

未来都市事業に向けた スマートモニタリングを実現する ネットワークAI

新熊 亮一

京都大学 大学院情報学研究科
通信情報システム専攻 准教授

2021年2月5日

目次

1. 略歴
2. スマートモニタリングと課題
3. 機械学習データの目利き技術
4. 仮説の実証
5. 社会実装に向けたシステム実装と実験

略歴

- 学歴 (最終)
 - 2003 大阪大学大学院工学研究科博士
後期課程
- 職歴
 - 2003～2011 京都大学 助手
 - 2011～ 京都大学 准教授
- 兼任
 - 2008～2009 米国WINLAB*1 客員研究員
 - 2013～ (株) 神戸デジタル・ラボ 技術顧問
 - 2017 (株) PrediXT 社外取締役
 - 2018～ Zuva (株)*2 技術顧問
 - 2018～ (株) Veldt 技術顧問
 - 2018～ 科学技術振興機構 研究員*3



*1 Wireless Information Network Laboratory: USトップの無線技術研究所

*2 PrediXT より新設分割

*3 革新的人工知能技術を中核とし研究開発を行うプロジェクトの研究員

活動歴

• 主な活動

- 2003～ 情報通信ネットワークに関する学際研究
- 2011～ MSSフォーラム代表発起人・会長（現80社）
- 2017 大学発スタートアップ(株) PrediXT 設立
- 2017～2018 電子情報通信学会MoNA研専*4委員長
- 2019～ 電子情報通信学会SeMI研専*5顧問

• 主な受賞

- 2006 電子情報通信学会 学術奨励賞
- 2007 エリクソン・ヤング・サイエンティスト・アワード
- 2016 電気通信普及財団賞 (テレコムシステム技術賞)
- 2019 電子情報通信学会 通信ソサイエティ論文賞
- 2019 米国 IEEE Senior Grade
- 2020 電子情報通信学会フェロー

*4 MoNA研専: モバイルネットワークとアプリケーション研究専門委員会

*5 SeMI研専: センサネットワークとモバイルインテリジェンス研究専門委員会

2. スマートモニタリングと課題

スマートシティ とは？

- **Forrester's definition (2010):** city that uses information and communications technologies to make the critical infrastructure components and services of a city - administration, education, healthcare, public safety, real estate, transportation, and utilities more aware, interactive, and efficient
- **Recent definition:** evolution from traditional cities to smart cities is like from cellular phones to smartphones

SMART CITY



US 308BD in 2018
to US 717BD in 2023



人々の移動の正/負の面

経済の活性化:

- 交通機関利用
- 購買
- 飲食

潜在的リスク:

- 交通事故
- 路上犯罪
- ウィルス感染



スマートモニタリングはスマートシティの基本サービス

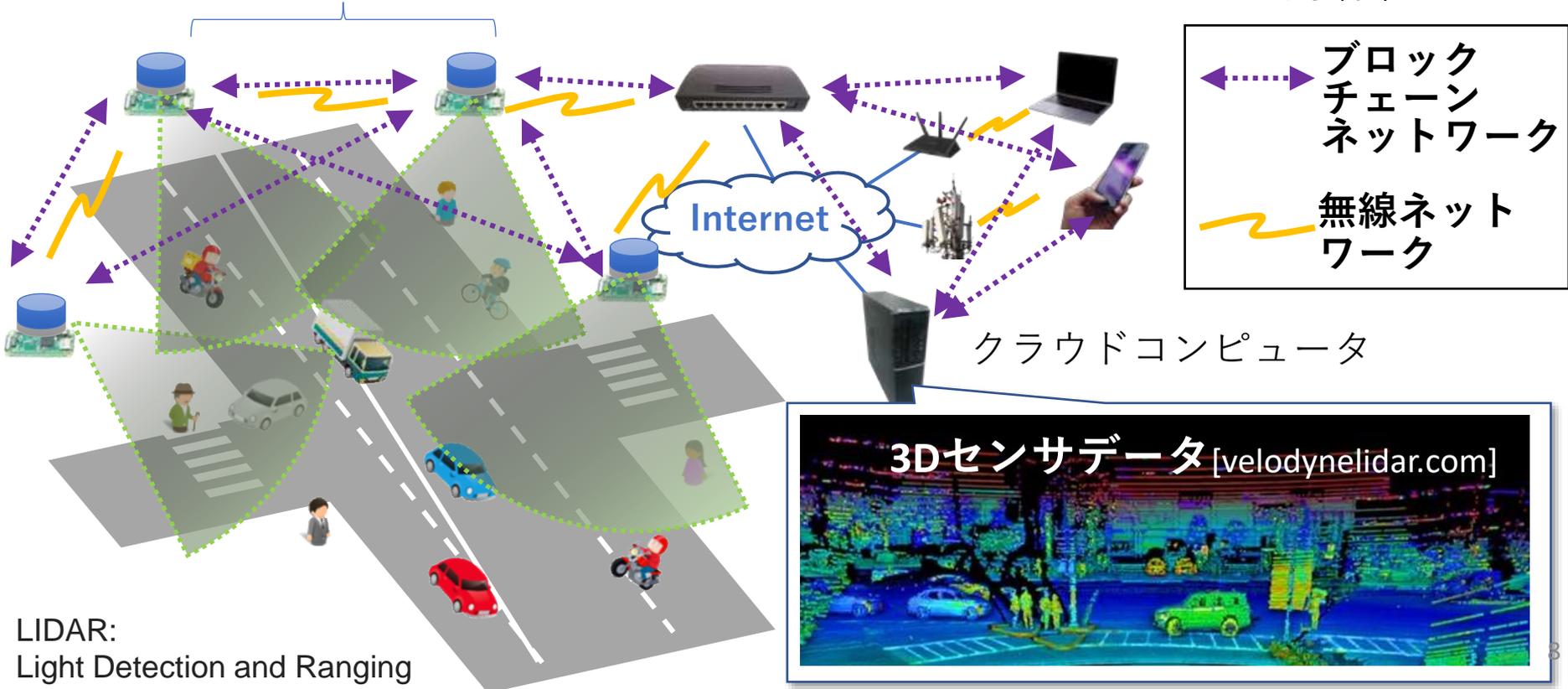
スマートモニタリング向け 3Dセンサネットワーク基盤

- 3Dセンサによるリアルタイムな車、人の予測検知
- ブロックチェーンによるセキュアなデータの共有

3Dセンサデバイス

エッジコンピュータ

モニタリング用端末

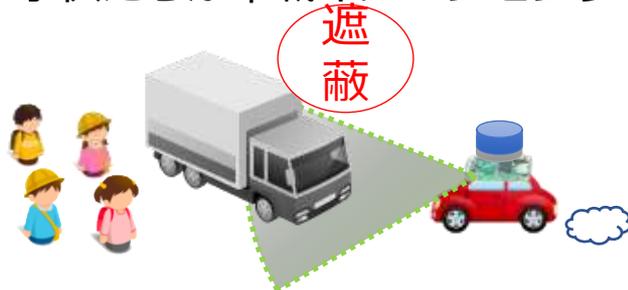


LIDAR:
Light Detection and Ranging

スタンドアロン型 vs ネットワーク型

従来の主流: スタンドアロン型

◆子供たちが車載イメージセンサの死角に



◆悪意をもった人物が固定センサの死角に

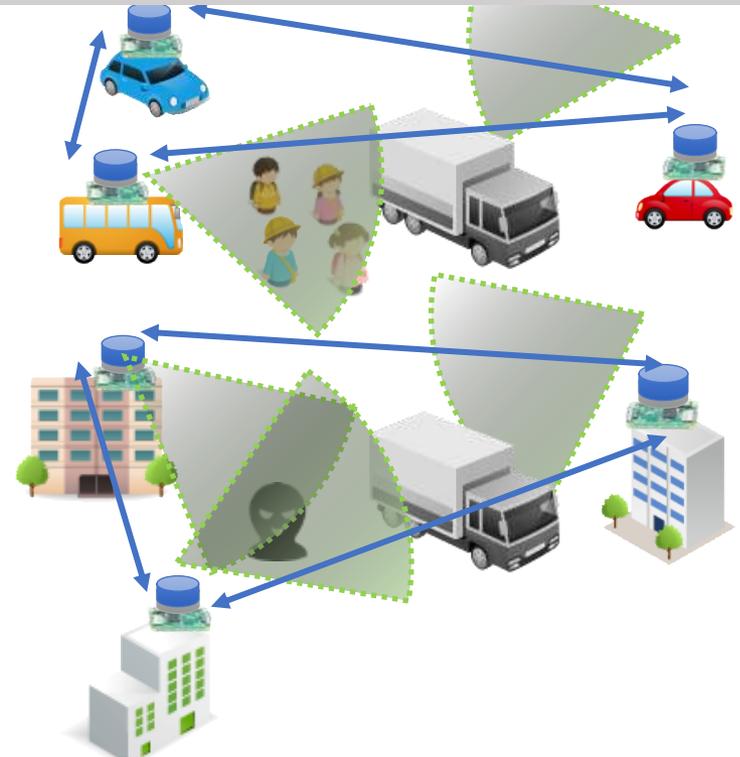


業界初となるAIイメージセンサ (ソニー, 2020年5月発表)に代表されるように、従来は個々のセンサで検知する「スタンドアロン型」が主流

問題:

遮蔽による死角によって、多くの重要な情報の検知漏れが発生

提案: ネットワーク型AIイメージセンサ



複数のイメージセンサを用いてネットワークを構成し、相互にセンサデータを共有することで、遮蔽による検知漏れが解消

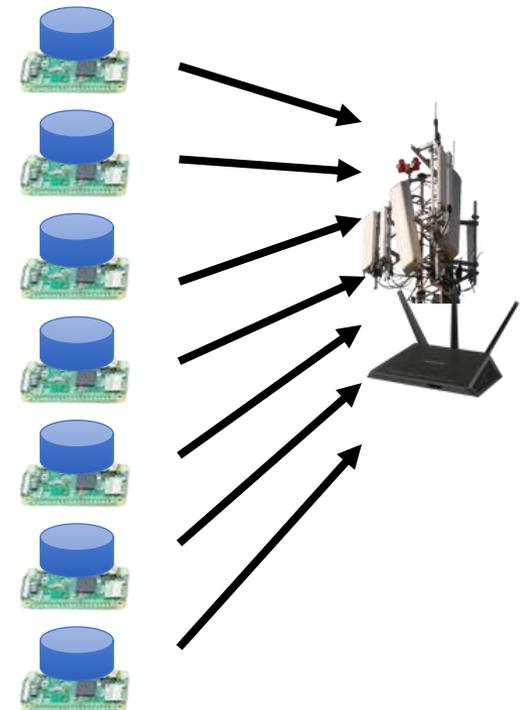
新たな課題: 次スライド

課題: リアルタイム性

・リアルタイムな通信・計算処理が困難

- ・各3Dイメージセンサのストリームデータが1Gbps、30fpsにいたる
- ・複数のセンサデバイスが通信帯域を共有

3D image sensor data

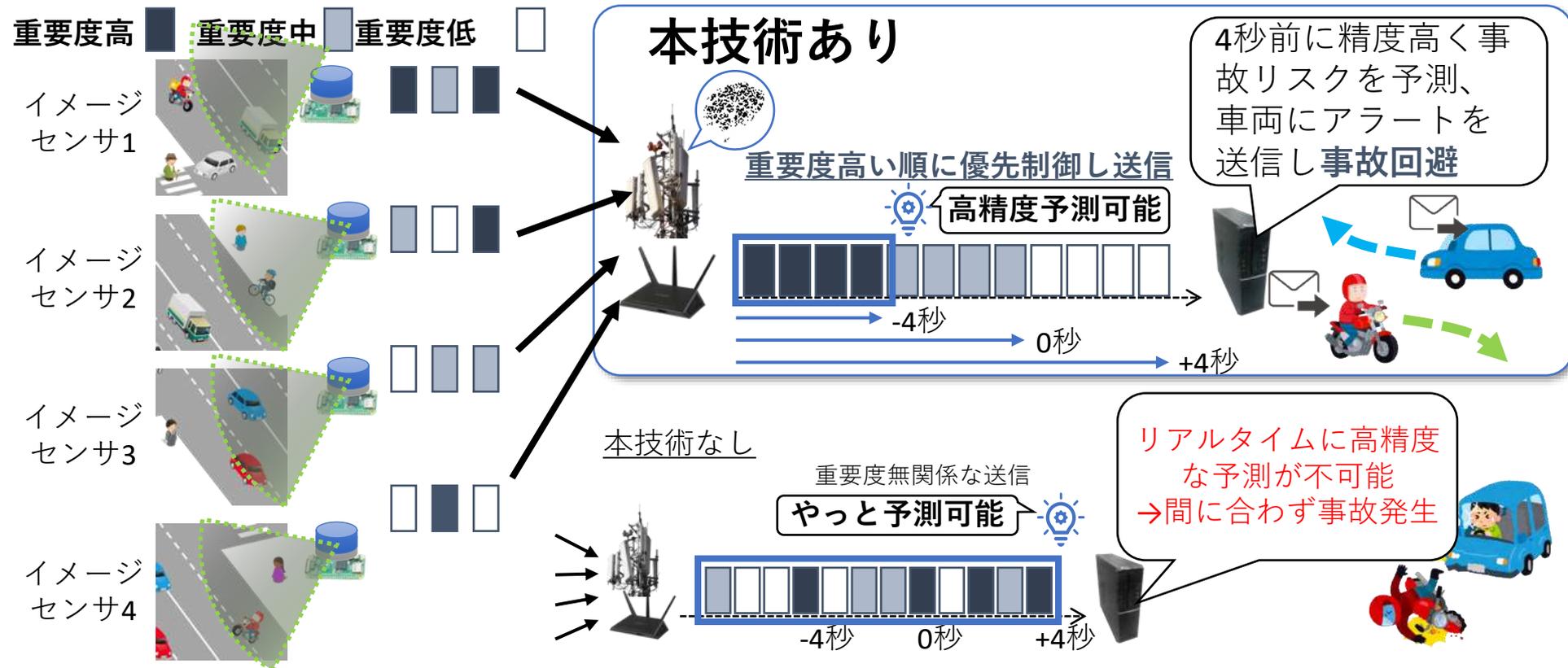


間に合った一部のデータのみからでは検出精度低い

3. 機械学習データの目利き技術

本技術によるリアルタイム性の実現

- 予測検知においてより重要なデータほど優先的に送信することでリアルタイム性が実現される



リアルタイム性が事業に与える インパクト

- 以前から実サービスではデータを削減してでもリアルタイム性を優先してきた

サービス事例

- Amazon
 - ✓ 表示速度が0.1秒遅くなると、売上が1%減少
- Ebay
 - ✓ 表示速度が10%速くなると、売上が1%増加、35%速くなると5%増加
- Walmart
 - ✓ 表示速度が1秒未満に比べ、1~2秒ではコンバージョン率が半分以下に減少
- Google
 - ✓ 表示速度が0.5秒遅くなると、検索数が20%減少

例: 検索結果の表示



例えば、JPEGは91年(1G時代)に誕生したが、5GやBeyond5Gの高速通信時代でも使用され続ける

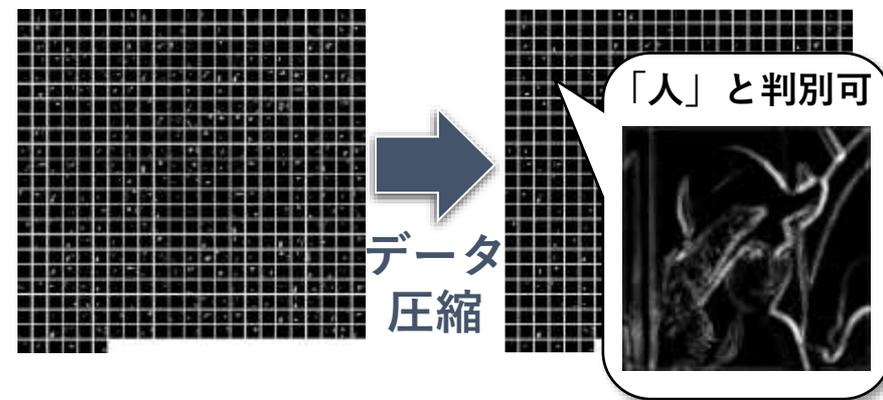
➡ 0.1秒がサービスの成否を決める

人の目から機械の目への パラダイムシフト

- 以前は人と人との通信 (H2H) が主だったため人の目による目利きだったが、**今後のM2Mでは機械の目による目利き**

従来技術: 人の目に基づいた目利き

本技術: 機械の目に基づいた目利き



人の目で見た違和感が最小化される
よう情報を削減する

機械学習による予測検出の精度が最大
化されるよう情報を削減する

4. 提案システムの有効性実証

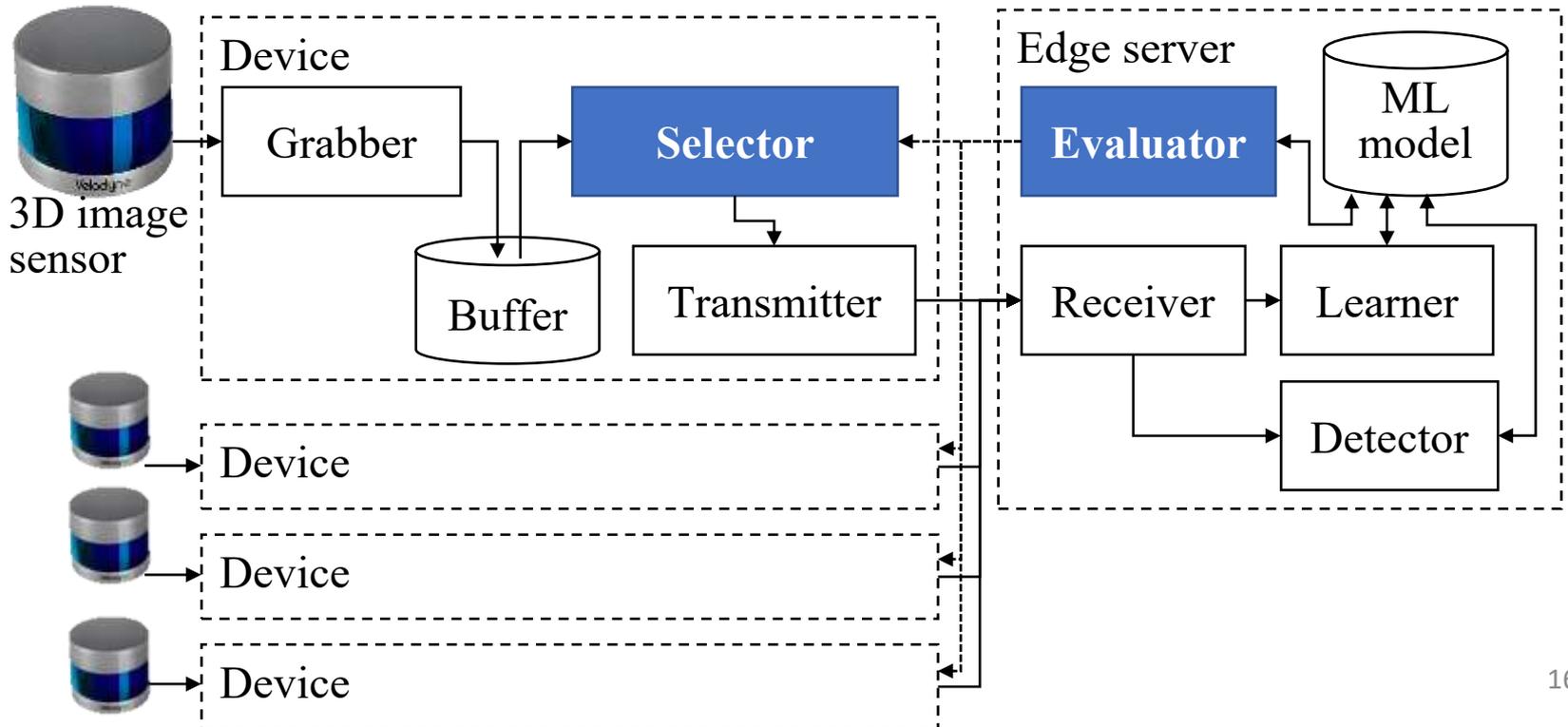
提案システムの構成

- 機械学習で用いる3Dイメージデータを目利きし、低通信レートでもリアルタイムに高精度の機械学習による予測を実現するシステム

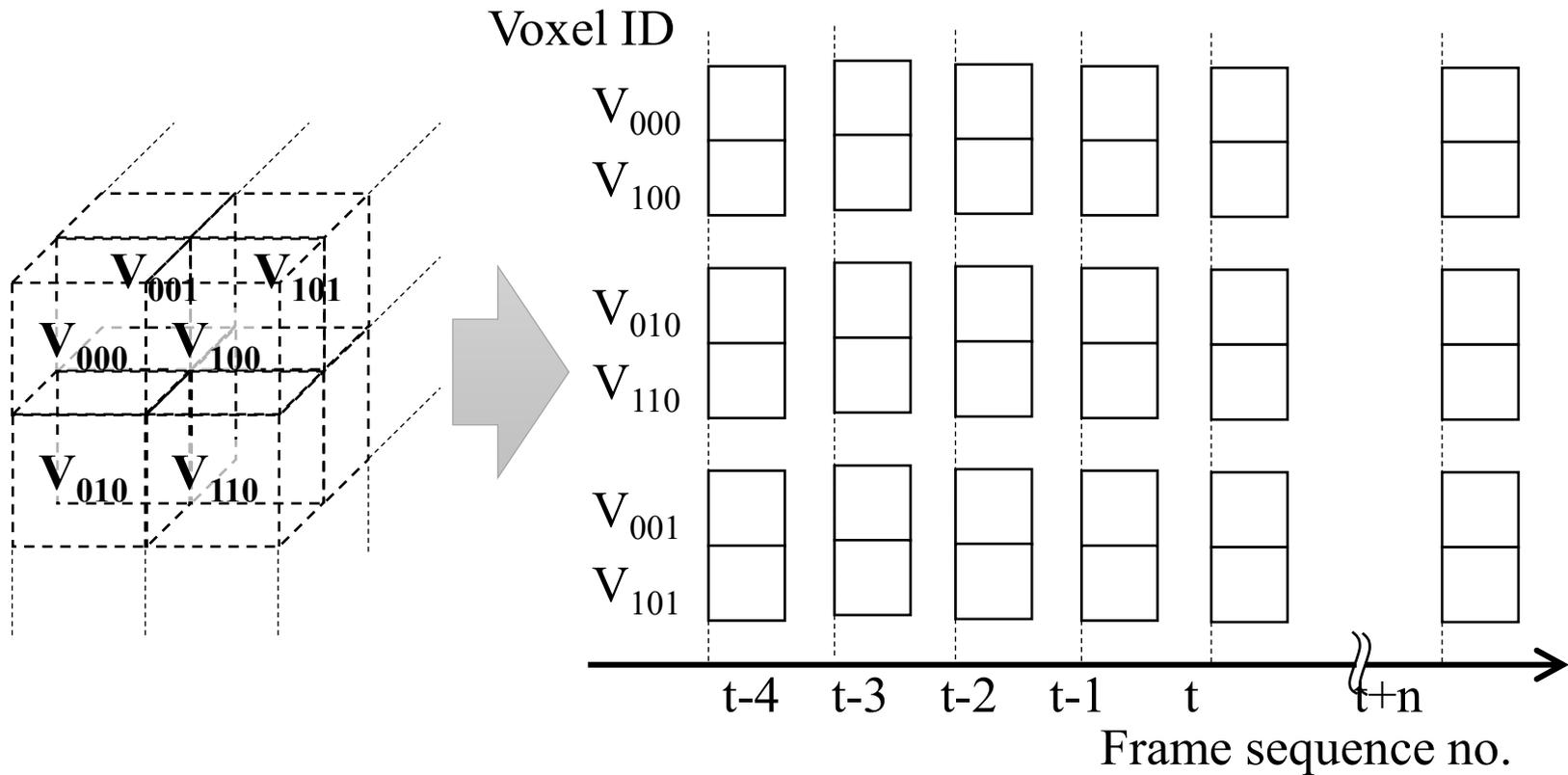
Selector:
点群データの高速処理
と重要度に応じた送信
制御を行う

Evaluator:
機械学習 (ML) のモデルから
データの重要度を推定しデ
バイスに通知する

Velodyne
VLP-16



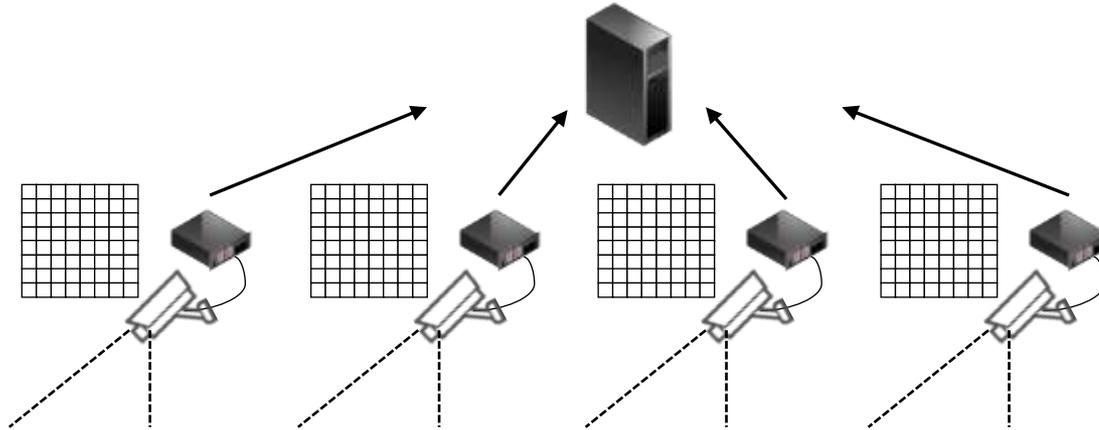
3次元イメージセンサデータの時空間特徴



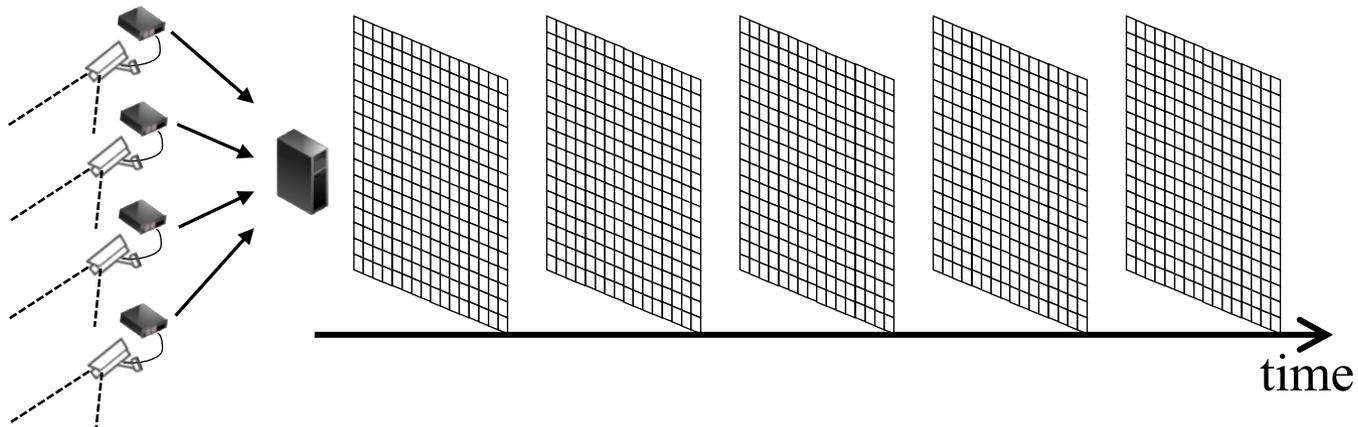
Voxel (ボクセル): イメージデータの単位サイズ \Leftrightarrow 2次元の場合Pixel (ピクセル)

従来研究との対比

従来研究: それぞれのセンサが特徴を考慮して送信 [Zhang2015, Dao2017, Burago2017/2018, Alsmirat2017, Liu2019]

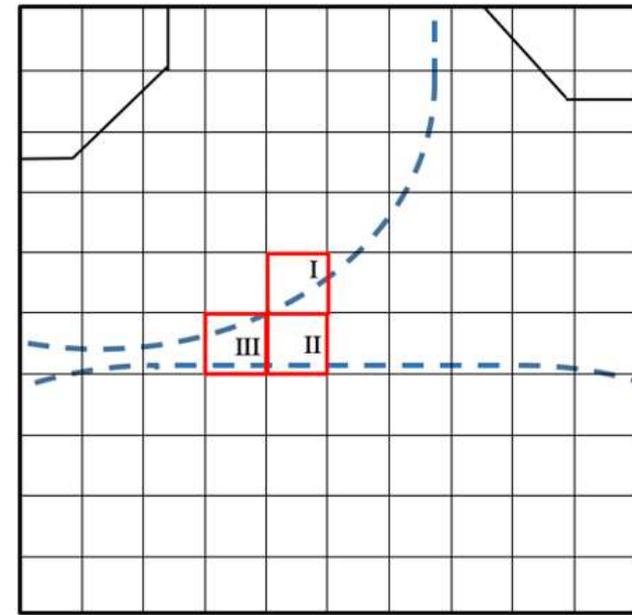
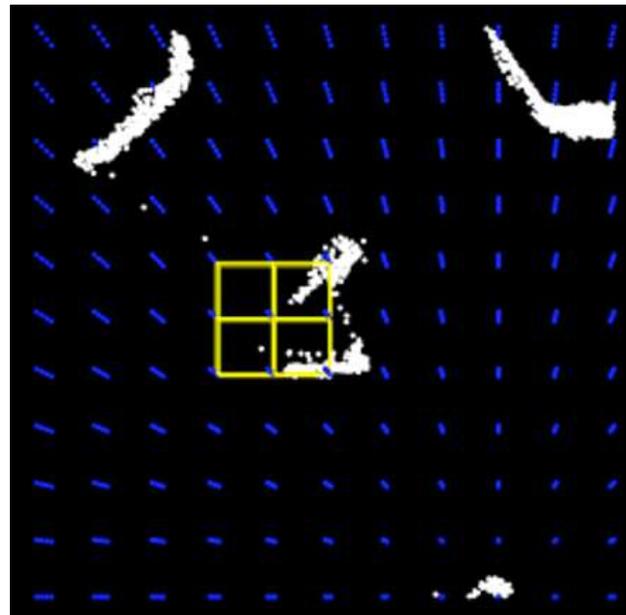
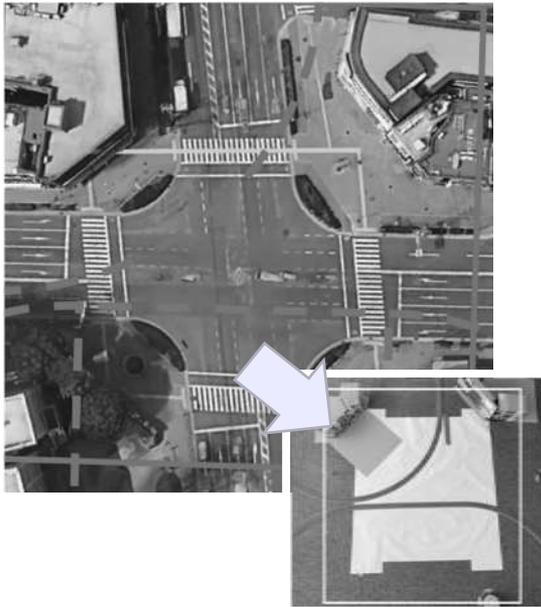


提案フレームワーク: データ集約後の時空間の特徴を考慮してそれぞれのセンサが送信 (遮蔽にも強い)



屋内実験

- 百万遍交差点 (京都市左京区) を模擬
- Velodyne Lidar VLP-16を2機使用
- ボクセルIIIで衝突リスク \leq ボクセルI、IIへの侵入を予測検出

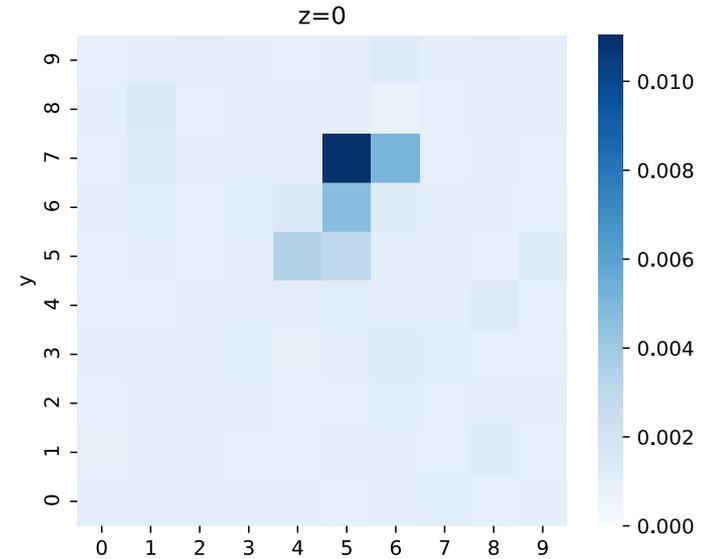


1/60スケールで再現

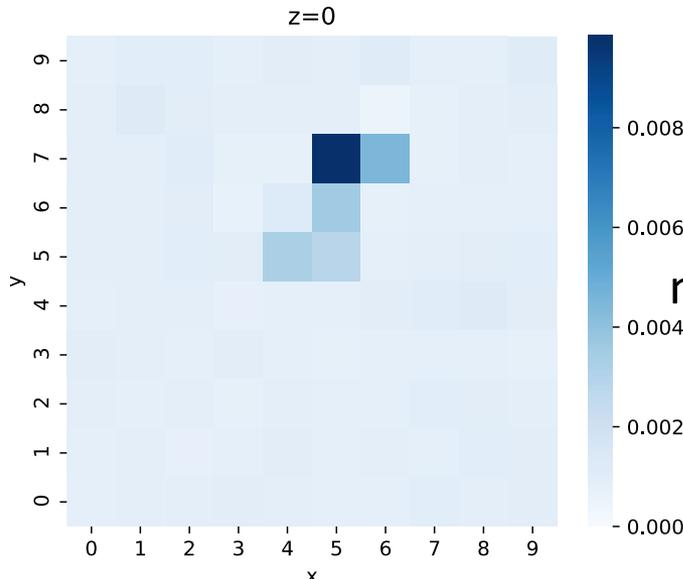
重要度推定 (ボクセルI)

- 地点ごとに各地点のデータがなかったときの精度低下を定量化 = 重要度スコアとする
- なかったときの補完を3パターン比較

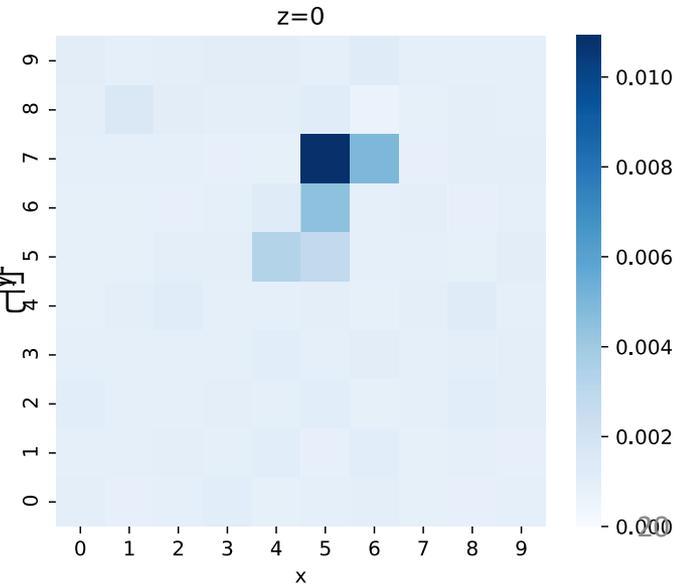
0補完



mean補完



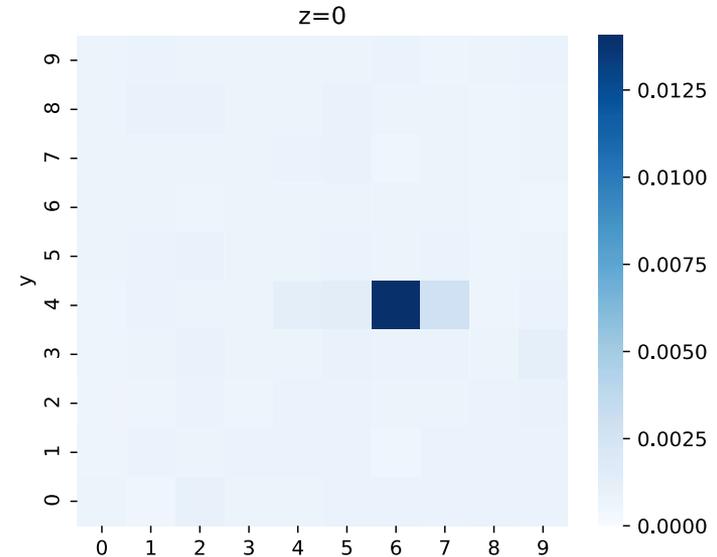
mode補完



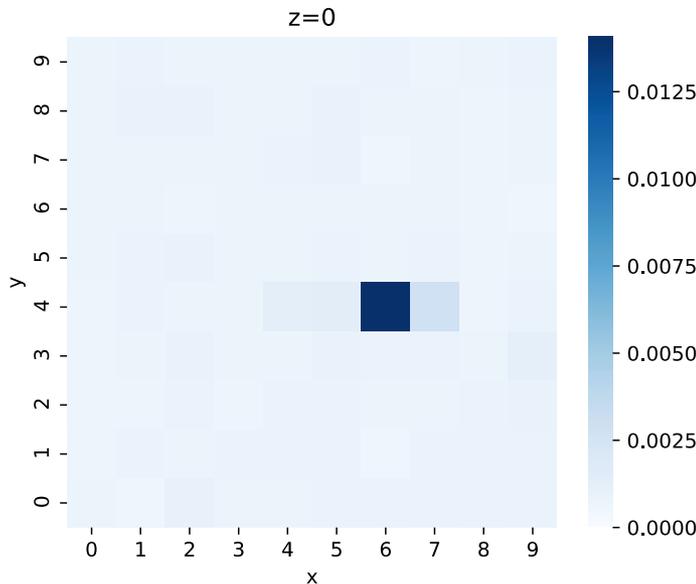
重要度推定 (ボクセルIII)

- 地点ごとに各地点のデータがなかったときの精度低下を定量化 = 重要度スコアとする
- なかったときの補完を3パターン比較

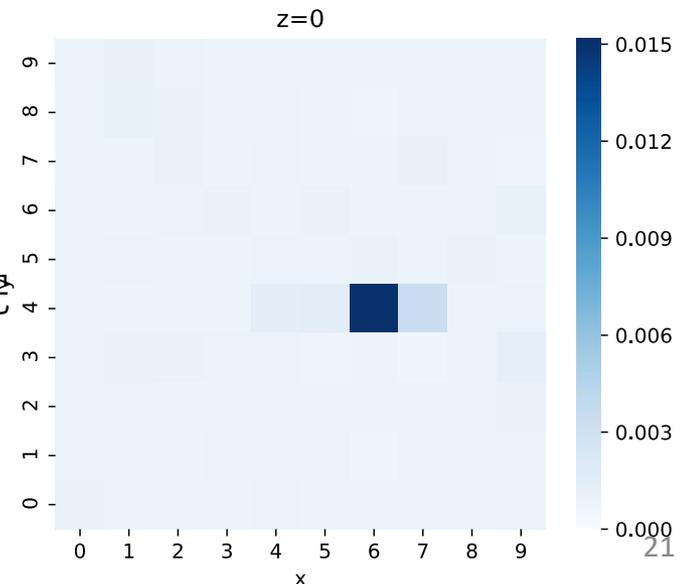
0補完



mean補完

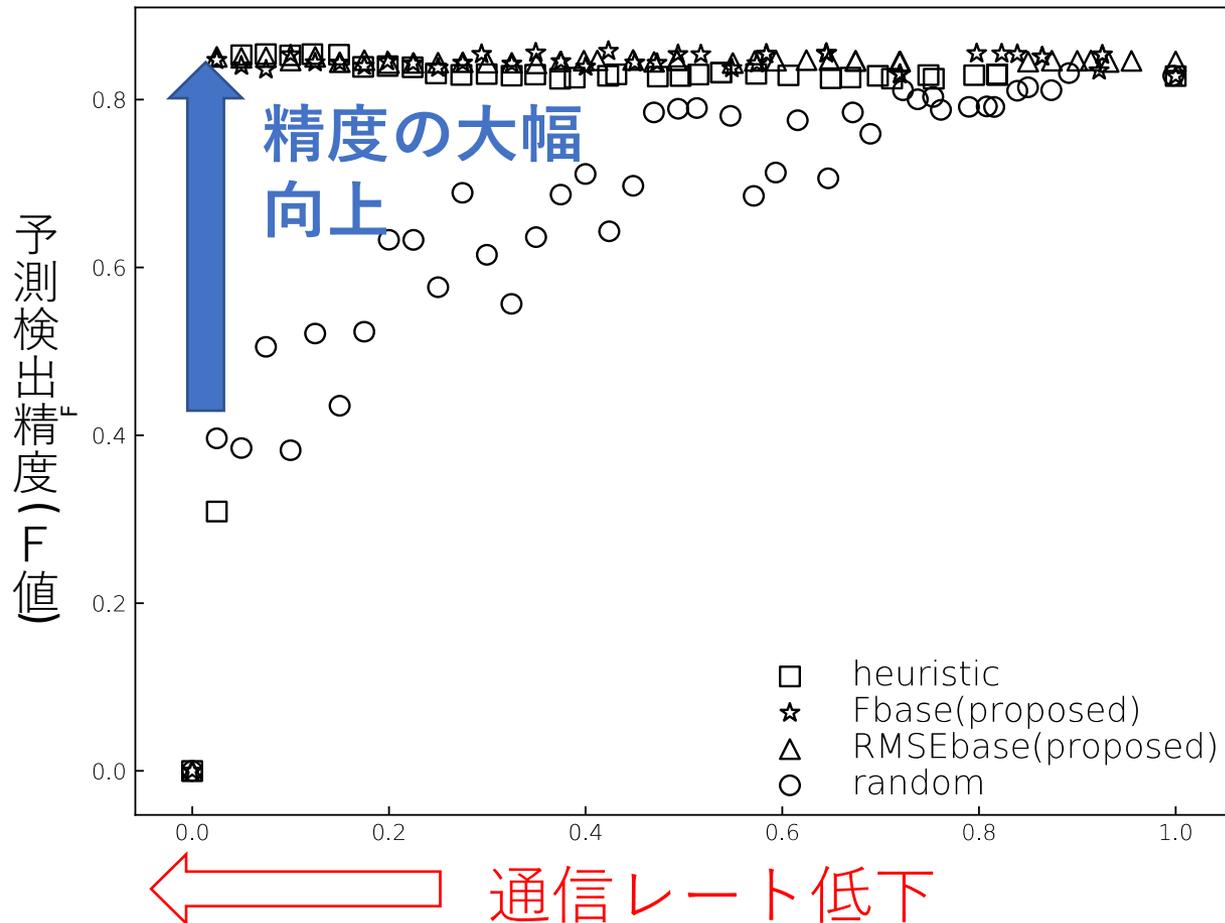


mode補完



通信レートの低下に対する予測検出精度

- 提案方式 (F値、RMSEに基づいて重要度推定)
- 従来方式 (heuristic: Voxel IIIに近いほど高重要度)、ランダム廃棄方式と比較



5. 社会実装に向けたシステム実装 と実験

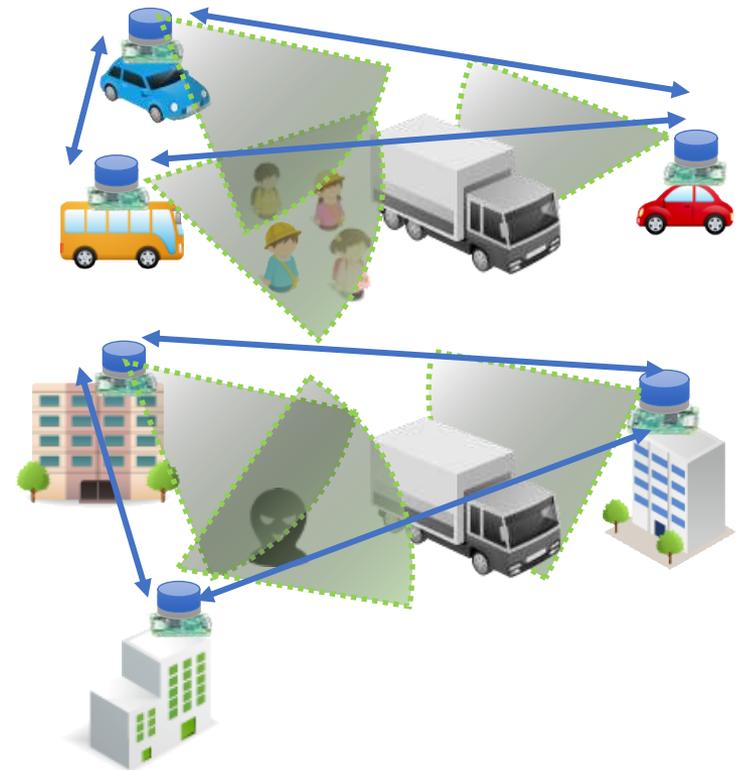
アプリケーション: 死角ゼロ

- 死角が多いほど、事故、犯罪率増加
- 死角を減らせるのがネットワーク型の長所

◆子供たちが死角に



◆悪意をもった人物が死角に



ネットワーク型の課題（1）

（1）複数センサ間での3Dイメージ統合のためのずれ補正

- 空間
- 時間

（2）制限された通信帯域を複数3Dセンサが競合して使用

- 限られたデータを用いた機械学習の実行

（3）3Dセンサデータのセキュアな管理

空間ずれ補正

- R (Rotation matrix)により水平方向、垂直方向の角度変換
- T (Translation matrix) はベクトルの変換

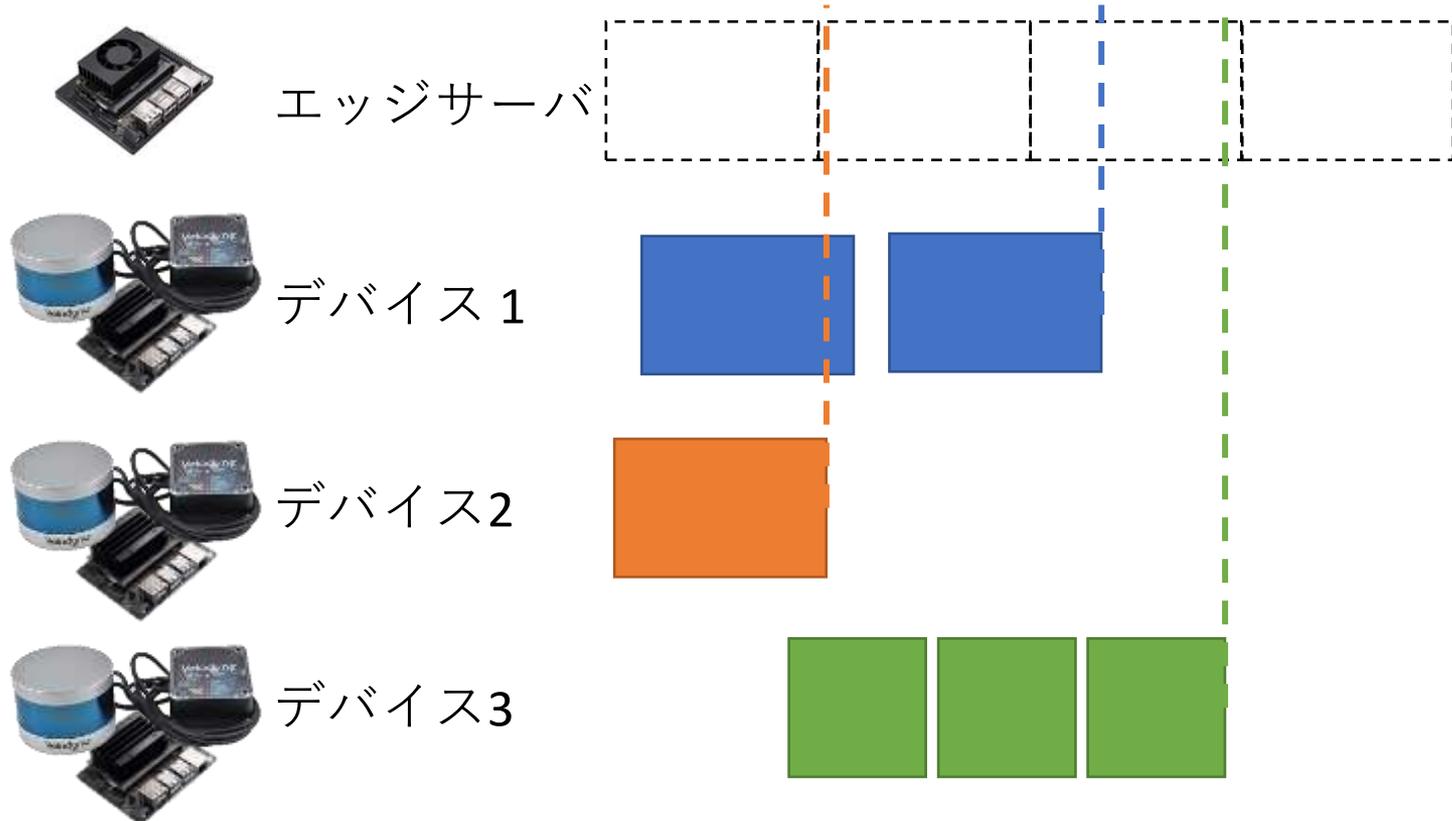
[Strigel 2014]

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{bmatrix} = TR \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$T = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & t_x \\ 0 & 0 & 0 & t_y \\ 0 & 0 & 0 & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad R = \begin{pmatrix} \cos(\varphi) & -\sin(\varphi) & 0 & 0 \\ \sin(\varphi)\cos(\theta) & \cos(\varphi)\cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 \\ \sin(\varphi)\sin(\theta) & \cos(\varphi)\sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

時間ずれ補正

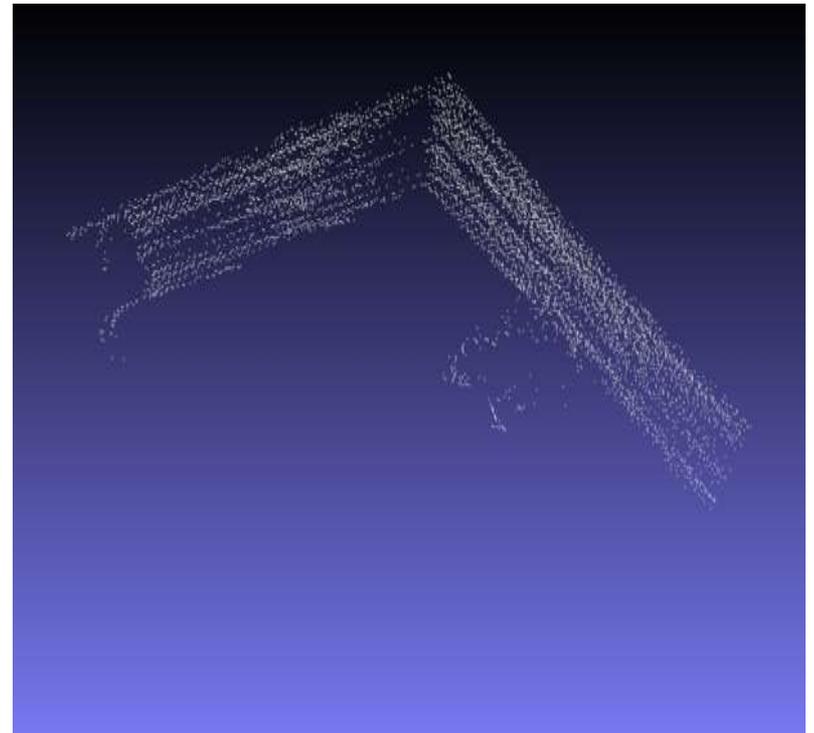
- LIDARはGPSと時刻同期可能
- デバイス=>エッジサーバ送受信でゆらぎ



空間・時間補正実験

1/24スケールで駐車場を模擬

空間・時間補正結果



ネットワーク型の課題 (2)

(1) 複数センサ間での3Dイメージ統合のためのずれ補正

- 空間
- 時間

(2) 制限された通信帯域を複数3Dセンサが競合して使用

- **限られたデータを用いた機械学習の実行**

(3) 3Dセンサデータのセキュアな管理

点群データからのオブジェクト検出

- 2018年頃から多くの方式が提案されている
- KITTIデータセットがベンチマークに用いられる
[<http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/>]

機械学習手法	1段階目	2段階目	Box生成方法
Point-RCNN	Point-base	Point-base	Anchor-free
Part-A ² -free	Voxel-base	Voxel-base	Anchor-free
Part-A ² -anc	Voxel-base	Voxel-base	Anchor-base
PV-RCNN	Voxel-base	Point-base	Anchor-base
SECOND	Voxel-base	-	Anchor-base
PointPillars	Pillar-base✕	-	Anchor-base

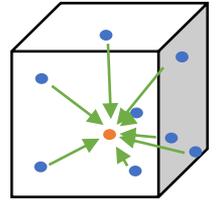
検出精度の比較評価

- **Anchor-base**の手法はサイズが大きく点数が多い対象 (車など) に有効
- **Anchor-free**の手法はサイズが小さく点数が少ない対象 (自転車) に有効

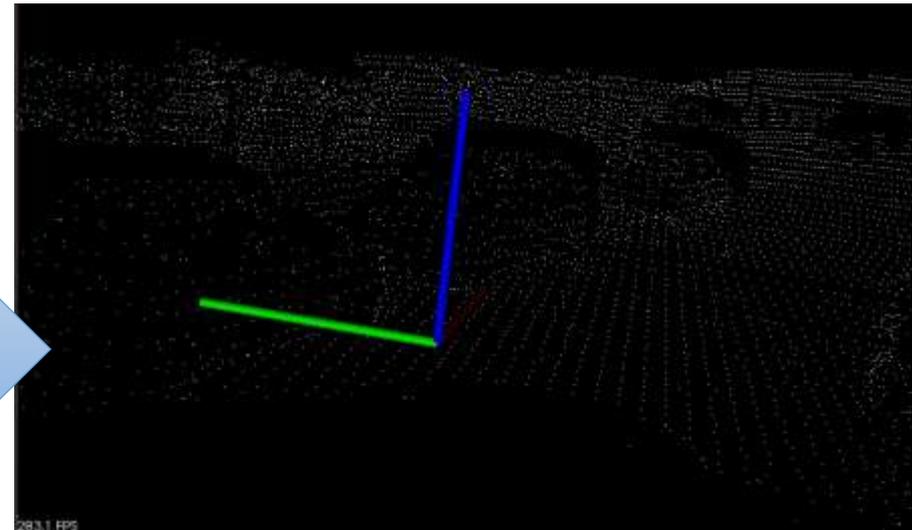
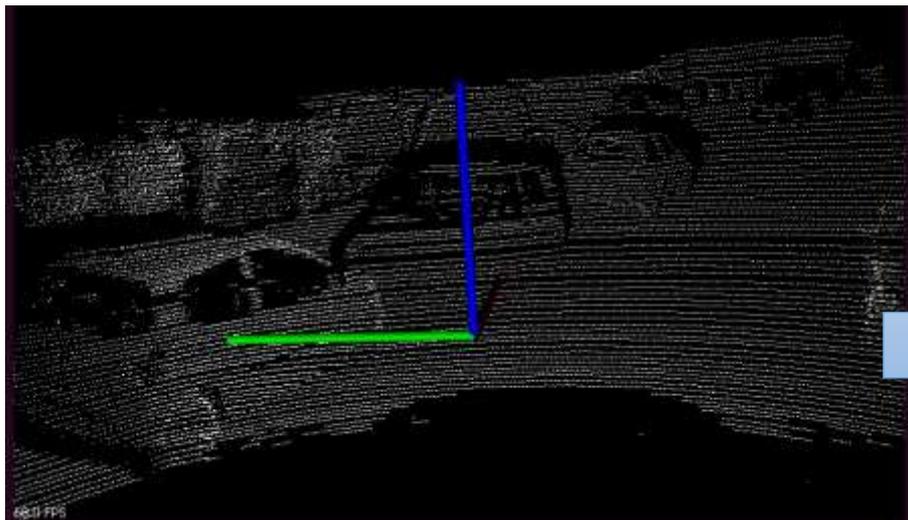
AP (%)	Car			Pedestrian			Cyclist		
	Easy	Moderate	Hard	Easy	Moderate	Hard	Easy	Moderate	Hard
Point-RCNN	91.9474	80.5265	78.3177	64.2283	55.9264	50.3343	92.1838	73.0403	68.5446
Part-A ² -free	91.6842	80.3118	78.1013	72.3584	66.4004	60.0709	91.9237	75.3263	70.5861
Part-A ² -anc	92.1511	82.9106	81.9977	66.889	59.6784	54.624	90.34	70.1362	66.9292
PV-RCNN	92.1047	84.3605	82.483	62.711	54.4902	49.8798	89.1011	70.3809	66.0168
SECOND	90.5534	81.6116	78.6108	55.9413	51.1434	46.1661	82.964	66.7401	62.7843
PointPillar	87.7518	78.3964	75.1843	57.3015	51.4145	46.8715	81.5782	62.9381	58.9814
MAX	92.1511	84.3605	82.483	72.3584	66.4004	60.0709	92.1838	75.3263	70.5861

学習時点での点数の削減

- 検出時の点数は (通信帯域の制限で) 削減されてしまう
- 学習時から点数を削減してモデルを生成すべきか？



Voxel gidを用いて削減。サイズ=20cm³に設定すると、点数が1/6~1/3まで削減



点数を削減した学習モデルによる検出精度

- Original_modelが元のモデル、Voelgrid_0.2_modelが点数1/3~1/6で学習したモデル

=> 学習時から削減しておくことの有効性 (特に歩行者と自転車) が確認できた

		Car			Pedestrian			Cyclist		
		Easy	M oderate	Hard	Easy	M oderate	Hard	Easy	M oderate	Hard
Part-A ² -free	Original_model	91.5758	80.1712	77.1073	41.43	37.4448	34.2771	87.3187	70.7326	65.6844
	Voxelgrid_0.2_model	91.0845	79.6847	77.3732	57.8979	52.5414	47.2954	86.4958	69.8668	65.4079
	O-V	0.4913	0.4865	-0.2659	-16.4679	-15.0966	-13.0183	0.8229	0.8658	0.2765
Part-A ² -anc	Original_model	91.6728	82.2851	79.393	13.622	12.8372	11.8419	67.5541	54.6848	50.7082
	Voxelgrid_0.2_model	91.6589	81.7004	79.3763	54.4872	46.9962	42.7158	87.0381	69.0621	64.7786
	O-V	0.0139	0.5847	0.0167	-40.8652	-34.159	-30.8739	-19.484	-14.3773	-14.0704
PV-RCNN	Original_model	91.9361	82.8575	80.2059	15.2424	12.5125	12.2711	64.6282	52.8533	49.3101
	Voxelgrid_0.2_model	92.365	82.7411	80.2428	60.1911	52.5897	47.6874	82.009	66.8663	62.7132
	O-V	-0.4289	0.1164	-0.0369	-44.9487	-40.0772	-35.4163	-17.3808	-14.013	-13.4031

屋外実験

<https://sites.google.com/view/lidar-ku/>

京都市役所



● LIDAR
設置地点
■ カバー
範囲

五条七本松交差点



● LIDAR
設置地点
■ カバー
範囲

KRP4号館前



● LIDAR
設置地点
■ カバー
範囲

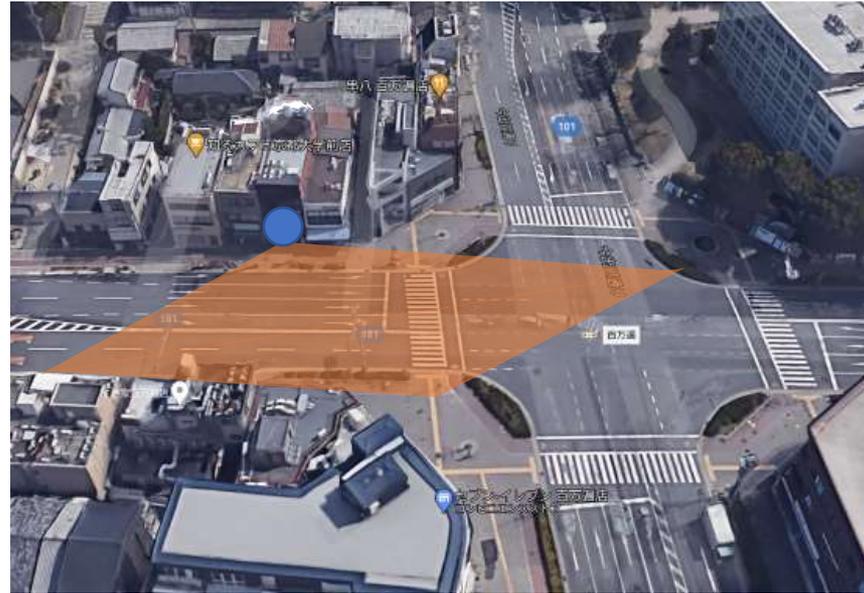
百万遍交差点



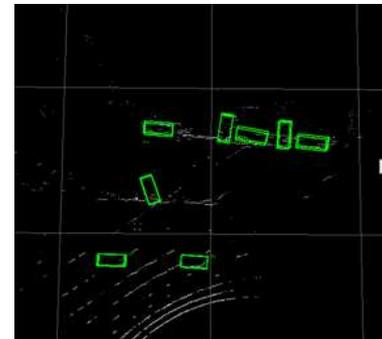
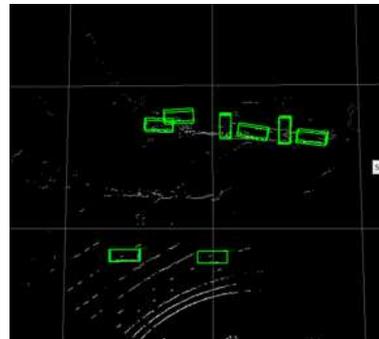
● LIDAR
設置地点
■ カバー
範囲

百万遍交差点 (京都市左京区)での検出結果

- 移動している自動車の検出に成功
- 1機のセンサでは遮蔽で見失うことを確認 => 複数機のセンサが必要



● LIDAR
設置地点
■ カバー
範囲



ネットワーク型の課題 (3)

(1) 複数センサ間での3Dイメージ統合のためのずれ補正

- 空間
- 時間

(2) 制限された通信帯域を複数3Dセンサが競合して使用

- 限られたデータを用いた機械学習の実行

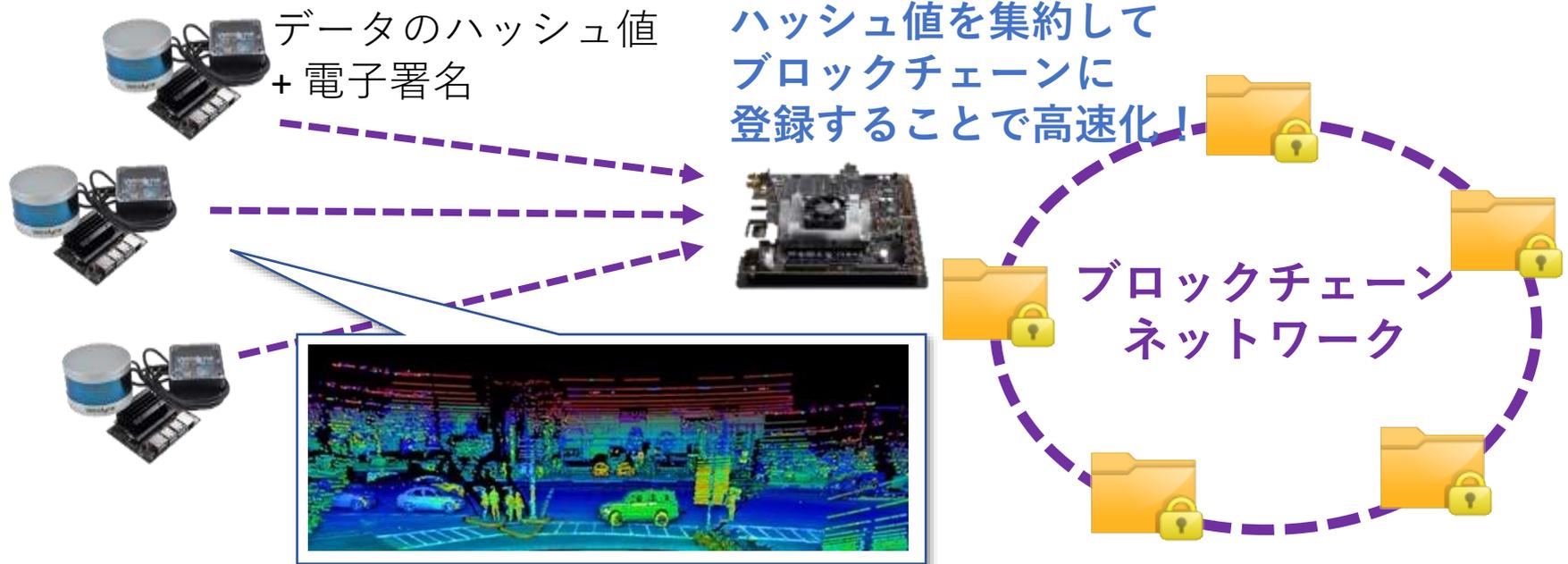
(3) 3Dセンサデータのセキュアな管理

ブロックチェーンによる3Dセンサーデータのリアルタイム管理

- プライバシ保護
- 事故・犯罪の証拠の改ざん防止

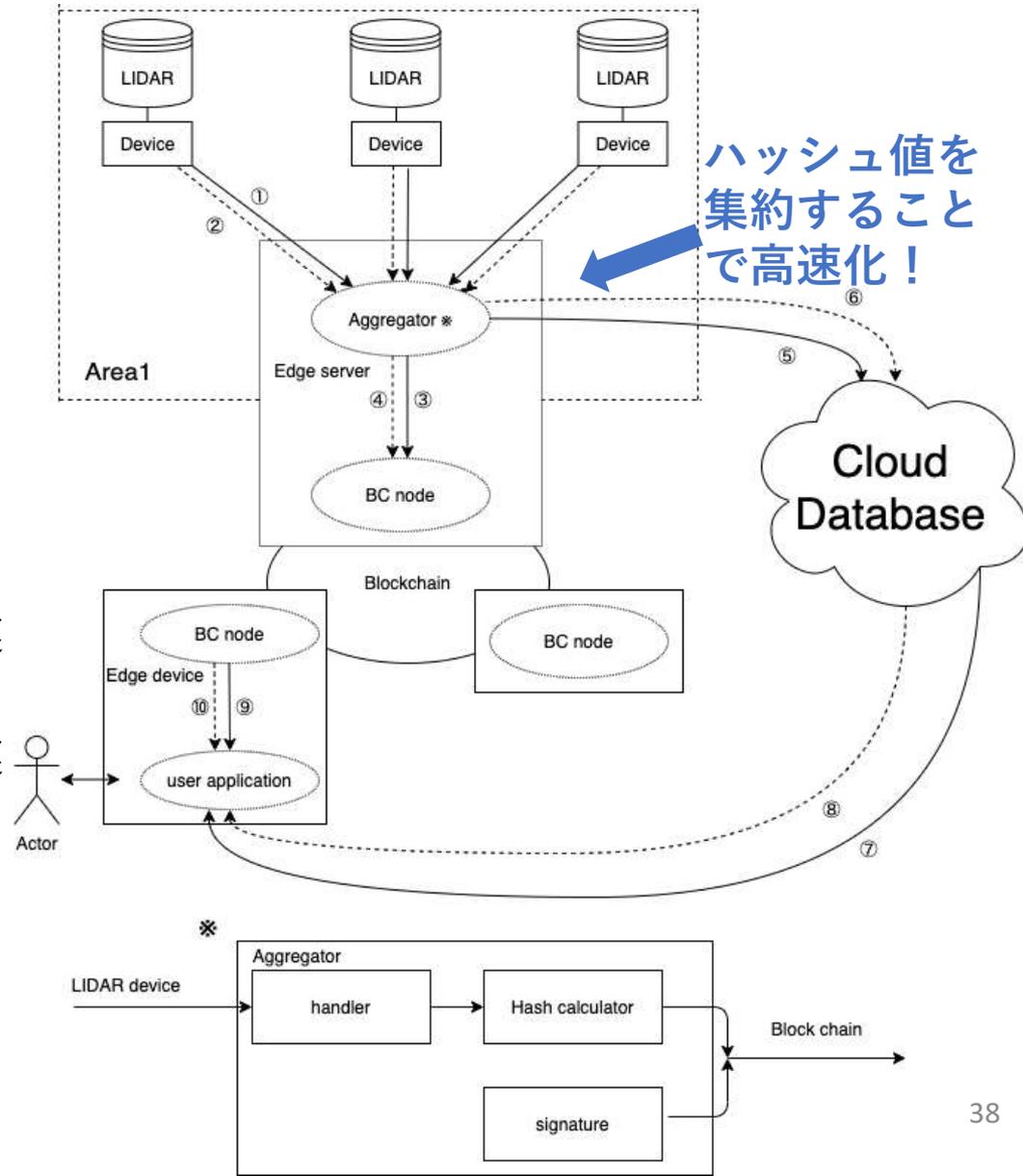
→ リアルタイム性が課題

項目	平均時間 ミリ秒
Certificate Authority処理時間	6.3
Transaction検証時間	491.1
Orderer処理時間	2408.1
Peer処理時間	278.5



ブロックチェーンアーキテクチャ

- ① LIDAR1の生データ
- ② LIDAR1のデジタル署名と公開鍵
- ③ LIDAR1の生データ、デジタル署名、公開鍵のハッシュ値
- ④ エッジサーバのデジタル署名と公開鍵
- ⑤ 生データ
- ⑥ LIDARのデジタル署名と公開鍵
- ⑦ 生データ
- ⑧ LIDARのデジタル署名と公開鍵
- ⑨ LIDAR1の生データ、デジタル署名、公開鍵のハッシュ値
- ⑩ エッジサーバのデジタル署名と公開鍵



企業への期待 - 産学連携パートナー募集 -

- 研究パートナー
 - 社会実験パートナー
 - 事業化パートナー
- を募集しております

代表的発表論文

- Y. Inagaki, R. Shinkuma, T. Sato, and E. Oki, "Prioritization of Mobile IoT Data Transmission Based on Data Importance Extracted from Machine Learning Model," IEEE Access, Vol. 7, pp.93611-93620, Jul. 2019
- D. Masuda, R. Shinkuma, Y. Inagaki, and E. Oki, "Blockchain framework for real-time streaming data generated in image sensor networks for smart monitoring," Proc. 2nd Conference on Blockchain Research & Applications for Innovative Networks and Services (BRAINS), 5 pages, Sep. 2020
- K. Sato, R. Shinkuma, T. Sato, E. Oki, T. Iwai, T. Onishi, T. Nobukiyo, D. Kanetomo, and K. Satoda, "Modeling of Utility Function for Real-time Prediction of Spatial Information," Proc. IEEE Global Communications Conference (Globecom), CQRM, pp.1-6, Dec. 2019
- R. Shinkuma and T. Nishio, "Data Assessment and Prioritization in Mobile Networks for Real-time Prediction of Spatial Information with Machine Learning," Proc. the 39th IEEE International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS 2019) Workshops - NMIC 2019, pp.1-6, Jul. 2019

本技術に関する知的財産権

- 発明の名称 : 学習型実空間情報形成システム
- 出願番号 : PCT/JP2019/38865
- 公開番号 : WO2020075584
- 出願人 : 京都大学
- 発明者 : 新熊 亮一

お問い合わせ先

- 京都大学 産官学連携本部

お問い合わせフォーム

<https://www.saci.kyoto-u.ac.jp/contact/>

- 研究に関するお問い合わせ

新熊 亮一

shinkuma@i.kyoto-u.ac.jp