

Posture and Size Estimation of Moving Objects with In-Vehicle Multilayer Lidar

Satoshi YAMAMOTO*, Masafumi HASHIMOTO**, Naoki SUGANUMA*** and Kazuhiko TAKAHASHI****

(Received July 31, 2012)

This paper presents a method of posture and size estimation of moving objects with in-vehicle multilayer lidar (laser radar). Moving objects are detected based on a 2D occupancy grid method from the 3D lidar image, and they are classified into pedestrians or vehicles based on their estimated velocities. Tracked objects are matched with measurement clusters related to the moving objects via a rule-based data association. The postures (position and velocity) of the moving objects are estimated by Kalman filter, and their sizes are estimated based on the volume of the associated measurement cluster. The experimental results in urban city environments validate the proposed method.

Key words: Intelligent vehicle, lidar (laser radar), moving-object tracking, size estimation, Kalman filter, data association

キーワード: 知能自動車, レーザレーダ, 移動物体追跡, 大きさ推定, カルマンフィルタ, データアソシエーション

車載マルチレイヤレーザレーダによる移動物体の姿勢・大きさ推定法

山本学史, 橋本雅文, 菅沼直樹, 高橋和彦

1. 緒 論

ITS 分野において, 自動車を運転するドライバーの不注意による交通事故を軽減するため, ビジョン, ミリ波レーダ, レーザレーダを用いた移動物体追跡技術の研究が行われている^{1,2)}. 筆者らもレーザレーダを用いた移動物体追跡手法を提案してきた^{3,4)}が, これらは移動物体を質点として取扱い, 移動物体の姿勢(位置と速度)のみを推定するものであった.

市街地などの実環境において, 移動物体には様々な種類(歩行者, 二輪車, 乗用車など)が存在し, それぞれが異なる大きさを持つため, 多様な移動物体を認識するには, 移動物体を大きさを持つ剛体として扱う必要がある. そこで, 本論文ではレーザレーダにより移動物体の姿勢とともに大きさも推定する移動物体追跡法を提案する.

実環境では多数の移動物体が存在し, それに対応した多数の観測点群が得られる. また, オクルージョンにより観測対象物体の一部分しか観測されない場合や, レーザが自動車のガラスを透過することにより観測点群が分断される場合がある. さらに, 観測対象物体の形状, 色によっては観測値が得られないなど, 多様な状況が発生する. そのため, 実環境で精度良い移動物体追跡を実現するには精度良いデータアソシエーション(追跡移動物体と観測値との対応付け)が必要となる. これまでもレーザレーダを用いて移動物体の姿勢と大きさを推定する手法が提案されているが⁵⁻¹⁰⁾, 比較的, 性質のよい観測値が十分に得られる場合を想定しており, データアソシエーションの議論が不十分なように思われる.

そこで, 本論文では, ルールベースなデータアソシエーション手法を基礎に移動物体の姿勢や大き

* Graduate School of Doshisha University, Kyoto (Currently, SHIMADU CORPORATION)

** Department of Intelligent Information Engineering and Sciences, Doshisha University, Kyoto
Telephone/Fax: +81-774-65-6410, E-mail: mhashimo@mail.doshisha.ac.jp

*** Faculty of Mechanical Engineering, Kanazawa University, Ishikawa
Telephone/Fax: +81-76-234-4714, E-mail: suganuma@puma.ms.t.kanazawa-u.ac.jp

**** Department of Information Systems Design, Doshisha University, Kyoto
Telephone/Fax: +81-774-65-6434, E-mail: katakaha@mail.doshisha.ac.jp

さを簡便に推定する方法を提案する．そして，その性能を市街地環境における実験により示す．本論文の構成を以下に示す．2.では実験システムの構成を述べる．3.では移動物体検出を，4.では移動物体追跡法について述べる．5.では市街地での実験により提案手法の性能を示し，6.で主な結論を述べる．

2. 実験システム

Fig. 1 に示すように，車両の屋根（地上高 1.5m）にマルチレイヤライダ(MLLR)(Velodyne社HDL-64E S2)を搭載している．MLLR の測距レンジは最大 120m で，水平視野角は 360deg，分解能は約 0.18deg，垂直視野角は-24.8~+2.0deg，分解能は約 0.42deg，スキャン周波数は 10Hz である．

移動物体認識法は移動物体検出と追跡とからなる．移動物体検出は，セル占有時間に基づく占有グリッド法³⁾により MLLR 観測値から移動物体に関する観測値を抽出する．移動物体追跡ではルールベーストなデータアソシエーション法により観測値と移動物体を対応付け，移動物体の速度ベクトルに対する観測値の分布から大きさを推定するとともに，カルマンフィルタにより姿勢を推定する．

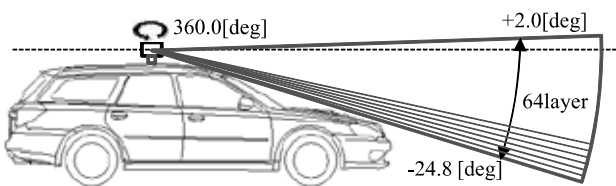


Fig. 1. Sensing area of MLLR

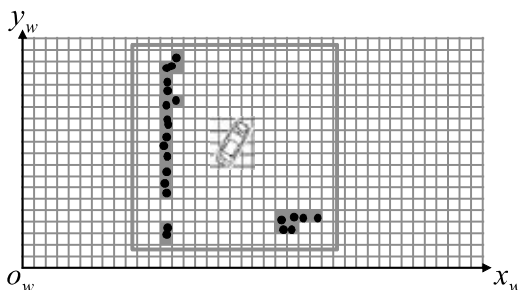


Fig. 2. Grid map. Circle denotes MLLR measurement. Gray and white cells denote occupied and unoccupied cells. Big gray square denotes the area 50m×50m.

3. 移動物体検出法

占有グリッド法により移動物体を検出する．ただし，確率的占有グリッド法¹¹⁾や3次元占有グリッド法⁸⁾では多大な計算時間を伴うため，筆者らが文献3)で提案したセル占有時間に基づく2次元占有グリッド法により移動物体を検出する^{4,12)}．なお，Fig. 2 に示すように占有格子地図のサイズは自車を中心に 50m×50m，セルサイズは 0.25m×0.25m としている．

MLLR から観測値が得られると，まず，それらを地上固定座標系 $\Sigma_w(O_w-x_w,y_w)$ に座標変換し，グリッドマップの各セルに割り当てる．このとき，観測値が割り当てられたセルを占有セル，そうでないセルを非占有セルと称する．ここで，座標変換に必要な車両のエゴモーションは，CAN からの車速・操舵角情報からデッドレコニングにより算出している．

MLLR 観測値には路面に関する観測値も含まれるため，路面の観測値を除去する．各占有セルについて，割り当てられた観測値の高さの最大値と最小値の差を求め，その差が 0.3m 未満であれば路面であると見なし，そのセルに割り当てられた観測値を全て除去して非占有セルにする．占有セルに関しては，高さが 0.25m 以下の観測値を除去することで，路面に属する観測値を分離する．

グリッドマップの各セルは占有回数情報を持ち，MLLR のスキャン毎に占有セルと判定されると占有回数を 1 増やす．占有回数が 8 以上となった占有セルを静止セル，そのセル内の観測値を静止観測値と称する．逆に占有回数が 8 未満の占有セルは移動セル，そのセル内の観測値は移動観測値と称する．連続して 4 スキャン観測値の得られないセルは，そのセルの占有回数を 0 に初期化する．ここで，移動物体を見落とす危険性を軽減するため，占有回数が 1 以上を移動セルとすることに注意されたい．

移動セルと静止セルによりグリッドマップの各セルの移動/静止の状態判別ができる．しかし，物体はひとつ以上のセルから構成されるため，セル単位ではなく物体単位で移動/静止の状態判別をする方が以後の処理に便利である．そこで，8 近傍にある占有セル同士をグルーピングし，グループ内の全観測

値数に対する移動観測値数の割合が 0.8 以上あれば移動グループ, 0.8 未満であれば静止グループとする.

このとき, 移動グループに関しては観測値の最大値と最小値の平均値を求め, その位置を移動グループのグループ代表点と称する. ただし, センサ雑音を考慮し, 全観測値数が 3 以下のグループは移動グループとしない.

4. 移動物体追跡法

4.1 大きさ推定

追跡中の移動物体 (以後, 追跡物体) とそれに対応する移動グループが観測された場合について追跡物体の大きさを推定する方法を述べる. 本論文では追跡物体の形状を幅 W と長さ L を持つ長方形として扱い, 追跡物体の姿勢は位置と速度により表す.

大きさ推定では Fig. 3 に示すように, 追跡物体の移動方向を y 軸とする x_v, y_v 座標系を定義し, 各軸に対する観測値の最大値と最小値の差をそれぞれ現在の幅と長さとして現時刻の長方形を生成する. ここで, 現時刻の長方形の頂点の中で最も MLLR に近い点を基準頂点として追跡物体が存在すると考える. ただし, この大きさは現時刻の観測値から算出しているため, オクルージョンにより物体の一部しか観測できない場合は不正確となる可能性がある. そこで, 現時刻の観測値から求めた大きさと前時刻の大きさとを比較し, 大きい方の長方形を現時刻の推定値とする. なお, 長方形の重心を物体代表点として求め, 姿勢推定に用いる.

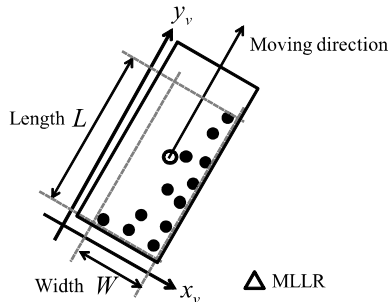


Fig. 3. Size estimation. Open circle, and closed circle denote the prediction of moving object, and MLLR measurement, respectively.

4.2 姿勢推定

姿勢推定はカルマンフィルタにより行う. 移動物体はほぼ一定速度で移動すると仮定すると, 以下の状態方程式が成立する.

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{F}\mathbf{x}(t-1) + \mathbf{G}\Delta\mathbf{x}(t-1)$$

$$= \begin{pmatrix} 1 & \tau & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \tau \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \mathbf{x}(t-1) + \begin{pmatrix} \tau^2/2 & 0 \\ \tau & 0 \\ 0 & \tau^2/2 \\ 0 & \tau \end{pmatrix} \Delta\mathbf{x}(t-1) \quad (1)$$

ただし, $\mathbf{x} = (x, \dot{x}, y, \dot{y})^T$ は地上固定座標系 Σ_w における姿勢 (位置・速度), $\Delta\mathbf{x} = (\Delta\dot{x}, \Delta\dot{y})^T$ は加速度外乱で, τ は観測周期である.

他方, 移動物体に関する観測方程式は以下となる.

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{H}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{H}'(t)\mathbf{q}(t) + \Delta\mathbf{z}(t)$$

$$= \begin{pmatrix} \cos\psi(t) & 0 & -\sin\psi(t) & 0 \\ \sin\psi(t) & 0 & \cos\psi(t) & 0 \end{pmatrix} \mathbf{x}(t) \quad (2)$$

$$+ \begin{pmatrix} \cos\psi(t) & -\sin\psi(t) \\ \sin\psi(t) & \cos\psi(t) \end{pmatrix} \mathbf{q}(t) + \Delta\mathbf{z}(t)$$

ここで, $\mathbf{z} = (z_x, z_y)^T$ は車体座標系における移動物体の物体代表点の位置を, $\Delta\mathbf{z}$ は観測雑音である. また, $\mathbf{q} = (x, y)^T$ と ψ はそれぞれ地上固定座標系 Σ_w における MLLR の位置と方位である.

式(1)より第 t スキャンにおける追跡移動物体の予測姿勢とその誤差共分散は, 次式の予測アルゴリズムにより求まる.

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}(t/t-1) = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}(t-1) \\ \mathbf{P}(t/t-1) = \mathbf{F}\mathbf{P}(t-1)\mathbf{F}^T + \mathbf{G}\mathbf{Q}(t-1)\mathbf{G}^T \end{cases} \quad (3)$$

ただし, \mathbf{Q} は加速度外乱 $\Delta\mathbf{x}$ の共分散で, 実験では $\mathbf{Q} = \text{diag}(4.0\text{m}^2/\text{s}^4, 4.0\text{m}^2/\text{s}^4)$ としている.

ここで, 大きさ推定の際に求めた物体代表点を用い, 次式の観測更新アルゴリズムにより姿勢推定値と誤差共分散を更新する.

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}(t) = \hat{\mathbf{x}}(t/t-1) + \mathbf{K}(t)(\mathbf{z}(t) - \mathbf{H}(t)\hat{\mathbf{x}}(t/t-1) + \mathbf{H}'(t)\mathbf{q}(t)) \\ \mathbf{P}(t) = \mathbf{P}(t/t-1) + \mathbf{K}(t)\mathbf{H}(t)\mathbf{P}(t/t-1) \end{cases} \quad (4)$$

ただし, $\mathbf{K}(t) = \mathbf{P}(t/t-1)\mathbf{H}(t)^T \mathbf{S}(t/t-1)^{-1}$,

$S_{(t/t-1)} = H_i(t)P_{(t/t-1)}H_i(t)^T + R_{(t)}$ である. また, R は観測雑音 Δz の共分散で, 実験では $R = \text{diag}(1.0\text{m}^2, 1.0\text{m}^2)$ としている.

4.3 データアソシエーション

大きさ推定の際には追跡物体とそれに対応する移動グループを決定する必要がある. そのため, Fig. 4(a)に示すように, 追跡物体の予測値まわりに前時刻の大きさの推定値よりも長さ・幅ともに 0.5m 大きい有効領域(以下, VG)を設ける. Fig. 4 (a)のように, 1つの追跡物体の VG 内に1つのグループ代表点が存在すると, そのグループ代表点に関する移動グループが追跡物体に対応すると考える.

しかし, 実環境ではグループ代表点が注目する追跡物体に関するものとは限らず, 他の移動物体や外乱の可能性もある. また, 複数の移動物体が存在する環境下では, Fig. 4(b), (c)のように, VG の重複領域内にグループ代表点を得られる場合やひとつの VG 内に複数のグループ代表点を得られる場合もある. このような多様な状況下で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グループ代表点をうまく対応付けるデータアソシエーションが必要となる. そこで, VG が重複する追跡物体をひとつのクラスタにまとめ, クラスタ毎に追跡物体とグループ代表点との対応づけを行う.

いま, 移動物体を歩行者と車両(車, 2輪車等)の2種類に大別すると, それぞれは追跡物体として次の特徴を持つ. 歩行者は車両に比べて小さいため, 1人の歩行者から複数のグループ代表点は得られない. また, 複数の歩行者が並走や交差する場合にグループ代表点がひとつしか得られない場合がある. 他方, 車両は大きいいため, 1台の車両から複数のグループ代表点を得られる場合がある. また, 車両同士が近接して走行する可能性は低く, ひとつのグループ代表点が複数の車両に属することはない. このことを考慮し, データアソシエーションに関して以下の4つのルールを導入する.

(a) 歩行者の場合: 1つのグループ代表点に対して複数の追跡物体の対応づけは許す(ルール1)が, 1つの追跡物体に対しては1つのグループ代表点のみ

を対応づける(ルール2).

(b) 車両の場合: 1つの追跡物体に対して複数のグループ代表点の対応づけを許す(ルール3)が, 1つのグループ代表点に対しては1つの追跡物体のみを対応づける(ルール4).

なお, 追跡物体が歩行者か車両かの判別は, カルマンフィルタにより推定する速度情報によって行い, 追跡時に速度が1回でも 3.0m/s 以上となった物体を車両, 3.0m/s 未満を歩行者とする. なお, 車両より歩行者の VG の方が小さく, グループ代表点を歩行者に優先的に対応づけるため, 歩行者に対するデータアソシエーションを最初に行い, その後に車両について行う.

追跡物体とグループ代表点の位置関係が Fig. 5 の場合の例をもとにデータアソシエーションの詳細を説明する. まず, 各グループ代表点がいずれの追跡物体の VG 内に存在するかを表す Fig. 6(a) の対応表を作成する. 図中において T は追跡物体を, M はグループ代表点を意味する.

まず, 歩行者 T2, T3 に関するデータアソシエーションを行う. T2 に関して, その VG 内に2つのグループ代表点(M3, M4)が対応するが, ルール2により T2 の予測値とユークリッド距離が小さい M4 を T2 と対応づける. T3 に関しては VG 内にグループ代表点がないため, 対応づけを行わない.

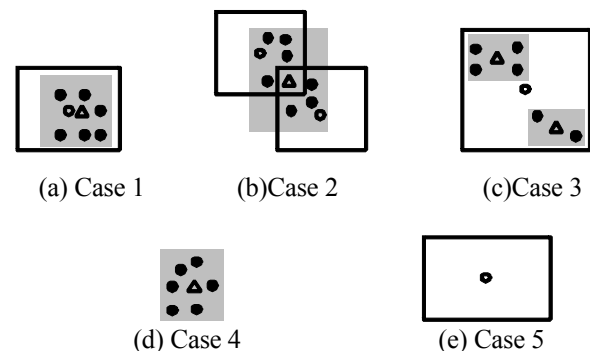


Fig. 4. Tracking condition. Open circle, closed circle, and triangle denote the prediction of tracked object, MLLR measurement, and representative point of moving group, respectively. Gray part denotes moving group. Square denotes validation region (VG).

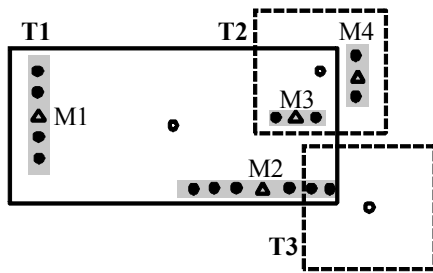


Fig. 5. Example of data association. Open circle, closed circle, and triangle denote the prediction of moving object, MLLR measurement, and representative point of moving group, respectively. Gray part denotes moving group. Squares drawn by bold and dashed lines denote validation regions of vehicle and pedestrian, respectively.

	T1	T2	T3		T1	T2	T3		T1	T2	T3
M1	✓			M1	✓			M1	⊙		
M2	✓			M2	✓			M2	⊙		
M3	✓	✓		M3		✓		M3		✓	
M4		✓		M4		⊙		M4		⊙	

(a) Step 1

(b) Step 2

(c) Step 3

Fig. 6. Step of data association. Check mark denotes candidate of data association, and circle denotes result of data association.

次に車両のデータアソシエーションを行う。このときルール4を適用して、M1~M4のグループ代表点に関して最もユークリッド距離の近い追跡物体にのみ対応すると考える。ここでは、M3がT1とT2のVGの重複領域内にあるが、M3はT1よりもT2の予測値に近い位置にあるため、M3はT2にのみ対応すると考える (Fig. 6(b)).

車両T1に関しては、ルール3により1つの追跡物体に対して複数のグループ代表点の対応づけを許すため、T1のVG内にあるM1とM2をT1と対応づける (Fig. 6(c)). そして、M1とM2に関する観測値を併合して、その結果をもとに大きさ推定と姿勢推定を行う。

T3のようにVG内にグループ代表点は存在しないが観測値は得られる歩行者については追跡を継続する。これは歩行者のVGが小さく、グループ代表点が歩行者のVGに入らない場合があるためである。

このとき、大きさ推定は過去の推定値を保持し、姿勢推定は式(3)の予測アルゴリズムをもとに行う。ルール1~4を適用した結果、M3はどの追跡物体にも対応付けられない。M3のようにVGの重複領域内に存在するグループ代表点がいずれの追跡物体に対応付けられないものは無視する。

さて、歩行者に関して、データアソシエーションでは各追跡歩行者はユークリッド距離が最も近いグループ代表点と対応づけられているため、Fig. 4(b), (c)に示すように、1つのグループ代表点に対して複数の歩行者が対応づけられる場合やルール2によりVG内に歩行者と対応づけられなかったグループ代表点が存在する場合がある。Fig. 4(b)の状況は歩行者が交差、並走する場合によく発生する。このような状況では、ルール1によりグループ代表点を両方の歩行者と対応付けられるが、グループ代表点はひとつしかないため、それに基づく姿勢推定や大きさ推定は不正確となる。そこで大きさ推定については過去の推定値を保持し、姿勢推定は式(3)の予測アルゴリズムにもとに行う。

Fig. 4(c)の状況は、並走や交差していた複数の歩行者が分離し始めたときによく発生する。この場合は、1人の大きな歩行者として追跡してきた物体を複数の小さな歩行者として追跡する必要がある。そのため、姿勢推定に関して、位置は現時刻のグループ代表点を、速度は元の歩行者の速度を用いる。それぞれの歩行者の大きさは新たに推定し直す必要があるため、追跡物体の速度ベクトルに対する現時刻の観測値分布から大きさを推定する。

4.4 追跡の終了と初期化

実環境では、新規移動物体の視野内の出現や追跡移動物体の視野内からの消失、他の物体による隠蔽など、様々な状況が生じる。そのため、前項のデータアソシエーションにより追跡移動物体や物体代表点に対応付けられない場合がある。このような場合に対応するため、以下のルールを導入する。

(a) 追跡開始 : Fig. 4(d)に一例を示すように、追跡移動物体と対応付けられないグループ代表点がVG外に出現した場合は新規移動物体によるものと考え、

追跡を開始する。しかし、このグループ代表点は突発的な外乱の可能性もある。外乱であれば連続してグループ代表点が得られる可能性は低いことから、追跡開始後に連続7 スキャン以内に1度でもグループ代表点が得られなくなった場合は外乱として追跡を終了する。以下、7 スキャンまでの追跡を仮追跡と、仮追跡中の移動物体を仮追跡物体と称する。

仮追跡中もカルマンフィルタによる姿勢推定は行うものの、精度が低いことから速度推定値に基づく歩行者と車両の区別は行わず、物体種別は未定物体として扱う。未定物体のデータアソシエーションについては車両とみなして行う。これは、歩行者よりも車両のルールの方が追跡物体とグループ代表点との対応付けが容易なためである。その際、仮追跡中は静止物体の可能性もあり大きさは推定しないため、便宜的に VG は半径 2.0m の円とする。

8 スキャン目以降も連続してグループ代表点が得られる場合は外乱ではなく新規移動物体と判断して仮追跡を終了し、本追跡を始める。本追跡では追跡物体を速度推定値に応じて歩行者と車両に分別し、大きさや姿勢を推定する。

(b) 追跡終了 : Fig. 4(e)に示すように、追跡物体と対応付けるグループ代表点が存在しない状況は、追跡物体が MLLR の視野から出たり、他の物体に隠蔽されたりする際に生じる。この場合、式(3)による追跡を継続し、継続後 7 スキャンを過ぎても物体代表点が得られない場合は追跡を終了する。7 スキャン以内に再びグループ代表点が得られた場合は、追跡を継続する。

5. 実験

市街地における2つの環境（横断歩道環境、一般道路環境）において実験を行う。各環境において100 スキャン間(10 秒)での移動物体検出回数、大きさ推定成功回数、姿勢推定成功回数を求め、移動物体検出、大きさ推定、姿勢推定についての True positive (TP) 率を算出する。追跡物体の大きさと姿勢の真値は不明であるため、車載カメラの映像と MLLR から得られた観測データや推定結果を目視で比較することで行った。そのため、追跡性能評価はカメラの

視野内の移動物体についてのみ行う。また、目視による比較のため False positive 率を求めることは不可能なため、TP 率のみを評価する。

まず、横断歩道を横断する12人の歩行者に対して追跡性能を調べる。自転車は停止している。大きさ・姿勢の推定結果を Fig. 7(a)に示す。歩行者1のみの姿勢推定が誤っている以外は大きさ・姿勢推定が正しくできている。本実験において提案手法の TP 率を調べたところ、移動物体検出の TP 率は 95.8%、大きさ推定の TP 率は 98.1%、姿勢推定の TP 率は 95.1%である。

次に一般道路上を走行する自転車前方の車両に対する追跡性能を調べる。なお、自転車は 33km/h で直進している。大きさ・姿勢推定の結果を Fig. 7(b)に示す。自転車前方に2台の2輪車、1台の乗用車、1台のトラックの計4台3種類の車両が走行しているが、大きさ・姿勢は全て正しく推定ができています。100 スキャン間(10 秒)における TP 率を調べたところ、移動物体検出の TP 率は 91.3%、大きさ推定の TP 率は 100%、姿勢推定の TP 率は 95.2%であった。

6. 結論

本論文では、MLLR を用いた移動物体の大きさ・姿勢推定法を提案した。主な結論を以下に示す。

- (1)セル占有時間に基づく2次元占有グリッド法により移動物体を検出する方法を示した。
- (2) 追跡物体を速度に応じて歩行者と車両に分類した上で、それぞれ異なるルールでデータアソシエーションする方法を提案した。
- (3) カルマンフィルタによる追跡物体の姿勢（位置・速度）推定と速度ベクトルに対する観測値の分布から追跡物体の大きさを推定する方法を提案した。
- (4)市街地環境における実験により姿勢推定と大きさ推定の性能を評価した。

今後の課題としては、混雑環境下での推定精度向上が挙げられる。

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.23560305）の支援を受けた。ここに記して謝意を表す。

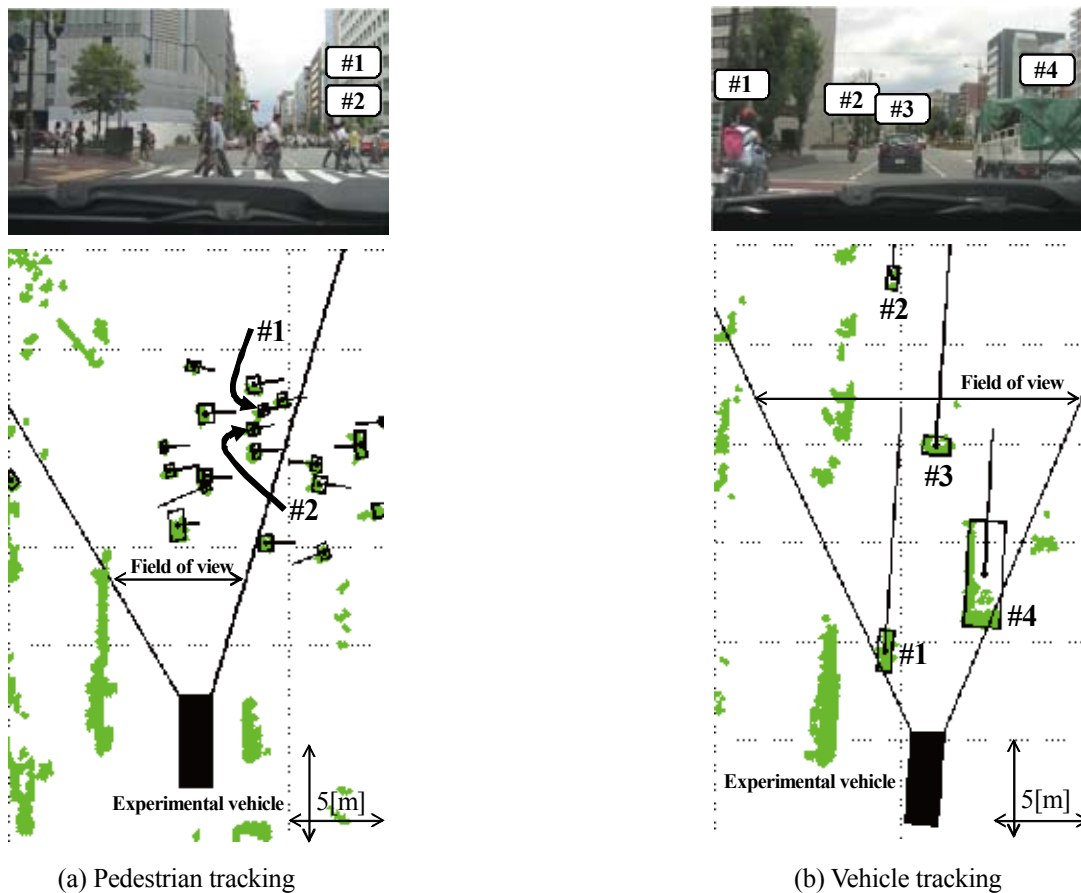


Fig. 7. Tracking results. Green dot denotes lidar measurement. Black square and dot in the square denote estimate size and estimate position of tracked object, respectively. Black line with tracked object denotes estimated velocity vector of tracked object. Field of view (FOV) denotes FOV of a camera used for comparison purpose.

参考文献

- 1) 特集：最新のセンシング技術，自動車技術，64 (2010).
- 2) 特集/安全技術，Denso Technical Review，12 (2007).
- 3) 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，72，1566-1573 (2006)。
- 4) 佐藤誠一，瀧田 学，橋本雅文，高木聖和，小川高志：“自動車用マルチレイヤレーザレーダによる歩行者追跡，”自動車技術会学術講演会前刷集 No.56-10，13-16 (2010).
- 5) H. Zhao, X.W. Shao, K. Katabira, and R. Shibasaki, “Joint tracking and classification of moving objects at intersection using a single-row laser range scanner,” Proc. of the IEEE Intelligent Transportation Systems Conf., 287-294 (2006).
- 6) F. Fayad, and V. Cherfaoui, “Tracking objects using a laser scanner in driving situation based on modeling target shape,” Proc. of the 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symp., 44-49 (2007).
- 7) Vu. Trung-Dung, and O. Aycard, “Laser-based Detection and

- Tracking Moving Objects using Data-Driven, Markov Chain Monte Carlo,” Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 3800-3806 (2009).
- 8) T. Miyasaka, Y. Ohama, and Y. Ninomiya, “Ego-Motion Estimation and Moving Object Tracking using Multi-layer LIDAR,” Proc. of the 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symp., pp.151-156 (2009).
- 9) M.S. Darms, P.E. Rybski, C. Baker, and C. Urmson, “Obstacle Detection and Tracking for the Urban Challenge,” IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, 10, 475-485 (2009).
- 10) 宮阪健夫，城殿清澄，内藤貴志：“高解像度レーザレーダを用いた走行環境における移動物の追跡と識別，”View2010 ビジョン技術と実利用ワークショップ，205-210 (2010).
- 11) S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, “Probabilistic Robotics,” (MIT Press, 2005).
- 12) 山本学史，佐藤誠一，橋本雅文，菅沼直樹，高橋和彦：“市街地環境における高解像度車載マルチレイヤレーザレーダによる移動物体検出，”第54回システム制御情報学会研究発表講演会講演論文集，247-248 (2010).