

レーザスキャナを用いた交差点における移動体の 識別とトラッキング

趙 卉菁, 邵 肖偉, 帷子 京市郎, 中村 克行, 柴崎 亮介^{*1}

東京大学空間情報科学研究センター^{*1}

論文概要

交差点のような複雑な交通環境を対象に、簡易な設置方法により瞬時に正確に交通状況を把握することに目指し、本研究は、道端に設置する水平にスキャンするレーザスキャナを用いて、交差点における移動体の同時識別とトラッキング手法を開発した。そこで、移動体を0軸（例、歩行者）、1軸（例、二輪車）、2軸（例、四輪車）に分類し、移動体データ形状の時空間的な変化をマルコフ状態およびその推移によってモデリングした。計測装置を試作し、某交差点で実験を行った。同時撮影したビデオ画像により検知精度と効率を検証した。95%の検知率とレーザスキャン周期の半分以下の計算コストの実験結果を得た。

Joint tracking and classification of moving objects at an intersection using a single-row laser range scanner

Huijing Zhao, Xiaowei Shao, Kyoichiro Katabira, Katsuyuki Nakamura, Ryosuke Shibasaki^{*1}

Center for Spatial Information Science, Univ. of Tokyo^{*1}

Abstract

In this research, we propose a novel system of monitoring and collecting a traffic data at an intersection using a single-row laser range scanner, which is set on a roadside, horizontally profiles the moving objects at the intersection at an elevation about 40cm from the ground. A method of joint tracking and classification is developed by spatially and temporally processing on laser scan data. An experiment is conducted in an intersection, where the tracking and classification results are evaluated by a simultaneously captured video image. A successful ratio of above 95% and a computation cost of less than half of the scanning period are shown in the experiment, which demonstrated the accuracy and efficiency of the proposed system.

Keyword: tracking, classification, moving object, intersection, laser range scanner

1. はじめに

人や車両の動きを漏れなくリアルタイムに識別し、トラッキングできれば、また安価に迅速にこうしたデータを取得できれば、監視目的だけではなく、交通工学、都市空間デザインから（空間）認知心理学、

マーケティングまで多くの分野で行動モデルの基礎データなどとして利用できる。これまで多くの研究では、通常のビデオ画像を利用していた（e. g. [1-7]）。しかし、ビデオ画像では人間や車両の抽出に際して、いくつかの問題がある。例えば移動体が交錯すると

きなどにうまくトラッキングできないことが多い。オクルージョンを小さくするために、例えば、カメラが高い位置から対象物を見下ろすように撮影するのが一般的な手段である。ただし画素サイズや撮影範囲などに、カメラの設置位置や角度が大きく制約され、簡易に設置することが困難の場合が多い。また、多数多種類の移動体が混在し、複雑な動きパターンが存在する環境に対して、トラッキングや識別には計算量が大きくて、リアルタイムでの実現は難しい。一方近年アイセーフレーザ（直接目に入っても被害を与えないレーザ）を用いるレンジスキャナの発展により、高速、広角なシングルスキャン型センサ（以下にレーザスキャナと称する）が開発され、より安価で購入することができる。こうしたセンサを車両や車椅子などに付け、衝突防止や周囲交通状況のモニタリングに利用される[8-9]研究がある。また、センサを環境側に設置して、駅や遊園地などで歩行者の動線を検知するシステム[10]も開発された。こうした研究開発により、レーザスキャナは移動体の検知に有効であることを示した。

本研究は、交差点のような多数の歩行者や車両が混在し、交通事故の複雑な環境を対象に、簡易なセンサ設置方法で、瞬時に正確に移動体をトラッキングし、識別することを目的として、レーザスキャナを用い試みた。図1にシステムのイメージ図を示す。レーザスキャナを道端に設置し、水平にスキャンする。レーザビームが車ボディや歩行者の足に当たり、スキャン面における移動体の側面形状を直接に計測することができる。また、レーザスキャナは1秒間約37.5フレームで移動体の動きを捉えることができる。本研究はこうしたデータを基に、交差点における移動体が同時に分類し、トラッキングする手法を開発した。2章にレーザスキャナが計測した移動体データの紹介を初め、クラスモデル、オブジェクトモデルおよび計測モデルの定義を行う。3章に移動体の同時分類とトラッキング手法を述べる。4章にある交差点での実験結果と考察を示す。

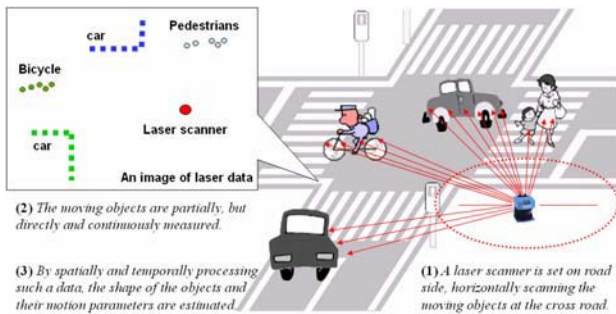


図1、An image of the system

2. モデル定義

2-1 レーザスキャナが見える移動体

遠くから走ってくる一台の四輪車を想像してみよう。図2に四輪車がレーザスキャナの右、あるいは左から、走りきて、レーザスキャナの横から通過、最後に、計測範囲から消える、の経過に、四輪車がレーザスキャナにより最も典型的に計測されたパターンを示す。例えば左からレーザスキャナの計測範囲に入った四輪車が最初に前方を計測され、レーザスキャナに近づけるとともに、右側面も徐々に計測された。レーザスキャナの真横に通過した時に、四輪車の前方を見えなくなり、右側面だけがレーザデータに残った。レーザスキャナを通過後、四輪車の後部も計測され、レーザスキャナに遠くなるとともに、右側面の入射角が小さくなり、徐々に計測されにくくなった。最後に四輪車の後部だけ残り、レーザスキャナの計測範囲を出た後、完全に見えなくなった。

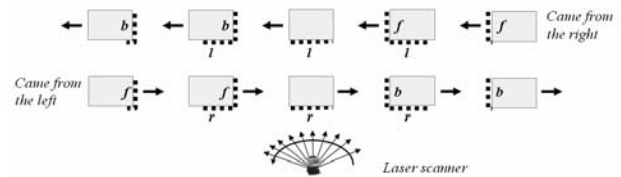


図2、An image of laser measurements to a moving car.
f: front side, r: right side, l: left side, b: rear side.

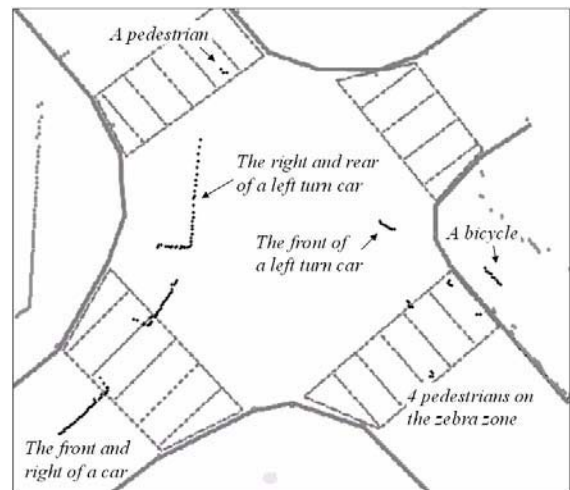


図3、A sample laser scan at an intersection

まとめに、四輪車のようなスケールの大きい移動体に対して、レーザスキャナは瞬間的に移動体の一部分しか計測できない。また移動体の相対的な位置姿勢により計測された側面が異なり、データの形状

が大きな変化する特徴がある。移動体の形状および動きを正しく推定するために、こうした瞬間的断片的なデータを時空間的処理する必要がある。

一方、歩行者や二輪車などスケールの比較的小さい移動体に対して、レーザスキャナにより点のクロードおよび直線形状を持つ点群が計測される。また、レンジ計測の誤差 (3 cm~10 cm) を考慮した上、歩行者や二輪車の位置姿勢により、データの形状に大きな変化がないという特徴がある。図 3 にレーザデータの例を示す。

2-2 クラスの定義

交差点における移動体：歩行者、二輪車、四輪車 (乗用車、トラック、バスなど) に対して、図 4 にレーザスキャナが計測した典型的なデータの例をまとめる。瞬間的に計測したデータから最大に検知される軸の数によって、移動体を 3 クラス、 $C = \{0 \text{ 軸}, 1 \text{ 軸}, 2 \text{ 軸}\}$ 、に分けられる。つまり、データ形状により、交差点における移動体：歩行者、二輪車、四輪車を点的なもの (0 軸)、線的なもの (1 軸)、面的なもの (2 軸) に分類される。

Objects in cross road	Example of laser data					Class definition
	l_1	l_2	l_3	l_4	l_5	
car	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	2-axis
bicycle	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	1-axis
pedestrian	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	0-axis

図 4、Definition of object class

2-3 オブジェクトモデルの定義

ここでは、移動体の位置姿勢により計測側面やデータ形状が大きく変化する四輪車に焦点を当てて、オブジェクトモデルの定義を検討する。移動体に対して、位置姿勢により、図 5 に示す 8 個の計測パターン (マルコフ状態) が挙げられる。交差点における移動体の動きを上記パターン間の推移 (マルコフチェーン) によって描くことができる。ただし、データの形状だけでは上記パターンを一意的に決めることはできない。例えば、 m_2 と m_6 、 m_4 と m_8 の形状はほぼ同じ。つまり、形状だけでは計測された側面を正しく判断することができない場合がある。

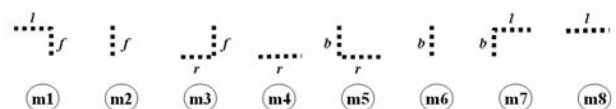


図 5、Totally 8 patterns in an instant measurement to a car. f : front side, r : right side, l : left side, b : rear side.

1) 形状モデルとマルコフ状態

形状以外に、レーザ点の間に順序があることに着目した。例えば、レーザスキャナが半時計回りにスキャンした場合、図 6(a) に示すように、レーザポイントが #s から #e の順で計測される。後から先への順序で各エッジ (側面) を方向ベクトルで記述することができる (図 6(b) を参照)。すると、図 5 に示すパターンが図 6(c) のように再定義される。こうした定義によって、計測データから方向ベクトル (r) を検知して、オブジェクトモデル (予測した状態) に定義した方向ベクトルとマッチングすることによって、現在におけるマルコフ状態を一意的に決められる。

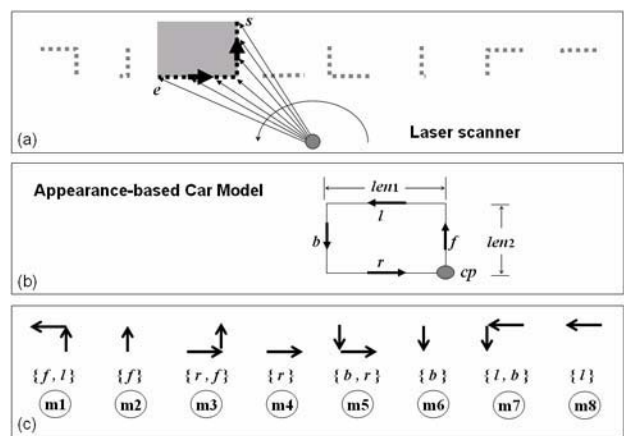


図 6、The appearance-based car model and Markov States

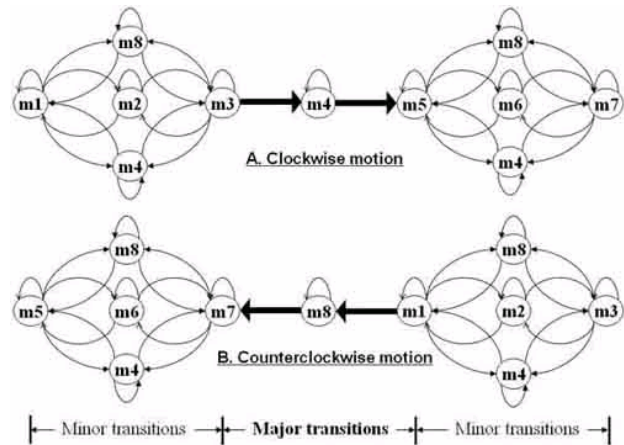


図 7、Definition to the major transition flows

2) 状態の推移

図 2 の例に四輪車が左から右へレーザスキャナの横を通過した場合 (レーザスキャナより時計回り)、状態が $m_3 \rightarrow m_4 \rightarrow m_5$ の順で推移する。一方四輪車が右から左へレーザスキャナの横を通過した場合 (レーザスキャナより反時計回り)、状態が $m_7 \rightarrow m_8 \rightarrow m_1$ の

順で推移する。レーザスキャナと離れたときに、移動体の動きにより状態推移のバリエーションが多いが、レーザスキャナの横を通過した時に、上記の2通りでほとんどの動きをモデリングできる。ここで、モーションパターンをレーザスキャナより時計回りと反時計回りにわけ、主な状態推移を図7にまとめる。

3) 移動体の状態モデル

移動体の状態モデルを次のように定義する。移動体のトラッキングにより、各移動体に対してこうした状態パラメータを推定する。

List Definition to State Model (\mathbf{x})

- (1) 形状モデルに関するパラメータ
 - a) 2軸移動体を長方形により表す
 - r, f, l, b : 側面を表す方向ベクトル
 - $len1, len2$: 横縦長
 - cp : 右前方のコーナ点
 - $sign$: モーションパターン
 - $mode$: マルコフ状態
 - b) 1軸移動体を線段により表す
 - r : 線段の方向ベクトル
 - $len1$: 長さ
 - c) 0軸移動体を点のクロードにより表す
 - $len1$: クロードの半径
- (2) モーションに関するパラメータ
 - p : 位置 (移動体の中心座標)
 - $Vdir$: 移動方向ベクトル
 - $speed$: 移動速度

2軸移動体の場合、移動方向ベクトルが求められるときに、状態パラメータが初期化される。

2-4 計測値モデルの定義

瞬間的に移動体を計測したデータはレーザポイントのクラスターである。計測モデルをこうしたクラスターから抽出した特徴量によって定義する。

List Definition to Measurement Model (\mathbf{y})

- 1: 軸に関する特徴量
 - $axnum$: 検知した軸の数
 - $v1, v2$: 各軸の方向ベクトル (レーザポイントの計測順: 後→先に一致する)
 - $lv1, lv2$: 検知した軸の長さ
 - $corp$: 検知したコーナ点
- 2: フレーム間の差分によるモーション特徴量
 - $dirv$: 移動方向ベクトル
 - $speed$: 移動速度
- 3: 各クラスへの尤度

- $\lambda_c(\mathbf{y}) : c \in C = \{0 \text{ 軸}, 1 \text{ 軸}, 2 \text{ 軸}\}$

計測値 \mathbf{y} がクラス c への尤度 $\lambda_c(\mathbf{y})$ を次のように定義する。

$$\lambda_c(\mathbf{y}) = \lambda_c(\mathbf{y}^{(a)}) \times \lambda_c(\mathbf{y}^{(c)}) \quad (1)$$

$$\sum_{c \in C} \lambda_c(\mathbf{y}) = 1$$

そこで、 $\lambda_c(\mathbf{y}^{(a)})$ は軸に関する特徴量による尤度、 $\lambda_c(\mathbf{y}^{(c)})$ はモーションに関する特徴量による尤度である。本研究では、こうした尤度評価を経験値によって行う。

3. 移動体の同時分類とトラッキング

3-1 問題提出

前述のように、オクルージョンなどの原因で、レーザスキャナは瞬間的に移動体の一部分しか計測できない。また移動体の相対的な位置姿勢により計測された側面が異なり、データの形状に大きく変化することがある。さらに、レーザの照射に反射しにくい材質・角度などの不特定原因により、データが欠損することがある。瞬間的な計測データにより、移動体の分類および状態を正しく推測することのできない場合が多い。すると、過去から断片的な計測(知識)を総合し、現在の確率的に一番高い判断(分類および状態)を下す(推定する)手法が必要にある。

つまり、ある移動体に対して、現在までの計測値 $Y_k = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$ (k はフレーム数を表す) により、該当移動体のクラス $c \in C = \{0 \text{ 軸}, 1 \text{ 軸}, 2 \text{ 軸}\}$ 、および状態 x_k (位置、姿勢、速度、形状など) の事後確率分布 $P(c | Y_k)$ と $p(x_k | Y_k)$ を推定したい。

Bay's Theorem により、 $P(c | Y_k)$ を次のように求められる。

$$\begin{aligned} P(c | Y_k) &= P(c | y_k, Y_{k-1}) \\ &= \frac{1}{\beta} P(y_k | c) P(c | Y_{k-1}) \end{aligned} \quad (2)$$

ただし、

$$\beta = \sum_{c \in C} P(y_k | c) P(c | Y_{k-1})$$

は正規化因子、 $P(y_k | c)$ は計測値 y_k がクラス c への尤度である。そこで、

$$\lambda_c(y_k) = P(y_k | c) \quad (3)$$

を定義して、 $P(c | Y_k)$ を次のように求められる。

$$P(c | Y_k) \propto \prod_{i=1}^k \lambda_c(y_i) \quad (4)$$

$$\sum_{c \in C} P(c | Y_k) = 1$$

一方、移動体のクラス $c \in C$ が分かった場合、 $p(x_k | Y_k)$ を $p(x_k | c, Y_k)$ になり、Bay's Theorem により、次のように求められる。

$$p(x_k | c, Y_k) = p(x_k | c, y_k, Y_{k-1}) \quad (5)$$

$$= \frac{1}{\alpha} p(y_k | x_k, c) p(x_k | c, Y_{k-1})$$

ただし、

$$\alpha = \int_{x_k} p(y_k | x_k, c) p(x_k | c, Y_{k-1}) d_{x_k}$$

は正規化因子、 $p(y_k | x_k, c)$ は計測値 y_k がクラス c と事前予測状態 x_k への尤度である。そこで、

$$\lambda_{x_k, c}(y_k) = P(y_k | x_k, c) \quad (6)$$

を定義して、 $p(x_k | c, Y_k)$ を次のように求められる。

$$p(x_k | c, Y_k) \propto \lambda_{x_k, c}(y_k) \cdot p(x_k | c, Y_{k-1}) \quad (7)$$

つまり、クラス c を特定した際に、 x_k の推定を (1) Y_{k-1} による事前予測と (2) y_k により事後更新の 2 ステップで行うことができる。

3-2 分類とトラッキングの処理フロー

図 8 に新しいレーザスキャンを計測した際に行った処理を示す。そこで、フレーム k における下記の 3 つの処理について詳しく説明する。

1) クラスタリング：計測値モデルの作成

本処理は移動体に当たったレーザポイントを抽出し、クラスターを検知し、計測値モデル $\Psi_k = \{y_k^j\}$ を作成する。そこで、 j はクラスターの番号である。次には手順の詳細を述べる。

- ① まず背景差分によってレーザスキャンの各ポイントに背景と前景及び無限遠の 3 つのラベルを振る。
- ② 次に前景データに対して、レンジ距離及び角度順序の連続性を見て、セグメンテーションを行う。ただし、交差点における移動体の形状は複

雑である。特にレーザスキャンが窓や車輪に当たった場合、レーザデータが不連続になり、同じ移動体のデータでも複数のセグメントに分解されてしまうことが多い。そのため、抽出された移動体の状態モデルにより、各移動体が現在フレームにおける平面領域を予測する。同じ移動体の平面領域に入る（あるいは該当領域と交える）セグメント群を一つにマージする。

- ③ 最後にあるサイズ以上のセグメント j に対して、 y_k^j を作成する。そこで、軸に関する特徴量の検知について、まず K-L 変換により軸の数を調べる。1 つの軸を検知された場合、ラインフィッティングを行い、 $(v1, lv1)$ を求める。2 つの軸を検知された場合、コーナーポイント (*corp*) を検知し、これを境目にして軸の方向ベクトルおよび長さ $(v1, v2, lv1, lv2)$ を求める。トラッキング処理を行う際に、フレーム間の差分によりモーションに関する特徴量 (*dirv, speed*) を抽出し、各クラスへの尤度 $\lambda_c(y_k^j)$ を評価する。

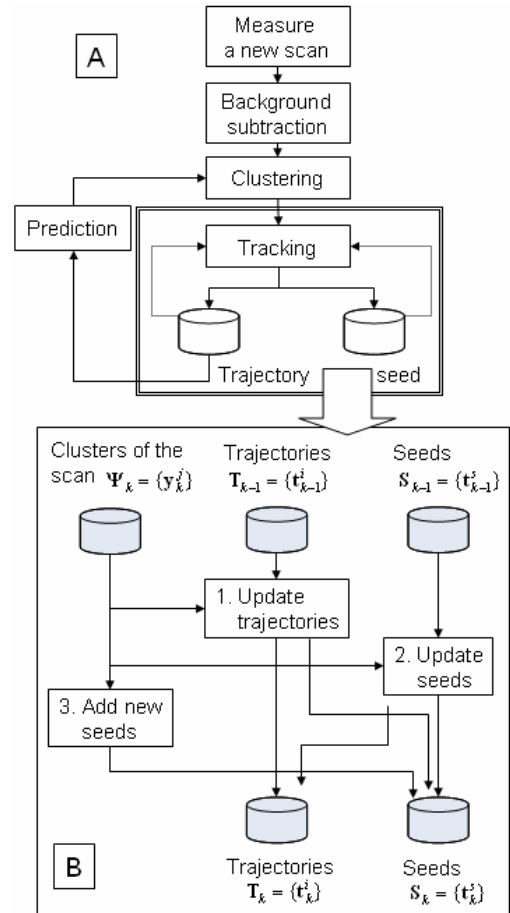


図 8、the process flow when a new scan is measured

2) 分類：クラス c を推定する

図 8 に 2 つのデータベース、Trajectory と Seed、があることに注目せよ。クラスター y_k^j を発見したが、どの既存の軌跡に属しないの場合、新しい Seed を作成し、Seed データベースに追加する (図 8. b)。各 Seed および Trajectory の状態を更新する際に、式 4 により各クラスへの事後確率分布 $P(c|Y_k)$ を求める。そこで、ある Seed のある $P(c|Y_k)$ が θ_c 以上になった場合、該当 Seed をクラス c に分類し、Trajectory に昇格する。逆に、ある Trajectory のある $P(c|Y_k)$ が θ_c 以下になった場合、該当 Trajectory を Seed に降格する。本研究で θ_c が 0.7 に設定する。つまり、Trajectory はある確率以上でクラスを判定できた移動体データである。Seed はクラスが未定な移動体、あるいはノイズデータである。

3) トラッキング：状態モデルを推定する

上述のように、Seed はクラスを判定できず移動体、若しくはノイズデータである。よって、状態モデルのクラスに依存しない、モーションに関するパラメータだけを求める。Seed を Trajectory に昇格してから、形状に関するパラメータが初期化され、推定されるようになる。以下に 2 軸移動体を例にして、初期化手順を示す。

Algorithm Initialize the State Model of a 2-axis object

- 1: Calc. $Vdir$
- 2: $r = Vdir, f = Rotate(r, -90),$
 $l = Rotate(f, -90), b = Rotate(l, -90)$
- 3: $len1 = \max(L_r, L_l), len2 = \max(L_f, L_b)$
- 4: Calc. cp = the corner point between (r, f)
- 5: $p = cp - r*len1/2 + f*len2/2$
- 6: Calc. $sign$ = the motion pattern
- 7: Calc. $mode$ = the Markov State

式 7 で示すように、移動体のトラッキングを次のような過程で行う。新しいデータが計測される際に、各移動体に対して状態モデルを予測し (x_k^-)、それに最も尤度の高い計測値 $y_k \in \Psi_k$ を探し、状態モデルを更新する (x_k) (を参照)。

① 尤度関数 $\lambda_{x_k, c}(y_k)$ の定義

Seed あるいは 0 軸、1 軸に分類された Trajectory に対して、尤度関数を次のように定義する。

$$\lambda_{x_k, c}(y_k) = \exp(-G_1) \quad (8)$$

ただし、 G_1 は予測された移動体の位置とクラスターの中心点間の距離である。

一方、2 軸に分類された Trajectory に対して、まず $(v1, v2) \in y_k$ を $(r, f, l, b) \in x_k$ とマッチングし、角度的に最も近いベクトル $(v1', v2')$ を探す。例えば、 $v1'=f, v2'=l$ 。図 6 の定義により $(v1', v2')$ に対応するマルコフ状態 $mode'$ を探す。本例では $m1:(f, l)$ 。これにより、尤度関数を次のように定義する。

$$\lambda_{x_k, c}(y_k) = \exp\left(-\frac{\omega_1 \cdot G_1 + \omega_2 \cdot G_2}{G_3}\right) \quad (9)$$

そこで、 $G_2 = \text{Angle}(v1, v1') + \text{Angle}(v2, v2')$ 、 G_3 を $mode'$ へ状態推移の確率分布である。本研究では、状態推移の確率分布を経験により定義する。また ω_1 と ω_2 は重み係数である。

② 状態モデル予測と更新

本研究では状態モデルの予測は主にスピード ($speed$) と方向ベクトル ($Vdir$) により位置に関するパラメータ (p, cp) の予測になる。計測値 y_k により状態モデル x_k の更新は次のように行う。

Algorithm Update the State Model of a 2-axis object

- 1: Find. the vi' ($i=1,2$) of min. Angle (vi, vi')
Suppose $vi'=f$
- 2: $f = vi, l = Rotate(f, -90),$
 $b = Rotate(l, -90), r = Rotate(b, -90)$
- 3: $len1 = \max(lv2, len1), len2 = \max(lv1, len2)$
- 4: $cp = cor-p-f*len2/2$
- 5: $p = cp - r*len1/2 + f*len2/2$
- 6: $Vdir = \frac{p_k p_{k-1}}{p_k p_{k-1}}$
- 7: $Speed = \left\| \frac{p_k p_{k-1}}{p_k p_{k-1}} \right\|$
- 8: Calc. $sign$ = the motion pattern
- 9: Calc. $mode$ = the Markov State

4. 実験と考察

図 9 に示す台車型システムを試作し、交差点で実験を行った。そこで、レーザスキャナに独 SICK 社の LMS200 を利用した。このセンサはレーザ光の伝播時間 (Time Of Flight) により距離を測定するものであり、最大計測距離は 30m であり、距離誤差は約 3cm-10cm である。レーザ波の拡散が小さいために解像度が高く、最大 0.25 度の高角度分解能を持つ。レーザ光の波長は 905nm (近赤外波長域) であり、ク

ラス1Aのアイセーフレーザである。サンプリング周波数は設定により異なるが、本実験では角度分解能0.5度、スキャン範囲180度を適用して、約37.5Hzの周波数でデータを計測した。図9に示すように、レーザスキャナが道端から約36cmの高さで水平に交差点をスキャンする。また結果を検証するため、ビデオカメラを台車に取り付け、画像を撮影した。

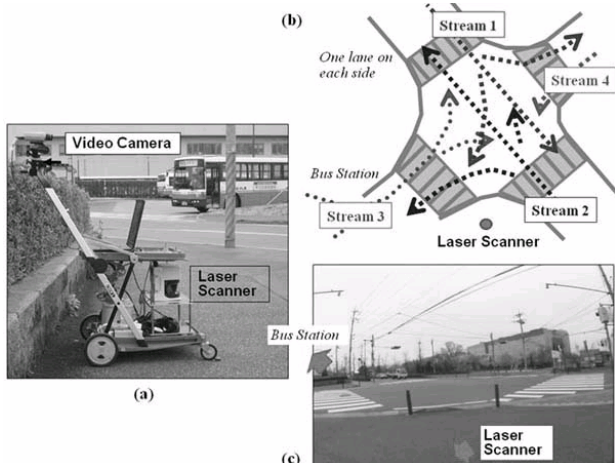


図9、An experiment at an intersection. (a) the measurement system, (b) major traffic condition, (c) a picture of the intersection.

本研究手法により移動体の識別・トラッキングを行った。図10はプログラムの実行画面のスクリーンコピーである。そこで、図に付与した解釈以外、緑点は背景データ（ある時間以上静止と見られるデータ）、赤い点は背景差分により抽出した移動体データである。2軸移動体を水色のポリゴン、1軸移動体を青いラインセグメント、0軸移動体をピンク色の丸で、推定された形状パラメータにより表示する。また、各移動体の中心から出たラインは該当移動体の過去50スキャン分（約1.3秒）の移動軌跡を示し、その長さにより移動速度を反映する。画面の右下に該当瞬間に検知したクラスごとの移動体数である。

一方、レーザデータによる識別とトラッキング結果をビデオ画像に投影し、検証を行った。レーザスキャナは平面的にスキャンするため、移動体の高さ情報を取得できない。結果を分かりやすくするため、図11にすべての移動体に高さ1.7mを付与し、表示した。また、2軸移動体をオレンジ、1軸をピンク、0軸移動体を赤で示す。画像サイズの大きい移動体の形状を立体キューブ、その中心に推定された移動体の（横、縦）サイズ（単位：m）を表示する。画

像サイズの小さい移動体をポリゴンで示す。移動体枠の中心から出るラインは過去50スキャン分の移動軌跡である。図11により移動体が正しく識別しトラッキングされたことがわかった。



図10、A screen copy of tracking and classification result

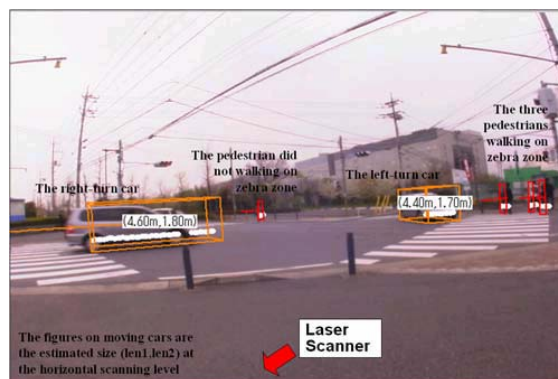


図11、Projecting the laser-based results onto video image

10分間計測したデータにより、検知精度と効率を評価した。図9(b)に定義した4コースに分け、2軸移動体に関して、正しい検知と失敗を評価した（表1に示す）。そこで、正しい検知の基準は、移動体がレーザスキャナの計測範囲を出た瞬間に正しく識別され、かつサイズが（視覚で）正しく推測されることに設定した。表1により本実験で95%以上の検知率を得たことが分かった。そこで、隠蔽は検知失敗の主要原因と見られる。図12、13に失敗例を示す。そこで、信号待ちの歩行者および大型トラックによりレーザビームが遮断され、遠い車線で走る四輪車を十分に計測されず、移動体を正しく識別することができなかった。

本実験では、データを計測後、オフライン処理により検証を行った。ただし、スキャンごとに識別とトラッキング処理に平均12.16ミリ秒がかかったことが実験でわかった。レーザスキャン周期は約26.6ミリ秒のため、本手法では、十分にリアルタイムに実現することが可能と考える。



図 12、A screen copy of tracking and classification result

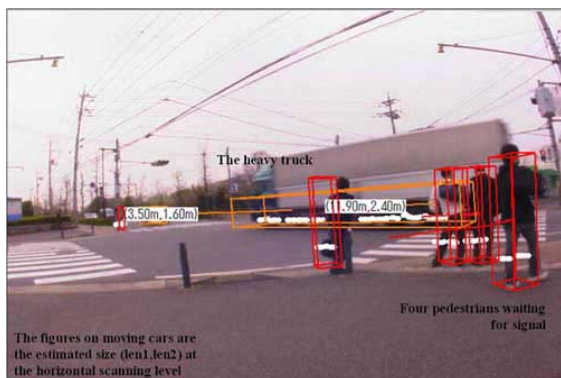


図 13、Projecting the laser-based results onto video image

5. まとめ

簡易な設置方法により瞬時に正確に交通状況を把握することに目指し、本研究は、道端に設置する水平にスキャンするレーザスキャナを用いて、交差点における移動体の識別とトラッキング手法を開発した。また、交差点で実験を行い、同時撮影したビデオ画像により検知精度や効率を検証した。95%の検知率とレーザスキャン周期の半分以下の計算コストを実験より示し、簡易な設置手法で、高い検知率とリアルタイム性を証明した。

ただし、実験を通し、以下の問題点と課題を分かった。今後こうした問題と課題を解決し、より複雑な環境を目指し、研究開発を行う予定である。

- 鏡面反射により本実験に利用したレーザスキャナでは計測されにくい車両がある。レーザスキャナの選別・検証が必要し、隠蔽などの情報を利用して、こうした車両の検知手法を開発する必要がある。
- 1軸移動体（例えば、自転車、バイク）の識別は尤度関数に敏感であり、結果が不安定であることが実験より示した。今後手法の改善が必要である。
- オクルージョン領域を減らし、検知精度を向上す

るために複数のレーザスキャナによる手法の開発が必要であり、ビデオ画像と融合し、高さや色などの属性情報を取得し、検知性能を向上することを図る。

表 1、検知率に関する集計結果

Course	Succeeded	Failed
1	74	3
2	76	1
3	27	2
4	110	5

参考文献

- [1] Gupte., S., et al., Detection and classification of vehicles, IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, vol.3, no.1, Mar. 2002.
- [2] Kamijo,S., et al., Traffic monitoring and accident detection at intersections, IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, vol.1, no.2, Jun. 2002.
- [3] Lipton, A.J., H. Fujiyoshi, R.S.Patil, Moving target classification and tracking from real-time video, WACV98, pp.8-14, 1998.
- [4] Pai, C.J., et al., Pedestrian detection and tracking at crossroads, Pattern Recognition, vol.37, Issue 5, pp.1025-1034, 2004.
- [5] Veeraraghavan, H., et al., Vision-based Monitoring of Intersections, Proc. Intelligent Transportation Systems Conference, 2002.
- [6] Kumar, P., et al., Framework for real-time behavior interpretation from traffic video, IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, vol.6, no.1, Mar. 2005.
- [7] Rad, R., M. Jamzad, Real time classification and tracking of multiple vehicles in highways, Pattern Recognition Letters, 26 (2005) 1597-1607.
- [8] Streller, D., K. Furstenberg, and K.C.J. Dietmayer, Vehicle and object models for robust tracking in traffic scenes using laser range images, IEEE 5th International Conference on Intelligent Transportation System, pp. 118-123, September, 2002.
- [9] Prassler, E., J. Scholz, and A. Elfes, Tracking people in a railway station during rush-hour, H.I.Christensen (Ed.):ICVS99, LNCS 1542, pp.162-179, 1999.
- [10] 中村克行ら、複数のレーザレンジスキャナを用いた歩行者トラッキングとその信頼性評価、電子情報通信学会論文誌 D-II, vol.J88-D-II, no.7, pp.1143-1152, Jul. 2005.