

「認識 & 安全リスク評価を実現するDIVPプラットフォーム開発 - 2-Stage評価の提案」

発表者プロフィール



- 名前 長瀬 功児
- Email kohji.nagase@mail.toyota-td.jp
- URL <https://www.toyota-td.jp/>

神奈川工科大学に出向し、**DIVP®プロジェクトの技術マネージメント**に従事しました。

帰社後は弊社の得意な**実車計測とMBDの技術とツールを活かして**、DIVP®を基軸とした安全性評価手法の構築と効果検証**テーマのリーダーを担当**する。



経歴

- 2013年 トヨタテクニカルディベロップメント株式会社入社
実験データの計測/分析技術の開発
- 2019年 神奈川工科大学へ出向
DIVPコンソ全社の技術マネージメント
- 2023年 出向終了
安全性評価手法の構築と効果検証のリーダー

背景 / 目的

- 自動運転システムの安全性評価に向けてシミュレーションを用いた評価手法が期待される一方、有効的な手法が実現されていない。
- 従来のシミュレーション技術とDIVP®の精緻な物理センサシミュレーションを効果的に組み合わせることで、認識性能に裏付けされる安全性評価の手法を提案する。

骨子

- シミュレーション評価の課題、解決策
- 2-Stage評価の提案と効果検証
 - DIVP紹介
 - 検証に用いたユースケース
 - 1st-Stage: 認識性能評価
 - 認識性能モデル
 - 2nd-Stage: 安全性評価
- 今後



DIVP

Driving Intelligence Validation Platform

- 認識 & 安全リスク評価を実現するDIVPプラットフォーム開発 - 2-Stage評価の提案

Weather Forecast

トヨタテクニカルディベロップメント株式会社 長瀬



AD safety Assurance*



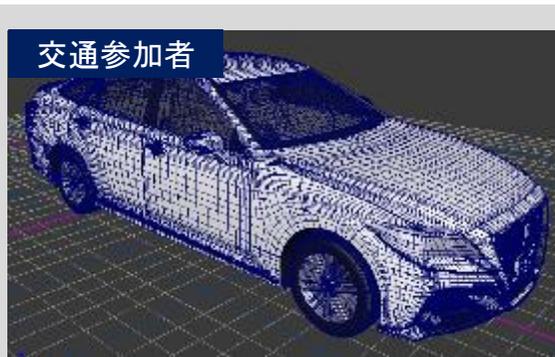
For Validation & Verification Methodology

自動運転車が交通参加者を「見えているか?」、「ぶつからないか?」を評価する効率的な方法が無い
→実車評価を仮想空間に置き換えて、シミュレーションによって開発効率化・安全性向上に貢献

シミュレーション評価の必要性



リアルを仮想空間に置き換える



自動運転の安全性評価では、制御アルゴリズムだけではなくセンサシステムの認識性能評価が必要 それにより発生する性能要件の背反を精緻な物理センサシミュレーション&縮退モデル技術で解決する

シミュレーション評価の課題と解決策

安全性評価に求められる要件



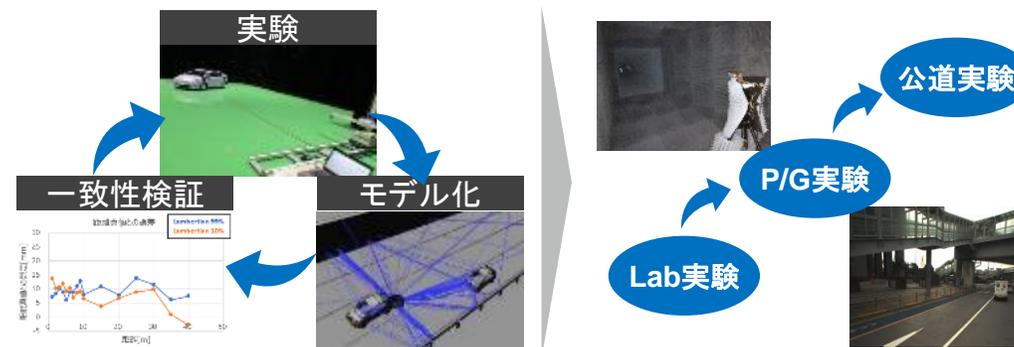
シミュレーション性能要件

目的 認識結果を正しく評価する & 様々な交通状況を多く評価する

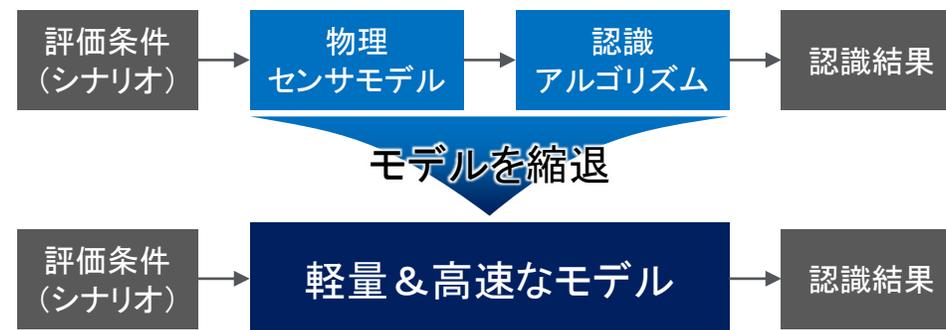
要件 **計算精度、妥当性** ← 背反 → **計算速度**

解決策

計算精度、妥当性 実験計測に基づく精緻なモデル

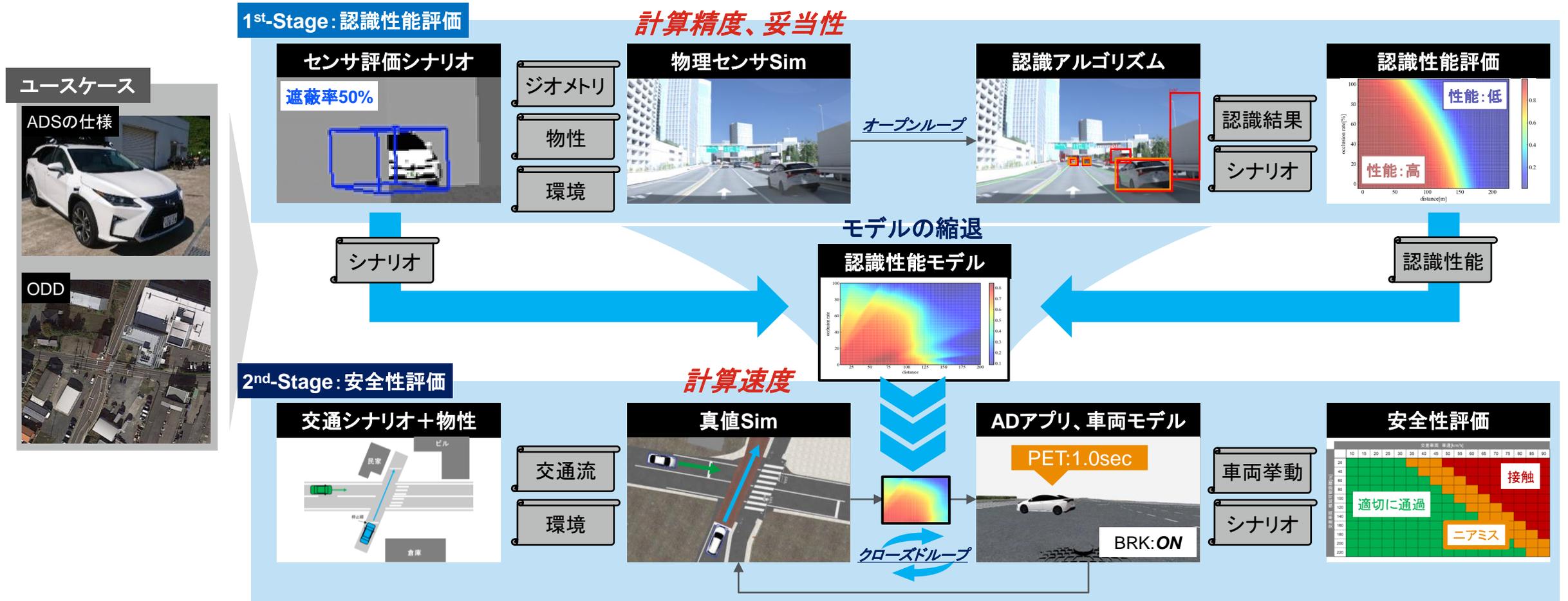


計算速度 精緻なモデルを縮退モデルに



1st-Stage: センサ認識性能評価の結果を認識性能モデルに縮退化することで、 計算速度と計算精度、妥当性を両立した2nd-Stage: 車両全体の安全性評価を行うことが可能となる

自動運転安全性評価の提案手法：2-Stage評価



SIP-adusの研究成果であるDIVPを中心に2-Stage評価を構築 具体的なユースケースにおける効果検証を行った

DIVP

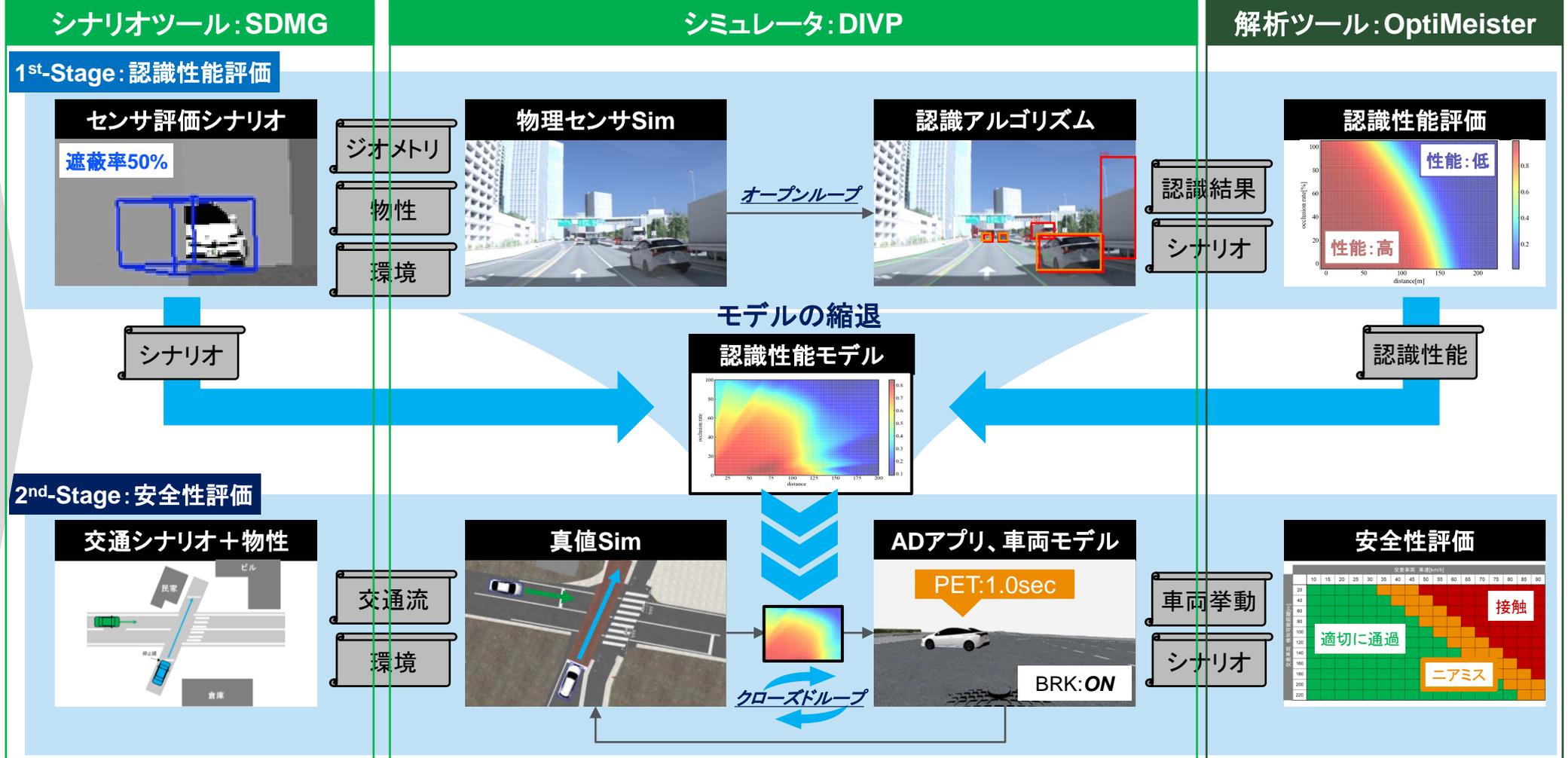


ユースケース

ADSの仕様



ODD

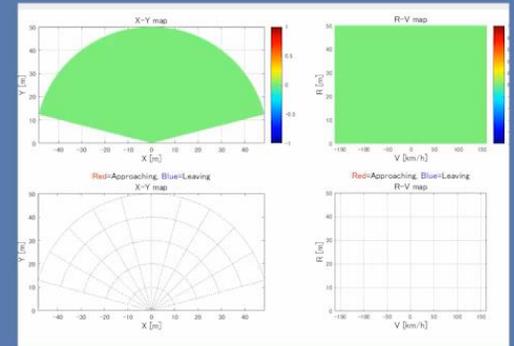
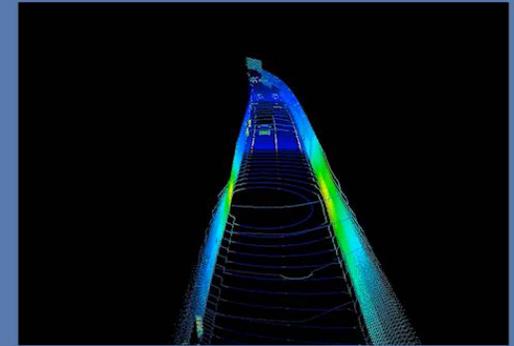


※製品開発中



DIVPは実験検証に基づく精緻な物理カメラ・LiDAR・Radarセンサシミュレーションである 中でも、センサが苦手とする条件「センサ弱点」を数多く取り揃えている

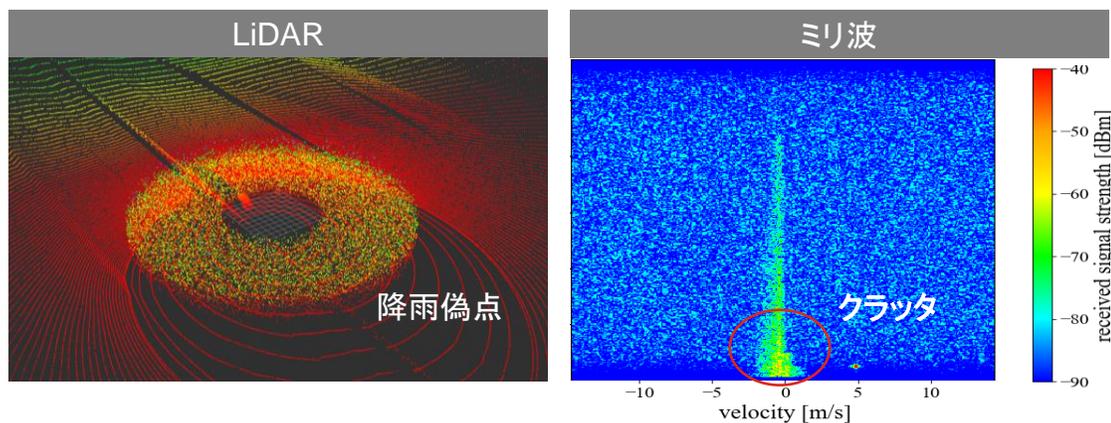
DIVP



DIVPは実験検証に基づく精緻な物理カメラ・LiDAR・Radarセンサシミュレーションである 中でも、センサが苦手とする条件「センサ弱点」を数多く取り揃えている

DIVP

様々なセンサ弱点の再現(例:降雨)



3Dモデル



ユースケース

ユースケース

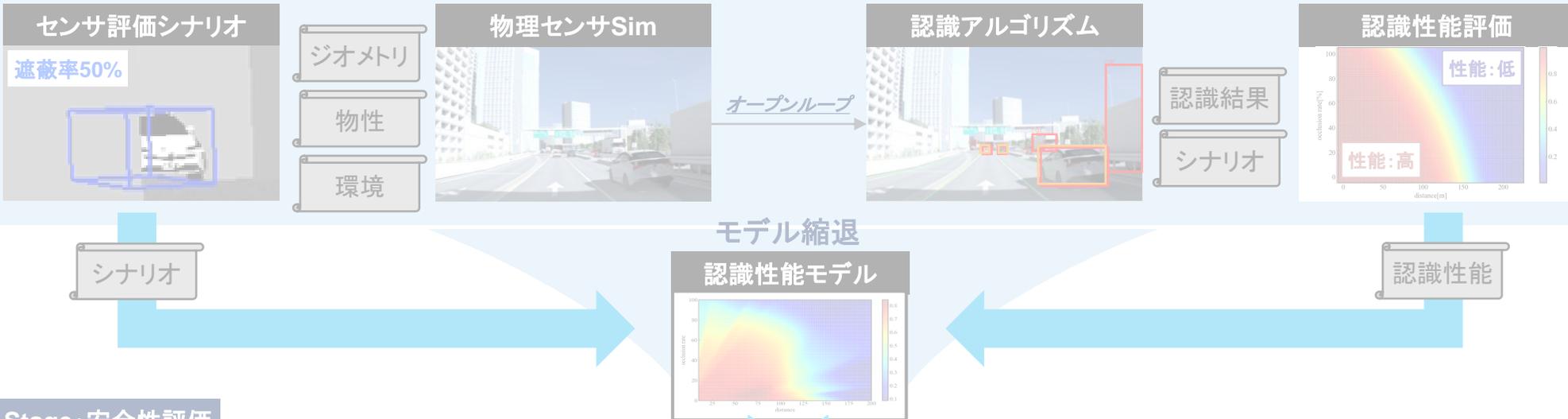
ADSの仕様



ODD



1st-Stage: 認識性能評価



2nd-Stage: 安全性評価



RoAD to the L4プロジェクトで実証検証されているひたちBRTの走行ルートを、AD-URBANプロジェクトで実証検証されている自動運転システムが走行するというユースケースを設定

ユースケース 自動運転システムとODD

AD-URBAN 自動運転システム(ADS)

RoAD to the L4 運行設計領域(ODD)

ユース
ケース



- ・センサシステム
カメラ+LiDAR Fusion
- ・車両
Lexus RX450hL

センサ配置・スペック

車両制御・緒言



- ・運行経路
多賀駅前 - おさかなセンター
※一般道との交差点あり



評価
条件

1st-Stage: 認識性能評価

- ・ センサのモデルパラメータ
- ・ 認識アルゴリズム
- ・ シナリオ(センサ弱点)

2nd-Stage: 安全性評価

- ・ 車両運動のモデルパラメータ
- ・ 車両制御アプリケーション
- ・ シナリオ(自車の行動)

1st-Stage: 認識性能評価

- ・ 3Dマップモデル
- ・ シナリオ(日時・天候条件、走行経路)

2nd-Stage: 安全性評価

1st-Stage: 認識性能評価

ユースケース

ADSの仕様



ODD



1st-Stage: 認識性能評価

センサ評価シナリオ
遮蔽率50%

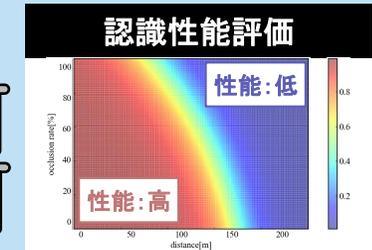
- ジオメトリ
- 物性
- 環境

物理センサSim

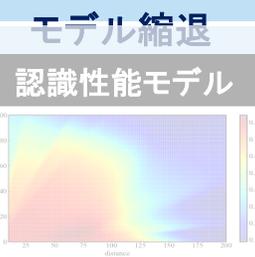
オープンループ

認識アルゴリズム

- 認識結果
- シナリオ



シナリオ



認識性能

2nd-Stage: 安全性評価

交通シナリオ+物性

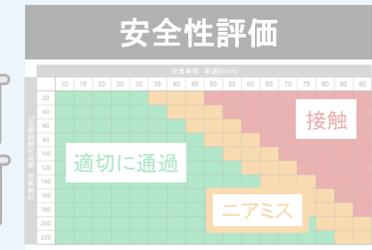
- 交通流
- 環境

真値Sim

クローズドループ

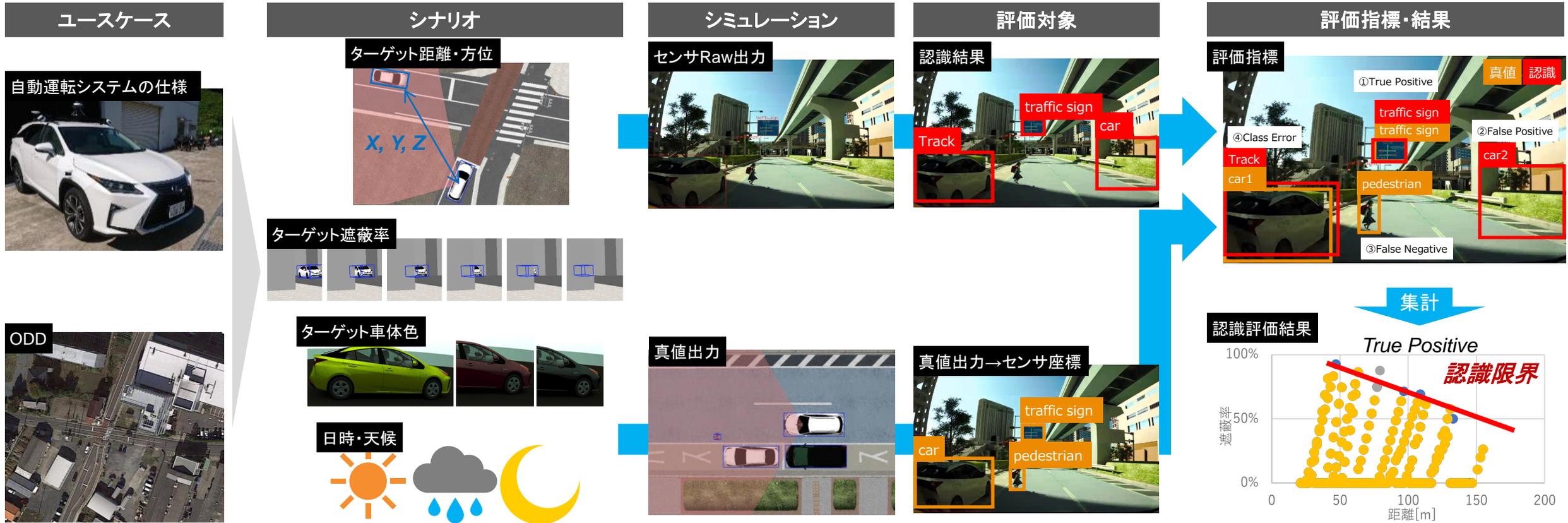
ADアプリ、車両モデル
PET:1.0sec
BRK:ON

- 車両挙動
- シナリオ



1st-Stageでは、センサ認識機能を評価対象として自動運転システムの仕様とODDからシナリオを定義 IoU, TP/FN/FPなどAI性能を示す評価指標を用いて認識性能を定量評価を行う

1st-Stage シミュレーションアーキテクチャ

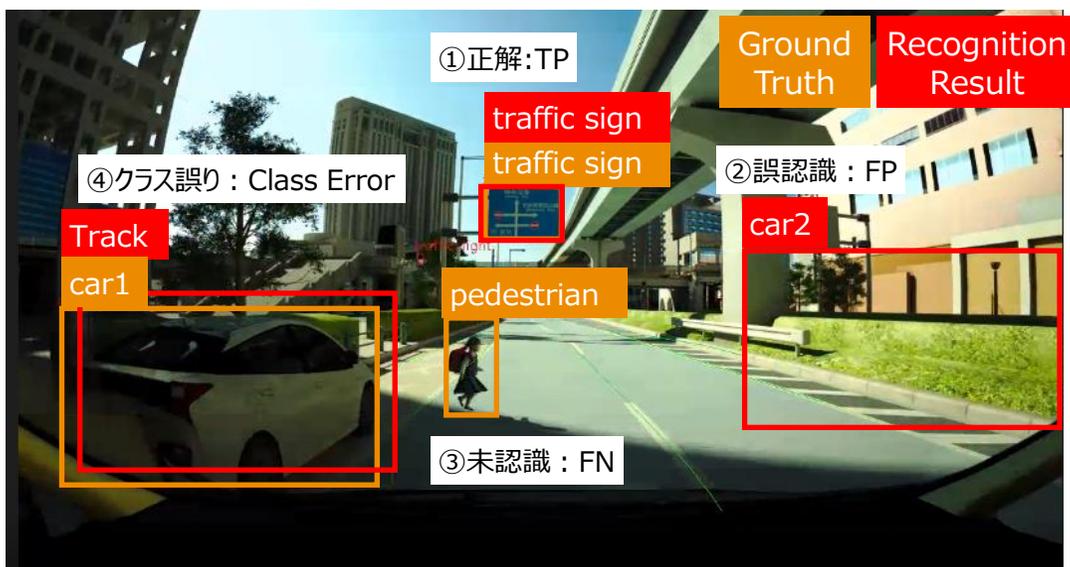


センサを評価対象としたADシステム仕様とODDに基づく性能評価を実施

シミュレーション真値出力と認識結果を比較することで認識性能を評価 学習ネットワークの性能評価で用いられる評価指標を参考に定量的な評価を行う

1st-Stage 評価指標

認識成否の算出イメージ



$$IoU = \frac{\text{Intersection}}{\text{Union}}$$

IoUが小さい場合、位置・サイズの誤差が大きい

認識性能の評価指標

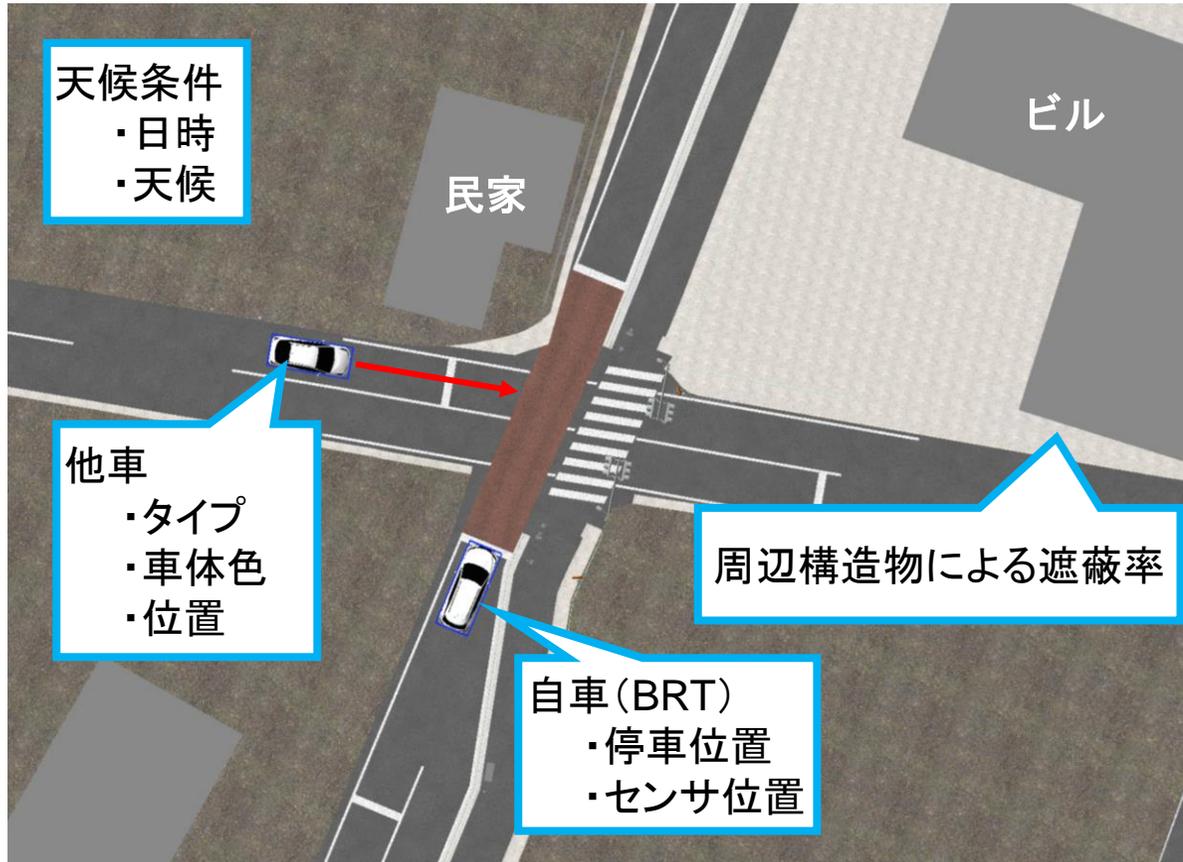
評価指標	計算式
認識率 : Accuracy ≡ True Positive*	$Accuracy \equiv TP = \frac{\Sigma(TP_t)}{m}$
誤認識 : False Positive	$FP = \frac{\Sigma(FP_t)}{m}$
未認識 : False Negative	$FN = \frac{\Sigma(FN_t)}{m}$
適合率 : Precision	$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$
再現性 : Recall	$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$
F-measure	$F - measure = \frac{2Precision \times Recall}{Precision + Recall}$

*True Negativeの数が算出できないため同値となる

評価指標を用いて認識性能を定量値で示す

交差点の交通状況やひたちBRTの運行時刻により環境条件や交通参加者の条件を決定 評価シナリオは他車の相対的な距離だけではなく、遮蔽率も考慮して作成している

1st-Stage シナリオ



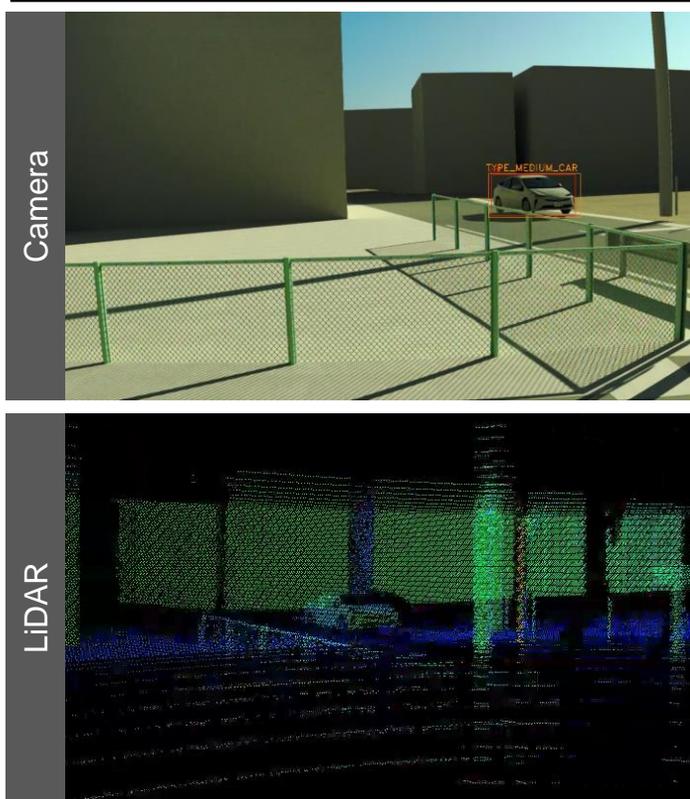
大項目	小項目	パラメータ範囲	
地図	磯坪交差点	点群データを使用	
車両	自転車	車種	RX450h
		センサ位置	カメラ x8, LiDAR x1 (実車両のセンサ搭載位置)
	他車	タイプ	トヨタ プリウス(1種)
		車体色	白・黒・青・黄緑・赤(5色)
日時	過去の運行実績	12月: 10:30、13:00、15:40	
天候	雲量・雨量	晴れ(雲:0%)、曇り(雲:50%)、 雨(雲:100%、雨量:20mm/h)	
配置	自転車	停車位置	遮蔽率0~100%を基準に相対位置を定義(11種類)
	他車	位置	

遮蔽率 11種 x 時間帯 3種 x 天候 3種 x 車体色 5色 = 495シナリオを定義

カメラ・LiDAR・真値のシミュレーションを実行 シナリオ定義に基づき様々な条件のデータを作成

1st-Stage シミュレーション結果サンプル

例) 遮蔽率:0%、10:30晴、白



認識に重要な条件
・
BRT運行条件

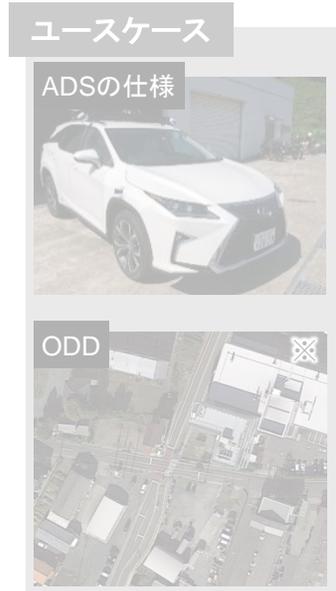
495シナリオ ⇒ 10,107データ

遮蔽率 11種 ・ 距離 12種~	0%	20%	40%	60%	80%	100%
	黄緑色		赤色		黒色	
車体色 5種						
	晴れ		曇り		雨	
日時 3種 ・ 天候 3種	晴れでも「影x車体黒」で認識NG					
	NG: 未検出		OK		NG: 未検出	

※この事例は一般的な画像認識アルゴリズムを使用

遮蔽率ごとに自車と他社の相対距離を変化させたセンサ出力を算出

認識性能モデル



1st-Stage: 認識性能評価

センサ評価シナリオ
遮蔽率50%

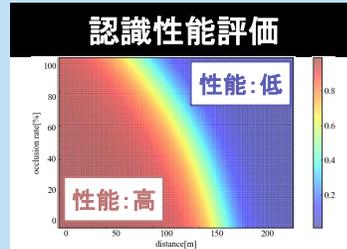
- ジオメトリ
- 物性
- 環境

物理センサSim

オープンループ

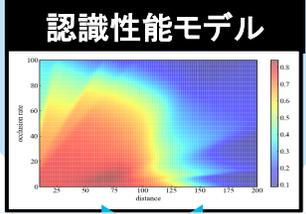
認識アルゴリズム

- 認識結果
- シナリオ



シナリオ

モデルの縮退



認識性能

2nd-Stage: 安全性評価

交通シナリオ+物性

- 交通流
- 環境

真値Sim

クローズドループ

ADアプリ、車両モデル
PET:1.0sec
BRK:ON

- 車両挙動
- シナリオ

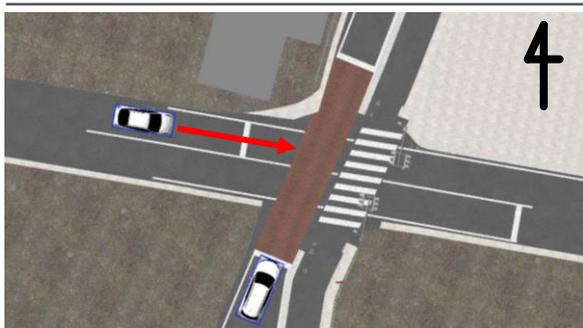


1st-Stage認識性能評価の結果に基づき、 認識アルゴリズムの振る舞いを網羅的に学習した認識性能モデルを開発した

認識性能モデル 概要

1st-Stage評価

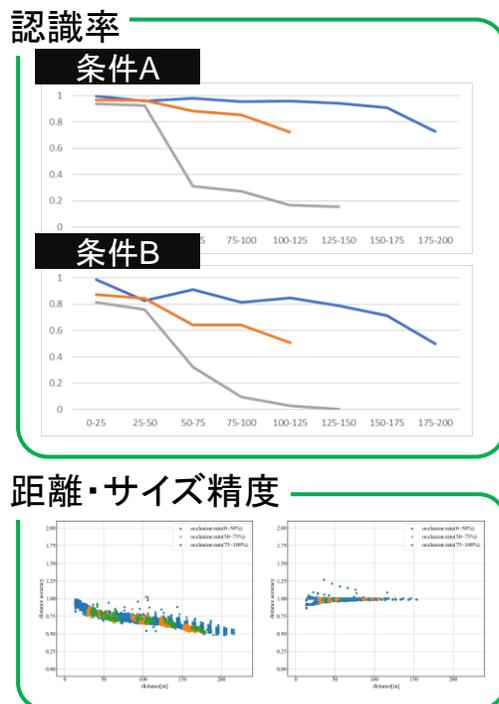
シナリオ



大項目	小項目	パラメータ範囲
地図	磯坪交差点	点群データを使用
車両	自転車	車種: RX450h センサ位置: カメラ x8, LiDAR x1 (実車両のセンサ搭載位置)
	他車	タイプ: トヨタ プリウス(1種) 車体色: 白・黒・青・黄緑・赤(5色)
日時	過去の運行実績	12月: 10:30、13:00、15:40
天候	雲量・雨量	晴れ(雲:0%)、曇り(雲:50%)、雨(雲:100%、雨量:~20mm/h)
配置	自転車	停車位置: 停止線~侵入(8水準)
	他車	位置: 遮蔽率から決定(後述)

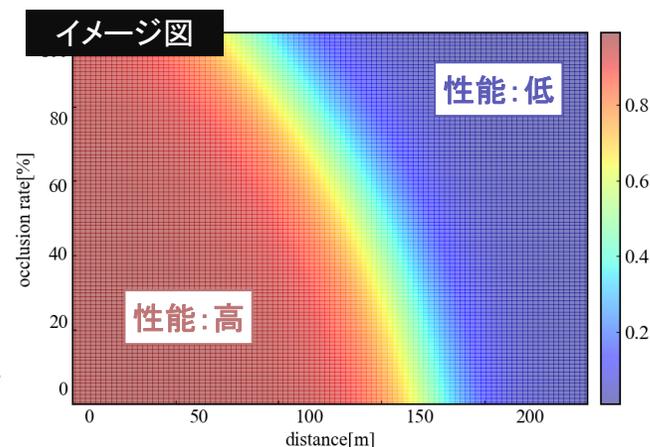
Sim
実行

Sim結果



学習
モデル化

認識性能モデル



認識率: $p(x) = f(\text{ターゲット条件、天候条件})$
 誤差平均: $\mu(x) = f(\text{ターゲット条件、天候条件})$
 誤差分散: $\sigma(x) = f(\text{ターゲット条件、天候条件})$

2nd-Stage
評価

認識性能モデルによって、認識性能を考慮した安全性評価が可能となる

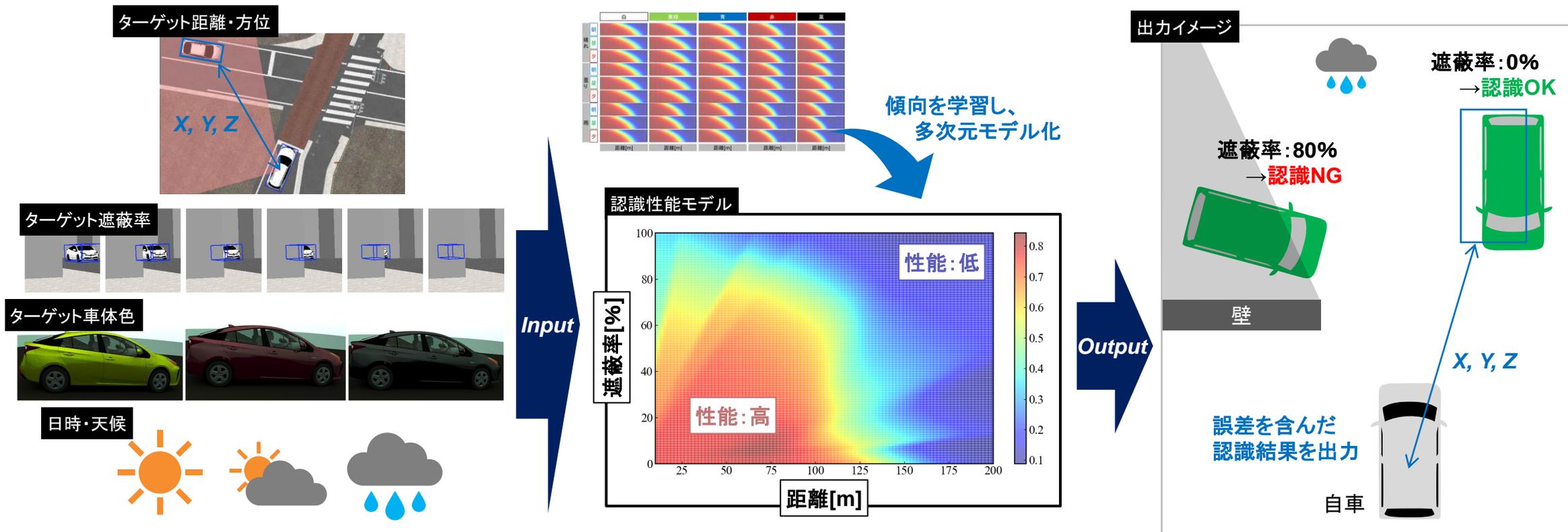
認識精度の傾向を学習することで認識性能モデルを開発 シナリオ条件を入力として、認識可否や認識誤差を含んだ認識結果を出力する

認識性能モデル モデル入出力

Input: シナリオ条件

認識性能モデル

Output: 認識結果

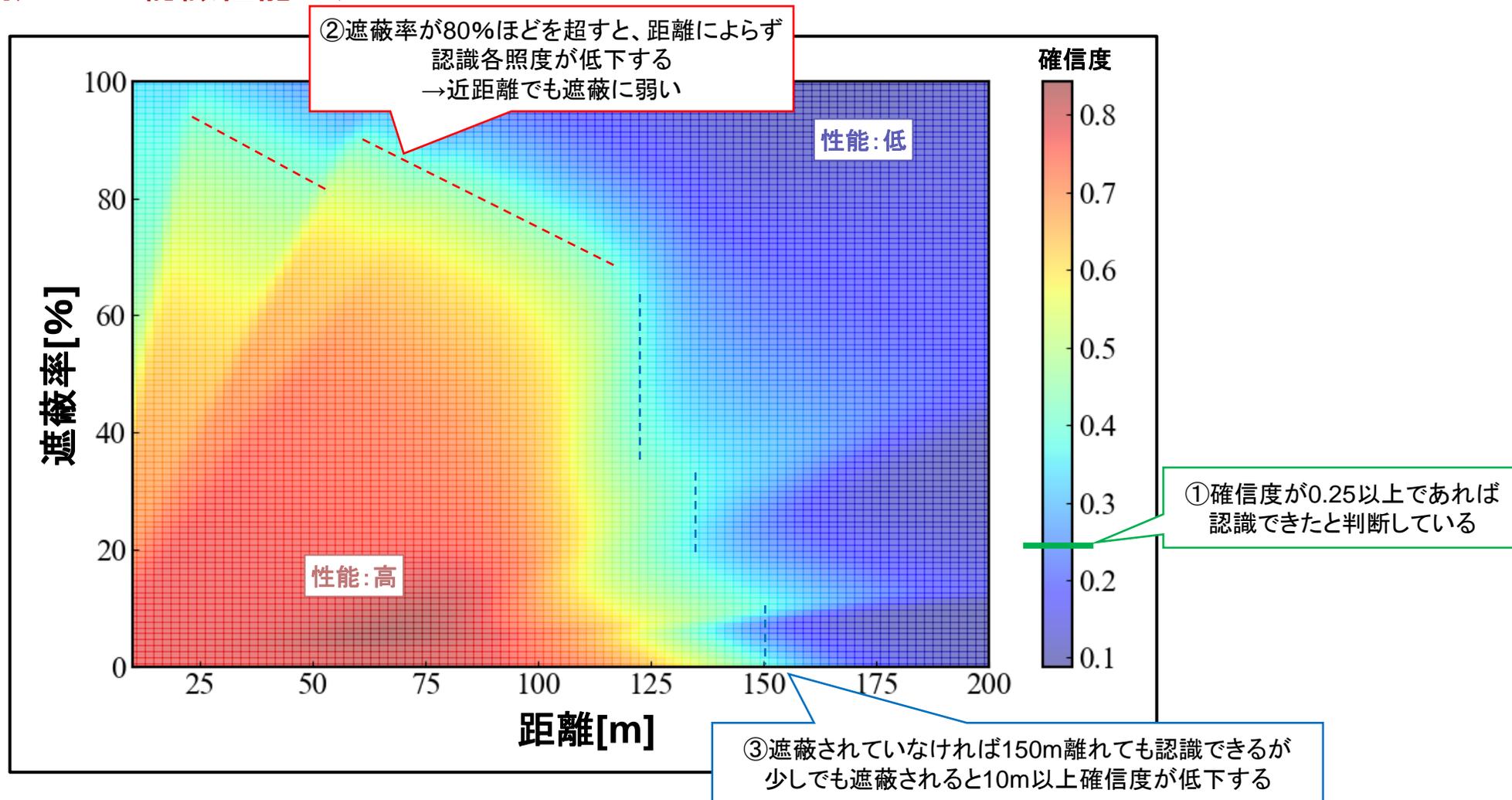


認識可否を認識性能モデルに縮退することで高速に認識結果をシミュレート可能

認識性能モデルを用いることで認識限界が容易に把握できる 様々な条件を評価できる物理センサシミュレーションならではの性能評価手法である

認識性能モデル

例) LiDAR 認識性能モデル



2nd-Stage : 安全性評価

ユースケース

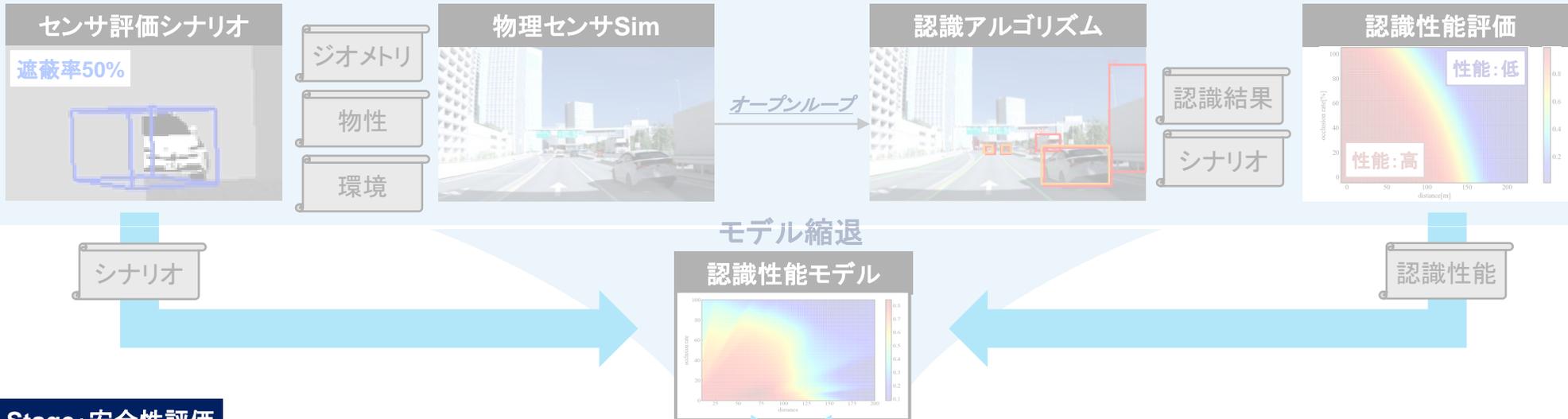
ADSの仕様



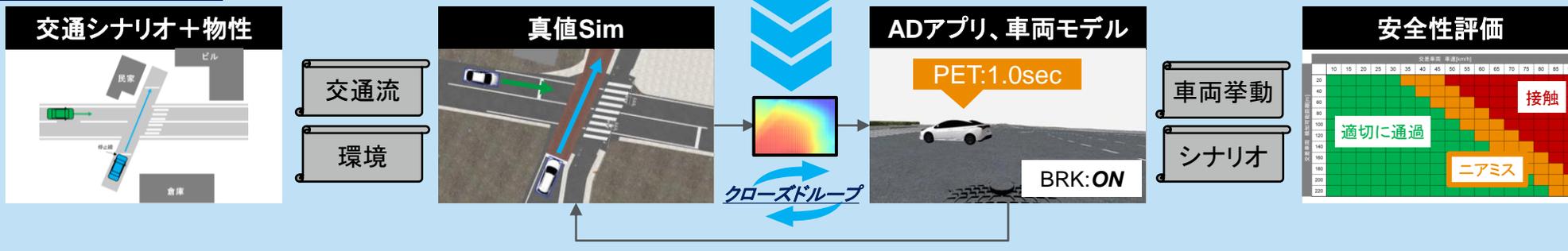
ODD



1st-Stage : 認識性能評価

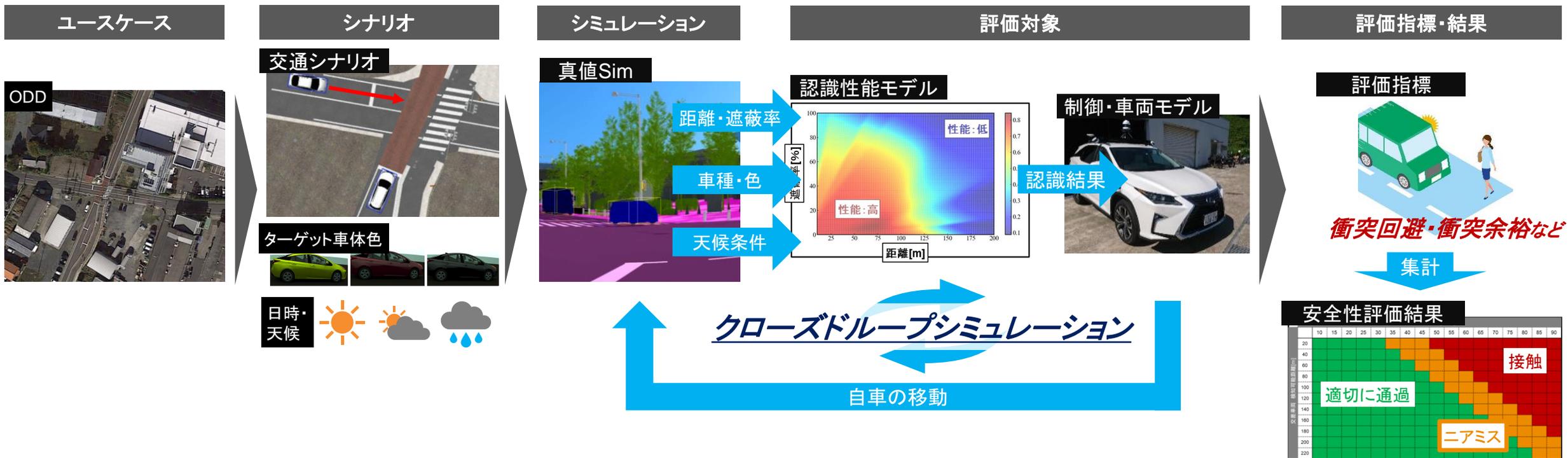


2nd-Stage : 安全性評価



2nd-Stageでは、制御・車両モデルを評価対象として自動運転システムのODDからシナリオを定義 センサ特性をモデル化した認識性能モデルを用いることで、センサ性能を加味した安全性評価を行う

2nd-Stage シミュレーションアーキテクチャ



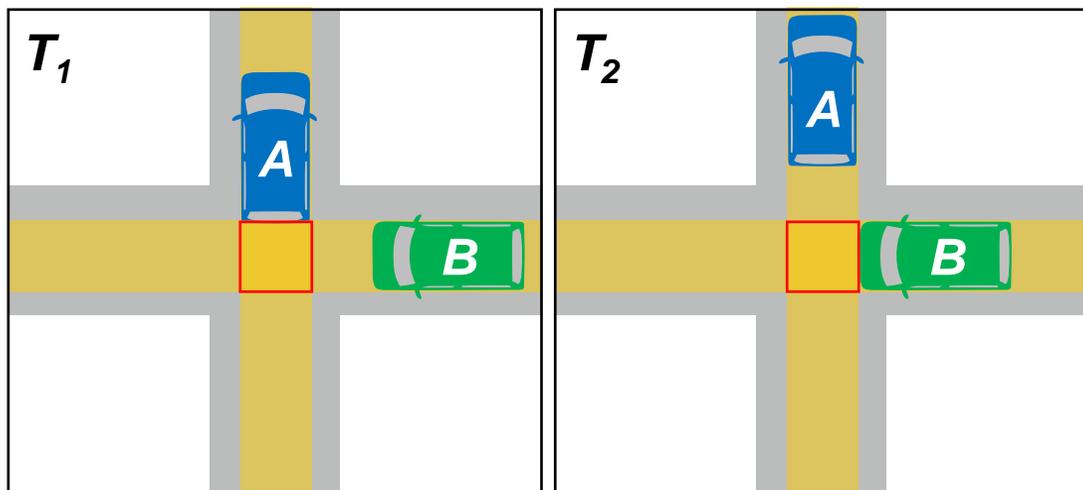
高速な認識性能モデルにより、認識性能を考慮したADシステムの安全性評価が実施できる

安全性指標の一つとしてニアミスの度合いを示すPETを採用 ADSの有無により「PETを安全な数値に改善できるか？」を解析することで安全性を評価する

2nd-Stage 評価指標

PETの定義

ニアミスの度合いを時間で表現



車両Aが通過して車両Bが差し掛かるまでの時間

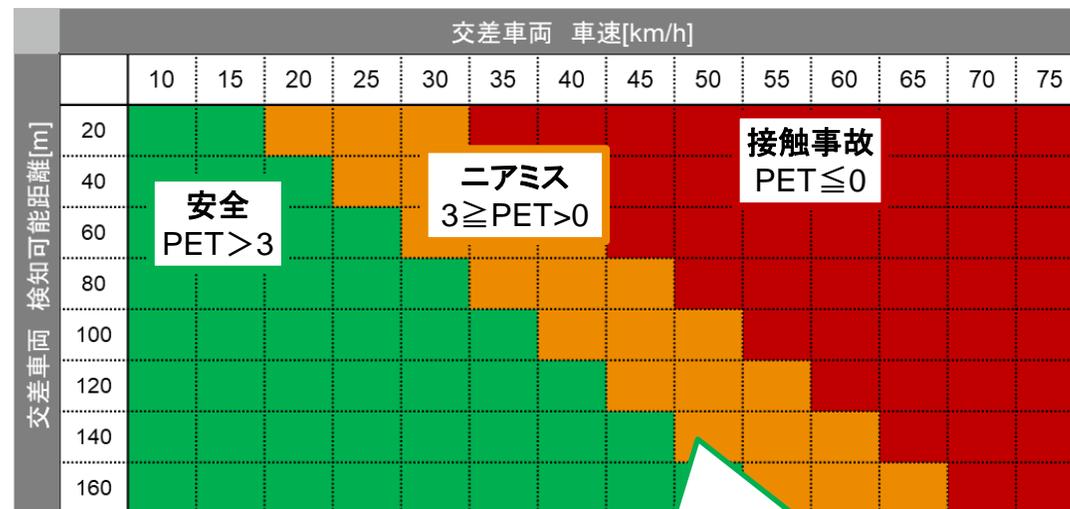
$$PET = T_2 - T_1 \quad (\text{事後結果を示す指標})$$

今後:ニアミス発生過程を評価できる指標を検討する

安全性評価の方法

安全性が高い=接触、ニアミスが起きない

回避行動をしない、AD制御がない場合のニアミス度合い(PET※)



※PET=3secは仮決め

安全性が高いADシステム=全域を安全(緑色)にできる

ひたちBRTの磯坪交差点に対し、車速とPETに基づく行動モデルを定義 現地の交通状況調査やBRTの運行環境から2nd-Stage評価シナリオのパラメータ範囲を決定した

2nd-Stage シナリオ

コンクリートシナリオ



事故/ニアミスが発生する交通条件とBRT環境条件から定義

シナリオパラメータ

分類	項目	値	設定数
自車	進行方向	北上、南下	2
	速度[km/h]	0(停車) → 10	1
	進行方向	自車基準で左から、右から	2
	速度[km/h]	40, 47, 64	3
	距離[m]	PETによって決定	-
他車	ニアミス時間 (PET)[s]	6.0 ~ -2.0 (0.5刻み)	17
	色	白、黒、青、黄緑、赤	5
	日時	12月 10:30、13:00、15:40	3
環境	天候	晴れ、曇り、雨	3

交通条件

交通条件に対する安全性指標(定速走行の場合)

		シナリオ定義PET [sec]																	
		6.0	5.5	5.0	4.5	4.0	3.5	3.0	2.5	2.0	1.5	1.0	0.5	0	-0.5	-1.0	-1.5	-2.0	
速度[km/h]	40	安全						ニアミス						接触事故					
	47	安全						ニアミス						接触事故					
	64	安全						ニアミス						接触事故					

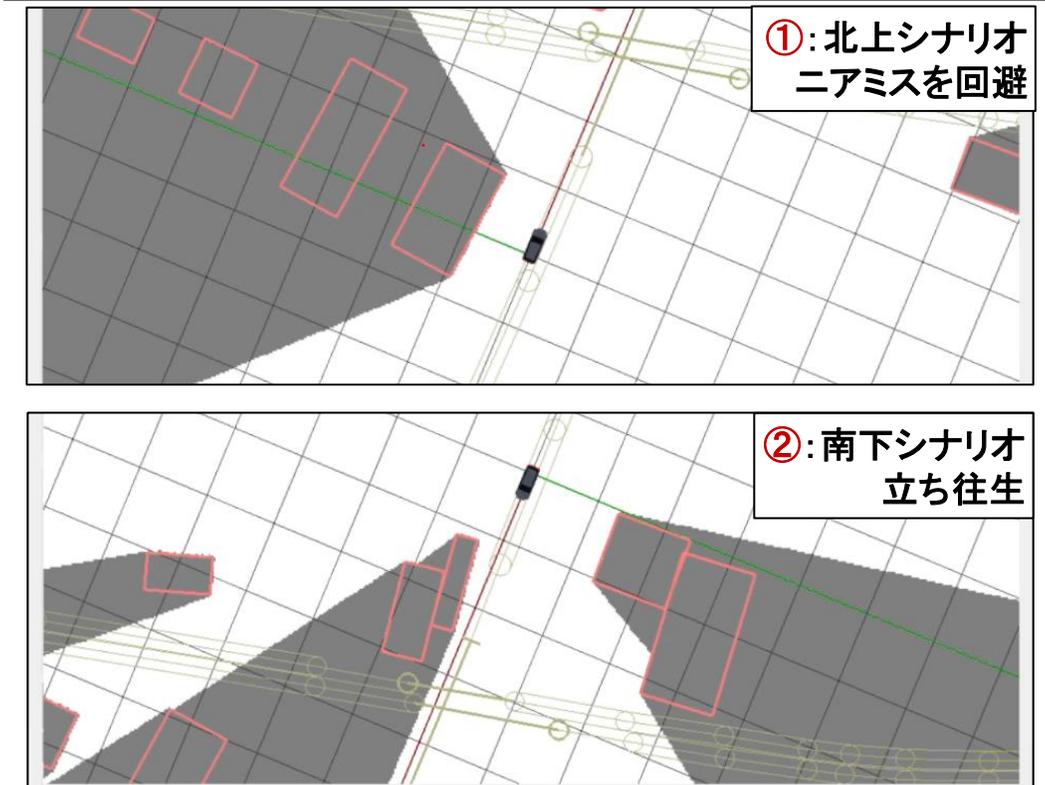
ADSによってニアミスと衝突発生を回避可能なことを確認 合わせて、改善が必要な交通・環境条件の解析によってADSの改良方針を立てることが可能となる

2nd-Stage 評価結果

安全性評価の結果



走行軌跡の例

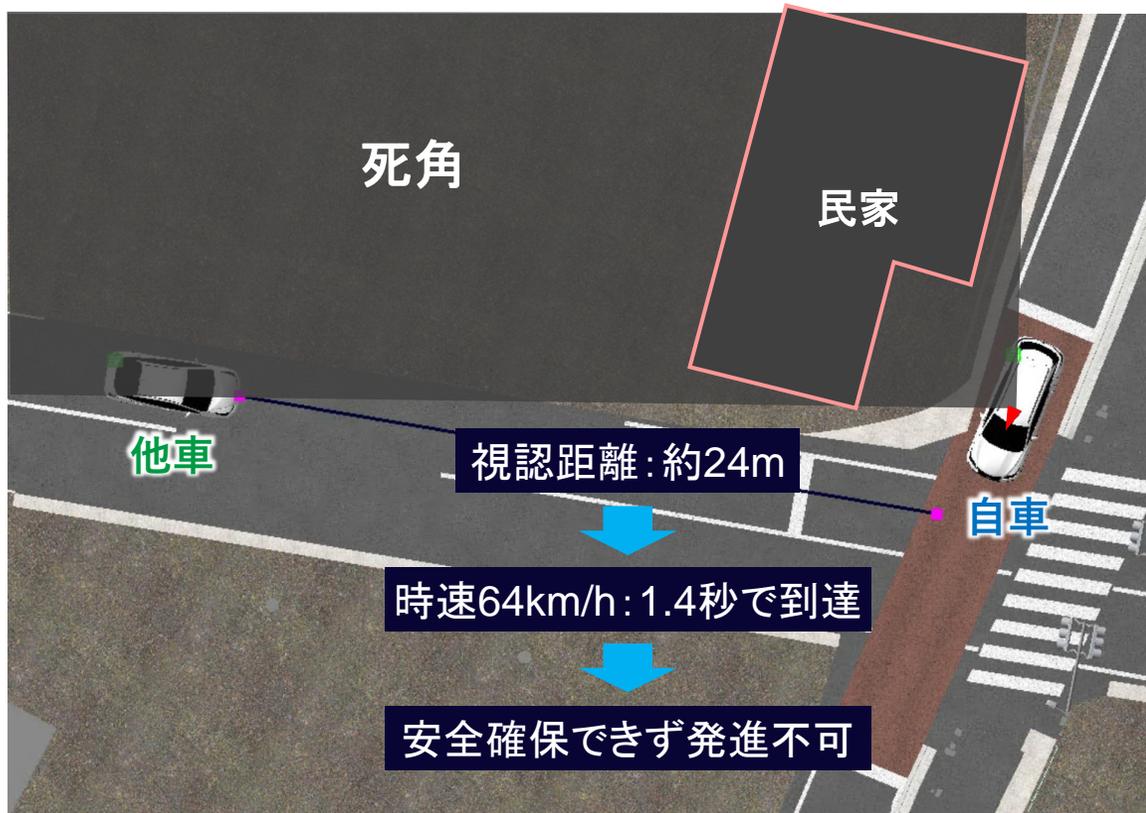


シミュレーションにより、現在のADS安全性能と改善点を解析可能なことを確認

死角により安全確保ができず、南下シナリオでは立ち往生となっている シミュレーションであれば、対策案に対する効果検証も迅速に実施することが可能となる

2nd-Stage 南下シナリオの考察

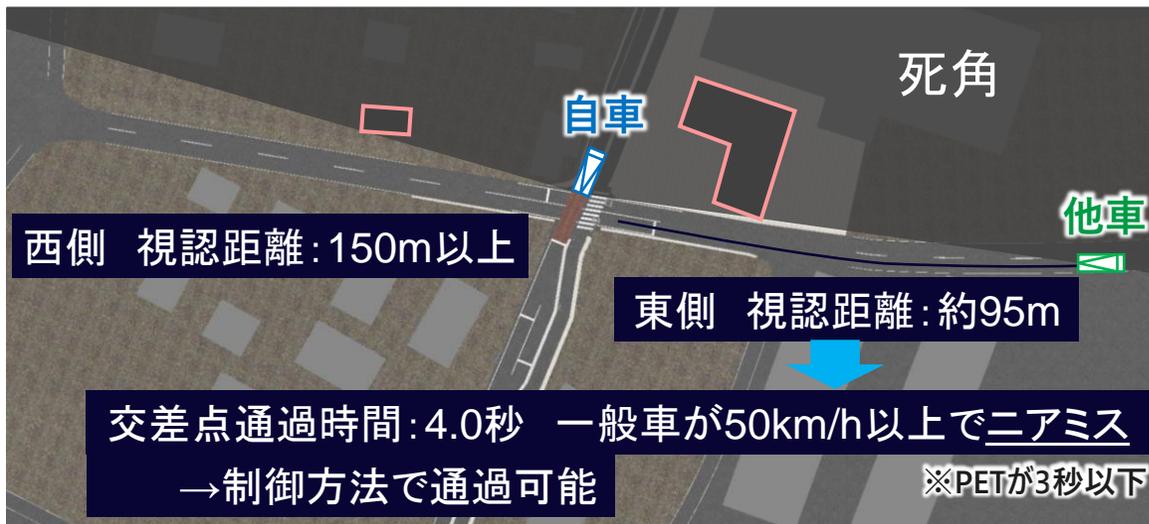
南下シナリオで立ち往生した理由



対策例: ノーズ先にセンサを設置



参考) ひたちBRTバスの設置位置



シミュレーションにより、現在のADS安全性能と改善点を分析可能なことを確認

ひたちBRTの具体的な交差点をAD-URBANシステムで評価し、2-Stage評価の検証を実施 今後は他の国プロ実証検証など、実ユースケースへの適用拡大を順次進めていく

ユースケース拡大スケジュール

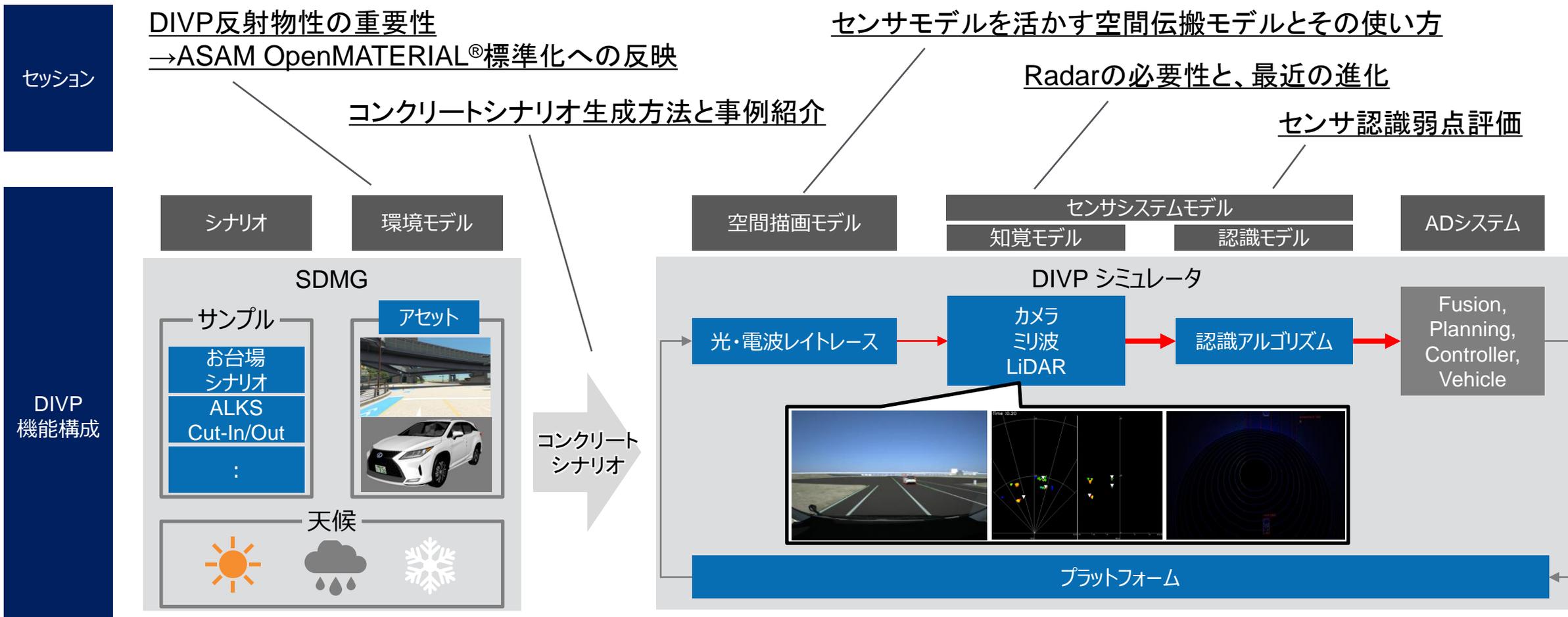


24年度からは実証実験で活用できるように2-Stage評価環境の提供を進める

※ RoAD to the L4 Websiteより引用 <https://www.road-to-the-l4.go.jp/>

以降のセッションは、DIVPの機能構成に対応した技術紹介・活用事例紹介となっている

DIVP機能構成とセッション位置づけ



END

Tokyo Odaiba → Virtual Community Ground

