ステレオ画像を用いた高速な平面パラメータ推定法

杉本茂樹† 奥富正敏†

床や道路などの地平面上を動く自動車やロボットにおいて，地平面の 3 次元位置を示すパラメータ（平面法線と平面までの距離）を安定かつ高速に推定することは，コンピュータビジョンによる自律システムを実現するための重要な技術である．本論文では，ステレオカメラを利用した高速な平面パラメータ推定手法を提案する．ここでは，Gauss-Newton 法による最適化に基づいたアプローチを用い，Inverse Compositional Image Alignment（ICIA）アルゴリズムを取り入れた高速なアルゴリズムを定式化する．提案手法は，繰返しごとの計算コストが大幅に小さくなることから，Gauss-Newton 法を利用した従来のアプローチと比較して，約 8 倍の高速化を実現できる．また，キャリブレーションされたステレオ画像間のエピポーラ拘束を有効利用するため，ICIA を利用して平面射影変換行列を推定後に，その分解により平面パラメータを推定する方法よりも安定であり，かつ約 2 倍以上の高速化が実現できる．シミュレーションと実画像実験により，提案手法の有効性を示す．

Efficient Plane-parameter Estimation Using Stereo Images

Shigeki Sugimoto† and Masatoshi Okutomi†

For computer-vision based autonomous control of a vehicle of a mobile robot which moves around on a ground plane such as roads and floors, to estimate 3D plane parameters of the ground plane (i.e. the distance to the plane and its plane normal) is an important issue. In this paper, we propose an efficient direct method using calibrated stereo cameras for plane parameter estimation. In the proposed method, we formulate an efficient algorithm by incorporating the *Inverse Compositional Image Alighment* (ICIA). Our formulation reduces the computational costs in each iteration procedure and, therefore, yields a high efficiency about eight times faster than a conventional direct method. Additionally, since our approach is equivalent to homography estimation with the epipolar constraints of the stereo images, the proposed method obtains more robustness and fastness compared with the decomposition of the homography estimated by ICIA. Experimental results on both synthesized images and real images show the validity of the proposed method.

1. はじめに

道路や床などの地平面上を移動する自動車やロボットにおいて，地平面の 3 次元的な位置を表す平面姿勢パラメータ（平面法線と平面までの距離）を知ることは，コンピュータによる自律システムを実現するための重要なタスクである．たとえば，平面パラメータを獲得することにより，前方の坂や段差などを検知することができ，自動車の速度制御などに役立てることが可能となる．また，歩行ロボットの場合は，歩行動作によって平面との相対的な位置関係が大きく変化するため，平面パラメータは関節制御の入力情報として必要不可欠なものといえる．

† 東京工業大学大学院理工学研究科機械制御システム専攻
Department of Mechanical and Control Engineering, Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

平面パラメータやカメラモーションを推定するための有効な手法として，直接法[6] が知られている．直接法とは，2 枚の画像間の輝度差（誤差関数）とパラメータとの関係を直接的に定式化し，その誤差関数を最小にするパラメータを，Gauss-Newton 法などの最適化手法を用いて推定するアプローチを指す．道路平面を観測対象とした場合は，平面上の特徴点が見出しにくいという性質があるため，特徴点の対応に基づいてパラメータ推定を行う手法に比べ，直接法の方が安定に推定できる[12]．このアプローチを利用した平面パラメータ推定手法として，単眼カメラを利用した手法[3),7)] が提案されている．これらの手法は，カメラモーションと平面パラメータを順次推定するものであるが，カメラモーションをステレオカメラ間の外部パラメータに置き換えることで，直接法を容易に定式化できる．しかし，この方法を用いて平面パラメータ推定を行うと，繰返しごとの計算コストが大きいため，

特別なハードウェアを用いずにリアルタイムに処理することが困難となる．

平面パラメータ推定のための別な方法として，2 枚の画像間に成立する平面射影変換行列（以下では単に射影変換行列と記す）を求め，その行列を分解する方法[4),10),13)] があげられる．射影変換行列は，Baker らによって提案された Inverse Compositional Image Alighment（ICIA）アルゴリズム[1),2)] を用いることで，Gauss-Newton 法に基づく最適化計算を用いながらも，非常に高速に推定することができる．しかし，このアプローチでは，射影変換行列推定の際に，8 自由度の問題を解くことになるため，平面のテクスチャが少なかったり，利用できる画像サイズが小さかったりした場合には推定が不安定になる．また，ステレオ画像間のエピポーラ拘束を有効利用するための枠組みが提供されていない．

本論文では，ステレオカメラを利用した高速な平面パラメータ推定手法を提案する．ここでは，射影変換行列を高速に推定する ICIA の考え方を取り入れ，平面パラメータ推定のための直接法を新たに定式化する．

射影変換行列を高速に推定する ICIA は，Gauss-Newton 法の最適化に必要な微分値を固定することで高速化を実現する．ただし，精度を損なうことなく高速化を実現するには，画像間の座標変換が変換群をなすという条件が必要となる[2)]．射影変換行列による座標変換はこの条件を満たしているが，平面パラメータによって表現される座標変換はこの条件を満たさない．しかし，本論文では，パラメータ化された座標変換を ICIA に基づく表現に書き換え，さらに式変形を工夫することで微分値を固定できる場合と同等な計算コストを実現する．提案手法は，従来のアプローチと比較して約 8 倍の高速化を実現できるだけでなく，ICIA を利用して平面射影変換行列を推定した後に，行列の分解により平面パラメータを求める手法よりも安定であり，かつ約 2 倍以上の高速化が実現できる．

本論文の構成は以下のとおりである．まず，2 章において，平面パラメータ推定を行う従来法として，直接法を用いた平面パラメータ推定と，射影変換行列の分解に基づくアプローチを説明する．次に，3 章において ICIA の考え方を利用した新たな平面パラメータ推定手法を定式化する．そして，4 章で実験結果について述べ，最後に 5 章で本論文をまとめる．

2. 従来手法による平面パラメータ推定

本章では，平面パラメータを推定する従来手法について述べる．ただし，以後の理解を容易にするために，後で頻繁に利用する基本的な式と記号について，はじめに簡潔にまとめておく．

3 次元空間中の平面 Π は，平面の法線ベクトル $\mathbf{n}$ と平面までの距離 d を用いて，$\mathbf{n}^T\mathbf{x} = d$ で表される．ただし，$\mathbf{x} = (x, y, z)^T$ は Π 上にある点の 3 次元座標を表す．ここで，$\mathbf{m} \equiv \mathbf{n}/d$ を，求めるべき平面パラメータベクトルとする．

また，煩雑さを避けるために，以下では画像座標を，内部パラメータが正規化された座標（正規化画像座標）で示すものとする．この場合，正規化画像座標間で定義される射影変換行列 $\mathbf{P}$ は，次式で表される[4)]．

$$\mathbf{P} = \mathbf{R} + \mathbf{t}\mathbf{m}^T \tag{1}$$

ただし，$\mathbf{R}$ と $\mathbf{t}$ は，カメラ間の回転行列および平行移動ベクトルを表す☆．

2.1 直接法を利用したアプローチ

まず，直接法を利用して平面パラメータを推定する既存のアプローチについて説明する．このアプローチによる手法は，大きく分けると，オプティカルフローの近似式[5)] を利用する方法[3)] と，射影変換行列を利用する手法[7)] の 2 種類に分けられる．ただし，2 台のカメラの撮影位置が離れていた場合は，射影変換行列を利用した方が高精度となるため，以下では後者のアプローチ[7)] について説明する．

この手法は，道路平面を撮影した単眼カメラによって得られる動画像中の 2 フレームを用いて，カメラモーションと平面パラメータを順次推定しているが，ここでは，カメラモーション（$\mathbf{R}$, $\mathbf{t}$）は既知と考える．また，以下では，基準フレームの画像（基準画像）を I_0 とし，別フレームの画像（参照画像）を I_1 とする．ただし，これらは隣接フレームである必要はない．

平面パラメータの現在値（初期値）を $\mathbf{m}_0$，微小変化量を $\mathbf{m}_\Delta$ とし，$\mathbf{m} = \mathbf{m}_0 + \mathbf{m}_\Delta$ とする．また，画像上の座標 $\mathbf{u} = (u, v)^T$ におけるフローを $\dot{\mathbf{u}} = (\dot{u}, \dot{v})^T$ とし，画像間の SSD（Sum of Squared Differences）を誤差関数とし，次式で定義する[7)]．

$$e(\mathbf{m}_\Delta) = \sum_{\mathbf{u}} \left\{ I_0[\mathbf{u}] - \tilde{I}_1[\mathbf{u} + \dot{\mathbf{u}}] \right\}^2 \tag{2}$$

ただし，$\tilde{I}_1$ は，I_1 を $\mathbf{P}_0 = \mathbf{R} + \mathbf{t}\mathbf{m}_0^T$ となる射影変換行列を用いて変換したものである．また，上記の加算処理は，基準画像中に定められたウィンドウに関して行われるものとする．このとき，フロー $\dot{\mathbf{u}}$ は，基準画像の座標 $\mathbf{u}$ と平面パラメータの微小変化量 $\mathbf{m}_\Delta$ の関数として，次式で表される．

☆ 本論文では，行列およびベクトルを，それぞれ大文字と小文字の太字体で表記．

$$\dot{\mathbf{u}}(\mathbf{u},\mathbf{m}_\Delta) = \begin{bmatrix} \dot{u} \\ \dot{v} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{p_1u+p_2v+p_3}{p_7u+p_8v+p_9} - \frac{p'_1u+p'_2v+p'_3}{p'_7u+p'_8v+p'_9} \\ \frac{p_4u+p_5v+p_6}{p_7u+p_8v+p_9} - \frac{p'_4u+p'_5v+p'_6}{p'_7u+p'_8v+p'_9} \end{bmatrix} \tag{3}$$

ただし，$\{p_1, p_2, \cdots, p_9\}$ は，$\mathbf{P} = \mathbf{R} + \mathbf{t}(\mathbf{m}_0 + \mathbf{m}_\Delta)^T$ の要素をラスタ順に並べたものであり，それぞれ $\mathbf{m}_\Delta = (\Delta m_x, \Delta m_y, \Delta m_z)^T$ の関数で表される．また，$\{p'_1, p'_2, \cdots, p'_9\}$ は，$\mathbf{P}_0 = \mathbf{R} + \mathbf{t}\mathbf{m}_0^T$ をラスタ順に並べたものとする．すなわち，式 (3) では，$\mathbf{u}$ を $\mathbf{P}_0$ で座標変換した結果と，$\mathbf{u}$ を $\mathbf{P}$ で座標変換した結果との差分として，$\dot{\mathbf{u}}$ を表現している．

式 (3) を式 (2) に代入し，Gauss-Newton 法に基づいて $\mathbf{m}_\Delta$ を解くと，次式が得られる☆．

$$\mathbf{m}_\Delta = -\mathbf{H}^{-1}\mathbf{b} \tag{4}$$

$$\text{where} \quad \mathbf{H} = \sum_{\mathbf{u}} \left[(\mathbf{g}\mathbf{J})^T (\mathbf{g}\mathbf{J}) \right], \tag{5}$$

$$\mathbf{b} = \sum_{\mathbf{u}} \left[(\mathbf{g}\mathbf{J})^T f \right] \tag{6}$$

ただし，

$$\mathbf{g} \equiv \left[\frac{\partial \tilde{I}_1}{\partial(\mathbf{u}+\dot{\mathbf{u}})} \right]_{\mathbf{m}_\Delta = \mathbf{0}}, \ \mathbf{J} \equiv \left[\frac{\partial(\mathbf{u}+\dot{\mathbf{u}})}{\partial \mathbf{m}_\Delta} \right]_{\mathbf{m}_\Delta = \mathbf{0}}, \tag{7}$$

$$f \equiv \tilde{I}_1[\mathbf{u}] - I_0[\mathbf{u}] \tag{8}$$

である．式 (4) の $\mathbf{H}$ は 3×3 の行列であり，ヘッセ行列として知られている．このとき，$\mathbf{g}$ は $\tilde{I}_1$ の画像勾配を示す 1×2 の行列であり，$\mathbf{J}$ は次のように書ける．

$$\mathbf{J} = \frac{1}{\gamma} \begin{bmatrix} u(t_x - t_z\frac{\alpha}{\gamma}) & v(t_x - t_z\frac{\alpha}{\gamma}) & t_x - t_z\frac{\alpha}{\gamma} \\ u(t_y - t_z\frac{\beta}{\gamma}) & v(t_y - t_z\frac{\beta}{\gamma}) & t_y - t_z\frac{\beta}{\gamma} \end{bmatrix} \tag{9}$$

ただし，$\alpha \equiv p_1u + p_2v + p_3$，$\beta \equiv p_4u + p_5v + p_6$，$\gamma \equiv p_7u + p_8v + p_9$ とする．この手法では，式 (4) を用いた $\mathbf{m}_\Delta$ の計算と $\mathbf{m}_0 \leftarrow \mathbf{m}_0 + \mathbf{m}_\Delta$ の更新処理を，特定の収束条件を満たすまで繰り返し，平面パラメータを得ることができる．

しかし，この手法を用いた場合，式 (4) の $\mathbf{H}$ と $\mathbf{b}$ を得るために，繰返しごとに $\mathbf{g}$ と $\mathbf{J}$ を再計算し（$\mathbf{g}$ および $\mathbf{J}$ は画素ごとに計算が必要），ウィンドウ内の画素数分だけ行列加算を行う必要がある．これは，繰返しごとに必要な計算コストが非常に大きいことを意味し，特別なハードウェアを用いずに実時間処理を行うことは困難となる．

2.2 射影変換行列の分解による平面パラメータ推定

平面パラメータは，画像間の射影変換を何らかの方法で求めた後に，その射影変換行列を分解することにより得ることができる．そのような方法として，行列を特異値分解する方法[4] や，代数的に分解する方法[13] が提案されている．ただし，式 (1) において $\mathbf{t}$ と $\mathbf{m}$ が積の形式で表現されているため，射影変換行列の分解に基づく手法では 2 つのベクトルの大きさを同時に取得することはできない．すなわち，この場合に得られる平面パラメータは平面法線のみである[9]．また，8 自由度の射影変換行列を推定するため，推定が不安定になりやすいという問題がある．

一方，射影変換行列は，近年 Baker らによって提案された ICIA アルゴリズムにより，Gauss-Newton 法による最適化を行っても非常に高速な推定が可能である[1),2)]．ICIA では，射影変換を，初期パラメータによる変換と微小なパラメータによる変換との結合によって表現し，さらに，基準画像と参照画像の役割を入れ替えることで，繰返しごとの計算コストを大幅に削減している．以下で，この手法を具体的に説明する．

射影変換行列 $\mathbf{P}$ を次のような行列の積算で表現する．

$$\mathbf{P} = \mathbf{P}_0 \left(\mathbf{I} + \mathbf{P}_\Delta \right)^{-1} \tag{10}$$

また，基準画像を I_0，参照画像を I_1 とし，以下の誤差関数を定義する．

$$e(\mathbf{p}_\Delta) = \sum_{\mathbf{u}} \{ I_0[\mathbf{w}_\Delta(\mathbf{u}; \mathbf{p}_\Delta)] - I_1[\mathbf{w}(\mathbf{u}; \mathbf{p}_0)] \}^2 \tag{11}$$

ただし，$\mathbf{w}(\mathbf{u}, \mathbf{p}_0)$ は基準座標 $\mathbf{u}$ を射影変換行列 $\mathbf{P}_0$ によって変換した座標を示し，$\mathbf{p}_0 = (p_1, p_2, \cdots, p_9)^T$ は，$\mathbf{P}_0$ の要素をラスタ順に並べたベクトルである☆☆．また，$\mathbf{w}_\Delta(\mathbf{u}, \mathbf{p}_\Delta)$ は $\mathbf{I} + \mathbf{P}_\Delta$ によって変換した座標を表し，$\mathbf{p}_\Delta$ は $\mathbf{P}_\Delta$ の要素をラスタ順に並べたベクトルである．

式 (11) の $e(\mathbf{p}_\Delta)$ を最小にする $\mathbf{p}_\Delta$ を Gauss-Newton 法に基づいて導くと，次式が得られる．

$$\mathbf{p}_\Delta = -\mathbf{H}^{-1}\mathbf{b}, \tag{12}$$

$$\text{where} \quad \mathbf{H} = \sum_{\mathbf{u}} \left[(\mathbf{g}\mathbf{J})^T (\mathbf{g}\mathbf{J}) \right], \tag{13}$$

$$\mathbf{b} = \sum_{\mathbf{u}} \left[(\mathbf{g}\mathbf{J})^T f \right] \tag{14}$$

ただし，

☆ 本論文では，ベクトルによる微分は，微分対象の行数が微分結果の行数に一致するという規則を用いる．

☆☆ 射影変換行列推定では，行列対角要素の 1 つを固定した 8 自由度の問題を解くため[11]，実際の $\mathbf{p}$ の要素は 8 個である．

$$\mathbf{g} \equiv \left[\frac{\partial I_0}{\partial \mathbf{w}_\Delta}\right]_{\mathbf{p}_\Delta=\mathbf{0}}, \ \mathbf{J} \equiv \left[\frac{\partial \mathbf{w}_\Delta}{\partial \mathbf{p}_\Delta}\right]_{\mathbf{p}_\Delta=\mathbf{0}}, \quad (15)$$

$$f \equiv I_0[\mathbf{u}] - I_1[\mathbf{w}(\mathbf{u}, \mathbf{p}_0)] \quad (16)$$

である．

式 (15) における $\mathbf{g}$ は，式 (7) のものとは異なり，基準画像の勾配である．$\mathbf{g}$ は，$\mathbf{p}_\Delta = \mathbf{0}$ で評価されることを考慮すると，基準画像の勾配そのものを示しており，画素ごとの値を 1 度計算した後は，繰返しごとに再計算する必要はない．また，$\mathbf{J}$ は次式で書ける☆．

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} u & v & 1 & 0 & 0 & 0 & -u^2 & -uv & -u \\ 0 & 0 & 0 & u & v & 1 & -uv & -v^2 & -v \end{bmatrix} \quad (17)$$

よって，$\mathbf{J}$ も $\mathbf{p}_0$ に依存せず，各画素について 1 度だけその行列値を計算すればよい．すなわち，$\mathbf{g}$ および $\mathbf{J}$ は繰返しごと再計算する必要がないため，式 (12) に必要なヘッセ行列 $\mathbf{H}$ は前処理が可能となる．これにより，従来の勾配法（Lucas-Kanade 法）と比較したとき，大幅な計算時間の低減となる[2]．

ただし，ICIA を利用してパラメータ推定を高速化するには，パラメータ化された座標変換が変換群をなすという条件が必要である[2]．射影変換は，逆行列による変換が存在し，かつ行列の積算が可能な座標変換であるため，明らかにこの条件を満たす．しかし，平面パラメータを変数とした座標変換を考えたとき，その変換はこの条件を満たさない．

次章では，平面パラメータを変数とした座標変換を，ICIA と同様に行列積形式に書き換えることにより高速化を実現する方法を示す．ただし，その座標変換は，上述の条件を満たさないため，微分値の固定化は不可能となる．しかし，式表現を工夫することにより，繰返し計算ごとの微分値の変化が簡単なスケール変化で表現され，大幅な計算コストの短縮効果が得られることを示す．

3. 提案手法

本章では，従来の直接法の計算コストを削減する方法として，ICIA を拡張したアプローチについて説明する．まず，3.1 節において，ICIA の誤差関数を利用した直感的な高速化効果について示し，次に，3.2 節において，繰返し計算ごとの微分値の変化を可変なスカラー値で表現するための式変形について述べる．

☆ 射影変換行列は 8 自由度であるため，実際の $\mathbf{J}$ のサイズは 2×8.

3.1 ICIA の誤差関数に基づく表現

先に 2.1 節で述べた従来の直接法の場合と同様に，$\mathbf{m} = \mathbf{m}_0 + \mathbf{m}_\Delta$ とおき，射影変換行列 $\mathbf{P} = \mathbf{R} + \mathbf{t}(\mathbf{m}_0 + \mathbf{m}_\Delta)^T$ の要素をラスタ順に並べた 9×1 のベクトルを $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \cdots, p_9)^T$ とする．基準画像を I_0，参照画像を I_1 とすると，2.1 節で述べた従来の直接法[7] は，以下の誤差関数を最小にするアプローチと等価である．

$$e(\mathbf{m}) = \sum_{\mathbf{u}} \{I_0[\mathbf{u}] - I_1[\mathbf{w}(\mathbf{u}, \mathbf{p}(\mathbf{m}_0 + \mathbf{m}_\Delta))]\}^2 \quad (18)$$

この等価性は，式 (18) における I_1 を，$\mathbf{m} = \mathbf{m}_0$ 近傍で 1 次 Talyer 展開すると，式 (9) と同じ $\mathbf{J}$ が得られることから理解できる．

いま，上述の誤差関数 (18) が，次式のように，ICIA の誤差関数の形式に書き換えられるものとする（実際の導出は 3.2 節で示す）．

$$e(\mathbf{m}_\Delta) = \sum_{\mathbf{u}} \{I_0[\mathbf{w}_\Delta(\mathbf{u}; \mathbf{p}_\Delta(\mathbf{m}_\Delta))] - I_1[\mathbf{w}(\mathbf{u}; \mathbf{p}_0(\mathbf{m}_0))]\}^2 \quad (19)$$

このとき，式 (19) における I_0 を，$\mathbf{m}_\Delta$ に関して 1 次 Taylor 展開すると，微分の連鎖法則により次式が得られる．

$$I_0[\mathbf{w}_\Delta(\mathbf{u}; \mathbf{p}_\Delta(\mathbf{m}_\Delta))] \simeq I_0[\mathbf{u}] + \mathbf{g}\mathbf{J}_p\mathbf{J}_m\mathbf{m}_\Delta \quad (20)$$

$$\text{where } \mathbf{g} \equiv \left[\frac{\partial I_0}{\partial \mathbf{w}_\Delta}\right]_{\mathbf{m}_\Delta=\mathbf{0}}, \ \mathbf{J}_p \equiv \left[\frac{\partial \mathbf{w}_\Delta}{\partial \mathbf{p}_\Delta}\right]_{\mathbf{m}_\Delta=\mathbf{0}}, \quad (21)$$

$$\mathbf{J}_m \equiv \left[\frac{\partial \mathbf{p}_\Delta}{\partial \mathbf{m}_\Delta}\right]_{\mathbf{m}_\Delta=\mathbf{0}} \quad (22)$$

上式における $\mathbf{g}$ および $\mathbf{J}_p$ は，式 (15) の $\mathbf{g}$ および $\mathbf{J}$ とそれぞれ同じものである．

そして，式 (20) を式 (19) に代入し，$e(\mathbf{m}_\Delta)$ を最小にする $\mathbf{m}_\Delta$ を導くと，次式が得られる．

$$\mathbf{m}_\Delta = -\mathbf{H}^{-1}\mathbf{b} \quad (23)$$

$$\text{where } \mathbf{H} = \sum_{\mathbf{u}} \left[(\mathbf{g}\mathbf{J}_p\mathbf{J}_m)^T(\mathbf{g}\mathbf{J}_p\mathbf{J}_m)\right], \quad (24)$$

$$\mathbf{b} = \sum_{\mathbf{u}} \left[(\mathbf{g}\mathbf{J}_p\mathbf{J}_m) f(\mathbf{m}_0)\right] \quad (25)$$

ただし，$f(\mathbf{m}_0) \equiv I_0[\mathbf{u}] - I_1[\mathbf{w}(\mathbf{u}; \mathbf{p}_0(\mathbf{m}_0))]$ である．行列 $\mathbf{J}_m$ は，$\mathbf{m}_\Delta$ に関する 9×3 のヤコビ行列であり，その具体的な表現は $\mathbf{p}_\Delta(\mathbf{m}_\Delta)$ の表現方法に依存する．しかし，式 (1) により明らかなように，$\mathbf{p}$ と $\mathbf{m}$ との間には画像座標は関係しない．よって，式 (24) と式 (25) は，それぞれ次式のように，$\mathbf{J}_m$ を加算処理の外に出した表現に書き換えることができる．

$$\mathbf{H} = \mathbf{J}_m^T \sum_{\mathbf{u}} \left[(\mathbf{g}\mathbf{J}_p)^T (\mathbf{g}\mathbf{J}_p) \right] \mathbf{J}_m, \tag{26}$$

$$\mathbf{b} = \mathbf{J}_m^T \sum_{\mathbf{u}} \left[(\mathbf{g}\mathbf{J}_p)^T f(\mathbf{m}_0) \right] \tag{27}$$

式 (26) では，$\mathbf{g}$ と $\mathbf{J}_p$ が前処理可能であることから，ヘッセ行列 $\mathbf{H}$ の計算に必要な加算（$\sum_{\mathbf{u}}[(\mathbf{g}\mathbf{J}_p)^T(\mathbf{g}\mathbf{J}_p)]$）は前処理によって得られるため，繰返しごとに計算する必要がない．従来の直接法では，$\mathbf{H}$ の計算に，画素ごとの $\mathbf{g}$，$\mathbf{J}$ の計算と加算処理が必要であったことを考慮すると，式 (26) の繰返しごとの計算コストは，従来の直接法よりも大幅に小さい．これは，ICIA の誤差関数を利用して平面パラメータを推定することにより，従来法よりも大幅に計算コストを小さくできることを意味する．

ただし，式 (23) を用いた場合の繰返しごとの計算コストは，ICIA を用いた射影変換行列推定の場合よりも小さくならない．式 (26) の $\mathbf{H}$ の計算では，行列 $\sum_{\mathbf{u}}[(\mathbf{g}\mathbf{J}_p)^T(\mathbf{g}\mathbf{J}_p)]$ が前処理されているものの，繰返しのたびに，その行列と $\mathbf{J}_m$ および $\mathbf{J}_m^T$ との行列演算が必要である．一方，ICIA では，式 (13) の $\mathbf{H}$ は前処理できるため，$\mathbf{H}$ の計算においては ICIA の方が計算コストが小さい．また，式 (27) の $\mathbf{b}$ の計算では，f が繰返しごと（さらに画素ごと）に値が異なるため，画素ごとの演算処理（$[\mathbf{g}\mathbf{J}_p]^T \times f$ と $\sum$ による加算）が不可欠であり，これは，ICIA の式 (14) でも同様である．しかし，式 (27) における行列 $(\mathbf{g}\mathbf{J}_p)^T$ のサイズは 1×9 であるのに対し，式 (14) における行列 $(\mathbf{g}\mathbf{J})^T$ のサイズは 1×8 であることから，$\mathbf{b}$ の計算においても，ICIA の方が計算コストが小さい．以上のことから，式 (23) を用いた平面パラメータ推定は，ICIA による射影変換行列推定の場合よりも計算コストが大きいことが分かる．

これに対し，次節では，$\mathbf{m}_\Delta$ による $\mathbf{p}_\Delta$ の表現を導き，$\mathbf{J}_m$ が可変なスカラー値と固定行列によって表現できることを示す．これにより，$\mathbf{g}$ と $\mathbf{J}_p$ の固定化による高速化効果が得られるだけでなく，ICIA による射影変換行列推定の場合よりも計算コストを小さくすることが可能となる．

3.2 $\mathbf{J}_m$ の導出

式 (19) における $\mathbf{p}_0(\mathbf{m}_0)$ および $\mathbf{p}_\Delta(\mathbf{m}_\Delta)$ は，

$$\mathbf{P} = \mathbf{R} + \mathbf{t}(\mathbf{m}_0 + \mathbf{m}_\Delta)^T \tag{28}$$

を，次の形式に書き換えることによって定義される．

$$\mathbf{P} = \mathbf{P}_0(\mathbf{m}_0)\ (\mathbf{I} + \mathbf{P}_\Delta(\mathbf{m}_\Delta))^{-1} \tag{29}$$

すなわち，$\mathbf{J}_m = \partial \mathbf{p}_\Delta / \partial \mathbf{m}_\Delta$ を導くには，式 (29) の $\mathbf{P}_\Delta(\mathbf{m}_\Delta)$ を記述すればよい．ただし，式 (29) には逆行列が含まれるため，その導出はやや複雑となる．

以下では，$\mathbf{P}_\Delta$ の導出過程を簡単に記述するために，まず，基準カメラ座標系で定義された平面パラメータ $\mathbf{m}$ の代わりに，参照カメラ座標系で定義された $\mathbf{m}'$ を用い，その微小変化量 $\mathbf{m}'_\Delta$ を用いて $\mathbf{P}_\Delta$ を一時的に記述する．その後に，$\mathbf{m}_\Delta$ を用いて $\mathbf{P}_\Delta$ を改めて表現する．

式 (1) の逆行列は，Sherman-Morrison の公式[8] により次式で書ける．

$$\mathbf{P}^{-1} = \mathbf{R}' + \mathbf{t}'\mathbf{m}'^T \tag{30}$$

ただし，

$$\mathbf{R}' = \mathbf{R}^{-1},\ \mathbf{t}' = -\mathbf{R}^{-1}\mathbf{t},\ \mathbf{m}' = \frac{\mathbf{R}\mathbf{m}}{1 + \mathbf{m}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{t}} \tag{31}$$

である．式 (31) における $\mathbf{R}'$ および $\mathbf{t}'$ は，参照カメラ座標を基準カメラ座標に変換する回転行列と平行移動ベクトルをそれぞれ示しており，$\mathbf{m}'$ は，参照カメラ座標系で定義された平面パラメータを表す．

さらに，$\mathbf{m}' = \mathbf{m}'_0 + \mathbf{m}'_\Delta$ とおき，式 (30) に代入して変形すると，次式が得られる．

$$\begin{aligned} \mathbf{P}^{-1} &= \mathbf{R}' + \mathbf{t}'\mathbf{m}_0'^T + \mathbf{t}'\mathbf{m}_\Delta'^T \\ &= \mathbf{P}'_0 + \mathbf{t}'\mathbf{m}_\Delta'^T = (\mathbf{I} + \mathbf{t}'\mathbf{m}_\Delta'^T\mathbf{P}_0'^{-1})\mathbf{P}'_0 \\ &= (\mathbf{I} + \mathbf{t}'\mathbf{m}_\Delta'^T\mathbf{P}_0)\mathbf{P}_0^{-1} \end{aligned} \tag{32}$$

$$\text{where}\quad \mathbf{P}_0 = \mathbf{P}_0'^{-1} = \mathbf{R} + \mathbf{t}\mathbf{m}_0^T,\quad \mathbf{P}_0^{-1} = \mathbf{P}'_0 = \mathbf{R}' + \mathbf{t}'\mathbf{m}_0'^T \tag{33}$$

式 (32) の逆行列は

$$\mathbf{P} = \mathbf{P}_0(\mathbf{I} + \mathbf{t}'\mathbf{m}_\Delta'^T\mathbf{P}_0)^{-1} \tag{34}$$

であるため，式 (29) と式 (34) とを比較することにより次式が得られる．

$$\mathbf{P}_\Delta = \mathbf{t}'\mathbf{m}_\Delta'^T\mathbf{P}_0 \tag{35}$$

この一時的な表現は，このまま平面パラメータ推定に利用することができる．式 (35) は，$\mathbf{P}_\Delta$ の各要素が $\mathbf{m}'_\Delta$ と線形関係にあるという簡単な式で表されており，式 (19) を $\mathbf{m}'_\Delta$ に関する誤差関数と考えれば，$\mathbf{J}_m$ の導出は容易である．この場合，微小変化量 $\mathbf{m}'_\Delta$ の推定と $\mathbf{m}' = \mathbf{m}'_0 + \mathbf{m}'_\Delta$ の更新を繰り返し行い，最後に式 (31) を利用して $\mathbf{m}$ を得ることができる☆．ただし，式 (35) から得られる $\mathbf{J}_m$ は，行列要素がそれぞれ $\mathbf{P}_0$（すなわち $\mathbf{m}_0$）に依存している．この場合，式 (26)，(27) を用いて $\mathbf{H}$ と $\mathbf{b}$ を計算することになり，ICIA による射影変換行列推定の場合よりも計算コストが小さくならない．

ここで，基準カメラ座標系で定義される $\mathbf{m}_\Delta$ を求めるように，式 (35) を改めて書き換える．式 (31) を

☆ 式 (31) は，$\{\mathbf{R}, \mathbf{t}, \mathbf{m}\}$ と $\{\mathbf{R}', \mathbf{t}', \mathbf{m}'\}$ とを入れ替えても成立する．

用いると，$\mathbf{m} = \mathbf{m}_0 + \mathbf{m}_\Delta$ と $\mathbf{m}' = \mathbf{m}'_0 + \mathbf{m}'_\Delta$ の関係は，次式で書ける．

$$\mathbf{m}'_0 + \mathbf{m}'_\Delta = \frac{\mathbf{R}(\mathbf{m}_0 + \mathbf{m}_\Delta)}{1 + (\mathbf{m}_0 + \mathbf{m}_\Delta)^T \mathbf{R}^{-1}\mathbf{t}} \tag{36}$$

これより，次式が得られる．

$$\mathbf{m}'_\Delta = \frac{(1 + \mathbf{m}_0^T\mathbf{R}^T\mathbf{t})\mathbf{R}\mathbf{m}_\Delta - (\mathbf{m}_\Delta^T\mathbf{R}^T\mathbf{t})\mathbf{R}\mathbf{m}_0}{(1 + \mathbf{m}_0^T\mathbf{R}^T\mathbf{t} + \mathbf{m}_\Delta^T\mathbf{R}^T\mathbf{t})(1 + \mathbf{m}_0^T\mathbf{R}^T\mathbf{t})} \tag{37}$$

そして，式 (37) を式 (35) に代入し，$\mathbf{R}$，$\mathbf{t}$，$\mathbf{m}_0$，$\mathbf{m}_\Delta$ を用いた表現になるように $\mathbf{P}_\Delta$ を整理して書き直すと，最終的に次式を得る．

$$\mathbf{P}_\Delta = -\frac{1}{1 + \mathbf{m}_0^T\mathbf{R}^T\mathbf{t} + \mathbf{m}_\Delta^T\mathbf{R}^T\mathbf{t}} \mathbf{R}^T\mathbf{t}\mathbf{m}_\Delta^T \tag{38}$$

式 (38) は，$\mathbf{m}_\Delta$ に関して非線形であるものの，$\mathbf{m}_0$ は，スカラー部にのみ存在している．$\mathbf{J}_m = \partial\mathbf{p}_\Delta/\partial\mathbf{m}_\Delta$ は，$\mathbf{m}_\Delta = \mathbf{0}$ で評価されることを考えると，この利点は明らかである．

式 (38) の $\mathbf{P}_\Delta$ の要素をベクトルとして並べ $\mathbf{p}_\Delta$ とし，$\mathbf{m}_\Delta$ で微分することにより $\mathbf{J}_m$ を得る．

$$\mathbf{J}_m = \left[\frac{\partial \mathbf{p}_\Delta}{\partial \mathbf{m}_\Delta}\right]_{\mathbf{m}_\Delta = \mathbf{0}} = \frac{1}{\kappa}\mathbf{K}, \tag{39}$$

where

$$\kappa \equiv -(1 + \mathbf{m}_0^T\mathbf{R}^T\mathbf{t}), \tag{40}$$

$$\mathbf{K} \equiv \begin{bmatrix} \alpha & 0 & 0 & \beta & 0 & 0 & \gamma & 0 & 0 \\ 0 & \alpha & 0 & 0 & \beta & 0 & 0 & \gamma & 0 \\ 0 & 0 & \alpha & 0 & 0 & \beta & 0 & 0 & \gamma \end{bmatrix}^T, \tag{41}$$

$$\alpha \equiv t_x r_1 + t_y r_4 + t_z r_7, \tag{42}$$

$$\beta \equiv t_x r_2 + t_y r_5 + t_z r_8, \tag{43}$$

$$\gamma \equiv t_x r_3 + t_y r_6 + t_z r_9. \tag{44}$$

ただし $\{r_1, r_2, \cdots, r_9\}$ は $\mathbf{R}$ の要素をラスタ順に並べたものであり，$(t_x, t_y, t_z)^T \equiv \mathbf{t}$ である．

この表現による利点は，$\mathbf{J}_m$ が，スカラー値 κ と定数行列 $\mathbf{K}$ で表され，繰返しごとに計算が必要な要素は κ のみとなる点にある．式 (39) を用いて式 (23) を改めて書き換えると，次式が得られる．

$$\mathbf{m}_\Delta = -\kappa \mathbf{H}'^{-1}\mathbf{b}', \tag{45}$$

where

$$\mathbf{H}' = \sum_{\mathbf{u}} \left[(\mathbf{g}\mathbf{J}_p\mathbf{K})^T(\mathbf{g}\mathbf{J}_p\mathbf{K})\right], \tag{46}$$

$$\mathbf{b}' = \sum_{\mathbf{u}} \left[(\mathbf{g}\mathbf{J}_p\mathbf{K})^T f(\mathbf{m}_0)\right] \tag{47}$$

上式において，行列 $(\mathbf{g}\mathbf{J}_p\mathbf{K})$ は，繰返しごとに再計算する必要はない．よって，$\mathbf{H}'$ は完全に固定化でき，その逆行列も前処理が可能である．また，$\mathbf{b}'$ に必要な画素ごとの演算では，行列 $(\mathbf{g}\mathbf{J}_p\mathbf{K})$ のサイズが 1×3 であることから，ICIA における式 (14) の計算コストよりも小さくなる．一方，κ は繰返しごとに計算が必要であるものの，スカラーであるため，$\mathbf{b}'$ を得るための加算演算のコストと比較すると，無視できるほど小さい．これにより，提案アルゴリズムが，従来の直接法だけでなく，ICIA を用いて射影変換行列を推定する場合よりも高速な処理を実現できることが分かる．

4. 実験結果

提案手法の有効性を確認するために，シミュレーションによる比較実験と，車載ステレオカメラを用いた実画像実験を行った．

4.1 シミュレーション実験

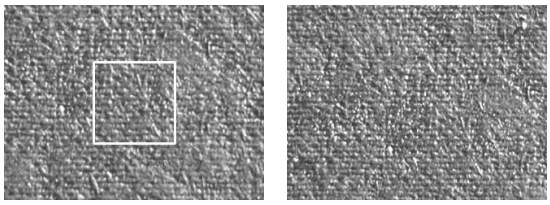
シミュレーション実験では，2.1 節で述べた従来の直接法[7] と，3 章で述べた提案手法，および，2.2 節で述べた ICIA を利用した射影変換行列推定[2]（8 パラメータ推定）の後に，特異値分解によって平面パラメータを取得する手法[4] の 3 つのアルゴリズムについて，平面パラメータ推定の安定性と，計算速度を比較した．これらのプログラムは，Pentium 2.8 GHz の Linux OS 上で C 言語プログラムを用いて実装した．

推定の安定性に関する実験では，640×480 サイズの画像に対してテンプレート領域を設定し，その領域を利用して平面パラメータ推定を行った．まず，平面パラメータに対して特定の初期値を設定し，正規乱数を用いてその初期値をランダムに変化させ真値を生成する．そして，その真値を用いて参照画像を射影変換して基準画像を生成し，ステレオ画像ペアを得る．平均ゼロ，標準偏差 4 [gray level] の正規ノイズをそれぞれの画像に加えた後に，基準画像上の固定位置に正方形のテンプレート領域を設定して推定を行い，初期値からの収束性能を評価した．実験に利用した 2 つのカメラの内部パラメータ $\mathbf{A}_0$，$\mathbf{A}_1$，外部パラメータ $\mathbf{R}$，$\mathbf{t}$，および，平面パラメータの初期値 $\mathbf{m}_0 = \mathbf{n}_0/d_0$ を以下に示す．

$$\mathbf{A}_0 = \mathbf{A}_1 = \begin{bmatrix} 820 & 0 & 315.5 \\ 0 & 820 & 239.5 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{48}$$

$$\mathbf{R} = \mathbf{I}, \quad \mathbf{t} = \begin{bmatrix} 1.0 \\ 1.0 \\ 1.0 \end{bmatrix} \tag{49}$$

$$\mathbf{n}_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad d_0 = 15.24 \tag{50}$$



(a) 基準画像 I_0 (b) 参照画像 I_1

図 1 生成されたステレオ画像の例．(a) は，初期値をランダムに変化させることによって得られた平面パラメータ $\mathbf{m}$ を用い，参照画像 (b) を変換して生成した基準画像．方形は 100×100 のテンプレート領域を示す

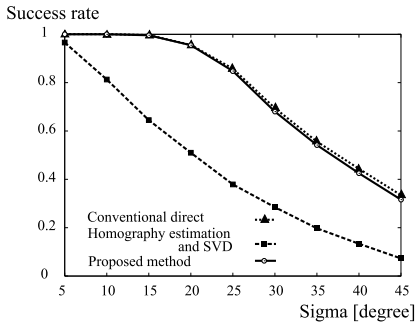
Fig. 1 An example of stereo image pairs in the simulation. (a) is a template image I_0 generated from the target image (b). We warped (b) to (a) by a randomly perturbed plane vector $\mathbf{m}$. The rectangle indicates a 100×100 template region.

ただし，3 次元空間の x，y 軸は，画像の u，v 座標軸（水平軸と垂直軸）と平行とし，z 軸は視線方向を正とする．また，生成された基準画像と参照画像の例を，**図 1** に示す．

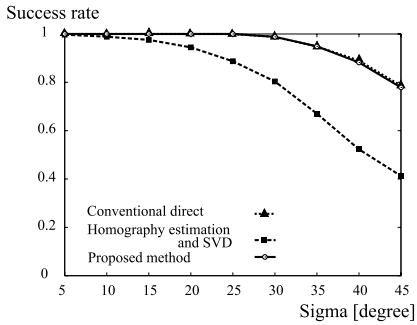
正規乱数を利用した真値の生成方法の詳細は以下のとおりである．平均 0，標準偏差 σ の正規乱数を 3 個発生させ，2 つの乱数を用いて平面法線を x，y 軸まわりに回転させると同時に，1 つの乱数を 0.05 倍した値を用いて d に加算して，真値 $\mathbf{m}$ を生成した．各 σ に対して 5,000 個の乱数を生成し，繰返し計算による推定を行った後に，推定された法線 $\hat{\mathbf{n}}$ と真値 $\mathbf{n}$ との角度差が 0.05° 以下になった場合を成功として，成功確率を比較した．真値 $\mathbf{m}$ を直接比較せず法線ベクトルを比較した理由は，射影変換行列を特異値分解する手法では平面法線のみしか得られないためである．

σ を変化させたときの成功率を**図 2** に示す．図中のそれぞれのグラフは，従来の直接法，提案手法，射影変換行列推定による手法の 3 つを表している．(a) と (b) は，それぞれ繰返し回数を 5 回と 100 回した場合の結果である．ここでは，比較的少ない回数で計算を終える場合と，十分な繰返しを行った場合を想定して，5 回と 100 回の繰返しを選択した．

図 2 (a)，(b) は，従来の直接法および提案手法が，射影変換行列推定に基づく手法よりもつねに高い成功率を得ていることを示しており，2 つの直接法が射影変換行列推定に基づく手法よりも，安定に平面パラメータを推定できることが分かる．これは，直接法における画像の変形は，エピポーラ拘束に沿った方向に限定され，より高い変形自由度を持つ射影変換推定よりも画像変形に対する拘束が強いためである．同図 (a) と (b) を比較すると，繰返し回数を多くすることにより



(a) 繰返し回数 5



(b) 繰返し回数 100

図 2 σ を変化させたときの成功率．1 つの σ に対して 5,000 ペアのステレオ画像を生成．テンプレート領域は 100×100 を使用

Fig. 2 Success rate with respect to σ. Results over 5,000 randomly generated plane vectors (per one σ). (a) and (b) represent the results of 5 and 100 iterations, respectively. The template region size is 100×100.

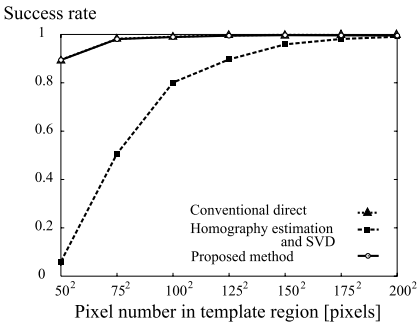


図 3 テンプレート領域の大きさを変化させたときの成功率．$\sigma = 30$．繰返しは 100 回

Fig. 3 Success rate with respect to template region size. σ is fixed at 30, and the iteration number is 100.

各手法の成功率が向上することが分かる．ただし，処理時間を考慮すると，少ない繰返し回数で推定できることが重要である．従来の直接法および提案手法は，5 回の繰返しでも，$\sigma \in [0, 15]$ の範囲ではほぼ 100%の確率で成功が得られており，直接法が持つ推定の安定性は，処理の高速化において非常に有利となる．

表 1 計算時間（ミリ秒）：100 × 100 のテンプレートサイズを利用し，100 回の試行を行った場合の計算時間を平均したもの．プログラムは C 言語で作成し，Pentium-IV 2.8 GHz の Linux PC 上で実行

Table 1 Computational time (milliseconds): Averaged over 100 trials for a 100 × 100 template region. All algorithms were implemented in C-language and run on a linux PC (Pentium-IV 2.8 GHz).

Method	pre-computation	per iteration	total (5 iterations)	total (100 iterations)
Conventional direct	—	15.19	75.95	1,519
Homography estimation and SVD	11.09	2.613	24.16	272.4
Proposed method	2.526	1.312	9.087	133.5

推定の成功率は，繰返し回数だけでなく，利用するテンプレート領域の大きさによっても変化する．**図 3** は，テンプレートサイズを変えたときの成功率を示している．同図の実験では，$\sigma = 30$ に固定し，繰返し回数の影響を排除するために 100 回の繰返し計算を行った．

図 3 は，より大きなテンプレートを利用することにより，いずれの手法でも安定性が向上することを示している．ただし，特にテンプレートが小さい場合は，射影変換行列推定の成功率が低いのに対し，2 つの直接法は高い安定性を保っている．これらの手法の処理時間は，テンプレート領域内の画素数に比例して大きくなるため，直接法における小さなテンプレートを利用した際の安定性は，繰返し回数の少なさと同様に，処理の高速化において有利となる．

図 2 および図 3 では，従来の直接法と提案手法は，つねにほぼ同じ成功率を示しており，提案手法の安定性は従来の直接法と等価であることが分かる．射影変換行列を求める ICIA においても，従来の Lucas-Kanade 法との等価性が示されており[2]，平面パラメータ推定においても同様のことがいえる．

次に，3 つの手法における計算時間の比較を**表 1** に示す．表の値は，上から従来の直接法，ICIA による射影変換行列推定による手法，および，提案手法における計算時間を示している．それぞれについて，前処理に必要な計算時間と，1 回の繰返しに必要な計算時間，および，5 回と 100 回の繰返しを行った場合のトータルの計算時間について提示した．これらの結果は，100 回の試行を行った場合の計算時間を平均したものである．

従来の直接法では前処理計算が不要であるが，繰返しにおける計算コストが大きい．これに対し，ICIA による射影変換行列推定，および提案手法では，繰返しごとの計算時間が著しく小さい．繰返しを 5 回とした場合のトータルの計算時間で比較すると，提案手法は従来の直接法よりも約 8 倍高速であり，繰返しを 100 回とした場合は約 11 倍高速となる．また，提案手法は，ICIA を用いた射影変換行列推定よりも 2 倍以上高速である．一方で，射影変換行列が 8 自由度を持つのに対し，平面パラメータ推定は 3 自由度であり，パラメータ数に比例して計算コストが小さくなるのが自然であると考えられるが，ここでは，そのような効果は得られていない．これは，参照画像を変形する処理（$I_1[\mathbf{w}(\mathbf{u}, \mathbf{p}_0)]$ を求める処理）に要する時間や，画素ごとの差分を求める処理（$f(\mathbf{m}_0)$ を求める処理）に要する時間は，パラメータ数に依存せず同じであり，これらの処理における時間コストが影響しているからである．しかし，射影変換行列推定よりも提案手法の方が安定性が増し，より少ない繰返し回数，もしくは，より小さいテンプレートを利用できることを考慮すると，2 倍以上の高速化は十分な成果であるといえる．

4.2 実画像実験

提案手法を実画像に適用した一例として，車両前方を撮影したステレオ画像から道路平面パラメータを推定した結果を示す．カメラは PointGray 社の Flea を用い，640 × 480 サイズのモノクロ画像を 30 [fps] で取り込んだ．あらかじめカメラの内部・外部パラメータをキャリブレーションし，車両が水平な道路平面上で静止した状態で，道路平面のパラメータ（以後，基準平面パラメータと呼ぶ）を取得した．推定の開始時においては基準平面パラメータを初期値とし，以後の画像では，前時刻の推定値を初期値とした．また，本実験で利用した繰返し計算の回数は 5 回とした．

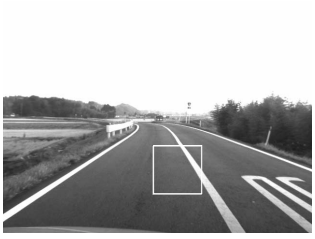
動画像中の 850 番目のフレームを**図 4** に示す．同図 (a) と (b) は，それぞれ基準画像と参照画像を示し，基準画像中に示した正方領域は，推定に利用した 100 × 100 のテンプレート領域を示す．テンプレート領域の位置とサイズは全フレームで同じとした．

図 5 は，各フレームにおいて推定された平面パラメータ $\mathbf{m}$ を用いて参照画像を射影変形した画像 $I_1[\mathbf{w}(\mathbf{u}; \mathbf{p}(\mathbf{m}))]$ と，基準画像 I_0 を重畳表示したものである．(a)〜(f) は，850 フレームから 3 秒ごとに得られた各フレームの結果を示している．この重畳表示では，$\mathbf{m}$ で表現される平面上にある物体は完全に重な

り，それ以外の物体は 2 つの像がずれて表示される．同図では，テンプレート領域内が重なるだけでなく，テンプレート周辺の道路全体がよく一致しており，道路平面のパラメータが良好に推定できていることが分かる．

図 6 は，各時刻に推定された平面法線ベクトルの x 軸まわりの回転角（仰角）を示している．ただし，その角度は，基準平面パラメータから得られる仰角を基準としており，推定された平面が，基準平面よりも相対的に上りであれば負，下りであれば正となるように表示している．

車両は，850〜1,300 フレーム間において，1 つの丘を登った直後に緩やかな 2 段坂を下っており，同図にはこの様子が明確に表れている．950 フレーム周辺の負の値は，前方に上り坂があることを示しており，その後の 1,050〜1,150 フレーム間に見られる正と負の値の繰返しは，2 段坂を下る様子が表れている．これらの角度は，±2 度程度の小さな値であるが，細かな変化が良好に検出できており，提案手法の有効性が確認できる．



(a) 基準画像 I_0



(b) 参照画像 I_1

図 4 実画像：ステレオ動画像中の 850 フレーム目を表示
Fig. 4 Real stereo images: The 850-th frame in the stereo image sequence.

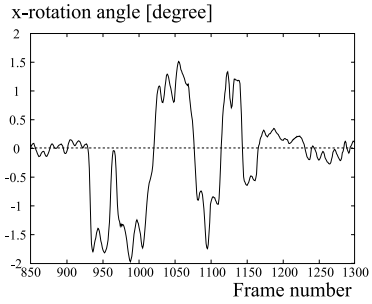


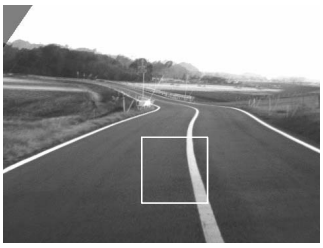
図 6 推定された平面法線ベクトルの x 軸まわりの回転角度．基準平面パラメータ（静止状態にて取得したパラメータ）に対する相対的な角度を示す
Fig. 6 Planar rotation angle with respect to x-axis. Zero indicates that the estimated normal has the save angle of the plane normal obtained at a static situation.



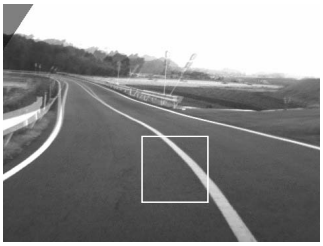
(a) 850 フレーム



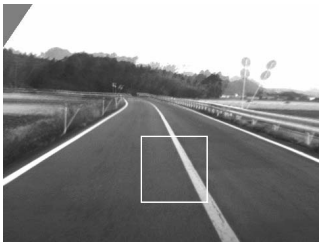
(b) 940 フレーム



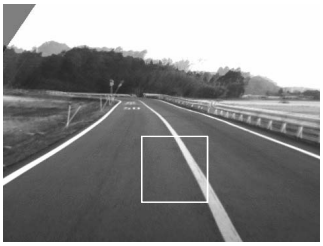
(c) 1,030 フレーム



(d) 1,120 フレーム



(e) 1,210 フレーム



(f) 1,300 フレーム

図 5 I_0 と $I_1[\mathbf{w}(\mathbf{u};\mathbf{p}(\mathbf{m}))]$ の重畳表示
Fig. 5 Overlap of I_0 and $I_1[\mathbf{w}(\mathbf{u};\mathbf{p}(\mathbf{m}))]$.

5. ま と め

本論文では，ステレオ画像を利用した高速な平面パラメータ推定手法を提案した．ここでは，従来の直接法で利用されていた平面パラメータによる座標変換を，ICIA の形式に書き換えるだけでなく，微分値の変化を可変なスカラー値と固定行列によって表現することにより高速化を実現した．提案手法により，従来の直接法よりも約 8 倍高速となるだけでなく，ICIA を利用した射影変換行列を推定した後に行列の分解を行うアプローチよりも安定かつ約 2 倍以上高速なアルゴリズムを実現した．本論文は，ICIA に必要な条件を満たさないステレオ 3 次元計測においても，微分計算を前処理することにより高速なアルゴリズムを実現できるということを示しており，このような点で，ステレオ計測に ICIA を取り入れた初めての研究として重要な意味を持つと考えている．

提案手法は，多眼カメラを利用して SSSD（Sum of SSD）を評価関数とする平面パラメータ推定手法にも適していると考えている．この場合，微分値の前処理計算は，基準画像およびその座標値に関して行われるため，カメラ数が増えても前処理計算のコストには違いが生じない．また，その前処理結果は 2 眼と同様に固定値として利用できる．今後は，このような多眼カメラを用いたアプローチについて検討する予定である．

参 考 文 献

1) Baker, S. and Matthews, I.: Equivalence and efficiency of image alignment algorithms, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.1, pp.1090–1097 (2001).
2) Baker, S. and Matthews, I.: Lucas-kanade 20 years on: A unifying framework, *International Journal of Comoputer Vision*, Vol.56, No.3, pp.221–255 (2004).
3) Bergen, J.R., Anandan, P., Hanna, K.J. and Hingorani, R.: Hierarchical model-based motion estimation, *European Conference on Computer Vision*, pp.237–252 (June 1992).
4) Faugeras, O. and Lustman, F.: Motion and structure from motion in a piecewise planar environment, *Report de Recherche de l'INRIA* (1988).
5) Horn, B.K.P.: *Robot Vision*, MIT Electrical Engineering and Computer Science, The MIT Press/Mcgraw-Hill College (1986).
6) Horn, B.K.P. and Weldon, Jr, E.J.: Direct methods for recovering motion, *International Journal of Computer Vision*, Vol.2, pp.51–76 (1988).
7) Ke, Q. and Kanade, T.: Transforming camera geometry to a virtual downwoard-looking camera: Robust ego-motion estimation and ground-layer detection, *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.1, pp.390–397 (June 2003).
8) Press, W.H., Flannery, B.P., Teukolsky, S.A. and Vetterling, W.T.: Numerical Recipes in C（日本語版），第 9 刷，技術評論社 (June 1998).
9) 関 晃仁，奥富正敏：ステレオ動画像を利用した平面領域抽出による障害物検出，情報処理学会論文誌：コンピュータビジョンとイメージメディア，Vol.45, No.SIG13(CVIM10), pp.1–10 (2004).
10) Seki, A. and Okutomi, M.: Robust obstacle detection in general road environment based on road extraction and pose estimation, *IEEE Intelligent Vehicle Symposium*, June, 2006, pp.437–444 (2006).
11) Shum, H-Y. and Szeliski, R.: Construction of panoramic image mosaics with global and local alignment, *International Journal of Computer Vision*, Vol.36, No.2, pp.101–130 (2000).
12) Stein, G., Mano, O. and Shashua, A.: A robust method for computing vehicle ego-motion, *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.362–368 (Oct. 2000).
13) Zhang, Z. and Hanson, A.R.: Scaled euclidiean 3D reconstruction based on externally uncalibrated cameras, *IEEE Symposium on Computer Vision*, pp.37–42 (1995).

(平成 18 年 5 月 10 日受付)
(平成 18 年 11 月 28 日採録)

(担当編集委員 斎藤 英雄)



杉本 茂樹（正会員）

1995 年東京工業大学工学部制御工学科卒業．1997 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．2003 年東京工業大学大学院理工学研究科機械制御システム専攻産学官連携研究員．コンピュータビジョン，画像計測，ITS 関連の研究に従事．電子情報通信学会会員．



奥富　正敏（正会員）

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．同年キヤノン（株）入社．1987〜1990 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．2002 年同大学院理工学研究科機械制御システム専攻教授．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．工学博士．電子情報通信学会，計測自動制御学会，画像電子学会，IEEE 各会員．