

陰関数を用いた3次元幾何特徴マッチング

船橋 淳一郎 松尾 啓志 岩田 彰

名古屋工業大学 電気情報工学科

〒466 名古屋市昭和区御器所町

電話番号: 052-735-5446 FAX 番号: 052-735-5442

E-mail: {junichi, matsuo, iwata}@mars.elcom.nitech.ac.jp

あらまし

本研究では滑らかな曲面を含む3次元形状を認識するために、陰関数による連続曲面の表現を導入した新しい手法を提案する。法線情報を利用した形状の照合は物体の回転、並進に対しても有効な手法である。ところが、曲面に対しては法線ベクトルは連続的に変化するため、記述が困難となる。

提案手法では滑らかな曲面が表現可能な Hyperquadrics を標準データとして用いる。計測データを標準データに重ね合わせた後、両者の法線ベクトル間の相関を計算することによって照合を行う。実験の結果、提案手法が曲面を含んだ形状の認識に対して有効であることが示された。

キーワード 3次元形状認識, Hyperquadrics, 球面相関係数, ICP アルゴリズム

3-D Shape Matching Using Implicit Functions

Junichiro FUNABASHI Hiroshi MATSUO Akira IWATA

Department of Electrical and Computer Engineering, Nagoya Institute of Technology

Gokiso, Showa, Nagoya 466, Japan

TEL: 052-735-5446 FAX: 052-735-5442

E-mail: {junichi, matsuo, iwata}@mars.elcom.nitech.ac.jp

Abstract

In this report, we propose a new method to recognize 3-D curved shapes using representation by implicit functions. It is useful to compare a shape with other shapes by calculating spherical correlation coefficient between their normal vectors. But it is difficult to represent a shape including curved surface because its normal vectors vary continuously.

In the proposed method, internal shapes are represented by a parametric model such as a hyperquadric model. After fitting measured data to the internal model, we calculate correlation of normal vectors to recognize 3-D shapes. An experiment using several shapes shows that our method is useful to recognize 3-D curved shapes.

key words 3-D shape recognition, hyperquadrics, spherical correlation coefficient, ICP algorithm

1 はじめに

3次元物体の認識の難しさの本質は、物体の姿勢、視点位置、光源の位置、種類によって見かけが大きく変化するところにある。この点を解決しない限り、パターンの照合、認識へと先に進むことはできない。そのため、何らかの仮定を導入して問題を単純化した上で3次元情報を復元する、ステレオビジョンの利用、あるいは3次元情報を復元することなく照合を行う方法などが提案されている [1]。あるいはレンジファインダなどで直接3次元情報を獲得することも一般的になっている。

何らかの方法によって、例えば座標値のような生の3次元情報が得られても、それを直接照合、認識のための特徴とすることは難しい。そこから、何らかの有益な特徴を抽出し、利用しやすい形態、すなわち表現モデルへ変換する必要がある。

3次元形状の表現方法は、メッシュ表現やスプライン曲面のような自由形状モデルと、Superquadrics に代表されるパラメトリックモデルに分類できる [2][3]。自由形状モデルは、例えば三角形パッチのような局所的な情報を集積して全体を表現するため、自由度が高く、忠実な表現が可能である。反面、記述に必要なデータ量は大きくなる。パラメトリックモデルは、小規模のパラメータ集合で大局的な形状を表現できる利点があるが、表現できる形状に大きな制約がある。

最近では、この両者の性質を合わせ持った表現方法も提案されている。Terzopoulos による Deformable Superquadrics では、大局的な形状を Superquadrics によって表現し、Superquadrics では表現できない局所的形状をスプライン曲面によって補っている [4]。Hanson は Superquadrics の一般形として Hyperquadrics を提案している [5]。このモデルでは単一の方程式で任意の凸多面体に内接する形状が表現可能である。このモデルに対して Cohen は Hybrid Hyperquadrics と呼ばれる拡張を提案している [6]。このモデルでは Hyperquadrics に対して、局所的変形を加えた形状をやはり単一の方程式で表現することができる。また、Matheny は球面調和関数によって、堀越は球面調和関数と Superquadrics を組み合わせることにより、それぞれ複雑な形状を少数のパラメータで記述する方法を提案している [7][8]。

一般に計測によって得られたデータはノイズや計測誤差などを含んでおり、これらの影響を受けにくいパラメトリックモデルによって形状を記述し、認識へ利用することが多い [9]。Kumar は誤差関数を最小化することによって Hyperquadrics のパラメータの復元を試みたが、無数の局所解や無意味な解を避けるために、いくつかの制約条件を設定しなければならなかった [10]。このような制約条件のもとでの最適化問題は、計算コストや解の

安定性の上で問題が多い。さらに、得られた解に一意性が保証されない場合、パラメータを直接利用した照合、認識は困難を伴う。

一方、自由形状モデルは外乱の影響を受け易い欠点はあるが、計測データからの復元は容易である。また、方式によっては部分的な計測データからも適切な記述が可能なものがある。自由形状モデルの中でも基本的な、EGI(Extended Gaussian Image) は形状をその法線の分布によって記述するモデルである。このモデルでは、要素間の隣接関係を持たず、各要素が局所的な演算によって算出できるため、部分的な計測データからの形状の復元も可能である。

岡田は EGI と球面相関係数を用いた3次元物体認識手法を提案している [11]。法線集合は物体の並進に対して不変であり、球面相関係数は法線集合の回転に対して不変な類似尺度であるため、この手法では物体の並進、回転に対応可能である。しかしながら、この手法にはいくつかの制約がある。一つは EGI の表現能力の問題、もう一つは球面相関係数が法線集合間の対応づけが既知であることを前提としている点である。

本手法では形状の表現モデルがもつ前述の特徴を考慮し、観測データの記述に自由形状モデルである EGI モデルを、標準データとしてはパラメトリックモデルである Hyperquadrics を利用した3次元物体の認識手法を提案する。Hyperquadrics は陰関数の形態を取り、これが表す形状の表面形状は陽には明らかでないが、比較的多彩な形状が直観的に記述可能であること、法線方向が微分形で与えられることなどの利点がある。処理の過程では、Hyperquadrics は三角形パッチ集合によって近似される。計測データとこの三角形パッチ集合の重ね合わせを行い、計測点での法線集合とパッチ上に発見した対応点での法線集合との間で球面相関係数を計算することによって両者を照合する。本研究では形状が Hyperquadrics で記述できることを仮定しているが、提案方式は一部を除いて形状の表現方式に依存せず、CAD モデルや VRML モデルなど多様な表現方式を混在した場合にも適用可能である。

2 パラメトリックモデルを導入した3次元形状認識手法の提案

2.1 球面相関係数の3次元物体認識への応用

岡田は EGI と Fisher の球面相関係数を用いた3次元物体認識手法を提案している [11]。ここで、2つの n 次元単位ベクトル集合をそれぞれ $X = \{x_i\}$ 、 $Y = \{y_i\}$ とする。ただし、 $|X| = |Y| = n$ とする。このとき、Fisher

の球面相関係数は次式で定義される [12] .

$$\rho_0 = \det \left(\sum_{i=1}^n x_i^T y_i \right) \quad (1)$$

ところで, ρ_0 はベクトルの本数 n に依存するので, 形状の類似尺度としては正規化した次の量を用いる .

$$\rho = \frac{\det \left(\sum_{i=1}^n x_i^T y_i \right)}{\sqrt{\det \left(\sum_{i=1}^n x_i^T x_i \right) \det \left(\sum_{i=1}^n y_i^T y_i \right)}} \quad (2)$$

相関係数 ρ は $-1 \leq \rho \leq 1$ の値を持ち, すべての i について $x_i = y_i$ ならば $\rho = 1$, X と Y が無相関のならば $\rho = 0$ の値を取る .

法線集合は物体の並進に対して不変であり, 球面相関係数はベクトル集合の回転に不変な性質を持つ . そのため, 類似尺度として球面相関係数を導入すれば, レンジファインダなどで計測した物体の表面点から得た法線ベクトルと, 標準データの間で照合を行うことができる .

2.2 従来手法の問題点と新たな手法の提案

EGI のような法線方向を用いた形状表現は, 要素間の隣接関係を持たず, 各要素が局所的な演算によって算出できるため, 計測データの表現としては有効である . とこころが法線方向は, 多面体に対しては簡潔な記述となるが, 滑らかな曲面に対しては法線方向が連続的に変化するため記述が困難となる . 仮に離散的な表現で近似したとしても, データ量は大きくならざるを得ない . 球面相関係数はベクトル集合間での要素の対応関係が既知であることを前提としているが, データ量の増加はこの対応づけをも困難とする . そのため, 標準データとして法線方向による形状表現を用いるのは適当ではない .

そこで, 本手法では標準データとして連続曲面を表現可能な表現モデルを導入することを提案する . 本手法で利用した Hyperquadrics および Hybrid Hyperquadrics は多彩な形状を小規模のパラメータ集合で表現することができる . その法線方向は位置の関数として与えられるので, 任意の表面点において法線を求めることができる .

標準データとして連続曲面表現モデルによる記述が与えられた場合の形状の照合は次のように行う (図 1 参照) .

1. 形状表面を計測したデータから, 各表面点の法線方向を計算する .
2. 標準データの連続曲面から, 計測点に対応する部分を発見し, 両者を重ね合わせる .
3. 2. の結果をもとに, 各計測点に最も近い標準データ上の点を発見する .
4. 3. の各点で標準データ側の法線方向を計算する .
5. 1. と 4. で求めた法線集合の間で球面相関係数を計算する .

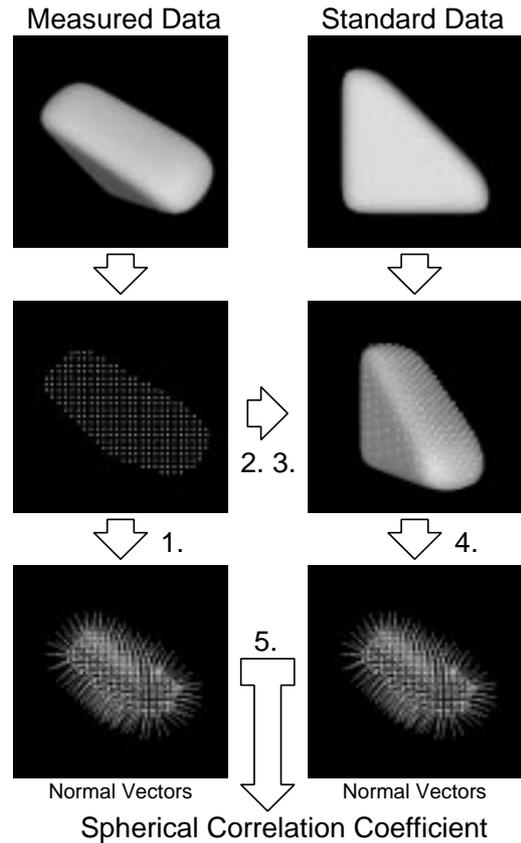


図 1: 記述の照合手順 (1. 計測データから法線を計算 . 2. 対応部分の発見 . 3. 重ね合わせ . 4. 標準データから法線を計算 . 5. 球面相関係数の計算 .)

本手法では, 標準データとして Hyperquadrics を仮定しているため, 識別可能な形状はこのモデルによって表現できる形状に限られる . しかし, その照合手順は一部を除いて標準データの表現モデルに依存せず, 依存部分を変更すれば容易に他の表現モデルに対応可能である .

3 Hyperquadrics を用いた標準データの表現

3.1 Hyperquadrics とその拡張

Hyperquadrics は Hanson によって提案された陰関数による形状表現モデルである [5] . これは良く知られた Superquadrics を一般化したものであり, 任意の凸多角形に内接する滑らかな形状を表現可能である . 3 次元の Hyperquadrics は次式で定義される .

$$H(x, y, z) = \sum_{i=1}^N |H_i(x, y, z)|^{\gamma_i} = 1 \quad (3)$$

$$H_i(x, y, z) = a_i x + b_i y + c_i z + d_i \quad (4)$$

ここで, a_i, b_i, c_i, d_i , そして $\gamma_i > 0$ は定数である. Hyperquadrics を用いると形状は $5N$ 個のパラメータ集合で記述される.

Hyperquadrics は Superquadrics に比べ高い表現能力を持っている. しかし, 局所的な形状の制御は依然として容易ではない. また, 非凸形状を扱うことも困難である. これらの欠点を補うための拡張として, Cohen によって次式で表される Hybrid Hyperquadrics が提案されている [6].

$$H(x, y, z) = \sum_{i=1}^N |H_i(x, y, z)|^{\gamma_i} + \sum_{j=1}^M C_j \exp \left(- \sum_{l=0}^{L_j} |K_{jl}(x, y, z)|^{\gamma_{jl}} \right) = 1 \quad (5)$$

ここで $K_{jl}(x, y, z)$ は式 (4) と同型である. 第 1 項は Hyperquadrics, すなわち大域的な形状を表し, 第 2 項はこの形状に対する局所的な変形を表す. C_j は局所変形の凹凸を制御する定数である. Hybrid Hyperquadrics を用いると形状は $5(N + \sum_{j=1}^M L_j)$ 個のパラメータ集合で記述される. 以下では, 特に明記しない限り Hybrid Hyperquadrics を含めて Hyperquadrics と呼ぶものとする.

3.2 三角形パッチによる近似

3.2.1 Hyperquadrics の数値的表現

Hyperquadrics は項数 N が任意なため, Superquadrics のような一般的な媒介変数表示を行うことができない. そこで, 数値的に $H(x, y, z) = 1$ を解いて利用する. ここでは, 以下のように各変数を極座標でパラメータ表示する.

$$\begin{cases} x(r, \theta, \varphi) = r(\theta, \varphi) \cos \theta \cos \varphi \\ y(r, \theta, \varphi) = r(\theta, \varphi) \sin \theta \cos \varphi \\ z(r, \theta, \varphi) = r(\theta, \varphi) \sin \varphi \end{cases}$$

$r(\theta, \varphi) \geq 0, \theta \in [0, 2\pi], \varphi \in [-\pi/2, \pi/2]$ とする. ここで次のような関数を定義する.

$$H_{IO}(x, y, z) = H(x, y, z) - 1 \quad (6)$$

これは点 (x, y, z) が Hyperquadrics の内側ならば負, 外側ならば正, 表面にあれば 0 の値を取る. 以下これを Inside-Outside 関数と呼ぶものとする. Hyperquadrics を数値的に表現するためには, ある (θ, φ) について $|H_{IO}(x, y, z)|^2$ を最小する r を探索すればよい. 実際には離散的に選択した (θ_i, φ_j) について r_{ij} を発見し, 表面点 (x_{ij}, y_{ij}, z_{ij}) を得る. 本手法では隣接する表面点を連結して得られる三角形パッチ表現を用いて Hyperquadrics を近似する. ただし, 三角形パッチはすべて独立で三角形パッチ間の隣接関係は保持しない.

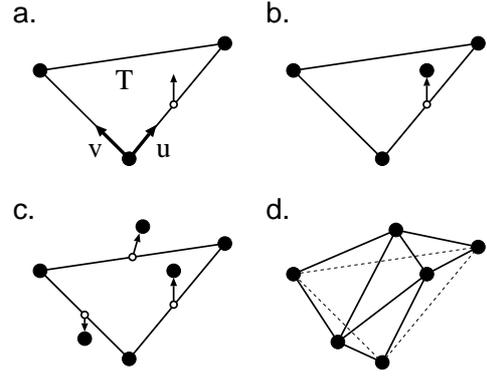


図 2: 三角形パッチの細分割: a. 辺の中点で, 探索方向を決定する. b. 表面点を発見する. c. 他の 2 辺についても表面点を発見する. d. 表面点を連結して, 三角形パッチを更新する. (● は表面点, ○ は中点, 矢印は探索方向を表す)

3.2.2 三角形パッチの細分割

さて, 前節のように得られた三角形パッチは (θ_i, φ_j) の選び方に依存し, 良い近似となっている保証はない. 本手法では真の形状と三角形パッチによる近似との誤差を次のように定義し, 誤差がしきい値を越える三角形パッチは細分割を行って, より真の形状へ近付ける.

$$\frac{\iint_T |H_{IO}(u, v)|^2 du dv}{\iint_T du dv} \quad (7)$$

ここで $H_{IO}(u, v) = H_{IO}(x(u, v), y(u, v), z(u, v))$ であり, u, v は図 2a のように選ぶ. この誤差評価は個々の三角形パッチについて行い, 後で述べるように細分割も隣接する三角形パッチに依存しないため, 局所的な精度の向上が可能である.

三角形パッチの細分割は各辺に新たな表面点を挿入することによって行う. 三角形パッチの各頂点は Hyperquadrics の表面点であり, Hyperquadrics の表面は連続であるので, 各辺の中点から適当な方向を探索すれば, 表面点を発見できる. いま, 三角形の辺の中点 (x_m, y_m, z_m) における探索方向として次式を用いる.

$$s = -\text{sign}(H_{IO}(x_m, y_m, z_m)) \nabla H(x_m, y_m, z_m) \quad (8)$$

ただし, $\text{sign}(x)$ は $x \geq 0$ ならば 1, $x < 0$ ならば -1 をとる符号関数である. また ∇H は H の勾配を表し, Hyperquadrics の中心から外側に向かうベクトルとなり, 特に表面上では法線方向と等しくなる. また, H_{IO} は (x_m, y_m, z_m) が Hyperquadrics の内側にあれば負, 外側にあれば正の値を取るから, s は常に Hyperquadrics の表面が存在する方向を向く. 図 2 に分割手順を示す.

この手順によると, 三角形パッチの各辺は隣接するパッチと共有されているため, 挿入される表面点も共有する.

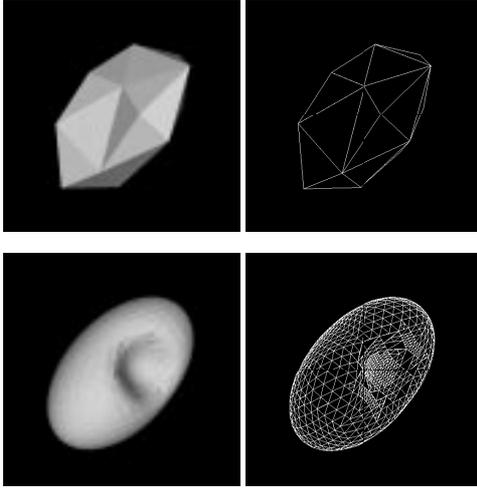


図 3: 許容誤差と近似形状の関係 (上段は許容誤差大, 下段は許容誤差小)

従って, 隣接する三角形パッチを同時に細分割する限り, 間隙や重なりは生じない. 図 3 に許容誤差が大きい場合 (上段), 許容誤差が小さい場合 (下段) について例を示す.

4 計測データと標準データの重ね合わせ

4.1 ICP アルゴリズム

Horn は 2 組の点集合間で対応関係が既知の場合に両者を quaternion と最小 2 乗法を用いて重ね合わせる手法を提案している [14]. これに関連して, Besl は仮の対応づけと重ね合わせを反復することにより, 局所的に最適な重ね合わせを発見する Iterative Closest Point (ICP) アルゴリズムを提案している [13]. これを用いることにより, 対応関係が未知の場合にも重ね合わせを実行可能である.

いま, 回転を表す単位 quaternion を $\hat{q}_R = q_0 + iq_1 + jq_2 + kq_3$, 並進を表すベクトル $q_T = (q_4, q_5, q_6)^T$ とする. このとき, 回転および並進をベクトル $q = (q_0, \dots, q_6)$ で表す. いま, 計測点として $P = \{p_i\}$, 標準データ上の点として $X = \{x_i\}$ を考える. このとき, 要素数はそれぞれ $N_p = |P|$, $N_x = |X|$, かつ $N_x = N_p$ とする. また, p_i は x_i に対応すると仮定する. このとき, q に対して最小化すべき目的関数は次式となる.

$$f(q) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|x_i - \mathbf{R}(\hat{q}_R)p_i - q_T\|^2 \quad (9)$$

ただし, $\mathbf{R}(\hat{q}_R)$ は \hat{q}_R に対応する回転行列である. 以下では, 計測データ点集合 P と標準データ点 X の間で最小の平均 2 乗誤差 d_{ms} と, これを与える回転及び並進を表

す q を求める操作を次のように表記する.

$$(q, d_{ms}) = Q(P, X) \quad (10)$$

操作 Q を行うためには, 各計測点に対するモデル上の最近点が必要となる. 本手法では三角形パッチを用いて Hyperquadrics を近似するため, 計測点と三角形パッチの間で最近点を発見しなくてはならない.

点 p と三角形パッチ t の距離を $d(p, t)$, p と三角形パッチ集合 $T = \{t_i\}$ の距離を $d(p, T) = \min_{i \in \{1, \dots, N_t\}} d(p, t_i)$ で表すものとする. ここで, 計測点 p_i に対する T 上の最近点 y_i は次式を満たす.

$$d(p_i, y_i) = d(p_i, T) \quad (11)$$

計測点集合 P の全てに対して, 前式を満たす y_i を発見する操作を次式で表記する.

$$Y = C(P, T) = \{y_i | d(p_i, y_i) = d(p_i, T), i \in \{1, \dots, N_p\}\} \quad (12)$$

Y が与えられた時, 最適な回転, 平均を求める操作は次のように書ける.

$$(q, d) = Q(P, Y) \quad (13)$$

また, 以下では計測点集合 P の全要素に対し, q で表される回転, 並進を加えて更新する操作を $P = q(P)$ で表現する. ICP アルゴリズムは d が収束するまで, C と Q を繰り返す. アルゴリズム終了が終了したとき, q には計測点と標準データを重ね合わせる最適な回転と並進が, Y には重ね合わせた際に計測点に最も近い標準データ上の表面点が得られる.

4.2 近似的な表面点の獲得

ICP アルゴリズムにおいて, 最近点の算出には $O(N_x N_t)$ のコストが必要であるため, 計算量の観点からは三角形パッチ数 N_t は小さい方が望ましい. ところが, 重ね合わせによって得られる最近点 Y は, あくまで形状を近似する三角形パッチの表面点であるので, 真の形状との誤差ができるだけ小さくなるように細分割された三角形パッチ集合を利用することが望ましい.

この相反する条件を満たすため, 本手法では次のような 2 段階の ICP アルゴリズムを提案する. 初めに近似誤差が大きな少数の三角形パッチ集合に対して重ね合わせを行い, 収束後に近似誤差が小さくなるように三角形パッチを細分割した上で, 再び重ね合わせを行って, より真の表面点に近い最近点 Y を発見する. ただし, 単純な細分割は計算コストの増大をもたらすので, 図 4 のように初回で求めた最近点 Y の近傍でのみ分割を行い, 最近点を探索する範囲も近傍に限定する.

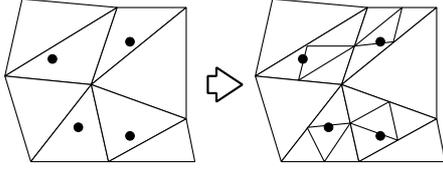


図 4: 計測点の近傍での三角形パッチの細分割 (r は計測点)

いま, 点 p_i の近傍の三角形パッチ集合を $T_i^{(r)} = \{t | d(p_i, t) < r, t \in T\}$ と定義する. これを用いて, 近傍の三角形パッチ集合から最近点を発見する操作を次のように表す.

$$Y = \mathcal{C}^{(r)}(P, T) = \{y_i | d(p_i, y_i) = d(p_i, T_i^{(r)}), i \in \{1, \dots, N_p\}\} \quad (14)$$

$r = \infty$ のとき, $\mathcal{C}^{(r)}(P, T)$ は $\mathcal{C}(P, T)$ に等しい. さらに T に含まれる三角形パッチを細分割する操作を次式で表記する.

$$T = \mathcal{D}(T, \epsilon) \quad (15)$$

ここで ϵ は細分割を行う際のしきい値である. 2 段階の ICP アルゴリズムは以下のように表せる.

0. $k = 0, P_0 = P, q_0 = (1, 0, 0, 0, 0, 0, 0), r = \infty$
 1. $Y_k = \mathcal{C}^{(r)}(P_k, X)$
 2. $(q_k, d_k) = \mathcal{Q}(P_0, Y_k)$
 3. $P_{k+1} = q_k(P_0)$
 4. if ($k > 0$ かつ $d_{k-1} - d_k < \tau$) {
 - if ($r == \infty$) {
 - $r = r_2$
 - $T_i^{(r)} = \mathcal{D}(T_i^{(r)}, \epsilon)$ for $i \in \{1, \dots, N_p\}$
 - } else
 - 終了.
 - $k = k + 1$ として 1. へ戻る.
- } (r_2 は近傍の距離, τ は収束を判定するための閾値)

この処理の結果, 計測点 P に対応する近似的な Hyperquadrics 表面点が Y に得られる. このとき y_i に対して, ∇H を計算すれば, データ点と Hyperquadrics を重ね合わせた時に, 各データ点に最も近い表面点における法線ベクトルを近似的に計算することができる. データ側の法線ベクトルが得られているならば, 両者の間で球面相関係数を計算してその類似性を評価することができる.

5 実験結果

疑似的に生成した距離画像を用いて照合実験を行った. 最初に実験に用いたのは図 5 の cube と sphere の 2 形状である. それぞれの形状を中心軸周りに 60 度間隔で回転させた距離画像を生成した. それぞれの距離画像は 512×512 ピクセルの大きさを持ち, 16 ピクセル間隔の格子点にて計 1024 点のサンプリングと, 法線の計算を行った. また, 計測データ側と標準データ側の重ね合わせには, 6 個の初期解を用いて 2 段階の ICP アルゴリズムを実行し, 最も平均 2 乗残差が小さいものを採用した. 図 6 左列は, ある形状の距離画像に対して全形状と照合を行った結果である. 横軸は形状の回転角, 縦軸は球面相関係数である. 球面相関係数の値が高いほど類似性は高い. 比較対象として, 図 6 左列に同様の形状に対して標準データとして法線情報のみを用いた結果を示す. 両手法とも同一形状の間の相関が 1 に近い値を示し, ごく単純な形状については識別が可能であることが分かるが, 提案手法では sphere の距離画像に対する相関値の平均が 0.993 であるのに対し, 比較手法では 0.986 と若干低くなっている. これは提案手法が計測データに対し標準データから常に最適な対応点を発見できるのに対し, 比較手法では標準データが離散的で固定的な表現なため, 適切な対応点を発見できないためと考えられる. この差は次の実験でさらに大きなものとなる.

次に図 5 に示した形状のうち, cube と sphere を除いた 5 形状について同様の実験を行った. 図 6 中列に示したのは, ある形状の距離画像に対して全形状と照合を行った結果である. 比較対象として, 図 6 右列に同様の形状に対して標準データとして, 法線情報のみを用いた場合を示す. 提案手法はすべての場合について距離画像の形状と標準データが同一である場合の球面相関係数が他に比べて最も高くなっており, 識別に成功している. ところが, 比較手法では 4 例で識別に失敗しており, 成功した場合でも相関係数は提案手法よりも低くなっている.

6 まとめ

従来から提案されている EGI と球面相関係数を用いた認識手法は, 物体の並進や回転に対応し, 部分照合も可能な優れたものであるが, 形状が滑らかな曲面を持つ場合には問題があった. 本研究では, 形状が Hyperquadrics で表現できるという仮定の下で, 計測データの記述に自由形状モデルである EGI モデルを, 標準データとしてはパラメトリックモデルである Hyperquadrics を利用した 3 次元形状の認識手法を提案した. 滑らかな曲面を含む 3 次元形状を用いた識別照合実験の結果, 提案手法が有効であることが示された.

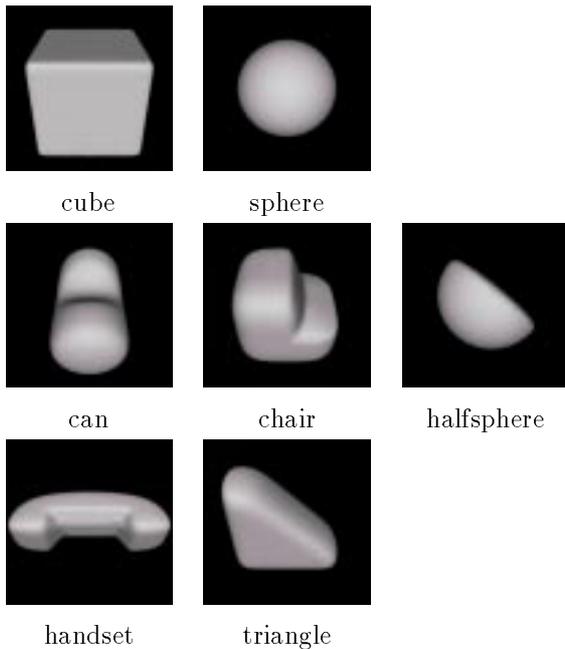


図 5: 実験に使用した形状

本研究では Hyperquadrics を用いた場合にのみ言及したが、提案手法は Hyperquadrics を近似した三角形パッチの細分割方法を除けば、特に表現モデルに依存するものではない。例えば平面を多く含む形状ならば Hyperquadrics よりも、純粋な三角形パッチによる表現の方が適切であろう。今後は多種の表現モデルとの融合を視野に入れて行く予定である。

参考文献

- [1] 村瀬 洋, シュリー ナイヤー, “2 次元照合による 3 次元物体認識,” 電子情報通信学会論文誌, vol.J77-D-II, no.11, Nov. 1994.
- [2] 鄭 文濤, 原島 博, “不変特徴に基づく 3 次元曲面の表現,” 電子情報通信学会論文誌, vol.J78-D-II, no.2, pp.272-280, Feb. 1995.
- [3] Alan H. Barr, “Superquadrics and Angle-Preserving Transformations,” *IEEE Computer Graphics*, vol.18, no.3, pp.11-23, Jan. 1981.
- [4] Demetri Terzopoulos and Dimitri Metaxas, “Dynamic 3D Models with Local and Global Deformations: Deformable Superquadrics,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.13, no.7, pp.703-714, Jul. 1991.
- [5] Andrew J. Hanson, “Hyperquadrics: Smoothly Deformable Shapes with Convex Polyhedral Bounds” *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 44, pp.191-210, 1988.
- [6] Isaac Cohen and Laurent D. Cohen, “A Hybrid Hyperquadric Model for 2-D and 3-D Data Fitting,” *Computer Vision and Image Understanding*, vol.63, no.3, May, pp.527-541, May. 1996.
- [7] Art Matheny and Dmitry Goldgof, “The Use of Three- and Four-Dimensional Surface Harmonics for Rigid and Nonrigid Shape Recovery and Representation,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.17, no.10, pp.967-981, Oct. 1995.
- [8] 堀越 力, 末広 康仁, 中根 一成, “超 2 次関数膨張法と球面調和関数による 3 次元形状の記述,” 電子情報通信学会論文誌, vol.J78-D-II, no.1, pp.50-60, Jan. 1995.
- [9] Franc Solina and Ruzena Bajcsy, “Recovery of Parametric Models from Range Images: The Case for Superquadrics with Global Deformations,” *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligencs*, vol.12, no.2, pp.131-147, Feb. 1990.
- [10] Senthil Kumar, Song Han, Dmitry Goldgof, and Kevin Bowyer, “On Recovering Hyperquadrics from Range Data,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.17, no.11, pp.1079-1083, Nov. 1995.
- [11] 岡田 尚, 佐野 睦夫, 金子 博, “球面相関係数の三次元物体認識への応用,” 信学技法, PRU90-113, pp.17-24, 1990.
- [12] N. I. Fisher and A. J. Lee, “Correlation Coefficients for Random Variable on a Unit Sphere or Hypersphere,” *Biometrika*, vol.73, pp.159-164, 1986.
- [13] Paul J. Besl, Neil D. McKay, “A Method for Registration of 3-D Shapes,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.14, no.2, pp.239-256, Feb. 1992.
- [14] Berthold K. P. Horn, “Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions,” *Journal of Optical Society of America*, vol.4, no.4, pp.629-643, Apr. 1987.

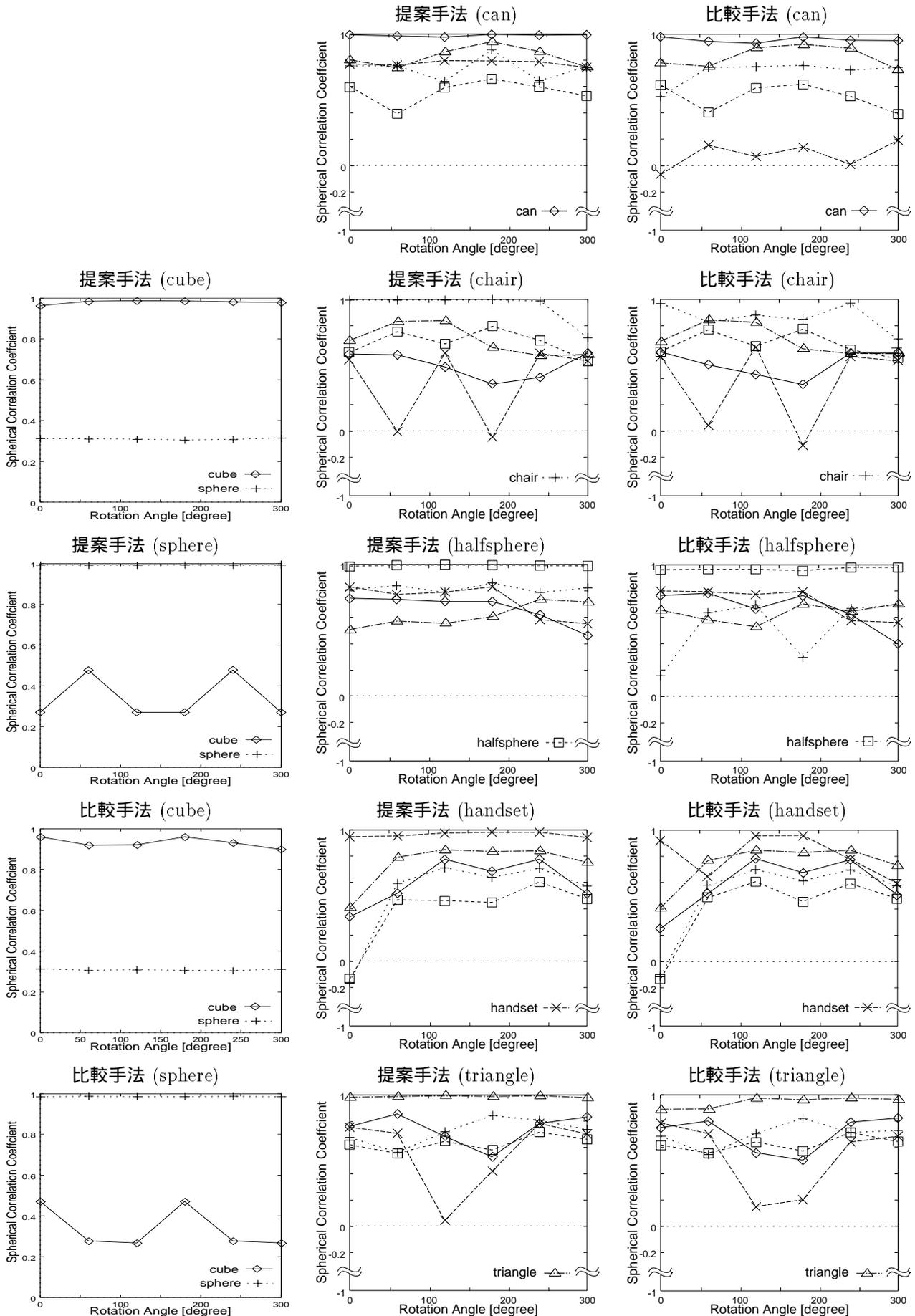


図 6: 実験結果