酬設計を行い強化学習することで，AI による自動運転車はこのようなシーンでも衝突を回避する走行ができることを確認した．

2020 年度は，東京臨海部における実証実験を通じて，デッドロックが生じるシーンを抽出し，AI による自動運転車が走行した場合に，デッドロックの回避可能かを検証した．検証シーンは，1)信号待ち時に対向車線に駐車車両がおり，右折車が来た時に相手の走行領域を空けるようなシーン，2)片側一車線で見通しの悪い道路に路駐車両が停車しているシーン，3)走行車線に駐車車両がおり，対向車を避けて走行するシーン，4)幹線道路に合流するシーン，5)商業施設等の駐車場の出入り口でのシーンである．これらのシーンに対するシミュレーション環境を構築し，深層強化学習によるデッドロック回避が可能か検証した．その結果，シーン 3，5 において，相手を考慮する行動を獲得することで，デッドロック回避を行う行動の獲得を実現した．シーン 1，2，4 では，デッドロック回避を行う行動の獲得を実現できなかった．

2021年度は，緊急車両とのデッドロックを回避するために，緊急車両のデータ収集および認識アルゴリズムの検討を行った．緊急車両として，救急車とパトカーを対象とし，物体検知アルゴリズムを学習および評価した．２つの評価シーンにおいて，緊急車両のランプが点灯している際，それぞれ正しく認識できた．一方，ランプが消灯している際，一般車両と認識することがあった．また，AIを活用して緊急車両とのデッドロック回避を検証するためのシミュレーション環境を構築した．構築した環境は，渋滞時に後方から緊急車両が走行するシーンとした．

2022年度は，緊急車両の認識アルゴリズムの高精度化を実施した．オクルージョンがない場合，パトカーおよび消防車は90%近い検出率であった．救急車は学習データが少ないため，検出率は73%程度であった．緊急車両の大きさによる検出可能性の調査では，オクルージョン無しの場合，パトカーや救急車は幅が50ピクセル程度から検出可能，消防車は40ピクセル程度から検出可能であった．オクルージョンが50%未満の場合は，パトカーは100ピクセル程度，消防車は60ピクセル程度，救急車は50ピクセルと緊急車両の種類により検出に必要なピクセル数が異なった．パトカーは消防車や救急車より大きさが小さいため，検出に必要なピクセル数が大きいと考える．

f. 「**実証実験**」

2019 年度までに，試験車両および試験車両に搭載するセンサ，コンピュータ等を購入し，2 台の試験車両を構築した．また，東京都臨海部の一部のエリアおよび石川県金沢市の中心部での走行実証に必要となる地図の制作等を実施した．さらに，東京臨海部に設置されている通信機能を有する信号機からの情報取得を可能とするため, ITS 無線機の試験車両への搭載および解析ソフトウェアの構築を進めた．また，構築した試験車両を用いた公道走行実証実験を安全に遂行するため，第三者機関による安全性検証を実施し，2019 年 7 月から石川県金沢市中心部において走行実証実験を開始した．また，2019 年 9 月から東京臨海部での走行実証実験を開始した．

また 2020 年度には，ITS 無線受信機のアンテナの設置位置の見直し，計算機の更新，車載グレードのローコスト GNSS/INS の設置などの装置の更新を実施した．また，石川県金沢市における地図の作成，羽田地域における地図作成等を実施し，東京都臨海部および石川県金沢市の中心部における走行実証を継続的に実施した．また，内閣府が主催して開催した東京臨海部実証実験メディア向けガイドツアー(2020 年 9 月 1 日実施)，SIP-adus 中間成果報告会（2021 年 3 月 24，25 日実施）などにおいて，車両の展示，試乗機会の提供等を実施し，社会受容性向上に資する取り組みについても実施した．

また 2021 年度には，緊急車両のサイレン音の認識も可能とするため，自動運転自動車の周辺環境の環境音を計測可能なマイクも試験車両に新たに追加し，走行環境音を含めた走行環境情報の収集を可能とした．またインフラ協調型の自動運転機能の構築のため，SIP 別施策として実施されている東京臨海部実証実験において，2021 年度から実施された V2N を使用した実証実験に参加すべく，2020 年度まで使用していた実証実験用車載機に加え，セルラー通信によってインフラからの情報を取得可能な車載機を新たに搭載し，実証実験を実施した．そして，V2N によってネットワークから配信される降雨情報，車線別道路交通情報，模擬緊急車両位置情報，信号予定情報が受信可能であることを確認した．また 2021 年 4 月 20 日，21 日に東京臨海部において実施されたメディア向け試乗会に参加し，試験車両の展示，試乗機会の提供等を実施し，社会受容性向上に資する取り組みについても実施した．

さらに 2022 年度には，奈良県における V2N 信号予定情報配信実験におけるセルラー通信による信号情報配信タイミングの精度検証を目的として，試験車両に奈良県で配信されている V2N 信号予定情報の受信機材（セルラー通信装置，受信状況表示用 PC，GPS レシーバ）を新たに搭載した．そして，東京都臨海部および石川県金沢市の中心部等における走行実証を継続的に実施する

とともに，奈良県における実証実験も追加実施した．また 2022 年 9 月 29 日～10 月 1 日に東京臨海部において実施された試乗会に参加し，試験車両の展示，試乗機会の提供等を実施し，社会受容性向上に資する取り組みについても実施した．

そしてこれらの取り組みを通し，本事業では東京臨海部における走行実証実験を 2019 年 9 月～2022 年 12 月までの 3 年 4 か月間実施し，この間の合計で 244 日間実証実験を実施し，自動運転状態では合計 3970.4km の走破した．

2. 研究開発成果

2.1. a.「信号機認識技術の開発及び認識が困難な条件の検討」

① パターン認識による信号認識と交差点進入判断アルゴリズムの開発

公道走行における安全かつ安定した周辺認識を実現するため，精密なデジタル地図と単眼カメラを用いた信号認識アルゴリズムを開発した．市街地の交通環境のうち特に交差点走行における安全性を確保するため，信号機の点灯状態を確実に認識することが重要である．しかし，日照条件や背景，対象物体の周囲物体との遮蔽，および撮影画像のコントラストなど，様々な要因の影響を受けて取得するカメラ画像の視認性が変化する可能性がある．このような状況における安定した認識の実現が要求されている．

本研究項目では，信号灯及び矢印灯の認識に関して 120m 以内の認識率 99%の達成を目標とし，評価結果から認識が困難となる環境要因を明らかにした．その結果から，インフラによる支援が求められる状況を整理してまとめる．また，インフラによる支援が得られた場合の検証として V2I 及び V2N 通信による有効性を検証した．その他，信号機認識の特殊なケースとして点滅信号の認識における認識率 99%の達成に必要となる要素の評価，ならびに SIP 他事業である DIVP（Driving Intelligence Validation Platform）事業において開発されているセンサのシミュレーション環境と連携した環境不調の再現実験を実施した．具体的には以下の研究項目・分析を実施した．

・デジタル地図を活用した信号・矢印灯の認識アルゴリズムの開発・評価
・点滅信号の認識アルゴリズムの検討・性能評価
・仮想環境を活用した信号機認識の一致性検証
・交差点進入時の悪条件シーンの走行画像データセット提供
・V2I/V2N 通信の信号情報による信号情報の有効性評価

以降では具体的な研究開発成果について個別に述べる．

- **デジタル地図を活用した信号認識アルゴリズムの開発・評価**

画像処理による信号機認識に関する研究として，頑健な認識を可能とするためにデジタル地図を活用した信号機の検出方法がこれまでに多く提案されており[1-3]，本研究ではこれまでに単眼カメラと車両位置及びデジタル地図を活用した信号認識アルゴリズムを開発してきた[4-5]．本事業においては 2018 年度に実証実験にて使用するカメラのセンサスペックの検討を行い，その後 2020 年度までの 3 年間ではアルゴリズムの開発及び評価を実施してきた．開発した信号機認識アルゴリズムの概要を図 2.1.①-1 に示す．デジタル

地図を活用した信号機認識の主な手順は以下の通りである．

(1) ROI 抽出：デジタルマップを用いて，画像上の信号機領域（Region Of Interest, ROI）を探索する

(2) 候補検出：候補交通信号として ROI 内の照明領域を抽出する

(3) 状態認識：色相の情報や機械学習を用いて信号状態を分類する

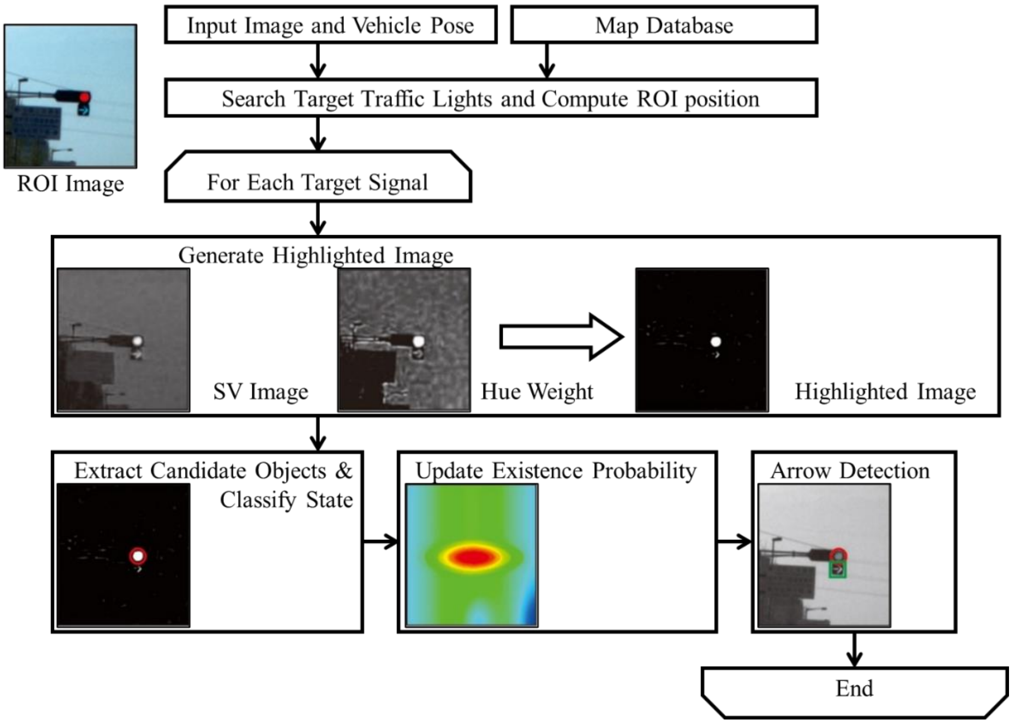
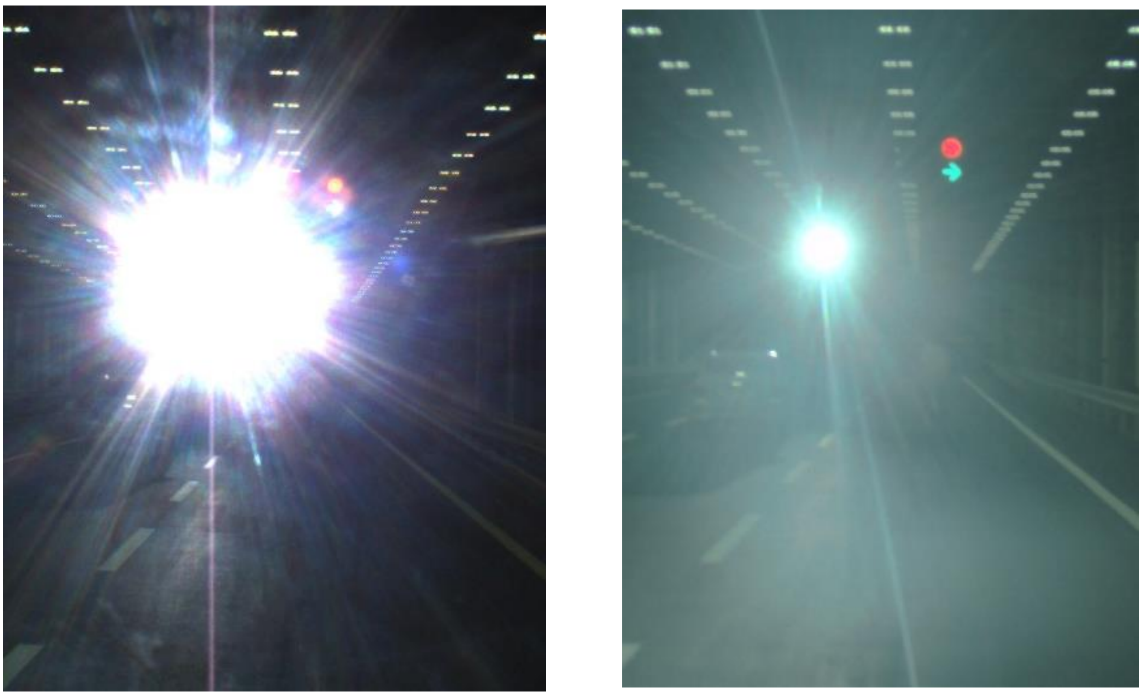


図 2.1.①-1　信号認識アルゴリズムの概要

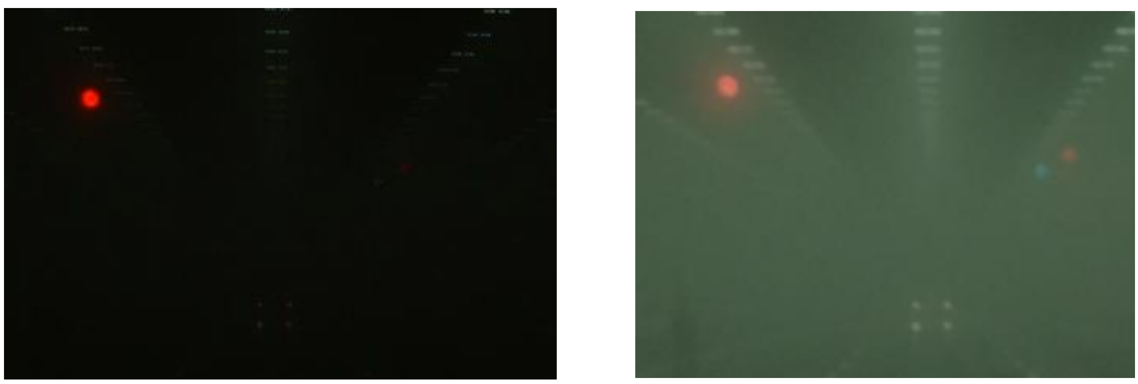
車両位置とデジタル地図上の信号機の座標との相対的な位置関係から各信号機の画像上の ROI を算出し，デジタル地図と自車位置を用いてカメラ画角内の信号灯位置を抽出し，ROI を設定する．この ROI 画像内に対して信号機の点灯領域の認識を行う．一般的に信号灯火は，周囲より明るい色をもつこと，すなわち高い彩度と明度を持つ特徴があるため，色合いの特徴や信号灯の円形形状などの特徴に注目して候補点を抽出して対象物であるかを識別する．地図情報に含まれる信号機情報には位置だけでなく，設置方向（縦型・横型）や矢印信号（左，直進，右）の有無も含まれている．そこで対象の信号機が矢印信号を持つ場合，矢印信号の状態認識を行う．矢印認識は機械学習アルゴリズムによって訓練された矢印検出器によって認識される．しかしながら 120m 以上先の矢印灯を認識する場合，ピクセル数の小さな点灯物を安定して認識することが要求される．このような課題に対して実証実験を通して評価を行い，アルゴリズムの開発を進めた．

事業の初期では画像の視認性が低下する状況における評価を行い使用するカメラを選定した．カメラとしては通常の工業用カメラの他，HDR(High Dynamic Range)機能及び LED フリッカー抑制機能を有する車載カメラを使用して画像の視認性や認識への影響を確認した．評価は日本自動車研究所の特異環境試験場を使用し，ランプ式，LED 式信号機を対象として夜間・雨・霧など各天候条件における信号機画像を撮影した．実際に撮影された評価用画像の様子を図 2.1.①-2 及び図 2.1.①-3 に示す．



非 HDR カメラ　　　HDR カメラ

図 2.1.①-2　逆光条件下での視認性の改善例



非 HDR カメラ　　　HDR カメラ

図 2.1.①-3　霧の条件下での視認性の改善例

こうした悪条件下の信号機画像を撮影して評価することにより HDR カメラの利用による逆光や霧の条件下での視認性改善を検証した．一方，矢印信号に関しては前述の通りピクセル数が小さくなる遠方の認識改善が課題として確認された．こうした背景から市街地走行環境の信号機認識において 120m 以上先の信号灯及び矢印灯を高精度に認識するためには，ピクセル数の小さな点灯物を安定して認識可能なアルゴリズムを開発することが重要となる．車載カメラとして一般的な 50～60 度程度の水平画角を有するカメラを用いて認識する場合，フル HD クラスの解像度のカメラでも 100m 程度先の信号灯は 10px 以下の低解像度になることが試算可能である．この場合，遠方にある矢印灯の向きを認識することは容易ではなく，人間が見ても画像だけから矢印の向きを識別することが困難な場合も存在する．例えば，図 2.1.①-4 のように 150m 程度離れた信号機の画像では，矢印灯の領域がつぶれてしまい向きを適切に判別することは難しい．このように，画像中でつぶれてしまった矢印領域を青信号の点灯領域の候補として誤認識してしまう状況が起こりうる．このような場合でも矢印灯の向きを認識するため，デジタル地図の情報として信号灯と矢印灯の相対位置が与えられた場合を前提として遠方の矢印灯を認識可能な方法を開発した[6]．開発したアルゴリズムでは，ここで検出した赤信号及び青信号（実際には矢印灯）の候補点に対してあらかじめ与えられた相対位置関係から，当該の候補点を矢印灯として検出する方法を導入する．これによって遠距離矢印灯の認識率改善が期待される．

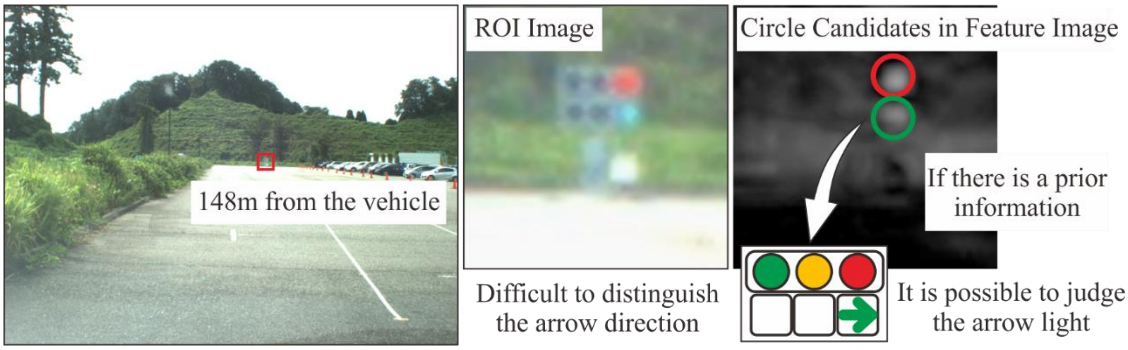


図 2.1.①-4　矢印等の認識アルゴリズム開発

ここで開発した認識アルゴリズムに対して，一般道で得られるデータを用いた性能評価を実施した．走行データは石川県金沢市及び珠洲市内にて計測したデータを使用しており，データの総数は信号灯及び矢印灯を合わせて 67,171 件ある．各データの内訳は以下の通りである．

表 2.1.①-1　事前評価に用いたデータ数

Label	Number of Data
Green	39,712
Yellow	2,513
Red	22,726
Left	711
Straight	372
Right	1,137

評価指標としては以下に示す，F-value を用いる．車両から信号機までの距離を 10m の区間ごとに分けて各区間での認識率の傾向を評価する．信号認識アルゴリズムにおいて開発した矢印認識アルゴリズムを導入するか否かによる比較，および最新の物体認識アルゴリズムとして YOLOv3[7]を比較手法として認識率を評価する．

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2.1.①-1}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2.1.①-2}$$

$$F\text{-}value = \frac{2Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \tag{2.1.①-3}$$

ただし，TP は正解数，FP は誤検出数，FN は未検出数である．評価結果として各区間で得られる F 値の傾向を図 2.1.①-5 に，特徴的なシーンでの ROI 画像を図 2.1.①-6 に示す．グラフにおいて実線が信号灯の認識率であり，破線が矢印灯の認識率と対応している．この結果より提案方法の導入により矢印灯の認識率が改善している点が確認できる．遠方の矢印灯に対して同程度の認識率が得られる認識距離は 10～20m ほど増大していることからも遠距離の矢印灯の認識への貢献が確認された．

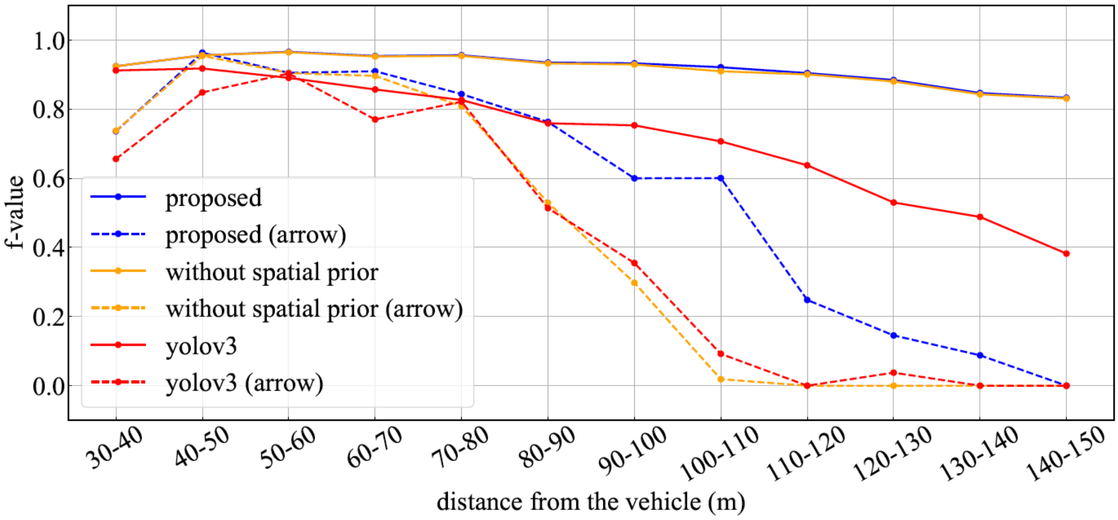


図 2.1.①-5　石川県の市街地走行データにおける信号灯・矢印灯の認識結果

(a) right arrow (111m, 6x6px)　(b) right arrow (125m, 5x5px)

図 2.1.①-6　遠距離矢印灯の認識結果例

このようにして開発した認識アルゴリズムを用いて，東京臨海部の走行環境における信号灯及び矢印灯の認識性能を評価する．実際に市街地を自動運転走行するときの状況に近い評価を行うため，一連の交差点接近時の画像リストをシナリオとして定義して多数のシナリオデータをまとめて評価する．表 2.1.①-2 に計測した評価データの一覧を示す．評価データは 233 件の交差点接近シナリオとして日中，逆光・順光，夜間，雨天の条件のデータから構成されている．画像データの総フレーム数は 42,603 枚となっており，評価対象となる ROI の総数は 97,985 個である．

表 2.1.①-2　東京臨海部の走行データに関する評価データ

	Type	Number of Data
ROI 数	青信号	46,818
	黄信号	2,926
	赤信号	31,529
	赤信号＋左矢印	212
	赤信号＋直進矢印	3,930
	赤信号＋右矢印	1,847
	赤信号＋複数矢印	2,566
	None（遮蔽）	8,158
	合計	97,985
シナリオ数	日中	140
	夜間	44
	雨天	12
	逆光・順光	37
	合計	233
フレーム数		42,603

評価指標は前述同様に F-value を用いて 10m の区間ごとの認識率の傾向を評価する．ただし，データ数の都合により矢印灯の認識率の評価では個別の点灯状態に応じて TP/FP/FN を算出しこれらを統合して矢印灯の認識率としてまとめて評価する．本実験では以下の観点に基づいて性能評価を実施した．

- 個別信号機単位の認識性能の評価
- 交差点単位の認識性能の評価
- 望遠レンズカメラ併用による認識性能の評価
- 環境条件別の認識性能の評価

開発した認識アルゴリズムの性能を画像認識の観点から評価する場合は各 ROI に対応する信号機の点灯状態を個別に評価する方法が取られる．しかしながら，多くの場合では同一交差点には複数の信号機が設置されており，あるフレームにおいても当該交差点の複数の信号機を同時に認識する場合では同一交差点として関連付けられた信号機の認識結果から総合的に交差点の点灯状

態を決定することが可能である．そこで，個別信号機単位の評価とは別に交差点単位で点灯状態を評価する．この時，同一フレームに複数の信号機がある場合は多数決戦略により点灯状態を決定する．

また，実証実験で使用している自動運転自動車では信号認識の性能評価用に複数画角の車載カメラを搭載している．遠方信号灯に対する貢献を評価するために通常画角（53deg）に加えて望遠画角（27deg）を併用した評価も実施する．具体的な方法としては，通常画角で評価対象となる任意の信号機 ROI に対して望遠画角の画像内に対応する ROI が含まれる場合は望遠画角の ROI 画像を利用するという方法である．その他，日中・夜間などの環境条件別の認識率も評価する．評価結果として図 2.1.①-7 及び表 2.1.①-3 に全評価データに対する青信号，赤信号及び矢印灯の認識率を示す．評価結果では個別信号機単位及び信号機単位の評価結果と望遠カメラの併用の有無の違いによる距離ごとの認識率と 100m 及び 120m 以内の平均認識率を示している．

評価結果より以下のことが確認された．

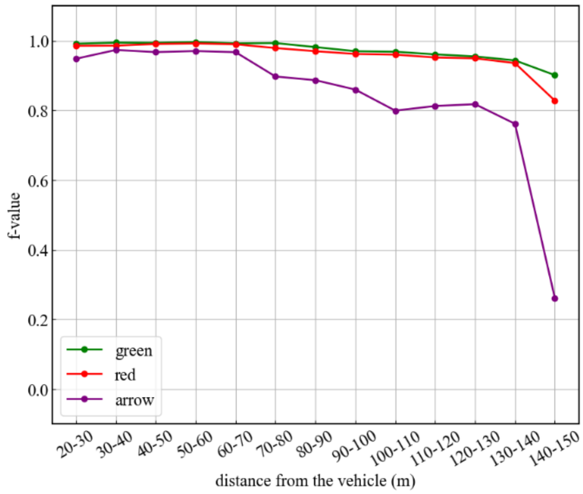
・交差点単位で信号状態を判断することで全体の認識率が改善

・望遠カメラを併用することで遠方赤信号灯及び矢印灯の認識率が改善

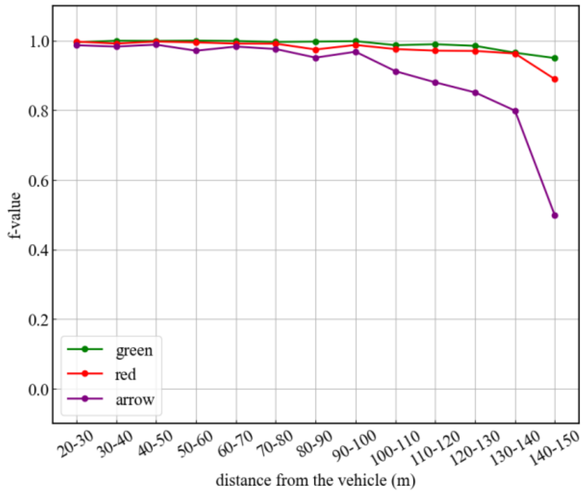
・交差点単位の評価で望遠レンズを併用することで 120m 以内の平均認識率が 0.990 となり今年度の目標認識率を達成

交差点単位で評価することで特に赤信号及び矢印灯の認識率の改善を確認した．これは個別信号認識時では，遠方の矢印灯を認識する際に，矢印灯の点灯状態の未検出や点灯状態の誤検出により各 ROI の認識結果にばらつきが確認されている．これは交差点単位の認識として多数決戦略を取ることで適切な状態に出力できるようになったことが要因である．

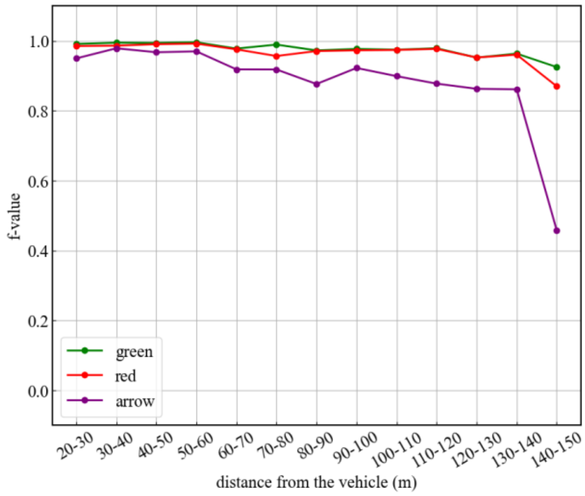
また，望遠カメラを併用することで遠方矢印灯の認識率が 2%程度改善できていることが確認できた．距離が 100m 以降となると矢印灯のピクセル数が 10px 以下となり矢印灯の向きを正確に認識することは容易ではないことが評価結果より確認された．これに対して画角 1/2 の望遠カメラを利用すると全体の目標値を達成できたことから，矢印灯の画素数が最低 15px 程度は確保されている条件下での認識が望ましいと言える．



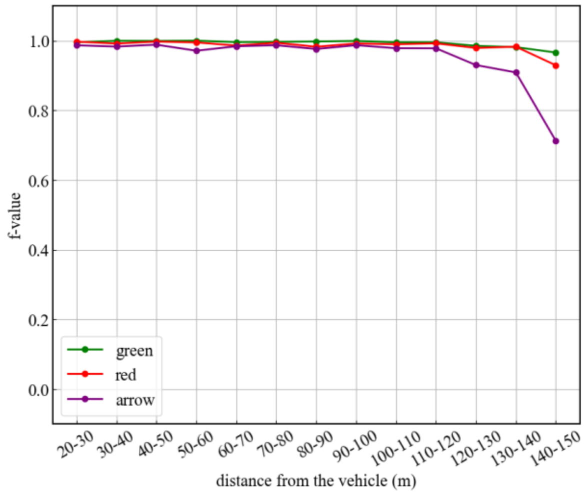
(a) 個別信号機評価（53deg）



(b) 交差点単位評価（53deg）



(c) 個別信号機評価（53deg+27deg）



(d) 交差点単位評価（53deg+27deg）

図 2.1.①-7　全評価データに対する性能評価結果

表 2.1.①-3　全評価データに対する性能評価結果

		青信号	赤信号	矢印灯	平均
個別単位	100m 以内	0.989	0.982	0.933	0.968
	120m 以内	0.984	0.977	0.908	0.956
交差点単位	100m 以内	0.998	0.991	0.976	0.988
	120m 以内	0.996	0.987	0.960	0.981
個別単位 (望遠併用)	100m 以内	0.986	0.979	0.937	0.967
	120m 以内	0.984	0.978	0.928	0.963
交差点単位 (望遠併用)	100m 以内	0.998	0.992	0.983	0.991
	120m 以内	0.997	0.992	0.982	0.990

次に，環境条件別の評価結果を表 2.1.①-4 に示す．条件による多少のばらつきはあるものの各条件では矢印灯でも 97%以上の認識率が得られており，平均認識率は 98.5%以上の平均認識率が得られていることから極端に認識率が低下している条件は確認されていない．僅かな差ではあるが，逆光・順光の条件下での矢印灯の認識率が他の条件と比べて低い傾向があることが確認されている．

表 2.1.①-4　環境条件別性能評価結果（交差点単位評価・望遠併用）

		青信号	赤信号	矢印灯	平均
日中	100m 以内	0.999	0.995	0.985	0.993
	120m 以内	0.998	0.994	0.984	0.992
夜間	100m 以内	0.996	0.987	0.990	0.991
	120m 以内	0.995	0.987	0.980	0.987
日中・雨天	100m 以内	1.000	0.987	1.000	0.996
	120m 以内	1.000	0.991	0.997	0.996
逆光・順光	100m 以内	0.998	0.987	0.971	0.985
	120m 以内	0.998	0.987	0.976	0.987

東京臨海部における実証実験で得た評価結果では全体として 120m 以内の信号灯・矢印灯を 99%程度で認識可能であることが確認された．しかしながら条件によっては未検出・誤検出などの状況も確認されている．具体的には隠蔽，背景同化，夜間及び逆光などのシーンで視認性による課題を確認した．以下に個別で確認された不調シーンに関する特徴的なシーンを述べる．

- 隠蔽：図 2.1①-8(a)のように道路中にせり出している街路樹によって信号機が遮蔽されているシーンでは赤丸で囲っている領域に信号機の青信号灯が一部確認されているが，樹木による遮蔽ではカメラの視点から信号機そのものを確認することは困難となる恐れがある．影響は一時的であるため致命的な問題とはならないが季節などによって影響の受け方が異なることが想定される．
- 背景同化：図 2.1①-8(b)のように画像中で信号機周辺にある背景の建物により対象となる信号機の境界が不鮮明となり未検出となりやすいことが確認された．さらに，背景の建物のエッジのパターンを誤認識することも確認されている．こちらは特に遠方の場合に確認されているが，近距離となると適切に認識できている．
- 夜間：夜間の画像では点灯物周辺にグレアやブラーなどの影響を受ける

ことによって点灯物周辺の輪郭が日中に比べると不鮮明になる傾向がある．これによって図 2.1.①-8(c)のように矢印灯の輪郭が不鮮明になることから矢印灯の未検出や青信号灯への誤検出などの不調が確認されている．このような場合でも近距離になると適切に認識できる状態を確認していることから発生する影響は限定的であると言える．

- 逆光：図 2.1.①-8(d)のように画像中で信号機付近に太陽が存在する場合では逆光の影響により一部が飽和した画像が撮影される．この場合では飽和した領域周辺にある信号機を適切に認識することができなくなるため，未検出，誤検出などの影響を確認している．撮影画像上では飽和領域周辺が黄色に近い色合いになっていることもあり，赤信号や青信号を黄信号と誤認識する場合なども発生している．

(a) 隠蔽　　(b) 背景同化

(c) 夜間　　(d) 逆光

図 2.1.①-8　東京臨海部の実証実験で確認した環境不調による認識困難なシーンの例

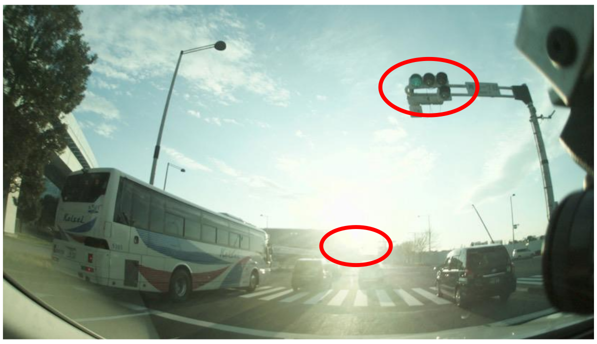
以上のように隠蔽・背景同化・夜間・逆光などの環境要因において信号機単体の認識において認識結果が不安定となる場合を確認した．しかしながら，一

連の交差点接近において隠蔽は一時的，背景同化や夜間は遠方において確認されており，影響は一時的であるため交差点進入判断に致命的な影響はないと言える．逆光の場合においても，飽和の影響による未検出・誤検出が発生していても HDR カメラの利用により影響範囲が限定的となる．これによって正常に認識されている他の信号機があることで交差点進入判断が可能となる．一方，上記の検証結果より交差点進入に課題となることが想定される状況としては，以下の 2 点が考えられる．

- 交差点接近中に対象信号機すべてを認識できない状況が一定時間継続する場合（進入判断不可）
- 交差点先頭に停止時に対象信号機すべてを認識できない場合（発進不可）

1 点目の進入判断不可は前述の課題となるシーンなどにおいても環境要因の認識不調は限定的であることが確認できているため問題の発生頻度は非常に少ないと考えられる．2 点目の発進不可の状況は特に逆光及び順光時に起こりうる課題であり，図 2.1.①-9(a)のように停止線位置停車時に認識対象の信号機が一つしかなく，その信号機が逆光の影響を受けている場合は問題となる．しかしながら，2 個以上の信号機が設置されている交差点では手前側と奥側など離れた位置に信号機が設置されていることから，画像内の逆光の影響が限定的であれば一方が逆光の影響を受けても他方は影響受けていないことが考えられる．図 2.1.①-9(b)のように前方を広角に捉えることで手前の信号機も視認可能なため，逆光の影響の度合いに応じてどちらの信号機を認識するべきかを判断することも重要である．

(a) 通常画角カメラ（53deg）

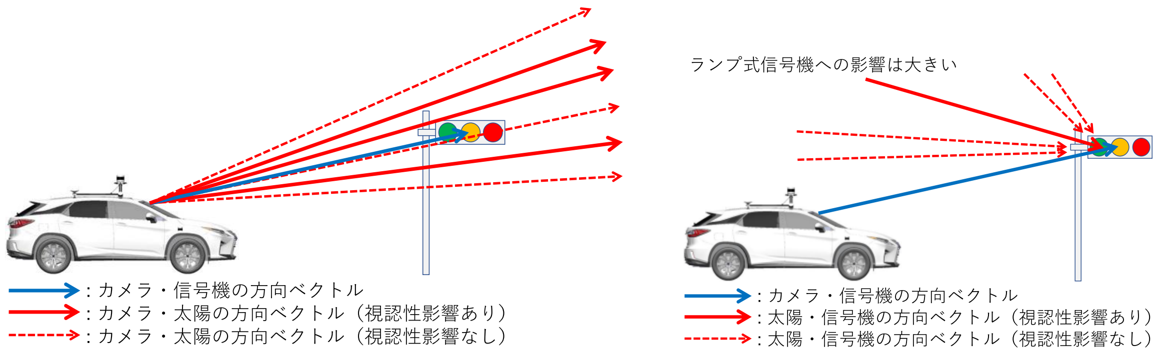


(b) 広角画角カメラ（120deg）

図 2.1.①-9 停止線位置での逆光発生時の画像例（赤丸が信号機）

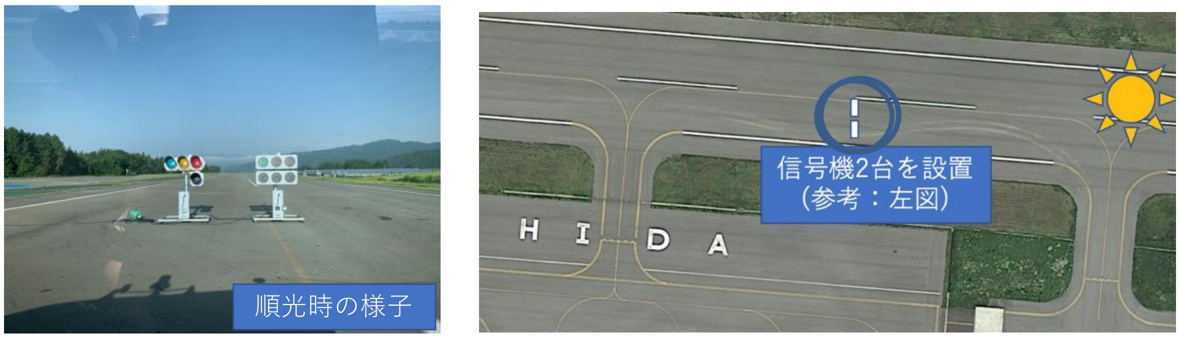
評価結果では環境要因により視認性が低下して認識が困難となる状況として逆光・順光・隠蔽・背景同化・夜間などのシーンが確認された．これらの不調要因のうち，逆光などの太陽光による影響が要因となる不調はカメラの性能限

界により影響の度合いが左右される．そこで信号機認識における太陽光の影響の程度を調査するために逆光及び順光の影響下の画像を撮影して視認性を評価した．信号機の視認性を調査する前に逆光・順光時の視認性への影響に関する仮説を検討した．図 2.1.①-10 に示すように，カメラ，信号機及び太陽との相対的な位置関係によって影響の度合いが変化すると考えられる．しかしながら，画像中の太陽が完全に信号機の裏側にある場合は太陽が遮蔽されるため影響を受けないことも想定される．一方，順光の場合では，自車後方の太陽が前方の信号機を照らすことで信号灯自体が反射光で明るくなることで視認性が低下すると想定される．



(a) 逆光時の影響の仮説　　(b) 順光時の影響の仮説

図 2.1.①-10　カメラ・信号機・カメラの相対関係による逆光・順光時の影響の仮説

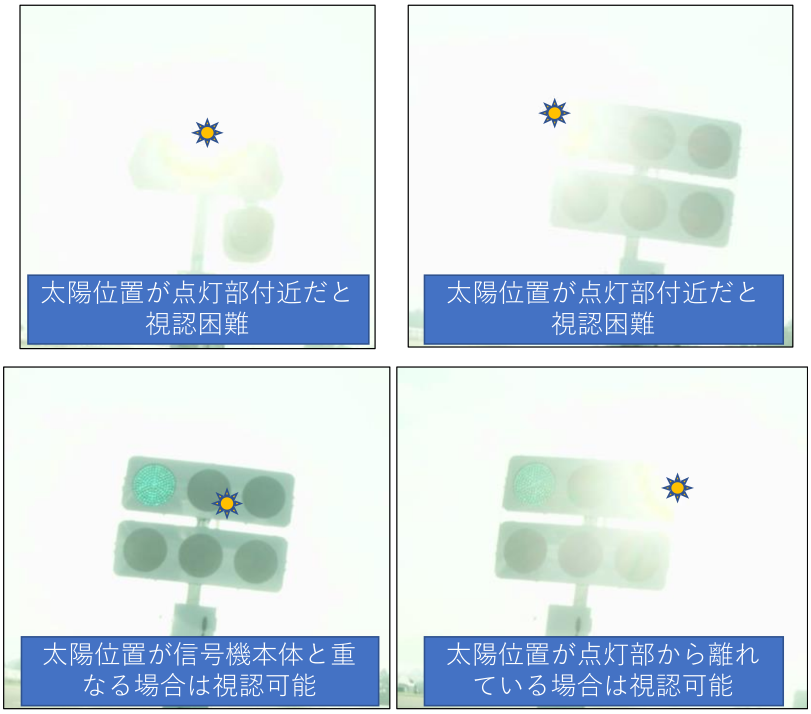


(a) 仮設信号機　　(b) 仮設信号機の配置

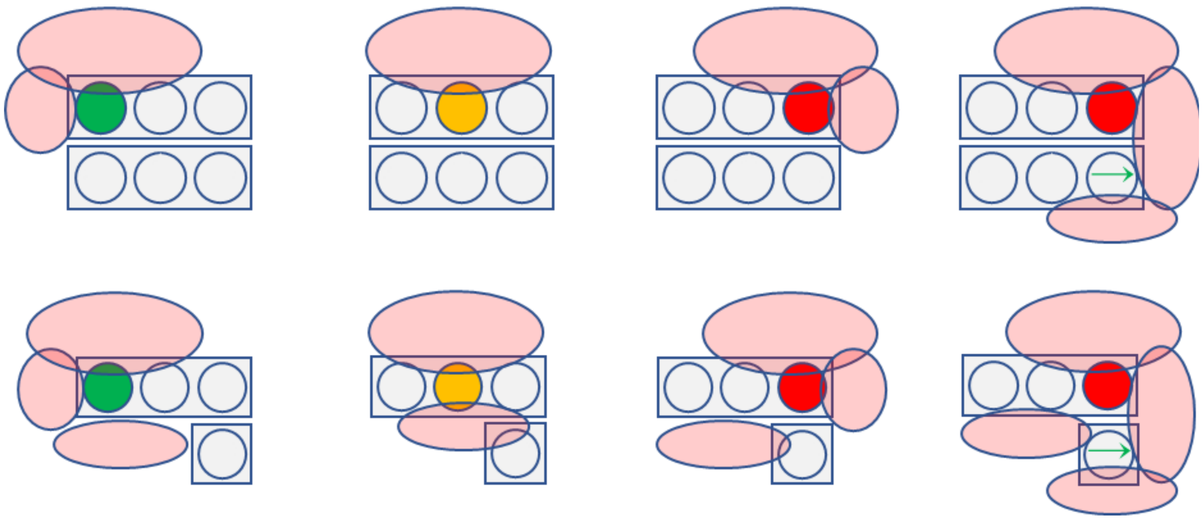
図 2.1.①-11　逆光・順光の撮影実験の様子

そこで，逆光・順光時の LED 及びランプ式信号機の画像を撮影して検証した．評価データの計測は，岐阜県高山市の農道離着陸場である「飛騨エアパーク」の滑走路を試験エリアとして利用した．図 2.1.①-11 のように滑走路上に仮設信号機として用意した LED 信号機及びランプ式信号機を設置して太陽方向に向きを変えながら逆光・順光の画像を撮影した．

画像の計測では逆光・順光が発生する特定の時間帯で両信号機の点灯状態を変化させながら，影響が想定される範囲内でカメラを移動させて実施する．撮影位置の違いによる視認可否を評価するため，撮影された信号機画像を人が確認して適切な点灯状態を判別できるかで撮影範囲全体における視認困難な領域の傾向や点灯領域の色合いなどを比較した．



(a) 逆光時の画像



(b) 視認困難な影響範囲（円形領域内に太陽がある場合は視認不可）

図 2.1.①-12　逆光時の信号機画像例

まず逆光時では，LED 式・ランプ式によらず特定の位置関係において視認不可な状況が発生していることが確認された．点灯色の違いによる差も確認され

ておらずそれぞれの状態において視認困難な領域が確認された．逆光時の特徴的な画像を図 2.1.①-12 に示す．太陽位置が信号機の点灯部付近に存在する場合に信号機が飽和することで視認困難となる状況が確認された．また，信号機の裏側に太陽が隠れた場合や点灯部から離れた位置にある場合は視認可能であることも確認された．したがって，逆光の影響を受ける範囲は限定的であり点灯部付近の特定範囲だけで視認困難となる．逆光が影響する範囲は撮影するカメラのダイナミックレンジなどに依存して異なるが本実験では点灯領域の周囲に 5～10deg 程度の範囲に逆光の影響を受けるスポットが確認された．このほか，逆光により視認性が低下した場合において，以下の点が確認された．

- 逆光時の視認性への影響は LED/ランプ式信号機によらず点灯領域周辺の限定的な範囲で発生
- 影響範囲は使用するカメラに依存するが本実験では 5～10deg 程度
- 逆光の影響により視認性が低下する場合は点灯部の色相が実際の点灯色と異なる値となる
- 逆光の影響により視認性が低下する場合は点灯部の彩度が低下

同様に順光時における信号灯の視認性を評価した様子を図 2.1.①-13 に示す．順光時の LED 式信号機では若干視認性が低下した様子が確認されたが青・赤信号に関しては問題なく点色を判別可能であった．しかしながら，ランプ式信号機は点灯色によらず広範囲に渡って視認不可となる様子が確認された．図 2.1.①-13 のように順光時のランプ式信号では点灯状態によらずすべてのランプが点灯しているかのように撮影されており判別困難となることが確認できる．信号機本体が太陽に照らされる際の影響は信号機本体の形状にも依存するが LED 式信号機に対してランプ式信号機に対する影響が非常に大きいことが確認された．その他，順光時の検証では以下の点が確認された．

・順光時のランプ式信号
　　・点灯/消灯によらず色相が灯色に近い
　　・点灯/消灯によらず彩度が高い
　　・点灯/消灯間の彩度の差が変化しないため灯色の判別が困難
・順光時の LED 式信号
　　・消灯中の色相は灯色と異なる
　　・点灯/消灯によらず彩度が低い
　　・点灯/消灯間で彩度に差があるが，図 2.1.①-13(4)のように一部の黄信号では彩度の差が小さく視認困難な状況が確認された

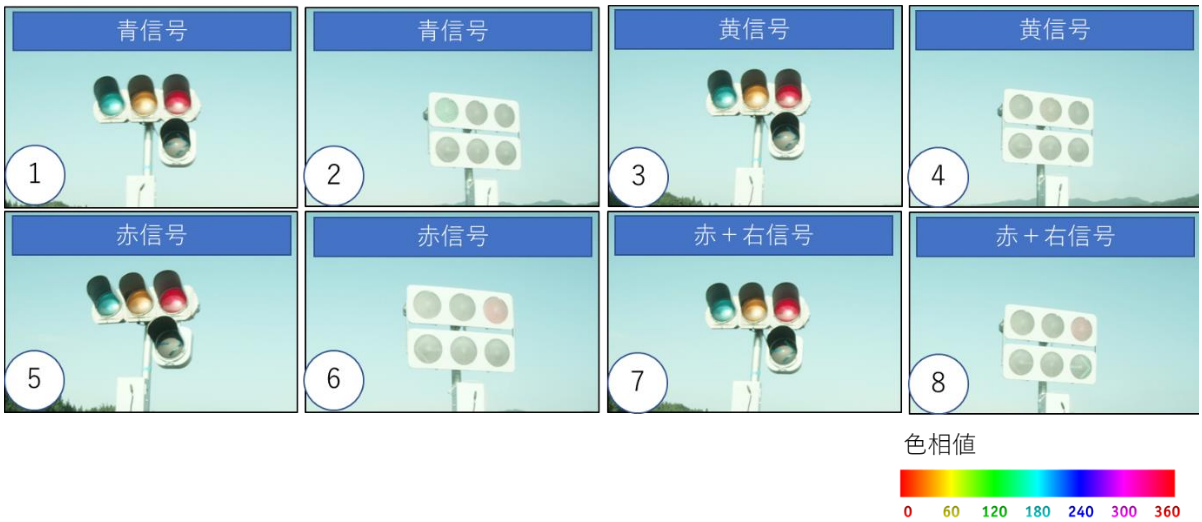
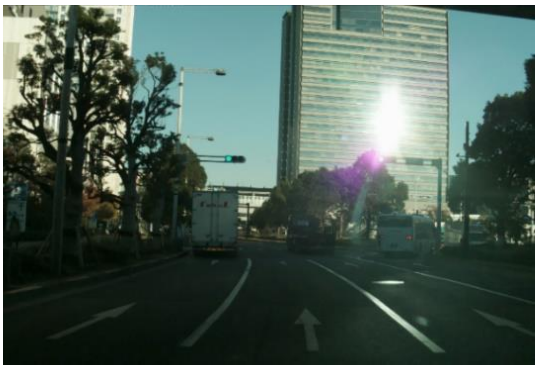


図 2.1.①-13　順光時の信号機画像例

これまでの評価において，逆光・順光などの影響を受ける場合信号機の視認性が低下することが確認されている．このうち順光は旧式のランプ式信号機の視認性に影響を与えるが LED 式信号機に対する影響は僅かである．一方，逆光の場合は LED/ランプ式信号機に関係なく点灯領域の周辺に太陽が撮影される場合に強い影響を受け点灯状態を判別困難となる．交差点接近時にカメラ画像に太陽が写りこむと，画像が白飛びして信号の状態を誤認識してしまうことがあると適切な交差点進入判断ができない場合が発生する．太陽の方角は車両の現在位置と時刻の情報から計算することが可能であるが，雲や建物によって太陽が遮られることがあるため，カメラの画角内に計算した太陽の方角が含まれれば必ず逆光が発生するというわけではない．さらに，これまでに実施していた実証実験での評価より，図 2.1.①-14(b)のように太陽光がビルに反射して間接的に逆光の影響を受けることも確認されている．したがって，逆光の影響による誤検出を防ぐためにも車載カメラ画像内の逆光の影響領域を認識することは重要である．そこで車載カメラ画像において逆光の影響を受けている領域を認識するアルゴリズムを開発した[8]. 開発したアルゴリズムでは逆光状態を認識する畳み込みニューラルネットワークの内部状態を時系列処理することで画像中の逆光による影響を受けた領域の視認性を画素レベルで認識するアルゴリズムとなっている．図 2.1.①-15 のように直射日光や反射光により視認性の低下した領域の確率を認識可能となっている．また，図 2.1.①-15(a)のように視認性が低下していない領域は低い確率が出力されるため，この情報を用いることで画像中の任意の信号機が逆光の影響を受けているか否かを判断可能となる．

(a)　早朝の逆光のシーン（信号機が太陽と重なるが信号灯領域は視認可）



(b) 太陽光のビルの反射による逆光（右信号が反射光と重なり視認不可）

図 2.1.①-14　逆光の走行データにおける特徴的なシーン

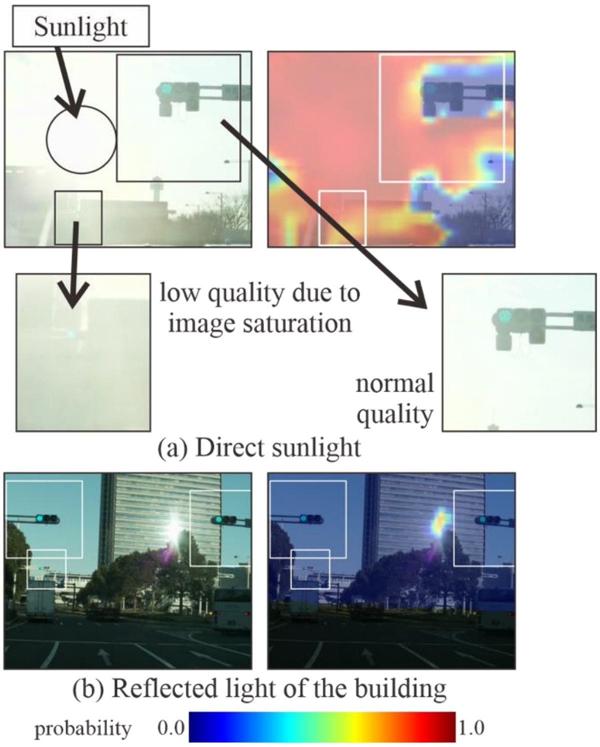


図 2.1.①-15　画像認識による逆光状態の認識例

- **点滅信号の認識アルゴリズムの検討・性能評価**

2021年度以降の検討では認識対象を点滅信号に拡張して，黄色及び赤色点滅信号の認識に取り組んだ．点滅信号は約1秒周期で点灯・消灯を繰り返しており，特定の交差点や交通量が減少する深夜の交差点などで利用されている．基本的には従来どおりの信号機認識アルゴリズムを用いることで各フレームの点灯状態の認識が期待できる．したがって，フレームで認識した点灯・消灯の変化を周波数解析することで点滅状態を判定する方法を検討した．通常の信号認識と比べて，自動運転における点滅信号の認識では下記の技術的課題が想定される．

・信号消灯時に画像内に存在する類似物体を点灯物として誤認識

・赤色及び黄色の点灯色誤識別

消灯時の背景誤認識は周辺に存在する街灯などの点灯物や消灯している他の信号灯を点灯として誤認識するなどが考えられる．また，点灯色の誤識別は一般的に黄色信号及び赤色信号は点灯色の色相値の差が小さいことが理由である．そのため，周囲の日照条件などによっては点灯色を誤識別しやすい対象物である．通常の交差点を通過する際には，黄色・赤色信号ともに停止線手前での停止義務がある（黄色信号時は安全に停止できない場合を除く）．基本的にはどちらの点灯状態でも減速走行が要求されるため，仮に信号認識時の点灯状態を誤識別しても自動運転走行には致命的な問題とはならない．一方，点滅信号の交差点を走行する際には，黄色点滅時は他の交通に注意した交差点通過を，赤色点滅時は一時停止義務が要求される．点灯時とは異なり点滅時では黄色及び赤色時に要求される運転行動が異なるため確実な点灯色の識別が必要である．

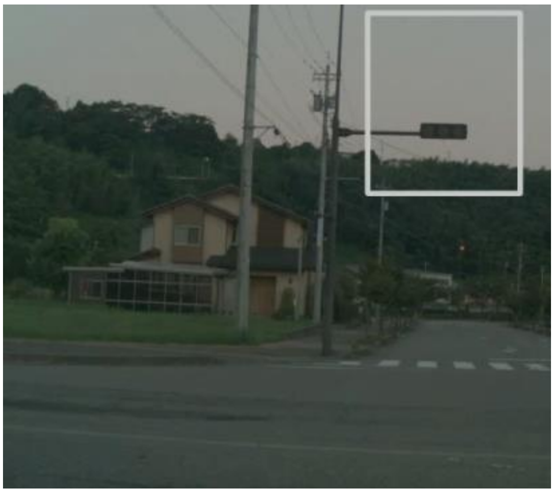
点滅信号の性能評価に当たり対象エリアでの走行データを収集した．これまでの実証実験で対象としている東京臨海部の走行エリアでは点滅信号の交差点が十分に存在しないため,金沢市内で点滅信号の走行データを計測した．異なる日照条件のデータとして表 2.1.①-5 に示す条件の走行データを収集した．点滅信号の走行シーンにおける特徴的な画像の様子を図 2.1.①-16 に示す．

表 2.1.①-5　点滅信号の評価データ件数

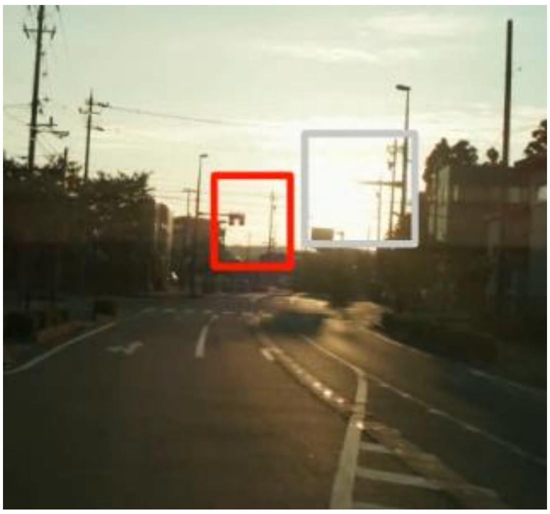
種別	ROI 数
通常点滅信号（赤色・黄色点滅）	1,195
逆光点滅信号（赤色点滅）	374
順光点滅信号（赤色点滅）	392

収集した走行データにはLED式信号だけではなくランプ式信号も含まれている．ランプ式信号では後方から太陽光に照らされる順光時において，消灯しているランプの輝度が高くなり点灯・消灯間のランプの輝度に十分な差が得られない不調が存在する．こうした環境不調が想定される中で信号点滅時の認識の様子を評価する．評価指標としては，Precision, Recall, F-valueを用いて性能を評価する．

(a) 点灯時の様子（赤色点滅）



(b) 消灯時の様子（赤色点滅）



(c) 逆光時の様子（赤色点滅）

(d) 順光の様子（赤色点滅）

図 2.1.①-16　点滅信号の評価用データ
（画像中の枠がROI，枠の色が点灯色を表す）

評価結果として，各日照条件による認識率を表2.1.①-6に示す．表2.1.①-6では，収集した走行データの環境条件の種別ごとに点滅信号機のフレームごとの点灯状態及び周波数解析に基づく点滅状態の認識結果をまとめたもの

である．また前述の信号機認識の評価において，対象交差点に複数の信号機が存在する場合は交差点単位で多数決判定することで個別信号機の誤認識の低減を確認している（表 2.1.①-3）．本評価においても複数の信号機が存在する場合に多数決戦略の交差点単位の認識を採用した．評価結果より，多くの条件において交差点単位の判別による認識率の改善を確認した．また，点滅状態の認識において通常の環境下では認識率が 97%を超えており，特に Recall が 99%であることから点滅を取りこぼすことなく判定が行えていることが確認できる．信号機を視認しやすい条件下においては基礎検討していたアルゴリズムで十分に判別可能であることが確認された．

表 2.1.①-6　点滅信号の認識における評価結果

	通常点滅信号			逆光点滅信号			順光点滅信号		
	Prec.	Recall	F-val.	Prec.	Recall	F-val.	Prec.	Recall	F-val.
点灯状態 個別単位	0.946	0.933	0.936	0.874	0.791	0.800	0.777	0.598	0.520
点灯状態 交差点単位	0.958	0.939	0.946	0.915	0.859	0.874	0.777	0.581	0.495
点滅状態 個別単位	0.965	0.987	0.976	0.976	0.551	0.705	1.000	0.276	0.432
点滅状態 交差点単位	0.962	0.992	0.977	0.975	0.686	0.805	1.000	0.308	0.471

表 2.1.①-6 にて示した評価結果では通常の点滅シーンと比べて逆光・順光となることで認識率が低下していることを確認している．各シーンのフレーム数や交差点数などの条件が異なるため直接的な比較は困難であるが，全体的には逆光及び順光のシーンでは Precision に対して Recall の値が低下しており未検出が増大していることが確認できる．そこでそれらの特徴的なシーンを図 2.1.①-17 及び図 2.1.①-18 に示す．それぞれのシーンは図 2.1.①-16(c)及び(d)にて示した交差点の接近シーンにおけるフレームごとの認識の様子と対応しており，(a), (c)及び(d)にて示すプロットは各フレームで点灯物を検出した場合の状態並びに色相・彩度・明度である．

まず，逆光のシーンは図 2.1.①-16(c)中の右側の ROI に対する認識結果の様子が図 2.1.①-17 である．逆光時は画像中の太陽周辺の画素が飽和するため，信号機と太陽が接近するときの視認性が低下する．評価データの前半 1,2 秒間が太陽の影響で信号点滅を確認できないフレームであるが完全に飽和した瞬間を過ぎたあとも安定して点滅を検出するには数秒要していることが確

認できる.そのため,視認性が改善するまでの区間で未検出が発生している.しかしながら，逆光による太陽光の影響範囲は限定的であることが前述の信号機認識の評価において確認できており,図 2.1.①-16(c)においても他方の信号機は正常に視認できている．したがって，交差点に複数の信号機が視認できる場合は双方の認識結果を併用して認識結果の改善が期待できる．

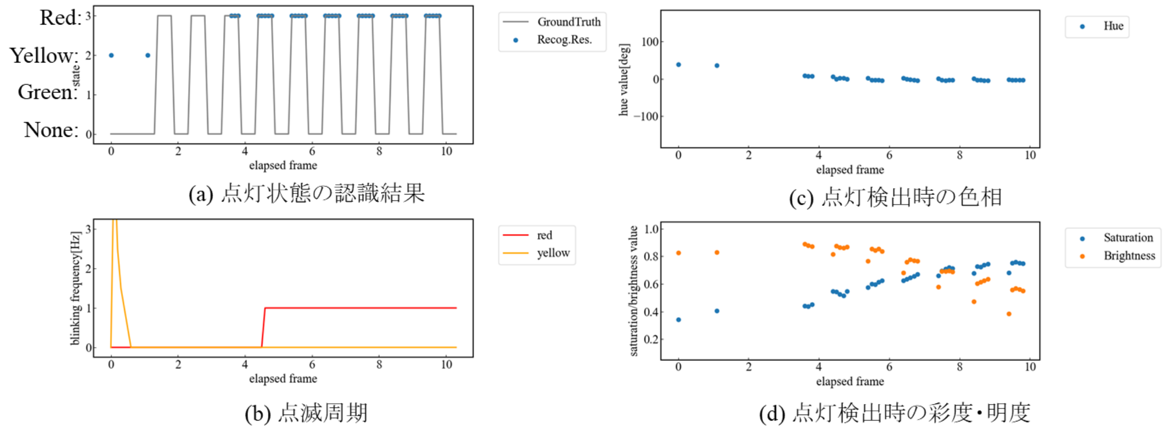
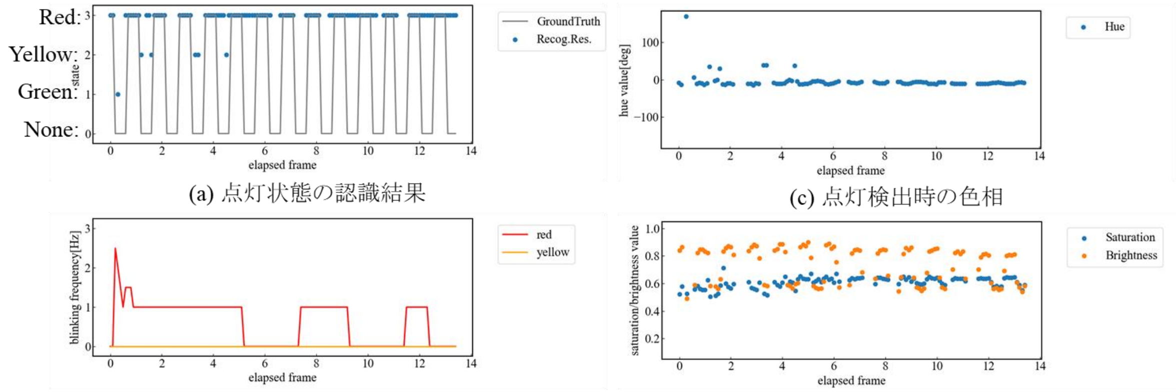


図 2.1.①-17　逆光点滅信号の特徴的な認識の様子

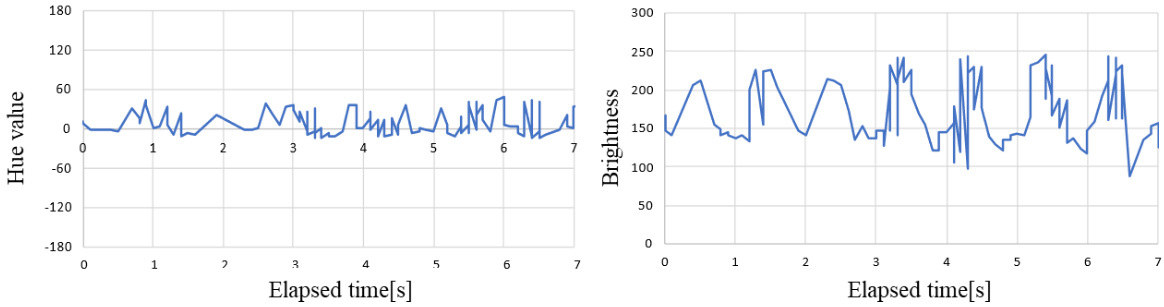
次に，順光のシーンは図 2.1.①-16(d)に対する認識結果が図 2.1.①-18 と対応している．順光時のランプ式信号機では消灯しているランプも太陽光が照らすことで明るくみえるため，通常時と比べて点灯・消灯間の輝度差が低くなる．点灯・消灯間では相対的な輝度差はあるものの，消灯時の輝度も高くなる．その結果，フレームごとに点灯物を検出する現在のアプローチでは消灯時のランプを誤検出する頻度が増大して点滅状態の認識が困難となる．一方，デジタル地図を活用した信号認識では注目したい信号機の領域を ROI として抽出するため，各フレームで対象信号機の領域を同程度の範囲で切り出し可能である．そこでフレームごとの ROI 画像の差分によって画素値の変化する領域を検出する方法も検討した．図 2.1.①-19 は同シーンにおける画像差分で検出した点滅領域の色相及び輝度の様子を示す．赤信号の点滅シーンのため色相値 0 付近で輝度が変化している様子が確認できる．消灯時の輝度も高い値を示しているが点灯・消灯での輝度値の変化を捉えることが確認できるため，輝度変化に注目した点滅領域の認識も効果的であると言える．



(a) 点灯状態の認識結果　(c) 点灯検出時の色相

(b) 点滅周期　(d) 点灯検出時の彩度･明度

図 2.1.①-18 順光点滅信号の特徴的な認識の様子



(a) 色相　(b) 輝度

図 2.1.①-19 順光点滅信号における画像差分による点滅領域の検出

- **仮想環境を活用した信号機認識の一致性検証**

東京臨海部の走行データで評価してきた信号機認識では，図 2.1.①-8 のように隠蔽・背景同化・夜間・逆光などの環境不調において認識が困難となるシーンを確認してきた．しかしながら，こうした不調の発生頻度は低く，特定の時間帯，天候，周辺構造物の配置などの条件が重なったときに認識が困難となる．このようなレアシーンの検証は実走行で遭遇することが困難と言えるためシミュレーションによる検証環境の構築が重要である．前述の通り，SIP 他事業の DIVP 事業では自動運転の安全性検証のためのセンサシミュレーション環境が開発されている．そこで DIVP 事業と連携した，信号認識の評価環境の一致性検証を実施した．評価においては，東京臨海部でモデル化されている交差点で生成したシミュレーション画像を用いて一般的な条件における認識性能の一致性検証のほか，実証実験では遭遇していない激しい雨天時の認識結果の差異を検証した．シミュレーションで対象としたシーンは東京臨海部の青海一丁目交差点としており，図 2.1.①-20 のように交差点を

東方向から西方向に直進する走行において，信号機の点灯色（赤・青・黄の 3 パターン）や天候（晴・曇・激しい雨天）を変化させた走行データを生成した．実際に生成したシミュレーション画像例及び生成画像に対する認識例を図 2.1.①-21 に示す．このようにして生成したシミュレーション画像と実証実験にて評価した認識結果の傾向を比較する．ただし，使用しているカメラの解像度及び画角などの条件が異なるため，距離及びカメラの内部パラメータなどから算出した対象信号機の画素サイズの違いによる認識率を評価した．

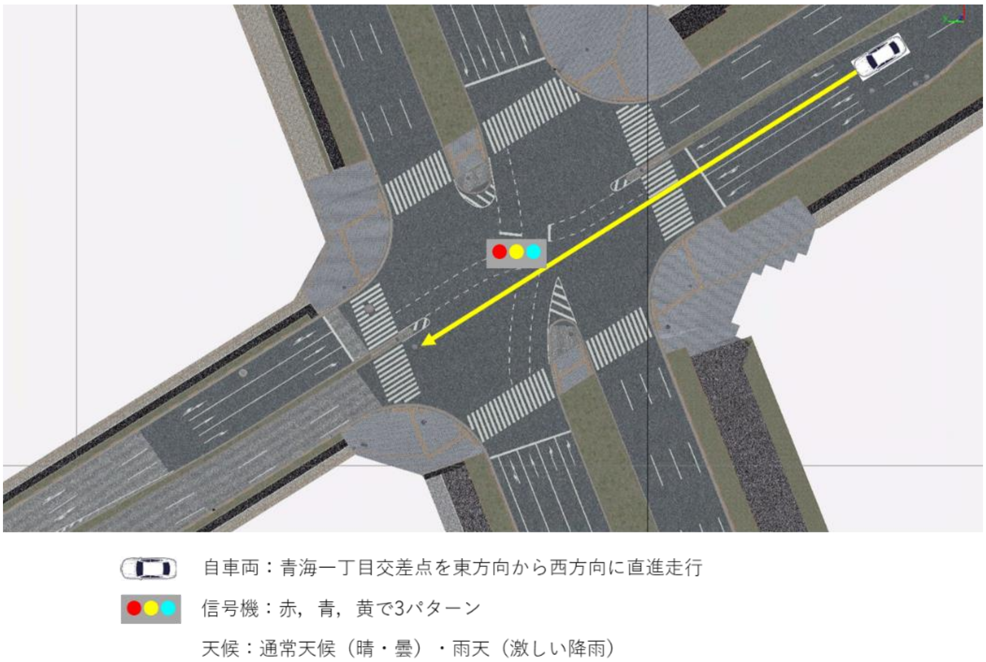
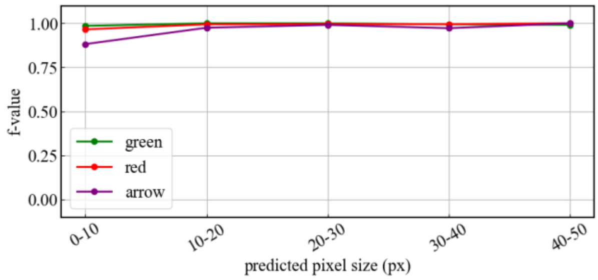


図 2.1.①-20 信号認識の一致性評価におけるシミュレーションシナリオ
（青海一丁目交差点）

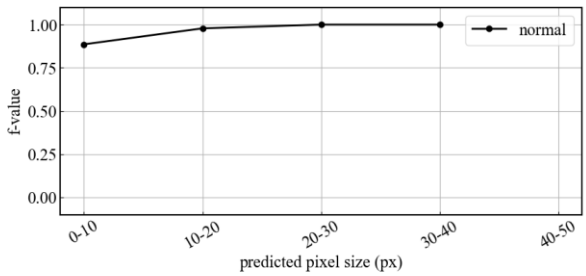
(a) 通常天候（点灯色：赤）　(b) 激しい雨天（点灯色：黄）

図 2.1.①-21 生成したシミュレーション画像例
（ROI の枠の色は認識結果の点灯状態）

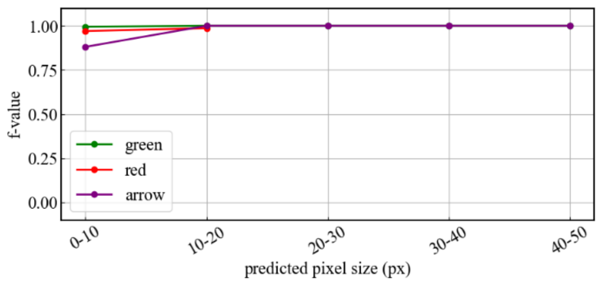
図 2.1.①-22 及び表 2.1.①-7 に通常天候及び雨天における評価結果を示す．通常の天候におけるデータでは，画素数が 10 ピクセルを下回りおおよそ 100m 以上遠方となるシーンでは認識率が低下している傾向が確認されているが近距離では全体的に高い認識率を示しており，実データ及びシミュレーション間の平均認識率も同程度であることが確認できる．また，雨天のシーン関しては実走行データでは通常天候と概ね同程度の認識率が得られており雨の有無による大きな違いは確認されていなかった．一方で，実環境よりも激しい雨天をシミュレーションした仮想環境のデータでは雨によって全体的な認識の低下を確認した．雨天時の特徴的な評価データの画像を図 2.1.①-23 に示す．実走行データの雨天では降水量が数 mm/h 程度のためフロントガラスに付着する雨滴の量が少なく信号との視認性への影響は大きくないことが確認できる．しかしながら，数十 mm/h となる激しい降雨を想定したシミュレーションデータではワイパーの動作間にフロントガラスに付着する雨滴量が多いため信号機の全体形状の視認性が低下していることが確認できる．このようにシミュレーションにより生成したレアシーンを活用することで，認識アルゴリズムで想定すべき環境不調における検証が期待される．



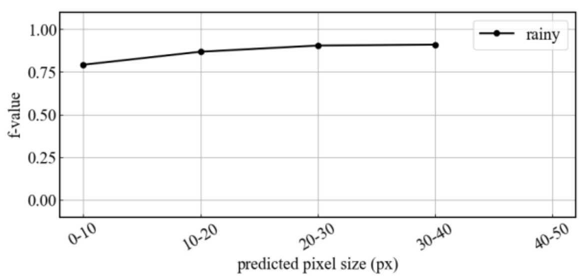
(a) 実走行データ
(通常天候, ROI 数: 59,101)



(b) シミュレーションデータ
(通常天候, ROI 数: 668)



(c) 実走行データ
(雨天， ROI 数: 5,303)

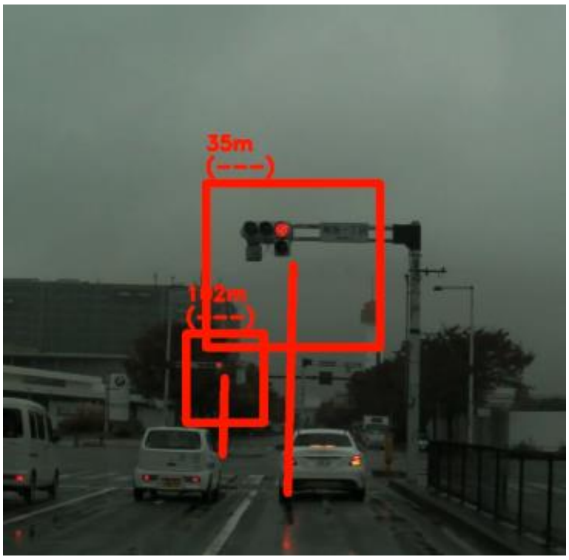


(d) シミュレーションデータ
(激しい雨天, ROI 数: 780)

図 2.1.①-22　信号認識における一致性評価結果（f 値）

表 2.1.①-7　信号認識における一致性評価結果（f 値の平均値）

	通常天候	雨天
実走行データ（赤・青信号）	0.992	0.989（数 mm/h）
シミュレーションデータ（赤・青・黄信号）	0.989	0.868（数十 mm/h）

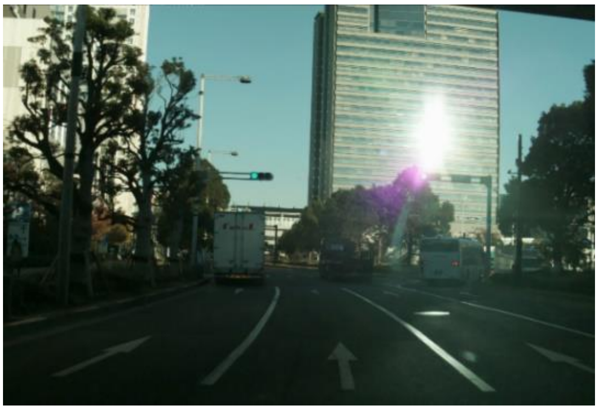


(a) 実走行データ
（赤信号，雨天）

(b)　シミュレーションデータ
（黄色信号，激しい雨天）

図 2.1.①-23　雨天時の走行画像例

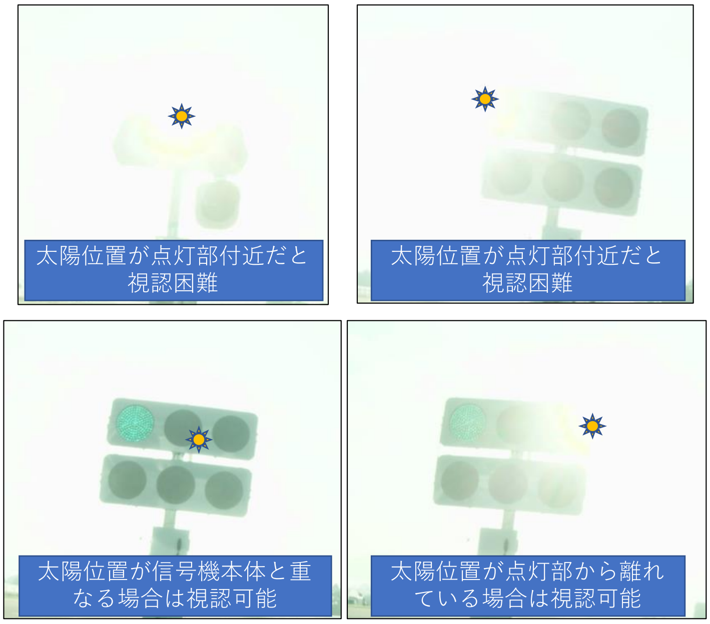
次に,太陽光の影響として逆光の環境不調のシーンの再現について検証する.東京臨海部の検証では，カメラ画像内に太陽が入る逆光だけではなく，太陽光がビルに反射する間接的な逆光の影響もレアシーンとして確認しており，逆光による飽和領域と信号機が重なることで画像内の視認性の低下が想定される．一方で，逆光の影響は限定的であることも確認しているため，こうした逆光による不調シーンの特徴がシミュレーション画像において再現されているかを確認した．実証実験での走行において逆光の不調シーンが確認された青海一丁目交差点及び東京テレポート駅前交差点を対象としてそれぞれのシミュレーションデータを生成した．実際に生成したシミュレーション画像の検証例を図 2.1.①-24 及び図 2.1.①-25 に示す．それぞれ逆光による画像飽和の様子が実画像同様に再現されていることが確認され，走行条件に応じて点灯部の視認性が悪化している様子が再現された．シミュレーション画像では自車・信号機・太陽との相対位置関係を調整した画像を任意に生成可能なため，より詳細にパラメータを振った検証への活用が期待できる．



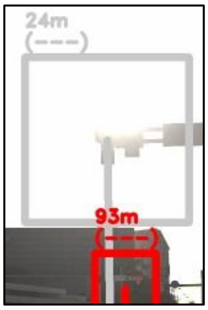
(a) 実画像

(b) シミュレーション画像

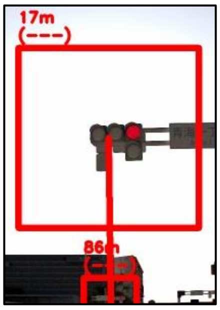
図 2.1.①-24　ビル反射光のシミュレーションに関する検証例



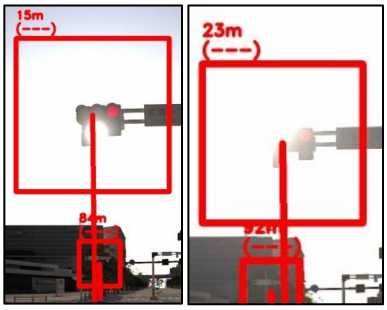
(a) 実画像（図 2.1.①-12(a)より）



(b) シミュレーション画像（太陽が点灯部付近で視認困難）



(c) シミュレーション画像（太陽が信号機と重なり視認可能）



(d) シミュレーション画像（太陽位置が点灯部から離れて視認可能）

図 2.1.①-25　逆光のシミュレーションに関する検証例

- **交差点進入時の悪条件シーンの走行画像データセット提供**

これまでの実証実験において，信号認識における認識不調として逆光，順光，背景同化，隠蔽，夜間などが確認されている．こうした悪条件下で得られる走行データは認識アルゴリズムの研究において有益であるため，研究目的でのデータ提供を目的とした走行映像のデータベース構築を開始した[9][10]．データベース構築に必要となる走行データは，2021 年 5 月 17 日より開始しており，東京臨海部副都心地域及び羽田空港周辺の一般道や石川県の金沢市周辺及び小松市内の一般道を対象としている．計測車両には図 2.1.①-26 のように「金沢大学」及び「走行映像収集中」と表示し，研究室ウェブサイト[10]にて案内することで本活動を周知した．

図 2.1.①-26 走行映像データ収集の計測車両

交差点に進入する際の連続データに対して地図情報等を併用して認識するシステムを構築することを可能とするために，画像撮影時の位置情報なども含めて下記のデータを取りまとめた．また，表 2.1.①-8 に本データセットに含まれる画像フレーム数，交差点進入シナリオの回数を示す．本データセットを AD-URBAN Open Image Dataset v1 として整備し，2022 年 3 月末より国内の所属機関における研究活動の目的に限定して提供を開始した[9][11]．

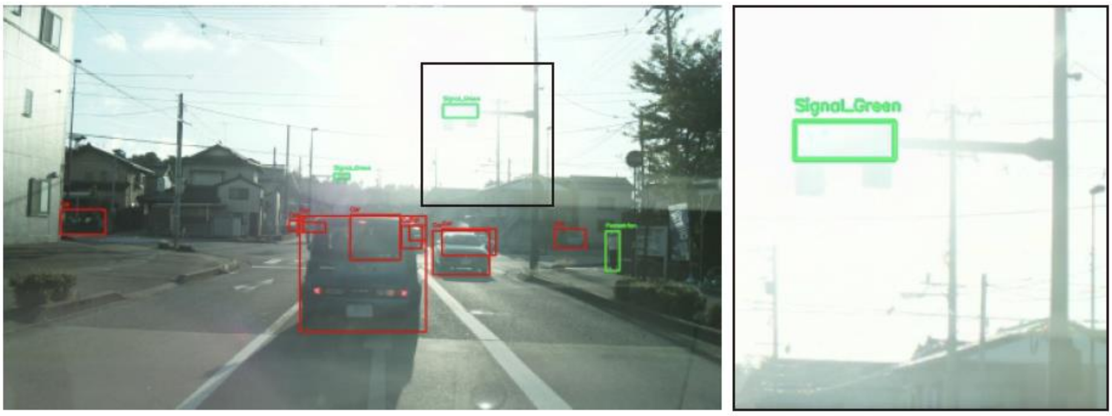
- 前方画像（解像度: 1920x1080，移動量に応じて 1.5～2Hz 程度でラベルを付与．停車時のフレームは除く）
- 物体矩形枠情報（計 11 クラス）
  - 信号機（赤信号機，青信号機，黄信号機）
  - 矢印灯（左矢印灯，直進矢印灯，右矢印灯）
  - 交通参加者（車，バス，トラック，二輪車，歩行者）
  - 各オブジェクトには隠れレベルを 4 段階で付与
    - 隠れなし，部分的隠れ（50%未満の隠れ），大部分隠れ（50%以上の隠れ），隠れ不明
- 付属情報
  - カメラ内部・外部パラメータ
  - 撮影日時，車両位置情報（緯度，経度）等

- 地図情報（本データセットに関連する信号機地図）
  - ➢ 信号機位置（2 次元位置，向き）
  - ➢ 対象信号機の付属情報（矢印灯の有無等）

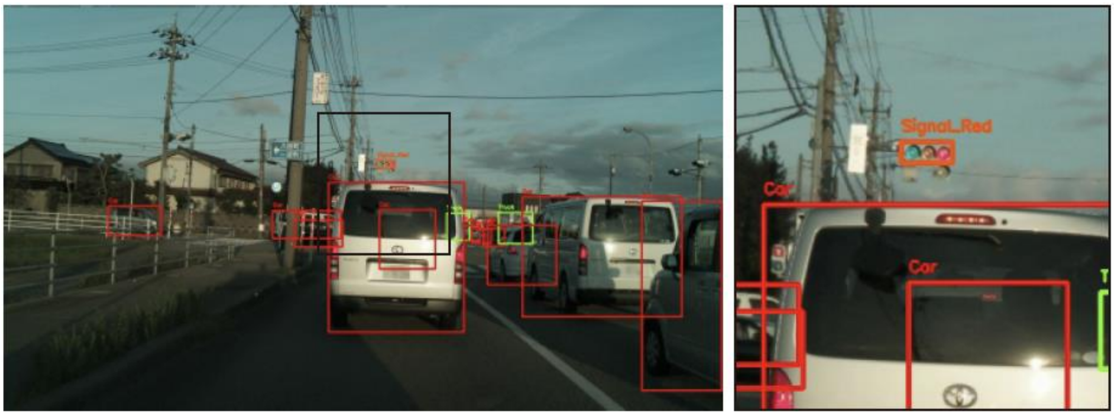
表 2.1.①-8 AD-URBAN Open Image Dataset v1 の画像データ数

走行エリア	フレーム数	シナリオ数
東京臨海部	2,987	78
石川県金沢市周辺	2,010	47
合計	4,997	125

図 2.1.①-27 に本データセットの画像例を示す．非常に厳しい環境条件のデータを確保することで，当該研究分野における研究活動への貢献を目指している．ただし，提供画像に含まれるプライバシーに配慮して画像データ中の顔やナンバープレートにはモザイク処理を行っている．



(a) 逆光時の交差点接近シーン



(b) 順光時の交差点接近シーン

図 2.1.①-27　AD-URBAN Open Image Dataset の画像例

- **V2I/V2N 通信の信号情報による信号情報の有効性評価**

高度な信号認識により適切な交差点走行が期待できるものの，車載カメラによる認識では，視点の都合による隠れや逆光等による画像の飽和などの影響下では画像中で信号機を捉えることができないため本質的に認識不可能な状態となる．そのような問題が頻繁に発生する交差点では，インフラ支援型信号機から取得する信号情報が望ましい．また，自動車が交差点接近中に停止線直前で信号状態が黄色に切り替わり，急減速が発生する条件をジレンマゾーンと呼ぶ．このジレンマゾーンでは，信号認識のタイミングによって交差点通過の判断にばらつきが生じることが想定され，急減速による後続車の追突の危険性がある．一方，V2I/V2N 通信によって，信号機の点灯状態及び状態が変化するタイミング（先読み情報）を得ることで，車載センサによる自律認識が困難な状況においても確実な信号情報の取得が実現可能である．そこで，先読み情報の活用による交差点進入判断アルゴリズムを設計することで，交差点接近時の急減速の回避を検証した．

開発したアルゴリズムの概要を図 2.1.①-28 に示す．開発した交差点進入判断アルゴリズムでは，青信号から赤・黄信号に変化するまでの残秒数として与えられる先読み情報と，停止線に停止するために発生する減速度との関係を考慮した事前減速を実現する[12]．図 2.1.①-29 に示すように，ΔT_{red}秒経過後に減速開始した際の減速度が一定以上となる場合は，一定時刻手前から減速を開始することで発生減速度を低減させる．

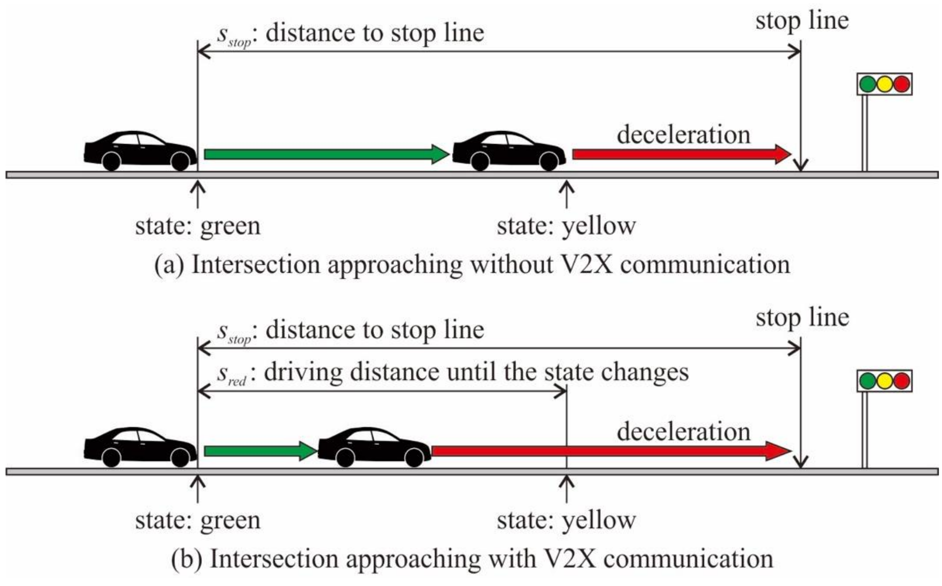


図 2.1.①-28　通信情報を用いた交差点進入

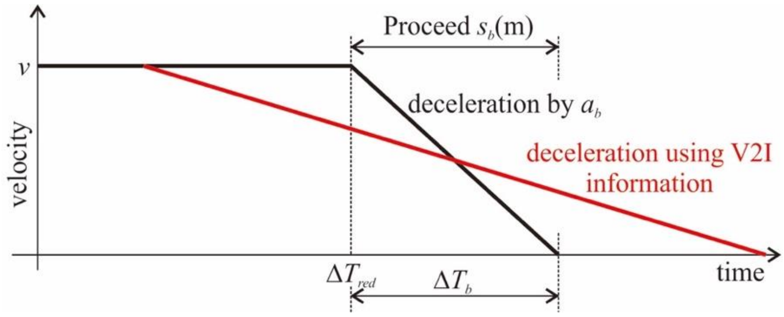
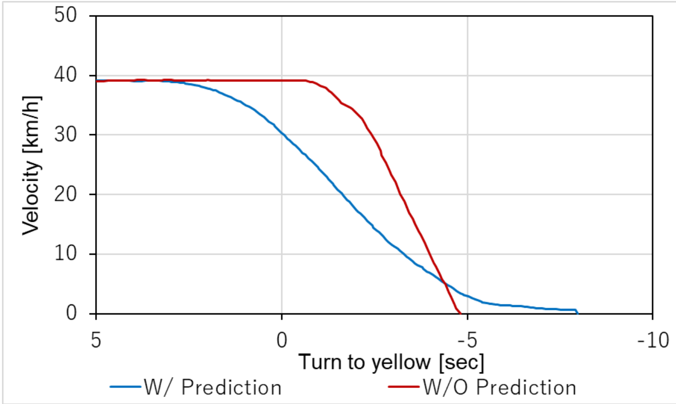


図 2.1.①-29　先読み情報の活用による減速度の削減

大学構内の非公道環境においてジレンマゾーンの急減速回避の検証を実施した後，東京臨海部実証実験において整備されているインフラ支援型信号機を用いて公道の走行環境下で開発アルゴリズムの効果を検証した．東京臨海部実証実験では臨海副都心エリア及び羽田空港エリアにおいてインフラ支援型信号機が整備されている．ここで整備されている信号機では先読み情報の配信方法の異なる 3 種類の信号機が存在しており，確定的な先読み情報の信号機,幅付きの先読み情報の信号機,先読み情報のない信号機に分けられる．開発した交差点進入判断アルゴリズムは確定的な先読み情報が配信されていることを前提とした事前減速アルゴリズムであるため，本検証実験では確定情報を配信している信号機を選定して実施する．なお，本検証実験は V2I 通信による情報が配信されている期間における評価となるため，V2I 通信を活用して実施している．

検証実験では確定情報の信号機で十分な加減速が可能な交差点として東京モノレール羽田空港線整備場駅周辺の交差点を選定した.図 2.1.①-30(a)に評価エリアを示す．ここの直線路での走行データを計測し，先読み情報の利用の有無による交差点急減速の傾向を評価した．ただし，ジレンマゾーンでの急減速発生時の後続車への安全を確保するために自動運転自動車の後続にはサポートカーを配置して実験を実施した．図 2.1.①-30(b)に検証結果として，青信号で交差点接近時に交差点直前で黄信号に変化するシーンの速度のグラフを示す．大学構内での検証結果と同様に先読み情報を利用することで信号灯色が変化するよりも前に事前減速を開始してなめらかに停止している様子が確認できる．以上より公道で整備されたインフラ支援型信号機を用いて交差点進入時の急減速を回避可能である点を検証した．

(a)検証実験の評価エリア
（東京モノレール羽田空港線
整備場駅周辺）



(b) 信号残秒数情報による急減速低減の検証結果

図 2.1.①-30 確定信号残秒数情報による交差点進入アルゴリズムの検証結果

一方，前述の通り実証実験で整備された信号機には先読み情報が完全には確定していない幅付き残秒数情報を配信している信号機も存在する．この幅付き残秒数情報の信号機に対する開発アルゴリズムの有効性に関して検討する．幅付き残秒数情報は最大・最小の残秒数情報が逐次配信されており，図 2.1.①-31 のように任意の幅のある情報を取得可能である．図 2.1.①-30(b)の検証実験のように青信号の状態で交差点に接近する場合の急減速を回避するためには，早めに事前減速を開始するために安全面を考慮して幅付きの最小残秒数を使用することが望ましい．しかしながら，図 2.1.①-31 のように最小残秒数が 0 秒になっても、信号機は青信号のままとなる状況が発生する場合，参照した残秒数が 0 秒になるタイミングで車両が停止しているにもかかわらず，信号機は青色のままといった危険な現象が発生する可能性がある．残秒数のデータはすべてのシーンで図 2.1.①-31 のような数十秒の差があるわけではなく，最大・最小の残秒数にほとんど差がない場合も存在する．残秒数に差がない場合は確定信号情報と同様に扱うことが可能なため開発アルゴリズムの効果が期待できる．したがって，幅付き信号機に関しては残秒数情報の状況によって有効性が期待できる場合が存在するといえる．

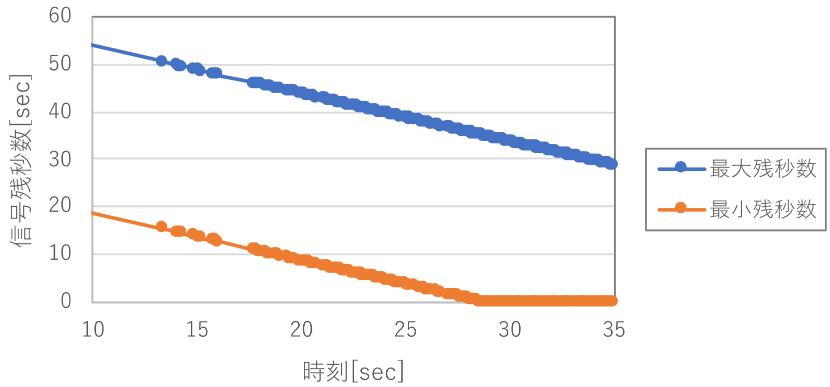


図 2.1.①-31 幅付き信号残秒数情報の例（点灯状態：青）（潮風公園北 2020 年 11 月 25 日(水)の 11 時 30 分 10 秒～35 秒の信号残秒情報）

このように，V2I による通信設備を用いた交差点進入の検証及び課題調査を実施してきた．この他，V2I 及び V2N 通信に関する有効性を検証するため，各方式及びカメラでの認識の比較を行う．V2N 通信ではセルラー回線を用いた情報取得が可能となるため，原理的には自車から遠く離れた交差点情報も取得可能であると考えられる．これに対して V2I 通信では対象とする交差点付近に接近したときにその情報を得ることができる．一方で車載カメラによる自律方式では使用するカメラによって検出可能な距離が異なるが，本実証実験においては最大 150[m]程度の認識が可能である．図 2.1.①-32 に検証事例として東京臨海部の特定の交差点の接近時における V2I/V2N/カメラの認識距離の様子を示す．本事業の目標距離として設定している 120[m]を基準に考えると，どの方式においても交差点通過には支障のない認識距離が得られている．このような点からも各方式を複合的に扱うことでシステムのさらなるロバスト化が期待できる．また，V2N の場合ではさらに遠方から情報が得られることからも，配信情報を交差点進入判断に活用するだけでなく，低燃費走行などのような新たな付加価値を提供できる可能性があるといえる．

次に，信号の点灯状態が変化する際の認識時間について比較する．図 2.1.①-33 に交差点走行時の信号状態の切り替わり時の情報遅れの様子を示す．V2I の情報を基準にカメラ及び V2N の配信情報の遅れ時間を比較すると，カメラによる認識では約 0.3 秒の時間遅れが確認された，これは 10[Hz]で撮影しているカメラ画像を認識処理用のモジュールへ送信し認識処理を実行するにあたって数フレームの時間遅延が発生することが要因である．これに対して V2N では約 1.4 秒早く情報が更新されていることが確認できる．この原因としては，東京臨海部において提供されている V2N 信号予定情報は基礎的な検証として行われていたものであり，正確な信号の切り替わりタイミングの

提供までは検討されていなかったためである．このような信号の切り替わりのタイミングにズレが存在すると交差点の進入判断への影響が懸念されるため，より正確な時刻情報を付加した信号情報の提供が望まれる．

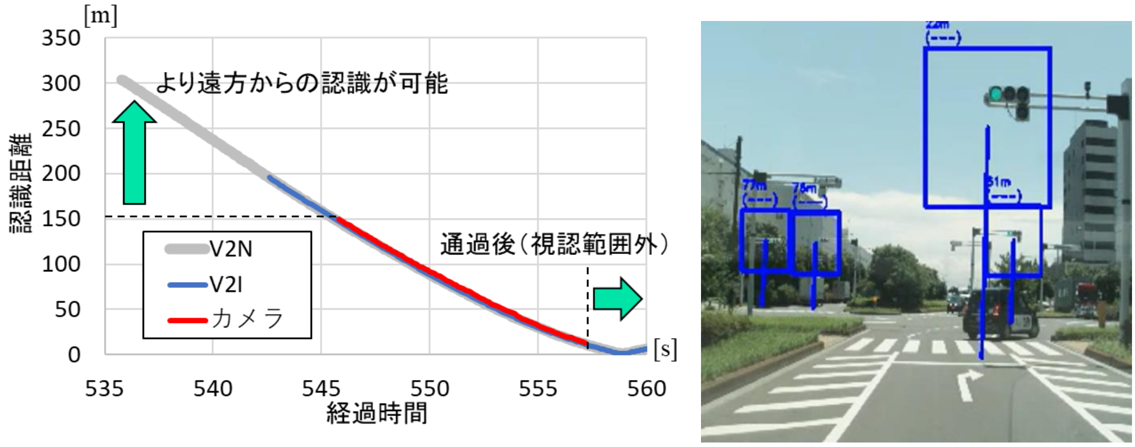


図 2.1.①-32　東京臨海部実証実験における V2I/V2N/カメラの認識距離の検証例（テレコムセンター前交差点通過時の事例）

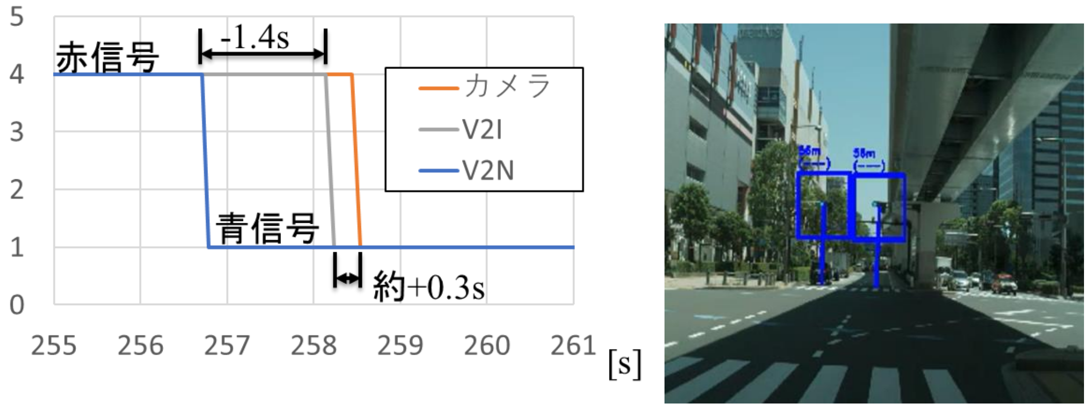


図 2.1.①-33　東京臨海部実証実験における信号状態の変化時の遅れ時間比較の様子（台場交差点通過時の事例）

このようにして実証実験を通して，V2I 及び V2N の配信情報の有効性や各種課題を確認してきた．ここで追加の検証実験として，他事業である「クラウド等を活用した信号情報提供の社会実装に向けた研究開発」と連携して V2N の信号予定情報に関する再評価試験を実施した．具体的には 2023 年 1 月 16 日から 3 日間に渡って奈良県の市街地にて V2N の信号予定情報の取得並びに車載カメラによる認識の様子を対比することで前述の時間遅延の傾向を再評価した．図 2.1.①-34 に示すように異なる配信方式で実施されている実証実験のエリアにて走行しながら信号機の切り替わりタイミングのズレを評価する．図 2.1.①-34(c)の右図のように配信情報が得られるため，車載カメ

ラと配信情報の表示用 PC の画面を同期して保存して遅延時間を比較した．

(a) 集中制御交差点の配信エリア

(b)　地点制御交差点の配信エリア

(c)　配信情報の様子（左：車載カメラ，右：配信情報）

図 2.1.①-34 奈良県における V2N 信号予定情報の配信エリアを評価の様子

評価結果として異なる交差点の制御方式並びに信号機種類（LED 式・ランプ式）の違いによる遅延時間の様子を図 2.1.①-35 に示す．この結果より，各方式・信号機種類による多少の差は確認されるものの全体的には 0.1 秒程度早

く V2N 情報が配信されていることが確認された．データの記録周期が 10[Hz] であることなどを考慮しても概ね画像の灯色と一致したタイミングで切り替わっている傾向が確認された．同一の制御方式における LED 式及びランプ式を比較するとランプ式のほうが 0.05 秒更に早く変化している様子が確認できるが，これはランプ式の信号機ではランプが点灯するまでに時間がかかるため，画像の点灯色の変化タイミングと差が出ている．また，制御方式で比較すると制御器方式，管制方式，集中方式の順に遅延時間が小さいことが確認できた．個別の差は僅かであるためシステム側に考慮が必要となるような違いとはならない．以上より V2N の追加評価によって遅延時間の面からも配信情報の有効性が確認された．

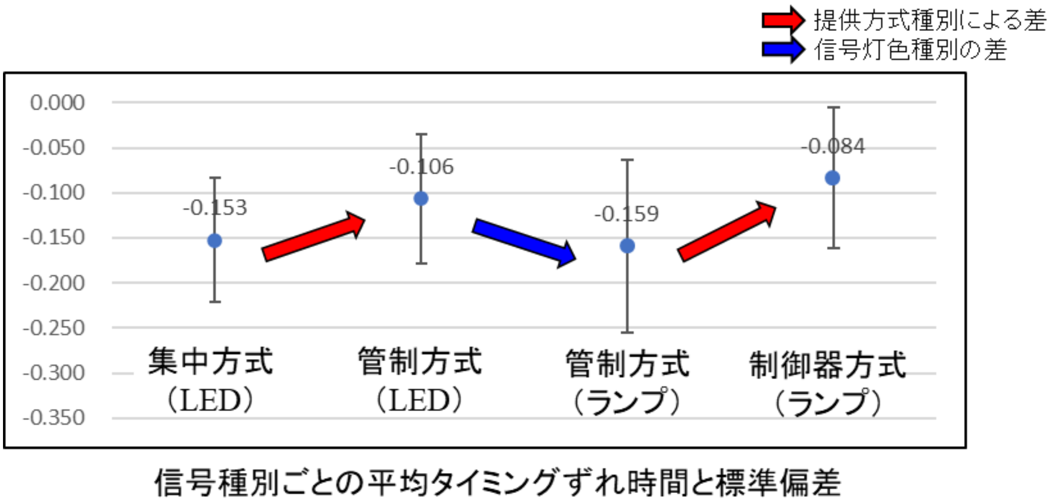


図 2.1.①-35　信号種別・制御種別による遅延時間の比較結果
（縦軸がマイナスだと V2N のほうが先に切り替わっている状態となる）

- **まとめ**

本研究では信号灯及び矢印灯の認識に関して 120m 以内の認識率 99%を達成して評価結果から認識が困難となる環境要因を明らかにすることを目的としてきた．東京臨海部の実証実験および仮想環境を用いた評価結果では日中・夜間・雨天・逆光・順光を含む評価データに対して平均 99%の認識率を達成可能し，矢印灯では 15px 程度の解像度を確保できていれば目標値相当の認識が可能な点を確認した．また認識が困難となる環境要因として，隠蔽．背景同化，夜間，逆光の各状況で認識に与える影響を考察し，その結果から隠蔽，背景同化及び夜間に関しては環境不調が一時的であるため交差点進入判断への影響は殆ど発生しないことを確認した．一方，逆光の場合は撮影画像上で信号機自体の視認性が低下することから本質的に認識困難となる状況が起こりうるこ

とが考えられるが，逆光の影響範囲が限定的であるため影響を受けていない他方の信号機を認識することで交差点進入が可能となる．しかしながら信号機が一台しか存在しない交差点などにおいて逆光の影響を受けると車載カメラだけで発進判断をすることが困難となる状況も存在する．そのような交差点で逆光による発進困難となる状況はある特定の信号機配置の交差点における逆光時間帯（停止線・信号機間の方向付近に太陽が存在する特定の時間帯）に限定される．こうした自律型の交差点進入の課題となる状況においては通信によるインフラ支援情報が得られることでロバストな認識システムの実現が期待できる．また，点滅信号の認識においては通常の信号機認識同様に点灯の状態を適切に認識することで点滅状態を判別可能な点を確認した．しかしながらランプ式信号機の順光時など点滅の変化を捉えにくい状況も存在するため，フレーム毎の認識だけでなく輝度の時系列変化を捉えることが重要となる．信号機認識においては各種の評価において認識が困難となる不調シーンを抽出することができた．こうした課題の改善を進めるにあたってシミュレーション環境を用いて評価・検証していくことは効率的なアルゴリズム開発及び安全性評価に寄与すると考える．

また，インフラ支援型信号機から取得した信号状態の先読み情報を活用した交差点進入判断アルゴリズムの有効性を検証するために公道でジレンマゾーンの急減速低減を検証した．先読み情報のうち確定信号情報が得られている場合は急減速を回避した滑らかな交差点進入が可能となる結果が得られた．さらに，V2I 及び V2N の配信情報の取得距離並びに遅延時間の評価をすることで双方の情報の有用性を検証した．各方式の情報を有効に活用することで交差点進入判断のロバスト化に加えてさらなる付加価値の提供の可能性を確認した．

【参考文献】

[1] N. Fairfield and C. Urmson, “Traffic Light Mapping and Detection”, Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2011), May, 2011.

[2] J. Levinson, J. Askeland J. Dolson and S. Thrun, “Traffic Light Mapping, Localization, and State Detection for Autonomous Vehicles”, Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2011), May, 2011.

[3] Z. Chen and X. Huang, “Accurate and Reliable Detection of Traffic Lights Using Multiclass Learning and Multiobject Tracking”, IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, Vol.8, No.4, pp.28-42, 2016.

[4] 米陀佳祐, 菅沼直樹, M. Aldibaja, “複数の点灯物による誤検出を考慮した信号機認識”, 自動車技術会論文集, Vol.48, No.2, pp.575-580, 2017.
[5] A. Kuramoto, J Kameyama, R. Yanase, M. Aldibaja, K. Yoneda and N. Suganuma, “Digital Map based Signal State Recognition of Far Traffic Lights with Low Brightness”, Proceedings of The 44rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON2018), October, 2018.
[6] K. Yoneda, A. Kuramoto, N. Suganuma, T. Asaka, M. Aldibaja, and R. Yanase, “Robust Traffic light and Arrow detection using Digital map with Spatial prior information for Automated driving”, Sensors, Vol.20, No.4, 2020.
[7] J. Redmon and A. Farhadi, “YOLOv3: An Incremental Improvement”, arXiv:1804.02767r, 2018.
[8] K.Yoneda, N. Ichihara, H. Kawanishi, T. Okuno, L. Cao, N. Suganuma, “Sun-Glare region recognition using Visual explanations for Traffic light detection”, Proceedings of 2021 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.1464-1469, 2021.
[9] 米陀佳祐, 柳瀬龍, 菅沼直樹, 市街地自動運転の信号機認識における悪条件下の走行画像データセットの構築, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2022, 2022 年 6 月発表予定, 2022.
[10] 金沢大学計測制御研究室, より高度な自動運転車両の研究に役立てるためのデータ収集用実験車両の公道走行を開始します, http://its.w3.kanazawa-u.ac.jp/information.html, 2021 年 5 月アクセス.
[11] 金沢大学高度モビリティ研究所 GitHub ページ, AD-URBAN Open Image Dataset ダウンロードページ, https://github.com/AdmoreKanazawa/open_data, 2022 年 3 月アクセス.
[12] 市原直樹, 米陀佳祐, 菅沼直樹, ”自動運転における ITS 無線を用いたジレンマゾーンでの急減速の削減”, 自動車技術会論文集, Vol.52, No.2, pp.413-418, 2021.

② セマンティックセグメンテーションによる信号認識アルゴリズムの開発

信号機や信号灯の一部が隠れていたり風景に溶け込んでいたりする場合や，古いランプ式信号機のような点灯部の輝度が十分ではない場合，従来の矩形や円形特徴を認識する手法だけで正確に信号機の位置と色を認識することが困難である．このような課題を解決するためには，道路の情報を詳細に記録したデジタル地図を用いる方法[1]とカメラ映像から信号機の位置を特定する方法がある．デジタル地図を用いることで大まかな信号機の位置を限定できるため，見逃しが少ない．一方で信号機を含むデジタル地図の整備が必要となる．カメラ映像から信号機の位置を特定する場合，デジタル地図の整備が不要であり，カメラだけで信号機の認識を実現できる．その一方で，信号機の見逃しが発生する恐れがある．本検討では，デジタル地図を用いない信号機認識を対象として検討した．カメラ映像から信号機の位置を特定する場合，ディープラーニングを活用したセマンティックセグメンテーションが有効である．セマンティックセグメンテーションにより信号機の位置を画素単位で抽出できる．これにより，局所的な形状の情報だけでなく，画像全体の構図を考慮することができ，また信号機が小さくかつ部分的にしか見えていない場合でも信号機であることを検知可能となる．セマンティックセグメンテーションによる信号機認識の流れを，図 2.1.②-1 に示す．まず，セマンティックセグメンテーションにより信号機候補領域を検出する．次に，候補領域が信号機か否かを畳み込みニューラルネットワークで判定する．信号機の検出では，セマンティックセグメンテーションの結果に対して，マスク処理を行い，信号機領域のみを獲得する．獲得した信号機候補領域を外接矩形で囲い，切り抜きおよびリサイズした画像を状態識別器に入力する.そして，赤信号，青信号またはその他の3クラス識別を行う．

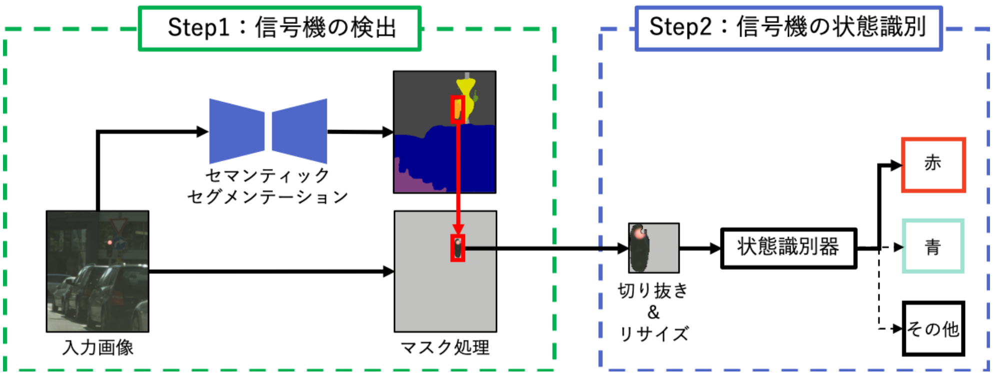


図 2.1.②-1 セマンティックセグメンテーションによる信号機認識の流れ

信号機認識アルゴリズムは，信号機の検出部と信号機の状態識別部に分けられる．それぞれの手法および課題について，各年度で検討を実施した．

● セマンティックセグメンテーション手法の調査

2018 年度は，信号機の認識に適したセマンティックセグメンテーション手法として，以下の手法を比較した．

-PSPNet[2]

PSPNet は，図 2.1.②-2 に示すようなネットワーク構造をしており，エンコーダとデコーダおよびその間に配置される Pyramid Pooling Module から構成される．Pyramid Pooling Module は，エンコーダで得た特徴マップをサイズの異なるプーリング処理により複数の特徴マップを求める．各特徴マップは，プーリングサイズが異なるため，異なる解像度の特徴マップとなる．これらに対してそれぞれ個別に畳み込み処理を行い，新たな特徴マップを得る．そして，それらを一定のサイズになるようにアップサンプリングし，エンコーダで得た特徴マップと連結し，デコーダに与える．様々な解像度の特徴マップを求めることで，画像全体の特徴や人などの小さな物体の特徴などを捉えることができる．

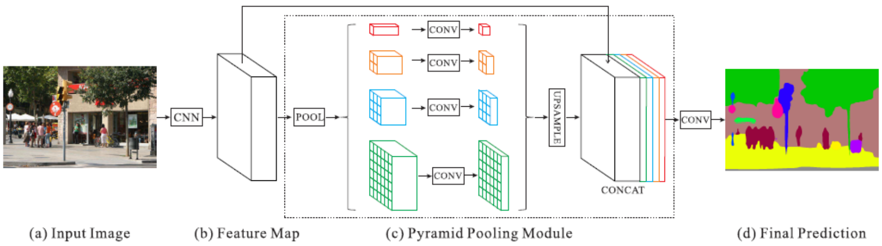


図 2.1.②-2 PSPNet の構造

-DeepLabV3+[3]

DeepLabV3+は，図 2.1.②-3 のようにエンコーダ・デコーダのネットワーク構造をしており，エンコーダ側には，Atrous Convolution を採用している．Atrous Convolution は，畳み込み処理を行うカーネルが疎な構造をしており，畳み込む要素を一定間隔であけて畳み込み処理を行う．これにより，計算量を増やさずに receptive field を広げることができ，より広い範囲の特徴を捉えて判断することができる．

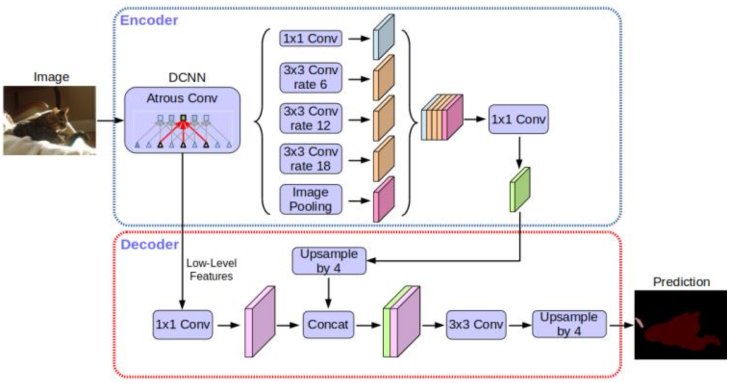


図 2.1.②-3 DeepLabV3+の構造

-Mnet[4]

MNet は，図 2.1.②-4 のようにエンコーダ・デコーダのネットワーク構造をしており，エンコーダ側の特徴マップが直接デコーダ側に連結している．これにより物体の詳細なエッジ情報などの特徴が伝播される．また，エンコーダ側は ResNet のようなショートカット接続を採用しており，深いネットワーク構造でも学習できるような工夫を施している．

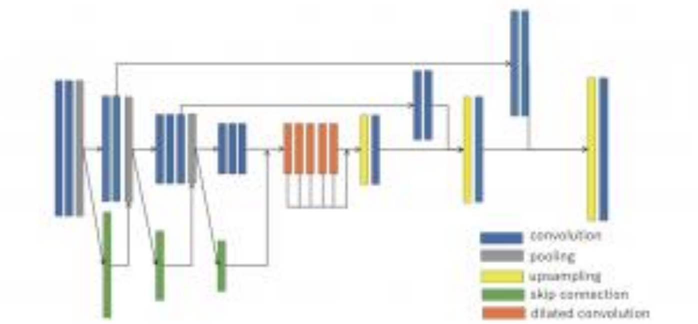


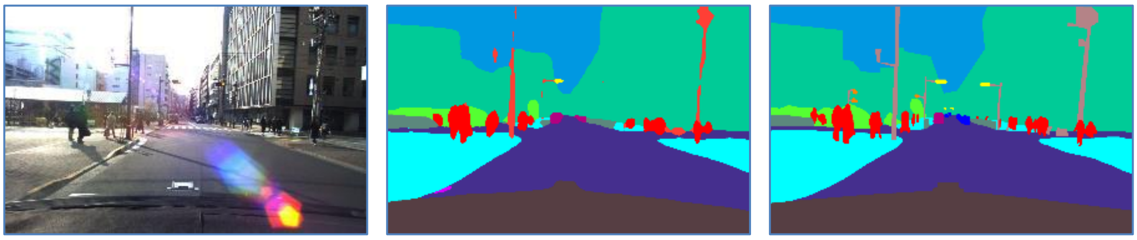
図 2.1.②-4 MNet の構造

アルゴリズムの比較には，AI エッジコンテスト[5]のセグメンテーション部門のデータセットを用いた．このデータセットには，朝昼夜の時間帯で撮影された学習用画像約 2,300 枚とそれらの画像をピクセル単位で 20 のクラスに分類した真値カラー画像及び撮影された時間帯が含まれる．また，学習用画像とは異なる約 700 枚の車両前方カメラ画像（コンテスト提出用のテスト画像）が含まれる．テスト画像に対する真値カラー画像は公開されていないため，学習用画像のうち，約 400 を検証用画像とした．AI エッジコンテストでは，自動車，車道，歩行者，信号機を主な検出対象としており，本アルゴリズムの検討においても，この 4 クラスを対象として評価を行った．各アルゴリズムのセマンティックセグメンテーションの精度(IoU)を表 2.1.②-1 に示す.これより，平均精度では，PSPNet が最も高い精度となった．また，信号機(Signal)も PSPNet が最も高い精度であった．

表 2.1.②-1 各アルゴリズムの評価結果(IoU)

	PSPNet		DeepLabV3+		MNet	
データ	検証用	学習用	検証用	学習用	検証用	学習用
平均精度	0.638	0.744	0.573	0.587	0.394	0.459
Car	0.675	0.807	0.611	0.638	0.452	0.553
Lane	0.918	0.967	0.842	0.85	0.552	0.565
Pedestrian	0.328	0.445	0.3	0.301	0.27	0.347
Signal	0.212	0.257	0.166	0.164	0.176	0.23

図 2.1.②-5 に PSPNet による評価結果例を示す．図 2.1.②-5（a）の入力画像に対して，図 2.1.②-5 (b)のような結果を得た．図 2.1.②-5 (c)の正解画像と比較すると，大まかには正しくセマンティックセグメンテーションできているものの，中距離にある2つの信号機のうち，1つは正しく抽出できていない．また，遠方の信号機は小さいため，抽出できていない．これより，入力画像を拡大する，または，小さな信号機に対応するためのアルゴリズムの検討などが必要であることが分かった．



（a）入力画像　(b)セグメンテーション結果　(c)正解画像

図 2.1.②-5　PSPNet による結果例

● **物体検知とセマンティックセグメンテーションの比較**

2019 年度は，セマンティックセグメンテーションの有効性を確認するために，物体検知とセマンティックセグメンテーションによる信号機の検出精度を比較した．比較手法には，物体検知手法に M2Det[6]，セマンティックセグメンテーションに DeepLab v3+を用いる．比較データセットには，ヨーロッパの街中を走行して撮影されたデータから構成される CityScapes[7]データセットを用いた．本データセットには，信号機が 402 基含まれている．距離別の評価結果を図 2.1.②-6 に示す．これより，セマンティックセグメンテーション手法の検出率が物体検知手法よりも高いことが分かった．図 2.1.②-7 に示すように，セマンティックセグメンテーションは遠方の信号機に対して誤検出を低減できている．

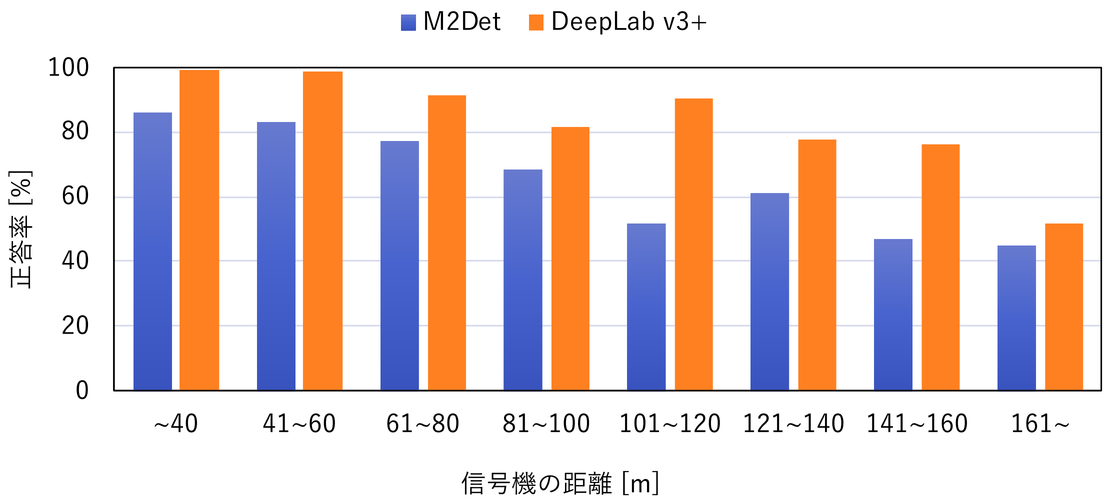


図 2.1.②-6 距離別の信号機検出精度

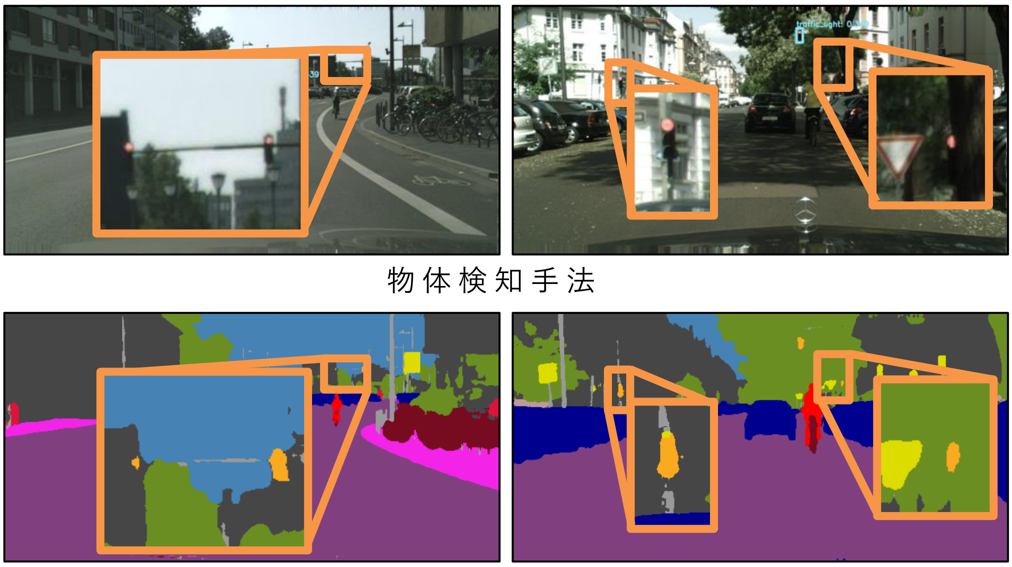


図 2.1.②-7 信号機検出結果の比較

● **状態識別アルゴリズムの比較**

信号機の状態識別として，色の抽出による識別，Haar-like 特徴と Adaboost によるカスケード型分類機，CNN の 3 種類を用いた識別が考えられる．色の抽出による状態識別は，HSV 色空間を使用して灯火色の赤色と青色を抽出し，円形のテンプレートを用いて色の識別を行う.円形のテンプレート内に赤色と青色の閾値の画素が 30%以上ある場合，灯火領域と判定する．Haar-like 特徴と Adaboost によるカスケード型識別器を用いた状態識別では，Cityscapes の学習用データから信号機を検出した画像を学習データに使用した.信号機の領域を 30×60 ピクセルに正規化処理した.赤信号 1357 枚，青信号 974 枚，裏向きや横を向いている信号機をその他クラスに分けて学習した．弱識別器の数は 100 個とした．CNN を用いた状態識別は，ネットワークに ResNet18 を用いた．信号機の領域を 224×224 ピクセルに正規化処理して ResNet18 に入力した．学習データには，Adaboost と同じ枚数の赤信号，青信号，その他の信号機のデータを用いた．表 2.1.②-3 に評価結果を示す．これより，CNN を用いた場合が最も高精度であることが分かった．

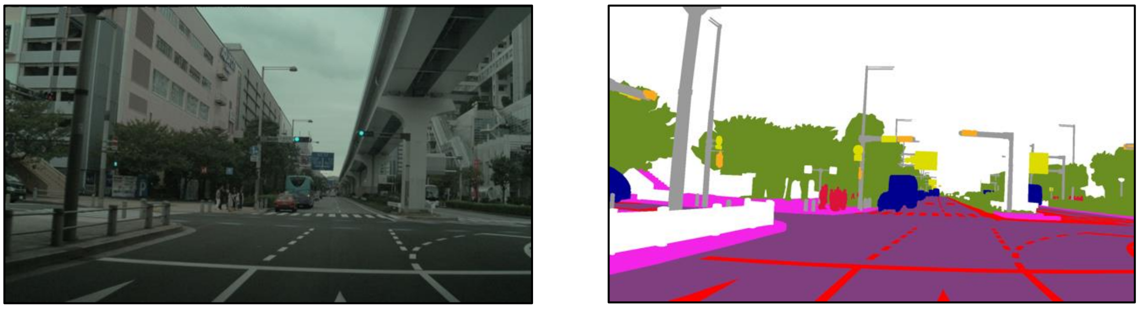
表 2.1.②-3 Cityscapes データセットにおける信号機認識精度[%]

識別器	赤信号	青信号
色抽出	51.82	47.61
Adaboost	17.74	29.90
CNN	60.00	52.86

- **東京臨界部データセットでの評価**

東京臨海部における実証実験で走行データを収集し，データセットを構築した．データセットには，セマンティックセグメンテーション用に 580 枚，信号機識別の評価用に 2,237 枚含まれている．評価用の信号機は 13,147 基である．セマンティックセグメンテーション用のデータの例を図 2.1.②-8 に示す．セマンティックセグメンテーション用データには，昼間，夜間，晴天，雨天といった異なる時間や気候で撮影された車載カメラ画像が含まれている．

信号機識別の評価用データは，地図情報によって画像上に信号機がある領域 (ROI) が付与されている．この ROI には赤信号や青信号の領域だけでなく，前方車両によって信号機が隠れている ROI も含まれる．評価用データの ROI の例を図 2.1.②-9 に示す． ROI は図 2.1.②-9 のグレーの矩形のような領域である．



(a) 車載カメラ画像　　(b) 正解画像

図 2.1.②-8 セマンティックセグメンテーションのための学習データ例

図 2.1.②-9 評価データ例

サイズごとの信号機検出率を表 2.1.②-4 に示す．これより，21 ピクセル以上の信号機に対する検出率は 96.42%となった．これは，距離換算すると 120m 以内となる．

表 2.1.②-4 サイズごとの信号機検出率[%]

信号機の幅(ピクセル)	検出率
～10	40.96
11～20	78.98
21～30	93.80
31～40	96.76
41～50	97.08
51～60	97.15
61～70	97.66
71～80	98.04
81～90	98.42
91～	98.42
全体	74.58
20 ピクセル以上	96.42
10 ピクセル以上	90.09

次に，信号機の状態識別結果を表 2.1.②-5 に示す．これより，正解率(recall)では，21 ピクセル以上の時に 91.78%となった．図 2.1.②-10 に認識結果を示す．これより，遠方の正面の信号機は正しく認識できていることが分かった．一方で，夜間の赤信号の認識率が低いことが分かった．また，夜間の誤検出も多い．これらは，夜間の学習データが不足していることが原因と考える．

(a)青信号

(b)赤信号

図 2.1.②-10 信号機認識アルゴリズムによる認識結果例

表 2.1.②-5 サイズごとの状態識別率

信号機の幅[pixel]	recall[%]	precision[%]	F-score
～10	31.54	80.60	0.453
11～20	69.92	84.01	0.763
21～30	88.11	85.67	0.869
31～40	91.42	92.97	0.922
41～50	92.46	94.59	0.935
51～60	93.54	93.71	0.936
61～70	93.77	96.52	0.951
71～80	93.33	93.70	0.935
81～90	92.63	97.78	0.951
91～	96.19	97.08	0.966
全体	67.33	88.09	0.763
20 ピクセル以上	91.78	92.16	0.920
10 ピクセル以上	83.84	89.53	0.866

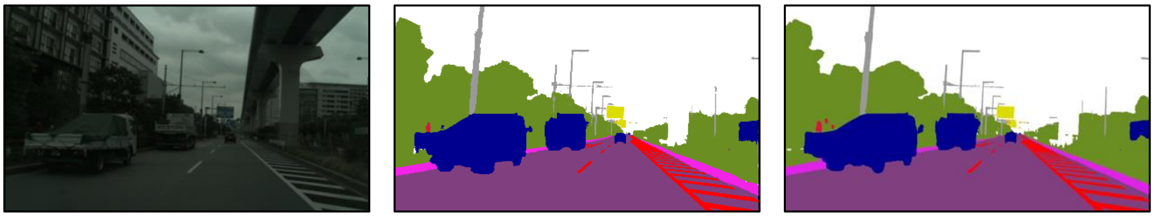
● セマンティックセグメンテーション手法の比較

2019 年度の検証から，物体検知手法と比較してセマンティックセグメンテーション手法を用いた信号機認識アルゴリズムの方が遠方にある小さな信号機や，一部が隠れている信号機の検出に有効であることを確認した．2020 年度は，信号機認識アルゴリズムの高精度化のために，信号機検出に用いるセマンティックセグメンテーション手法として DeepLab V3+と HRNetW48 V2[8]を比較した．学習および評価データセットには東京臨海部データセットを用いた．評価データ 2,237 枚のうち ROI 内に存在する信号機 4,782 基を対象とする．信号機の検出精度を表 2.1.②-6 に示す．これより，Deeplab v3+の信号機検出率が 95.11%，HRNet の信号機検出率は 98.39%となっており，HRNet のセグメンテーション結果を使用した方が高い検出精度であった． また，信号機の幅が 20 ピクセル以上の信号機の場合，Deeplab v3+で 97.35%，HRNet で 99.03%の検出精度であった．20 ピクセル以上の信号機は，距離換算すると 120m 以内の信号機である．

表 2.1.②-6 Deeplab v3+の信号機検出精度[%]

	Deeplab v3+	HRNet
昼間	94.88	98.35
夜間	97.83	98.92
全体	95.11	98.39
昼間(20 ピクセル以上)	97.17	98.99
夜間(20 ピクセル以上)	100.0	99.59
全体（20 ピクセル以上）	97.35	99.03

図 2.1.②-11 に Deeplab v3+と HRNet による信号機の検出結果を示す．信号機と判断された領域は橙色で表している．図 2.1.②-11(a)より HRNet は Deeplab v3+に比べて遠方の信号機を検出できた．また，図 2.1.②-11 (b)のような夜間のシーンにおいても正しく信号機を検出できた．これは，学習に使用した東京臨海部のセマンティックセグメンテーションのデータには，夜間のデータも含まれているため，昼間と夜間の両方で高い検出が可能になったと考えられる．一方で，図 2.1.②-11(c)のように右側の信号機が逆光によって検出できていないこともあった．



入力画像　　Deeplab v3+　　HRNet

(a)昼間の遠方の信号機

入力画像　　Deeplab v3+　　HRNet

(b) 夜間の信号機

入力画像　　Deeplab v3+　　HRNet

(c) 逆光時の信号機

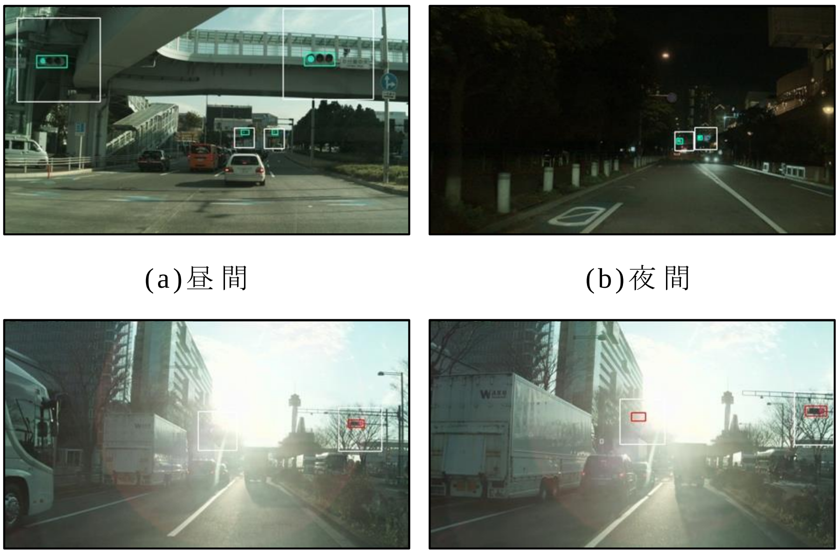
図 2.1.②-11 信号機の検出結果

● **状態識別アルゴリズムの比較**

次に，HRNet で検知した信号機に対して状態識別を行った．状態識別を行うモデルには， ResNet50[9]，GhostNet[10]，MobileNet v2[11]，DenseNet[12]を用いて比較した．評価データには 5,039 基の信号機が含まれている． そのうち，夜間が 405 基，昼間が 4,904 基である．評価指標には Recall(正解率)を用いた．状態識別結果を表 2.1.②-7 に示す．これより，識別精度は約 96%と高い精度であった．また，信号機の横幅が 20 ピクセル以上の信号機に対する識別結果は，ResNet を使用した時に 97.41%であった．一方，MobileNet v2 を使用した場合でも，97.28%であった．MobileNet v2 のように軽量のモデルを使用した場合においても，高い状態識別精度を達成できていた．

表 2.1.②-7 状態識別結果[%]

	ResNet50	DenseNet	GhostNet	MobileNet v2
夜間	97.53	97.04	95.84	89.63
昼間	96.47	95.92	96.05	96.15
合計	96.55	96.01	95.86	95.65
夜間（20 ピクセル以上）	98.92	98.92	98.21	99.28
昼間（20 ピクセル以上）	97.31	96.81	96.62	97.14
合計（20 ピクセル以上）	97.41	96.94	96.72	97.28



(a)昼間　(b)夜間

(c)逆光　(d)逆光

図 2.1.②-12 信号機の状態識別結果例

図 2.1.②-12 に信号機認識結果画像を示す．画像内の白色矩形は，ROI の領域を示しており，青色と赤色の矩形は信号機の状態識別で判断された灯火色である．図 2.1.②-12(a)より，昼間のシーンにおいて，遠方の信号機を認識できた．また，夜間シーンの図 2.1.②-12 (b)でも信号機を正しく識別できた．一方で，図 2.1.②-12(c)のように逆光の影響でセグメンテーションの時点で検出できていない．しかし，図 2.1.②-12(c)の結果画像の数フレーム先である図 2.1.②-12(d)の結果画像では，セグメンテーションで信号機を検出でき，正しく赤信号と状態識別できていた．

- **時系列情報を用いた信号機認識**

図 2.1.②-12 (c)および図 2.1.②-12 のように，同じ信号機でもタイミングによっては環境光の影響などで信号機を検出できていない場合や，誤識別を行っている信号機がある．実際の走行時は，複数のフレームから信号機の検出，状態識別の結果を見て判断することも可能である．そこで，複数フレームの結果から信号機の認識結果の推定を行った．評価データには連続した画像が含まれており，交差点の場所と信号機ごとに個別の I D が割り振られている．そのため，別フレームでも同一の信号機かどうか判断できる．時系列情報を用いた評価では，同一 ID の信号機に対して半数以上のフレームで正しく認識が出来ているかどうかを評価した．

表 2.1.②-8 に半数以上のフレームで正解した場合の結果を示す．これより，評価対象の信号機を 20 ピクセル以上にした場合，状態識別精度は DenseNet で約 99.17%となった．

表 2.1.②-8 時系列を利用した評価[%]

	ResNet50	DenseNet	GhostNet	MobileNet v2
夜間	98.76	99.17	97.52	98.35
昼間	98.33	98.10	97.66	98.55
合計	98.42	98.33	97.63	98.51
夜間（20 ピクセル以上）	98.98	99.49	98.48	99.49
昼間（20 ピクセル以上）	98.72	98.72	98.26	98.84
合計（20 ピクセル以上）	98.76	99.17	97.52	98.35

- **点滅信号機データセット**

これまでの検討では点灯状態の信号機を対象としてきた．信号機は点灯状態以外にも点滅信号が存在する．しかしながら，点滅信号機を含むデータセットが存在しない．また，世界的に見ても点滅信号機のデータセットは公開されていない．そのため，点滅信号機の認識可能な条件が定かではない．そこで，2021 年度は，点滅信号機を含むデータセットを構築した．金沢市街で撮影した車載画像を用いて点滅信号機のデータセットを構築した．本データセットは，10Hz で撮影した 55 シーン,108 基の信号機で構成されている．そのうち，63 基が点滅信号機，45 基が青または赤信号機であり，画像としては 13,420 枚含まれている．また，図 2.1.②-13 のように同一の信号機で灯火状態と無灯火状態の信号機があるシーンが含まれる．異なる交差点で撮影したシーンだけでなく，同一の場所で異なる時間帯に撮影したシーンもある．各データには，信号機ごとにラベル情報を付与している．ラベル情報は，信号機の大まかな領域を示した ROI，交差点 ID，信号機 ID，信号機の灯火色，距離である．

(a) 灯火状態　　　　　(b) 無灯火状態

図 2.1.②-13 点滅信号機の例

● **点滅信号の検出**

点滅信号機には，無灯火状態と灯火状態がある．各状態において，セマンティックセグメンテーションにより信号機が検出可能な距離を調査した．本調査では，点滅信号機付近の背景の変化ごとにシーンを分け，灯火状態および無灯火状態で検出可能な平均距離を比較した．HRNet を用いた場合の検出可能な平均距離の比較結果を表 2.1.②-9 に示す．表 2.1.②-9 より，灯火状態での検出可能距離が 130m 程度であるのに対して，無灯火状態では 110m 程度であった．シーン別に比較すると，背景が森から空に変化するシーンでは，検出可能距離が他のシーンよりも短くなっていた．背景が森から空に変化するシーンにおける HRNet による信号機の認識結果例を図 2.1.②-14 に示す．点灯状態の場合，背景が森の場合でも信号機の色が目立つため，信号機領域を検出できていた．一方，無点灯状態では，目立つ領域がなく，信号機の明るさが比較的暗いため，境界が不明瞭になっている．そのため，信号機の形状を捉えることができず，信号機領域を検出できていない．

表 2.1.②-9 HRNet の検出可能距離[m]

シーン	最遠距離	検出可能距離（灯火）	検出可能距離（無灯火）
背景均一（建物または空）	142	137	117
背景変化（森→空）	123	107	67
背景変化（建物→空）	138	133	102
背景変化（標識→空）	136	129	112

(a) 灯火時の画像　　(b) セグメンテーション結果

(c) 無灯火時の画像　　(d) セグメンテーション結果

図 2.1.②-14 灯火信号機のセグメンテーション結果

*)オレンジ色の領域が信号機の領域

一方で，図 2.1.②-15 のように信号機の背景が空の場合，無灯火状態の信号機でも信号機領域を検出できた．これより，セマンティックセグメンテーションによる信号機の検出では，信号機の形状や点灯している領域があるかどうか，すなわち注目しやすい領域があるかどうかが重要となることが分かった．無灯火状態では，信号機の特徴である灯火部分が存在しないため，形状のみで判断を行う必要がある．しかし，信号機と背景の色が近い場合，信号機の境界部分を識別しにくくなるため，形状を捉えることができず，無灯火信号機の検出が難しくなっている．

(a) 車載カメラ画像　　(b) セグメンテーション結果

図 2.1.②-15 背景が空の場合における信号機領域の検出結果例

- **点滅信号の識別**

セマンティックセグメンテーションによる信号機領域の検出結果を用いて，信号機の識別を行った．点滅信号は，赤信号の灯火状態と無灯火状態を繰り返している．そこで，一定時間において，赤信号と無灯火状態の出現比率が近い場合を点滅信号機と判定した．また，1つのシーン内には，複数の信号機が同時に写っていることもある．そのため，それぞれの信号機を時系列で同一と見做す必要がある．そこで，各フレームにおいて信号機ごとにIDを割り振るよう物体追跡手法を利用した．物体追跡手法には，Deep SORT[14]を用いた．Deep SORTは，カルマンフィルタを使用して物体追跡を行うSORTとオブジェクトの類似性を比較するCNNモデルを併用する手法である．物体追跡手法の場合は地図情報がなくても点滅信号機の認識が可能である．ここでは，物体追跡手法の代わりに地図情報を用いた場合と比較した．地図情報として，本データセット内で付与されているROIを用いた．

物体追跡を用いた場合とROIを用いた場合の認識結果を表2.1.②-10および表2.1.②-11に示す．DeepSORTを用いた場合，赤信号や青信号は正しく認識できていた．一方で点滅信号機は，63基中36基を正しく点滅信号機と識別した．

地図情報としてROIを用いた場合では，赤信号と青信号はDeepSORTと同様に正しく認識できた．一方で，点滅信号は63基中38基を正しく点滅信号と識別した．物体追跡を利用した場合，同じ信号機に対して同じIDを割り当てることができないケースが生じて，正しく点滅信号機と判定できないことが多くなったと考える．一方，ROIの場合，同一ROI内に複数の信号機が含まれることがある．これにより，物体追跡と同様に識別が困難な状況があることが分かった．

表2.1.②-10　物体追跡を利用した信号機識別の結果

状態	正解数	不正解数	識別率[%]
青信号	13	0	100.0
赤信号	3	0	100.0
点滅信号	36	27	57.1

表2.1.②-11　ROIを利用した信号機識別の結果

状態	正解数	不正解数	識別率[%]
青信号	13	0	100.0
赤信号	3	0	100.0
点滅信号	38	25	60.3

Deep SORT による信号機識別結果を図 2.1.②-16 に示す．図 2.1.②-16 のように複数の信号機が近くにあるシーンでは，信号機領域をセマンティックセグメンテーションにより検出できていたとしても，自車の移動に伴い画像上での位置が大きく移動すると誤って別の信号機に ID を割り当てることがあった．図 2.1.②-16 では，時刻 t において手前の信号機 ID が 87 となっているが，時刻 t+1 では，奥の信号機 ID が 87，手前の信号機 ID が 154 となった．

(a) 時刻 t　　(b) 時刻 t+1

図 2.1.②-16 信号機 ID が変化する例

地図情報として ROI を用いた信号機識別結果を図 2.1.②-17 に示す．ROI を用いた場合，セマンティックセグメンテーションにより信号機領域を正しく検知できた．このとき，同じ信号機に対して同一の ID を割り当てることができていた．これは，信号機を中心として ROI が設定されているため，位置が大きくずれないためである．一方で，図 2.1.②-18 のように，対象の信号機がセマンティックセグメンテーションで検出できなかった場合，後ろの信号機に ID が割り当てられてしまい，点滅状態の信号機を赤信号と誤識別することがあった．これは，ROI の領域が大きいことに起因する．

(a) 時刻 t　　(b) 時刻 t+1

図 2.1.②-17 ROI を使った認識結果

(a) 時刻 t　　(b) 時刻 t+1

図 2.1.②-18 後ろの信号機を誤識別してしまう場合

- **信号機の種類による信号機の識別精度の調査**

次に信号機の種類による状態識別精度を調査した．物体追跡を利用した信号機識別において，不正解であった 27 基の点滅信号基のうち，14 基はランプ式の信号機であった．図 2.1.②-19 および図 2.1.②-20 にランプ式の信号機に対する状態識別結果を示す．図 2.1.②-19 は灯火状態，図 2.1.②-20 は無灯火状態である．図 2.1.②-19 の左側のように信号機の色がはっきりと視認できる場合，２つの信号機をそれぞれ青信号，赤信号と正しく識別できた．一方，図 2.1.②-19 の右側のように信号機が明るい場合，赤信号にもかかわらず青信号と誤って識別した．

図 2.1.②-20 は図 2.1.②-19 と同一シーンでの無灯火状態の識別結果である．２つのシーンともに無灯火状態にもかかわらず青信号と識別した．これらのシーンでは無灯火状態であるが，ランプ式の信号機は，灯火領域に各色がわずかに現れているため，赤信号や青信号と識別した．

(a) シーン 1　　(b) シーン 2

図 2.1.②-19 ランプ式信号機に対する信号機識別結果（灯火状態）

(a) シーン 1　　　　　　(b) シーン 2

図 2.1.②-20 ランプ式信号機に対する信号機識別結果（無灯火状態）

● **時系列での点滅信号識別アルゴリズムの検討**

点滅信号を識別する際，時系列での状態の変化が重要となる．これまでは各時刻で信号機の状態識別を行い，その時系列変化をもとに点滅信号であるかどうかを判定していた．2022 年度は，点滅信号の認識精度として 99%を達成するために，時系列変化を学習するリカレントニューラルネットワークによる点滅信号識別アルゴリズムを検討した．まず，信号機領域の画像データを畳み込みニューラルネットワーク(ResNet)に入力し，画像特徴を抽出する．そして，画像特徴を LSTM に入力する．LSTM は，過去の画像特徴に基づく特徴を保持しており，時系列での特徴の変化を考慮できる．複数フレームの画像データを入力後，時系列での特徴の変化から点滅信号であるかどうかを識別する流れとなる．

これまで，点滅信号機のデータセットは評価用のデータセットとして用いてきた．そのため，点滅信号を認識するためのアルゴリズムの学習データは存在しない．そこで，東京臨海部データセットを利用して，人工的な点滅信号データを生成した．点灯状態の信号機領域を1フレーム，消灯状態の信号機領域を 7 フレーム分，時系列に並べ，1周期の点滅信号データとした．これを 5,000 データ分作成し，LSTM を学習した．

7 フレーム間での信号機の状態をもとに ResNet と LSTM により，点滅信号と識別できた精度を図 2.1.②-21 に示す．ここでは距離別に精度を算出している．点滅信号について，45m 以内の場合，自車の移動に伴い信号機の位置や大きさが大きく変化するため，識別精度が 97%程度であった．一方，距離が 45m から 75m の場合，信号機の位置や大きさの変化が小さいため識別率が 99%程度であった．さらに遠方になると，信号機の大きさが小さくなり識別率が低下した．点滅信号機の場合，消灯時に背景と信号機の区別がつきにくくなるためであると考える．

点灯信号について，45m 以内の近距離の場合，点滅信号と同様に識別精度が 97%程度であった．一方，45m から 105m 程度までは，識別率が 99%程度となっており，点滅信号機よりも遠方まで高精度であった．さらに遠方では，信号機の大きさが小さくなり

識別率が低下した.

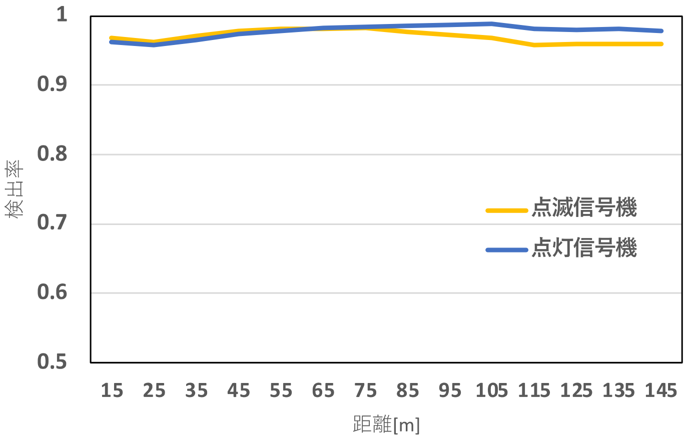


図 2.1.②-21 点滅信号および点灯信号の識別精度

図 2.1.②-22 に近距離での点滅信号機の識別結果を示す.これより,信号機の形状が異なっても点滅信号機を識別できることが分かった.図 2.1.②-23 に遠距離での点滅信号機の識別結果を示す.これより,信号機の背景が複雑な場合でも識別できていることが分かった.

(a)丸形信号機 (b) 角形信号機

図 2.1.②-22 近距離での点滅信号の識別結果

(a) 背景が空の場合 (b) 背景が森の場合

図 2.1.②-23 遠距離での点滅信号の識別結果

次に，信号機周辺の背景の状況による識別精度を評価した．表 2.1.②-12 に背景の種類ごとの識別精度を示す．背景が空の場合の識別率は 98.4%，建物の場合の識別率は 100%と高い精度であった．一方，森の場合の識別率は 80.5%と低い．図 2.1.②-24 に背景が森のシーンで点滅信号機の識別に失敗した画像を示す．これより，点滅信号機が点灯している状況では信号機の位置が分かる．しかしながら，消灯時は森と同化して信号機の位置がわからない．このような背景と同化することが精度低下の原因であると考えられる．

また，逆光時についても評価した結果，識別率は 100%であった．図 2.1.②-25 に逆光シーンでの識別結果を示す．これより，消灯時は信号機の輪郭が明確であるため，信号機の位置が分かる．また，点灯時は赤色に灯っていることが分かる．このように，逆光シーンでは，点灯時および消灯時に信号機の特徴がはっきりしているため，識別しやすいと考えられる．ただし，本結果の妥当性については，逆光シーンのデータ数が少ないことを留意しなければならない．

表 2.1.②-12　背景ごとの信号機識別精度[%]

背景	識別率[%]
空	98.4
建物	100.0
森	80.5
逆光	100.0

(a) 点灯時　　　　(b) 消灯時

図 2.1.②-24 点滅信号の識別が失敗したシーン

(a) 消灯時　　　　(b) 点灯時

図 2.1.②-25 逆光シーンでの点滅信号の識別結果

【参考文献】

[1] 松尾 他, “学習及び形状・色識別を用いた交通信号機認識”, 情報処理学会研究報告 Vol.2014, No.34, pp.1-7, 2014.

[2] H.Zhao, et al., “Pyramid Scene Parsing Network”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.2881-2890, 2017.

[3] L.C. Chen, et al., “Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation”, European Conference on Computer Vision (ECCV), pp.801-818, 2018.

[4] T. Yamashita, et al., “Multiple Skip Connections of Dilated Convolutions Network for Semantic Segmentation”, International Conference of Image Processing (ICIP), pp.1593-1597, 2018.

[5] https://lp.signate.jp/ai-edge-contest/ja/

[6]Q. Zhao, et al., “M2Det: A Single-Shot Object Detector based on Multi-Level Feature Pyramid Network”, Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence (AAAI), Vol.33, No.01, pp.9259-9266, 2019.

[7] M. Cordts, et al., “The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.3213-3223, 2016.

[8] J. Wang et al., “Deep High-Resolution Representation Learning for Visual Recognition”, IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), No.43, Vol.10, pp.3349-3364, 2019.

[9] K. He et al., “Deep Residual Learning for Image Recognition”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.770-778, 2016.

[10] K. Han et al., “GhostNet: More Features from Cheap Operations”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.1580-1589 2020.

[11] M. Sandler et al., “MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.4510-452, 2018.

[12] G. Huang et al., “Densely Connected Convolutional Networks”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.4700-4708, 2017.

[13] S. Masaki, et al., “Distant Traffic Light Recognition Using Semantic Segmentation”, Transportation Research Record, Vol.2675, No.11, pp.97–103, 2021.

[14] N. Wojke et al., “Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric”, International Conference on Image Processing (ICIP), pp.3645-3649, 2017.

2.2.b.「遠距離の物体を検知するために必要となるAI技術の開発」

① 遠距離向け車載カメラの選定・検知アルゴリズム開発

遠距離の物体を高精度に検知するためには，高解像かつ高精細なカメラと認識アルゴリズムの両面から検討する必要がある．また，物体検知アルゴリズムの観点からどのようなシーンにおいて，検知が困難であるかを明確にする必要もある．これらについて，各年度で検討を実施した．

● **認識に適したカメラの選定**

一般的な車載カメラは視野角100度程度であり，画像サイズが1024×786ピクセルの場合，50m遠距離に存在する歩行者の高さは37ピクセル，70m遠距離に存在する歩行者の高さは27ピクセル程度と小さい．そこで，2018年度は遠距離の物体検知に適した視野角および高画質化機能を有するカメラを評価し，目標達成に必要なカメラの仕様を検討した．カメラの仕様は以下の通りである．

1）FLIR GS3-U3-123S6C-C＋興和光学 LM16FC
- -解像度：4096×3000ピクセル
- -画角：H-47.6[deg],V-36.7[deg]
- -シャッタースピード：制限なし
- -その他：ベイヤーパターン画像として保存（ベイヤーパターン:GBRG）

2）FLIR GS3-U3-123S6C-C＋興和光学 LM25FC
- -解像度：4096×3000ピクセル
- -画角：H-31.5[deg], V-23.9[deg]
- -シャッタースピード：制限なし
- -その他：ベイヤーパターン画像として保存（ベイヤーパターン:GBRG）

3）HDR＋LFMカメラ（試作品） _
- -解像度：1920×1080ピクセル
- -画角：H-51[deg], V-30[deg]

1）および2）は4Kクラスの解像度で撮影できるカメラである．3)はHDクラスの解像度であるがHDR機能を有する高画質な映像を撮影できるカメラである．

これらのカメラで撮影した映像に対する物体検知の精度を比較するために，計算コストの低いFaceBoxes[1]とDCFPN[2]，物体検知の高精度な手法であるFaster R-CNN[3], YOLO v3[4]を用いた．

・FaceBoxes[1]

CPU で高精度かつリアルタイムで物体を検知する手法である．Faster R-CNN で提案されている Region Proposal Network(RPN) をもとにしている． FaceBoxes は，

Rapidly Digested Convolutional Layers (RDCL)でストライドの大きな畳み込み処理を行い，特徴マップのサイズを一気に小さくする．そして，Multiple Scale Convolutional Layers (MSCL)の複数の層で物体を検出する．FaceBoxes では，Anchor densification strategy と呼ぶ方法により，小さいスケールのアンカーを増やしている．また，学習の工夫として，Hard negative mining によってポジテイブ・ネガテイブサンプルの不均衡に対処している． アンカーを loss の値が高い順にソートし，ネガテイブとポジテイブの数が 3 : 1 の比となるように学習サンプルを選別する．

-DCFPN[2]

2.60GHz の CPU で 30FPS，GPU で 250FPS と高速な物体検知手法である．DCFPN は Rapidly Digested Convolutional Layers(RDCL)，Densely Connected Convolutional Layers(DCCL) と呼ぶ 2 つの部分から構成される．RDCL は FaceBoxes[1]のように特徴マップのサイズを一度に小さくする．DCCL は，2 つの micro inception layers で特徴マップを抽出する． 最後の畳み込み層は 75 ピクセルから 235 ピクセルの広い範囲の receptive field を持つ．FaceBoxes[1] の Anchor densification strategy と同じ考え方の Dense anchor strategy を利用している．これは，receptive field の中心から上下左右に少しずらした位置にもアンカーを置くことによって小さいスケールのアンカーを増やしている．小さい物体については大きい物体と異なる処理を行う Scale-aware anchor matching scheme を用いる．矩形の面積が 400 ピクセルを超える物体は通常通り IOU ≥ 0.5 のアンカーと対応づけする．矩形の面積が 400 ピクセル以下の物体は、その矩形の 0.75 倍の範囲に中心が入っている最小(16x16)のアンカーと対応づけする．

学習において，小さい物体の中心と大きさを精度良く推定するために Fair L1 loss を導入している．

-Faster R-CNN[3]

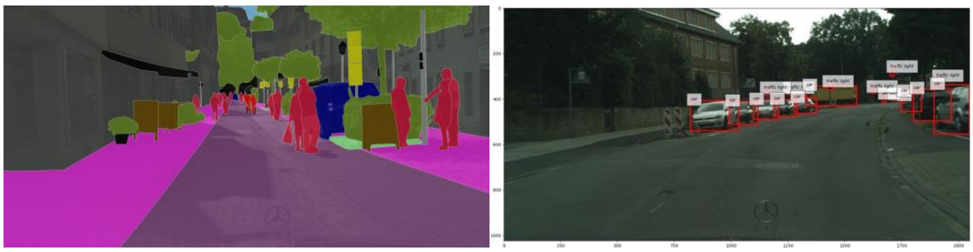
物体候補領域を抽出する処理(Region Proposal Network :RPN)と，その領域が何の物体であるかを認識する処理から構成される高精度な物体検知手法である．物体候補領域を抽出する RPN と，その領域が何かを識別する Fast R-CNN の部分から構成されており，特徴量マップを共有することによって従来来法よりも大幅に高速化している．

-YOLO

物体の領域を入力画像から直接出力する高速かつ高精度な物体検知手法である．入力画像や処理の簡略化などを施し，いくつかのバージョンがある．現時点で最

も精度が高いのは YOLOv3[4]である．YOLOv3 は YOLOv2 に細かい改良をいくつも加えて作られている．

各アルゴリズムの検知精度比較には，一般に公開されている Cityscapes dataset[5]および本検討で収集した SIP dataset を用いた．Cityscapes dataset は，市街地のシーン理解に焦点をあてたデータセットであり，ドイツやその周辺の国の計 50 都市で撮影した画像とアノテーションである．アノテーションは，図 2.2.①-1 のように，ピクセルごとに綺麗？にラベルづけされた画像が 5,000 枚，その他にポリゴンで簡易的にラベルづけされた画像が 20,000 枚公開されている．本検討では，Cityscapes dataset のピクセル単位のラベルをもとに，歩行者・車などの対象を包含する矩形を求めて利用した．Cityscapes では，重なって見えていても，歩行者は一人一人分離できる等にラベル付けされているため，各歩行者のラベルから矩形を抽出することができる．本手順による矩形例を図 2.2.①-1(b)に示す．



(a)ラベル画像　　(b)矩形画像

図 2.2.①-1 Cityscapes データセットの画像例

カメラ仕様を検討するために，様々な天候や時間を想定した SIP dataset を構築した．データの撮影は，日本自動車研究所の特異環境試験場にて行った．撮影シーンは昼間，夜間，夕方を想定し，昼間と夜間については晴れ，雨，霧の異なる天候を想定して撮影した．各撮影シーンにおいて，歩行者，自転車，自動車を 200m 先に配置し，自車が時速 20km 程度で近づいていくようにした．その際，上述した3種類のカメラにて前方を同時に撮影した．なお，霧の天候は前方の視界が悪いため，各対象物体の配置 130m，夕方は 160m 先とした．本データセットの画像例を図 2.2.①-2 に示す．

(a) 晴天

(b)雨天

(c) 濃霧

(d)逆光

図 2.2.①-2 SIP dataset の例

評価には，mAP(mean Average Precision)を評価指標として用いる．mAP は，各クラスに対する Average Precision(AP)を算出し，その平均値である．AP は，まず物体検知した際の信頼度をもとに Precision と Recall を以下のように算出する．

$$Precision = \frac{\text{正解したデータ数}}{\text{検知した数}}$$

$$Recall = \frac{\text{正解したデータ数}}{\text{正解データ数}}$$

そして，Precision を平均する． これは，各 Recall(r)における Precision を積分した面積に相当する．

$$AP = \int_0^1 Precision(r)dr$$

Cityscape データセットにおける各アルゴリズムの処理時間を表 2.2.①-1，各アルゴリズムの検出精度を表 2.2.①-2 に示す．処理時間の計測には Intel(R) Core(TM) i9-7940X CPU@3.10GHz の 1 コアを使用した．

表 2.2.①-1 処理時間

	入力サイズ	処理時間[s]
FaceBoxes	1536	0.630
DCFPN	512	0.230
	768	0.532
Faster R-CNN	1000	10.4
YOLOv3	416	6.03
	640	17.6
	800	30.7

表 2.2.①-2 Cityscapes データセットにおける評価結果 AP

	入力サイズ	bike	car	person	traffic light
FaceBoxes	1536	0.300	0.622	0.143	0.049
DCFPN	768	0.310	0.617	0.311	0.107
Faster R-CNN	1000	0.306	0.495	0.325	0.118
YOLOv3	640	0.303	0.644	0.466	0.277

表 2.2.①-1 および表 2.2.①-2 より，検出精度に関して，YOLOv3 が他の手法と比べて高い検出精度であった．DCFPN は YOLOv3 と比べると処理時間は最も高速であるが，person，traffic light の検出精度が YOLOv3 と比べて低い結果となった．

Cityscapes dataset と SIP dataset を合わせて学習し，SIP dataset の評価データを評価した．各アルゴリズムの評価用結果を表 2.2.①-3 に示す．Cityscapes での評価と同様に，YOLOv3 が他の手法と比べて高い検出精度となった．YOLOv3 による検出結果を図 2.2.①-3 および図 2.2.①-4 に示す．

表 2.2.①-3 SIP dataset における評価結果 AP

	入力サイズ	bike	car	person	traffic light
FaceBoxes	1536	0.112	0.763	0.161	0.486
DCFPN	768	0.147	0.856	0.442	0.588
Faster R-CNN	1000	0.264	0.737	0.494	0.477
YOLOv3	640	0.495	0.869	0.833	0.752

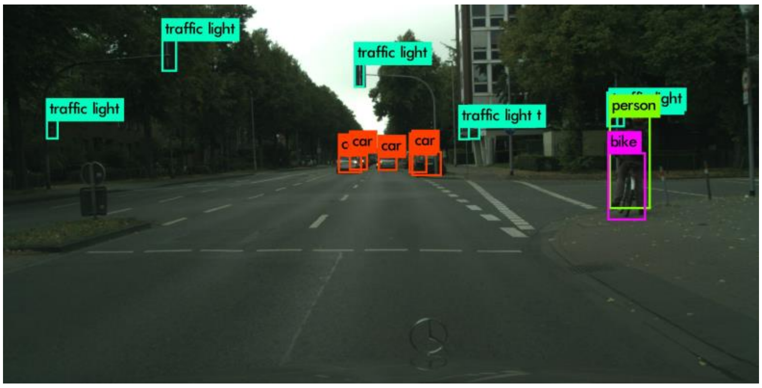


図 2.2.①-3 YOLOv3 の Cityscapes での検出結果

図 2.2.①-4 SIP dataset での検出結果

SIP dataset には，選定候補の 3 つのカメラで撮影された画像が含まれている．4K クラスの高解像度カメラ１（0x09_0），高解像度カメラ２（0x09_1），HDR 機能付きの HD クラスのカメラ(0x35)の画像に対する精度を表 2.2.①-4 に示す．表 2.2.①-4 より，YOLOv3 の場合，4K クラスの高解像度カメラ１（0x09_0）または 4K クラスの高解像度カメラ２（0x09_1）を用いることで，bike，car，person のように遠方に存在し，大きさの小さい物体を検知できた．一方，traffic light は 50m 程度の近距離に存在するため，Faster R-CNN でも高い精度を達成した．DCFPN の場合は，HDR 機能付きの HD クラスのカメラ(0x35)の場合でも 4K クラスと同等の精度を達成した．しかしながら，YOLOv3 と比較すると検出精度が低いため，HD クラスでも遠方の物体を検知できるとは言えない．

表 2.2.①-4 カメラ毎の評価結果 AP

	カメラ	bike	car	person	traffic light
FaceBoxes	0x09_0	**0.15**	0.77	**0.23**	0.48
	0x09_1	0.14	**0.87**	0.20	0.49
	0x35	0.09	0.73	0.15	**0.50**
DCFPN	0x09_0	**0.16**	0.83	0.35	0.56
	0x09_1	0.13	0.86	0.43	0.58
	0x35	**0.16**	**0.87**	**0.48**	**0.61**
Faster R-CNN	0x09_0	0.22	0.71	0.37	**0.49**
	0x09_1	0.19	**0.85**	0.50	0.50
	0x35	**0.30**	0.70	**0.53**	0.47
YOLOv3	0x09_0	**0.67**	**0.89**	0.84	0.73
	0x09_1	0.61	0.88	**0.93**	0.64
	0x35	0.38	0.86	0.80	**0.79**

- **物体検知アルゴリズムの比較**

物体検知アルゴリズムの研究は盛んに行われており，高精度な手法[6][7]，高速な手法[2][4]，またその両立を目指している手法など多岐にわたる．そこで，複数のデータセットにおける従来の物体検知手法の精度および処理速度を比較した．車載カメラで撮影された公開データセットとして，Cityscapes[5]，BDD 100K[8]を用いる．また，JARI 特異環境にて撮影した SIP dataset も用いる．Cityscapes，BDD 100K および SIP dataset に含まれるデータ数について，表 2.2.①-5 に示す．BDD 100K は，他のデータセットと比較して大規模なデータセットとなっている．また，検出対象とするクラス数が多く，自動車，二輪車，歩行者についてさらに細分化されたクラスが定義されている．

表 2.2.①-5 各データセットのデータ数

	train	val	test
Cityscapes	3000	500	1500
BDD100K	70000	10000	20000
SIP dataset	800	400	-

表 2.2.①-6 に各手法の mAP を示す．また，表 2.2.①-7 に各手法の処理速度を示す．表 2.2.①-6 内のチェックマークは学習に用いたデータセットを表している．これらの結果より，FPN が全てのデータセットにおいて最も高い検知精度になっている．処理時間は

0.08 sec であり，GTX2080Ti の GPU を用いた場合，リアルタイムでの処理が可能である．処理時間が最も高速な YOLO v3 は，検知精度が FPN と比較すると劣る．

表 2.2.①-6 各データセットにおける評価結果(mAP)

手法	学習			評価		
	Cityscapes	SIP (特異環境)	BDD 100K	Cityscapes	SIP (特異環境)	BDD 100K
YOLOv3[4]	✔	✔		0.485	0.715	0.227
	✔	✔	✔	0.566	0.566	0.623
DCFPN[2]	✔	✔		0.320	0.508	0.133
	✔	✔	✔	0.178	0.055	0.191
FPN[6]	✔	✔		0.542	0.728	0.261
	✔	✔	✔	**0.638**	**0.792**	**0.715**
FCOS[7]	✔	✔		0.599	0.699	0.249
	✔	✔	✔	0.571	0.629	0.653

表 2.2.①-7 各手法の処理速度

手法	処理速度(GTX 2080Ti) [s]
YOLOv3[1]	0.016
DCFPN[2]	0.045
FPN[3]	0.080
FCOS[4]	0.125

物体のサイズ毎に分けた場合の評価を行った．各データセットにおけるサイズごとの評価データ数を表 2.2.①-8，各手法の検知精度を表 2.2.①-9 を示す．全てのサイズにおいて FPN が最も高い検知精度となった．

表 2.2.①-8 各データセットにおけるサイズ毎の評価データ数

データセット	サイズ	bike	car	person	traffic light	計
Cityscapes	0-25	123	434	653	821	2031
	25-35	134	553	588	288	1563
	35-	1067	3915	2734	552	8268
SIP (特異環境)	-25	37	12	74	57	180
	25-35	23	41	50	86	200
	35-	130	298	309	414	1151
BDD100K	-25	235	34096	4497	20826	59654
	25-35	218	16073	2968	3677	22936
	35-	1006	58194	6446	2382	68028

表 2.2.①-9 各データセットにおけるサイズ毎の評価結果

評価データ	サイズ	DCFPN	YOLOv3	FPN
Cityscapes	0-25	0.000	0.124	0.163
	25-35	0.038	0.195	0.235
	35-	0.321	0.665	0.729
	all	0.178	0.566	0.638
SIP (特異環境)	0-25	0.000	0.382	0.544
	25-35	0.066	0.283	0.390
	35-	0.186	0.649	0.795
	all	0.055	0.636	0.792
BDD100K	0-25	0.061	0.308	0.390
	25-35	0.105	0.324	0.365
	35-	0.399	0.668	0.746
	all	0.191	0.623	0.715

- 東京臨海部データセットの構築

2020 年度は，東京臨海部を走行して収集したデータからデータセットを構築した．東京臨海部データセットは，5,747 枚の画像で構成されている．本データセットでは，11 クラスの物体クラスに対してアテノーションしている．ここでは，表 2.2.①-10 に示すように，矢印灯は1つのクラスとして，全7クラスとした．各物体クラスに対するデータ数を表 2.2.①-11 に示す．図 2.2.①-5 に本データセットの画像例を示す．

表 2.2.①-10 東京臨海部データセットのクラス

東京臨海部データセットのラベル	使用するラベル
Car	自動車
Bus	自動車
Truck	自動車
Pedestrian	歩行者
Cyclist	バイク
信号　赤	信号機(赤)
信号　青	信号機(青)
信号　黄色	信号機(黄色)
矢印灯　左	矢印灯
矢印灯　直進	矢印灯
矢印灯　右	矢印灯

表 2.2.①-11 東京臨海部データセットにおける各クラスの個数

クラス	データ数
自動車	22,006
歩行者	5,832
バイク	291
信号機(赤)	3,405
信号機(青)	3,328
信号機(黄)	171
矢印灯	423

図 2.2.①-5 東京臨海部データセットの画像例

● **物体検知アルゴリズムの比較**

高速かつ高精度な手法として YOLOv3 は代表的な手法である．YOLOv3 に新たな改良が導入され， YOLOv4[9]は YOLOv3 よりも高精度になっている．YOLOv4 では，

入力画像サイズの拡大，ベースとする畳み込みニューラルネットワーク構造の改良，学習方法の改良などがなされている．

2019 年度の物体検知アルゴリズムの比較では，Feature Pyramid Network(FPN)[4] が検知精度と処理時間のバランスが良い手法であった．本検討以降に発表された YOLOv4 と FPN を東京臨海部データセットで比較した．本東京臨海部データセットにおける FPN と YOLOv4 の検出精度を表 2.2.①-12 に示す．表 2.2.①-12 より，mAP は，YOLOv4 の方が高い．これより，本年度の検証には，YOLOv4 を用いることとした．

表 2.2.①-13 東京臨海部データセットにおける mAP

データセット名	FPN	YOLOv4
東京臨海部	0.627	0.649

遠方の物体を検知するためには，入力画像として高解像の画像が必要となる．従来の YOLOv4 では，4K クラスの高解像度の入力画像を想定していない．そこで，YOLOv4 の入力画像サイズ変更および内部構造の改良を行った．表 2.2.①-14 に距離ごとの自動車および歩行者のサイズを示す．

表 2.2.①-14 距離ごとの物体サイズ[ピクセル]

距離[m]	50	70	100	120	135	150	200
自動車	96	68	48	40	35	32	25
歩行者	68	48	34	28	25	22	17

これより，200m 遠方の自動車は 24 ピクセル，70m 遠方の歩行者は 48 ピクセルであった．これらのサイズに対応するために，入力画像サイズを 416×416 ピクセルから 992×992 ピクセルに変更した．また，各スケールで検出する物体サイズを決めるアンカーパターンを歩行者および自動車を対象とするため，縦横比 1:1，1:2，2:1 を基準にその間を埋めるよう設定した．

YOLOv4 による物体検知モデルを学習するにあたり，東京臨海部および金沢市街地で撮影したデータセットを用いた．学習時の設定を表 2.2.①-15 に示す．

表 2.2.①-15 学習時の設定

項目	設定
更新回数	500,000
ミニバッチサイズ	64
学習率	0.001
学習率変更タイミング	400,000および450,000

- **東京臨海部データセットにおける評価**

YOLOv4 による各クラスのサイズ別検知精度(mAP)を表 2.2.①-16 に示す. これより, 200m 遠方に相当する 25 から 35 ピクセルの自動車に対して, mAP が 0.375, 70m 遠方に相当する 50 から 70 ピクセルの歩行者に対して, mAP が 0.134 と検出できた.

表 2.2.①-16 各クラスのサイズ別精度(mAP)

サイズ	0-25	25-35	35-50	50-70	all
自動車	0.231	0.375	0.498	0.548	0.768
歩行者	0.008	0.084	0.134	0.238	0.590
バイク	0.010	0.033	0.138	0.371	0.456

物体検知結果例を図 2.2.①-6 から図 2.2.①-9 に示す. また, 各図の矩形の色と物体クラスの関係を表 2.2.①-17 に示す.

表 2.2.①-17 各クラスの色

クラス	色
自動車	ピンク
歩行者	緑
バイク	黄緑
信号機(赤)	赤
信号機(青)	青
信号機(黄)	黄色
矢印灯	水色

図 2.2.①-6 より縦列駐車している自動車や近距離からやや遠方の自動車を検知できた.

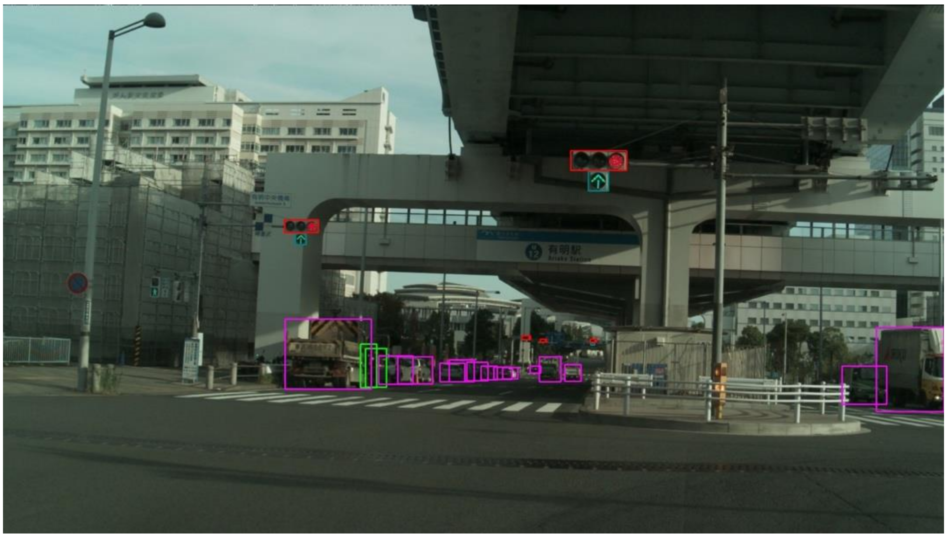


図 2.2.①-6 遠方の物体検知結果例1

図 2.2.①-7 から 200m ほど遠方の自動車を検知できた．また，図 2.2.①-8 から，70m ほど遠方の歩行者を正しく検知できていた．

図 2.2.①-7 遠方の物体検知結果例 2

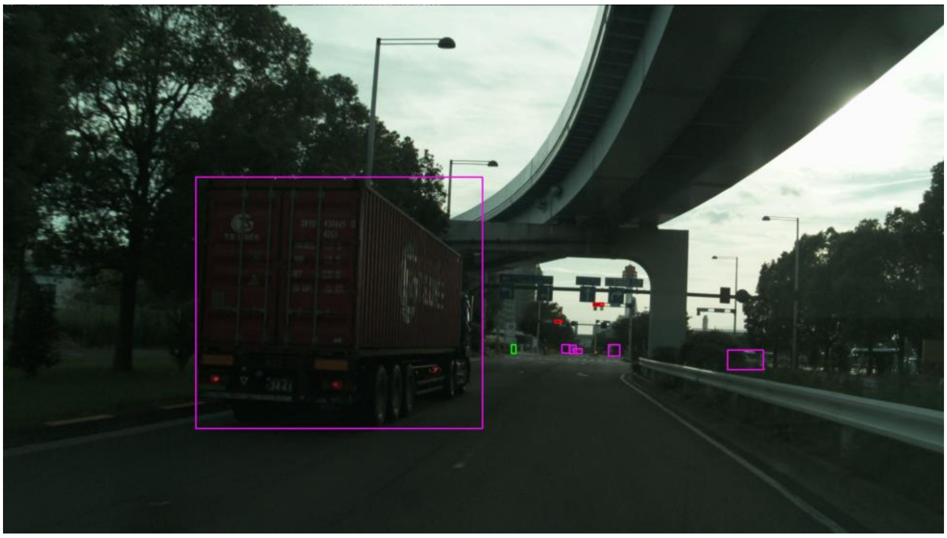


図 2.2.①-8 遠方の物体検知結果例 3

図 2.2.①-9 から悪天候(雨天)の場合でも遠方の自動車や歩行者を検知できていた．また，信号機の検知も正しくできていた．

図 2.2.①-9 遠方の物体検知結果例 4

検知が失敗している例を図 2.2.①-10 と図 2.2.①-11 に示す．ここで未検知の物体は白色の矩形で示している．図 2.2.①-10 より，登り坂で遠方の自動車の上部だけが見えている場合に検出できていない．

図 2.2.①-10 遠方の物体検知結果例 5(失敗例)

また，図 2.2.①-11 のように，背景の茂みと同じ色の服装をした遠方の歩行者を検知できていないケースもある．

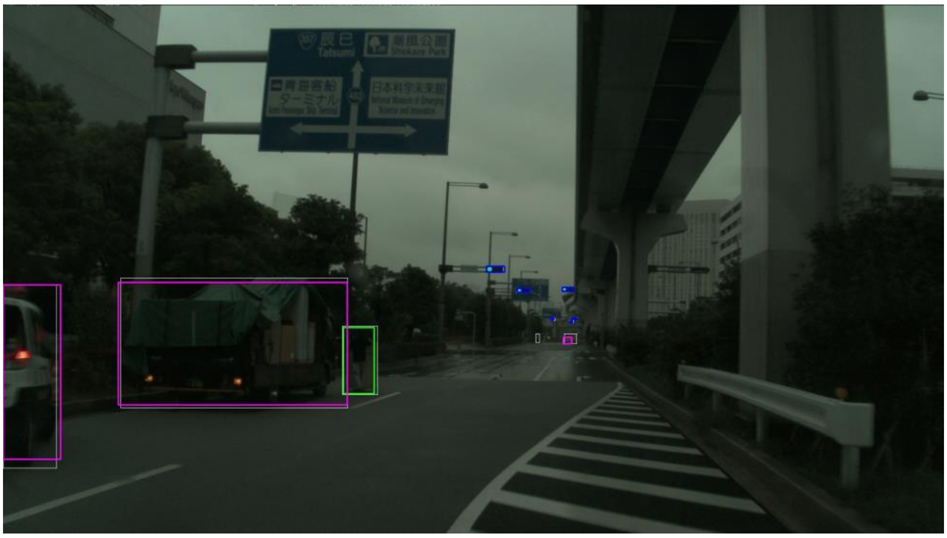


図 2.2.①-11 遠方の物体検知結果例 6(失敗例)

前述の検討では，東京臨海部を走行した際の一般的なシーンを対象として評価を行った．歩道を歩いている際に植物で身体が隠れている場合や駐車場に停車中の自動車なども評価対象として多数含まれている．そこで，見通しの良い環境における物体検知精度を評価した．評価データとして，未来館前で撮影した 3,000 枚の画像を用いた．図 2.2.①-12 に歩行者のサイズ別の検知精度を示す．これより，70m 相当の 48 ピクセル歩行者について 65.2%の検知率であった．50m 相当の歩行者となる 68 ピクセル程度で検

知率が 80%，30m 相当の歩行者となる 90 ピクセル程度で検出率が約 90%であった．これより，遠方の歩行者を検出する場合，検知率を 90%とするためには，入力画像サイズを 2 倍程度拡大することが望ましいことが分かった．

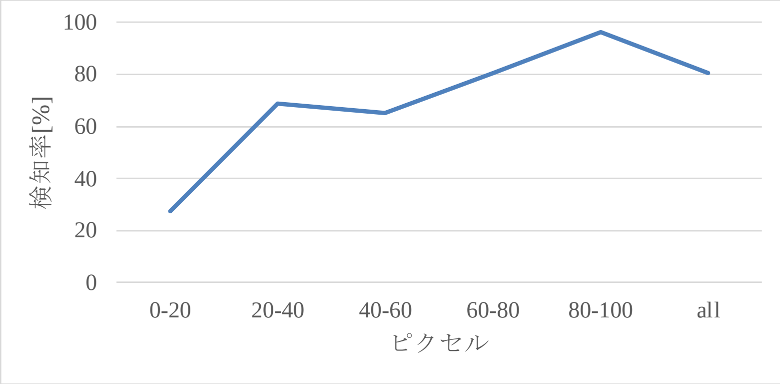


図 2.2.①-12 見通しの良い環境での歩行者のサイズ別検知精度

検出結果例を図 2.2.①-13 および図 2.2.①-14 に示す．図 2.2.①-13 のように見通しの良い環境において，遠方の横断歩道を歩く歩行者を正しく検知できていた．一方で，図 2.2.①-14 のように，近距離でも歩行者通しが並んでいる場合，誤って 1 人として検知しているケースもあった．

図 2.2.①-13 見通しの良い環境での検知結果例 1

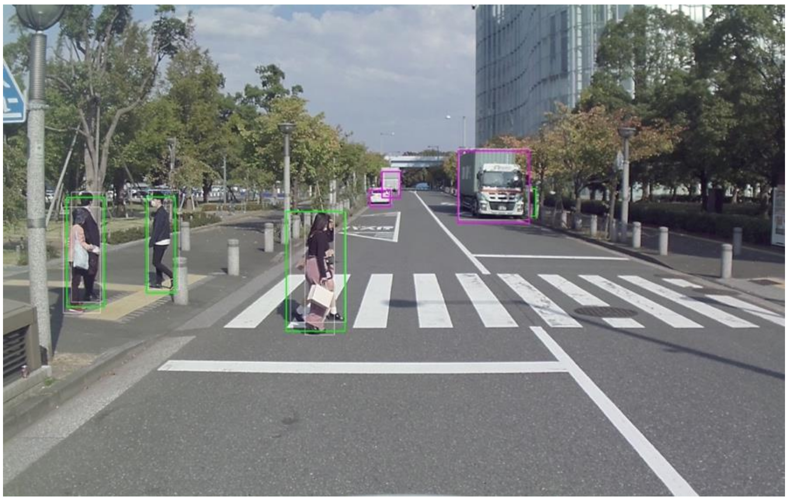


図 2.2.①-14 見通しの良い環境での検知結果例 2

● **実環境とシミュレーション環境のデータセット調査**

自動車分野における AI 活用の研究は盛んに行われており，車載カメラや LiDAR で取得されたデータセットが複数一般公開されている．2021 年度は，シミュレーション環境と現実環境で撮影したデータに対する相違を明らかにするために，まず公開データセットを用いた事前調査を行った．表 2.2.①-18 に示すように，実環境データは Waymo や Audi(A2D2)などから公開されている．一方で，対応するシミュレーションデータは用意されていない．図 2.2.①-15 のように，Cityscapes は，シミュレーションデータとして，SynScapes が公開されているが，実環境データとシミュレーションデータが一致せず，再現性がない．図 2.2.①-16 のように，KITTI は，シミュレーションデータとして VirtualKITTI が公開されており，実環境データとシミュレーションデータが一致し，再現性がある．

表 2.2.①-18 データセット詳細

実環境データ	シミュレーションデータ	シーンの一致性
Waymo Open datasets[10]	-	-
ApolloScape[11]	-	-
A2D2[12]	-	-
BDD100k[8]	-	-
CityScapes[5]	SynScapes[14]	再現性無し
KITTI[13]	VirtualKITTI[15]	再現性有り
KITTI	VirtualKITTI2[16]	再現性有り

(a)CityScapes　　　　　　　　（b)SynScapes

図 2.2.①-15 Cityscapes と SynScapes の例

(a)KITTI　　　　　　　　（b)Virtual KITTI

図 2.2.①-16 実環境とシミュレーション環境が存在するデータセット

- **KITTI データセットでの物体検出精度の一致性検証**

KITTI には，シミュレーションデータを高画質化した VirtualKITTI2 も公開されている．ここでは，実環境データに KITTI，シミュレーションデータに VirtualKITTI および VirtualKITTI2 を用いて，物体検出の評価を行い，精度の相違となる原因を調査した．本比較を行うにあたり，2 点の問題がある．1 点目は，利用するデータセットである KITTI には画像全体に対して距離の真値が付与されているが，物体ごとに距離の真値が付与されていない点である．そこで，画像に対して Mask R-CNN[17]を用いて物体領域の抽出を行った．そして，KITTI の距離真値と照合し，物体ごとに距離値を設定した．2 点目の問題は，実環境データである KITTI とシミュレーションデータである VirtualKITTI および VirtualKITTI2 間で，一部一致しない物体が存在する点である．一致しない物体については，目視で確認を行い，手動で評価対象から排除して評価を行った．表 2.2.①-19 に距離ごとの物体数を示す．シミュレータでの描画制限や，オクルージョンの関係で物体が消失した影響で，両環境で物体数が完全一致はしていない．

表 2.2.①-19 距離ごとの物体数

距離	KITTI	VirtualKITTI
0m~10m	132	128
10m~20m	294	244
20m~30m	305	272
30m~40m	244	266
40m~50m	137	196
50m~60m	94	106
60m~70m	48	79

KITTI, VirtualKITTI および VirtualKITTI2 データセットにおける距離別の物体検出精度の比較実験には，一般的な物体検出モデルの Faster R-CNN，最新の物体検出モデルの Pyramid Vision Transformer (PVT)[18]を用いた．距離別の物体検出精度を図 2.2.①-17 および図 2.2.①-18 に示す．これらの結果より，0m から 50m までの近距離物体では，実環境と VirtualKITTI2 は同程度の検出精度となった．VirtualKITTI は，実環境および VirtualKITTI2 よりも検出精度が低い．VirtualKITTI2 は，VirtualKITTI2 よりも高画質であり，実環境に近い映像になっていると言える．

一方，50m から 80m の遠距離物体では，実環境よりも VirtualKITTI2 の方が高精度であった．図 2.2.①-19 に，遠距離の物体に対して検出精度が一致しない結果例を示す．ここで，赤色の枠は正しく検出した結果，青色の枠は未検出の物体を示している．

これらの結果より，近距離時では物体の見え方，テクスチャの再現性が実環境とシミュレーション環境で大きな相違はなく，一致性が高いと言える．しかしながら，遠距離の物体に対して，シミュレーション環境では物体の輪郭などが明瞭に表現されすぎており，実環境で生じる遠距離物体に対するノイズの再現性が不十分で，一致性が低い．

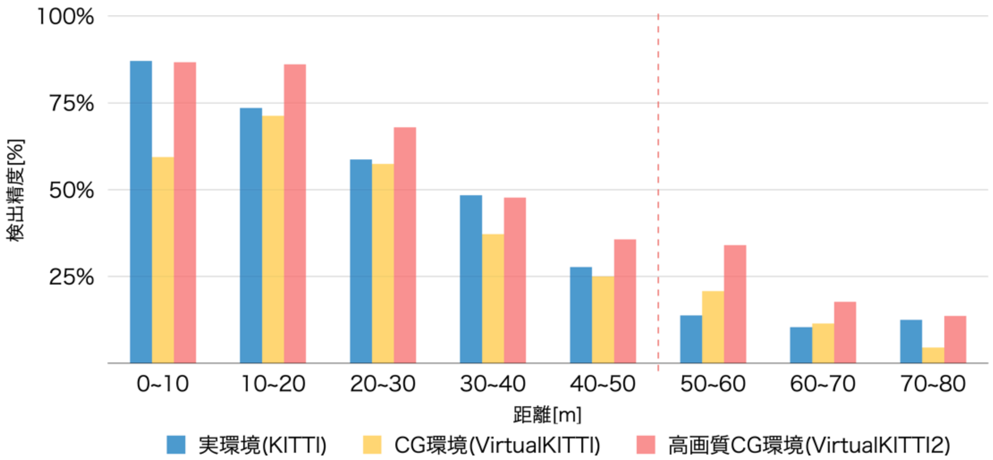


図 2.2.①-17 Faster R-CNN による距離別の検出精度

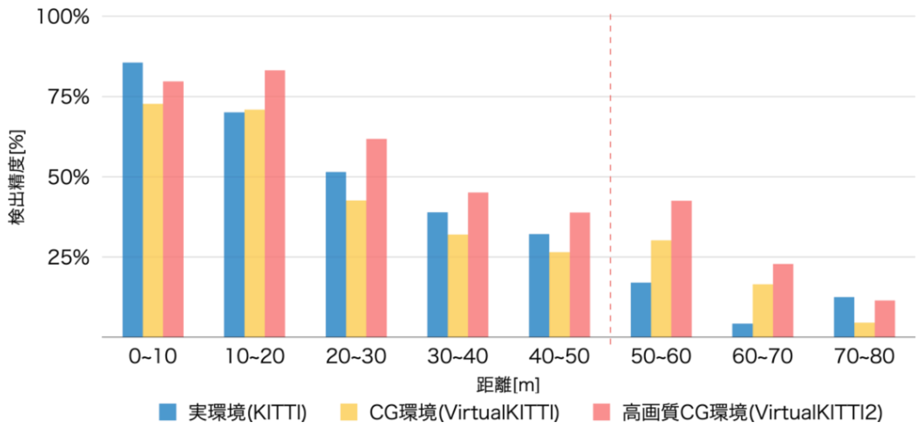
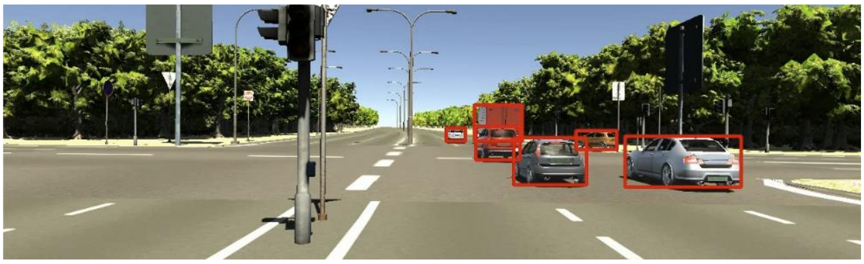
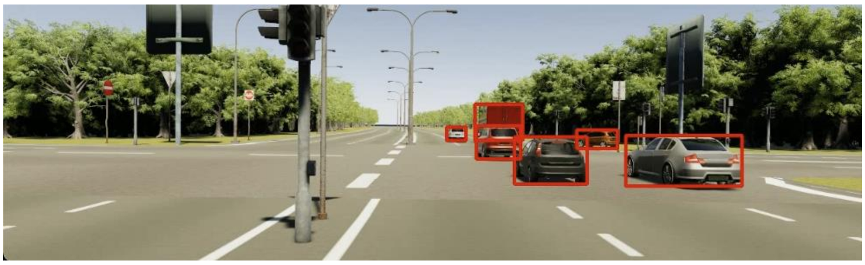


図 2.2.①-18 PVT による距離別の検出精度

(a) KITTI



(b) Virtual KITTI



(c) Virtual KITTI2

図 2.2.①-19 遠方の物体の再現性が低い検出例

赤:検出　青:未検出(IoU>=0.5)

図 2.2.①-20 に，遠方の物体に対して，検出精度が高くなるシーンと検出対象となる車両の拡大図を示す．実環境の KITTI は，車両の輪郭付近の色が曖昧で偽色が発生している．一方で，Virtual KITTI および Virtual KITTI2 は，車両の輪郭ははっきりとしており，実環境で生じる偽色が発生していない．Virtual KITTI および Virtual KITTI2 は，CG をレンダリングするソフトウェア(Unity)を利用しており，高品質な映像を生成できる．そのため，色の再現性は高いものの，実環境をカメラで撮影した際に生じる現象までは再現できていない．これが，実環境とシミュレーション環境データの差異になっていると考えられる．

(a)KITTI

(b) Virtual KITTI

(c)Virtual KITTI2

図 2.2.①-20 検出精度が高くなるシーンと車両の拡大図

- **DIVP シミュレーションを用いたデータセット作成**

SIP 他事業（DIVP プロジェクト）で構築しているシミュレーション環境は，実世界の反射特性，カメラパラメータが再現されている．そのため，KITTI のような公開データセットよりも実世界に近いデータを生成することが期待できる．さらに，本シミュレーション環境を活用することで，同一シーンにおいて異なる天候や時間帯のデータも生成できるため，さまざまな条件を網羅した遠距離に物体が存在するシーンが再現できる．本シミュレーションにより生成したデータと実環境との差異を調査するために，実世界の東京臨海部を撮影し，DIVP シミュレータで再現したデータセットを作成した．本データセットは日本科学未来館前を走行した実環境のデータを再現しており，同日に 6 回走行し，走行経路が異なるシーンを含んでいる．図 2.2.①-21(a)は，東京臨海部の実環境のデータ，図 2.2.①-21(b)は，DIVP シミュレータで再現した画像である．

また，生成する天候や太陽の位置を変更して異なる時刻のデータを再現した画像を図 2.2.①-22 に示す．

(a)実環境　　(b)シミュレーション環境

図 2.2.①-21 DIVP シミュレータによる東京臨海部の再現シーン例

(a)天候：雨　　(b)天候：曇り

(c)時刻：13 時　　(d)時刻:16 時

図 2.2.①-22 DIVP シミュレータによる東京臨海部の再現シーン例

図 2.2.①-23 に，各環境における物体検出による精度比較を示す．ここで，距離が 20m 以下の場合，シミュレーション環境での正解位置が正しくアノテーションできていないため，評価対象外とする．実環境では，遠距離になるに従い，検出精度が低下した．シミュレーション環境のデータについても同様に遠距離になるに従い，検出精度が低下した．公開データセットである KITTI では，遠距離は実環境よりもシミュレーション環境のデータに対して精度が高くなるという不一致が生じていたが，DIVP シミュレーション環境のデータでは実環境と一致する傾向であった．

一方で，シミュレーション環境のデータは実環境のデータよりも検出精度の低下がやや大きく，検出精度低下の傾向に差異が見られた．そこで，シーンごとに定量評価した．図 2.2.①-24 に影の影響が少ないシーンでの距離別精度比較結果を示す．これより，実環境と類似する精度低下の傾向であった．一方，影の影響が大きいシーンでは，図 2.2.①-25 に示すように，距離別の検出精度の傾向が実環境とシミュレーション環境で大きく異なっていた．ここで，本比較においても距離が 20m 以下の場合，シミュレーション環境での正解位置が正しくアノテーションできていないため，評価対象外とする．

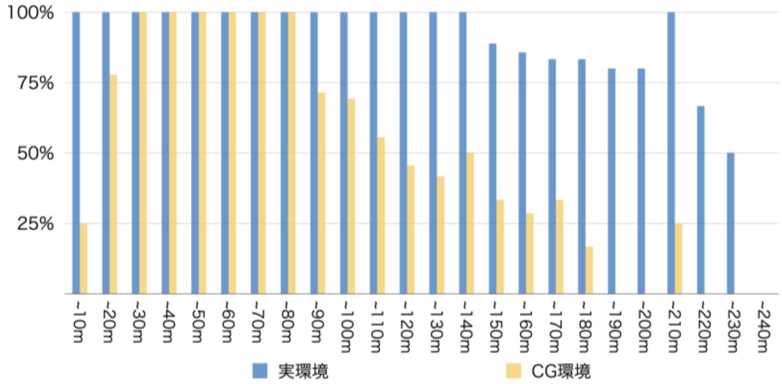


図 2.2.①-23 距離別の検出精度

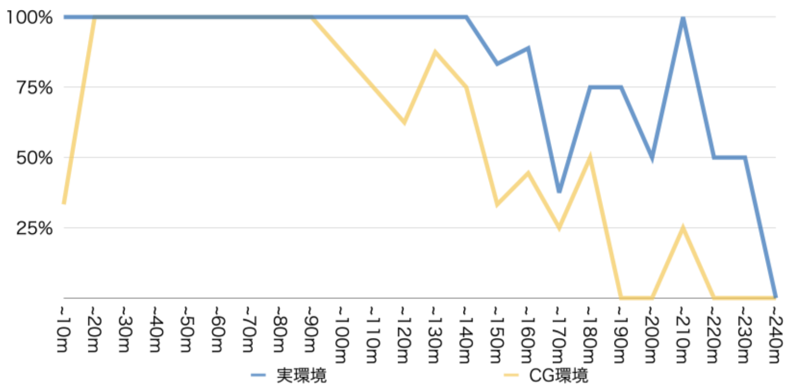


図 2.2.①-24 影の影響が少ないシーンでの距離別検出精度

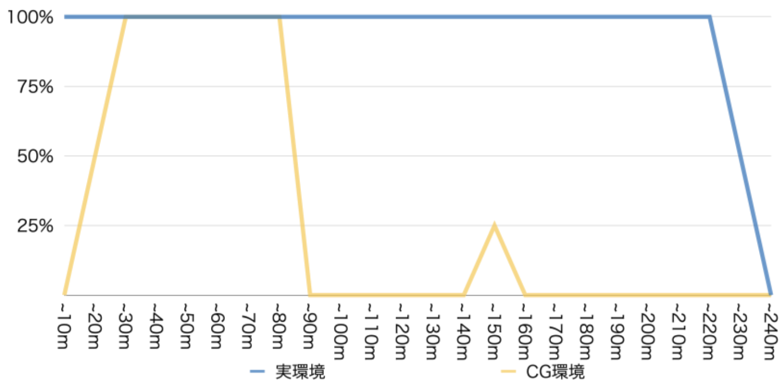


図 2.2.①-25 影の影響が大きいシーンでの距離別検出精度

図 2.2.①-26 に影の影響が少ないシーンにおける遠方物体検出結果を示す．これより，黄色枠で囲んだ 150m 程度遠方の車両を検出できていた．次に，影の影響が大きいシーンにおける遠方物体検出結果例を図 2.2.①-27 に示す．このシーンでは，黄色枠で囲んだ150m程度遠方の車両を検出できていない．図 2.2.①-27 のシーンにおいて検出対象としている車両の領域を拡大した画像を図 2.2.①-28 に示す．これより，シミュレーション環境のデータは実環境よりも影が濃くかかっており，実環境のデータと大きな違いが見られた．

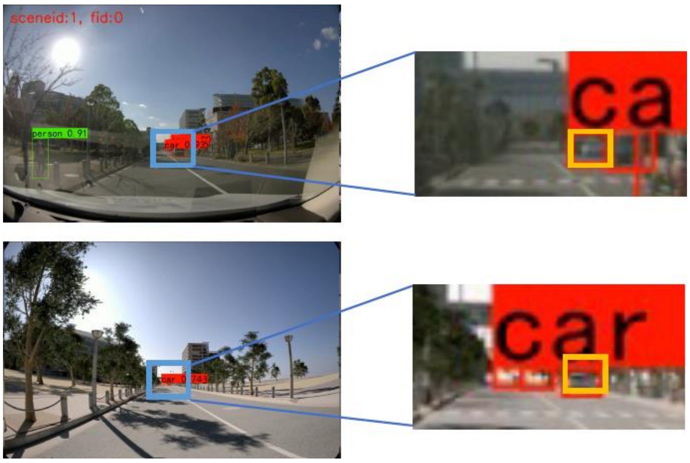


図 2.2.①-26 影の影響が少ないシーンでの検出結果例

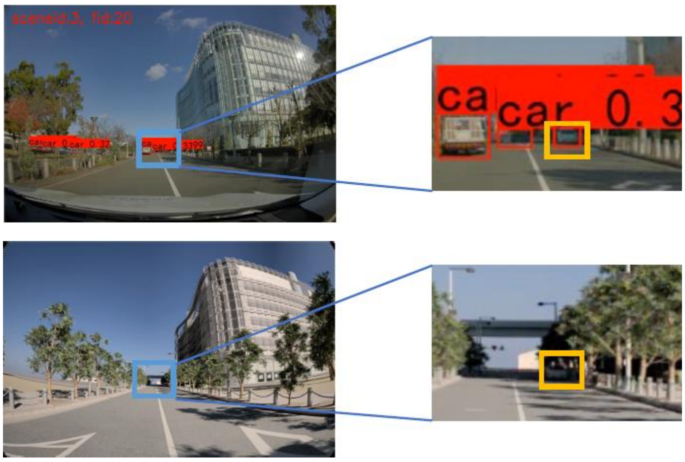


図 2.2.①-27 影の影響が大きいシーンでの検出結果例

図 2.2.①-28 影の影響が大きいシーンにおける車両の拡大図

DIVP シミュレーション環境は、Raw データからの現像処理を行っており，公開データセットに比べ，リアルな偽色の再現，実環境と同様の色目，実環境と同様の輪郭の滑らかさを再現できている．そのため，遠方物体に対して，精度が低下する傾向も正しく再現できている．一方で，影が濃くでるシーンなど，一部で再現性が十分でないシーンもあることが分かった．

● シミュレーション環境による検証シーンの構築

2022年度は，東京臨海部での実証実験を通じて，自動運転自動車が安全に走行するために検証が必要なシーンをピックアップし，シミュレーション環境で再現した．再現シーンは，片側2車線の交差点で右折する際，対向車線にも同様に右折車が停止おり，その脇を別の対向車が走行してくるシーンである．図 2.2.①-29 にシミュレーション環境の画像を示す．

図 2.2.①-29 右折時に対向車が走行してくるシーン

本シーンにおいて，右折待ちの対向車線のトラックの位置を変えて複数のシーンを作成した．また，これらのシーンにおいて，天候および車両の色，車種を変えて同一の走行シーンを再現した．シミュレーションで再現した内容を表 2.2.①-20 に示す．ここで，シミュレーション環境での車両データ(アセット)の準備に時間的コストがかかるため，車両の色はプリウスの場合のみ変更した．そのため，車両の色と車種の組み合わせは 9 種類である．また，晴天のみ時間帯を変更し，その他の天候は 14 時とした．天候および時間帯の組み合わせは 4 種類である．これらを組み合わせて再現したシーンの総数は 36 種類となる．各シーンにおいて，対向車と右折車の位置を変えた 9 パターンの走行データを再現している．

表 2.2.①-20 シミュレーションで再現した条件

条件	内容
対向車の位置	右車線，中央，左車線
右折車の位置	手前，奥，なし
時間帯	14時，16時
天候	晴天，曇天，雨天
車両の色	白，黒，青，グレー，赤，黄色
車種	プリウス，アルファード，タクシー，バス

● **検証シーンでの評価**

検証シーンにおいて，右折車の死角から走行してくる対向車を検知対象とし，対向車の遮蔽率に対する検知性能の評価を行った．物体検知アルゴリズムには YOLOv4 を用いた．図 2.2.①-30 に，全ての検証シーンに対して，遮蔽率ごとの距離と検出率の関係を示す．これより，遮蔽率が 50%以下の場合，距離が 150m 以内で 90%以上の検知率であった．また，遮蔽率が 50-75%の場合，距離が 75m 以内で 90%近い検知率であった．一方，遮蔽率が 75-100%の場合，距離が 50m 以上で検出率が急激に低下していた．

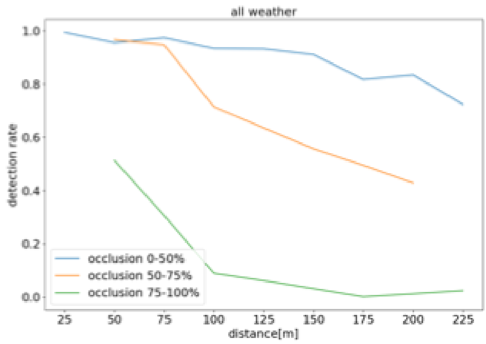


図 2.2.①-30 全検証シーンに対する遮蔽率ごとの距離と検知率の関係

次に，天候の違いによる検知率の比較を行った．図 2.2.①-31 に各天候における遮蔽率ごとの距離と検出率の関係を示す．遮蔽率 50%以下の場合， 晴天時や曇天時は 200m 以内で 90%の検出率であった．一方，雨天時は 75m 以上で検出率低下した．遮蔽率 50%が以上の場合は，天候に関わらず 75m 以上で検出率が低下した．

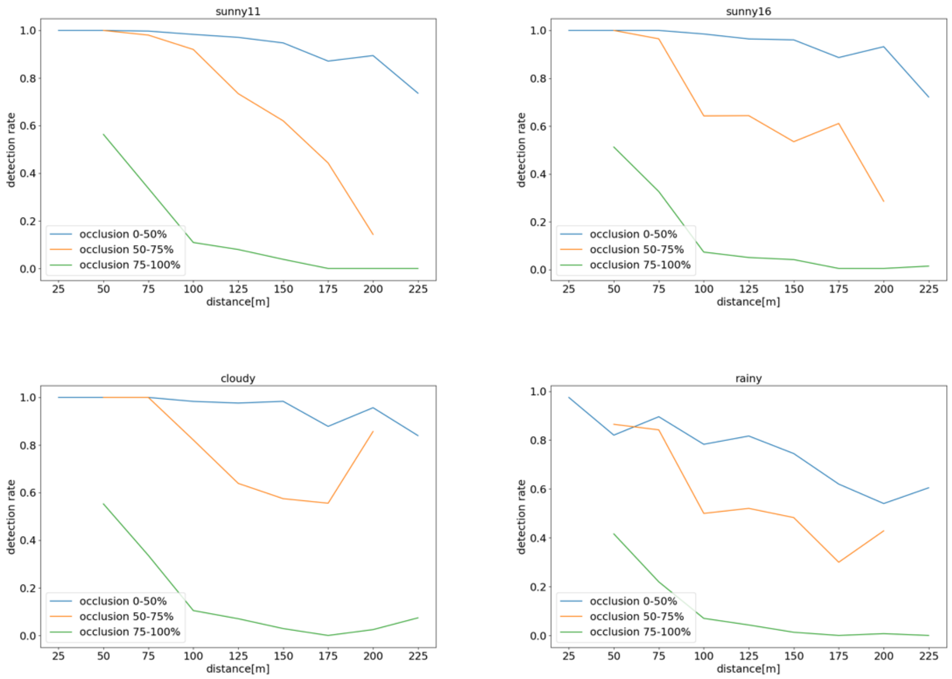


図 2.2.①-31 各天候における遮蔽率ごとの距離と検知率の関係

車種の違いによる検知率の比較を行った．図 2.2.①-32 に各車種における遮蔽率ごとの距離と検出率の関係を示す．遮蔽率 50%以下の場合， 車種による検知傾向に大きな違いはなかった．一方，遮蔽率 50%以上の場合，バス以外は 75m 以上で検知率が低下した．バスは 125m 程度まで高い検出率であった．

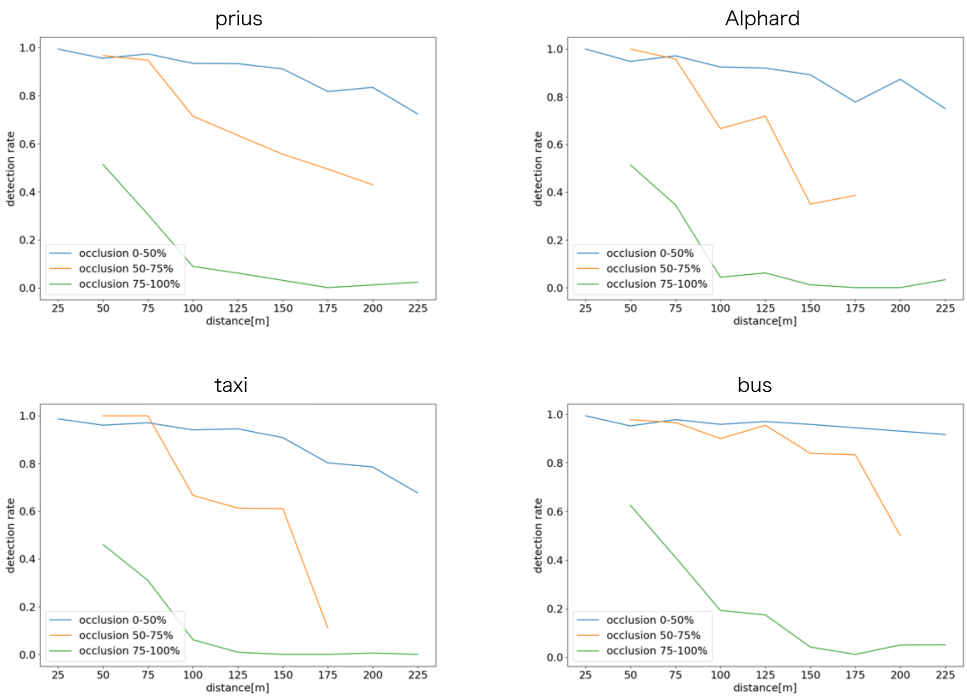


図 2.2.①-32 各車種における遮蔽率ごとの距離と検知率の関係

車両の色の違いによる検知率の比較を行った．図 2.2.①-33 に各車両の色における遮蔽率ごとの距離と検知率の関係を示す．遮蔽率 50%以下の場合，遮蔽率 50%以上の場合ともに白色，黒色，赤色の車両で検知傾向に大きな違いはなかった．青色やグレーの車両は遮蔽率が 50%から 75%の場合に，検知率の傾向が他の車両の色と異なった．これは，影などの影響が考えられる．黄色の車両は全ての遮蔽率において，他の車両の色と検知率の傾向が異なっている．これは，学習サンプルに黄色の車両が少ないためであると考えられる．

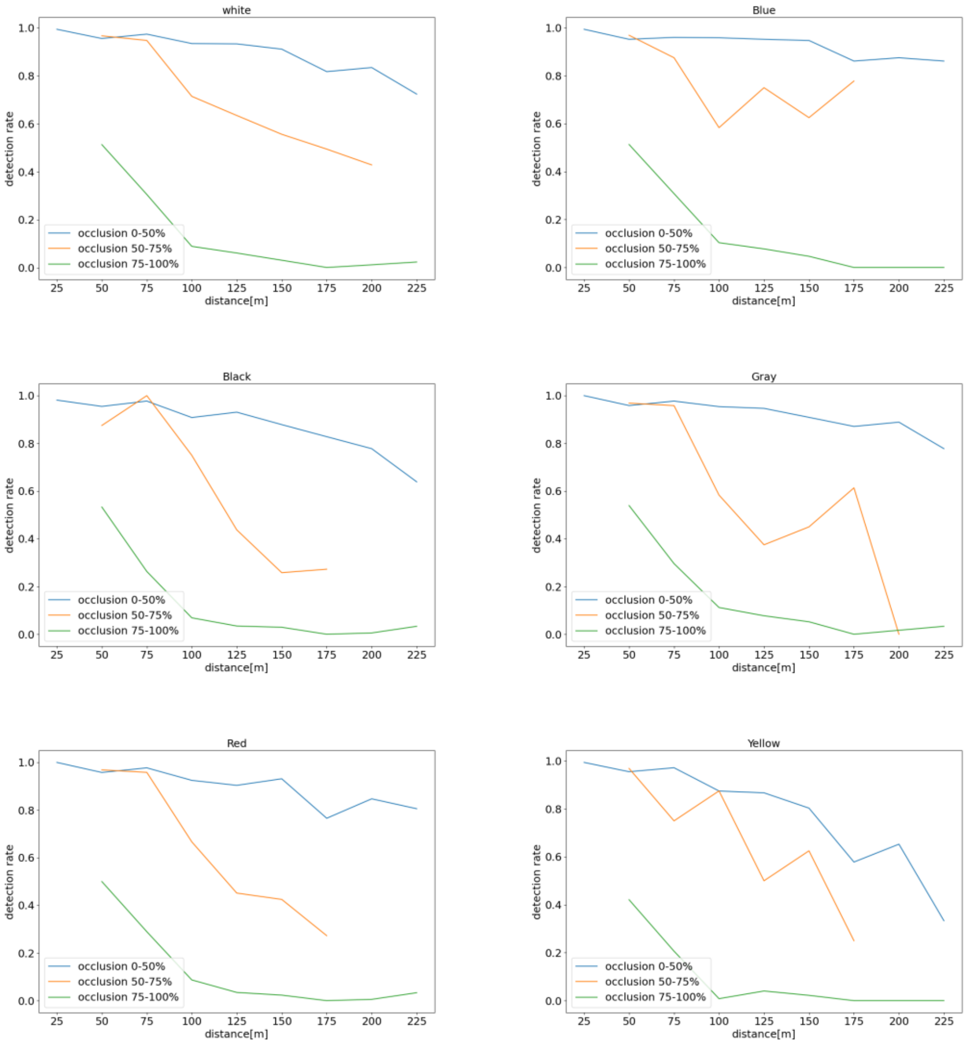


図 2.2.①-33 各車両の色における遮蔽率ごとの距離と検知率の関係

これらの距離と検知率の関係から，雨天時以外は，天候の影響は少ないこと，車種の違いによる影響は少ないことが分かった．車両の色については，認識アルゴリズムの学習データに含まれているかどうかが検知傾向に影響を与えることが分かった．

全ての検証シーンにおいて，検知できた時の距離と遮蔽率の関係を図 2.2.①-34 に示す．青色の点が検知できた距離と遮蔽率，赤色が検知できなかった距離と遮蔽率を示している．これより，交差点での死角が 75m 以内，遮蔽率 75%以内であればカメラにより対向車両の認識が可能であるといえる．

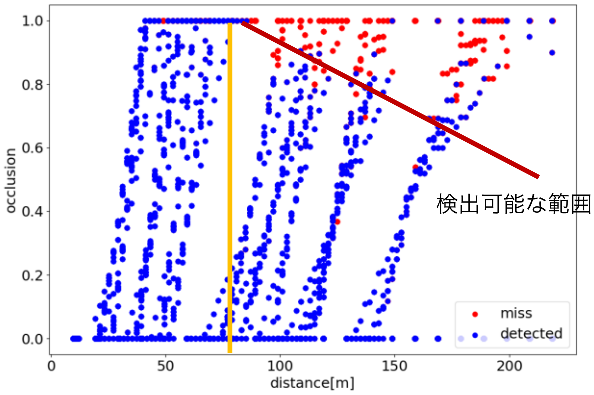


図 2.2.①-34 検知した距離と遮蔽率の関係

【参考文献】

[1] S. Zhang, et al., “FaceBoxes: A CPU Real-time face detector with high accuracy”, IEEE International Joint Conference on Biometrics (IJCB), pp.297-309, 2017.

[2] S. Zhang, et al., “Detecting face with densely connected face proposal network”, Neurocomputing, pp.119-127, 2018.

[3] S. Ren, et al., “Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks”, Advances in neural information processing systems 28 (NIPS), 2015.

[4] J. Redmon et al., “Yolov3: An incremental improvement”, arXiv, 1804.02767, 2018.

[5]M.Cordts, et al., “The cityscapes dataset for semantic urban scene understanding”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 3213-3223, 2016.

[6] T. Lin, et al., “Feature pyramid networks for object detection”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.2117-2125, 2017.

[7] Z. Tian, et al., “FCOS: Fully convolutional one-stage object detection”, IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pp.9627-9636, 2019.

[8]F. Yu, “BDD100K: A Diverse Driving Video Database with Scalable Annotation Tooling”, ArXiv, 1805.04687, 2018.

[9] A. Borchkovskiy et al., “YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection”, arXiv, 2004.10934, 2020.
[10] P. Sun et al., “Scalability in Perception for Autonomous Driving: Waymo Open Dataset”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.2446-2454, 2020.
[11] M. Liao, et al., “DVI: Depth Guided Video Inpainting for Autonomous Driving”, European Conference on Computer Vision (ECCV), pp.1-17, 2020.
[12] F. Yu, et al., “A2D2: Audi Autonomous Driving Dataset”, ArXiv, 2020.
[13] A. Geiger, et al., “Are we ready for Autonomous Driving? The KITTI Vision Benchmark Suite”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.3354-3361, 2012.
[14] M. Wrenninge, et al., “Synscapes: A Photorealistic Synthetic Dataset for Street Scene Parsing”, arXiv, 1810.08705, 2018.
[15] A. Gaidon, et al., “Virtual Worlds as Proxy for Multi-Object Tracking Analysis”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.4340-4349, 2016.
[16] Y. Cabon, et al., “Virtual KITTI 2”, arXiv, 2001.10773, 2020.
[17] K. He, et al., “Mask R-CNN”, IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pp.2961-2969, 2017.
[18] W. Wang, et al., “Pyramid vision transformer: A versatile backbone for dense prediction without convolutions”, IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pp.568-578, 2021.

② LiDARおよびミリ波レーダに基づく遠方物体認識

自動運転中における車両周辺の交通参加者（自動車，二輪車，歩行者）を確実に検知するため，測距センサを用いて遠距離に特化した物体認識アルゴリズムを検討した．本事業では LiDAR などの測距センサやカメラとのセンサフュージョンを活用して物体認識アルゴリズムの開発を行い，市街地の交通環境における認識が困難となる状況を明らかにすることを目的としている．また，ここで開発した認識アルゴリズムの認識精度を評価するために見通しの良い環境において 200m 以内の自動車及び 70m 以内の歩行者の物体種別の認識率 90%の達成を目標として性能評価を実施した．

実証実験から得られた認識困難な状況に対して認識の高度化を図るため，シミュレーションとの連携のための環境構築を実施する．遠距離物体認識の一致性検証を実施して，特定の不調シーンにおける再現並びに認識の改善を目指す．シミュレーションの研究項目では，SIP 他事業である DIVP（Driving Intelligence Validation Platform）事業において開発されているセンサのシミュレーション環境と連携して環境不調の再現実験を実施した．具体的には以下の研究項目を実施した．

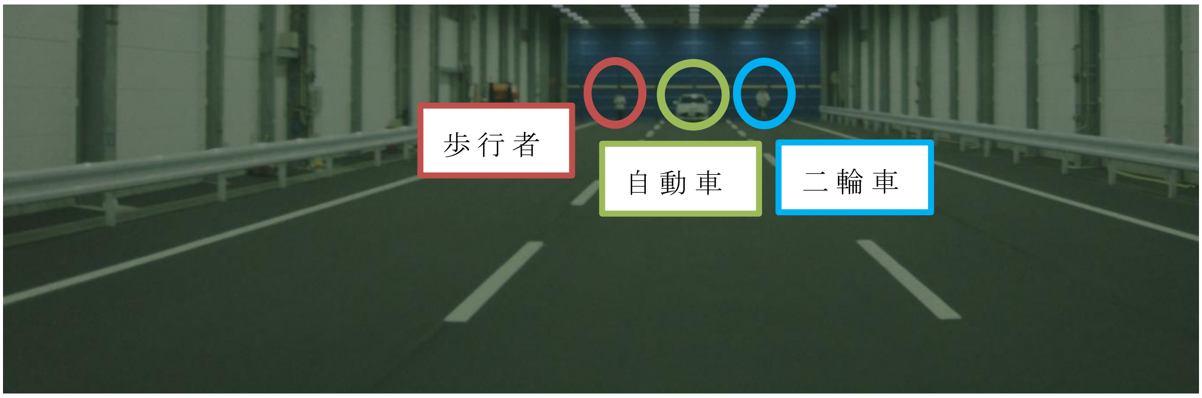
- 評価対象となるセンサの検知性能の定性評価
- 時系列追跡やセンサフュージョンによる遠距離物体検知の評価
- シミュレータとの連携による一致性評価
- シミュレータとの連携による不調シーンの再現
- シミュレータとの連携による物体認識の改善

以降では具体的な研究開発成果について個別に述べる．

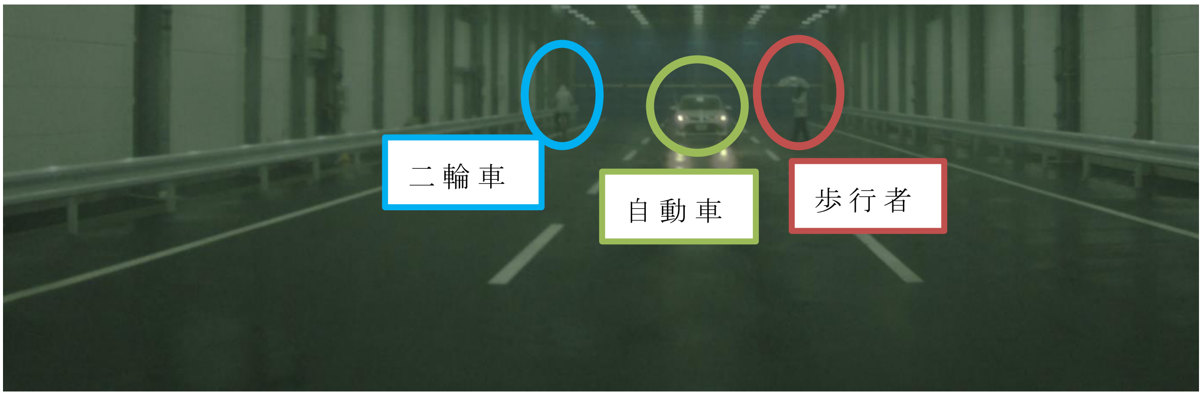
- **評価対象となるセンサの検知性能の定性評価**

さまざまな道路環境において遠距離物体を検知するためにはカメラ・LiDAR・ミリ波レーダなどの各センサを複合的に利用することによって，頑健な検知性能の達成が期待される．研究の初期段階では実証実験で使用する自動運転自動車に搭載する LiDAR を対象とした性能評価を実施した．評価対象とするセンサは Velodyne VLS-128 である．検証実験は日本自動車研究所の特異環境試験場にて実施し，遠方の自動車，歩行者，及び二輪車のデータを計測した．撮影シーンは，通常時，雨，霧の異なる天候を想定する．このときの各条件におけるカメラ画像の様子を図 2.2.②-1 に示す．撮影対象の自動車はシルバーの車両を計測車両と向かい合うように配置した．また，歩行者及び二輪車はマネキンなどを使用せず，停車する自動車付近に被験者を配置して，自動車付

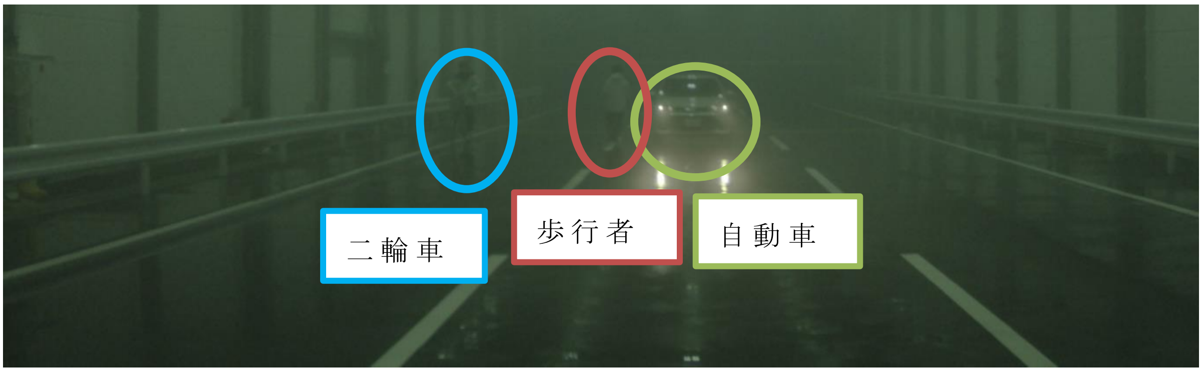
近を移動しながら計測を行った．



(a)　通常（対象物距離：約 80m）



(b)　雨（対象物距離：約 50m）



(c)　霧（対象物距離：約 30m）

図 2.2.②-1　カメラ画像の様子

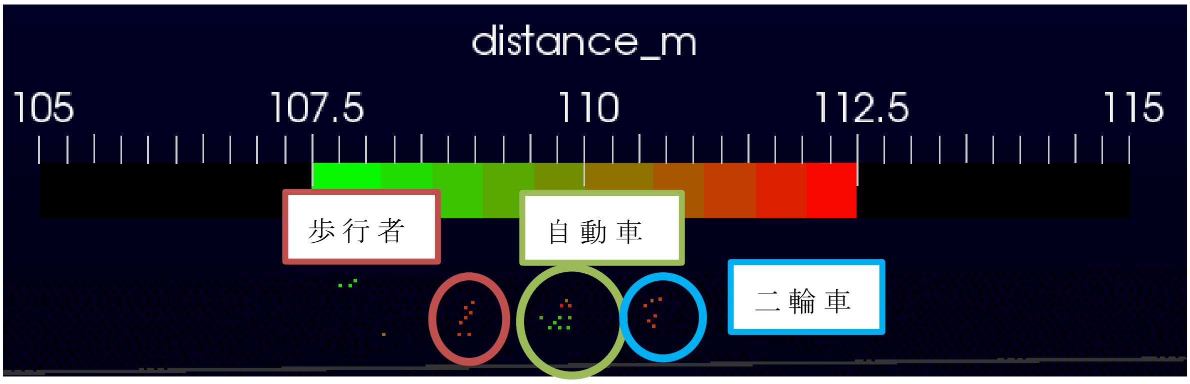
計測データの評価には，現時点では特定の認識アルゴリズムは使用していない．今回の評価では目視による確認で検知距離を評価しており，評価基準を以下に示す．

- 検出可能距離：観測点数が 10 点以上となる距離
- 識別可能距離：観測点数が 20 点以上となる距離

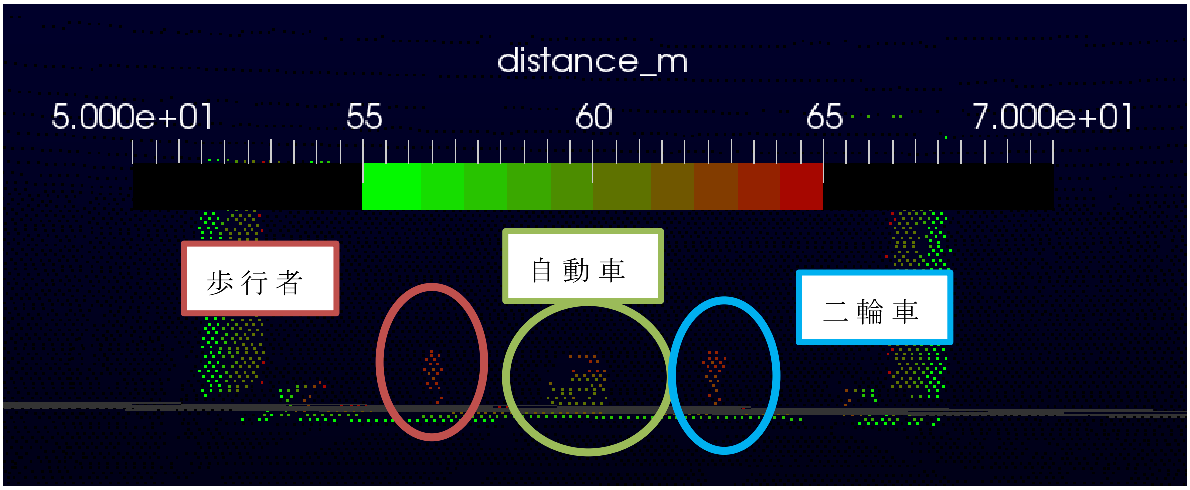
検出可能距離は，物体の種類を認識することは難しいが，障害物が存在していることを検知可能な距離として定義する．また，識別可能距離は，物体種別を目視で確認可能な条件として設定した．

表 2.2.②-1　LiDAR による遠距離物体の観測距離評価結果

	通常		雨		霧	
	検出可能	識別可能	検出可能	識別可能	検出可能	識別可能
自動車	約 107[m]	約 90[m]	約 110[m]	約 92[m]	約 55[m]	約 45[m]
歩行者	約 100[m]	約 65[m]	約 105[m]	約 75[m]	約 65[m]	約 55[m]
二輪車	約 100[m]	約 65[m]	約 105[m]	約 75[m]	約 65[m]	約 55[m]



(a)　センサから 110[m]付近



(b)　センサから 60[m]付近

図 2.2.②-2　通常時の対象物の様子

評価結果を表 2.2.②-1 に示す．また，通常時の特徴的な様子を図 2.2.②-2 に示す．それぞれの条件におけるセンサと対象物との相対的な位置関係が一致しているわけではないため識別距離にばらつきが見られる．全体的には雨による直接的な影響は少ないが霧の場合には検出可能距離が 6 割程度に減少している傾向が確認された．これからの評価結果より，一般的な走行環境においては 100[m]程度先の物体を検知可能であるといえる．また，150[m]や 200[m]など更に遠方の場合においても観測点が得られる場合も確認できているため，100[m]付近までに移動物体として追跡できている自動車の場合は追跡処理を継続することによって遠距離まで継続的に認識することも期待される．

- **時系列追跡やセンサフュージョンによる遠距離物体検知の評価**

LiDAR による物体識別アルゴリズムでは，観測した物体の点群情報に対して機械学習で識別する方法が一般的であり，既存研究[1-3]において機械学習の識別アルゴリズムが提案されている．我々の先行研究においても Real Adaboost を活用した手法を開発している[3]．しかしながら，前述のように LiDAR の点群情報が疎になる遠方の物体（図 2.2.②-3）を認識するには時系列処理の導入やカメラなどの他センサとのフュージョンが重要となる．

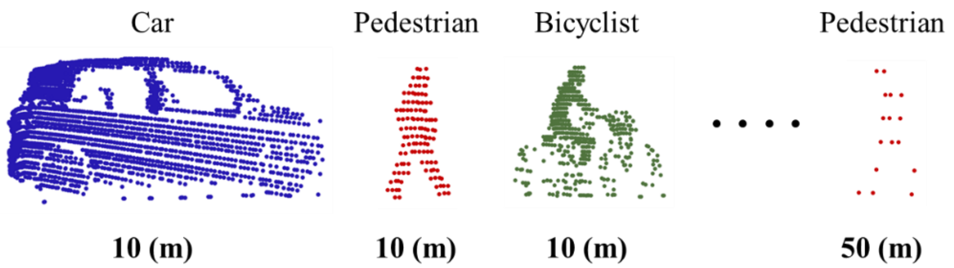


図 2.2.②-3 各物体種別に関する LiDAR の観測点群例

そこで本事業の前半では物体の移動物体追跡及びカメラとのセンサフュージョンアルゴリズムを検討して目標達成を目指す．図 2.2②-4 に LiDAR・カメラのセンサフュージョンアルゴリズムによる物体認識の概要を示す．

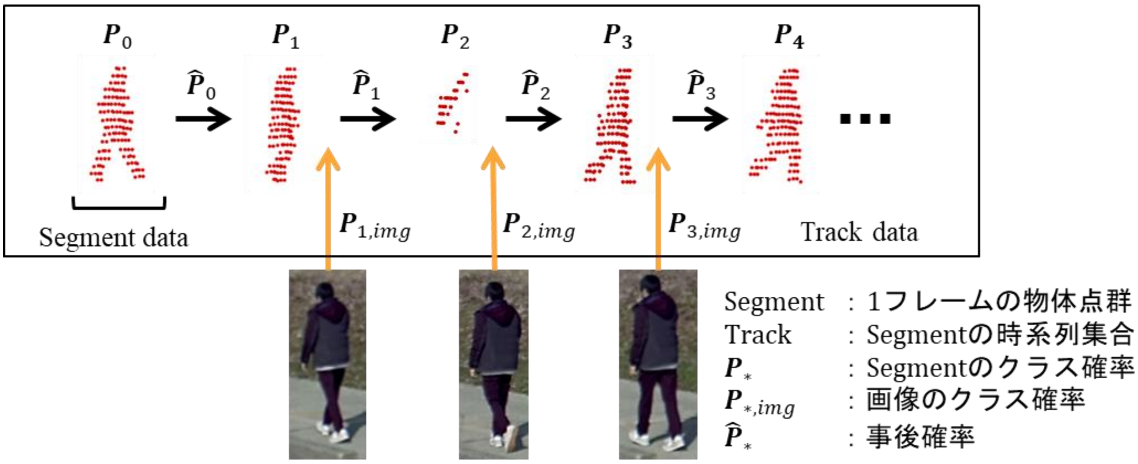


図2.2.②-4　センサフュージョンによる認識アルゴリズム概要

時系列処理及びセンサフュージョンによる物体認識アルゴリズムは以下の処理で構成される．

1. LiDAR点群のクラスタリング
2. LiDARによる認識：物体点群（Segment）のクラス確率を出力
3. カメラ画像による認識：画像全体から交通参加者の矩形枠を認識
4. Segment・矩形枠の対応付け：Segmentの点群を画像上に投影して矩形枠と対応付けする
5. LiDAR/カメラフュージョン事後確率計算：Segmentのクラス確率をバイナリベイズフィルタによる時系列処理で事後確率を計算する．このとき画像矩形枠と対応付けられている場合は画像矩形枠認識時のクラス確率も追加することで時系列処理によるフュージョンを行う．
6. 時系列処理による移動物体推定：時系列フレーム間のSegmentの関連付け（Trackデータの抽出）を行い移動物体として運動状態を推定する

なお，Segment の認識結果を時系列処理するためには時系列データ間での物体の関連付け（Track データの抽出）が必要となる．本研究では，カルマンフィルタによる状態推定アルゴリズムを先行研究として開発している[5]．この状態推定アルゴリズムを活用することで時刻間の Segment を同一 Track の物体として関連付けながら処理を行う．また，カメラ画像から交通参加者を認識する処理はディープラーニングによる物体認識モデルの YOLOv3[6]を活用する．すでに配布されている学習済みモデルを活用することで効率的なアルゴリズム検討を行う．

上記の認識アルゴリズムの認識性能を定量評価する．本実験では，図 2.2.②-5 に示す金沢大学の直線構内道路を移動する交通参加者を対象として評価用

データを計測した．データ計測では自動運転自動車を停止させた状態で，評価対象となる自動車・二輪車（バイク・自転車）・歩行者を前後に（歩行者は左右にも）移動させることで，様々な距離における対象物体のデータを計測した．評価に用いるセンサデータは自動運転自動車上部に設置された全方位 LiDAR（Velodyne VLS-128）及び LiDAR 下部に設置された全方位カメラを 10Hz で記録している．全方位カメラは画角 60 度のカメラを 8 台設置しており全周を撮影可能である．また図 2.2.②-5 に自車両から見た対象物体の例を示す．自動車および二輪車（バイク・自転車）は最初に自車両から遠ざかる様に前進し，次にある程度の距離まで到達したら U ターンをして今度は自車両へ近づく様に前進させた．歩行者は自動車や二輪車と同様の前後の動きに加え，ある一定の距離にて自車両から見て左右に横切る様な動きも計測している．

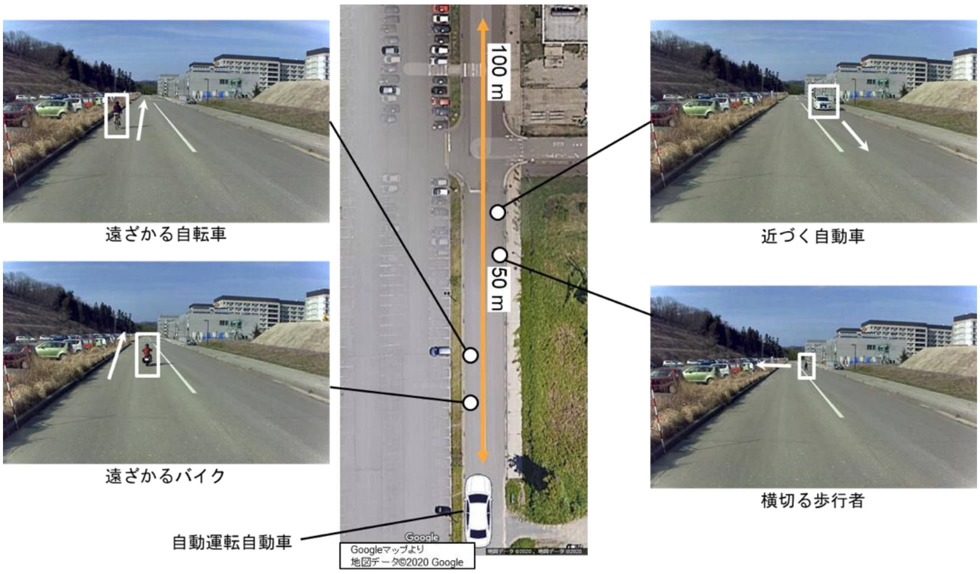


図 2.2.②-5　遠距離定量評価の撮影環境と対象物体の様子

本実験における学習データは 78 個の Track データ（Segment 総数 8,240 個）及び評価データは 336 個の Track データ（Segment 総数 23,671 個）で構成されておりデータの内訳は表 2.2.②-2 に示す通りである．評価データに含まれる自動車，二輪車及び歩行者の物体点群の様子を図 2.2.②-6 に示す．

評価指標は以下に示す F-value を用いる．車両から対象物までの距離を 10m の区間ごとに分けて各区間での認識率の傾向を評価する．

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2.2.②-1}$$

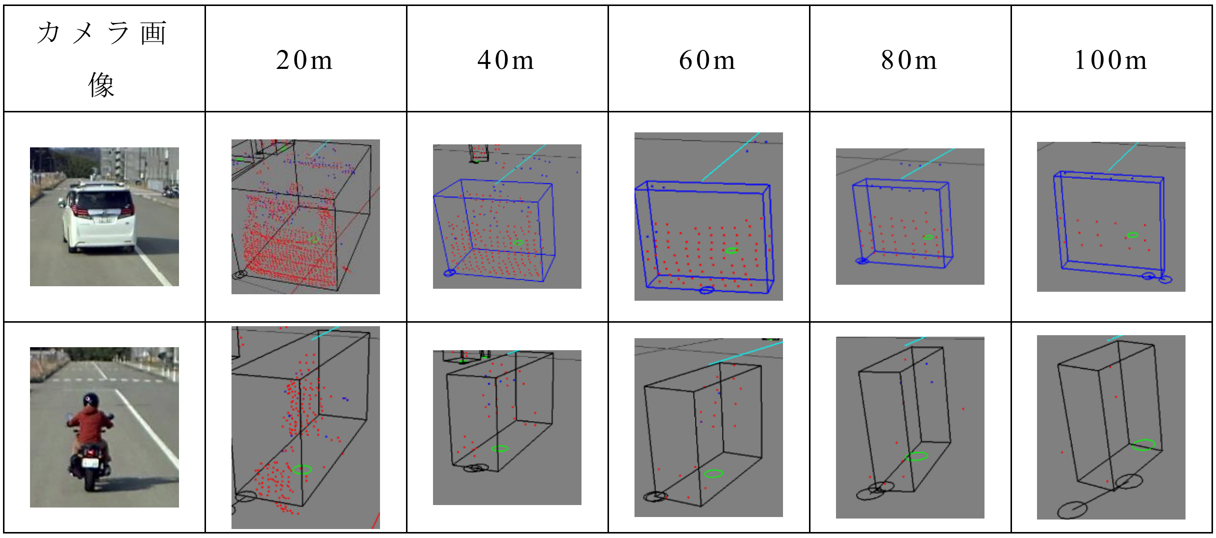
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.2.②\text{-}2)$$

$$F\text{-}value = \frac{2Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (2.2.②\text{-}3)$$

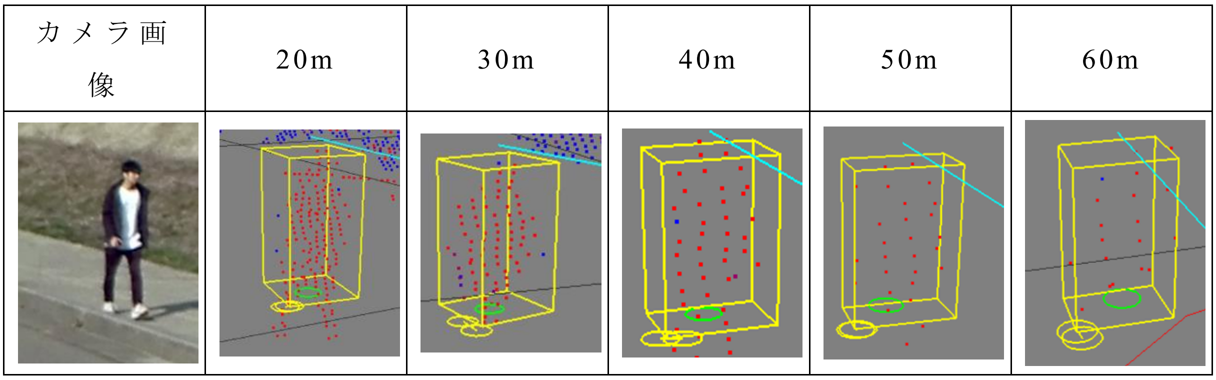
ただし，TP は正解数，FP は誤検出数，FN は未検出数である．

表 2.2.②-2　学習・評価データの実験条件

	Train Data		Test Data	
クラス	Segment 数	Track 数	Segment 数	Track 数
自動車	1,426	16	3,464	40
二輪車	4,942	24	6,277	45
歩行者	1,726	28	6,552	40
背景	146	10	7,378	211



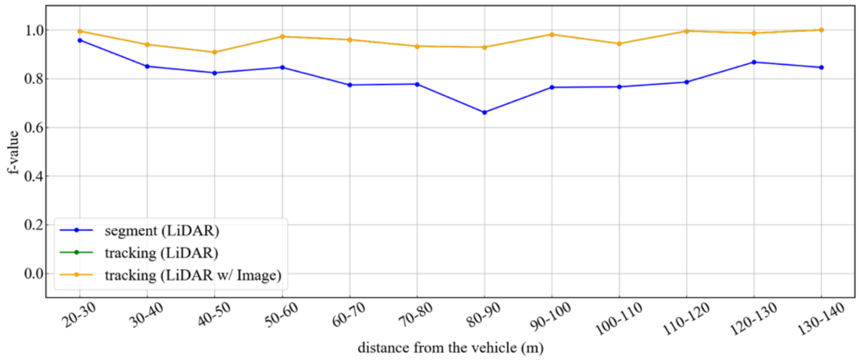
(a) 自動車・二輪車の物体点群



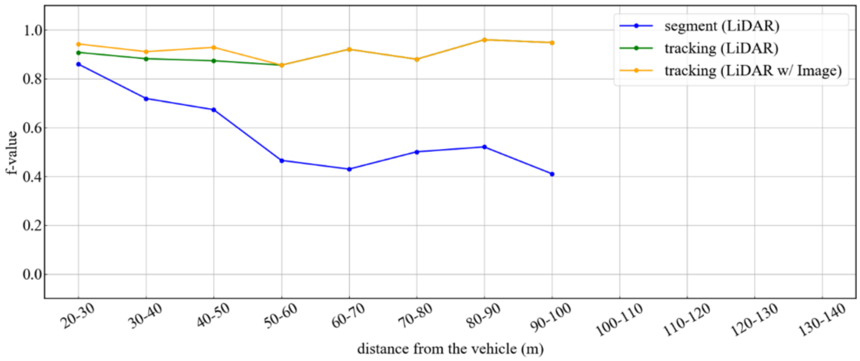
(b) 歩行者の物体点群

図 2.2.②-6　特徴的な物体点群の様子

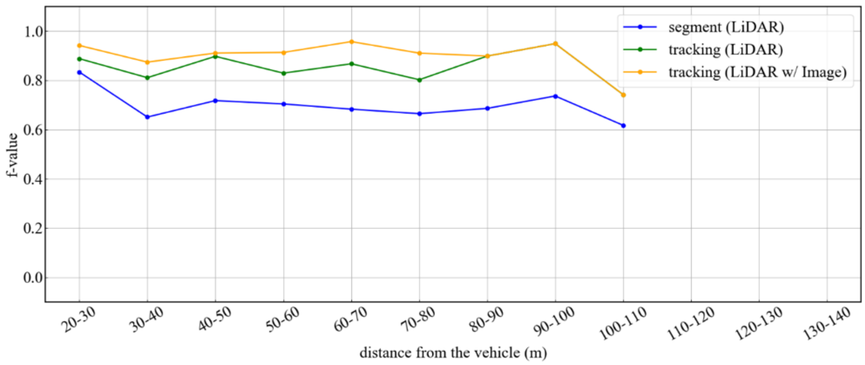
評価結果として各区間で得られるF値の傾向を図2.2.②-7に示す．図2.2.②-7では，自動車，二輪車及び歩行者の認識結果を示しており， Segment単体，LiDARの時系列追跡及びLiDARと画像矩形枠をフュージョンした識別結果を示す．ただし，各グラフにおいて認識率の算出に必要なTP, FP, FNの和が100件以下の場合は無効な評価結果としてプロットしていない（二輪車の100m以降，歩行者の110m以降）．また，表2.2.②-3に各条件の有効区間内の平均認識率を示す．



(a) 自動車の認識率



(b) 二輪車の認識率



(c) 歩行者の認識率

図2.2.②-7　評価結果

表 2.2.②-3　評価結果（有効区間内での平均認識率）

	Vehicle	Bicyclist	Pedestrian
評価区間	20m-140m	20m-100m	20m-110m
Segment	0.810	0.573	0.699
Tracking (LiDAR)	0.962	0.904	0.854
Tracking (LiDAR w/ Image)	0.962	0.918	0.900

これらの結果より，全体的に時系列追跡することで認識率が 15%以上改善している傾向が確認された．本評価で用いた学習データは十分なデータ数を与えないで学習しているため Segment の認識率が 60~80%程度と低い傾向であるが，時系列追跡による識別結果への貢献が確認できた．また，画像矩形枠とフュージョンすることで LiDAR 単体では見分けが難しくなる歩行者・二輪車の識別結果が改善されていることが確認できる．今回用いた画像矩形枠の認識では既存のモデルを直接使用しただけであり遠方に特化したモデルではないため，センサフュージョンの効果が確認できたのは 80m 以内の中距離にとどまっている．そのため，遠方に特化した画像認識を達成することで性能改善が期待できる．

上記の評価ではカメラ画像とのフュージョンが効果的であることを検証した．しかし，遠方まで安定して認識を継続するためにはカメラによる認識距離の改善も必要であることが課題として挙げられていた．画像認識による認識距離の改善では認識モデル自体の改善も必要ではあるが，自動運転向けの汎用的な対処方法としてデジタル地図を活用した遠距離物体認識を検討した．具体的には図 2.2.②-8 のように走行シチュエーションに応じてデジタル地図から抽出される注目車線の道路位置情報をカメラ座標系に座標変換することで画像内に注目領域(ROI)を設定した認識するアルゴリズムである．

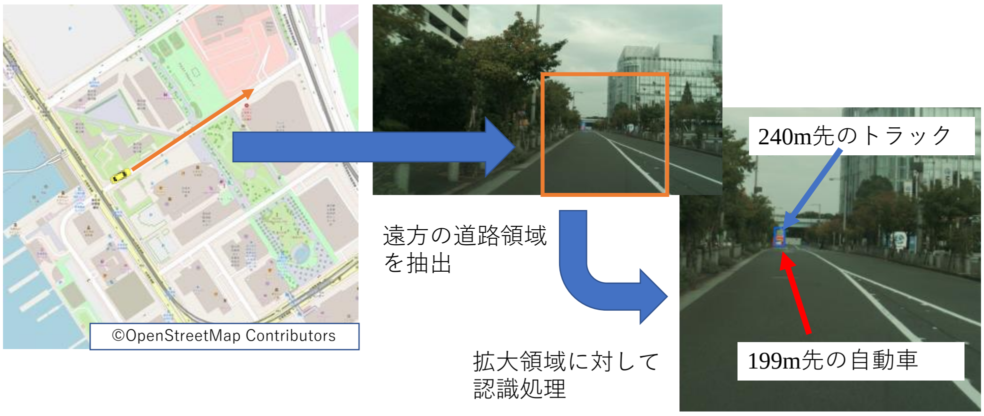
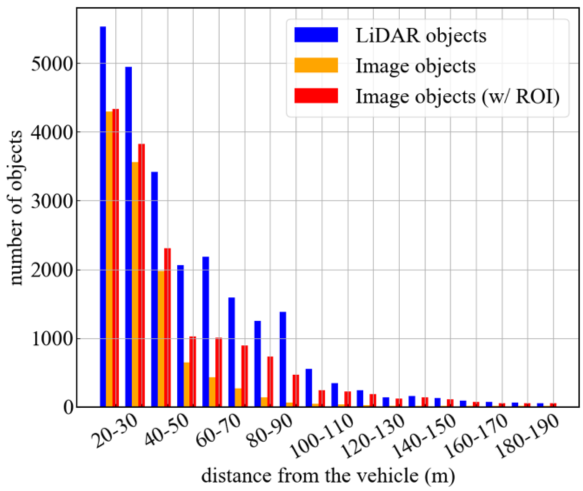


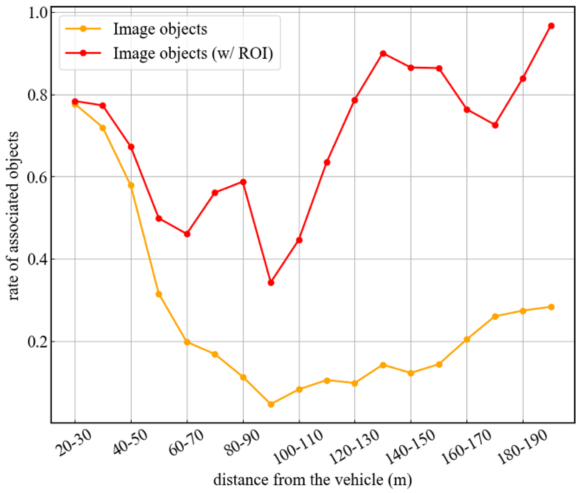
図 2.2.②-8 デジタル地図を活用した遠方領域の物体認識

画像全体だけの入力に加えて ROI 領域の認識も行うことで状況に応じて効率的に注目領域にフォーカスした認識が期待できる．表 2.2.②-2 の評価用データに対して，ROI 領域を考慮した画像認識アルゴリズムを用いてセンサフュージョンの効果を検証する．

評価データの距離ごとの Segment 数及び LiDAR/カメラ間の対応付け数の傾向を図 2.2.②-9 に示す．Image objects は画像認識によって検出された物体と LiDAR の Segment 間の対応付けが成功した物体数を示している．評価結果より，ROI 情報を使用することで LiDAR による追跡物体と画像矩形枠との対応付数の割合が高くなり，特に遠方の画像情報の貢献を改善可能な点が確認できる．図 2.2.②-9 において，50～100m 付近における対応付の割合が低下している区間が確認できるが，これは当該区間で遠方歩行者・二輪車が多く存在するためである．評価データにおいて遠方の物体数が少ないため継続的な評価が必要ではあるが，見通しの良い環境であれば目標距離相当の自動車を十分に認識可能であるといえる．本評価では ROI の利用により対応付けられた物体矩形枠数が 11,632 個から 15,876 個へと約 1.36 倍に改善した．



(a) Segment 数/矩形枠数

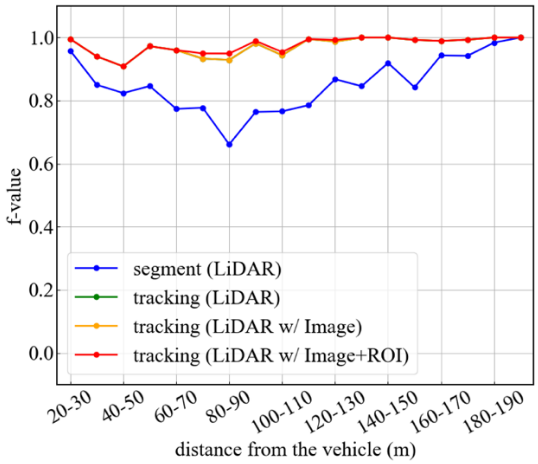


(b) 対応付けされた矩形枠の割合

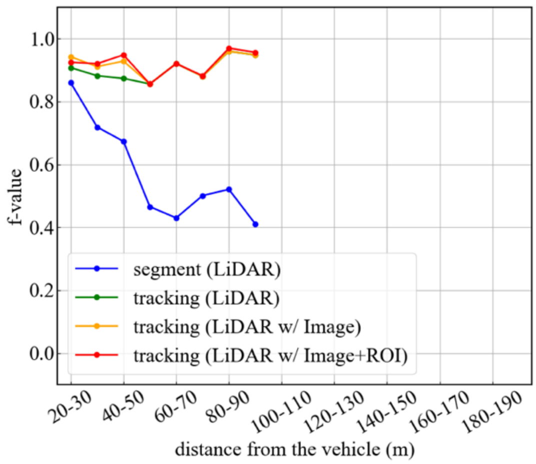
図 2.2.②-9　評価データにおける距離ごとの Segment 数/矩形枠数

また，評価データに対する認識率を図 2.2.②-10，各条件の有効区間内における平均認識率を表 2.2.②-4 に示す.時系列追跡により全体的な認識率が改善し，画像情報とのフュージョンによりさらに改善している傾向が確認できる．これによって LiDAR 単体では点群が疎になり認識が困難となる遠方の物体に対して画像情報を与えることで識別精度が改善された．以上より，物体認識の目標値としている 200m 以内の自動車及び 70m 以内の歩行者の物体種別の認識率 90%を達成した．しかしながら，図 2.2.②-6(a)にも示しているように特に遠方

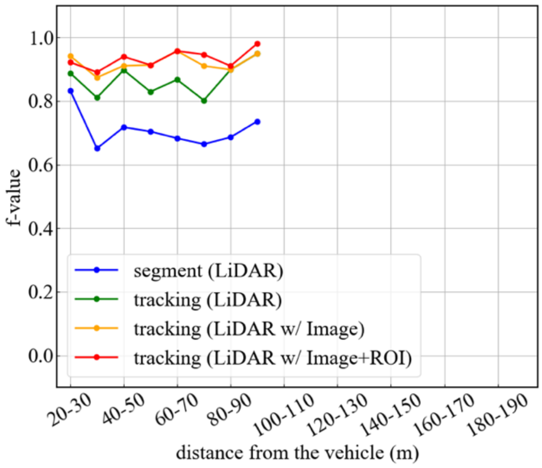
の評価データが不足していることから，より詳細に認識アルゴリズムの評価を実施するためには今後市街地環境でのデータも含めて評価データの追加が必要である．



(a) 自動車の認識率



(b) 二輪車の認識率



(c) 歩行者の認識率

図 2.2.②-10　評価結果

表 2.2.②-4　平均認識率

	Vehicle	Bicyclist	Pedestrian
評価区間	20-200m	20-100m	20-100m
Segment	0.853	0.573	0.710
Tracking (LiDAR)	0.973	0.904	0.868
Tracking (LiDAR w/ Image)	0.973	0.918	0.920
Tracking (LiDAR w/ Image+ROI)	0.977	0.922	0.933

- **シミュレータとの連携による一致性評価**

前述の評価において，LiDAR による遠距離物体認識では時系列追跡やカメラとのセンサフュージョンが効果的であることが確認された．一方で，点数の少ない遠方などでは LiDAR 単体の認識性能が低下するため本質的が困難となることも確認された．このような点数の少ないシーンは実際の市街地の環境においても遮蔽された状況などでも同様と考えられる．その他，街路樹や建物等他物体と接近して物体形状が不鮮明となる背景同化などでも個別の物体の認識が難しいシーンとなる．このように様々なシチュエーションを想定した学習や評価を実環境の走行データで実施していくのは容易ではない．そこでシミュレーションを活用した評価環境を構築した．

自動運転の走行環境の安全性を評価するためのプラットフォームとして，SIP 他事業である DIVP（Driving Intelligence Validation Platform）事業ではカメラや LiDAR などのセンサ情報をシミュレーション可能な環境が開発されている．そこで，環境不調をモデル化したシミュレーション環境として，DIVP 事業のシミュレータとの連携をすすめ，LiDAR データの物体認識の評価を行うための環境を構築する．まずは LiDAR 認識において実データとシミュレーションの生成データの認識結果の一致性を評価する．なお，同シミュレータを活用したカメラによる物体認識の一致性評価については 2.2.①節を参照されたい．

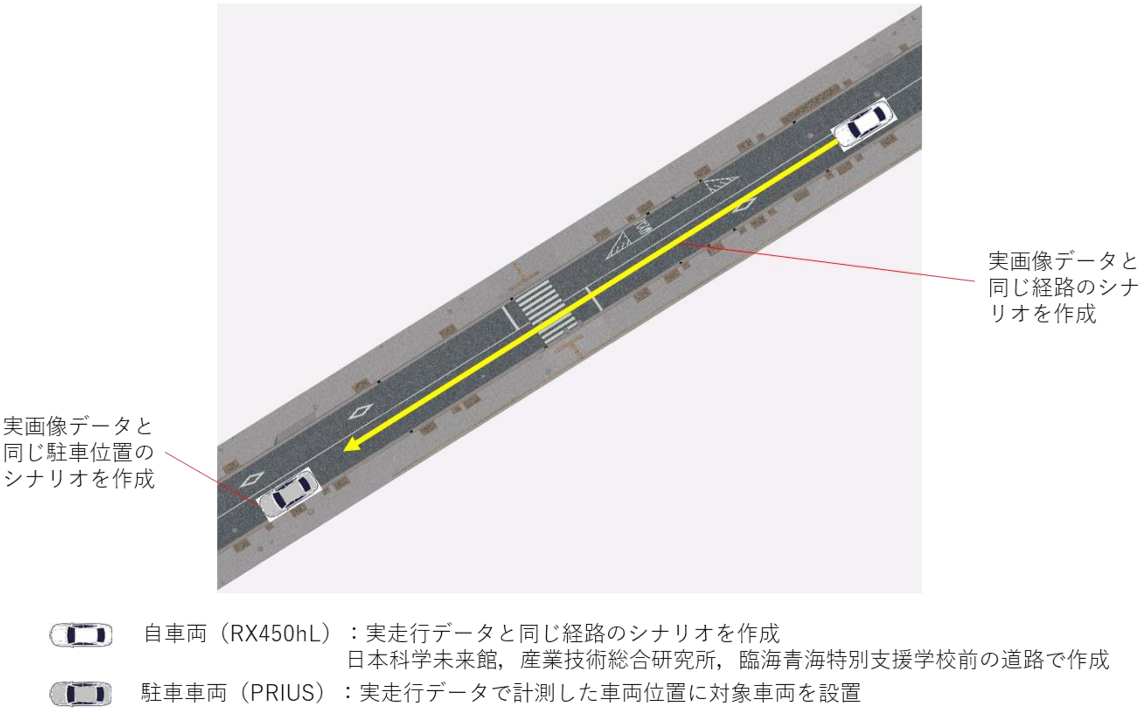
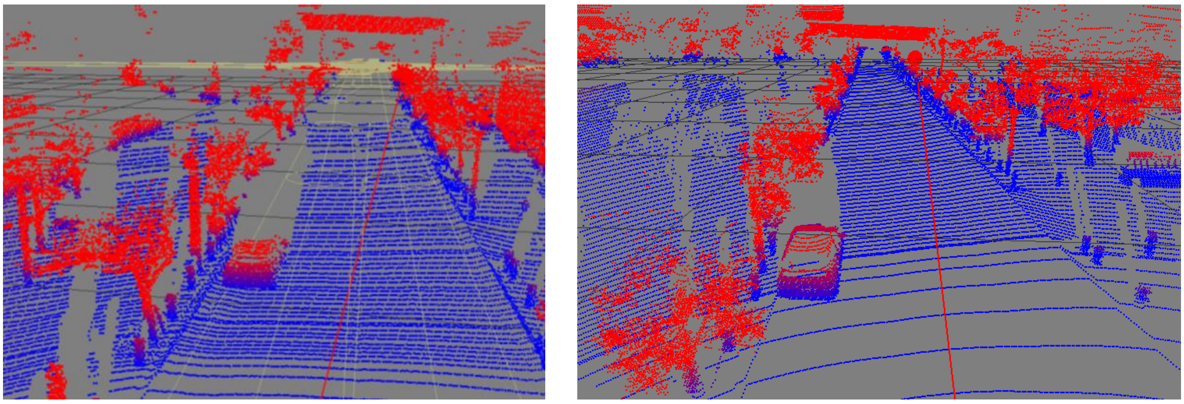


図 2.2.②-11　遠距離物体認識の評価のためのシミュレーションシナリオ
（日本科学未来館付近）

図 2.2.②-11 にモデル化したシミュレーションシナリオの例を示す．センサデータの一致性を評価するにあたり，モデル化されている車両と同一タイプの車両を実際に駐車させて計測車両が接近するデータを計測した．このときに走行する計測車両及びターゲットの駐車車両の位置情報を用いてシミュレーションのシナリオを生成した．図 2.2.②-11 のような走行シナリオをターゲット車両の配置や走行道路を変更して計 4 パターンの走行シナリオを用意した．なお，シミュレーション時間の都合上，接近する車両の走行データは 1[sec]ごとの位置情報を用いて生成しており，対象車両が自車から 200[m]の範囲にあるフレームを評価対象とする．全シナリオの評価フレーム数は 106 フレームである．実際にモデル化したシミュレーションデータの LiDAR データの様子を図 2.2.②-12 に示す．



(c) 実走行データ（LiDAR）　　(d) 生成データ（LiDAR）

図 2.2.②-12 モデル化した走行データ例（対象物までの距離約 20[m]）

対象物体である駐車車両の認識には PointPillars の DNN モデルを利用する[7]．PointPillars は図 2.2.②-13 のように特定範囲の点群から特徴を抽出して範囲内の物体を 3D-Box として認識可能なネットワークである．本評価では，KITTI データセット[8]を用いて学習した交通参加者の検出ネットワークを構築して車両の検出率を評価する．PointPillars では入力可能な範囲を事前に設定して学習を行っており，本学習モデルでは約 70[m]x70[m]の矩形領域内の点群を入力している．本評価では遠距離の物体も評価対象としているため，1 フレームのデータに対して入力範囲を移動させながら複数回の推論処理を適用しており，200[m]までの点群がカバーされるようにしている．

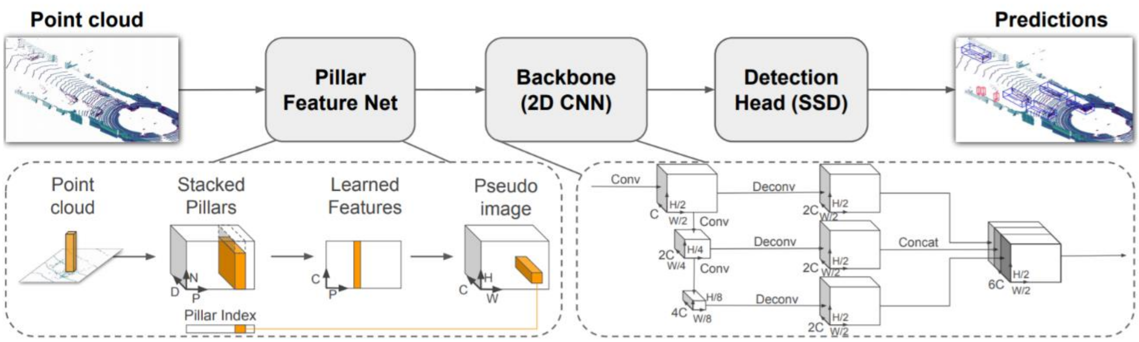


図 2.2.②-13 PointPillarsによるLiDAR点群に対する物体認識[7]

評価結果として距離ごとの検出率の傾向を図 2.2.②-14 に示し，特徴的な認識結果の様子を図 2.2.②-15 に示す．評価フレーム数が全体で 106 フレームしかないため細かい認識率の差異を比較するには十分なデータではないが，全体的には同程度の検出率の傾向が得られた．双方のデータにおいて遠距離になるにつれて点群数が少なくなるため徐々に検出率が低下している傾向が確認できる．今後はシミュレータにより生成されたカメラ画像の認識結果との連携をおこない，センサフュージョンによる評価環境の一致性の検証を進める．

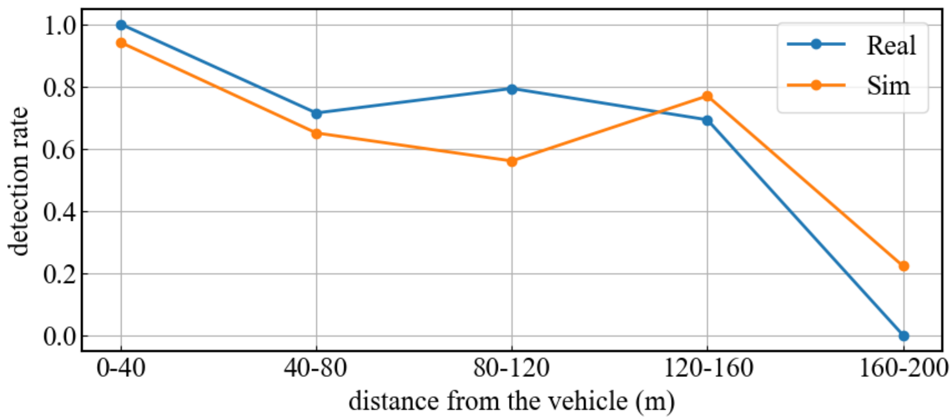
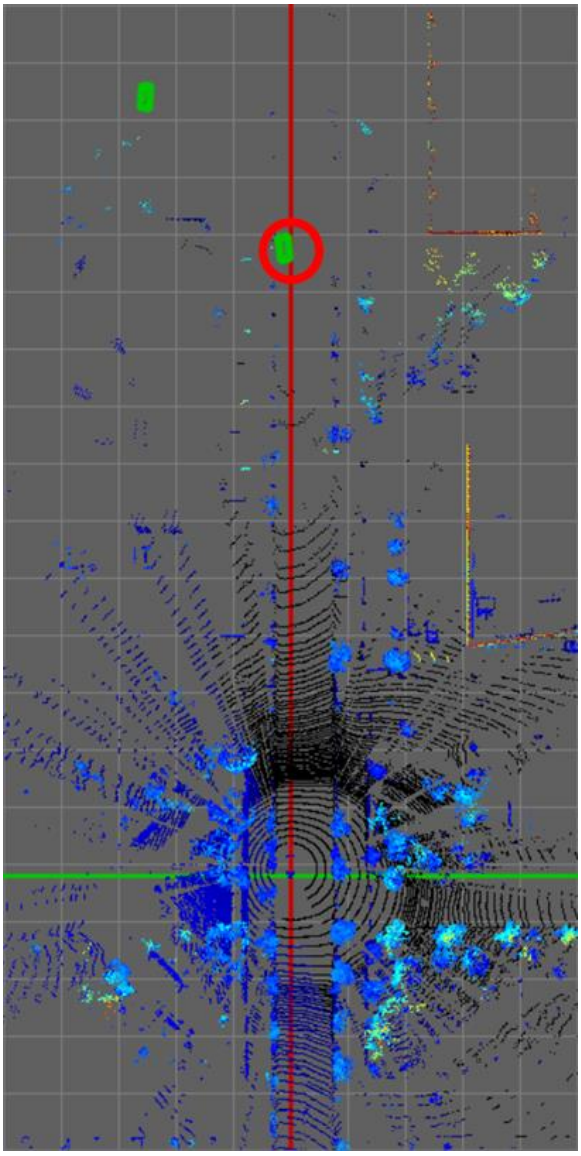


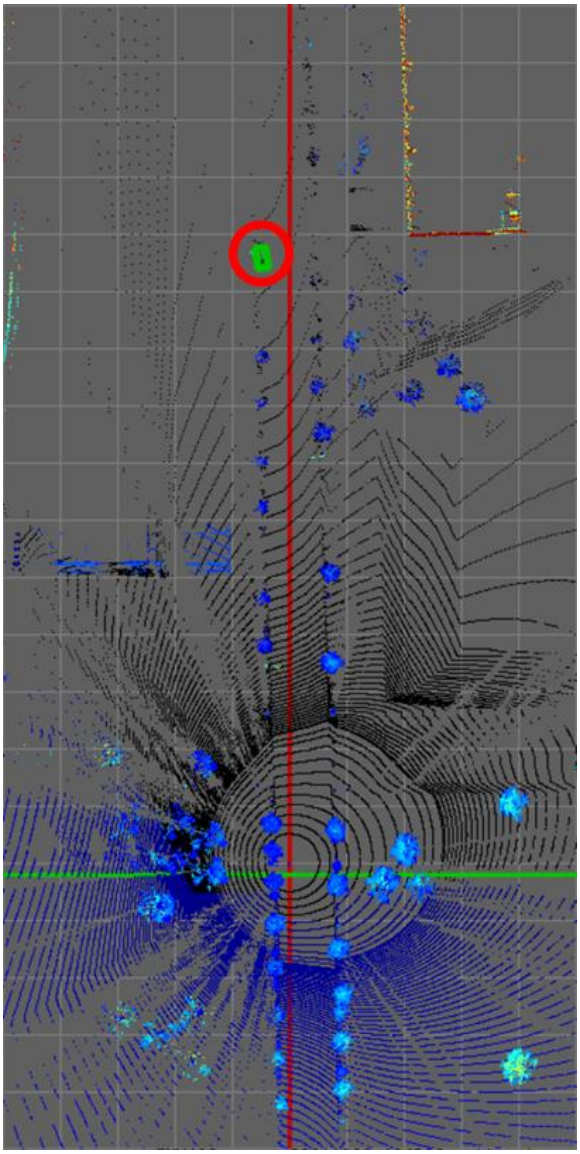
図 2.2.②-14　LiDARの遠距離物体認識における一致性評価結果

(a) 実走行データ（カメラ画像）

(b) 生成データ（カメラ画像）



(c) 実走行データ（LiDAR データ）



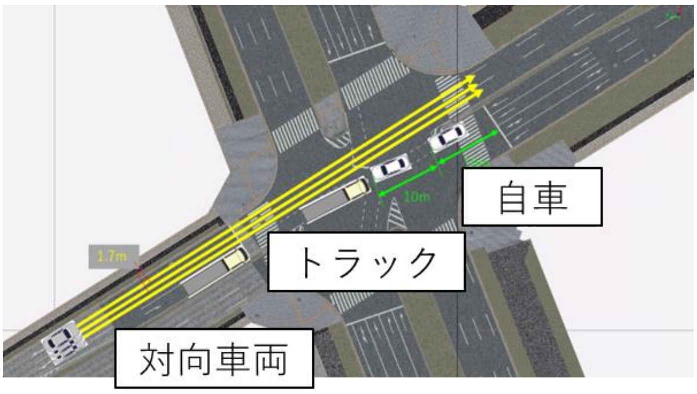
(d) 生成データ（LiDAR データ）

図 2.2.②-15 評価シナリオの検出例（対象物までの距離: 約 110[m]）

（赤丸：認識対象物，緑矩形：検出物体）

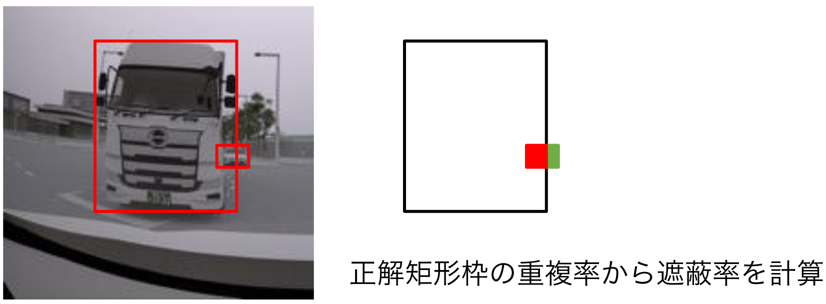
- **シミュレータとの連携による不調シーンの再現**

前述の一致性評価によって LiDAR の認識におけるシミュレーションの有用性が確認された．そこで実際に認識への課題が想定される状況に関してシミュレーションシナリオを生成して不調シーンにおける限界性能の検証を実施する．これまでの評価において，隠れや背景同化・雨天などのシーンでは LiDAR，カメラともに影響を受けることが確認されている．そこで実環境の自動運転走行において遮蔽が課題となる典型的なシーンとして交差点右折時の対向車認識を対象としてシミュレーションを実施する．具体的には図 2.2.②-16 のようなシナリオを構築した．



(a)　交差点進入を想定したシミュレーションシナリオの様子

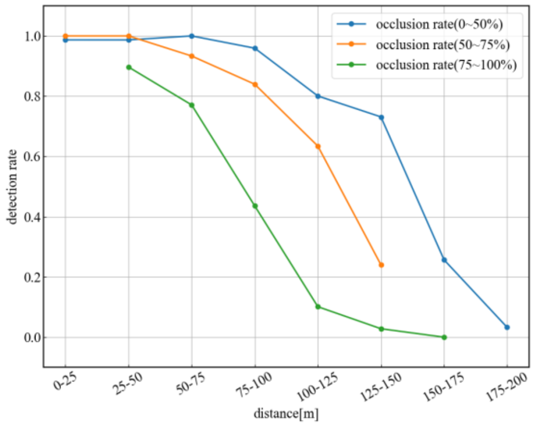
(b)　評価対象の車両の様子（9 種類）



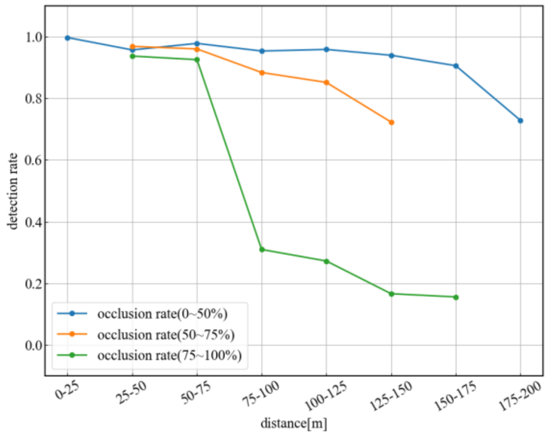
(c)　右折待ちトラックによる遮蔽の様子

図 2.2.②-16　シミュレーションを活用した不調シーンの評価

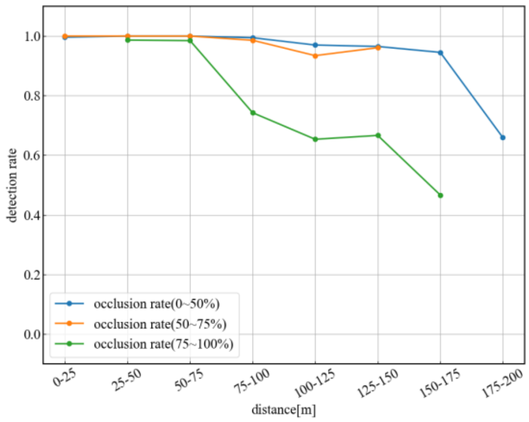
図 2.2.②-16 では自車が交差点右折を試みる際に対向車両が遠方から接近してくるシーンである．シミュレーション内で遮蔽を発生させるために対向車にも右折待ちの大型車両を配置している．この条件で，9 種類の車両を用いて，異なる環境条件（曇り，夕方，雨天）でシミュレーションデータを生成した．このデータを用いて対象物の距離ごとの認識性能を評価する．評価結果として異なる遮蔽率ごとの車両検出率の傾向を図 2.2.②-17 に示す．



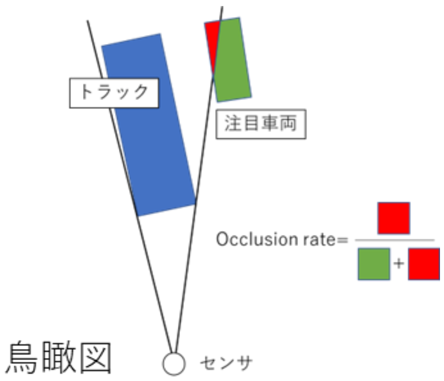
(a) LiDAR 単体



(b)　カメラ単体



(c)　LiDAR・カメラフュージョン



(d)　LiDAR データの遮蔽率

図 2.2.②-17　遮蔽による対向車の認識結果

図 2.2.②-17 では遮蔽の程度を 50%以下，50~75%，75%以上として三段階に分けて各認識方法での検出率を示している．ただし，カメラの遮蔽率は画像中での右折待ちトラックと対象車両の画像矩形枠から算出し，LiDAR の遮蔽率は 3 次元矩形枠を鳥瞰図で遮蔽率を算出している．上記の結果より隠れがない状況では LiDAR では 100[m]以内の物体を検出可能であるのに対して，カメラでは 175[m]程度遠方の車両を認識できていることが分かる．また，この認識を統合したセンサフュージョンによって全体的な検出率のロバスト化

が確認できる．各センサによる検出の傾向も実環境と比べて概ね妥当な検結果であると言えるため，このような形でクリティカルなシーンで環境条件のパラメータを幅広く検討しながら性能評価を実施可能であることが確認できる．また，図 2.2.②-16 にて述べた評価を始め，シミュレーションを活用した評価において各種パラメータを調整しながら任意のアルゴリズムの評価を実施することが期待できる．例えば，図 2.2.②-17 に示すように各評価項目におけるシミュレーションデータを生成することで，実環境では実証の困難なシチュエーションの評価を仮想環境内で実施することが期待できる．

認識性能　シナリオパラメータと評価指標

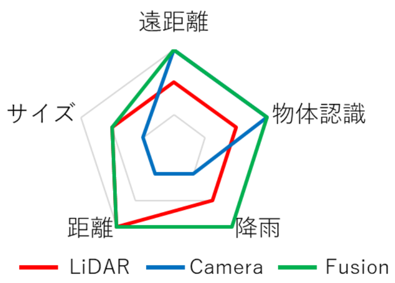
例）シナリオパラメータ

評価軸	シナリオパラメータ	パラメータ範囲
遠距離	車間距離	~200m
物体識別	ターゲット種類	乗用車、トラック、バス、・・・
	ターゲット色	白、黒、赤、・・・
降雨	天候条件	晴天、曇天、雨天
夜間	日照条件	街灯あり、ヘッドライトのみ

例）評価指標

評価軸	評価指標
物体識別	検出率、クラス誤り、IoU、・・・
距離精度	距離誤差
方位精度	方位誤差

LiDAR/Camera Fusion 性能評価例



シミュレーション環境の活用事例として
物体認識における評価シナリオ・評価指標を整理

一般的に各センサで苦手な条件を評価可能か検証

図 2.2.②-18　シミュレーションを活用した物体認識の安全性評価例

- **シミュレータとの連携による物体認識の改善**

シミュレーションによる仮想環境のセンサデータの活用例としては前述の性能評価だけではなく認識アルゴリズムの学習データの生成としても期待ができる．図 2.2.②-19 に LiDAR のデータを用いた 3 次元物体認識の性能改善例を示す．実データから計測する物体の学習データでは，物体種別ごとの出現頻度の差が大きいため，一般的には自動車関連が多くなり，歩行者及び二輪車などは相対的に少ない規模となる．それに伴い，出現頻度の少ない物体の未検出が課題となる．こうした課題においてはシミュレーションで不足するデータを生成可能であるため，これによって実データの認識改善が期待できる．

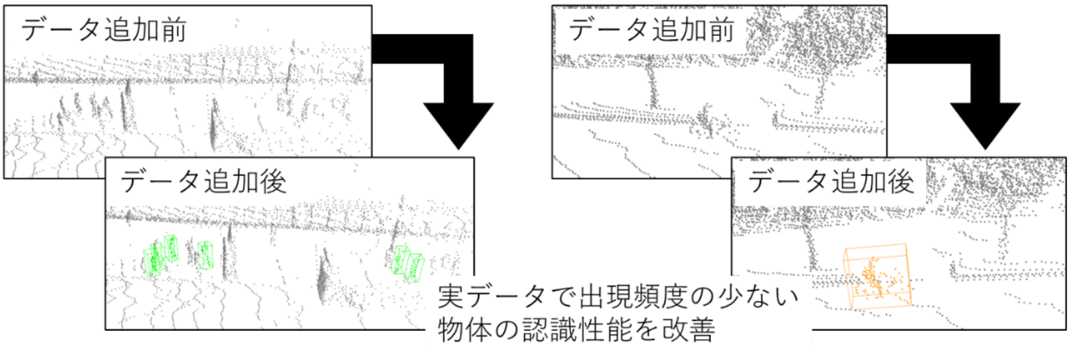


図 2.2.②-19 シミュレーションデータを活用した物体認識の性能改善

- **まとめ**

3 次元 LiDAR と全方位カメラのセンサフュージョンによる物体認識アルゴリズムを検討して，自動車・二輪車・歩行者の遠距離データをまとめたセンサデータに対して性能評価を実施した．LiDAR・カメラによるセンサフュージョンアルゴリズムに開発した物体認識手法を統合することで，遠距離物体の識別精度の改善を評価した．評価結果より，見通しの良い環境において目標値である 200m 以内の自動車及び 70m 以内の歩行者の物体種別の認識率 90%を達成した．

また，実環境で確認される認識不調シーンを評価するにあたりシミュレーション環境を活用した物体認識の一致性評価，特定シーンでの評価，及び認識改善を実施した．これによってさまざまな環境要因のパラメータを考慮した検証への活用や学習データの拡充による物体認識の性能改善などへの貢献が期待できる．

【参考文献】

[1] A. Teichman, J. Levinson, S. Thrun, "Towards 3D object recognition via classification of arbitrary object tracks," Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 4034-4041, 2011.

[2] L. Spinello, K. O. Arras, R. Triebel, R. Siegwart, "A Layered Approach to People Detection in 3D Range Data", Proceedings of the Twenty-Fourth AAAI Conference on Artificial Intelligence, pp.1625-1630, 2010.

[3] N. Suganuma, M. Yoshioka, K. Yoneda and M. Aldibaja, "LIDAR-based Object Classification for Autonomous Driving on Urban Roads", Journal of Advanced Control, Automation and Robotics, Vol.3, No.2, pp.92-95, 2017.

[4] A.H.Lang, S.Vora, H.Caesar, L.Zhou and J.Yang, PointPillars: Fast Encoder for Object Detection from Point Clouds, International Conference on Computer

Vision and Pattern Recognition, pp.12689-12697, 2019.

[5] 永野聖已, 菅沼直樹, 米陀佳祐, M. Aidibaja, 岸田正幸, 松元利裕, "全方位ミリ波レーダを用いた自動運転自動車のための周辺移動車両追跡に関する研究", 自動車技術会論文集, vol.48, no.2, pp.411-418, 2017.

[6] J. Redmon and A. Farhadi, "YOLOv3: An Incremental Improvement", arXiv:1804.02767r, 2018.

[7] A.H.Lang, S.Vora, H.Caesar, L.Zhou and J.Yang, PointPillars: Fast Encoder for Object Detection from Point Clouds, International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.12689-12697, 2019.

[8] A. Geiger and P. Lenz and R. Urtasun, Are we ready for Autonomous Driving? The KITTI Vision Benchmark Suite, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.3354-3361, 2012.

2.3. c.「高精度自己位置技術の開発」

① GNSS/INS の開発

GNSS/INS の開発では，まず自動運転に必要な位置精度を，走行車線の判定が可能な位置推定精度 1.5m，GNSS/INS だけでも自動運転システムの運用が可能な位置推定精度 0.3m の２つに設定し開発を実施した．まず，1.5m の位置精度の達成のため, 汎用的な GNSS を用いつつも安定して推定可能な手法として，GNSS Doppler の有効性を最大限活用した手法の検討を実施した．この手法では，GNSS の疑似距離を利用し，正確な車両の数百メートルの軌跡情報を利用することでマルチパスを排除し，平均化の効果により位置の高精度化を可能とした．

次に，0.3m の位置精度の達成のため，従来の整数不定性の決定に用いられている LAMBDA 法/Ratio Test の枠組みを拡張し，より信頼度が高く位置推定精度が判定可能なアルゴリズムの検討を実施した．本手法は，車両の運動の高精度な推定技術を拡張することで，従来の LAMBDA 法/Ratio Test の枠組みでも高精度な絶対位置の確度を高く推定可能な手法となる．これらの手法を組み合わせ，低コストセンサでロバストに 1.5m の位置精度を達成しつつ，状況に応じて信頼度を高く 0.3m の位置精度を達成することが可能になると考える．加えて，0.3m の位置精度を判定する手法を，準天頂衛星みちびきから放送されている CLAS 信号への対応を実施した．具体的には，車両運動の拘束を利用した位置推定結果の信頼性判定法が有効に働くような測位解が得られるように，CLAS LIB を用いた測位アルゴリズムの改善を行った．さらに，2020 年 11 月から開始された CLAS で放送される補正情報が 17 機に増加することによる性能改善幅の調査の実施も実施した．

一方，トンネルや高架下などの環境ではみちびきを始めとした GNSS が使用できないため DR(Dead reckoning)で位置推定する必要がある．また，DR はジャイロセンサで求めた方位角と車輪速センサから得られる車速の積算で位置推定をするため，走行時間が延びるにつれて位置誤差が大きくなる問題がある．そこで DR 時の位置推定性能の向上を目的として，DR の誤差の主な要因の明確化と，その主要因に対しての性能改善手法を提案した．

しかし，受信可能な衛星数が減少し，それが長時間維持されてしまう場合には，本テーマで開発した技術を適用したとしても，測位性能が劣化する傾向を防ぐことはできない問題がある．そのため，衛星数が減少することが想定される個所においては，インフラを活用したマップマッチング等の補完技術により位置精度を維持するための技術が必要になることが想定される．加えて，都市部環境下では，複数の経路の電波が合成されたマルチパスにより，衛星測位の

精度に大きく影響を与える問題が知られている．また，その発生する要因，確率を予測することは一般的に困難となる．加えて，マルチパスとなっている信号の定量化ができていない問題もある．そこで，任意の環境での衛星測位性能の予測を目的とし，二重差を利用して擬似距離のマルチパス誤差の導出を可能にした．そして，環境情報と併せてマルチパスの発生の程度や測位誤差をモデル化することで，衛星測位性能の予測を行った．その成果を活用し，環境として測位性能が劣化しやすい場所を明確にすることで，インフラへの提言を行うことを目指した．

(1) 位置精度／信頼性の改善，評価

a 位置推定精度の改善手法の提案

一般的な RTK-GNSS は，cm 級で位置推定を行うことができる手法である．RTK-GNSS では，まず，Float 解の推定をカルマンフィルタで行う．その後，整数不定性の決定を LAMBDA 法，Ratio-Test を用いて行い，高精度な位置結果である Fix 解を出力している．しかし，都市部では整数不定性が決まらずに Fix 解が出力されない，また，誤った整数不定性が決まってしまい誤差の大きい Fix 解 (MissFix) が発生してしまう問題がある．そこで，Float 解推定時の初期条件を，前回の Fix 解と GNSS ドップラを用いることで改善する手法[1]が提案されている．従来手法では，Fix 解と GNSS ドップラを用いて算出することにより，単独測位解より精度の良い初期値に改善することができる．つまり，初期値を改善することにより整数不定性の決定の精度が改善され，Fix 率の向上が確認できる．しかし，都市部環境下では， マルチパスの影響を受け，GNSS ドップラの精度劣化により，全体の推定精度の向上がされない問題がある．

そこで，本研究では，従来手法の問題を解決することで，都市部環境下においても RTK-GNSS の精度を向上させる手法[3]を提案した．図 2.3.①-1 に提案手法のフローを示す．一般的な RTK-GNSS では，Float 解推定時におけるカルマンフィルタの初期値は単独測位解が使用されている．そこで，提案手法ではカルマンフィルタに使用される初期値を改善することにより，全体の精度向上を図る．また提案手法では，カルマンフィルタの初期値にロバスト性を向上させるため，手法[2]による位置推定結果を用いる．なお，適用する位置推定手法では，GNSS と IMU を統合することで位置推定をしている．この手法では車両運動を正確に推定することで，車両の走行してきた経路である車両軌跡を高精度に推定し，統合を行う際に，車両軌跡の形状に適合しない測位解を除去することでマルチパスの対策を行うことで，ロバストかつサブメートル級(1.5m)の位置推定が可能となっていることが特徴となっている．つまり，カルマンフィ

ルタの初期値に高精度な値を使用することで，Fix 率が向上する特性を利用し，高精度な車両軌跡，Fix 率を用いることで，カルマンフィルタの初期値を算出し，その高精度化を行った．

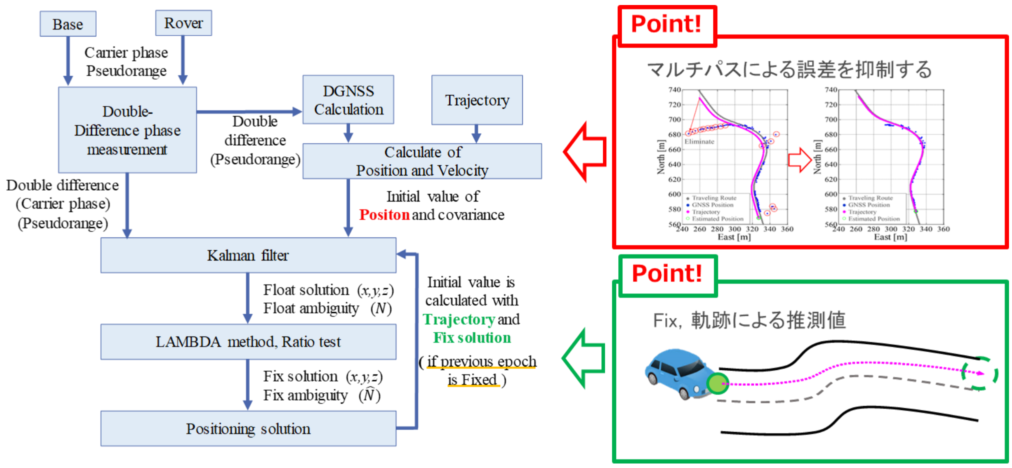


図 2.3.①-1　RTK-GNSS の探索初期値の改善による位置精度の向上

b 位置推定精度の評価

提案手法による位置推定の精度検証を行うため，評価試験を行った．試験は，東京臨海副都心で試験を行った．試験に使用した機材の一覧を，表 2.3.①-1 に示す．GNSS 受信機は車載向けの汎用的なものとして，u-blox 社の F9P を，GPS，BeiDou，QZSS（Quasi-Zenith Satellite System）の衛星システムを 5Hz で受信する設定で利用した．慣性センサは TAG264 に搭載されている MEMS IMU の生値を 50Hz で計測を行った．リファレンスには POSLV620 による位置推定結果を利用した．

表 2.3.①-1　位置推定評価に利用した評価機器

Equipment	Manufacturer	Model(cycle)
GNSS antenna	Trimble	Zephyr model 3
GNSS receiver	Ublox	F9P (5Hz)
IMU	Tamagawa Seiki	TAG264 (50Hz)
Reference	Applanix	POSLV 620

図 2.3.①-2 に評価試験に使用したお台場周辺のコースを示す．カルマンフィルタにおける初期値の影響を検証するため，一般的な RTK-GNSS の初期値に利用される単独測位のほかに，DGNSS 手法，従来手法[2]を用いた初期値，提案手法の初期値を用いた場合について精度比較を行う．

ここで図 2.3.①-3 に，初期値の精度比較における結果を示す[3]．結果は，横軸に 2D 誤差，縦軸に累計度数を総数の割合で換算した値を用いて行う．図 2.3.①-3 より提案手法では，車両軌跡を用いたロバストかつサブメータ級の位置推定結果，および，Fix 解と車両軌跡を用いた高精度な推定値を初期値に与えている．従って，提案手法の結果は，0.3m 級の初期値を累計約 70%，サブメートル級(1.5m)では累計約 95%与えていることが確認できる．

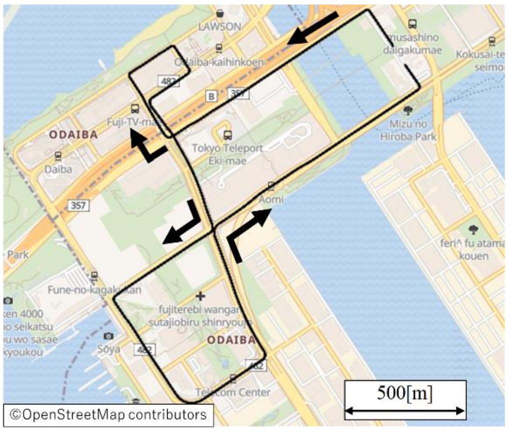


図 2.3.①-2　評価に利用した経路

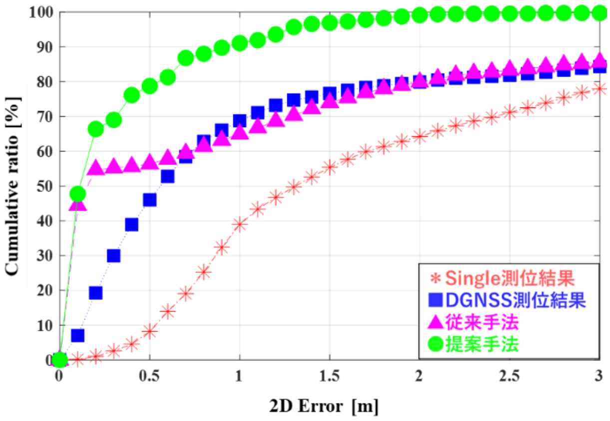


図 2.3.①-3　位置推定精度の評価結果

c 信頼性の改善手法の提案

自動運転支援システム，および，自動運転車両では，高い車両位置精度と信頼性が求められる．ここで，都市部などの遮蔽物が多い空間では，GNSS の測位精度が劣化する場合がある問題が知られており，測位精度の信頼性が重要となる[4][5]．そこで，GNSS 測位結果の信頼性を示す要素として，Kinematic 測位の FIX 解が用いられることがある．しかし，都市部では無視できない誤差を持つ FIX 解が発生する場合があり，FIX 解であるか否かの判定では，自動車の制御には十分でない問題がある．そこで，車両の高さ変動が小さいことに注目する．特に，GNSS/IMU を利用した際の車両の相対的な高さの変動を利用し，信頼性の高い FIX 解を検出することで，FIX 解の中から自動運転に必要な平面 0.3m の精度を判定する手法を提案した[6]．

提案手法では平面ではなく，高さ方向の軌跡に注目し，相対的な高さの変動を利用して FIX 解の性能を判定する手法を提案する．GNSS 測位結果の誤差は，衛星と受信機の幾何学的要因により，高さ方向に発生する誤差は，平面の誤差よりも大きい傾向があることが知られている．そのため，位置の信頼性を検討する際，高さ方向の精度に注目をすることで，より確度が高い判定をできる可能性がある．そこで，提案手法では車速とピッチ角を利用する手法に注目をし

た．ここで，式(2.3.①-1)に，車速とピッチ角を利用して相対的な高さの変動を推定する式を示す．車速は車輪速センサから計測ができ，その補正方法が数多く提案されている．そのため，式(2.3.①-1)から提案手法には正確なピッチ角の推定が必用であるといえる．ここで，ピッチ角に注目をすると，加速度計と車速の時間変動からピッチ角が推定できることが知られている[4]．式(2.3.①-2)にピッチ角 θ と加速度計 δG_x^{imu}，車速 V の関係を示す．なお，式 (2.3.①-2)においては，加速度計の誤差を δG_x：オフセット誤差と仮定している．

$$\Delta H = \int V \cdot sin(\theta) dt \tag{2.3.① − 1}$$

$$\theta = \ sin^{-1}\left(\frac{\left(G_x^{imu} - \delta G_x\right) - \frac{dV}{dt}}{g}\right) \tag{2.3.① − 2}$$

そこで提案手法では，ピッチ角の推定のために，入力として GNSS の Kinematic 測位の FIX 解を利用し，FIX 解の誤差判定と加速度計の誤差を同時に推定する手法を提案した．図 2.3.①-4 に提案手法の概要を示す．提案手法では，そもそも入力となる FIX 解にマルチパスに代表される誤差が含まれる問題を．繰り返し演算により解決をすることを目指した．

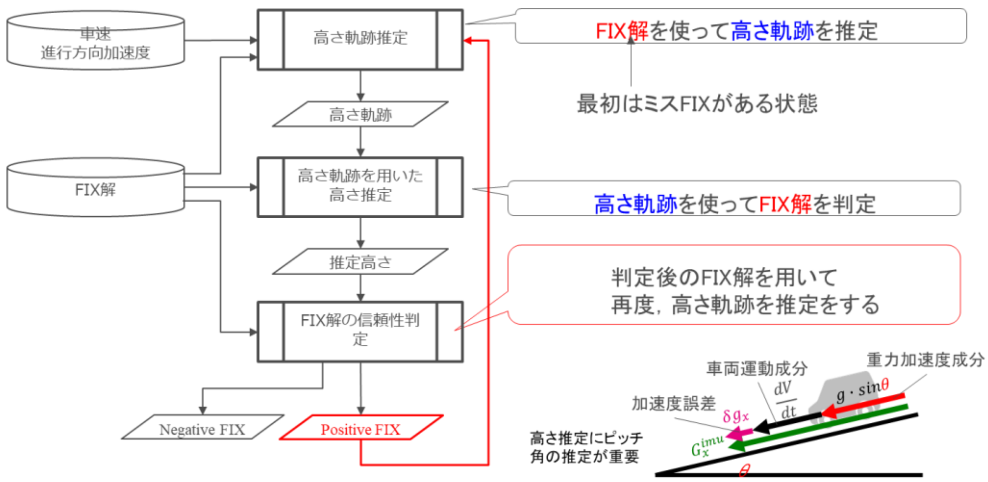


図 2.3.①-4　高さ変動を活用した RTK-GNSS の信頼度判定

提案手法では，FIX 解を用いて加速度誤差 δG_x を推定する．具体的には，一定時間の FIX 解と加速度，車輪速を利用して，FIX 解と式(2.3.①-1)，式(2.3.①-2)による加速度・車輪速から推定した相対高さの整合性を検証することで，加速度誤差を推定する．

d 信頼性に関する評価

信頼性評価に関しては，2020年11月から開始されたCLASに含まれる補正情報の17機への増加に関する効果の検証も併せて実施した．測位に利用可能な衛星数が従来の11機から17機に増加がされるため，冗長性が確保されることで結果的に測位精度が改善されることが期待される．また，CLASを活用した測位に関しては，改良を行ったCLAS LIBを用いて実施した．

ここで，図2.3.①-5に東京臨海部のお台場における評価コースを示す．受信機には，Septentrio社のmosaic-x5を，IMUにはAnalog Devices社のADIS16475を用いた．また，図2.3.①-6に改良したCLAS LIBによる測位結果を，図2.3.①-7に測位精度を示す．図2.3.①-7より，連続したオフセット的な誤差が見受けられず，GNSS/INSの入力に適した位置推定結果が得られていることが確認できる．

図 2.3.①-5　お台場における評価コース

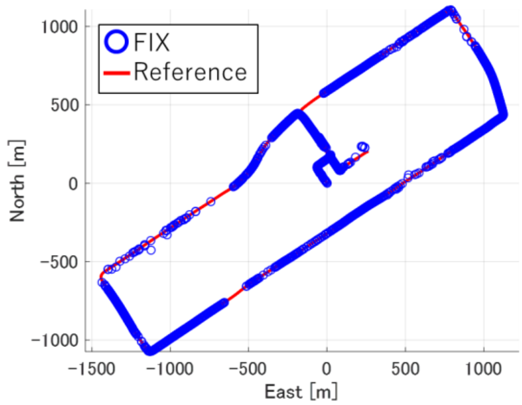


図 2.3.①-6　お台場における改良した CLAS LIB の測位結果

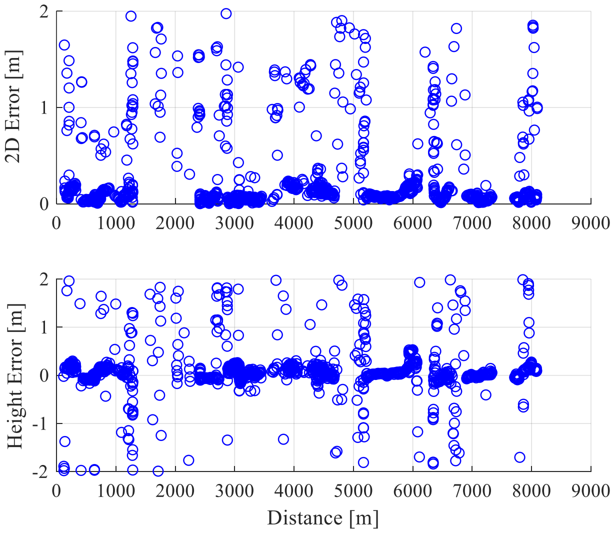


図 2.3.①-7　お台場における改良した CLAS LIB の測位誤差

また，図2.3.①-8に提案する信頼性判定法により，30cm以下の測位解が得られていると判定した場所を，図2.3.①-9，図2.3.①-10，表2.3.①-2にその精度を示す．これらの結果より，みちびきから放送されるCLAS信号を活用することで，30cmの位置推定の信頼性を99%で判定ができることを確認できる．加えて，図2.3.①-11にこれらの測位解をGNSS/INSに入力した場合の結果を示す．

図2.3.①-11より，みちびきを活用したGNSS/INSにより，1.5mの位置精度97%を達成していることが確認できる．しかし，30cmの位置精度はみちびきの信号が受信している箇所においては信頼性が確保されつつも，INSで補完している場所を含めると30cmの位置精度は70%程度の場所でしか達成できていないことが確認できる．この要因として，受信可能な衛星数が減少する場合には，みちびきの補正情報を受信していたとしても測位性能が劣化するためであると考えられる．そのため，衛星数が減少した状態における相対的な位置推定性能の把握／改善を実施することに加え，衛星数が減少することが想定される個所においては，インフラを活用したマップマッチング等の補完技術により位置精度を維持するための技術が必要になることが想定される．

表 2.3.①-2　測位解の信頼性判定結果

		判定結果	
		信頼性が高い	信頼性が低い
実際の誤差	誤差≦0.3m	2682	382
	誤差＞0.3m	1	452

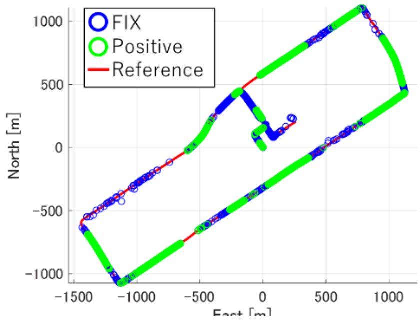


図 2.3.①-8　お台場における信頼性判定結果

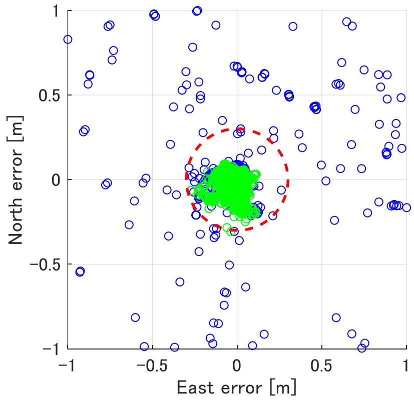


図 2.3.①-9　お台場における信頼性判定した結果の測位精度

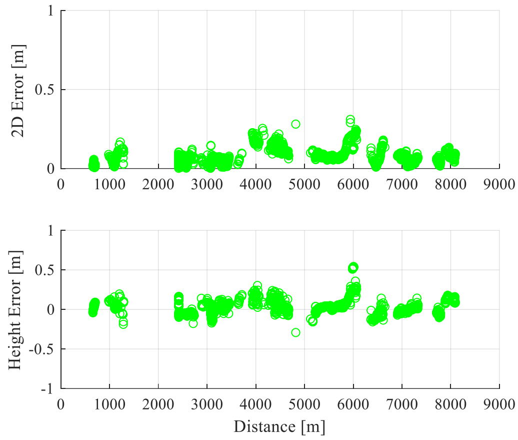


図 2.3.①-10 お台場における信頼性判定した結果の測位精度(2D, 高さ)

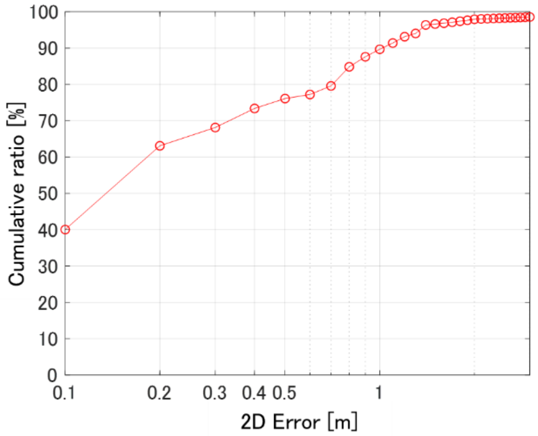


図 2.3.①-11 みちびきを活用した GNSS/INS の位置推定性能評価結果

(2) 車両軌跡精度の改善／評価

a GNSS/INS における DR 誤差とその改善

自動運転車両や運転支援システムでは，精度と信頼性が高い車両位置が求められる．また，その要求精度は平面誤差 0.3m 以下が要求されている[8]．ここで，GNSS(Global Navigation Satellite System)には RTK(Real Time Kinematic)-GNSS と呼ばれる測位手法があり，そのうち FIX 解は cm 級の位置推定が可能である．また，本研究でも提案を行った FIX 解の信頼性を判定する手法[6]もあるため，FIX 解が得られる場所では要求精度を達成できる可能性が高い．しかし，トンネルや高架下などの環境では GNSS が使用できないため DR(Dead reckoning)で車両の軌跡に相当する相対位置を推定する必要がある．一方，DR はジャイロセンサで求めた方位角と車輪速センサから得られる車速の積算で位置推定をするため，走行時間が延びるにつれて位置誤差が大きくなる問題がある．そこで DR 時の位置推定性能の向上を目的として，DR の誤差の主な要因の明確化と ，その主要因に対しての性能改善手法を提案した．その目標値は，CLAS 途絶後 10 秒間で 0.3m の精度を維持できることと設定した．

ここで DR 時の誤差要因のうち，特に位置推定性能に影響すると考えられるものとして，初期位置，初期方位角，滑り角，ヨーレイト誤差の変動，車輪速が挙げられる(図 2.3.①-12)．本研究ではまず，これらの誤差要因の DR 時の位置推定性能への影響を検証した．そのため，図 2.3.①-12 の誤差要因を高精度なセンサで計測した値を利用し，他は従来手法の値を用いて DR を 10 秒間行い，その結果を真の位置と比較する．ここで，評価用の高精度なセンサとして Applanix 社 POSLV220 を用いる．また，コースは東京都お台場の市街地を利用

した．ここで図 2.3.①-13 に，それぞれの誤差要因を高精度センサで補正し，10 秒間 DR した際の横方向誤差の累積度数を示す． ここで， Conventional method は従来手法の位置推定手法[2]を用いた結果である．また，その他の項目はそれぞれ図 2.3.①-12 に示す項目に対して，POSLV220 から取得される値をリファレンスとして， 手法[2]の結果を補正したものとなる． 図 2.3.①-13 より， 10 秒間 DR を行った場合， 初期方位角が最も位置推定性能に影響することが確認できる．

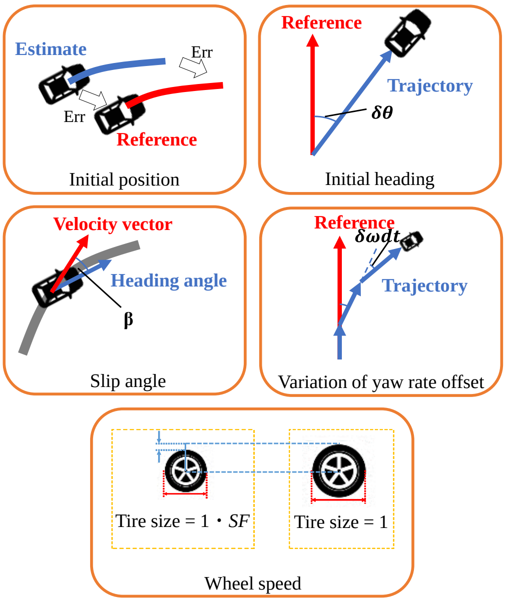


図 2.3.①-12　DR 誤差の要因

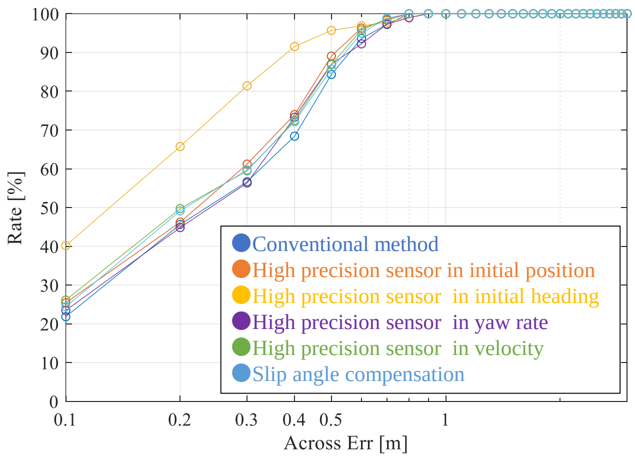


図 2.3.①-13　DR 誤差の要因と位置誤差

c 初期方位角探索手法の提案

DR 時の誤差要因の解析により， 初期方位角が DR の性能に大きく影響を及ぼすことが確認できた． そこで， 初期方位角の性能を向上させることにより，DR の位置推定性能を向上させる手法を提案した．提案手法では，DR 直前の数十秒間の軌跡を FIX 解にフィッティングさせることで， 初期方位角を推定し，高精度な方位角を基準に DR を実施することで， 位置推定性能を向上させることを目指した． ここで， 図 2.3.①-14 に提案する手法の概要を示す．

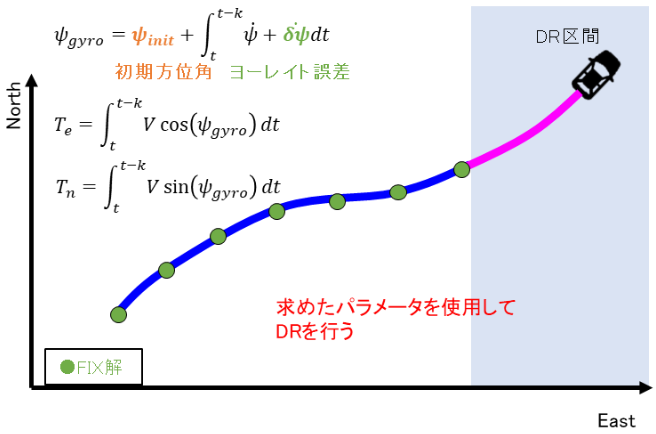


図 2.3.①-14　初期方位角の改善

d 軌跡推定性能の評価

評価試験は，東京都お台場の 15km のコースで行った．図 2.3.①-15 に評価コースを示す．なお，本試験では将来的な車載グレードに相当するセンサを利用した．具体的には GNSS 受信機には Septentrio 社 mosaic-X5 を用い，IMU には アナログデバイセズ社 ADIS16475 を用いる．提案手法に使用する FIX 解は，CLAS (Centimeter Level Augmentation Service)を使用した PPP(Precise Point Positioning)-RTK により測位した値に対し，FIX 解の信頼性判定手法で信頼性を判定した値を利用する．また，リファレンスには Applanix 社 POSLV220 を使用し，従来手法[2]との比較を行う．ここで，図 2.3.①-16 には方位角精度の累積度数による比較を示す を示す．図 2.3.①-16 より，提案手法では従来手法に比べ，方位角誤差が小さいときの頻度が高いことが分かる．また，図 2.3.①-16 の方位角誤差 0.15deg の達成割合をみると，提案手法により 93.2%を達成しており，従来手法と比べて 3%向上していることも確認できる．

図 2.3.①-15　FIX 解を利用した初期方位角の探索の概要

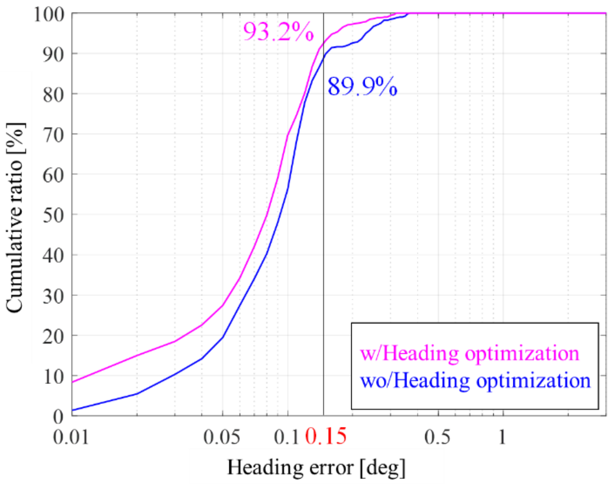


図 2.3.①-16　方位角精度（累積度数）

また，図 2.3.①-17 に提案手法と従来手法で推定した方位角を使用して 10 秒間 DR を行った軌跡の道路直交方向誤差のヒストグラムを示し，図 2.3.①-18 にその累積度数を示す．図 2.3.①-17 より，提案手法では従来手法に比べて道路直交方向誤差の誤差が小さいことが確認できる．これは，図 2.3.①-16 より，提案手法の方が，方位角誤差が小さいときの頻度が高いことが影響していると考えられる．また，図 2.3.①-18 より，誤差 0.3m の達成割合に注目すると，提案手法により 87.7%を達成しており，従来手法と比べて 13%向上していることも確認できる．

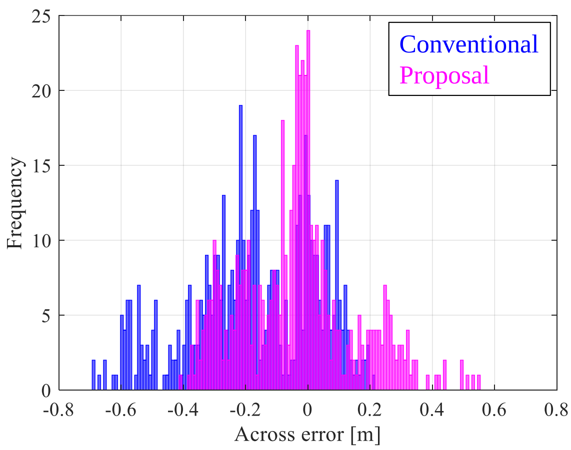


図 2.3.①-17　DR 位置誤差（ヒストグラム）

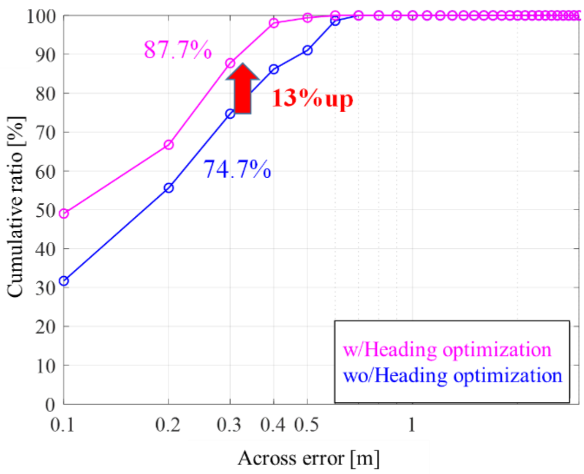


図 2.3.①-18　DR 位置誤差（累積度数）

ここで，図 2.3.①-18 の評価においては，目標値の CLAS 途絶後 10 秒間の位置精度 0.3m の達成割合が 90%弱となり，目標値の 95%に達していないことが確認できる．そこで，0.3m の精度が 95%の範囲で達成するために必要な要因の検討を行うため，汎用的な MEMS-IMU と光ファイバジャイロのデータを同時に取得し，その解析を行った．その結果を図 2.3.①-19，図 2.3.①-20 に示す．図 2.3.①-19 より，汎用的な MEMS-IMU をジャイロに用いた場合には，0.3m の精度を維持できるのは概ね 8 秒程度であることが確認できる．一方，高精度な光ファイバジャイロを利用した場合においても，CLAS 途絶後に 10 秒間 0.3m が維持できる割合が 90%となり，性能としては MEMS-IMU と同等であることが確認できた．この理由としては，自動車の振動に起因するジャイロの誤差の影響だと考えられる．つまり，現状では CLAS のような高精度な測位が可能なインフラが無くなった後には，0.3m が維持できるのは，概ね 8 秒程度となるといえる．それ以上の範囲において，位置精度を維持するためには，マップマッチングのためのインフラが必要となるといえる．

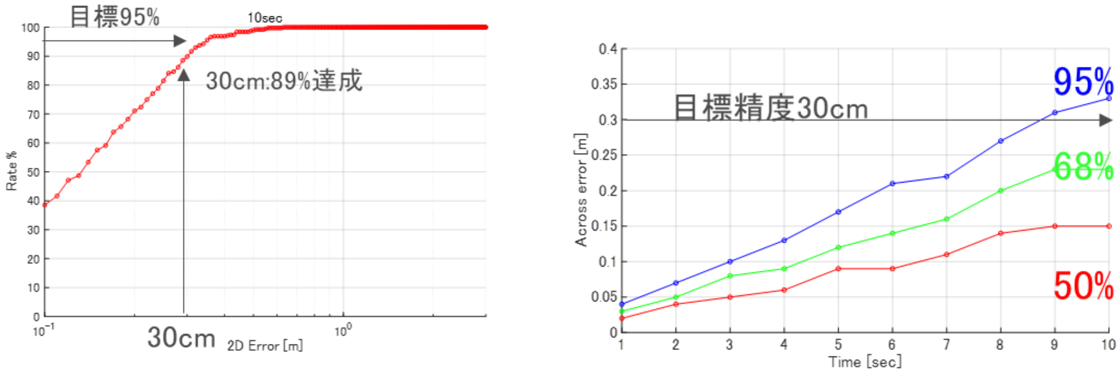


図 2.3.①-19　MEMS-IMU（ADIS16475）の結果

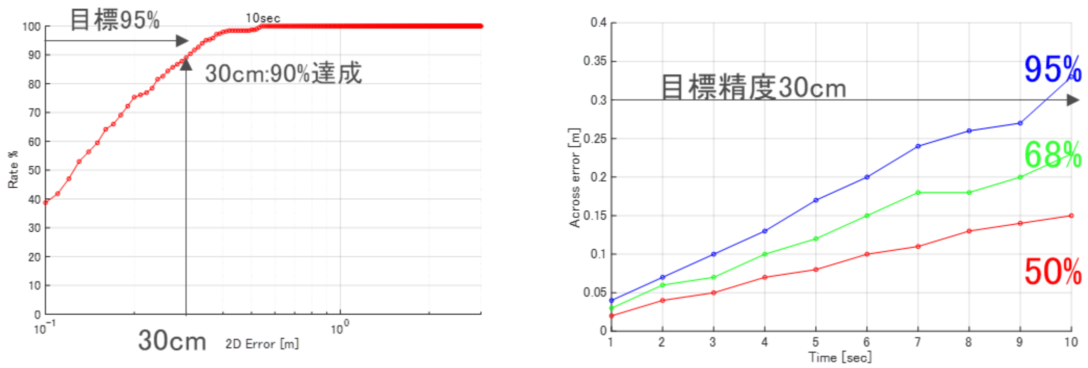


図 2.3.①-20　光ファイバジャイロ（P1775）の結果

(4)GNSS 信号の誤差解析と誤差予測

a 概要

衛星数が減少することが想定される個所においては，インフラを活用したマップマッチング等の補完技術により位置精度を維持するための技術が必要になる．そのため，インフラの設置においては，事前に衛星数が減少し，位置推定精度が劣化する場所を検討する必要がある．一方，都市部環境下では，複数の経路の電波が合成されたマルチパスにより，衛星測位の精度に大きく影響を与える問題も知られている[9]．また，その発生する要因，確率を予測することは一般的に困難となる．そこで，任意の環境での衛星測位性能の予測を目的とし，二重差を利用して擬似距離のマルチパス誤差の導出を可能にする手法の提案を行った．そして，環境情報と併せてマルチパスの発生の程度や測位誤差をモデル化することで，衛星測位性能の予測を行った．その成果を活用し，環境として測位性能が劣化しやすい場所を明確にすることで，インフラへの提言を行うことを目指した．

b 二重差によるマルチパス誤差の導出

任意の環境での衛星測位性能の予測を目的とし，二重差によるマルチパス誤差の導出や，3D 建物データを用いたマルチパスの発生の程度や測位誤差のモデル化を行った．ここで，衛星測位性能の予測をするためには，まずマルチパス誤差がどの程度発生しているか求める必要がある．そのために，複数の衛星と移動局/基準局の受信機を活用した二重差を用いる．衛星からの信号にはマルチパス誤差の他に，対流圏や電離層の遅延誤差，時計誤差などの誤差が含まれている．そこで，移動局/基準局によって複数の衛星から取得した値を減算する二重差により，他の誤差を消去してマルチパス誤差を求める．マルチパス以外の誤差は，移動局/基準局の距離が十分近ければ同量と考えられるため，二重差によって除去することが可能である．

c マルチパス誤差と測位誤差の関係

次に，マルチパス誤差と測位誤差に相関があるかを確認した．これら 2 つの値に相関があれば，マルチパス誤差の値を予測することで，衛星測位性能の予測が可能になる．ここで，図 2.3.①-21 に東京臨海部で取得したデータに対して，マルチパス誤差の標準偏差と DGNSS(Differential GNSS)測位誤差の関係を示したグラフを示す．また，Kinematic 測位によって高精度に測位できたと判定された測位解(Fix 解)を緑色，それ以外(Float 解)を黄色で示す．図 2.3.①-21 より，2 つの値には正の相関があり，マルチパス誤差の標準偏差と DGNSS 測

位誤差がそれぞれ 1m 以下のとき，Fix 解となる傾向が確認できる．以上より，マルチパス誤差の標準偏差と DGNSS 測位誤差を予測し，それぞれの値が 1m 以下の値を Fix 解と判定することで，衛星測位性能を予測可能であることが確認できた．

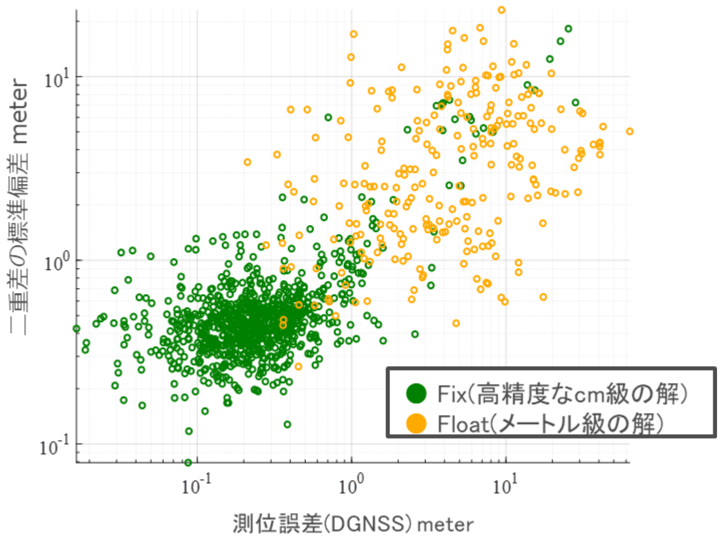


図 2.3.①-21　二重差と測位誤差の関係

d マルチパス誤差と測位誤差の関係

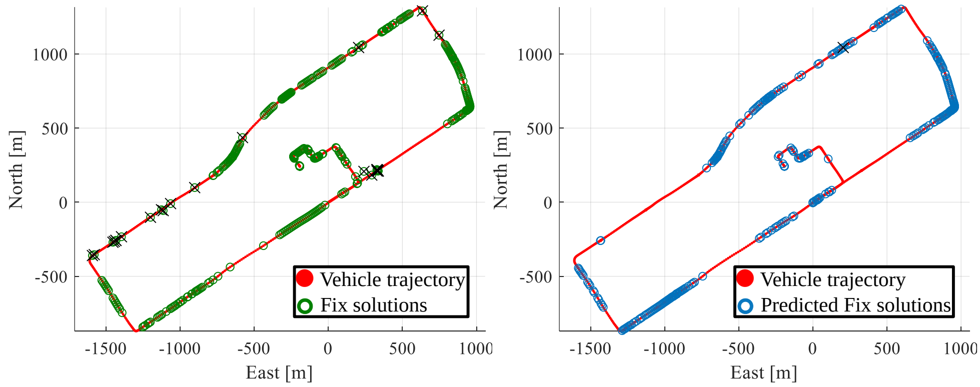
マルチパス誤差の標準偏差を予測することで，最終的に衛星測位性能を予測可能であることが確認できた．そこで，マルチパス誤差の標準偏差と信号の経路に対する建物の距離の関係の学習を行った．ここで，建物の距離とは，衛星から自己位置までの経路と，その途中にある建物までの距離のことを示す．なお，建物までの距離は，3D 建物データと衛星軌道，走行軌跡を用いてシミュレーションを行い，衛星から自己位置へのビーム径を 0.1,1,2,⋯,10m と変化させていき，建物と干渉するか確認することによって計測した．なお，学習においては，マルチパス誤差の標準偏差と信号の経路に対する建物の距離を指数関数で近似を行い，近似式に従ってノイズを正規分布として付与することで，マルチパス誤差の標準偏差を予測可能にすることを目指した．

次に，最終的に衛星測位性能を予測するには，DGNSS 測位誤差の予測が必要になる．図 2.3.①-21 より，マルチパス誤差の標準偏差と DGNSS 測位誤差には正の相関があることが分かっている．そこで，これら 2 つの値をべき乗で近似し，その近似式に従ってノイズを正規分布として付与することで，DGNSS 測位誤差を予測可能にする．以上の処理により，マルチパス誤差の標準偏差と

DGNSS 測位誤差の予測が可能になる．従って，予測したそれぞれの値が 1m 以下の値を Fix 解と判定することで, 最終的に衛星測位性能の予測が可能となる．

e 評価試験

任意の環境で衛星測位性能が予測可能か確認するため，学習に利用したデータとは別日に取得したお台場のデータで，提案手法の評価を行った．図 2.3.①-22 に経路上における Fix 解の分布を示す．図 2.3.①-22 より，実測のデータとほぼ同じ場所に予測した Fix 解が存在していることが分かる．また，実測のデータでは Miss Fix 解が多数存在しているが，予測したデータでは 1 つしか存在せず，正しく周囲環境を考慮して衛星測位性能を予測できていることが分かる．さらに，実測の Fix 解の位置を真とし，前後 5m 以内に予測した Fix 解がある確率は，約 73%となることを確認した．以上の知見を用いることで，設定されたコースにおいて，高精度測位が可能になるか事前に予測可能になるため，位置推定に用いるインフラを設置する場所の検討に用いることができると言える．



a) 実測のデータ　　　b) 予測したデータ

図 2.3.①-22　経路上における Fix 解の分布

【参考文献】

[1]Natsuka Shimizu, Kazuki Kusama, Taro Suzuki and Yoshiharu Amano, “Improving Accuracy of Single-Frequency RTK-GNSS using Satellite Selection and Doppler Frequency”, IAIN, 2018

[2]Junichi Meguro, Takuya Arakawa, Syunsuke Mizutani and Aoki Takanose, “Low-cost Lane-level positioning in Urban Area Using Optimized Long Time Series GNSS and IMU Data”, IEEE ITSC,2018

[3]高野瀬 碧輝，渥美 善規，滝川 叶夢，荒川 拓哉，目黒 淳一,”都市部環境下で車両軌跡を活用した高精度測位に関する研究（初期条件の最適化によるRTK-GNSSの改善)”，日本機械学会論文集，2021年 87巻 898号 p. 20-00157

[4] P. J. G. Teunissen, S. Verhagen; “On GNSS Ambiguity Acceptance Tests”, Proceedings of IGNSS Symposium 2007, Dec. 4-6, 2007, Sydney

[5] H. Kuusniemi, G. Lachapelle, and J. H. Takala: “Position and velocity reliability testing in degraded GPS signal environments”, GPS Solutions, vol. 8, p. 226-237 (2004)

[6]Aoki Takanose, Yoshiki Atsumi, Kanamu Takikawa, Junichi Meguro, Improvement of Reliability Determination Performance of Real Time Kinematic Solutions Using Height Trajectory, Sensors, 21, 2, pp657, 2021

[7] 近藤海斗，河田一将，大竹未祐，渥美善規，鵜飼拓海，目黒淳一,”衛星不可視環境化におけるデッドレコニング性能の向上－RTK-FIX 解を活用した方位角の最適化－”，自動車技術会春季大会 2022.5

[8]Yoshiko kojima, et., al, “Precise Localization using Tightly Coupled Integration based on Trajectory Estimated from GPS Doppler”, Proc. of AVEC 2010, No168,p1-6

[9]Taro Suzuki, and Yoshiharu Amano, “NLOS Multipath Classification of GNSS Signal Correlation Output Using Machine Learning”, Sensors, 21,7, pp2503, 2021

②　マップマッチング技術の開発

地図上での車両の現在位置を推定する自己位置推定において，センサから得られた情報と地図との照合を行うことで走行経路やその経路上の位置を特定する技術であるマップマッチングは，高精度に自車の位置を把握するために必要不可欠である．トンネル内や高層ビル街などの GPS の電波を捉えにくいような場所では，GPS から正確な位置を得ることが出来ない．そのため，継続的に高精度な位置を推定するためにはマップマッチングによる位置の補正が重要となる．また，車載グレードの GNSS/INS では低コストなジャイロセンサを利用しているために方位角の精度が比較的に低くなっているため，方位角についても同様に補正を行う必要がある．

本事業では，車載グレード GNSS/INS を使用することを前提として，降雨時においてもロバストかつ高精度(目標精度 0.1m)なマップマッチング技術の開発を行った．

・自己位置推定アルゴリズムの概要

自己位置推定のベースとなるアルゴリズムの概要を図 2.3.②-1 に示す．位置推定における初期位置には GPS から得られる位置を使用し，その後はデッドレコニングとマップマッチングにより位置の推定を継続的に行なっていく．デッドレコニングとは，センサから得られる速度ベクトルとデータ取得周期から移動距離を積算し位置を計算する方法である．一時刻前のデッドレコニング位置 $\boldsymbol{x}_{t-1,DR}$，速度 $\boldsymbol{v}$ とデータ取得周期 Δt から現時刻のデッドレコニング位置 $\boldsymbol{x}_{t,DR}$ は $\boldsymbol{x}_{t,DR} = \boldsymbol{x}_{t-1,DR} + \boldsymbol{v}\,\Delta t$ で計算される．GPS は電波受信状況によって短い時間で位置が大きく変化してしまう場合があるが，デッドレコニングにより位置を計算することでより滑らかな軌道を得ることができる．しかしながら，デッドレコニング単体の推定位置はセンサノイズの影響により誤差が蓄積される．そのため，デッドレコニング位置 $\boldsymbol{x}_{t,DR}$ に対する誤差 $\Delta\boldsymbol{x}_{t,DR}$ をマップマッチングによりセンサデータと地図を照合することで推定し，正確な車両位置を求める．

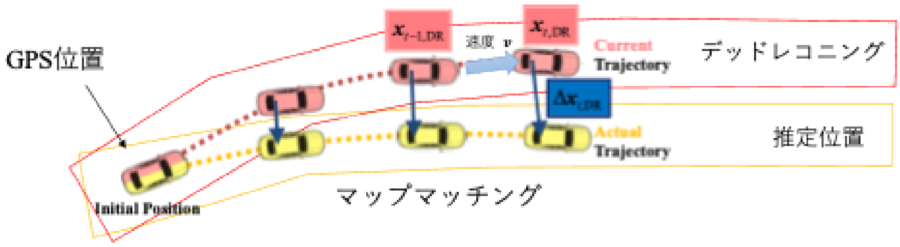


図 2.3.②-1. 自己位置推定アルゴリズム概要

テンプレートマッチングによる自己位置推定技術は文献[1]で示すように自動運転の公道実証実験において用いられている実績があるため，テンプレートマッチングをベースにマップマッチング技術の開発を行った．

テンプレートマッチングでは，地図画像とセンサからリアルタイムに得られた路面パターンの画像の類似度を計算する．マッチングに使用する画像は図のようなオルソ画像という正射投影により歪み補正を行った画像の形式で表現される．図 2.3.②-2 に示すように，テンプレート画像（センサデータ画像）を(d_x, d_y)だけずらしたときの類似度を計算し，その結果として相関分布という類似度の分布を得ることができる．このとき分布のピークが実際の車両位置である可能性が最も高い場所である，すなわちオフセットの尤度分布と捉えることができる．したがって，この尤度分布を確率分布に変換し，1 時刻前の確率分布から得られる事前確率と掛け合わせ事後確率分布を計算することでピークを時系列的にトラッキングし，オフセットを推定する．

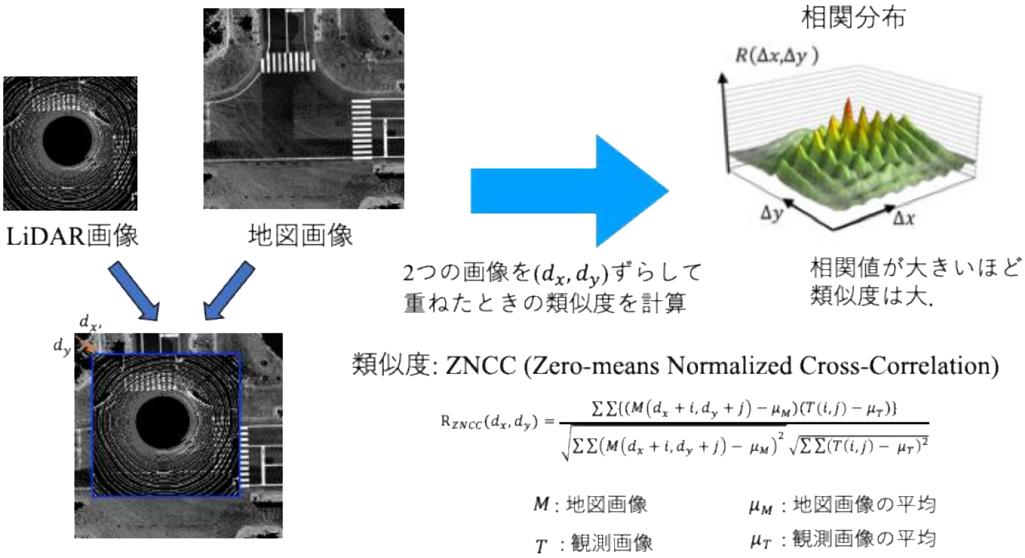


図 2.3.②-2. テンプレートマッチングの外観図

・方位角推定手法

車載グレードの GNSS/INS を使用する場合，安価なジャイロセンサが用いられているために高精度 GNSS/INS と比較して車両方位角が精度良く得られない．そのため，図 2.3.②-3 に示すように，センサの車両方位角を使って LiDAR 画像のマッピングを行うと画像にぶれが発生し位置が正しく推定できない可能性が大きくなる．そこで，上記の位置推定手法に方位角推定を組み込むことで，方位角の精度が低下した場合や車載グレード GNSS/INS を使用した場合においても正しく位置推定を可能とするマップマッチングアルゴリズムを開発した．方位角推定手法を以下に述べる．

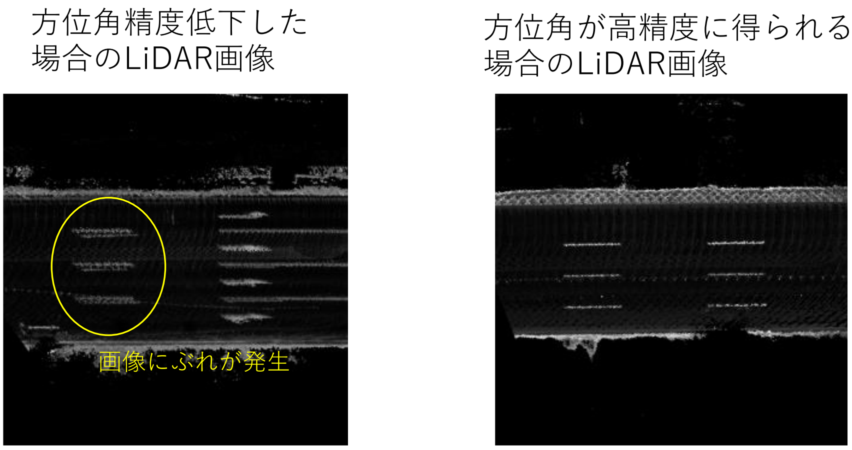


図 2.3.②-3. 方位角精度の LiDAR 画像マッピングに対する影響

ここでは，文献[2],[3]で示されるような Hough 変換をベースとした方位角推定手法を参考に開発を行った．処理の流れを図 2.3.②-4 に示す．LiDAR からリアルタイムに得られたデータを用いてマッピングされた観測画像と，LiDAR 地図画像それぞれについて，エッジ抽出・Hough 変換を行い方位角方向のスペクトラム(Hough スペクトラム)を計算することで，各画像に対する路面パターンの傾きの分布を知ることができる．2 つの画像の Hough スペクトラムに対しテンプレートマッチングなどにより相関分布を計算することで，2 つの画像の間

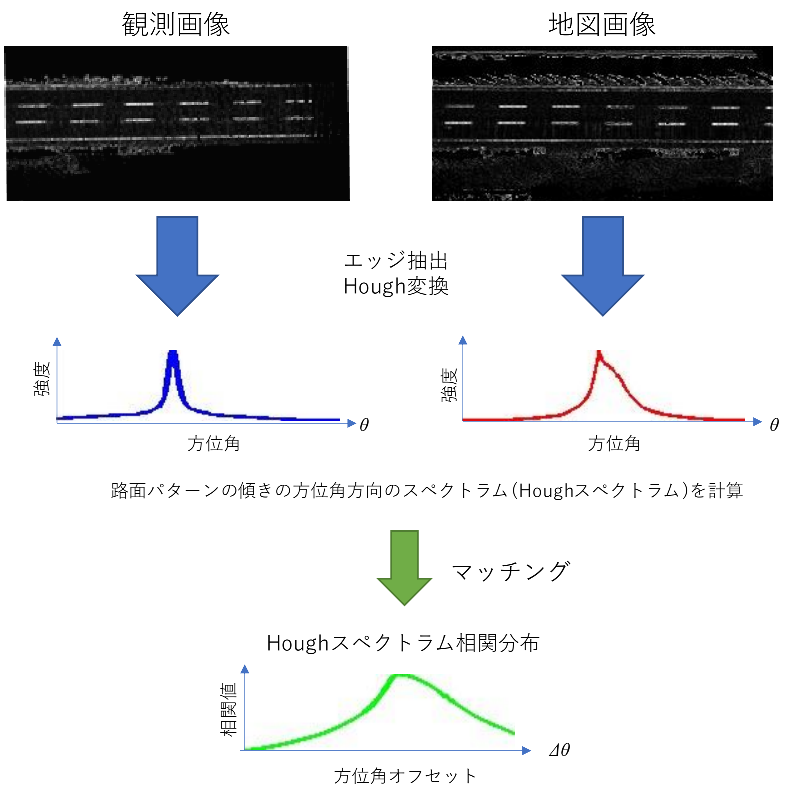


図 2.3.②-4. 方位角推定手法

の角度差，すなわち方位角オフセットの尤度分布が得られる．したがって，この尤度分布のピークから方位角オフセットを求めることが可能である．また，Hough 変換は図 2.3.②-5 に示すように半径方向 ρ と角度方向 θ のパラメータを用いて直線を表すものであるため，位置ずれの影響を受けにくいといった特徴がある．そのため，位置推定と方位角推定を切り分けて考えることができ，これらを同時に実行することでリアルタイムでの処理が可能となる．

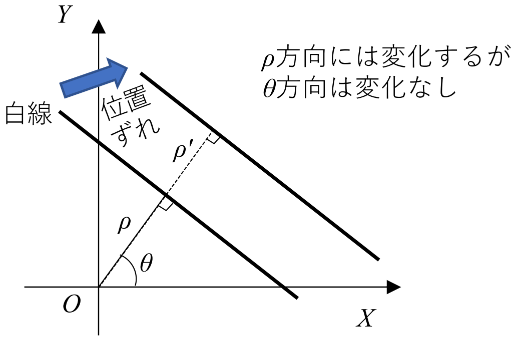


図 2.3.②-5.Hough 変換における位置ずれの影響

・降雨時や遮熱性塗装路面などにおけるロバスト性の向上

降雨時においては，路面が濡れることでレーザが水面で鏡面反射を起こすことによって，路面に対する入射角の大きいレーザほど反射率が低下する傾向がある．この状態で LiDAR 画像を生成すると，反射率を平均化することによって画像全体が暗くなり，画像コントラストの低下が発生する．また，東京臨海部における実証実験から，遮熱性塗装などレーザ反射率が高い路面においても同様にコントラストの低下が起こることを確認した．図 2.3.②-6 にアスファルト路面と遮熱性塗装路面それぞれについて LiDAR 画像を生成した結果を示す．ア

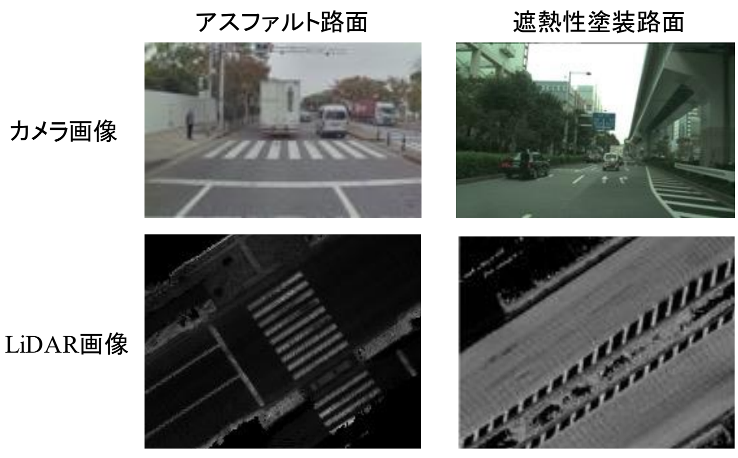


図 2.3.②-6.アスファルト路面と遮熱性塗装路面における LiDAR 画像の比較

スファルト路面のLiDAR画像では白線と路面のコントラストが非常に高くなっているのに対して，遮熱性塗装路面では白線以外の路面部分においても拡散反射が強く起こるために白線とのコントラストが小さくなっている．

このような状況においてコントラストの低下をなるべく抑えるため，光の反射のモデルを考慮することでレーザごとに反射率の補正を行った．水面での鏡面反射はフレネルの式，路面での拡散反射は Lambert モデル[4]によりモデル化を行い，入射角と反射率の関係を求めた．Lambert モデルは，拡散反射を表すために利用される一般的な反射モデルである．反射光はどの角度から見ても一定であり，その強度は入射光と反射表面の法線との角度(入射角)に依存する．入射角が大きくなる(反射面に対して平行に近づく)ほど拡散反射光の強度は小さくなる．この関係に基づき，各レーザについて反射率が同等になるような補正を行うことでコントラスト低下を抑えた画像を生成する(図 2.3.②-7)．

また,マッチング時の相関値の計算には ZNCC (Zero-mean Normalized Cross-Correlation; ゼロ平均正規化相互相関) を用いているため，2 つの画像のコントラストの差がその値に影響を及ぼす．そこで，LiDAR 画像全体に対してコントラスト補正を行うことで，マッチング対象となる地図画像のコントラストに合わせる処理としてヒストグラムマッチングを導入した．

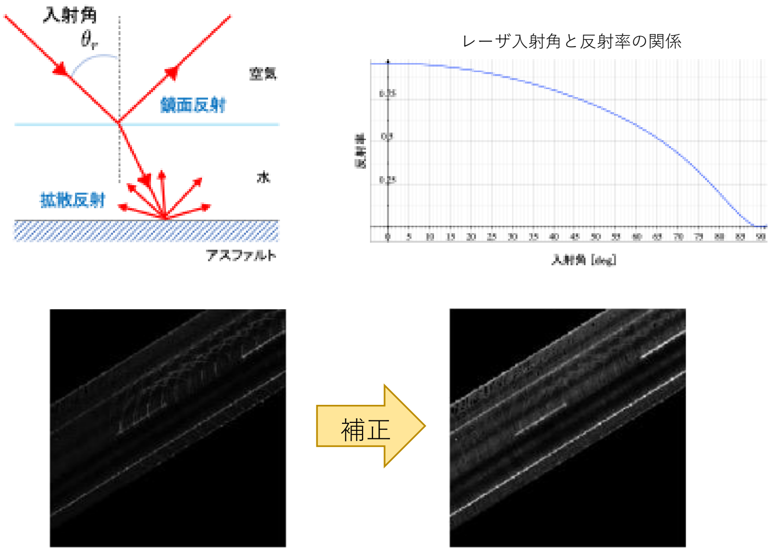


図 2.3.②-7.入射角による反射率の補正

・マップマッチングの精度評価

上記のアルゴリズムを実装し，実走行データを用いて精度検証を行なった．検証には，金沢市内において降雨時に走行したデータを用いる．データ計測は2021年11月22日の16時頃に行なっており，降雨量は7.5mm/h（気象庁の公表)であり，強めの雨が降っている状態であった．図2.3.②-8に走行中のカメラ画像の例を示す．路面には水が張っており，水面で光が鏡面反射していることが確認できる．

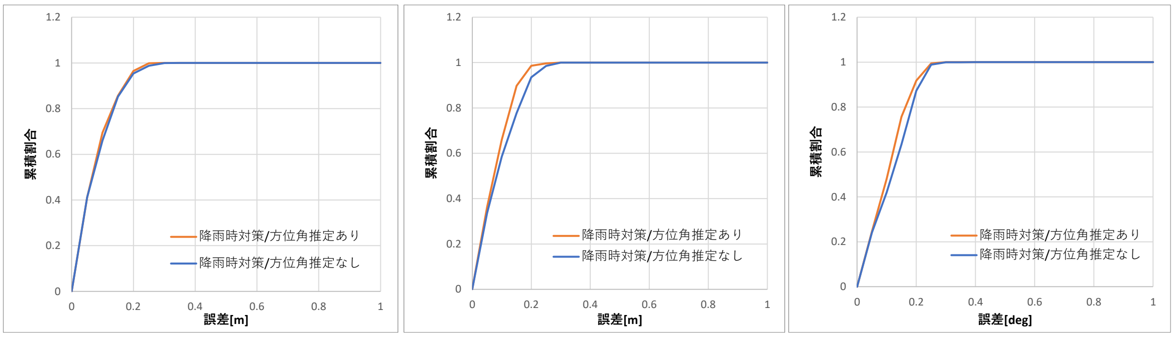
図2.3.②-8.降雨時のカメラ画像

自己位置推定に使用するGNSS/INSはMEMS-IMU搭載のApplanix社のPOSLV-125であり，これは車載グレードのセンサ相当の精度を有している．正解データとしては，より高精度なGNSS/INSである同社のPOSLV 220を使用する．GNSS/INSのデータに対して後処理補正処理を行うことで，数cm単位の精度で位置情報を得ることができるため，これを真値として精度評価を行う．しかし，電波の受信状況によっては位置精度の低下が起こる場合があるため，GNSS/INSが出力する精度情報をもとに位置精度が概ね数cmに収まっている区間を抽出し，データの集計を行うものとする．表2.3.②-1に位置・方位角推定のRMS誤差，図2.3.②-9に位置推定誤差の累積割合のグラフを示す．表2.3.②-1より，ロバスト性向上のための降雨時対策および方位角推定を導入することによって車両縦方向・横方向のRMS誤差が低減されていることが分かる．方位角についてはRMSが低下しているが，誤差累積割合のグラフを見ると小さい誤差の割合が開発手法により増加していることが確認できる．また，図2.3.②-9の位置誤差の累積割合に関しても，特に横方向誤差について小さい誤差に収まるデー

タの割合が増加しており，位置推定のロバスト性が向上していることが確認できた．

表 2.3.②-1. 自己位置推定誤差.

	車両縦方向 RMS 誤差 [m]	車両横方向 RMS 誤差[m]	方位角 RMS 誤差[deg]
降雨時対策/方位角推定あり	0.092	0.085	0.103
降雨時対策/方位角推定なし	0.101	0.088	0.072



(a)車両縦方向誤差　(b)車両横方向誤差　(c)方位角誤差

図 2.3.②-9. 推定誤差の累積割合

しかしながら，割合は小さいものの 30cm 以上の大きな誤差が発生している瞬間もあり，路面の濡れ方によっては位置推定精度に影響があることも示唆されている．そこで，雨量の増加などによる路面の濡れ方等の条件がどのように推定精度に影響するのかを調査し，性能限界を明らかにすることがインフラ提言にとって重要となる．実環境においては，様々な場所で任意の濡れ状態を再現することは非常に困難でありデータ収集に大きな課題があるため，DIVP (Driving Intelligence Validation Platform)事業との連携によって実環境をシミュレーションで再現し，自己位置推定の精度評価および性能限界の調査の効率化を図った．

・DIVP 事業との連携による性能限界評価

DIVP のシミュレータでは，路面の濡れモデルが以下のような 5 段階のレベルで定義されている．

- Level 0: 乾いている状態
- Level 1: 路面に水が染み込んでいる状態
- Level 2: 染み込んだ水が飽和し，路面から染み出している状態
- Level 3: 1mm 程度の薄い水膜が路面に張っている状態
- Level 4: 数 mm の厚い水膜が路面に張っている状態

路面の濡れ方を変化させることにより，自己位置推定にどのような影響があるのかを調査した．また，路面の材質によっても LiDAR 画像の見え方に差異が生じる．アスファルト舗装の路面においては，白線と路面のコントラストが大きいが，遮熱性舗装の路面では赤外線を反射しやすいために，白線と路面とのコントラストが小さくなり路面の濡れによる影響をより受けやすいことが想定される．そのため，アスファルト路面，遮熱性舗装路面による違いについても調査を行なった．

[遮熱性舗装路面での評価]

遮熱性舗装路面において，路面の濡れレベルを変化させたときの LiDAR 画像(コントラスト補正なし)を図 2.3.②-10 に示す．実際の環境と同様に，濡れレベルが大きくなるに従って，反射率が低下していることが確認できる．実際に自己位置推定を行う際には，コントラスト補正後の画像に対してマッチングを行う．そのため，コントラスト補正前後の画像に対して地図とのマッチングを行い，その結果としての相関分布において相関のピークが正しい位置に現れているかを確認した．遮熱性舗装路面においては，Lv.1 と Lv.2 の間に性能限界があることが分かったため，その間の条件をより細かく設定し，同様の検証を行なった．Lv.1.9 までの濡れレベルにおいては相関分布のピークが正しい位置に現れており，Lv.2 の結果においてはピークが正しい位置に得られていない(図 2.3.②-11)．相関分布のピーク位置に基づいて地図画像と LiDAR 画像を重ねたとき，Lv.1.9 のマッチング結果では両者の路面パターンがずれなく重なるが，Lv.2 のマッチング結果では大きくずれた位置で重なっており正しく位置が推定されていない．したがって，Lv.1.9 の濡れ方が性能限界であると考えられる．

実際にシミュレーションデータに対して自己位置推定を適用した結果を図 2.3.②-12 に示している．Lv.1.9 の推定位置は真値と概ね一致しており，Lv.2 の推定位置は誤差が拡大している．

図 2.3.②-10. 各レベルにおける LiDAR 画像

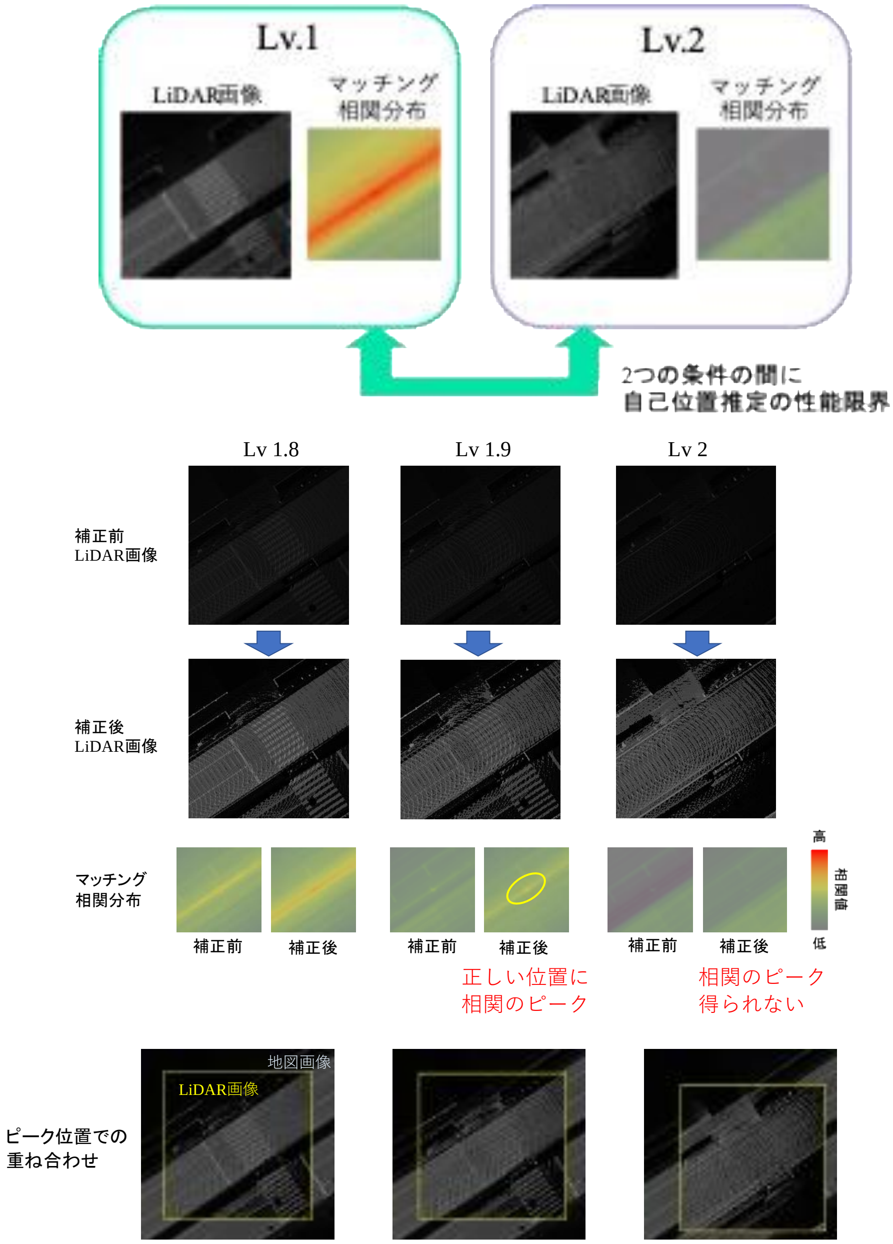


図 2.3.②-11. 性能限界付近の相関分布

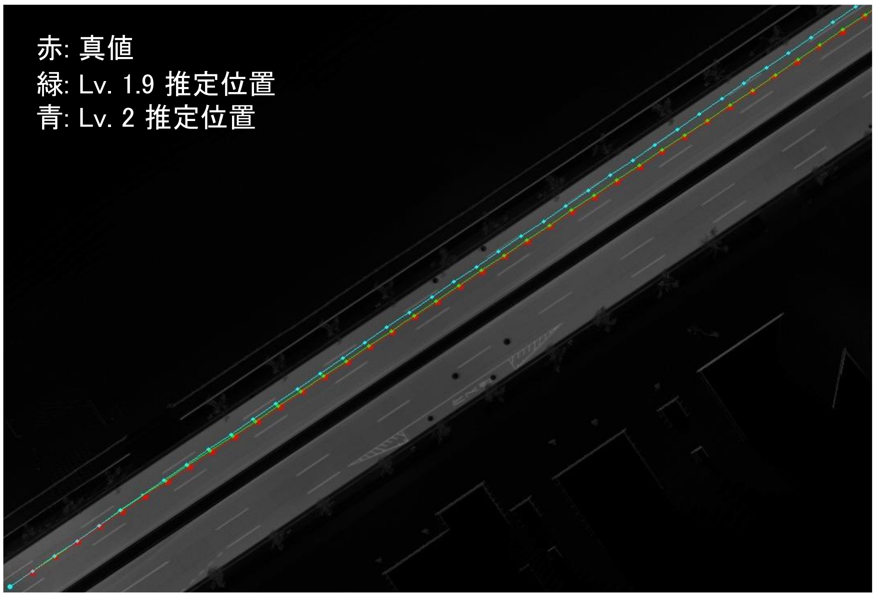


図 2.3.②-12. 遮熱性舗装路面における Lv.1.9 と Lv.2 の自己位置推定結果

［アスファルト路面での評価］

アスファルト舗装路面において，路面の濡れレベルを変化させて遮熱性舗装路面の場合と同様に評価を行なった．アスファルト路面の場合，濡れレベルが大きくなったとき，相関値の全体的な低下は見られるものの相関のピークは得られている(図 2.3.②-13)．そのため，最大の濡れレベル Lv.4 のデータにおいても図 2.3.②-14 に示す通り，自己位置推定結果が概ね真値に一致している．

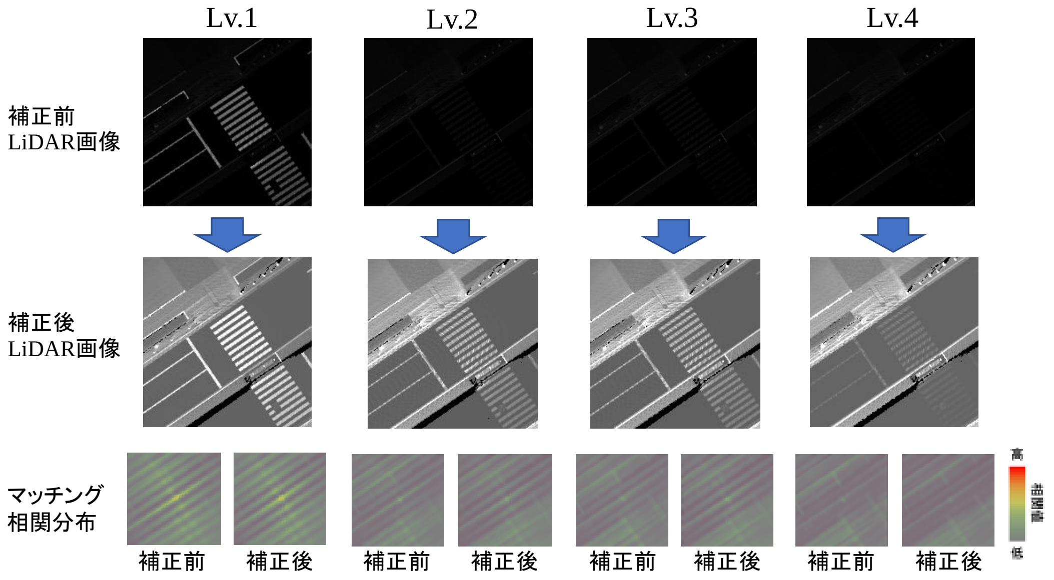


図 2.3.②-13. 各レベルにおける LiDAR 画像と相関分布(アスファルト路面)

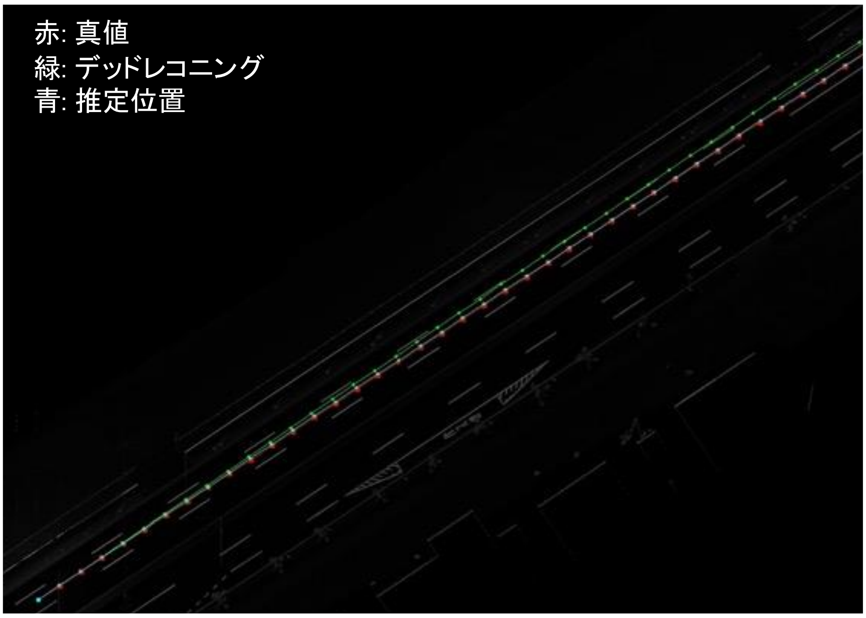


図 2.3.②-14. アスファルト路面における Lv.4 の自己位置推定結果

しかしながら，実環境においては Lv.2 程度の濡れ方の路面でも課題となる場合は存在しており，シミュレーションと実環境との差異がある可能性が考えられる．実際の走行データから課題となるシーンの一例を抽出したものを図 2.3.②-15 に示す．乾いた路面では，LiDAR 画像に地図画像と同様の路面パターンが現れており相関の鋭いピークが得られているが，濡れた路面の LiDAR 画像では一部の破線が薄くなっており，路面パターンが地図画像と大きく異なることで相関分布に複数のピークが出現している．このように，実走行データでは反射率の低下にばらつきがあるため，反射率の低下が一様であったシミュレーションデータでの評価結果との間に差異が現れていると考察できる．したがって，シミュレーションにおいては反射率の低下のばらつきを再現することが，より詳細かつ多様な性能限界評価にとって重要であることが分かった．

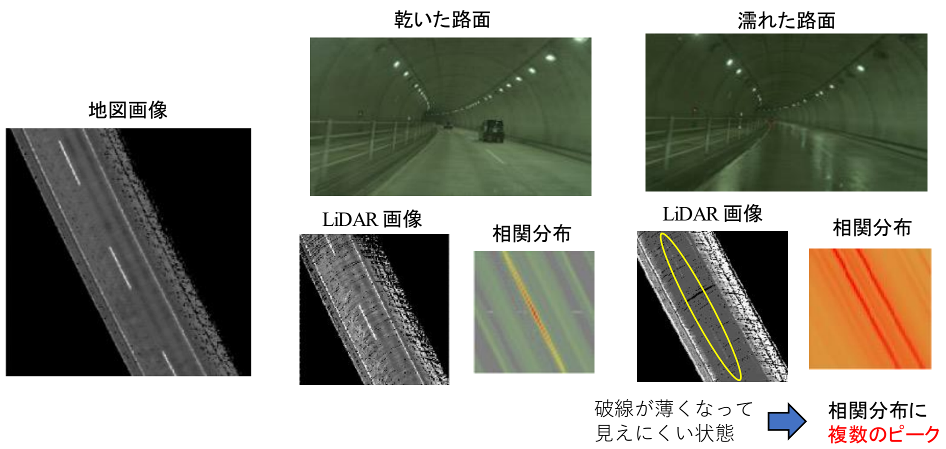


図 2.3.②-15. 実走行データで自己位置推定の課題となるシーン．

【参考文献】

[1] N. Suganuma, D. Yamamoto and K. Yoneda, “Localization for autonomous vehicle on urban roads”, Journal of Advanced Control, Automation and Robotics, vol. 1, no. 1, pp. 47–53, 2015.

[2] A. Censi, L. Iocchi and G. Grisetti, “Scan Matching in the Hough Domain,” Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp.2739-2744, 2005.

[3] Stefano Carpin, “Merging maps via Hough transform,” 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp.1878-1883, 2008.

[4] D. C. Look, "Diffuse Reflection from a Plane Surface", Journal of the Optical Society of America, 55(12), pp.1628-1632, 1965.

③ 白線の状態が自動運転システムに与える影響の調査

(1) 車載センサによる白線状態の把握手法の検討

白線状態の各項目「白線の剥離率」「白線の反射率」「白線と舗装の反射率コントラスト」[1]は，前項のマップマッチング結果に影響する重要な指標となりうる．車載センサによる自動推定値（車載カメラで撮影した画像で，セマンティックセグメンテーションによる白線認識を行うことで推定される白線剥離率）とリファレンス機器による手動計測値（白線を真上からデジタル一眼レフカメラで撮影した画像に，二値化などの画像処理を行うことで得られる白線剥離率）が同じ傾向であることを確認する必要がある．そこで金沢大学構内にて自動推定値と手動計測値の両方のデータを取得し，両者の比較を行った．

・剥離率

リファレンス機器として白線を真上からデジタル一眼レフカメラで撮影する装置を作製した．図 2.3.③-1 に作製した手動計測器の外観を，表 2.3.③-1 に使用したデジタルカメラおよび周辺機器の詳細を示す．

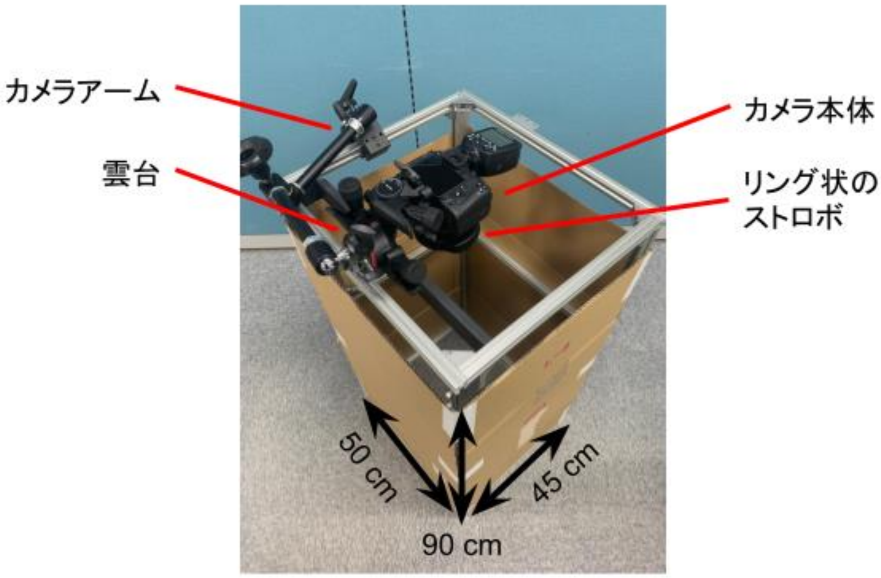


図 2.3.③-1 剥離率のリファレンス機器として作製した装置の外観

表 2.3.③-1　カメラおよびカメラ周辺機器の詳細

機器	メーカー	型番
カメラ本体	Canon	EOS RP
レンズ	Canon	RF 35mm F1.8 MACRO IS STM
ストロボ	Canon	MR-14EX Ⅱ
カメラアーム	Manfrotto	244 Variable Friction Magic Arm
雲台	Manfrotto	MHXPRO-3WG

上記の装置を用いて，金沢大学構内の計 50 箇所の白線において剥離率の自動推定値と手動計測値のデータ取得を行い，両者を比較した．図 2.3.③-2 に剥離率の自動推定と手動計測の様子を，図 2.3.③-3 に剥離率の自動推定値と手動計測値の関係性を示す．

図 2.3.③-2　剥離率の自動推定値（左図）と手動計測値（右図）の比較

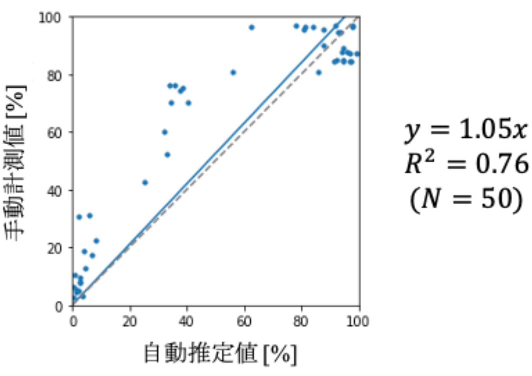


図 2.3.③-3　剥離率の自動推定値と手動計測値の関係性

上図より，自動推定値と手動計測値には同じ傾向があることが確認できる．剥離率が中間程度（自動推定値では約 40%，手動計測値では約 60%）の辺りにおいて自動推定値は手動計測値より低めの値となっているが，これは作製した装

置が白線を間近から撮影しているのに対し，車載カメラは白線から離れた位置から撮影していることが原因だと考えられる．この結果の傾向は，参考文献[2]のものと一致していた．

・反射率およびコントラスト

LiDAR 点群を自車が移動するに従ってマッピングすることで，衛星写真のように上空から見下ろした形の地図画像（反射率オルソ画像）を作成することができる．反射率オルソ画像の各画素の明るさはその地点での反射率の強さを表しているが，画像内のどのピクセルが白線部分なのかを自動的には特定しづらいという課題がある．そこで，図 2.3.③-4 の左側に示すように，LiDAR 点群とセマンティックセグメンテーション画像のフュージョンを用いて，反射率オルソ画像のうち白線部分やその周辺の舗装部分に対応する画素を自動検出することにより，「白線の反射率」および「白線と舗装の反射率コントラスト」の自動推定値を算出した．

金沢大学構内の道路の白線について，上記の手法で算出した自動推定値と，路面標示の反射輝度値を測定する機器として普及している[3]ミロラックス 7（図 2.3.③-4 の右側に示す装置）を用いて計測した手動計測値を比較することで，両者の関係性を確認した．ミロラックス 7 を用いた白線反射率の手動計測値の算出にあたっては，機器的な制約から，白線とその周辺の舗装部分のみの反射率が用いられている．これと条件をそろえる目的で，LiDAR 点群とセマンティックセグメンテーションを用いた白線反射率の自動推定値の算出においても，白線とその周辺の舗装部分のみの反射率を用いることとした．具体的には，図 2.3.③-4 の左側に示すように，反射率オルソ画像から白線部分（赤）と白線周辺の舗装部分（アスファルト：青）のみを抽出して評価に用いた．ただしここで用いる白線部分には，横断歩道も含まれている．この理由は，セマンティックセグメンテーションでは横断歩道も白線として扱われてしまい，これらの分離が難しいからである．そのためここでの白線反射率の数値評価にあたっては，横断歩道と白線の両方を用いることとした．また舗装部分は上記で白線とみなした領域の周辺のみを画像処理により抽出した．

図 2.3.③-4　白線反射率および反射率コントラストの
自動推定値（左図）と手動計測値（右図）の取得の様子

車載 LiDAR で計測できる反射率と，ミロラックス 7 で計測できる反射輝度値は単位が異なるため，直接的な比較が難しい．そこで，白線がかすれたエリアに対する綺麗なエリアの反射率の比（変化率）に着目して，両者の関係性を確認した．金沢大学構内の白線がかすれたエリアと綺麗なエリアの 2 つのエリアで自動推定値と手動計測値のデータ取得を行った．図 2.3.③-5 に白線反射率の自動推定値と手動計測値の関係性を，図 2.3.③-6 に反射率コントラストの自動推定値と手動計測値の関係性を示す．図 2.3.③-5 と図 2.3.③-6 より，白線がかすれたエリアに対する綺麗なエリアの変化率が

- 白線反射率については自動推定値および手動計測値ともに約 1.7 倍
- 反射率コントラストについては自動推定値および手動計測値ともに約 1.5 倍

となっていた．この結果から，自動推定値と手動計測値は同じ傾向があることが確認できた．すなわち，車載センサを用いることでリファレンス機器と同じ傾向で白線状態を自動推定できることが確認された．

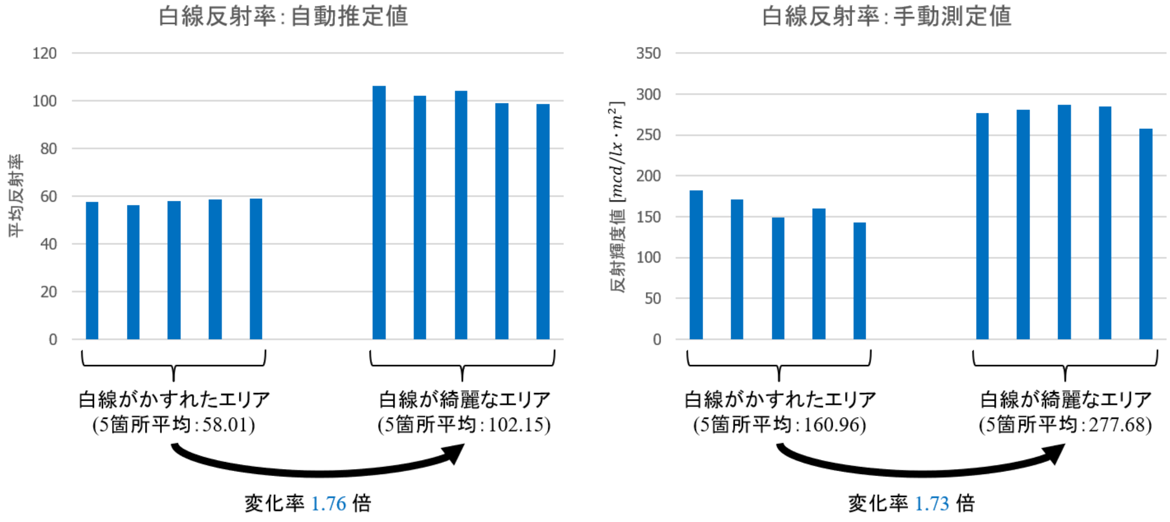


図 2.3.③-5　白線反射率の自動推定値と手動計測値の関係性

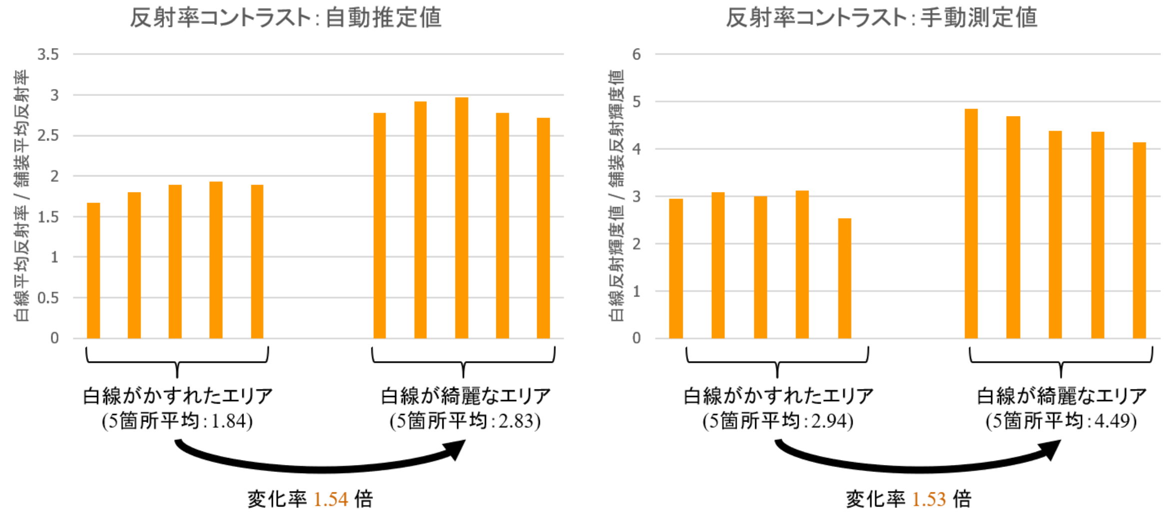


図 2.3.③-6　反射率コントラストの自動推定値と手動計測値の関係性

(2) 白線状態が白線認識およびマップマッチングに及ぼす影響度の評価

車載センサを用いることで白線状態をリファレンス機器と同じ傾向で自動推定できることが確認できたので，次は白線状態が自動運転システムの内の特に白線認識およびマップマッチングにどのような影響を及ぼすのかについて調査を行った．白線認識に及ぼす影響を評価する理由は，白線認識が自動運転システムの中で白線を最も直接的に取り扱う部分だからである．またマップマッチングに及ぼす影響を評価する理由は，白線状態がマップマッチングに用いる反射率オルソ画像の鮮明度に関わるからである．

また，白線状態が自動運転システムに与える影響を調査するにあたり，白線

状態以外の条件を可能な限り一致させるために，同一地域における白線補修工事の実施前後でのデータを比較することが望ましい．そこで自治体からの協力を頂き，石川県かほく市（全長約 6 km の走行コース）および富山県富山市（全長約 35 km の走行コース）の公道における白線補修工事の予定を事前に情報提供頂いた．これらの事前情報を基に，当該地域の白線補修工事の実施前と後でそれぞれ複数回データ取得を行なった．このように白線補修工事の前後でデータ取得を行い比較することで，自動運転システムに及ぼす環境要因を可能な限り白線状態のみに限定した．

・白線認識に及ぼす影響度の評価

白線を認識する技術として，研究テーマ a.「信号機認識技術の開発及び認識が困難な条件の検討」にも用いられているセマンティックセグメンテーションを利用する．車載カメラ画像から自動推定した剥離率を因果関係の原因側，セマンティックセグメンテーション画像の白線部分の認識率を因果関係の結果側として，影響度の評価を統計的に行った．車載カメラ画像は 20 m おきに撮影したものを使用し，剥離率および認識率ともに人手によりアノテーションされた正解画像，つまり白線の元の姿を表す画像を 100% として算出した．図 2.3.③-7 に剥離率が認識率に及ぼす影響度の評価方法の流れを示す．

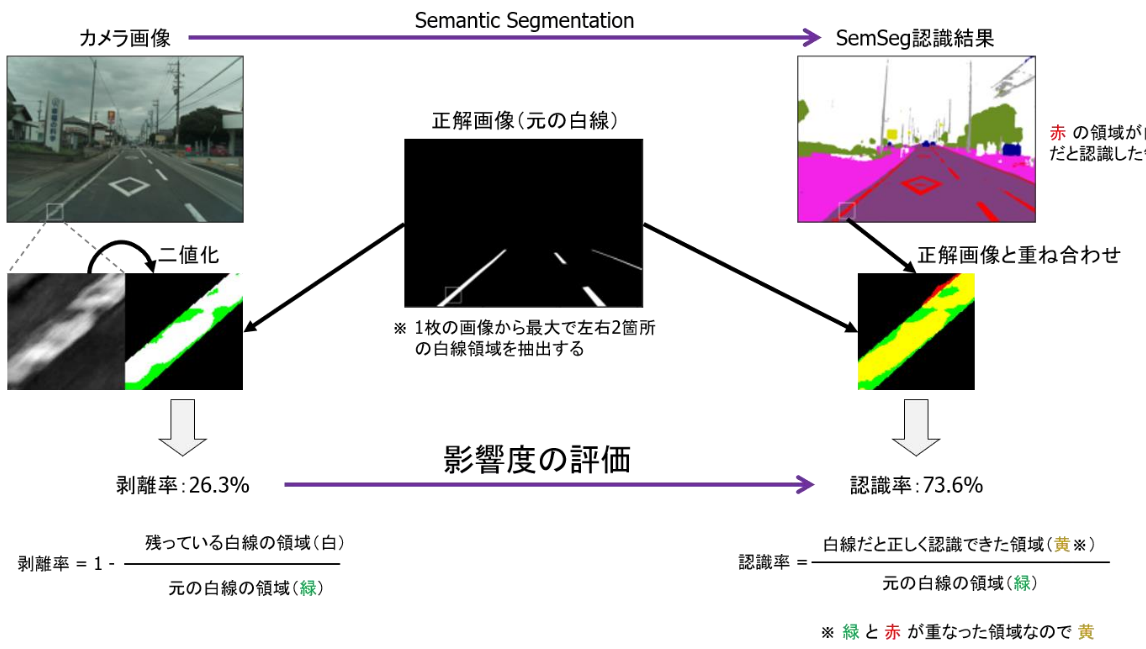


図 2.3.③-7　剥離率が認識率に及ぼす影響度の評価方法

影響度の評価を統計的に行うために，各剥離率における認識率の頻度を集計した．ただし認識率の頻度の様子をヒストグラム図ではなく，ヒストグラム中の認識率の高い方から順に累積した累積頻度図として表している．このようにヒストグラム図から累積頻度図へ変換することで，頻度の“推移”が読み取りやすくなり，各剥離率同士での比較が容易となる．ただし，ヒストグラム図では横軸の左側ほど認識率が低く，右側ほど高いことを示しているのに対し，累積頻度図では横軸が反転しており，横軸の左側ほど認識率が高く，右側ほど低いことを示していることに注意されたい．図 2.3.③-8 にヒストグラム図から累積頻度図への変換の詳細を示す．

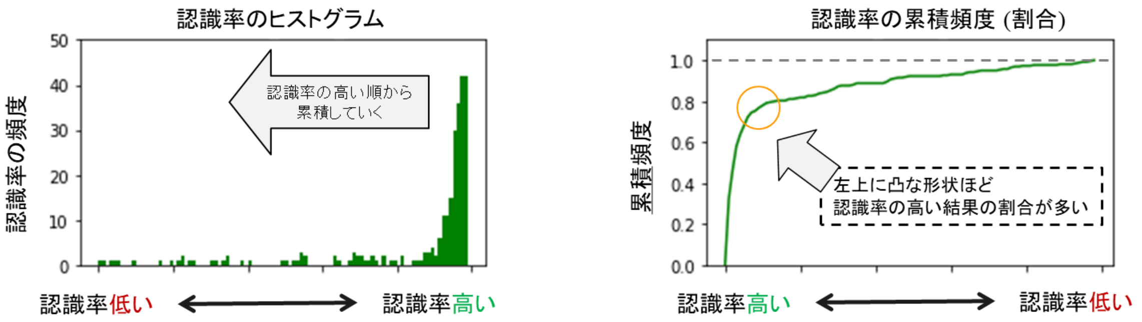


図 2.3.③-8　ヒストグラム図から累積頻度図への変換

本累積頻度図は，グラフが左上に凸なほど「認識率の高い頻度が多い」ことを，右下に凸なほど「認識率の低い頻度が多い」ことを表す． 剥離率を 20%区切りで 5 つにグループ分けし，各剥離率グループでの認識率の累積頻度図を比較したものを図 2.3.③-9 に示す．図 2.3.③-9 より，剥離率が低いほど（つまり白線が綺麗なほど）認識率が高い頻度が多くなり，一方で剥離率が高いほど（つまり白線がかすれているほど）認識率が低い頻度が多くなる傾向にあると分かる．

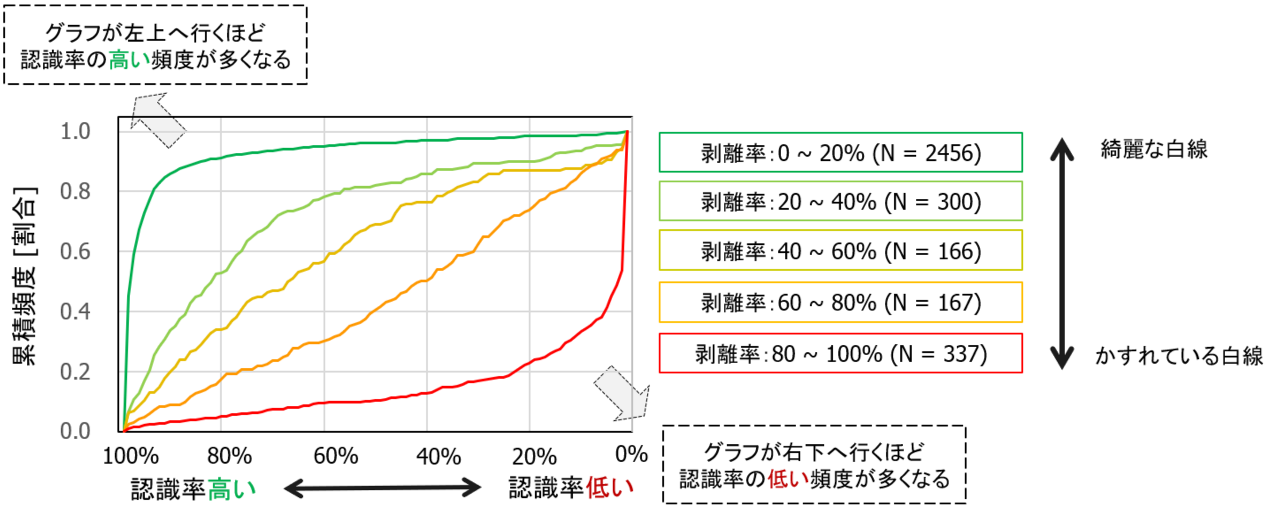


図 2.3.③-9　各剥離率グループにおける認識率の累積頻度図

・マップマッチングに及ぼす影響度の評価

事前に作成してある地図用オルソ画像と，走行中のリアルタイムデータから作成される反射率オルソ画像をマッチングすることで，自車の現在位置の特定（自己位置推定）をセンチメートルオーダーで行なっている場合もある．白線の状態が劣化していて白線反射率や反射率コントラストが低下していると，走行中にリアルタイムで作成する反射率オルソ画像の鮮明度も低下するため，地図用オルソ画像とのマッチングが曖昧になってしまう恐れがある．そこで車載 LiDAR から自動推定した反射率コントラストを因果関係の原因側，マッチング相関分布のピーク位置の誤差およびピークの鋭さ（標準偏差）を因果関係の結果側として，影響度の評価を統計的に行った．相関分布のピーク位置の誤差は高精度 GNSS の後処理補正位置を真値として計算しており，相関分布の標準偏差はピーク位置周りで計算している．実際の自動運転システムでは，このマップマッチングの結果に加えて高精度 GNSS からの情報等も織り交ぜて時系列的に処理したものを最終的な自己位置推定結果としている．ただし本調査では，白線状態とは関係のない影響要因（GNSS 等）を可能な限り除外して議論するために，単一フレームでのマップマッチングについてのみに着目した．図 2.3.③-10 に反射率コントラストがマップマッチングに及ぼす影響度の評価方法の流れを示す．

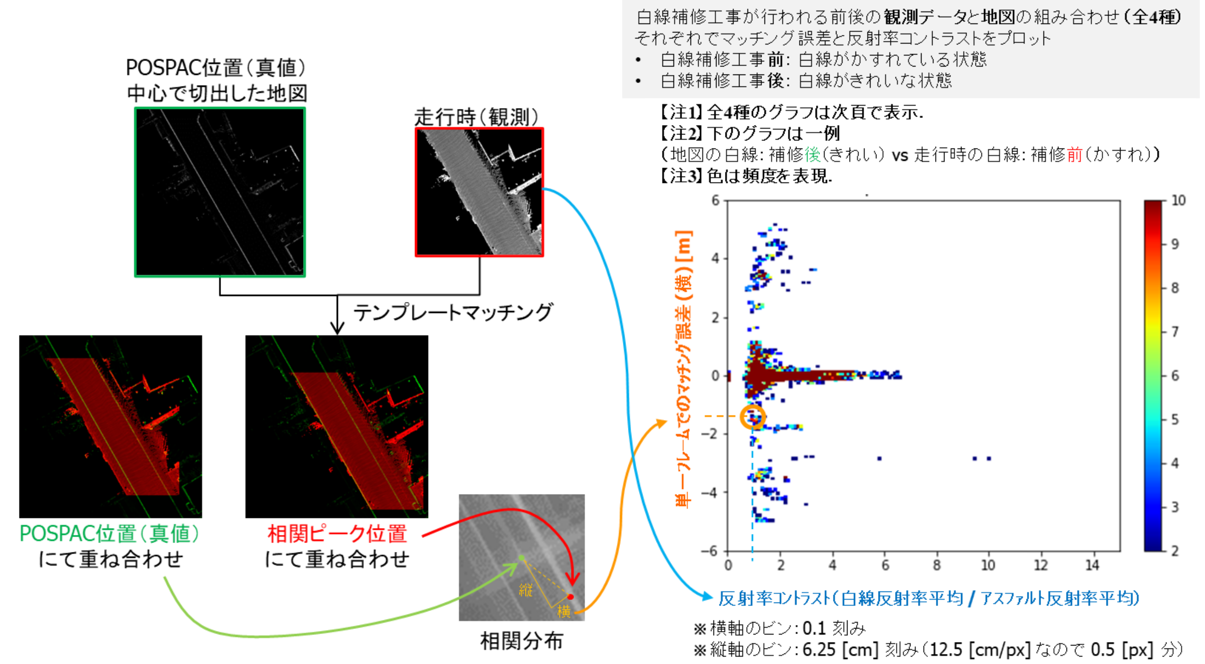


図 2.3.③-10　反射率コントラストがマップマッチングに及ぼす影響度の評価方法

富山県富山市の公道での走行データを用いて，白線補修工事が行われる前（白線がかすれている状態）と行われた後（白線が綺麗な状態）でマップマッチングの結果を比較することで，白線の状態がマップマッチングへ及ぼす影響度の評価を行った．ただしマッチングの品質には，走行中のリアルタイムデータから作成される反射率オルソ画像（観測画像）の鮮明度だけでなく，地図用オルソ画像（地図画像）の鮮明度も影響するため，全部で以下の 4 つの組み合わせが考えられる．

① 地図中の白線は綺麗だが，走行時は白線がかすれている
→ 地図データ取得後に現実の白線が経年劣化してしまったケースに相当

② 地図中の白線も綺麗で，走行時も白線が綺麗
→ 地図データおよび現実の白線ともに良くメンテナンスされているケースに相当

③ 地図中の白線もかすれていて，走行時も白線がかすれている
→ 地図データは更新されているが現実の白線はメンテナンスされていないケースに相当

④　地図中の白線はかすれているが，走行時は白線が綺麗

→　白線補修工事が行われたが地図データはまだ更新されていないケースに相当

各ケースにおける，観測画像の反射率コントラストに対するマッチング相関分布のピーク位置の誤差を図 2.3.③-11 に示す．プロット点が縦軸の 0 付近から上下に離れるほどマップマッチングの誤差が大きいことを表し，青いほど頻度が少なく，赤いほど頻度が多いことを示している．図 2.3.③-11 より，①と④のケース，つまり地図画像と観測画像で白線の状態が大きく異なるケースでは，マップマッチングの車両横方向の誤差が大きくなる場所が点在していることが分かる．これは自動運転を行うにあたり理想的ではないものの，時系列処理（誤差の大きい場面では観測情報よりも過去の情報を信じるような処理）を行うことでカバーできる可能性があり，自動運転として全く成立しないレベルとまでは言えないので，図 2.3.③-11 中では△と表記した．一方で②と③のケース，つまり地図画像と観測画像で白線の状態が近いケースでは，白線状態の良し悪しに関わらず，概ねすべての状況でマップマッチングの車両横方向の誤差は小さいことが分かる．誤差が大きい場所もみられるもののその頻度は非常に少なく，自動運転への影響はかなり限定的と考えられるため図 2.3.③-11 中では○と表記した．

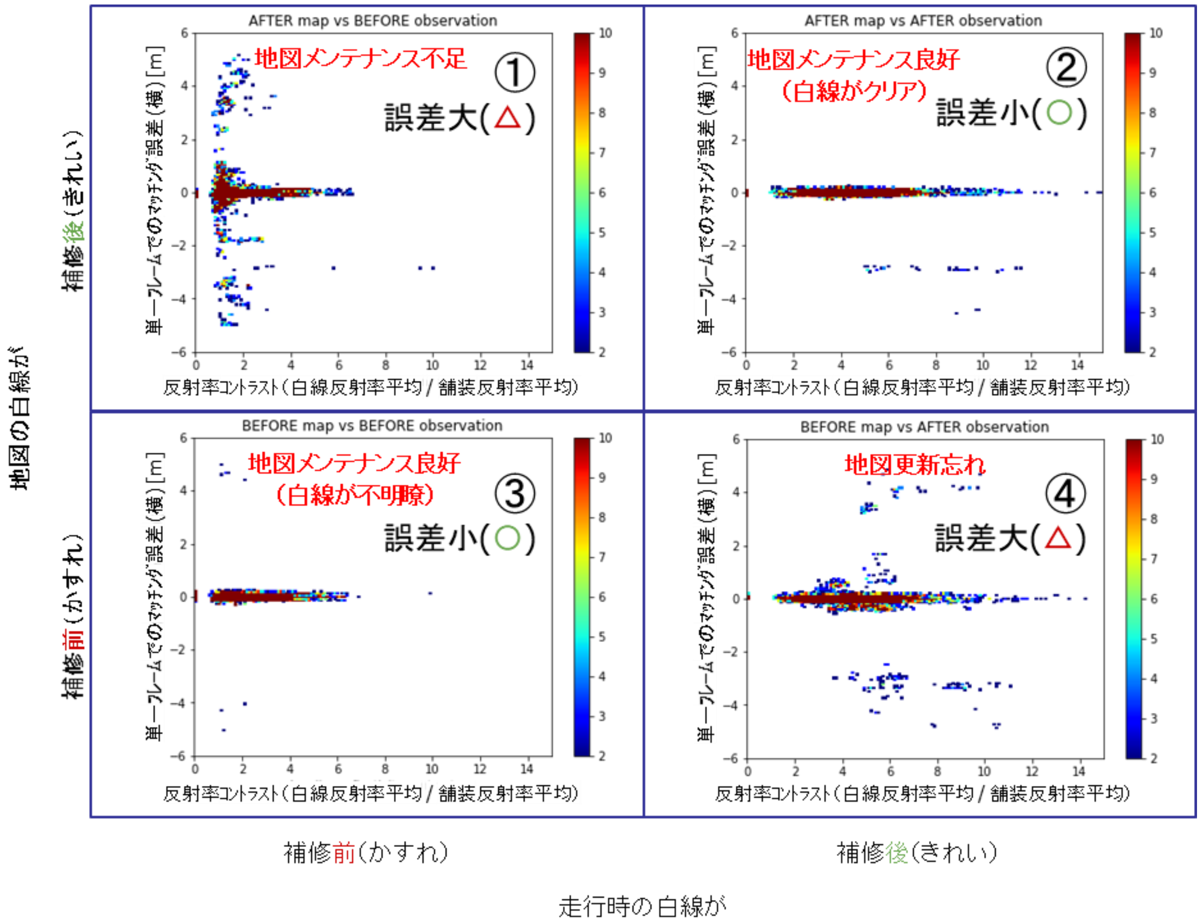


図 2.3.③-11　観測画像の反射率コントラストに対する
マッチング相関分布のピーク位置の誤差

ただし②のケースと③のケースにおける同一箇所でのマッチング相関分布を比較してみると，両ケースともピーク位置自体は正しいが，②のケースよりも③のケースの方が相関ピークの鋭さが低いことが確認された．このことを図 2.3.③-12 に示す．図 2.3.③-12 は，観測画像（赤色）を相関ピーク位置に従って地図画像（緑色）上に重ね合わせ，そのときの相関分布をグレースケールで示したものである（黒いほど相関値が低く，白いほど相関値が高い）．また，このときの地図画像は車両位置の真値を中心として切り出しているので，相関ピーク位置が画像中央であればピーク位置は正しいということになる．図 2.3.③-12 より，左側の②のケースは相関分布のピークがより鋭く，③のケースは相関分布のピークがなだらかであることが分かる．これは，②のケースよりも③のケースの方がマッチングの確信度が低いということを意味している．そこで以降,「マッチングの確信度」を「相関分布のピーク位置周りの車両横方向の標準偏差の小ささ」で評価する．

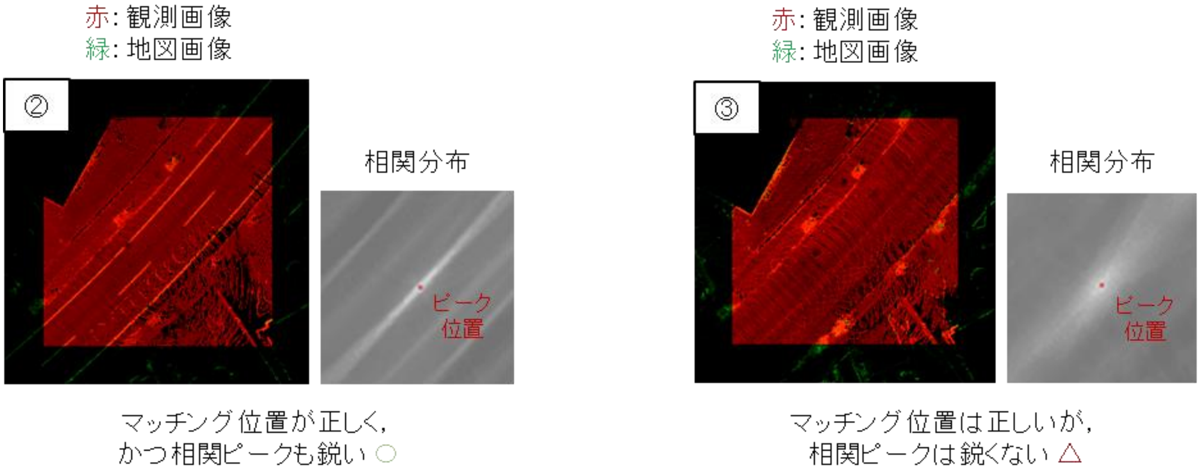


図 2.3.③-12　同一箇所でのマッチング相関分布の比較

ここで②と③のケースにおける，観測画像の反射率コントラストに対するマッチング相関分布の標準偏差を図 2.3.③-13 に示す．縦軸の標準偏差の値が低いほど相関分布のピークが鋭い，つまり確信度が高いことを表す．また図 2.3.③-11 と同様に，プロット点の色は青いほど頻度が少なく，赤いほど頻度が多いことを示している．図 2.3.③-13 より，②のケースでは，反射率コントラストが大きくなるにつれて標準偏差が小さくなる，つまり相関分布のピークが鋭くなり，確信度は高くなる傾向があることが分かる．一方で③のケースでは，同じ反射率コントラスト（横軸の値が 1.0 ～ 2.0 の辺り）でも標準偏差が小さいときもあれば大きいときもある，つまり相関分布のピークが鋭かったり鋭くなかったりと，不安定であることが分かる．また③のケースでは，反射率コントラストが高くなっても（横軸の値が 2.0 以上の範囲でも）標準偏差は②と比較して大きいままであり，全体的に相関分布のピークは鋭くなく，確信度が低い傾向にあることが分かる．

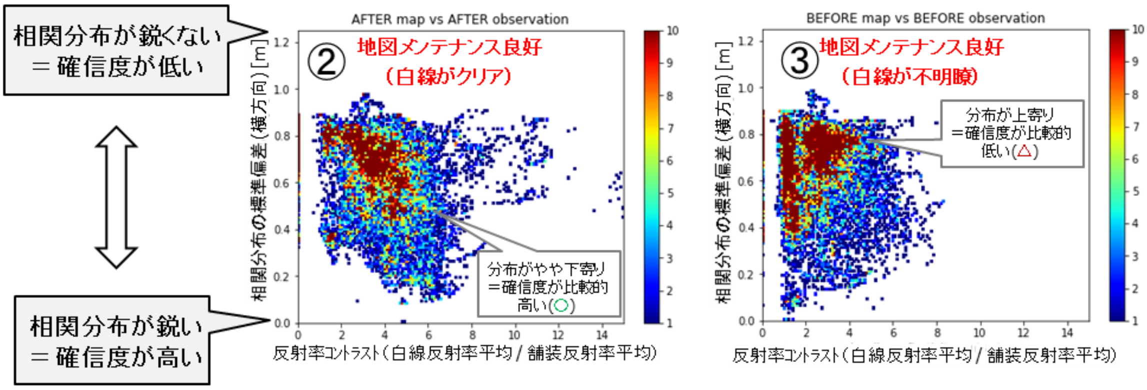


図 2.3.③-13　観測画像の反射率コントラストに対する
マッチング相関分布の標準偏差

ここで影響度の評価を統計的に行うために，各反射率コントラストにおけるマッチング相関分布の標準偏差の頻度を集計した．ただし図 2.3.③-9 と同様に，ヒストグラム図ではなく累積頻度図で各反射率コントラスト同士での比較を行う．本累積頻度図は，グラフが左上に凸なほど「標準偏差が小さい（ピークが鋭い）頻度が多い」ことを，右下に凸なほど「標準偏差が大きい（ピークが鋭くない）頻度が多い」ことを表す．反射率コントラストを 1.5 区切りで Lv.1 から Lv.5 までの 5 つにグループ分けし，各反射率コントラストグループでの標準偏差の累積頻度図を比較したグラフを図 2.3.③-14 に示す．図 2.3.③-14 より，反射率コントラストが高いほど標準偏差が小さい（ピークが鋭い＝確信度が高い）頻度が多くなり，一方で反射率コントラストが低いほど標準偏差が大きい（ピークが鋭くない＝確信度が低い）頻度が多くなる傾向にあると分かる．

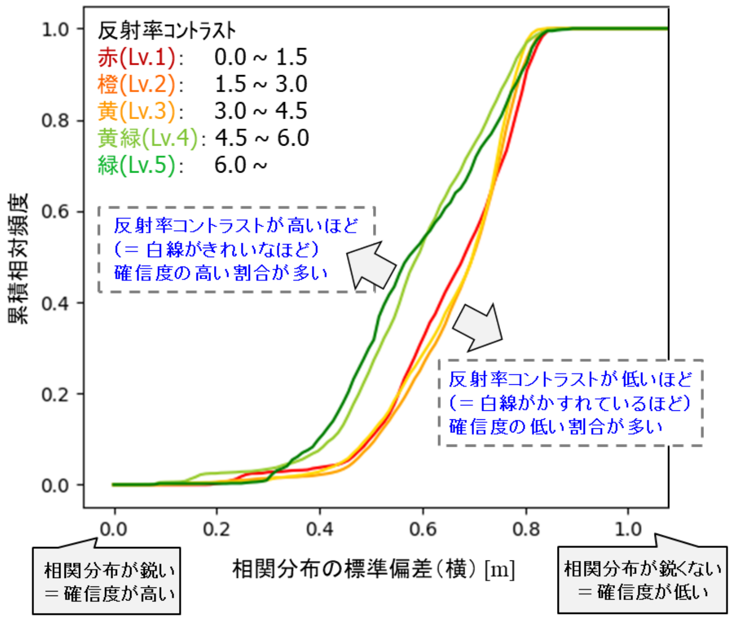
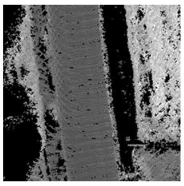
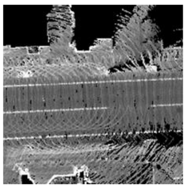
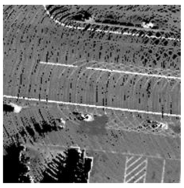
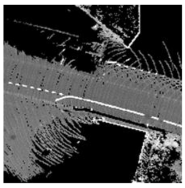
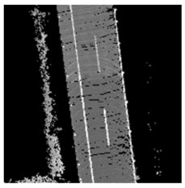


図 2.3.③-14　各反射率コントラストグループにおけるマッチング相関分布の標準偏差の累積頻度図

各反射率コントラストグループにおける観測画像と，その画像における相関分布の標準偏差の具体例を図 2.3.③-15 に示す．一般にマップマッチングでは，白線の反射率データだけでなく，周辺環境（建物のエッジなど，道路管理者の管理が及ばないところ）などの反射率データも同時に用いられる．しかし反射率コントラストが低いグループの観測画像（Lv.1）では道路の白線が確認しにくく，相関分布の標準偏差も大きい．このような環境では，マッチングにおいて道路の白線よりも周辺環境が重要視されていると考えられる．一方で，反射率コントラストが高いグループ（Lv.4 や Lv.5）では，白線が観測画像上でも視認しやすく，また相関分布の標準偏差も小さくなっていることが確認できる．こちらでは，マッチングにおいて道路の白線が重要な役割を担っていると考えられる．

	Lv.1	Lv.2	Lv.3	Lv.4	Lv.5
反射率コントラストの範囲	0.0 ~ 1.5	1.5 ~ 3.0	3.0 ~ 4.5	4.5 ~ 6.0	6.0 ~
観測画像					
反射率比	0.53	1.98	3.43	5.51	6.56
相関分布の標準偏差(進行方向) [m]	1.47	1.30	1.28	1.41	1.44
相関分布の標準偏差(横方向) [m]	0.88	0.75	0.61	0.42	0.21

相関分布は鋭くない（標準偏差が大きい）

相関分布は鋭い（標準偏差が小さい）

※人間の目で見た印象は，観測画像から得られる数値的な特徴と必ずしも一致しない

図 2.3.③-15　各反射率コントラストグループにおける
観測画像とマッチング相関分布の標準偏差

ところで，マッチング相関分布の相関値は，白線部分のみに由来する成分と，その他の領域（周辺領域）が由来の成分とに分けることができる．反射率コントラストの大きさマッチングで白線と周辺領域のどちらが重要視されているのかを調べるために，マッチング相関分布のピーク値（最大相関値）のうち白線部分のみに由来する成分の比率（以下，白線の相関値比）を集計した．各ケース①～④において，白線の相関値比の累積頻度図を比較したものを図 2.3.③-16 に示す．図 2.3.③-16 の中央図が全体での比較，左図は中央図のうち横軸の値（白線の相関値）が負の領域を拡大したグラフ，右図は地図画像と観測画像で白線の状態が近い場合の結果を中央図から抽出して比較したグラフである．これらの図に共通して，横軸の値（白線の相関値比）が負の領域は，マッチングが行われた際に白線部分の相関値が負であったこと，すなわちマッチングにおいて白線領域が悪影響を及ぼしていたことを表している．

図 2.3.③-16 の左図をみると，①と④のケースでは横軸が負の領域からグラフが立ち上がっていることから，マッチングにおいて白線領域が悪影響を及ぼしている場所があったことが確認される．①は地図データ取得後に現実の白線が経年劣化してしまったケース，④は白線補修工事が行われたが地図データはまだ更新されていないケースであり，どちらも地図上の白線の状態が実際と乖離した場合に相当する．一方で，②や③のケースのように地図画像と観測画像で白線の状態が近い場合は，横軸が負の領域ではグラフが立ち上がっておらず，マップマッチングで白線が悪影響を及ぼした場所はみられない．以上の

ことから，白線がマップマッチングに悪影響を及ぼさないようにするためには少なくとも，地図データの更新を継続的に行うことで地図データ上の白線の状態を実際の状態と近いものに保つことが望ましいと考えられる．

また，②と③のケース，つまり地図画像と観測画像で白線の状態が近い場合について，白線状態の良し悪しがマップマッチングにおける白線の相関値比にどの程度影響するかを比較する．そのために，図 2.3.③-15 に示したグラフのうち，②と③の結果に着目する．③のグラフは白線の相関値比が小さい正の値のところ（0.25 以下）で立ち上がっている．つまり，③のように地図データの更新はされているものの現実の白線はメンテナンスされていないケースでは，マッチングにおいて白線は悪影響を及ぼしてはいないもののあまり効果的ではなく，むしろ周辺環境（道路管理者の管理が及ばないところ）の影響度が相対的に高い，ということが分かる．これは,「白線の相関値比が低い場所で周辺環境が突然変化すると，マップマッチングの精度や，ひいては自動運転の安全性が担保できなくなる危険性」につながると考えられる．一方で，②のグラフは白線の相関値比が比較的高いところ（0.25 以上）で立ち上がっている．つまり，②のように地図データおよび現実の白線ともに良くメンテナンスされているケースでは，マッチングにおいて白線が効果的に使われており，周辺環境の影響度が相対的に低くなっている．したがって，周辺環境の変化がマッチングに及ぼす影響を抑制するためには，白線のメンテナンスをできるだけ継続的に行う必要があると考えられる．

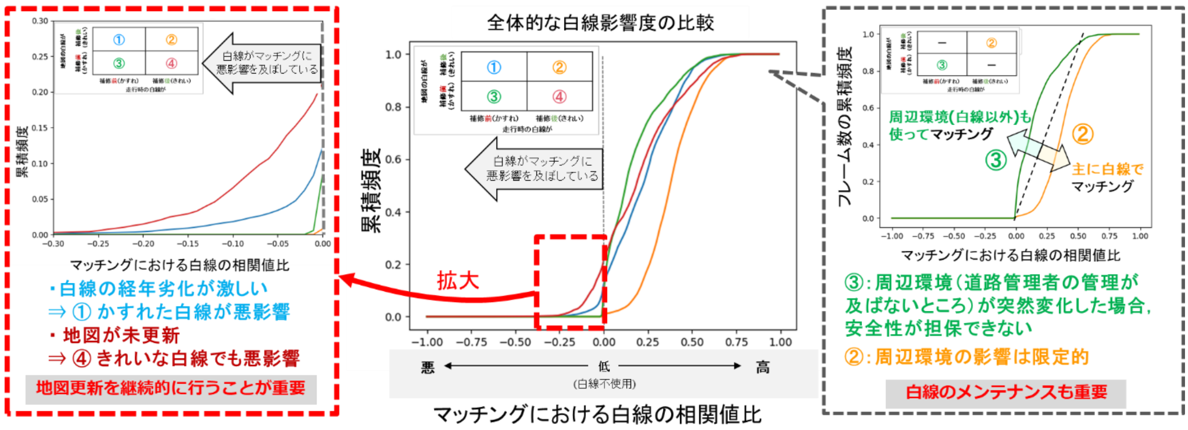


図 2.3.③-16　各ケースのマッチングにおける白線相関値比とその累積頻度

左：横軸の値（白線の相関値）が負の領域のグラフの拡大図

中央：全体図

右：地図画像と観測画像で白線の状態が近い場合の比較

【参考文献】

[1] 木下雅央，浅田拓海，本多誠司，亀山修一，川端伸一郎，“道路区画線の剥離評価と夜間視認性評価に関する研究”，土木計画学研究・講演集，Vol.42，Paper ID:158，2010.

[2] 浅田拓海，本多誠司，亀山修一，”画像特徴量を用いた道路区画線剥離率推定法の開発”，土木学会論文集E1（塗装工学），Vol. 67，No. 1，pp. 10-21，2011.

[3] 一般社団法人 全国道路標識・標示業協会，“路面標示と交通安全”，2017.

2.4.d.「SAKURA-DIVP と連携したシミュレータおよびシナリオの検証」

① 人工知能(AI)に基づく歩行者の行動予測

歩行者や車などの移動体が未来の時刻にどのような経路で移動するかを推定する技術である経路予測において，移動体が経路を決定する要因は，対象物体周囲の環境などの外的要因と予測対象自身が保有している内的要因に分けることができる．外的要因は，例えば歩行者と車がガードレールなどで隔てられていない場所を走行する場合，側道に車が停車していると歩行者は走行路にはみ出して歩く，というような状況である．一方，内的要因は，性別や年齢などの属性情報であり，例えば子供は周辺に注意を向けることなく，急に道路に飛び出す，というような状況である．このような状況において，パスプランニングを実現するためには，移動体の行動を予測することが重要となる．

- 経路予測手法の調査

-Social LSTM [1]

シーン内の複数の歩行者の移動経路を同時に予測する LSTM による経路予測手法であり，予測対象毎に個別の LSTM を用意している．この手法では，予測対象周囲に存在する他の歩行者間のインタラクションを考慮するために Social Pooling Layer(S-Pooling)を提案している．S-Pooling は，予測対象を中心とした特定の範囲内の全対象の位置座標，すなわち動的対象に関する空間情報を Pooling し，次時刻の LSTM への入力として使用する．

-Convolutional Social Pooling [2]

図 2.4.①-1 のように，高速道路における車両の行動を予測する手法である．Social LSTM で使用されている S-Pooling は空間情報を全結合層へ入力した後，次時刻の予測対象の経路を予測している．しかし，全結合層へ入力した場合，対象間のインタラクションに関する空間情報が壊れてしまう．そのため，この手法では， S-Pooling を改良した Convolutional Social Pooling を提案している．

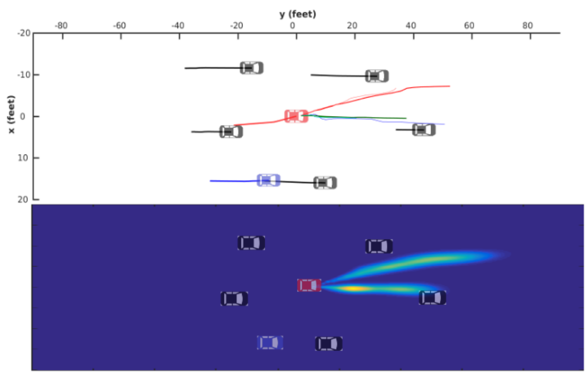


図 2.4.①-1 予測対象(赤)，他対象(黒，青)

-Social Attention [3]

ロボット分野における人のナビゲートを目的とした手法である. 従来は近隣に存在する対象間のインタラクションのみを考慮しているが, この手法では遠方の対象の相互作用も考慮している. さらに, 近隣の対象に対してより重視している. この手法は, グラフィカルモデルで使われるエッジ・ノードで対象間の位置関係, 次時刻の対象の予測値を取得している. ただし, グラフィカルモデルとは異なる方法で問題を定義した手法で解いており, 論文中では時空間グラフとして表現している(spatio-temporal graph(st-graph)).

-Social GAN [4]

画像生成手法である GAN を使用した経路予測手法である. 従来の手法の予測値は確率, または直接予測値を出力していたが, この手法では, 図 2.4.①-2 のように, GAN を用いることで幾つかの予測経路を生成し, 最適な予測経路を抽出する. また, 対象間のインタラクションを考慮するために, Pooling Module(PM)の提案をしている. PM は, 予測対象と周囲に存在する移動対象の位置情報の差分を算出した後, 予測対象の位置情報, ノイズベクトル z と共に LSTM への入力として用いる.

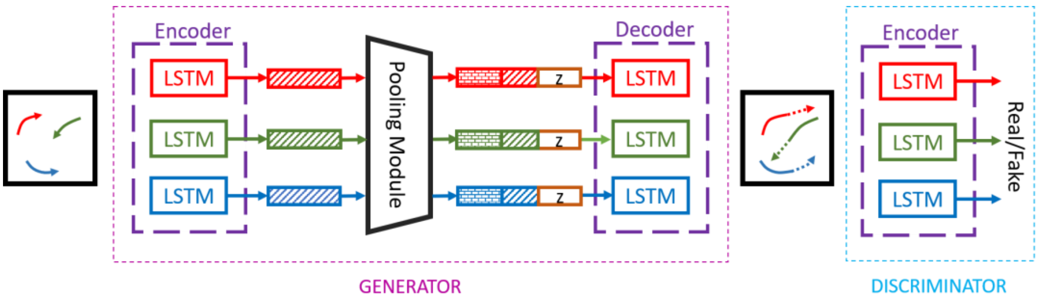


図 2.4.①-2 Social GAN の外観図

-SoPhie [5]

Social GAN に歩道や道路などの静的環境を加えた経路予測手法である．この手法では，静的環境を考慮した Physical Attention，対象間の相互作用，すなわち経路に関する動的環境を考慮した Social Attention の 2 つの Attention Module を導入している．その後 2 つの Attention Module を連結し LSTM への入力として用いる．図 2.4.①-3 のように，LSTM の出力に対してノイズベクトル z を連結し Social GAN と同様に最適な経路を生成する．

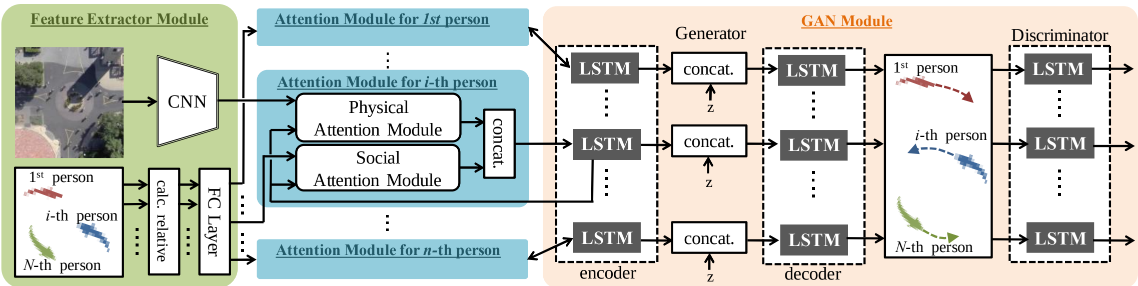


図 2.4.①-3 SoPhie の外観図

-属性を考慮した経路予測 [6]

移動対象の属性，移動対象周囲の環境，過去の移動対象の位置座標を入力とする経路予測手法である．経路予測モデルの概要を図 2.4.①-4 に示す．移動対象の属性は，車，自転車，歩行者を one-hot vector で表現している．環境情報では，シーンラベルを CNN へ入力し，環境に関する特徴ベクトルを抽出する．過去の移動対象の位置情報は，各時刻における移動対象の座標である．これらの情報を LSTM に入力し，ネットワークの出力として次の時刻の位置情報を得る．予測時には，ネットワークの出力を次の時刻の入力として逐次的に入力することで，過去の情報を考慮した予測を実現する．これにより，移動対象の移動速度の違いや移動する領域の違いを考慮した経路予測を実現できる．

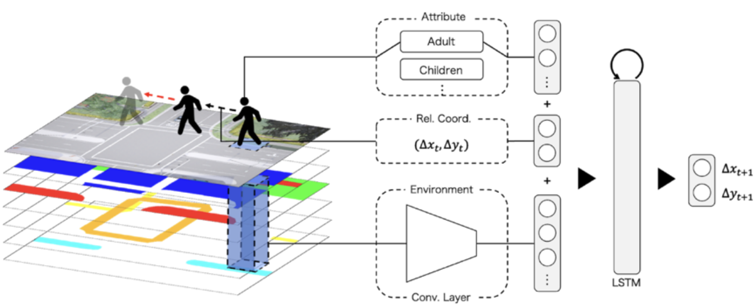


図 2.4.①-4 属性と環境情報を考慮した経路予測モデルの概要

● 属性認識アルゴリズムの検討

2019 年度は，内的要因である歩行者の属性認識アルゴリズムの検討を行った．歩行者の属性は，性別や年代，カバンの保持の有無，服装など，多岐にわたる．これらを同時に認識する方法としてマルチタスク学習がある．従来の属性認識手法であるDeepMAR[7]は，各属性を個別に認識しているため，処理時間がかかる．そこで，本検討では，マルチタスク学習が可能な Attention Branch Network(ABN)[8]をベースとして，属性認識を行った．ABN は，一般物体認識手法の1つであり，認識する際にどこに着目したかをアテンションマップとして獲得できる．そのため，属性認識において，重要な場所を視覚的に把握することができる．

ABN は，Class Activation Mapping (CAM) の構造をベースとし， Attention branch を用いて，推論時におけるネットワークの注視領域を Attention map として獲得する．その後，Attention branch で獲得した Attention map を Feature extractor で抽出した特徴マップに反映する． 最終的に，Perception branch で認識結果を出力する．ABN をマルチタスクに応用する場合，図 2.4.①-5 に示すように Perception branch をタスク数分配置し，特定の属性に属しているか否かを複数認識する．

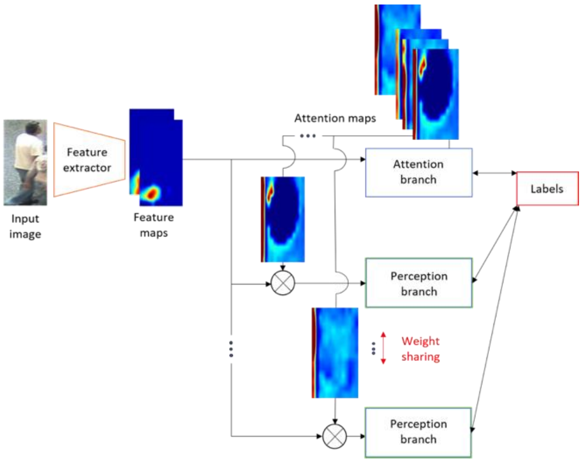


図 2.4.①-5 ABN による属性認識のネットワーク構成

評価には，Pedestrian Attribute (PETA) dataset [9]を用いた．PETA dataset は，既存の小規模なデータセットを統合して構成しており，多様なカメラ角度，解像度の画像が含まれるため，汎化性能の高いモデルを学習することができる．属性には，関心の高い性別や年齢層，外観，上半身及び下半身のスタイル，アクセサリーなど 61 種類があり，各属性に対して yes/no の2値判定を行った．本実験では学習に 11,400 枚，評価に 7,600 枚を用いた．なお，既存手法と同様の比較を行うため，使用した属性は 61 属性中 35 属性である．

従来手法と ABN による属性認識の評価結果を表 2.4.①-1 に示す． ここで，odd は従来手法に対して ABN が幾つの属性で認識精度が優っているかを表している．これよ

り，従来手法と比較して認識精度が向上した．また，認識精度が向上した属性数は半数を超えていた．

表 2.4.①-1 属性認識の比較結果

手法	認識精度	odd
Deep SAR	81.3%	27/35
Deep MAR	82.6%	22/35
ABN	84.6%	-

各属性の認識精度について，表 2.4.①-2 に示す．属性には，年代，服装，カバンの保持の有無などがあり，ABN は高齢者(above61)で 97.3%と高い認識率になった．これより，属性認識は，年代などを考慮した行動予測に利用できると考える．

表 2.4.①-2 属性別の認識結果

Attribute	DeepSAR	DeepMAR	ABN
Age16-30	82.9	85.8	80.6
Age31-45	79.4	81.8	77.6
Age46-60	83.3	86.3	94.1
AgeAbove61	92.0	94.8	97.3
Backpack	78.8	82.6	76.3
CarryingOther	73.0	77.3	84.1
Casual lower	81.6	84.9	91.6
Casual upper	81.1	84.4	91.2
Formal lower	81.9	85.2	92.1
Formal upper	81.6	85.1	92.4
Hat	89.2	91.8	95.3
Jacket	77.5	79.2	94.2
Jeans	80.2	85.7	78.6
Leather shoes	84.2	87.3	86.3
Logo	76.1	68.4	95.8
Long hair	83.2	88.9	85.5
Male	85.1	89.9	79.2
MessengerBag	77.4	82.0	79.7
Muffler	94.4	96.1	97.1

No accessory	81.5	85.8	88.5
No carrying	78.8	83.1	80.7
Plaid	84.9	81.1	94.3
Plastic bag	82.9	87.0	95.3
Sandals	81.3	67.3	98.0
Shoes	75.8	80.0	76.1
Shorts	81.9	80.4	96.4
ShortSleeve	84.6	87.5	87.7
Skirt	83.2	82.2	95.6
Sneaker	77.3	78.7	76.1
Stripes	72.8	66.5	98.2
Sunglasses	79.1	69.9	92.8
Trousers	78.4	84.3	71.8
T-shirt	80.0	83.0	91.3
UpperOther	83.4	86.1	81.1
V-Neck	75.5	69.8	98.8
average	81.3	82.6	84.6

● 行動予測アルゴリズムの検討

自動車視点での経路予測は，研究開発が急速に進む自動運転において，運転手の判断を支援する Advanced Driver Assistance System の 1 つとして注目されている．自動車視点における経路予測では，周囲に映る歩行者や自動車の未来の経路を予測することが重要となる．特に，歩行者の未来の経路を予測する場合，周囲の環境や歩行者同士の相互関係，その歩行者自身の判断など，歩行者の潜在的な状態を予測しなければならない．しかし，シーン内の歩行者や自動車など複数の移動物体を予測するためには，対象毎に予測する必要があり，計算コストが課題となる．そこで，2020 年度は，入力画像として自動車視点が適切であるか検討した．自動車視点の場合，シーン内の移動物体の情報をまとめて埋め込んだコンテキスト画像を入力することで，複数の移動物体の未来の経路を同時に予測する手法[10]を利用して検討を行った．ここで，コンテキスト画像とは，1 時刻前の画像と現在の画像間におけるオプティカルフロー画像から作成した各移動物体の移動量を1つにまとめて表現した画像である．コンテキスト画像の作成例を図 2.4.①-6 に示す．コンテキスト画像作成にあたり，オプティカルフロー画像は FlowNet2.0[11]を用いて作成した．次に，シーン内に映る移動物体の矩形領域のみ残してマスク処理した．この時，オプティカルフロー画像を HSV 色空間の 3 チャンネルで表現したコンテキスト画像を入力に用いた．

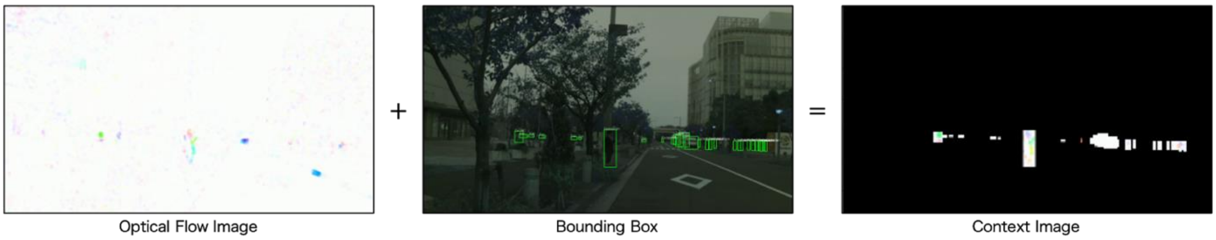


図 2.4.①-6 コンテキスト画像の作成例

経路予測モデルの構造を図 2.4.①-7 に示す．本モデルは，過去のコンテキスト画像を入力する Encoder と未来の位置を予測する Predictor で構成されている．Encoder は，入力画像を ConvLSTM の 1 層目に入力し，3 層目まで逐次順伝播される．すべての観測時刻のコンテキスト画像を入力した後，Predictor へ遷移する． Predictor では，現時刻以降の数時刻先までのコンテキスト画像を逐次出力する．その後，コンテキスト画像における各物体の位置から経路情報に変換して，各移動物体の経路として予測する．

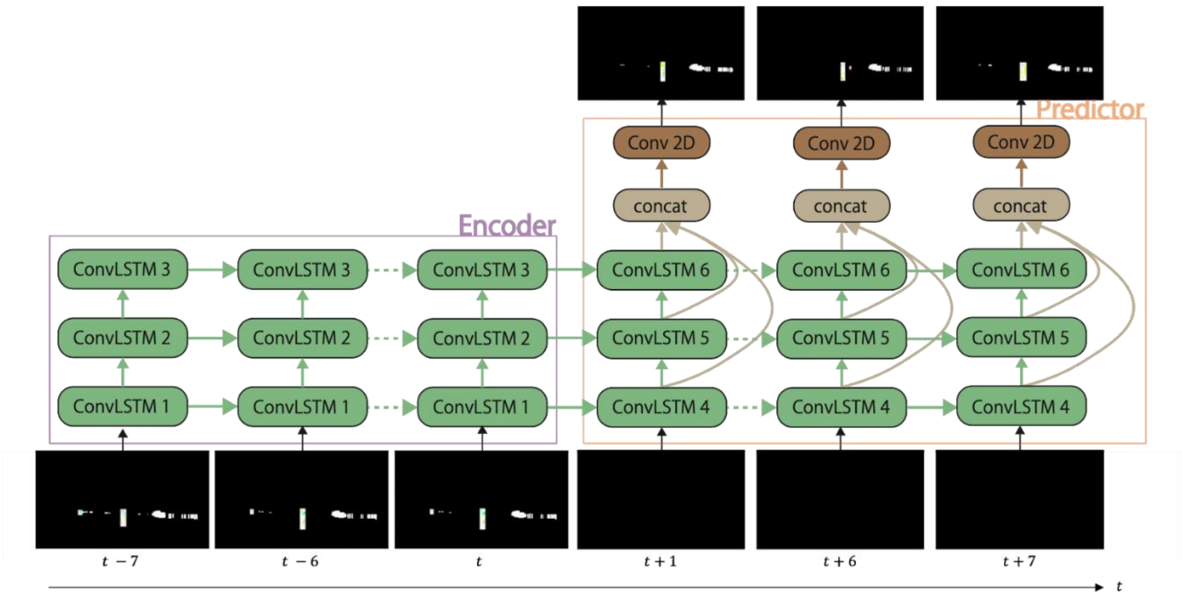


図 2.4.①-7　自動車視点からの経路予測モデルの構造

東京臨海部で撮影した歩行者データセットを用いて自動車視点における経路予測手法の精度を評価した．本データセットの内訳を表 2.4.①-3，データセットの画像を図 2.4.①-8 に示す．シーンは全部で 10 シーンある．属性として，歩行者や自動車の移動物体の種類だけでなく，赤信号や矢印灯などの静的物体も含まれている．

(a) シーン1　(b) シーン2

図 2.4.①-8　自動車視点からの経路予測モデルの評価データ例

表 2.4.①-3 データセットの内訳

シーン数	10 (中に複数シーンあり)
データ数	60 (1 シーンあたり 6 つの視点あり)
画像サイズ	1920x1080, 1920x1208
属性	トラック，歩行者，一般自動車，バス，自転車，赤信号，矢印灯右, no target
アノテーション情報	物体矩形の座標 (左上，左下，右上，右下)

経路予測には 8 時刻分を観測データとして入力し，その後の 8 時刻分の経路を予測した．コンテキスト画像のサイズは 240×135 ピクセルである．

予測結果例を図 2.4.①-9 に示す．図 2.4.①-9 より，真値と比較して予測が十分正しくできていないことが確認できる．これは，1 時刻間での移動量が大きすぎるためと考えられる．また，自車の動きも考慮しなければならないため，自動車視点での予測は多くの課題がある．

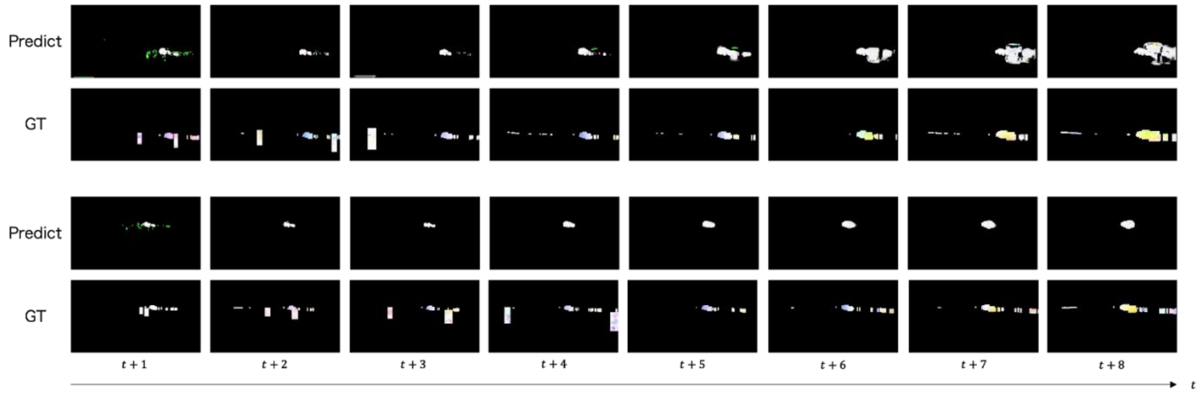


図 2.4.①-9 自動車視点からの経路予測結果例

● 経路予測結果による道路への飛び出し評価

経路予測手法は，歩行者の経路を予測できる一方で，道路や横断歩道へ飛び出す歩行者を何秒前から予測できるか十分に分析されていない．これは，既存のデータセット[9][10][11]には横断歩道や車道のようなセマンティックなシーンラベルや，歩行者の年齢のような属性ラベルがついていないためであると考えられる．また，現実シーンで撮影されたデータに経路情報だけでなくこれらシーンラベルや属性ラベルを付与するのはコストがかかる．そこで，データを容易に収集し，属性ラベルを付与できるよう CARLA シミュレータ[12]でデータセットを作成した．

CARLA シミュレータ上で作成したデータの内訳を表 2.4.①-4 に示す．収集したシーン例と付与したシーン例を図 2.4.①-10 に示す．ここで，シーン例の青線は移動対象が実際に辿った経路例を示す．それぞれ異なる 15 シーンで撮影し，自動車，自転車及び，歩行者の経路データを作成した．歩行者には，大人，子供及び高齢者の 3 種類の異なる属性が含まれている．データには道を歩く人，直交する人及び，急な方向転換をする人など様々な状態の歩行者のデータを作成した．また，CARLA では歩道や車道のようなシーンラベルを自動で付与できるが，Minoura ら[6]の条件に合わせるために人手によるアノテーションを行った．シーンラベルは以下の 6 種類とした．

表 2.4.①-4 CARLA データセットの内訳

シーン数	15
1 シーンあたりのフレーム数	1,800
画像サイズ	720x576
属性	歩行者(大人,子供,高齢者),自動車,自転車
対象数	大人 (600), 子供 (110), 高齢者 (111), 自動車 (111),自転車(41)

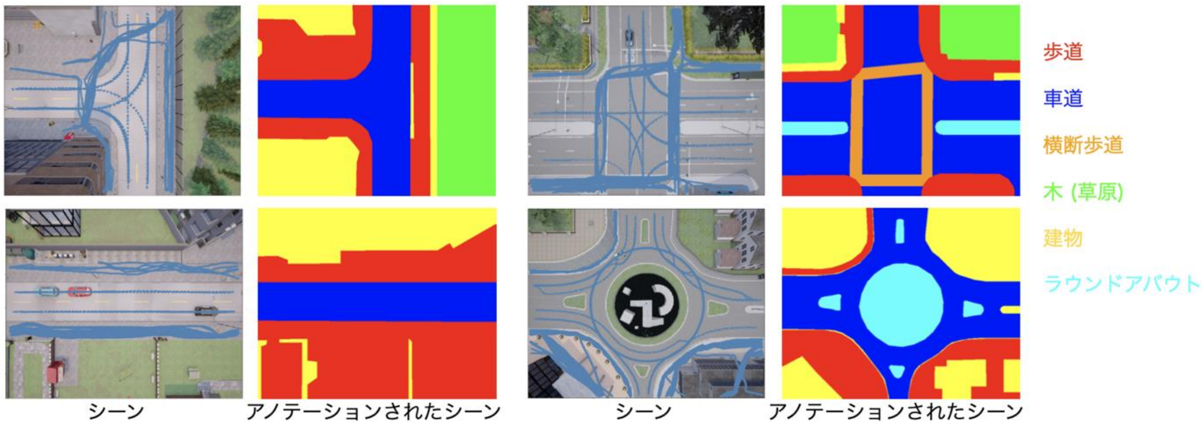


図 2.4.①-10 シーンラベル付与したシーン例

Minoura らが提案した属性と環境情報を考慮した経路予測手法では，歩行者，車，自動車を属性としていたが，本検討では，大人，子供及び，高齢者を属性情報とした．

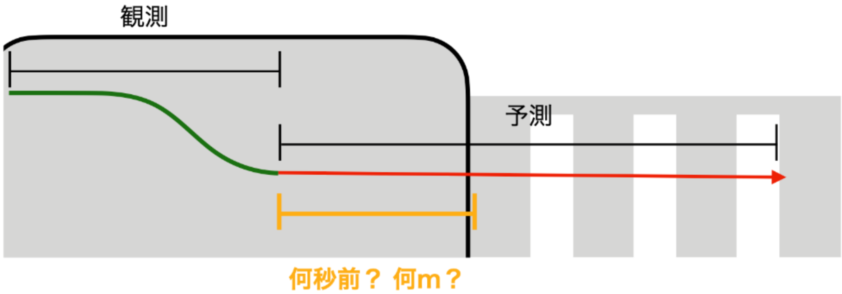


図 2.4.①-11 評価実験における歩行者の飛び出しの具体例

大人，子供及び，高齢者が歩道から何秒前に車道，または横断歩道に飛び出す経路を予測できるかを検証した．評価実験の具体例を図 2.4.①-11 に示す．観測時刻で歩道にいる歩行者が横断歩道に飛び出す何秒前に経路を予測できるかを分析した．同時に飛び出すまでの距離についても分析した．

歩行者が横断歩道または，車道に入るまでの秒数とその移動対象数を表したグラフを図 2.4.①-12 に示す．このシーンでは，移動対象が横断歩道または，車道に入る経路を 0.4 秒前から 2.8 秒前に予測できた．具体的な予測結果を図 2.4.①-13 に示す．図 2.4.①-13 の(a)，(b)は，左図のヒストグラムに属する大人の予測結果例を示す．図 2.4.①-13 (a)より，移動速度が速いかつ車道までの距離が 1m と近い場合，0.4 秒前とほぼ直前で予測した．また，図 2.4.①-13 (b)のように車道まで 8.5m と遠い距離の場合でも車道に飛び出す 3.2 秒前から予測できた．

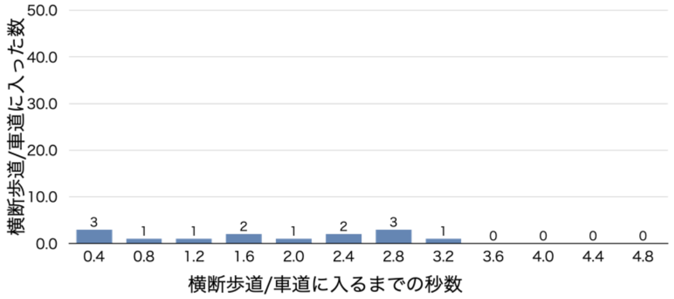


図 2.4.①-12 横断歩道/車道に入った対象数と入るまでの秒数

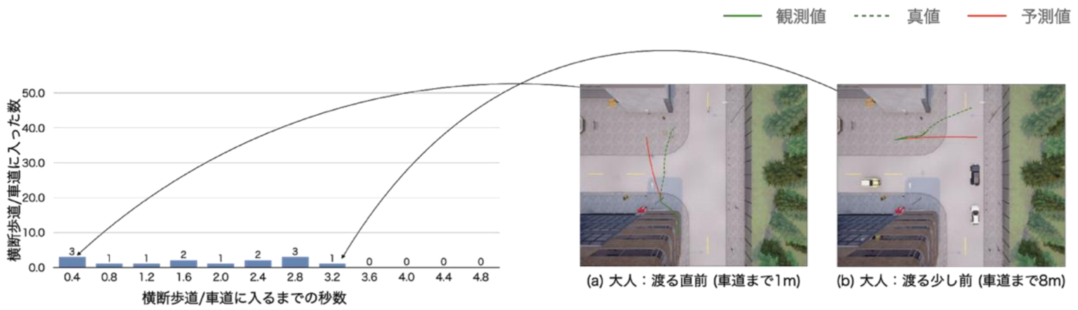


図 2.4.①-13 あるシーンでの予測結果例 1

別のシーンでの予測結果を図 2.4.①-14 に示す．図 2.4.①-14(a)に示すように子供は移動速度が速く，道路に飛び出す 0.4 秒前でないと，経路を予測できていない．また，図 2.4.①-14 (c)のように急な方向転換をする場合，経路を予測することが困難である．次に，図 2.4.①-14 (b)のような大人の場合，図 2.4.①-14 (a)と同じ場所から横断歩道に進入するが，子供と比べて歩く速度が遅いため，道路に飛び出す 2.4 秒前から経路を予測できた．最後に，図 2.4.①-14 (d)のように移動対象の移動量が小さい場合も道路に飛び出す前に余裕を持って経路予測できた．

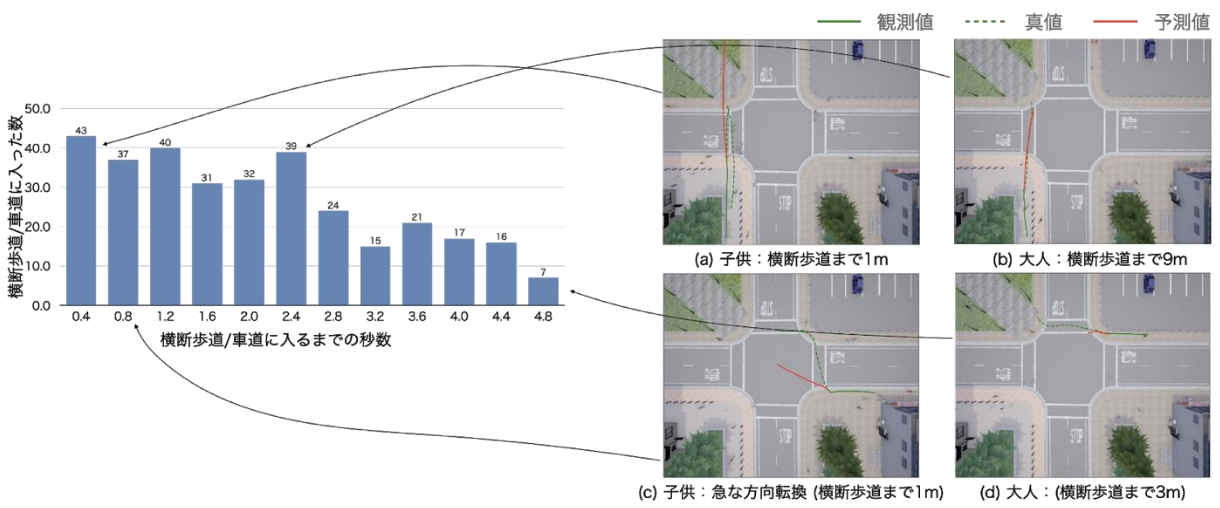


図 2.4.①-14 あるシーンでの予測結果例 2

次に，観測時間を変えた場合の予測結果例を図 2.4.①-15 に示す．各図の下のキャプションは道路に飛び出すまでの時間を示している．また，赤枠の画像は道路に飛び出した経路を予測できた時刻であり，その時の道路までの距離もキャプションに示している．図 2.4.①-15 (a)は子供の予測結果である．これより，道路から 9m 以上離れている経路を観測できる場合，飛び出す経路を予測できた．これは，3.6 秒前に相当する．図 2.4.①-15 (b)は，大人の予測結果である．これより，5m 以上離れている経路を観測できる場合，飛び出す経路を予測できた．これは，4.2 秒前に相当する．図 2.4.①-15 (c)は T 字路で高齢者の経路を予測した結果である．これより，道路から 3m 以上離れている経路を観測できる場合，飛び出す経路を予測できた．これは， 4.8 秒前に相当する．

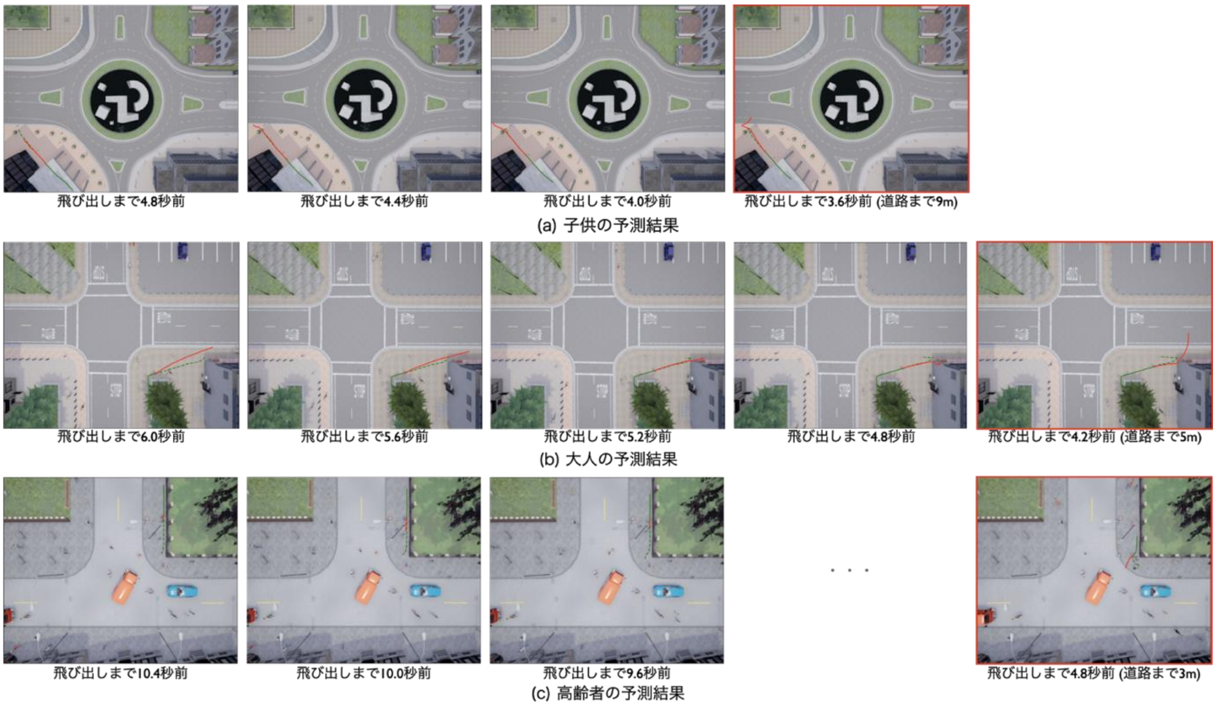


図 2.4.①-15 観測時間の違いによる予測結果例

- **実環境とシミュレーション環境との差異の調査**

パスプランニングの検証を実環境で行う場合，同等の条件下で異なる天候や歩行者の行動を繰り返し再現することは困難である．同一条件下での課題抽出と改善を繰り返し行うためには，実環境と同等の認識ができるシミュレータが必要となる．そこで，実環境での歩行者の行動を DIVP 事業のシミュレーション環境で再現し，歩行者の検出精度が実環境と同等か一致性検証を行う．2021 年度は，実環境で課題となっている複数のシーンを DIVP 事業のシミュレーション環境を用いて再現した．このとき，鏡面反射成分およびアセットの分解能を変えて複数の条件でデータを生成した．そして，物体検出およびセマンティックセグメンテーションの傾向を実環境および各条件で比較した．再現したシーンを NCAP データセットとし，本データセットに含まれる各シーンの詳細を表 2.4.①-5 に示す．本表に示す鏡面反射成分は，実環境で計測した歩行者や道路などに対する分光特性を基準とし，太陽からの入射光をどの程度反射させるか決める係数である．アセットは，歩行者や道路などのシーンに配置したオブジェクトの分解能である．分解能が高いほど詳細な形状表現をしている．背景は，実環境で写るような建物を後方に配置するかどうかの条件となる．トリムは，自車両が写る領域を切り取るかどうかの条件となる． 実環境と DIVP シミュレーション環境の画像例を図 2.4.①-16 に示す．

また，東京臨海部で走行したシーンについてもシミュレーション環境で再現して評価した．本シーンでは，歩行者が横断歩道付近の道路を横断するシーンであり，シミュレーション環境では，時間帯と天候を変化させることができる．加えて，歩行者に遮蔽が生じているシーンにおける差異を調査するために，横断する手前に停止車両を配置し，歩行者に遮蔽が生じる状況も作成した．各シーンの詳細を表 2.4.①-6，再現した画像例を図 2.4.①-17 に示す．本シーンでは自車両は停止している状態である．

表 2.4.①-5 NCAP データセットの詳細

シーン	天空光	鏡面反射成分	アセット	背景	トリム	枚数
実環境	-	-	-	-	-	186
CG1	晴れ(14時)	中(1.1)	低	-	-	196
CG2	晴れ(10時)	中(1.1)	低	-	-	196
CG3	晴れ(12時)	中(1.1)	低	-	-	196
CG4	晴れ(14時)	弱(1.05)	低	-	-	196
CG5	晴れ(14時)	強(1.2)	低	-	-	196
CG6	晴れ(14時)	中(1.1)	高	-	-	196
CG7	晴れ(14時)	無し	人 (テクスチャ付加)	-	-	196
CG8	晴れ(14時)	無し	人+道路 (テクスチャ付加)	-	-	196
CG9	晴れ(14時)	無し	高	あり	-	196
CG10	晴れ(14時)	無し	高	-	内装	175
CG11	晴れ(14時)	無し	高	あり	内装	175

(a)実環境

(b)DVIP シミュレーション環境

図 2.4.①-16 NCAP データセットの例

表 2.4.①-6 東京臨海部で再現したシーンの詳細

シーン	天空光	天候	停止車両	枚数
実環境	11 時ごろ	晴れ	なし	87
CG1	11 時	晴れ	なし	87
CG2	16 時	晴れ	なし	87
CG3	11 時	曇り	なし	87
CG4	11 時	雨	なし	87
CG5	11 時	晴れ	あり	87
CG6	16 時	晴れ	あり	87
CG7	11 時	曇り	あり	87
CG8	11 時	雨	あり	87

(a)実環境　(b)CG1　(b)CG5

図 2.4.①-17 東京臨海部で再現したシーンの例

物体検出用アルゴリズムとして YOLOv4[1],セマンティックセグメンテーション用アルゴリズムとして HRNet[2]を用いた．各シーンにおける検出率および，最小検出サイズ(高さ方向)を物体検出の評価指標とした．現時点ではセマンティックセグメンテーションの評価に必要な正解情報を付与する機能がシミュレータに実装されていないため，定性的な評価のみ行った．

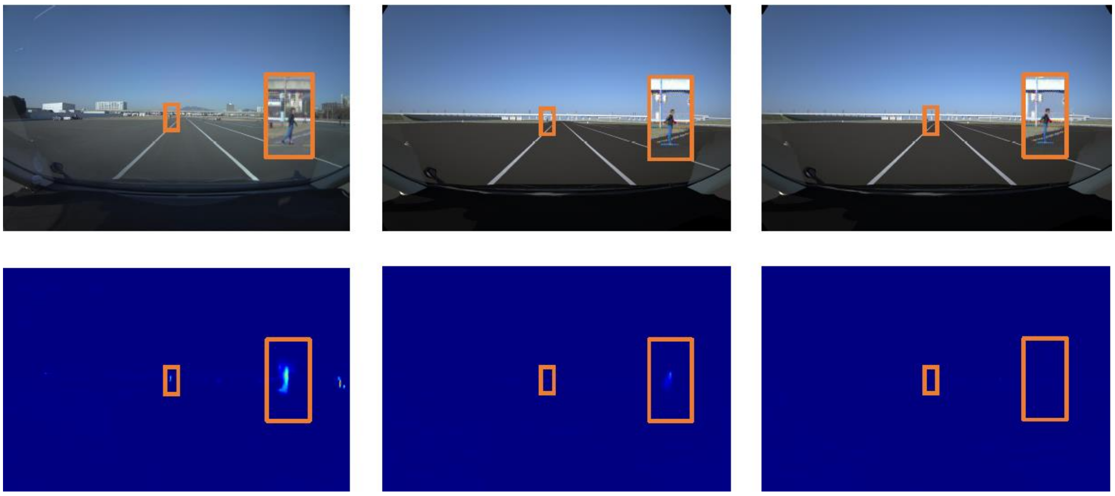
表 2.4.①-7 に NCAP データセットのシーン CG1 から CG6 における検出率を示す．これより，実環境と実環境を再現した CG1 を比較すると，精度が大きく低下した．また，CG1 から CG3 を比較すると天空光の違いが検出精度に大きく影響を与えていることが分かった．一方で，CG1 および CG4，CG5 のように同一天空光において，鏡面反射成分を変更しても検出精度に大きな変化は生じない．CG1 と CG6 のように，同一天空光かつ鏡面反射成分において，アセットの分解能を高くすると検出精度が向上した．実環境とシミュレーション環境において，歩行者の検出精度に差が生じているが，その差異の原因としては鏡面反射成分よりもアセットの分解能に起因することが分かった．

表 2.4.①-7 NCAP データセットでの検出率

シーン	天空光	鏡面反射成分	アセット	検出率[%]	最小サイズ
実環境	晴れ(14 時)	-	-	48.4	46
CG1	晴れ(14 時)	中(1.1)	低	41.8	58
CG2	晴れ(10 時)	中(1.1)	低	46.4	63
CG3	晴れ(12 時)	中(1.1)	低	47.4	63
CG4	晴れ(14 時)	弱(1.05)	低	42.9	63
CG5	晴れ(14 時)	強(1.2)	低	42.9	63
CG6	晴れ(14 時)	中(1.1)	高	45.9	52

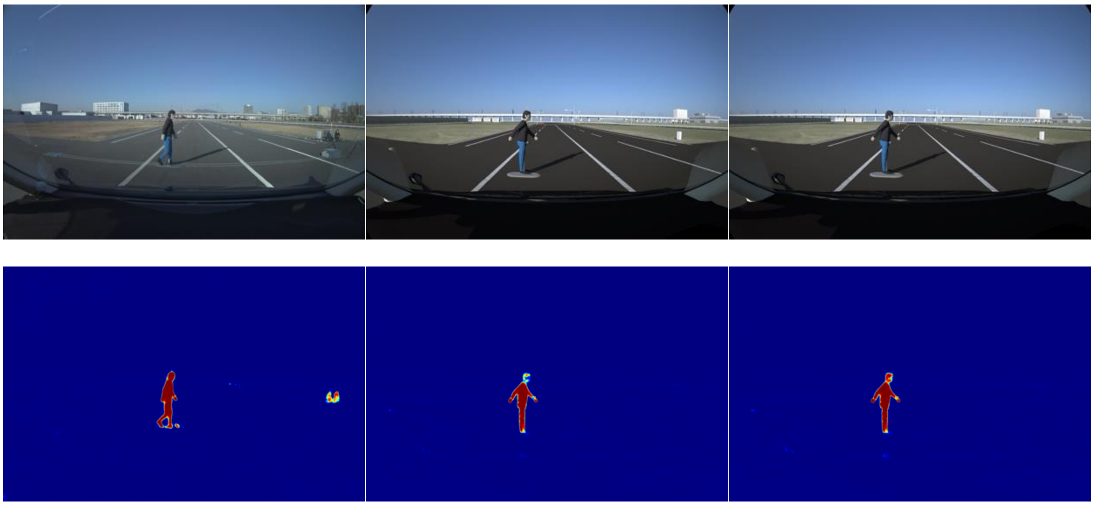
歩行者を検出した距離を比較した．ここで，両環境においてカメラから歩行者までの距離情報は計測されていないため，歩行者を検出した際の最小サイズ(歩行者の高さ方向)を比較した．実環境では最小サイズが 46 ピクセルとなった．実環境を再現したシーンである CG1 では 63 ピクセルとなっており，検出可能な距離に差が生じていた．鏡面反射成分を変更したシーンである CG4 および CG5 も同様に最小サイズが大きい．一方，アセットの分解能を高くしたシーンである CG6 では，最小サイズが 52 ピクセルと最も実環境に近くなった．これより，検出距離においてもアセットの分解能が検出精度に影響することが分かった．

次に，セマンティックセグメンテーション結果について比較を行った．図 2.4.①-18 および図 2.4.①-19 に実環境，シミュレーション環境のうち CG1 と CG6 の歩行者に対するセグメンテーション結果を示す．ここで，図 2.4.①-18 は最小サイズ付近の時刻，図 2.4.①-19 は車両が接近した時刻の結果であり，歩行者らしさが高いほど赤色，低いほど青色で表している．また，最小サイズ付近の歩行者は小さいため，歩行者がいる領域をオレンジ枠で囲み，本領域を拡大した図も併せて示している．



(a)実環境　　(b)CG1　　(c)CG6

図 2.4.①-18 セマンティックセグメンテーションの結果
(最小サイズ 46 ピクセル時)



(a)実環境　　(b)CG1　　(c)CG6

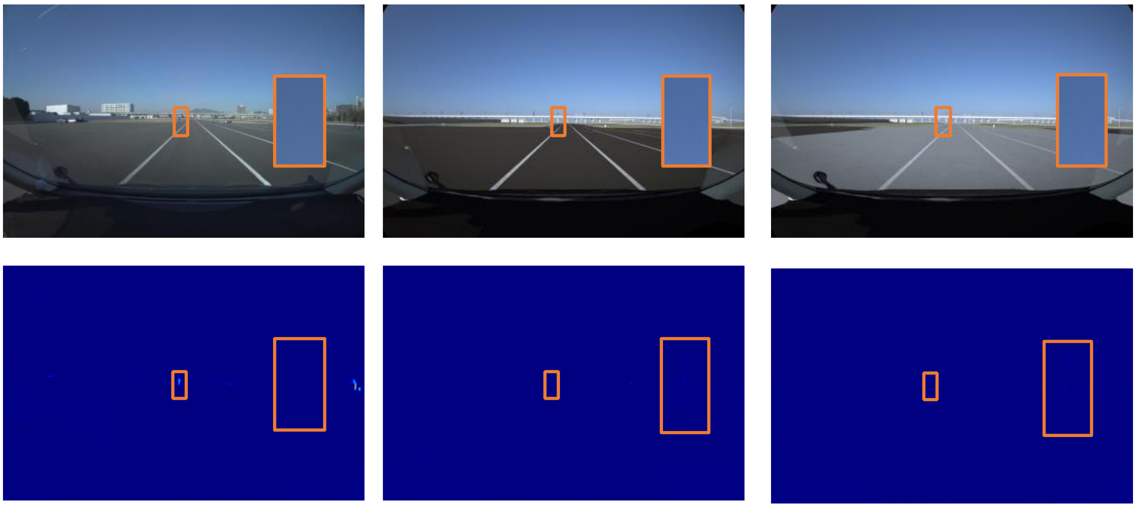
図 2.4.①-19 セマンティックセグメンテーションの結果
(接近した 490 ピクセル時)

図 2.4.①-18 より，実環境の場合，最小サイズ付近で歩行者らしさが高くなった．一方で，CG1 や CG6 の場合，歩行者らしさがほとんど現れていない．図 2.4.①-19 のように車両に接近した 490 ピクセル程度のサイズの場合，実環境および CG1，CG6 において歩行者らしさが全体的に高くなった．CG1 と CG6 を比較すると，頭部付近の歩行者らしさに違いが見受けられる．CG1 では，頭部の歩行者らしさが低くなっており，アセットの分解能の違いにより，テクスチャの凹凸の細かさが CG6 に比べると少ない．

次に，アセットのテクスチャによる影響を調査するために，人および道路に対するテクスチャを付与した場合の物体率を比較した．表 2.4.①-8 に各シーンにおける検出率および最小サイズを示す．表 2.4.①-8 より，歩行者にのみテクスチャを付与すると検出率，最小サイズともに付与する前よりも低下した．一方で，歩行者と道路の両方にテクスチャを付与すると，実環境と同等以上の検出率になった．また，最小サイズは実環境に最も近い．図 2.4.①-20 に最小サイズ付近の時刻，図 2.4.①-21 に車両が接近した時刻のセマンティックセグメンテーション結果を示す．ここで，最小サイズ付近の歩行者は小さいため，歩行者がいる領域をオレンジ枠で囲み，本領域を拡大した図も併せて示している．図 2.4.①-20 より，CG7 では最小サイズが実環境と同じものの，歩行者らしさは低い．図 2.4.①-21 より，CG7，CG8 ともに実環境と同様に歩行者らしさが高い．図 2.4.①-19 に示したテクスチャを付与する前の CG6 と CG8 を比べると，頭部付近の歩行者らしさがより実環境に近い．テクスチャを付与することで，より実環境に近い凹凸になっていることが分かった．これより，テクスチャを付与することが重要であると考える．また，CG7 と CC8 を比較すると，道路に対してもテクスチャを付与した方が高い検出率になった．これより，検出対象だけでなく，周辺の再現性も重要であることが分かった．一方，実環境に比べると歩行者が黒色から灰色に近い色になっている．色の影響については，更なる調査が必要である．

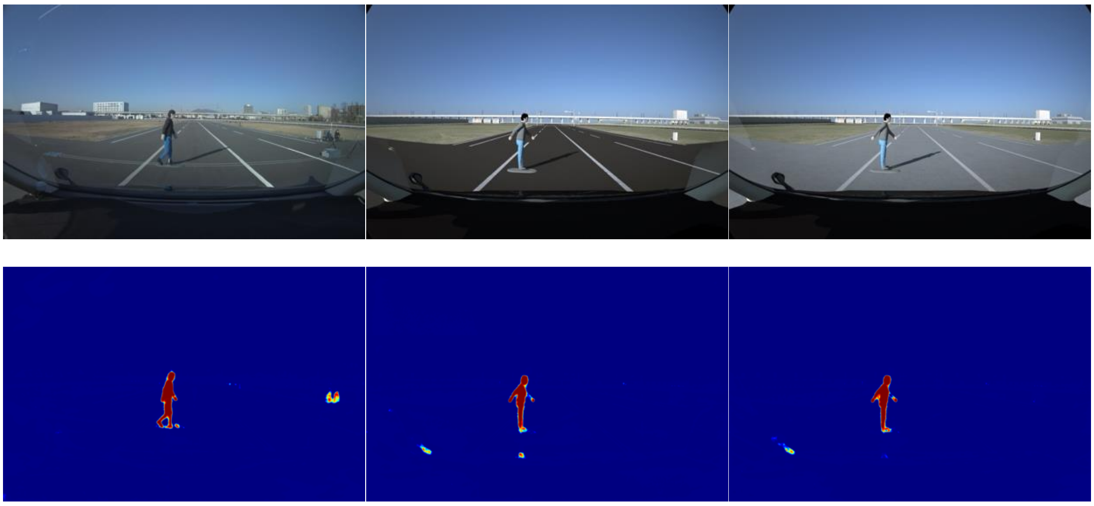
表 2.4.①-8 NCAP データセットでの検出率

シーン	天空光	鏡面反射成分	アセット	検出率[%]	最小サイズ
実環境	晴れ(14 時)	-	-	48.4	46
CG6	晴れ(14 時)	中(1.1)	高	45.9	52
CG7	晴れ(14 時)	無し	歩行者 (テクスチャ付加)	41.3	87
CG8	晴れ(14 時)	無し	歩行者+道路 (テクスチャ付加)	55.1	48



(a)実環境　　(b)CG7　　(c)CG8

図 2.4.①-20　セマンティックセグメンテーション結果(46 ピクセル時)



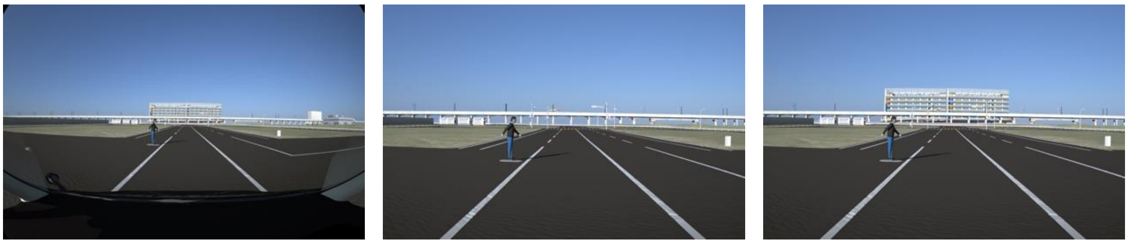
(a)実環境　　(b)CG7　　(c)CG8

図 2.4.①-21　セマンティックセグメンテーション結果(490 ピクセル時)

表 2.4.①-9 NCAP データセットでの検出率

シーン	天空光	鏡面反射成分	アセット	検出率[%]	最小サイズ
実環境	晴れ(14 時)	-	-	48.4	46
CG6	晴れ(14 時)	中(1.1)	高	45.9	52
CG9	晴れ(14 時)	無し	高(背景あり)	48.4	42
CG10	晴れ(14 時)	無し	高(内装)	76.5	36
CG11	晴れ(14 時)	無し	高(背景+内装)	46.2	36

検出対象の歩行者だけでなく，周辺環境の再現性の重要性を確認するために，図 2.4.①-22 に示すような実環境と同様に遠方に建物を配置したシーン，車内の内装をトリミングしたシーンにおける検出率を調査した．



(a)CG9　(b)CG10　(c)CG11

図 2.4.①-22 背景に建物を配置，内装を切り出したシーンの例

表 2.4.①-9 に各シーンの検出率，最小サイズを示す．背景を追加した CG9 は，背景なしの CG6 よりも検出率が高く，実環境と同程度になった．また，最小サイズも実環境と同程度であった．これより，歩行者周辺の再現性が重要であることが分かる．

次に，内装をトリミングした CG10 の検出率は 76.5%と実環境を大きく上回る結果となった．CG10 では，画像の一部をトリミングしているため，最小サイズまでの未検出フレーム数が 35 フレームとなった．CG6 や CG9 では 66 フレームであり，CG6 および CG9 には小さな歩行者が多く含まれていることを意味する．また，歩行者が横断して，画面外に移動するまでのフレーム数も異なる．トリミングした場合，トリミングしない場合よりも早い時刻に画面外に移動するため，CG10 は 21 フレーム分早い．この 21 フレームにおいて，CG6 や CG9 では歩行者を検出できていない．そのため，検出率が低下した．一方，CG10 は検出処理を行わないため，未検出がなく，検出率の低下を抑制できていた．しかしながら，背景付与と内装のトリミングを組み合わせた CG11 では，検出率が CG9 および CG10 よりも低下した．トリミングしたことにより歩行者および背景が CG9 よりも大きく写っているフレームが多い．そのため，輪郭付近において背景の特徴を多く捉えているため，歩行者らしさが低下したと考えられる．

NCAP データセットでの実験と同様に物体検出用アルゴリズムとして YOLOv4 を用いて，検出率を比較した．各シーンにおける検出率を表 2.4.①-10 に示す．実環境と CG1 の検出率は実環境 1 よりも低下した．横断歩道を横断中は両シーンとも全ての歩行者を検出できていた．一方，横断後の樹木による遮蔽が生じている時刻において，CG1 では検出できなかったことが多い．歩行者の経路予測としては問題ないと考える．時刻が 16 時の CG2 は 11 時の CG1 とほぼ同等の検出率のため，太陽の位置による影響はないと言える．天候が曇りの CG3 も CG1 と同等の検出率であった．一方，雨の CG4 では検出率が 51.7%と大きく低下した．この原因は，ワイパーにより歩行者が遮蔽されて写って

いない時刻があることである．それらの時刻を除外すると，検出率は 77.0%となり CG1 とほぼ同等である．これより，天候の影響もほぼないと言える．

停止車両があるシーンにおいて，停車車両およびワイパーにより遮蔽された時刻を除いた検出率は，天候が晴れで 11 時の場合の CG5 で 70.0%，16 時の場合の CG6 で 68.5% となっており，停止車両のない場合よりも僅かに検出率が低下した．これは，停止車両により部分的に遮蔽されている時刻において，検出できていない時刻があるためである．一方，で CG5 と CG6 を比較するとほぼ同等の検出率であるため，太陽の位置による影響はないと言える．また，天候が曇りの CG7 の場合は 73.2%，雨の CG8 の場合は 72.5%と天候の影響もないと言える．停止車両があるシーンにおける検出結果例を図 2.4.①-23 に示す．

表 2.4.①-10 東京臨海部データでの検出率

シーン	時刻	天候	停止車両	検出率[%]
実環境	11 時ごろ	晴れ	なし	88.5
CG1	11 時	晴れ	なし	75.8
CG2	16 時	晴れ	なし	77.0
CG3	11 時	曇り	なし	78.1
CG4	11 時	雨	なし	51.7(77.0)
CG5	11 時	晴れ	あり	56.3(70.0)
CG6	16 時	晴れ	あり	55.1(68.5)
CG7	11 時	曇り	あり	59.7(73.2)
CG8	11 時	雨	あり	51.7(72.5)

()内はワイパーまたは停止車両で遮蔽された時刻を除いた場合の検出率

(a)11 時晴れ　　(b)16 時晴れ

(c)11 時曇り　　(d)11 時雨

図 2.4.①-23 東京臨海部データでの検出結果例(停止車両あり)

● **シミュレーション環境での行動予測アルゴリズムの評価**

DIVP 事業のシミュレーション環境を用いて，歩行者が停止車両の後方から道路を渡ってくるシーンを再現した．このとき，2つの実環境シーンをもとに，停止車両の有無や天候などを変えて，表 2.4.①-11 に示す 12 シーン作成した．図 2.4.①-24 に再現したシーンの一例を示す．



(a)実環境　　(b)晴れ　　(c)雨

図 2.4.①-24 歩行者の行動予測データ

表 2.4.①-11 東京臨海部データでの検出率

シーン	時刻	天候	停止車両	歩行者までの距離
実環境 1	11 時ごろ	晴れ	なし	近距離
実環境 2	11 時ごろ	晴れ	なし	遠距離
1	11 時	晴れ	なし	近距離
2	11 時	晴れ	あり	近距離
3	11 時	曇り	なし	近距離
4	11 時	曇り	あり	近距離
5	11 時	雨	なし	近距離
6	11 時	雨	あり	近距離
7	16 時	晴れ	なし	近距離
8	16 時	晴れ	あり	近距離
9	11 時	晴れ	なし	遠距離
10	11 時	曇り	なし	遠距離
9	11 時	雨	なし	遠距離
10	16 時	晴れ	なし	遠距離

歩行者を 4 フレーム検知後，16 フレーム間の行動を予測した．予測アルゴリズムは Minoura らの手法[6]をベースとし，各フレームにおける歩行者の位置を予測して出力した．学習および評価は，leave-one-out アプローチにより，1 シーンを評価，残りを学習に用いた． 評価指標には Average Displacement Error(ADE)を用いた．ADE は各フレームにおける正解位置との誤差の平均である．ADE は予測した位置と正解の位置との誤差をピクセルとして算出した．算出した誤差を実世界での距離(m)として変換した．各シーンにおけるピクセルおよび距離(m)単位での ADE を表 2.4.①-12 に示す． これより，停止車両なし(シーン 1,3,5,7,9)よりも停止車両あり(シーン 2,4,6,8,10)の ADE が大きい．すなわち，予測精度が悪い．停止車両ありのシーンの中で，天候が晴れの 11 時ごろ(シーン 2)よりも天候が晴れの 16 時ごろ(シーン 8)の ADE が大きい．また，晴れ(シーン 2)よりも，曇り(シーン 4)や雨(シーン 6)の ADE が大きい．これより，天候や時刻が歩行者の経路予測精度に影響を与えることが分かった．

遠距離の歩行者の経路予測においても 11 時ごろ(シーン 9)の方が 16 時ごろ(シーン 10)より ADE が小さい．また，曇り(シーン 11)や雨(シーン 12)の ADE が大きい．これより，燕居医でも同様の傾向があることが分かった．ピクセル単位での ADE は近距離よりも遠距離の方が小さいが，距離単位(m)にすることで，距離に関わらず同様の傾向があった．経路予測精度は 0.1m から 0.3m 程度であることが分かった．

表 2.4.①-12 各シーンにおける ADE

シーン	ADE(pixel)	ADE(m)
1	39.84	0.21
2	49.03	0.23
3	31.81	0.18
4	72.62	0.36
5	49.98	0.39
6	71.12	0.27
7	49.98	0.27
8	55.55	0.26
9	23.45	0.12
10	25.58	0.13
9	63.51	0.32
10	61.93	0.31

【参考文献】

[1] A.Alahi et al., “Social LSTM:Human Trajectory Prediction in Crowded Spaces”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 961-971, 2016.

[2] N.Deo et al., “Convolutional Social Pooling for vehicle Trajectory Prediction”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop (CVPRW), pp.1581-1589, 2018.

[3] A.Vemula et al., “Social Attention:Modeling Attention in Human Crowds”, IEEE international Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp.1-7, 2018.

[4] A.Gupta et al., “Social GAN:Socially Acceptable Trajectories with Generative Adversarial Networks”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), p.2255-2264, 2018.

[5] A.Sadeghian et al., “SoPhie:An Attentive GAN for Predicting Paths Compliant to Social and Physical Constraints”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.1349-1358, 2019.

[6] H. Minoura, et. al., “Path prediction using object attributes and semantic environment”, International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP), pp. 961-968, 2019.

[7] D. Li et al., "Multi-attribute Learning for Pedestrian Attribute Recognition in Surveillance Scenarios”, IAPR Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR), pp. 111-115 2015.

[8] H. Fukui, et al., “Attention Branch Network: Learning of Attention Mechanism for Visual Explanation”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.10705-10714, 2019.

[9] Y. Deng, et al., “Pedestrian Attribute Recognition at Far Distance”, ACM Multimedia (MM), pp. 789-792, 2014.

[10] H. Iesaki, et al., “Simultaneous Visual Context-aware Path prediction”, International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP), pp.741-748, 2020.

[11] E. Ilg, et al., “Flownet 2.0: Evolution of optical flow estimation with deep networks”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.2462-2470, 2017.

[9] S. Pellegrini, et al., “You’ll never walk alone: modeling social behavior for multi-target tracking”, IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 261-268, 2009.

[10] A. Lerner, et al., “Crowds by example”, Computer Graphics Forum, Computer graphics forum, Vol.26, No.3, pp.655-664, 2007.
[11] A. Robicquet, et al., “Learning social etiquette: Human trajectory understanding in crowded scenes”, European Conference of Computer Vision (ECCV), pp. 549-565, 2016.
[12] A. Dosovitskiy, et al., “CARLA: Am Open Urban Driving Simulator”, Conference on Robot Learning (CoRL), pp.1-16, 2017.

② 時系列追跡による車両の行動予測とパスプランニング

市街地には，車，バイク，自動車，歩行者などの多種多様の移動物体が多数存在する．このような移動物体に衝突せず安全に走行を行うためには，移動物体の将来の行動を予測し，それを考慮した自車の走行軌道（将来自車が取るべき経路と速度）を計画する必要がある．ただし，特に多数の移動車両が存在する都市部においては，これを実現するためには様々な問題を対処する必要がある．例えば都市部では自車周辺に多数の移動車両が存在するため，これらの移動車両同士で一時的に隠ぺいされて死角（オクルージョン）が頻繁に生じる．したがってこのような環境の中で，どのように移動物体の運転状態やその形状を精度よく求めるかが課題である．また，自動運転自動車の走行計画では，現在地点から目標地点に向けてどのように走行すべきかを計画するのは非常に重要な技術である．自動運転自動車のより安全な走行を計画していくためには自動運転自動車の周辺移動物体を検出・識別し，数秒後の周辺移動物体の走行を予測することが必要である．

(1) 移動物体の運転状態と形状の同時推定

オクルージョンが頻繁に存在する環境下では,各時刻にセンサから得られる物体の形状が不安定となり,時刻間の物体の対応付け（Data Association）が困難となりそもそも移動物体の航跡自体を求めることが難しくなる問題が生じる．この問題に対しては,物体の形状も含めて剛体として追跡する Extended Object Tracking(EOT)[1]技術を導入し,追跡のロバスト化を目指す.

従来，移動物体の追跡手法として，追跡物体を仮想的に質点と仮定として時系列的に追跡する手法（以降質点追跡と述べる）が一般的に良く用いられてきた．この場合，追跡物体の時系列的な追跡によって運動状態の推定を行うことはできるが，形状の時系列的な推定は別問題として取り扱われるため，移動物体の形状推定に対するロバスト性に課題があった．一方今回導入する EOT では，追跡物体を直接剛体として取り扱い状態推定を行う．このため，LiDAR 等から得られる密なセンサ情報の活用が可能となり，追跡物体の外形に対応する複数の観測値を用いて時系列的に運動状態と形状情報を推定することが可能となる．このため，質点追跡に比べて移動物体の追跡おける信頼性の向上が期待できる．なお，本事業では移動物体の状態推定に，Interacting Multiple Model (IMM)法[2]を用いた.

本事業では，シミュレーションによってこのアルゴリズムの定量的評価を行った．また東京臨海部において得られた実データから，アルゴリズムの有効性について評価した.

仮想的な環境での検証.

実装した EOT の定量的な評価のため，シミュレーションによる評価を行った．シミュレーションでは，図 2.4.②-1 に示すように追跡物体を矩形枠で近似できると仮定し，矩形枠の角 4 点とそれぞれ隣り合う角の中点 4 点の計 8 点をセンサから計測可能な観測値として仮定した．そして，これらの観測値にノイズを加えた値を EOT に基づき時系列的に追跡し，追跡物体の中心位置，方位及び，サイズの真値との差を求めることで， EOT の妥当性を検証した．

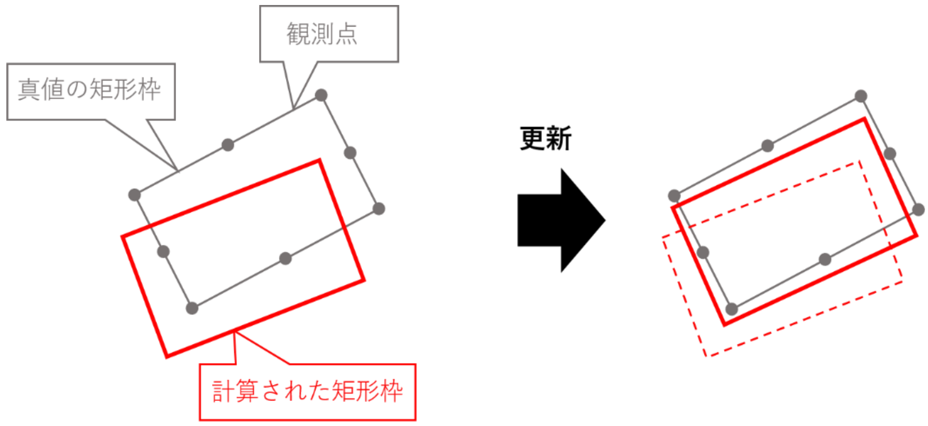


図 2.4.②-1 真値の矩形枠上の点を用いた状態の更新

なお観測値に与えたノイズは，実際の実験環境で使用する LiDAR の分解能 0.02[m]に合わせて平均 0[m]，標準偏差 0.02[m]の正規分布に従う観測ノイズを与えてシミュレーションを実施した．図 2.4.②-2 (a)に追跡物体の中心位置 x，y の真値との差の推移を示す．また，図 2.4.②-2 (b)にサイズ s^x，s^y はそれぞれ進行方向のサイズ及び，それに直交する方向サイズの推定結果を示す．なお横軸の Update Number は，時間経過のステップ数を示す．これらの結果から，観測値に与えた誤差に対して十分に高い推定精度で時系列的な追跡および物体形状の推定が行えていることが分かる．

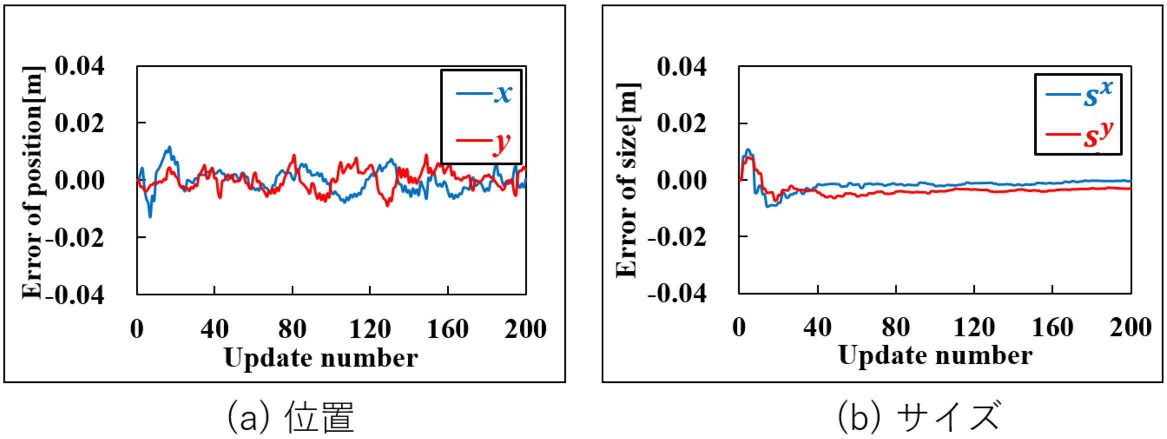


図 2.4.②-2 EOT のシミュレーション結果

市街地走行で得られた実環境データによる検証.

次に，東京臨海部において得られた実データから，アルゴリズムの有効性についてオフラインで評価した.

EOT において，物体形状推定のロバスト性向上が見られた場面があったので，その場面について述べる．図 2.4.②-3 に一つの対象物体の観測情報の時間的な変化を示す．対象物体と LiDAR の位置関係の変化から，LiDAR から照射されるレーザが当たる領域が小さくなり，得られる輪郭情報が少なくなっている．この対象物体を質点追跡した結果及び，EOT により追跡した結果を比較したものを図 2.4.②-4 に示す．質点追跡ではサイズを追跡していないため，サイズはそのフレームにおいて LiDAR から得られる観測情報のみで求めている．よって，サイズが小さくなったと誤って判断されている．一方，EOT ではサイズも追跡しているため，ここで示したような観測情報が上手く得られない場合においても，時系列的に更新してきた追跡情報を用いることで，ロバストな追跡が行えている.

また，形状変化に対するロバスト性の評価を行う．評価は，図 2.4.②-3 に示すような，自車の対向車を追跡する場面で行う．この追跡物体は，オクルージョンによって形状が変化している．初めは，オクルージョンによって点群が得られない領域が存在することで，対象が 2 つの物体として追跡されているが，その後はオクルージョンがなくなり 1 つの物体として追跡される．この過程で，図 2.4.②-4 のように観測サイズ（形状）が変化する．ここでは，普通乗用車に比べて細長いトレーラを追跡対象としているため，形状変化がかなり大きい.

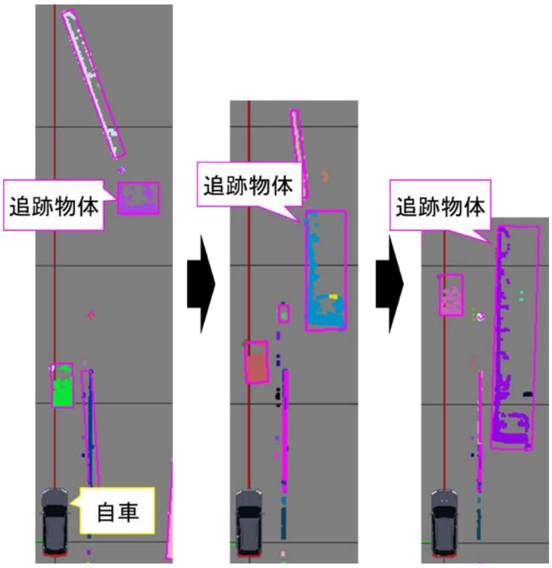


図 2.4.②-3 評価に用いる追跡物体

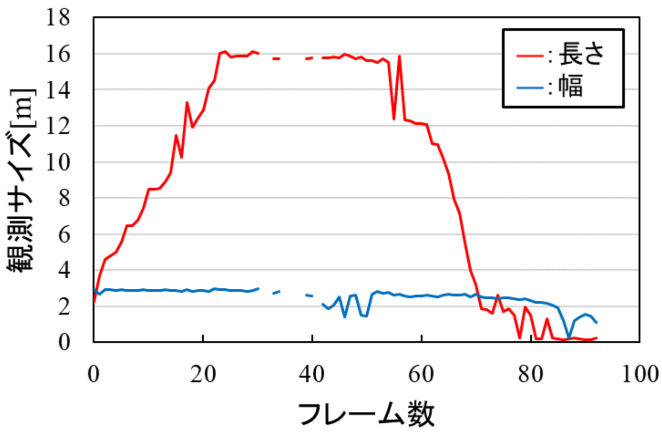
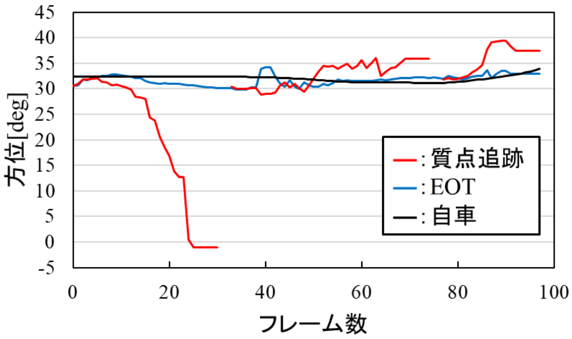


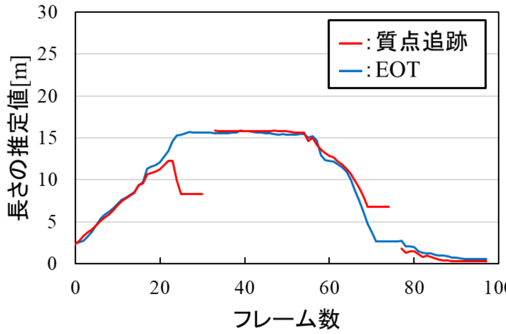
図 2.4.②-4 評価に用いる追跡物体の観測サイズ

図 2.4.②-5 に実際に追跡を行った結果を示す．図 2.4.②-5(a)は方位の推定値である．ここでは，自車と対向車はほぼ平行に運動しているため，自車方位を目安として用いている．質点追跡では，約 30 フレーム目まで自車方位とかけ離れた推定値が得られた．一方，EOT では，方位の推定値が自車方位と大きく異なるということはなかった．図 2.4.②-5(b)，(c)はそれぞれ長さ，幅の推定値である．まず，長さに注目する．図 2.4.②-4 からも分かるように，今回考える対象は最初，長さが約 16[m]まで拡大し続けている．しかし，質点追跡による長さの推定値を見ると，10[m]を超えたところで拡大がストップし，その後は急に小さくなっている．一方，EOT では，長さが約 16[m]に達するまで拡大し続けている．次に，幅に注目する．質点追跡では，幅の推定値が 20 フレームを超えたところで約 6[m]となった．一般的なトレーラの最大幅は 2.5 [m]程度である

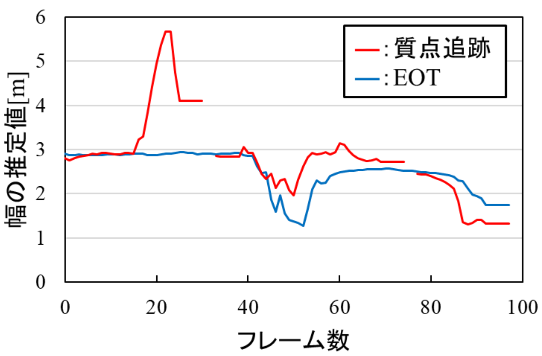
ことから明らかに大きな値である．一方，EOT においても，最初の 40 フレームは想定される車両幅を超えている．これは，トレーラが旋回中で車体が「く」の字になっているものを矩形枠で近似して形状推定しているためである（図 2.4.②-5(d)）．なお，40～60 フレームで EOT 及び質点追跡ともに推定幅が小さくなっているのは，追跡物体が自車の真横にいるため側面のみが観測される状態のためである（図 2.4.②-5(e)）．以上より，EOT の方が現実に即した推定が行えていると言える．また，追跡継続性という観点で見ると，質点追跡では，追跡が途中で 2 回中断されて推定値が不連続な変化をしているが，EOT における追跡中断は 1 度もなかった．よって，追跡継続性に関しても EOT の方が優れていると言える．



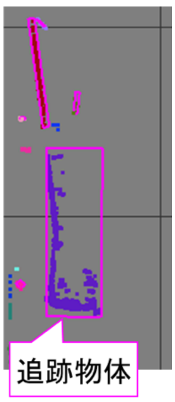
(a) 追跡物体の方位



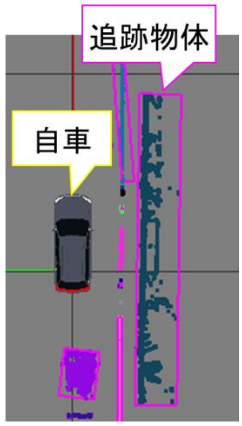
(b) 追跡物体の矩形枠の長さ



(c) 追跡物体の矩形枠の幅



(d)「く」の字の車両



(e)側面のみ観測

図 2.4.②-5 追跡結果

次に，リアルタイム性の評価を行う．約 1 時間 30 分の東京臨海部の走行データについて処理時間を計測した．ここで，使用した LiDAR のフレームレートは 10[Hz]であるため，1 フレームあたりの処理時間が 100[ms]以内に収まっていればリアルタイムであると言える．EOT と質点追跡の処理時間を図 2.4.②-6 に示す．これを見ると，両者の差は小さいことが分かる．実際，平均処理時間は EOT が 33.4[ms]，質点追跡が 28.3[ms]であり大差はない．一般的に EOT の

方が処理時間は長くなるが，その差が小さく抑えられていることから，今回導入した EOT の有用性が確認できる．また，EOT の最大処理時間が 73.1[ms]であり，100[ms]以内に収まっていることから，全フレームでリアルタイムな処理を実現できたと言える．

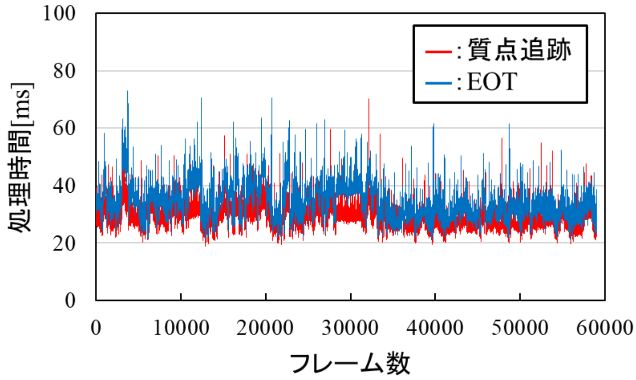


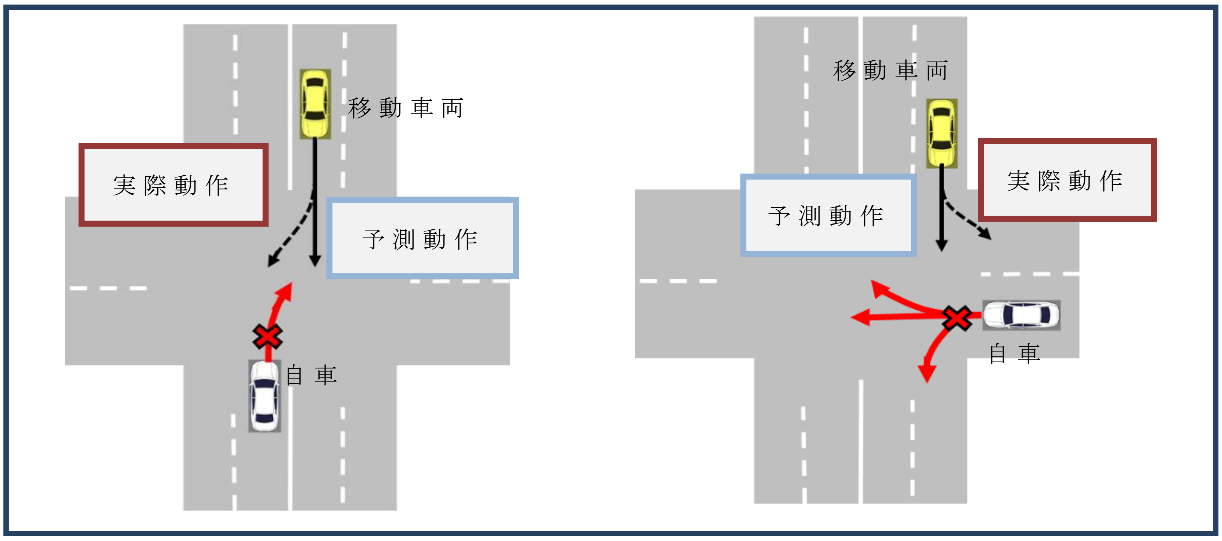
図 2.4.②-6 EOT と質点追跡の処理時間

このように，形状変化に対するロバスト性とリアルタイム性を両立した，実環境での走行にも適用可能な EOT を実現することができた．

(2) 地図に基づいた移動物体の将来軌道の予測

自動運転自動車の軌道計画は，現在地点から目標地点に向けてどのように走行すべきかを計画する非常に重要な技術である．より安全な自動運転自動車の走行を計画するためには自動運転自動車の周辺移動物体を検出・識別し，数秒後の周辺移動物体の軌道を予測することが必要である．

周辺移動物体の走行を予測する手法として，周辺移動物体のセンサから識別された速度や加速度，位置情報を用いて予測するものがある．この手法では周辺移動車両が単一の経路（例えば，直進）しか作成していない．その結果，自車の走行にとって問題を生じる可能性がある．図 2.4.②-7 に予測の動作と実際の動作が異なったとき時車両に影響を及ぼす主なシーンを示す．周辺移動車両（黄色）が直進すると予測したとき，自車（白色）は交差点に進入できずその周辺移動車両が通過するまで停止し続ける状態となる．もし周辺移動車両が直進するのを事前に判断できれば自車を待つことや，移動車両がウィンカーを出して減速するなどあらかじめ右左折することが分かれば，安全に考慮して早く交差点に進入できるといった走行計画が可能になる．したがって周辺移動車両が直進か右左折を判断することは非常に重要であることが分かる．そこで，周辺移動車両の走行する経路を直進だけでなく全ての経路を考慮し，その移動物体の取りうる行動の候補を確率的に探索しながら，将来の予測軌道を求める手法を構築した．さらに計算された経路を用いてどの経路を走行するか事前に判断する手法を提案した．



(a) 自車が右折する際に他車が接近している場合

(b) 自車が交差点に進入した際に他車と交差すると考えられる場合

図 2.4.②-7 交差点での周辺車両の将来軌道の予測の必要性

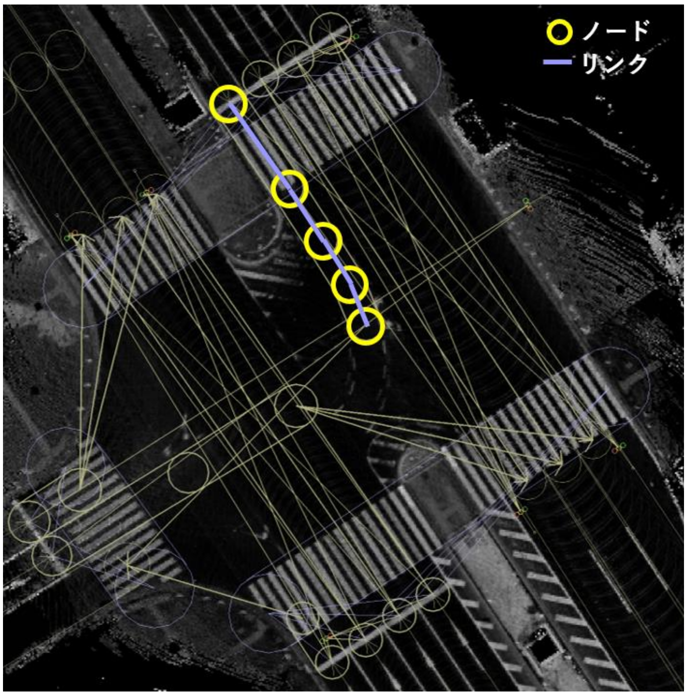


図 2.4.②-8 交差点近辺地図の例.

移動車両の取りうる全ての走行経路の作成.

移動車両の直進や右左折を判断するために，地図を使用した．使用するデジタル地図の情報としては，図 2.4.②-8 に示すようにノード，リンクで表されるベクトル地図（有向グラフ）を用いる：

- **ノード(WayPoint)**：道路の中心座標を表す緯度経度や道幅
- **リンク(Link)**:ノードの集合.ノード間のつながりとその方向を示し，直進・右左折といったリンクの種別や，制限速度，破線や黄色線などの白線種別情報が付加情報として記載されている.
- **グループ(Group)**: ノードとリンクの集合．通常の道路や交差点などの道路の分類情報を持つ.

これらの情報を用いて走行可能なルート予測を行う．まず，グループの中にあるリンクの中から最も近い距離のリンクを探索する．探索アルゴリズムの概要を図 2.4.②-9 に示す．リンク始点から自車の位置までの距離 K を求める．距離 K の計算に Levenberg-Marquardt(LM)法を用いている.

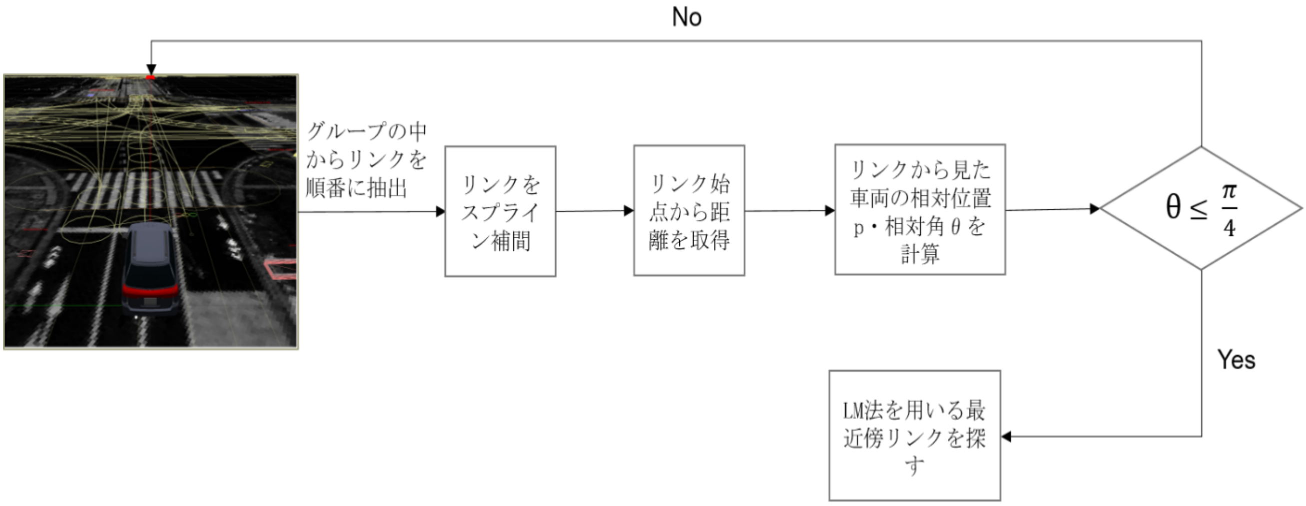


図 2.4.②-9 最近傍リンク探索アルゴリズムの概要

図 2.4.②-10 に周辺移動車両の走行全ての経路のアルゴリズムのフローチャートを示す．図 2.4.②-11 に示すように最近傍リンクを用いて走行する経路に分岐点があるか探索し，分岐点があれば，最近傍リンクを複製し直進経路 A と左折経路 B を作成する．作成した経路は経路内のノード数がある閾値になるまで拡張を行う．

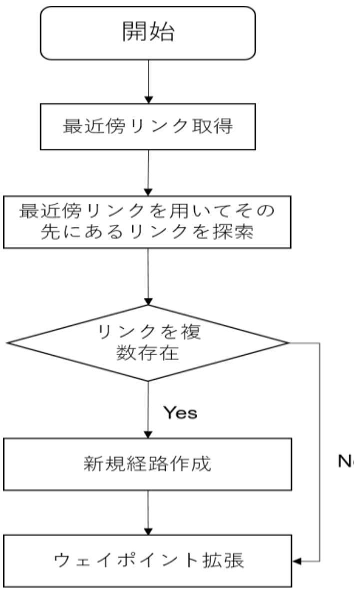


図 2.4.②-10 辺移動車両の走行全ての経路のアルゴリズムの概要

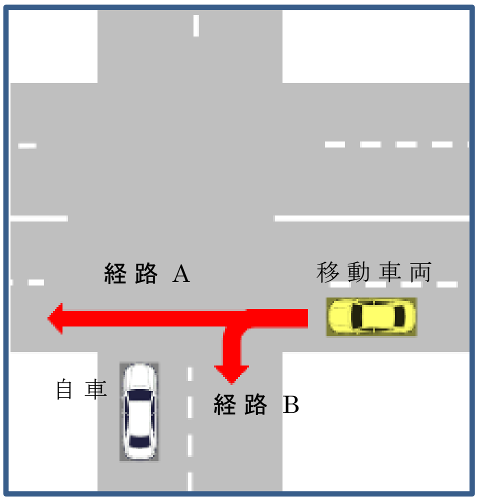


図 2.4.②-11 交差点で移動車両経路の判断

地図ベースによる移動車両の走行経路の判断.

経路をスプライン曲線で補間した際にノード間の距離の長さによってうねりが生じ経路の曲率が正しく計算できない場合がある．そこで，作成した経路について曲率を正しく計算するためのリサンプリング方法について説明する．リサンプリングでは周辺移動車両の現在地点から 1m 間隔で行う．またリサンプリングを行った点には位置や制限速度などの情報を付与する．制限速度は経路の曲率と最大横加速度から求められる経路走行の最大速度である．図 2.4.②-12 に示すように自車以外の周辺移動車両が走行する経路を確率として表現する．周辺移動車両が直進か右左折かを判断する要素に速度，加速度がある．そこで前述で取得した経路情報と周辺移動車両の情報を用いて走行する経路の確率を求める．求めた確率に Binary Bayes Filter[3]を用いて時系列処理を行い信頼性のある確率にしていく．そして図 2.4.②-12 に示すように得られた各径路の走行確率を正規化し，周辺移動車両がどの経路を走行するか判断する．

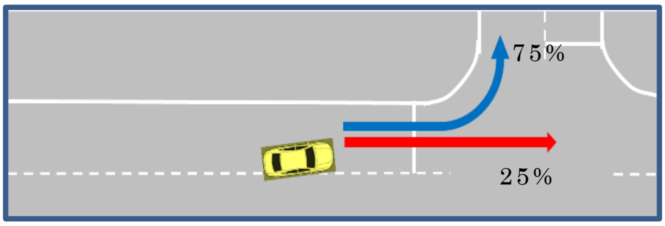


図 2.4.②-12 走行経路の確率

実環境で走行する周辺移動車両には車間距離維持のための加速度が存在する．そこで周辺移動車両が追従している先行車両を探索し車間距離保持のための加速度を Intelligent Driver Model(IDM)[4]を使用して求める．IDM は，走行する経路において先行車両に追従する車両が最低車間距離を保持して走行するために必要な加速度を計算するモデルである．求められた加速度を走行経路の確率を求める時に使用し，実環境にも対応した周辺移動車両の走行する経路の判断を行う．

作成した経路中心と移動車両の横方向距離を取得する．予測時間後には経路中心に戻り走行する仮定とし，横方向距離が 0 になるように経路に沿った周辺移動車両の位置を計算する．

シミュレーションおよび実験データを用いた検証.

提案手法を実装し，シミュレーションを行った．図 2.4.②-13 は図 2.4.②-12 に示す状況下で，自動運転車両周囲の移動車両が左折すると仮定して提案したアルゴリズムを評価した結果を示している．このシミュレーションでは図 2.4.②-11 に示すように周辺移動車両は減速を継続的に行ったため，提案したアルゴリズムを用いることで事前に左折する判断ができた．

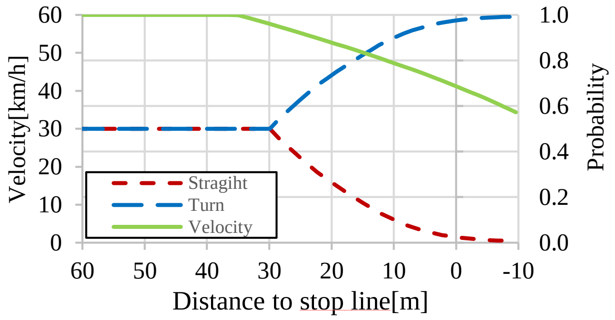


図 2.4.②-13 シミュレーションの確率の結果

次に実走行データによる評価を行う図 2.4.②-14 はシミュレーションと同様に自動運転車両周囲の移動車両が左折する状況下で取得したデータを用いて検証を行った結果を示す．図 2.4.②-12 に示すように周辺移動車両が継続的な減速を行ったため，停止線 5m 前から正しく左折経路を走行する判断できた．

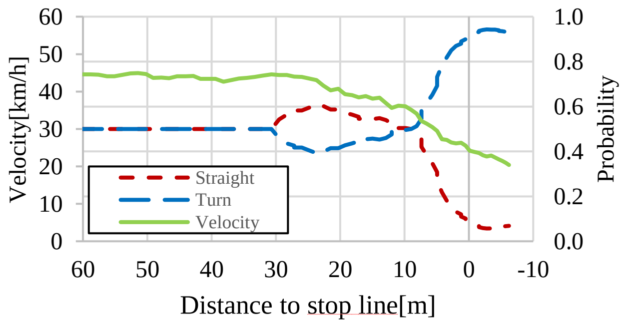


図 2.4.②-14 シミュレーションの確率の結果

提案手法は早く継続的な減速を行うことが走行経路を事前に判断するための決め手となることが分かった．

(3) DIVP 連携によるセンサ不調シーンの再現および検証

東京臨海部や金沢市内における実証実験の結果から，自車周辺の走行環境や天候などの変化により認識及び判断が困難となる不調シーンを検証し，下記の周辺環境認識の課題が確認された．

- 信号機認識：逆光，順光，背景同化，隠蔽，夜間
- 遠距離物体認識：隠蔽，背景同化など（カメラの場合は逆光・夜間も含む）
- 自己位置推定：路面反射のノイズ（路面材質，雨天など）
- パスプランニング：死角による飛び出し時の判断

上記などの認識不調による自動運転継続に課題となるシーンに注目し，シミュレーションを活用して認識技術の高度化が重要である．一方，自動運転の走行環境の安全性を評価するためのプラットフォームとして，SIP 他事業である DIVP（Driving Intelligence Validation Platform）事業ではカメラや LiDAR などのセンサ情報をシミュレーション可能な環境が開発されている．そこで本研究課題では，認識不調による自動運転継続の課題となるシーンを抽出し，DIVP 事業にて開発されているシミュレーション環境を活用したアルゴリズム改善を目指す．2021 年度ではシミュレーション環境と本自動運転システムとの連携を行い，基本的な環境における再現試験を実施した．

図 2.4.②-15 にシミュレーションを活用した環境不調の検証の実施概要を示す．ここではカメラ及び LiDAR を用いた認識における環境不調を検証対象とし，それぞれ信号認識，物体認識，自己位置推定における不調の課題を個別に検証した．検証ではシミュレーションと連携した環境構築を行い，各不調要因を再現したシミュレーションの実施及び一致性評価・検証を実施した．具体的には各認識対象において下記の検証を行った．

- シミュレーション環境全体：多数の交通参加者（自動車，トラック，人など）を任意に配置して，異なる天候（晴れ，曇り，雨天）及び時間帯（昼間，夕方）におけるシミュレーション環境を構築
- 信号認識：シミュレーション環境内の交差点で異なる点灯色の信号機画像を生成し，異なる天候条件における信号認識の一致性を検証．逆光時の信号認識への環境不調の再現．（詳細は 2.1.①を参照されたい）
- 物体認識：遠距離車両に接近するシーンを異なる条件のシナリオを生成し，カメラ及び LiDAR による物体認識における一致性を検証．（詳細は 2.2.①・②を参照されたい）
- 自己位置推定：路面材質及び雨天を想定した異なる条件での LiDAR のシ

ミュレーションデータを生成し，マップマッチングの一致性を検証（詳細は 2.3.②を参照されたい）

- 行動予測・パスプランニング：歩行者横断を想定したシーンのシミュレーションシナリオを生成し，画像認識における一致性を検証（詳細は 2.4.①を参照されたい）

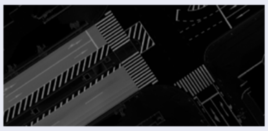
AD-URBAN/DIVP連携		FY2021(認識観点での評価)			FY2022(システム観点へ)
評価対象		ステップ① (事前評価)	ステップ② (不調シーンの再現性評価)		ステップ③ (サクセスケースの提示)
センサ	機能	評価観点：仮想環境で評価できるレベルになっているのか？	評価観点：実証実験で実際に発生した不調シーンが再現できるのか？		評価観点：仮想空間を活用して自動運転システムを改善可能か？
カメラ	信号認識	Semantic Segmentationによる評価 (認識クラスの正しさ) ・正しい認識結果となるのか？ ・一致しない具体例は何か？	信号灯色の色相・彩度の評価 ・比較評価@飛騨エアパーク		不調シーン例：逆光・隠蔽・背景同化・夜間など
カメラ	物体認識		距離ごとの物体認識率 ・比較評価@JARI特異環境試験路		不調シーン例：逆光・隠蔽・背景同化・夜間など
LiDAR	物体認識	地図生成による評価 (地図の歪み，路面模様の再現性) ・3次元環境が再現できているか？ ・反射率がどれぐらい一致するか？ ・一致しない具体例は何か？	距離ごとの物体認識率 ・比較評価@JARI特異環境試験路		不調シーン例：隠蔽・背景同化(近接物体)・雨天・反射物など
LiDAR	自己位置推定		自己位置推定状態評価 (相関分布,ピーク) ・比較評価@お台場＋JARI特異環境試験路		不調シーン例：遮熱性塗装路，雨天，高架下，路面表示のかすれなど

図 2.4.②-15　DIVP 事業との連携による認識不調の評価計画

上記のような各要素技術の認識不調の再現・検証を進めていくことで，複合的な不調の課題を改善して自動運転の平均持続可能距離の改善が期待できる．実証実験において確認しているパスプランニングの不調シーンとして，死角のある環境での飛び出しに関する判断が挙げられる．例えば，交差点の右折走行時において右折待ち車両や周辺構造物による物理的遮蔽が発生すると，対向車両の認識が遅れてしまう課題が想定される（図 2.4.②-16）．こうした不調シーンを解決するには，物理的遮蔽の程度による認識アルゴリズムの改善や対向車両の存在を想定した判断技術の構築などが必要となる．このような死角の存在する環境における交差点進入時の走行データの生成例を図 2.4.②-17 及び図 2.4.②-18 に示す．図 2.4.②-18 などのように実際の交差点走行を想定したシナリオ

の構築を進めて，認識・判断などの観点から不調シーンの再現することでアルゴリズム検証の効率化を行った．

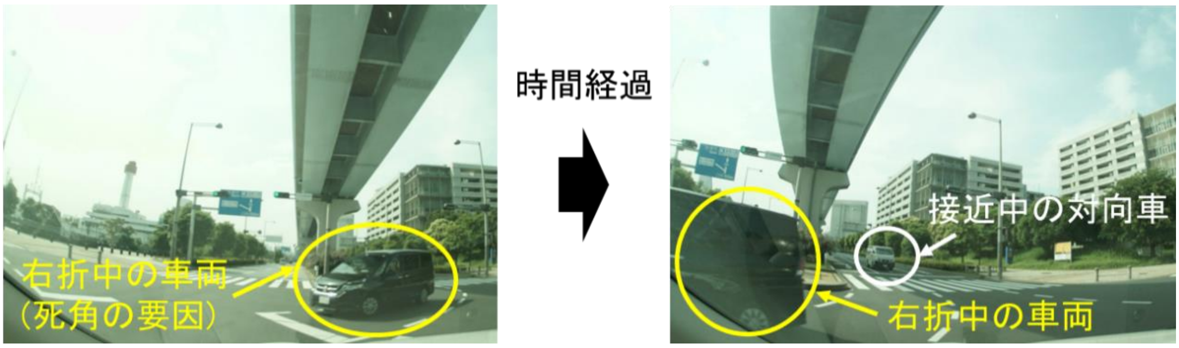


図 2.4.②-16　右折時の死角による対向車未検知（2020 年度報告書より）

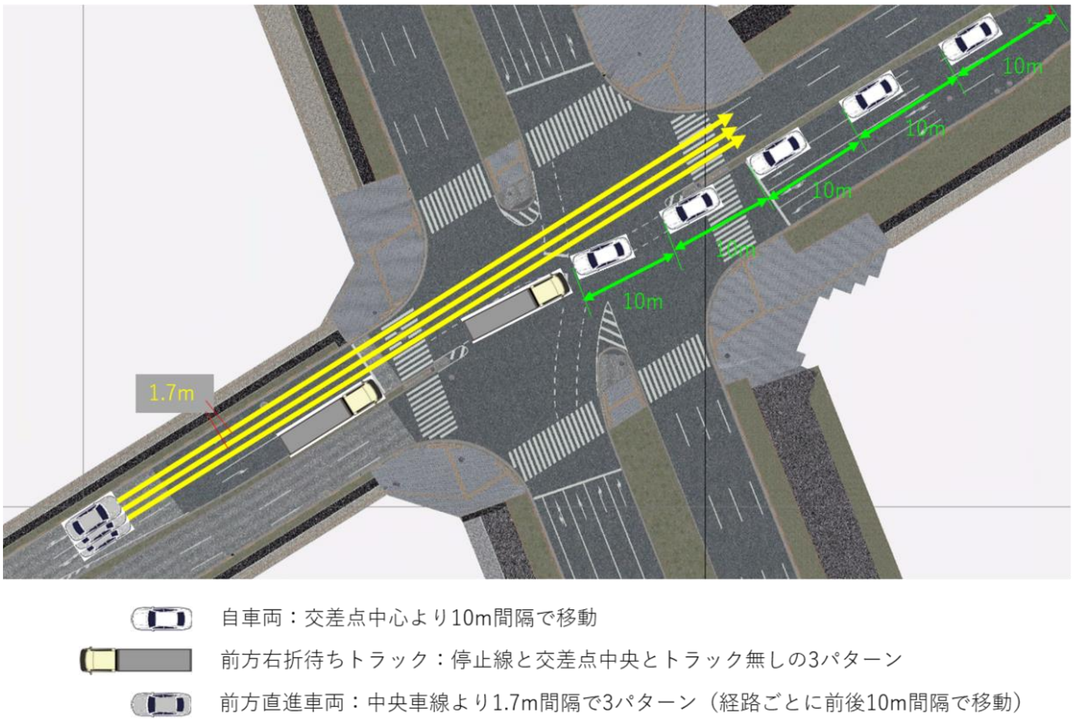


図 2.4.②-17　異なる隠れを想定した対向車の走行の
シミュレーションシナリオ例（青海一丁目交差点）

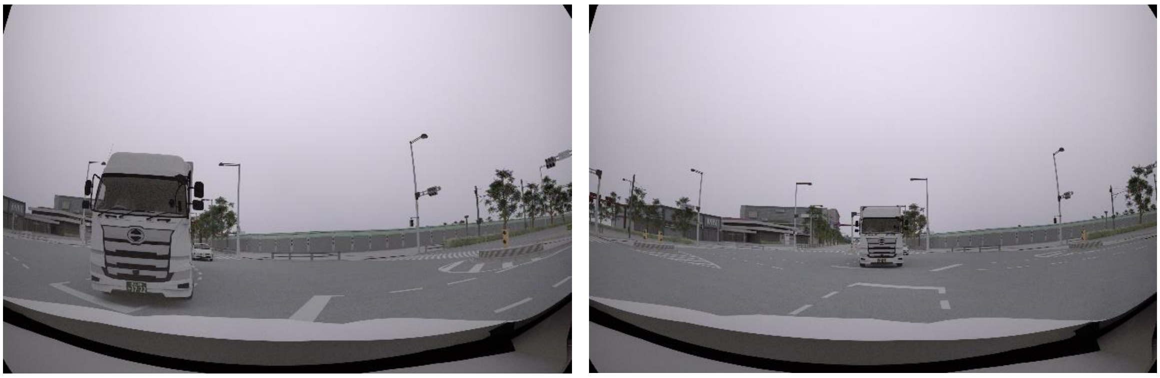


図 2.4.②-18　異なる隠れを想定した対向車の走行シーンの生成画像例

(4)公道走行による総合評価

石川県金沢市における平均走行持続可能距離の評価

本事業での実証実験を継続的に実施するに当たり，周辺物体の追跡，予測，パスプランニングの各種アルゴリズムを改善し，自動運転状態での平均走行持続可能距離として 10[km]を達成することを目標値として設定している．

性能評価に用いたルートを図 2.4.②-19 に示す．本ルートでは，金沢大学から市内の幹線道路を通りながら金沢駅を経由して金沢港へ向かう片道 18[km]のルートである．幹線道路のトンネル及び分合流や金沢駅周辺の片道 3 車線の道路など郊外・市街地の走行環境を含む評価ルートである．本実験では評価ルートを往復走行することで性能評価を実施し，アルゴリズムの課題抽出及び平均走行持続可能距離の評価を行った．

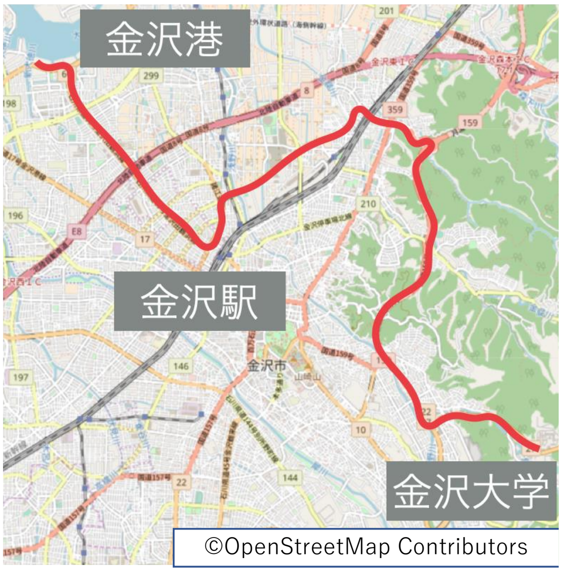


図 2.4.②-19 石川県金沢市内における評価用ルート（片道 18km）

平均走行持続可能距離を計算するにあたって，自動運転モードの状態を以下の 3 つに分ける．

・制御 ON
・制御 OFF
・マニュアルオーバーライドによる制御 OFF

制御 ON は自動走行を行なっている状態を表す．制御 OFF は目的地に到着した際や実験終了時など正常に自動運転モードを解除したことを表す状態である．マニュアルオーバーライドによる制御 OFF は，自動運転システムが意図しない挙動を示した場合などにドライバが介入することによって自動運転モードが解除された状態を表す．自動運転自動車の自動走行に対する評価指標は様々なものがあるが，その中の「自動走行距離」，「平均走行持続可能距離」に

注目する.

- 自動走行距離：走行ルートを自動運転で走行した距離
- オーバーライド数：ドライバによるマニュアルオーバーライドにより制御OFFとなる回数
- 平均走行持続可能距離：ドライバによるオーバーライド1回あたりにおける自動運転での平均走行距離である.

評価結果を表 2.4.②-1 に示す. 本事業の前半である 2020 年 9 月末の時点では平均走行持続可能距離が約 5.8[km]であった. それに対して, 2021 年 9 月時点ではオーバーライド数が 3 回に減少し, 平均走行持続可能距離は 11.561[km]となった. このように, 認識・予測・パスプランニングの各機能の技術的課題を改善することでオーバーライド数が削減され, 目標の平均走行持続可能距離 10km を達成した.

表 2.4.②-1 石川県金沢市の自動運転評価における平均走行持続可能距離

評価時期	自動走行距離[km]	オーバーライド数	平均走行持続可能距離[km]
2020/09	41.018	7	5.860
2021/09	34.683	3	11.561

東京臨海部実証実験において確認された環境不調による課題

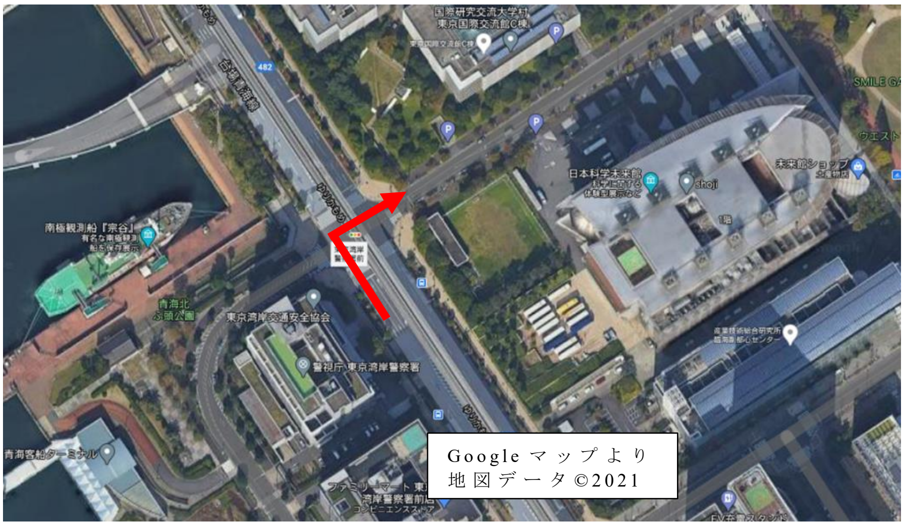
前述の性能評価に加えて東京臨海部においても実証実験を継続的に実施しているが, アルゴリズムが主要因となるオーバーライドだけでなく道路周辺の構造物や他車両, 交差点の状態などに応じた道路環境の条件が要因となる不調シーンも確認されている. 特徴的なシーンとしては以下のものが挙げられる.

・右折時の死角による対向車未検知によるオーバーライド
・信号機の右折矢印灯の点灯時間秒数による交差点進入時のオーバーライド
・交差点接近中に信号状態が黄色に変わるときの急減速

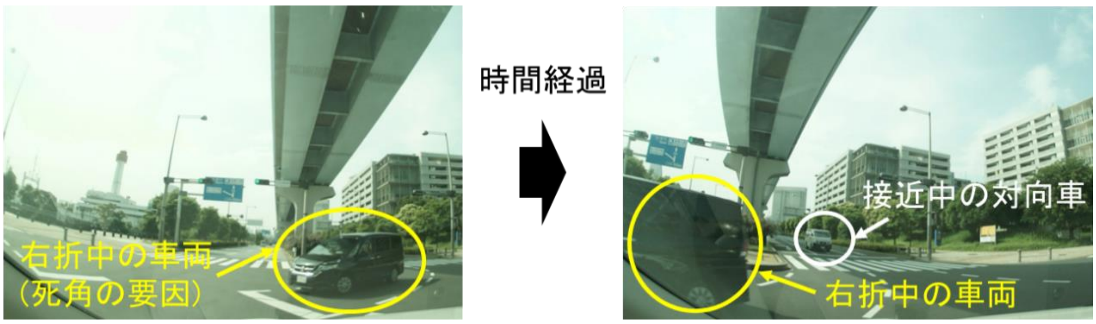
これからのシーンにおける課題は認識アルゴリズムの技術的な改善のアプローチだけでなくインフラによる支援及び調整などによっても改善が期待できる. 各課題の詳細な状況に関して以下に述べる.

【シーン1】右折時の死角による対向車未検知によるオーバーライド

自車両が安全に右折するためには，対向車を検知することが必要不可欠である．もしも検知できなければ，対向車に衝突してしまう恐れがある．交差点周辺の構造物や右折待ち車両などによって死角が発生し，対向車の認識に遅れる場合を確認している．例えば，東京湾岸警察署前の交差点（図 2.4.②-20(a)）では，高架橋を支える柱や対向車によって死角となることがある．図 2.4.②-20 に示すようにカメラ画像(図 2.4.②-20(b))において，右折中待ちしている車両が存在している間は死角に入り込んでいる対向車の検知が困難となり対向車への反応が遅れることが考えられる．このような死角による対向車検知の課題は，類似課題として中央分類帯の草木などによる対向車の死角が影響を及ぼす場合も確認されている．



(a)東京湾岸警察署前の交差点

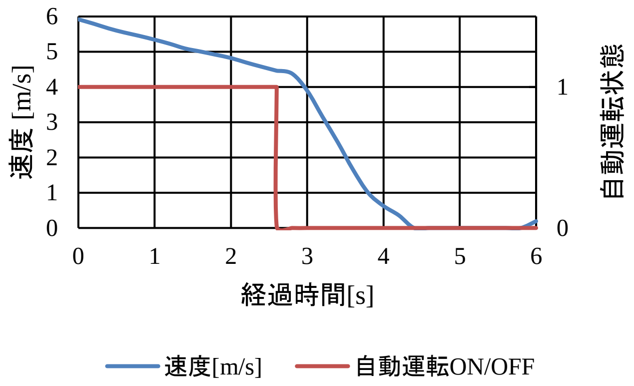


(b)カメラ画像

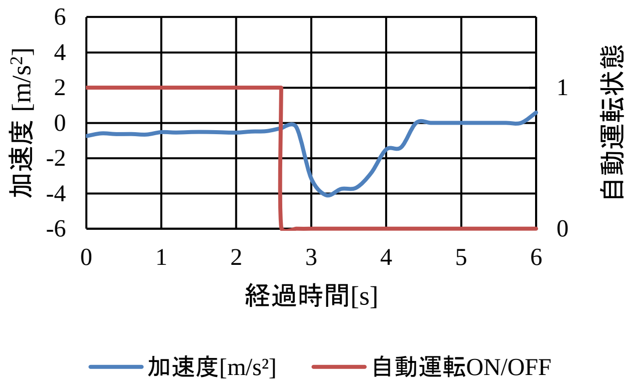
図 2.4.②-20　右折時の死角による対向車未検知

図 2.4.②-21 に，このシーンにおける自車両の速度の変化，加速度の変化，ヨー角の変化，自動運転の状態を示す．グラフ第 2 縦軸は自動運転状態を表し，

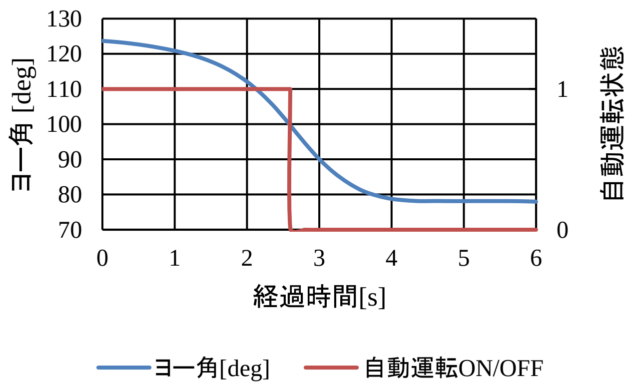
1 は自動運転，0 は手動運転であることを示している．最初は，速度，加速度が大きくなり，ヨー角も変化していることから右折しようとしていることが読み取れる．その後，対向車との衝突を防ぐため，オーバーライドを行い，手動で停止させた．このようなシーンでは自車からの視点だけでは対向車の状況を把握することが困難であると考えられるため，解決するためには，V2I 及び V2V などの通信で死角補助等のインフラによる支援や，対向車の死角の状況に応じて徐々に前進するなどのプランニング側の改善が必要である．



(a)速度の変化



(b)加速度の変化



(c)ヨー角の変化

図 2.4.②-21　シーン 1 の実験車両の状態の変化

【シーン２】信号機の右折矢印灯の点灯時間秒数による交差点進入時のオーバーライド

自車両が右折専用車線で先頭から 2 車両目に位置するときに，右折待機状態から信号機の右折矢印灯を確認して発進するが，矢印灯の点灯時間が短く，矢印灯点灯中に交差点から抜け出すことが出来ずにオーバーライドを行った例である．具体的な交差点位置としては図 2.4.②-22 に示す「有明コロシアム東」の交差点で矢印の方向に右折をする状況でオーバーライドが発生した．図 2.4.②-23 にこの交差点でオーバーライド発生時の車両の状況を示す．一般的な交差点では信号機の点灯サイクルが「青信号→黄信号→赤＋右矢印→黄信号→赤信号」と変化するため右折走行を行う場合では青信号の段階から交差点に進入して対向車の状況に応じて右折を開始する．しかしながら，当該交差点では「赤＋左・直進矢印→黄信号→赤信号→赤＋右矢印→黄信号→赤信号」と信号サイクルが変化するため，右折を開始する矢印が点灯してからはじめて交差点に進入することになる．そのため，右矢印の点灯時間によっては交差点進入が困難となる場合が発生する．

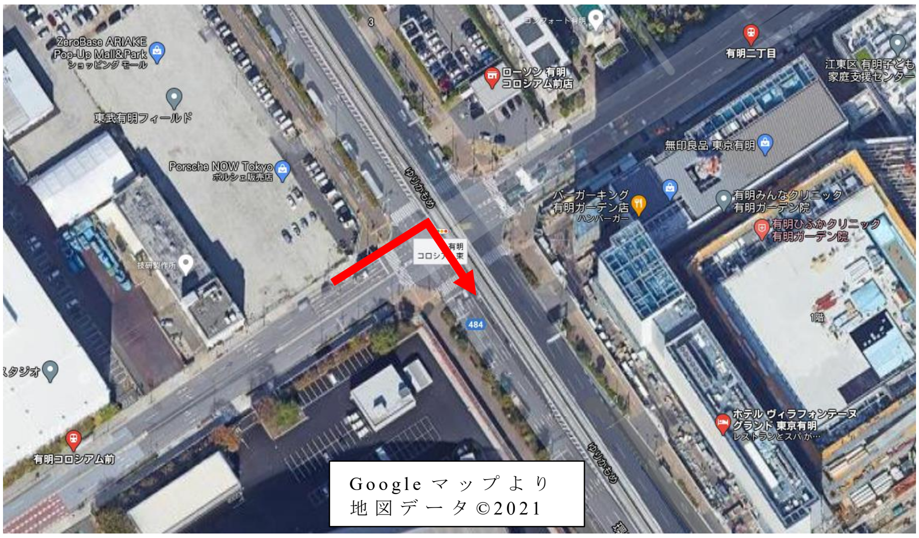
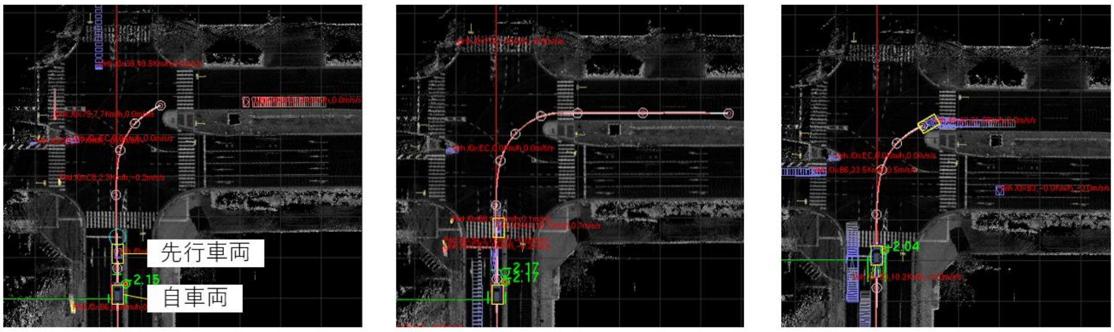


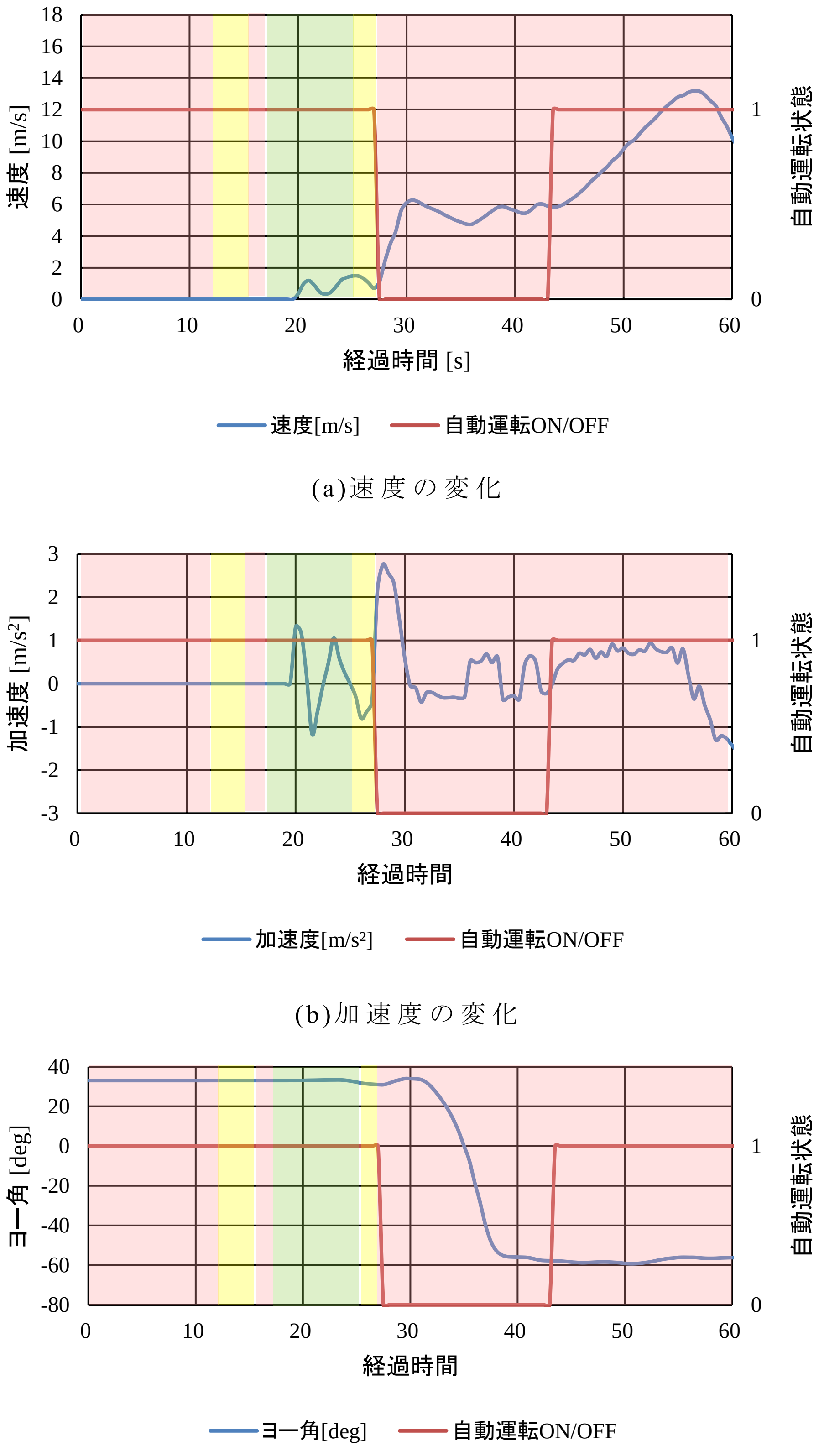
図 2.4.②-22　有明コロシアム東の交差点



右折の待機　　右折矢印が点灯して発進　　右折矢印から黄色信号に切り替わりオーバーライド

図 2.4.②-23　右折矢印灯の点灯時間が短いことによるオーバーライド

図 2.4.②-24 に，このシーンにおける自車両の速度変化，加速度の変化，ヨー角の変化，自動運転の状態と信号の状態を示す．グラフ第 2 縦軸は自動運転状態を表し，1 は自動運転，0 は手動運転であることを示している．グラフの背景の色は信号の状態を表しており，信号の状態は「赤＋左・直進矢印→黄→赤→赤＋右矢印→黄→赤」の順番で変化している．このシーンは，赤信号状態で停車中から始まり，時刻 18 秒付近で右折矢印灯が点灯し，車両は右折のために発進を始める．その後，時刻 26 秒付近に黄色信号に切り替わるタイミングでは自車両はまだ交差点の内部にいたため，交差点から抜け出すために手動運転で加速をしており，オーバーライドが発生している．自動運転自動車では滑らかに加速して発進するように設計する場合もあることから発進時の加速を抑えていることがあるが，そのような場合に交差点進入時の遅れが懸念される．発進時の加速を強く設計することで一般車同様に交差点進入が可能となるが乗り心地とのトレードオフの問題も検討する必要がある．このようなオーバーライドをインフラ側から防ぐためには矢印灯の点灯時間の調整も一案として想定される．したがって，交差点の階梯パターンの検討においても自動運転車が通過しやすいパターンの調整についても検討の余地があると考えられる．



(a)速度の変化

(b)加速度の変化

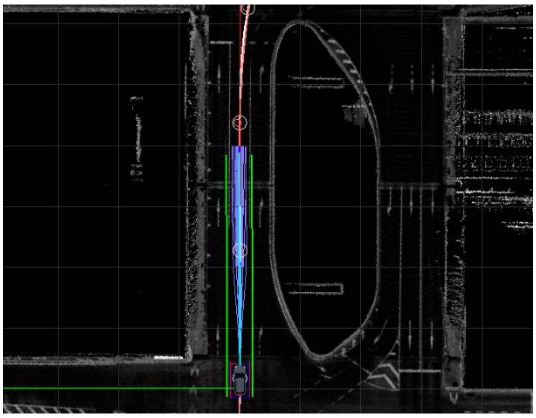
(c)ヨー角の変化

図 2.4.②-24　シーン 2 の信号の状態と実験車両の状態の変化

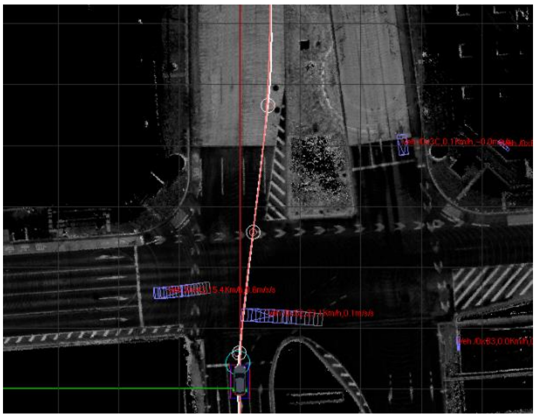
【シーン 3】: 交差点接近中に信号状態が黄色に変わるときの急減速

自動車が交差点接近中に停止線直前で信号状態が青色(緑色)から黄色に変わる場合，ジレンマゾーンと言われる状況において急減速が発生する．例えば，図 2.4.②-25 及び図 2.4.②-26 は「お台場中央（北側)」の交差点接近中に発生したジレンマゾーンの例である．ジレンマゾーンは交差点進入直前のタイミングで発生しうる問題のため一般的にはどの交差点でも発生する可能性がある．

図 2.4.②-25　お台場中央（北側）の交差点



信号状態が黄色に変わった時

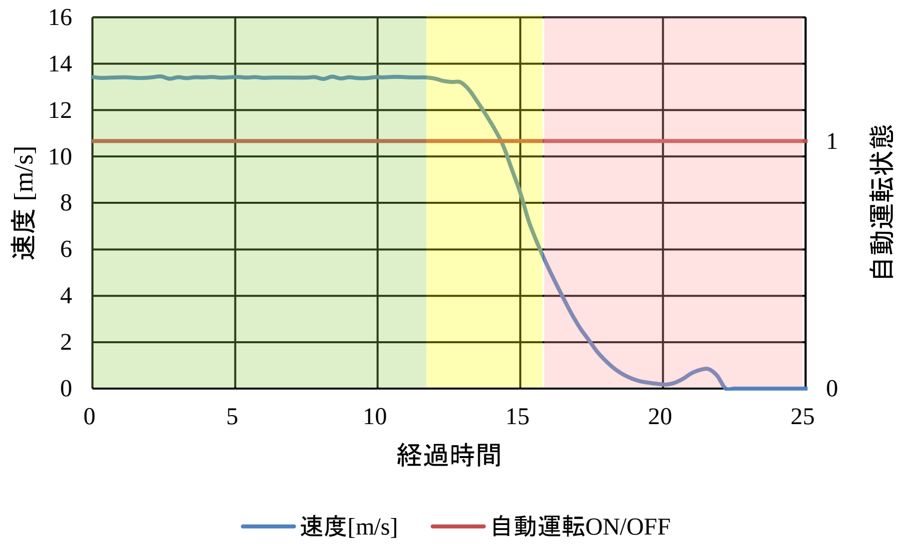


停止線で停車した時

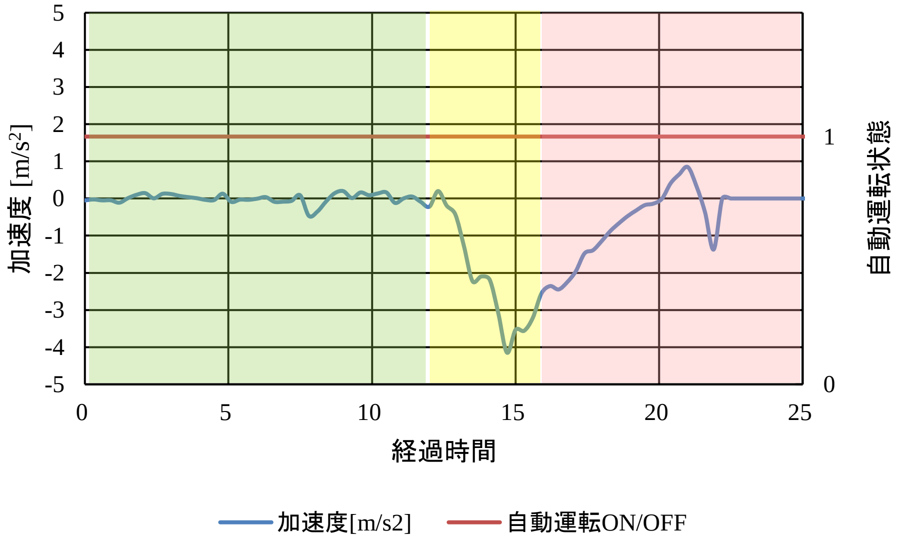
図 2.4.②-26　信号状態が黄色に変わった時と停止線で停車した時の車両の状況

図 2.4.②-27 に，このシーンにおける自車両の速度変化，加速度の変化，自動運転の状態と信号の状態を示す．グラフ第 2 縦軸は自動運転状態を表し，1 は自動運転，0 は手動運転であることを示している．グラフの背景の色は信号の状

態を表しており，信号の状態は「青色→黄色→赤色」の順番で変化している．このシーンは，青信号状態で交差点接近中の状態から始まり，黄色信号に切り替わるタイミングでは急減速が発生し，停車している．図 2.4.②-27 の結果ではオーバーライドせず自動運転走行を継続しながら交差点で停止しているが，中には停止線直前で停止できないと判断してオーバーライドする場合も確認されている．このような急減速を回避するためには，2.1 で検証しているような V2I 通信等による残秒数（先読み情報）の配信によるインフラからの支援が一案であると考えられる．



(a)速度の変化



(b)加速度の変化

図 2.4.②-27　シーン 3 の信号の状態と実験車両の状態の変化

【参考文献】

[1] H.Kaulbersch, J.Honer, M. Baum, A Cartesian B-Spline Vehicle Model for Extended Object Tracking.In *International Conference on Information Fusion*, pp. 1-5, 2018.

[2] Y. Bar-Shalom, W.D.Blair, *Multitarget-Multisensor Tracking: Applications and AdvancesVol. III*.MA: Artech House, 2000.

[3] S. Thrun, W. Burgaard, D. Fox, *Probabilistic Robotics*.Cambridge: MIT Press, 2005.

[4] M. Treiber, A. Hennecke, D. Helbing, Congested Traffic States in Empirical observations and Microscopic Simulations. *Physical Review E, vol. 62(2)*, pp. 1805–1824, 2000.

2.5. e.「自律型自動車が走行する状態での問題点の検討」

① ロボティクス技術を活用したデッドロック回避

自動運転システムにおいて，自動車の振る舞いを決定するパスプランニング技術には，大きく分けて自動運転自動車が目的地に到達可能なルートを計画する技術，交通ルール等に基づいて大まかな車両の振る舞いを決定する技術，そして細かい障害物への回避や先行車両の追従などの細かい挙動を計画する技術に大別可能であると考えられる．本研究課題では，2018 年度から 2020 年度までに，こうした自動運転の基本的な意思決定をシミュレーションソフト上で再現するための環境を構築し，複数の自動運転車が走行する環境下でデッドロックが発生しやすい状況を明らかにした．そしてこのようなデッドロック発生シーンに対する回避策を意思決定技術および軌道計画技術の高度化に関する観点から検討し，これらのデッドロックを回避可能であるか否かの検討を進めた．デッドロックは通常の交通状況だけでなく，緊急車両の走行時などでも想定される．緊急車両が接近した場合は緊急車両の安全な走行の妨げにならない運転行動をとる必要があるため通常の走行時とは異なる状況判断が要求される．そこで本事業ではデッドロックの回避アルゴリズムの検討に加えて車載センサを活用した緊急車両についても検討した．東京臨海部の実証実験では 2021 年度よりセルラー海鮮を活用した V2N 通信による緊急車両の位置情報の配信が実施された．そこで V2N の配信情報の有効性を検証した．具体的には下記の研究項目を実施した．

- デッドロック発生要因の分析
- 実証実験を通したデッドロック発生シーンの検討とシミュレーションによる検証
- デッドロック回避アルゴリズムの開発と実車試験による有効性検証
- 車載マイクを活用した緊急車両サイレン音の認識アルゴリズムの開発
- 車載マイクを活用した緊急車両の音源定位アルゴリズムの開発
- V2N 実証実験による緊急車両位置情報の配信情報の有効性検証

以降では具体的な研究開発成果について個別に述べる．

- **デッドロック発生要因の分析**

現在の自動運転自動車のパスプランニング技術にはロボット工学における移動ロボットの研究成果が応用されている．例えば，Thomas ら[1]は整備されていない火星の表面を自律で走行し探索するための軌道計画方法を提案した．この研究では，前進移動速度のプロファイルと角速度のプロファイルを用いて

位置，姿勢と曲率を考慮して軌道生成を行っている．この手法を用いることで図 2.5.①-1 に示すような様々な軌道が計画され，より最適な軌道を考慮することが出来るようになる．

図 2.5.①-1　位置，姿勢と曲率を考慮して生成される軌道 [1]

自動運転自動車の研究分野において，前方の移動方向のプロファイルと車線の幅を考慮した横方向移動のプロファイルを用いて軌道計画する方法を Moritz らが提案した[2]．この手法では図 2.5.①-2 で示す frenet frame の座標の解析方法を用いて，その 2 つのプロファイルを変換し一つの軌道を生成する．そこで，我々の先行研究では Thomas らと Moritz らの研究内容を応用し，市街地環境の自動運転自動車に適応できる研究成果を出した[3],[4]．

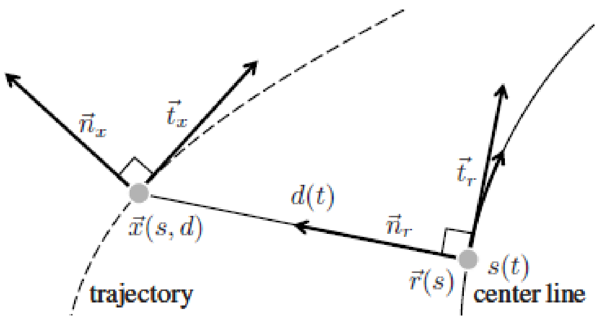
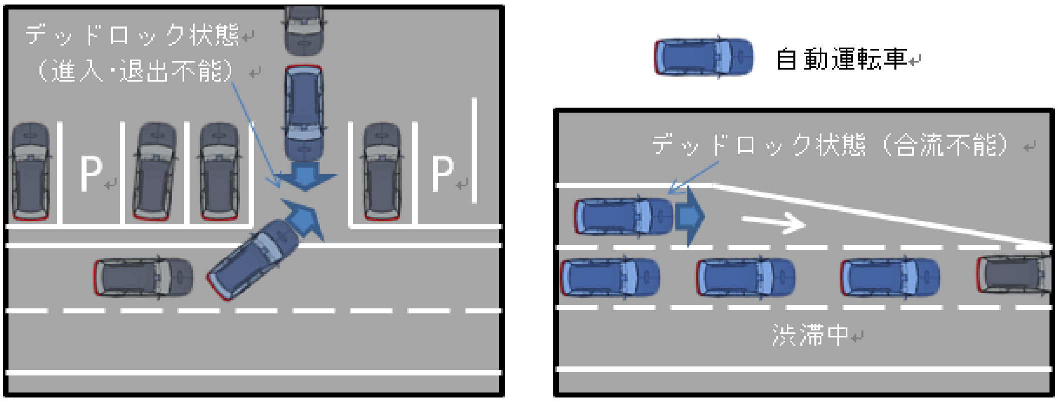


図 2.5.①-2 Frenet-frame の座標の解析方法を用いた軌道 [2]

自動運転自動車の研究が進んでいる中でもまだ解決されていない問題が，軌道計画におけるデッドロック状態である．ここで定義するデッドロックとは，目標位置（即ちゴール）には通る道にも関わらず，未知の障害物（停止中の車など）や動的障害物（他に移動する車など）により進めない状態を意味する．特に，自動運転自動車が市街地を走行する際デッドロックになると考える場面は，図 2.5.①-3 に示すような商業施設の出入り口における進入･退出，幹線道路への合流や，狭い道路でのすれ違い，変則的な交差点などが挙げられる．そこで，本事業の初期段階では，デッドロックを考慮した意思決定技術・軌道計画技術の方式調査を行った．

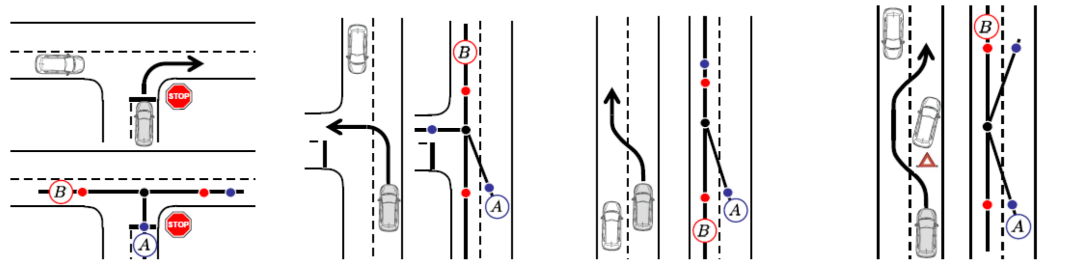


(a) 商業施設の出入り口における進入･退出　　(b)幹線道路への合流時の例

図 2.5.①-3 デッドロック発生時の例

この問題に関しては，Urban Challenge で参加チームだった Sören らと Chris らがこの問題の対象方法を研究成果として発表した[5][6].

Sören らは，図 2.5.①- 4 で示す状況においては移動時間を調整することで事前にデッドロックにならないようにした．まず，図 2.5.① -4 で示す自車(A)と他の車(B)が辿る経路を直線と考慮すべき点を用いて単純化する． 両車両が交わる点（図 2.4.①- 6 での MP）に同時に近づくとお互いデッドロックに落ちる可能性が高い．そのため，点 MP に他の車(B)が到達する時刻を算出し，その時刻に自車(A)が点 MP 上にいないように軌道を計画する．



(a) Right turn with stopping　(b) Left turn without stopping　(c) Lane change maneuver　(d) Double lane change maneuver with oncoming traffic.

図 2.5.①-4 交通シナリオを単純なシナリオに変換方法[5]

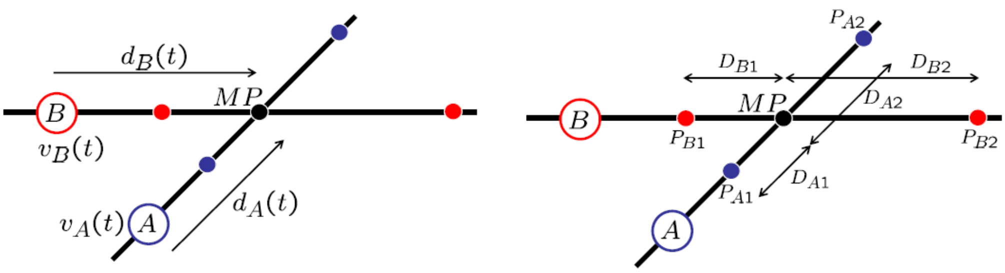


図 2.5.①-5 幾何学な方法を用いた移動時間計算法[5]

また，Chrisらは，優先順位をきめるアルゴリズムを用いて，基本的な交通ルールを基に軌道を計画し走行する手法を提案した．ここで注目すべき点は，実際市街地を自動運転自動車が走行する際には様々な状況に応じて軌道計画において問題が生じることを想定し，図 2.5.①-6 で示す状況において発生するエラーからの回復方法も提案した．ここで，想定したエラーが起きうる状況は我々が想定しているデッドロックの状況に近い．[6]にて提案されたデッドロック回避方法は，目標位置まで移動する際にエラーが生じた場合，目標位置を変更することでデッドロック状態からの回避を試みる方法である．当初の目的位置に到達できない状況になると自車の目標位置の候補を設定し，各候補について軌道の再計算を行い，デッドロックを回避できる軌道を探索する．このように衝突や他の候補などを想定しながらデッドロックに陥らないように対処する方法がそれぞれ検討されている．

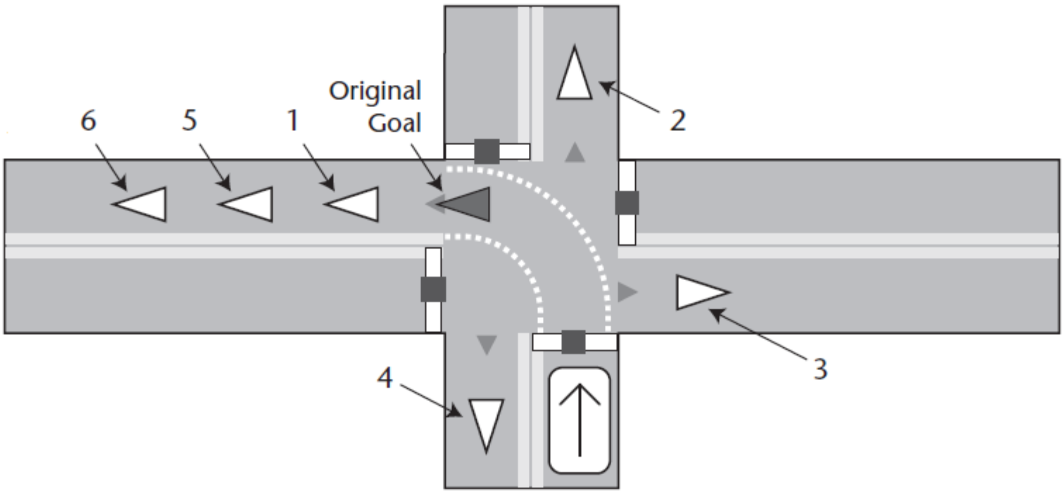


図 2.5.①-6 交差点でのデッドロック回避の検討事例 [6]

- **実証実験を通したデッドロック発生シーンの検討とシミュレーションによる検証**

ロボティクス技術の高度化によるデッドロック回避を検討するために，まずはシミュレーションソフト上で複数の自動運転車が走行する環境を再現させる．また，実証実験を通して自動運転システムにおいてデッドロックが発生しやすい状況を調査し，シーン別に5種類のデッドロックシーンを明確化することを研究目的とする．

自動運転システムにおいてデッドロックが発生しやすい状況を走行実験以外でも明らかにするため，複数車両で自動運転のシミュレーションができる環境を開発した．また開発したシミュレータでは，今後様々な自動運転システムの評価にも使用可能とするため，ユーザによるハンドル入力によって一

般ドライバを加えた走行シミュレーションも可能とした．本シミュレータの概要を図 2.5.①-7 に示す．

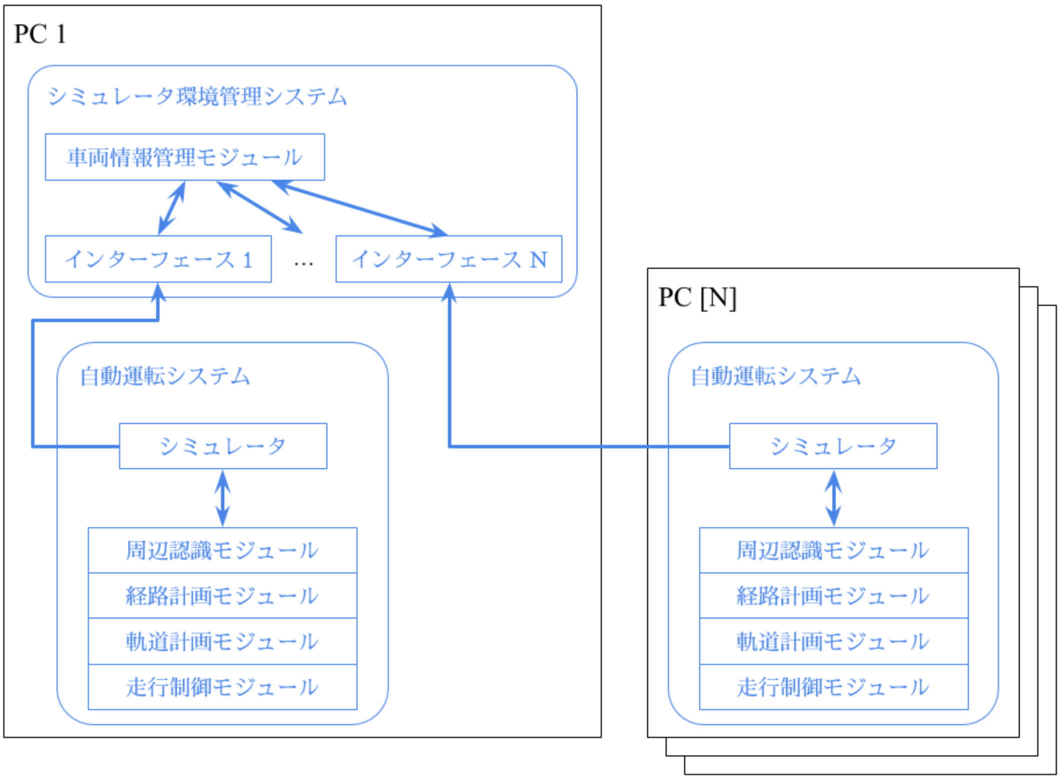


図 2.5.①-7 開発したシミュレータの概要

実証実験を進めていく中で，2019 年 12 月 26 日の東京臨海部での自動運転走行実験中，交差点走行において実際の交通ルールにそぐわない駐車車両により，自動運転システムにおいてデッドロックが発生しそうな状況に遭遇した．（以降で述べるシーン 1 に相当する状況）．その時の状況を図 2.5.①-8 に示す．

図 2.5.①-8 実際に遭遇したデッドロックが発生しそうな状況

上記のシーンも含め東京臨海部における実証実験を通じて遭遇したシーンおよび地形を基に，複数の自動運転車両をシミュレータ上で走行させ，デッドロックが発生するシーンを 5 つ確認した．これらの状況は以下の 3 つ状況に場合分けできると考えられる．

- 交通ルールを順守していない一般車両が存在する場合
- 見通しが悪い場合
- 譲り合いが必要な場合

シミュレータ上でデッドロックが発生することを確認できたシーンについて，以下でそれぞれ詳しく見ていく．なお，自動運転車は 2 台とも交通ルールを順守し，後続車がいるためバックはできないと仮定する．また 2 台の自動運転車はともに自律型の自動運転システムであり，お互いに車間通信はしないものとする．具体的には図 2.5.①-9 に示す 5 つのシーンとなる．

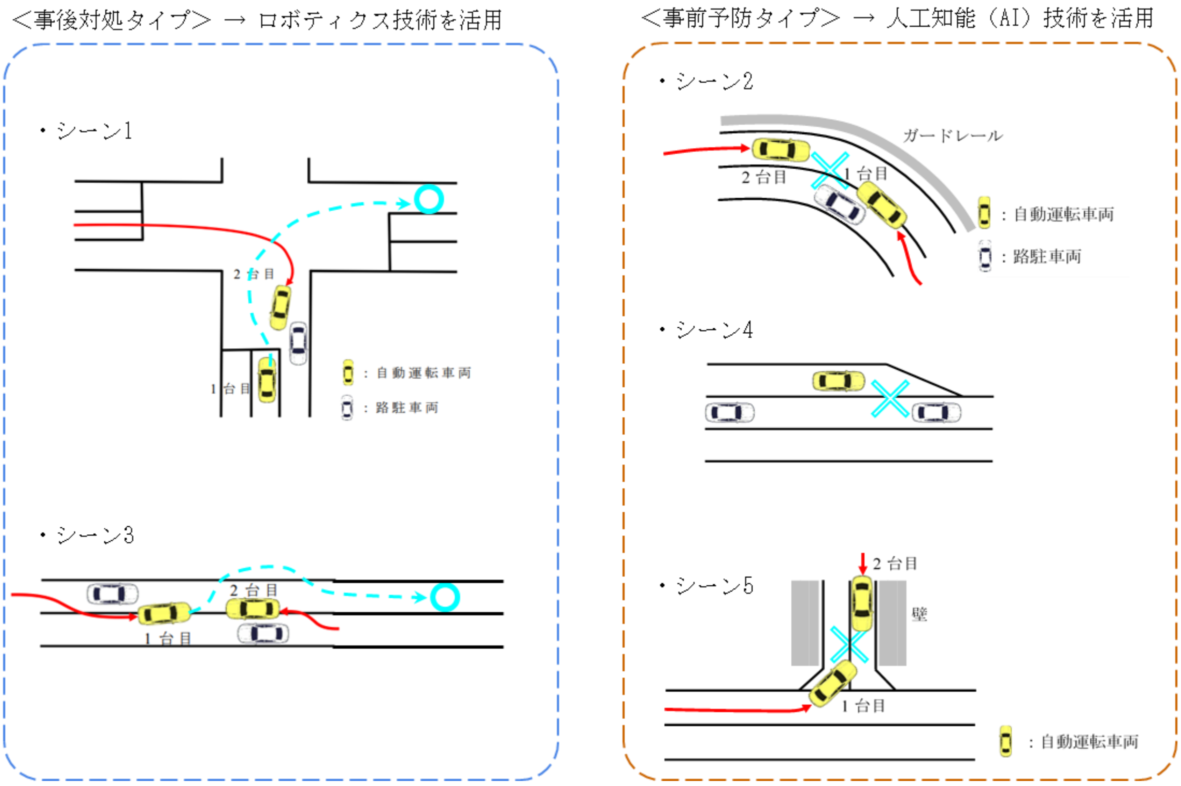


図 2.5.①-9　デッドロックシーンのタイプ分け

- 【シーン 1】交通ルールを順守していない一般車両が存在する場合…交差点付近に路駐車両が停車しているシーン
- 【シーン 2】見通しが悪い場合…片側一車線の道路に路駐車両が停車しているシーン
- 【シーン 3】見通しが悪い場合…片側一車線の道路に路駐車両が 2 台停車

しているシーン

- 【シーン 4】譲り合いが必要な場合…複数台の自動運転車両が走行する幹線道路に合流するシーン
- 【シーン 5】譲り合いが必要な場合…商業施設等の駐車場の出入り口でのシーン

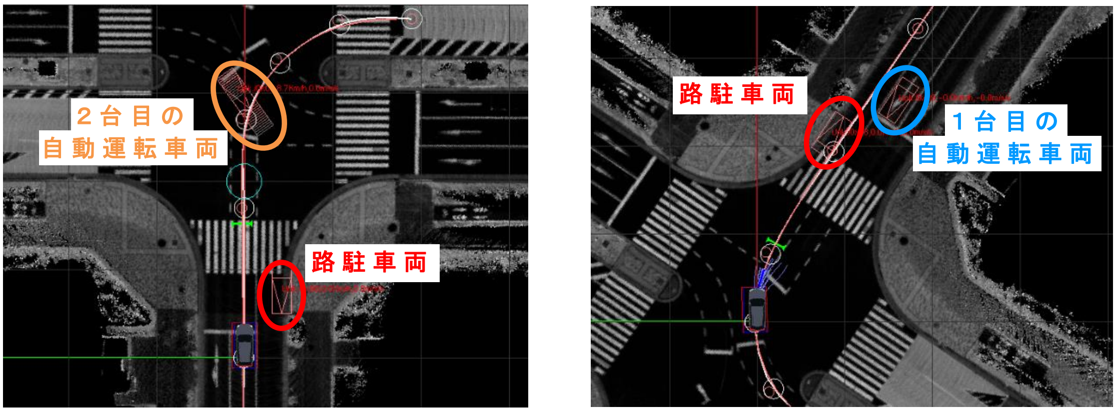
上記の 5 つのデッドロックシーンは，自動運転車だけが交通環境に存在するわけではなく，複数の自動運転車両に加えて他の一般車両が存在するときや見通しが悪く認識の遅れが想定されるシーンとなる．特に一般車両が交通ルールを遵守していない場合ではその走行環境に交通ルールの解釈の曖昧さが発生しうるため，厳密に交通ルールを遵守する自動運転自動車同士は適切に走行できなくなる恐れがある．

また，上記のシーンはデッドロック発生後に車両 1 台分が通り抜けられるスペースがまだ残っている場合と，通り抜けられるスペースがもう残っていない場合の 2 タイプに大別される．前者のタイプはデッドロック発生後に「事後的に対処」できるが，後者のタイプはデッドロック発生前に「事前に予防」しなければならない．後者の事前予防タイプに対応するためには，片方の車両がもう片方の車両の通過を待ってあげるなど，“複数台の間での譲り合い”が必要となるので,マルチエージェント強化学習等を行える人工知能(AI)技術を活用して対応するのが適切だと考えられる．従って，主に前者の事後対処タイプに対してロボティクス技術を活用してデッドロック回避の検討を行った．後者のデッドロック回避の検討については 2.5.②を参照されたい．

まずは開発したシミュレータを用いて各シーンのデッドロック発生の様子を検証した．図 2.5.①-10 及び図 2.5.①-11 に代表例としてシーン 1 の検証の様子を示す．シーン 1 では交差点付近に路駐車両が停車しているシーンとして下記のような状況を想定している．

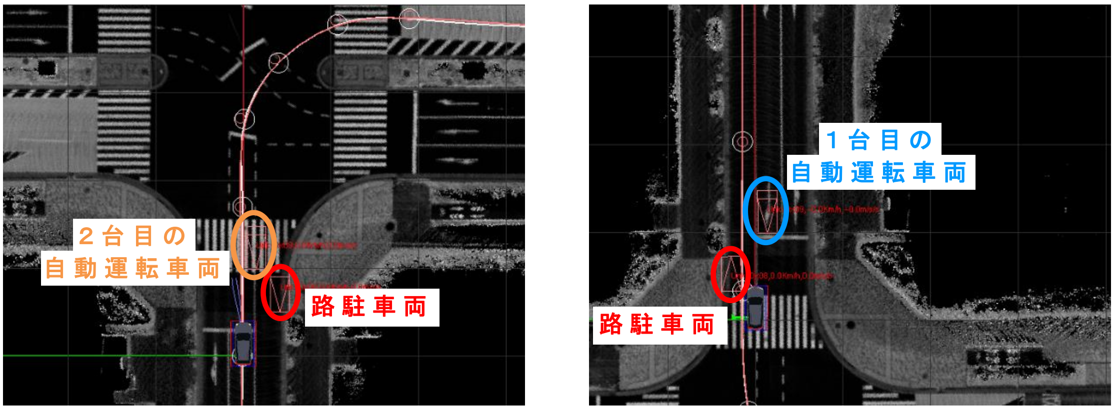
・1 台目：交差点にて信号待ちをしていたところに，2 台目の自動運転車両が交差点で右折してきた．

・2 台目：交差点にて右折したところ，路駐車両が停車していたので，回避するために少し右側に膨らみながら走行しようとした．



(a) 1 台目視点　　　　　(b) 2 台目視点

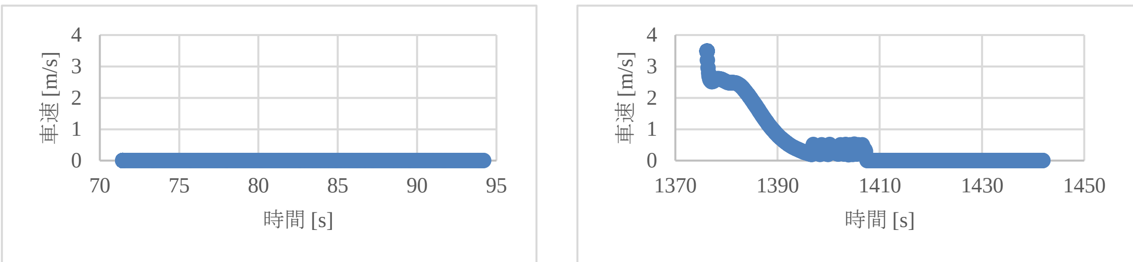
図 2.5.①-10 【シーン 1】デッドロック直前の様子



(a) 1 台目視点　　　　　(b) 2 台目視点

図 2.5.①-11 【シーン 1】デッドロック直後の様子

図 2.5.①-12 にこのシーンにおける自動運転車両の車速プロファイルを示す．上記の状況が発生後，2 台とも車速が 0 から変化しないので，デッドロックになっていることが分かる．ただし 1 台目は信号待ちを想定しているため，デッドロック発生前から車速が 0 である．



(a) 1 台目　　　　　(b) 2 台目

図 2.5.①-12 【シーン 1】車速プロファイル

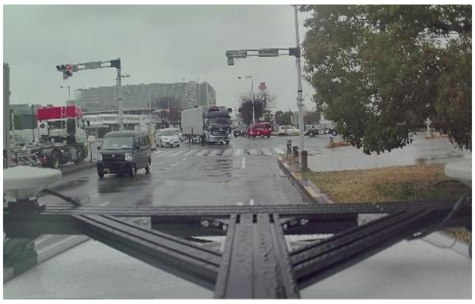
このようにして実証実験を通してデッドロックが発生しうるシーンを抽出して，シミュレーションを通して各シーンにおけるデッドロックの発生要因を分析した．

また，追加の検討として，緊急車両を想定したデッドロックシーンを検証するための検討も実施した．緊急車両が接近する場合では自車を含む周辺車両全体が譲るための回避行動を取るため道路脇に対比してスペースを確保する運転行動が考えられる．これまでに本事業にて実施している一般道の公道実証実験においても東京臨海部並びに金沢市の走行において実際に緊急車両と遭遇するシーンのデータを計測している．図 2.5.①-13 及び図 2.5.①-14 にお台場及び金沢市内で計測した緊急車両の遭遇シーンを示す．

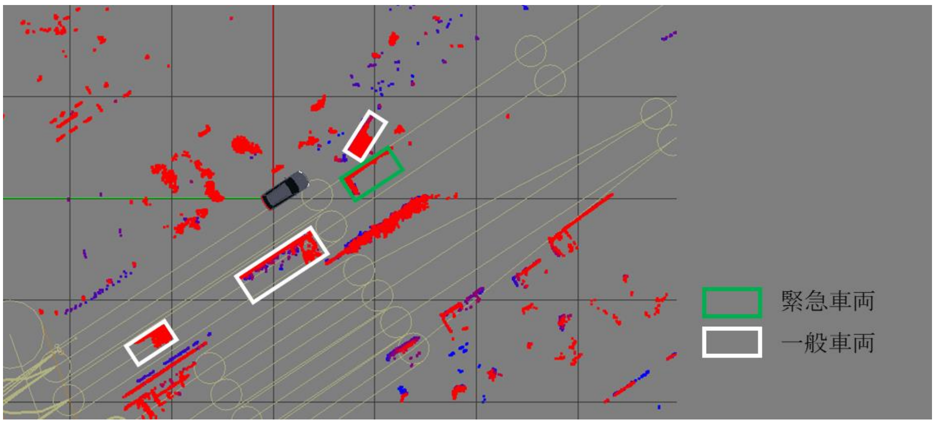
(a) 前方カメラ

(b) 右側カメラ

(c) 左側カメラ



(d) 後方カメラ



(e) LiDAR データ

図 2.5.①-13　お台場の走行における緊急車両の遭遇シーン

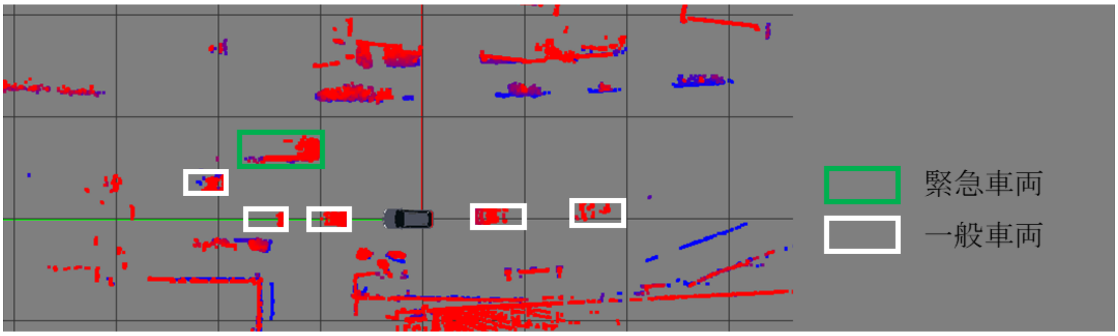
どちらのシーンにおいても緊急車両を譲るために周辺車両が一時的に停止して通過可能なスペースを確保している走行が確認されている．このような緊急車両との遭遇児におけるデッドロック回避の検討についても AI 技術を用いた対処シーンとして取り扱う．AI 技術によるデッドロック回避の検討事例については前述の通り 2.5.②を参照されたい．

(a) 前方カメラ

(b) 右側カメラ

(c) 左側カメラ

(d) 後方カメラ



(e) LiDAR データ

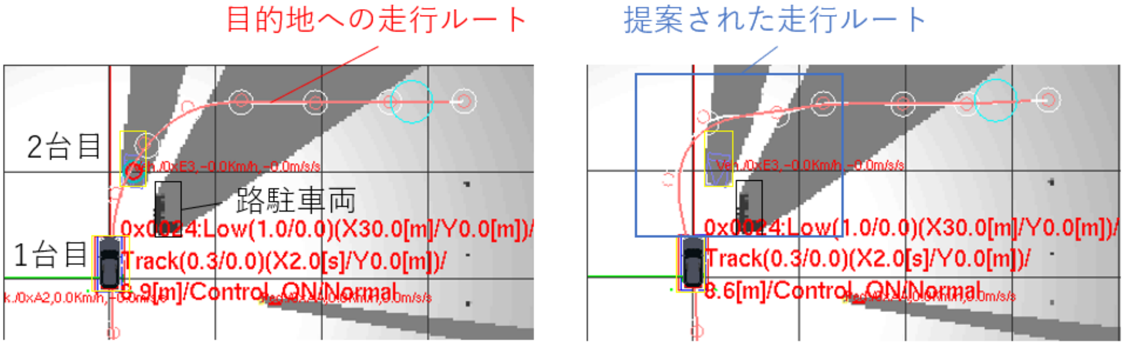
図 2.5.①-14　金沢の走行における緊急車両の遭遇シーン

- **デッドロック回避アルゴリズムの開発と実車試験による有効性検証**

前者の事後対処タイプのデッドロックシーンが起きてしまう主な原因は，自動運転システムが“交通ルールを順守し，なるべく車線を逸脱せずに走行する”ことを前提に構築されているからである．例えば図 2.5.①-9 のシーン 1 では，交通ルール上本来ならば路上駐車してはならない交差点付近に一般車両が路上駐車しているのが根本的な発端であり，そのような状況に対して 1 台目の自動運転車両が交通ルールを順守するために通常通り右折レーンから逸脱せずに交差点を右折しようと試みるのが原因である．人間の運転手であればこの場合，自車左側にある左折・直進レーンに他車両がいないことを確認してから，臨時的に右折レーンを逸脱して左折・直進レーンに侵食しながら（左に膨らみながら）デッドロックを回避するだろう．同様にシーン 3 では，自車左側の歩道に歩行者や自転車がいないことを確認した上で，臨時的に少し歩道側のスペースに侵食することでデッドロックを回避するだろう．

そこで本研究テーマでは，このような事後対処タイプのデッドロック発生時には“臨時的に交通ルールを順守せず，あえて車線を逸脱して回避する”という柔軟性を自動運転システムに追加することで，デッドロック回避するアルゴリズムを開発する．なお，本来このようにやむを得ないとは言え，臨時的に交通ルールを順守せず，デッドロック回避を試みることが法律上許容されるのかについては議論が必要ではあるが，あえてここではデッドロックのアルゴリズム上の回避策の可能性について検討して非公道環境にて有効性を検証した．

本自動運転システムでは，目的地に到達可能な走行ルートを探索する「経路計画技術」，交通ルール等に基づいて大まかな振る舞いを決定する「意思決定技術」，そして障害物への回避などの細かい挙動を計画する「軌道計画技術」という三層の階層構造型のパスプランナを採用している．この二層目の「意思決定技術」の直後にロボティクス技術を活用したデッドロック回避アルゴリズム（大まかな回避行動の提案）を追加することで，交通ルールを順守しながら計画した経路をベースにしながらも，臨機応変にスペースを見つけてデッドロックを回避することが可能となる．また，回避行動の経路探索には，A*ベースのアルゴリズム[7]を応用している．図 2.5.①-15 にシーン 1 におけるアルゴリズムの適用前と適用後の目的地への走行ルートの違いを示す．アルゴリズムを適応することで新たな経路探索を行い，デッドロックを回避する走行ルートが生成されていることが確認できる．



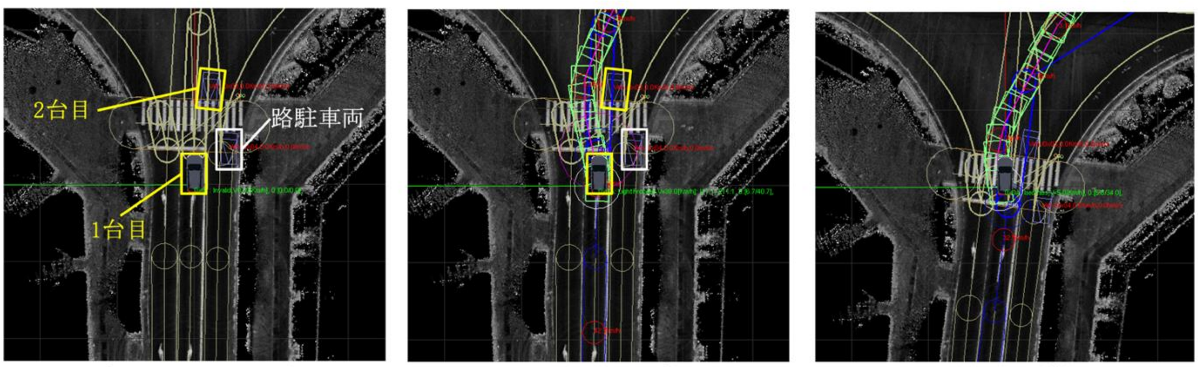
アルゴリズム適用前　　　アルゴリズム適用後

図 2.5.①-15　A*ベースの経路探索アルゴリズムの様子

事後対処タイプのデッドロックシーン（シーン 1，シーン 3）において，上記の枠組みによる回避策が有効かどうか，シミュレータおよび非公道における実車試験にて評価を行う．評価する観点は，デッドロックシーンを回避可能かどうかという点と，回避経路の計画にかかる処理時間のリアルタイム性の 2 点とする．シミュレータは Intel Core i7-8700K 3.70GHz CPU 上で行い，実車試験は金沢大学構内の駐車場にて行った．また，路駐車両は段ボールで再現し，2 台目の自動運転車両は静止しているものとする．

【シーン 1】交差点付近に路駐車両が停車しているシーン

まずシミュレータにて検証した結果を図 2.5.①-16 に示す．左から，デッドロックの発生，回避行動の提案，回避行動の遂行を表している．臨時的に右折レーンを逸脱して左折・直進レーンに侵食しながらデッドロックを回避できていることが分かる．また，このときの回避経路計画にかかる処理時間は 63 [ms] であった．このシミュレーション結果を受けて，次は実車試験を行った．実車試験にて検証した結果を図 2.5.①-17 に示す．



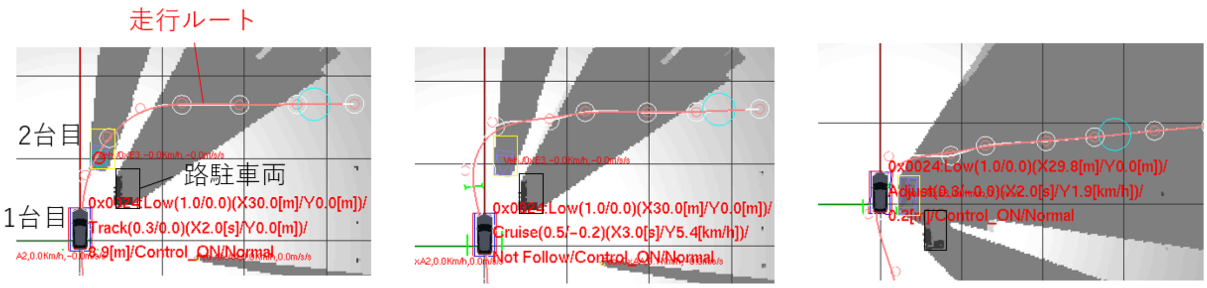
デッドロックの発生　　　回避行動の提案　　　回避行動の遂行

図 2.5.①-16　シーン 1 をシミュレータにて検証

回避行動の開始　　回避行動の最中　　回避行動の終了

図 2.5.①-17　シーン 1 を実車試験にて検証

図 2.5.①-17 より，実車試験においてもシミュレータでの結果と同様に，臨時的に右折レーンを逸脱して左折・直進レーンに侵食しながらデッドロックを回避できていることが分かる．図 2.5.①-18 にデッドロック発生後から回避経路を作成し，回避行動を遂行している様子を示す．

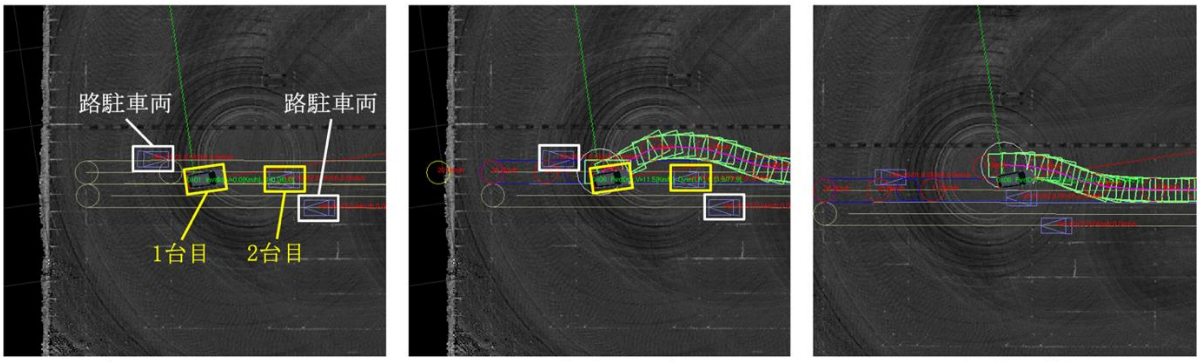


デッドロック発生　　回避経路作成　　回避行動の最中

図 2.5.①-18　シーン 1 の実験車両のデッドロック回避の様子

【シーン 3】片側一車線の道路に路駐車両が 2 台停車しているシーン

まずシミュレータにて検証した結果を図 2.5.①-19 に示す．左から，デッドロックの発生，回避行動の提案，回避行動の遂行を表している．臨時的に少し歩道に侵食することでデッドロックを回避できていることが分かる．また，このときの回避経路計画にかかる処理時間は 19［ms］であった．



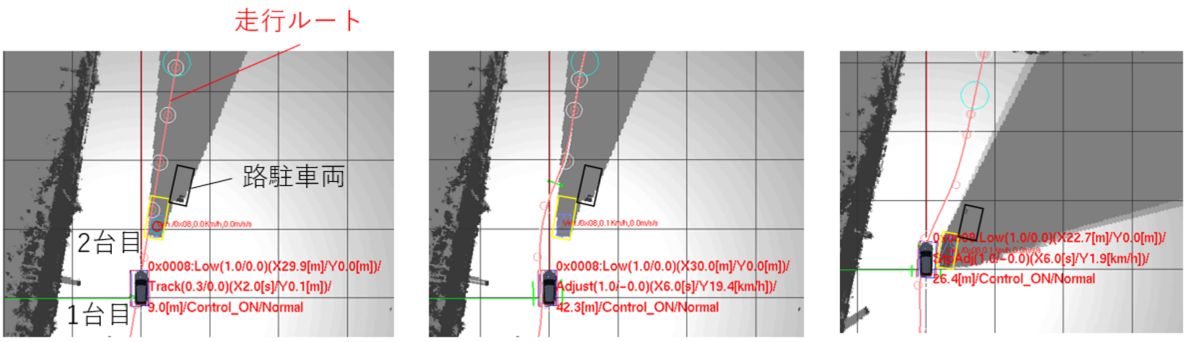
デッドロックの発生　　回避行動の提案　　回避行動の遂行

図 2.5.①-19　シーン 3 をシミュレータにて検証

シーン1同様にシミュレーション結果を受けて,次は実車試験を行った．実車試験にて検証した結果を図 2.5.①-20 に示す．また，図 2.5.①-21 にデッドロック発生後から回避経路を作成し，回避行動を遂行している様子を示す．実車試験においてもシミュレータでの結果と同様に，臨時的に少し歩道に侵食することでデッドロックを回避できていることが分かる．

回避行動の開始　　回避行動の最中　　回避行動の終了

図 2.5.①-20　シーン 3 を実車試験にて検証



デッドロック発生　　回避経路作成　　回避行動の最中

図 2.5.①-21　シーン 3 の実験車両のデッドロック回避の様子

シミュレータおよび実車試験の両方にて，本アルゴリズムによる事後対処タイプのデッドロックの回避が可能であることが確認できた．またシーン 1 とシーン 3 ともに，回避経路の計画にかかった処理時間は自動運転システムに搭載した LiDAR の計測周期である 100 [ms] を下回っているので，リアルタイム処理できている．これらのことから，事後対処タイプのデッドロックシーンに対して，本アルゴリズムは有効性があると考えられる．

- **車載マイクを活用した緊急車両サイレン音の認識アルゴリズムの開発**

緊急車両のサイレン音の認識を実現するに当たり，サイレン音の収集頻度の都合から検討の初期段階では救急車及びパトカーに限定してサイレン音の認識アルゴリズムを検討した[8]. サイレン音の周波数は法律上定められていないが，実際のサイレン音の周波数傾向より救急車のサイレン音は 960[Hz]と 770[Hz]を 1.3 秒周期で繰り返す音[9]であり，パトカーのサイレン音は最高吹鳴周波数が 870[Hz]ということがわかっている．実際にこれらの車両のサイレン音を認識する場合は自車両，緊急車両ともに走行中なため，ドップラ効果の影響を受ける．音源と観察者が互いに近づくとき周波数は実際の周波数よりも高くなるため，それを考慮して処理する必要がある．

一般的な音認識では，音データから統計的手法により抽出された特徴量を用いた認識処理が行われる．本検討ではサイレン音にフィルタバンク分析を適用してサイレン音信号の持つ次元数を削減した特徴抽出を実施する．フィルタバンク分析とは縦軸を振幅，横軸を周波数としてグラフ化した振幅スペクトル，または縦軸を振幅の絶対値の 2 乗，横軸を周波数としてグラフ化したパワースペクトルの次元数を削減する方法で，一定の範囲ごとに周波数成分の値を集約することで周波数成分の数を削減するというものである．この周波数成分を集約する関数であるフィルタバンクを作成するにあたり，メル尺度と呼ばれる定義で周波数を変換することでメルフィルタバンクを作成することができる．メル尺度とは音認識でよく用いられるモデルで，人間の聴覚特性が考慮された尺度のことである．図 2.5.①-22 のように多数の三角窓としてフィルタバンクを定義し，このフィルタバンクを畳み込むことで異なる周波数成分に注目した次元削減が可能となる．異なる周波数成分に応じて注目する三角窓の幅を変化させることで分解能を調整している．

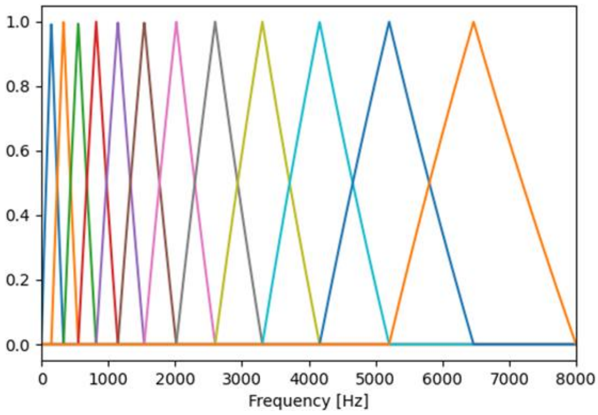
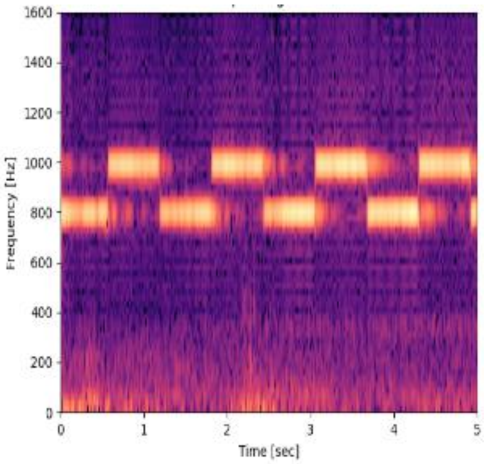
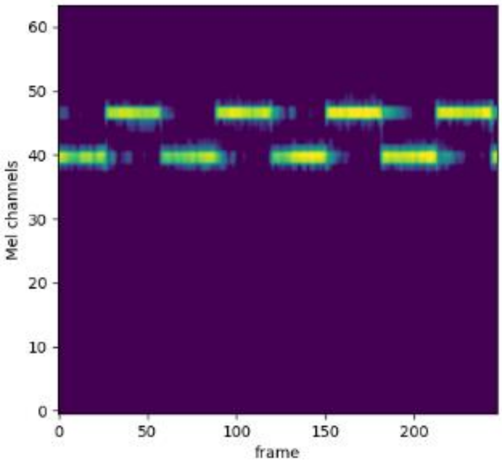


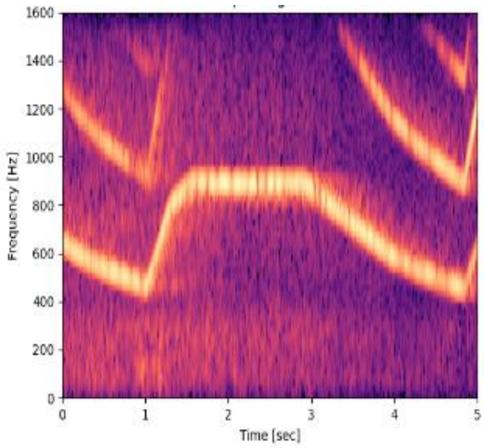
図 2.5.①-22　メルフィルタバンクの例



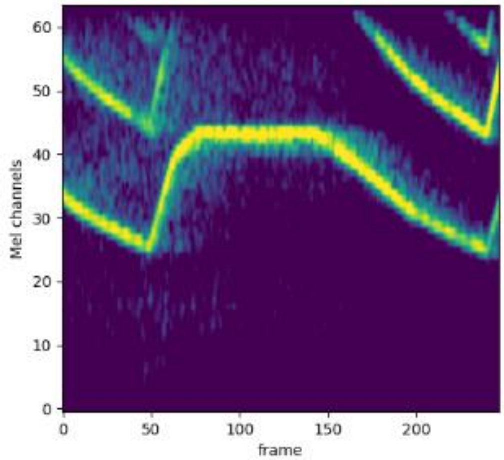
(a) 救急車音（次元削減前）



(b) 救急車音（次元削減後）



(c) パトカー音（次元削減前）



(d) パトカー音（次元削減後）

図 2.5.①-23　緊急車両音の特徴量例

図 2.5.①-23 に救急車及びパトカーのサイレンに関して次元削減前後の特徴量の様子を示す．サイレン音に関する周期的なパターンの特徴は維持しながら図中縦軸の特徴次元数は削減できていることが確認できる．本研究では音声にフィルタバンク分析により抽出された音の特徴データを用いて機械学習アルゴリズムによってサイレン音データの検出を試みる．

サイレン音データの認識では特定時間範囲の音声の特徴量を入力データとしてサイレン音の状態を識別する．学習データにはオンラインでスクレイピングした音データ，音識別用の環境音データセットである ESC-50[10]，自動運転自動車の車外に搭載されたマイクで録音された走行音データを用いる．音データの特徴量は，20~1600[Hz]の範囲をフィルタバンクの作成区間として，フィルタバンクの次元数は 64 とした．データセットに収録する音データは，すべて 5[sec]ごとに分割して特徴量抽出を行った．

学習・評価に用いたデータセットの概要を表 2.5.①-1，表 2.5.①-2 及び表 2.5.①-3 に示す．本検討では初期検討として救急車・環境音の識別，パトカー・環境音の識別として単純化した 2 クラス問題を対象として識別性能を評価する．また，車載マイクを搭載した走行データで遭遇した救急車の緊急車両走行時のデータに対して評価する．

表 2.5.①-1　サイレン音識別の学習データ

Class	Number of Data
Ambulance	940
Police Car	640
Environmental Sound	980

表 2.5.①-2　サイレン音識別の評価データ

Class	Number of Data
Ambulance	321
Police Car	216
Environmental Sound	351

表 2.5.①-3　サイレン音識別の評価データ（実走行データ）

Class	Number of Data
Ambulance	19
Environmental Sound	2,977

学習にはサポートベクターマシン（Support Vector Machine, SVM）を用いて識別器を構築した．表 2.5.①-4 に評価結果として各データセットの分類結果を示す．ただし，実走行データに関しては救急車に対して環境音のデータ数の割合が非常に高いため Accuracy の評価は行っていない．表 2.5.①-4 より，サイレン音と環境音との識別に関しては概ね高い認識率が得られていることが確認できた．特徴的な課題としては，サイレン区間の直前・直後などの十分に周期的なパターンが確認できないようなシーンやサイレンに雑音が付与されたようなシーンでの未検出が確認されている．こうした課題は継続してデータを追加することで改善が期待できる．一方，実走行データでは未検出の割合が高くなり Recall が低下する結果が得られた．十分なデータ数がないため参考値としての結果ではあるものの，遠方で音声が小さい場合や救急車と同程度の周波数に風切り音が観測された場合などが課題として確認された．こうした風切り音

による影響は認識側の対策だけではなく，マイクの設置環境を工夫して風の影響を低減するセンシングの検討も必要となる．

表 2.5.①-4　救急車・環境音，パトカー・環境音の識別評価結果

	Ambulance/Env. Sound	Police Car/Env. Sound	Actual Driving Data
Accuracy	0.964	0.945	---
Precision	0.966	0.930	0.938
Recall	0.960	0.926	0.789

上記のように概ね 90%以上でのサイレン音の認識が期待できることが確認できているが，実環境のデータ計測では市内を巡回しながら偶然緊急車両と遭遇する状況にサイレン音を収集できるため網羅的な計測や特定のシチュエーションの計測は困難である．そこで，実際の警光灯や緊急車両のアンプを研究目的で購入して模擬緊急車両を構築した．図 2.5.①-24 のように車両に警光灯を設置し，GNSS/INS システムを搭載することで，評価中の車両の運動状態も計測しながら評価データを収集する．模擬緊急車両は一般道の走行はできないため，大学構内の非公道及び日本自動車研究所の多目的市街地や特異環境試験場などのテストコースでサイレンデータを計測した．

図 2.5.①-24　模擬緊急車両の様子

模擬緊急車両を使用した評価では，救急車・パトカー・消防車のサイレン音をそれぞれ計測可能となっており，異なる速度状態でのデータを計測した．計測したデータの判別可能性を評価するために，実際の計測音を人が聞いてサイレン音の有無を判別できるかを評価する．こちらの評価結果を学習による認識の限界性能の目安として異なる距離による傾向を評価する．評価結果を図 2.5.①-25 に示す．自車速度が上がることで風切り音の影響を受けやすくなるため

速度によって全体的な判別率が影響を受けている様子が確認できる．ただ，風切り音の影響は計測方法での対処が必要であると考えると，150[m]程度であれば 80[%]程度で判別可能な傾向であることが確認できる．150~200[m]を超えてくると判別率が低下している傾向が確認できるため実環境においても100~150[m]程度が認識の期待できる妥当な距離である．

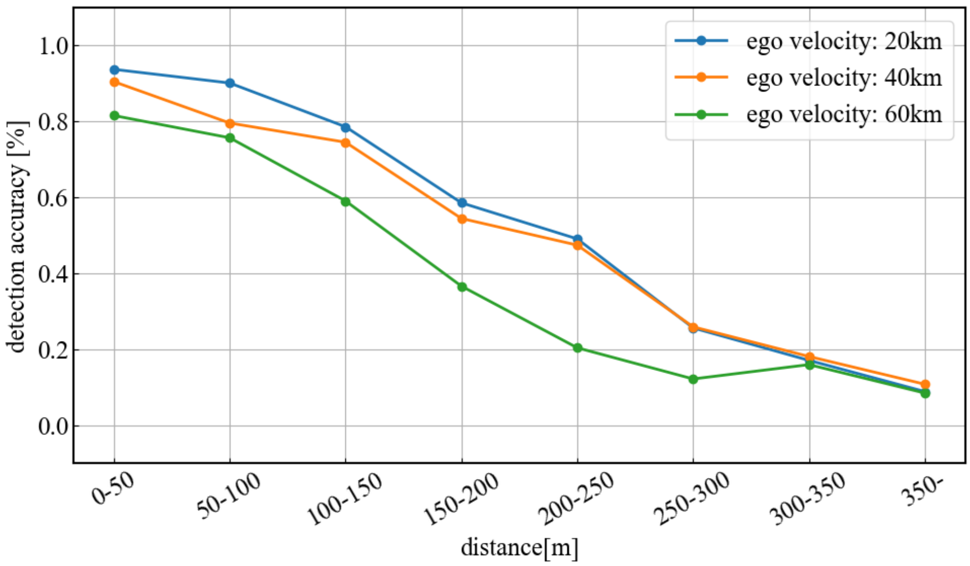


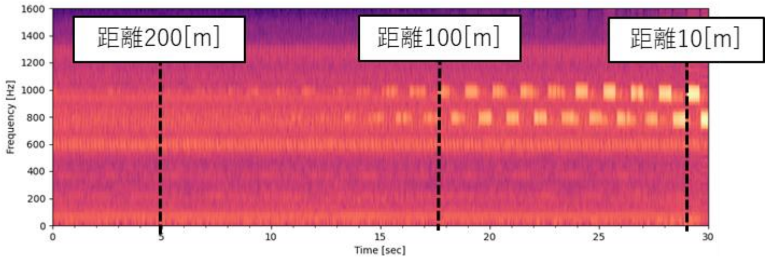
図 2.5.①-25　模擬緊急車両の走行データにおける異なる距離の判別率

以上の評価結果やその他の市街地にて計測した走行環境のマイク音の中から認識に影響のある要因を持つ特徴的なデータとしては，下記のものが確認されている．それぞれの特徴的なパターンの様子を図 2.5.①-26 に示す．

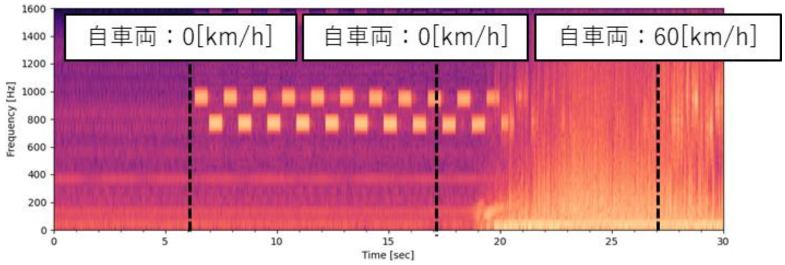
- 遠距離：150[m]を越えると人でも判別が困難となる
- 風切り音：サイレンと雑音が重なることで判別困難となる．マイクの設置条件の検討も重要
- 雨：降雨による雨音が全体的なノイズとして入る．認識への影響は小さい
- 反射：建物やトンネルの壁の反射により位相遅れのサイレン音のパターンが入る．近距離になるほど影響は大きくなるが，認識への致命的な影響とはならない．一方で反射が発生することで音源定位への影響が想定
- ドップラ効果：自車付近を緊急車両が高速で通過する際に一時的に周波数が変化する．変化幅が小さく影響時間も一時的であるため認識への影響は小さい

風切り音などハードウェアでの対策が必要となるものも存在するが，多くのものは人には判別可能な程度の影響であり，認識においても学習データの拡充

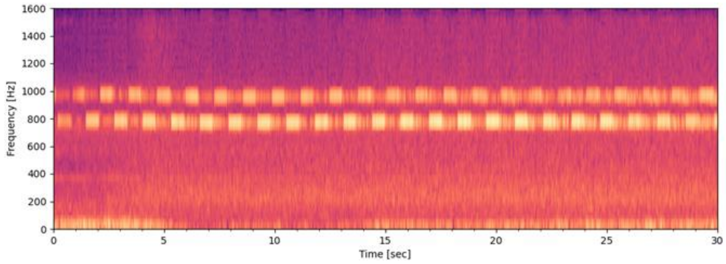
によって十分にカバー可能であると評価できる．サイレン音の認識においては実環境では 100~150[m]程度で有効な認識率が期待できる．



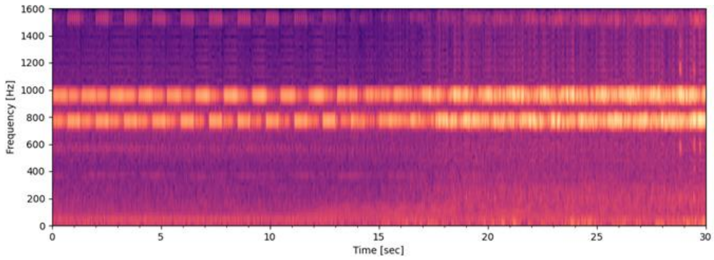
(a)　遠距離から接近する場合



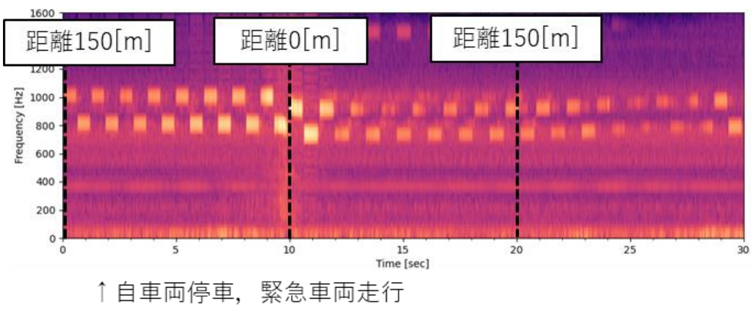
(b) 自車の走行による風切り音が発生した場合



(c) 雨によるノイズが発生した場合



(d)　トンネル内の走行による反射が発生した場合



(e)　模擬緊急車両通過によるドップラ効果が発生した場合

図 2.5.①-26　計測車両によるサイレン音における特徴的なシーン

- **車載マイクを活用した緊急車両の音源定位アルゴリズムの開発**

前述にあるサイレン音の認識に加えて実際の走行環境では緊急車両がどの方向から接近し，どの車両であるのかを認識する必要がある．これはカメラによっても認識することはできるが画像で周辺車両にまぎれている緊急車両の存在を認識することは容易ではない．カメラで十分に見えていない距離の中で対象の存在を把握するためにはサイレン音から対象物の方位を認識する必要がある．そこで本研究では図 2.5.①-27 にあるように自動運転自動車の上部に 4 つのマイクを設置して各マイクが取得するサイレン音の到達時刻の差から音源の方向を認識する方法を構築する．なお，前述のカメラでの認識については 2.5.②での検討結果を参照されたい．

図 2.5.①-27　車両上部に設置された複数のマイク

複数のマイクを用いて音源の方位を方法としては多数のマイクを平面上に配置するマイクロフォンアレイを用いて任意の音源を推定する方法[11]などが検討されている．本研究では対象を緊急車両のサイレンに限定し，サイレン音の特徴的なパターンを用いたアルゴリズムを検討した．2 つのマイクにおける音の到達時間差が計測できた場合の相対的な音源の位置は図 2.5.①-28 のようにして取り扱うことができる．マイク間の距離が固定値である場合は到達時間差と音源位置との関係は双曲線の関数でモデル化することが可能である．したがって，図 2.5.①-28 の右図のようにマイクを中心として双曲線の分布で音源の候補位置を算出可能となる．この原理に基づいて車載された各マイクの組み合わせから音源位置の絞り込みを行う．図 2.5.①-29 が特定の状況でサイレン音を計測したときの異なるマイクの組み合わせから算出した音源位置の尤度

分布である．尤度は対象のマイクの波形から算出した到達時刻差の相関値にもとづいている．この分布を 1 フレームの観測として扱い，時系列処理を行うことで音源位置を推定する．しかし，図 2.5.①-29 からもマイク間の設置距離に制限があるため音源との距離を推定することは容易ではない．そのため，本取り組みでは音源の推定方位の誤差を評価する．

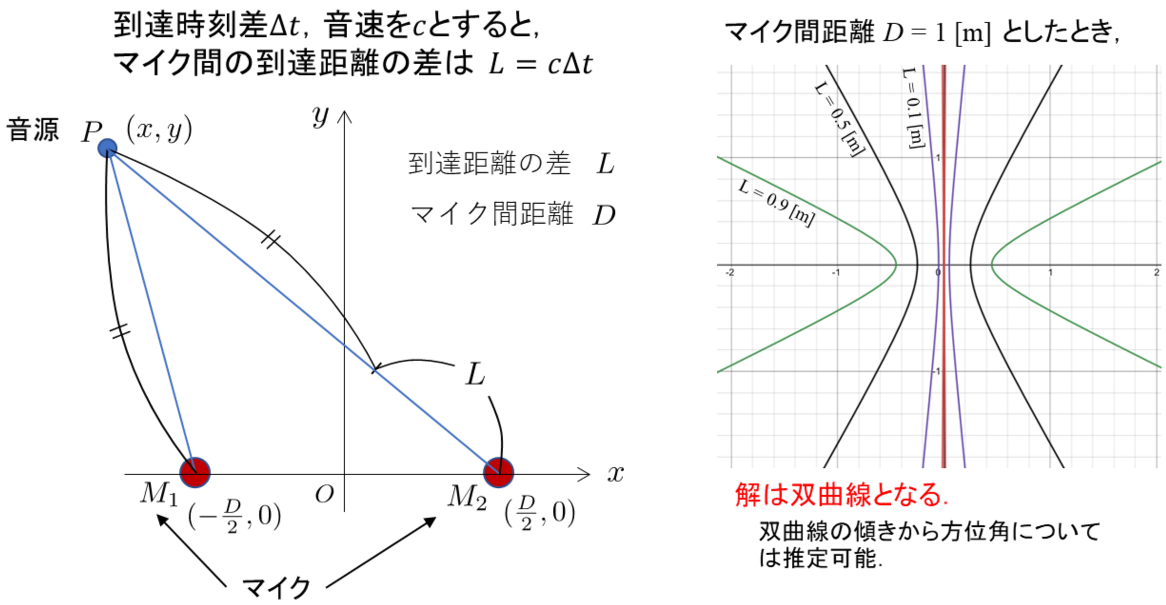


図 2.5.①-28　到達時間差による音源定位

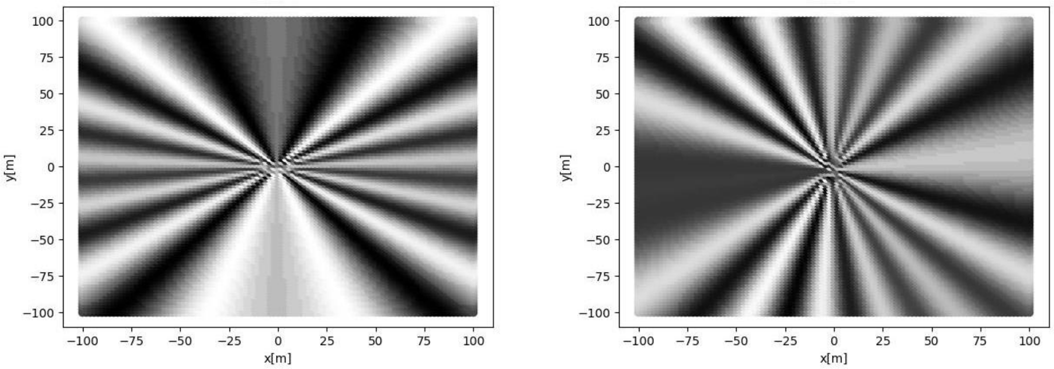


図 2.5.①-29　異なるマイクの組み合わせから算出した尤度分布

評価では，先程と同様に日本自動車研究所のテストコース内で計測したサイレン音を用いており，走行中の計測車両の自動運転自動車と模擬緊急車両で計測されたそれぞれの位置情報から計算される方位角と認識した方位角の誤差を評価する．評価結果を図 2.5.①-30 に示す．このグラフでは異なる距離における平均絶対値誤差を示している．この結果より 75[m]以内の範囲であれば 20~30[deg]程度で推定可能であることが確認できる．また，100[m]を越える遠

距離となるにつれて徐々に誤差は拡大するが 200[m]以内でも 60[deg]程度のため，実環境で対象の接近方向を絞り込むには有用な範囲であると言える．しかしながら，特定の条件によっては認識が不安定となるケースも確認されている．例えば，図 2.5.①-31 のように壁面やトンネルによる反射が発生する状況では反響音が異なる方向から計測されるため認識結果も複数の方向に確度が高くなる様子が確認されている．こうしたケースでは正確な認識ができない場合が考えられるため，他の情報と統合して取り扱う必要がある．

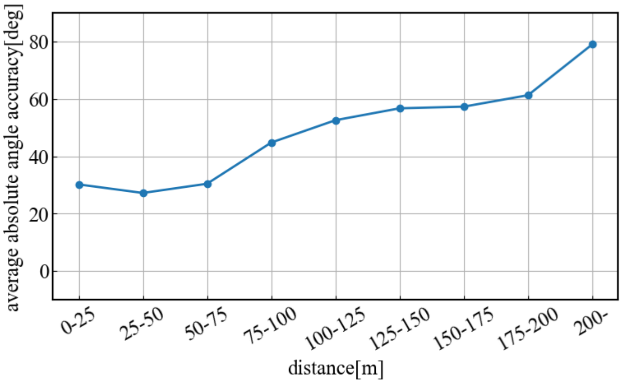


図 2.5.①-30　テストコースで計測した走行データ評価した角度推定誤差

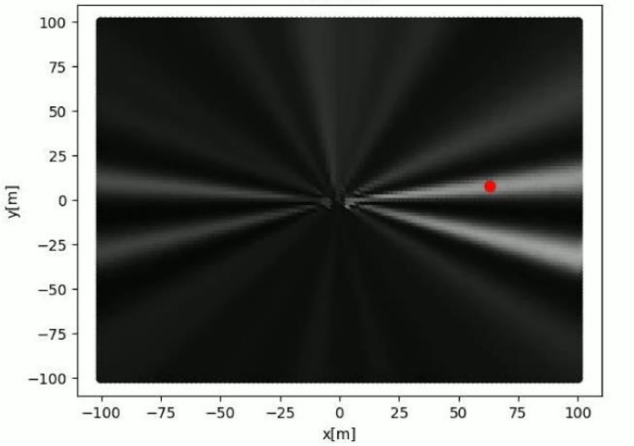


図 2.5.①-31　壁面の反射により認識が不安定となる様子
（赤丸：正解位置）

- **V2N 実証実験による緊急車両位置の配信情報の有効性検証**

緊急車両の情報を得る手段としてセルラー通信を用いた情報配信である V2N 通信も検討されている．カメラ及びマイクなどの車載センサによる認識に対する多重系としての活用や，車載センサではカバーできない遠距離に存在する緊急車両の情報を事前に得ることも期待できる．2021 年度の東京臨海部実証実験では図 2.5.①-32 に示すように模擬緊急車両に搭載した GNSS の情報を

V2N 通信により試験車両に配信する実証実験を 2022 年 1 月 10 日から 21 日までの 12 日間実施された．本事業では実験期間のうち 9 日間の実験に参加してお台場のエリアで得られる配信データの特徴を調査した．

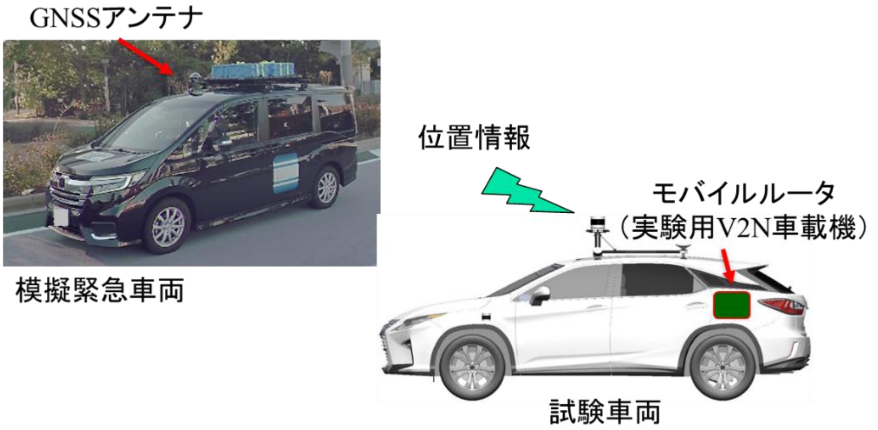


図 2.5.①-32　V2N 通信による模擬緊急車両の位置情報配信実験の概要

本走行試験では，実際の緊急車両との遭遇を想定したデータ計測や配信データの品質などを中心に検証した．データの品質としては，図 2.5.①-33 のように模擬緊急車両停車時や遮蔽物の多いエリアでは一時期的に数メートル～20m 程度の誤差が起こり得ることを確認した．近距離にいる場合は大きな誤差であるが，図 2.5.①-34 のように自車からの距離に対して想定される車両位置の方位誤差を試算すると遠距離にいる場合は 10[deg]以下となる．したがって，配信情報から緊急車両の存在方向を把握するには十分な精度で位置情報を取得可能である．特に市街地の環境では多くの遮蔽物により車載カメラからの認識が遅れてしまうことが想定されるため，配信情報により対象物の大まかな位置を取得できるのは有効である．実用的な運用としては近距離時に正確な位置情報を得る必要があるため，配信情報によって認識範囲の絞り込み，車載センサで細かい挙動を認識するなどの協調的な利用も考えられる．

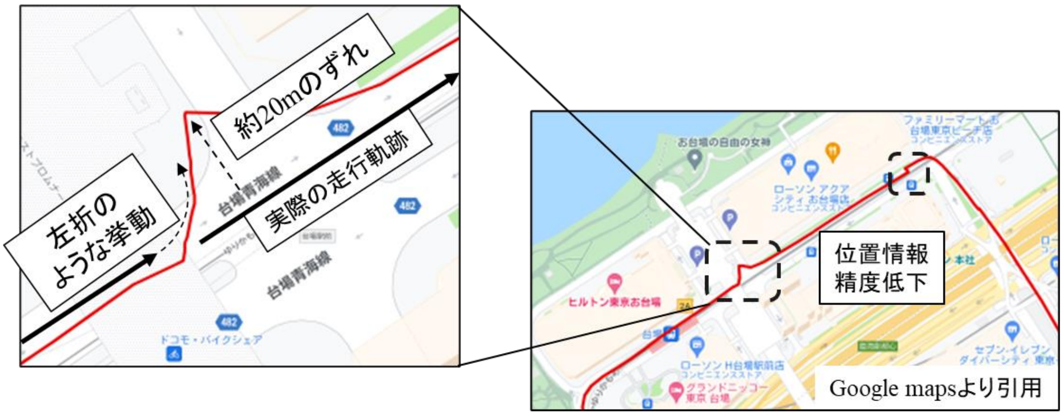


図 2.5.①-33　模擬緊急車両の走行試験における車両走行軌跡
（2022 年 1 月 13 日 13 時半ごろ）

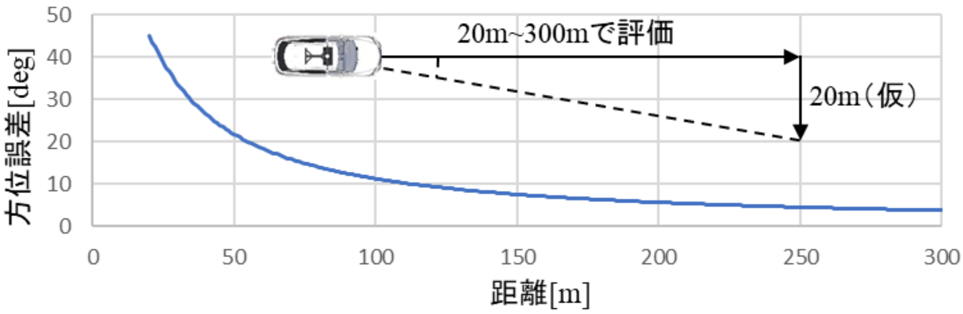


図 2.5.①-34　位置誤差 20[m]を仮定した場合の方位誤差

- まとめ

本研究では，市街地の自動運転走行におけるデッドロックシーンの発生要因の整理した．デッドロックシーンをデッドロック発生後に「事後的に対処」できるか，もしくは発生前に「事前に予防」しなければいけないか，という観点でタイプ分けをし，前者の事後対処タイプについてロボティクス技術を活用したデッドロック回避アルゴリズムを構築した．発生時の回避アルゴリズムの開発やシミュレーション及び実車評価を実施して有効性があることを確認した．

また，他のデッドロックシーンとして緊急車両遭遇時の対処を行うための V2N 通信による配信情報の評価及び車載マイクを用いて緊急車両の認識アルゴリズムを構築した．マイクによるサイレン音の認識や音源方位推定の評価を行うことで車載センサによる認識の限界性能を分析して判別が困難となる状況を明確化した．また，V2N にて配信される位置情報の精度の傾向を検証することで遠方時の配信情報の有用性を確認した．これらの情報を併用することによって，車載マイクでの認識が困難となる 200～300[m]先から V2N の情報を用

いることで緊急車両の接近を検知し，近距離になるに連れて車載マイクやカメラなどを活用して対象物を特定するなどの活用方法が有効であると言える．

【参考文献】

[1] Thomas M. Howard and Alonzo Kelly, "Optimal rough terrain trajectory generation for wheeled mobile robots", The International Journal of Robotics Research vol. 26 no. 2, pp: 141-166, 2007.

[2] Moritz Werling, et al., "Optimal trajectory generation for dynamic street scenarios in a frenet frame." IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 987-993, 2010.

[3] 菅沼直樹, 松井俊樹, “自動運転自動車の走行経路高速生成法”, 自動車技術会論文集 vol. 42 no.6 pp. 1281-1286, 2011.

[4] Keisuke Yoneda, et al., “Trajectory optimization and state selection for urban automated driving”, Artificial Life and Robotics vol. 23, no. 4, pp. 474-480, 2018.

[5] Sören Kammel, et al., “Team annieway’s autonomous system for the DARPA urban challenge 2007”, The DARPA Urban Challenge. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 359-391, 2009.

[6] Chris Urmson, et al., “Autonomous driving in traffic: Boss and the urban challenge”, AI magazine vol. 30, no. 2, pp. 17-28, 2009.

[7] C. Chen, M. Rickert, and A. Knoll, “Path planning with orientation aware space exploration guided heuristic search for autonomous parking and maneuvering”, Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.1148-1153, 2015.

[8] 高津知里，米陀佳祐，菅沼直樹，車載マイクロフォンを用いた緊急車両の認識，自動車技術会春季学術講演会, 2022.

[9] 消防庁, 救急自動車に備えるサイレンの音色の変更について, 消防防第 337 号通知，1970.

[10] K. J. Piczak, ESC: Dataset for Environmental Sound Classification, Proceedings of the 23rd Annual ACM Conference on Multimedia, Brisbane, Australia, pp.1015-1018, 2015.

[11] Noam R. Shabtai, Eli Tzirkel, “Detecting the direction of emergency vehicle sirens with microphones”, EAA Spatial Audio Signal Processing Symposium, pp.137-142, 2019.

② 人工知能(AI)を活用したデッドロック回避

自動運転車のパスプランニング技術では，観測した情報をもとにルールまたは数式に基づく軌道を計画している．これらのパスプランニングには限界があり，突発的なルールなどに落とし込めず，デッドロックが生じるシーンが実世界には存在する．そこで，本検討では，デッドロックが生じるようなシーンを想定し，深層強化学習によりデッドロック回避の行動を獲得できるか，検証を行う．

● デッドロック回避が必要なシーン

2019 年度は，東京臨海部における実証実験を通じて，デッドロックが生じるシーンをいくつか抽出した．本検討では，

1)走行車線に駐車車両がおり，対向車を避けて走行するシーン

2)信号待ち時に対向車線に駐車車両がおり，右折車が来た時に相手の走行領域を空けるようなシーン

を対象とした．

● 深層強化学習によるデッドロック回避の検証

強化学習は，エージェントが試行錯誤を通じて価値を最大化するような方策を見つける問題である．また，教師あり学習とは異なり，事前に正解が与えられるのではなく，自身の行動の良し悪しをもとに最適な行動を見つけ出す手法である．強化学習は教師信号の作成が困難なロボット制御[1]やゲーム攻略[2]など様々なタスクに応用されている．強化学習に深層学習を組み合わせた深層強化学習が主流となっており，強化学習の代表的な手法である Q 学習と畳み込みニューラルネットワークを組み合わせた Deep Q-Network(DQN)[3]は，Atari2600 のゲーム攻略において人間を上回る性能を実現している．また，Actor-Critic 法に並列で経験を収集する機構を導入した Asynchronous Advantage Actor-Critic (A3C)[5] は，膨大な数の状態数を持つ連続空間の問題においても有効性を示している．

実問題へ深層強化学習を適用する際，環境に複数のエージェントが存在するケースが多く，エージェント同士の相互作用を考慮する必要がある．その方法として，マルチエージェント強化学習がある．マルチエージェント強化学習は，複数のエージェントを同時に学習する手法である．しかし，複数のエージェントが存在する場合，自己利益のみを優先してしまい，エージェント同士が衝突することで，学習の停滞や局所解への陥りなど効率的な学習が困難となる．そのため，エージェント同士の衝突を避けて学習を行う仕組みが必要である．本検討では，マルチエージェント強化学習に深層学習を導入する際に，A3C をベースとするネットワークを単一としてエージェントごとに複数のブランチを分けて同時学習する手法を構築した[5]．

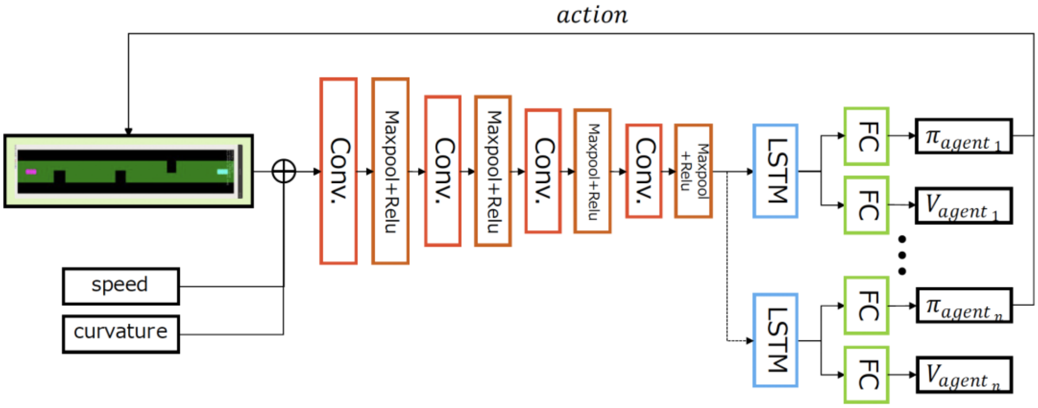


図 2.5. ②-1　デッドロック回避の行動獲得のためのネットワーク構造

本検討に用いるネットワーク構造を図2.5. ②-1に示す．ネットワークには，車両の鳥瞰画像，速度と曲率を入力する．ネットワーク構造は，単一ネットワークでエージェントごとに方策と状態価値の出力層をブランチ分けし，全てのエージェントが畳み込み層を共有するようなネットワークとする．各エージェントはそれぞれ対応したブランチからの出力を制御値とする．これにより，他エージェントの学習を自分の学習に反映し，他エージェントとのインタラクションを考慮した学習が可能となる．また，デッドロックが発生した場合，デッドロックを回避する行動獲得の促進を図る．

技術検証を行うシミュレーション環境は図 2.5.②-2 に示すように，2台の車を配置し，走行シーンに障害物を置く．走行レーンを正しく走行し，障害物または他車に衝突すると失敗となる．障害物は車両が 2 台以上通れない程度の間隔を空けてランダムに設置する．エージェントの行動は速度増減及び曲率増減変化なしの組み合わせで合計 9 通りであり，最大速度が3m/s，最低曲率が0m/s，最大曲率が0.25，最低曲率が-0.25 とした．1回のエピソードの終了条件はエージェントが道路外，障害物及び他車両に衝突した場合と 1.0×10^5 ステップ経過で終了とした．

図 2.5. ②-2　深層強化学習のシミュレーション環境

衝突を回避する行動を獲得するためには，エージェントに対して報酬を与える必要がある．本検討では，表 2.5. ②-1 に示す報酬ルールをもとに学習を行った．報酬には，良い行動をした時の正の報酬と，良くない行動をした時の負の報酬がある．ゴールした場合には大きな報酬を与え，前進また正しい走行レーンを走行していると正の報酬を受け取ることができる．一方で，障害物や他車両に衝突した場合は負の報酬が与えられる．また，速度を急に変化させた場合や他者との間隔が狭い場合にも負の報酬となる．

表 2.5. ②-1 報酬ルール

報酬の種類	報酬値
ゴール報酬	+10
車両の前進	+0.5
左側通行	+1.5
衝突ペナルティ	-10
速度変化によるペナルティ	-0.5
車間距離によるペナルティ	-3

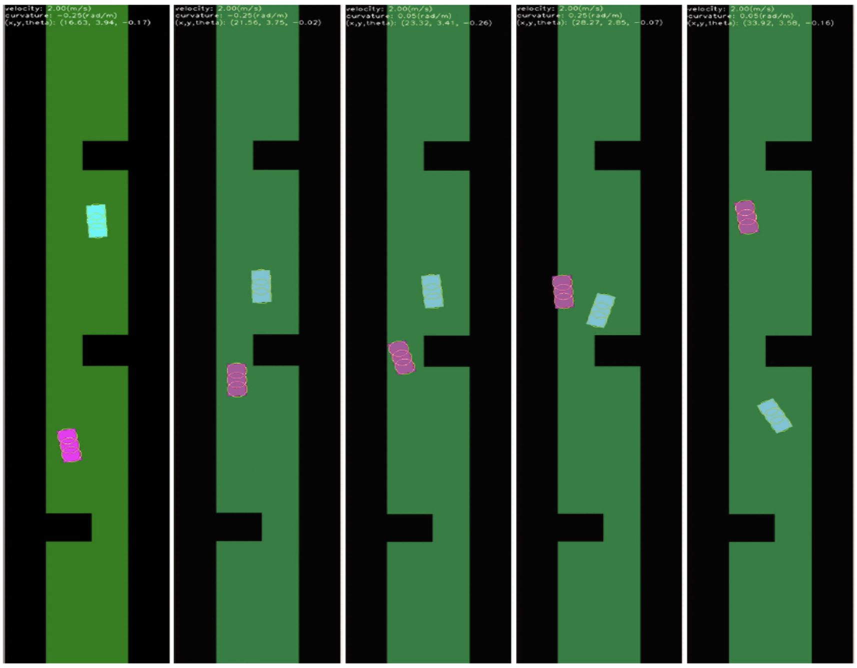
シミュレーション環境において， 1,000回試行したときの衝突回数を比較することで，検討手法の有効性を確認した．比較手法としてそれぞれのエージェントが独立したネットワークで構成される場合(ネットワーク共有なし)とした．A3C のワーカー数は7 とし，各手法を1.0×10^7 ステップ学習した．

デッドロックを誘発する自動運転環境において，共有なしagent と共有ありagent の衝突回数を表2.5.②-2 に示す．表2.5.②-2 から，共有なしagent と比較し共有ありagent の衝突回数が395 回少ないことが確認できた．このことから，提案手法を用いることでデッドロックによる衝突を回避するエージェントの獲得を実現した．

表 2.5.②-2　衝突回数の比較

	衝突回数
共有なし(従来手法)	997
共有あり(検討手法)	602

検討手法により獲得した行動の推移を図2.5.②-3 に示す．ここでピンク色の車両がagent1，青色の車両がagent2 である．図2.5.②-3から，agent2 がt+1 からt+2 まで停止してagent1 が障害物を通り過ぎた後動き出している．これはデッドロックを回避するためにagent2はagent1 が通り過ぎるのを待つという行動を獲得できたためと考えられる．このことから，相手を考慮してデッドロックによる衝突を回避するエージェントの獲得を実現した．



t　t+1　t+2　t+3　t+4

図 2.5.②-3　デッドロックを回避する行動の例

次に，デッドロックの回避行動として，バック行動を追加し，より困難なデッドロック状態を回避できるか検証した．学習する際の行動の最低速度を-1m/s に変更し，報酬にバック行動によるペナルティ-3 を加えた．これはバック行動によるペナルティは緊急時のみにバック行動を起こすようにするためである．学習回数は1.0×10^7 ステップまで行った．

バック行動を追加したモデルにより獲得した行動を図2.5.②-4 に示す．図2.5.②-4より，t+1 からt+6 までの間にデッドロックが発生し，agent2がt+4 からt+5 でバック行動を行ってデッドロックよる衝突を回避していたことが分かる．このことから，バック行動を追加

しても相手を考慮した学習を行うことができ，より衝突を避けるエージェントの獲得を実現した．

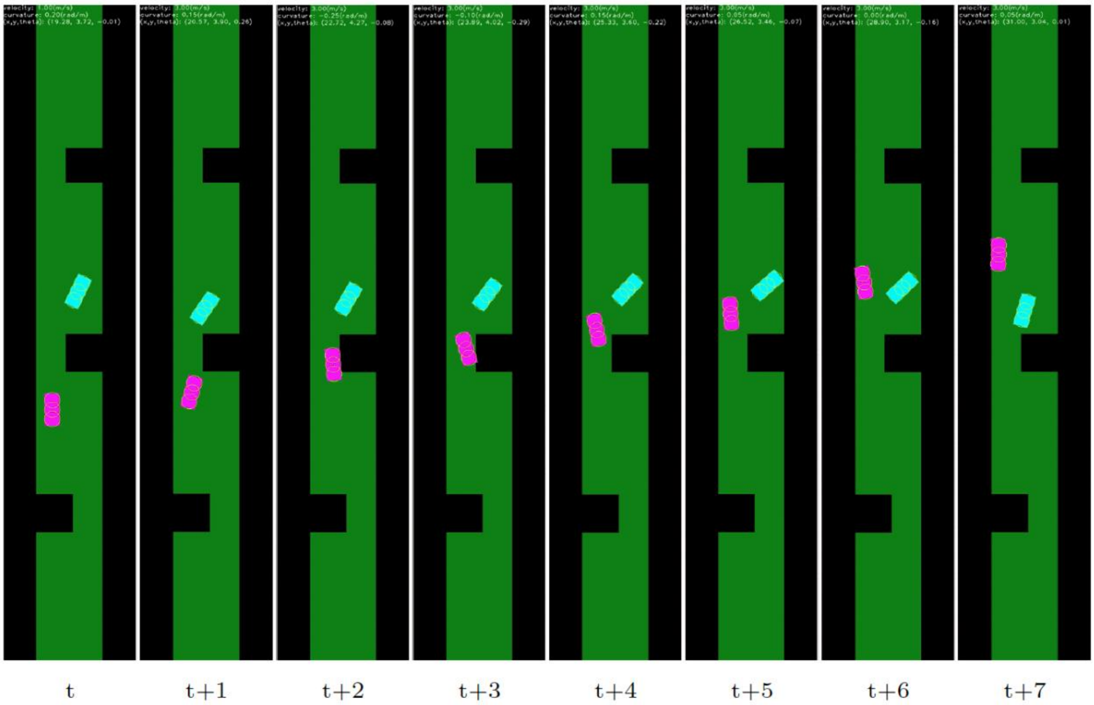


図 2.5.②-4 バック行動を追加した時のデッドロック回避行動例

- **デッドロック回避が必要なシーンにおける検証**

2020 年度の東京臨海部における実証実験を通じて，以下のデッドロックが生じるシーンをピックアップした．

1)信号待ち時に対向車線に駐車車両がおり，右折車が来た時に相手の走行領域を空けるようなシーン

2)片側一車線で見通しの悪い道路に路駐車両が停車しているシーン

3)走行車線に駐車車両がおり，対向車を避けて走行するシーン

4)幹線道路に合流するシーン

5)商業施設等の駐車場の出入り口でのシーン

検証を行うデッドロックが発生する自動運転環境をシミュレータで再現し，デッドロックの回避が可能か検証する．

【シーン 1】信号待ち時に対向車線に駐車車両がおり，右折車が来た時に相手の走行領域を空けるようなシーン

図 2.5.②-5 に示すように 2 台の車を配置し，走行シーンに違法駐車車両がある環境を作成した．走行レーンを正しく走行し，他車に衝突すると失敗となる．交差点における青信号と赤信号は道の色で表現され，各車両は対応した色の道を通るように学習した．

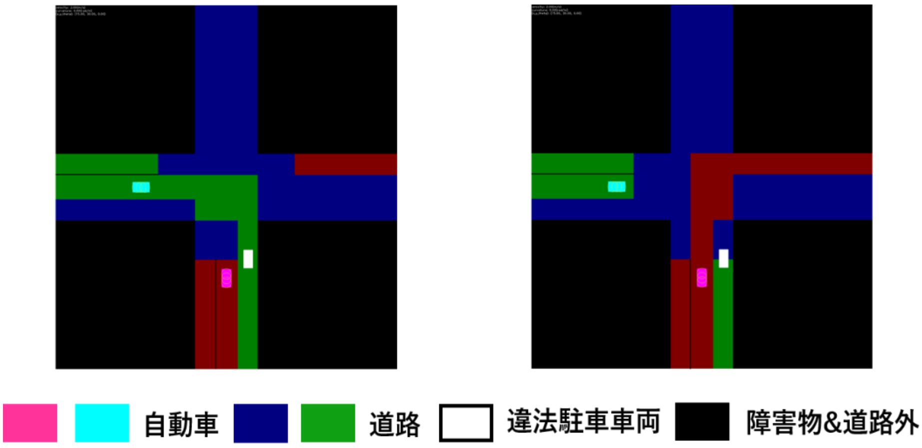


図 2.5.②-5【シーン 1】深層強化学習の自動運転環境

本検討では，表 2.5.②-3 に示す報酬ルールをもとに学習を行った．このとき，正しく走行レーンを走行できるように走行パスを指定し，中間地点に向かったときに正の報酬を与えた．シーン 1 環境における走行パスと中間地点の設計を図 2.5.②-6 に示す．

表 2.5.②-3 報酬ルール

報酬の種類	報酬値
ゴール報酬	+10
中間地点に近づく	+2
衝突ペナルティ	-10
走行ゾーン離脱ペナルティ	-10
車間距離によるペナルティ	-3

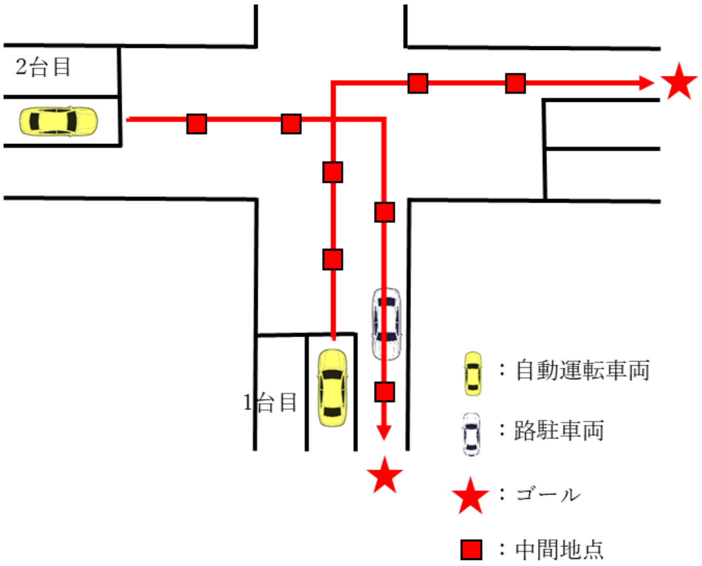


図 2.5.②-6【シーン 1】車両ごとの走行パスと中間地点

シーン1のシミュレーション環境において，デッドロックを回避する行動が獲得可能か確認した．ここで，A3Cのワーカー数は8とし，各手法を4.0×10^7 ステップ学習した．

最も高い累積報酬を獲得したモデルにおける行動の推移を図2.5.②-7に示す．ここで，ピンクの車両がagent1で，青色の車両がagent2である．図2.5.②-7から，tからt+2までに違法駐車車両の前後でagent1とagent2が停滞してしまった．これより，シーン1においては，デッドロック状態を回避する行動の獲得ができなかった．デッドロックを回避する行動を獲得できなかった原因としては，交差点環境という複雑な環境では強化学習が安定して報酬を獲得する行動を獲得できないからと考えられる．

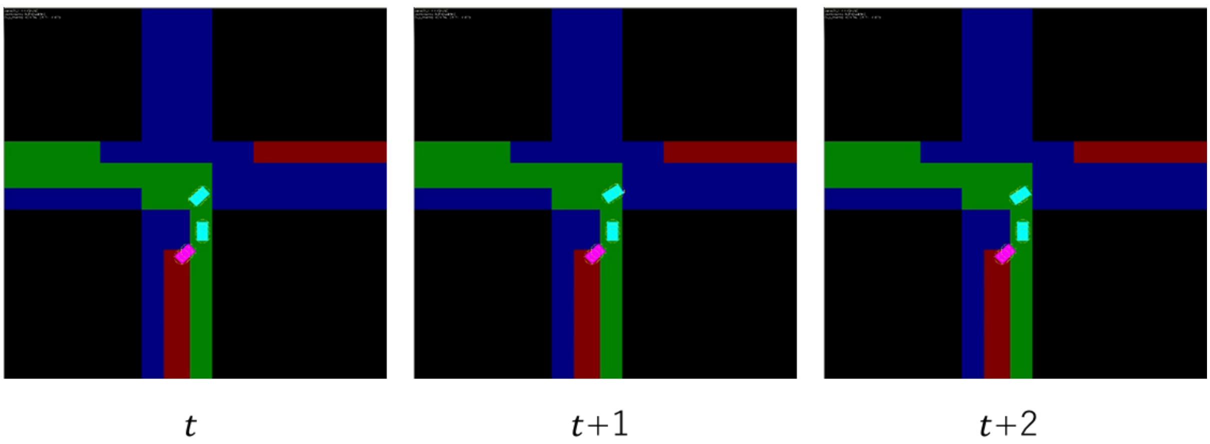


図 2.5.②-7.【シーン 1】における各 agent の行動

【シーン 2】片側一車線で見通しの悪い道路に路駐車両が停車しているシーン

図 2.5.②-8 に示すように片側 1 車線のカーブ道路に 2 台の車を配置し，走行シーンに違法駐車車両がある環境を作成した．走行レーンを正しく走行し，他車に衝突すると失敗となる．

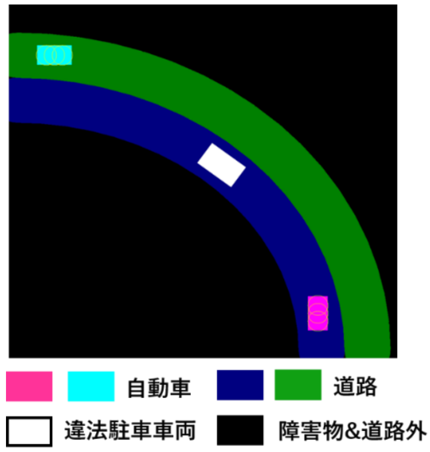


図 2.5.②-8 【シーン 2】深層強化学習の自動運転環境

本検討では，シーン1と同様の報酬ルールをもとに学習を行った．シーン 2 の環境における走行パスと中間地点の設計を図 2.5.②-9 に示す．

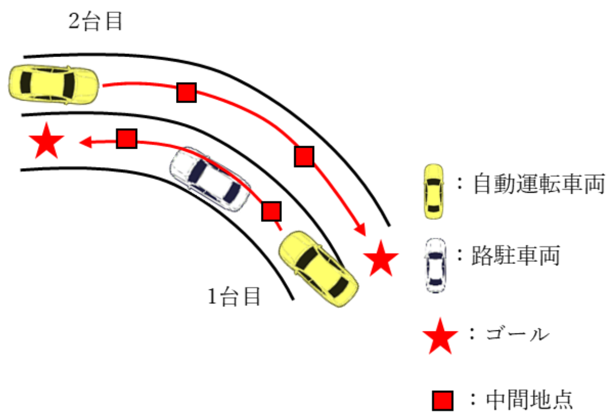


図 2.5.②-9 【シーン 2】車両ごとの走行パスと中間地点

シーン2において，獲得した行動の推移を図2.5.②-10に示す．ここで，ピンクの車両がagent1で，青色の車両がagent2である．図2.5.②-10から t+2からt+5までに，デッドロックが発生し，agent2がデッドロックを回避しようとして道路外へ出てしまった．これより，シーン2においては，デッドロック状態を回避しようと試みるもデッドロックを正しく回避する行動を獲得できなかった．

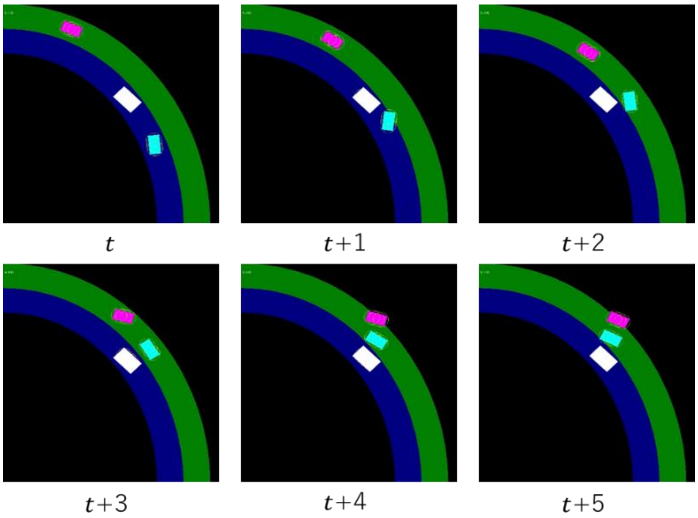


図 2.5.②-10 【シーン 2】における各 agent の行動

【シーン 3】走行車線に駐車車両がおり，対向車を避けて走行するシーン

図 2.5.②-11 に示すように，2 台の車を配置し，走行シーンに障害物を置いている．走行レーンを正しく走行し，障害物または他車に衝突すると失敗となる．障害物は車両が 2 台以上通れない程度の間隔を空けてランダムに設置する．

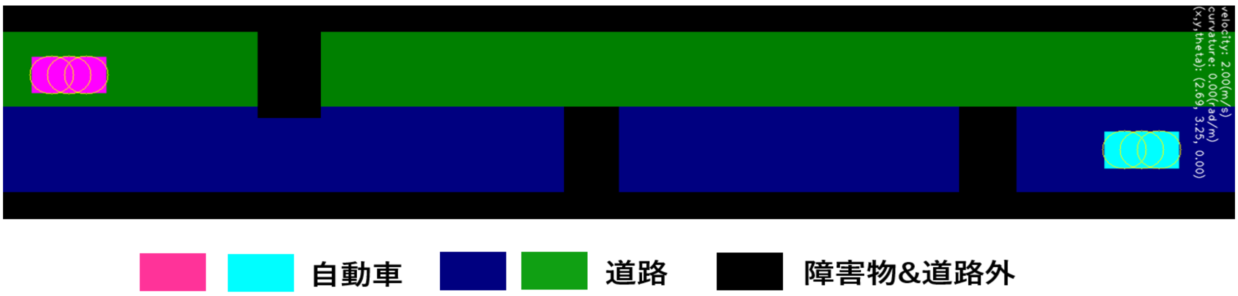


図 2.5.②-11【シーン 3】深層強化学習の自動運転環境

シーン3において，検討手法により獲得した行動の推移を図2.5.②-12に示す．ここで，ピンクの車両がagent1で，青色の車両がagent2である．図2.5.②-12からagent1 がt+1からt+2 まで待機し，agent2 が障害物を通り過ぎた後に動き出していた．agent1はデッドロックを回避するためにagent2 が通り過ぎるのを待つという行動をとっていた．これよりシーン3では，相手を考慮してデッドロックを回避する行動を獲得できた．

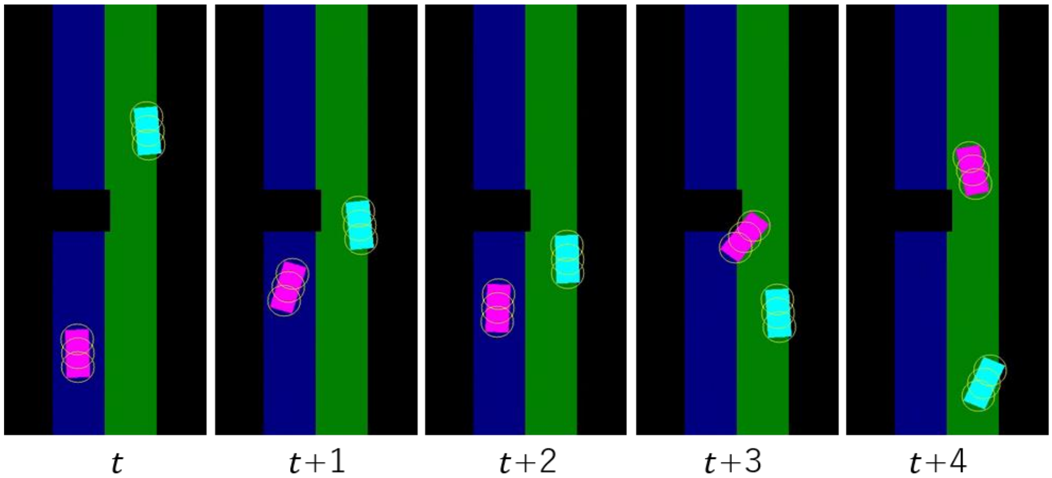


図 2.5.②-12.【シーン 3】における各 agent の行動

【シーン 4】幹線道路に合流するシーン

図 2.5.②-13 に示すように，複数台の車を配置し，片方の車両が合流するような環境を作成した．走行レーンを正しく走行し，他車に衝突すると失敗となる．合流を行う側は 1 台とし，合流される側は 6 台を制御する． シーン 4 の環境における走行パスと中間地点の設計を図 2.5.②-14 に示す．

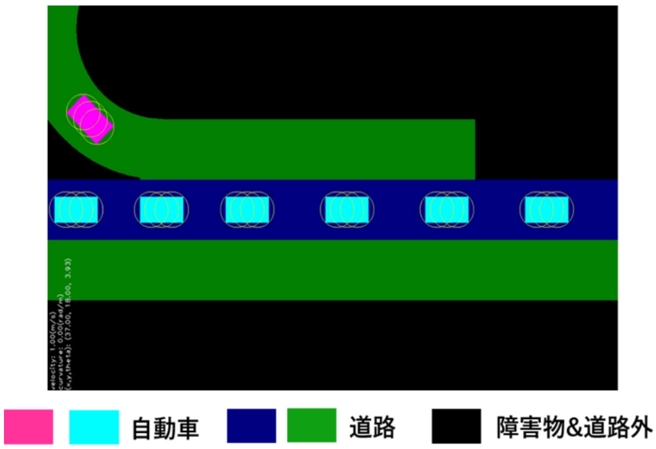


図 2.5.②-13 【シーン 4】深層強化学習の自動運転環境

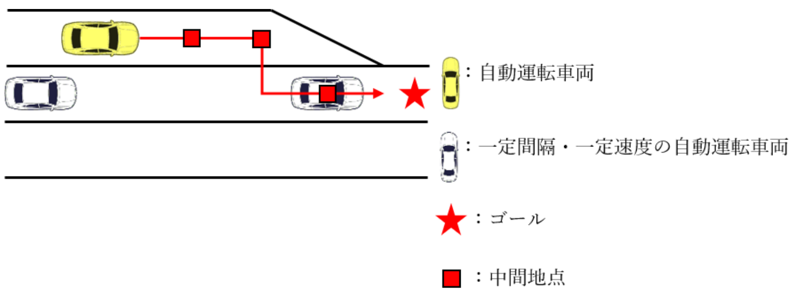


図 2.5.②-14【シーン 4】走行パスと中間地点

シーン4において，検討手法により獲得した行動の推移を図2.5.②-15に示す．ここで，ピンクの車両がagent1で，青色の車両がagent2である．図2.5.②-15から，tからt+5まで合流される側の車両が動くことなく，合流する車両が合流することができていないことが確認できた．これよりシーン4においては，デッドロック状態を回避する行動を獲得できなかった．デッドロック状態の回避を実現できなかった原因としては，agent2の行動が前進のみで報酬を得られる単調なものであったため，道を譲る行動に繋がらなかったと考えられる．

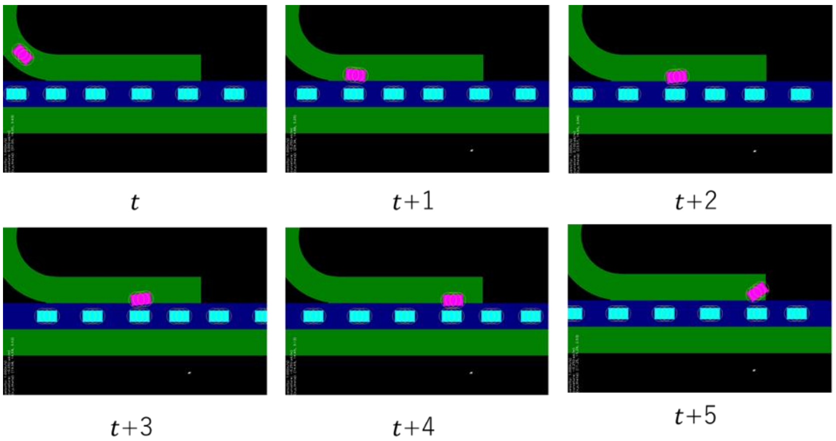


図 2.5.②-15 【シーン 4】における各 agent の行動

【シーン 5】商業施設等の駐車場の出入り口でのシーン

図 2.5.②-16 に示すように，2 台の車を配置し，細い道からの出入りシーンの環境を作成した．走行レーンを正しく走行し，他車に衝突すると失敗となる．細い道は 2 台以上通れない程度の道路幅とする． シーン 5 の環境における走行パスと中間地点の設計を図 2.5.②-17 に示す．

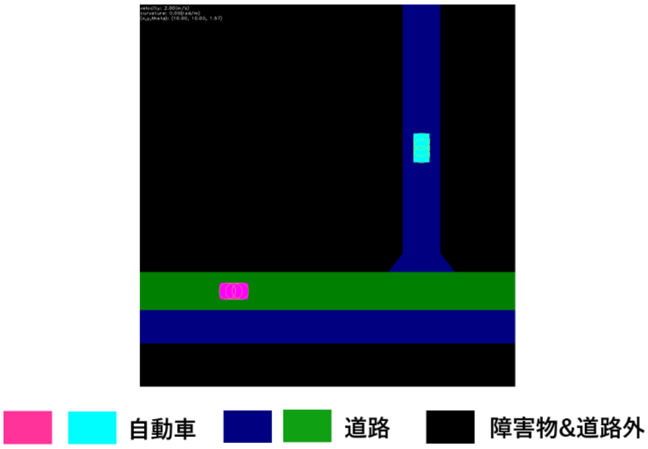


図 2.5.②-16 【シーン 5】深層強化学習の自動運転環境

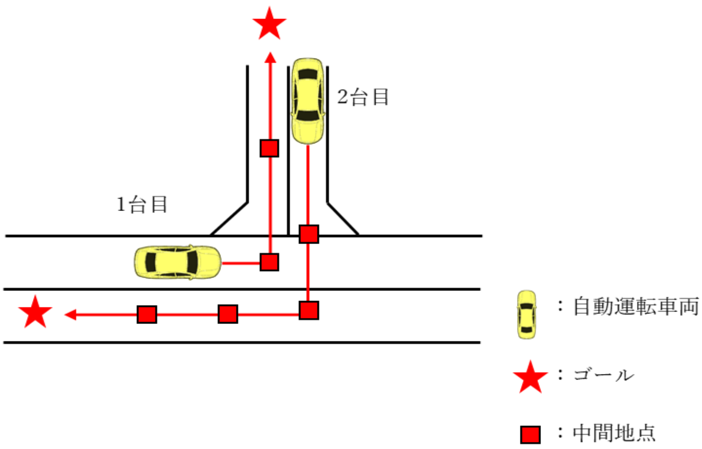


図 2.5.②-17 【シーン 5】各車両の走行パスと中間地点

シーン5において，検討手法により獲得した行動の推移を図2.5.②-18に示す．ここで，ピンクの車両がagent1で，青色の車両がagent2である．図2.5.②-18から，agent1がt+1からt+3までバックや停止する行動を行い，agent2が細い道から出てくるまで待機していた．そして，agent2が通り過ぎた後に動き出していた．これはデッドロックを回避するためにagent1はagent2 が通り過ぎるのを待つという行動を獲得できたためと考えられる．これより，シーン5において，相手を考慮してデッドロックを回避する行動の獲得を実現した．

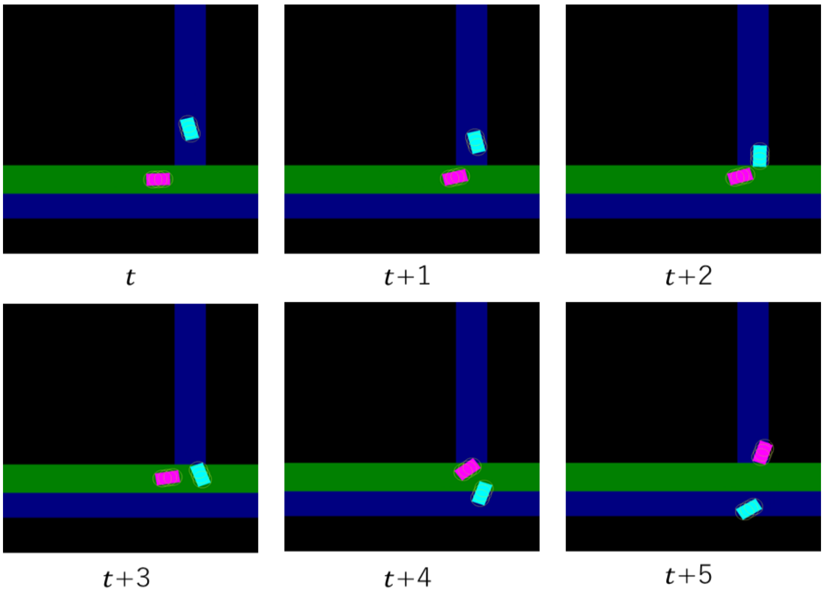


図 2.5.②-18 【シーン 5】における各 agent の行動

● 緊急車両のデータ収集

デッドロックを回避するシーンとして，緊急車両を優先して走行させるために，自動運転自動車が避ける制御を行うケースが想定される．特に，緊急車両が自動運転自動車から遠方に存在する場合，デッドロックが生じる前に回避を行うことが可能である．2021 年度は，緊急車両の認識アルゴリズムを開発するために，緊急車両の学習データが必要である．まず，金沢市内を走行し，緊急車両を含む走行映像を収集した．その際，緊急車両が写っている時刻を記録しておく．後日，その時刻を基準として画像データに変換する．表 2.5.②-4 に収集したデータ数および緊急車両の種類を示す．緊急車両として，消防車，救急車，パトカーが含まれる．ここでは，まず救急車とパトカーを対象クラスとした．各シーンに映るこれらの緊急車両と収集枚数から，No.3，No.6，No.8 および No.9 を学習用データとした．これらの学習用データに対してアノテーションを行った．実際に緊急車両が写っているフレーム数は，253 枚で，うち救急車が 96 枚，パトカーが 157 枚であった．緊急車両が写っているシーン例を図 2.5.②-19 に示す．

表 2.5.②-4. 緊急車両データの収集

シーン	収集枚数	クラス	アノテーション
No.1	183 枚	消防車	なし
No.2	685 枚	消防車	なし
No.3	475 枚	救急車	あり(38 枚)
No.4	410 枚	パトカー(バン)	なし
No.5	248 枚	パトカー(セダン)	なし
No.6	227 枚	救急車	あり(58 枚)
No.7	306 枚	パトカー(セダン)	なし
No.8	220 枚	パトカー(ミニパト)	あり(94 枚)
No.9	204 枚	パトカー(ミニパト)	あり(63 枚)

(a)No.3　(b)No.6　(c)No.8

図 2.5.②-19 緊急車両が写っているシーン例

緊急車両の認識アルゴリズムとして，遠方の物体検知で利用している YOLOv4[6]を用いた．まず，東京臨海部で収集した物体検出用データセットを用いて，YOLOv4 を学習した．東京臨海部のデータセットは，一般車両，歩行者，自転車，信号機の各種状態を含む 7 クラスを検出対象としている．東京臨海部のデータセットで学習後，緊急車両のクラスを追加して 9 クラスにより追加学習を行った．最初に 7 クラスで学習することで，車両に搭載したカメラから取得した映像を入力とする物体検出に適した特徴を獲得できる．そして追加学習することで緊急車両に適した特徴を追加して獲得できるようになる．追加学習する際，緊急車両のデータのうち，No.6 と No.9 を学習に利用した．

緊急車両の検出結果を図 2.5.②-20 に示す．一般的な車両や信号機など従来対象としていたクラスに加えて，救急車やパトカーを検出することができた．

(a)救急車　　　　　　　　　　(b)パトカー

図 2.5.②-20 緊急車両の検出例

図 2.5.②-20(a)のシーンにおいて，各フレームの検出結果を確認する．図 2.5.②-21 に前後のフレームでの検出結果を示す．救急車のライトが消灯している時刻では，car(一般的な車両)として検出していた．一方，救急車のライトが点灯している時刻では救急車として検出していた．これより，救急車の特徴として，ライトが点灯していることを学習できたことが分かる．図 2.5.②-22 にパトカーが映る複数フレーム間での検出結果を示す．パトカーも同様に，ライトが消灯している時刻では，car として検出しており，ライトが点灯している時刻ではパトカーと検出していた．これより，パトカーもライトが点灯していることを特徴として学習したが分かる．

図 2.5.②-21 救急車が通過するシーンにおける検出結果例

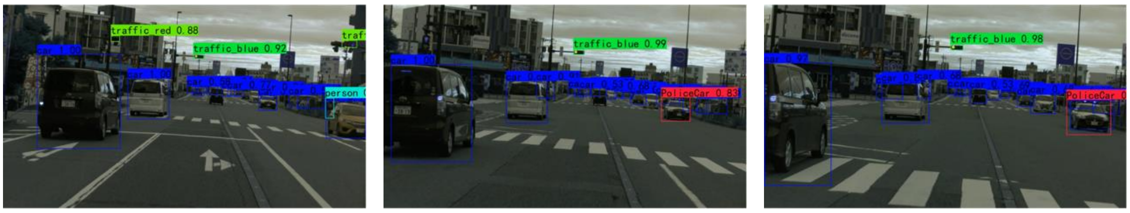


図 2.5.②-22 パトカーが通過するシーンにおける検出結果例

- **緊急車両とのデッドロックを回避するシーンのシミュレーション環境の構築**

緊急車両の走行を妨げずに優先するシーンとして，渋滞しているシーンが考えられる．まず，緊急車両が後方から来るシーンを想定し，複数の他車両と連携して，緊急車両が通過できるスペースを空けるように経路計画できるか検討するシミュレーション環境を構築した．構築したシミュレーション環境を図 2.5.②-23に示す．

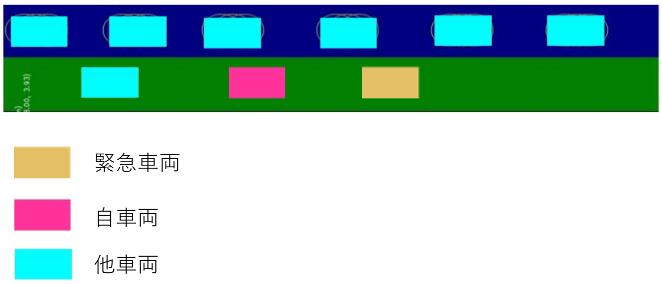


図 2.5.②-23 緊急車両とのデッドロック回避を検討する環境

- **緊急車両認識アルゴリズムの精度改善**

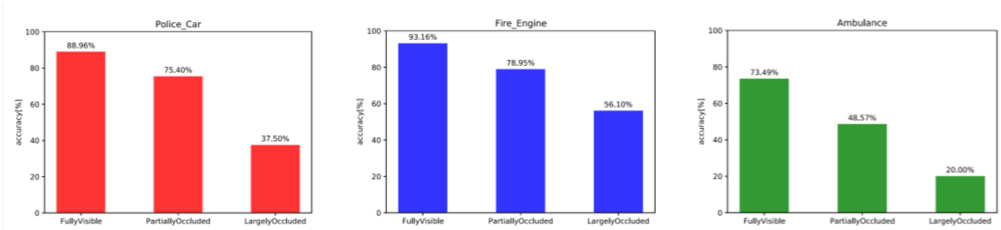
2022 年度は緊急車両の認識精度を向上させるために，データ収集を継続して行い，学習データを追加した．また，車両のオクルージョン領域の割合に関するラベルを付与した．表 2.5.②-5 に各緊急車両のデータ数を示す．ここで，括弧内数はオクルージョン領域の割合がなし(FullyVisible)，50%未満(PartialOcclusion)，50%以上(LargeOcclusion)の時のデータ数である．これらのデータのうち，880 枚を学習，31 枚を評価データとした．

表 2.5.②-5. 緊急車両データのデータ数

緊急車両	データ数
パトカー	553(326/187/40)
消防車	215(117/57/41)
救急車	143(83/35/25)
合計	911(526/279/106)

*オクルージョン領域の割合が(なし/50%未満/50%以上)の数

各緊急車両に対する検出率を図2.5.②-24に示す．図2.5.②-24はオクルージョン領域の割合ごとの検出率である．これより，パトカーおよび消防車はオクルージョンなしの場合，90%近い検出率であった．一方，救急車はデータ数が少ないため，十分な学習ができておらず，73%の検出率となった．オクルージョンが50%未満の場合は，パトカーおよび消防車の検出率は75%程度，救急車は48%程度であった．また，オクルージョンが50%以上の場合は，緊急車両ごとに検出率に差があり，パトカーは37%程度，消防車は56%，救急車は20%程度であった．



(a)パトカー　　(b)消防車　　(c)救急車

図 2.5.②-24 緊急車両ごとの検出率

(オクルージョンなし)

(オクルージョンが50%未満)

(オクルージョンが50%以上)

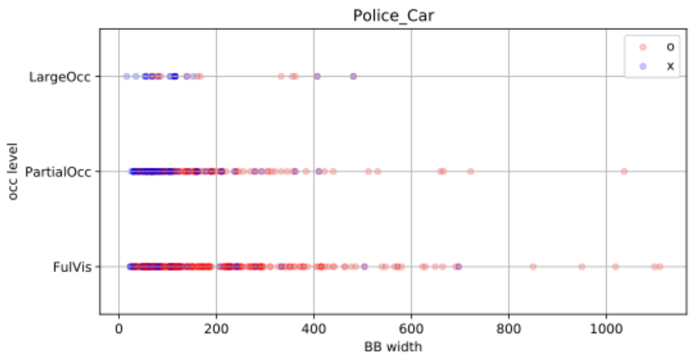
図 2.5.②-25 緊急車両の検出結果

図2.5.②-25に各オクルージョン領域の割合における検出結果を示す．これより，遠方を走行する緊急車両の検出できたことが分かる．特に，オクルージョンが50%以上の場合でも検出できていたことから，緊急車両が遠方から近づく場合でも検出が可能であると考える．

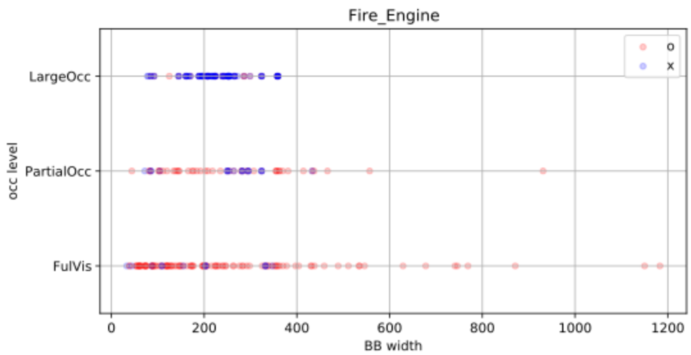
次に，緊急車両の大きさによる検出の可能性を調査した．図2.5.②-26に各緊急車両に対する緊急車両の幅(ピクセル)，とオクルージョンの度合いの関係を示す．各図の赤点は検出できた場合，青点は検出できなかった場合を示している．パトカーは，オクルージョンなしの場合，幅が50ピクセル程度から検出できていた．また，オクルージョンが50%未満の場合は100ピクセル程度，50%以上の場合は150ピクセル程度から検出できていた．これより，オクルージョンの度合いが検出精度に影響を与えるものの，遠距離から近距離まで検出できることが分かった．

一方，消防車はオクルージョンなしの場合，40ピクセル程度から検出できており，オクルージョンが50%未満の場合でも60ピクセル程度から検出できていた．しかし，オクルージョンが50%以上の場合は300ピクセル程度でも検出できないことが多い．これより，消防車はオクルージョンの度合いが大きいと近距離でも検出できないことが分かった．

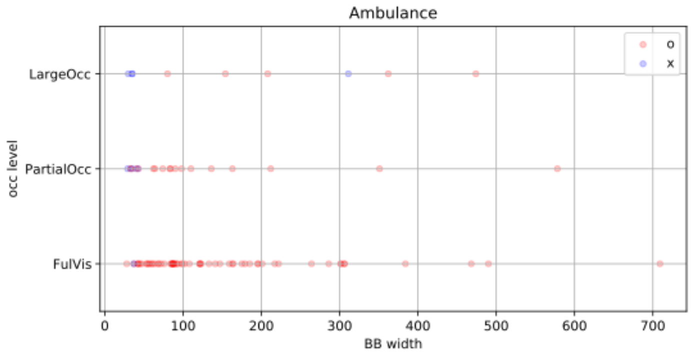
救急車はオクルージョンなしおよびオクルージョンが50%未満の場合のいずれでも50ピクセル程度から検出できていた．一方，オクルージョンが50%以上の場合は150ピクセル程度から検出できていた．これより，オクルージョンの度合いが50%未満であれば，遠距離でも検出することができることが分かった．



(a)パトカー



(b)消防車



(c)救急車

図 2.5.②-26 緊急車両の幅とオクルージョン度合いの関係

● シミュレーション環境におけるデッドロック回避の検討

AI による自動運転自動車が緊急車両とのデッドロックを回避して走行可能かをシミュレーション環境で検証した．シミュレーション環境には 2021 年度作成した環境を用いた．複数の自動運転自動車が走行している場合，それぞれの自動車が協調して回避することが必要である．そこで，各自動車が協調した行動を学習することができる深層強化学習である Multi-Actor-Attention-Critic (MAAC)[7]を用いた．図 2.5.②-27 に MACC のモデル構造を示す．MACC はこれまでの検討で用いてきた A3C と同様に Actor-Critic をベースにしている．各自動車をエージェントとし，Critic に他のエージェントの情報を入力する．これにより，どのエージェントに注視して行動すれば良いかを獲得できる．本検討では，他の自動車の位置や動きをもとに，どの自動車に気をつけて走行すれば良いかを獲得できる．表 2.5.②-6 に MAAC の学習に用いる報酬ルールを示す．自車は，画面下部から上部に走行する．その際，緊急車両が近づくと左側の待避レーンに移動する行動を獲得できるように学習する．ここで，協調して走行するエージェントは 3 台とする．

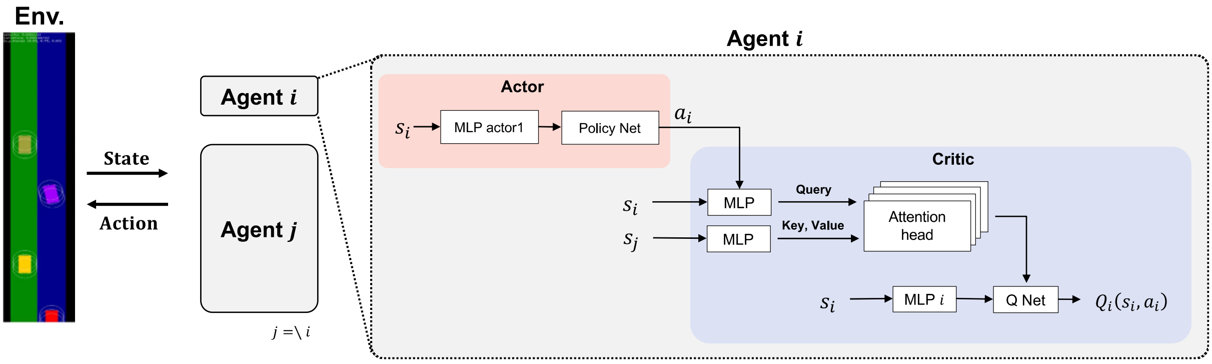


図 2.5.②-27 MAACのモデル構造

表2.5.②-6 報酬ルール

報酬の種類	報酬値
緊急車両位置に対する報酬	−1.0～0.0
車両同士が衝突	-1
走行可能領域からの逸脱	-1
停止した時のペナルティ	-0.1
待機レーンに移動	待機レーンまでの距離値

MAACを用いて学習したエージェントの行動の推移を図2.5.②-28に示す．自車はピンク色，協調して走行する他車を水色，緊急車両を黄色で表している．これより，自車は緊急車両が近づくと待避レーンに移動する行動を獲得できていた．このとき，他車は自車との衝突を避けるため，前方に移動している．このことから，複数の自動運転自動車が走行している際，緊急車両が近づくと協調してデッドロックを回避する行動を獲得できることが分かった．

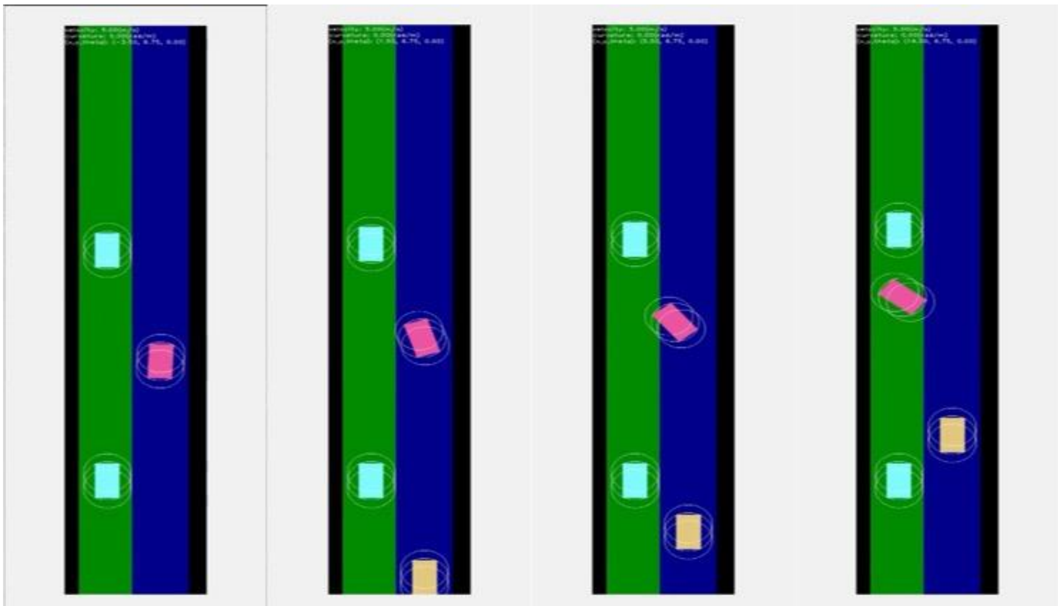


図2.5.②-28 MAACによるデッドロック回避行動の獲得例

【参考文献】

[1] S. Gu, et al., “Deep reinforcement learning for robotic manipulation with asynchronous off-policy updates, IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp.3389–3396, 2017.

[2] V. Oriol, et al., “StarCraft II: A New Challenge for Reinforcement Learning”, ArXiv, 1708.04782, 2017.

[3] V. Mnih, et al., “Playing Atari with Deep Reinforcement Learning”, ArXiv, 1312.5602, 2013.

[4] V. Mnih, et al., “Asynchronous Methods for Deep Reinforcement Learning” International Conference on Machine Learning (ICML), pp. 1928–1937, 2016.

[5] 五藤他, “インタラクションを考慮したマルチブランチネットワークによる深層強化学習”, 人工知能学会全国大会, 2020.

[6] A. Borchkovskiy et al., “YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection”, arXiv, 2004.10934, 2020.

[7] S.lqbal, et al., “Actor-Attention-Critic for Multi-Agent Reinforcement Learning” International Conference on Machine Learning (ICML), pp. 2961-2970, 2019.

2.6. f.「実証実験」

前節までに述べた a.～e.までの研究開発項目の公道走行実証実験を実施するため，試験車両の構築を行った．本節では，本事業において構築した試験車両と搭載機器について述べるとともに，実施した実証実験の状況について実施年度ごとに述べる．

(1) 2018 年度の実施内容

2018 年度は，2019 年度以降に実施する自動運転自動車を用いた公道走行実証実験に向けて，試験車両の選定及び搭載するセンサの選定を進めた．

・ 試験車両

本事業では試験車両を公道で走行させるため，道路運送車両の保安基準に抵触しないことが必須となる．このため，改造の元となるベース車両は既に市販車両として販売されている物の中から選定することとした．また，市販車両を自動運転が可能な状態に改造した状況で公道走行させるためには，特に安全性への配慮が必要となる．このため本事業では，改造元となる市販車両の内部システムを熟知している自動車会社もしくは自動車部品製造会社による改造が可能な車種を選定することとした．またこれらの条件に加え，本事業を効率的に実施するためには市販車両を短期間で改造させる必要もある．このため，既に市販車両の自動運転状態への改造実績を有する車種として，LEXUS RX450hL を選定した．下記に，主な仕様を示す．

表 2.6.①-1　試験車両(LEXUS RX450hL)の仕様

車両型式	DAA-GYL26W-ARXGB
トレッド	1,640[mm](前)/1,630[mm](後)
ホイールベース	2.690[m]
最小旋回半径	5.9[m]
乗車定員	7[人]
車両総重量	2,625[kg]
寸法	全長 5,000[mm]×全幅 1,895[mm]×全高 1,725[m]

・ センサ

本事業では，2019 度以降に市街地の公道において Level4 相当の自動運転を行うため，短期間での試験車両構築が必要となる．本事業の実施者のうち金沢大学は，これまで長期にわたって市街における公道走行実証実験を多数実施している．このため本事業では既に多くの公道実証実験を実施している金沢大学の自動運転自動車で得られた知見を活かして，必要となるセンサ構成を設計することで研究開発の効率化を図ることとした．具体的には，以下のセンサを搭載することとした．

・ LiDAR : 3 次元距離分布(ポイントクラウド)を取得可能なセンサであり，複数種類の LiDAR を組み合わせることで車両全周囲をカバーさせる．本センサは，高精度自己位置推定に用いるとともに，車両周囲の静的・動的物体の検出，物体種別の識別，移動物体の行動予測等に用いる．
・ ミリ波レーダ：車両周辺の物体までの距離，方位，相対速度を計測可能なセンサであり，複数台のミリ波レーダを組み合わせることで車両全方位をカバーさせる．本センサは，主に交差点右左折や車線変更時の安全確認のための遠距離移動物検知に用いるとともに，車両周辺の移動物体の行動予測等に用いる．
・ カメラ：車両周辺の物体検知等に用いるセンサであり，複数台のカメラを組み合わせることで車両全周囲をカバーさせる．本センサは，主に信号機認識や，車両周辺の物体検知および物体種別の識別等に用いる．
・ GNSS / INS : 高精度な車両位置と姿勢が計測可能なシステムであり，初期段階の実証実験に用いるとともに，各種性能評価に用いる．なお GNSS に関しては，準天頂衛星(QZSS)も受信可能な仕様の装置を選定した．

(2) 2019年度の実施内容

2018年度に選定した試験車両（LEXUS RX450hL）について，車載コンピュータからの指示でハンドル，アクセル，スロットル，ウィンカーを制御可能とするため，車両の改造を実施した．

車両の改造にあたっては，マニュアルオーバーライド機能を搭載し，自動運転中にドライバの操作介入があった場合に安全に手動運転状態に移行できる機能を実装した．具体的には，ハンドルに一定以上のトルクを加えた場合，スロットルやブレーキを人間が踏んだ場合に，自動運転状態から手動運転状態に即座に切り替えが行えることができる仕様とした．また図 2.6-1 に示すように，運転席付近に緊急用の手動運転切り替えスイッチを設置し，人間による手動運転状態と自動運転システムによる自動運転状態を明確に区別可能な仕様とすることで，二重の安全対策を実施した．

図 2.6-1 試験車両内に設置した手動運転・自動運転切り替えスイッチ

また試験車両に搭載するセンサを購入し，試験車両へ搭載した．図 2.6-2 にセンサを搭載した試験車両の外観を示す．また，図 2.6-3 にセンサの搭載概要を示す．

図 2.6-2 センサ搭載済みの試験車両内の外観

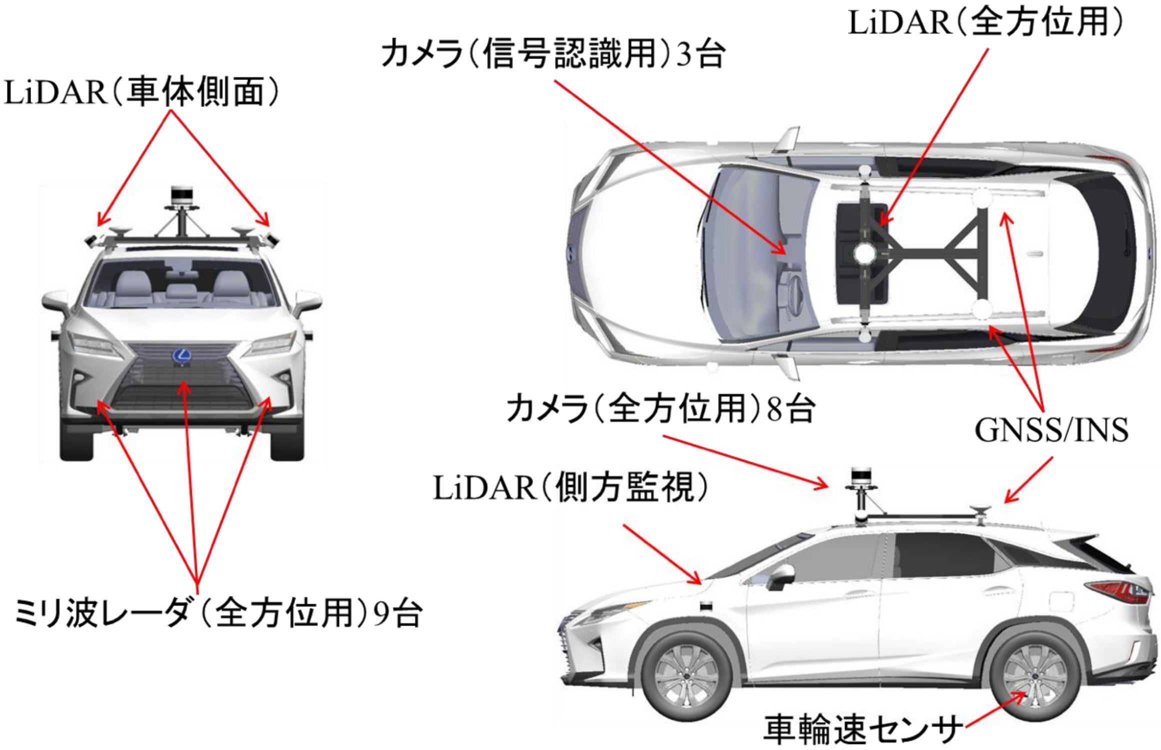


図 2.6-3 試験車両に搭載したセンサの搭載概要

試験車両には，前述の通り LiDAR，ミリ波レーダ，GNSS/INS GNSS / INS 等のセンサを設置した．このうち LiDAR（Light Detection and Ranging）に関しては，天井部に Velodyne 社の VLS-128 を 1 台搭載し，車両全方位を中距離から遠距離まで監視可能とした．また，同じ天井部には，Velodyne 社の VLP-16 を 2 台搭載することで，車両側方部の近距離において VLS-128 から死角となる領域の監視も可能とした．また車両側方の前輪付近には，交差点進入時の死角を減らす目的に Velodyne 社の VLP-32 を 2 台搭載している．またミリ波レーダに関しては，デンソーテン社製のミリ波レーダ 9 台がバンパー内に埋め込まれており，これら 9 台のミリ波レーダを組み合わせることで概ね全方位の物体検知を可能としている．さらに車両天井部には HDR 機能を 8 台のカメラが設置されおり，全方位の物体検知が可能となっている．また車室内のルームミラー付近に LFM(LED Flicker Mitigation)機能や HDR 機能を有する 3 台のカメラが設置されており，LED 式信号機のフリッカーを抑制しながら信号機の認識を行うことが可能となっている．また GNSS/INS に関しては，図 2.6-4 に示す三菱電機社の AQLOC-Light を搭載し，準天頂衛星を利用した衛星測位を可能とした．また，自己位置推定精度の検証用および自動運転システムの初期検討用として，Applanix 社の POS-LV220 も搭載した．

図 2.6-4 試験車両に搭載したセンサの搭載概要

また東京臨海部に整備されている ITS 無線路側器からの信号情報等のインフラ情報を取得可能とするため，図 2.6-5 に示すように ITS 無線受信機等も設置

した．

なお本事業では，東京臨海部における公道走行試験，石川県金沢市における公道走行試験を実施するため，効率的かつ安全な運用を行う観点から上記で説明した試験車両を 2 台構築した．また，自動運転システムに関しては，金沢大学が本事業実施前までに開発してきた独自のソフトウェアを用いて開発を進めることで効率的な事業の実施を行った．

図 2.6-5 試験車両に搭載した ITS 無線受信機を用いて ITS 無線路側器と通信を行っている様子

上記で述べた試験車両を使用した公道走行試験に先立ち，構築した自動運転システムが公道走行に支障がないかの事前検証を実施した．具体的には，国土交通省運輸支局による構造変更検査登録等を通して，公道走行に違法性がないことを確認した．また図 2.6-6 に示すように，日本自動車研究所が実施している自動運転車の公道実証実験に向けた「事前テストサービス」を活用して，第三者機関による安全性評価を実施し，試験車両及び試験車両に搭乗するドライバの双方により安全性を担保して公道走行試験が実施可能であること確認した．その後，2019 年 7 月から石川県金沢市中心部において走行実証実験を開始した．また，2019 年 9 月から東京臨海部での走行実証実験を開始した．

図 2.6-7 に東京臨海部において公道で自動運転を実施している様子を示す．<u>東京臨海部での走行実証実験に関しては今年度合計 67 日実施し，自動運転</u>

状態で約 850.6km を走破した．また，ITS 無線を活用した実証実験に関しては 32 日間実施した．

図 2.6-6 日本自動車研究所テストコースにおいて安全性評価を実施している様子

図 2.6-7 東京臨海部において公道で自動運転を実施している様子

(3) 2020 年度の実施内容

2019 年度に構築した 2 台の試験車両を用いて，東京都臨海部および石川県金沢市の中心部における走行実証を継続的に実施した．特に 2020 年度は，2019 年度に構築した試験車両等に対して下記の改善を加えつつ公道走行実証実験推進を行った．

・ 2.1.a「信号機認識技術の開発及び認識が困難な条件の検討」節で述べたインフラ支援型信号機（ITS 無線路側器を備えた信号機）との連携によって，交差点進入直前に信号機が青色（緑色）から黄色，赤信号へと変化してしまう状況において発生する，いわゆるジレンマゾーンにおける急ブレーキの抑制を実現する技術の開発を目的として，図 2.6-8 に示すように ITS 無線受信機のアンテナを車両上部に設置するとともに，受信感度向上のためアンテナ設置位置の見直しを行い，ジレンマゾーンでの減速度抑制に関する公道走行実証実験を実施した．

図 2.6-8 車両上部に設置した ITS 無線受信機のアンテナ

- 2.2.b「遠距離の物体を検知するために必要となる AI 技術の開発」節で述べた，LiDAR および画像のフュージョンによる物体検知アルゴリズムの実現のため，図 2.6-9 に示すようにディープラーニングによる認識処理用コンピュータを更新し，認識技術の性能向上，リアルタイム性の向上を実施した．

図 2.6-9 更新したディープラーニングによる認識処理用コンピュータ

- 2.3.c「高精度自己位置技術の開発」節で述べた，車載グレード GNSS/INS

の自己位置推定技術の評価を目的とし，高精度 GNSS/INS に加え，MEMS-IMU を搭載する GNSS/INS（Applanix 社 POS-LV125）からの測位情報，車両運動情報を同時に取得可能とした.

- 2.4.d「交通参加者の行動予測推定とそれに基づくパスプランニング技術の開発」節で述べた，石川県金沢市内での公道走行実証実験推進のため，新たに石川県金沢市内における地図の整備を追加で実施した．また，東京臨海部においても，昨年度実施したお台場エリアでの走行実証実験に加え，羽田エリアでの地図整備も追加で実施し，東京臨海部における走行実証実験の範囲を拡大させた.
- SIP 他事業で実施している「仮想空間での自動走行評価環境整備手法の開発（通称 DIVP 事業)」施策との連携のため，図 2.6-10 に示すように仮想空間における評価対象として検討中のセンサと同等のカメラ（SONY 社製 IMX490）を車両内に設置し，仮想空間と実証実験によって得られたデータの比較評価が可能な環境の構築を行った.

これらの取り組みを通し, 2020 年度は東京臨海部での走行実証実験に関しては合計 54 日実施し，自動運転状態で約 1,287.2km を走破した.

図 2.6-10 仮想空間と実証実験データの比較評価用センサの設置

また，内閣府が主催して開催した東京臨海部実証実験メディア向けガイドツアー(2020年9月1日実施)，SIP-adus 中間成果報告会（2021年3月24，25日実施）などにおいて，車両の展示，試乗機会の提供等を実施し，社会受容性向上に資する取り組みについても実施した．図 2.6-11 に SIP-adus 中間成果報告会における試験車両展示の様子を示す．

図 2.6-11 SIP-adus 中間成果報告会における車両展示の様子

(4) 2021年度の実施内容

2020年度に引き続き，これまでに構築した2台の試験車両を用いて東京都臨海部および石川県金沢市の中心部等における走行実証を継続的に実施した．

図2.6-3に示すように，2020年度までは自律型の自動運転機能を構築するため，自動車の周辺環境認識用センサとして，カメラ・LiDARといった光を使用して周辺環境認識を認識するセンサと，ミリ波レーダといった電波を使って周辺環境認識を認識するセンサのみが搭載されていた．一方，2021年度は2.5.e「自律型自動車が走行する状態での問題点の検討」節でも述べたように緊急車両のサイレン音の認識も可能とするため，図2.6-12に示すように新たに自動運転自動車の周辺環境の環境音を計測可能なマイク（UETAX社製 UM-100）も新たに追加し，走行環境音を含めた走行環境情報の収集を可能とした．

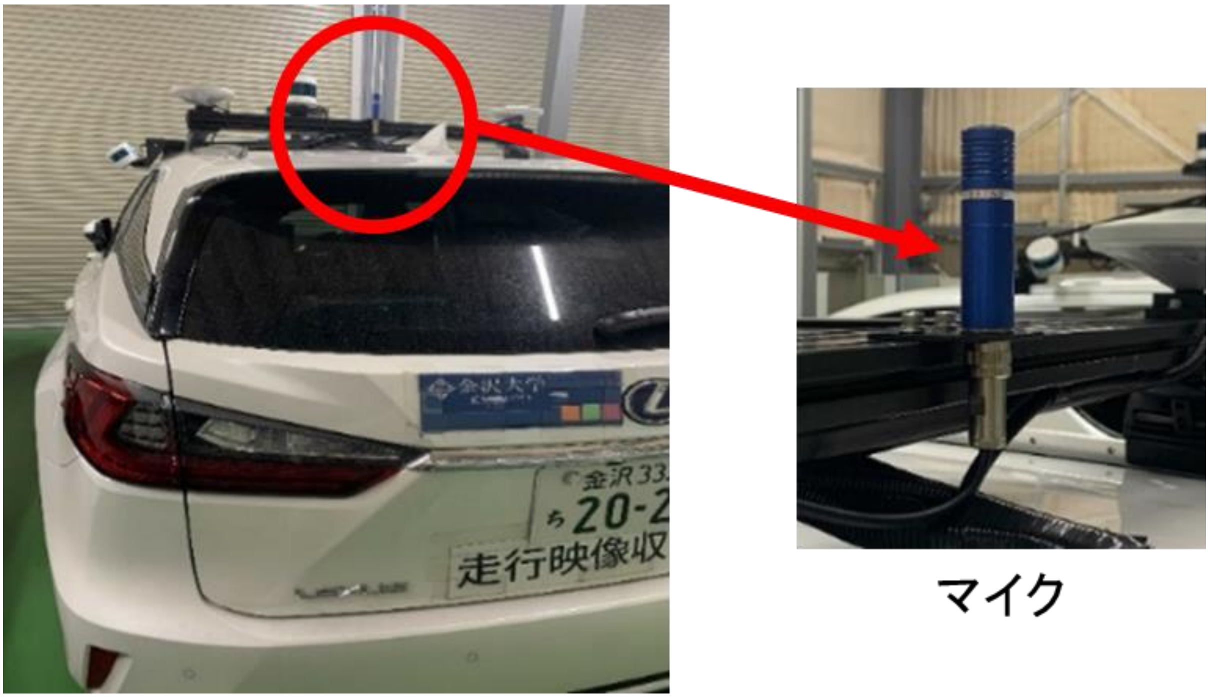


図2.6-12 試験車両に搭載した環境音計測用マイク

さらにインフラ協調型の自動運転機能の構築のため，SIP別施策として実施されている東京臨海部実証実験において，2021年度から実施されたV2N（Vehicle to Network）を使用した実証実験に参加すべく，2020年度まで使用していた実証実験用車載機に加え，セルラー通信によってインフラからの情報を取得可能な車載機を新たに搭載し，実証実験を実施した．図2.6-13に車両に搭載したセルラー通信を行うルータ，および車載機を示す．

V2N実証実験では，降雨情報，車線別道路交通情報，緊急車両位置情報，信

号予定情報といった4項目に関する情報がセルラー通信経由でネットワークから配信され，これを受信することで自動運転車両の自動運転を支援することが可能となる．各配信情報の概要を下記に示す．

(a) セルラー通信用のルータ

(b) V2N 情報受信用車載機

図 2.6-13 V2N 実証実験用の機材

・降雨情報

気象庁から配信される降水量予報をネットワークによって配信し，自動運転車両が V2N を介して情報を受信することで，例えば降水量に応じた自動運転車両の ODD（Operational Design Domain）を踏まえた，自動運転の継続性の判断等に反映させることなどが可能となる．

・車線別道路交通情報

主に高速道路等において収集されたプローブ情報等から生成された，渋滞の

発生個所，時刻等の情報を，V2N を介して受信することで，例えば渋滞区間を回避した適切なルート選択や車線を選択することなどが可能となる．

・緊急車両位置情報

緊急車両の位置情報を，V2N を介して受信することで，例えば自車周辺に緊急車両が接近している際に，自動運転状態から手動運転状態への遷移要求や，緊急車両の走行を妨げない運転行動の選択をすることなどが可能となる．

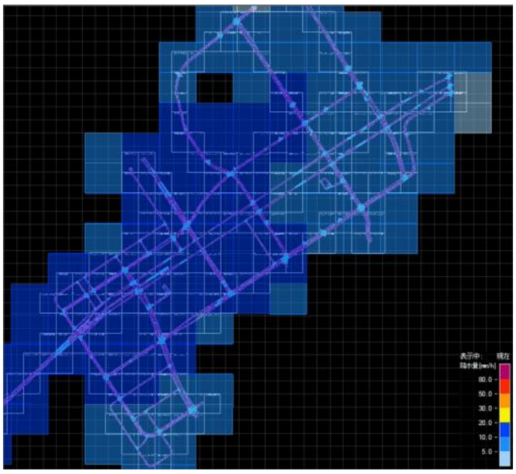
・信号予定情報

2020 年度まで実施されていた V2I（Vehicle to Infrastructure）と同様に，セルラー通信を使って信号機の情報（現時情報や残秒数情報など）を取得することで，例えばカメラによる信号認識や V2I に加え V2N といった多重系による信号譲歩の取得とそれに基づく，安全円滑な交差点進入を実現することなどが可能となる．

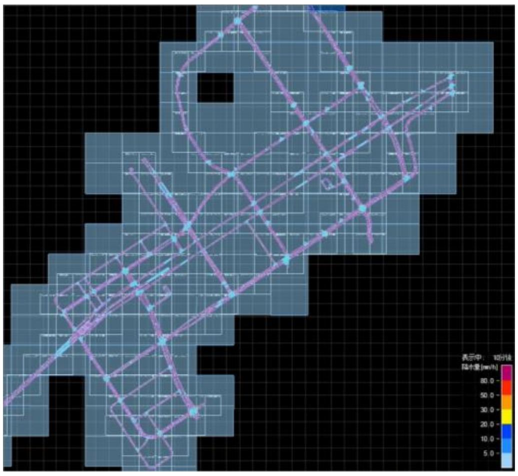
これらの情報のうち，本プロジェクトでは一般道向けの情報が配信されている降雨情報，信号予定情報，緊急車両情報を中心としたデータ配信を受け，データ収集を行った．図 2.6-14 にこれらの情報のうち降雨情報の配信例について示す．なお信号予定情報に関しては，2.1.a.「信号機認識技術の開発及び認識が困難な条件の検討」節の項目を参照されたい．また緊急車両位置情報の配信概要については 2.5.e.「自律型自動車が走行する状態での問題点の検討」節の項目を参照されたい．

また図 2.6-15 に示すように，2021 年 4 月 20 日，21 日に東京臨海部において実施されたメディア向け試乗会に参加し，試験車両の展示，試乗機会の提供等を実施し，社会受容性向上に資する取り組みについても実施した．

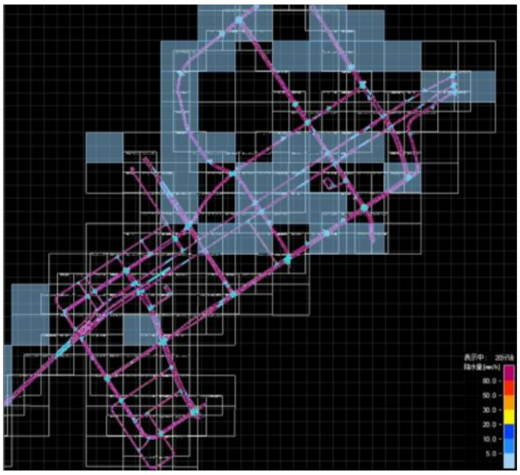
そしてこれらの取り組みを通し, 2021 年度は東京臨海部での走行実証実験に関しては合計 61 日間実施し，自動運転状態で約 1,075.4km を走破した．



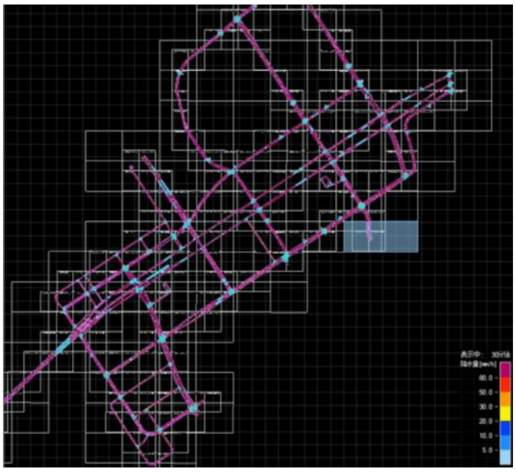
(a) 現在時刻の降水量



(b) 10 分後の予想降水量



(c) 20 分後の予想降水量



(d) 30 分後の予想降水量

図 2.6-14 降雨情報の配信例（2021 年 12 月 14 日正午ごろのお台場の様子）

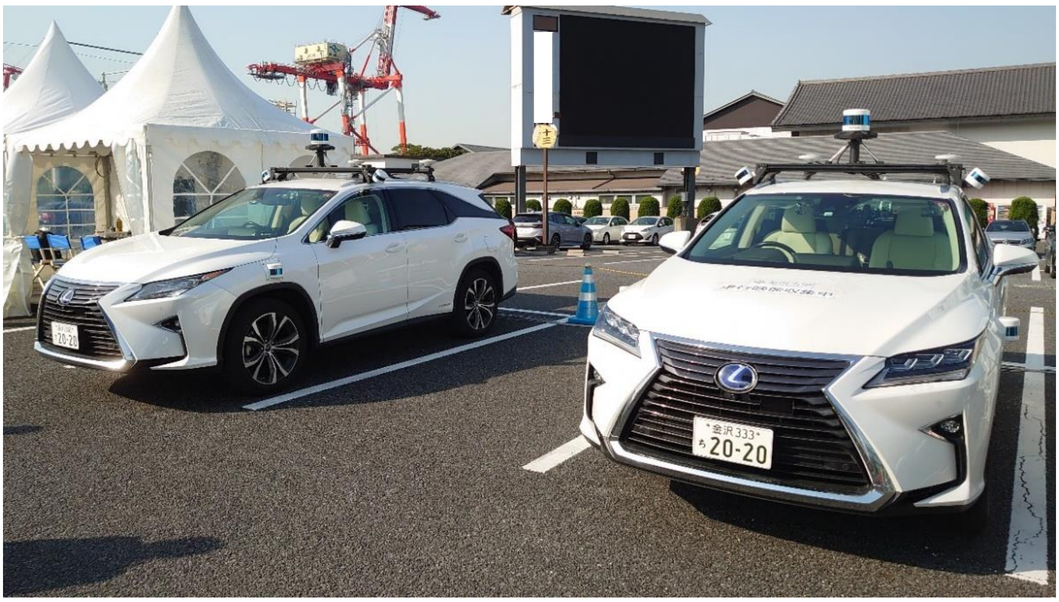


図 2.6-15 メディア向け試乗会における車両展示の様子

(5) 2022 年度の実施内容

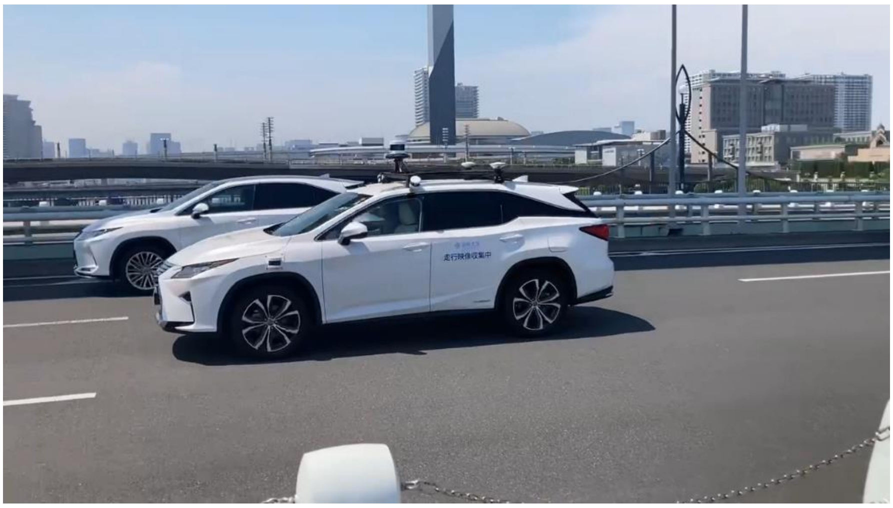
2021 年度に引き続き，これまでに構築した 2 台の試験車両を用いて東京都臨海部および石川県金沢市の中心部等における走行実証を継続的に実施した．

特に 2022 年度は，2.1.a.「信号機認識技術の開発及び認識が困難な条件の検討」節で述べた奈良県における V2N 信号予定情報配信実験におけるセルラー通信による信号情報配信タイミングの精度検証を目的として，図 2.6-16 に示すように，試験車両に奈良県で配信されている V2N 信号予定情報の受信機材（セルラー通信装置，受信状況表示用 PC，GPS レシーバ）を搭載した．

図 2.6-16 奈良県で実施された V2N 信号予定情報の受信機材の搭載状況

また図 2.6-17 に示すように, 2022 年 9 月 29 日～10 月 1 日に東京臨海部において実施された試乗会に参加し，試験車両の展示，試乗機会の提供等（図 2.6-17）を実施し，社会受容性向上に資する取り組みについても実施した.

そしてこれらの取り組みを通し, 2022 年度は東京臨海部での走行実証実験に関しては合計 62 日間実施し，自動運転状態で約 757.2km を走破した．なお，本事業では東京臨海部における走行実証実験を 2019 年 9 月～2022 年 12 月までの 3 年 4 か月間実施し，この間の合計で 244 日間実証実験を実施し，自動運転状態では合計 3970.4km の走破した.



(a) 東京臨海部における走行実証実験の様子

(b) 試乗会における試験車両展示の様子

(c) 試乗会参加機関による集合写真

図 2.6-17 試乗会の実施状況

3. 研究成果を踏まえた認識技術の精度向上に資するハード・ソフト面のインフラについて

3.1. 信号認識技術

市街地において自動運転を行う場合，交差点での走行を伴うため，遠距離から信号機を認識する技術が必要となる．一方実際の交通環境においては，例えば太陽光による影響や様々な要因によって，人間でも信号機の認識が困難となる視認状況が存在する．このため本事業では 2.1.a.「信号機認識技術の開発及び認識が困難な条件の検討」で述べたように，車載カメラによって高精度に信号機を認識する技術を開発するとともに，信号機の認識が困難となる状況について評価した．また，このような認識が困難となる状況の補完等を目的とし，V2I や V2N といった交差点の信号機の状況を無線通信によって送信するインフラ支援型信号機の有効性についても評価した．本節では，本事業で実施してきた評価結果を踏まえ，信号認識精度の向上に資するインフラの状況や，インフラ支援型信号機の有効性についてまとめる．

・ 信号認識率の向上に資するインフラの状況

東京評価結果から，個別の信号機 1 つ 1 つに対して信号機を認識した場合，平均で 95.6%程度の認識性能が達成可能であることが確認され，認識不調が発生する主な要因としては，隠蔽，背景同化，夜間，逆光等が存在することが確認された．また仮想環境を用いた評価結果から，豪雨の状況について信号認識の不調が発生することが確認された．一方，このような認識不調が発生したとしても 1 つの交差点あたりに複数の信号機が設置されている状況では複数の信号機から交差点への進入判断が可能と考えられる．このため，このため複数の信号機の状況を加味し，総合的に信号認識が可能であったかどうかという観点で信号認識率を評価したところ，交差点単位では平均で 99.0%の精度で信号認識が可能であることが判明した．

これらの結果を踏まえ，車載カメラを用いた信号機認識に関して，信号認識率の向上に資するインフラの状況について考察する．先に述べた通り，東京臨海部における交通環境状況においては，信号認識の不調が発生する状況は主に隠蔽，背景同化，夜間，逆光，雨天の 5 パターンに類型化できる．これらの認識不調によって信号認識が一時的に未検出となる場合，先にも述べた通り交差点に複数の信号機が存在するならば他の信号機から交差点進入判断であるため，大きな問題とはならないと考えられる．また誤検出によって信号認識結が誤って判断された状況についても，誤検出が一時的であれば時系列処理によって影響を低減化することが可能であるため，交差点進入判断には大きな影響がないことが予想される．一方，交差点に設置されている信号機が正しく認識で

きない状況が一定時間以上継続する場合は，正しい交差点進入判断が困難となる可能性が発生するが，本事業で東京臨海部においてデータ収集を行った範囲においては，遠方において信号認識結果が継続的に不調となるような状況は発生しているが，交差点に接近するにつれて正しく信号認識が可能となっており，このような状況は確認されていない．ただし先にも述べた通り，東京臨海部における信号機は相対的に視認しやすいLED式信号機が全ての交差点に設置されている．このため東京臨海部以外の地域として，石川県金沢市など地方部におけるランプ式信号機が含まれる交差点や，テストコースにおいて意図的に逆光を発生させた状況等についても評価を行った．その結果，ランプ式信号機に関しては，信号機の向いている方向に太陽光が存在する順光の状況において，信号灯色がすべて点灯しているように見えるような状況も発生し，信号機の認識が困難となるような状況が確認された．このような順光の状況下においては交差点進入判断を適切に行うことが困難となることが予想される．またランプ式信号機の場合，信号機によっては光方が弱く見えるようなものも存在しており，東京臨海部と比較すると認識可能距離が短くなってしまうような状況存在していた．これらの評価結果を踏まえ，信号認識率の向上に資するインフラの状況として，下記の 3 点があげられる．

(1) 東京臨海部での評価結果を踏まえると，LED 式信号機の場合には隠蔽，背景同化，夜間，逆光，雨天などの状況においては車載カメラによる信号認識が不調となるような状況が発生する．またその他の地方部における評価結果を踏まえると，ランプ式信号機では上記の認識不調要因に加え順光の状況で信号認識が不調となることが懸念される．このため，車載カメラにより確実な交差点進入を実現させるためには，交差点に信号機が複数設置されていることが望ましいと考えられる．

(2) 東京臨海部やその他の地方における評価結果を踏まえると，ランプ式の信号機では太陽光と信号機の向きが一直線上に一致ししてしまう特定の状況下において順光の影響による信号認識不調が発生する．また特にランプ式信号機では光方が弱く見え，信号認識距離が低下してしまう状況が発生する．このため，車載カメラにより確実な交差点進入を実現させるためには，特定の条件下においてはランプ式から LED 式の信号機に置き換えられていることが望ましいと考えられる．

(3) 東京臨海部での評価結果を踏まえると交差点単位での信号認識精度は概ね 99%程度であり，交差点進入時に一時的に信号認識不調が発生する状況が生じた．このため交差点進入におけるロバスト性確保の観点から，信号情報を提供する無線インフラが設置された環境が望ましいと考えられる．

・ インフラ支援型信号機の有効性

前述の通り交差点進入判断におけるロバスト性確保の観点から，交差点には信号情報を提供する無線インフラが設置された環境が望ましいと考えられる．このため本事業ではこのようなインフラ支援型信号機の有効性についても評価を行った．評価に用いた機器としては，東京臨海部実証実験事務局から貸与された V2I 信号情報受信車載機および V2N 信号予定情報受信車載機を用いた．これらの車載機を本事業で構築した試験車両に同時に搭載し，東京臨海部において車載カメラによる信号認識と V2I,V2N による信号(予定)情報の認識可能距離，認識タイミング等を比較して評価を行った．その結果，車載カメラ，V2I，V2N による信号認識距離はどの方式であっても概ね 120m 以上の遠方から信号認識ができており，交差点進入判断には支障のない距離から信号認識が行えることが確認された．このことから，各方式のフュージョンによって交差点進入判断をロバストに行うことが可能であると考えられる．

次に，各方式の信号情報の切り替わりタイミングの取得精度についての評価結果について述べる．まず V2I に関しては，V2I 車載機から得られる信号機の切り替わりタイミングと車載カメラで撮影した画像内での信号灯色の色の切り替わりのタイミングを比較したところ，タイミングが概ね一致しており，大きなずれがないことが判明した．一方，車載カメラを用いた信号認識においては，画像情報のデコードや，認識にかかる処理時間の影響から，信号認識には概ね 0.3s 程度の遅延が発生することが分かった．ただしこの信号認識の遅れ時間の影響は，東京臨海部およびその他の地方における信号認識結果を用いた自動運転実証実験の結果から，大きな影響はないものと考えている．一方，東京臨海部における V2N 信号予定情報から提供される信号機の切り替わりタイミングではその他の方式と比較すると若干のずれが存在することが確認された．しかし，2.1.a.「信号機認識技術の開発及び認識が困難な条件の検討」で述べたように，奈良県で実施された最新の V2N 信号予定情報を用いた評価試験の結果から，V2I や車載カメラによる信号認識結果による信号機の切り替わり把握タイミングと比較して大きな差がないことが確認された．このため，カメラ，V2I,V2N のどの方式であっても信号機の切り替わりタイミングを適切に取得可能であることが確認された．また東京臨海部における実証実験において，V2I で得られる信号残秒数情報を活用することで，交差点進入直前に青信号から黄色・赤信号になるときに急ブレーキを発生させなくてはいけなくなるいわゆるジレンマゾーンにおいて減速度を抑制することが可能であることも確認された．

これらの評価結果を踏まえ，V2I や V2N 等の無線インフラを使用したインフ

ラ支援型信号機の有効性を以下にまとめる．

(1) 車載カメラによる信号認識においては，大型車両によって信号機認識が隠蔽されてしまう状況やカーブ等によって信号機が物理的に視認できない状況が発生する．このため，V2I や V2N 等の無線インフラを使用したインフラ支援型信号機は車載カメラでは物理的に視認が困難となる信号状態の把握に最も大きな効果があるものと考えられる．また，車載カメラ，V2I，V2N の視認可能距離はいずれも交差点進入に支障のないものであることや，信号機の切り替わりタイミングを大きなずれがなく把握可能であることを踏まえると，これらのシステムをフュージョンさせ，多重系を構成することによってロバスト化を図るといった観点においても大きな役割を果たすことが可能であると考えられる．特に，交差点に信号機が 1 つしか存在していないような状況においては，車載カメラによる認識不調がすぐに交差点進入判断に支障をきたす可能性があるため，特にインフラ支援型信号機の有効性が高くなるものと考えられる．

(2) インフラ支援型信号機から信号機の残秒数情報が取得可能である場合，ジレンマゾーンでの減速度抑制が可能であるため，交差点での円滑な交通を実現することが可能となると考えられる．

3.2. 緊急車両認識技術

緊急車両の位置情報を配信する V2N 通信によるインフラ支援情報はセルラー回線で遠距離からでも情報を得ることができるため，車載センサからの認識が要求される自動運転車にとっては遠方及び物理的な遮蔽を伴う状況での情報取得に特に有効である．多くの建物が混在する東京臨海部などのエリアに置いても，交差点を曲がった先などにいても情報を取得可能なため早期の対処が期待できる．一方，配信されている位置情報は状況によって 10~20[m]程度の位置誤差があることも確認された．したがって，車両挙動の細かな把握や車線レベルで緊急車両の把握には課題が残されている．しかしながら，発生する位置誤差は遠距離になると対象物の方位への影響は小さくなるため，緊急車両が存在する方位角を遠距離で把握するには支障のない精度である．本事業にて実施した評価において，カメラを使った認識では車両の隠れが 50[%]以下であれば緊急車両の区別が十分に実現できていることを確認した．また，マイクを用いたサイレン音の認識では 100～150[m]程度までは有効な認識が期待でき，100[m]以内の緊急車両を方位角誤差 20~30[deg]程度で認識可能なことを確認した．こうした結果を踏まえても，緊急車両の視認性が高くなる 100[m]以内であれば対象車両の特定が期待でき，自律方式での認識が困難となる 200～300[m]先から V2N の情報を用いることで緊急車両の接近をロバストに検知することが有効な活用方法と言える．

また，V2N の配信情報による緊急車両の位置情報は本事業にて主に検討した Level4 相当の自動運転走行だけでなく，Level3 以下の自動運転システムに対しても有効であると考えられる．緊急車両遭遇時の回避行動は緊急車両周辺のすべての車両に求められることであるため，ドライバがサイレン音を直接聞くよりも先に緊急車両の接近を伝える早期の情報提供手段としての活用も期待できる．このように，手動運転の車両から Level4 以上の自動運転システムまで幅広い車両への貢献が期待できるシステムであると評価できる．

3.3. 物体認識技術

東京臨海部での実証実験を通した物体認識の評価結果より，車載のカメラ及び LiDAR を用いて周辺の交通参加者を認識する際には隠蔽や背景同化，雨天などの環境要因が発生することで未検出が発生して認識距離が低下しやすい傾向を確認した．こうした認識不調を改善するため，例えばカメラの認識にデジタル地図情報を活用し，遠方の注目領域を設定した物体認識により認識距離の改善をするなどの事前情報の利用も有効であることを確認した．特に遠距離の認識が要求される交差点右折時の対向車や横断歩道の歩行者などデジタル地図から得られる情報を活用する方法は交通量の多い市街地の環境において特に有効的である．

このようにして実証実験から得られるセンサデータを用いた性能評価を個別に実施することで特定のエリア，センサ，アルゴリズムにおける認識の限界性能を 1 つの事例として議論しているが，こうした限界性能の議論を各種センサによる認識方法や多様な環境条件に拡張して明確化するにはコスト効率性の面においても限界が存在する．したがって，シミュレーション環境を活用した限界性能の評価を進めていくことは重要である．

シミュレーションを活用した評価では，当然ながら当該シーンを再現した評価が可能であるため，不調シーンの再現性及び網羅性の観点からも重要となってくる．本事業の取り組みでは東京臨海部の実際の交差点を対象として交差点右折車両の隠蔽時の影響を一つの事例として評価しているが，実環境において多種多様な車両に対する各条件のデータを計測することは非常に困難であり，こうした点においてもシミュレータの活用が重要である．また，このような特定シナリオでの評価を拡大することで自動運転システム全体の安全性評価への活用が期待できる．今回のような認識システムの評価だけでなく，プランニングの評価への利用も期待できるため，今後はシミュレーション環境のさらなる有効活用が望まれると評価できる．

3.4. 自己位置推定技術

自己位置推定技術に関しては，みちびきを活用した位置推定技術と白線を活用したマップマッチング技術の両方の観点から，研究成果を踏まえたインフラへの提言をまとめる．以下，個別に詳細を述べる．

① みちびきを活用した衛星測位技術

みちびきを活用した GNSS/INS に関しては,東京臨海部における検証により，レーンレベル位置推定（位置精度 1.5m）に関しては，アルゴリズムの改善により概ねの対応が可能（96%）であることが確認した．また，GNSS/INS 単独での自動運転が可能な位置精度（位置精度 0.3m）の信頼性の判定も，評価試験により実現可能 （99%）なことを確認した．しかし，GNSS だけで位置推定の間違いを完全に無くすことは困難であるため，INS 誤差および GNSS 信号誤差に関して検討をする必要がある．

そのため，まず INS 誤差による積分的な位置誤差に関しては，GNSS 信号の遮蔽／補正情報の途絶により絶対位置が推定できなくなった状態を想定した検証を行い，10 秒間 0.3m を維持することは困難であることが確認した．つまり，高精度な INS（FOG: Fiber Optics Gyro）を用いたとしても，振動の影響により 10 秒間に関しては汎用 MEMS-IMU と同等の性能となる問題点が明確となった．ただし，短い秒数(8 秒)であれば，0.3m の維持ができる可能性は高く，それ以上の時間で位置精度を維持するためにはインフラが必要になると言える．

また,建建物／構造物により GNSS の衛星数が減少／精度が劣化する箇所では，マップマッチング技術などの他手法との連携が特に重要となる．加えて，三次元地図データなどを活用することで，事前に測位精度が劣化する区間の把握を行うことも重要となる.本プロジェクトでは,三次元地図データを活用し,任意の経路の GNSS の誤差を推定可能にすることを目指した.その解析により,自動運転が可能な位置精度を達成するためには，東京臨海部であれば概ね補足可能な衛星数が 10 個程度必要である見込みを得ることができた．つまり，INS による補間を考慮した上で，それ未満の衛星数しか観測できない可能性がある場所には，位置推定のためのインフラが必要になると言える．

② 白線を活用したマップマッチング技術

白線を活用したマップマッチング技術については，実走行データを用いた検証を行い，車載グレードの GNSS/INS を利用した場合の自己位置推定によって目標精度 0.1m を達成した．その結果として，GNSS/INS の測位精度が低下する場合においてもマップマッチングにより高精度位置推定が可能であることを確認した．

一方で，マップマッチングの不調となる要因として，路面材質や白線のかすれ，雨による路面の濡れがあげられる．路面材質としては，特に遮熱性塗装路面やコンクリート路面で不調が起こりうることを確認した．これらの路面材質の場所では，白線と路面のコントラストが低くなるために雨などによる路面の濡れが位置推定精度に大きく影響する．また，白線パターンが明瞭でない区間でも位置推定精度に影響があることが示された．しかしながら，このような不調の起こりうる区間が短期間であれば実用上問題ないことが東京臨海部および金沢市内での実証実験によって確認されている．

これらの結果から，高精度な位置推定を担保するためには白線などの自己位置推定に有用なインフラが長距離にわたって連続的に存在しないような状況を避けることが望ましい．また，自己位置推定に有用なインフラは，白線と舗装路とのコントラストが高いなどといった，他のパターンとの識別が容易である状況が望ましい．さらに，自己位置推定のロバスト性向上のためには，マップマッチングの認識不調を考慮し，他方式のマップマッチング技術や GNSS/INS との併用など，多重化技術を構築することが望まれる．

4. 実施体制

内閣府 SIP
経済産業省

↓

NEDO

指示・協議 ↔

研究開発責任者
金沢大学　教授　菅沼直樹

委託先 ↓

金　沢　大　学

・研究実施場所：
金沢大学　高度モビリティ研究所
（石川県金沢市角間町）

・研究項目：
a, b, c, d, e, f

中　部　大　学

・研究実施場所：
中部大学
工学部情報工学科
（愛知県春日井市
松本町１２００）

・研究項目：
a, b, d, e

名　城　大　学

・研究実施場所：
名城大学　理工学部
メカトロニクス工学科
（愛知県名古屋市
天白区）

・研究項目：
c

※研究開発項目：

a.「信号機認識技術の開発及び認識が困難な条件の検討」
b.「遠距離の物体を検知するために必要となるAI技術の開発」
c.「高精度自己位置技術の開発」
d.「SAKURA-DIVPと連携したシミュレータおよびシナリオの検証」
e.「自律型自動車が走行する状態での問題点の検討」
f.「実証実験」