

研究終了報告書

「人々の移動に関する実空間情報をリアルタイムに形成するためのデータを目利きできるネットワーク AI」

研究期間：2018年10月～2022年3月

研究者：新熊 亮一

1. 研究のねらい

実空間情報のリアルタイム予測の需要が増加している。実空間情報とは例えば、交通量(車、歩行者など)、路面状態、道路工事、騒音レベル、大気汚染レベル、交通事故、路上犯罪である。実空間情報システム・分析市場の規模は2017年の\$66.2Bから2020年には\$88.3Bに成長すると予想されている [GeoBuiz-18]。

実空間情報を取得するセンサーとしてイメージセンサが発展している。その技術的進歩として、小型化、軽量化、省電力化がある。イメージセンサとして、一般のカメラ以外にも3次元イメージセンサであるLIDAR (Light Detection and Ranging)が注目を集めている。イメージセンサの市場規模は、2016年に12.8BUSドル、2023年には24.8BUSドルに成長すると予測されている [MarketsandMarkets]。

イメージセンサデータから実空間情報を抽出する画像認識技術が発展している。オブジェクト認識により人、車を検知したり、状態認識により人の歩行/静止、路面のダメージ、交通事故を検出したり、ナンバープレート認識により車両を特定したり、が可能になる。

しかし、ニューヨークや東京など、都市一帯を固定センサでカバーするのは導入・維持コスト点で困難であるため、ユーザデバイス群によるモバイルクラウドセンシング (Mobile crowdsensing) が期待されている。しかし、モバイルネットワークの上り通信の容量は低速である。スペック上はLTEで1.5Gbps、5Gで10Gbpsだが、実際はもっと低い。また、従来はウェブ閲覧や動画配信といった下りトラフィックを収容することを主目的に設計が行われてきた。このように、モバイルクラウドセンシングによって収集されるイメージセンサデータによって生じるトラフィックが容量を大きく超えることが問題となる。

上記課題に対し、「実空間情報をリアルタイムに形成するためのデータを目利きできるネットワーク AI」による解決を試みる

2. 研究成果

(1) 概要

将来、道路交通網など公共空間における事故や犯罪の不安が増大していくことが懸念される。提案する「データを目利きできるネットワーク AI」システムにより、実空間情報の精度に寄与するデータほど重要であると学習し制御を行うことで、重要度の高いデータがリアルタイムに到達できるようになる。事故や犯罪に対する予防と迅速な対応が可能な社会の実現を目指し、提案システムによりリアルタイムかつ高精度な実空間情報の取得に成功した。

(2) 詳細

図1に構築した3次元センサネットワークシステムを示す。

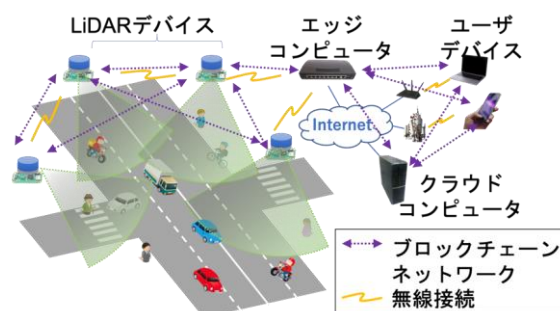


図 1: 3次元センサネットワークシステム

課題 1. データ重要度学習手法

図 1 では、複数の LIDAR デバイスとエッジコンピュータとが無線通信で相互接続されている。エッジコンピュータをゲートウェイとして、インターネット経由でクラウドコンピュータとユーザデバイスが接続されている。LIDAR デバイス、エッジコンピュータ、クラウドコンピュータ、ユーザデバイスはブロックチェーンネットワークのノードになっている。

複数の LIDAR デバイスはそれぞれ観測範囲の 3 次元イメージセンサデータを取得する。3 次元イメージセンサデータは LIDAR から発せられるレーザーの反射から得られた点群形式で、人や車の位置と形状を情報として含んでいる。さらに、このデータは動画のようにフレームを連続的につないだストリーム形式であり、フレームをまたいで人や車の移動も情報として含んでいる。エッジコンピュータは複数の LIDAR デバイスで取得された 3 次元イメージセンサデータを統合し、イメージ処理により人や車を検出することができる。

一方で、3 次元イメージセンサデータは点群形式であるため、人の顔や車のナンバープレート情報を含まないため、それほどプライバシーリスクが高くないが、人の歩き方や、車の形状・運転のクセから同定を行うこともできるため、プライバシー保護が必要である。そこで、本基盤では、ブロックチェーンを用いて、プライバシー保護を行う。具体的には、LIDAR デバイスは 3 次元イメージセンサデータを取得するたび、そのデータをフレームごとにブロックチェーンに登録する。

しかし、イメージセンサデータのデータサイズが膨大であることに起因する 2 つの挑戦的課題があるため、最終目標を達成することは困難である。

1. 限られた通信帯域下で、受信できた一部のイメージセンサデータから精度高く検出を行わなければならない
2. リアルタイム性を損なうことなく、ブロックチェーンネットワークにイメージセンサデータを登録しなければならない

これらの課題を本研究の通じ提案システムにより解決した。

低レート高精度イメージセンサネットワーク技術を確立した。これは、LIDAR により取得されるイメージセンサデータのデータサイズが大きいため通信帯域を逼迫する問題に対し、機械学習によるデータの目利きを行ない、重要度に基づいた優先制御により限られた通信帯域で、人や様々なモノの接点の検出精度の改善に大きく寄与するデータを送

ることができるという技術である。

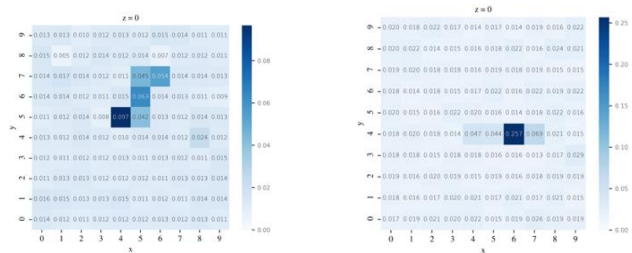
LIDAR をセンサとして備えたイメージセンサデバイス複数台とエッジコンピュータが無線通信で接続されている。機械学習によるデータの目利きにより、機械学習のモデルから各々のデータの重要度をスコアとして抽出する。そのスコアに基づいてイメージセンサデバイスの送信部を制御する。これにより、限られた通信帯域でも重要度の高いデータがエッジコンピュータに受信される。

リアルタイムに実空間情報を提供するには通信・計算処理速度が課題となる。高解像度の LIDAR はデータレート数十 Mbps～数 Gbps、フレームレート数十 fps のストリームを連続送信するため、多数の LIDAR センサが同時送信すると通信速度の制限で輻輳が生じる。また、エッジの処理速度はクラウドより劣るためディープラーニングの所要時間が問題となる。研究代表者は「目利き技術」は精度に寄与する（つまり重要度の高い特徴を含む）データの通信・計算処理を優先制御することにより、これらの課題を解決した。

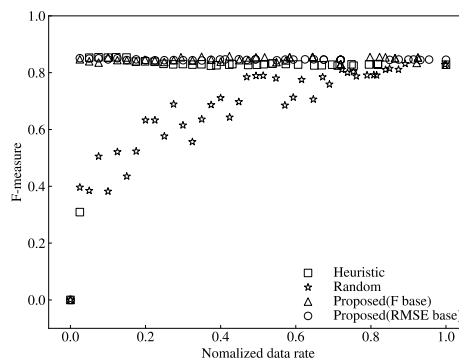
図 2 に交差点を模した実験の結果を示す[代表的論文 2]。右折車と直進車の衝突を対象に、目利き技術を適用したところ、衝突予測のための特徴重要度は右折者、直進車に対しそれぞれ図(b)のようになった。図(c)の通り、通信速度の低下が厳しいほど(横軸左)従来の重要度なし(Random)、空間相関に基づく制御(Heuristic)は精度が低下するが、提案技術では 5%まで低下しても精度が維持できている。



(a) 模擬した交差点



(b) 特徴重要度(濃いほど重要度高)



(c) 通信速度制限に対する検出精度

図 2: 交差点を模した実験 (実際の LIDAR を 2 台使用)

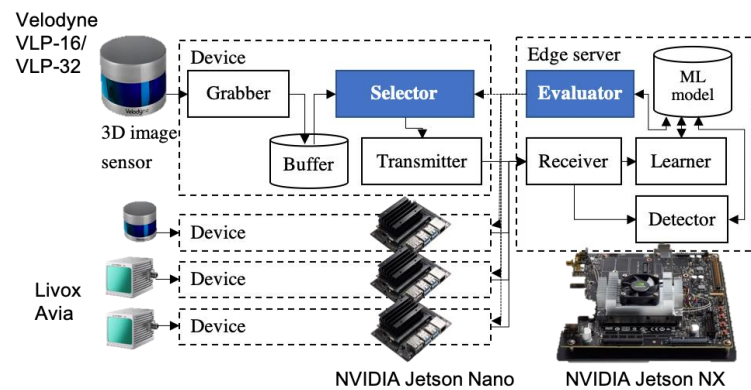


図 3: 実装したシステムの構成

課題 2. データ重要度に基づいた制御手法

図 3 に実装したシステム構成を示す。デバイス 1 台につき 1 台の LiDAR ユニットが接続されている。取得部 (Grabber) は Velodyne 製 VLP-16、VLP-32、Livox 製 Avia の仕様に対応して実装されており混在も可能である。実測実験では VLP-16 を用いた。

エッジサーバの評価部 (Evaluator) が実空間の特徴を領域ごとの学習し、選択部 (Selector) が、リアルタイムに検出部 (Detector) にとって重要度の高いデータを選定する技術を開発した。図 4 に、実機の LiDAR のフレームレートを 10 フレーム/秒としセンサ数を 30 とした場合の結果を示す [Akiyama, NOMS 2022]。図のとおり、従来は大半のデータが到達しなかったのが、提案技術によりほぼ 100%到達できた。

AWS クラウド環境の潤沢な計算性能を用いてモデルを学習し、図 3 のエッジサーバに学習モデル (ML model) として配置した。LiDAR データと車両のラベルを含む KITTI データセット [http://www.cvlibs.net/datasets/kitti /raw_data.php] を学習の教師データとして用いた。

表 1 と表 2 はオブジェクト検出 SECOND を用いた場合の精度と処理時間である [Otsu, IEEE Access 2022]。表 1 のとおり、領域全体 (Overall) の Easy について 90.6%、表 2 のとおり 700.1 ミリ秒を達成した。さらに、前述の評価部により高重要度と判定された領域については、表 2 のとおり 371.6 ミリ秒で処理を完了できた。

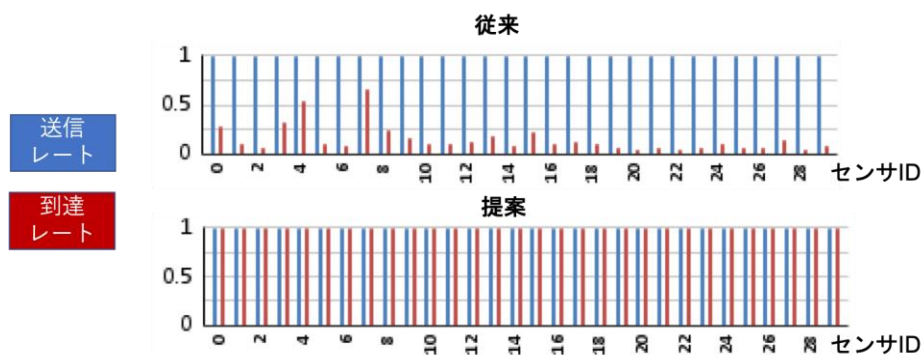


図 4: デバイスからの送信レートに対するエッジへの到達レート

Region	Easy	Moderate	Hard
High importance	83.3	72.2	67.0
Low importance	59.0	44.4	40.6
Overall	90.6	81.6	78.6

表 1: 車両の検出精度 (AP: Average Precision)

Method	High importance	Low importance	Overall
Sequential	371.6 (5.3)	676.4 (2.9)	524 (3.5)
Parallel	624.1 (5.3)	1451.7 (6.1)	1451.7 (6.1)
Benchmark	-	-	700.1 (3.1)

表 2: 車両検出に要した処理時間 [ミリ秒] ()内の数字は AWS クラウド環境に対する増
加率

課題 3. ネットワーク AI システムの構築

全体アーキテクチャを設計し、システムを構築した。ブロックチェーンデータベースの I/O・ネットワークのパフォーマンスに合わせられるように、フィルター(目利き)でデータを軽くする。プラットフォームを利用したいシーンに合わせて LIDAR の点群データを検出しやすいように、点群の調整(加工)を行う。AI 技術による検出結果をリアルタイムで表示・利用できるよう検出処理を先に行っておく。

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し保護可能な IoT ブロックチェーン技術を開発した。また、新たに取得されたイメージセンサデータをブロックチェーン上のアクセス権限のある他のノードで参照可能にした。

ブロックチェーンへの登録においては、オーバーフローが生じないように、LiDAR のデータをフレームごとに登録するのではなく複数フレームに渡って集約したハッシュ値を登録する技術を開発した [Masuda, BRAINS 2020]。エッジサーバで受信された LiDAR のデータはキューで待ち状態となる。スケジューラ (Scheduler) が各 LiDAR のデータのキュー長を把握し、オーバーフローが生じないようキューに貯まったデータをハッシュ計算部 (Hash calculator) により一括でハッシュ化する。この手法によりオーバーフローせず登録が可能であることを示した。

3. 今後の展開

本研究成果を踏まえ、複数 LIDAR のリアルタイム統合を強みとしてより前面に押し出し、多重複合センサネットワークとしての産業応用・事業化を進める。これを推進するため、2021 年度、JST の大学発新産業創出プログラムである SBIR フェーズ I に採択され研究開発を実施した。

[<https://www.jst.go.jp/start/sbir/project2021.html>]

課題名は「デジタルツインによりセンサレス自律移動を可能にする多重複合センサネットワーク」であり、総務省からの「最先端通信技術によりサイバー空間とフィジカル空間が高度に融合した世界で新たな価値を生み出す研究開発」のニーズに応えた提案である。

4. 自己評価

1) 研究目的の達成状況

基礎から実装まで行い、十分な達成度であった。十分な論文発表ができた。

2) 研究の進め方(研究実施体制及び研究費執行状況)

研究費を物品や旅費ばかりに偏って使うことなく、業務委託による開発支援やプロの英文添削を活用し研究業績につなげることができた。

3) 研究成果の科学技術及び社会・経済への波及効果

技術シーズの産業応用を期待し特許出願を行った。また、JST SBIR フェーズ 1 に採択されたので、そのプログラムも活用し本成果の社会実装を進める。

5. 主な研究成果リスト

(1) 代表的な論文(原著論文)発表

研究期間累積件数: 査読付24件

1. R. Shinkuma, N. Kishi, K. Ota, M. Dong, T. Sato, and E. Oki, ``Smarter Base Station Sleeping for Greener Cellular Networks,`` IEEE Network Magazine.
本研究の成果である機械学習の特徴に基づくデータの重要度推定と優先制御を SDN (Software Defined Network) に適用しモバイルネットワークの基地局の省電力化を実現した。
2. M. Oka, R. Shinkuma, T. Sato, E. Oki, T. Iwai, K. Nihei, E. Takahashi, D. Kanetomo, and K. Satoda, ``Spatial feature-based prioritization for transmission of point cloud data in 3D-image sensor networks,`` IEEE Sensors Journal, 10.1109/JSEN.2021.3106963, Aug. 2021.
本研究の成果である機械学習の特徴に基づくデータの重要度推定と優先制御の基本性能を示した。
3. C. Li, R. Shinkuma, T. Sato, and E. Oki, ``Real-time Data Selection and Merging for 3D-image Sensing Network with Multiple Sensors,`` IEEE Sensors Journal, 10.1109/JSEN.2021.3102749, Aug. 2021.
複数の LIDAR のデータをリアルタイム統合する技術と統合により生成された 3 次元データの品質評価を示した。

(2) 特許出願

研究期間全出願件数: 3 件(特許公開前のものも含む)

1	発 明 者	新熊 亮一
	発 明 の 名 称	学習型実空間情報形成システム
	出 願 人	京都大学
	出 願 日	2018/10/11
	出 願 番 号	2018-192689
	概 要	実空間の特徴に基づいて重要度推定を行い優先制御を行うシステム



(3) その他の成果(主要な学会発表、受賞、著作物、プレスリリース等)

1. スマートモニタリングのための3D イメージセンサネットワーク基盤, 近畿化学協会機能性色素部会・エレクトロニクス部会, 2021年10月
2. 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, レーザセンシング学会産業応用ライダープロジェクト調査委員会, 2021年9月
3. 桂図書館で LIDAR を用いた安全安心なライブラリーの社会実験を開始, 京都大学ニュースリリース, <https://www.kyoto-u.ac.jp/ja/news/2021-05-10>