

# スマートモニタリングのための 複数 LIDAR と機械学習の「目利き」によるセンサネットワーク

新熊 亮一

芝浦工業大学工学部 (〒135-8548 東京都江東区豊洲 3-7-5)

## Sensor Network for Smart Monitoring Using LIDAR Image Sensors and Data Prioritization by Machine Learning

Ryoichi Shinkuma, Faculty of Engineering, Shibaura Institute of Technology, 3-7-5, Toyosu, Koto-ku, Tokyo, 135-8548, Japan

**Abstract:** Smart monitoring technology built on image sensor networks is a key enabler of services that prevent people from getting into traffic accidents and from being the victim of street crimes in smart cities. In smart monitoring, image sensor data acquired by sensors such as 3D-image sensors are aggregated at an edge server and analyzed to detect the potential risk of traffic accidents and street crimes. The technical issue that we need to tackle is the real-time detection of such risk. This work proposes a framework for spatial feature-based prioritization for point-cloud data transmission in 3D-image sensor networks. We focus on a scenario where the potential risk of traffic accidents is detected. In the proposed framework, a risk detection model is created through the learning process of machine learning (ML). The framework works to improve the detection accuracy while avoiding overflow under strict bandwidth limitations.

**Key Words:** smart monitoring, LIDAR, machine learning, blockchain

### 1. はじめに

今後のスマートシティ時代において、配車サービスや、カー・バイクシェアリング、自動運転タクシーといった MaaS (Mobility as a Service) に代表されるように「移動」が鍵である。人々の移動は交通機関の利用や種々の消費行動を生むため経済活性化の源であると言える。しかし、移動により事故や、犯罪、ウイルス感染といったリスクも生じる。我が国では、人口減かつ少子化であるにも関わらず 9 歳以下の行方不明者数は年々増加している (平成 30 年 1,216 人) [警察庁]。また、小学生歩行中の平成 25~29 年の交通事故死傷者数は 99,040 人 (死者数 168 人) であった。一方で、高齢運転者による死亡事故が社会問題となっており、子供が巻き込まれることもあり、我々自身このような痛ましい事故の加害者にはなりたくはないものである。一方で、新型コロナウイルス (COVID-19) の感染拡大により、日本への渡航者が激減し、インバウンド (外国からの訪問) に依存した経済の大きなリスクが露呈した。このように、移動は経済活性化の源であるが、移動する人々を事故、犯罪、ウイルス感染のリスクから守る基盤が求められる。

2つの課題がある。1つ目は LIDAR (Light Detection And Ranging) などのイメージセンサのデータサイズが膨大であることである。例えば、1フレームあたり 1M バイト、30 フレーム/秒で、10 台のイメージセンサが、無線接続されているエッジコンピュータにイメージセンサデータを送信したとすると、その容量は 2.4Gbps となる。5G や IEEE802.11ax といった昨今の無線標準規格では収容できる容量であるが、イメージセンサからエッジコンピュータへの通信は上り方向で衝突が生じやすいこと、複数のシステムが 2.4Gbps で常時通信するほど通信容量は十分でないことから、限られた帯域でイメージセンサデータを送受信できる必要がある。2つ目はプライバシーの問題である。カメラが取得したイメージセンサデータは個人の顔や車のナンバープレートの情報を含むため、かなりプライバシーに注意が必要である。LIDAR で取得された 3D センサデータの形式は点群 (Point Cloud) であるため、顔やナンバープレートの情報は含まない。それでも、プライバシーの注意が必要であるため、センサデータを取り扱い可能なブロックチェーンとして、IoT (Internet of Things) ブロックチェーンを導入し、プライバシーを保護する。しかしながら、これまでイメージセンサデータのようなサイズの大きいデータをリアルタイムに登録可能なブロックチェーンネットワークは存在しなかった。

本研究開発では、独自の機械学習による「データの目利き」技術とブロックチェーンの融合技術により、1) 厳しい帯域制限下での高精度の検出と 2) イメージセンサデータのリアルタイム保護 を両立する。機械学習による「データの目利き」技術とは、接点の検出に機械学習を用いる場合、機械学習により生成されたモデルから入力データの重要度をスコアとして抽出し、そのスコアを通信における優先制御に用いる技術である 1)- 5)。これにより、重要なデータに通信帯域やプライバシー保護の処理を優先的に割り当てることができる。

## 2. システムアーキテクチャ

モバイルセンサ群とエッジサーバにより予測推定を行なう反射系と、クラウドサーバによって学習を行なう学習系とで構成される。クラウドサーバはエッジサーバでリアルタイム処理されたデータを用いて学習を行なう一方、エッジサーバはクラウドサーバで学習された学習済モデルを用いて予測推定を行なうため、これらの間の連携が重要である。また、モバイルセンサ群によるデータ重要度の自律的な判断を可能にするため、エッジ-クラウド間の機能配置とプロトコル設計が重要である。図1のシステムを構築している。センサとしてまず固定センサを想定し、3Dイメージデータを取得するLIDARを用いた。複数の3Dセンサデバイスがデータを収集し、エッジコンピュータがそれらを集約し、機械学習による予測を実行する。機械学習のモデルはクラウドコンピュータで生成・更新される。

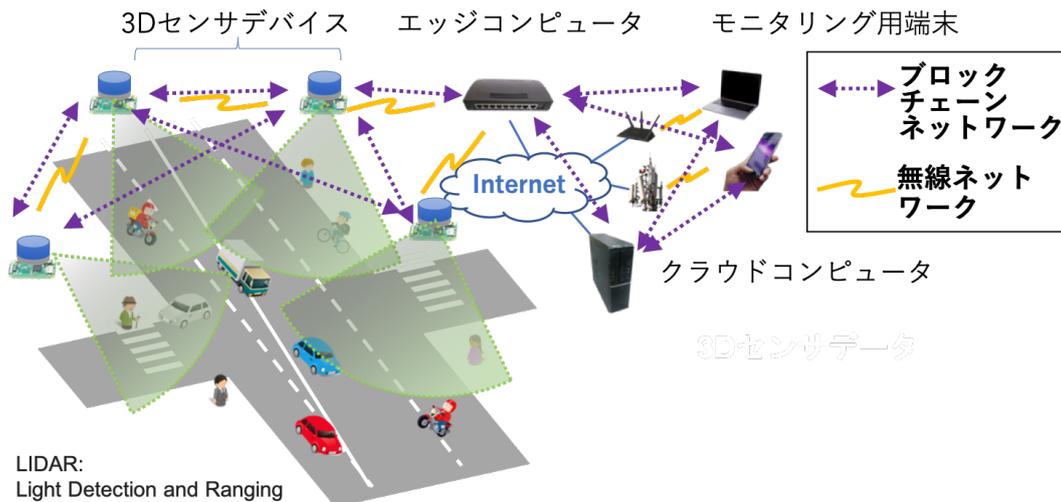
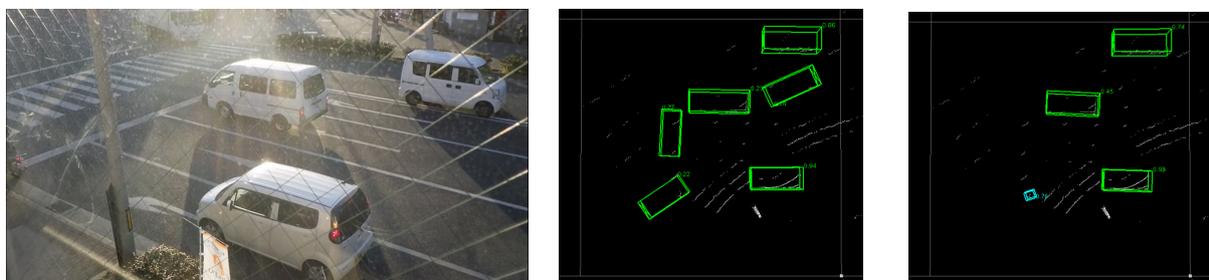


図1: システムアーキテクチャ

## 3. 移動車両検知の実証実験

図2は、クラウドサーバで生成した機械学習モデルを用いて、実際の交差点における車両検出を行った結果である。学習にはKITTIリファレンスデータセット6を用いた。図2のとおり、従来モデルよりもデータを削減した提案モデルの方が精度高く検出できていることがわかる。

次に、エッジコンピュータでリアルタイムに受信されたイメージセンサのデータを集約し、人や様々なモノの接点をエッジコンピュータの限られた計算性能でも高速に検出できる処理技術の設計を行った。表1がAWS、表2がJetsonでの結果である。領域を分割することで、重要度が高い領域、すなわち人や車両の存在する領域の処理時間を分割しない場合に比べて大幅に短縮できた。なお、フレーム数は3766であったため、表1(AWS)では、重要領域の1フレームあたりの処理時間は直列(sequential)の場合約70ミリ秒、並列(parallel)の場合約117ミリ秒、分割しない場合約225ミリ秒であった。表2(Jetson)では表1よりも処理時間が長くなるため、領域分割の必要性がより高いと言える。



(a) 実際の状況 (京都市左京区)

(b) 従来

(c) 提案

図2: 実際の交差点での車両の検出結果

表 1: 直列、並列、分割なしでの処理時間 (秒) (AWS)

scheme	high-importance regions	low-importance regions	overall regions
sequential	265.5264	865.0777	1130.6041
parallel	441.9018	893.3325	893.3325
benchmark	-	-	848.8176

表 2: 直列、並列、分割なしでの処理時間 (秒) (Jetson)

scheme	high-importance regions	low-importance regions	overall regions
sequential	1399.5627	2547.2181	3946.7808
parallel	2350.4717	5467.1833	5467.1833
benchmark	-	-	2636.4746

#### 4. 点データ削減の処理時間

LIDAR で取得された 3D センサデータを対象に、機械学習のデータの目利きにより検出精度を維持したままデータ量を削減する手法を設計した。LIDAR をセンサとして備えたイメージセンサデバイス 2 台とエッジコンピュータが無線通信で接続されている。数値評価により、限られた通信帯域でも、1M バイト、10 フレーム/秒で、オーバーフローせずリアルタイム性の保証が可能であることを数値評価により示した。データ量を削減するには、各点データが削減対象かどうか判定する必要がある、その判定に時間を要するとリアルタイム性が損なわれる。そこで、Unordered set を用いた。図 3 は単位空間の数に対する処理時間を示す。単位空間が多いほど細かい判定が必要となり、従来手法(Vector)であれば指数的に処理時間が増加している。Unordered set を用いることで処理時間を一定以下に抑えることができた 7)。

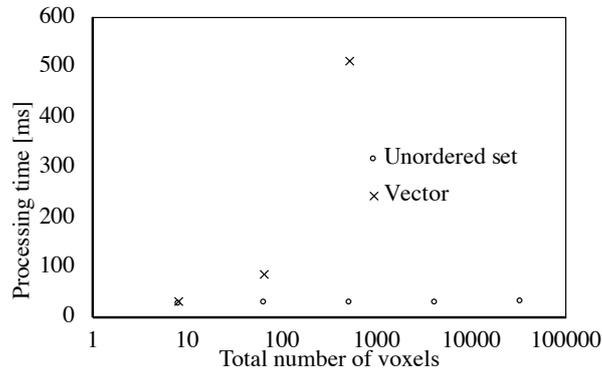


図 3: 単位空間の数に対する処理時間

#### 5. リアルタイムな点データのブロックチェーンへの書き込み

ブロックチェーンへの書き込みのオーバーフローを回避するために、3D データのフレームを集約する手法を設計した。数値評価により、LIDAR で取得されたイメージセンサデータの 1 フレームをブロックチェーンに登録する。オーバーフローせずリアルタイム性の保証が可能であることを示した。図 4 のとおり 50 フレーム以上を集約してハッシュ化することで、オーバーフローさせず遅延をおさえることができた 8)。

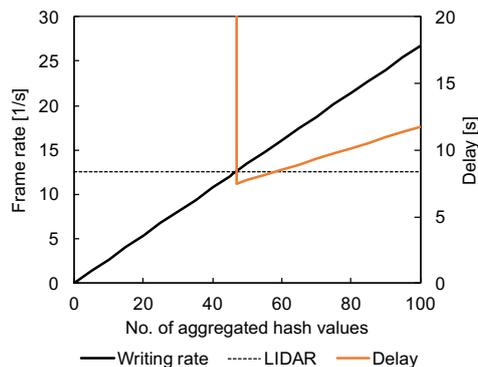


図 4: ハッシュ集約数とフレームレート/遅延

## 謝 辞

本研究は科学技術振興機構(JST)さきがけ(no. JPMJPR1854)、科研費基盤(B)(no. 21H03427)、および情報通信研究機構(NICT)の委託研究の一環で実施された。

## 参考文献

- 1) K. Sato, R. Shinkuma, T. Sato, E. Oki, T. Iwai, T. Onishi, T. Nobukiyo, D. Kanetomo, and K. Satoda, "Creation of Temporal Model for Prioritized Transmission in Predictive Spatial-Monitoring Using Machine Learning," IEICE Trans. Commun., Vol.E104-B, No.8, Aug. 2021
- 2) R. Shinkuma, T. Nishio, Y. Inagaki, and E. Oki, "Data Assessment and Prioritization in Mobile Networks for Real-time Prediction of Spatial Information Using Machine Learning," EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 19 pages, May 2020
- 3) 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
- 4) 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
- 5) Y. Yamada, R. Shinkuma, T. Sato, and E. Oki, "Feature-selection based data prioritization in mobile traffic prediction using machine learning," Proc. IEEE Global Communications Conference (Globecom) 2018, CQRM, pp.1-6, Dec. 2018
- 6) The KITTI Vision Benchmark Suite: <http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/>
- 7) C. Li, R. Shinkuma, T. Sato, and E. Oki, "Two-Level Processing Scheme for 3D-Image Sensing Network" Proc. IEEE IFIP Networking 2021, pp.1-2, Jun. 2021.
- 8) 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