

形状モデルを用いた3次元環境計測データからの対象認識に関する研究 —大規模計測データへのスピニイメージの適用手法—

北海道大学 大学院情報科学研究科 ○廿日岩 昭裕, 伊達 宏昭, 小野里 雅彦, 田中 文基

要旨

本研究では、環境内における対象の存在有無・位置姿勢を、形状モデルを用いて大規模環境計測データから認識することを目的とする。本報では、形状情報を画像に変換し、形状間の類似判定を行うスピニイメージを、大規模環境計測データからの対象認識へ適用する手法について述べる。

1. はじめに

近年、中・長距離3次元計測機器が急速に普及しつつあり、大規模建造物等への3次元計測データの活用技術への期待が高まりつつある。しかしながら、計測データの大規模さ(数千万～数億点)、多くのデータ欠損、更に、高いレベルの計測ノイズを理由に、計測データから必要な情報を効率良く抽出することが困難であり、利用可能なデータへの変換作業に多大な労力を要している。

本研究では、計測された環境内における対象の存在有無・位置姿勢を、形状モデルをクエリ情報として、大規模環境計測データから効率よく認識することを目的とする。本報告では、形状情報を画像に変換し、形状間の類似判定を行うスピニイメージ[1]を、大規模環境計測データからの対象認識へ適用する手法を述べる。なお、本報告では、形状モデルと環境計測データの対応抽出を目標としている。

2. 形状モデルを用いた計測データからの対象認識

形状モデルを用いた計測データからの対象認識では、計測データ内における対象の存在有無の判定と位置姿勢を対象の形状モデルを用いて算出する。これは、作業空間の認識・検査や、計測データへ形状モデルの埋め込みによる仮想空間構築等に活用が期待できる。

3次元の計測データを用いた対象認識には次のことが要求される: 1) 膨大なデータ量の計測データから対象を効率よく認識できること。2) ノイズ・データ欠損を含むデータからロバストに認識できること。3) 物体の位置姿勢に依存しない認識ができること。本研究では、メッシュで表現された形状の形状情報を画像に変換し、形状間の類似判定を行うスピニイメージを用いて、対象認識手法を構築する。

3. スピニイメージを用いたメッシュモデル間の対応抽出[1]

3.1 スピニイメージ

メッシュ上の1点の法線方向と接平面で定義される2次元座標系(図1)にメッシュの他の頂点を射影し、射影された点の密度を輝度値に持つ画像がスピニイメージである(図2)。2次元座標系への点 $\mathbf{x} \in R^3$ の射影 S_O は式(1)となる。

$$S_O(\mathbf{x}) \rightarrow (\alpha, \beta) = \left(\sqrt{\|\mathbf{x} - \mathbf{p}\|^2 - (\mathbf{n} \cdot (\mathbf{x} - \mathbf{p}))^2}, \mathbf{n} \cdot (\mathbf{x} - \mathbf{p}) \right) \quad (1)$$

ここで、 \mathbf{p} と \mathbf{n} は基準となる頂点 O の位置と単位法線ベクトルである。次に、射影された点に対して、2次元平面上に格子を定義し、双線形補間を用いて (α, β) を含む格子の4つの格子点に (α, β) と格子点との距離に関する重みを投票する。最後に、格子点に投票された値を輝度値に持つ画像(スピニイメージ)を作成する。スピニイメージは、法線にのみ依存した座標系を用いているため、モデルの位置姿勢に依存しない。

3.2 スピニイメージ間の類似度の定義

同形状のモデル間の対応点では類似したスピニイメージが作成される。そのため、スピニイメージ間の類似度を算出・比較することで対応の有無を判定できる。2つのイメージ $P = \{p_i\}$, $Q = \{q_i\}$ の相関係数 R は式(2)で得られる。

$$R(P, Q) = S(P, Q) / \sigma_P \sigma_Q \quad (2)$$

S は P, Q の共分散, σ_P, σ_Q は P, Q 各々の標準偏差である。

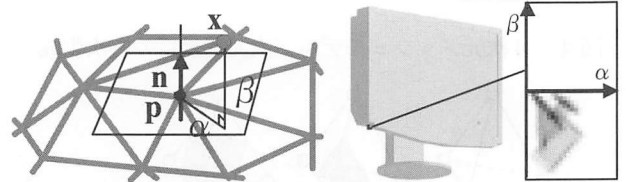


図1 法線による座標系 (α, β)

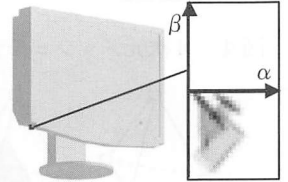


図2 スピニイメージ

R の信頼性は $p_i \neq 0 \wedge q_i \neq 0$ となるピクセルの数 n で変わるため、次の評価関数 C で、 P, Q 間の類似度を定義する。

$$C(P, Q) = (a \tanh(R(P, Q)))^2 - \lambda(1/(n-3)) \quad (3)$$

λ は重み係数である。 C の値が大きいと P, Q は類似しているとみなされる。

3.3 形状モデルと計測データからの対応点抽出処理

まず、形状モデルでは全頂点、計測データではランダムに選択した頂点に対してスピニイメージを生成する。イメージは形状モデルの全射影が含まれる大きさで作成する。

次に、評価関数 C を用いて、初期の対応を見つける。これは、計測データ上の1点と形状モデルの全点のイメージで C の値のヒストグラムを作成する。そして、4分位差を元にヒストグラムの中で外れ値となる (C の値が非常に大きい) 形状モデル上の点を対応点と判定する。この処理を選択された全ての計測データの点に対して適用する。

最後に、得られた対応を絞り込むために、評価関数 C の最大値の半分の値より高い値を持ち、さらに、対応の対ごとにそれらに含まれる対応点の位置関係が幾何学的に矛盾の無い対応のみを抽出する。

4. 形状モデルと環境計測データの対応抽出手法

4.1 提案手法の概要

スピニイメージを用いて、形状モデルと環境計測データの対応を抽出する問題点は次の通りである。(問題1) 高レベルの計測ノイズによる法線方向の不正確さと、形状モデルと計測データ間のメッシュ密度の違いにより、対応の抽出度合い・精度が下がる。(問題2) 認識したい対象の形状モデルごとに計測データのスピニイメージ作成は効率が悪い。(問題3) 膨大な数のイメージ間の組み合わせの評価関数計算は計算負荷が高い。本研究では、(問題1) に対してはメッシュの一樣化で密度の違いを改善、法線スムージングで、ノイズの影響を軽減した。(問題2) に対しては計測データのイメージを保存し、それを活用できるようにした。(問題3) に対しては異なる解像度のイメージを用いることで処理の効率化を実現した。

本研究で提案する手法の全体像を図3に示す。スピニイメージを用いるため、形状モデル、計測データ共にメッシュ表現されたデータを用いる。前処理では、法線スムージングを行った計測データでスピニイメージを作成し、これを wavelet 変換して保存して置く。対応抽出の手順は次の通りである: ①メッシュの一樣化処理で形状モデルのメッシュ密度を計測データと同程度にする。②法線スムージングを行った形状モデルで、スピニイメージを作成し、wavelet 変換で低解像度化する。③計測データのスピニイメ

ージを読み込み、形状モデルのイメージの解像度と同じになるように逆 wavelet 変換する。④低解像度のイメージを用いて対応点候補の抽出を行う。⑤高解像度に変換したスピニイメーをういて、得られた対応点候補で再度対応抽出を行う。以下に個々の手法を具体的に述べる。

4.2 法線スムージングの適用

計測データは高いレベルのノイズを含み、計測データから計算される法線はノイズにより本来向くべき方向を向いていない。そのため、本手法では頂点の法線を隣接面の法線の平均ベクトルで求めた後、それらのスムージングを行う。法線スムージングでは、頂点 v の1近傍頂点を持つ法線の平均を v の法線とする処理を繰り返し行う。

4.3 形状モデル(メッシュ)の密度一様化

計測データとメッシュ密度が異なる形状モデル(CAD から STL 出力したメッシュなど)に対しては、計測データとメッシュ密度が同程度になるようにメッシュの一様化をする。メッシュの一様化はメッシュ品質改善法[2]を適用して行う。

4.4 対応抽出の効率化

4.4.1 計測データのスピニイメーの保存と再利用

計測データでは、事前で作成したスピニイメーを保存して置き、対応抽出処理時に逐次読み込んで利用する。スピニイメーは、基準点から一定範囲内の点を用いて作成する。このとき、これらの点は kd 木を用いて探索する。また、様々な大きさの対象の認識を可能とするために、大きなサイズのイメージを作成しておく。

4.4.2 低解像度のイメージを用いた段階的な対応抽出

低解像度スピニイメーを用いての対応抽出は、精度は低下するが、評価関数 C の計算における計算負荷が低くなる。よって、本手法では、まず低解像度イメージを用いて、高速に対応点候補を抽出する。低解像度イメージの利用による対応抽出精度の低下で、正しい対応を取りこぼさないために、対応点候補は対応の絞込みを除いた 3.3 節の処理によって抽出される。次に、得られた対応点候補に対して、高解像度スピニイメーを用いて精度の高い対応抽出処理を行う。ただし、射影 S_0 を計算して、多種類の解像度のスピニイメーを作成することは、計算負荷が高いため、本手法では、スピニイメーを wavelet 変換[3]して、解像度を変更する。このため、4.4.1 節における計測データのスピニイメーの保存は、wavelet 変換したものとする。

5. 適用結果と評価

ダンボール(24cm×25cm×40cm)の形状モデル(16386 点)とダンボールを含む部屋の計測データ(2026074 点)との対応抽出を行った。計測データでは、全頂点の 1%の点をランダムに選択し、これらの点を対応抽出に用いた。

法線スムージング未適用ならびに適用データからの対応抽出の結果を図 4 に示す。スムージングを適用した場合は、より多くの対応が抽出されており、抽出度合いが上がるのが解った。なお、形状モデルではスピニイメーが対称性を持つため、モデルの対応点と対称の位置にある点が抽出されている。

上述の例題で得られたイメージを wavelet 変換で解像度を 1/4 にして対応点候補の抽出を行った。その結果、373 個の対応点が抽出され、認識したい対象上の対応点も多く抽出された(図 5)。得られた対応点候補のみを用いて元の解像度のイメージで対応抽出を行った結果を図 6 に示す。結果として認識したい対象上の対応が複数抽出された。段階的な対応抽出の処理時間は 12.1 分であり、元のサイズのイメージを利用した対応点抽出に比べ、処理時間が 18.7%に短縮された。

触力覚提示デバイス(PHANToM Omni)の形状モデル(32513 点)とこれを含む部屋の計測データ(3689863 点)との対応抽出結果を図 7 に示す。Omni のような複雑な形状で

も、認識したい対象上の対応が抽出された。また、Omni と類似した形状を持つ対象上でも対応が抽出されており、認識したい対象上にない対応の除去は今後の課題となる。

6. まとめ

本報告では、大規模環境計測データからの対象認識のためのスピニイメーの適用法を提案した。法線スムージングと低解像度イメージを用いて、ノイズ・欠損を多く含む環境計測データと形状モデルとの対応を効率よく抽出できた。今後、手法の認識性能の詳細評価と対象の位置姿勢の認識を行う。

[参考文献]

[1]A.E.Johnson: A representation for 3-D Surface Matching, doctoral dissertation, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, August, 1997
 [2]伊達他: 細分化と簡略化に基づくメッシュモデルの品質改善, 精密工学会誌, 71 (2), 223-227, 2005
 [3]E.J.Stollnitz et al.: Wavelets for Computer Graphics Theory and Applications, Morgan Kaufmann Publishers, 1996

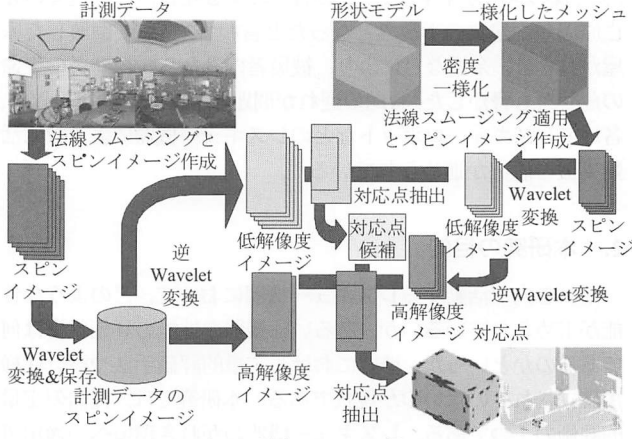


図 3 提案システム概要

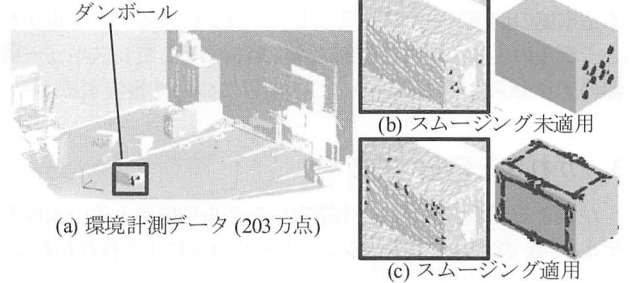


図 4 法線スムージングの対応抽出への効果 (b)(c)において、左:計測データ、右:形状モデル

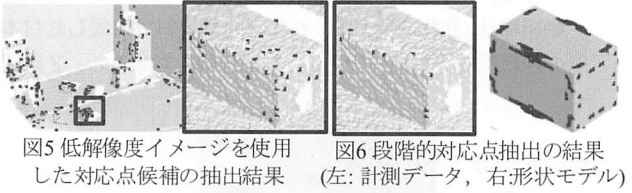


図 5 低解像度イメージを使用 図 6 段階的に対応点抽出の結果 (左:計測データ、右:形状モデル)

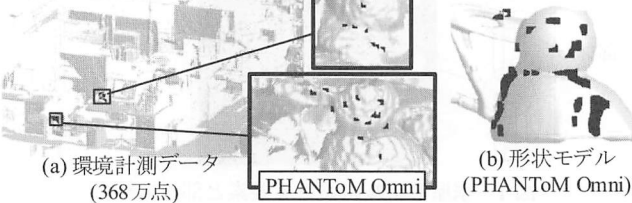


図 7 触力覚提示デバイスにおける対応抽出処理の結果