

直交性仮説の緩和的適用による単眼画像からの立体復元

Shape Recovery from a Monocular Image by Relaxative Application of Orthogonality Hypothesis

淡 誠一郎* 角所 考* 北橋 忠宏*
Seichiro Dan Koh Kakusho Tadahiro Kitahashi

* 大阪大学産業科学研究所
The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University, Osaka 567, Japan.

1992年5月15日 受理

Keywords : shape recovery, hypothesis-based reasoning, constraint satisfaction, relaxation, regularization.

Summary

This paper describes a method of shape recovery from a monocular image. We usually have definite ideas about the three-dimensional shapes from a two-dimensional view though infinite number of shapes can produce the same view. To reduce the number, we must use some assumptions about the world. As the assumptions, we will use geometrical regularities, especially the orthogonality of the directions of the edges. In a cultural environment, we can find many right angles, and in many cases they definitely limit the shapes of the objects. By no means, however, we can perfectly point out the three-dimensional right angles on the two-dimensional image before the shape recovery. Therefore the total process of shape recovery should be considered as a kind of hypothesis-based reasoning. Here, a hypothesis is characterized by the assignments of orthogonality assumption to the angles.

First, we define the local energy function that represents the error of an angle from the right angle to evaluate the orthogonality of two edges. Shape recovery under a hypothesis can be performed by minimizing the total of the local energy for each angle that is assumed to be a right angle. Next, we define the evaluation function of the hypothesis with respect to the recovered shape as a function of the above total energy and the number of right angles. As a result, the evaluation function becomes a function of both the shape and the assignments of orthogonality. By relaxative minimization of the function with respect to the shape and the assignments, shape recovery with dynamic assignment of orthogonality assumption can be performed. Some experimental results demonstrate the availability of the proposed method.

1. ま え が き

同一の投影像を持つ3次元形状は数学的には無数に存在するため、1枚の画像からの形状復元は数学的には不良設定問題となる。にもかかわらず、我々は1枚の写真や線画からでももとの3次元世界の様相をほぼ一意に推察することができる。これは我々人間が世界に関する一般的な知識を持っており、それに基づいて対象物の形状に対する制約を設けて、その写真なり線画なりを解釈しているためであると考えられる。すなわち単眼画像から3次元形状を知覚するためには、対

象物の形状に関する事前知識あるいは制約条件が必要である。

事前に適切な制約条件が与えられたならば、単眼画像からでも物体の形状が復元可能であるということは、これまでにさまざまな例を通して実証されてきた。その代表的なものとしては、濃淡やテクスチャのひずみと面方向との関係を用いる方法[Ikeuchi 81, Kanatani 86, 杉原 83], 直交性や平行性あるいは対称性や等角性といった幾何学的性質を利用する方法[Kanade 81, 前原 89, Marill 91, 田中 89]などがあげられる。これらの手法では、画像自身から得られる3次元形状に対する拘束条件に加えて、物体の幾何学的

性質や光学的性質に基づいて導かれる面や辺の方向に関する制約条件を利用し、それらすべての条件を充足する解、あるいは制約の充足度を最大化する解として物体の形状が復元される。

ここで、残された問題は適切な制約条件の発見であるが、これもまた不良設定な問題である。多様な制約を組み合わせて利用する場合はもちろんのこと、利用する制約の種類を一つに限定したとしても、一般には制約の成立箇所の事前判定は不可能である。しかし、人間における単眼視においてはこの問題も何らかの方法で解決されているはずである。この問題に関して、直交性、平行性、対称性などの幾何性質の予測法についてはすでにいくつかの提案が見られる[Kanade 81, 前原 89, 田中 89]。しかし、いずれも断片的でアドホックなルールであるため網羅性に欠け、また雑音への対処法や無矛盾性の維持などといった実際の適用において生じる問題点についても十分な議論がなされてきたとは言い難い。網羅性という観点からは、あまり特殊な状況に依存した規則は好ましくない。しかし一方で、全体としての制約の候補は局所制約の組合せという膨大な数だけ存在し、計算量の観点からは、すべての可能性を枚挙しそのそれぞれについて形状復元を試みるような方法は現実的ではない。人間の単眼視を内省してみても、そのような生成-検証の試行錯誤が逐次処理的に実行されているとは思えない。

本論文では、制約条件として2辺の直交性を利用する場合を取り上げ、上記の問題点を考慮した直交性の予測およびそれに基づく形状復元手法を提案する。以下、2章ではまず本手法の基礎となる最適化に基づく形状復元手法について述べる。対象としては直交性のみにより復元可能な多面体を想定し、面の平面性と辺の直交性を表す評価関数を定義する。立体形状復元はこれらの線形荷重和として定義されるエネルギー関数の緩和的最小化によって実現できる。次に、3章において、緩和的エネルギー最小化を用いた直交性の予測手法について述べる。直交性の割当てを表す変数の導入と割当て自体の評価関数の追加により2章で定義したエネルギー関数を汎化し、直交性割当てと復元形状をエネルギーの最急降下方向へと緩和的に変化させることにより、形状復元と直交性の予測を同時に遂行することが可能となる。4章でその実験結果を示す。

2. 最適化に基づく形状復元

2.1 問題の定式化

形状復元の対象をある視点位置からの多面体の可視

部分とし、入力画像は正しく多角形分割されており、それらの接続関係も正しく推定できているものと仮定する。すなわち、対象物の頂点、辺、面の帰属関係および接続関係などの位相的情報は既知であるものとする。この場合、形状復元としては頂点座標だけが計算できれば十分である。

図1に示すような中心投影の画像系を考える。画像上の頂点の3次元位置ベクトルの集合を $\xi = \{\mathbf{p}'_1, \mathbf{p}'_2, \dots, \mathbf{p}'_n\}$ 、 ξ の各要素に対応するもとの3次元座標の位置ベクトルの集合を $x = \{\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_n\}$ とする。今、 F を焦点距離とすれば、画像上のある頂点の位置ベクトル $\mathbf{p}'_i = (x'_i, y'_i, F)$ とそのもとの3次元位置 $\mathbf{p}_i = (x_i, y_i, z_i)$ との間には、 k_i をパラメータ(以下、奥行きパラメータと呼ぶ)として、

$$\mathbf{p}_i = k_i \mathbf{p}'_i \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

で表される関係が成立する。今、 F が既知であるとするれば、頂点一つにつき奥行きパラメータ分の自由度が残され、頂点の3次元座標が確定するには、何らかの付加的制約条件が必要となる。ここではその制約条件が

$$g_i(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_n) = 0 \quad (i=1, 2, \dots, m) \quad (2)$$

という形で表現できるものと仮定する。ここで、画像中の雑音、誤差などを考慮して問題を次のような評価関数の最小化問題、一種の正則化問題として定式化する。

$$E = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{p}_i - k_i \mathbf{p}'_i\|^2 + \sum_{j=1}^m \lambda_j \|g_j(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_n)\|^2 \quad (3)$$

上式において、第1項は画像から得られた情報の信頼性を表す項で、第2項は解を一意に得るための安定化項である。ここで、係数 λ_j は各制約条件の強さを決定する非負定数である。

画像情報を最大限に信頼する場合には、式(3)に式(1)を代入して、

$$E = \sum_{j=1}^m \lambda_j \|g'_j(k_1, k_2, \dots, k_n)\|^2 \quad (4)$$

ただし、 $g'_j(k_1, k_2, \dots, k_n) = g_j(k_1 \mathbf{p}'_1, k_2 \mathbf{p}'_2, \dots, k_n \mathbf{p}'_n)$ が最小化すべき評価関数となる。

画像処理の多くの問題はここに示した正則化の枠組みで議論できる[Geman 84, Poggio 85, 坂上 89]。正則化を用いる手法では式(3)や式(4)のような評価関数は一般にエネルギー関数と呼ばれるので、本稿でも以降、

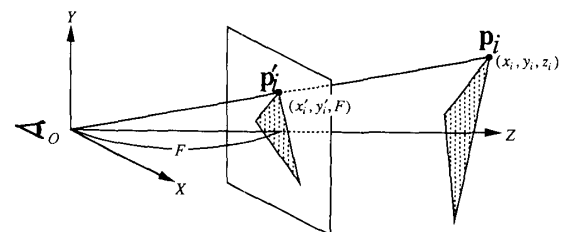


図1 中心投影画像系

最小化されるべき評価関数のことをエネルギー関数、その値のことをエネルギーと呼ぶことにする。

2・2 幾何学的制約条件のエネルギー関数表現

単独の面や辺の属性としての鉛直性や水平性、面や辺間関係としての直交性や平行性、さまざまな対称性などは人工物の多くに見られる性質であり、形状認識のための有用な手掛りとなり得る。

本論文では、これらの性質のうち特に辺の直交性に着目し、この制約条件を用いた多面体の形状復元に議論を限定する。したがって、1枚の中心投影像(焦点距離などのカメラパラメータは既知とする)から辺の直交性のみを用いて物体の可視部分の3次元形状が規定できるような場合のみを取り扱う。直交性の制約を用いて形状が規定できる場合とは、すべての面の内角が直角であるという意味ではない。たとえ直角でない角を含んでいても、後で述べる平面性の条件と面の接続関係を介して直角部分の制約条件が伝搬し全体の形状が定まる場合も含まれる。そのような対象は我々の身の回りに数多く存在する。

仮定から、定義すべき幾何学的制約条件は辺の直交性と面の平面性の条件のみとなる。まず、準備として3次元ベクトルの直交性に関するエネルギーを定義し、これを用いて辺の直交性と平面性の各条件に対応するエネルギーを定義する(図2参照)。

【定義1】 3次元ベクトルの直交性

3次元ベクトル v_1, v_2 の直交性エネルギーを

$$\text{orth}(v_1, v_2) = \cos^2(\theta(v_1, v_2)) \quad (5)$$

で定義する。ただし、 $\theta(v_1, v_2)$ はベクトル v_1, v_2 のなす角である。

【定義2】 辺の直交性

辺 l の両端点の位置ベクトルを p_{l_1}, p_{l_2} で表現するものとする。 l_i, l_j を多面体上の2辺とすると、この2辺の直交性エネルギー $e_o(l_i, l_j)$ を次式により定義する。

$$e_o(l_i, l_j) = \text{orth}(p_{l_{i2}} - p_{l_{i1}}, p_{l_{j2}} - p_{l_{j1}}) \quad (6)$$

【定義3】 多角形領域の平面性

ある多角形 R の頂点数を n_R 、頂点の位置ベクトルを $p_0^R, p_1^R, \dots, p_{n_R-1}^R$ とし、この順に R の輪郭線上に並んでいるものとする。ここで、多角形 R の平面性エネルギーを次式で定義する。

$$e_f(R) = \sum_{i=0}^{n_R-1} \text{orth}((p_i^R - p_{i-1}^R) \times (p_{i+2}^R - p_{i+1}^R), (p_{i+3}^R - p_{i+2}^R)) \quad (7)$$

ただし、 $p_j^R = p_{j \bmod n_R}^R$ とする。

e_o は2辺が直交するとき最小値0をとることを、また e_f は多角形の任意の隣接3辺が同一平面にあるとき、ひいてはすべての辺が同一平面上にあるとき最小値0となることを意図したエネルギーである。

2・3 エネルギーの最小化

ここでは簡単のために入力データを最大限に信頼することにし、各頂点に対する奥行きパラメータのベクトル K に対する全エネルギー E_{all} を次のように定義する。

$$E_{\text{all}}(K) = \sum_{(l_i, l_j) \in A} \lambda_{oij} e_o(l_i, l_j) + \sum_{R_i \in R} \lambda_{fi} e_f(R_i) \quad (8)$$

$$\lambda_{oij} = \lambda_o \tau_{ij} / \sum_{(l_i, l_j) \in A} \tau_{ij} \quad (\lambda_o > 0) \quad (9)$$

$$\lambda_{fi} = \lambda_f / \sum_{R_i \in R} n_{R_i} \quad (\lambda_f > 0) \quad (10)$$

ただし、集合 A は頂点を共有する辺の対の集合であり、集合 R は多面体を構成する多角形の集合である(ただし、裏面などの画像中に現れない面は除く)。また、 τ_{ij} は直交性の拘束条件の割当てを表し、辺 l_i と l_j が直交するときには1、そうでなければ0を割り当てる。以下では、 τ_{ij} のことを直交性ラベルと呼ぶ。

ここで、直交性が何らかの方法で正しく予測できたものとすれば、エネルギー E_{all} は奥行きパラメータのベクトル $K = (k_0, k_1, \dots, k_n)$ のみの関数となる。 E_{all} を最小化する K を求める一つの方法として最急降下法が考えられる。すなわち、

$$\frac{dk_i}{dt} = - \frac{\partial E_{\text{all}}}{\partial k_i} \quad (11)$$

に従って k_i ($i=0, \dots, n$) を時間変化させる。このと

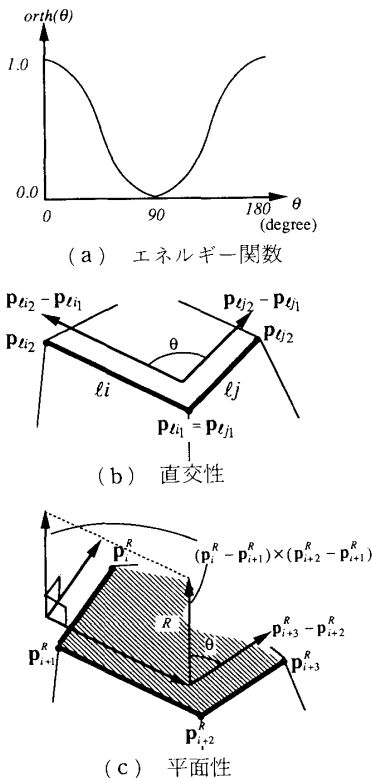


図2 エネルギーの定義

き, E_{all} は式(12)に示すように時間に関する単調減少関数となる。

$$\frac{dE_{\text{all}}}{dt} = \sum_i \frac{\partial E_{\text{all}}}{\partial k_i} \frac{dk_i}{dt} = - \sum_i \left(\frac{\partial E_{\text{all}}}{\partial k_i} \right)^2 \leq 0 \quad (12)$$

式(12)と, 定義により $E_{\text{all}} > 0$ であるという事実とから, E_{all} はリアプノフ関数となるので系の安定性は保証され, 与えられた制約条件に対する最適形状もしくは準最適形状 (ローカルミニマ) の発見が期待できる。

2・4 実験結果

単純な形状の対象物を想定し, 線画データを計算によって, あるいは実画像のハンドトレースによって生成し, 正しい直交性ラベルを与えて形状復元を試みた結果, 式(8)の最適化解としてほぼ正確な形状が得られることを確認した。本実験に用いたデータは4章で述べる実験に用いるものと同一であり, 手法自体もその特殊例として包含されるので, 詳細は省略する。

3. 直交性予測を伴う形状復元

3・1 問題設定

次に, 直交性の予測を含めた単眼画像からの形状復元問題を考えよう。我々は写真や線画を見て対象物中の2辺の直交性をかなりの正確さで言い当てることができる。しかし, 対象物中のある角が直角であるか否かを1枚の画像情報だけから正確に判定する方法は数学的には存在しない。すなわち, ある角が直角であると仮定して矛盾がないとしても, 実際にその角が直角であるという保証はどこにもない。とはいえ, 実在の物体を対象とするならば, 多くの角を同時に直角と仮定して矛盾がない場合に, それが偶然であるという可能性は非常に低く, 直角の数が多ければ多いほどその仮定の信頼性は高くなると考えてよいであろう。そこで, 以下では与えられた線画に対する最も直角の多い無矛盾な直交性ラベル割当ての探索問題を考えよう。

すなわち, 問題は, 画像中に観測されるすべての角に対するあらゆる直交性ラベル割当てのなかから以下の条件を満足する割当てを発見することである。

- (1) 制約条件が3次元形状を規定するに足るだけの十分強い拘束力を持つ。
- (2) 制約条件を満足する3次元形状が存在する。
- (3) 上記の2条件を満足するもののなかで最も直角が多い。

最初の二つの条件は, そのラベル割当てに伴う直交性制約の追加により形状復元問題が良設定化されることを意味する。条件(1)は形状復元問題の解が不定とな

らないこと, 条件(2)は形状復元問題の解が不能とならないことである。これらは, そのラベル割当てが探索の対象となるための前提条件であるといってもよい。条件(3)の直角の数は, 先に述べたとおりラベル割当ての信頼性の尺度である。これは, この問題を最適化問題とみなした場合の評価関数である。

以下では, 簡単のために, 条件(1)は常に成立しているものと仮定する。実際, 対象が十分多くの直角を含んでいるならば, 1の多いラベル割当てから優先的に探索していくことで制約不足の状況は避けられる。逆にいえば, 常に制約過多な状況を考えなければならない。ここで問題となるのは雑音の存在である。制約過多な状況では, 雑音の混入があると制約条件を厳密に充足する解は存在しなくなり, 条件(2)の成立は現実的には不可能である。すなわち, 条件(2)の成否を2値的に判定するのは無意味であり, 制約条件の充足可能性を表す何らかの評価尺度によって相対的な評価を与えるしかない。結局, 問題はこの評価値に条件(3)の信頼性の評価値を加味した総合評価の最適化という形で解決せざるを得ない。ここでは, 前章で議論した形状復元のためのエネルギーの最小値を条件(2)の評価尺度として利用することにし, 条件(3)の評価尺度としては0のラベルと1のラベルの比を採用することにする。すなわち, ラベル割当てのエネルギー E_{all} を次式で定義する。

$$E_{\text{all}}(\mathbf{L}) = \min_{\mathbf{L}} (E_{\text{all}}(\mathbf{K})) + \lambda_p E_p(\mathbf{L}) \quad (\lambda_p > 0) \quad (13)$$

$$E_p(\mathbf{L}) = \sum_{(i,j) \in A} (1 - \tau_{ij}) / \sum_{(i,j) \in A} \tau_{ij} \quad (14)$$

ここで, \mathbf{L} は直交性ラベルの割当て, $\min_{\mathbf{L}} (E_{\text{all}}(\mathbf{K}))$ はその割当てのもとでの E_{all} の最小値を表す。また, λ_p は直交性仮説の強さを表す正定数である。

3・2 エネルギーの最小化

ここでは, ラベルの値を連続値とみなし, 次式で定義される, 直交性ラベルと奥行きパラメータの両者を変数とするエネルギー関数 E_{all} の最小化により式(13)の最小化を近似することを考える。

$$E_{\text{all}}(\mathbf{L}, \mathbf{K}) = E_{\text{all}}(\mathbf{L}, \mathbf{K}) + \lambda_p E_p(\mathbf{L}) \quad (15)$$

ただし, 式(15)中の $E_{\text{all}}(\mathbf{L}, \mathbf{K})$ は $E_{\text{all}}(\mathbf{K})$ の定義(式(8))における直交性ラベルを変数化して得られる関数である。ここで, ラベルは区間 $[0, 1]$ の連続変数として扱うが, 最終的には0か1のどちらかに収束させたい。そこで, 各ラベル τ_{ij} に対し媒介変数 u_{ij} を導入し, τ_{ij} を u_{ij} を入力とするロジスティック関数の出力とする。

$$\tau_{ij} = \frac{1}{1 + e^{-u_{ij}/T}} = \frac{1}{2} (1 + \tanh(u_{ij}/2T)) \quad (T: \text{正定数}) \quad (16)$$

エネルギーの最小化方法としては、最急降下法を用いる。すなわち、各奥行きパラメータおよびラベルの媒介変数を次式に従って変化させる。

$$\frac{dk_i}{dt} = -\frac{\partial E_{\text{all}}''}{\partial k_i} \quad (17)$$

$$\frac{du_{ij}}{dt} = -\frac{\partial E_{\text{all}}''}{\partial \tau_{ij}} \quad (18)$$

このとき、

$$\begin{aligned} \frac{dE_{\text{all}}''}{dt} &= \sum_i \frac{\partial E_{\text{all}}''}{\partial k_i} \frac{dk_i}{dt} + \sum_{i,j} \frac{\partial E_{\text{all}}''}{\partial \tau_{ij}} \frac{d\tau_{ij}}{dt} \frac{du_{ij}}{dt} \\ &= -\left(\sum_i \left(\frac{\partial E_{\text{all}}''}{\partial k_i} \right)^2 \right. \\ &\quad \left. + \frac{1}{4T} \sum_{i,j} \sec^2 h^2 \left(\frac{u_{ij}}{2T} \right) \left(\frac{\partial E_{\text{all}}''}{\partial \tau_{ij}} \right)^2 \right) \leq 0 \quad (19) \end{aligned}$$

となり、 E_{all}'' はリアプノフ関数となる。

式(18)に各定義式を代入して式を整理すると、

$$\frac{du_{ij}}{dt} = -\frac{\lambda_o}{M} (e_o(l_i, l_j) - e_{\text{th}}) \quad (20)$$

となる。ただし、 N をラベル付けの対象となる角の総数として、

$$e_{\text{th}} = \bar{e}_o + \frac{\lambda_p N}{\lambda_o M}, \quad (21)$$

$$\bar{e}_o = \sum_{(i,l),(j,l) \in A} \tau_{ij} e_o(l_i, l_j) / M \quad (22)$$

$$M = \sum_{(i,l),(j,l) \in A} \tau_{ij} \quad (23)$$

である。すべてのラベルが0か1に収束したとき、 M は予測された直角の数、 \bar{e}_o はそれらの角において0にならないで残った直交性エネルギーの平均値を表す。式(20)から、ある角における直交性エネルギー $e_o(l_i, l_j)$ が e_{th} より小さければ、その角が直角であるという見込みは増加し、さもなければ減少する。 e_{th} はこのように直交性を判定するしきい値として働き、式(21)からわかるように、その値は常に直交性エネルギーの荷重平均値 $+a$ の位置に設定されることになる。系の安定状態においてはしきい値 e_{th} も一定の値となるので、その時点での直交性エネルギーがこの値に一致しない限り、媒介変数 u_{ij} は正か負の無限大に近づく。結果としてラベルの値は1か0に収束することになる。

4. シミュレーション実験

4.1 実験結果

前章で提案した直交性の予測を含む形状復元法の計算機シミュレーションの結果を図3に示す。各図において左上が入力された線画(中心投影)であり、残りの三つの図は最終的に得られた3次元形状の3面図(平行投影)である。これらの図は、結果をわかりやすくするために、ある特定の面が正面図の座標平面と平行になるように座標系を変換して作図してある。(a)から(g)

までの入力データはモデルからの計算により、(h)は模型の椅子の実画像からハンドトレースにより作成した。また、(h)の焦点距離は模型の実測サイズから逆算した。なお、(e)に自己遮へいが見られるが、どの面が被遮へい面であるかという情報は既知であると仮定し、その面に関しては処理の対象から除外した。

シミュレーションにおいては、式(17)、式(18)の代わりにこれらを離散化した式、

$$k_i(n+1) = k_i(n) - \Delta t \frac{\partial E_{\text{all}}''}{\partial k_i} \quad (17')$$

$$u_{ij}(n+1) = u_{ij}(n) - \Delta t \frac{\partial E_{\text{all}}''}{\partial \tau_{ij}} \quad (18')$$

に従って奥行きパラメータと直交性ラベルの値の更新を繰り返し、直交性エネルギーの平均値 \bar{e}_o の変化量 $\Delta \bar{e}_o$ が 1.0×10^{-8} 以下となった時点で計算を停止するものとした。奥行きパラメータと媒介変数の初期値はそれぞれ $k_i=1.0$, $u_{ij}=0.0$ ($\tau_{ij}=0.5$) とし、初期状態においては奥行きパラメータが $\min_L(E_{\text{all}}(\mathbf{K}))$ (ラベル割当てに対する最適形状) からかけ離れているであろうという点を考慮して、 $\Delta \bar{e}_o$ が 2.0×10^{-5} 以下になるか更新回数が100回を越えるかのいずれかの条件を満たすまではラベルを固定したままで奥行きパラメータのみを更新した。重み係数およびロジスティック関数のパラメータ値は試行錯誤により定めたが、(a)~(h)の画像に対し共通の値、 $\lambda_o=1.0$, $\lambda_f=5.0$, $\lambda_p=1.0$, $T=0.00005$ ですべてうまく働いた。最終的にラベルは正しく割り当てられ、形状はモデルや実物にほぼ一致した。 Δt は収束までに必要な時間を左右し、 Δt が大きいほど時間は少なくてすむ傾向にある。ただし、大きすぎると振動や発散が生じるため、それぞれ値を調整してこれを回避した。

図4に図3の(h)の実験結果において形状が復元される過程を示した。中央の列がスクリーン面(x - y 面)への平行投影図、左右の列はそれに垂直な面(それぞれ、左が z - y 面、右が x - z 面)への平行投影図である。この例では、だいたい更新回数1000の時点までにすべての直交性ラベルの変化方向が定まり、ほぼ1500回目までには0か1に正しく収束した。すなわち、9-0-3, 0-3-4, 3-4-7, 4-7-8, 10-1-2, 1-2-5, 2-5-6の角が非直角、それ以外の角は直角と判断された。その後は、3章における形状復元の実験結果と実質的に同じであり、形状が安定するまでに必要な状態変化の回数はさほど変わらない。

4.2 考察

ここで用いた最適化法は単純な最急降下法であるか

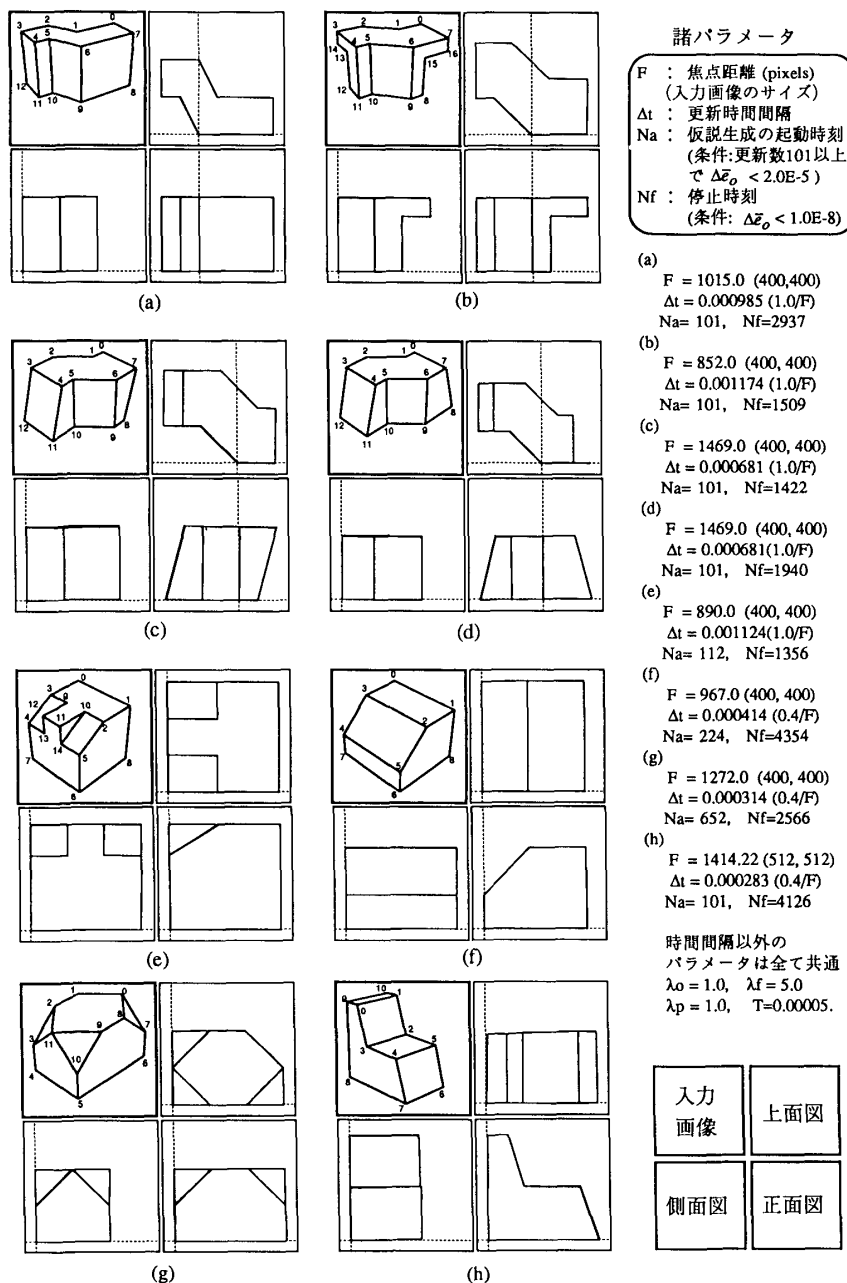


図3 実行結果

ら、エネルギー関数が多峰性である限りローカルミナマの問題は避けられない。周知のように最適解が得られるか否かは初期状態に依存する。上の実験ではラベルの更新が開始される時点が実質的な初期状態である。ラベルの更新が開始されるまでは、すべてのラベルを0.5に固定して形状復元のみを実行するわけであるが、これは実質的にすべてのラベルを1に固定して直交性の重みを半分にするに等しい。結果としてすべての角をほとんど直角に近づけたような形状を初期形状としたことになり、この形状が最適形状に近ければ近いほど最終的に最適形状の得られる可能性は高い。直感的に言って、直角の比率の高い対象物ほどこの初期形状は最適形状に近くなり、形状復元の成功

する確率も高くなるであろう(図5(a)に図3(f)のローカルミナマの例を示す。各係数は図3(f)と同じ値とし、直交性ラベルの更新開始遅延をなくした結果である。図中の・は1のラベルが割り当てられた角を示す)。

ところで、最適形状と真の形状とは必ずしも一致するわけではない。先に示した実験ではモデルや実形状にほぼ一致するような例を示したが、最適形状は重み係数に依存して変化するはずであり、その決定が常に問題となる。極端な例をあげると、 λ_f/λ_0 が十分大きい場合には平面に描かれた絵あるいは図面そのものが最適形状となる(図5(b))。一方、 λ_p/λ_0 が十分大きい場合にはすべての角をほとんど直角に近づけたような形状が最適形状となる(図5(c))。これらは真の形状と一

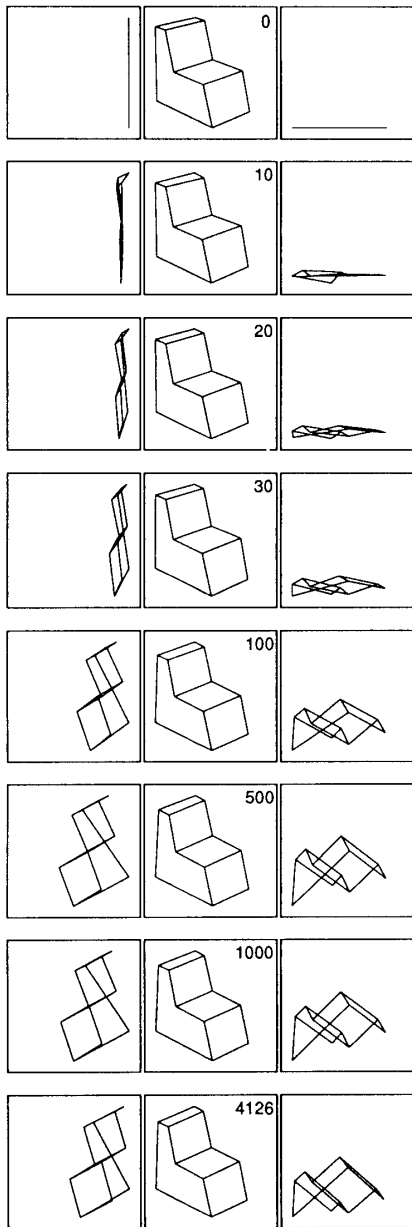
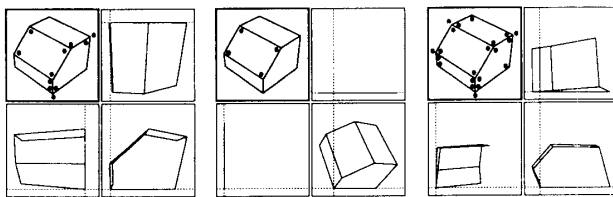


図4 形状復元の過程



(a) 図3(f)のローカルミニマ (印は直交性ラベル1の角)
 (b) 平面性拘束が厳しすぎる場合 ($\lambda_p = 50000$, 他は図3と同じ)
 (c) 直交性仮説が強すぎる場合 ($\lambda_o = 1.0$, 他は図3と同じ)

図5 復元結果のバリエーション

致しないかもしれないが、一概に誤りともいえない。図面そのものというのは、ある意味では正解であろうし、後の例も近似という観点からすれば妥当な解であるかもしれない。何を重視するかによって最適値が変化するのは自然なことである。問題はその制御法が確立できていないことであり、重み係数と結果の相関を明らかにすることが今後の重要な研究課題である。

5. む す び

直交性仮説に基づく単眼画像からの3次元形状復元の一手法を提案した。従来の研究が仮説生成と形状復元のフェーズを分けて考え、主に後者のみの議論に留まっているのに対し、本研究では最適化という同一枠組みによる両者の統合を試みた。幾何学的性質に関する仮説の生成という観点から見れば、復元されつつある形状をもとにして仮説生成を制御するという点が、本手法の特徴である。

本稿では物体の幾何学的性質として2辺の直交性を用いた場合について詳しく報告したが、2辺の直交性以外にも同様の枠組みで仮説として利用できる幾何学的性質はいくつか考えられる。例えば2辺の平行性、面の水平性、鉛直性、2面の平行性、直交性などである。また、複数の仮説を同時に利用することも考えられる。これに関して[角所 90]で、長方形性、水平性、鉛直性の三つの仮説を統合する簡単な場合についてはすでに報告した。ただし、そこでは簡単化のために対象をかなり特殊化し、複数仮説の統合の可能性を示したに留まっている。複数の仮説を統合する場合、全体のエネルギーを各仮説のエネルギーの単純な荷重和として定義することに妥当性があるかどうか、仮にあるとしても仮説間の重み付けをいかに決定すればよいのか、といった本質的な問題については残念ながら未解決のままである。また、[角所 90]ではエネルギー関数も本研究で用いたものほど洗練されておらず、結果として仮説の成否(ラベルの値の増減)を判定するしきい値が固定化されていた。この場合、形状復元の成否は視点位置に大きく左右される。この問題は本稿の土台となった[淡 90 a, Dan 90 b]でも発生したが、式(2)と類似したしきい値の変化をもたらすヒューリスティックな規則により回避していた。この規則には理論的な裏付けがなかったが、今回エネルギー関数を洗練化した結果、しきい値の適応的な動的変化が理論的帰結として導かれた。

現在、直交性仮説を「直角の頻出性」と捉えた場合の自然な一般化として、「同一角もしくはその補角の頻出性」という仮説の利用を検討中である。すなわち、対象として、これまで直交性で扱ってきた立体に加えて、正多面体や正多角錐台、さらにはそれらを伸縮あるいは一部変形した形状などを考えている。エネルギー表現としては、基本的には本稿で定義した総エネルギー中の局所直交性エネルギーの平均値の項(式(8)右辺第1項)の代わりに標準偏差か分散を用いればよい

と考えている。同様のアイデアは[Marill 91]にすでに見られ、角の標準偏差の最小化で人間の線画解釈が近似できることが主張されている。ただし、拘束の割当てという概念はなく、すべての角を同等に最小化の対象とするため、本稿の実験に用いた立体や正多角錐台などに対しては正確な形状復元は不可能と思われる。この意味で検討中の手法は[Marill 91]の拡張とも見なせる。

最後に、仮説の高度化は対象の拡大をもたらす反面、

重み係数と復元結果の因果関係をますます複雑化し、試行錯誤による係数決定を絶望的なものにする。他の最適化手法の例にもれず、ローカルミニマへの対処法や重み係数の決定法が本手法でも重要な課題である。

謝 辞

本研究の一部は稲盛財団助成金、文部省科学研究費ならびに郵政省電気通信フロンティア研究による補助を受けた。ここに記して感謝する。

◇ 参 考 文 献 ◇

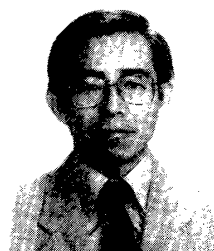
- [淡 90 a] 淡, 角所, 安部, 北橋: 幾何学的正則化による画像からの立体復元, 情報学会「コンピュータビジョン'90」シンポジウム, pp. 91-100 (1990).
- [Dan 90 b] Dan, S., Kakusho, K., Abe, N. and Kitahashi, T.: Shape from Geometrical Regularities—Case Study of Orthogonality—, *Proc. PRICAT'90*, pp. 557-562 (1990).
- [Geman 84] Geman, S. and Geman, D.: Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images, *IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell.*, Vol. PAMI-6, No. 6, pp. 721-741 (1984).
- [Ikeuchi 81] Ikeuchi, K. and Horn, B. K. P.: Numerical Shape from Shading and Occluding Boundaries, *Artif. Intell.*, Vol. 17, No. 1-3, pp. 409-460 (1981).
- [角所 90] 角所, 淡, 安部, 北橋, 三宅: 画像の3次元解釈へのニューラルネットワークの適用, 信学論(D-II), Vol. J 73 D-II, No. 8, pp. 1297-1302 (1990).
- [Kanade 81] Kanade, T.: Recovery of the Three Dimensional Shape of an Object from a Single View, *Artif. Intell.*, Vol. 17, No. 1-3, pp. 409-460 (1981).
- [Kanatani 86] Kanatani, K. and Chou, T. C.: Shape from texture; General principle, *Proc. CVPR'86*, p. 578 (1986).
- [前原 89] 前原, 川島, 金谷: 直交性仮説による多面体の3次元形状復元, 信学論(D-II), Vol. J 72-D II, No. 6, pp. 887-895 (1989).
- [Marill 91] Marill, T.: Emulating the Human Interpretation of Line Drawings as Three-Dimensional Objects, *Int. J. Computer Vision*, Vol. 6, No. 2, pp. 147-161 (1991).
- [Poggio 85] Poggio, T., Torre, V. and Koch, C.: Computational Vision and Regularization Theory, *Nature*, Vol. 317, No. 6035, pp. 314-319 (1985).
- [坂上 89] 坂上, 横矢: 弛緩法と正則化, 情報処理, Vol. 30, No. 9, pp. 1047-1057 (1989).
- [杉原 83] 線画の代数構造を利用した単眼画像からの立体復元法, 信学論(D), Vol. J 66-D, No. 5, pp. 541-548 (1983).
- [田中 89] 田中, 川島, 金谷: 平行性仮説による多面体の3次元形状復元, 信学論(D-II), Vol. J 72 D II, No. 4, pp. 517-525 (1989).
- [担当編集委員: 松山隆司, 査読者: 尺長 健]

著 者 紹 介



淡 誠一郎(正会員)

1983年大阪大学工学部通信工学科卒業, 1988年同大学院博士課程修了, 同年, 大阪大学産業科学研究所助手, 現在に至る, 工学博士, 定理証明, 論理プログラミング, 制約推論, 神経回路網, 画像理解に関する研究に従事, 電子情報通信学会, 情報処理学会, IEEE各会員。



北橋 忠宏(正会員)

1962年大阪大学工学部通信工学科卒業, 1968年同大学院博士課程修了, 同年, 大阪大学基礎工学部情報工学科助手, 1978年豊橋技術科学大学情報工学系助教, 同教授を経て, 1986年大阪大学産業科学研究所教授, 工学博士, 人工知能, 特に物体認識および知識表現に関する研究に従事, 電子情報通信学会, 情報処理学会, IEEE, 日本認知科学会, AVIRG, 計量国語学会各会員。



角所 考(学生会員)

1988年名古屋大学工学部電気学科卒業, 1993年大阪大学大学院工学研究科通信工学専攻博士課程修了, 博士(工学), 現在, 日本学術振興会特別研究員, 米国スタンフォード大学ロボット工学研究所客員研究員, 神経回路網および画像理解に関する研究に従事, 第41回情報処理学会全国大会奨励賞受賞, 電子情報通信学会, 情報処理学会各会員。