



2026年5月29日

報道関係者各位

慶應義塾大学

## 自動運転を脅かす「ゴースト」を世界最大規模のデータセットで根絶へ —全波形 LiDAR によるゴースト除去で、SLAM 誤差と物体誤検知を大幅低減—

自動運転や産業ロボットに広く使われる LiDAR<sup>\*1</sup>（ライダー）センサーは、ガラスや鏡面などからの多重反射によって、実在しない偽の 3D 点「ゴースト<sup>\*2</sup>」を生成してしまうという深刻な問題を抱えています。このゴーストは物体検出での誤検知や地図生成の崩壊を引き起こし、自動運転の安全性を根本から損なう危険性があります。

慶應義塾大学理工学研究科の吉岡健太郎准教授、五十川麻理子准教授、同大学大学院理工学研究科の池田和真（博士課程）、原涼成（修士）らの研究グループは、ソニーセミコンダクタソリューションズ株式会社との共同研究により、ゴースト問題の解決に向けた世界最大の全波形 LiDAR<sup>\*3</sup> データセット「Ghost-FWL」を構築しました。Ghost-FWL は屋内外 10 シーンにわたる 2 万 4 千フレーム・75 億件のラベルを整備しており、従来の公開データセットと比較して 100 倍以上の規模を誇ります（※）。

さらに、全波形データからゴーストの特徴を自律的に学習する AI モデル「FWL-MAE」とゴースト除去フレームワークを開発しました。これにより、LiDAR ベースの SLAM<sup>\*4</sup>（自律走行の同時位置推定・地図生成）における位置推定誤差を最大 84%削減し、3D 物体検出の誤検知率を 50 分の 1 に低減することに成功しました。存在しない歩行者への急ブレーキや、幻の壁を避けようとする経路逸脱など、ゴーストが引き起こす危険な誤動作の抑制に大きく貢献するものです。

本研究の成果は、コンピュータビジョン分野の最高峰国際会議「CVPR 2026」に採録されました。

（※）2025 年時点。全波形 LiDAR に関する公開データセットの調査に基づく。

### 1. 本研究のポイント

- **世界最大の全波形 LiDAR ゴースト検出データセット「Ghost-FWL」を構築：** 屋内外 10 シーン・2 万 4 千フレームにわたり、LiDAR 反射ピークごとにゴースト・物体・ガラス・ノイズの物理的原因をラベリングした 75 億件のラベルを整備。従来の公開データセットの 100 倍以上の規模を誇り、自動運転車やロボットに搭載して走行しながら使う LiDAR に対応した世界初のゴースト検出用データセットです。
- **全波形 LiDAR に特化した自己教師あり学習モデル「FWL-MAE」を提案：** ラベルなしの走行データを用いた事前学習により、ガラス反射といった物理的特徴を自律的に学習。アノテーションデータを半減しても高い精度を維持し、少ないラベルデータでも有効なゴースト検出を実現します。
- **ゴースト除去が自動運転の安全性を向上—SLAM 誤差最大 84%改善、物体誤検知 50 分の 1：** 提案手法でゴーストを除去することで、自律走行中の位置推定（SLAM）誤差を最大 84%削減、さらにガラス越しに人物がゴーストとして誤検知される確率を 67.9%から 1.34%に減らせることを実証しました。

## 2. 研究背景

LiDAR はレーザーパルスの往復時間を計測して周囲の3次元形状を取得するセンサーで、自動運転車や産業ロボットの主要センサーとして広く使われています。しかし近年、センサーの高感度化に伴い、ガラスや鏡面を透過・反射した光が複数の経路をたどる「多重反射」が課題となっています。これにより、実際には存在しない位置に偽の3D点「ゴースト」が生成されてしまいます(図1)。ゴーストは、物体検出においてガラスの向こうに存在しない歩行者や車両を誤検知させたり、SLAMにおいて幻の壁を地図に書き込んで自律走行の経路を破綻させてしまうなど、安全性に直結する深刻な問題です。

従来のゴースト除去手法は、三脚などに固定した高精度スキャナーで、同じ場所を何度も緻密に計測することを前提としていました。そのため、走行しながら瞬時に周囲を計測する自動運転車やロボットのLiDARには適用できません。こうした背景から、実際の走行環境で機能するゴースト除去技術が強く求められていました。そこで本研究グループは、LiDARが本来持つ全波形情報の活用に着目しました。

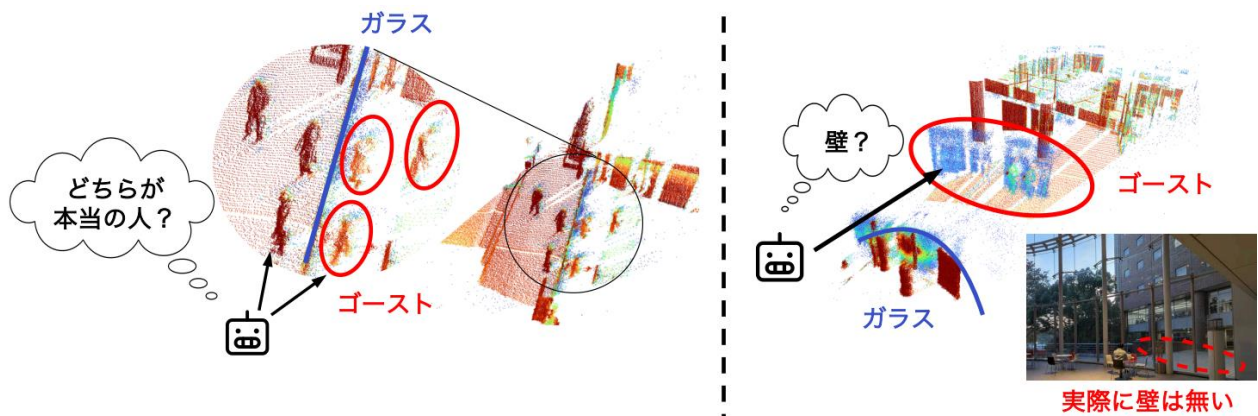


図1 LiDARにおいてゴーストが引き起こす誤認識の例。

(左) 物体検出: ガラス越しに幽霊のような人物が誤検知されてしまう。

(右) SLAM: ガラス奥にゴーストによる偽の壁が生成され、ナビゲーションが誤る。

## 3. 研究内容・成果

本研究では、ゴースト除去の鍵として全波形 LiDAR データに注目しました。図2の通り、市販のLiDARは内部信号処理によって反射波の最も強いピークだけを抽出し、距離と強度の組み合わせ(点群)として出力します。この処理はデータ量を抑えられる一方、反射波の時間的な形状や複数ピークの成分といった、物理情報のほとんどを捨ててしまいます。

一方で、全波形 LiDAR (Full-Waveform LiDAR) は各レーザー照射方向における反射光の時間強度プロファイル全体を記録します(図2, 図3)。例えば、ゴーストの原因となるガラスを経由した多重反射のピークも波形の中に保存されるため、「ガラスの反射ピーク」「本物の物体ピーク」「多重反射によるゴーストピーク」が時間軸上に異なるタイミングで現れます。波形の形状・強度・相対的な時間位置を手がかりにすれば、従来の点群だけでは区別不能だったゴーストの成因を識別することが原理的に可能になります。

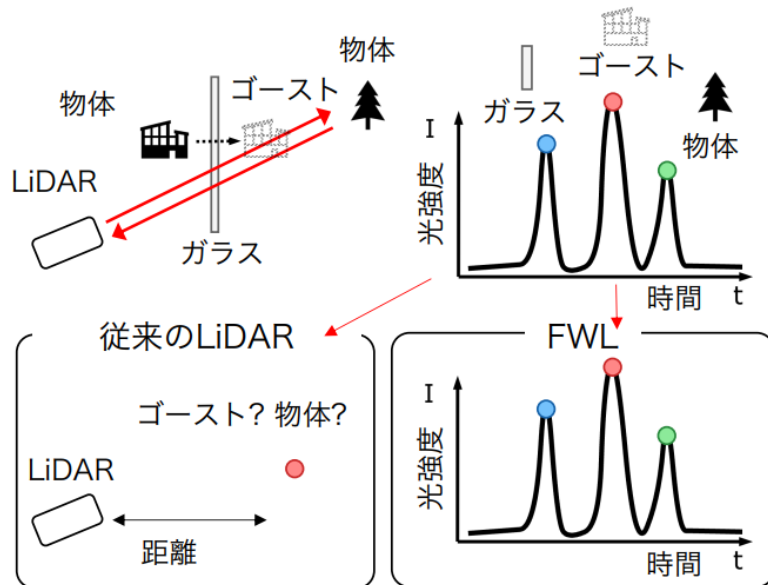


図2 一般的なLiDAR（左下）と全波形LiDAR（右）の比較。一般的なLiDARはピーク1点のみを記録するためゴーストと本物の物体を区別できないが、全波形LiDARは時間軸上の複数ピークを保存し、物理的な成因識別が可能となる。

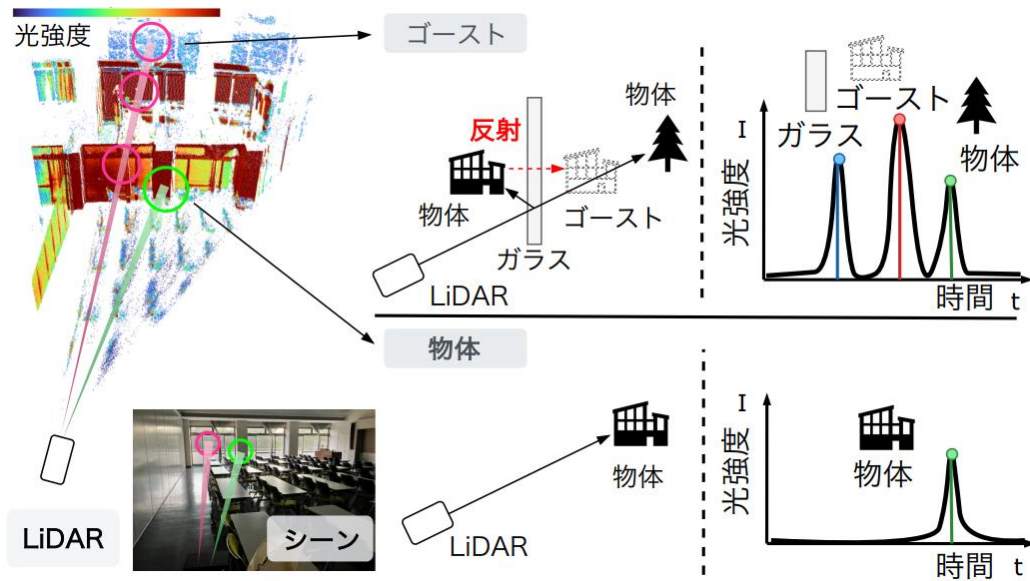


図3 実環境での全波形データの例。ガラスがある場合（上）の波形にはガラス・物体・ゴーストの3つのピークが時間軸上に現れる（赤・緑・青）。ガラスがない場合（下）は物体ピークのみが現れる。

本研究では、この全波形情報を最大限に活用し、(1) 世界最大の全波形 LiDAR ゴースト検出データセット「Ghost-FWL」の構築、(2) 全波形データに特化した自己教師あり表現学習モデル「FWL-MAE」の提案、(3) 以上を統合したゴースト検出・除去フレームワークの開発、という 3 つの成果を得ました。

### (1) 全波形 LiDAR データセット「Ghost-FWL」の構築

本研究では、各レーザー照射方向の反射波形を時系列で丸ごと記録するカスタムシステムを開発し、データを取得しました。屋内 4 シーン（大型ガラス面を持つオフィスや体育館等）と屋外 6 シーン（ガラスカーテンウォール、ガラス張り歩道等）にわたる合計 2 万 4 千フレームを収集し、各反射ピークに対して「これはゴースト・本物の物体・ガラス・ノイズ」のいずれかであるかを、独自に開発したパイプラインで一つひとつラベリングしました（図 4）。高精度 3D 地図との照合を活用した効率的な手法により、整備したラベル数は 75 億件に達します。これは従来の公開全波形データセットの 100 倍以上の規模です（表 1）。

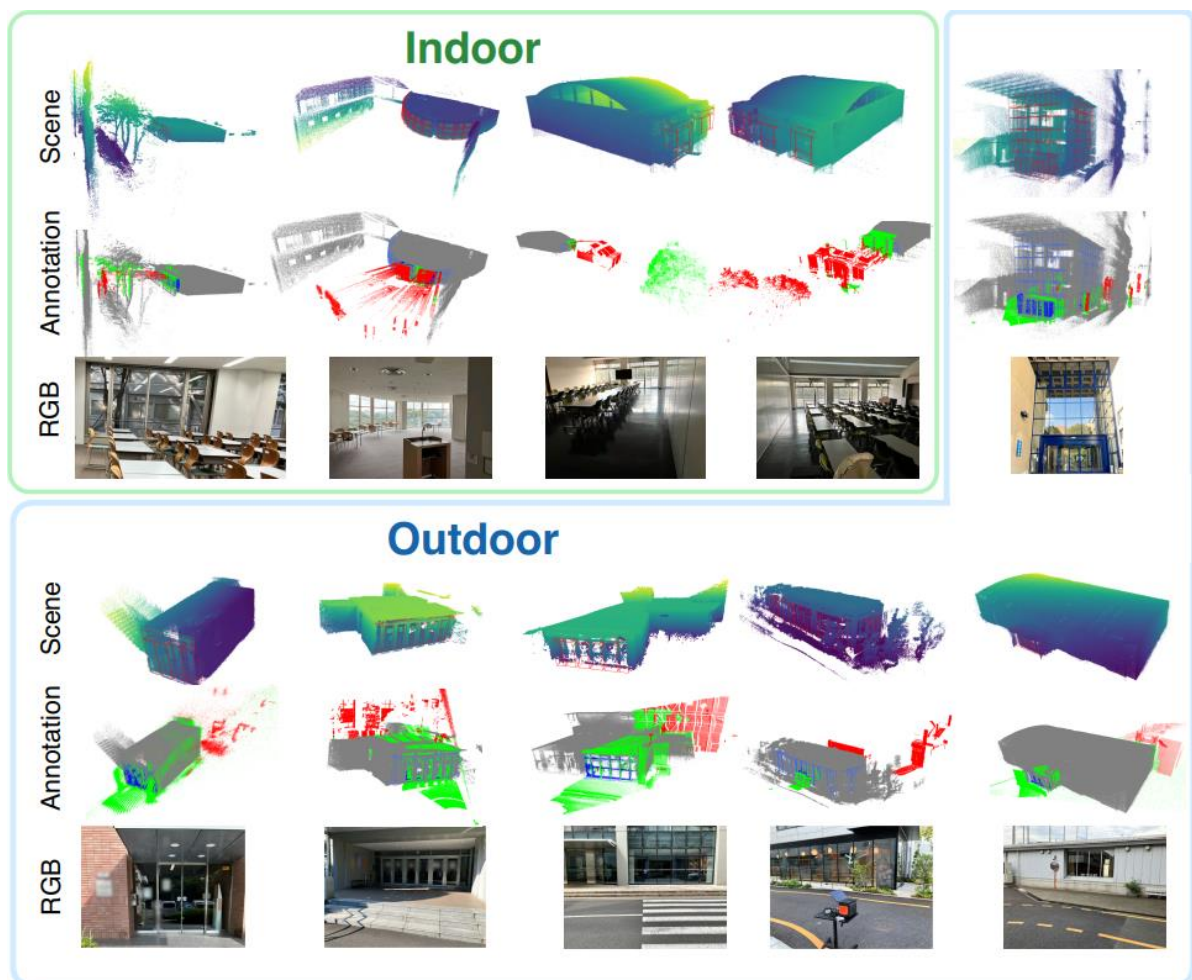


図 4 Ghost-FWL データセットの収録シーン一覧。屋内 4 シーン・屋外 6 シーンを収録。3D 地図 (Scene) ・アノテーション結果 (Annotation、赤：ゴースト、緑：物体、青：ガラス) ・撮影現場写真 (RGB) を示す。

表 1 全波形 LiDAR データセットの比較。Ghost-FWL はモバイル環境でのゴースト検出アノテーションを備えた世界初のデータセットであり、アノテーション済みピーク数（75 億件）は従来の公開データセットを 100 倍以上上回る。

Dataset	Access & Platform			Sensor			Labels			
	Year	Public	Platform	FWL	LiDAR Dim.	Ray Den.	Ghost	FWL Data	Frames/ Scenes <sup>†</sup>	Annotated Peaks
UNIST [1]	2017	✓	Stationary	✗	3D	278	✓	✗	--	--
Leddar PixSet [2]	2021	✓	Mobile	✓	3D	0.267	✗	✓	--	--
Lee et al. [3]	2023	✗	Stationary	✗	3D	278	✗	✗	--	--
FRACTAL [4]	2024	✓	Aerial	✗	2D	--	✗	✗	--	--
Scheuble et al. [5]	2025	✗	Mobile	✓	3D	2.56	✗	✓	0.24k / 2	NA
<b>Ghost-FWL (Ours)</b>	<b>2025</b>	<b>✓</b>	<b>Mobile</b>	<b>✓</b>	<b>3D</b>	<b>200</b>	<b>✓</b>	<b>✓</b>	<b>24k / 10</b>	<b>7.5B</b>

## (2) 全波形データに特化した自己教師あり表現学習モデル「FWL-MAE」

ピークレベルのアノテーション取得には多大なコストがかかるため、学習に使えるラベルありデータは限られます。この問題を解決するため、ラベルなしの全波形データから有用な特徴表現を自律的に獲得する、自己教師あり事前学習手法「FWL-MAE (Full-Waveform LiDAR Masked Autoencoder)」を新たに提案しました (図 5)。

FWL-MAE はラベルなしの全波形 LiDAR データを用い、データの一部を意図的に隠した状態で隠れた部分を当てるよう学習します。従来の画像や点群向けのマスクオートエンコーダ<sup>※5</sup> (MAE) と異なり、FWL-MAE は波形の形状復元だけでなく、反射ピークの位置・振幅・幅の推定も同時に学習します。これにより、単なる外観の復元にとどまらず、物理的な反射の成因まで捉えた豊かな特徴表現の獲得に成功しました。

検証実験では、アノテーションデータを 50% に削減した場合でも、FWL-MAE を用いた事前学習によって高いゴースト検出率を達成し、事前学習なしの場合と比べて大幅な改善を示しました。これは、データ収集コストが高い実環境においてもデータ効率よく学習できることを意味します。

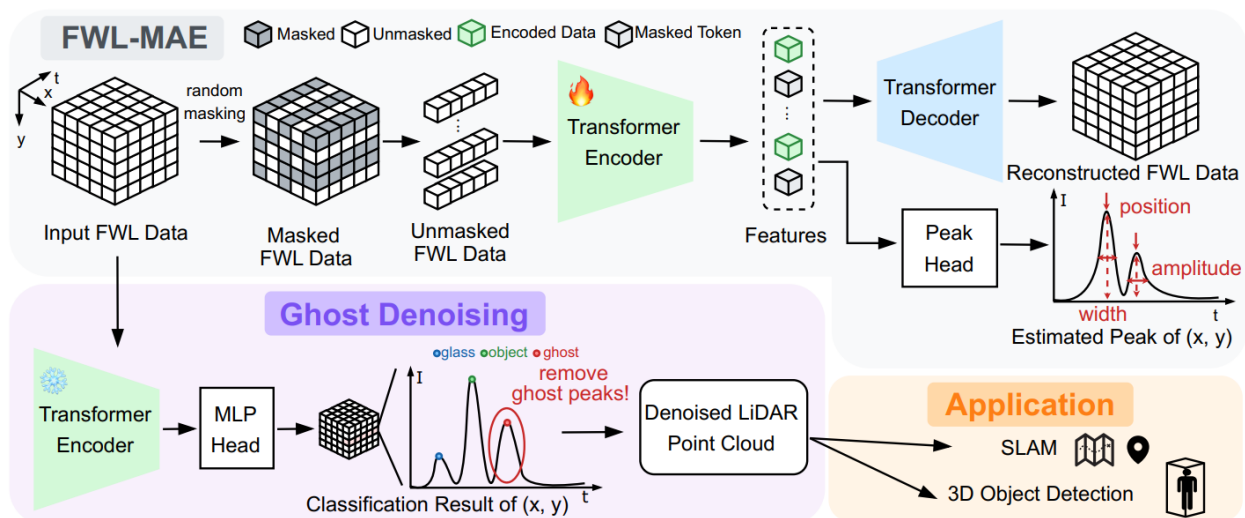


図5 提案手法 FWL-MAE の全体構成。

- (上) 事前学習フェーズ：ラベルなし全波形データの空間パッチをマスクし、時間強度波形の復元とピークの位置・振幅・幅の推定を同時に学習する。
- (下) ゴースト除去フェーズ：事前学習済みエンコーダに軽量な分類ヘッドを接続し、各ピークをゴースト・物体・ガラス・ノイズに分類してゴースト点を除去する。

### (3) ゴースト検出・除去フレームワークと SLAM・物体検出への適応

事前学習済みの FWL-MAE エンコーダに軽量な分類ヘッドを接続し、全波形データの各ピークをゴースト・物体・ガラス・ノイズの4クラスに分類した上でゴーストを除去するフレームワークを構築しました。

このフレームワークによってゴーストを除去した点群を、実際の自動運転・ロボット向けアプリケーションに入力したところ、安全性に直結する場面で顕著な改善が確認されました。まず、自律走行中の自己位置推定と環境地図生成 (SLAM) においては、ガラスの多いオフィス廊下での走行実験において、ゴーストが混入した従来处理と比べて軌跡誤差 (ATE) を最大 84%削減しました(図6)。ゴーストによる「地図の歪み」を抑えることで、車両や機器が自分のいる位置を正確に把握し続けられるようになります。なお、点群に対して統計的な外れ値除去フィルタをかける既存の後処理手法と比較しても、提案手法は SLAM 精度をさらに最大 76%改善しており、従来の点群レベルの処理だけではゴーストを十分に取り除けないことも示しました。

また、ガラス越しの物体 (人物) 検出においては、ガラスの背後に現れるゴーストに起因した偽の人物の誤検知率 (Ghost FP Rate) が 67.9%から 1.34%へと約 50 分の 1 に低減しました。自動運転車が存在しない歩行者を「いる」と誤検知して急ブレーキをかけるといった、重大なリスクを大幅に抑制できます。

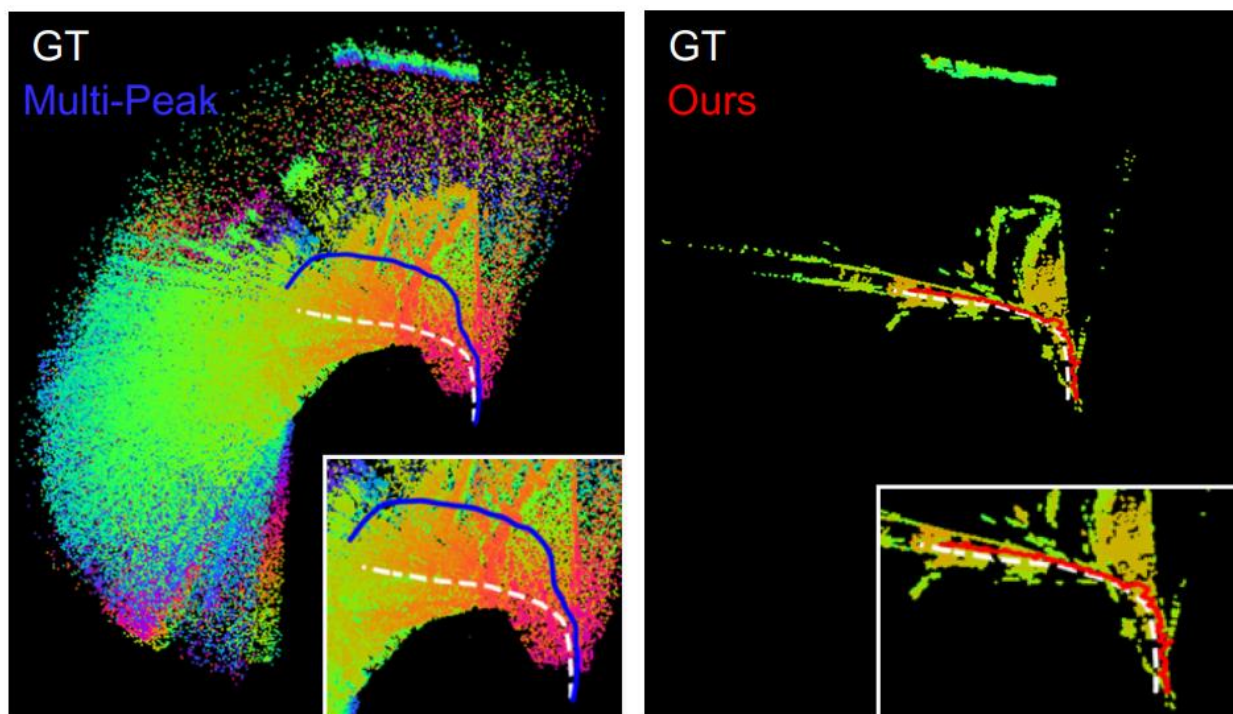


図 6 ゴースト除去による SLAM 推定の改善。

(左) 既存手法 (Multi-Peak) ではゴースト点が地図に混入し走行とともに軌跡が真値 (白) から大きく乖離する。(右) 提案手法ではゴーストが除去され、軌跡が真値に沿って維持される。

#### 4. 今後の展開

今後は、水面や金属面・着色ガラスなど、ガラス以外の反射素材や、雨・霧などの悪天候条件への対応へと技術を拡張し、全波形 LiDAR 技術によってあらゆる環境でセンサーが「見間違えない」高度な認識能力の実現を目指します。また、走行中データへの効率的なアノテーション拡張やリアルタイム処理への対応にも取り組み、実際の自動運転システムへの実用化を視野に入れた研究を進めます。

本研究グループは、ゴーストを始めとするセンサー誤検知を根絶することで、自動運転やロボットが人と共存する社会における安全性の底上げへの貢献を目指します。なお、データセット、コード、ベンチマークはすべて公開しており (下記プロジェクトページ参照)、ロバストな LiDAR 認識技術の発展に寄与します。

#### 5. 本プロジェクトについて

本研究は、科学技術振興機構 (JST) 次世代エッジ AI 研究開発事業 (JPMJES2515)、戦略的創造研究推進事業 さきがけ (JPMJPR22PA)、戦略的創造研究推進事業 CREST (JPMJCR23M4) 等の一環として行われました。

#### <参考文献>

- [1] Yun et al., "Virtual Point Removal for Large-Scale 3D Point Clouds with Multiple Glass Planes", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019.
- [2] Deziel et al., "An Opportunity for 3D Computer Vision to Go Beyond Point Clouds with a Full-Waveform LiDAR Dataset", IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference, 2021.
- [3] Lee et al., "Learning-Based Reflection-Aware Virtual Point Removal for Large-Scale 3D Point Clouds", IEEE Robotics and Automation Letters, 2023.

- [4] Gaydon et al., "FRACTAL: An Ultra-Large-Scale Aerial Lidar Dataset for 3D Semantic Segmentation of Diverse Landscapes", arXiv preprint arXiv:2405.04634, 2024.  
[5] Scheuble et al., "Lidar Waveforms are Worth 40x128x33 Words", ICCV, 2025.

<原論文情報>

国際会議名 : IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2026)

タイトル : Ghost-FWL: A Large-Scale Full-Waveform LiDAR Dataset for Ghost Detection and Removal

著者と所属 : Kazuma Ikeda<sup>1\*</sup>, Ryosei Hara<sup>1\*</sup>, Rokuto Nagata<sup>1</sup>, Ozora Sako<sup>1</sup>, Zihao Ding<sup>1</sup>, Takahiro Kado<sup>2</sup>, Ibuki Fujioka<sup>2</sup>, Taro Beppu<sup>2</sup>, Mariko Isogawa<sup>1</sup>, Kentaro Yoshioka<sup>1</sup> (\*Equal contribution)

1: Keio University 2: Sony Semiconductor Solutions

プロジェクトページ : <https://keio-csg.github.io/Ghost-FWL/>

論文 (オープンアクセスのためどなたでもご覧いただけます) :

[https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2026/papers/Ikeda\\_Ghost-FWL\\_A\\_Large-Scale\\_Full-Waveform\\_LiDAR\\_Dataset\\_for\\_Ghost\\_Detection\\_and\\_CVPR\\_2026\\_paper.pdf](https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2026/papers/Ikeda_Ghost-FWL_A_Large-Scale_Full-Waveform_LiDAR_Dataset_for_Ghost_Detection_and_CVPR_2026_paper.pdf)

<用語説明>

※1 LiDAR : Light Detection and Ranging の略。レーザー光の往復時間を計測することで広範囲の 3 次元情報を取得するセンサー。自動運転や産業ロボットの主要センサーとして利用される。

※2 ゴースト : LiDAR のレーザーがガラスや鏡面を透過・反射し、実際には存在しない位置に生成される偽の 3D 点。英語では「ghost points」とも呼ばれる。

※3 全波形 LiDAR (Full-Waveform LiDAR) : 通常の LiDAR が距離・反射強度のみを記録するのに対し、各レーザー照射方向における反射光の完全な時間強度プロファイルを記録する方式。多重反射成分を含む豊富な物理情報が得られる。

※4 SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) : センサー情報のみを用いて自己位置の推定と周囲の地図生成を同時に行う技術。自動運転車や自律移動ロボットに広く使われる。GPS 不要で高精度な自律走行を可能にする一方、誤った点群データに脆弱な側面がある。

※5 マスクオートエンコーダ (MAE : Masked Autoencoder) : 入力データの一部をランダムに隠蔽し、その部分を復元することを学習することで、ラベルなしデータから有用な特徴表現を自律的に獲得する自己教師あり学習手法。

※ご取材の際には、事前に下記までご一報くださいますようお願い申し上げます。

※本リリースは文部科学記者会、科学記者会、各社科学部等に送信させていただいております。

---

・研究内容についてのお問い合わせ先

慶應義塾大学 理工学部 電気情報工学科 准教授 吉岡 健太郎 (よしおか けんたろう)

E-mail : kyoshioka47@keio.jp

・本リリースの配信元

慶應義塾広報室

TEL : 03-5427-1541 FAX : 03-5441-7640

E-mail : m-pr@adst.keio.ac.jp <https://www.keio.ac.jp/>