

車載レーザスキャナによる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^{††,†a)} 井手 一郎[†] 村瀬 洋^{†b)}
小島 祥子^{†††} 高橋 新^{†††}

Range Data Map Construction and Accurate Ego-Localization Using In-Vehicle Laserscanner

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

あらまし 本論文では、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づけることで、高精度に自車位置推定を行う手法を提案する。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づけたマップである。また、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方向の距離分布である。自車位置推定のために行う距離データマップと距離データの対応付けでは、精度向上をねらい、距離データ系列同士を DP マッチングで対応づける。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

1. ま え が き

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。これらのシステムでは、目的地までの経路案内や自車周辺案内を行うために、自車位置を把握する必要があるが、自車位置を正確に知ることは、これらのシステムの高度化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。例えば、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できる。しかしながら、RTK-GPS は建物などによる遮へいに弱く、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 (以下、GPS と書いた場合には普及型 GPS のことを指す) 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 ~ 30 m の誤差を含む。そのため、カーナビでの位置推定は、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、見掛け上の精度を上げている [1]。

しかし、自律航法を併用しても、GPS 衛星の捕そくが困難な場所では位置推定の累積誤差が徐々に大きくなるという問題がある。また、マップマッチングは道路と自車の走行軌跡を比較して、地図中の道路上に自車位置を補正するという技術であるため、自車がどの車線を走行しているかという走行車線認識は困難である。もし、より高精度な自車位置の推定、並びに走

[†] 名古屋大学大学院情報科学研究科, 名古屋市 Graduate School of Information Science, Nagoya University, Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, 464-8601 Japan

^{††} 岐阜聖徳学園大学経済情報学部, 岐阜市 Faculty of Economics and Information, Gifu Shotoku Gakuen University, 1-38 Nakauzura, Gifu-shi, 500-8288 Japan

^{†††} (株) 豊田中央研究所, 愛知県 Toyota Central Research & Development Laboratories, Inc., 41-1 Aza Yokomichi, Oaza Nagakute, Nagakute-cho, Aichi-ken, 480-1192 Japan

* 現在, シャープ株式会社

a) E-mail: ttakahashi@gifu.shotoku.ac.jp

b) E-mail: murase@is.nagoya-u.ac.jp

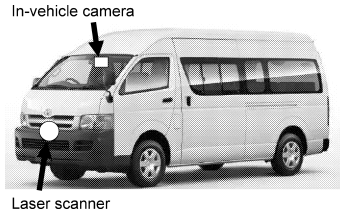


図 1 車両と使用機器の位置

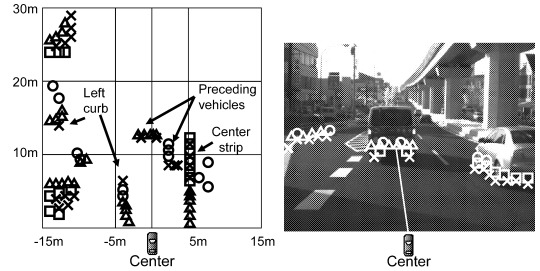
Fig. 1 Position of a laser scanner and an in-vehicle camera.

行車線の認識が可能になると、適切なタイミングで車線変更を促すなど高度な安全運転支援サービスが実現できる。

一方、地図上の各位置にその位置に関する様々な情報を対応づける GIS (Geographic Information System) に関する取組みが近年盛んに行われている。例えば、地図上の各位置にその位置から全方位で撮影した画像を対応づけた Google Street View [2] というサービスが現在注目を集めている。日本国内では東京、大阪、京都などの主要都市の主要道路に関する全方位画像データマップが既に構築され、実用化されている (2008 年 8 月現在)。今後、ここにレーザスキャナの距離データなどの様々な情報が追加されていくものと考えられる。

そこで本論文では、走行中の自車が測定した車両前方の奥行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づけたものである。図 1 に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 (a) 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を、図 2 (b) にそれに対応する車載カメラ映像を示す。

提案手法は、GPS で走行経路を絞り込んだ後に、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づけることによって自車位置を



(a) 距離データ (鳥瞰図) (b) 対応する距離データを各軸は原点 (各軸ともに 0m) をプロットした車載カメラ映像
自車位置としたときの自車からの距離

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_1, x_2, x_3, x_4 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。

Fig. 2 Range data and an in-vehicle camera image at the same location: curbs and a preceding vehicle are observed. The range data at each scan line are represented as x_1, x_2, x_3, x_4 , respectively. Since the mounted positions of the devices are different, the plotted range data in (b) do not line on horizontal lines.

推定する。以降では、2. で自車位置推定に関する先行研究を紹介する。3. にて提案手法である距離データマップを用いた自車位置推定手法、距離データマップ構築手法についてふれる。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う。

2. 関連研究

現在のカーナビの自車位置推定では、GPS に、自律航法やマップマッチングを組み合わせる手法が一般に使われている。しかしながら、GPS 単独の測位誤差が 5 ~ 30 m 程度と大きく、その誤差を補正するために自律航法やマップマッチングを用いても、高度な安全運転支援サービスを実現するのに十分な精度を得ることができないことが問題である。

そこで、ミリ波レーダ、画像センサ、レーザスキャナのような車載センサを用いることで GPS に依存しない、あるいは GPS との組合せによって自車位置推定を行う手法が研究されている。それらのセンサにはそれぞれに利点及び欠点があるため、表 1 に示して比較し、各センサを用いた自車位置推定技術を以降で詳しく述べる。ここで、表 1 中の画像センサの距離精度はステレオカメラを用いた場合を示している。

表 1 代表的車載センサの比較 [3]
Table 1 Comparison of typical in-vehicle sensors [3].

| | 波長 | 霧・雨 の影響 | 空間分解能 | 距離精度 |
|---------|----|------------|-------|------|
| ミリ波レーダ | 長い | × | | |
| 画像センサ | 短い | | | |
| レーザスキャナ | 短い | | | |

2.1 ミリ波レーダ

ミリ波レーダはレーザスキャナや画像センサに比べ、気象条件の影響を受けにくいセンサである。自車と他の物体との相対速度も測定できるため、予防安全や道路形状把握 [4] のために車両に搭載される場合がある。しかし、ミリ波レーダは他のセンサと比較して空間分解能が低いいため周囲の環境を詳細に記述することが難しく、高精度な自車位置推定には適していない。

2.2 画像センサ

画像を用いて自車位置推定を行う手法として、前方車載カメラを用いる手法と全方位カメラを用いる手法がある。前方車載カメラを用いて自車位置推定する研究として、白線情報を利用した路上位置推定手法 [5] やあらかじめ構築しておいた道路形状に白線を対応づける手法 [6] が提案されている。一方、全方位カメラを用いた自車位置推定手法として、全方位カメラ映像をあらかじめ収集しておいた映像と照合する手法 [7] が提案されている。しかし、画像センサは一度に測定できるデータ量が多いという利点がある反面、精度が日照条件に影響されやすく、また夜間には適用が困難であるという問題がある。

2.3 レーザスキャナ

レーザスキャナとは照射したレーザの伝搬時間を用いて、対象物までの距離を測定する装置のことである。レーザスキャナを用いれば、ミリ波レーダよりも空間分解能が高く、画像センサよりも日照条件や時間帯に依存しない測定結果を得ることができる。そのため車外環境の認識を目的として、レーザスキャナにより測定された距離データから車線数や車線の幅を推定する手法 [8] が研究されている、また、標識や柱などのランドマークの位置情報を用いて自車位置を推定する手法 [9] ~ [11] が研究されている。これらの手法では、距離データと GPS、ジャイロを組み合わせることでより位置推定を行うが、GPS とジャイロである程度位置が絞り込めない場合、距離データとマップの対応付けが困難となるという課題があった。

上述の手法はいずれもレーザスキャナから 1 回の測

定で得られる距離データを照合に用いて自車位置を計算している。それに対し、本研究では、1 回の測定で得た距離データを用いる代わりに、走行中の自車が現在までのある期間に測定して得た距離データ系列を照合に用いることによって、マップと距離データの対応付けの精度向上を図る。距離データ系列を用いた研究として、側面に設置したレーザスキャナのみを用いて、距離データ系列同士の対応付けを行う手法 [12] があるが、この手法は三次元都市モデルの構築が目的であり、本手法とは目的が異なる。

本研究では更に、同一地点を複数回走行することで取得される複数の距離データ系列を用いることにより、各地点での測定値のばらつきを利用してマップに信頼性の情報をもたせる。信頼性の情報により、他車両の存在の有無などによって走行のたびに測定値が変化しやすいレーザスキャナのスキャン点の重みを下げ、距離データとマップの対応付けの際に信頼性が高いスキャン点のみを選択的に利用することによって、安定した自車位置推定、並びに走行車線認識の実現を目指す。

3. 提案手法

3.1 概要

本システムは、次に示す二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)
- 自車位置推定 (実時間処理)

まず、距離データマップについて 3.2 で説明する。次に、提案手法である自車位置推定手法について 3.3 で説明する。最後に、距離データマップ構築手法についても 3.4 でふれる。

3.2 距離データマップ

距離データマップとは、地図上の道路の各点 m に正確な位置情報 p と距離データ r 、その信頼性 v 、車線情報 l を対応づけたものである (図 3)。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スキャン点数の合計であり、 r_s にはスキャン点 s で測定された距離が格納される。 $v = (v_1, \dots, v_S)$ はその地点での距離データの各スキャン点に対する信頼性を、 l は左から何車線目にいるかを表す。

距離データの信頼性とは、ある地点での距離データの各スキャン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、大量のデータ

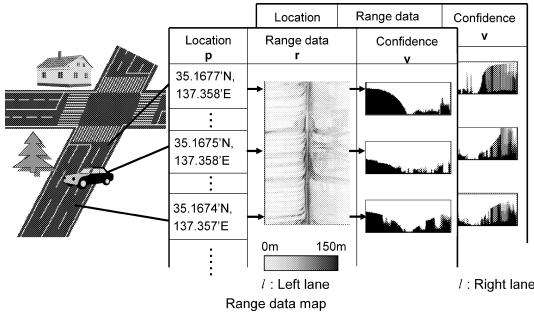


図 3 距離データマップの一部: p は緯度・経度を要素とする位置ベクトル, r はその地点で測定された距離データの平均, v は距離データの信頼性, l は車線を表す.

Fig. 3 A part of range data map. p represents a location vector with latitude and longitude. r represents an average of range images at the location, where intensity is inversely proportional to depth. v represents a confidence vector at the location. l represents a lane number.

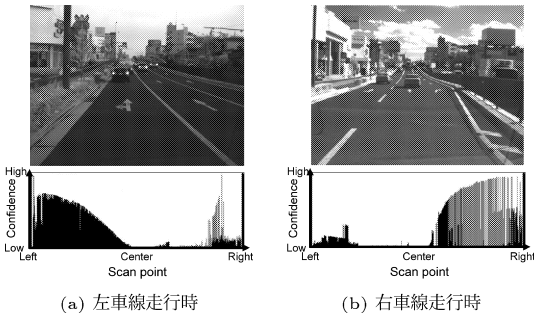


図 4 ある地点で算出した距離データの信頼性: 前方や隣の車線を走行する車両を測定することが多いスキャン点の信頼性は低く, 逆に縁石を測定することが多い外側のスキャン点の信頼性は高い.

Fig. 4 A confidence vector of range data at the same location. The confidence becomes low where other vehicles exist. On the other hand, the confidence becomes high where the laser scanner measures distance to curbs.

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標準偏差に着目する. 例えば, 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 (標準偏差が大きく), 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 (標準偏差が小さく) になると考えられる (図 4). そこで, 提案手法では距離データの信頼性を標準偏差の逆数と定義する.

3.3 距離データマップを用いた自車位置推定

自車位置推定手法の流れを図 5 に示す. 自車位置

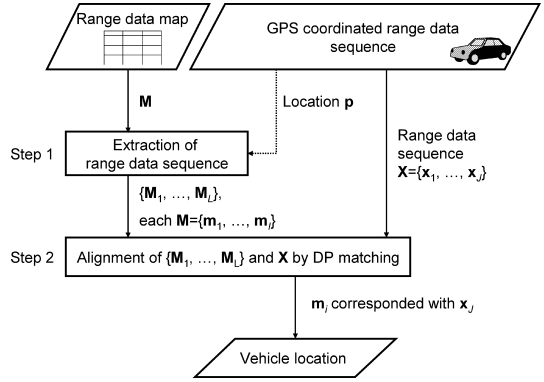


図 5 自車位置推定手順
Fig. 5 Flow chart of ego-localization scheme.

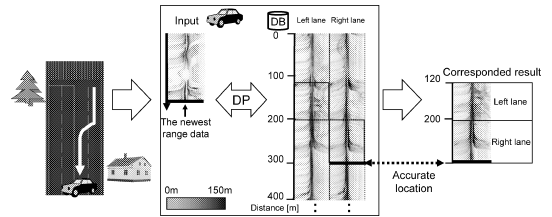


図 6 自車位置推定の概要: 自車が計測した距離データを入力とし, その入力をキーとして DP マッチングを用い, 距離データマップ (データベース) と入力に対応づける. 対応付け結果から, 距離データマップに付随する高精度な位置情報を自車位置とする.

Fig. 6 Overview of ego-localization. A range data sequence measured from running vehicle is aligned with range data map by DTW. From the corresponding result, the accurate position of ego-vehicle is extracted from the range data map.

推定は, 自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から探索し, それに付随する高精度な位置情報を抽出することにより実現する (図 6). この際, 自車の走行車線変更に対処するために, 対応付けの際に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.

以下, はじめに 1 対多 DP マッチングの説明を行い, 次に具体的な処理の流れを述べる.

3.3.1 1 対多 DP マッチング

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, 二つのパターンを照合するとき一方に伸縮があったとしても, もう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 [13] .

DP マッチングは、通常 1 系列対 1 系列の対応付けを行うが、ここでは複数車線ある場合に対処することを目的として、1 (入力系列) 対多 (車線数分の系列) DP マッチングを提案する . 1 対多 DP マッチングでは通常一つである DP 平面を、複数個分計算する . 対応付けを表す DP パスが、DP 平面上だけでなく DP 平面間を移動することで、1 対多 DP マッチングを実現する . 以下に 1 対多 DP マッチングのアルゴリズムを述べる .

一つのベクトル系列 $\mathbf{X} = (x_1, \dots, x_J)$ と、互に対応づけられた N 個のベクトル系列 $\mathbf{Y}_1 = (y_{1,1}, \dots, y_{1,I})$, $\mathbf{Y}_2 = (y_{2,1}, \dots, y_{2,I})$, \dots , $\mathbf{Y}_N = (y_{N,1}, \dots, y_{N,I})$ 間の弾性マッチングを行うために、 \mathbf{X} と $\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_N$ を 1 対多 DP マッチングで対応づける . はじめに、 $D(1, 1) = d(1, 1)$ とし、

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

を計算する . このとき $d(i, j)$ はベクトル間の距離を表す . x_j と $y_{1,i}, y_{2,i}, \dots, y_{N,i}$ との距離をそれぞれ計算し、最小距離を $d(i, j)$ とする .

$$d(i, j) = \min_n d_{any}(y_{n,i}, x_j) \quad (2)$$

式 (2) では d_{any} として任意の距離関数を選ぶことができる . 漸化式を計算する際に、選んだパターン対 (i, j) を記録しておく . $D(I, J)$ を計算するまでに選んだベクトル対 (i, j) の系列が、ベクトル系列 \mathbf{X} と、 N 個のベクトル系列 $\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_N$ の対応を表す .

3.3.2 1 対多 DP マッチングによる走行車線認識と自車位置推定

[Step 1] 走行中の自車が測定した距離データ系列を、 $\mathbf{X} = (x_1, \dots, x_J)$ とする . x_j は最も新しく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車位置推定を行う . 自車が測定した GPS 座標を用いて、 \mathbf{X} とおおむ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 . ある一つの M_l を M とすると、 $M = (m_1, \dots, m_l)$ である . また、ある一つの m_i を m とすると、 m は

$m = (p, r, v, l)$ という情報をもつ . 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] \mathbf{X} と、 $\{M_1, \dots, M_L\}$ を 1 対多 DP マッチングで対応づける . はじめに $D(1, 1) = d(1, 1)$ とし、漸化式

$$D(i, j) = \min \begin{cases} D(i-1, j) + d(i, j) \\ D(i-1, j-1) + d(i, j) \\ D(i, j-1) + d(i, j) \end{cases} \quad (3)$$

$$d(i, j) = \min_l d_{L1'}(r_{l,i}, x_j) \quad (4)$$

を計算する . i, j の範囲は、 $i = 1, \dots, I, j = 1, \dots, J$ である . $r_{l,i}$ は、 M_l の i スキャン目の距離データ、 x_j は、 \mathbf{X} の j スキャン目の距離データである . ここで、 $r_{l,i}$ を $\mathbf{f} = (f_1, \dots, f_S)$ 、 x_j を $\mathbf{g} = (g_1, \dots, g_S)$ 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 $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_S)$ を用いた重み付き L1 距離、

$$d_{L1'} = \sum_{s=1}^S \frac{1}{v_s} |f_s - g_s| \quad (5)$$

で表すことにする . 式 (5) 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付けることができる .

最後に、式 (6)、式 (7) を用いて、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 $p_{\hat{l}}$ として与えられる .

$$\hat{i} = \arg \min_i D(i, J), \quad (6)$$

$$\hat{l} = \arg \min_l d_{L1'}(r_{l,\hat{i}}, X_J). \quad (7)$$

3.4 距離データマップの構築

距離データマップは事前に準備しておくデータであり、十分な時間をかけて構築することが可能である . ここでは、距離データマップの各点 m がもつ、正確な位置情報 p と距離データ r 、その信頼性 v の算出方法を述べる . 距離データマップ構築の際、車両の走行車線 l 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 ~ 30 m 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 .

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が必要である。そこで、レーザスキャナと普及型 GPS を搭載した複数の車両を自由に走行させることによって、同一地点の距離データと測位座標を大量に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などの移動物体による雑音の影響の低減を図り、異なる走行で得られた同一地点の距離データ中の各スキャン点での測定値の標準偏差から、その地点における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 [14]、同一地点の測位座標を平均することで誤差を含んだ GPS 座標を真値に近づけることができる。

距離データマップ構築の流れを図 7 に示す。まず、同一区間の同じ車線を走行しながら取得したデータ系列同士を DP マッチングで対応づける。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並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

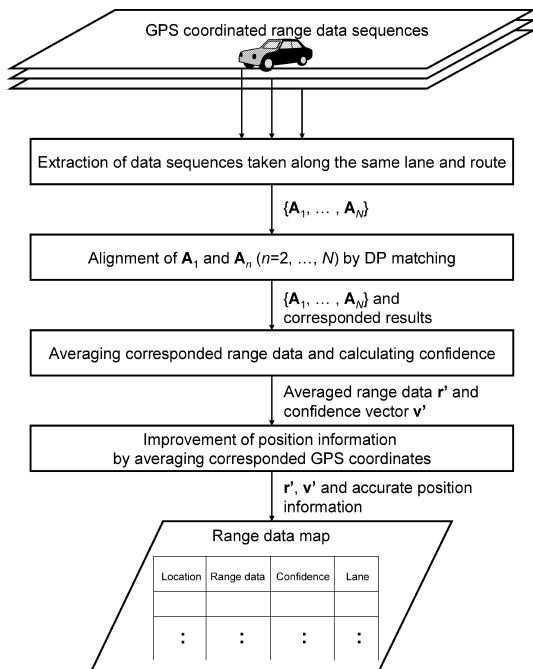


図 7 距離データマップの構築手順

Fig. 7 Flow chart of range data map construction.

プの高精度化を図る。

3.4.1 距離データ系列の切出し

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ながら取得した複数の距離データ系列 $\{A_1, \dots, A_N\}$ を取り出す。N は、その区間を走行した回数、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' について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、 $a = (p, r, l')$ の情報をもつ。

3.4.2 距離データ系列の DP マッチングによる対応付け

提案手法ではある距離データと同一地点で測定された距離データを他の系列中から探索する際に、総当りによる探索ではなく、距離データ系列同士の対応付けを行うことによって探索の精度向上を図る。系列同士の対応付けには、系列を伸縮させながら対応づける DP マッチングを用いる。図 8 (a) に対応づける前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 8 (b) に DP マッチングを用いて対応づけた後の距離データ系列を示す。DP マッチングを施すことで、車速度の違いによる系列の伸縮が吸収され良好に対応づけられていることが確認できる。

1 回目に測定したデータ系列 A_1 を対応付けの基準となる系列とし、 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

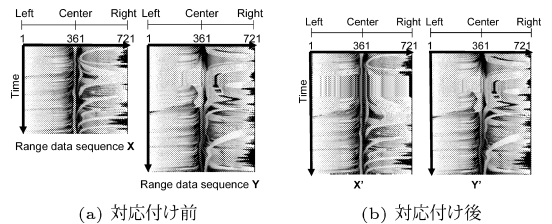


図 8 距離データ系列を DP マッチングで対応づけた例：距離データは、4 ライン中のある 1 ラインで測定された 1 スキャンのデータ（ここでは 721 点）を横一列に並べてあり、距離は画素の明るさで表現されている。明るい画素ほど、測定された物体が自車に近いことを表す。

Fig. 8 Examples of range data sequences aligned by DTW. The pixel brightness is represented as range to obstacles. A horizontal pixel line represents range data measured in one scan (721 points). Bright pixels represent that vehicle is close to some objects.

応づける .

はじめに , $D_n(1, 1) = d_n(1, 1)$ とし , 漸化式

$$D_n(i, j) = \min \begin{cases} D_n(i-1, j) + d_n(i, j) \\ D_n(i-1, j-1) + d_n(i, j) \\ D_n(i, j-1) + d_n(i, j) \end{cases} \quad (8)$$

$$d_n(i, j) = d_{L1}(\mathbf{r}_{1,i}, \mathbf{r}_{n,j}) \quad (9)$$

を計算する . i, j の範囲は , $i = 1, \dots, I_1, j = 1, \dots, I_n$ である . このとき , $d_n(i, j)$ は距離データ間の距離を表す . $\mathbf{r}_{1,i}$ は , A_1 の i スキャン目の距離データ , $\mathbf{r}_{n,j}$ 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 , $\mathbf{r}_{1,i}$ を $\mathbf{f} = (f_1, \dots, f_S)$, $\mathbf{r}_{n,j}$ を $\mathbf{g} = (g_1, \dots, g_S)$ で表すと , 式 (9) は ,

$$d_{L1} = \sum_{s=1}^S |f_s - g_s| \quad (10)$$

と表される . 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 .

3.4.3 距離データの平均化と信頼性付与

距離データを距離データマップに格納する際 , 基準系列の 1 系列だけを格納するのではなく , 複数の系列を用いて , 各スキャン点に静止物らしさを表す信頼性を付与することで雑音の影響を低減できると考える .

そこで本手法では同一地点と推定された距離データを平均することで雑音を除去し , 更にその同一地点における距離データの標準偏差から各スキャン点の信頼性を算出する . それらをマップに格納することにより , 後に続く自車位置推定の精度向上を図る .

同一地点に対応づけられた距離データを ,

$$\mathbf{r}'_i = \frac{1}{N} \sum_{j \in J_i} \mathbf{r}_j \quad (11)$$

を用いて平均し , 雑音除去を図る . ここで , $J_i = \{i, j | j \text{ は } a_{1i} \text{ の } i \text{ と対応づいた各 } a_{nj} (n = 2, \dots, N) \text{ の } j\}$ である . なお , 対象となる距離データ中に移動車両などを測定したものが存在する場合には , 外れ値となって平均の計算に影響を及ぼすことが考えられる . この影響を抑制するため , データ数が十分に確保できる場合には , 式 (11) を用いる代わりに外れ値を考慮した

他の平均値の推定手法を用いることも可能である . また ,

$$\mathbf{V}_i = \frac{1}{N-1} \sum_{j \in J_i} (\mathbf{r}_j - \mathbf{r}'_i)^T (\mathbf{r}_j - \mathbf{r}'_i) + \alpha \mathbf{I} \quad (12)$$

とし , 行列 \mathbf{V}_i の逆行列 \mathbf{V}_i^{-1} の対角成分の平方根を要素としてもつベクトル \mathbf{v}_i' 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 $\alpha (> 0)$ は正規化係数であり , 逆行列を計算する際に値が無限大に発散する問題を防ぐために用いる . また , α の値を変化させることによって , 自車位置推定の際の信頼性の重み付けの強さを調節することができ , α が大きくなると , 式 (12) は L1 距離に近づく .

3.4.4 位置情報の高精度化

中心極限定理 [15] の考え方に従い , 対応づけられた距離データに付随する GPS 座標を平均化することで , 位置情報の高精度化をねらう .

同一地点と推定された地点の位置情報を ,

$$\mathbf{p}'_i = \frac{1}{N} \sum_{j \in J_i} \mathbf{p}_j \quad (13)$$

を用いて平均し , 高精度化を図る . ここで , $J_i = \{i, j | j \text{ は } a_{1i} \text{ の } i \text{ と対応づいた各 } a_{nj} (n = 2, \dots, N) \text{ の } j\}$ である .

最後に , 平均化した距離データ系列 \mathbf{r}' と信頼性ベクトル \mathbf{v}' , 高精度化された位置情報 \mathbf{p}' , 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 , 対象区間におけるある車線の距離データマップ構築は終了する .

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 (Pioneer Navicom 社製 M1ZZ)

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 10 Hz , 測距精度は ± 5 cm 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)

表 2 実験に使用するデータ
Table 2 Data set for experiments.

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

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転車位置の真値として用いる．

4.2 実験条件

以下を実験にて評価した．

- 走行車線分類成功率
- 走行方向の位置推定精度

これらの項目を評価することで，提案する自転車位置推定手法の有効性を示す．また，提案手法における距離データの信頼性の重み付けの効果を調査する目的で，3.4.3 で説明した距離データの平均化による雑音除去と信頼性付与を行わず，基準系列をそのままマップとして用いる自転車位置推定手法 [16] を提案手法（信頼性重みなし）として比較のために用いた．実験では片側 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．実験に使用するデータの詳細を表 2 に示す．

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 2 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信頼性ベクトルを計算する式 (12) で用いる係数 α に関しては，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 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，3.4 の方法で距離データマップを構築した．その際の同一地点対応付け精度は 82.9% であった．自転車位置推定でマップを用いる際は，この対応付け結果に手で修正を加え，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もたせた．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転車位置推定実験を行い，テストデータを変えながら系列回数実験を繰り返した．

表 3 走行車線分類成功率

Table 3 Success rates of traveling lane classification.

| 測定データ | 信頼性重みあり | | 信頼性重みなし | |
|-------|---------|-------|---------|-------|
| | 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% |

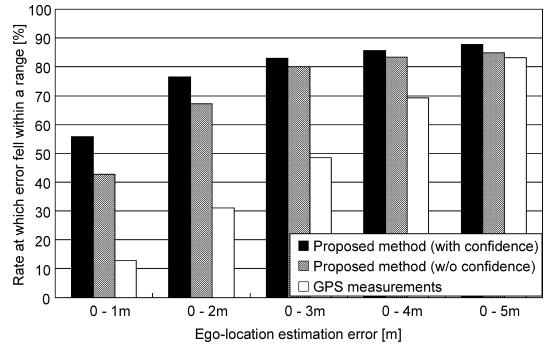


図 9 自転車位置推定結果

Fig. 9 Accuracy of ego-location estimation.

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結果，走行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．

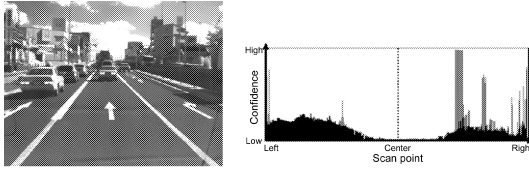
• 走行車線分類成功率は，全体では平均 93.5%，左車線では平均 96.3%，右車線では平均 90.6% であった．結果の詳細を表 3 に示す．走行車線分類成功率は，実際に走行した車線と推定された車線が等しいかどうかを 1 スキャンごとに判定した．

• 走行中の自転車位置が，1 m 以下の精度で推定された割合は平均 56.1% 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（信頼性重みあり，及び信頼性重みなし）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．なお，1 回の走行車線分類，自転車位置推定に要する処理時間は平均で 0.07 秒程度であった．

5. 考 察

5.1 走行車線分類

走行車線分類成功率では，信頼性重みなしと比べ，左車線では 20.5% の大幅な改善が見られるが，右車線



(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

Fig. 10 An in-vehicle camera image and the confidence vector at the same location in case that traveling lane recognition failed on Route C.

では全体で 2.5% の低下が見られる (表 3). 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. 本実験では片側 2 車線の道路を想定していたが, 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.

5.2 自車位置推定精度

走行方向の自車位置推定精度は, 信頼性重みありの場合に 1 m 以下の精度で自車位置を推定できる割合が 56.1% であり, 信頼性重みなしよりも 13.3% 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, 高精度に自車位置を推定できることが確認できた.

距離データマップの位置情報が正しいものであり, 走行車線分類及び走行方向の対応付けが成功したと仮定すると, レーザスキャナ 10 スキャン/秒, 自車が 40 km/h (≈ 11.1 m/s) 以下の場合, 理論的に走行方向の自車位置推定誤差の上限を約 1.12 m に抑えることができる.

しかしながら, 実験結果の図 9 から, 提案手法により推定された位置が 1 m 以上の位置推定誤差を含む場合がある. これは, DP マッチングによる対応付けの失敗が原因の一つである. 考えられるもう一つの原因として, 距離データマップの空間解像度が一様でないことが挙げられる. マップ構築の際に基準系列を用い

て対応付けを行っているが, 基準系列を測定した際の車速度のばらつきによって, 高速で走行していた場所では空間解像度が低く, 逆に低速だった場所では空間解像度が高くなる. これによって, 位置推定の精度にばらつきが生じたと考える. この問題を解決する方法としては, 距離データマップを構築する際に, 基準とする系列の車速度情報を用いて距離データ間を等間隔に補間する方法が考えられる. 距離データマップの空間解像度を上げることができれば, 更に高精度な自車位置推定が可能になると考える.

5.3 様々な道路環境や状況における手法の有効性

より多くの道路環境における手法の評価を目的として, 経路 A, B, C とは異なる道路環境の経路 D, E を走行して取得した距離データ系列に対する自車位置推定の実験を行った. 経路 D は, 全長 917 m で右側に新都市交通の高架の柱が規則的に並んでいるため, 距離データ系列中に類似した部分があくつも存在する. 一方, 経路 E は, 全長 717 m の見通しの良い道路で, 両側には背の高い建物がほとんど存在しないため, 距離データ系列の時間軸方向の変化が比較的少ない. 両経路とも左車線, 右車線 10 回ずつ走行してデータを収集し, 実験を行った. その結果, 誤差 2 m 以下で位置推定できた割合は, 提案手法を用いた場合には経路 D で 84%, 経路 E で 86% であり, GPS 単体の場合には両経路ともに 30% 以下であった. これらの結果から, 距離データ系列中に類似した部分があくつも存在する環境, 距離データ系列の時間軸方向の変化が比較的少ない環境においても提案手法の有効性を確認することができた.

信頼できる距離データマップが存在し, 距離データマップとの照合に必要なデータが十分に得られる状況において, 提案手法は車両の位置推定という応用に対し, GPS 単体を用いた場合よりも優位であるといえる. しかしながら以下に挙げるような状況が発生した場合には, 走行中の自車が計測した距離データ系列と距離データマップの照合が正しく行えないため位置推定精度が低下し, 提案手法の利用が困難となることが想定される.

[状況 1] 照合に必要な距離データを走行中の自車が得ることが長時間困難となる状況

[状況 2] 車両前方と同様に横方向の距離データの信頼性も低いような場所が距離データマップ中の長区間に及ぶ状況

[状況 3] 距離データマップの時間軸に対する変化が

極端に少ない状況

状況 1 の例として、都心部の片側 3 車線以上の道路の中央車線を走行する際に左右車線の斜め前方を大型車両が常に占めている状況などが挙げられる。また状況 2 の例として、都心部の車線数が多い道路でいつも周囲にたくさんの車両が存在するような状況、待機タクシーの列や駐車車両が常在していて時間帯によって距離データが異なってくる状況、工事による車線の閉鎖区間が工事の進行に応じて移動していく状況などが挙げられる。最後に状況 3 の例として、周辺に畑などが広がる地方の開けた道路などで、照合に必要な特徴的な距離データがほとんど得られない状況が挙げられる。

実利用を考えたときには、提案手法による高精度な位置推定が可能などときには高度な安全運転支援サービスを提供され、それ以外のときには従来の GPS 等を利用したカーナビ機能のみが提供されるというシステム構成が考えられる。これにより、上記のような提案手法の利用が困難な状況がある程度発生しても、システム全体としては有益となる。このようなシステムを実現するためには、そのような状況の発生を検出する必要がある。現在、状況 1 の発生を検出には、距離データ系列と距離データマップの照合結果を解析することで、状況 2 と状況 3 の発生を検出には、構築された距離データマップを解析することで対応することを考えている。これらの具体的な手法に関しては今後検討していきたい。

6. む す び

本論文では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づけることで、自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、走行のたび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もたせることにより、位置推定精度が向上した。

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車位置推定を行った結果、

- 走行車線分類成功率 93.5%
- 誤差 1 m 以下で対応づけられた割合 56.1%

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。複数系列から構築した距離データマップが自車位置推定の精度向上に有効であることも確認した。

GPS や自律航法、マップマッチングなどの現行の技術では、位置推定精度に限界がある。提案手法は位置推定精度を向上させる実用上有効な手段の一つである。距離データマップの作成には時間と労力が必要であり、信頼できる距離データマップを構築するためには同じ地点の距離データを複数回収集する必要があるため、このデータ収集を効率化する工夫が必要である。これに関しては、データ収集用の特別な車両のほかに、路線バスやタクシー、宅配便の車両等に装置を取り付けることにより、大量のデータを収集する方法なども考えられる。

今後の課題として、片側 3 車線以上ある道路を含む様々な道路環境・状況への適用、提案手法の利用が困難な状況を検出する手法の開発、走行車線分類方法の改良、位置推定精度の更なる向上、及び距離データマップの空間解像度の向上が挙げられる。

謝辞 日ごろ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] 松下 温, 屋代智之 (共編), ITS と情報通信技術, 裳華房, 2003.
- [2] “Google マップストリートビュー”
<http://www.google.co.jp/help/maps/streetview/>
- [3] 二宮芳樹, “車載画像センシング” 第 13 回画像センシングシンポジウムチュートリアル, June 2007.
- [4] Y. Miyake, K. Natsume, and K. Hoshino, “Road-shape recognition using on-vehicle millimeter-wave radar,” Proc. 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV2007), pp.75–80, June 2007.
- [5] 村上由真, 胡 振程, 楠原俊祐, 内村圭一, “道路白線検出及び追跡による車両路上位置の特定” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU) 2006, July 2006.
- [6] 農宗千典, 小沢慎治, “道路形状情報と連続道路画像からの車両位置とカメラ姿勢の同時推定” 信学論 (D-II), vol.J77-D-II, no.4, pp.764–773, April 1994.
- [7] 佐藤准嗣, 高橋友和, 井手一郎, 村瀬 洋, “GPS 座標付き全方位映像群からの市街地映像マップの構築と街並変化の検出” 信学論 (D-II), vol.J90-D-II, no.4, pp.1085–1095, April 2007.
- [8] J. Sparbert, K. Dietmayer, and D. Streller, “Lane detection and street type classification using laser range images,” Proc. IEEE 4th International Conf. on Intelligent Transportation Systems, pp.454–459, Aug. 2001.
- [9] 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.

- [10] 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.
- [11] B. Gao and B. Coifman, “Vehicle identification and GPS error detection from a LIDAR equipped probe vehicle,” Proc. IEEE 9th International Conf. on Intelligent Transportation Systems, Paper WB4.1, Sept. 2006.
- [12] S. Ono, H. Kawasaki, K. Hirahara, M. Kagesawa, and K. Ikeuchi, “Ego-motion estimation for efficient city modeling by using epipolar plane range image analysis,” Proc. 10th World Congress on Intelligent Transport Systems and Services (ITSWC2003), Nov. 2003.
- [13] 内田誠一, “DP マッチング概説—基本と様々な拡張,” 信学技報, PRMU2006-166, Dec. 2006.
- [14] 坂井丈泰, GPS 技術入門, 東京電機大学出版局, 2003.
- [15] 清水良一, 中心極限定理, 教育出版, 1976.
- [16] 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車位置推定と走行車線認識,” 信学技報, PRMU2007-51, Sept. 2007.

(平成 20 年 5 月 13 日受付, 9 月 9 日再受付)



洪久 奈保 (正員)

平 18 名大・工・情報卒。平 20 同大学院情報科学研究科メディア科学専攻博士前期課程了。同年シャープ(株)入社, 現在に至る。



高橋 友和 (正員)

平 9 茨城大・工・情報卒。平 12 同大学院理工学研究科博士前期課程了。平 15 同研究科博士後期課程了。博士(工学)。同年より 2 年間名古屋大学大学院情報科学研究科 COE 研究員。平 17 より 3 年間日本学術振興会特別研究員。平 20 より岐阜聖徳学園大学経済情報学部准教授, 現在に至る。画像認識の基礎研究並びにその応用に興味をもつ。画像電子学会会員。



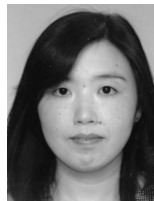
井手 一郎 (正員)

平 6 東大・工・電子卒。平 8 同大学院工学系研究科情報工学専攻修士課程了。平 12 同大学院同研究科電気工学専攻博士課程了。博士(工学)。同年国立情報学研究所助手。平 16 名古屋大学大学院情報科学研究科助教授, 情報・システム研究機構国立情報学研究所客員助教授兼任。平 19 より准教授。この間, 平 14~16 総合研究大学院大学数物科学研究科助手併任, 平 17, 18, 19 フランス情報学・統計システム研究所(IRISA) 招聘教授。パターン認識技術の実応用や映像メディア処理全般に興味をもっている。情報処理学会, 人工知能学会, 画像情報学フォーラム, IEEE Computer Society, ACM 各会員。



村瀬 洋 (正員:フェロー)

昭 53 名大・工・電気卒。昭 55 同大学院修士課程了。同年日本電信電話公社(現 NTT)入社。平 4 から 1 年間米国ロシア大客員研究員。平 15 から名古屋大学大学院情報科学研究科教授。現在に至る。文字・図形認識, コンピュータビジョン, マルチメディア認識の研究に従事。工博。昭 60 本会学術奨励賞, 平 6 IEEE-CVPR 最優秀論文賞, 平 7 情報処理学会山下記念研究賞, 平 8 IEEE-ICRA 最優秀ビデオ賞, 平 13 高柳記念奨励賞, 平 13 本会ソサイエティ論文賞, 平 14 電子情報通信学会業績賞, 平 15 文部科学大臣賞, 平 16 IEEE Trans. MM 論文賞, 他受賞。IEEE フェロー, 情報処理学会会員。



小島 祥子 (正員)

平 5 名大・工・電気卒。平 7 同大学院工学研究科修士課程了。同年(株)豊田中央研究所入社。自動車への画像処理技術応用の研究に従事。平 14 情報処理学会山下記念研究賞, 同年情報処理学会論文賞受賞。情報処理学会各会員。



高橋 新 (正員)

昭 59 名大・工・電気卒。昭 61 同大学院工学研究科修士課程了。同年(株)豊田中央研究所入社。自動車への画像処理技術応用の研究に従事。情報処理学会会員。