

タブー探索法による特徴点の滑らかな対応づけとエピポーラ方程式の復元

前田 幸枝, 徐 剛

立命館大学理工学部情報学科コンピュータビジョン研究室, 草津市

xu@cv.cs.ritsumei.ac.jp

http://www.cv.cs.ritsumei.ac.jp

あらまし 本論文では, 探索アルゴリズムの一つであるタブー探索法を用い, 弱中心射影のもとでの任意の視点による2枚の画像間の特徴点の対応づけとエピポーラ方程式の復元を同時に行う手法について論じる. まず, 特徴点からエピポーラ線との距離より目的関数を算出し, タブー探索法を用いそれを最小化させる特徴点の組み合わせ(対応点)を見つけ出す. ただし, これだけでは同じエピポーラ線上の特徴点の対応順序が逆になる場合がある. そこで, 視差の分散を目的関数に付け加えることで, 正しい対応づけができた.

Smooth Matching of Feature Points and Recovery of Epipolar Equation by Tabu Search

Yukie Maeda, Xu Gang

Computer Vision Laboratory, Department of Computer Science, Ritsumeikan University, Kusatsu-shi, Shiga, 525-8577, Japan

Abstract In this paper we propose a new approach to matching feature points and recovering epipolar geometry in a pair of uncalibrated weak perspective images. From the constraint that all feature point matches satisfy the same epipolar equation, we define a cost function including three terms: squared distances to the epipolar lines, and disparity variance, subtracting the number of point matches. Using *Tabu Search* to minimize the cost function, we match the feature points, discard the outliers and recover the epipolar equation in one step. Experiments on real images show that this approach is effective.

1 はじめに

3次元空間中での物体の形状復元と認識はコンピュータ・ビジョンの重要な課題の1つである. この2つの目的は異なっているが, ステレオによる形状復元と2次元モデルによる物体認識のいずれも, 2枚の画像間の対応問題を含んでいる [2]. しかし, 2枚の画像間の特徴点の対応づけを行うにはエピポーラ幾何の復元がなされている必要があり, またその逆に, エピポーラ幾何の復元には対応づけがなされている必要がある. そこで, 本研究では, 特徴点の対応づけがなされていない, かつエピポーラ方程式が未知である

2枚の画像から, エピポーラ方程式を拘束として用い, 対応付けとエピポーラ方程式を同時に求めることを目的とする [1]. エピポーラ幾何を用いた画像間特徴点の対応には, 従来, 中心射影画像では, 特徴点周辺パターンのテンプレートマッチングとロバスト推定を用いた手法 [3] と, アフィン射影では, 回転を含む特徴点周辺パターンのテンプレートマッチング, 弛緩法とクラスタリングを組み合わせた手法 [4] とが提案されていた. しかし, これらの手法は, 計算が複雑であるという問題点がある. また, 特徴点と特徴点との間の連結性に着目した手法も考えら

れるが、エッジ連結自身が難しい研究テーマとなる。本手法では、特徴点の座標情報のみを用いて、エピポーラ方程式を満たす最適な組み合わせをタブー探索法により見つける。本来、最初に特徴点周辺パターンテンプレートのマッチングと弛緩法により対応点の候補を絞れば、探索空間は小さくなり、最後のタブー探索も早くなるが、ここであえてタブー探索のみを用いることとし、その限界をあきらかにする。当然、これらのテクニックを組み合わせれば、より効率的な結果が得られると思われる。タブー探索法は、多数のメタ解法の中でも知名度はあまりないが、最近では、最も強力な近似アルゴリズムの一つと認識されつつあり、特に組み合わせ最適化問題に対して有効である [5]。タブー探索法により、目的関数を最小化する方法で特徴点の対応づけを行なうことで、弱中心射影のもとでのエピポーラ幾何が復元できる。従来は、目的関数は、共通のエピポーラ方程式を満たすように特徴点を対応させる度合と特徴点の数により公式化していた [1]。しかし、同じエピポーラ線上に、2 以上の特徴点がある場合、誤差の影響により順番が逆になることがあるので、本研究ではさらに、視差による影響を考慮し、視差の分散を目的関数に付け加えた。その結果、正しい対応づけが得られた。

2 エピポーラ方程式と視差

2.1 弱中心射影におけるエピポーラ方程式

通常、エピポーラ方程式は、

$$\tilde{x}^T F \tilde{x}' = 0 \quad (1)$$

である。ここで、 $\tilde{x} = [x, y, 1]^T$, $\tilde{x}' = [x', y', 1]^T$ は両画像における対応点の座標の拡張ベクトル (augmented vector) であり、アフィン射影のときは、 F は 3×3 の F 行列であり、

$$F = \begin{bmatrix} 0 & 0 & f_{13} \\ 0 & 0 & f_{23} \\ f_{31} & f_{32} & f_{33} \end{bmatrix}$$

と表せる。よって (1) を展開すれば、エピポーラ方程式は

$$f_{13}x + f_{23}y + f_{31}x' + f_{32}y' + f_{33}$$

$$= \mathbf{f}^T \mathbf{p}_i + f_{33} = 0 \quad (2)$$

と表される [4]。ただし、

$$\mathbf{p}_i = [x_i, y_i, x'_i, y'_i]^T, \mathbf{f} = [f_{13}, f_{23}, f_{31}, f_{32}]^T$$

2.2 ステレオ画像の平行化 (Rectification) と視差

エピポーラ方程式 (2) の幾何学的な意味は式 (3) のように変形すると分かる。

$$\begin{aligned} (-x \sin \alpha + y \cos \alpha) - \\ \rho(-x' \sin \gamma + y' \cos \gamma) + \lambda = 0 \end{aligned} \quad (3)$$

ただし、

$$\alpha = \text{atan2}(f_{13}, -f_{23}), \gamma = \text{atan2}(f_{31}, f_{32}) \quad (4)$$

$$\rho = \sqrt{\frac{f_{31}^2 + f_{32}^2}{f_{13}^2 + f_{23}^2}}, \lambda = \frac{f_{33}}{\sqrt{f_{13}^2 + f_{23}^2}}$$

$\text{atan2}(b, a)$ は、範囲 $[-\pi, \pi]$ の $\tan^{-1}(b/a)$ である。式 (4) の α, γ は画像平面内での回転角度、 ρ はスケールの変化、 λ は回転後の縦方向の平行移動を表す。つまり、画像 1 を画像平面内で α 回転させ、画像 2 を γ 回転させ ρ 倍し、縦方向に λ 移動させると、二枚の画像間の対応点の縦座標が一致するということである (図 1)。このことを式を使って説明すると次のようになる。画像 1 の点 (x, y) と画像 2 の点 (x', y') に対して、次のように点 (\bar{x}, \bar{y}) と (\bar{x}', \bar{y}') へ変換を行なう。

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \bar{x} \\ \bar{y} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha \\ -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} \bar{x}' \\ \bar{y}' \end{bmatrix} &= \rho \begin{bmatrix} \cos \gamma & \sin \gamma \\ -\sin \gamma & \cos \gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ \lambda \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

式 (3) と式 (5) により、式 (6) を得ることができる。

$$\bar{y} = \bar{y}' \quad (6)$$

これにより、対応点の垂直座標を一致させることができる。ここで、式 (7) のように視差 d を定義する。これは、座標変換後のエピポーラ線上での対応点の水平座標の差である。

$$d = \bar{x} - \bar{x}' \quad (7)$$

以上のプロセスをステレオ画像の平行化 (rectification) という [7]。

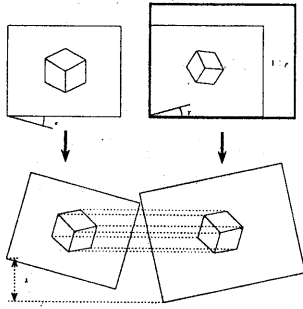


図 1: エピポーラ方程式の幾何学的解釈

2.3 $n(n>4)$ 点の対応からのエピポーラ方程式を満たす度合の算出

理想的に、全ての特徴点はエピポーラ線上にのるが、実際にはノイズの影響で距離が生じる。通常、2枚の画像の特徴点の対応がわかっているときに、エピポーラ方程式を算出するには、この距離を最小化することで求められる。画像間スケールを考慮した各特徴点とエピポーラ線との距離の加重自乗和は、

$$G = \sum_{i=1}^n \frac{(\tilde{\mathbf{x}}_i^T \mathbf{F} \tilde{\mathbf{x}}'_j)^2}{\mathbf{f}^T \mathbf{f}} = \sum_{i=1}^n \frac{(\mathbf{p}_i^T \mathbf{f} + f_{33})^2}{\mathbf{f}^T \mathbf{f}} \quad (8)$$

と表すことができる。上式の目的関数を最小化する \mathbf{f} を求めることで、エピポーラ方程式は求められる。 \mathbf{f} を求めることは、下記に定義される行列 \mathbf{W} の最小固有値に対応する固有ベクトルを求めることと同じになる。

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_0 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{p}_i \\ &= \frac{1}{n} [\sum_{i=1}^n x_i, \sum_{i=1}^n y_i, \sum_{i=1}^n x'_i, \sum_{i=1}^n y'_i]^T \end{aligned}$$

$$\mathbf{W} = \sum_{i=1}^n (\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_0)(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_0)^T$$

さらに、式(8)の目的関数 G の最小値は、行列 \mathbf{W} の最小の固有値である。この値はそれらの点対応が共通のエピポーラ方程式を満たす度合を示す。

3 目的関数の公式化

3.1 対応行列と共通のエピポーラ方程式を満たす度合

対応点の探索を行うには、目的関数を定義し、それを最小化する。そこで、特徴点の組み合わせを変えてやるために、対応行列 $\{m_{ij}\}$ を定義する。画像 1, 画像 2 の特徴点が求まっており、それぞれ特徴点が n_1, n_2 個存在していると仮定する。それぞれの 2 点の組合せ $\mathbf{x}_i (i = 1, \dots, n_1), \mathbf{x}'_j (j = 1, \dots, n_2)$ は、

$$m_{ij} = \begin{cases} 1 & (\mathbf{x}_i \text{ が } \mathbf{x}'_j \text{ と対応している}) \\ 0 & (\text{それ以外の場合}) \end{cases} \quad (9)$$

である対応行列と定義できる。 $\{m_{ij}\}$ により行列 \mathbf{W} が求められる。ただし、一方の画像の特徴点がある一方の画像のどの特徴点とも対応していない場合を考え、1 列全てが 0 であるなら 1, そうでないなら 0 とするような追加行 (e_c : extra column) を付け加える (図 2)。

	x'_1	x'_2	x'_3	x'_4	x'_5
x_1	0	0	1	0	0
x_2	0	1	0	0	0
x_3	1	0	0	0	0
x_4	0	0	0	1	0
e_c	0	0	0	0	1

図 2: 対応行列 m_{ij}

図 2 の対応行列 $\{m_{ij}\}$ では画像 1 の特徴点は 4 つ、画像 2 の特徴点は 5 つあり、対応点は 4 つある。目的関数は、特徴点の対応からのエピポーラ方程式を満たす度合と特徴点の数から算出する [1]。 m_{ij} を用いれば、式(8)は

$$G = \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} m_{ij} \frac{(\tilde{\mathbf{x}}_i^T \mathbf{F} \tilde{\mathbf{x}}'_j)^2}{\mathbf{f}^T \mathbf{f}} \quad (10)$$

と書ける。目的関数を

$$E(m) = \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} m_{ij} \frac{(\tilde{\mathbf{x}}_i^T \mathbf{F} \tilde{\mathbf{x}}'_j)^2}{\mathbf{f}^T \mathbf{f}}$$

$$\begin{aligned}
& - \lambda \left(\sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} m_{ij} - 4 \right) \\
& = V(\mathbf{W}) - \lambda(n-4) \quad (11)
\end{aligned}$$

と定義する。ここで、 $V(\mathbf{W})$ は、 $\{m_{ij}\}$ から決定される行列 \mathbf{W} の最小の固有値であり、共通のエピポラ方程式を満たす度合を示す。第2項は、対応点の数が出来るだけ大きくなるようにするためである。 $n = \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} m_{ij}$ は対応点の数である。対応点が4の時は、 $V(\mathbf{W})$ が0なので、5点目から、1点目ごとに λ 分だけ目的関数を減少させる。これにより対応点数が少なければ少ないほど $V(\mathbf{W})$ が小さくなることを防ぐ。

3.2 視差の分散

3.1の目的関数では、同じエピポラ線上に複数の特徴点がある場合、正しい対応点が求まらない場合がある。図3において正しい対応は $A-A'$, $B-B'$ であるとする。このとき両対応の視差は似ている。一方、 $A-B'$, $B-A'$ の対応も $V(\mathbf{W})$ を増すことがないので、選ばれる場合がある。しかしその場合、両対応の視差が大きく異なる。そこで、2.2で求められる視差 d の分散を求め、それを式(11)に付け加えたものを新たな目的関数とし、最小化を行なう。これによって、対応点の視差が滑らかになる。対応点の数を n とすると、視差の分散は、以下のように求めることができる。

$$d_0 = \frac{\sum_{i=1}^n d}{n}, \quad v = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (d-d_0)^2}{n}} \quad (12)$$

よって、視差の分散を考慮した目的関数は、

$$E(m) = V(\mathbf{W}) - \lambda(n-4) + \mu v \quad (13)$$

となる。これが本研究で用いる目的関数となる。

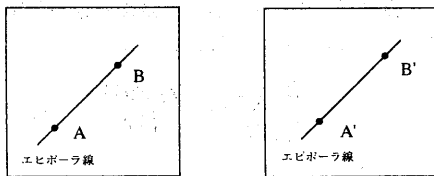


図3: 同じエピポラ線上の両点の対応の曖昧性

4 タブー探索法による対応付け

4.1 タブー探索法

タブー探索法は、多くの最小値問題に適用できる、効果的な探索法の一つであり、パスでつながっている点の中で形成される離散空間での探索を行なう。タブー探索法では、現在探索している位置から一ステップで移動できる位置の集合を近傍と呼び、枝を移動可能なパスとし、これを近傍グラフと呼ぶ(図4)。近傍グラフ上を目的

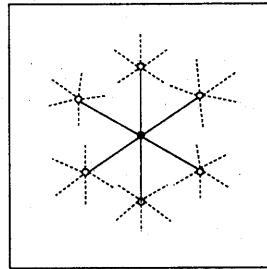


図4: 近傍グラフ

関数値が減少する方向に辿ることによって、解を改善する方法では、ローカルサーチが有名であるが、タブー探索法とでは、以下の点で異なる。

- 1) タブー探索法においては、目的関数値を減少させるような近傍が見つからないときでも停止せず、探索を続ける。
- 2) 再び同じ位置へ戻ることを避けるために、ある位置から近傍の次の位置への移動をした場合にその位置をタブーリストに加え、タブーリストに入っている位置への移動を禁止さす。

タブーリストのサイズが設定されていて、タブーリストがいっぱいになった時、先にリストに加えられたものから順にはずされていく(先入れ先出し)、待ち行列構造にすることで、行き場を失う可能性を防ぐ。しかし、タブーリストが長すぎると、能率が低くなり、また、短すぎると、最適解が得られないので、タブー探索法を基本としたタブーリストサイズを臨機応変に調節出来

るリアクティブタブー探索法を用いて、式(13)による対応点検出を行なう。

4.2 タブー探索法による特徴点の対応付けアルゴリズム

この節では、リアクティブタブー探索法(RTS)を用いた対応点探索の手順を示す。また、ここでの近傍は、対応行列 $\{m_{ij}\}$ の列の入れ換え、対応点の削除、および対応点の付加の三種類の操作により求める。

現在の位置を I_c 、その近傍の位置の集合を $I_i^l (l = 1, \dots, l)$ 、今まで選択された位置のうちの目的関数値を最も小さくする位置を I_b とし、そのときのそれぞれの目的関数値を $f_c, f_i^l (l = 1, \dots, l), f_b$ とおく。また、 $MTLS$ を現在のタブーリストサイズ、 TLL をタブーリストにある要素数とし、タブーリストは先入れ先出しとする。

RTS アルゴリズムを以下に示す。

Step1 初期化: I_c を任意の位置(対応行列) とする。そのときの目的関数値を f_c とし、 $I_b = I_c, f_b = f_c$ とする。また、 $MTLS = 1$ とし、 k を探索の回数とおき $k = 1$ とし、 k が最大回数 $IMAX$ になるまで探索を続ける。

Step2 近傍: 現在の位置 I_c から移動可能な近傍を $I_i^1, I_i^2, \dots, I_i^l$ とおく。 l は一回の操作で移動可能な近傍数とする。そのときの目的関数値をそれぞれ $f_i^1, f_i^2, \dots, f_i^l$ とおく、step3 に進む。

Step3

$f_i^1, f_i^2, \dots, f_i^l$ を昇順にし、 $f_i^{[1]}, f_i^{[2]}, \dots, f_i^{[l]}$ と示す。もし、 $I_i^{[1]}$ がタブーリストになく、もしくはそれにあるが $I_i^{[1]} < I_b$ である場合、 $I_c = I_i^{[1]}, f_c = f_i^{[1]}$ とし、step4 に行く。そうでなければ、 $I_c = I_i^{[L]}, f_c = f_i^{[L]}$ とし、step4 に行く。ここで、 $f_i^{[L]}$ は $f_i^{[2]}, \dots, f_i^{[l]}$ のうちタブーリストにはなく、最も値の小さなものである。もし、 $f_i^{[1]}, f_i^{[2]}, \dots, f_i^{[l]}$ が全てタブーリストにあるのならタブーリストサイズを減らし、 $I_c = I_i^{[1]}$ とし、step5 に進む。

Step4 step3 で選択された I_c が繰り返し選択されていないかどうか調べる。もし繰り返

返されているのなら、タブーリストサイズ ($MTLS$) を増やし、step5 に進む。

Step5 I_c をタブーリストの最後に入れ、 $TLL = TLL + 1$ とおく。(もし、 $TLL = MTLS + 1$ なら、タブーリストの最初の要素を取り除き $TLL = TLL - 1$ とおく。) もし、 $f_b > f_c$ なら $I_b = I_c, f_b = f_c$ とおく。また、もし $k = IMAX$ なら探索を終了させる。この時の I_b を正しい対応点の組合せとし、 f_b はそれに対応する目的関数値とする。 $k \neq IMAX$ なら、 $k = k + 1$ とおき、step2 に戻る。また、 $IMAX$ は、経験的に決めた最大のステップ数である。

5 実験結果

タブー探索プログラムを作成し、コンピュータの画像2枚と人形の画像2枚に対してそれぞれ実験を行なった。なお、特徴点については SUSAN・オペレータにより求めた[8]。この時の初期状態は、それぞれの画像の左上から右下へスキャンしていき、特徴点を番号づけ、同じ番号同士のものを初期状態とした。

比較のため、コンピュータの原画像を図5、目的関数式(11)と視差の分散の項を付け加えた目的関数式(13)によるそれぞれの対応づけの結果を図6、図7に示す。左画像、右画像の特徴点がそれぞれ19点、20点づつあり、2つの目的関数式でそれぞれ実験を行った。目的関数式(11)を用いた時、正しい対応点13点のうち8点正しく対応づけられたが、1-1の対応づけが1-2になり、8-7の対応が8-8になり、9-8の対応が9-9になり、13-13の対応が13-18になり、16-18の対応が16-13になり、余分に10-12が対応づけられ、6点間違った対応づけがなされた。このとき、 α は-3.104606、 γ は-3.009792となり、正しい対応における $\alpha = -3.128133, \gamma = -3.027115$ と値が近い。これにより、同じエッジ線上に複数の特徴点があり、間違った対応づけがなされたことがわかる。しかし、これらの対応では、正しい対応より視差が大きく異なるので、視差の分散の項を付け加えた目的関数式(13)を用いた結果、正しい対応点13点全てが対応づけられた。正しい対応では、目的関数式の第一項である $V(\mathbf{W})$ は

6.364520,第二項は-27,視差の分散である第三項は3.834937であり,目的関数値は-16.800543となった.また,目的関数式(11)における対応の場合,第一項は4.882812,第二項は-30となり,正しい対応のときよりも目的関数値が小さくなるが,このときの視差の分散は17.757641となるので,視差の分散の項を目的関数に付け加えることで,目的関数値が大きくなり,正しく対応づけられた.また,この実験では λ は3, μ は0.15,IMAXは300とし,演算時間はSGI O2で約45秒かった.

また同じように,人形の原画像を図8,目的関数式(11)と(13)によるそれぞれの対応づけの結果を図9,図10に示す.左画像,右画像の特徴点がそれぞれ21点,22点づつあり,それぞれ実験を行った.目的関数式(11)を用いた時,正しい対応点16点のうち,15点とも正しく対応づけられたが,15-14の対応が15-15となり,2点多く間違った対応12-10,20-18が付け加えられた対応づけがなされた.また,このとき, α は2.972073, γ は2.975059となり,正しい対応における $\alpha = 3.023268$, $\gamma = 3.023483$ と値が近いことで,間違った対応づけがなされたことがわかる.視差の分散の項を付け加えた目的関数式(13)を用いた結果,正しい対応点16点のみ,対応づけられた.正しい対応では,目的関数式の第一項である $V(\mathbf{W})$ は2.094691,第二項は-18,視差の分散である第三項は4.054317であり,目的関数値は-11.850992となった.また,目的関数式(11)における対応の場合,第一項は2.573414,第二項は-21となり,正しい対応のときよりも目的関数値が小さくなるが,このときの視差の分散は7.176159となるので,視差の分散の項を目的関数に付け加えることで,目的関数値が大きくなり,正しく対応づけられた.また,この実験では λ は1.5, μ は0.35,IMAXは300とし,演算時間はSGI O2で約60秒かった.

6 むすび

従来のエピポーラ方程式のみからなる目的関数では,同じエピポーラ線上に複数の特徴点がある場合,正しい結果を得ることが出来ない場合がある.そこで,視差の変化が滑らかとなる対

応を行なうため,視差の分散という項を目的関数に付け加えた.この目的関数を用い,2枚の画像の特徴点の対応づけを行うためのタブー探索プログラムを作成し,実験を行ったところ,正しい対応づけを求めることができた.

参考文献

- [1] Qifa Ke, Gang Xu and Song De Ma, "Recovering Epipolar Geometry by Reactive Tabu Search", Proc of 6th International Conference on Computer Vision, pp.767-771, Jan. 1998
- [2] Gang Xu and Z.Zhang, "Epipolar Geometry in Stereo, Motion and Object Recognition: A Unified Approach" Kluwer Academic Press, 1996
- [3] Z.Zhang, O.Faugeras, and Q.-T.Luong, "A robust technique for matching two uncalibrated images through the recovery of the unknown epipolar geometry", Artificial Intelligence Journal, Vol.78, pp.87-119, 1995
- [4] Gang Xu, "A Unified Approach to Image Matching and Segmentation in Stereo, Motion and Object Recognition via Recovery of Epipolar Geometry", VIDERE: A Journal of Computer Vision Research, Vol.1, No.1, pp.21-56, 1997
- [5] 高山 裕志, 久保 幹雄, 森戸 晋, "スケジューリングと Tabu Search", オペレーションズ・リサーチ, pp.47-54, January.1995
- [6] Djurdje Cvijovic, Jacec Klinowski, "Taboo Search: An Approach to the Multiple Minima Problem", SCIENCE, Vol.267, pp.664-666, February. 1995
- [7] 徐 剛, 辻 三郎, "3次元ビジョン", 共立出版, 1998
- [8] S.M.Steve and M.Brady, "SUSAN-a new approach to low level image processing", Int'J.Comput.Vision, 23(1), pp.45-78, 1997

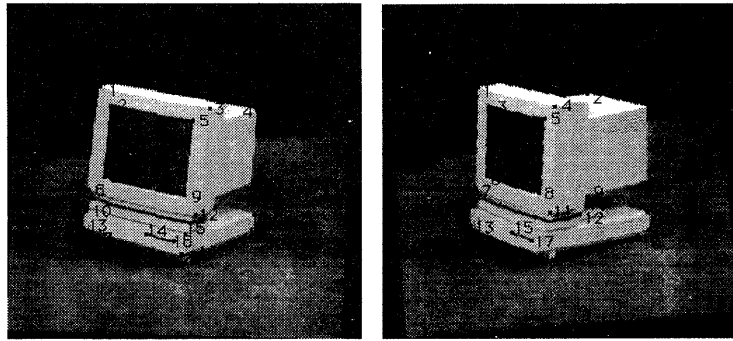


図 5: 原画像:左画像, 右画像の特徴点がそれぞれ 1 から 19 点, 1 から 20 点づつある

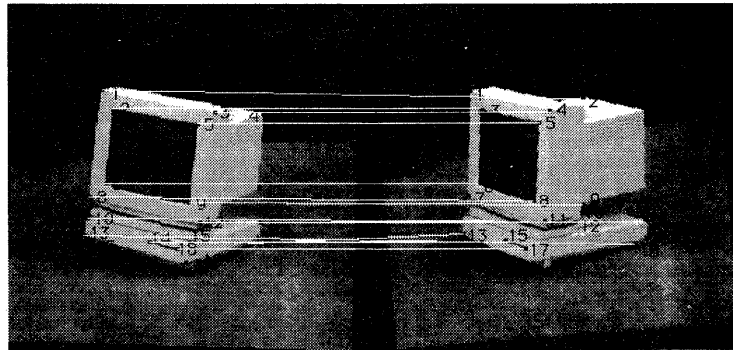


図 6: 目的関数式 (11) による対応付けの結果

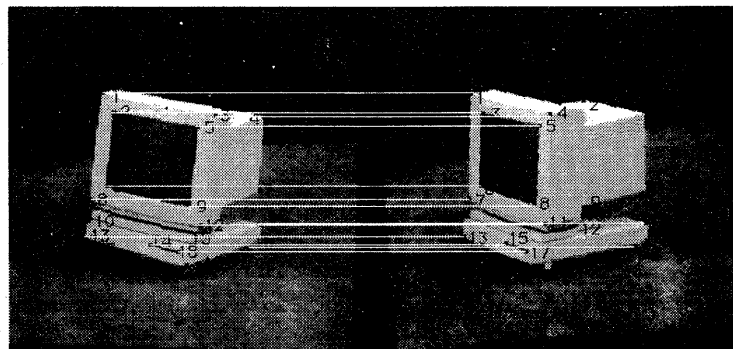


図 7: 目的関数式 (13) による対応付けの結果

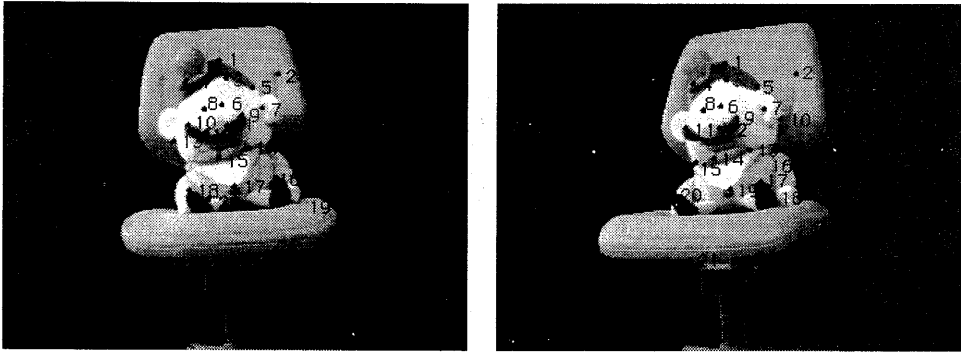


図 8: 原画像:左画像,右画像の特徴点がそれぞれ1から21点,1から22点づつある

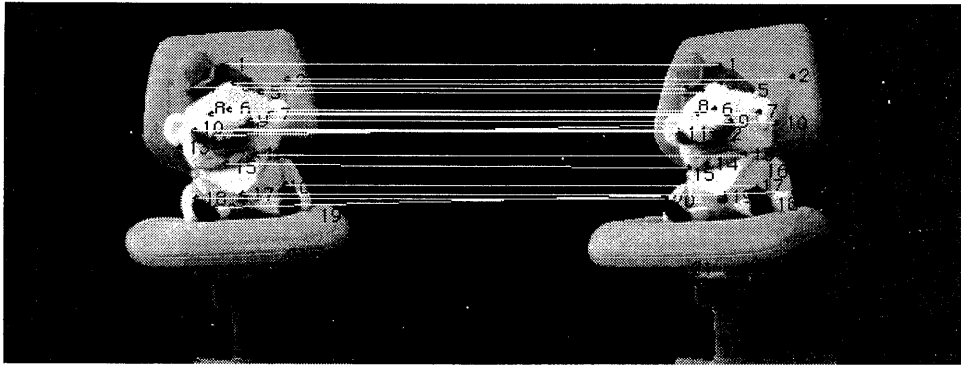


図 9: 目的関数式 (11) による対応付けの結果

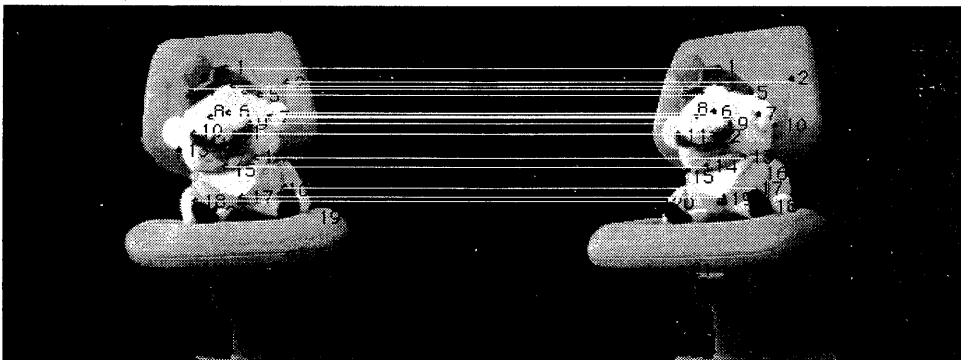


図 10: 目的関数式 (13) による対応付けの結果