

# 自動運転のAI研究開発の現状と 安全性評価の展望

2026年3月4日

トヨタ自動車株式会社デジタル情報通信本部InfoTech

福島 真太郎

SAKURA Final Event 基調講演

## 福島 真太郎

- トヨタ自動車株式会社デジタル情報通信本部InfoTech  
主査／プリンシパル・リサーチャー  
博士（情報理工学）

<https://www.toyota-tokyo.tech/members/shintarofukushima.html>

滋賀大学データサイエンス・AIイノベーション研究推進センター 特任准教授  
産業技術総合研究所 AI品質マネジメント検討委員会 委員



- 専門分野  
人工知能/機械学習/データマイニング/機械学習品質管理/車両・交通データ解析
- 業務  
AD・ADAS、コックピット知能化、BEVデータ解析等の研究開発、およびその研究開発マネジメント

- 1. 取り組み背景**
2. AI研究開発の現状
3. 安全性評価の取り組み
4. 今後の展望

## Connected

トヨタの年間生産台数は1,000万台  
全てがコネクティッドカーになり、世界と繋がる



## Autonomous

自動運転技術開発で他社と凌ぎを削る



# C A S E

## Sharing/Service

保有から利活用へ。  
様々なモビリティサービスの提供



## Electric

電動化の課題である電池への取り組み  
走行・生産双方でのCO2排出ゼロ



新車CO2ゼロ  
チャレンジ



ライフサイクルCO2ゼロ  
チャレンジ

# 自動車の進化

従来のクルマ

STEP-1

STEP-2

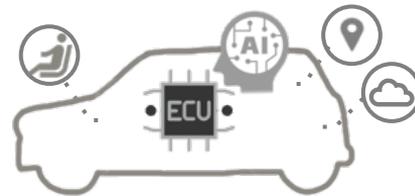
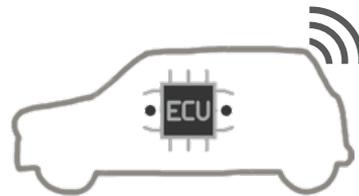
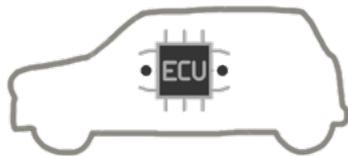
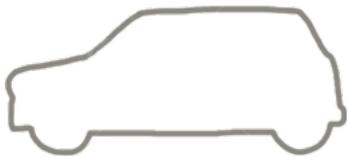
Recently

メカニカルな  
機械

ECU制御の  
拡大

コネクティッドカーの  
拡大

クルマソフトウェアの  
急激な進化



電子プラットフォーム

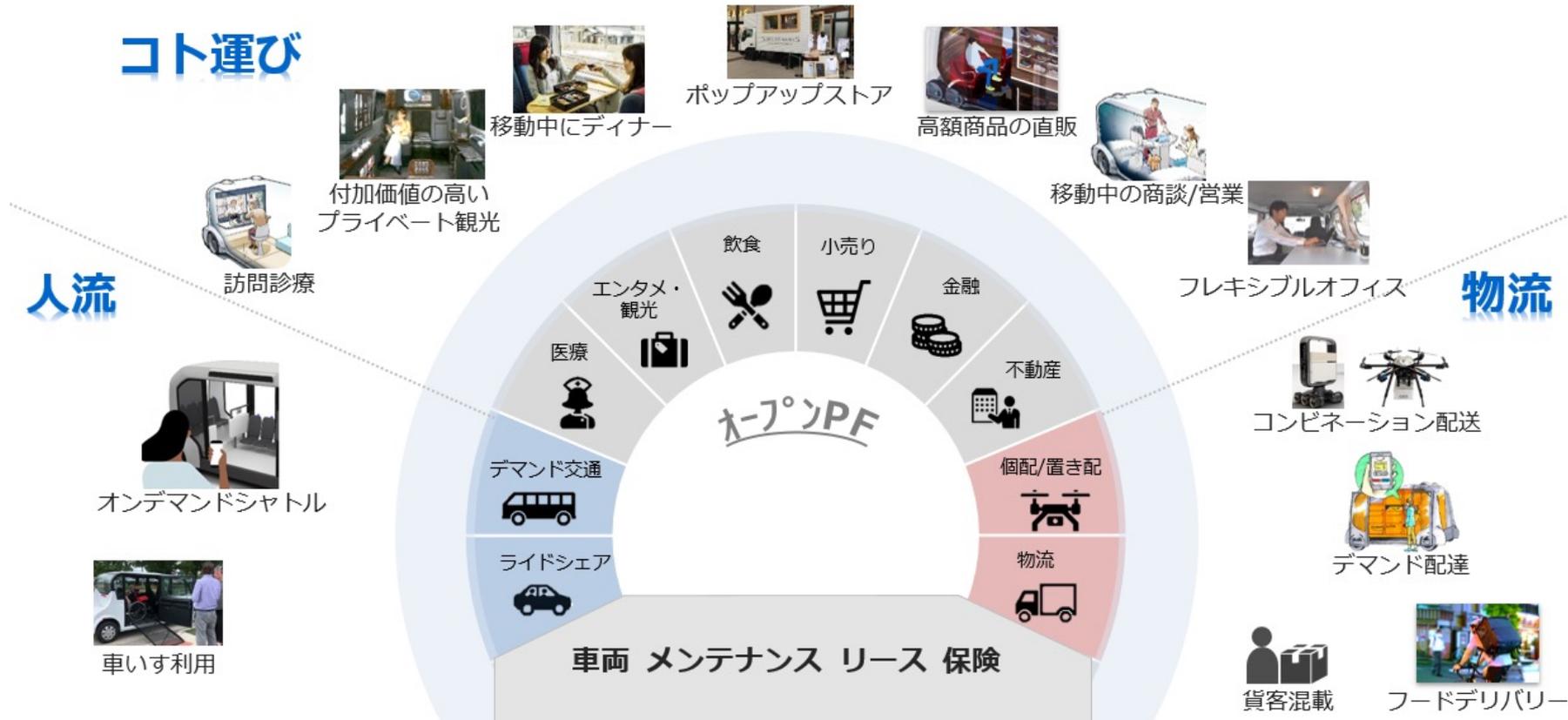
コネクティッドカー

SDV

## 自動車業界は変化の渦中

# 自動車業界の変化

## ● 人・モノ・コト全てに繋がり新たな価値を創出



# コックピットの進化



## VUI

ボイス・ユーザー・  
インターフェース

経路沿いのおいしい  
イタリアンが食べたい

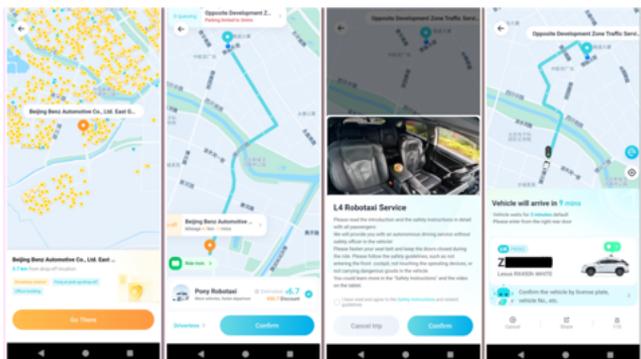


## GUI

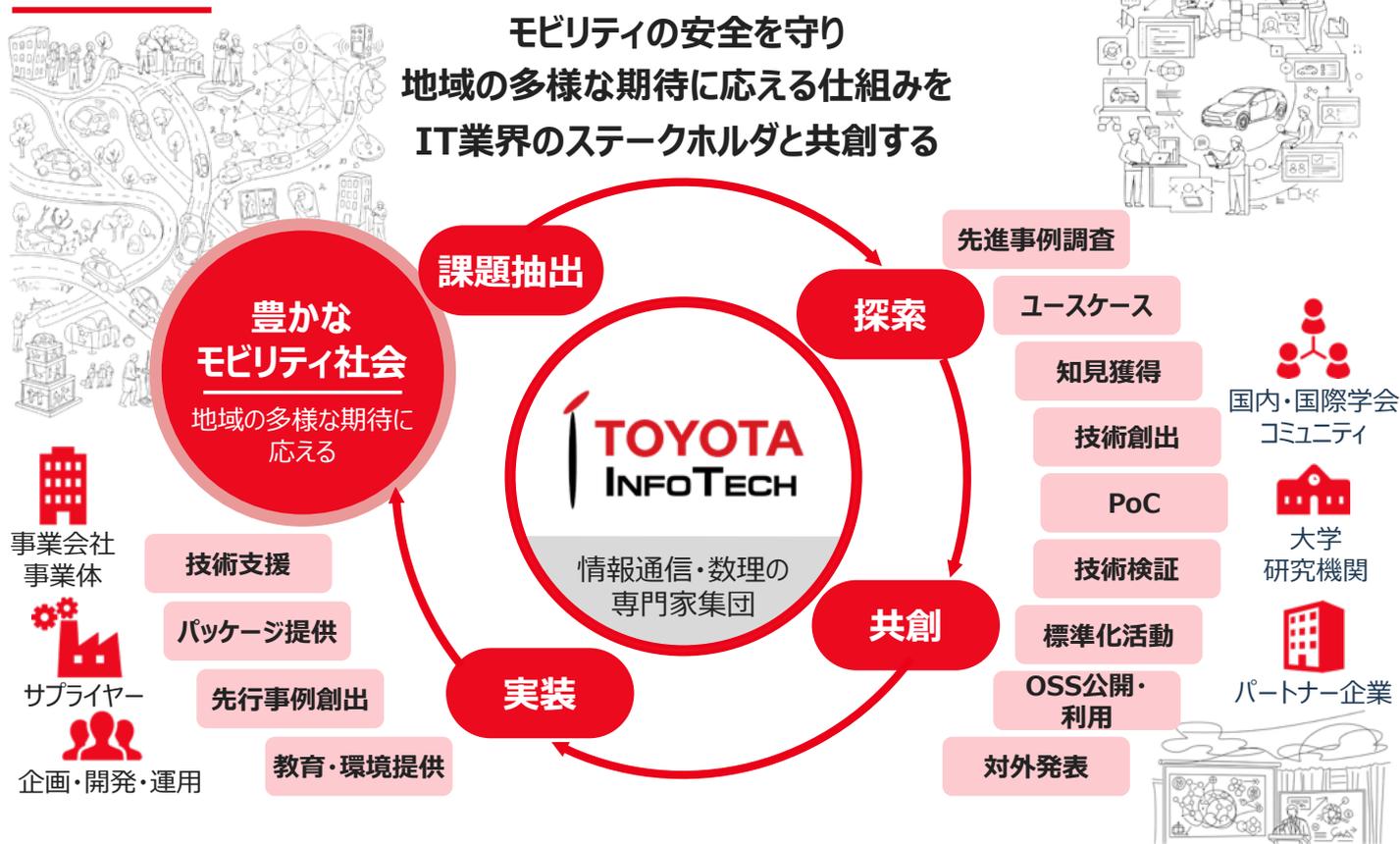
グラフィック・ユーザー・  
インターフェース



# 自動運転



広く世界に情報通信とAI の革新技术を求め  
モビリティの安全を守り  
地域の多様な期待に応える仕組みを  
IT業界のステークホルダと共創する



## AI基盤

三位一体の  
事故ゼロ



データドリブによる  
自動運転の高度化



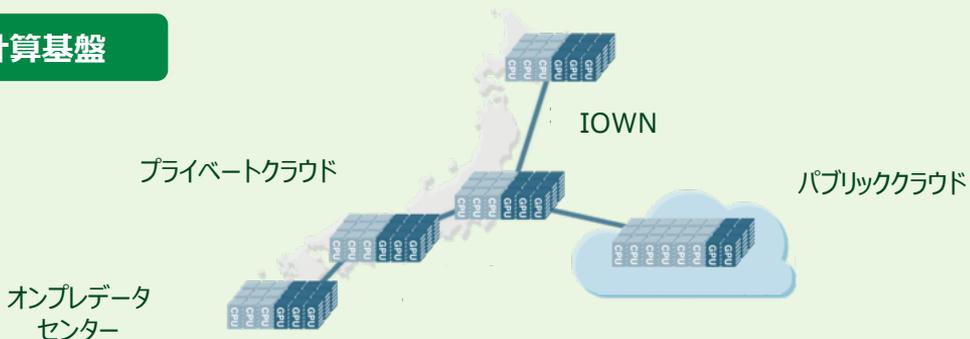
人に寄り添う  
AIエージェント



省エネ・  
物流効率化



## 分散型計算基盤

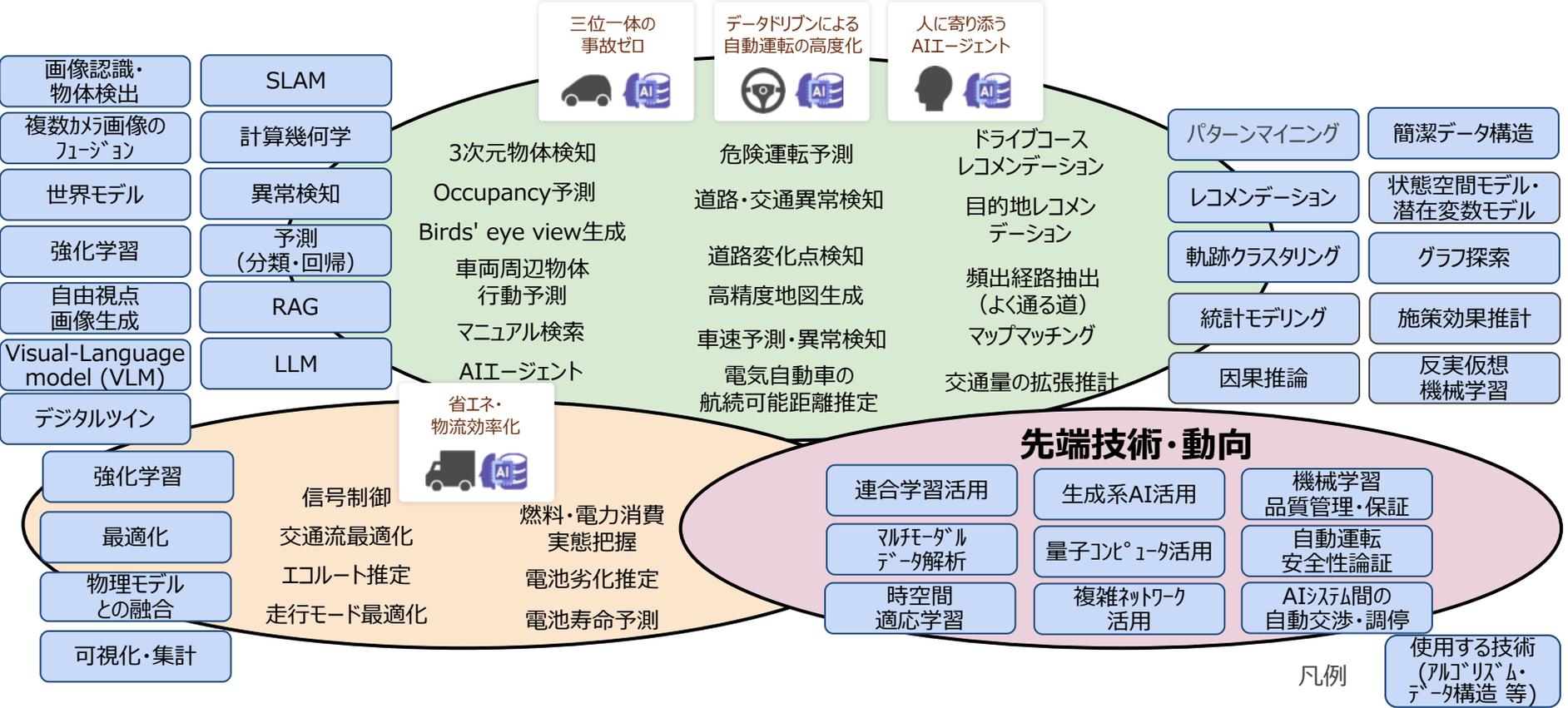


## インテリジェント通信基盤



# AI・機械学習・データサイエンス

## ● 車両から収集されるデータを用いたAIやデータサイエンスの研究開発

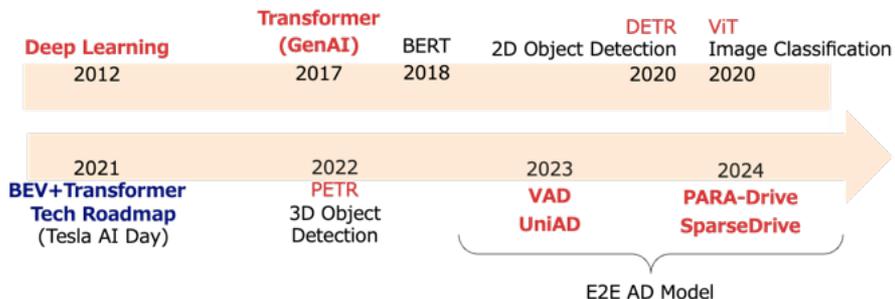


1. 取り組み背景
- 2. AI研究開発の現状**
3. 安全性評価の取り組み
4. 今後の展望

## ● AD・ADAS進化の技術的な要因

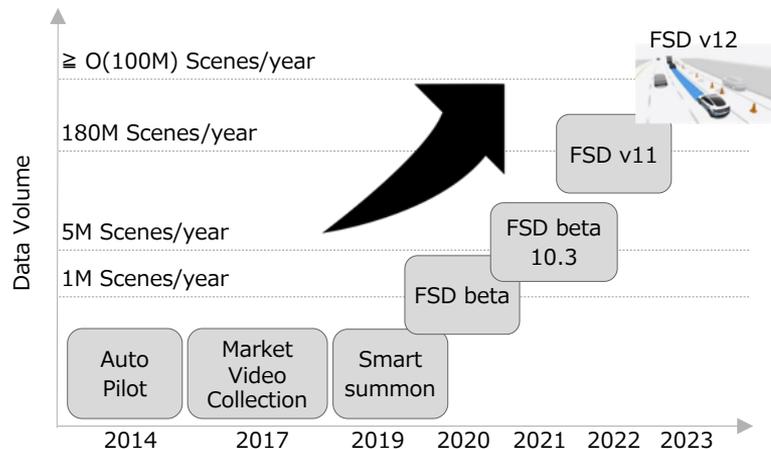
### ① 日進月歩の勢いで進化するAIモデル

劇的な進化に伴うアーキテクチャの複雑性の増加



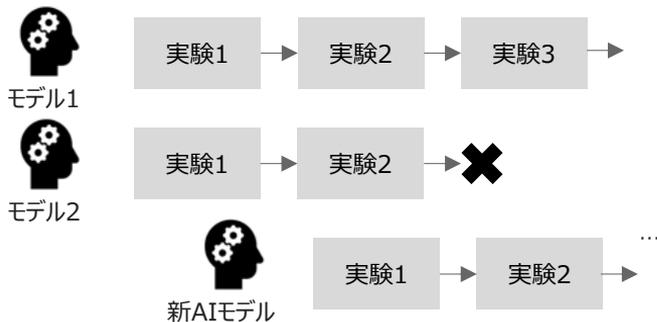
### ② データ大規模化

Tesla FSD の進化とデータ量



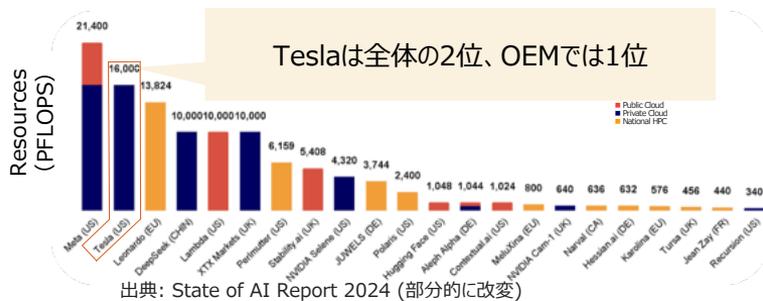
## ● AD/ADAS開発を加速するための要素

### ③ AI技術進化に即応するため 高速な開発プロセス



### ④ 大規模な学習のためのGPUリソース

例: 企業のNVIDIA GPU A100保有量



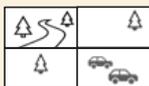
# 取り組み概要

**DataOps**  
AIモデル開発用データセット作成

**MLOps**  
継続的なAIモデル開発

1) AIモデル  
(Perception/  
Prediction/  
Planning)

周辺認識・予測・計画/制御



研究フェーズ

E2Eモデル、VLM/VLA等の研究課題を  
明確化し、課題の解決・新規技術の開拓

2) 開発・  
検証プロセス

シーン検索



オート  
ラベリング



シーン生成



データ  
フィルタリング



弱点シーン  
抽出



継続学習



安全性検証



試作開発フェーズ

進化し続けるAIモデルを短期間で  
学習・評価・改善するためのプロセス・手法

3) 開発基盤

データ処理基盤ソフトウェア  
(データ管理、データ検索など)

AIモデル開発基盤ソフトウェア  
(GPU分散学習・高速化、パイプラインなど)



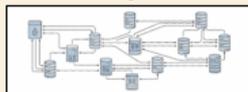
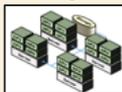
試作開発フェーズ

AIモデルの高速な学習のためのGPU分散技  
術、継続的なAIモデル改善のための開発基盤

4) インフラ

データ処理基盤ハードウェア  
(計算機リソース、ストレージなど)

AIモデル開発基盤ハードウェア  
(GPUリソース、ストレージなど)



試作開発フェーズ

GPUを用いてもっと速く、  
効率的に学習するための分散型計算基盤

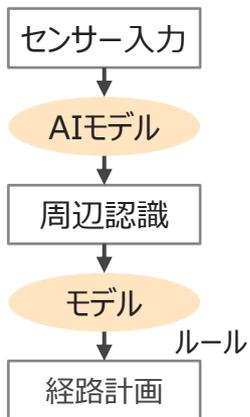


# 1) AIモデル (Perception/Prediction/Planning)

- AIモデルの進化に合わせて、実際に使える開発基盤・インフラの確立に向けて自動運転AIモデル開発上の課題を明確化・技術を開拓

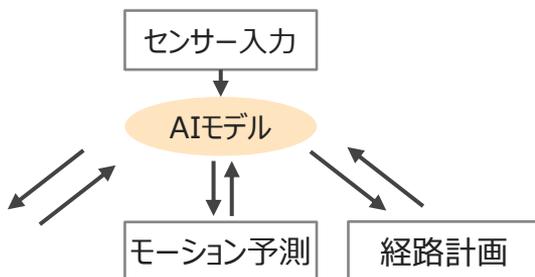
従来のアプローチ  
モデル分割 + ルールベース

モデルを分けて  
大量のルールで経路計画



近年のアプローチ  
E2E型自動運転AIモデル

単一AIモデルで  
経路計画を出力



実用的なAIモデルの構築に向けて以下取組を推進

- 既存のAIモデルの問題の分類・検証
- 課題解決に向けた R&D

# 1) AIモデル (Perception/Prediction/Planning)

- End-to-Endモデルの課題解決に向けた R&D
- 視覚言語モデル(VLM/VLA)、強化学習等に着目

## E2Eモデルの特徴

### 特徴1

3Dの空間理解が不十分

## 課題

### 課題①

安全性に課題  
(高さ、複雑な構造の障害物等)

### 特徴2

経路計画を模倣する学習に留まる

### 課題②

一般常識に基づいた判断能力を  
備えることが困難

### 課題③

判断根拠が不明確

### 課題④

未知シーン・レアシーンへの  
対応が困難

### 課題⑤

一度軌跡が外れると  
復帰が困難

# 1) AIモデル (Perception/Prediction/Planning)

- End-to-Endモデルの課題解決に向けた R&D
- **3次元空間占有情報予測、視覚言語モデル、強化学習に着目**

特徴1

3Dの空間理解が不十分

課題①

安全性に課題  
(高さ、複雑な構造の障害物等)

## 技術ポイント

- 3D物体認識 (限られたラベル) に比べ、**3Dの空間認識能力が向上**
- LiDARの代替として、コスト削減にも期待

## 今後の課題

- 学習データの作成コスト大 (コスト削減方法を提案)
- E2Eモデルへの有効な組み込み方法が不明確 (検証中)

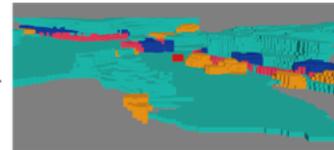
提案手法



2Dマルチカメラ画像



2値Occupancy



Occupancy

学習データ生成のコスト

低



高

# 1) AIモデル (Perception/Prediction/Planning)

## 特徴2

経路計画を模倣する  
学習に留まる

## 課題②

一般常識に基づいた  
判断能力を備えることが  
困難

## 課題③

判断根拠が不明確

## 課題④

未知シーン・レアシーン  
への対応が困難

## 課題⑤

一度外れると  
復帰が困難

## ② ③ : 視覚言語モデルベースのE2Eモデル (VLM: Vision-language model)

### 技術ポイント

- 大規模データの事前学習で獲得した常識的判断を活用可能  
(例: 青信号でも歩行者は優先)
- 画像の言語的理解により、シーンを深く理解
- 行動計画の判断根拠をテキストで出力可能

### 今後の課題

- 経路計画に有効なモデル・学習方法が未確立
- 高い学習・推論コスト

### ニューラルシミュレータで生成したシーン



### VLM

すぐ近くに1台の車両があり、黒のSUVに見えます。  
その車両はカメラの視点から左側に位置し、複数  
車線の道路の左車線にいます。

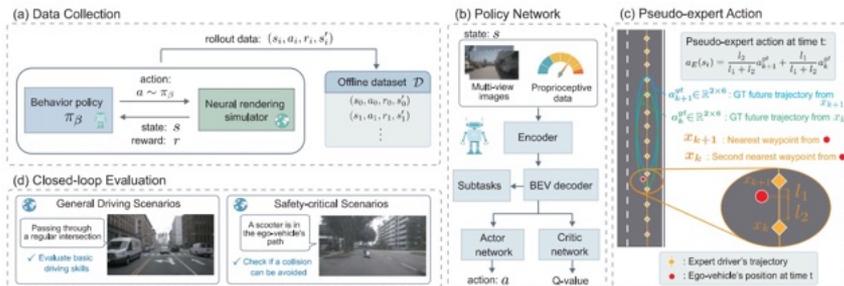
## ④ ⑤ : 強化学習を用いたE2Eモデル学習

### 技術ポイント

- ニューラルシミュレータと強化学習を用いてオフラインデータセットを生成
- Closed-loop評価により safety-critical なシナリオにも対応

### 今後の課題

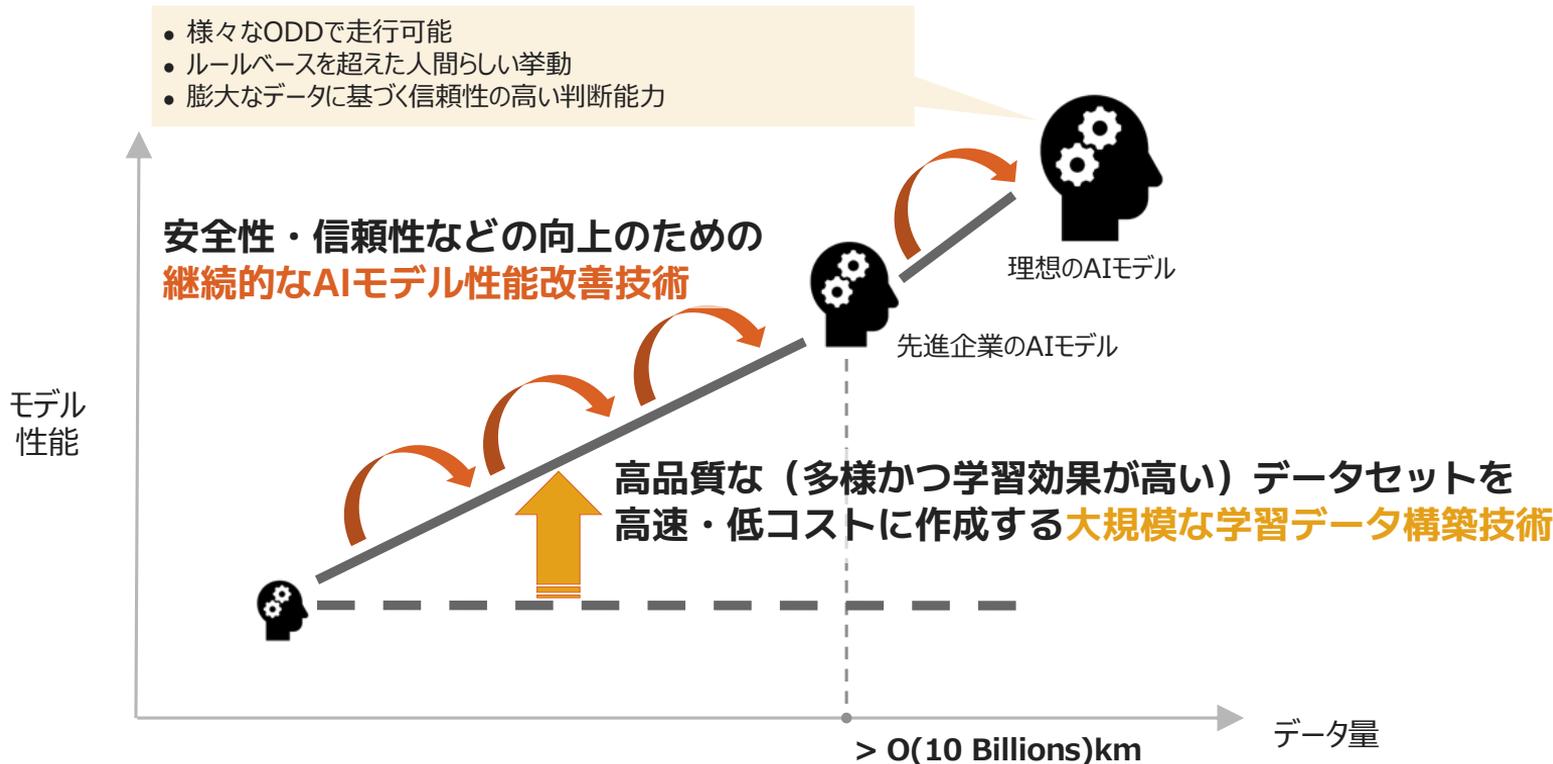
- シミュレーション結果のリアリティ (写実性)、制御性
- Closed-loop評価に用いるシナリオ生成の方法論の構築 等



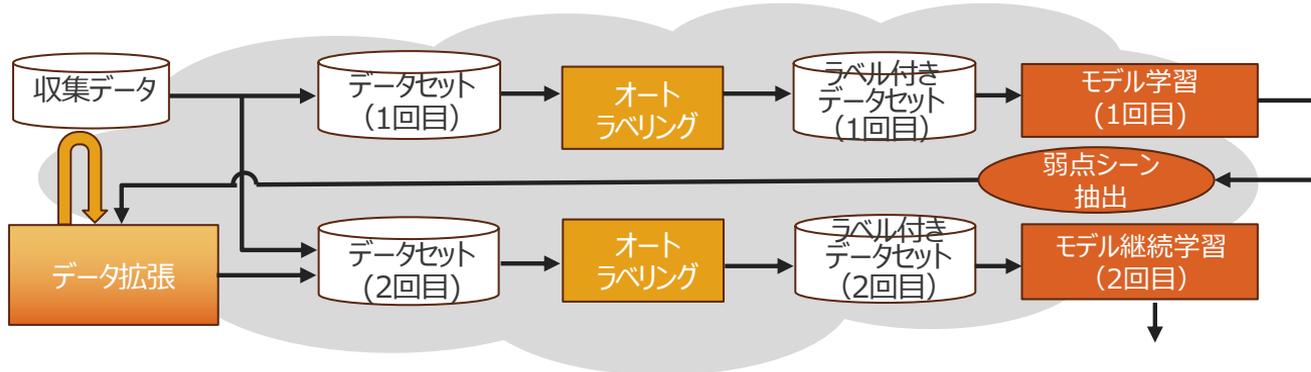
C. Noguchi and T. Yamamoto: Offline reinforcement learning for autonomous driving, arXiv:2512.18662 (CVPR2026 Findings accepted)

# 2) 開発・検証プロセス

- 大規模で高品質な学習・評価データ作成
- AIモデルの性能の継続的な改善



# 2) 開発・検証プロセス



## ◆ 大規模な学習データ構築技術

学習効率のよい学習データを低コストに作成し  
モデル性能を最大化

学習効率化

シーン検索  
Vision-Language Models (VLMs) 他

低コスト化

オートラベリング  
学習に用いる正解データを付与する高精度のオフラインモデル  
(人手でのアノテーションよりも高速で安価)

多様化

シーン生成  
生成AIモデルや3D再構成によるシーンの多様性増加

## ◆ Continuous AI model improvement

効率的なモデル学習によりコストを抑えつつ  
モデル性能を最大化

コスト低減

データフィルタリング  
効率的な学習データを選別し、モデル学習コストを低減

弱点シーン  
分析

弱点シーン抽出  
推論結果を分析し、モデルの弱点シーンを抽出・改善

学習効率

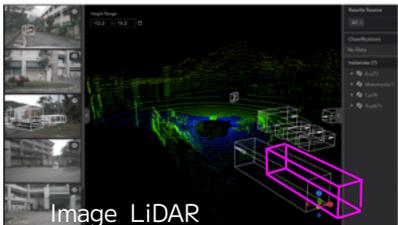
追加学習  
モデルの破滅的忘却を抑制しつつ学習時間を低減

# 2) 開発・検証プロセス

## オートラベリング

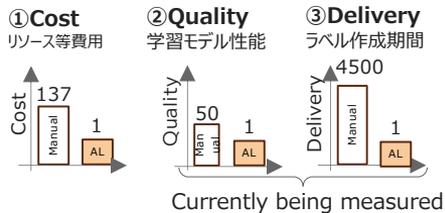
新規取得データの正解ラベル付与作業のコストが大きい  
 → 自動ラベリング (Auto Labeling; AL) を開発・検証

### 独自データでALモデルを開発



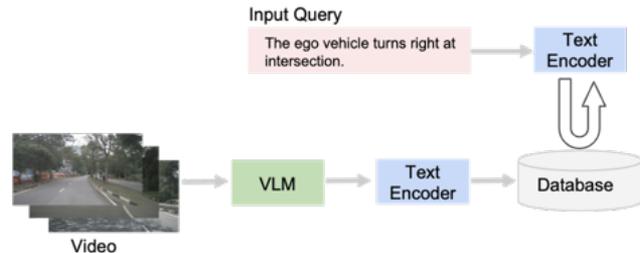
### ラベリングの性能評価

QCDの観点で実用性を評価



## シーン検索

クエリと類似したシーンを検索し、シナリオのカバレッジの把握や  
 継続学習等で活用



## 弱点シーン抽出

運転シナリオ毎の推論精度を分析し  
 対策が必要なシナリオを抽出

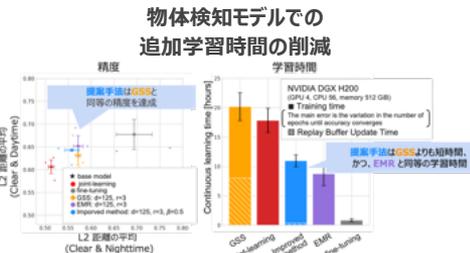
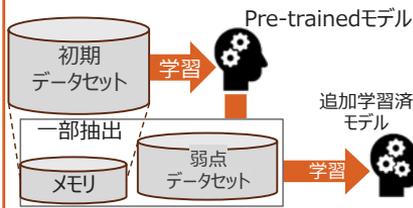
推論結果の可視化と弱点分析  
 (例: 交差点付近での他車両横断待ち)



## 継続学習

開発プロセス ≥ 2周目で学習時間が増加し続ける  
 → 弱点となる少量シーンを重点的に追加で学習し、  
 学習時間削減効果を検証

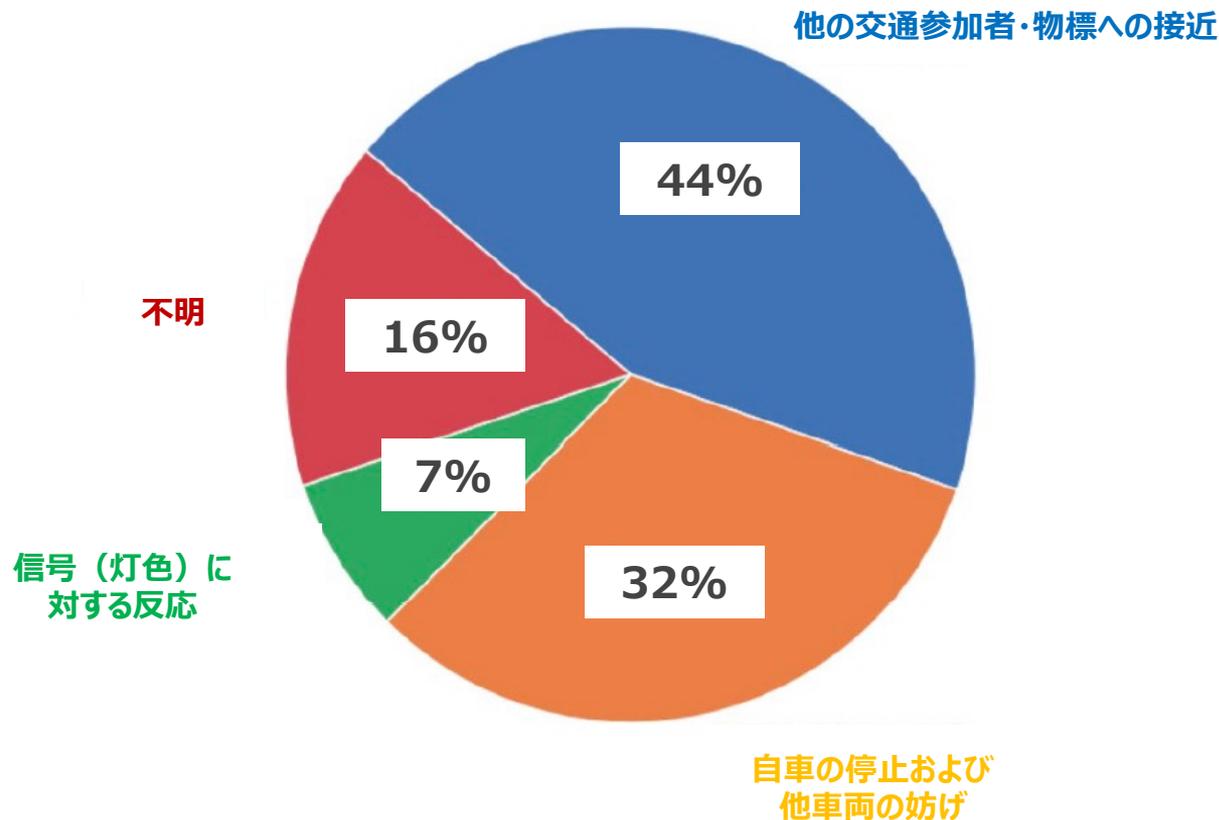
### 例：経験リプレイ手法



平田・深沢・福島, “大規模データに向けたAD/ADAS分野における効率的な継続学習手法”, IBIS2025.

1. 取り組み背景
2. AI研究開発の現状
- 3. 安全性評価の取り組み**
4. 今後の展望

# 試験車でのディスプレイエンゲージメントの分類例 (Urban)

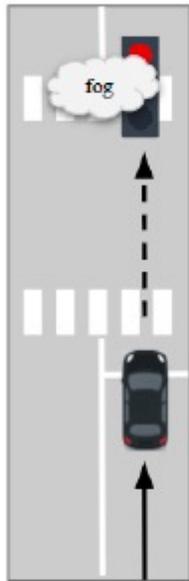


# 試験車で発生したディスプレイエンゲージメント例

- 交通法規の遵守に関連する例

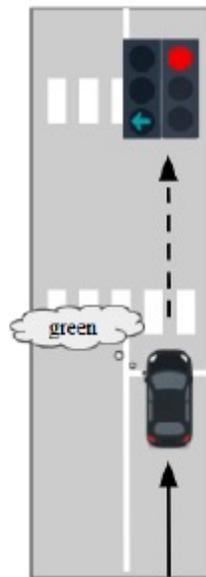
【認識】

霧がかかり信号（現示）を十分に認識しておらず直進を計画



【認識】

自車線とは別車線の信号（現示）を認識し、期待されない計画を立案



【計画】

交差点横断前に信号が黄から赤に変更



# SAKURAに追加すると良い観点例

- 他車両との位置関係、車両挙動、道路形状等のさらなる考慮、深化が必要

SAKURAに追加すると良い観点			
<b>観点例 1</b>  <b>位置関係 のさらなる考慮</b>	<b>車間距離 ギリギリの並走</b>		並走する車両が接近してすれ違うシナリオ
	<b>交差点での 巻き込み</b>		並走による巻き込みや斜め方向からの衝突
<b>観点例 2</b>  <b>車両挙動の 追加</b>	<b>Uターン</b>		自車が直進路でUターンする状況
	<b>駐車場への 出入り</b>		直進路で駐車場などに入る・出る状況
<b>観点例 3</b>  <b>道路形状の 追加</b>	<b>ラウンド アバウト</b>		ラウンドアバウトなど、日本ではあまり一般的でない道路形状

# 追加された観点

## 車両挙動 (対象車) 軸③

Road sector		Subject-vehicle behavior	Surrounding traffic participants location and behaviour											
			Going straight			Lane change / Swerving			Turning					
			Same / Crossed(from R/L) direction	On coming	Same / Crossed(from R/L) direction	On coming	Same / Crossed(from R/L) direction	On coming						
non-intersection	Going straight (Lane keep)	No1	No2	No3	No4	No5	No6	No7	/			No8		
	Lane change	No9	No10	No11	No12	No13								
Merge zone	Going straight (Lane keep)	No17	No18	No19	No20	No21								
	Lane change	No23	No24	No25	No26	No27								
Branch zone	Going straight (Lane keep)	No29	No30	No31	No32	No33								
	Lane change	No35	No36	No37	No38	No39								
Intersection	Going straight (Lane keep)	No41	No42	No43	No44	No45								
	Turning	No51	No52	No53	No54	No55	No56	No57						

### 課題① 位置情報のさらなる考慮

**SAKURAの規定**

**本案件で規定**

真横からのカットインを表現するため4,7を追加  
3車線の状況を表示するため、9~14を追加

軸①

軸②

軸④

- Uターン
- 駐車場 出入

課題② 車両挙動の追加

課題③ 道路形状の追加

“位置”情報を追加する

# ディスプレイエンゲージメントが生じたケースの分類例

- 安全指標を定義しながら詳細を解析

Road sector		Subject-vehicle behavior	Surrounding traffic						
			Going straight			Lar		Turning	
			Same / Crossed(from R/L) direction	On coming	Same / Crossed(fro	Same / Crossed(from R/L) direction	On coming		
ur	non-intersection	Going straight (Lane keep)	No1  7.0%	No2  3.8%	No3  1.1%	No4  0.9%	No7  4.8%	No8  4.1%	
		Lane change	No9  10.0%	No10  0.2%	No11	No12	No15  0.5%	No16	
	シナリオ追加	Right/Left Turn							
		U-Turn	0.5%	1.4%					
Road sector and subject-vehicle behavior	Merge zone	Going straight (Lane keep)	No17	No18	No19	No20			
		Lane change	No23  0.2%	No24	No25	No26			
	Branch zone	Going straight (Lane keep)	No29  1.4%	No30	No31	No32			
		Lane change	No35	No36	No37	No38			
	Intersection	Going straight (Lane keep)	No41  5.0%	No42	No43  1.1%	No44  2.5%	No47  2.7%	No48  4.3%	No49  10.0%
		Right/Left Turn	No50  0.7%	No51  2.7%	No52  4.5%	No53	No56  12.9%	No57  2.0%	No58  2.3%
シナリオ追加		U-Turn	0.5%	2.7%	5.9%		3.4%	3.8%	

まずは、左直などの軌跡交差シナリオを重点的に分析

Red box highlighting intersection scenarios: (No41, No42, No43, No44, No47, No48, No49), (No50, No51, No52, No53, No56, No57, No58), and (No54, No55, No59, No60, No63, No64).

1. 取り組み背景
2. AI研究開発の現状
3. 安全性評価の取り組み
- 4. 今後の展望**

以下の方法論・プロセス確立

- ODD を Highway から Urban に拡大する際に、**ISO21448 (SOTIF)** に対応した安全性検証、およびそれを包含した AIモデル開発・管理 (**ISO/PAS8800** 等)
- 特に、先端的なAIモデルの使用時  
(End-to-End モデル、VLM/VLA モデル、World モデル、強化学習 等)
- コンセプト定義において、L2 (UN-R171) から L3/L4 (**UN-R157, ISO/TS 5083, UL4600** 等) への移行時
- V&Vにおける従来の **SILS/HILS**ベースの評価・検証方法と、**Closed-loop**評価の融合・使い分け
- **運用時**の継続的な安全性検証  
(データ収集/モニタリング/OTA/ODD追加・再設計/安全指標のカイゼン 等)