

神奈川工科大学 研究推進機構

先進自動車研究所  
令和3年度 研究報告資料

運転リスク予測のためのコンテキストセンシングアルゴリズムの研究

---

先進自動車研究所 井上秀雄

先進自動車研究所 上原健一

株式会社NTTデータ オートモビリティ研究研究所

# 目次

---

1. 既往研究
2. 今年度の取組み内容
3. まとめ

---

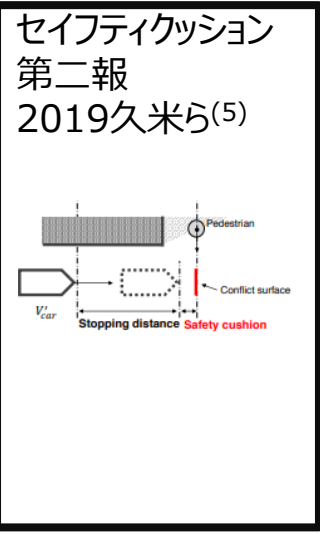
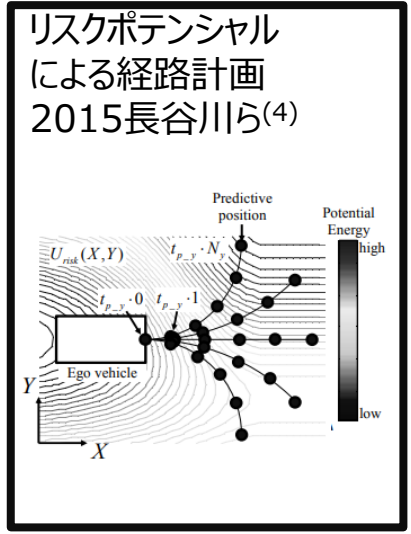
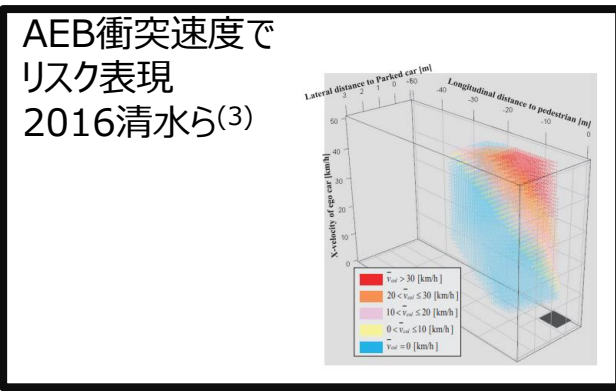
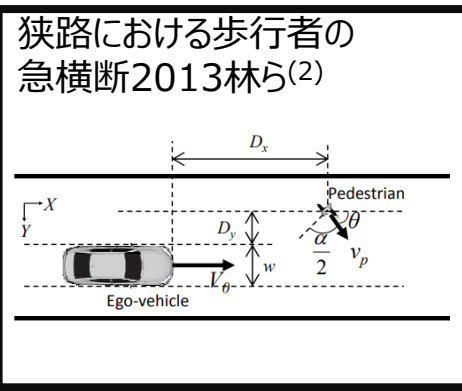
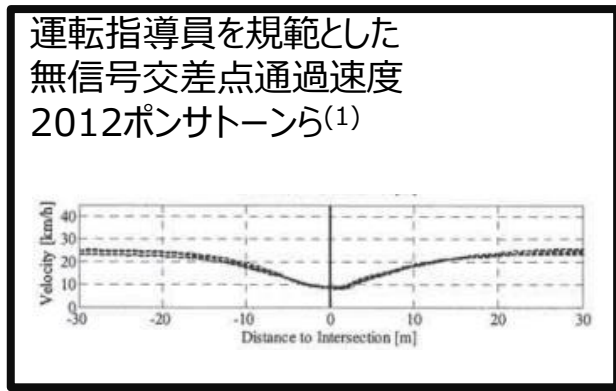
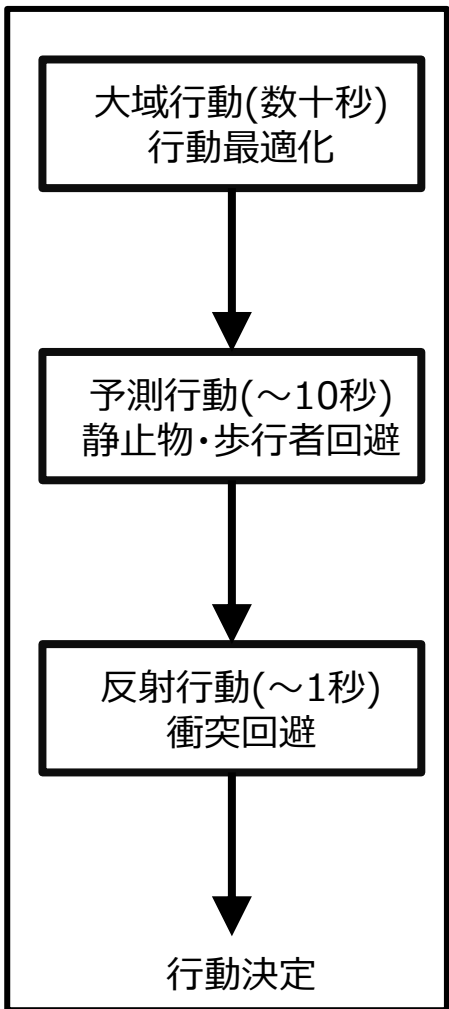
# 1. 既往研究

---

# 既往研究 概要

## 階層型自律移動アーキテクチャ

## コンテキストセンシング



コンテキストによる交  
差点推奨速度  
2021齊藤ら(6)

Variable	value	Coefficient
(Intercept)	-	16.79
LATERAL DISTANCE	Continuous	2.09
RESIDENTIAL	1 = yes	2.69
SIDE1	1 = yes	-3.71
SIDE2	1 = yes	-4.03
2 LNAE	1 = yes	4.03
HIGH PV	1 = yes	-8.91
LOW PED	1 = yes	5.93
MID PED	1 = yes	4.32
HIGH TRAF	1 = yes	6.65

RELAI  
Risk Estimation  
with Learning AI

機械学習

行動予測

データベース  
(DataLake)

TAT  
ヒヤリハット

WAYMO

Berkeley

Berkeley

:

# 既往研究 論文

---

- (1) ポンサトーン・ラクシンチャランサク, 長谷川大悟, 岩澤一成, 道辻洋平: 無信号交差点における歩行者事故防止のための危険予測運転ドライバモデルの構築, 自動車技術会論文集, Vol.43, No.6, pp.1379-1385, 2012.
- (2) 林隆三, 青柳宗一郎, 露木元, 西郷慎太郎, 永井正夫: 狭路における歩行者の急横断に備えた危険予測運転メカニズム, 自動車技術会論文集, Vol.44, No.6, pp.1439-1444, 2013.
- (3) 清水司, ポンサトーン・ラクシンチャランサク, 大桑政幸: 緊急ブレーキを仮定した衝突速度に基づく潜在リスクの定量化, 自動車技術会論文集, Vol.47, No.6, pp.1411-1416, 2016.
- (4) 長谷川隆裕, ポンサトーン・ラクシンチャランサク, 山崎彬人, 毛利宏, 永井正夫: リスクポテンシャルを考慮した最適制御理論による自律運転知能システムに関する研究, 自動車技術会論文集, Vol.46, No.2, pp.497-502, 2015.
- (5) 齊藤裕一, 井上秀雄, ポンサトーン・ラクシンチャランサク: セイフティクッション: 走行環境文脈と運転行動状態に基づく危険度推定モデルの構築 (第二報), 2019年度自動車技術会春季大会学術講演会前刷集, No.51-19, 6 pages, 2019.
- (6) 齊藤裕一, 菅谷文男, 井上慎太郎, ポンサトーン・ラクシンチャランサク, 井上秀雄: 見通しの悪い交差点における推奨速度を決定するコンテキストウェアドライバモデルの提案, 2021年度自動車技術会秋季大会学術講演会前刷集, No.94-21, 6 pages, 2021.

---

## 2. 今年度の取組み内容

---

# 今年度の取組み内容 一覧

---

- ① リスク要因の認識方法の検討
- ② リスクシナリオの作成
- ③ セーフティクッションによるリスク評価
- ④ 模範ドライバモデルの作成
- ⑤ GARDEN適合性検証

その他

- a. カメラHILSを使用した安心感主観評価
- b. ヒヤリハットデータベースから歩行者飛出しシーンの自動検出

# ①リスク要因の認識方法の検討

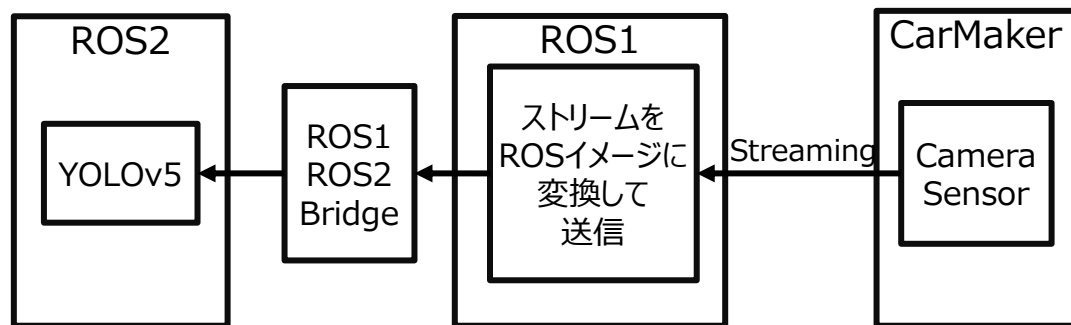
物体検出	白線検出	地図	深度推定
<p>【目的】 歩行者，自転車，自動車，信号機の検出</p> <p>【認識方法】 YOLOv5</p> <p>【応答性能】 画像サイズ640x480で30FPS (GPU : GeForce RTX 2060 )</p>	<p>【目的】 白線，他車線の検出</p> <p>【認識方法】 Ultra-Fast-Lane-Detection</p> <p>【応答性能】 画像サイズ640x480で10FPS (GPU : GeForce RTX 2060)</p>	<p>【目的】 ・交差点位置推定 ・道路線形認識 ・車線数（一部の道路のみ）</p> <p>【認識方法】 Eagleeye(GNSS+IMU+車速)による自己位置推定結果(緯度経度)に対応した地図を OpenStreetMapから取得</p>	<p>【目的】 ・距離推定 ・死角の検出</p> <p>【認識方法】 Struct2depth(単眼カメラ画像からディープニューラルネットワークを使用して深度推定)</p>
			



# ①リスク要因の認識方法の検討

CarMaker映像もYOLOv5で認識できることを確認

システム構成図

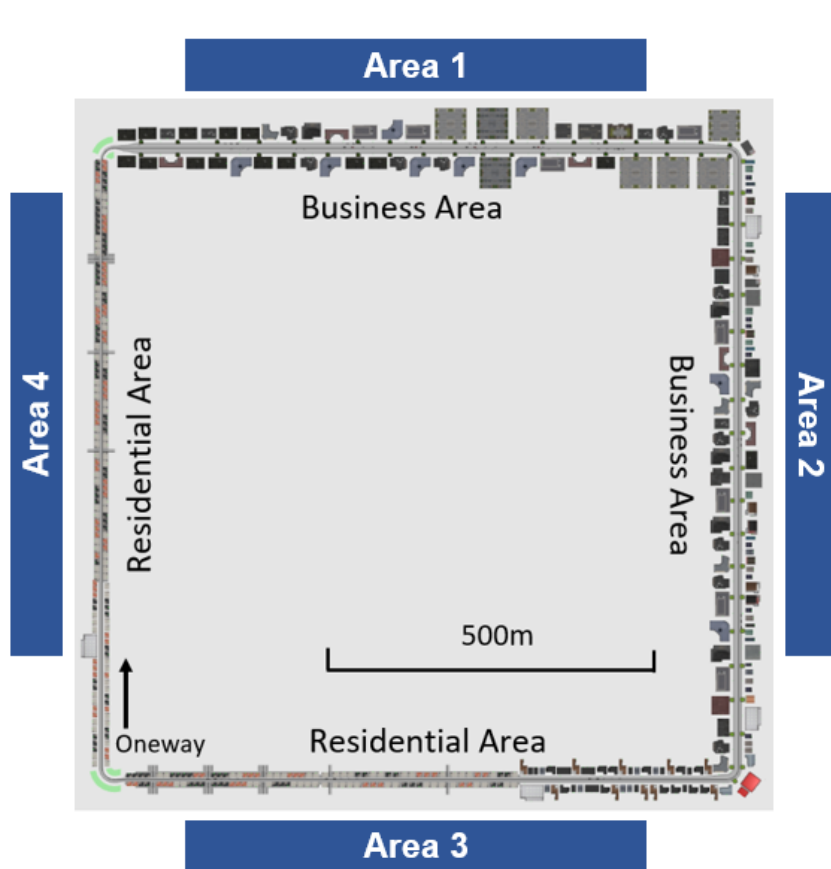


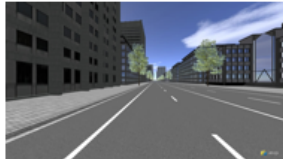



※YOLOv5動作環境であるPython3を使用するためにROS2を使用



## ②リスクシナリオの作成

1 週4kmのリスクシナリオ評価コースをCarMakerで作成



Area 1		
	Condition	Evaluation target
	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 2 lanes on each side</li> <li>• Sidewalk</li> <li>• Oncoming / Overtaking vehicles</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Parked vehicle</li> <li>• Pedestrian</li> </ul>
Area 2		
	Condition	Evaluation target
	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 1 lane(ego) / 2 lanes(oncoming)</li> <li>• Sidewalk</li> <li>• Oncoming vehicles</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Parked vehicle</li> <li>• Pedestrian</li> </ul>
Area 3		
	Condition	Evaluation target
	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 1 lane on each side</li> <li>• Sidewalk</li> <li>• Oncoming vehicles</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pedestrian</li> <li>• Structure</li> <li>• Intersection</li> </ul>
Area 4		
	Condition	Evaluation target
	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 1 lane(ego)</li> <li>• Without sidewalk</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Structure</li> <li>• Intersection</li> </ul>

## ②リスクシナリオの作成

### 評価コース（4エリア）



Area 1 : 4車線

Area 2 : 3車線

Area 3 : 2車線

Area 4 : 1車線

## ②リスクシナリオの作成

ヒヤリハットデータベースの駐車車両車陰から歩行者飛出しシーンをCarMakerで作成

元動画





### ③ セイフティクッションによるリスク評価

既存回帰式<sup>(5)</sup>を使用して、作成したシナリオのRiskValueを算出した

#### 【リスク要因】

- ・歩行者と車両は画像から自動認識
- ・道路構造等はシナリオに埋め込んだ真値を使用



#### 【RiskValue】

- ・リスク要因を既存回帰式に入力して算出
- ・回帰式は駐車車両車陰飛出しのものを使用

### ③セーフティクッションによるリスク評価

- 歩道有無によるRiskValueの増減は感覚と一致している

歩道あり

歩道なし, 路側帯あり

歩道なし, 路側帯なし

2車線



1車線



# ③セーフティクッションによるリスク評価

- 駐車車両や歩行者が存在する場合，RiskValueが低下する⇒感覚と不一致

駐車車両なし



RiskValue:914.5

駐車車両あり



RiskValue:903.7

歩行者なし



RiskValue:953.3

歩行者あり

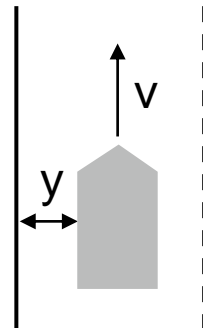
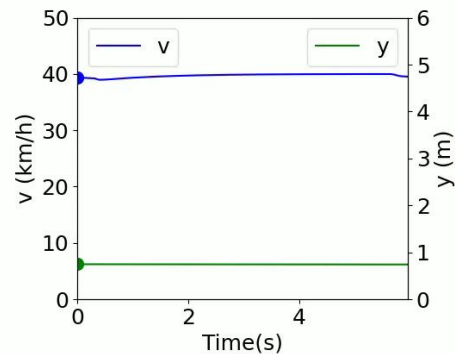


RiskValue:939.1

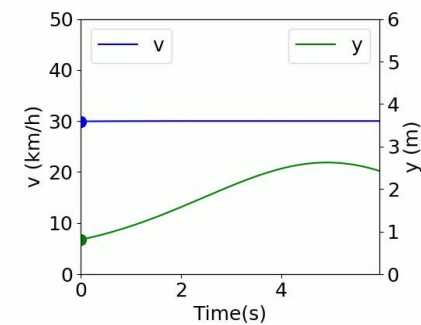
# ④模範ドライバモデルの作成

OEMで40年経験を積んだテストドライバにヒアリングして模範ドライバモデルを作成した

40km定常走行



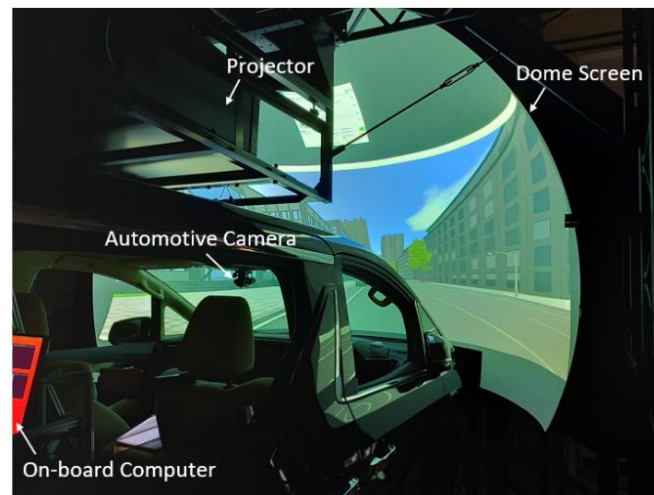
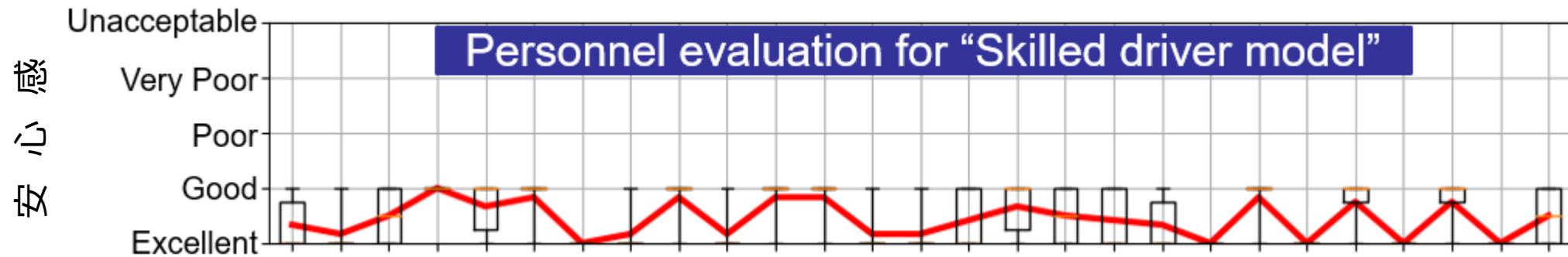
模範ドライバモデル





## ④模範ドライバモデルの作成

- 模範ドライバモデルに対してカメラHILSによる主観評価を行ったところ、安心感が「Excellent」「Good」に集中



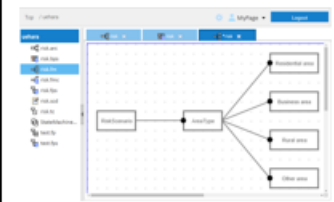
KAITSカメラHILS (後述)

# ⑤ GARDEN適合性検証

## GARDEN フレームワーク概要

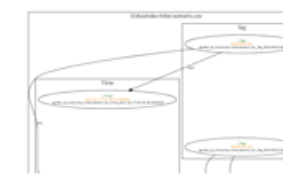
<https://open-garden.github.io/garden/ja/>

**【シナリオ定義】**  
シナリオ設計 (Scenario Modelar)




RDF記述・保存  
Apache Jena


RDF閲覧(RDF Viewer)



**【シナリオ作成】**  
シナリオ記述 (Scenario Editor)




シナリオ保存




Functional / Logical / Concrete Scenario  
※テキストファイル(JSON)

**【走行データ管理】**

走行データ保存



可視化(chronograf)



Road Editor上で再現



**【ジオメトリ作成】**

RoadEditor



**【シナリオ実行】**

Scenario Executer



ビューア  
CARLA

車両制御  
AutoWare

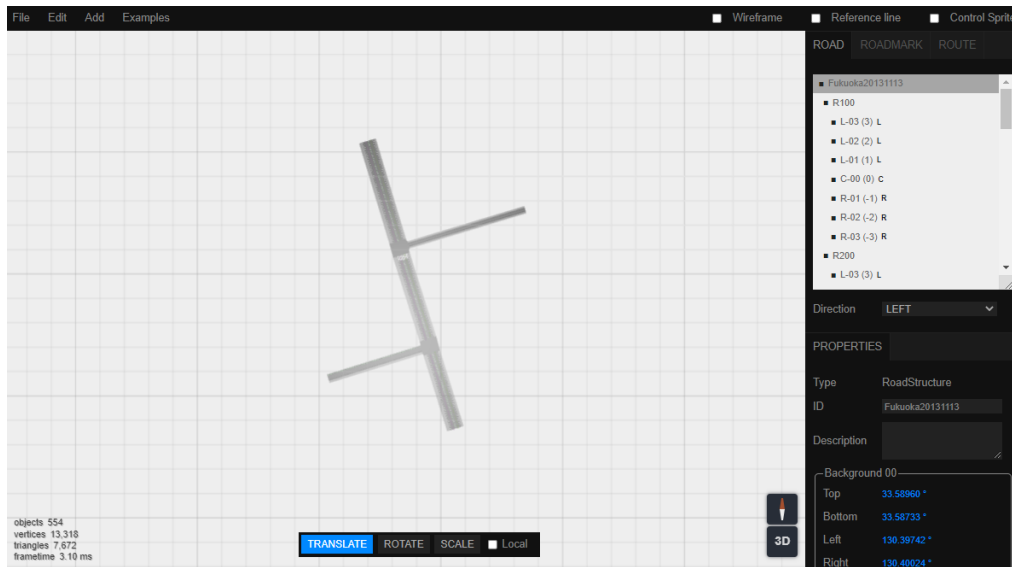
**【ワークフロー管理】**



# ⑤ GARDEN適合性検証

GARDENを使用してヒヤリハットデータベースの駐車車両車陰からの歩行者飛出しシーンを作成

## RoadEditor



現在，建物，歩行者を配置できない

## ScenarioExecuter



# ⑤GARDEN適合性検証

## GARDENに対する要件

分類	要件
Scenario Editor	歩行者, 自転車等を配置し, 動作, 飛出しタイミング等, 自車の動きに合わせて動作できる
	Scenario Modelerで定義したスキーマやOpen SCENARIO等のスキーマに沿ってシナリオが記述できる
	機能シナリオ-論理シナリオ-具体シナリオがシナリオ構成要素単位で連携して記述できる (現状ファイル単位)
Road Editor	建物, 植生, 歩道, 縁石, 信号機, ガードレール, 交通標識といったアセットを配置できる
	Google Map等から出力したKMLファイルをインポートして道路を自動作成できる
	RoadEditorに取り込んだOpen Street Mapの構造物(Fig.1)をScenario Executerで再現できる. その際, Google Mapの衛星画像も構造物のテクスチャとして再現できる
全体	Scenario EditorやRoad Editorで記述したものをすぐにScenario Executerで試せるといった, 各ツール群の連携性の向上
	Open SCENARIO, Open DRIVE等の国際標準への対応

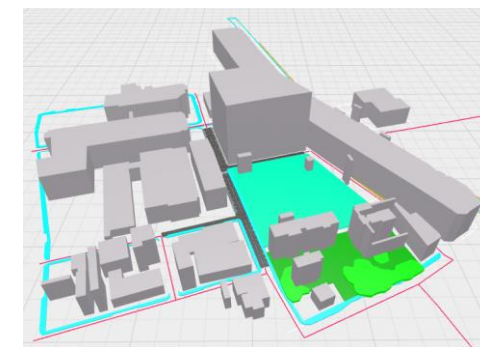
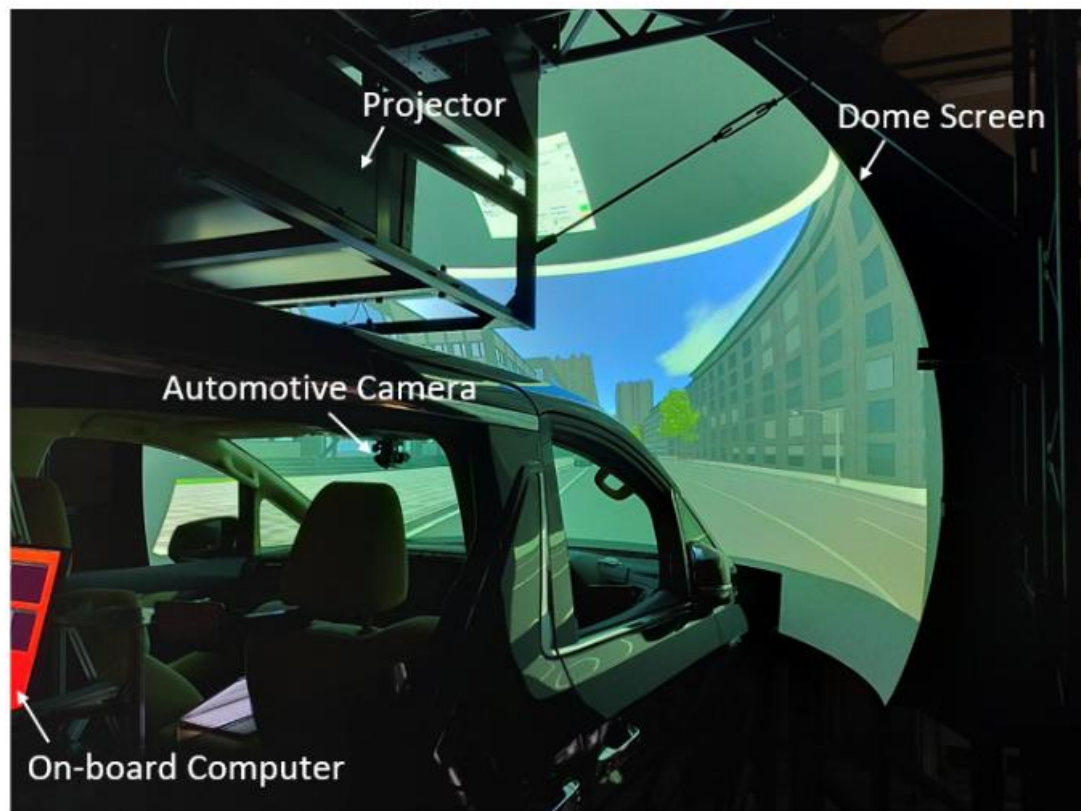


Fig.1 OpenStreetMap

## 【参考】a. カメラHILSを使用した安心感主観評価

カメラHILSにCarMakerによるリスク評価用シナリオを車速（20km,30km,40km）を変えて投影し、評価パネルに安心感を評価してもらう

KAITカメラHILS

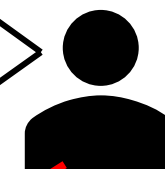


ドームスクリーン



閲覧

評価パネル



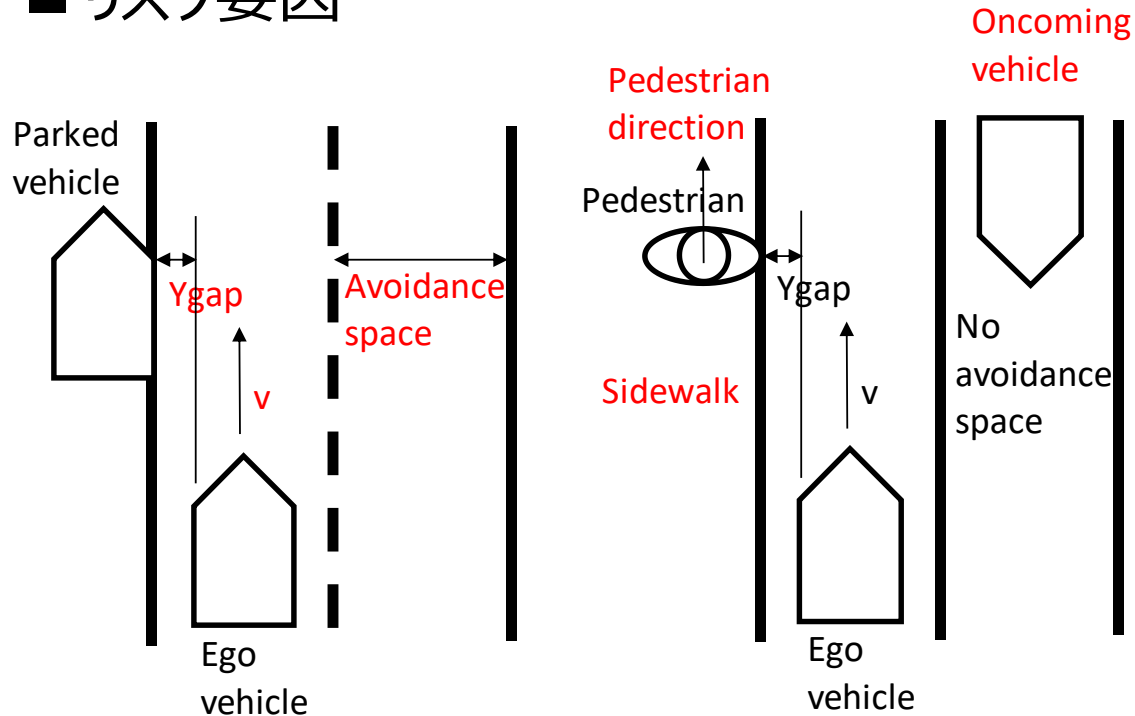
リスクを感じたらボタン押下

Sense of Security level	Button
Excellent	-
Good	X
Poor	Y
Very poor	B
Unacceptable	A



# 【参考】a. カメラHILSを使用した安心感主観評価

## ■ リスク要因



Ygap :	リスク対象との横距離
$v$ :	車速
Avoidance space :	退避スペース有無
Oncoming vehicle :	対向車有無
Sidewalk :	歩道有無
Pedestrian direction :	歩行者の向き (正面, 背面)

## ■ 評価対象

・駐車車両



・歩行者



・建物



・交差点



## 【参考】a. カメラHILSを使用した安心感主観評価

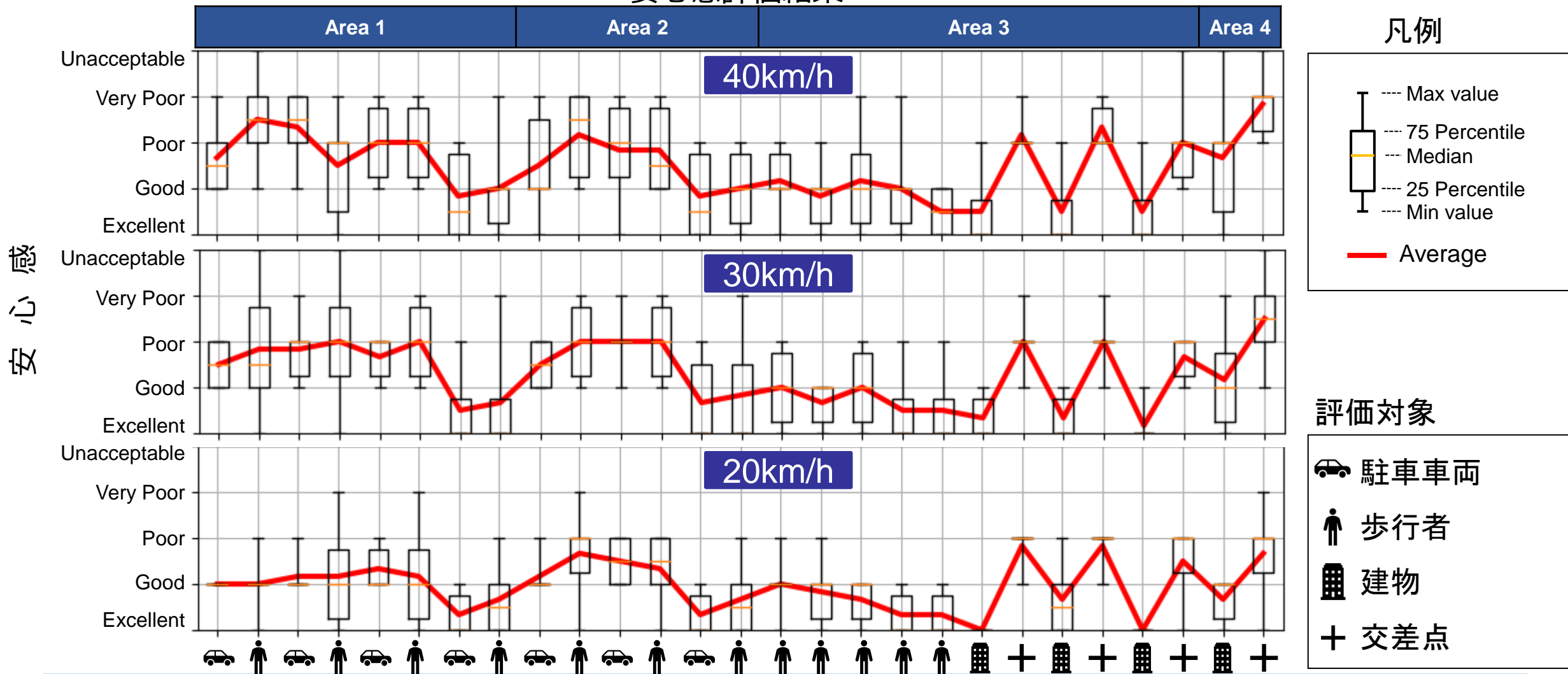
### 評価パネルによる安心感評価の例

- 評価パネルは6名
- コース1週あたり27テストケース
- 車速を変えてコースを3周  
(20, 30, 40km/h)
- パネル1名あたり81テストケース



# 【参考】a. カメラHILSを使用した安心感主観評価

安心感評価結果



安心感



# 【参考】a. カメラHILSを使用した安心感主観評価

パネル評価結果からリスク要因と安心感の回帰式を構築

駐車車両:  $S = \beta_0 + \beta_1 v + \beta_2 Y_{gap} + \beta_3 O + \beta_4 A$

建物／交差点:  $S = \beta_0 + \beta_1 v + \beta_2 Y_{gap} + \beta_3 O + \beta_4 A + \beta_5 W$

歩行者:  $S = \beta_0 + \beta_1 v + \beta_2 Y_{gap} + \beta_3 O + \beta_4 A + \beta_5 W + \beta_6 D$

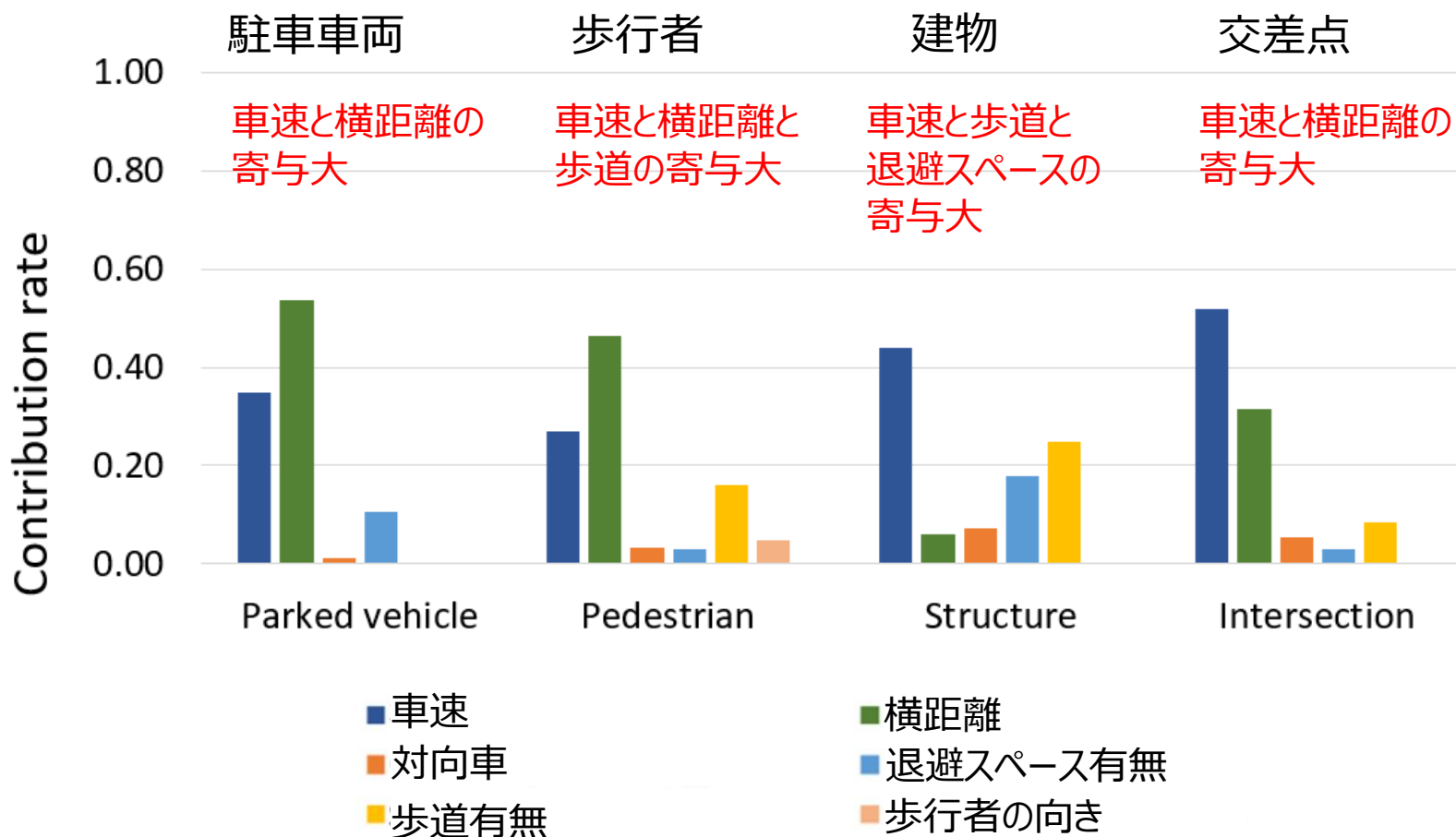
S:	安心感
v:	自車速
Y_gap:	横方向距離
O:	対向車有無
A:	退避スペース有無
W:	歩道有無
D:	歩行者の向き

	Parked vehicle	Structure	Intersection	Pedestrian
Intercept ( $\beta_0$ )	1.22	0.55	1.82	1.54
Speed ( $\beta_1$ ) 車速	1.19	0.92	1.25	0.97
Ygap ( $\beta_2$ ) 横距離	-1.83	-0.13	-0.76	-1.68
Oncoming vehicle ( $\beta_3$ ) 対向車	-0.04	-0.15	-0.13	0.11
Avoidance space ( $\beta_4$ ) 退避スペース	-0.36	-0.37	-0.07	0.10
Sidewalk ( $\beta_5$ ) 歩道有無		-0.52	-0.20	-0.58
Pedestrian direction ( $\beta_6$ ) 歩行者の向き				-0.17
R <sup>2</sup>	0.37	0.24	0.19	0.25

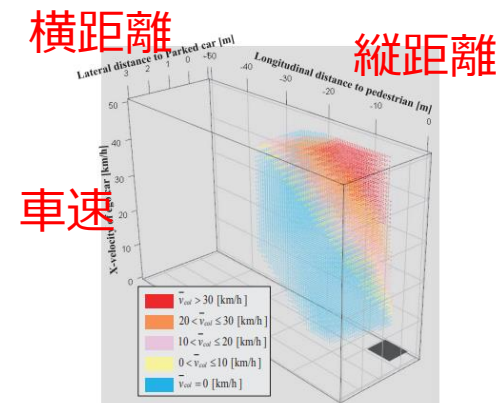
回帰係数の大きいもの程寄与が高い

# 【参考】a. カメラHILSを使用した安心感主観評価

回帰係数からみた、各リスク要因の安心感に対する寄与率



既往研究の着目要因と一致



緊急ブレーキを仮定した衝突速度に基づく潜在リスクの定量化, 2016, 清水ら

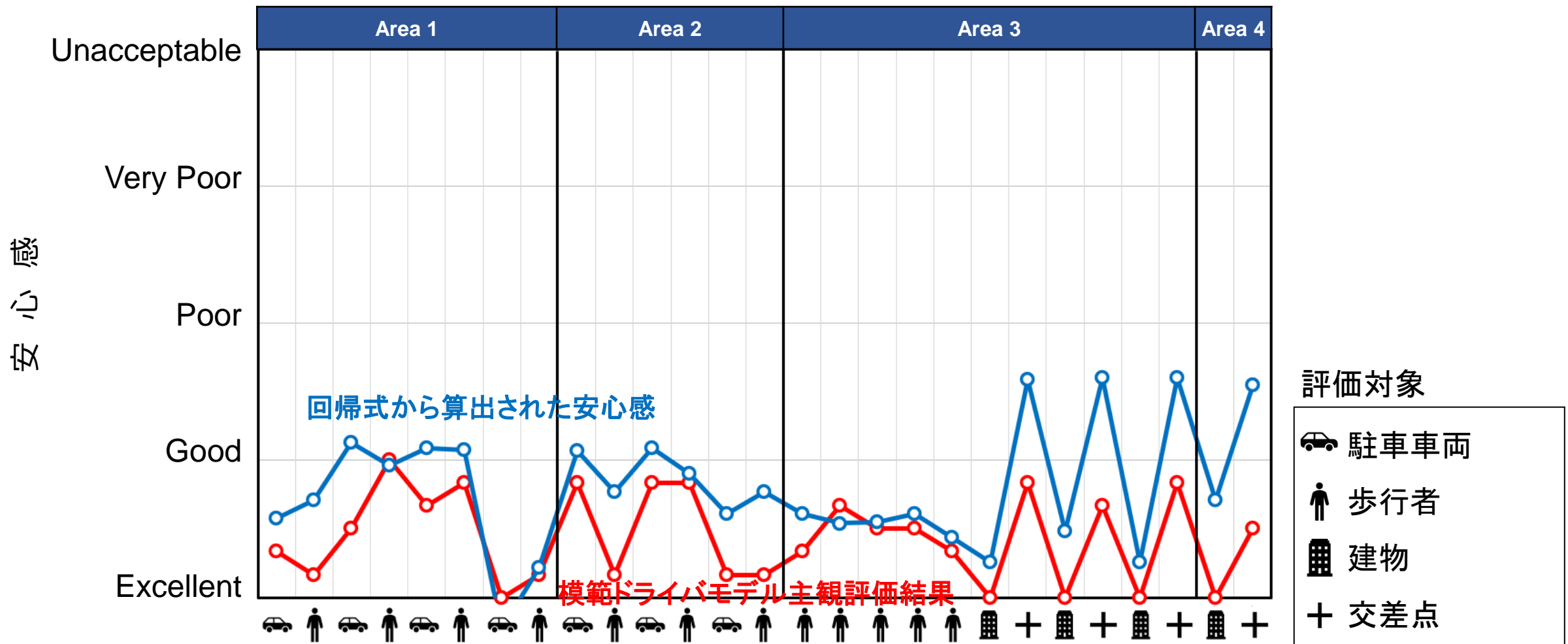
Variable	value	Coefficient
(Intercept)	-	16.79
LATERAL DISTANCE	Continuous	2.09
RESIDENTIAL	1 = yes	2.69
SIDE1	1 = yes	-3.71
SIDE2	1 = yes	-4.03
2 LNAE	1 = yes	4.03
HIGH PV	1 = yes	-8.91
LOW PED	1 = yes	5.93
MID PED	1 = yes	4.32
HIGH TRAF	1 = yes	6.65

横距離      歩道有無

見通しの悪い交差点における推奨速度を決定するコンテキストアウェアドライバモデルの提案<sup>(6)</sup>

# 【参考】a. カメラHILSを使用した安心感主観評価

回帰式でリスク要因から計算した安心感と主観評価による安心感の一致性は良好



## 【参考】b. ヒヤリハットデータベースから歩行者飛出しシーンの自動検出

ヒヤリハット動画（歩行者飛出しケース）から画像認識によって危険シーンを自動抽出できるか確認を行った



出典：ヒヤリハットデータベース  
<https://web.tuat.ac.jp/~smrc/drcnter.html>



# 【参考】b. ヒヤリハットデータベースから歩行者飛出しシーンの自動検出

## 抽出アルゴリズム

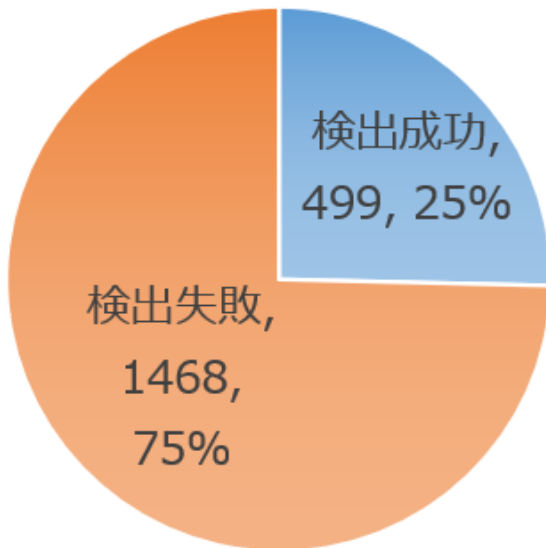
- 画像認識ソフト：Python, YOLOv5
- 車両の前に人物を認識した場合に危険と判定  
⇒認識BoundingBoxの位置と大きさにより判断
  - ✓ BoundingBoxの横方向中心位置が画像内の200px～400px以内に存在
  - ✓ BoundingBoxの幅：25px以上，高さ：50px以上



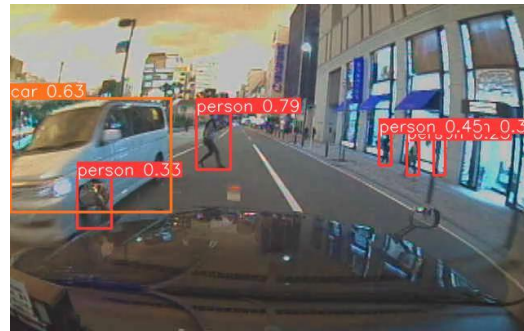
ヒヤリハット動画サイズ 横：640px 縦：400px, 480px

# 【参考】b. ヒヤリハットデータベースから歩行者飛出しシーンの自動検出

- ヒヤリハットデータ歩行者飛出しケース1967件のうち、499件についてヒヤリハットシーンの検出に成功(成功率25%)
- 検出失敗：1,468件（997件：ヒヤリハット対象歩行者以外を危険と判断． 471件：歩行者を認識できなかった）



検出結果



検出成功例



人以外を検出



危険な歩行者を認識できず



正しく横断中の人を危険と判断



危険な歩行者を認識できず

検出失敗例（画像認識性能および認識後の評価に課題）

## 【参考】b. ヒヤリハットデータベースから歩行者飛出しシーンの自動検出

- 昼夜別に検出状況を見ると、検出状況に差異は見受けられなかった

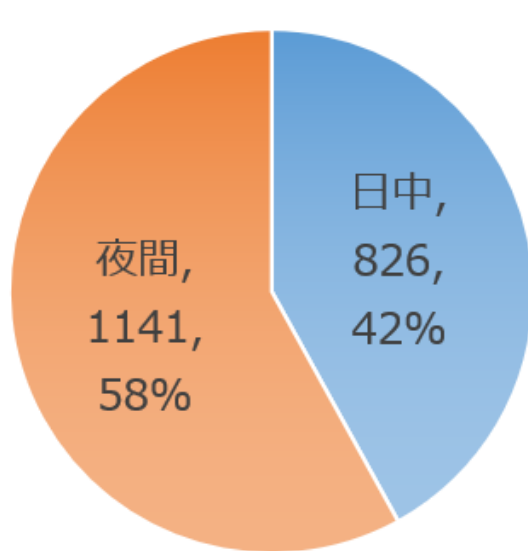


Fig.1 ヒヤリハット歩行者飛出しシーンの昼夜の割合  
(8:00～16:00を日中と定義)

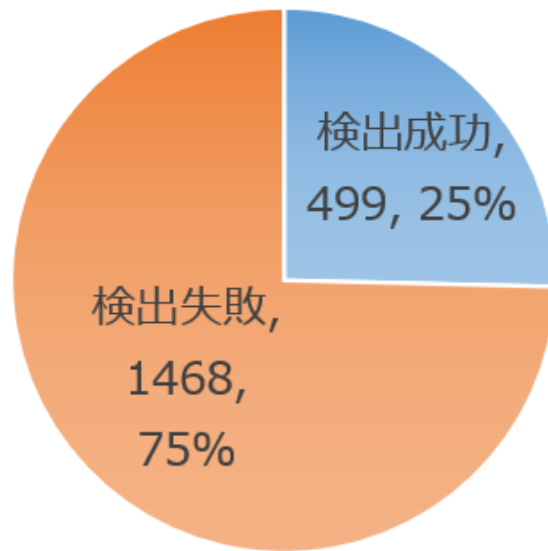


Fig.2 全体の検出成功・失敗率

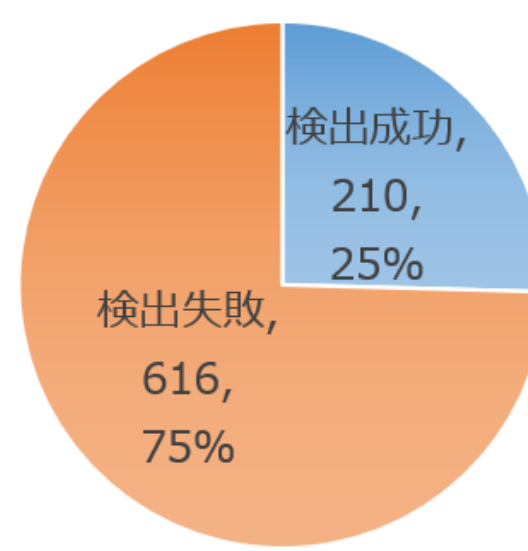


Fig.3 昼間の検出成功・失敗率

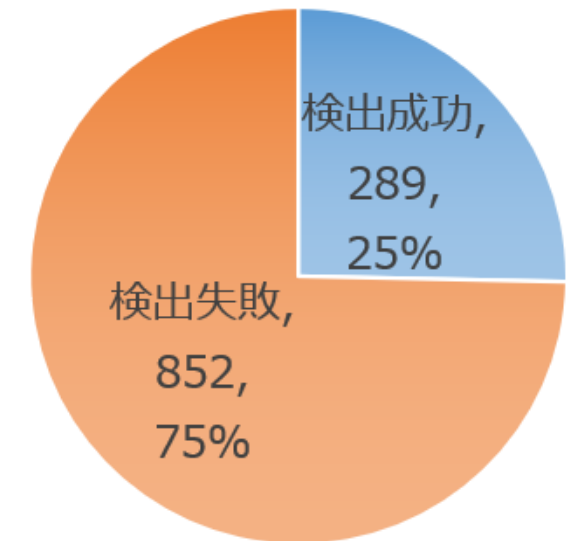


Fig.4 夜間の検出成功・失敗率

---

## 3. まとめ

---



# 今年度達成できたこと

---

## ① リスク要因の認識方法の検討

- ✓ YOLOv5は、実車映像およびCarMaker画像双方に適用できることを確認
- ✓ 緯度経度に応じた地図情報をインターネットから取得できることを確認(広域を一括取得することで性能確保)

## ② リスクシナリオの作成

- ✓ CarMaker上で既往研究のリスク要因となる地物を配置できることを確認
- ✓ CarMaker上でヒヤリハットシーンを再現できることを確認

## ③ セイフティクッションによるリスク評価

- ✓ 既往研究の回帰式では、RiskValueが感覚に一致する場合と不一致になるケースがあることがわかった

## ④ 模範ドライバモデルの作成

- ✓ 複数パネルによる主観評価としても安心感を与える運転モデルを構築できた

## ⑤ GARDEN適合性検証

- ✓ 実際にシナリオを作成し要件抽出を行った

# 今年度明らかとなった課題

## ① リスク要因の認識方法の検討

- 悪条件下における物標の認識精度
- 危険な歩行者の判定方法. 物体検出では歩行者の存在はわかっても, 向きや行動意図はわからない(Fig.1)
- 駐停車車両判別方法(対象物の速度推定)
- 車線の認識精度不足
- シミュレーション環境における地図の利用方法
- 深度推定は精度があまり高くないため, 死角検出には利用できない
- 地図から交差点位置推定や道路線形認識を行うアルゴリズム

## ② リスクシナリオの作成

- 歩行者の動作などのリアルさが不足
- 前提条件やパラメータセッティング等の検討不足



Fig.1 意図不明な歩行者の例

# 今年度明らかとなった課題

---

## ③ セーフティクッションによるリスク評価

- 既存回帰式の適用可能性（ヒヤリハットデータの利用法に課題）

## ④ 模範ドライバモデルの作成

- コンテキストセンシングアルゴリズムへの反映

## ⑤ GARDEN適合性検証

- 前掲の要件のとおり

# 来年度実施内容

## ① 以下のSTEPでリスクシナリオ作成とコンテキストセンシングシステム開発を推進する

- STEP1 無信号交差点からの歩行者および自転車飛出し
- STEP2 直線、カーブ並走歩行者および自転車
- STEP3 片側2車線信号交差点右左折歩行者および自転車

## ② リスクシナリオの作成

- 歩行者行動等のリアルさの拡充
- 車速, 横方向距離, 歩行者速度, 歩行者行動等のパラメータセッティングを精緻化
- 2021年齊藤ら<sup>(6)</sup>の研究成果に基づくリスク要因(Fig.1)を作りこむ
- リアルな映像をもとに危険なところを再現モデル化(どのように要因を入れた道路ユーザーを設定していくか)

Variable	value	Coefficient
(Intercept)	-	16.79
LATERAL DISTANCE	Continuous	2.09
RESIDENTIAL	1 = yes	2.69
SIDE1	1 = yes	-3.71
SIDE2	1 = yes	-4.03
2 LNAE	1 = yes	4.03
HIGH PV	1 = yes	-8.91
LOW PED	1 = yes	5.93
MID PED	1 = yes	4.32
HIGH TRAF	1 = yes	6.65

Fig.1 リスク要因<sup>(6)</sup>

# 来年度実施内容

## ③ リスク要因の認識方法の確立

- 死角や歩道検出の為にセマンティックセグメンテーションを使用する
- 車線認識精度の向上
- 駐停車車両の判別方法
- 交差点、道路線形などの検出を地図利用でシミュレーション環境上で実行する
- 歩行者行動の認識に関してはRELAIを視野に入れつつ必要に応じて検討

## ④ ドライビングコンテキストセンシングアルゴリズム開発

- 無信号交差点通過速度に関しては2021年の齊藤らの回帰式を活用
- 顕在リスク（歩行者、自転車）対応
- 模範ドライバの運転と比較・反映

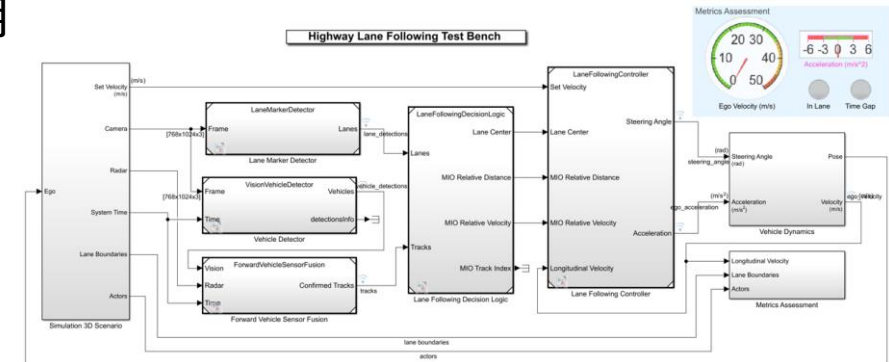
## ⑤ 車両制御システム

- MathWorksの自動運転モデル(Fig.1)をベースに開発する

## ⑥ シミュレーション環境によるコンテキストセンシングアルゴリズムの検証

出典：

<https://jp.mathworks.com/help/mpc/ug/highway-lane-following.html>



Copyright 2019-2021 The MathWorks, Inc.

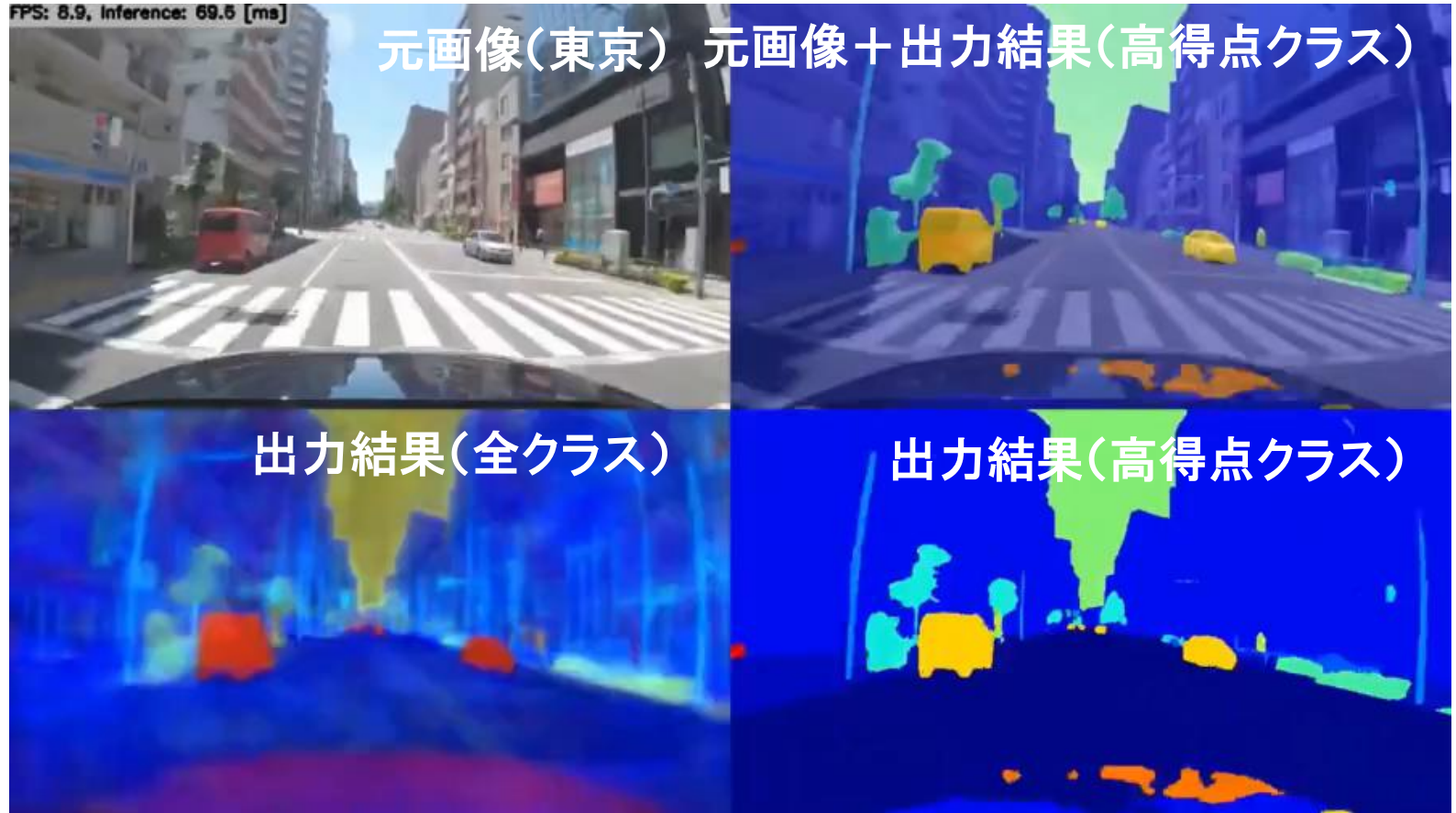
Fig.1 Mathworksモデル

# 来年度実施内容

## 【PaddleSeg】

- Baidu(百度)のPaddlePaddleというAIフレームワークによるセマンティックセグメンテーション
- 2020年CityScapesデータセットでState-of-the-Art
- 右の動画の例では, 日本の道路(東京)に対して既存学習済みモデルで認識できている
- 画像サイズ 4 Kを640×360に縮小して認識  
GPU : RTX3060Tiで9FPS程度

## セマンティックセグメンテーション (PaddleSeg)



### Class Definitions

Please click on the individual classes for details on their definitions.

Group	Classes
flat	road · sidewalk · parking* · rail track*
human	person* · rider*
vehicle	car* · truck* · bus* · on rails* · motorcycle* · bicycle* · caravan** · trailer**
construction	building · wall · fence · guard rail* · bridge* · tunnel*
object	pole · pole group* · traffic sign · traffic light
nature	vegetation · terrain
sky	sky
void	ground* · dynamic* · static*

CityScapesデータセットクラス定義

出典 : <https://www.youtube.com/watch?v=CFFX-aS7IV4>



# 来年度実施内容

2021年齊藤らの研究成果<sup>(6)</sup>の回帰式（無信号交差点からの飛出し）を利用する

$$\text{交差点通過速度} = b_0 + \sum_{p=1}^k b_p x_{pi}$$

※これまでの研究と同様にヒヤリハットデータベースから導出されているが、データ処理方法が改善されている

説明変数（リスク要因； $x_{pi}$ ）

- LATERAL DISTANCE : 横方向距離
- RESIDENTIAL : 住宅地
- SIDE 1 : 歩道なし, 路側帯なし
- SIDE2 : 歩道なし, 路側帯あり
- 2 LANE : 対面 2 車線
- HIGH PV : 高駐車車両密度 (6 台以上)
- LOW PED : 低歩行者密度 (2 人以下)
- MID PED : 中歩行者密度 (3 ~ 9 人)
- HIGH TRAF : 高交通量 (10 台以上)

Variable	value	Coefficient
(Intercept)	-	16.79
LATERAL DISTANCE	Continuous	2.09
RESIDENTIAL	1 = yes	2.69
SIDE1	1 = yes	-3.71
SIDE2	1 = yes	-4.03
2 LNAE	1 = yes	4.03
HIGH PV	1 = yes	-8.91
LOW PED	1 = yes	5.93
MID PED	1 = yes	4.32
HIGH TRAF	1 = yes	6.65

切片( $b_0$ )

回帰係数( $b_p$ )

Fig.1 リスク要因と交差点通過速度<sup>(6)</sup>

# コンテキストセンシング概要図

