

## 特徴点の位置分布に基づくランダムサンプリングによる 平面領域のロバストな検出法

川上 裕司 伊藤 吉弘 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局所的な平面領域のロバストな抽出法を提案する。ここでは、予め画像の対応づけプログラム等により、画像の特徴点間の大まかな対応は取れているものとし、各特徴点に対して、他の全ての特徴点に対する距離を元にした確率分布を定義する。そして、その確率分布を用いて2重のランダムサンプリングによるRANSACを行なうことにより、シーン内の複数の平面領域を検出する。本手法は、ロバストかつ正確に平面領域を検出することができるだけでなく、画像内の直線検出のような他の局所特徴の検出に対しても応用できる。シミュレーション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。

### Robust Method for Detecting Planar Regions based on Random Sampling using Distributions of Feature Points

Hiroshi Kawakami Yoshihiro Ito Yasushi Kanazawa

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

We propose a robust method for detecting local planar regions in a scene with an uncalibrated stereo. Our method is based on random sampling using distributions of feature point locations. For doing random sampling in RANSAC procedure, we use an uniform distribution and the distributions for each feature point defined by the distances between the point and the other points. We first choose a correspondence by using an uniform distribution and next choose candidate correspondences by using the distribution of the chosen point. Then, we compute a homography from the chosen correspondences and find largest consensus set of the homography for detecting a local planar region in the scene. We repeat this procedure until all regions are detected. We demonstrate that our method is robust to the outliers in the scene by simulations and real image examples.

#### 1. はじめに

RANSAC [3] や LMedS [12] などのロバスト推定法は、アウトライア (外れ値) 除去とパラメータ推定を同時に行なえることから、今日コンピュータビジョン研究において、様々な応用や拡張が行なわれている [14, 15, 16]。一般に、RANSAC や LMedS において、データをランダムサンプリングするための分布として一様分布を用いる。正しいデータとアウトライアが画像内に大域的に存在している場合に、その正しいデータから大域的なパラメータを推定するには都合が良いが、画像内の一部に存在する正しいデータから、その局所的なパラメータを推定することは難しい。例えば、画像間の対応から基礎行列を求めたり、モザイク生成のための射影変換行列を求めることは、画像間の全ての正しい対応が満足すべ

き条件であることから、画像全体に一様な分布を用いることにより推定できるが、シーン内に存在する局所的な平面領域については、その射影変換行列を推定するのに必要な4点すべてがその領域内から選ばなければならない、そのような4点がランダムサンプリングして選ばれる確率は低い。したがって、多くの場合、サンプリングの回数を大幅に増やさなければならないが、その場合は逆に、対象としている平面領域が選ばれる前に、実際には存在しない平面に対する射影変換行列が得られてしまうことも多い。

Dickら [2] は、平面は地面に対して垂直であることを仮定して、偽の平面検出を避けている。坂元ら [13] は一方の画像の特徴点の分布の外接矩形を再帰的に分割し、LMedS と幾何学的 AIC [7] を用いた再帰的な分割を行なうことにより、局所平面領域を求めた。他にも、平面内は同じテクスチャを持つことを仮定すれば、そのテクスチャ情報を利用した検出法も考えられる。

†441-8580 豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1-1  
Tel: (0532)44-6888, Fax: (0532)44-6873  
E-mail: {kawakami,p2}@img.tutkie.tut.ac.jp,  
kanazawa@tutkie.tut.ac.jp

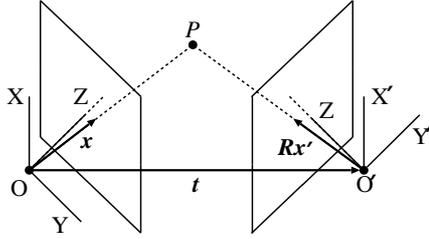


図 1: エピポーラ幾何

このように検出された平面領域に対する射影変換行列から，適合条件 [5] を用いることにより，逆に基礎行列を計算することができる．このように再計算された基礎行列は，通常の点の対応から計算された基礎行列に比べ，精度が良いことが示されている [13]．

しかし，上述した平面に関する鉛直性やテクスチャなどの知識を事前に仮定することは困難な場合も多い．また，モデル判定による領域分割法では，過分割される傾向にあるため，分割終了後に何らかの方法で領域の併合を行なう必要があるだけでなく，領域の分割方法に大きく依存してしまうため，最適性を保証できない．

そこで本論文では，平面領域内の特徴点は局所的に分布しているものとし，未校正なステレオカメラで撮影されたどちらか一方の画像の各特徴点に対し他の特徴点への確率分布を定義する．そして，それを用いた 2 重のランダムサンプリングによる RANSAC を行なうことにより，ロバストかつ正確に局所的な平面領域を検出する方法を提案する．

まず，それぞれの画像で別々に特徴抽出オペレータを適用して特徴点を抽出し，特徴点間の対応は対応づけプログラム [9] などを用いて行なう．次に，どちらか一方の画像において，各特徴点から他の特徴点への距離に基づく確率分布を定義する．そして，一様分布を用いてランダムに対応を一組選び，次にその選ばれた対応の点に対して定義された確率分布を用いて，他の対応を選ぶことにより，RANSAC を行なう．このようにランダムサンプリングを行なう確率分布を切り換えることにより，局所的に集中した点が選ばれやすくなる．また，同様な手法は画像内の線分検出に応用可能である．本手法の有効性を，シミュレーションだけでなく，実際の屋外シーンにおける実画像を用いた実験により示す．

## 2. 射影変換行列とエピポーラ幾何

図 1 に示すような座標系を考える． $O, O'$  はそれぞれカメラのレンズ中心であり， $Z, Z'$  はそれぞれのレンズの光軸を表わす．

シーン内の空間点  $P$  の投影位置を  $(x, y), (x', y')$

とすると，これらを次の 3 次元ベクトルで表わす．

$$x = \begin{pmatrix} x/f_0 \\ y/f_0 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad x' = \begin{pmatrix} x'/f_0 \\ y'/f_0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

これらの間には良く知られているエピ極線拘束条件

$$(x, Fx') = 0 \quad (2)$$

の関係があり，基礎行列  $F$  はランク 2 の特異行列である [5, 6]．

もし，空間点  $P$  が平面  $\Pi$  上に載っているとき，エピ極線拘束条件 (2) に加えて，更に次式のような関係を持つ [5, 6]．

$$x = Z[Hx'] \quad (3)$$

ここで， $Z[\cdot]$  はベクトルの第 3 成分を 1 とする正規化であり，行列  $H$  は射影変換行列と呼ぶ  $3 \times 3$  の正則行列である．射影変換行列  $H$  はスケールの不定性があるため，独立な要素は 8 個であり，同じ平面上に載った点の投影像が 4 組以上あれば計算することができる．このとき，行列  $F, H$  の間には適合条件

$$FH + H^T F^T = O \quad (4)$$

が存在する [5]．

更に，シーン内に複数の平面領域  $\Pi_i, i = 1, \dots, K$  が存在するとき，適合条件 (4) を用いれば，それらに対応する射影変換行列  $H_i$  から基礎行列  $F$  を推定することができる [5, 11]．逆に基礎行列が得られていけば，空間内の 3 点から適合する射影変換行列を求めることもできる [1]．複数の射影変換行列から基礎行列を推定した場合，直接点の対応から求めた基礎行列に比べ，カメラパラメータにロバストに分解でき，その精度も高くなる [13]．そこで，シーン内の平面領域を精度良く検出することが必要となる．

## 3. 局所的な平面領域の検出

まず，2 枚の画像  $I, I'$  に対し，Harris オペレータ [4] などの特徴抽出オペレータを用いて特徴点を抽出し，対応づけプログラム [9, 17] 等により特徴点間の対応を決定する．

次に，シーン内の局所的な平面領域に対する射影変換行列を求めるために，これらの対応に対して 2 重のランダムサンプリングによる RANSAC を用いる．このランダムサンプリングに用いる確率分布は，画像上での特徴点の位置の分布を用いて定義する．

シーン内の平面上に特徴点が載っているとすれば，その平面上の特徴点は画像内の局所部分に集中する．RANSAC で射影変換行列を求める場合，仮説を計

算するためには4組の対応が必要であるが、通常のRANSACのように一様分布を用いた場合、ある局所平面上の特徴点が一つ選ばれたとき、同じ平面上の他の3点が選ばれる確率は極めて低い。逆に、同じ平面上の3点が選ばれるようにするためには、画像全体において一様でなく、最初に選ばれた1点に依存するような分布を用いる必要がある。

そこで各特徴点において、他の特徴点に対する距離に基づく確率分布を個別に定義することを考える。そして、一様な分布で1点をランダムに選び、次に選んだ点に関する確率分布に切り換えて、残りの点を選ぶという2重のランダムサンプリング手法をとる。しかし、最初に選んだ点がアウトライアである可能性もあるため、確率分布を切り換えた後は、実際には4点選ぶ。

ステレオにおいては画像が2枚あるが、画像内の特徴点の分布の大きな分布はほぼ同じと考えてよいから、このような分布は、どちらか一方の画像についてのみ考えればよい。

### 3.1 特徴点に対する局所的な確率分布

画像  $I$  における特徴点を  $P_\lambda, \lambda=1, \dots, N$  とし、その座標を  $(x_\lambda, y_\lambda)$  とすると、特徴点  $P_\alpha, P_\beta$  間の距離  $d_{\alpha\beta}$  は、

$$d_{\alpha\beta} = \sqrt{(x_\alpha - x_\beta)^2 + (y_\alpha - y_\beta)^2} \quad (5)$$

で計算される。ここで、特徴点  $P_\alpha$  が選ばれた場合の特徴点  $P_\beta$  の条件付き確率  $p(\beta|\alpha)$  を距離  $d_{\alpha\beta}$  を用いて、次のように定義する。

$$p(\beta|\alpha) = \begin{cases} \frac{1}{Z_\alpha} e^{-s_\alpha d_{\alpha\beta}^2}, & \alpha \neq \beta \\ 0, & \alpha = \beta \end{cases} \quad (6)$$

ただし、

$$Z_\alpha = \sum_{\beta \neq \alpha} e^{-s_\alpha d_{\alpha\beta}^2} \quad (7)$$

とする。パラメータ  $s_\alpha$  は

$$\Phi(s_\alpha) = \sum_{\beta=1}^N (d_{\alpha\beta} - \bar{d}_\alpha) e^{-s_\alpha d_{\alpha\beta}^2}, \quad (8)$$

$$\bar{d}_\alpha = \frac{1}{N} \sum_{\beta=1}^N d_{\alpha\beta} \quad (9)$$

を解いて求める。これは、 $\sum_{\beta=1}^N p(\beta|\alpha) d_{\alpha\beta} = \bar{d}_\alpha$  となるように決めることに等しい。

このようにして得られた条件付き分布は、特徴点  $P_\alpha$  に近い特徴点ほど高い確率を持つ。

もし  $P_\alpha$  が選ばれたとき、条件付き確率  $p(\beta|\alpha)$  の高い特徴点  $P_\alpha$  を選ばれやすくするために、まず、次

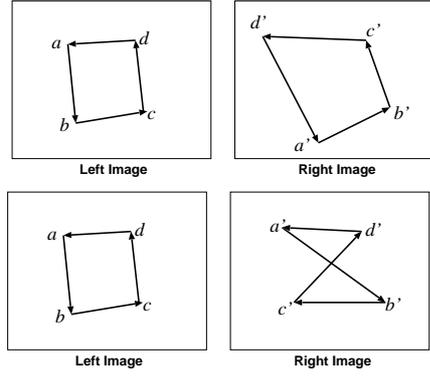


図 2: ねじれ判定。上段: 「ねじれ」なし。下段: 「ねじれ」。

のようなインデックス配列を用意し、

$$s_\alpha(\mu) = \mu, \quad \mu = 1, \dots, N \quad (10)$$

と初期化する。そして各  $P_\alpha$  に対し、 $p(s_\alpha(\beta)|\alpha)$  が降順となるように、インデックス配列  $s_\alpha(\beta)$  をソートしておく。こうすることにより、 $P_\alpha$  が選ばれたときの、 $P_\beta$  に対する条件付き累積確率  $q(\beta|\alpha)$  は次のように定義できる。

$$q(\beta|\alpha) = \sum_{\mu=1}^{\beta} p(s_\alpha(\mu)|\alpha) \quad (11)$$

### 3.2 局所分布を用いた RANSAC

画像  $I$  の特徴点  $P_\alpha$  に対応する画像  $I'$  の特徴点を  $P'_\alpha$  とする。式 (11) で定義された条件付き累積確率を用いた画像内の平面領域を検出するための RANSAC の手順は以下のようになる。

1. 特徴点对集合  $S = \{P_\lambda, P'_\lambda\}, \lambda=1, \dots, N$  から、対応をランダムに1つ選び、これを  $\alpha$  とする。
2.  $S_\alpha^{\max} = \phi, M_{\max}^\alpha = 0, H_{\max}^\alpha = 0$  と初期化する。
3. 条件付き確率  $p(\beta|\alpha)$  に基づき、4組の対応をランダムに選ぶ。条件付き確率  $p(\beta|\alpha)$  に基づくランダムな選択を行なうには、まず  $[0, 1)$  の範囲の一様分布の乱数  $r$  を発生させ、 $\beta$  を1から順に増やし、

$$r \leq q(s_\alpha(\beta)|\alpha) \quad (12)$$

となる点  $\beta$  を選ぶ。

4. 選んだ4組に対して、図2に示すように対応が「ねじれ」ていれば手順3に戻り、4組を選び直す。「ねじれ」ていなければ、射影変換行列  $H_\alpha$  を計算する。
5. 他の全ての対応に対し、再投影誤差 [5] を計算し、しきい値  $d$  以下<sup>1</sup>となる対応の集合を  $S_\alpha$  とし、その要素数を  $M_\alpha$  とする。

<sup>1</sup>実験では2画素とした。

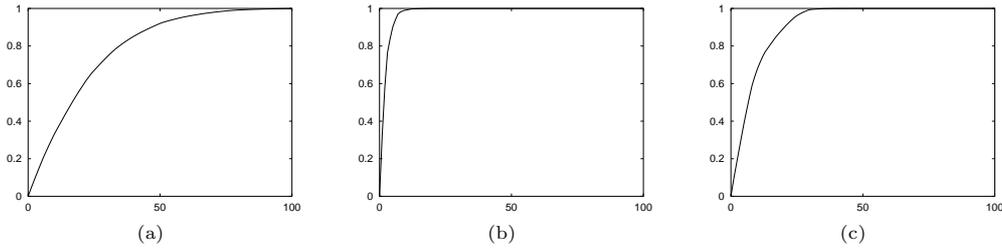


図 4: 図 3 における条件付き累積確率  $q(\beta|\alpha)$  の例: 横軸は距離でソートした点の番号, 縦軸は確率, (a) 中央の平面の印の点に対する分布, (b) 右下の  $\oplus$  印の点に対する分布, (c) 左の平面の  $\ominus$  印の点に対する分布.

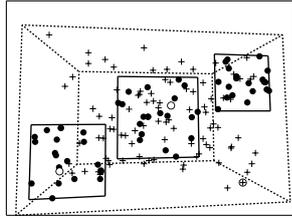


図 3: 画像例

6. もし,  $M_\alpha \geq M_\alpha^{\max}$  であれば,

$$S_\alpha^{\max} = S_\alpha, \quad M_\alpha^{\max} = M_\alpha, \quad H_\alpha^{\max} = H_\alpha, \quad (13)$$

と更新する. そうでなければ手順 3 に戻る.

7.  $H_\alpha^{\max}$  の更新されなかった回数が  $N_C$  を越え<sup>2</sup>, かつ対応集合  $S_\alpha^{\max}$  の要素数が  $s$  個以上<sup>3</sup>であれば, 得られた  $S_\alpha^{\max}$  から, 射影変換行列  $\hat{H}_\alpha$  を最適に計算する [8].
8. 対応集合  $S_\alpha^{\max}$  の要素数が  $s$  個未満であれば, 終了する. そうでなければデータ集合  $S - S_\alpha$  を改めて  $S$  とし, 1 に戻る.

## 4. 実験

### 4.1 局所分布の確認

まず, 条件付き累積確率  $q(\beta|\alpha)$  の分布を確認するために, シーン内に 3 枚の平面を配置し, 図 3 に示すように, 各平面上に 20 点 (図中の  $\bullet$ ), 平面に載っていない点を 90 点 (図中の  $+$ ) ランダムに発生させた. 図 3 中の中央の平面内の  $\ominus$  印の点における他の点への条件付き累積確率分布を図 4(a) に,  $\oplus$  印の点における条件付き累積確率分布を同図 (b) に, 左下の平面内の  $\ominus$  印の点における条件付き累積確率分布を同図 (c) に示す. 中央の平面上の点のように, 密集している部分の点においてはなだらかな曲線となり, 近くの点はほぼ一様に選ばれるが, 遠くなるとほとんど選ばれない. また点の分布が疎な部分においては, 急峻に立ち上がるため, 極めて近い点のみ選ばれるが, 少し離れた点からほとんど選ばれなくなる. つまり点の分布の集中度に適應して確率分

布が変化することにより, 近い点を効率良く選ぶことができる.

### 4.2 直線検出実験

3 節で述べた手法は, 1 枚の画像に存在する局所的な直線検出に対しても同様に適用可能である. そこでまず, 直線の本数と長さを変えた場合の検出性能について, シミュレーション実験を行なった.

画像内にある線分に対し, その上に特徴点を 20 点配置して検出された線分上の点とする. 同時にアウトライアとしてランダムに点を配置して, 実験を行なった. 生成した画像例を図 5(a) に示す. 図中, 印が線分上の点,  $+$  印がアウトライア, 破線が真の直線を表わす. 各線分の長さは画像の縦サイズのほぼ  $1/5$  で一定とし, 線分上の点の数とアウトライアの点の数の合計は 500 点となるようにした. これらのデータに対し, 平均 0, 標準偏差  $0 \sim 0.4$  (画素) の誤差を各特徴点の  $xy$  座標に独立に加え, 線分の本数を  $1 \sim 5$  まで変えたときの, 線分の検出率 (本数), 線分上の点の検出率と誤検出率を図 5(c), (d), (e) に示す. ここで, 正しい線分上の点を 10 点以上検出した場合にその線分を検出できたと判定した. また点の検出率  $P_c$ , 誤検出率  $P_e$  はそれぞれ

$$P_c = \frac{\text{検出した正しい点の個数}}{\text{正しい点の個数}}$$

$$P_e = \frac{\text{検出した誤った点の個数}}{\text{検出した点の個数}}$$

として求めた. 比較のために, 通常の一様分布を用いた RANSAC による結果も合わせて示している.

図を見てわかる通り, 通常の RANSAC は存在しない直線を検出することも多いのに対し, 提案法ではほぼ正しく線分を検出していることがわかる.

次に画像内の線分の本数を 5 本と固定し, 線分の長さを画像の縦サイズの  $1/6 \sim 1/2$  まで変え, 誤差を加えて実験を行なった. 画像例を図 5(b) に, 検出した本数, 検出率, 誤検出率をそれぞれ図 5(f), (g), (h) に示す. 見てわかる通り, 通常の RANSAC では, 短い線分に対して, 検出できていなかったり, 誤検出率が高いのに対し, 提案法では短い線分も正しく検出でき, 検出率も高いことがわかる.

<sup>2</sup>実験では 100 回とした.

<sup>3</sup>実験では 10 個とした.

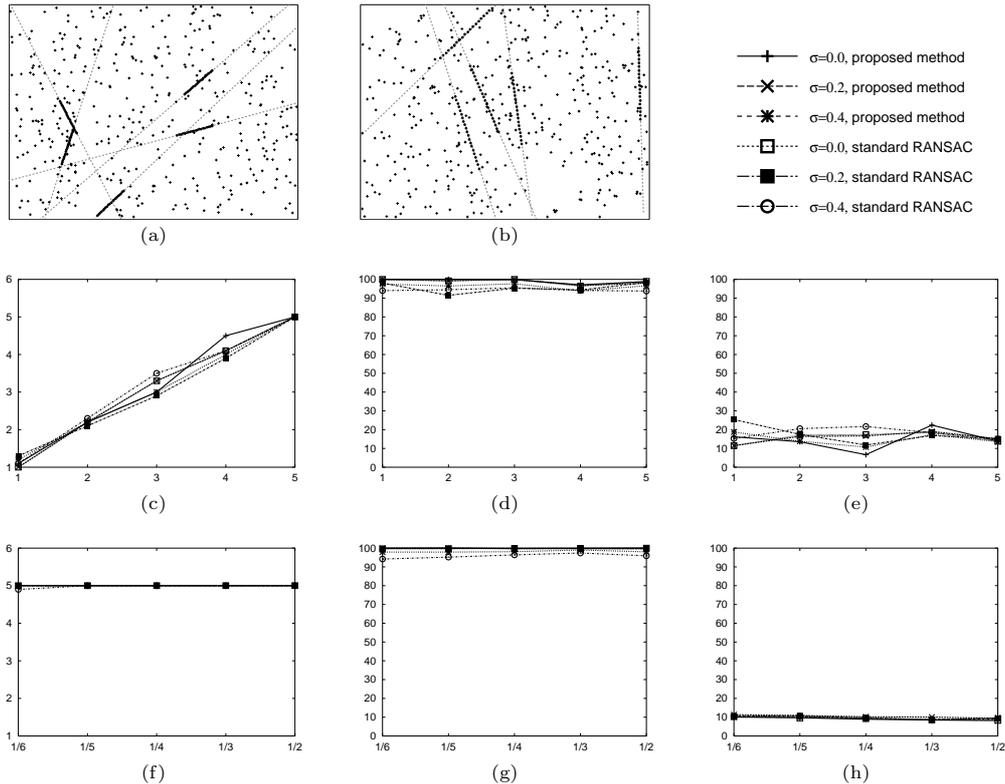


図 5: 線分検出実験．上段: 画像例, (a) 本数を変えた場合の画像例, (b) 長さを変えた場合の画像例．中段: 本数を変えた場合の結果, (c) 検出した線分の数, (d) 線分上の点の検出率, (e) 線分上の点の誤検出率．下段: 長さを変えた場合の結果, (f) 検出した線分の数, (g) 線分上の点の検出率, (h) 線分上の点の誤検出率．

次に、実画像に対して Sobel フィルタによりエッジ検出を行ない、2 値化後、細線化して得られた画像から 3000 点をランダムに取り出し、直線検出実験を行なった。ここでは、30 点以上得られた線分を示す。図 6(a) に原画像、同図 (b) に細線化画像と実際にデータとして用いた特徴点を重ねた画像を示す。また同図 (c) に提案法による線分検出結果、同図 (d) に通常の RANSAC を用いて検出した結果を示す。また別の画像に対する結果を図 7 に示す。いずれの結果も通常の RANSAC では検出できなかった直線を検出できていることがわかるが、他の実験を行なってみた結果、その差は小さいことがわかった。これは、2 次元的な広がりである距離により、各点に対する確率分布を定義したためと考えられ、もし、ある直線上の 1 次元的な尺度を元に確率分布を定義すれば、より良い検出結果が得られるのではないかと考える。

#### 4.3 平面領域検出のシミュレーション実験

直線検出実験の場合と同様に、平面の大きさを変えた場合と平面の枚数を変えた場合の 2 通りについて、シミュレーション実験を行なった。その結果を図 8 に示す。

まず、シーン内の平面を 1 枚から 5 枚まで変えた

ときの画像例を図 8(a) に、その結果を図 8(c), (d), (e) に示す。ここで、シーン内の特徴点数は 150 点と固定し、各平面上の点を 20 点、残りの点は平面を含むような直方体領域にランダムに発生させ、アウトライアとした。また各実験において、平均 0、標準偏差 0.0 ~ 0.4 (画素) のガウス雑音を誤差として特徴点の各座標に加えた。そして各平面領域において 10 点以上の点が検出されたものを検出できたと判定し、特徴点の検出率および誤検出率は、直線と同様に式 (14) で計算した。平面の検出数を図 8(c) に、平面上の特徴点の検出率および誤検出率を同図 (d) および (e) に示す。これらの図を見てわかる通り、通常の RANSAC では、平面の数が少ないときに存在しない平面を検出してしまうのに対し、提案法では正しく検出できるだけでなく、検出率、誤検出率ともに、通常の RANSAC に比べて良い結果が得られていることがわかる。

また、シーン内の平面の枚数を 2 枚とし、平面の大きさを画像の縦サイズの  $1/6 \sim 1/2$  まで変え、各特徴点に誤差を加えたときの画像例を図 8(b) に、実験結果を同図 (f), (g), (h) に示す。平面領域が小さくなると、通常の RANSAC では別の存在しない平面を検出してしまうのに対し、提案法ではほぼ正しく検出できていることがわかる。

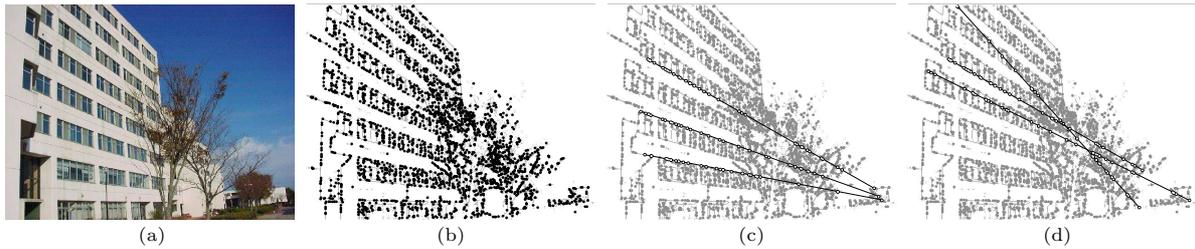


図 6: 実画像に対する線検出実験 . (a) 実画像 . (b) 細線化画像と実験に用いた特徴点 . (c) 提案法による検出結果 . (d) 通常の RANSAC による検出結果 .

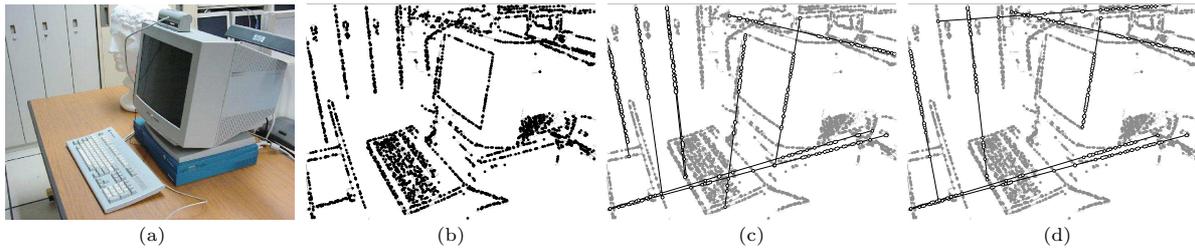


図 7: 実画像に対する線検出実験 . (a) 実画像 . (b) 細線化画像と実験に用いた特徴点 . (c) 提案法による検出結果 . (d) 通常の RANSAC による検出結果 .

#### 4.4 実画像実験

図 9 に実画像を用いた実験結果を示す . 同図 (a) がステレオ実画像 , 同図 (c) は領域の再帰的矩形分割および領域統合 [13] による結果 , 同図 (d) は通常の RANSAC による検出結果 , 同図 (e) は提案法による検出結果である . 見てわかる通り , 矩形分割による方法では中央の石垣を検出できていない . また通常の RANSAC では , 中央の石垣を検出できているが , 階段部分の平面に余分な点が含まれてしまっている . これに対し , 提案法ではいずれの部分もほぼ正しく検出されていることがわかる . 同図 (b) は , 検出した平面領域に対する射影変換行列を用いて基礎行列を計算し , それをカメラパラメータに分解して , 3 次元復元を行なった形状を横から見た図である . 点の対応から直接計算した基礎行列はカメラパラメータへの分解に失敗したため , 復元形状を得られなかった .

また図 10 および 11 は市街地の画像に対する結果である . これらの例でも , 通常の RANSAC では , 実在しない平面領域を検出してしまっているのに対し , 提案法ではほぼ正しく検出できているだけでなく , 3 次元復元した形状もほぼ正しいものが得られていることがわかる .

実験に用いた計算機は , Pentium IV 1.6 GHz , メモリ 512 MB , OS は Vine Linux 2.6 で , 図 9 の画像に対する 10 回の平均の処理時間は , 通常の RANSAC による方法が 11.9 秒 , 提案法が 11.4 秒であり , 提案法の方がやや速くなった . これは局所的に分布し

た点を効率良く選択できているためと考えられる .

#### 5. まとめ

未校正なステレオカメラにおいて , シーン内に存在する局所的な平面領域のロバストな抽出法を提案した . ここでは , 予め画像の対応づけプログラム等により , 画像の特徴点間の対応は大まかな対応は取れているものとし , 各特徴点に対して , その位置の分布を元にした確率分布を定義した . そして , その確率分布を用いて 2 重のランダムサンプリングを行なうことにより , シーン内の複数の平面領域をロバストかつ正確に検出することができることを示した . さらに本手法は画像内の直線検出のような画像内の局所特徴の検出に対しても応用可能であり , シミュレーションおよび実画像を用いた実験により , 本手法の有効性を示した .

謝辞

本研究の一部は , 文部科学省 21 世紀 COE プログラム「インテリジェントヒューマンセンシング」によった .

#### 参考文献

- [1] 千葉直樹, 蚊野 浩, 美濃導彦, 安田昌司, 画像特徴に基づくイメージモザイクング, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J82-D-II, No.10, pp.1581-1589, October 1999.
- [2] A. Dick, P. Torr, R. Cipolla, Automatic 3d modelling of architecture, *Proc. 11th British Machine Vision Conference (BMVC'00)*, September 2000, Bristol, pp 372-381.

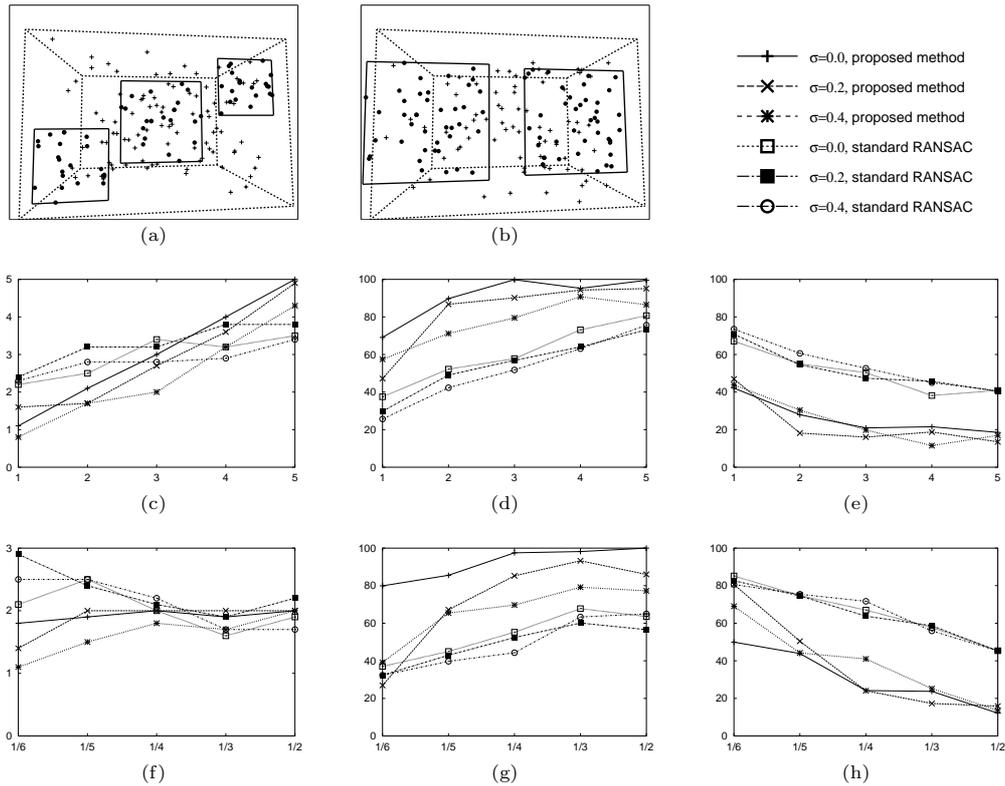


図 8: 平面検出実験 . 上段: 画像例 . (a) 枚数を変えた場合の画像例 . (b) 大きさを変えた場合の画像例 . 中段: 枚数を変えた場合の結果 . (c) 検出した平面の数 . (d) 平面上の点の検出率 . (e) 平面上の点の誤検出率 . 下段: 大きさを変えた場合の結果 . (f) 検出した平面の数 . (g) 平面上の点の検出率 . (h) 平面上の点の誤検出率 .

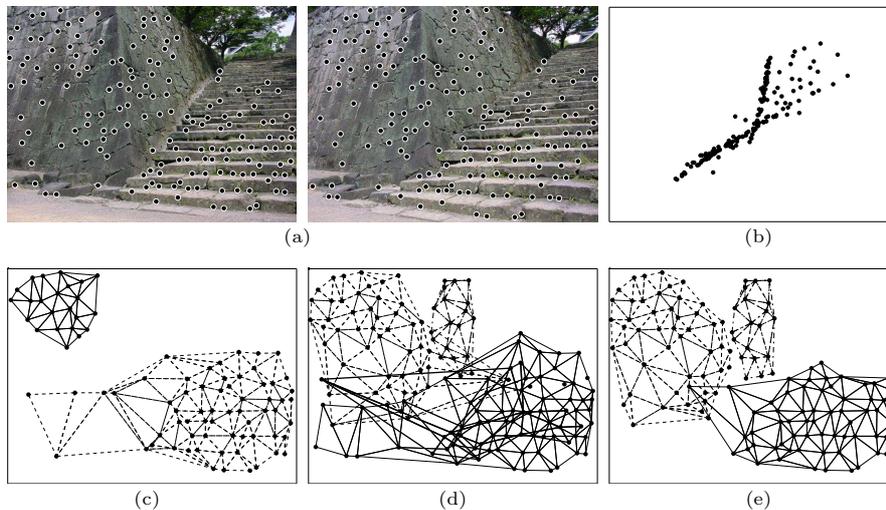


図 9: 実画像実験 . (a) 実画像 . (b) 射影変換行列から求めた基礎行列を使った 3 次元復元 (横から見た図) . (c) 分割併合法による検出結果 . (d) 通常の RANSAC による検出結果 . (e) 提案法による検出結果 .

- [3] M. A. Fischler, R. C. Bolles, Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, *Comm. ACM*, **24**-6, 381-395, 1981.
- [4] C. Harris, M. Stephens, A combined corner and edge detector, *Proc. 4th Alvey Vision Conf.*, August 1988, Manchester, pp. 147-151.
- [5] R. Hartley, A. Zisserman, *Multiple View Geometry*, Cambridge University press, 2000.
- [6] K. Kanatani, *Statistical Optimization for Geometric Computation: Theory and Practice*, Elsevier Science, Amsterdam, 1996.
- [7] 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, Vol. 37, No. 6, pp. 1073-1080, July 1996.
- [8] K. Kanatani, N. Ohta, Y. Kanazawa, Optimal homography computation with a reliability measure, *IEICE trans. inf. & Syst.*, Vol. E83-D,

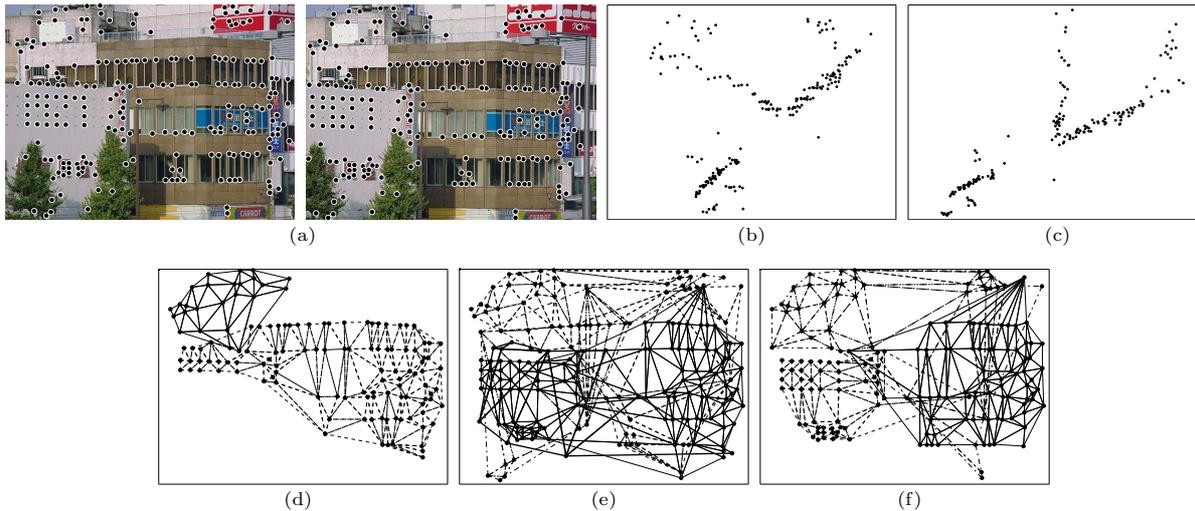


図 10: 実画像実験 . (a) 実画像 . (b) 射影変換行列から求めた基礎行列を使った 3 次元復元 . (c) 点対応から求めた基礎行列を使った 3 次元復元 . (d) 分割併合法による検出結果 . (e) 通常の RANSAC による検出結果 . (f) 提案法による検出結果 .

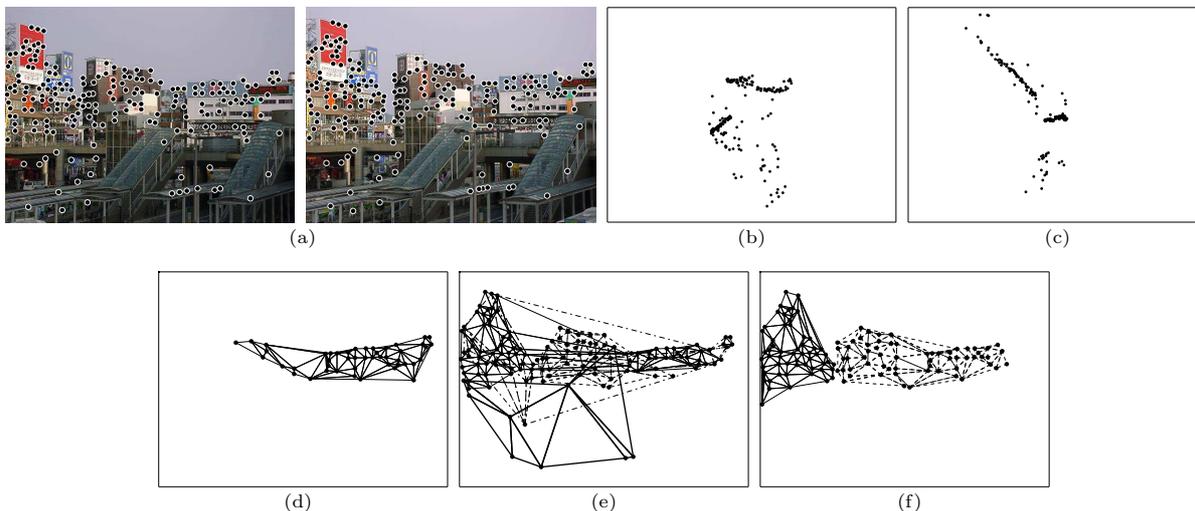


図 11: 実画像実験 . (a) 実画像 . (b) 射影変換行列から求めた基礎行列を使った 3 次元復元 . (c) 点対応から求めた基礎行列を使った 3 次元復元 . (d) 分割併合法による検出結果 . (e) 通常の RANSAC による検出結果 . (f) 提案法による検出結果 .

- No. 7, pp.1369–1374, July 2000.
- [9] 金澤 靖, 金谷 健一, 大域的な整合性を保証するロバストな画像のマッチング, 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. 44, No. Sig 17 (CVIM8), to appear.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] P. J. Rousseeuw and A. M. Leroy, *Robust Regression and Outlier Detection*, Wiley, New York, 1987.
- [13] 坂本 俊起, 川上 裕司, 金澤 靖, 平面領域検出によるロバストな 3 次元復元, 情報処理学会研究報告, CVIM-136-24, pp. 179–186, 2003.
- [14] P. H. S. Torr and A. Zisserman, Robust computation and parametrization of multiple view geometry, *Proc. Int. Conf. Computer Vision (ICCV'98)*, January 1998, Bombay, India, pp. 727–732.
- [15] P. H. S. Torr and A. Zisserman, MLESAC: A new robust estimator with application to estimating image geometry, *Comput. Vis. Image. Understand.*, **78-1**, 138–156.
- [16] P. H. S. Torr and C. Davidson, IMPSAC: Synthesis of importance sampling and random sample consensus, *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intel.*, **25-3**, 354–364.
- [17] Zhang, Z., Deriche, R., Faugeras, O. and Luong, Q.-T.: A robust technique for matching two uncalibrated images through the recovery of the unknown epipolar geometry, *Artif. Intell.*, Vol.78, pp.87–119 (1995).