

車載レーザスキャナを用いた距離データマップの構築と 高精度自車位置推定

渋久 奈保[†] 高橋 友和[†] 井手 一郎[†] 村瀬 洋[†] 小島 祥子^{††}
高橋 新^{††}

[†] 名古屋大学 大学院情報科学研究科 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{††} (株)豊田中央研究所 〒480-1192 愛知県愛知郡長久手町大字長湫字横道 41-1

E-mail: †{nshibu,ttakahashi,ide,murase}@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp

あらまし 本報告では、事前に構築した距離データマップと走行中の自車が測定した距離データを対応付けることで、高精度に自車位置推定を行う手法を提案する。ここでいう距離データとは、4ラインレーザスキャナにより測定された車両前方の奥行き方向の距離分布である。我々が考案した距離データマップとは絶対位置座標とその位置における車両走行方向の距離データ及び距離データの信頼性を対応付けたマップである。自車位置推定精度向上をねらい、距離データ系列どうしをDPマッチングで対応付ける。複数の車線がある道路の同一区間を走行しながらGPSと同期して測定されたデータ系列を用いて、実験を行った。実験の結果から距離データ系列間の対応付けにより高精度な位置推定と走行車線分類が可能となることを確認した。

キーワード ITS, 自車位置推定, レーザスキャナ, DP マッチング

Range Data Map Construction and Accurate Vehicle Localization using In-vehicle Laserscanner

Nao SHIBUHISA[†], Tomokazu TAKAHASHI[†], Ichiro IDE[†], Hiroshi MURASE[†], Yoshiko
KOJIMA^{††}, and Arata TAKAHASHI^{††}

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi,
464-8601 Japan

^{††} Toyota Central Research & Development Laboratories, Inc. 41-1, Aza Yokomichi, Oaza Nagakute,
Nagakute-cho, Aichi-gun, Aichi, 480-1192 Japan

E-mail: †{nshibu,ttakahashi,ide,murase}@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp

Abstract We propose a method for accurate vehicle localization, which detects a vehicle's location and traveling lane by matching between a pre-constructed **Range Data Map** and laser scanner data sequences measured while the vehicle runs. The Range Data Map consists of an absolute position on the road, range data and confidence at the position. In order to improve the accuracy of vehicle localization, Dynamic Time Warping (DTW) is used to align multiple range data sequences. Experiments using data sequences collected while a vehicle ran on the same route with multiple traffic lanes were conducted. The results demonstrated the effectiveness of vehicle localization and traveling lane classification by the proposed method.

Key words ITS, vehicle localization, laser scanner, DP matching

1. はじめに

近年、高度な運転支援システムやカーナビゲーションシステム（以下、カーナビと呼ぶ）の発展が期待されている。自車位

置を正確に知ることは、これらのシステムを実現する上で重要である。現在、GPSを用いて緯度経度を取得し、自車位置を推定する手法がある。RTK-GPS (Real Time Kinematic-GPS) などの高精度GPSを用いれば、数cmの誤差で自車位置を推定

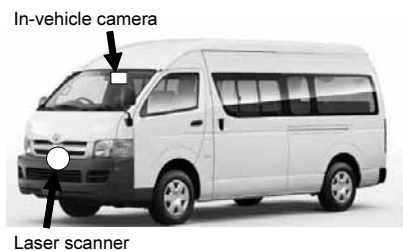


図 1 実験車両と使用機器の位置

できる。しかしながら、RTK-GPS は建物などによる遮蔽に弱く、車載化には課題が多い。現在のカーナビなどで用いられている普及型 GPS は、電離層遅延や建物によるマルチパスなどの影響で通常 5–30m の誤差を含む。そのため、カーナビでの位置推定は、普及型 GPS に加え、自律航法やマップマッチングという技術を併用し、見かけ上の精度を上げている。

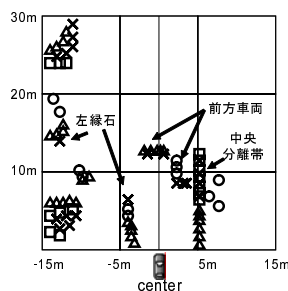
しかし、マップマッチングは道路と自転車の走行軌跡を比較して、形状が一致していると思われる地図上に自転車位置を補正するという技術であるため、自転車がどの車線を走行しているかという車線認識は困難である。もし車線の認識が可能になると、カーナビで予め車線変更を促すなど高度な案内が可能となるほか、自転車の車線変更の自動検出も可能となるため、後側方警報に利用できるという利点もある。

そこで本報告では、走行中の自転車が測定した、車両前方の奥行き方向の距離分布である距離データと、事前に構築した走行車線分の距離データマップを用いることにより、自転車位置を高精度に推定するとともに走行車線を認識する手法を提案する。距離データマップとは絶対位置（緯度経度）とその位置における車両走行方向の距離データを高精度に対応付けたものである。図 1 に実験で用いた車両と使用機器の搭載位置を示す。一般に実用化されているレーザスキャナは、アダプティブクルーズコントロールなどに用いられるために、図 1 のように車両前方のバンパ付近へ設置されることが多い。実験で用いたレーザスキャナは水平スキャン型で、垂直方向に角度の異なる 4 ライン分の距離データを一度に取得できる。図 2 に、ある地点における車両前方の物体を測定した距離データを平面上にプロットしたものとそれに対応する車載カメラ映像を示す。

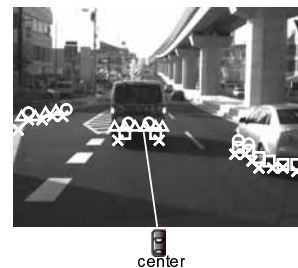
提案手法は、事前に構築した距離データマップと走行中の自転車が測定した距離データに対応付けることによって自転車位置を推定する。以降では、2. で距離データを用いた自転車位置推定に関する従来研究を紹介する。3. にて提案手法である距離データマップの構築手法と自転車位置推定手法を説明し、4. で実際に行った実験の方法と実験結果を示す。そして 5. にて実験結果の考察を行い、6. にてまとめる。

2. 関連研究

レーザは指向性がよく空間分解能が高いため、道路の縁石などの車外環境を精度良く測定できる。そのため、レーザスキャナは運転支援を目的とした車間距離制御システムに応用されており、さらなる応用に期待が寄せられている。



(a) 距離データ（鳥瞰図）
各軸は原点（各軸ともに 0m）を
自転車位置としたときの自転車からの距離



(b) 対応する距離データを
プロットした車載カメラ映像

図 2 ある地点におけるレーザスキャナデータと車載カメラ映像：1 ライン目（一番下のライン）～ 4 ライン目（一番上のライン）で測定された点を順に x, , , で表す。道路の縁石や前方車両までの距離が測定されている。レーザスキャナと車載カメラの位置関係から、(b) 車載カメラ映像にプロットした距離データは一直線上に並ばない。

現在、走行中の車両が測定した距離データに加え、事前に構築したマップを用い、両者を照合することにより自転車位置を推定する手法が提案されている [1] [2] [3]。Weiss らは、標識や信号機の柱などランドマークの位置情報を用いてマップを構築し、走行中の自転車が測定した距離データと照合することにより、自転車位置を推定する手法を提案している [1]。更に移動物体と静止物体の分類を行い、静止物体のみからなるマップを生成するアルゴリズムも提案している [2]。また Gao らは、予め測定された複数の距離データを用いて静止物体らしさを表す尤度マップを作成し、尤度マップと自転車が測定した距離データとのずれを計算することで、GPS 測位誤差を補正する手法を提案している [3]。

これらの手法に対し、我々はある地点における単体の距離データの代わりに、走行中の自転車が測定した距離データの系列の情報を用いた手法を提案してきた [4]。この手法ではマップの構築が容易であるという利点がある。しかしながらこれまでは測定された距離データ系列をそのままマップとして用いており、前方車両の存在や車線内での走行位置の違いなどによって測定度に生じるデータのばらつきを考慮していなかった。本手法では更に、同一測定点における距離データの分散に着目し、マップに距離データの信頼性を持たせることで、安定して走行車線認識と自転車位置推定を行う手法を提案する。

3. 提案手法

3.1 概要

本システムは、次に示す 2 つの処理から構成される。

- 距離データマップの構築（事前処理）
- 自転車位置推定（実時間処理）

まず、距離データマップの構築手法を 3.2 で説明する。次に、提案手法である自転車位置推定手法について 3.3 で説明する。

自転車位置推定は自転車が計測した距離データと最も適合する距離データを距離データマップ中から探索することによって実現する。この際、総当りによる探索ではなく、自転車が計測した距

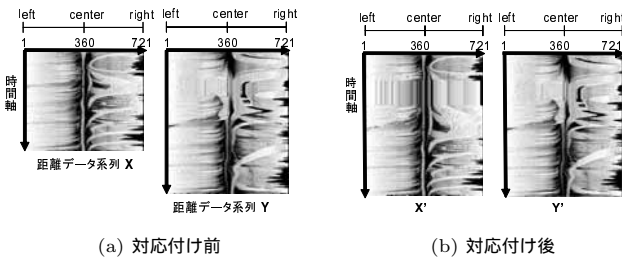


図 3 距離データ系列を DP マッチングで対応付けた例．距離データは、4 ライン中のある 1 ラインで測定された 1 スキャンのデータ（ここでは 721 点）を横一列に並べており、距離は画素の明るさで表現されている．明るい画素ほど、測定された物体が自車に近いことを表す．

距離データ系列と距離データマップから切り出した距離データ系列の対応付けを行うことによって探索の精度向上を図る．系列どうしの対応付けには、系列を伸縮させながら対応付ける DP マッチングを用いる．DP マッチングとは動的計画法（Dynamic Programming, DP）を用いた弾性マッチング手法のことであり、2 つのパターンを照合するとき一方に微小な歪みがあったとしても、一方のパターンをゴムのように非線形伸縮させ、最も整合したマッチングを見つける技術である [5]．図 3 (a) に対応付ける前の 2 つの距離データ系列を示す．同じ区間を走行した場合においても 2 本の系列は信号待ちや走行速度変化の影響で長さが異なっている．図 3 (b) に DP マッチングを用いて対応付けた後の 2 つの距離データ系列を示す．DP マッチングを施すことで、伸縮が吸収され良好に対応付けられていることが確認できる．

3.2 距離データマップの構築

距離データマップとは、地図上の道路の各点に正確な位置情報と車線情報、距離データ、その信頼性に対応付けたものである（図 4）．距離データの信頼性とは、その測定点に対応付けにどの程度有効であるかを表す値である．信頼性を算出するために、我々は大量のデータから同一地点で測定された距離データを抽出し、それらの各スキャン点での測定値の長期間にわたる分散に着目した．自車前方は他車両の影響を受けやすいため信頼性が低く（分散が大きく）、前方以外のデータは道路の縁石などの静止物である場合が多いため、信頼性が高くなる（分散が小さく）と考えられる（図 5）．そこで、提案手法では距離データの信頼性を分散の逆数で定義する．

精度の高い距離データマップを構築するためには大量のデータを要する．そこで、複数の車両にレーザスキャナと普及型 GPS を搭載させて自由に走行し、同一地点の距離データと測位座標を収集することを考える．異なる走行で得られた同一地点の距離データを平均することで、測定ごとに異なる位置に出現する前方車両の存在などによる雑音の影響の低減を図り、各スキャン点での測定値の分散からそのスキャン点の信頼性を計算する．また、ある地点における GPS による測位結果は長時間の観測を行えば測位誤差を小さく抑えられることから [6]、同一地点の測位座標を平均することで誤差を含んだ GPS 座標を

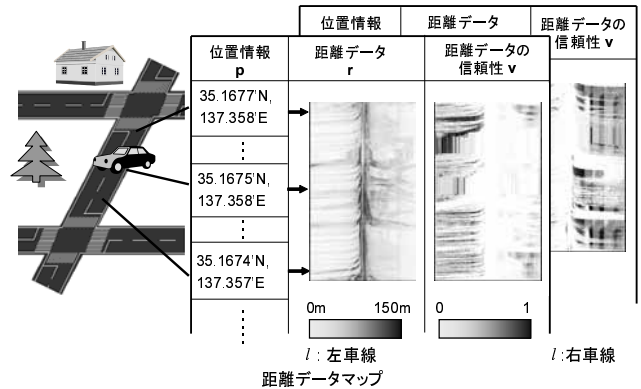


図 4 距離データマップの一部． p は緯度・経度を要素とする位置ベクトル、 r はその地点で測定された距離データの平均、 v は距離データの信頼性、 l は車線を表す．

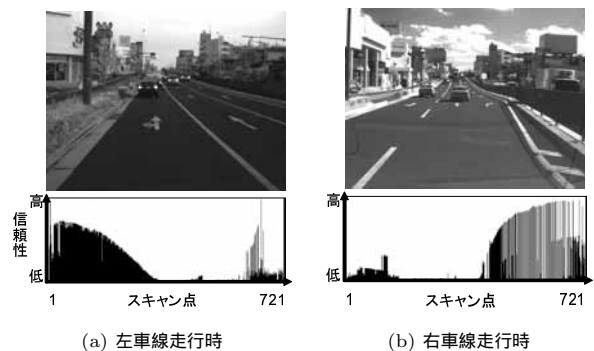


図 5 ある地点で算出した距離データの信頼性：前方や隣の車線を走行する車両を測定することが多いスキャン点は信頼性が低く、逆に縁石を測定することが多い外側のスキャン点は信頼性が高い．

真値に近づけることができる．

距離データマップ構築の際、車両の走行車線は既知とする．これは、距離データマップを車線ごとに構築するためには同じ車線を走行して測定したデータ系列のみを用いる必要があるが、GPS 座標は 5–30m の誤差を含み、走行車線を判断できない場合が多いためである．

距離データマップは、地図上の道路の各点に $m = (p, r, v, l)$ という情報を持つ．ここで、 p は位置を表し、緯度・経度を要素とするベクトルである． $r = (r_1, \dots, r_S)$ は、その地点で計測した距離データである． S は、水平スキャン型レーザスキャナでの 4 ラインの測定数の合計である． $v = (v_1, \dots, v_S)$ はその位置で計測された距離データの信頼性を、 l は左から何車線目にいるかを表す．

距離データマップ構築の流れを図 6 に示す．まず、同一区間の同じ車線を走行し取得したデータ系列を DP マッチングで対応付ける．次に、対応付けによって同一の地点と推定された地点の位置情報を平均して高精度化し、平均された距離データならびに各スキャン点の信頼性ととも距離データマップに格納する．この処理を繰り返すことにより距離データマップの高精度化を図る．以下、具体的な処理の流れを述べる．

Step 1 多数の GPS 座標付き距離データ系列から、GPS 座標を用いて、マップ構築の対象となる区間を走行し取得した距

離データ系列 $\{A_1, \dots, A_N\}$ を取り出す。 N は、走行した回数、つまりデータ系列数である。ここで、各距離データ系列は $A_n = (a_{n1}, \dots, a_{nI})$ で表される。 I は、スキャン回数を表す。 $l = l'$ とし、車線 l' で距離データマップを構築することを考える。このとき、各 a は、 $a = (p, r, l')$ の情報を持つ。

Step 2 1 回目に測定したデータ系列 A_1 を基準系列とし、 A_1 と他の $N - 1$ 個のデータ系列 $\{A_n | n = 2, \dots, N\}$ を、それぞれ DP マッチングで対応付ける。

はじめに、 $D_n(1, 1) = d_n(1, 1)$ とし、漸化式

$$D_n(i, j) = \min \begin{cases} D_n(i-1, j) + d_n(i, j) \\ D_n(i-1, j-1) + d_n(i, j) \\ D_n(i, j-1) + d_n(i, j) \end{cases} \quad (1)$$

$$d_n(i, j) = d_{L1}(r_{1,i}, r_{n,j}) \quad (2)$$

を計算する。 i, j の範囲は、 $i = 1, \dots, I_1, j = 1, \dots, I_n$ である。 $d_n(i, j)$ は距離データ間の距離を表す。 $r_{1,i}$ は A_1 の i スキャン目の距離データ、 $r_{n,j}$ は A_n の j スキャン目の距離データである。距離には L1 距離を用いる。ここで、 $r_{1,i}$ を $x = (x_1, \dots, x_S)$ 、 $r_{n,j}$ を $y = (y_1, \dots, y_S)$ で表すと、式 (2) は、

$$d_{L1} = \sum_{s=1}^S |x_s - y_s| \quad (3)$$

で表される。漸化式を計算する際に、選んだ距離データ対 (i, j) を記録しておく。 $D_n(I_1, I_n)$ を計算するまでに選んだ距離データ対 (i, j) の系列が、 A_1 と A_n の対応を表す。

Step 3 同一地点と推定された地点の距離データを、

$$r'_i = \frac{1}{N} \sum_{j \in J_i} r_j \quad (4)$$

によって平均し、雑音除去を図る。ここで、 $J_i = \{j | j \text{ は } a_{1i} \text{ の } i \text{ と対応付いた各 } a_{nj} (n = 2, \dots, N) \text{ の } j\}$ である。

また、

$$V_i = \frac{1}{N-1} \sum_{j \in J_i} (r_j - r'_i)^T (r_j - r'_i) + \alpha I \quad (5)$$

とし、行列 V の逆行列 V^{-1} の対角成分を要素として持つベクトル v を各スキャン点の信頼性を表すベクトルとして構築する。ここで α は正規化係数である。

Step 4 同一地点と推定された地点の位置情報を、

$$p'_i = \frac{1}{N} \sum_{j \in J_i} p_j \quad (6)$$

によって平均し、高精度化を図る。

Step 5 平均化した距離データ r' 、信頼性ベクトル v 、高精度化された位置情報 p' と走行車線情報 l' を各 $i = 1, \dots, I_1$ について、距離データマップに格納することで、対象区間における車線 l' の距離データマップ構築は終了する。

最後に自転車位置推定で車線変更に対応するため、車線ごとに高精度化した位置情報を利用して、マップ上の異なる車線間の距離データどうしの対応付けを行う。

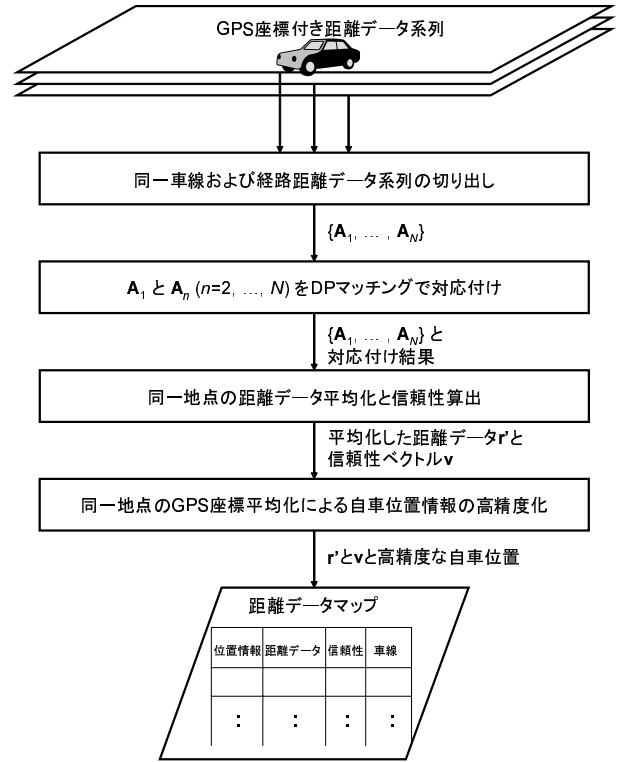


図 6 距離データマップの構築手順

3.3 自転車位置推定

本節で述べる距離データマップと距離データ系列の対応付けによる自転車位置推定が、本研究で最も重要な処理である。対応付けには、車線数分の距離データ系列を考慮した 1 (入力系列) 対多 (距離データマップ) の DP マッチングを用いる (図 7)。

自転車位置推定手法の流れを図 8 に示す。走行中の自転車が測定した距離データを距離データマップ中から探索し、マップ上の高精度な位置情報を抽出することで自転車位置を推定する。まず 3.2 の方法で構築した距離データマップから、GPS 座標を用いて入力系列と概ね同じ区間を走行している部分の車線数分の距離データ系列を切り出す。次に切り出した距離データ系列と走行中の自転車が現在までに得た距離データ系列を DP マッチングで対応付ける。

以下、具体的な処理の流れを述べる。

Step 1 走行中の自転車が測定した距離データ系列を、 $X = (x_1, \dots, x_J)$ とする。 x_J は最も最近に測定された距離データであり、これに対応する車線と位置をマップから見つけることにより自転車位置推定を行う。自転車が測定した GPS 座標を用いて、 X と概ね同じ区間に相当する部分を距離データマップから切り出す。複数の車線が存在する場合は、車線数分の距離データ系列を切り出す。切り出されたデータ系列を、 $\{M_1, \dots, M_L\}$ と定義する。 L は、車線数である。ある 1 つの M_i を M とすると、 $M = (m_1, \dots, m_J)$ である。また、ある 1 つの m_i を m とすると、 m は $m = (p, r, v, l)$ という情報を持つ。 p は位置を、 r はその位置で計測された距離データを、 v はその位置で計測された距離データの信頼性を、 l は車線を表す。

Step 2 X と、 $\{M_1, \dots, M_L\}$ を DP マッチングで対応付け

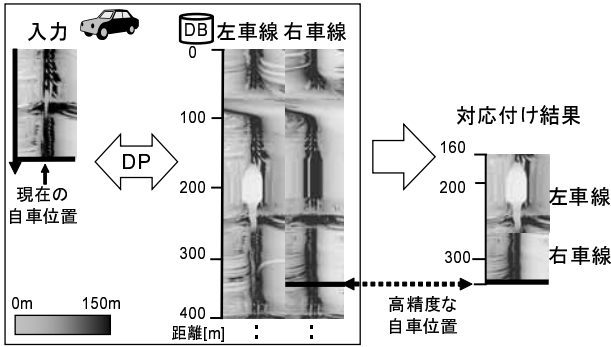


図7 入力距離データ系列と距離データマップとの対応付けの例

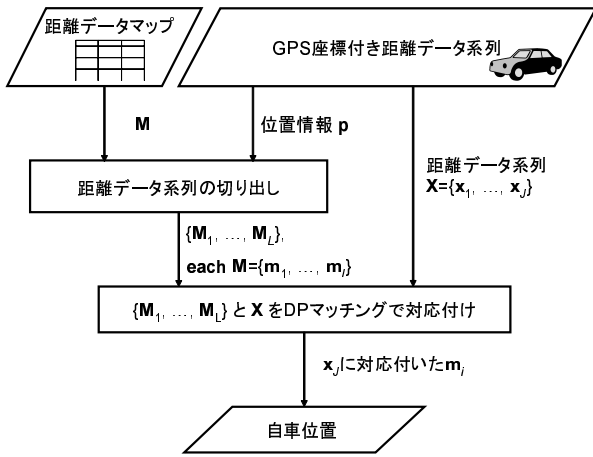


図8 自車位置推定手順

る．DP マッチングの漸化式は，式 (1) から添え字 n を省いたものである．はじめに $D(1, 1) = d(1, 1)$ とし，漸化式

$$D(i, j) = \min \begin{cases} D(i-1, j) + d(i, j) \\ D(i-1, j-1) + d(i, j) \\ D(i, j-1) + d(i, j) \end{cases} \quad (7)$$

$$d(i, j) = \min_l d_{L1'}(\mathbf{r}_{l,i}, \mathbf{x}_j) \quad (8)$$

を計算する． i, j の範囲は， $i = 1, \dots, I, j = 1, \dots, J$ である． $\mathbf{r}_{l,i}$ は， M_l の i スキャン目の距離データ， \mathbf{x}_j は， X の j スキャン目の距離データである．ここで， $\mathbf{r}_{l,i}$ を $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_S)$ ， \mathbf{x}_j を $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_S)$ とした場合，信頼性を考慮した距離データ間の距離 $d(i, j)$ を信頼性ベクトル \mathbf{v} を用いた L1 距離，

$$d_{L1'} = \sum_{s=1}^S \sqrt{v_s} |x_s - y_s| \quad (9)$$

で表すことにする．式 (9) を用いることにより，信頼性の高いスキャン点には信頼性に応じた重みをつけることができる．**Step 3** 式 (10)，式 (11) から，走行車線 \hat{l} を得る．このとき，自車位置は \hat{l} 車線目のデータ系列 $M_{\hat{l}}$ 中の \mathbf{p}_i として与えられる．

$$\hat{i} = \arg \min_i D(i, J), \quad (10)$$

$$\hat{l} = \arg \min_l d_{L1'}(\mathbf{r}_{l,\hat{i}}, X_J). \quad (11)$$

4. 実験

本手法の有効性を調査するため，一般道路を走行しながら測定した距離データに本手法を適用し，自車位置推定実験を行った．

4.1 搭載センサ

実験車両にはデータ収集用に，

- 4 ラインレーザスキャナ (IBEO 社製 ALASCA)
- 普及型 GPS

を搭載する．使用するレーザスキャナは測定範囲が 180 度，水平方向の角度分解能が 0.25 度，測定周波数は 10Hz である．

また，実験結果の評価用に，

- 車載カメラ (Point Grey Research 社製 Flea)
- RTK-GPS (Trimble 社製 Trimble5700)

を搭載した．車載カメラは DP マッチングによる同一地点対応付け精度を目視により評価するために用いる．RTK-GPS から得られた値は自車位置の真値として用いる．

4.2 実験条件

以下を実験にて調査した．

- 走行車線分類成功率
- 走行方向の位置推定精度

この実験結果を評価することで，自車位置推定手法の有効性を示す．また，従来手法との比較実験を行った．比較する従来手法として基準系列をそのままマップとして用いた自車位置推定手法 [4] を用いた．この手法では距離データマップに平均や信頼性といった複数系列の情報を用いていない．実験は片側 2 車線の道路のある 3 区間 A, B, C を走行しながら測定した合計 62 系列のデータ系列を使用した．

表 1 実験に使用するデータ

経路	全長	走行車線 (データ系列数)	交通量
A	672m	左車線 (13), 右車線 (9)	少ない
B	692m	左車線 (10), 右車線 (8)	少ない
C	900m	左車線 (13), 右車線 (9)	多い

レーザスキャナの 1 スキャンの測定データ点数は $S = 2,884$ ($= 721 \times 4$) である．走行車線を表す l は，左車線走行時は $l = 1$ ，右車線走行時は $l = 2$ とした．各車線の走行回数 N は表 1 に示すデータ系列数である．距離データマップを構築する際に同一地点の分散系列を計算する式 (5) で用いる係数 α は，分散が 0 のときに逆数が求められない問題を避けるためのものである． α が大きくなると，式 (9) は L1 距離に近づく．以下では実験的に決めた $\alpha = 1$ を用いた．また各地点で算出された信頼性ベクトル \mathbf{v} を，総和が 1 になるように正規化した．

各経路において，テストデータとする系列を除いた残りのデータ系列を用い，3.2 の方法で距離データマップを構築した．この際，基準系列に付随する RTK-GPS の測定値を位置情報としてマップに持たせた．そして，距離データマップ構築に用いなかったテストデータを入力として自車位置推定実験を行い．テストデータを変えながら系列数回実験を繰り返した．

4.3 実験結果

走行車線分類成功率及び走行方向の位置推定精度を調査した

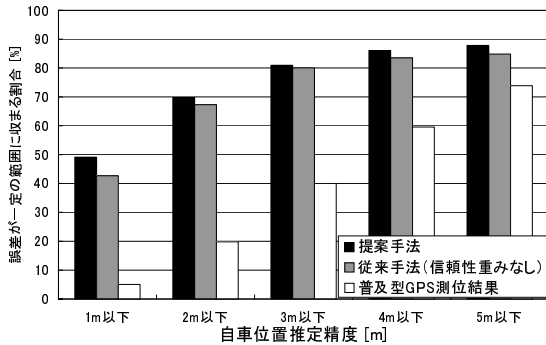


図9 自転車位置推定結果

結果、車線認識と自転車位置推定を同時に行うことが可能であることが確認できた。以下に詳細を述べる。

- 走行車線分類成功率は、左車線では平均 96.3%、右車線では平均 90.6% であった。結果の詳細を表 2 に示す。走行車線分類成功率は、実際に走行した車線と推定された車線が等しいかどうかを 1 スキャンごとに判定した。

表 2 走行車線分類成功率

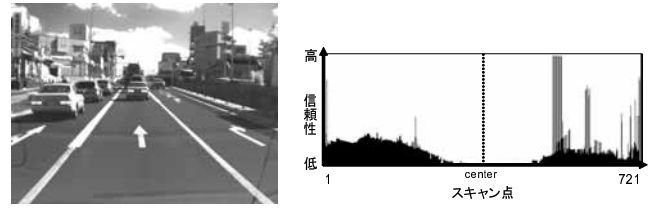
測定データ	提案手法		従来手法	
	左車線	右車線	左車線	右車線
経路 A	98.4%	95.5%	77.7%	97.5%
経路 B	93.5%	92.7%	89.2%	92.1%
経路 C	97.1%	83.7%	60.5%	89.8%
平均	96.3%	90.6%	75.8%	93.1%

- 走行中の自転車位置が、1m 以下の精度で推定された割合は平均 49.1% であった。この自転車位置推定精度は、走行中の自転車位置の真値に RTK-GPS を用い、前実験で走行車線分類が成功したスキャンのみを評価した。提案手法及び従来手法の位置推定精度と普及型 GPS による位置測位結果を、図 9 に示す。ただし、高架下の経路 A は RTK-GPS が測定できない地点が多くあったため、図 9 には経路 B と C のみの位置推定精度を示す。

5. 考察

走行車線分類成功率では、従来手法と比べ、左車線では 20.5% の大幅な改善が見られたが、右車線では全体で 2.5% の低下が見られる (4.3, 表 2)。右車線に関して、特に経路 C の車線分類成功率が 6.1% と大きく低下した。経路 C 右車線に関して車線分類を失敗した距離データのうち、自車が交差点手前を走行しているときに測定された距離データの割合は 76.8% であった。実際に走行車線分類を失敗した地点の車載カメラ映像と、その地点で得られる距離データの各スキャン点における信頼性を図 10 に示す。片側 2 車線の道路であるが、交差点手前では右折車線が存在し、3 車線となっている。そのため左右の信頼性が低下し、車線判定誤りが起こりやすくなったと考えられる。

走行方向の自転車位置推定精度は、提案手法を用いた場合に 1m 以下の精度で自転車位置を推定できる割合が 49.1% であり、従来手法よりも 6.4% の改善が見られた。このことから系列単体で構築した距離データマップよりも、複数の距離データを用いて構築した距離データマップを用いる方が、高精度に自転車



(a) 右折車線がある交差点 (b) 各スキャン点における信頼性

図 10 経路 C において走行車線分類を失敗した地点の車載カメラ映像とその地点で得られる距離データの各スキャン点における信頼性

位置を推定できることが確認できた。

6. まとめ

本報告では距離データマップと走行中の自転車が測定した距離データを対応付けることで、自転車位置を推定するとともに走行車線を認識する手法を提案した。特に、走行の度に異なる同一測定点における距離データのばらつきに着目し、マップに距離データの信頼性を持たせたことが重要である。

提案手法の有効性を調査するために、実際に走行して得たデータを用いて自転車位置推定を行った結果、

- 走行車線分類成功率 93.5%
- 走行方向の誤差 1m 以下で対応付けられた割合 49.1%

が得られた。このことから、本手法を用いることによって高精度な自転車位置推定、走行車線の分類が可能であることを確認した。また従来手法との比較を通して、複数系列から構築した距離データマップが自転車位置推定の精度向上に有効であることも確認した。今後の課題として、車線判定方法の改良および位置推定精度の更なる向上があげられる。

謝辞 日頃より熱心に御討論頂く名古屋大学村瀬研究室諸氏に深く感謝する。本研究の一部は 21 世紀 COE プログラム、文部科学省科学研究費補助金による。また、本研究では画像処理に MIST ライブラリ (<http://mist.suenaga.m.is.nagoya-u.ac.jp/>) を使用した。

文献

- [1] T. Weiss, N. Kaempchen and K. Dietmayer, "Precise Ego-Localization in Urban Areas using Laserscanner and High Accuracy Feature Maps," Proc. 2005 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV2005), pp. 284-289, June 2005.
- [2] T. Weiss, B. Schiele and K. Dietmayer, "Robust Driving Path Detection in Urban and Highway Scenarios using a Laser Scanner and Online Occupancy Grids," Proc. 2006 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV2006), pp. 184-189, June 2006.
- [3] B. Gao and B. Coifman, "Vehicle Identification and GPS Error Detection from a LIDAR Equipped Probe Vehicle," Proc. 9th International IEEE Conference on Intelligent Transport Systems, Paper WB4.1, Sep. 2006
- [4] 洪久 奈保, 高橋 友和, 井手 一郎, 村瀬 洋, 小島 祥子, 高橋 新, "距離データ系列の照合による自転車位置推定と走行車線認識," 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU2007-51, Sep. 2007.
- [5] 内田 誠一, "DP マッチング概説 ~ 基本と様々な拡張 ~," 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU2006-166, Dec. 2006.
- [6] 坂井文泰, "GPS 技術入門," 東京電機大学出版局, 2003.