

Moving-Object Tracking Using Lidar Mounted on Motorcycle in GNSS-Denied Environments

Shotaro MURO*, Masafumi HASHIMOTO**, Kazuhiko TAKAHASHI**

(Received October 17, 2019)

This paper presents a tracking (estimating position, velocity, and size) of moving objects, such as cars, two-wheeled vehicles, and pedestrians, in global navigation satellite systems (GNSS)-denied environments using a multilayer lidar mounted on a motorcycle. Distortion in lidar scan data, which is caused by pose changes of the motorcycle, is corrected using extended Kalman filter and linear interpolation algorithm based on lidar and inertia measurement unit (IMU) data. The corrected scan data are applied to normal distributions transform (NDT) scan-matching based self-pose of the motorcycle, and they are mapped onto an elevation map. Moving objects are detected from the lidar scan data based on an occupancy grid method, and detected moving objects are tracked based on the Bayesian Filter. Experimental results in road environments show the performance of the proposed method.

Key words : Lidar, moving-object tracking, motorcycle, distortion correction, GNSS-denied environments

キーワード : Lidar, 移動物体追跡, バイク, 歪補正, 非 GNSS 環境

バイク搭載 Lidar による非 GNSS 環境下における移動物体追跡

室 翔太郎, 橋本 雅文, 高橋 和彦

1. 緒 言

移動ロボットや ITS (Intelligent transport systems) の分野において, ロボットやビークルなどの安全走行支援 (ADAS: Advanced driver assist system) や自動運転のため, 車載カメラや Lidar, ミリ波レーダによる周辺環境認識の研究が盛んに行われている¹⁾.

一般的にカメラは安価で色や形状等の高次情報が得られる反面, 環境の明度変化に脆弱である. ミリ波レーダは悪天候時でも使用できるものの, 横方向の空間分解能が低い欠点がある. それらと比較して, Lidar は環境の明度変化に対してロバストで空

間分解能も高く, 車両周辺環境を正確に認識することができる. また, MEMS 技術の進展により, 小型, 安価で 3 次元計測ができるマルチレイヤタイプの Lidar が開発されつつあり²⁾, Lidar を用いた周辺環境認識システムの需要が高まってきている.

周辺環境認識のひとつとして, 歩行者や自動車, 二輪車などの移動物体を検出した上でそれらを追跡 (位置や速度, 大きさなどを推定) する移動物体追跡は重要な要素技術であり, 研究開発が盛んに行われている³⁾. 筆者らも車載 Lidar により移動物体を追跡する方法を提案してきた^{4,5)}.

*Graduate School of Science and Engineering, Doshisha University, Kyoto

E-mail: ctwd0132@mail4.doshisha.ac.jp,

**Department of Science and Engineering, Doshisha University, Kyoto

E-mail: {mhashimo,katakaha}@mail.doshisha.ac.jp

これまで提案されている移動物体追跡システムの多くは、平坦路面を走行する四輪自動車や移動ロボットに搭載したセンサにより周辺環境に存在する移動物体を追跡するものであるが、二輪車においても安全走行支援 (ARAS: Advanced rider assist systems) のため、移動物体追跡システムが必要とされている⁶⁾。

二輪車用の移動物体追跡法として、二輪車に搭載したカメラやミリ波レーダを用いた方法が幾つか提案されている⁷⁻⁹⁾が、Lidarを用いた二輪車用の移動物体追跡に関する研究は筆者が知る限り見当たらない。そこで、筆者らは四輪車に比べて姿勢が大きく変化する二輪車に搭載したLidarにより移動物体追跡を行う研究を行っている。その第1ステップとしてこれまで、自転車に搭載したLidarによりGNSS (Global navigation satellite systems) 環境下で移動物体を追跡する方法を提案した¹⁰⁾。

移動物体追跡における移動物体検出では、世界座標系で記述した格子地図による占有グリッド法¹¹⁾が一般的に使われる。移動物体を精度良く検出するには、センサ座標系で得られるLidarからのスキャンデータを自己姿勢 (位置と姿勢角) 情報を用いて格子地図に正確にマッピングする必要がある。Lidarは一般的にレーザ光をスキャンしてデータを得るため、二輪車が走行している場合や姿勢変化を起こしている場合、1スキャン内全てのLidarスキャンデータは同一時刻で得られない。そのため、取得したLidarスキャンデータを世界座標系にマッピングする際、同時刻の二輪車の自己姿勢情報をもとに1スキャン内全てのLidarスキャンデータの座標変換を行うとLidarスキャンデータに歪が発生する¹²⁾。その結果、移動物体の誤検出や未検出が増加する。

そこで、この問題を解決するため、文献¹⁰⁾では車載のGNSS/INS (Inertia navigation system) 装置から出力される自己姿勢情報をもとにスキャン周期よりも短い周期、すなわちLidarスキャンデータが得られる毎の二輪車の自己姿勢を推定することでLidarスキャンデータの歪を補正した。しかし、この手法はGNSS情報が正確に得られるオープンスカイ環境では有効であるものの、市街地環境や山岳地など、

GNSS情報が不正確となる非GNSS環境には適用できない。

そこで、本論文では、二輪車に車載したLidarとIMU (Inertia measurement unit) からの情報をもとにLidarスキャンデータの歪を補正して移動物体を検出、追跡する方法を述べる。これにより非GNSS環境においても周囲環境に存在する移動物体追跡が可能となる。

本論文の構成を以下に示す。第2章では実験システムの構成を述べ、第3章ではLidar スキャンデータの歪補正法と自己姿勢法を述べる。第4章では移動物体の検出法と追跡法を述べる。第5章では大学キャンパス内道路と公道での移動物体追跡実験により提案手法の特性を調べ、第6章では本論文で得られた主な結論を述べる。

2. 実験システムの構成

Fig. 1 に実験用二輪車の外観を示す。二輪車として、これまで筆者らが実験に用いてきた自転車よりも速度が大きいバイク (ホンダ社製 Gyro Canopy) を用いる。

二輪車上部には 32 層 Lidar (Velodyne 社製 HDL-32E)、と IMU (Xsens 社製 MTi-300) を搭載している。Lidar の観測可能距離は最大 70[m] で、水平視野角は 360[deg]、水平分解能は 0.16[deg]、垂直視野角は 41.34[deg]、垂直分解能は 1.33[deg] である。Lidar は 0.55[ms] 毎 (水平角 2[deg] 毎) に 384 点のスキャ



Fig. 1. Experimental system.

ンデータが得られる．従って，Lidar が 1 回転 (360[deg]観測) する周期 (100[ms]) で約 70,000 点のスキャンデータを得る．

IMU からは姿勢角 (ロール・ピッチ角) と姿勢角速度 (ロール・ピッチ・ヨー角速度) 情報が出力周期 10[ms] で得られる．姿勢角の精度は $\pm 0.3[\text{deg}]$ で、角速度の精度は $\pm 0.2[\text{deg/s}]$ である．

本論文では Lidar レーザ光の水平方向の 1 回転 (360[deg]観測) を 1 スキャンと称し、スキャンにより得られるデータをスキャンデータと称する．また、Lidar スキャン周期 (100[ms]) を τ で、IMU の観測周期 (10[ms]) を $\Delta\tau_{IMU}$ で、スキャンデータの観測周期 (0.55[ms]) を $\Delta\tau$ で記述する．Lidar の 1 スキャン内で IMU データが 10 回得られ ($\tau = 10\Delta\tau_{IMU}$)、IMU の観測周期内でスキャンデータが 18 回得られる ($\Delta\tau_{IMU} = 18\Delta\tau$)．

3. 自己姿勢推定とスキャンデータの歪補正

3.1 自己姿勢推定

移動物体追跡では Lidar からのスキャンデータを自車の自己姿勢 (自己位置・姿勢角) 情報を用いて世界座標系にマッピングすることから正確な自己姿勢情報が必要となる．非 GNSS 環境下でそれらを推定するため、NDT スキャンマッチング¹³⁾に基づく逐次 SLAM を用いる．

いま、二輪車の後輪 2 輪の車軸中点を路面に投影した点を原点 O_b 、機首方向を X_b 軸、左方向を Y_b 軸、天頂方向を Z_b 軸とする二輪車座標系 Σ_b を定義する．そして Σ_b で 3 次元格子地図 (ボクセル地図) を設ける．なお、格子サイズは 1 辺 1[m] の立方体である．ボクセル地図に Lidar からのスキャンデータをマッピングし、ボクセルグリッドフィルタ¹⁴⁾によりスキャンデータをダウンサイジングする．

また、世界座標系 Σ_w において格子サイズが 1 辺 2[m] のボクセル地図を設ける．スキャンデータ中の i 番目 ($i = 1, 2, \dots, n$) の観測点に関して、 Σ_b での座標値を $\mathbf{p}_{bi} = (x_{bi}, y_{bi}, z_{bi})^T$ 、 Σ_w での座標値を $\mathbf{p}_i = (x_i, y_i, z_i)^T$ とすると、同次変換により以下の関係式が成立する．

$$\begin{pmatrix} \mathbf{p}_i \\ 1 \end{pmatrix} = T(\mathbf{X}) \begin{pmatrix} \mathbf{p}_{bi} \\ 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

ただし、 $\mathbf{X} = (x, y, z, \phi, \theta, \psi)^T$ である． $(x, y, z)^T$ 、 $(\phi, \theta, \psi)^T$ はそれぞれ、 Σ_w における二輪車の 3 次元位置、姿勢角で、 $T(\mathbf{X})$ は以下の同次変換行列である．

$$T(\mathbf{X}) = \begin{pmatrix} \cos\theta\cos\psi & \sin\phi\sin\theta\cos\psi - \cos\phi\sin\psi & \cos\phi\sin\theta\cos\psi + \sin\phi\sin\psi & x \\ \cos\theta\sin\psi & \sin\phi\sin\theta\sin\psi + \cos\phi\cos\psi & \cos\phi\sin\theta\sin\psi - \sin\phi\cos\psi & y \\ -\sin\theta & \sin\phi\cos\theta & \cos\phi\cos\theta & z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

NDT スキャンマッチングでは、前時刻までに得られたボクセル地図の各格子内に含まれる点群 (参照スキャン) に対して正規分布変換を行い、各格子の点群座標値の平均値と共分散を算出する．参照スキャンと現時刻で得られたスキャンデータ (新規入力スキャン) を重ね合わせることで、現時刻における二輪車の自己姿勢 \mathbf{X} を算出する．また、それを用いて式(1)により座標変換を行うことで、新規入力スキャンを Σ_w にマッピングして、参照スキャンに統合する．

本研究では、NDT スキャンマッチングの計算に点群処理ライブラリのひとつである PCL(Point cloud library)¹⁵⁾を用いている．自己姿勢 \mathbf{X} の算出のための反復計算にはニュートン法を用い、反復計算の収束条件は \mathbf{X} の変化量 $\Delta\mathbf{X}$ が $|\Delta\mathbf{X}| < 0.01$ としている．なお、反復計算回数の上限は 100 回としている．

3.2 スキャンデータの歪補正

NDT スキャンマッチングに基づく二輪車の自己姿勢の算出周期は、Lidar が 1 回転する 100[ms] であり、Lidar の 1 回転内において 0.55[ms] 毎に点群データが 180 回得られる．自己姿勢推定において、Lidar が 1 回転分のスキャンデータを一度に取得できると仮定して Σ_w にスキャンデータをマッピングすると、二輪車が移動や揺動する場合はスキャンデータに歪が生じる．

そこで、拡張カルマンフィルタと内挿法によりスキャンデータの歪を補正する¹⁶⁾．いま、時刻 $(t-1)\tau + \Delta\tau \sim (t-1)\tau + 180\Delta\tau$ で得られるスキャンデータの歪を補正する方法を述べる．

τ (100[ms]) 毎に得る二輪車の自己姿勢情報と $\Delta\tau_{IMU}$ (10[ms]) 毎に得る IMU 情報とから拡張カルマンフィルタにより時刻 $(t-1)\tau + (k-1)\Delta\tau_{IMU}$, $(t-1)\tau + k\Delta\tau_{IMU}$ ($= (t-1)\tau + (k-1)\Delta\tau_{IMU} + 18\Delta\tau$) における自己姿勢 $\hat{X}^{(k-1)}(t-1)$, $\hat{X}^{(k)}(t-1)$ 推定する.

次にそれら 2 時刻の自己姿勢推定値から時刻 $(t-1)\tau + (k-1)\Delta\tau_{IMU} + j\Delta\tau$ (ただし, $j = 1 \sim 17$) の自己姿勢 $\hat{X}^{(k-1)}(t-1, j)$ を内挿する. そして, 時刻 $(t-1)\tau + (k-1)\Delta\tau_{IMU} + j\Delta\tau$ で得たスキャンデータ $p_{bi}^{(k-1)}(t-1, j)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) を $\hat{X}^{(k-1)}(t-1, j)$ を用いて次式で $p_i^{(k-1)}(t-1, j)$ に変換する.

$$\begin{pmatrix} p_i^{(k-1)}(t-1, j) \\ 1 \end{pmatrix} = T(\hat{X}^{(k-1)}(t-1, j)) \begin{pmatrix} p_{bi}^{(k-1)}(t-1, j) \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

スキャンデータ $p_i^{(k-1)}(t-1, j)$ を自己姿勢推定値 $\hat{X}^{(10)}(t-1)$ を用いて Σ_b における時刻 $t\tau$ ($= (t-1)\tau + 10\Delta\tau_{IMU}$) のスキャンデータ $p_{bi}^*(t)$ に再度, 次式で変換する.

$$\begin{pmatrix} p_{bi}^*(t) \\ 1 \end{pmatrix} = T(\hat{X}^{(10)}(t-1))^{-1} \begin{pmatrix} p_i^{(k-1)}(t-1, j) \\ 1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

以上によりスキャンデータの歪が補正できる. なお, 拡張カルマンフィルタにおいて, 二輪車の運動モデルとしては, 二輪車は微小時間内においては, ほぼ一定の並進速度, 角速度で運動するものと仮定して, 一定速度・角速度モデルを用いている¹⁶⁾.

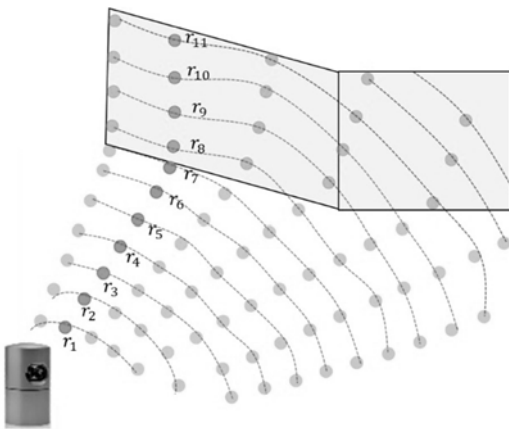


Fig. 2. Extraction of lidar-scan data related to objects. Points (r_1 – r_7) indicate the scan data related to the road surface and points (r_8 – r_{11}) indicate the scan data related to the object.

4. 移動物体検出・追跡

4.1 路面・立体物スキャンデータの分類

移動物体は立体物であるため, 歪補正されたスキャンデータから立体物に関するスキャンデータと路面に関するスキャンデータを分類する. いま, Fig. 2 に示すように, Lidar の水平分解能 (約 0.16[deg]) 毎に得られる最大 32 個のスキャンデータに対して, 仰俯角が小さいものから順に r_1, r_2, \dots, r_n とする.

二輪車に近接する観測点 r_1 を路面スキャンデータと仮定する. 点 r_1 と r_2 を結ぶ直線に関して Σ_w の xy 平面とのなす角を求める. その角度が 15[deg] 以下の場合は r_2 を路面スキャンデータとする. この処理を他のスキャンデータにも順に行ない, $r_8 \sim r_{11}$ のように xy 平面との角度が 15[deg] 以上の観測点は立体物スキャンデータとする.

以上の処理を全てのスキャンデータに対して行い, 路面スキャンデータと立体物スキャンデータを分類する.

4.2 移動物体検出

立体物スキャンデータを格子地図 (エレベーションマップ) にマッピングする. 移動物体に関するスキャンデータであれば格子地図上の同一のセルを占有する時間は短く, 静止物体に関するスキャンデータであれば同一セルを占有する時間は長い. そこで, セル占有時間に基づく占有グリッド法⁵⁾を用いて, 移動物体に関するスキャンデータが占有するセル (移動セル), 静止物体に関するスキャンデータが占有するセル (静止セル) を検出する. ここで, 移動セル, 静止セルを判別する占有時間の閾値は 0.8[s], 格子地図のセルサイズは 1 辺 0.3[m] の正方形としている.

次に, ひとつの物体に対するスキャンデータは複数のセルを占有することから, 高さがほぼ同一の隣接する占有セルをグループ化する. そして, 各グループ内のスキャンデータ数のうち移動セルに割り当てられたデータ数が後述する閾値 TH 以上のものを移動セル群 (移動グループ), 閾値 TH より小さいものを静止セル群 (静止グループ) とする. なお, 各グループを構成する複数セルが有する高さ情報

の最大値をそのグループの高さとする．ここで，グループ化する占有セルの高さの差の閾値は Lidar の垂直方向の空間分解能を考慮して，隣接する占有セルの高さの差が 0.8[m]以内であれば，それらの占有セルを同一グループとする．

また，グループ化された占有セル群を移動グループと判定する閾値 TH は，占有セル群の構成セル数 s に応じて以下のシグモイド関数で定める．

$$TH = 0.5 + \frac{0.2}{1 + \exp(5 - 0.3s)} \quad (4)$$

これは以下の理由による．四輪車に搭載した Lidar による移動物体追跡に関する筆者らの従来研究^{5,17)}では，閾値 TH を固定値 (50[%]) としていた．しかし，二輪車のように揺動が大きい場合，格子地図へのスキャンデータのマッピング誤差により大きな静止物体に対して誤検出が多い問題があった．

この問題を解決するため，小さな移動物体は歩行者と考えられるため，移動速度は小さく，また移動グループの占有セル数も少ない．それらに対しては移動物体検出性能の低下を防ぐため，閾値 TH は従来通りの 50[%]とする．他方，大きな移動物体は自動車と考えられるため，移動速度は大きく，また移動グループの占有セル数は多い．それらに対しては移動物体検出性能の低下を防ぐため，閾値 TH は大きな値 (70[%]) とした．

さて，トラックやバスなどの大型車両は全長が長く占有セル数が多いため，移動速度が大きくても同じセルを占有し続ける．占有時間が長くなると静止セルの割合が多くなる．そのため，大型車両に対して前述の閾値 TH を 70[%]のままにすると不検出が生じる．

そこで，この問題を解決するため，路面スキャンデータを格子地図にマッピングし，複数のスキャン中，同一セルを路面スキャンデータが占有し続ける場合，そのセルを路面セルと判定する．そして，路面セルに対しては，占有時間の閾値を大きめの 1.3[s]に設定する．一度，路面セルと判定されると，それ以降に路面セル上に侵入してきた大型車両に対しても移動物体検出できるようになる．

4.3 移動物体追跡

前節で述べた移動物体検出情報をもとに移動物体追跡を行う．

本研究では追跡物体の形状を Fig. 3 に示す幅 W ，長さ L ，高さ H を持つ直方体で表現し，高さ H は移動グループの高さ情報をそのまま用いる．Fig. 4 に示すように，移動グループを構成するセルの座標値より算出した移動物体の幅 W_{meas} ，長さ L_{meas} を観測値として，移動物体の幅 W ，長さ L を次式で推定する¹⁷⁾．

$$\begin{cases} W_{(t)} = W_{(t-1)} + G(W_{meas} - W_{(t-1)}) \\ L_{(t)} = L_{(t-1)} + G(L_{meas} - L_{(t-1)}) \end{cases} \quad (5)$$

ただし， t ， $t-1$ は時間ステップである．また， G はゲインで以下で定める．

$$G = \begin{cases} 1 - \sqrt[10]{0.01} & \text{for } t \leq 10 [\text{scan}] \\ 1 - \sqrt[10]{0.01} = 0.369 & \text{for } t > 10 [\text{scan}] \end{cases} \quad (6)$$

他方，移動物体の位置・速度は，式(5)で求めた幅 W ，長さ L の長方形の重心位置を観測値として，カルマンフィルタにより推定する．なお，移動物体の運動モデルとしては一定速度モデルを用いている．

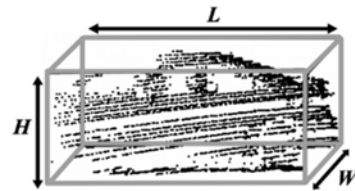


Fig. 3. Cuboid around the tracked object (car).

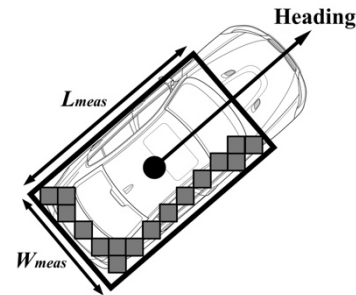


Fig. 4. Estimated size. Squares and arrow indicate moving cells and vehicle heading direction, respectively. Rectangle and circle indicate estimated size and centroid.

複数の移動物体が存在する実環境では複数の移動グループが存在する．このような状況において移動物体を正確に追跡するには，複数の追跡物体と複数の移動グループをうまく対応づけるデータアソシエーションが必要である¹⁷⁾．

また，実環境ではセンサ視野内に新しい物体が現れたり，追跡物体が視野から出たり，オクルージョンなど様々な状況が発生する．さらに，データアソシエーションにより対応づけられない追跡物体も存在する．このような状況においても，安定した追跡を行うために様々な状況を想定したルールベースの追跡管理を行う¹⁷⁾．

5. 基礎実験

Fig. 5 に示す交差点環境を含む大学キャンパス周辺の公道において二輪車を2回走行させ，計8人の歩行者と12台の二輪車，47台の四輪車を追跡する実験を行う(実験Ⅰ)．二輪車の走行距離はともに約850[m]，最高速度は約30[km/h]である．

二輪車が交差点を左折するときの移動物体追跡(位置・大きさ推定)の結果をFig. 6に示す．左折時の二輪車の最大ロール角は9[deg]，最大ロール角速度は0.18[deg/s]である．なお，図中において二輪車の走行軌跡(点線)は0.1[s]毎の結果を，大きさ推定値(長方形)は1[s]毎の結果を，位置推定値(点線)は0.1[s] 毎の結果を示す．二輪車の姿勢変化が大きい左折時でも交差点内の移動物体を追跡できていることが分かる．

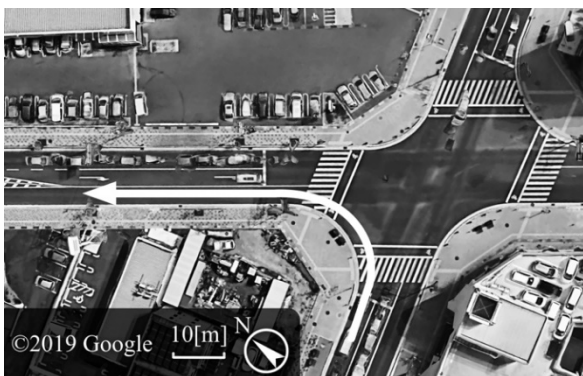


Fig. 5. Photo (top view) of an intersection in experimental environment I. Arrow indicates moved path of the motorcycle.

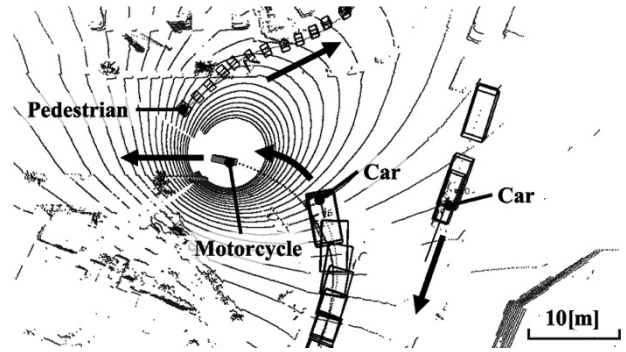


Fig. 6. Estimated track and size of moving objects in the intersection (experiment I).

実験Ⅰは公道で行っているため，二輪車の姿勢変化が大きい状態は交差点を曲がるときのみである．そこで，姿勢変化が大きい状態での追跡性能を検証するため，Fig. 7 に示す大学キャンパス内の道路において二輪車を蛇行走行させ，15人の歩行者と3台の四輪車を追跡する実験を行う(実験Ⅱ)．二輪車の走行距離は約500[m]，最大速度は約30[km/h]である．

実験時における二輪車の姿勢角と姿勢角速度をFig. 8に示す．また，780~850[scan]における移動物体の位置・大きさ推定結果をFig. 9に示す．Fig. 8, 9より二輪車の姿勢変化が大きい場合でも移動物体を追跡できていることが分かる．

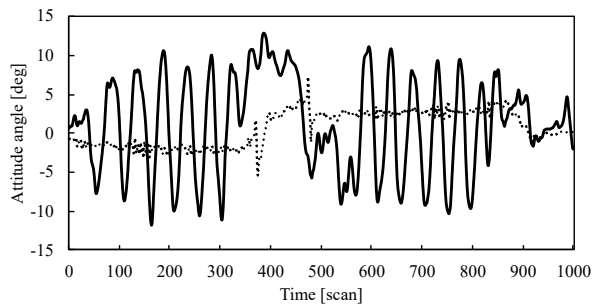
次にLidar スキャンデータの歪補正の有効性を知るため，追跡成功数，誤追跡数，未追跡数を以下の3つの条件で比較する．

- ・条件1：NDT スキャンマッチングとIMUによる歪補正あり(提案手法)
- ・条件2：NDT スキャンマッチングのみによる歪補正あり
- ・条件3：歪補正なし

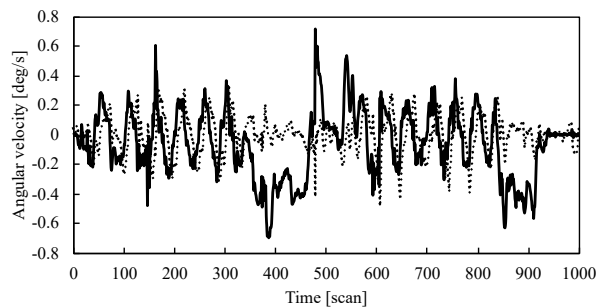
条件2の歪補正法は，筆者らが既に提案したLidar 情報のみを用いた歪補正法¹²⁾である．すなわち，NDT スキャンマッチングによりLidar のスキャン周期(100[ms])毎に算出される二輪車の自己位置・姿勢角をもとに，拡張カルマンフィルタによる予測と推定によりスキャンデータ取得時(0.55[ms]毎)の二輪車の自己位置・姿勢角を求め，スキャンデータの歪を補正する手法である．



Fig. 7. Photo of experimental environment II.



(a) Roll (bold line) and pitch (dotted line) angles.



(b) Roll (bold line) and yaw (dotted line) angular velocities.

Fig. 8. Attitude angle and angular velocities of motorcycle.

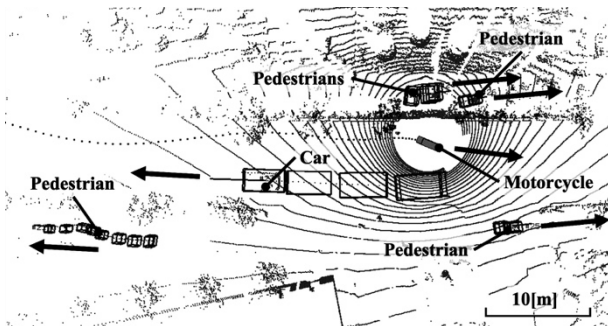


Fig. 9. Estimated track and size of moving objects in the experiment II.

Table 1. The number of correct and incorrect tracking.

	Correct tracking	False tracking	Untracking
Case 1	84	13	1
Case 2	79	13	6
Case 3	77	15	8

Table 1 に実験 I と実験 II における追跡数の合計を示す. ここで誤追跡とは静止物体を誤って追跡することを, 未追跡とは移動物体を追跡できないことを意味する. Table 1 より, スキャンデータの歪補正により未追跡が低減できるのが分かる. また条件 1 と条件 2 を比べると, NDT スキャンマッチングのみよりも IMU 情報を使うことでより正確にスキャンデータをマッピングできることから未追跡が低減できていることがわかる.

なお, 誤追跡の例としては建物の壁の一部などが多く, 未追跡としては自転車の姿勢変化が大きい場合に四輪車に対する未追跡が多かった.

6. 結 言

本論文では, 非 GNSS 環境下においてバイクに搭載した Lidar により周囲環境に存在する移動物体を追跡する方法を提案した. 得られた主な結果を以下に示す.

(1) スキャン周期毎に Lidar から得られるスキャンデータを用いて NDT スキャンマッチングにより二輪車の自己位置・姿勢角を算出する. その算出情報と二輪車に搭載した IMU からの姿勢角, 角速度情報をもとにスキャンデータ観測時の二輪車の自己位置・姿勢角を拡張カルマンフィルタと内挿法により推定し, スキャンデータの歪を補正する方法を示した.

(2) 歪補正した Lidar スキャンデータを格子地図にマッピングして, 占有グリッド法により移動物体を検出, 追跡する方法を示した.

(3) 道路環境において自動車や歩行者に対する移動物体追跡実験を行い, Lidar スキャンデータの歪を補正しない場合に比べて提案手法により未追跡が低減できることを示した.

誤追跡性能を向上させるには、環境地図差分に基づく方法¹⁸⁾が有効であることが知られている。今後の課題としては、環境地図差分法の導入による追跡性能の向上、多様な走行条件下での実験を通じての提案手法の性能評価などが挙げられる。

本研究は日本学術振興会科学研究費助成事業（学術研究助成基金助成金，基盤研究(C) No.18K04062）の支援を受けた。ここに記して謝意を表する。

参考文献

- 1) A. Mukhtar, L. Xia and T. B. Tang, “Vehicle Detection Techniques for Collision Avoidance Systems: a Review”, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, **16** [5], 2318-2338 (2015).
- 2) 進藤智則, “メカレス Lidar の技術開発と投資競争が激化”, *日経 Robotics*, **15**, 4-7 (2016).
- 3) C. Mertz, L. E. Navarro-Serment, R. MacLachlan, P. Rybski, A. Steinfeld, A. Suppe, C. Urmson, N. Vandapel, M. Hebert, C. Thorpe, D. Duggins and J. Gowdy, “Moving Object Detection with Laser Scanners”, *Journal of Field Robotics*, **30**, 17-43 (2013).
- 4) 橋本雅文, “レーザスキャナによる移動物体認識技術”, *機能材料*, **36** [5], 32-38 (2016).
- 5) 橋本雅文, 緒方聡, 大場史憲, 岡田三郎, “車載レーザレンジセンサによる複数移動物体の検出・追跡法”, *日本機械学会論文集 C 編*, **72** [717], 1566-1573 (2006).
- 6) E. N. Barmounakis, E. I. Vlahogianni and J. C. Golias, “Intelligent Transportation Systems and Powered Two Wheelers Traffic”, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, **17** [4], 908-916 (2016).
- 7) C. Y. Fang, C. W. Hsu and S. W. Chen, “A Vision-Based Safety Driver Assistance System for Motorcycles on a Smartphone”, *Proceedings of IEEE 17th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2014)*, 328-333 (2014).
- 8) A. Amodio, G. Panzani and S. M. Savaresi, “Design of a Lane Change Driver Assistance System with Implementation and Testing on Motorbike”, *Proceeding of IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 947-952 (2017).
- 9) 久米秀尚, “Bosch が 2 輪車で安全運転支援 自動ブレーキは慎重に検討”, *Nikkei Automotive*, **8**, 32-33 (2018).
- 10) 室翔太郎, 松井耀平, 橋本雅文, 高橋和彦, “二輪車搭載レーザスキャナによる移動物体追跡”, *SICE 関西支部・ISCIE 若手研究会*, 46-49 (2019).
- 11) S. Thrun, W. Burgard and D. Fox, “Probabilistic Robotics”, *MIT press* (2005).
- 12) 乾公昭, 森川昌英, 橋本雅文, 所谷康平, 高橋和彦, “NDT スキャンマッチングに基づく車載レーザスキャナ観測点群の歪補正”, *日本機械学会論文集*, **83** [854], (2017).
- 13) P. Biber and W. Strasser, “The Normal Distributions Transform: a New Approach to Laser Scan Matching”, *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2743-2748 (2003).
- 14) M. Munaro, F. Basso and E. Menegatti, “Tracking People within Groups with RGB-D Data”, *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2012)*, 2101-2107 (2012).
- 15) R. B. Rusu and S. Cousins, “3D is Here: Point Cloud Library (PCL)”, *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* (2011).
- 16) 所谷康平, 橋本雅文, 相原悠祐, 高橋和彦, “NDT スキャンマッチングに基づく二輪車搭載レーザスキャナによる 3 次元点群地図生成”, *日本機械学会論文集*, **85** [878], (2019).
- 17) 泉竜之輔, 橋本雅文, 田村祐人, 高橋和彦, “複数台の移動ロボットによるレーザ距離計測に基づく移動物体大きさ・姿勢推定法”, *日本機械学会論文集*, **81** [827], (2015).
- 18) 松井耀平, 室翔太郎, 橋本雅文, 高橋和彦, “二輪車搭載レーザスキャナによる環境地図差分に基づく移動物体追跡”, *日本機械学会論文集*, **85** [878], (2019).