

陰関数による形状推定に基づいた対応点探索

Corresponding Points Search Based on Shape Estimation by Implicit Function

坂本 祐基† 小野 景子‡
Sakamoto Yuki Ono Keiko

1. はじめに

立体物の形状は 3 次元座標点群として表すことができ、現実存在する物体形状のコンピュータへの取り込みは、距離センサーを用いて座標情報を得ることによってなされる。このとき、物体の全体を死角なく取り込むには、異なる角度から複数撮影することが必要であり、このため複数の断片点群として情報が保存される。これら断片を統合し立体形状を再現するために、断片同士から何らかの方法によって決定された対応点に基づいた位置合わせが行われる。

点群位置合わせには ICP(Iterative Closest Point)アルゴリズムがよく用いられる。ICP アルゴリズムは近傍点を対応点とするが、もとの点群間の距離が離れていた場合、局所解に陥ることで正しく位置合わせできない場合がある。そのため初期位置合わせが必要とされる。

そこで本研究では、陰関数表現された曲面から点群間の形状の近しさを調べ、その情報に基づいて対応点を決定し位置合わせを行う手法を提案する。

2. 陰関数推定

陰関数推定では、点群を条件によって 3 種に分類し、それぞれ異なった式で推定する[1]。

点群 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ で値が 0 となるような陰関数 $Q(x)$ を考える。ここで p_i と x を 3 次元ベクトル、 N を陰関数曲面を推定する点群内の点の総数、 N_{min} を陰関数曲面の推定に必要な最低総点数とする。 p_i の法線ベクトルを n_i とし、すべての n_i の平均を \bar{n} とする。近似のために B スプライン関数 $b(t)$ を用いた重み関数

$$w(x) = b\left(\frac{3|x-c|}{2R}\right)$$

を生成する。ここで c は点群の中心座標、 R は点群領域の半径である。

1. 一般二次曲面

$$N > 2N_{min} \cap \min_{p_i \in P} n_i \cdot \bar{n} \leq 0$$

の条件を満たす時、以下の式によって曲面を表す。

$$Q(x) = x^T A x + b^T x + c \quad (1)$$

ここで A は 3×3 対称行列、 b は 3 次元ベクトルとする。 A, b, c の値を決定するために、以下のコスト関数を最小化する。

$$\sum_{i=1}^N \frac{Q(p_i)w(p_i)}{\sum_{i=1}^N w(p_i)} + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (Q(q_i - d_i))^2$$

ここで q_i は P に外接する立方体の 8 つの頂点と P の中心座標からなる総数 9 の点である。ただし、 q_i それぞれで 6 点の近傍点を P からとってそれを p_{ij} (i は q の添字、 j は P での点番号) とし、

$$s_{ij} = n_{ij} \cdot (q_i - p_{ij})$$

を計算、 $sign(s_{ix}) \neq sign(s_{iy})$ となる場合 q_i を除外する。残った q の数を m とし、 d_i は以下の式から求める。

$$d_i = \frac{1}{6} \sum_{j=1}^6 s_{ij}$$

2. 二変量二次多項式

$$N > 2N_{min} \cap \min_{p_i \in P} n_i \cdot \bar{n} \leq 0$$

$$N \leq 2N_{min} \cap \min_{p_i \in P} n_i \cdot \bar{n} \geq 0.9$$

の条件を満たす時、以下の式によって曲面を表す。

$$Q(x) = w - (au^2 + 2buv + cv^2 + du + ev + f) \quad (2)$$

ここで u, v, w は P の中心を原点とし、 \bar{n} の方向を w とした局所空間での x の座標である。

$a \sim f$ までの係数を決定するために以下のコスト関数を最小化する。

$$\sum_{i=1}^N (Q(p_i)w(p_i))^2$$

3. エッジとコーナーでの局所近似

$$N \leq 2N_{min} \cap \min_{p_i \in P} n_i \cdot \bar{n} < 0.9$$

$$\max_{p_i \in P} |n_i \cdot n_3| > 0.7$$

ただし $\max_{p_i, p_j \in P} n_i \cdot n_j$ となる法線の組を n_1, n_2 とし、

$n_3 = n_1 \times n_2$ とする。

$\min_{p_i \in P} n_i \cdot \bar{n} < 0.9$ が真である時 P を n_1, n_2 に対してクラスタリングする。偽である時は n_1, n_2, n_3 に対してクラスタリングする。

各クラスターで曲面を推定し、 P が凸であれば式 1 と式 2 の計算値が大きい方、凹であれば計算値が小さい方を選択する。

† 龍谷大学大学院, Ryukoku University

‡ 龍谷大学, Ryukoku University

3. 提案法

提案法では、次の手順で源点群から目標点群への位置合わせを考える。

1. 源点群と目標点群から特徴点を抽出
2. 目標点群の特徴点周辺の点群から陰関数を推定
3. 陰関数に引数として源点群特徴点周辺点群を入力し戻り値の平均を適合度とする
4. すべての陰関数と源点群特徴点周辺点群の組み合わせで適合度を調べる
5. 最小の適合度をもつ組を対応点として位置合わせする

特徴点だけでは対応関係を調べるための情報が不足しているため、その周辺点群同士で比較する。比較において目標点群では特徴点周辺点群そのものでなく推定した陰関数を用いるのは、形状が近しくても点分布が異なる場合であっても正しく対応をとるためである。

特徴点の抽出には 回転・スケール不変でコーナー検出ができる SIFT(Scale-Invariant Feature Transform)特徴量[2]を使用した。

陰関数では計算値が 0 となる入力座標で曲面を表す。そのため、ある点群が陰関数曲面と近い形状であるかは、陰関数の推定元点群にその点群の位置を合わせた後、陰関数に全点を入力した計算値の平均に基づき判断できる。そのため、陰関数 Q に対する点群 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ の適合度 $fitness$ は以下の式で表すことができる。

$$fitness = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Q(p_i) - \epsilon|$$

ϵ は推定陰関数の誤差であり、 Q に対する推定元点群の適合度である。

4. 実験結果

テストデータとして手の点群 (図 1) と兎の点群 (図 2) を使用した。用意した点群を平行移動させ、移動前を目標点群に、移動後を源点群とした。

図 3、図 4 は目標点群と源点群の抽出された特徴点を示している。紫が目標点群、青が源点群であり、緑・黄色の点が抽出された特徴点、そして赤の点が対応点として選択された。目標点群の対応点周辺点群から推定された陰関数曲面を図 5、図 6 に示す。陰関数 Q はそれぞれ

$$\begin{aligned} & -2.13426 \times 10^{-6}x^2 + 1.34997 \times 10^{-6}y^2 + 5.0964 \times 10^{-4}z^2 \\ & + 1.4624 \times 10^{-5}xy + 8.80854 \times 10^{-5}yz + 1.08005 \times 10^{-4}zx \\ & - 1.8594 \times 10^{-5}x - 1.88017 \times 10^{-5}y - 2.10327 \times 10^{-4}z \\ & + 2.12075 \times 10^{-5} = 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & 49.162x^2 + 64.1192y^2 - 16.742xy \\ & + 2.93042x - 14.6051y + z + 0.796451 = 0 \end{aligned}$$

である (前者が手、後者が兎)。

対応点に基づいて位置合わせした結果を図 7、図 8 に示す。赤が目標点群、緑が源点群、青が位置合わせ後の源点群である。

表 1 はこの結果における諸数値である。対応点の適合度は対応点として選択された目標点群特徴点周辺点群から推定された陰関数に対する源点群特徴点周辺点群の適合度である。陰関数推定総計算時間は目標点群のすべての特徴点周辺点群における陰関数推定にかかった時間である。そのためこの時間は目標点群特徴点数に比例する。対応点探索総計算時間は対応点探索のための最小適合度を調べるのににかかった時間である。これは総当たり計算であるため、時間は源点群特徴点数 \times 目標点群特徴点数に比例する。位置合わせ後の点群間の真の距離は、源点群が目標点群を平行移動させたものだったため既知であった対応関係から算出した。この真の距離が 0 であれば完全な位置合わせであると言える。

5. まとめ

本研究では、陰関数による曲面近似から対応点を探索する手法を提案し、ICP アルゴリズムの単純な距離に基づいた対応に比べ、平行移動により大きく距離の離れた点群について十分な性能向上を実現した。手と兎の点群において精度が大きく異なるが、これは特徴点として抽出された点の一致具合に由来する。特徴点の抽出に由来する問題は、対応点による位置合わせ後に陰関数と源点群の位置合わせをする処理を加えれば精度の向上が見込め、対応点探索手法でなく位置合わせ手法として適応できると考えられる。今後の課題として、本研究では平行移動のみを考えたが、回転が必要な対応付けも考慮できる改善が考えられる。

参考文献

- [1] Ohtake, Y., Belyaev, A., Alexa, M., Turk, G., AND Seidel, H. 2003. Multi-level Partition of Unity Implicits. In *Proceedings of ACM SIGGRAPH 2003* 22(3), 463-470
- [2] David G. Lowe. 2004. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. In *International Journal of Computer Vision* 60(Issue 2), 91-110



図 1.テスト点群 (手)

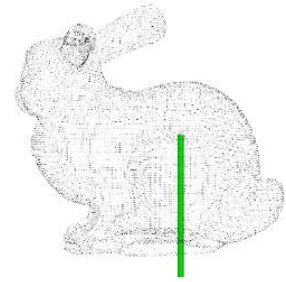


図 2.テスト点群 (兎)

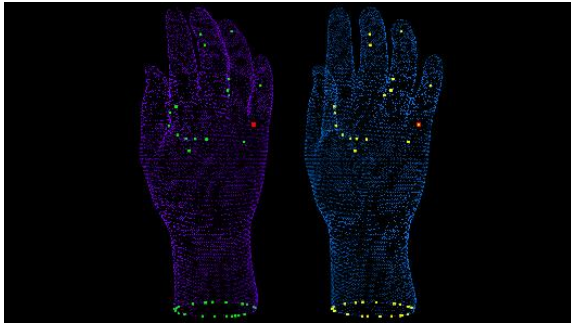


図 3.特徴点と対応点 (手)

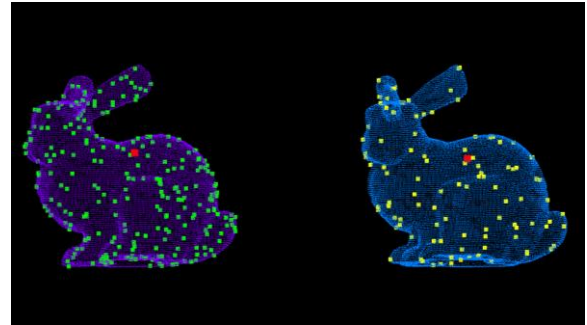


図 4.特徴点と対応点 (兎)

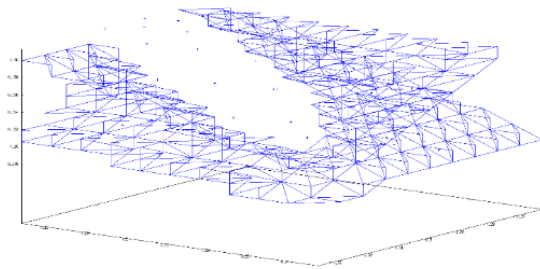


図 5.目標点群対応点周辺点群と推定陰関数 (手)

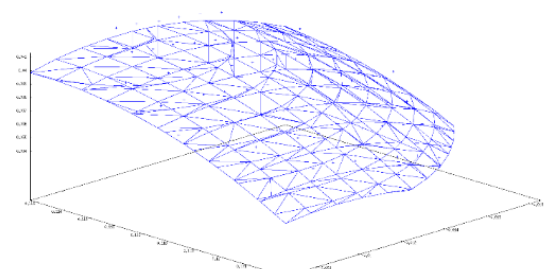


図 6.目標点群対応点周辺点群と推定陰関数 (兎)



図 7.位置合わせ結果 (手)

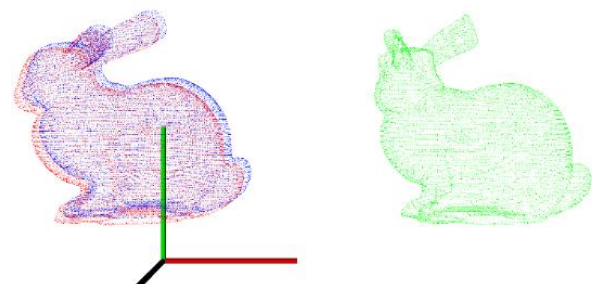


図 8.位置合わせ結果 (兎)

表 1. 位置合わせ時の設定と結果数値

	手	兎
対応点の適合度	1.97×10^{-9}	4.51×10^{-4}
源点群特徴点数	73	111
目標点群特徴点数	74	273
特徴点数合計	147	384
源点群特徴点周辺点群総点数	50	75
目標点群特徴点周辺点群総点数	50	75
陰関数推定総計算時間(ミリ秒)	1547	30667
対応点探索総計算時間(ミリ秒)	878	7195
位置合わせ後の点群間の真の距離	7.19×10^{-4}	6.74×10^{-3}