ステレオ画像からの射影変換行列の抽出による道路領域検出

奥 富 正 敏* 野 口 卓* 中 野 勝 之*

Road-Region Detection by Computing Homography Matrix Using Stereo Images

Masatoshi Okutomi*, Suguru Noguchi* and Katsuyuki Nakano*

Detecting the road region in an observed image is an important technique for visual navigation of an autonomous vehicle. In this paper, we propose a road detection method using stereo images. The method does not rely on the existence of any specific road painting or texture. Instead, it supposes that a road (or a passable part) can be approximated by a plane. Then, a homography matrix which represents a geometric relation between the road plane and the stereo images can be computed from the stereo images. And the road region can be detected in the observed image by transforming one image by the homography matrix and simple matching. In this method, neither a predetermined geometric relation between the cameras and the road nor a strong camera calibration are necessary. Experimental results with real scenes have shown the effectiveness of the proposed method.

Key Words: Homography Matrix, Road Detection, Stereo Images, Visual Navigation

1. は じ め に

自律走行車の誘導において、視覚による走行領域の認識は移動車を走行路に沿って、かつ障害物を避けながら誘導するための重要な技術の一つであり、従来からさまざまな手法が提案されている。

テクスチャ情報に基づく処理として、例えば、Ozakiらは、自律走行車 PVS において、路面上の白線を抽出し、その間を道路として認識する手法を用いている [5]。また、道路境界のエッジを抽出する手法も提案されており [13]、Waxmanらは、画像から抽出したエッジの方向に関するヒストグラムを求め、道路端のエッジを抽出している [14]。Thorpeらは、先に提案された道路の色情報を用いる手法 [15] を発展させ、色情報により大まかに分類された小領域を、道路の消失点の位置と方向により表された二次元パラメータ空間に投票し、その最大値を求めることにより道路領域を抽出している [12]。他にも、高速道路の道路構造に関する拘束条件を利用し、道路画像中の白線から道路エッジを自動抽出する手法 [6]、カラー画像の色彩と明るさの変化率から、道路の関連知識を利用し領域を分割する方法 [7] など提案されている。これらの手法では主に、道路の特定のパターンや、形状に依存しているため、明確な白線や道路端が存在するなどの、限定されたシーンに対しては有効であるが、条件が満たされないようなシーンでは、適用が難しいと言える。また、単眼の画像上での濃度パターンのみを利用しているため、例え

ば、白線や道路エッジに類似したパターンが画像中に現れた場合には、それにより間違ってしまう危険性がある。

これに対し、シーンの三次元構造を抽出して、道路領域を認識する方法が考えられる [16]。一般には、ステレオ画像を取得して、それを処理することにより、まず距離画像を求め、さらにそこから道路などの走行可能領域を識別する方法が考えられるが、誤対応により距離画像にはしばしば大きな誤差が含まれるため、そこから走行領域を正しく特定することは容易ではない。

そこで、全体の距離画像を求めることなしに、道路がほぼ平面であることを利用して、画像中の各部分が道路領域か否かを識別する方法が提案されている [2]~[4] が、これらでは基本的に各カメラと道路面の幾何学的関係が既知であることを仮定し、あらかじめキャリブレーションされているものとしている。文献 [1] では、それらの関係が時間的に変化することを考慮し、カメラの高さとチルト角を走行しながら補正しているが、2 台のカメラの内部パラメータが等しく、光軸が互いに平行、また道路路面とカメラ間の基線は常に平行等の制約がある。このようにこれらの手法では、おのおののカメラと道路面の幾何学的な関係は既知であることを仮定しているか、カメラ配置に強い制約を設けており、路面の傾斜や車両のサスペンションなどにより、カメラに対し道路路面が相対的に変化した場合に問題が生じる。

本論文では、自動車や自律走行型ロボットでは平面領域を移動可能な領域とみなすことができるということを利用し、これらの移動体のための空間認知手法として、各点の奥行きを計算することなしに、ステレオ画像から直接、実空間で道路領域に相当する平面領域を求める手法を提案する。具体的には、道路を近似的に平面であると仮定した上で、道路面をステレオ画像間

原稿受付 1999 年 4 月 13 日

*東京工業大学

*Tokyo Institute of Technology

の射影変換行列で表現し、この射影変換行列を得られるステレオ画像から自動的に求める。次いで、その射影変換行列を用いて、一方の画像を変換した後、もう一方の画像との濃度パターンの一致度を元に、道路領域の抽出を行う。その際、各カメラと道路面の幾何学的な関係は任意で、時間的に変化してもよい。ため上記のような問題にも対応できる。また、キャリブレーションは、任意のシーンを撮影した画像間で行える弱キャリブレーション (weak calibration) [8] でよい。

以下、本論文では、2章で本手法の概要を述べる。3章で道路面に対する射影変換行列の導出法を詳しく説明し、そのシミュレーション実験を示す。4章で道路領域の抽出手法を説明し、そして5章において、実シーンによる実験結果を示す。

2. 本手法の概要

Fig. 1 に示すように、本手法では、道路などの走行可能領域は、空間中ではほぼ平面であると仮定する。すでに知られているように、空間中に存在する平面上の点 M が、左右画像上の点 m_l , m_r に投影されたとき、 3×3 のカメラの内部パラメータ、外部パラメータからなる射影変換行列 H を用いて、

$$m_l = H m_r \quad (1)$$

と表現することができる [8] [17]。ここで、 m_l , m_r はそれぞれ、左右の画像点の同次座標である。

そこで、道路平面に対応する左右のステレオ画像間の射影変換行列 H を用いて、一方の画像を変換すれば、他方の画像と変換後の画像において道路平面に対応する領域では濃度パターンが一致し、それ以外では一致しないことになる。すなわち、その一致の度合を判定することにより、道路領域か否かを判別できる。本手法では、 H はその都度画像から求められるので、カメラのセッティングなどのパラメータを知る必要はなく、さらに、道路面とカメラの位置関係が状況により変化しても対応できる。

Fig. 2 に全体の処理の概要を示す。本手法は大きく分けて、二つの部分に分けられる。最初に、ステレオ画像から道路平面に対応する射影変換行列 H を求める。まず、 H の導出に必要な特徴点を、テクスチャ情報を利用して道路領域である可能性の高いところから抽出し、さらにそれを利用し、例外点 (非道路面上の点) を除きながらロバストに H を推定する。

次いで、求めた H を利用し、画像から道路領域を抽出する。まず H により一方の画像を変換し、そして、他方の画像と変換後の画像の一致度合を判定することにより、道路領域を抽出する。

3. 射影変換行列の導出

本手法では、道路平面を表す射影変換行列を自動的に導出する。射影変換行列を求めるために必要なステレオ画像間の対応点の組を道路面のテクスチャ情報を利用して求める。この際、道路面上ではない対応点の組 (例外点) も含まれる可能性があるが、ロバスト推定を利用して射影変換行列を導出する。詳細について以下に述べる。

Fig. 1 Homography matrix for a road plane

Fig. 2 Overall flow of the proposed method

3.1 道路上の対応点の組の抽出

道路平面の射影変換行列を求めるには、ステレオ画像上で、道路面上に存在する4組以上の対応点の組が必要である。そのため、まず、一方の画像から道路領域に含まれる可能性の高い特徴点を抽出し、次いで他方の画像からその対応点を求め、射影変換行列の導出のための対応点の組とする。ここでは特徴点は左画像から、対応点は右画像から求めることとした。

道路領域はこの段階では不明である。そこで通常の運用形態 (ステレオカメラで車の前方を撮影) を考慮し、画像中央下部の小領域 (サンプル領域, 11×11 画素) が通常、道路領域に対応していると仮定し、この小領域と類似するテクスチャを持つ領域を8近傍に拡大した領域を仮の道路領域とする。テクスチャの類似判定は小領域の濃度の平均値と分散を求め、サンプル領域の平均値、分散との差がそれぞれ一定量以下か否かを調べることで行う (**Fig. 3** (c), 白抜き部分)。さらに8近傍の領域を仮の道路領域に含むのは、特徴点がテクスチャが急に変化する部分 (道路と障害物の境界など) により多く存在すると考えられるからである。ただし、処理をなるべく道路領域内に限定するという目的でサンプル領域と連結している領域についてのみ処理を行う (**Fig. 3** (d))。

次いで、求めた仮の道路領域中から、特徴点を抽出する。ここでは SUSAN corner finder [9] を用いた (**Fig. 3** (e))。射影変換

Fig. 3 Extraction of the feature-point pairs

行列は画像から画像へのマッピングを行う行列であるため、精度よく射影変換行列を推定するためには特徴点が道路領域全域に分布していることが望ましいが、特徴点がある一部分に極度に集中すると、その後の処理で求められる射影変換行列がその部分の局所的な傾きに強く依存してしまうので、特徴点が密集しているところでは適度に間引きをしている。

求めた特徴点に対し、右画像中、エピポーラ線上で対応点を探索する。エピポーラ線は弱キャリブレーションによりあらかじめ得られている基礎行列 F を用い、 $\mathbf{l}_r = F\mathbf{m}_l$ により得られる。対応点探索は正規化相互相関を用いたウィンドウマッチングにより行った。その結果を Fig. 3(f) に示す。

3.2 ロバスト推定を利用した射影変換行列の導出

上述のように、テクスチャ情報を基に求めた仮の道路領域から対応点の組を求め、射影変換行列の導出に用いるが、それらには、例外点と呼ぶ、非道路面上の点が含まれる可能性が高い。例外点には道路面上に存在しない対応点の組（例えば Fig. 3(e), (f) の人の体から検出された対応点の組）と対応点探索処理で誤ったもの（誤対応、Fig. 3(e), (f) にも見られる）がある。

例外点が入力に含まれていると、射影変換行列の推定結果に大きな誤差が生じることとなる。そこでロバスト推定を利用し、例外点を除去しつつ射影変換行列を導出することとした。

例外点を除くロバストな推定法としては、最小自乗メディアン法 (LMS: Least Median of Squares) [10] [11] がよく知られており、これは例外点が全体の半数以下のとき、例外点を取り除くことができる有効な方法である。しかし、例外点の割合はシーンに依存し不明なため（対応点の組の半数を超える可能性もあ

Fig. 4 Number of samples (right scale) and images (left scale) against the ratio of outliers ($\varepsilon = 1 - \alpha$)

る）、本手法では中央値の代わりに、全体の α ($0 \leq \alpha \leq 1$) の割合の位置を最小化するように一般化した LQS (Least Quantile of Squares) 基準 [10] を基に、さらにその α の値を適応的に変化させる可変 LQS (V-LQS) 法と呼ぶ方法を用いることとした。

提案手法では具体的には以下の手順で処理を行う。

- α の値として、初期値 α_0 を与える。
- 求めた対応点の組 (n 組) の任意の四つの対応点の組からなるサンプルを m 組求める。
- 各サンプルごとに射影変換行列 H_j ($j = 1, \dots, n$) を計算し、すべての対応点の組に対し自乗誤差 $d_{ji}^2 = (\text{ic}[m_{ti}] - \text{ic}[H_j m_{ri}])^2$ ($i = 1, \dots, n$) を計算する。ここで、 $\text{ic}[m]$ は同次座標 m を二次元画像座標へ変換した座標を表す。
- 各サンプルごとに d_{ji}^2 を昇順に並べ替え、 αn 番目のものを $(d_j^2)_{\alpha n:n}$ とする。
- $(d_j^2)_{\alpha n:n}$ が最小となるサンプル $\hat{j}$ を求め、このときの $(d_j^2)_{\alpha n:n}$ の値を d_j^2 とする ($d_j^2 = \min_j (d_j^2)_{\alpha n:n}$)。
- すべての対応点の組から $d_{ji}^2 > d_j^2$ となる対応点の組を例外点として除去する (LQS 基準)。
- 残った対応点の組を用いて H を計算する。
- 求めた H を評価し、評価式を満足するとき終了。そうでないとき例外点が完全に除かれていないと考え、 α の値を $\Delta\alpha$ だけ小さくし、再び (b) に戻る (V-LQS)。

α の初期値 α_0 およびそれに対応する m は、例外点の割合 ($\varepsilon = 1 - \alpha$) と必要となるサンプル数 m の関係 (Fig. 4) を考慮して決定した。

一つのサンプルに含まれる対応点の組の数を p (ここでは $p = 4$) とおくと、 m 組のサンプルの内、少なくとも 1 組が例外点を含まない (すなわち H_j のいずれか一つが正しい) 点組である確率は、 $P = 1 - \{1 - \alpha^p\}^m$ で表される。

ここで、 m は $P = 0.999$ のときの値とした。すなわち、

$$m = \frac{-3}{\log(1 - \alpha^4)} \quad (2)$$

となる。

Fig. 4 の実線は式 (2) で表される、例外点の割合と必要なサンプル数 (右目盛) の関係を示し、Fig. 4 の棒グラフは、テスト用の画像で見られた例外点の割合に対する画像数 (左目盛) を示す。

この図より $\varepsilon = 0.7$ を超えるあたりから、必要なサンプル数が急激に増加していること（すなわち、LQS 基準による例外点除去にかかる計算時間が急激に増加する）、例外点の割合が最大 0.7 であったこと、 $\varepsilon = 0.5$ まで必要サンプル数が大きく変化しないこと、が分かる。これらのことから、今回の実験では初期値 $\alpha_0 = 0.5$ とし、 $\Delta\alpha = 0.1$ で、 $\alpha = 0.3$ まで最大限、繰り返すこととした（ちなみに $\alpha = 0.5$ のときは LMS 基準と同じになる）。

また、射影変換行列の計算は、 H_j は線形最小自乗法で行う。 H の計算は例外点除去後の残った対応点の組に対して、 H_j を初期値とし、以下の式を最小にする非線形最小自乗法により行う。

$$\min_H \sum (ic[\mathbf{m}_{li}] - ic[H\mathbf{m}_{ri}])^2 \quad (3)$$

ここで、 $\sum$ は例外点除去後に残った対応点の組に対する和である。

式 (3) で最小化された自乗誤差の和により、 H を評価する。自乗誤差の和がある一定値より大きい場合、例外点が完全に除かれていないと考え、 α の値を $\Delta\alpha$ だけ小さくし、再び (b) に戻る。自乗誤差の和が一定値より小さければ終了する。

3.3 シミュレーション実験による推定法の比較

可変 LQS (V-LQS) 法の有効性を確認するためシミュレーションを以下のような方法で行った。

- (1) $4[\text{m}]$ (横) $\times 12[\text{m}]$ (縦) $\times 14[\text{m}]$ (奥行き) の空間を想定し、その中に道路面に対応する平面を設定する。空間中にランダムに 100 点を発生し、そのうち例外点の割合を ε とする。すなわち、 $100(1 - \varepsilon)$ 個を平面上にランダムに発生し、 100ε 個を空間全体からランダムに発生する。
- (2) 上で発生した点を、この空間から奥行き方向に $1[\text{m}]$ 後方、高さ $2[\text{m}]$ に位置する、基線長 $50[\text{cm}]$ の光軸が互いに奥行き方向に平行な 2 枚のステレオ画像 (画角 45°) に投影する。画像上に投影する際、その投影位置に標準偏差 σ (pixel) の正規白色雑音を加える。
- (3) (2) で生成された 2 枚のステレオ画像から、平面に対する射影変換行列 H を算出する。
- (4) 求めた H により、平面上に発生した点の投影点のみに対し、平均自乗誤差を計算し、これを $RMSE_{true}$ とする。
- (5) (1)～(4) を、一つの ε に対し 50 回繰り返し、 $RMSE_{true}$ の平均を計算する。
- (6) さらに ε を変化させ、(1)～(5) を繰り返すことにより、各 ε に対する $RMSE_{true}$ の平均を計算する。

さらに、上記 (3) における射影変換行列の算出には、最小自乗法 (LS)、最小自乗メディアン法 (LMS)、上述の可変 LQS 法 (V-LQS) を用い、それらの比較を行った。それぞれの手法に対する結果を Fig. 5 に示す。図で上がノイズの標準偏差 $\sigma = 0.0$ の場合、下が $\sigma = 1.0$ の場合の結果である。

最小自乗メディアン法は $\varepsilon = 0.5$ まで精度良く射影変換行列を推定することができるが、 ε がそれ以上になると誤差が急激に大きくなっている。一方、可変 LQS 法では、 $\varepsilon = 0.7$ まで良好に射影変換行列の推定が行われていることが分かる。

Fig. 5 Experimental result by simulation

4. 道路領域の抽出

道路領域の抽出は一方の画像 (右画像) を射影変換し、他方の画像 (左画像) と変換後の画像とを比較し濃度パターン的一致する領域を見出すことで行う。濃度値の比較による処理のため、テクスチャレスの領域などで本質的にステレオ視処理と同様の問題 (誤対応など) が生じる可能性があるが、テクスチャに応じて処理方法を変えることで、よりロバストに路面抽出を行えるようにしている。詳細について以下に述べる。

4.1 射影変換行列による右画像の変換

射影変換行列 H を用い、右画像を式 (1) により変換する。射影変換行列が正確であれば、右画像の道路平面对応する各点の座標は左画像の対応点と同一の座標に変換され、その他の点の座標は左画像の対応点の座標と異なる座標に変換される。これはウィンドウベースのマッチング処理を行うとき重要な意味をもつ。すなわち、道路平面に関する限り、対応点を中心としたウィンドウ内の各点が左右両画像で等しくなるので、より正確に一致度を評価することができる。通常のウィンドウマッチングでは対象が画像面に平行な場合以外では、左右両画像間で幾何学的歪みが生じ、投影形状が異なるため、誤対応の原因となる。道路面は、通常画像面から大きく傾いた状態で撮影されるため、上記の違いは重要である。

4.2 変換後の画像を用いた道路領域の抽出

射影変換後の画像を利用すれば、上述のように道路平面に関する限り、右画像の変換後の画像と左画像の同一の座標の点の濃度値が等しくなるので、両画像の差分を取るだけでも処理が可能であるようにも思える。しかし、実際には道路面が完全には平面でないことから道路領域の点であっても濃度値が一致しないことがある。また、非道路上の点について偶然に濃度値が

等しくなる（例えばテクスチャレスの領域）ことや、撮影位置や光学系の微妙な違いなどのため濃度値が微妙に異なることもあり、差分をとるだけでは、誤認識を生じる可能性がある。そこで画像を正方の小領域に分割し、正規化相互相関値に基づき小領域ごとに道路領域であるかどうか評価することとした。

正規化相互相関値には、道路面が完全に平面でないこと、およびキャリブレーション誤差や射影変換行列の誤差などを考慮し、同一の座標の小領域についてだけでなく、一定の画素数の範囲でその周辺についても算出した後、その最大値を用いる。これは、道路面近傍に限定された一定の大きさの探索範囲を設け、その中で対応点探索を行うことに等しい。ここで、探索範囲は変換後の右画像に対してもエビポーラ拘束が存在するので、小領域の中心点のエビポーラ線を求め、その線上の左右一定画素分、および、エビポーラ線に沿った上下一定画素分の範囲とする。ちなみに変換後の右画像のエビポーラ線は $V_r = H^t F m_l$ となる。

基本的に正規化相互相関値に基づく処理のため、ステレオ視処理と同様の問題が生じる。すなわち、テクスチャレスの領域については誤対応を生じる可能性がある。そこで、テクスチャ情報を利用した、新たな判定基準を導入する。

まず、Table 1 に示すように各小領域を濃度変化の大小とテクスチャの類似度により 4 種類に分類する。ここで road texture（道路テクスチャ領域）とはその小領域の濃度値の平均、分散が 3 章で求めた、仮の道路領域（ただし、サンプル領域に接続する、8 近傍に拡大する前の領域）全体の濃度値の平均、分散と類似する領域である。

そして以下の考え方に基づき、正規化相互相関値の閾値を選択する。

(RV) 濃度変化が大きいので相関値による判定が信頼でき、道路テクスチャ領域でもあるので、閾値は相対的に甘く設定することができる。

($R\bar{V}$) 濃度変化が小さいので相関値による判定が信頼できないが、道路テクスチャ領域であるので、相関値が高ければ道路領域とみなす（閾値を高く設定する）。

($\bar{R}V$) 濃度変化が大きいので相関値による判定が信頼できるが、非道路テクスチャ領域であるので、閾値を厳しく設定する。

($\bar{R}\bar{V}$) 濃度変化が小さいので相関値による判定が信頼できない上に非道路テクスチャ領域でもあるので、相関値による判定は行えない。

Table 1 Classification of small areas

	large intensity variation (V)	small intensity variation ($\bar{V}$)
road texture (R)	RV	$R\bar{V}$
non-road texture ($\bar{R}$)	$\bar{R}V$	$\bar{R}\bar{V}$

以上を考慮し、閾値の大きさ t_i ($i = RV, R\bar{V}, \bar{R}V$) は以下のように決定した。

$$t_{RV} < t_{R\bar{V}} = t_{\bar{R}V} \quad (4)$$

($\bar{R}\bar{V}$) に分類される領域については、連結する部分をひとまとめにしてマッチングを行う。すなわち、隣接する分類 ($\bar{R}\bar{V}$) の領域を連結し、連結された領域全体をマッチング単位として、左右両画像についてマッチングを行う。これは大きなウィンドウを用いてマッチングを行うのと同様の効果を狙ったものであり、部分的には小領域が一致しても、道路平面外の対象の投影形状が左右画像で異なるため、全体として一致しないという性質に基づいている。また、このように大きな領域単位でマッチングが行えるのは、道路面上の幾何学的歪みがないという本手法の性質を利用しているといえる。

5. 実画像による実験結果

実際の道路シーンを撮影した画像に対して、本アルゴリズムを適用した結果を示す。Fig. 3 (a), (b) に示す左右適当な位置から撮影されたステレオ画像に対して、弱キャリブレーションによりあらかじめ基礎行列を求めておき、3, 4 章で述べたアルゴリズムを適用した。

Fig. 6 (a), (b) は V-LQS 法により例外点を除去した結果である。Fig. 3 (e), (f) の特徴点には、道路外の障害物上の点や誤対応点などの例外点が含まれているが、Fig. 6 (a), (b) においては、これらの例外点を取り除かれていることが分かる。ちな

Fig. 6 Experiment 1

Fig. 7 Experiment 2

Fig. 8 Experiment 3

みに、Fig. 3 (e), (f) の特徴点中の例外点の割合を調べてみた結果、例外点が 52% の割合で含まれていた。本論文で述べた可変 LQS 法を適用した結果では、6 割の点が除かれ、全体の 4 割の、道路面上に存在し、かつ誤対応を起こしていない点が残った。

Fig. 6 (d) は右画像を射影変換した画像である。ここで変換された画像は、求めた射影変換行列が正確であれば、道路領域では両画像とも同一の濃度値を持ち、それ以外では異なる画像となるはずである。それを確かめるために、左画像 (Fig. 6 (c)) と変換後の右画像 (Fig. 6 (d)) それぞれに対し、Sobel フィルタを施してエッジを抽出し、重ねた結果が Fig. 6 (e) である。図より、道路平面上的エッジはよく重なり、その他のエッジはずれており、射影変換行列が正しく求められていることが分かる。

また、Fig. 6 (f) は、比較のために元の入力されたステレオ画像をエッジ抽出し、重ね合わせたものである。図より、道路面上のパターンは両画像で大きく傾きがずれており、たとえ対応点に正しくウィンドウを設定したとしても両パターンが一致しないことが分かる。

さらに、別の道路シーンに対して、本手法を適用した結果を

Fig. 9 Extracted road region

Fig. 10 Textureless scene

Fig. 7, 8 に示す。おのこの図において、(a), (b) は左右原画像、(c) は求めた H により変換した右画像、(d) は左エッジ画像と変換後の右エッジ画像を重ね合わせた結果である。これらのシーンにおいても、道路面に対する射影変換行列が正しく得られていることが分かる。

Fig. 3, 7 に示した道路画像に対し、道路領域の抽出を行った結果を Fig. 9 (a), (b) に示す。図で、ハイト部 (明るさを上げて表示した部分) が、最終的に道路領域として判定された部分であり、道路領域がほぼ正確に抽出されていることが分かる。

また、Fig. 8 に示した道路画像に対し、道路領域の抽出を行った結果を Fig. 9 (c) に、比較のため相関法によるマッチングのみで処理した例を Fig. 9 (d) に示す。4.2 節の処理で、Fig. 9 (d) では柱の一部が道路と誤認識されているが、Fig. 9 (c) ではこの誤りが取り除かれており、本手法での道路領域の抽出処理が有効に機能していることが確認できる。

Fig. 10 に道路上のテクスチャが乏しいシーンでの処理例を示す。このように道路上に白線などのテクスチャがなくてもうまく処理されている。

6. お わ り に

本論文では、ステレオ画像を用いた道路領域の抽出法について報告し、さらに実験を通じて、その有効性を確認した。道路の構造、特徴を考慮しつつステレオ画像から得られる三次元的な情報とテクスチャ情報を利用することで効果的に道路面を抽出している。本手法は路面上に特定のパターンを必要としないため、高速道路に限らず駐車場、イベント会場、遊園地など路面のテクスチャが一定しないようなシーンにも適用できる。

また、本手法では、カメラキャリブレーションは弱キャリブレーションでよいから、キャリブレーションにかかる手間が少なく、また将来的には、セルフキャリブレーションにより、例えば走行中にカメラ間の幾何学的な関係が変化してしまったような場合にも対応できる可能性がある。

今後の課題としては、例えば時系列画像から得られる情報（時間的な冗長性）を積極的に活用することにより、雨粒などによるノイズが存在する場合や、障害物により視野が大きく遮られている場合でも安定して処理が行えるようアルゴリズムを改良することが考えられる。また、現在処理時間に約1秒費している（PentiumII 400 [MHz]）のでプログラムの最適化などによりさらなる高速化を図りたい。

参 考 文 献

- [1] Q.-T. Luong, J. Weber, D. Koller and J. Malik: "An Integrated stereo-based approach to automatic vehicle guidance," Proc. ICCV, pp.52-57, 1995.
- [2] K. Storjohann, T. Zielke, H.A. Mallot and W. von Seelen: "Visual Obstacle Detection for Automatically Guided Vehicles," Proc. ICRA, pp.716-766, 1990.
- [3] K. Onoguchi, N. Takeda and M. Watanabe: "Planar Projection Stereopsis Method for Road Extraction," Proc. IROS, pp.249-256, 1995.
- [4] M. Xie: "Matching free stereo vision for detecting obstacles on

- a ground plane," Machine Vision and Applications, vol.9, no.1, pp.9-13, 1996.
- [5] T. Ozaki and M. Ohzora and K. Kurahashi: "An Image Processing System for Autonomous Vehicle," SPIE Mobile Robots IV, pp.256-266, 1989.
- [6] 根岸慎治, 千葉昌孝, 小沢慎治: "高速道路における車両姿勢推定に基づく道路エッジの自動追跡", 信学論, vol.J77-D-II, no.5, pp.931-939, 1994.
- [7] 胡振程, 宮平聡, 内村圭一: "道路領域認識自動抽出法の提案", 情報処理学会全国大会予稿集, vol.2, p.415, May, 1997.
- [8] Q.-T. Luong and O.D. Faugeras: "The Fundamental Matrix: Theory, Algorithms, and Stability Analysis," International Journal of Computer Vision, vol.17, no.1, pp.43-76, 1996.
- [9] S.M. Smith and J.M. Brady: "SUSAN — A New Approach to Low Level Image Processing," International Journal of Computer Vision, vol.23, no.1, pp.45-78, 1997.
- [10] R.J. Rousseeuw and A.M. Leroy: Robust Regression and Outlier Detection. John Wiley & Sons, New York, 1987.
- [11] 栗田多喜夫, 赤穂昭太郎: "CVCV-WG 特別報告: コンピュータビジョンにおける技術評論と将来展望 (XV) —画像理解における統計的手法—", 情報学研報, CVIM105-9, 1997.
- [12] C. Thorpe, M.H. Hebert, T. Kanade and S.A. Shafer: "Vision and Navigation for the Carnegie-Mellon Navlab," IEEE Trans. PAMI, vol.10, no.3, May, pp.362-373, 1988.
- [13] L.S. Davis, T.R. Kushner, J.L. Moigne and A.M. Waxman: "Road boundary detection for autonomous vehicle navigation," Opt. Eng., vol.25, no.3, March, 1986.
- [14] A.M. Waxman, J.J. LeMoigne, L.S. Davis, B.Srinivasan, T.R. Kushner, E. Liang and T. Siddalingaiah: "A Visual Navigation System for Autonomous Land Vehicles," IEEE Journal of Robotics and Automation, vol.RA-3, no.2, April, pp.124-141, 1987.
- [15] M.A. Turk, D.G. Morgenthaler, K.D. Gremban and M. Marra: "Video road-following for the autonomous land vehicle," Proc. IEEE Int'l. Conf. Robotics and Automation, 1987.
- [16] 実吉敬二: "ステレオ画像認識技術", 計測と制御, vol.36, no.3, pp.190-192, 1997.
- [17] O. Faugeras: Three-Dimensional computer vision, a geometric viewpoint. The MIT press, pp.207-208, 1993.

奥富正敏 (Masatoshi Okutomi)

1957年4月21日生。1981年東京大学工学部計数工学科卒業。1983年東京工業大学大学院理工学研究科制御工学専攻修士課程修了。同年キャノン(株)入社。1987年～1990年カーネギーメロン大学コンピュータサイエンス学科客員研究員。1994年東京工業大学大学院情報理工学研究科情報環境学専攻助教授。コンピュータビジョン, 画像処理, 画像計測に関する研究に従事。工博。情報処理学会, 電子情報通信学会, 計測自動制御学会, IEEE 各会員。(日本ロボット学会正会員)

中野勝之 (Katsuyuki Nakano)

1967年5月27日生。1994年京都大学大学院工学研究科電子工学専攻修士課程修了。同年防衛庁入庁。現在東京工業大学大学院情報理工学研究科情報環境学専攻博士課程在学中。コンピュータビジョン, 自律走行車に関する研究に従事。

(日本ロボット学会正会員)

野口 卓 (Suguru Noguchi)

1973年12月31日生。1996年東京工業大学工学部機械物理工学科卒業。1998年東京工業大学大学院情報理工学研究科情報環境学専攻修士課程修了。同年(株)NOVA入社。