

平面領域検出によるロバストな3次元復元

坂元 俊起 川上 裕司 金澤 靖

豊橋技術科学大学 知識情報工学系

未校正なステレオカメラにおいて、シーン内に存在する一つあるいは複数の平面領域の情報を利用して、ロバストに3次元復元を行なう方法を提案する。本手法では3次元復元のための基礎行列を画像間の対応から直接計算しない。まずモデル選択を用いたシーン内の平面領域の抽出を行ない、各平面領域に対する射影変換行列を最適に計算する。そして、それらの射影変換行列から基礎行列を求め、カメラパラメータに分解することにより3次元復元を行なう。本手法は対応から直接基礎行列を計算する方法に比べてロバストであり、復元の精度も高い。シミュレーション画像及び実画像を用いた実験によって本手法の有効性を示す。

Robust 3D Reconstruction using One or More Homographies

Toshiki Sakamoto Hiroshi Kawakami Yasushi Kanazawa

Department of Knowledge-based Information Engineering
Toyohashi University of Technology, Toyohashi, Aichi 441-8580 Japan

We propose a robust method for 3-D reconstruction using one or some homographies in the scene. We do not compute the fundamental matrix from point matches, because the epipolar equation is a very weak constraint on the scene. Instead of point matches, we use one or some homographies for computing the fundamental matrix. Introducing a model selection scheme, we first detect one or more planar regions from a stereo image pair. We compute the homographies from them by LMedS and then compute the fundamental matrix from these homographies. We demonstrate the effectiveness of our method by doing simulation and showing real image examples.

1. はじめに

未校正の2台のカメラを用いてシーンの3次元復元を行なう場合、一般には基礎行列の計算を行ない、その基礎行列をカメラの内部および外部パラメータに分解する必要がある。このとき画像間の対応と基礎行列を同時に求めようとすると、実際のカメラ配置は分解可能な条件 [6, 7, 17, 18] を満足しているにも関わらず、分解不可能な基礎行列が求まってしまい、結果として3次元復元が行えない場合も多い。更に、基礎行列を分解する際の不安定な要因として、基礎行列から求めたエピ極点も用いてカメラパラメータに分解していることが挙げられる。未校正カメラに対するこのような不安定さは、エピ極線拘束条件が極めて弱い不安定な拘束条件であることに起因していると考えられる。

壁や床、机、道路、建物、背景の遠景など、我々が目にする通常のほとんどのシーン内には平面あるいは十分遠方の領域が存在する。このような平面あるいは十分遠方の領域に対する画像間の関係は射影変換で結ばれる [2]。この射影変換行列の計算も誤差

や雑音の影響を受けやすく、精度の良い計算方法が必要であるが [5]、エピ極線拘束条件に比べれば強い拘束条件であるため、基礎行列計算に比べれば安定かつ精度良く計算できる。そのため平面パタンを用いたカメラキャリブレーション法も数多く提案されている [15, 19, 21, 22]。

基礎行列からの3次元復元におけるもう一つの不安定さの要因であるエピ極点の計算に関して、杉浦ら [14] は画像内に他のカメラを直接観測できるようにカメラを配置し、エピ極点を直接指定することにより、復元精度を向上させている。しかし画像内に他のカメラを観測できるのは非常に特殊な場合のみである。徐ら [21] は二つの射影変換行列に対する固有値問題の解としてエピ極点を求めているが、非対称行列の固有値問題を解かなければならず、計算精度の問題が生じる。

そこで本論文では、シーン内に存在する平面領域に対する射影変換行列を求めることにより、ロバストに3次元復元を行なう方法を提案する。

同様の試みとして、Luongら [12] は基礎行列と射影変換行列の適合条件を利用して複数の射影変換行列から基礎行列を求めており、シミュレーションでは複数平面から復元した結果の方が悪くなるが、実画像実験ではそうではないという矛盾した結果を得

†441-8580 豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1-1
Tel: (0532)44-6888, Fax: (0532)44-6873
E-mail: {toshiki,kawakami}@img.tutkie.tut.ac.jp,
kanazawa@tutkie.tut.ac.jp

ている．また Vincent ら [20] は基礎行列推定より射影変換推定の方が RANSAC などの投票回数が大幅に少なく済むことから，適合条件から推定した基礎行列は，より高精度な推定法の初期値として利用できる」と述べている．

本研究では，人手で対応を決定せずに画像マッチング法を用いるを前提とし，まず幾何学的 AIC[4] を用いてシーン内の複数の平領域の抽出を行なう．そして抽出された各領域から射影変換行列を推定し，これらの射影変換行列を用いて基礎行列を推定する．また平面領域が一枚しか見つからなかった場合，それに対応する射影変換行列と平面領域以外の対応からエピ極点を推定し，そのエピ極点と射影変換行列を用いて基礎行列を推定する．このようにして求めた基礎行列は，Luong らのシミュレーション結果と異なり，全ての対応から直接求めた基礎行列に比べて安定にカメラパラメータに分解でき，3次元復元の精度も高い．シミュレーション実験および実画像を用いた実験により，本手法の有効性を示す．

2. エピポーラ幾何

2.1 座標系

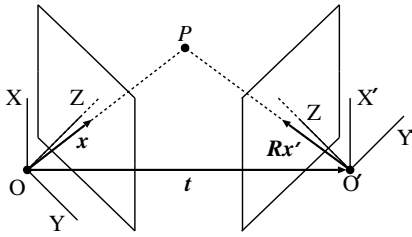


図 1: 座標系

第 1 のカメラ原点を O ，光軸を Z 軸とする第 1 カメラ座標系と，そこから回転行列 R 及び並進ベクトル t で定義される第 2 カメラ座標系をとり，それぞれのカメラの光軸 Z, Z' に垂直に画像面を置く (図 1)．画像面上に座標系 $xy, x'y'$ を $XY, X'Y'$ にそれぞれ平行にとり，焦点距離をそれぞれ f, f' とする．

シーン中のある空間点 P がそれぞれ座標 (x, y) ， (x', y') の位置に投影されるとき，これらを次の 3 次元ベクトルで表わす．

$$x = \begin{pmatrix} x/f \\ y/f \\ 1 \end{pmatrix}, \quad x' = \begin{pmatrix} x'/f' \\ y'/f' \\ 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

一般に画像面上に観測される特徴点位置には誤差が含まれることから，観測点 x, x' をその真の値 \bar{x} と誤差 $\Delta x, \Delta x'$ を用いて次のように表わす．

$$x = \bar{x} + \Delta x, \quad x' = \bar{x}' + \Delta x' \quad (2)$$

ただし誤差 $\Delta x, \Delta x'$ は期待値 0 の正規分布に従う独立な確率変数とし，その共分散行列はそれぞれ

$$V[x] = \epsilon^2 V_0[x], \quad V[x'] = \epsilon^2 V_0[x'] \quad (3)$$

と分解できるとする．ここで ϵ はノイズレベルと呼ぶ誤差の絶対的な大きさを表わす未知の定数， $V_0[x], V_0[x']$ は正規共分散行列と呼ぶ誤差の相対的な傾向を表わす既知の行列とする．誤差 $\Delta x, \Delta x'$ の第 3 成分は 0 であるため，共分散行列はランク 2 の特異行列となる．もし人手でマウス等によって特徴点を指定したり，特徴抽出オペレータ [1] を用いて特徴点を抽出する場合，これらの正規化共分散行列はデフォルト値 $\text{diag}(1, 1, 0)$ でよい [9]．ただし $\text{diag}(\dots)$ は \dots を対角要素とする対角行列を表わす．

2.2 エピ極線拘束条件と射影変換

空間内の点 $P_\alpha, \alpha = 1, \dots, N$ を 2 台のカメラで観測したとき，それらの投影像 x_α, x'_α の間には，

$$(x_\alpha, Fx'_\alpha) = 0 \quad (4)$$

の関係を満足するようなランク 2 の行列 F が存在する [2, 3]．この F を基礎行列，式 (4) をエピ極線拘束条件と呼ぶ．

また，もし P_α が全て同じ平面 Π 上に乗っていれば， x_α, x'_α の関係は，ある正則行列 H によって

$$x'_\alpha = Z[Hx_\alpha] \quad (5)$$

と表わせる [2, 3]．ここで $Z[\cdot]$ はベクトルの第 3 成分を 1 とするスケールの正規化を表わす．式 (5) で表わされる変換を射影変換と呼び，この H を射影変換行列と呼ぶ．

式 (5) を式 (4) に代入し，定数倍を無視すれば

$$(x_\alpha, FHx_\alpha) = 0 \quad (6)$$

を得る．これは平面上の全ての点 x_α について成り立つことから， FH は反対称行列の条件

$$FH + H^T F^T = O \quad (7)$$

を満足しなければならない．このような関係が成り立つ場合，射影変換行列 H は基礎行列 F と適合していると呼ばれる [2]．

2.3 射影変換行列とエピ極点

平面 Π 上に載っていないシーン内の点を $Q_\beta, \beta = 1, \dots, M$ とし，その像を x_β, x'_β とする．平面 Π に対する射影変換行列 H を用いたときの第 2 のカメラでの“偽の”投影像は

$$\tilde{x}'_\beta = Z[Hx_\beta] \quad (8)$$

であり、 Q_β は平面 Π 上に載っていないことから $\tilde{x}'_\beta \neq x'_\beta$ となる (図 2) . このベクトルの差 $\tilde{x}'_\beta - x'_\beta$ はパララクスと呼ばれる [2] .

今、このパララクスを延長した直線を考える . 2 点 $\tilde{x}'_\beta, x'_\beta$ を通る直線 n'_β は次式で計算できる .

$$n'_\beta = \tilde{x}'_\beta \times x'_\beta \quad (9)$$

複数のパララクスに対するこのような直線群は、ある一点「エピ極点 e' 」で交差する [2] . また逆に射影変換行列 H^{-1} を用いれば、第 1 画像でのパララクス直線の交点はエピ極点 e と一致する .

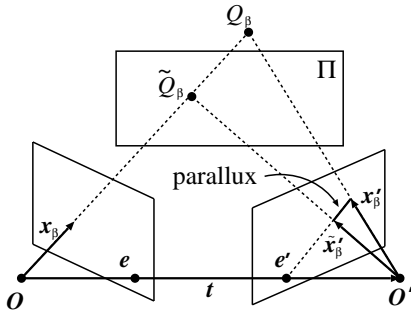


図 2: パララクス

3. エピ極点の推定

エピ極点 e, e' は、全ての観測点 x_α, x'_α のエピ極線上にあることから、

$$Fe' = 0, \quad F^T e = 0 \quad (10)$$

が成り立つ [2] . そこで、一般には $F^T F$ および FF^T の最小固有値に対する固有ベクトルとして求めることが多い .

またシーン内に存在する二つの異なる平面に対する射影変換行列 H_1, H_2 が求まっていれば、あるスカラー λ に対し

$$\lambda H_1 e = H_2 e \quad (11)$$

が成り立つことから、エピ極点 e は非対称な行列の固有値問題

$$H_1^{-1} H_2 e = \lambda e \quad (12)$$

の単根の固有値に対する固有ベクトルとなる¹[21] .

もし、シーン内の平面が一枚である場合、前述のパララクスを延長した直線とエピ極点の関係を用いてエピ極点 e, e' を計算できる . このとき更に

$$F = e \times H^{-1} = H^T \times e' \quad (13)$$

の関係 [2] を用いて基礎行列 F を計算することができる . ただしベクトル a と行列 A に対して $a \times A$

¹残りの固有値は 2 重根で、2 平面の交線の像を指定する .

は a と A の各列に対するベクトル積を列とする行列であり、 $A \times a$ は a と A の各行とのベクトル積を行とする行列である [3] .

このように様々なエピ極点の推定方法があるが、エピ極点の推定の精度は復元の精度に大きく影響するため [14]、ここではパララクスを延長した直線を用いた最適な推定を行なうことを考える .

誤差がなければ全ての直線 n'_β とエピ極 e' は、

$$(n'_\beta, e') = 0 \quad (14)$$

の関係満足する . しかし、観測データから求めた n'_β は誤差を含むため式 (14) を満足するとは限らない . 誤差の分布が正規分布であるとき、エピ極 e' の最尤推定量は次式の最小化で与えられる [3] .

$$J[e'] = \sum_{\beta=1}^M \frac{(n'_\beta, e')^2}{(e', V_0[n'_\beta]e')} \rightarrow \min \quad (15)$$

直線 n'_β は、実際には射影変換 H により x_β を写像した偽の像 \tilde{x}'_β と正しい像 x'_β から求まるため、その正規化共分散行列 $V_0[n'_\beta]$ は次のように表わせる (付録 A 参照) .

$$V_0[n'_\beta] = x'_\beta \times \frac{H V_0[x_\beta] H^T}{(k, H x_\beta)^2} \times x'_\beta + (H x_\beta) \times V_0[x'_\beta] \times (H x_\beta) \quad (16)$$

式 (15) の最小化の解はくりこみ法 [3] で求めることができる (付録 B 参照) .

このようなエピ極の推定は、射影変換がエピ極線拘束条件に比べて強い拘束条件であることから、それから推定したエピ極の精度も高いことが予想される .

4. 複数の射影変換行列から基礎行列の計算

もしシーン内に複数の平面領域が存在し、それらに対応する射影変換行列が求まっている場合、式 (7) を用いて基礎行列を計算できる .

まず射影変換行列 H と基礎行列 F をそれぞれ

$$H = \begin{pmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \end{pmatrix}, \quad F^T = \begin{pmatrix} f_1 & f_2 & f_3 \end{pmatrix} \quad (17)$$

とおけば、 FH が反対称行列である条件は次のように書ける .

$$Af = 0 \quad (18)$$

ただし、

$$A = \begin{pmatrix} h_1^T & 0^T & 0^T \\ 0^T & h_2^T & 0^T \\ 0^T & 0^T & h_3^T \\ h_2^T & h_1^T & 0^T \\ h_3^T & 0^T & h_1^T \\ 0^T & h_3^T & h_2^T \end{pmatrix}, \quad f = \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \end{pmatrix} \quad (19)$$

とおいた．

シーン中に $M(\geq 2)$ 個の平面領域が観測されたとき，それらに対する射影変換行列 $H_i, i = 1, \dots, M$ を用いれば，ベクトル f に関する次の連立方程式が得られる．

$$Mf = 0, \quad M = \begin{pmatrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_M \end{pmatrix} \quad (20)$$

したがって，行列 $M^T M$ の最小固有値に対応する固有ベクトルにより基礎行列 F が求まる．このようにして求めた基礎行列は一般に $|F|=0$ を満足していない．そこで F を特異値分解する．

$$F = \Lambda U^T \quad (21)$$

ここで V, U は直交行列， Λ は特異値を対角要素に持つ対角行列である． Λ の最も小さい特異値を 0 に置き換えた行列を Λ' とすると， F に最も近く，かつ $|F|=0$ を満足する行列 \hat{F} は

$$\hat{F} = V\Lambda'U^T \quad (22)$$

与えられる [16]．

このような基礎行列の計算法は，平面領域内の（エピ極線条件を満足している）明らかな誤対応を用いずに済むため，計算された基礎行列の精度は，全対応から計算されたものに比べて高いことが予想される．

5. 提案法

まず両画像から文献 [10] などの画像マッチング法を用いて対応を決定する．得られた対応から，以下に示す手順で複数の平面領域を検出する．

1. 領域内の全ての点に対して基礎行列 H および射影変換行列 F を最適に当てはめ，その残差を計算する．
2. 一方の画像における特徴点の分布の外接長方形を求め，上下および左右に 2 等分し，分割後の各領域に対する基礎行列と射影変換行列とそれに対する残差を計算する．
3. 各領域に対する基礎行列および射影変換行列に対する幾何学的 AIC を次式で計算する [3]．

$$\begin{aligned} G-AIC^F &= J^F + 2(2N + 7)\epsilon^2 \\ G-AIC^H &= J^H + 2(3N + 8)\epsilon^2 \end{aligned} \quad (23)$$

ただし J^F, J^H は基礎行列，射影変換行列をそれぞれ最適に当てはめたときの残差であり，ノイズレベル ϵ は分割前の基礎行列の残差を用いて次式で計算する [3]．

$$\epsilon^2 = \frac{J^F}{N - 7} \quad (24)$$

4. 各分割領域毎に，基礎行列と射影変換行列の幾何学的 AIC を比較して値の小さい方をそれぞれ $G-AIC_{up}$, $G-AIC_{lo}$, $G-AIC_{le}$, $G-AIC_{ri}$ し，それぞれの分割方法毎の和

$$G-AIC_{up\&lo} = G-AIC_{up} + G-AIC_{lo}$$

$$G-AIC_{le\&ri} = G-AIC_{le} + G-AIC_{ri}$$

を計算する．ただし分割した両方共が基礎行列となる組合せは除く．これらを用いて

$$G-AIC_{up\&lo} < G-AIC_{le\&ri} \quad (25)$$

であれば分割を上下とし，そうでなければ分割を左右とする．

5. 分割しない場合の $G-AIC^F$ および $G-AIC^H$ と分割した場合の $G-AIC$ の和を比較し，
 - (a) $G-AIC^H$ が最小であれば終了する．
 - (b) $G-AIC^F$ が最小であれば分割を行ない，分割後の領域に対して更に分割を繰り返す．
 - (c) 分割した場合の $G-AIC$ の和が最小であれば，平面でないと言われた領域に対し，更に分割を繰り返す．

6. 平面とみなせる領域が見つかった場合，他の領域に対してその平面に乗る点が存在するかどうか調べる．

7. 領域内の特徴点の個数が指定した個数²以下となったらその領域は分割しない．

8. 以上の処理を再帰的に繰り返す．

分割処理終了後，平面とされた領域に対しては，最小メジアン法を用いてアウトライアを取り除いて射影変換行列を計算し直す．基礎行列と射影変換行列の推定には文献 [5, 13] の最適計算法を用いた³．

この方法により検出された平面領域が一つである場合，式 (15) によりエピ極点を推定し，式 (13) を用いて基礎行列を推定する．もし，二つ以上の平面領域が求まった場合，式 (20) の連立方程式を解いて基礎行列を計算する．そして，得られた基礎行列から金谷ら [7] の分解法によってカメラパラメータに分解し，3次元復元を行なう．

6. シミュレーション実験

図 3(a), (b) に 3 枚の平面からなるシミュレーション画像を示す．各平面上の格子点の投影像 (x, y) , (x', y') に期待値 0，標準偏差 0.2~1.0 の誤差を独立に加え，それぞれ 50 回の異なる誤差に対して実験を行なった．

図 3(c) はエピ極点の推定精度を示し，実線は 3 つの射影変換行列を用いた提案法により推定した基礎

²実験では 8 個とした．

³このプログラムは次の URL で公開されている．
<http://www.ail.cs.gunma-u.ac.jp/Labo/program.html>

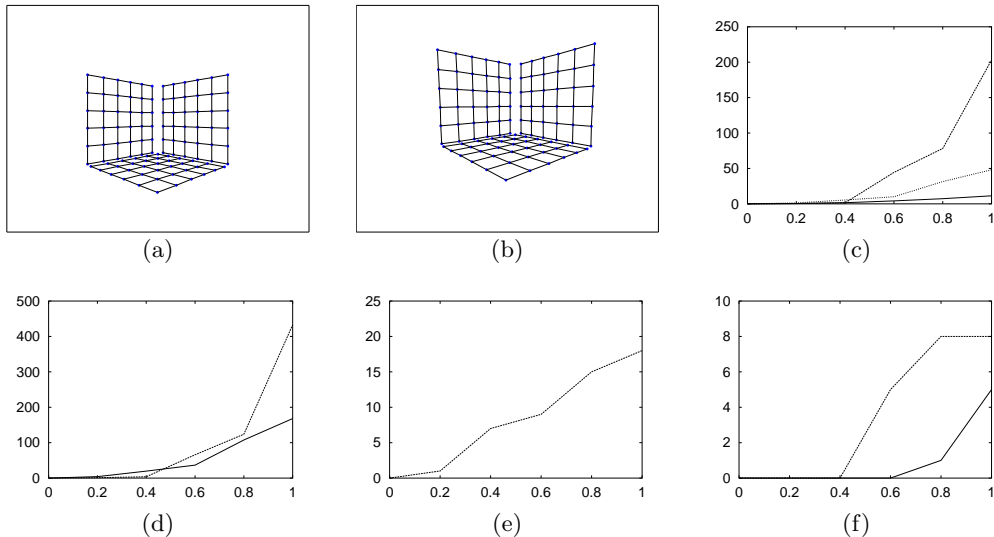


図 3: シミュレーション実験: グラフの横軸は誤差の標準偏差．実線は提案法，破線は点对応から求めた基礎行列を用いた方法，点線は徐らの方法．(a), (b) 入力画像．(c) エピ極点の推定誤差．(d) 焦点距離の推定誤差．(e) 基礎行列の退化回数．(f) 基礎行列の分解できなかった回数．

表 1: エピ極点の推定誤差 ($\sigma = 1.0$)

手法		平均	分散
通常の基礎行列		203.08	6.37e4
提案法	全平面	11.31	6.91e1
	下と左の面	10.94	5.78e1
	下と右の面	11.60	5.94e1
	左と右の面	1500.22	4.54e7
	下の面のみ	11.95	6.11e1
	右の面のみ	1826.90	4.18e7
	左の面のみ	2949.23	3.97e8
徐らの方法	下と左の面	113.44	2.65e4
	下と右の面	193.52	1.84e5
	左と右の面	48.14	2.05e3

表 2: 標準変位によるエピ極点の差 ($\sigma = 1.0$)

	平均	分散
下	22.26	3.04e1
右	3756.93	9.46e7
左	1020.00	2.05e7

行列による結果，破線は全ての対応から推定した基礎行列による結果（従来法），点線は徐らが提案した二つの射影変換行列から非対称行列に対する固有値問題を解いてエピ極点を求めた結果である．同様に図 3(d) に焦点距離の推定精度を示す．これらの図を見てわかる通り，提案法の推定精度が最も高いことがわかる．

図 3(e) は，従来法において基礎行列が退化して計算できなかった回数を示す．これに対して本手法では基礎行列は常に計算できた．また図 3(f) は得られた基礎行列がカメラパラメータに分解できなかった回数を示したものであり，従来法では，実際のカメ配置が変化していても誤差が大きくなると分解できなくなる回数が急激に増加するのに対し，提案法では誤差が大きくとも分解できる場合が多いことがわかる．

次に平面領域検出が不十分で，シーンから一つあ

るいは二つの平面領域しか検出されなかった場合を想定して実験を行なった．表 1 は標準偏差 1.0(画素)の場合の異なる誤差に対する 50 回のエピ極点の誤差の平均を示す．この表を見てわかる通り，一つの平面領域のみ検出された場合であっても，従来法や徐らの方法に比べ，精度が高い場合があることがわかる．ただし，検出された平面領域の選択によっては精度が落ちる場合もあり，これは選択した領域に対する射影変換の推定の精度が影響していると考えられる．

これを確認するために，各射影変換行列に対する標準変位 [5] $\{H^+, H^-\}$ のそれぞれからエピ極点の対 $\{e^+, e^-\}$ を推定し，それらの差 $\|e^+ - e^-\|$ の平均と分散を求めた．その結果を表 2 に示す．この表を見ると，エピ極点の推定の精度の悪いケースは，エピ極の標準変位の差 $\|e^+ - e^-\|$ の大きな射影変換行列を用いている場合であることがわかる．同様の手法を用いている Luong ら [12] の結果が悪いのもこの理由によるものと考えられる．この値を平面領域の選択基準として利用すれば，精度の良いエピ極点を得ることができると思われる．

7. 実画像実験

図 4 に実画像例を示す．図 4(a), (b) が入力画像であり，文献 [10] の対応づけ法を用いて対応を定めた．

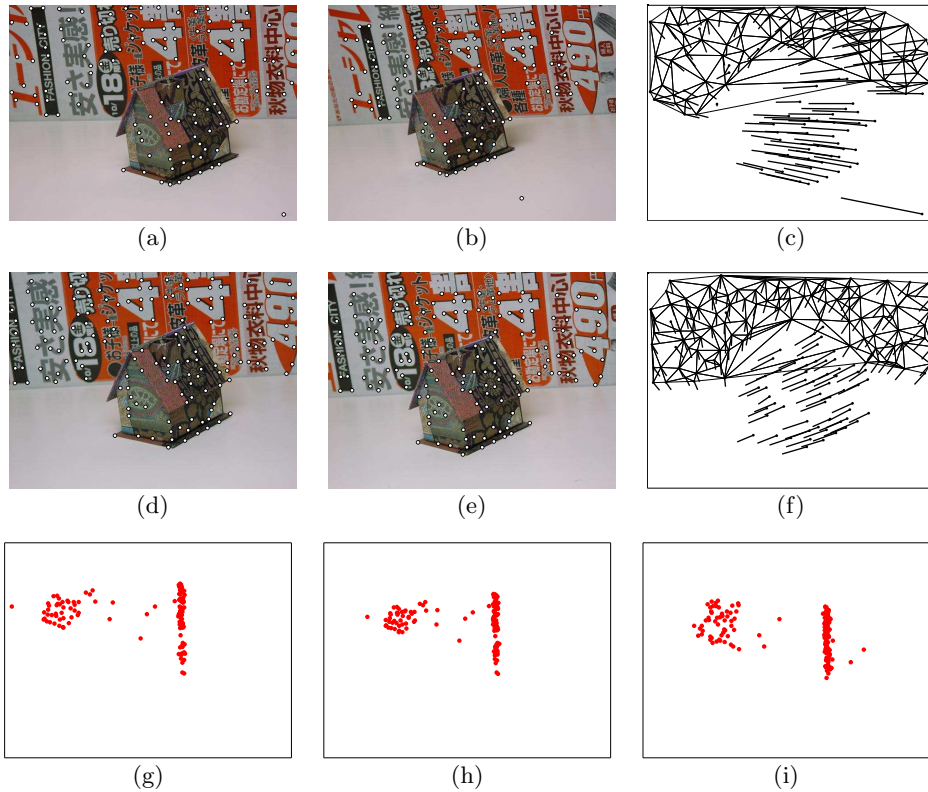


図 4: (a), (b) 入力画像と抽出した特徴点 . (c) (a) と (b) に対する平面検出結果 . (d), (e) 視点が若干移動した場合 . (f) (d) と (e) に対する平面検出結果 . 復元結果 (上から見た図): (g) (c) の対応と平面領域を用いた提案法による結果 . (h) (c) の対応から計算した基礎行列による結果 . (i) (f) の対応と平面領域を用いた提案法による結果 .

検出された対応の“オプティカルフロー”と検出された平面領域をドローネ三角形分割した結果を重ねたものを図 4(c) に示す . また図 4(d) と (e) は図 4 と同じシーンに対して , 少し移動して撮影した画像であり , 検出された対応と平面領域を図 4(f) に示す .

図 4(c) の対応と平面領域から提案法を用いて 3 次元復元した結果を図 4(g) に示す . 比較のために , 図 4(c) の対応から従来法で求めた復元結果を図 4(h) に示す . この画像例ではほぼ同じ精度で復元されていることがわかる . しかし , 図 4(c), (d) の画像に対しては , 提案法では図 4(i) に示す通り復元できたのに対し , 従来法で求めた基礎行列はカメラパラメータに分解できなかった .

また屋外シーンに対する実験結果を図 5 に示す . 図 5(a), (b) は入力画像と抽出された特徴点であり , 検出された平面領域を図 5(c) に示す . これらを用いて復元した結果を図 5(d) に , 従来法による復元結果を図 5(e) に示す . 見てわかる通り , 提案法はほぼ正しい平面領域を検出することに成功しており , 復元の精度も高いことがわかる .

別の屋外シーンに対する実験結果を図 6 に示す . 図 6(a), (b) は入力画像と抽出された特徴点であり , 検出された対応と平面領域を図 6(c) に示す . この実験では 2 枚の平面間の角度が大きいため , 基礎行列

が退化しやすいシーンである . 復元結果を比較すると , 提案法では 2 枚の平面がうまく復元されているのに対し , 従来法では右の平面がやや曲面となってしまうことがわかる .

もし人手により画像間の対応を定める場合 , 誤対応が存在せず , 得られた基礎行列も精度良く計算できるため , 提案法を用いてもそれほど精度は向上しないが , 実験で示した通り , 画像間の自動的な対応づけ法を用いた場合には得られる基礎行列は極めて不安定であり , そのような場合に対しても提案法は極めて安定かつ精度よく復元を行なえることがわかる .

8. まとめ

本論文では , 幾何学的 AIC を用いたシーン内の複数の平面領域検出法と , 検出された複数の平面領域に対する射影変換行列を用いた基礎行列の推定法 , 一枚の平面からのエピ極点の推定法を提案し , これらに基づく 3 次元復元を行なった .

人手で対応を定める場合 , 比較的精度の良い基礎行列を計算できるが , 自動対応づけ法を用いる場合は得られる基礎行列が不安定となり , カメラパラメータに分解できずに 3 次元復元が行なえないことも多い . しかしそのような場合に対しても本手法を用いて基礎行列を計算し直すことにより , 分解可能な基

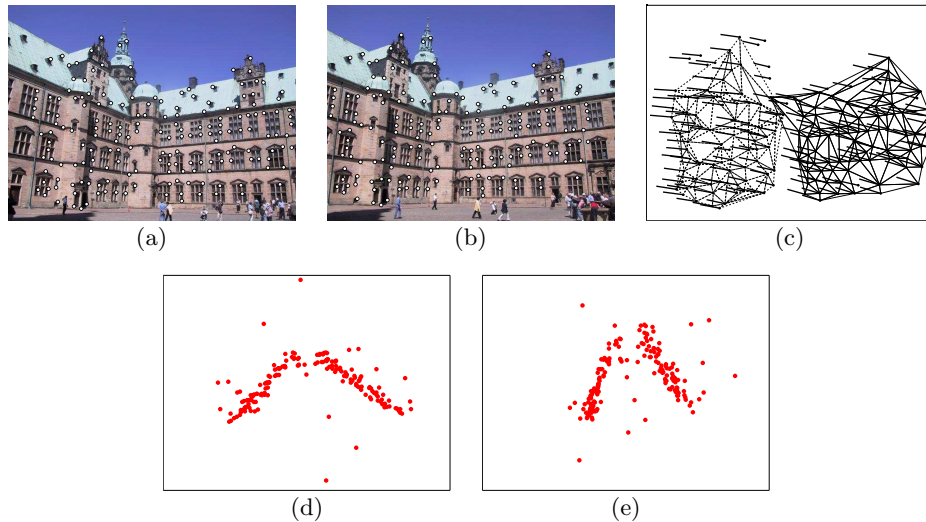


図 5: (a), (b) 入力画像と抽出した特徴点 . (c) 平面検出結果 . 復元結果 (上から見た図): (d) 提案法による結果 . (e) 点对応から計算した基礎行列による結果 .

礎行列を得ることができるだけでなく、その 3 次元復元の精度も向上することを示した .

謝辞: 有益なコメントを頂いた岡山大学の金谷健一教授に感謝します .

参考文献

- [1] C. Harris, M. Stephens, A combined corner and edge detector, *Proc. 4th Alvey Vision Conf.*, August 1988, Manchester, pp. 147–151.
- [2] R. Hartley, A. Zisserman, *Multiple View Geometry*, Cambridge University press, 2000.
- [3] K. Kanatani, *Statistical Optimization for Geometric Computation: Theory and Practice*, Elsevier Science, Amsterdam, 1996.
- [4] 金谷健一, 情報量基準による幾何学的モデル選択, *情報処理学会論文誌*, **37-6** (1996), 1073–1080.
- [5] K. Kanatani, N. Ohta, Y. Kanazawa, Optimal Homography Computation with a Reliability Measure, *IEICE trans. inf. & syst.*, Vol. E83-D, No. 7 July 2000.
- [6] 金谷健一, 松永力, 基礎行列の分解: 焦点距離の直接的表現, *情報処理学会研究報告*, 2000-CVIM-120-7, pp.49-56, 2000.
- [7] 金谷健一, 三島等, 未校正カメラによる 2 画像からの 3 次元復元とその信頼性評価, *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. 42, No. SIG 6 (CVIM 2), pp.1-8, 2001.
- [8] 金澤 靖, 金谷健一, 幾何学的 AIC による画像モザイク生成の安定化, *電子情報通信学会論文誌 A*, Vol. J83-A, No. 6 (2000), pp. 686–693.
- [9] 金澤靖, 金谷健一, 画像の特徴点に共分散行列は本当に必要か, *電子情報通信学会論文誌 A*, Vol. J85-A, No. 2 (2002), pp. 231–239.
- [10] 金澤靖, 金谷健一, 大域的整合性を保証するロバストな画像の対応づけ, *情報処理学会研究報告*, 2003-CVIM-136, 2003.
- [11] 河井良浩, 富田文明, ステレオ視における 3 次元復元の高精度化, *画像の認識・理解シンポジウム*, Vol.1, pp.159–164, 2002.
- [12] Q.-T. Luong, O. Faugeras, Determining the fundamental matrix with planes: unstability and new algorithms, *Proc. Comput. Vision Patt. Recog.*, June 1993, New York, U.S.A, pp. 489–494.
- [13] 三島等, 金谷健一, 基礎行列の最適計算とその信頼性評価, *情報処理学会研究報告*, 99-CVIM-118-10, pp.67–74, 1999.
- [14] 杉村健之, 佐藤淳, カメラの相互投影による trifocal tensor の計算と形状復元の安定化, *画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2002)*, Vol.2, pp.239–246, 2002.
- [15] B. Triggs, Autocalibration from planer scenes, *Proc. European Conf. Computer Vision*, June 1998, Freiburg, pp. 89–95.
- [16] R.Y. Tsai, T.S. Huang, Uniqueness and estimation of three dimensional motion parameters of rigid objects with curved surface, *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, **6-1** (1984), 13–27.
- [17] 植芝俊夫, 富田文明, 焦点距離が未知のステレオカメラによる 3 次元復元, *情報処理学会研究報告*, 99-CVIM-119-1, pp.1–8 1999.
- [18] 植芝俊夫, 富田文明, 注視運動下での 2 枚の画像からのセルフキャリブレーション, *画像認識・理解シンポジウム (MIRU2000)*, Vol.1, pp.415–420, 2000.
- [19] T. Ueshiba, F. Tomita, Calibration of multi-camera systems using plalar patterns, *Proc. Science on Computer Vision (SOV2002)*, September 2002, Okayama, pp.86–93.
- [20] E. Vincent, R. Laganière, Detecting planar homographies in an image pair, *Proc. 2nd Int'l. Symposium on Image and Signal Processing and Analysis*, June 2001, Pula, Croatia, pp. 182–187.
- [21] G. Xu, J. Terai, H.-Y. Shum, A linear algorithm for camera self-calibration, motion and structure recovery for multi-planar scenes from two perspective images, *Proc. Comput. Vision Patt. Recog.*, South Carolina, June 2000, pp.II:474–479.
- [22] Z. Zhang, A flexible new technique for camera calibration, *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, **22-11** (2000), 1330–1334.

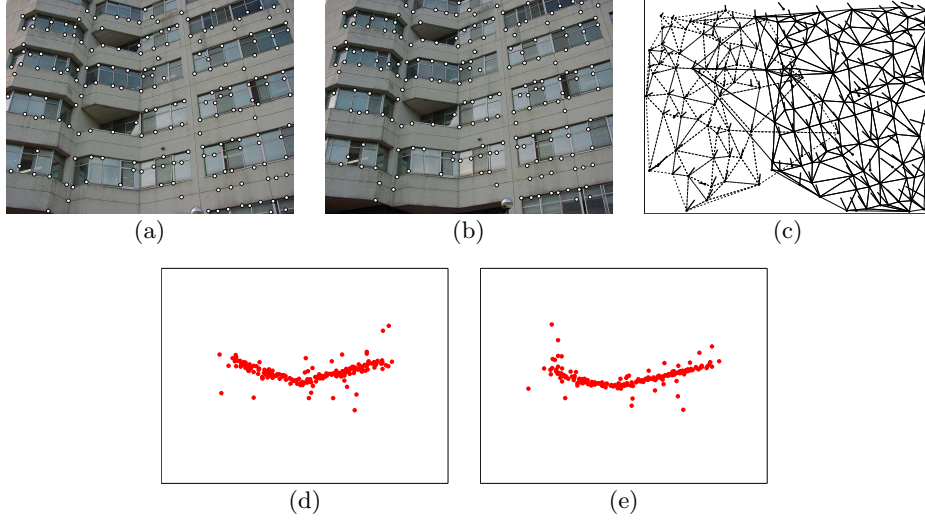


図 6: (a), (b) 入力画像と抽出した特徴点 . (c) 平面検出結果 . 復元結果 (下から見た図): (d) 提案法による結果 . (e) 点对応から計算した基礎行列による結果 .

A 直線 n_β の共分散行列の計算

$\tilde{x}'_\beta = Z[\mathbf{H}\mathbf{x}_\beta] = \mathbf{H}\mathbf{x}_\beta / (\mathbf{k}, \mathbf{H}\mathbf{x}_\beta)$ を用いれば, \tilde{x}_β の共分散行列は

$$V[\tilde{x}'_\beta] = \frac{\mathbf{H}V[\mathbf{x}_\beta]\mathbf{H}^\top}{(\mathbf{k}, \mathbf{H}\mathbf{x}_\beta)} \quad (26)$$

で与えられる . ただし, $\mathbf{k} = (0, 0, 1)^\top$ とする . 今 $\mathbf{n}'_\beta + \Delta\mathbf{n}'_\beta$ と摂動すれば

$$\begin{aligned} \mathbf{n}'_\beta + \Delta\mathbf{n}'_\beta &= (\tilde{x}'_\beta + \Delta\tilde{x}'_\beta) \times (\mathbf{x}'_\beta + \Delta\mathbf{x}'_\beta) \\ &= \tilde{x}'_\beta \times \mathbf{x}'_\beta + \Delta\tilde{x}'_\beta \times \mathbf{x}'_\beta \\ &\quad + \tilde{x}'_\beta \times \Delta\mathbf{x}'_\beta + \Delta\tilde{x}'_\beta \times \Delta\mathbf{x}'_\beta \end{aligned} \quad (27)$$

となるから, $O(\epsilon^2)$ 以降の項を無視すると次式を得る .

$$\Delta\mathbf{n}'_\beta = \Delta\tilde{x}'_\beta \times \mathbf{x}'_\beta + \tilde{x}'_\beta \times \Delta\mathbf{x}'_\beta \quad (28)$$

したがって直線 \mathbf{n}'_β の共分散行列 $V[\mathbf{n}'_\beta]$ は

$$\begin{aligned} V[\mathbf{n}'_\beta] &= E[\Delta\mathbf{n}'_\beta \Delta\mathbf{n}'_\beta{}^\top] \\ &= \mathbf{x}'_\beta \times V[\tilde{x}'_\beta] \times \mathbf{x}'_\beta - \mathbf{x}'_\beta \times V[\tilde{x}'_\beta, \mathbf{x}'_\beta] \times \tilde{x}'_\beta \\ &\quad - \tilde{x}'_\beta \times V[\mathbf{x}'_\beta, \tilde{x}'_\beta] \times \mathbf{x}'_\beta + \tilde{x}'_\beta \times V[\mathbf{x}'_\beta] \times \tilde{x}'_\beta \end{aligned} \quad (29)$$

で与えられる . ここで, もし $V[\mathbf{x}_\beta, \mathbf{x}'_\beta] = \mathbf{O}$ であれば

$$\begin{aligned} V[\tilde{x}'_\beta, \mathbf{x}'_\beta] &= \mathbf{H}V[\mathbf{x}_\beta, \mathbf{x}'_\beta] = \mathbf{O}, \\ V[\mathbf{x}'_\beta, \tilde{x}'_\beta] &= V[\mathbf{x}_\beta, \mathbf{x}'_\beta]\mathbf{H}^\top = \mathbf{O} \end{aligned} \quad (30)$$

となるから

$$\begin{aligned} V[\mathbf{n}'_\beta] &= \mathbf{x}'_\beta \times V[\tilde{x}'_\beta] \times \mathbf{x}'_\beta + \tilde{x}'_\beta \times V[\mathbf{x}'_\beta] \times \tilde{x}'_\beta \\ &= \mathbf{x}'_\beta \times \frac{\mathbf{H}V[\mathbf{x}_\beta]\mathbf{H}^\top}{(\mathbf{k}, \mathbf{H}\mathbf{x}_\beta)^2} \times \mathbf{x}'_\beta \\ &\quad + (\mathbf{H}\mathbf{x}'_\beta) \times V[\mathbf{x}'_\beta] \times (\mathbf{H}\mathbf{x}'_\beta) \end{aligned} \quad (31)$$

を得る . よって $V[\mathbf{n}'_\beta] = \epsilon^2 V_0[\mathbf{n}'_\beta]$ とおくと, 正規化共分散行列 $V_0[\mathbf{n}'_\beta]$ は

$$\begin{aligned} V_0[\mathbf{n}'_\beta] &= V_0[\tilde{x}'_\beta \times \mathbf{x}'_\beta] \\ &= \mathbf{x}'_\beta \times V_0[\tilde{x}'_\beta] \times \mathbf{x}'_\beta + \tilde{x}'_\beta \times V_0[\mathbf{x}'_\beta] \times \tilde{x}'_\beta \\ &= \mathbf{x}'_\beta \times \frac{\mathbf{H}V_0[\mathbf{x}_\beta]\mathbf{H}^\top}{(\mathbf{k}, \mathbf{H}\mathbf{x}_\beta)^2} \times \mathbf{x}'_\beta \\ &\quad + (\mathbf{H}\mathbf{x}_\beta) \times V_0[\mathbf{x}'_\beta] \times (\mathbf{H}\mathbf{x}_\beta) \end{aligned} \quad (32)$$

で与えられる .

B エピ極点推定のためのくりこみ法

パララクス直線からエピ極点の推定を行なうくりこみ法の手順は以下の通りである .

1. $c = 0, W_\beta = 1, \beta = 1, \dots, M$ とおく .
2. 次の行列 M, N を計算する .

$$M = \frac{1}{M} \sum_{\beta=1}^M W_\beta \mathbf{n}'_\beta \mathbf{n}'_\beta{}^\top, \quad N = \frac{1}{M} \sum_{\beta=1}^M W_\beta V_0[\mathbf{n}'_\beta] \quad (33)$$

3. 不偏モーメント行列

$$\hat{M} = M - cN \quad (34)$$

を計算し, その最小固有値 λ と対応する単位固有ベクトル e' を計算する .

4. もし $\lambda \approx 0$ であれば, e', c, M を返す . そうでなければ c と W_β を次のように更新する .

$$c \leftarrow c + \frac{\lambda}{(e', Ne')}, \quad W_\beta \leftarrow \frac{1}{(e', V_0[\mathbf{n}'_\beta])} \quad (35)$$