# 逐次モンテカルロ法に基づく路面領域抽出アルゴリズムの 性能向上

# プロハースカ・ズデネク<sup>1,a)</sup>

概要:近年,車両の自律運転に関する研究開発が活発に行われている.自律走行車は様々なセンサに頼っ ており,その中でも欠かせないものの一つである,車載カメラを活用するためのコンピュータビジョン技 術の研究が進められている.本研究は,白線の存在が保証されない道路にも適用できる道路認識手法の確 立を目的としている.本論文は,こうした枠組みにおいて中心的な役割を果たしている道路抽出手法に焦 点を当て,本研究の一環として開発してきた路面領域抽出手法を見直し,抽出性能のより優れたアルゴリ ズムを提案する.異なっる性質をもつデータ群を用いて提案アルゴリズムを評価することにより,提案ア ルゴリズムの優位性を示す.

# 1. まえがき

近年,車両の自律運転に関する研究開発が活発に行われ ており,自律走行車の生産開始を目標として打ち立てた自 動車メーカーも現れている.車両の自律走行システムは レーダー,LIDAR,GPSなどの様々なセンサーの情報を 利用し,障害物,走行可能な領域,現在位置などを認識し, 車両周辺状況の検知及び車両の誘導を行なう.こうしたセ ンサーと並び車載カメラも欠かせないもの一つである.

運転支援及び自律走行の実現における重要な要素技術の 一つは道路または車線の認識であり、こうした問題にコン ピュータビジョン技術を駆使する試みが行われている.従 来のアプローチの多くでは、画像のエッジを利用し、道路 境界または白線の位置を検出し、道路及び車線の認識を 図っている [8,9,15–17,19]. エッジに基づくアプローチは、 白線が存在する道路についてとりわけ有効と確認されてお り、白線検出装置が自動車の標準的な装備になりつつある. 白線は道路舗装とは明度差が大きいため、明確なエッジを 形成する.更に、エッジが一定の間隔をもつ対として現れ るので、他の特徴より検出しやすい.一方、エッジは局所 的な明度差によるものであり、道路境界によって引き起こ されたエッジを他の物体によるエッジ、または偶発的な明 度差によるエッジと区別することは困難であるため、エッ ジに基づく手法を適用できる条件は限られている.

白線または明瞭な道路境界に頼れない条件下で道路認識

 大分工業高等専門学校 National Institute of Technology, Oita College, Maki 1666, Oita 870-0152, Japan

<sup>a)</sup> zdenek\_p@oita-ct.ac.jp

2014 Information Processing Society of Japan

を実現する手段として,領域に基づくアプローチが注目されている.領域に基づくアプローチとは,道路の境界を検 出するのではなく,道路を面的な情報(路面領域)として 扱う考え方である.こうしたアプローチでは,路面領域を いかに抽出するかが中心的な課題であり,従来の試みとし て,ウォーターシェッド [1],テクスチャ解析 [7],ガウス 分布による色成分の表現 [2],ニューラルネットワーク [5] または SVM [14,18] などを駆使した手法が挙げられる.

また,上述した手法は単眼カメラを主としたものである が,ステレオ視に基づく手法も試みられている [10,20].ス テレオ視手法では,路面の平坦な部分を検出できるので路 肩や障害物などの物体の検出に有効であるが,白線などの 路上ペイントは路面と段差がないため検出できない.こう した情報を失わないためには,濃淡情報や色情報などを用 いた単眼画像処理も欠かせないであろう.

本研究では、白線の存在が保証されない道路にも適用で きる道路認識手法の確立を目的としている. 白線が存在す る場合にはその目印としての利点を活かしつつ、白線のな い道路でも機能するような手法を目指している. このよう な目的を達成するために、領域に基づくアプローチに着目 し、これまでの研究の一環として逐次モンテカルロ法によ る路面領域抽出手法 [13] 及び、それに基づく誘導パス推定 手法 [11,12] をそれぞれ開発してきた.本論文では、本研 究において根幹をなしている道路領域抽出手法に焦点を当 て、旧手法に比べて、より優れた抽出性能を備えたアルゴ リズムを提案する. 提案アルゴリズムについて、3種類の 異なった性質をもつデータ群を用いて評価実験を行い、提 案アルゴリズムの優位性を示す.

# 2. 逐次モンテカルロ法に基づく路面領域抽出 アルゴリズムの性能向上

車載カメラの映像を用い,映像から路面領域を抽出する 手法について,単純な画像処理手法から機械学習を用いる高 度なものまで,幅広い試みが行われている [1,2,5,7,14,18]. 路面領域は照明や路面の材質によって見え方が多種多様で あり,この違いをいかに相殺するかが路面領域抽出におけ る最大の課題である.しかし,この課題は未だに十分に解 決されていないのが現状である.

本研究ではこれまで,映像に映る路面状況について,材 質を限定せず,車両の走行と共に路面領域の色合いが徐々 に変化しているモデルを想定してきた.このような状況下 では,時系列処理を駆使することによって路面領域を安定 して抽出できると考え,逐次モンテカルロ法による路面領 域抽出手法 [13] を開発した (以降,文献 [13] を旧手法と呼 ぶ).旧手法は,ガウス分布による色成分の表現または領域 拡張法といった従来の領域分割手法より良好な結果を与え ると共に,パラメータ調整にも比較的ロバストであること が確認されている.その一方,画像中の道路幅が比較的広 いときなど,望ましい結果を得られない場合が存在するこ とも明らかになった.

本節では、旧手法の核心的な部分を見直し、路面領域抽 出性能のにより優れた手法を提案する.以下では、まず旧 手法の要点をまとめて、問題の所在を明らかにした後、提 案アルゴリズムの詳細な説明を行う.

## 2.1 旧手法とその問題点

車載カメラの映像において、ある画素が路面領域に属す るか否かを判定する基準として確率密度関数 p(f) を考え る.ここで、f は 5 次元の特徴ベクトル  $f = (f_1, \dots, f_5)^T$ を表しており、 $f_1, f_2$  はそれぞれ画素の水平・垂直座標  $x \ge y$  を保持し、 $f_3 \sim f_5$  は色成分 r, g, b を保持してい る.位置情報と色情報を個別に表すために、更に座標 ベクトル  $x = (x, y)^T = (f_1, f_2)^T$  及び、色成分ベクトル  $c = (r, g, b)^T = (f_3, f_4, f_5)^T$  をそれそれ定義する.これら を用いて  $f = (x^T, c^T)^T$  と書くこともできる.

特徴ベクトル f の確率密度関数 p(f) を用いて,路面画 素を特定するには p(f) を定める方法が必要になる.本研 究では,道路の時系列画像において,路面領域の画素が時 間にわたって徐々に変化するものと考え,p(f) を時系列処 理によって推定することにした.路面領域は,多種多様な 形状を取り得るため,p(f) は少なくとも x に関してガウ ス分布になるとは考えにくく,より一般的な確率密度関数 を扱う必要がある.そこで,本研究では逐次モンテカルロ 法に着目し,旧手法では Isard らの CONDENSATION ア ルゴリズム [6] に基づき p(f) の推定を行った.すなわち, f の標本  $f_i$  とその重要度を表す重み  $w_i$  を用いて, p(f) を

- 1: 標本集合 S<sup>(0)</sup> を初期化する.
- 2: while 画像フレーム取得に成功 do
- 3: 離散時間 k を進める.
- 4: 重み w<sub>i</sub><sup>(k-1)</sup> の大小に従って,集合 S<sup>(k-1)</sup> からランダ
   ムに N 個の標本を抽出.
- 5: 抽出された各標本に遷移モデル(3)を適用する.

$$f_i^{(k)} = f_i^{(k-1)} + \nu_i^{(k)}$$
 (3)

6: 観測確率密度関数を用いて、各標本に対する重みを式
 (4)によって求める.

$$w_i^{(k)} = p(\boldsymbol{z}_i^{(k)} | \boldsymbol{c}_i^{(k)})$$
(4)

7: 式 (5) を満たすように重みの正規化を行う.

$$1 = \sum_{i=1}^{N} w_i^{(k)} \tag{5}$$

- 8:  $S^{(k-1)} \delta S^{(k)}$  で置き換える.
- 9: 推定の結果を用いて路面領域を構成する画素を求める.
   10: end while
  - 図1 旧アルゴリズム Fig. 1 Former Algorithm

離散的な集合 S

$$S = \{ (\boldsymbol{f}_1, w_1), (\boldsymbol{f}_2, w_2), \cdots (\boldsymbol{f}_N, w_N) \}$$
(1)

として表し、Sの要素に対して予測と更新を逐次的に繰り 返すことによって p(f) を近似的に推定する. その流れを、 図 1 に示す.

ここで,式 (3) における  $\nu$  は平均値ゼロ,標準偏差  $\sigma_1, \dots, \sigma_2$ のガウス分布に従う乱数のベクトルである.また,式 (4) における観測確率密度関数  $p(\mathbf{z}_i | \mathbf{c}_i)$  を

$$p(\boldsymbol{z}_i|\boldsymbol{c}_i) = \exp\left(-\frac{1}{2}(\boldsymbol{c}_i - \boldsymbol{z}_i)^T \boldsymbol{\Sigma}_m^{-1}(\boldsymbol{c}_i - \boldsymbol{z}_i)\right) \qquad (2)$$

と定義した.ただし, $z_i$ は式 (3) が与える位置において観 測された色成分であり, $\Sigma_m$ はガウス関数の幅を制御するパ ラメータの対角行列である.このように定義した $p(z_i|c_i)$ は予測した色成分と実際に観測された色成分の間の類似度 を測り,予測値と観測値が類似したとき重みが大きくなり, そうでないとき重みが小さくなるように働いている.

図1に示したアルゴリズムでは、標本値とその重みという近似的な形式での確率密度関数が得られる.一方、図1 のステップ9では、入力画像から路面領域を求めるには、 確率密度関数を任意のfについて評価する必要があるので、離散的な標本の補間を行う必要がある。本研究では、 ノンパラメトリック手法に鑑みて、窓関数 $\phi$ を用いることにより補間を行う.すなわち、任意のfについてのp(f)を





$$p(\boldsymbol{f}) = \sum_{i=1}^{N} w_i \phi(\boldsymbol{f}, \boldsymbol{f}_i)$$
(6)  
$$\phi(\boldsymbol{f}, \boldsymbol{f}_i) = \beta \exp\left(-\frac{1}{2}(\boldsymbol{f} - \boldsymbol{f}_i)^T \Sigma_s^{-1}(\boldsymbol{f} - \boldsymbol{f}_i)\right)$$

によって求める.ここで、 $\Sigma_s$ は窓関数の幅を制御するパラメータの対角行列であり、 $\beta$ は正規化係数である.路面 領域抽出は、入力画素について p(f)を評価し、その値を しきい値と比較することで路面領域に属する画素の判定を 行う.

上述した旧手法について, 色成分をガウス関数で近似す る手法または領域拡張法といった従来の手法より良好な結 果が得られることと、パラメータの調整に比較的ロバスト であることを既に報告した [12,13]. しかし, 図2用いて説 明するような問題がこのアルゴリズムに潜在的に含まれる ことが明らかになってきた.図2(a)はCGにより作成さ れた道路画像を示している. この画像における路面は実際 の車道のテクスチャを貼りつけて作成しているものの、路 面の色はほぼ均一で、路面領域を容易に抽出できるはずで ある. この画像に図1のアルゴリズムを適用したときの標 本の空間的なな分布を図 2(b) に示す. この図からわかる ように、標本は路面領域を均一に覆っておらず、近景の道 路の左右両端には標本がほとんどない. このとき, 式(6) を用いて,路面領域を抽出した結果を図 2(c) に示す.標本 に覆われていない道路部分が正しく抽出されていないこと を確認できる.また,処理が次の時刻に移る際,標本の少 ない道路部分が標本分布の変化に大きく影響を受け、道路 の不検出部分の形状が急変する傾向が見受けられる. この ような問題は、画像中の道路幅が広いときや、複数の車線 が存在するときにとりわけ顕著に現れ、こうした現象をい かに抑制するかが課題である.また,標本を路面領域の上 により広く分散させるために,式(3)のノイズを大きくす ることが考えられるが、ノイズを大きくすると道路の欠損 部分の揺らぎも大きくなり、ノイズの調整のみではこの問 題の解決を図ることは困難である.

旧手法の長所を活かしつつ,上述の問題を解決するため に,次節では図1のアルゴリズムを見直し,路面領域抽出 性能のより優れたアルゴリズムを提案する.

# 2.2 提案手法

図1のアルゴリズムは,文献 [3] などで議論される逐次 重点サンプリング法 (sequential importance sampling) を 用いた推定手法の特別な場合と考えることができる.そこ で,本研究ではこのより一般的な枠組みに立ち返り,2.1節 で述べた問題の解決を図った.

逐次重点サンプリング法では、標本を容易に取得できる 確率密度関数  $q(f_i^{(k)}|f_i^{(k-1)}, z^{(1:k)})$  を用意し、これを提案 分布 (importance density) と呼ぶ。新しい標本集合を生成 する際、標本を提案分布 q に従って生成し、重みの更新を

$$w_i^{(k)} \propto w_i^{(k-1)} \frac{p(\boldsymbol{z}^{(k)} | \boldsymbol{f}_i^{(k)}) p(\boldsymbol{f}_i^{(k)} | \boldsymbol{f}_i^{(k-1)})}{q(\boldsymbol{f}_i^{(k)} | \boldsymbol{f}_i^{(k-1)}, \boldsymbol{z}^{(1:k)})}$$
(7)

に従って行う.ただし、 $p(\mathbf{z}^{(k)}|\mathbf{f}_{i}^{(k)})$ は観測確率密度関数,  $p(\mathbf{f}_{i}^{(k)}|\mathbf{f}_{i}^{(k-1)})$ は遷移確率密度関数をそれぞれ表している. しかし、上述した逐次重点サンプリング法はあくまでも 一般的な枠組みであり、提案分布qについて議論されている ものの、 $q(\mathbf{f}_{i}^{(k)}|\mathbf{f}_{i}^{(k-1)}, \mathbf{z}^{(1:k)}), p(\mathbf{f}_{i}^{(k)}|\mathbf{f}_{i}^{(k-1)}), p(\mathbf{z}^{(k)}|\mathbf{f}_{i}^{(k)})$ をいかに定義するかが応用される分野に大きく依存し、必 ずしも自明ではない、以下では、提案手法においてこれら の確率密度関数をいかに定義したか説明する.

# 2.2.1 提案分布

旧手法では標本が路面領域を均一に覆うことを保証でき ないので,提案分布 qとして一様分布を使用することとし た.また,標本は空間的な成分 x に関して均一に分布され ることが望ましいので,qとして空間領域 x に周辺化した ものを用いた.更に,標本の空間的な分布は,画像全体を 均一に覆うべきものではなく,路面領域を均一に覆うべき であるため,一様分布の範囲を直前のフレームから抽出さ れた路面領域に制限することとした.すなわち,時刻 k の 標本の空間成分  $x_i^{(k)}$  ( $i = 1, \dots, N$ ) は,時刻 k - 1 で抽出 された路面領域から一様分布に従ってランダムな座標を取 得することによって生成する.

# 2.2.2 遷移確率密度関数

上述の手順により、時刻kの標本 $f_i^{(k)}$ (以下「新標本」) の空間成分を生成できるが、式(7)の遷移確率密度関数  $p(f_i^{(k)}|f_i^{(k-1)})$ を評価するには、新標本の色成分 $c_i^{(k)}$ を定 義すると共に、時刻k - 1の標本 $f_i^{(k-1)}$ (以下「旧標本」) との関係を定める必要がある.ここでまず、新標本と旧標 本の間の関係を決定する方法を説明する.

各々の新標本に対して,旧標本を対応させる方法を図3 に示す.同図は一変数関数の場合を示しており, *x*<sub>1</sub>,...,*x*<sub>4</sub> は旧標本を表している.灰色の領域は,旧標本と窓関数 *φ* 

IPSJ SIG Technical Report





を用いて抽出された領域を表している.一様分布に従っ て、灰色の領域からランダムに選択された新標本は $\Diamond$ とア ルファベットの下付き文字で表現されている.任意の新標 本  $x_i$  (i = a, b, c, d)に対して、旧標本  $x_j$  (j = 1, 2, 3, 4)の どれか一つを一意に対応させるには、旧標本の重みと窓関 数  $\phi$  を用い、

$$l = \arg \max_{j=1,\cdots,4} \left( w_j \phi(x_i, x_j) \right) \tag{8}$$

によって*l*を求め,*l*を新標本 $x_i$ に対応する旧標本の添字 とする.図3の場合,結果として得られる対応は $(x_a, x_1)$ ,  $(x_b, x_3), (x_c, x_2), (x_d, x_4)$ となる.

この考え方を拡張して、本手法で扱う多次元標本の間の 対応付けを行う.新標本を生成した段階では、標本の空間成 分しか定まっていないので、空間成分  $x_i^{(k)}$   $(i = 1, \dots, N)$ と $x_j^{(k-1)}$   $(j = 1, \dots, N)$  のみを用いる.式 (6) と同様な形 式で、空間成分のみに適用される窓関数  $\phi_x$  を用いて、式 (8) と同様に  $l = \arg \max_j w_j^{(k-1)} \phi_x \left( x_i^{(k)}, x_j^{(k-1)} \right)$  として lを求め、それを $x_i^{(k)}$  に対応する旧標本の添字とする.

新標本と旧標本の対応付けを行った後,新標本の色成分 を設定する.色成分について特別な知識がないため,旧手 法と同様なランダムウォークモデルを踏襲し,色成分を

$$\boldsymbol{c}_{i}^{(k)} = \boldsymbol{c}_{l}^{(k-1)} + {}_{c}\boldsymbol{\nu}_{i}^{(k)} \tag{9}$$

として生成する.ただし, <sub>c</sub>νは式 (3)の乱数ベクトル νの 色成分を表しており, *l* は対応付けられた旧標本の添字を 表している.これにより,新標本が完成し,遷移確率密度 関数を評価することができる.提案手法では,遷移確率密 度関数の値を

$$p\left(\boldsymbol{f}_{i}^{(k)}|\boldsymbol{f}_{l}^{(k-1)}\right) = \phi\left(\boldsymbol{f}_{i}^{(k)}|\boldsymbol{f}_{l}^{(k-1)}\right)$$
(10)

として求める.ここで, φは式 (6) と同様なものであり, *l* は *i* 番目の新標本に対応付けられた旧標本の添字である.

# 2.2.3 観測確率密度関数

式 (7) による重みの算出のため,最後に定義すべきもの は観測確率密度関数  $p(\mathbf{z}^{(k)}|\mathbf{f}_i^{(k)})$  である.提案手法では, 旧手法と同様に,生成された新標本の色成分と画像で観測 された色成分の差を評価し,観測確率密度関数の値を式 (2) によって算出する.

- 1:標本集合 S<sup>(0)</sup> を初期化する.
- 2: S<sup>(0)</sup> を用いて路面領域の画素を求める.
- 3: while 画像フレーム取得に成功 do
- 4: 離散時間 k を進める.
- 一様分布に従って、抽出した路面領域から N 個の標本 *x*<sub>i</sub><sup>(k)</sup> をランダムに取得する.
- 6: 標本  $\boldsymbol{x}_i^{(k)}$  のそれぞれに標本  $\boldsymbol{x}_j^{(k-1)}$  のどれか一つを対応させる.
- 7: 時刻 k の標本の色成分を生成する.

$$\boldsymbol{c}_{i}^{(k)} = \boldsymbol{c}_{l}^{(k-1)} + {}_{c}\boldsymbol{\nu}_{i}^{(k)} \tag{11}$$

 遷移確率密度関数及び観測確率密度関数を用いて、重 み w<sup>(k)</sup> を算出する.

$$w_i^{(k)} = w_l^{(k-1)} p(\boldsymbol{z}^{(k)} | \boldsymbol{f}_i^{(k)}) p(\boldsymbol{f}_i^{(k)} | \boldsymbol{f}_l^{(k-1)}) \quad (12)$$

9: 式 (13) を満たすように重みの正規化を行う.

$$1 = \sum_{i=1}^{N} w_i^{(k)} \tag{13}$$

10:  $S^{(k-1)} \delta S^{(k)}$  で置き換える.

11: 推定の結果を用いて路面領域を構成する画素を求める.
 12: end while



#### 2.2.4 提案手法のまとめ

提案アルゴリズムを図4にまとめる.提案分布 q として 一様分布を使用したため, q の値は同一時刻の全ての重み に共通しており,重みを正規化することによって q の値そ のものが消滅するので,図4のステップ8の重み更新で q の値を省略している.この節の最後に,提案アルゴリズム を図2と同一のデータに適用したときの結果を図5に示 す.図5(b)からわかるように,標本が路面領域をほぼ均等 に覆っており,抽出された路面領域にも目立った欠損部が ない.

次節では,異なった性質を持つ画像データ群を用いて, 提案手法のより詳細な評価を行う.

## 3. 提案手法の有効性評価

提案手法の有効性を示すために,異なった性質をもつ以 下のデータを用意した.

A: 実際の道路の静止画像から生成された時系列画像.車両から撮影された前方道路画像を約 200 枚収集した. 画像の約半分は白線のある整備された道路であり,残りは白線のない,または整備のされていない道路である。各々の画像について,単一画像を繰り返すことで200本の時系列画像を作成した.このように作成された時系列画像は実際の道路画像であるものの,時間的な変化がないので,領域抽出結果の揺らぎを評価する IPSJ SIG Technical Report



- ことに適している.
- B: CG の系列画像. 道路の CG 時系列画像を1本作成した (図2及び図5). 時系列画像は,車両が4つのカーブ(R = 150m, 100m, 80m, 50m)のある道路を 60km/hで走行したときのシミュレーションであり,車両の横位置及び俯角にも変化がある. この画像には時間的な変化があるものの,路面領域は均一なものに近く,路面領域を容易に抽出することができるため,路面領域抽出の正確さを評価することに適している.
- C: 実際の道路の時系列画像. 道路の時系列画像を6本用 意した. それぞれの代表フレームを図6に示す. これ らの時系列画像には実際の道路が映っており,時間的 な変化もあるため,領域抽出手法の全体的な性能を評 価することに適している.



上述した各々のデータについて、路面領域の理想的な画



Fig. 7 Histogram of Jaccard Index for Data A

像をフレーム毎に作成し,理想的な抽出結果の時系列画像 を用意した.その際,データAとCについては路面領域 を手動で切り出し,データBについてはCGレンダリング と共に自動的に生成した.

路面領域抽出性能を評価するための尺度として,式 (14) による Jaccard 係数 *J* を用いた.

$$J = \frac{|R_s \cap R_g|}{|R_s \cup R_g|} \tag{14}$$

ここで、 $R_s$  は路面領域抽出アルゴリズムによって求められた路面画素の集合を表し、 $R_g$  は理想的な抽出結果の路面画素の集合を表している.また記号 || は集合の要素数を表している.Jaccard 係数は 0~1 の間の値を取り、 $R_s$  と  $R_g$  が完全に一致したとき J = 1 となる.

また,  $\Sigma_m$ ,  $\Sigma_s$ ,  $\nu$  の各々のパラメータに関して,旧手法 で一度調整した値を提案手法にも用い,両手法を同じ条件 で比較した.このときの結果を以下に示す.

# 3.1 データ A についての評価結果

旧手法と提案手法をそれぞれデータAに適用し,式(14) のJaccard 係数を求めた.Jaccard 係数Jについて,時系 列毎にJの平均値 $\mu_J$ と標準偏差 $\sigma_J$ を求め,これらの値に ついてヒストグラムを作成し,グラフとして表示した.そ の結果を図7に示す.実線は提案手法による結果を示し, 点線は旧手法による結果を示している. $\mu_J$ と $\sigma_J$ の理想値 は $\mu_J = 1 \ge \sigma_J = 0$ であり, $\mu_J = 1 \ge 0$ は理想的な路面領 域と同一のものが全データについて抽出されたことを意味 し, $\sigma_J = 0$ とは路面領域抽出結果に揺らぎが全くないこ IPSJ SIG Technical Report

とを意味する. 図 7(a) からは,提案手法の μ<sub>J</sub> のヒストグ ラムのピークが理想値により近いことがわかり,データ A の大部分について旧手法に比べて,理想的な路面領域によ り近い結果を得ていることがわかる.また,図 7(b) から, σ<sub>J</sub> のヒストグラムのピークも提案手法の方が0により近 く,路面領域抽出結果における揺らぎが抑制されているこ とがわかる.

#### 3.2 データ B についての評価結果

旧手法と提案手法をそれぞれデータBに適用し,式(14) のJaccard 係数Jを求めた.フレーム毎に算出されたJの グラフを図8に示す.実線は提案手法の結果を表し,点線 は旧手法の結果を表す.同図からわかるように,ほとんど のフレームについて,Jの値は提案手法の方が旧手法より 高く,揺らぎもより小さいことを確認できる.すなわち, データBの場合についても,提案手法では理想的な路面領 域により近い結果が得られており,揺らぎも抑制されてい ることがわかる.

### 3.3 データ C についての評価結果

旧手法と提案手法をそれぞれデータ C に適用し,時系列 画像毎に式 (14) による Jaccard 係数 J を求めた. その結 果を図9に示す.データAとBの場合と同様に、実線は提 案手法による結果を表し, 点線は旧手法による結果を表し ている. 同図からわかるように, ほとんどのフレームにつ いて提案手法による J の値が高くなっており、数十フレー ム単位で見たときの短時間的な揺らぎも、提案手法では抑 制されていることが確認できる. また, 画像中の道路幅が 比較的狭い場合(時系列 No.2)は、旧手法と提案手法の抽 出結果の良好性に大差が見られないが、複数の車線が存在 する場合 (時系列 No.4, No.5, No.6), あるいは単車線であ るものの, 道路幅が広い場合 (例えば時系列 No.1 と No.3 のようにフレームの底辺の約2/3より広いとき)は旧手法 が著しく劣る傾向も確認できる. ところが, 図9の時系列 No.5 の場合,提案手法においても,50~200 フレーム目の 間に数カ所で J 値の低下が見受けられた. その原因につい てより詳しく考察する.



図 10 に時系列 No.5 の第 125 フレームの結果を示す.こ の画像は,対向車線を車両が通過した直後の状況を示して いる.車両によって遮蔽される道路の部分が標本によって 覆われていないため,車両通過直後に再び露出した路面に も標本がしばらく現れない.更に,車線が路上ペイントで 区分されており,路上ペイントが自車線からの標本の広が りを妨げているので,対向車線に再び標本を分散させるに は数回の反復が必要となる.その結果,抽出される路面領 域に,短時間ではあるが,対向車線の欠損部分が発生し, 理想分割との差が生じる.そのため J 値が一時的に低下し ていたということがわかった.

# 4. まとめと今後の課題

本研究は白線の存在が保証されない道路にも適用できる 道路認識手法の確立を目的としている.本論文では,こう した研究において中心的な役割を果たしている道路抽出 手法に焦点を当て,本研究の一環として開発してきた路面 領域抽出手法を見直し,路面領域抽出性能のより優れたア ルゴリズムを提案した.提案アルゴリズムは逐次重点サン プリング法に基づいており,提案分布と遷移確率密度関数 を適切に定義することにより,旧手法に比べてより優れた 路面領域抽出性能を備えたアルゴリズムを実現できた.ま た,異なった性質をもつデータ群を用いた評価実験により 旧手法と比較した場合の提案手法の優位性を示した.

提案手法では,路面領域の色合いの比較的なだらかな変 化に追従することができるものの,路面領域の日向と影の ような急激な色差にまだ十分に対応できていない.ただ



Fig. 9 Jaccard Indexes for Data C

IPSJ SIG Technical Report



理想的な崎面頑或 従条十法による福米 図 10 時系列 No.5 の第 125 フレーム Fig. 10 Frame 125 of sequence No.5

し,影の消去について Finlayson ら [4] による報告もあり, 今後はこうした知見を取り入れ,本手法における影の影響 の抑制に取り組む予定である.

### 参考文献

- Beucher, S. and M.Bildoeau: Road Segmentation and Obstacle Detection by Fast Watershed Transformation, *Intelligent Vehicles Symposium'94, Paris, France*, pp. 296–301 (1994).
- [2] Crisman, J. and Thorpe, C.: SCARF: A Color Vision System that Tracks Roads and Intersections, *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 9, No. 1, pp. 49 – 58 (1993).
- [3] Doucet, A., Godsill, S. J. and Andrieu, C.: On Sequential Monte Carlo Sampling Methods for Bayesian Filtering, *Statistics and Computing*, Vol. 10, No. 3, pp. 197–208 (2000).
- [4] Finlayson, G. D., Drew, M. S. and Lu, C.: Entropy Minimization for Shadow Removal, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 85, No. 1, pp. 35–57 (2009).
- [5] Foedisch, M. and Takeuchi, A.: Adaptive Real-Time Road Detection Using Neural Networks, in Proc. 7th Int. Conf. on Intelligent Transportation Systems, Washington D.C, pp. 167–172 (2004).
- [6] Isard, M. A.: Visual Motion Analysis by Probabilistic Propagation of Conditional Density, PhD Thesis, University of Oxford (1998).
- [7] Kaske, A., Wolf, D. and Husson, R.: Lane Boundary Detection Using Statistical Criteria, Proc. of International Conference on Quality by Artificial Vision (QCAV'97), Le Creusot, France, pp. 28–30 (1997).
- [8] Ma, B., Lakshmanan, S. and Hero, A. O.: Pavement boundary detection via circular shape models, *Proceed*ings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2000, pp. 644–649 (2000).
- [9] Miao, X., Li, S. and Shen, H.: On-board Lane Detection System for Intelligent Vehicle Based on Mono-cular Vision, International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems, Vol. 5, No. 4, pp. 957–972 (2012).
- [10] Okutomi, M., Nakano, K., Maruyama, J. and Hara, T.: Robust estimation of planar regions for visual navigation using sequential stereo images, *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'02)*, Vol. 4, pp. 3321–3327 (2002).
- [11] Prochazka, Z.: Pathway estimation for vision based road following suitable for unstructured roads, *Proceedings of*

*ICARCV 2012*, pp. 1374–1379 (2012).

- [12] Prochazka, Z.: Road Tracking Method Suitable for Both Unstructured and Structured Roads, *International Journal of Advanced Robotic Systems*, Vol. 10, No. 158, pp. 1–10 (2013).
- [13] Prochazka, Z.: 逐次モンテカルロ法に基づいた路面領域 抽出,電子情報通信学会誌 A, Vol. J93-A, No. 11, pp. 765–772 (2010).
- [14] Shang, E., An, X., Ye, L., Shi, M. and Xue, H.: Unstructured road detection based on hybrid features, *Proceed*ings of the 2012 2nd International Conference on Computer and Information Applications (ICCIA 2012), pp. 926–929 (2012).
- [15] Wang, Y., Teoh, E. and Shen, D.: Lane detection and tracking using B-Snake, *Image Vision and Computing*, Vol. 22, No. 4, pp. 269–280 (2004).
- [16] Wang, Y., Shen, D. and Teoh, E. K.: Lane Detection Using Catmull-Rom Spline, *IEEE International Con*ference on Intelligent Vehicles, pp. 51–57 (1998).
- [17] Xu, H., Wang, X., Huang, H., Wu, K. and Fang, Q.: A fast and stable lane detection method based on Bspline curve, 2009 IEEE 10th International Conference on ComputerAided Industrial Design Conceptual Design, pp. 1036–1040 (2009).
- [18] Zhou, S., Gong, J., Xiong, G., Chen, H. and Iagnemma, K.: Road detection using support vector machine based on online learning and evaluation, *Intelligent Vehicles* Symposium 2010, pp. 256–261 (2010).
- [19] 高橋 新,二宮芳樹:走行レーン認識におけるロバスト なレーンマーキング候補選択の一手法,電子情報通信学 会誌 D-II, Vol. J81-D-II, No. 8, pp. 1904–1911 (1998).
- [20] 葛西達哉,小野ロ一則,佐藤正明,岩瀬耕二:平面投影ス テレオ視を用いた路肩検出,日本ロボット学会誌, Vol. 28, No. 5, pp. 639–647 (2010).