

自己評価を伴うアクティブビジョン

金谷 健一*

Active Vision with Self-Evaluation

Kenichi Kanatani*

Active vision for constructing a three-dimensional model of the environment from images requires a robot to control its own motion. Since noise exists in images, the information they provide is not always complete. If the motion is too small, images can provide only *2-D information* without any depth clues. As the motion increases, we obtain incomplete 3-D information, which we call *2.5-D information*. After the motion becomes sufficiently large, we obtain complete *3-D information*. We give a geometric interpretation to these transitions by viewing the problem as *model fitting* of a manifold in an abstract data space. We also derive a decision rule based on the *geometric AIC*. This rule can be used as a means of *self-evaluation* for testing if the robot motion is sufficient for structure-from-motion analysis *without involving any empirically adjustable thresholds*. To demonstrate this, we give examples using synthetic and real-image data.

Key Words: Active Vision, AIC, Self-Evaluation, Model Selection, Structure-from-Motion

1. はじめに

「アクティブビジョン」とは、ロボットが画像から環境の3次元モデルを構築するとき、単に入力画像を解析するのではなく、解析が容易になるように自律的にカメラを制御することである[1][11]。本論文では2画像からの3次元復元 (structure from motion) [4][14]を考へる。これをアクティブに行うには、ロボットがある場所で物体を撮影し、3次元解析が容易になる位置に移動してもう1枚の画像を撮影すればよい。

明らかに、十分な3次元情報を得るにはカメラを十分に移動すればよい。しかし、そうすると特徴点の対応づけが困難になると同時にオクルージョンが生じ、見えていた特徴点が見えなくなったりする。オクルージョンを防ぎ、特徴点の対応づけを容易にするにはカメラの移動が少ないほどよいが、そうすると視差が少なくなり、画像に誤差があれば安定な3次元復元ができなくなる。

理想的な制御は「得られる画像が3次元解析に十分な視差を含む限り小さく」とる、あるいは「少ない移動距離で画像が3次元解析に十分な視差を含む方向に動かす」ことである。そのため、ある制御を行って得られる画像に十分な3次元情報が含まれているかどうかを「自己評価」できなければならない。

従来、この自己評価の問題はその本質的な重要性にもかかわらずほとんど考慮されていない。本論文では「幾何学的AIC」[9]によって合理的な自己評価が可能となることを示す。このとき何らの人為的なしきい値も設定する必要がなく、また画像の誤差の大きさに関する知識も必要としない。

2. 動画像の情報量

画像に誤差があるとき、2画像から物体の3次元形状とカメラの3次元運動を計算する原理は「多様体の当てはめ」である[7][8]。2次元画像間の対応点を1組与えることはその直積の4次元データ空間に1点を指定することである。4次元データ空間に $N (\geq 5)$ 組の点が与えられたとき、それらに「エビ極線方程式」と呼ばれる方程式で指定される3次元多様体 S を最適に当てはめることによってカメラの運動パラメータと物体までの奥行き距離が推定できる[9]。しかしカメラが静止していたり、並進がなく、単にレンズの中心に回転すれば(そのようなカメラの運動を「純粹回転」と呼ぶ)、4次元データ点は3次元多様体 S に含まれるある2次元多様体 S_R の上に縮退している。このとき2次元多様体 S_R を最適に当てはめることによってカメラの回転が推定できる。しかし、3次元多様体 S を一意的に当てはめることはできないので、物体の3次元形状に関する情報は何も得られない。例え並進が0でなくても、特徴点すべてが同一平面上にあれば、やはり4次元データ点は3次元多様体 S に含まれるある2次元多様体 S_{Π} の上に縮退している。しかし、 S_{Π} は S_R より多くのパラメータ(自由度)

原稿受付 1996年1月22日

*群馬大学工学部

*Faculty of Engineering, Gunma University

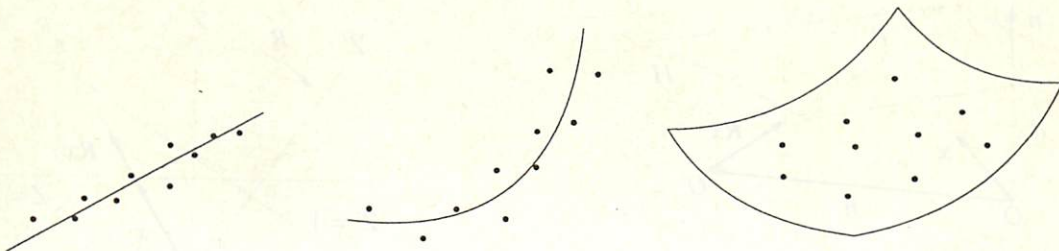


Fig.1 Left: A two-dimensional manifold with three degrees of freedom can be fitted
Middle: A two-dimensional manifold with eight degrees of freedom can be fitted
Right: A three-dimensional manifold with five degrees of freedom can be fitted

をもつ。このため2次元多様体 S_R を最適に当てはめることによって平面の方程式やカメラの3次元運動が推定できるが、解は一意的ではない[9]。

カメラの並進を0から次第に増加させると、4次元データ空間中でデータ点は特殊な2次元的配置からより一般の2次元的配置を経過して3次元的配置に移行し、その過程で得られる情報量が異なる。このことは次のように説明できる (Fig. 1)。

- (1) カメラの並進が小さいとデータ点はほぼ2次元多様体の上であり、3自由度2次元多様体を当てはめてその係数を安定に計算することはできるが、より自由度が大きい2次元多様体や3次元多様体を当てはめて係数を安定に計算することはできない。すなわち画像は「2次元情報」しかもたない。
- (2) 並進を少し増やすとデータ点の分布はひろがり、8自由度2次元多様体を当てはめてその係数を安定に計算することはできるが、3次元多様体を当てはめて係数を安定に計算することはできない。このような情報を「2.5次元情報」と呼ぼう。
- (3) 並進をさらに増やすとデータ点の分布はより広がり、5自由度3次元多様体を当てはめてその係数を安定に計算することができるようになる。このような情報を「3次元情報」と呼ぼう。

以下、画像が2次元情報しかもっていないか、2.5次元情報をもっているか、あるいは3次元情報をもっているかを自己評価する方法を与える。

3. 動画画像からの3次元復元の原理

カメラのレンズの中心を原点 O とし、その光軸を Z 軸とする XYZ 座標系をとる。原点 O と撮像面との距離を長さの単位にとれば、撮像は画像面 $Z = 1$ への透視変換とみなせる。画像面上で光軸の位置を画像原点とし、 X 軸、 Y 軸に平行な xy 画像座標軸をとると、画像座標 (x, y) の点は XYZ 座標系に関してベクトル $\mathbf{x} = (x, y, 1)^T$ で表される (T は転置を表す)。このカメラを XYZ 座標系に関して原点 O の周りに回転行列 R だけ回転し、ベクトル \mathbf{h} だけ平行移動した位置に移動する運動を考える (Fig. 2)。 $\{\mathbf{h}, R\}$ を「運動パラメータ」と呼ぶ。運動後のカメラに関する $X'Y'Z'$ 座標をとり、同様に $x'y'$ 画像座標系を定義すると、画像座標 (x', y') の点は $X'Y'Z'$ 座標系に関してベクトル $\mathbf{x}' = (x', y', 1)^T$ で表される。

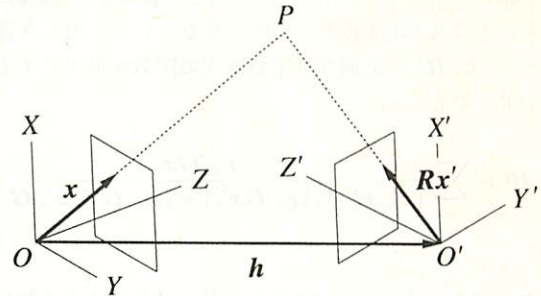


Fig.2 Geometry of camera motion

N 組の対応点 $(x_\alpha, y_\alpha), (x'_\alpha, y'_\alpha), \alpha = 1, \dots, N$ が与えられたとし、これをベクトル $\mathbf{x}_\alpha, \mathbf{x}'_\alpha$ で表して

$$\mathbf{x}_\alpha = \bar{\mathbf{x}}_\alpha + \Delta\mathbf{x}_\alpha, \quad \mathbf{x}'_\alpha = \bar{\mathbf{x}}'_\alpha + \Delta\mathbf{x}'_\alpha \quad (1)$$

と置く。 $\bar{\mathbf{x}}_\alpha, \bar{\mathbf{x}}'_\alpha$ は画像に誤差がないときに観測されるはずの真の位置である。誤差 $\Delta\mathbf{x}_\alpha, \Delta\mathbf{x}'_\alpha$ はそれぞれ独立で期待値 $\mathbf{0}$ 、共分散行列 $V[\mathbf{x}_\alpha], V[\mathbf{x}'_\alpha]$ の正規分布に従う確率変数であるとする[†]。画像処理によって得られるデータの精度をあらかじめ正確に推定することは実際上困難であるが、装置や処理アルゴリズムの特性から誤差の傾向 (一様であるとか等方であるとか、ある場所や方向に出やすいなど) を定性的に予想するのは可能であることが多い。そこで共分散行列 $V[\mathbf{x}_\alpha], V[\mathbf{x}'_\alpha]$ が「定数倍を除いて既知である」と仮定する。すなわち、ある未知の定数 ϵ があって

$$V[\mathbf{x}_\alpha] = \epsilon^2 V_0[\mathbf{x}_\alpha], \quad V[\mathbf{x}'_\alpha] = \epsilon^2 V_0[\mathbf{x}'_\alpha] \quad (2)$$

と書け、 $V_0[\mathbf{x}_\alpha], V_0[\mathbf{x}'_\alpha]$ は既知であるとする。 ϵ を「ノイズレベル」と呼び、 $V_0[\mathbf{x}_\alpha], V_0[\mathbf{x}'_\alpha]$ を「正規化共分散行列」と呼ぶ[5]。

ベクトル $\mathbf{x}_\alpha, \mathbf{x}'_\alpha$ は誤差がなければ次の「エビ極線方程式」を満たす[2]。

$$(\mathbf{x}_\alpha, G\mathbf{x}'_\alpha) = 0 \quad (3)$$

ただし、ベクトル \mathbf{a}, \mathbf{b} の内積を (\mathbf{a}, \mathbf{b}) で表し、 G は次のように定義される「基本行列」である[2]。

$$G = \mathbf{h} \times R \quad (4)$$

[†]ベクトル $\mathbf{x}_\alpha, \mathbf{x}'_\alpha$ の第3成分は共に定数1であるから、共分散行列 $V[\mathbf{x}_\alpha], V[\mathbf{x}'_\alpha]$ はそれぞれ XY 面、 $X'Y'$ 面を値域とするランク2の特異行列である。

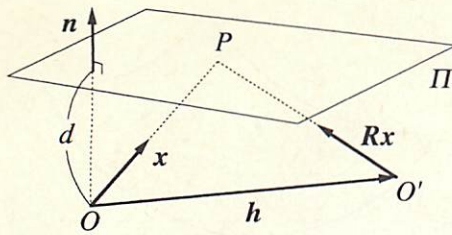


Fig. 3 Camera motion relative to a planar surface

ベクトル $\mathbf{a} = (a_i)$ と行列 $\mathbf{U} = (U_{ij})$ の外積 $\mathbf{a} \times \mathbf{U}$ はその (ij) 要素が $\sum_{k,l=1}^3 \varepsilon_{ikl} a_k U_{lj}$ の行列と定義する[†]. 画像に誤差があるときは式 (3) は必ずしも成り立たない. このとき運動パラメータ $\{\mathbf{h}, \mathbf{R}\}$ の最適な推定値は次の関数を最小にする「最尤推定量」である [5].

$$J[\mathbf{h}, \mathbf{R}] = \sum_{\alpha=1}^N \frac{(x_{\alpha}, \mathbf{G}x'_{\alpha})^2}{(x'_{\alpha}, \mathbf{G}^T V_0[x_{\alpha}] \mathbf{G} x'_{\alpha}) + (x_{\alpha}, \mathbf{G} V_0[x'_{\alpha}] \mathbf{G}^T x_{\alpha})} \quad (5)$$

並進 \mathbf{h} のスケールが不定であるから^{††}, $\|\mathbf{h}\| = 1$ と正規化する ($\|\mathbf{a}\|$ はベクトル \mathbf{a} のノルムを表す). 式 (5) の最小化は「くりこみ法」と呼ぶ反復法によって精度よく効率的に計算できる [3]~[5]. その解は「ラメル・ラオの下界」と呼ばれる精度の理論限界を第 1 近似において達成することが証明される [7]. 式 (5) の最小値 $J[\hat{\mathbf{h}}, \hat{\mathbf{R}}]$ を \hat{J} と書き, 一般モデル S の「残差平方和」と呼ぶ.

4. 平面モデルの残差平方和

物体が平面の場合であれば前節の解析は理論的には (すなわち画像に誤差がなければ) 破綻する [2]. 実際には画像に誤差があるので, 一般の場合のアルゴリズムを適用すれば何らかの解が得られるが, まったく信頼性のないものとなる. 平面の解析アルゴリズムもまた多くの研究者によって研究されている [10][12][13]. 平面 Π の単位法線ベクトルを運動前のカメラに関する XYZ 座標系に関して \mathbf{n} とし, 原点 O から平面 Π までの距離 (ベクトル \mathbf{n} の方向に正) を d とする. 位置ベクトルを \mathbf{r} とすると, 平面 Π の方程式は $(\mathbf{n}, \mathbf{r}) = d$ と書ける. 以下 $\{\mathbf{n}, d\}$ を「平面パラメータ」と呼ぶ (Fig. 3).

N 組の対応点 $\mathbf{x}_{\alpha}, \mathbf{x}'_{\alpha}, \alpha = 1, \dots, N$ が与えられたとき, 誤差がなければ次の式が満たされる [2][12][13].

$$\mathbf{x}'_{\alpha} \times \mathbf{A} \mathbf{x}_{\alpha} = 0 \quad (6)$$

ただし, 行列 \mathbf{A} は次のように定義する (\mathbf{I} は単位行列を表す).

$$\mathbf{A} = \mathbf{R}^T (\mathbf{h} \mathbf{n}^T - d \mathbf{I}) \quad (7)$$

誤差があれば式 (6) は必ずしも満たされない. このとき平面パラメータ $\{\mathbf{n}, d\}$ および運動パラメータ $\{\mathbf{h}, \mathbf{R}\}$ の最適な推定値は次の関数を最小にする「最尤推定量」である [6].

$$J[\mathbf{n}, d, \mathbf{h}, \mathbf{R}] = \sum_{\alpha=1}^N (\mathbf{x}'_{\alpha} \times \mathbf{A} \mathbf{x}_{\alpha}, \mathbf{W}_{\alpha} (\mathbf{x}'_{\alpha} \times \mathbf{A} \mathbf{x}_{\alpha})) \quad (8)$$

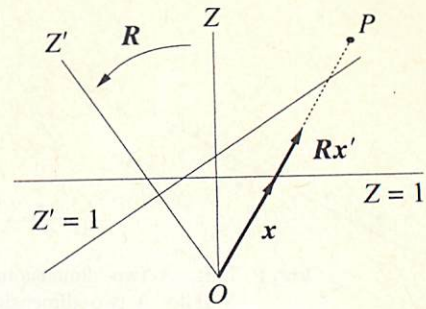


Fig. 4 Pure rotation of the camera

$$\mathbf{W}_{\alpha} = \left(\mathbf{x}'_{\alpha} \times \mathbf{A} V_0[\mathbf{x}_{\alpha}] \mathbf{A}^T \times \mathbf{x}'_{\alpha} + (\mathbf{A} \mathbf{x}_{\alpha}) \times V_0[\mathbf{x}'_{\alpha}] \times (\mathbf{A} \mathbf{x}_{\alpha}) \right)_2 \quad (9)$$

ベクトル $\mathbf{a} = (a_i), \mathbf{b} = (b_i)$ と行列 $\mathbf{A} = (A_{ij})$ との積 $\mathbf{a} \times \mathbf{A} \mathbf{b}$ は $\sum_{k,l,m,n=1}^3 \varepsilon_{ikm} \varepsilon_{jln} a_k b_l A_{mn}$ を (ij) 要素とする行列である. また $(\cdot)_r$ はランクを r に拘束した一般逆行列^{†††}を表す [6]. ランクを 2 に拘束するのは計算の数値的不安定を防ぐためである[†]. 式 (8) を最小にする平面パラメータおよび運動パラメータの最尤推定量 $\{\hat{\mathbf{n}}, \hat{d}\}, \{\hat{\mathbf{h}}, \hat{\mathbf{R}}\}$ は「くりこみ法」と呼ぶ反復法によって精度よく効率的に計算できる [10]. 式 (8) の最小値 $J[\hat{\mathbf{n}}, \hat{d}, \hat{\mathbf{h}}, \hat{\mathbf{R}}]$ を \hat{J}_{Π} と書き, 平面モデル S_{Π} の「残差平方和」と呼ぶ.

5. 回転モデルの残差平方和

並進 \mathbf{h} が $\mathbf{0}$ であれば, すなわちカメラの運動がレンズの中心の周りの純粋回転であれば, カメラに入射する光線に変化がなく, 何らの 3 次元情報も得られない (Fig. 4). N 組の対応点 $\mathbf{x}_{\alpha}, \mathbf{x}'_{\alpha}, \alpha = 1, \dots, N$ が与えられたとき, 誤差がなければ次の式が満たされる [2].

$$\mathbf{x}_{\alpha} \times \mathbf{R} \mathbf{x}'_{\alpha} = 0 \quad (10)$$

誤差があればこの式は必ずしも満たされない. このとき回転 \mathbf{R} の最適な推定値は次の関数を最小にする「最尤推定量」である [6].

$$J[\mathbf{R}] = \sum_{\alpha=1}^N (\mathbf{x}_{\alpha} \times \mathbf{R} \mathbf{x}'_{\alpha}, \mathbf{W}_{\alpha} (\mathbf{x}_{\alpha} \times \mathbf{R} \mathbf{x}'_{\alpha})) \quad (11)$$

$$\mathbf{W}_{\alpha} = \left((\mathbf{R} \mathbf{x}'_{\alpha}) \times V_0[\mathbf{x}_{\alpha}] \times (\mathbf{R} \mathbf{x}'_{\alpha}) + \mathbf{x}_{\alpha} \times \mathbf{R} V_0[\mathbf{x}'_{\alpha}] \mathbf{R}^T \times \mathbf{x}_{\alpha} \right)_2 \quad (12)$$

式 (11) の最小値 $J[\hat{\mathbf{R}}]$ を $\hat{J}_{\mathbf{R}}$ と書き, 回転モデル $S_{\mathbf{R}}$ の「残差平方和」と呼ぶ. 最尤推定量 $\hat{\mathbf{R}}$ を厳密に計算するには数値探

[†] ε_{ijk} は「エディントン・イプシロン」であり, (iji) が (123) の偶順列なら 1, 奇順列なら -1, それ以外は 0 をとる.

^{††} これは遠くの大きい物体に対するカメラの大きい運動と近くの小さい物体に対するカメラの小さい運動とが画像のみからは区別できないという事実に対応している.

^{†††} スペクトル分解し, 大きい r 個の固有値のみを残し, それ以外の固有値を 0 に置き換えて一般逆行列を計算したもの [6].

[‡] 式 (9) のかつこのなかはランク 3 の行列であるが, $\mathbf{x}_{\alpha}, \mathbf{x}'_{\alpha}$ がそれぞれ $\bar{\mathbf{x}}_{\alpha}, \bar{\mathbf{x}}'_{\alpha}$ に近づく極限でランクが 2 に落ちる [6].

素によらなければならないが、よい近似値が特異値分解を用いて解析的に計算できる [2][†].

6. 幾何学的情報量基準による自己評価

平面モデル S_{Π} は一般モデル S を特殊に限定して得られ、回転モデル S_R は平面モデル S を特殊に限定して得られるので、常に $\hat{J}_R \geq \hat{J}_{\Pi} \geq \hat{J}$ が成立している。「幾何学的 AIC」によれば、

$$K_R = \sqrt{\frac{N-5}{7N+5} \left(\frac{\hat{J}_R}{\hat{J}} + \frac{4N+6}{N-5} \right)} < 1 \quad (13)$$

が満たされるとき、2枚の画像は2次元情報しかもっていないと評価され、

$$K_{\Pi} = \sqrt{\frac{N-5}{7N+5} \left(\frac{\hat{J}_{\Pi}}{\hat{J}} + \frac{4N+16}{N-5} \right)} < 1 \quad (14)$$

が満たされるとき、2枚の画像は2.5次元情報しかもっていないと評価され、式 (13) (14) が成立しないときは2枚の画像は3次元情報をもっていると評価される [9]. ここで重要なことは次の2点である.

- 画像が2次元情報しかもっていないか、2.5次元情報をもっているか、3次元情報をもっているかのような“選択的判定”では従来は人為的なしきい値を設定する必要があったが、式 (13) (14) の判定には何らのしきい値も設定する必要がない.
- 判定は画像の誤差が小さければ厳しく、誤差が大きければ緩くしなければならないが、式 (13) (14) の判定に画像の誤差の大きさ (すなわちノイズレベル ϵ) を知る必要がない. すなわち、式 (13) (14) は画像の誤差に自動的に適応して、誤差が小さければ厳しい、誤差が大きければ緩い判定を行う.

ロボット工学の抱える問題の一つは実世界に適應する「適当なしきい値」を数多く必要とすることであり、そのために環境やセンサやその精度に関する深い知識が必要になり、実環境で多数の実験から経験的な値を設定しなければならないことである. 本手法はこれに一つの解決を与えるものである.

式 (13) の K_R はカメラの運動が純粋回転であるというモデルと一般のモデルの幾何学的 AIC の比の平方根であり、式 (14) の K_{Π} は物体が平面であるというモデルと一般のモデルの幾何学的 AIC の比の平方根である. 幾何学的 AIC は現在のデータに基づく最尤推定量の「将来のデータ」に関する残差平方和の不偏推定量である [9]. したがって K_R, K_{Π} はそれぞれ純粋回転モデルと平面モデルの一般モデルに対する当てはめ誤差の比と考えてよい. このことから K_R, K_{Π} が大きいほど画像のもつ3次元情報が大きいことを意味する.

7. 実験例

空間中に角度 120° をなす2枚の平面格子を移動する視点から撮影したシミュレーション動画像列を生成する. カメラの運動は一定方向に並進するとともに、物体像が常に視野のほぼ中央に入るように回転を加えたものである. 画像は 512×512 画素、焦点距離は $f = 600$ (画素) と想定し、各画像上の各格

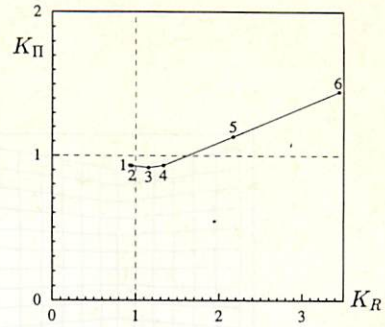


Fig. 5 Self-evaluation of a simulated motion (average)

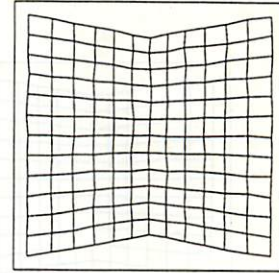


Fig. 6 The initial frame (simulation)

子点の x, y 座標に独立に期待値 0, 標準偏差 1 (画素) の正規乱数を誤差として加えたものを特徴点として、第 0 画像と比較して自己評価を行う. 各カメラ位置で誤差を毎回変えて評価を 100 回行って (K_R, K_{Π}) の平均値を計算し、並進距離を次第に増加させたときのその軌跡をプロットしたものが Fig. 5 である. 図の $0 < K_R < 1, 0 < K_{\Pi} < 1$ の領域では 2 次元情報しか得られない (位置 1, 2). 図の $1 < K_R, 0 < K_{\Pi} < 1$ の領域では 2.5 次元情報が得られ (位置 3, 4), $1 < K_R, 1 < K_{\Pi}$ の領域では 3 次元情報が得られる (位置 5, 6).

Fig. 6, Fig. 7 はそれぞれその位置に対応する画像例である. Fig. 8 は、Fig. 6 の第 0 画像と比較した自己評価の値 (K_R, K_{Π}) を示すとともに、それぞれの画像と第 0 画像とからくりこみ法 [4][10] によって最適に 3 次元復元を行って得られた形状をスケールを合わせ、同一の角度から見たもの図示したものである. 真の形状を点線で示し、一般モデルから復元した形状と平面モデルから復元した形状を重ねて図示している. $K_{\Pi} < 1$ のときに一般モデルから復元した形状 (位置 1, 2, 3, 4) はまったく意味のないものであり、 $K_{\Pi} > 1$ なら比較的忠実な復元が得られることが分かる.

Fig. 9 は実画像の動画像列に対する自己評価の値 (K_R, K_{Π}) の軌跡をプロットしたものである. これから位置 1, 2 では 2 次元情報、位置 3, 4 では 2.5 次元情報、位置 5, 6 では 3 次元情報が得られることが分かる. Fig. 10, Fig. 11 はその画像列であり、特徴点を表示してある. 特徴点はマウスで人為的に選んだが、このように選んだ特徴点は通常精度が極めて高いので、各画素の座標に期待値 0, 標準偏差 1 画素の正規乱数を加えて整数値に丸め、Fig. 10 の第 0 画像と比較して自己評価を行った.

[†] 以後の計算に必要なのは \hat{R} そのものではなく残差平方和 \hat{J}_R であるので、 \hat{R} が $J[\hat{R}]$ の真の最小値でなくても \hat{J}_R はよい精度で計算できる.

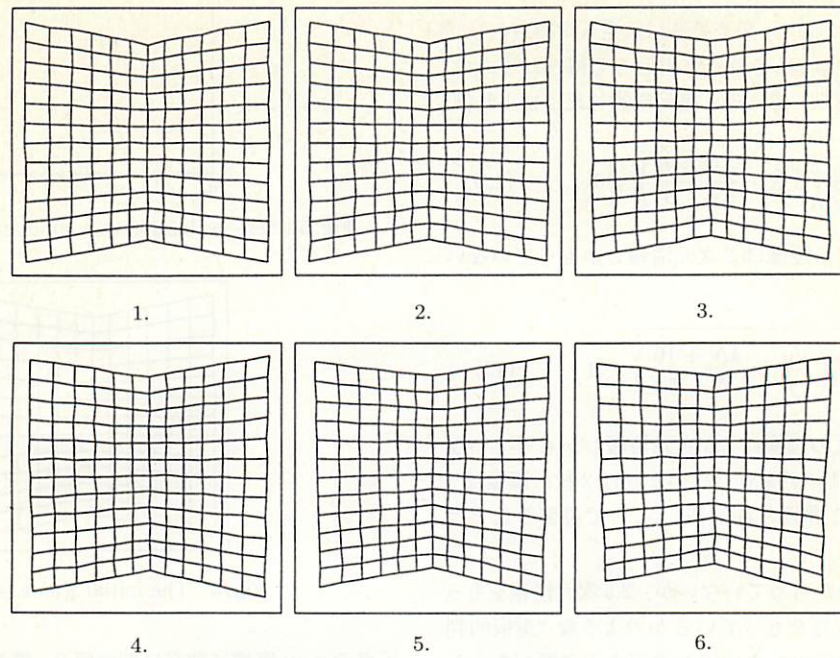


Fig. 7 The first to sixth frames (simulation)

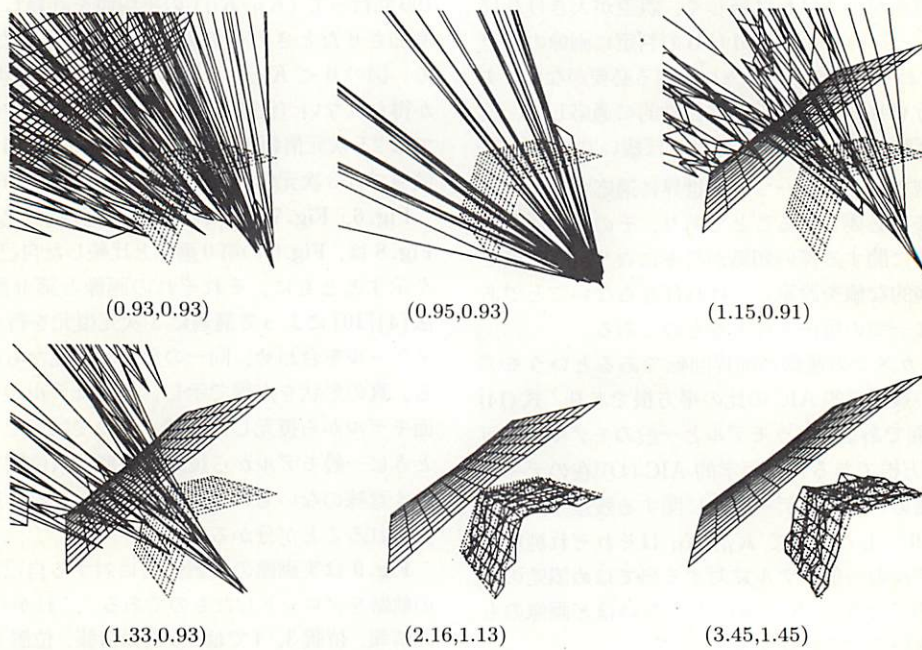


Fig. 8 Reconstructed 3-D shape and the values of (K_R, K_{II}) (the true shape is drawn in dashed lines)

Fig. 12 はそれぞれの画像と第 0 画像とから 3 次元復元を行って得られた形状をスケールを合わせ、同一の角度から見たものである。このように、復元のよさが自己評価の値 (K_R , K_{II}) の値からあらかじめ評価できることが分かる。

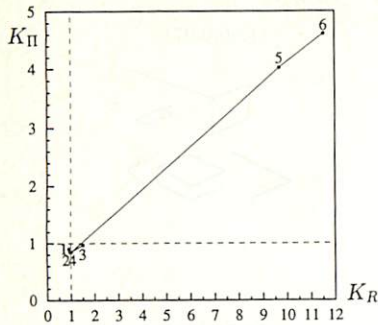


Fig. 9 Self-evaluation of the real image sequence



Fig. 10 The initial frame (real image)

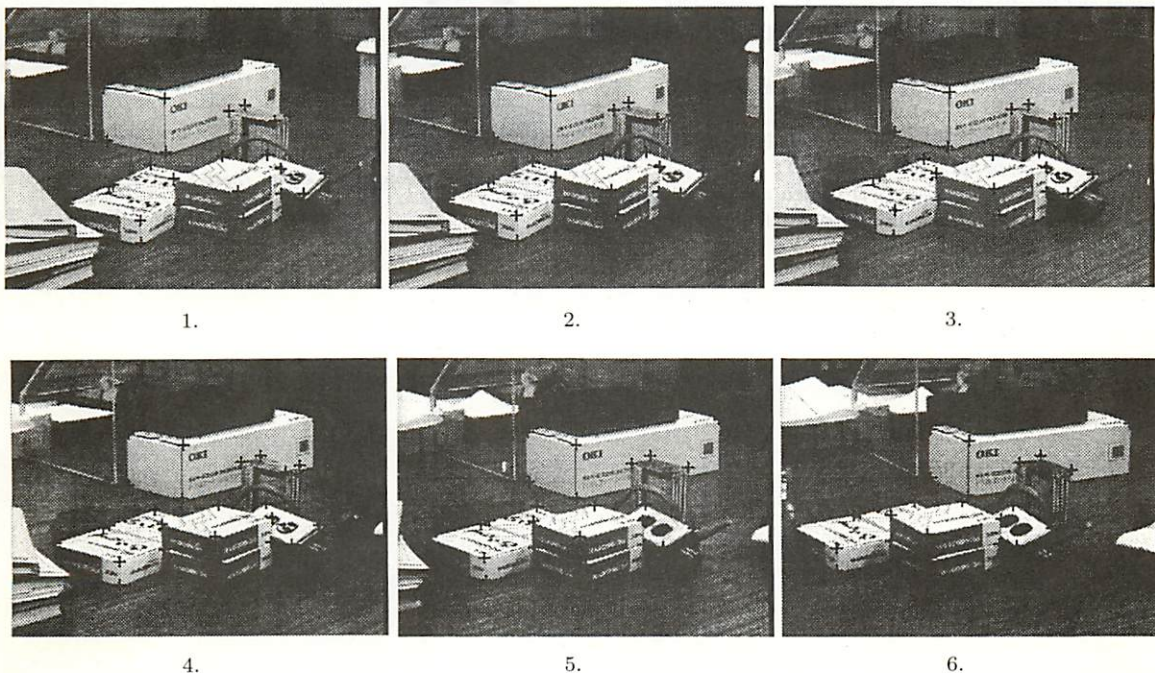


Fig. 11 The first to sixth frames (real images)

8. ま と め

本論文ではロボットが画像からの 3 次元環境モデルを構築するときに、ロボットが自分自身の移動によって画像から 3 次元情報がまったく得られないか、不完全な 3 次元情報しか得られないか、完全な 3 次元情報が得られるかを自己評価する判定基準を示した。このとき何らの人為的なしきい値も設定する必要がなく、また環境や画像の誤差の大きさに関する知識を必要としない。この評価は幾何学的 AIC に基づくものであり、そのメカニズムのデータ空間での多様体の当てはめ問題としての解釈を与えた。そして、その適用のシミュレーション例と実画像例を示した。

幾何学的 AIC は誤差の確率モデルに基づいて理論的に導出されるが、実際の場合には画像の誤差の由来を特に考慮する必要はない。誤差が焦点距離の校正やレンズの歪みによるものであっても、幾何学的 AIC は「理論的に正しい投影像が満たすべき条件を十分に満たしているか」を評価しているので、もし満たしていなければ誤差の由来が何であれ、安定な 3 次元復元ができないことを意味する。アクティブビジョンはこのような自己評価が伴って初めて意味のあるものであり、本論文の方法論によってアクティブビジョンの真の価値が発揮されるものと期待される。

[謝辞]

実験を手伝っていただいた日立製作所（当時群馬大学大学院生）の塩沢仁氏に感謝します。なお、本研究の一部は文部省科学研究費一般研究 B(No. 07458067) による。

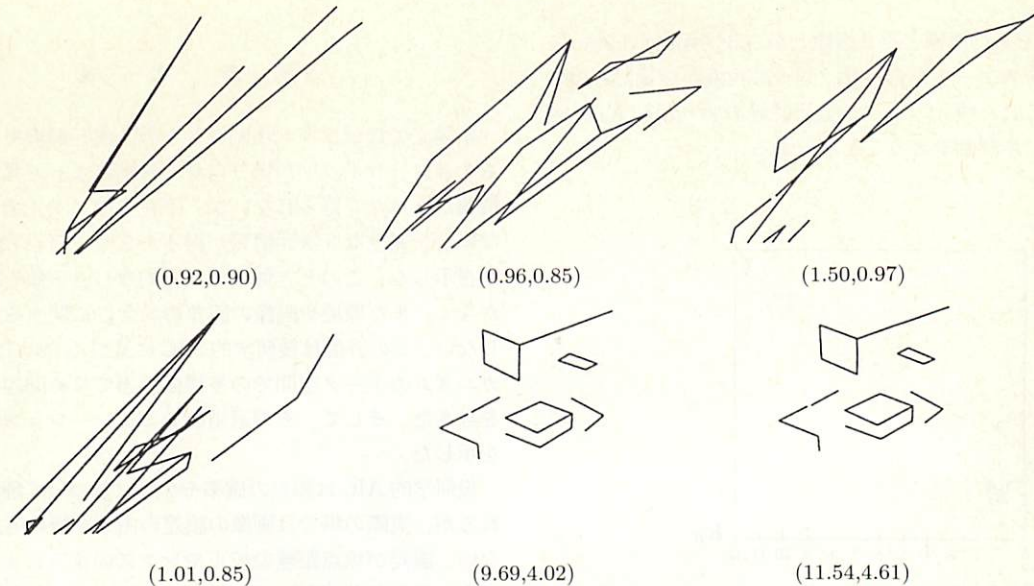


Fig. 12 Reconstructed 3-D shapes and the values of (K_R, K_{PI})

参 考 文 献

- [1] 石黒浩：“注視に基づくロボットの視覚”，人工知能学会誌，vol.10, no.4, pp.500-506, 1995.
- [2] K. Kanatani: Geometric Computation for Machine Vision. Oxford University Press, Oxford, 1993.
- [3] 金谷健一：“コンピュータビジョンのためのくりこみ法”，情報処理学会論文誌，vol.35, no.2, pp.201-209, 1994.
- [4] K. Kanatani: “Renormalization for motion analysis: Statistically optimal algorithm,” IEICE Trans. Inf. & Syst., vol.E77-D, no.11, pp.1233-1239, 1994.
- [5] 金谷健一：空間データの数理—3次元コンピューティングに向けて—，朝倉書店，1995.
- [6] K. Kanatani: Statistical Optimization for Geometric Computation: Theory and Practice. Elsevier Science, Amsterdam, 1996.
- [7] 金谷健一：“当てはめ問題の最適推定と精度の理論限界”，情報処理学会論文誌，vol.36, no.8, pp.1865-1873, 1995.
- [8] 金谷健一：“画像理解のための統計学：画像の幾何学的解釈の信頼性評価”，情報処理，vol.37, no.1, pp.52-60, 1996.
- [9] 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, 1996.
- [10] K. Kanatani and S. Takeda: “3-D motion analysis of a planar surface by renormalization,” IEICE Trans. Inf. & Syst., vol.E78-D, no.8, pp.1074-1079, 1995.
- [11] 久野義徳：“アクティブビジョン—歴史と展望—”，人工知能学会誌，vol.10, no.4, pp.493-499, 1995.
- [12] H.C. Longuet-Higgins: “The reconstruction of a plane surface from two perspective projections,” Proc. Roy. Soc. Lond., vol.B-227, pp.399-410, 1986.
- [13] J. Weng, N. Ahuja and T.S. Huang: “Motion and structure from point correspondences with error estimation: Planar surfaces,” IEEE Trans. Sig. Proc., vol.39, no.12, pp.2691-2717, 1991.
- [14] J. Weng, N. Ahuja and T.S. Huang: “Optimal motion and structure estimation,” IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell., vol.15, no.9, pp.864-884, 1993.



金谷健一 (Kenichi Kanatani)

1947年8月12日生。1972年東京大学工学部計数工学科(数理工学)卒業。1979年東京大学大学院博士課程修了。工学博士。現在、群馬大学工学部情報工学科教授。米国メリーランド大学、デンマークコペンハーゲン大学、英国オックスフォード大学、各客員研究員。1987年情報処理学会論文賞。情報処理学会、電子情報通信学会、IEEEなどの会員。
(日本ロボット学会正会員)