

極座標系におけるパノラマレンジデータからの 多面体記述の抽出

王彩華[†] 棚橋英樹[†] 平湯秀和[†] 丹羽義典[†] 山本和彦[‡]

[†] (財) ソフトピアジャパン地域結集型共同研究推進室、科技団

[‡] 岐阜大学 工学部 応用情報工学科

概要: 極座標系で表現された 360 度のパノラマレンジデータから、シーンの多面体記述を抽出する手法を提案する。本手法は、まずレンジデータのノイズモデルに基づいて幾つかの平面当てはめ手法を比較し、局所平面当てはめに最適な手法を用いて局所法線ベクトルを求める。次に、法線ベクトル分布とその画像での位置情報を用いて安定した平面領域を抽出する。さらに、レンジデータから不連続エッジを検出して、各エッジ点を極座標系から直交座標系に投影し、Hough 変換で線分系列に変換する。最後に、抽出された平面領域と不連続エッジの線分系列を用いてシーンの多面体記述を行う。複雑な実測レンジデータを用いて本手法の有効性を示す。

Extraction of Polyhedral Description from Panoramic Range Data in Polar Coordinate System

Caihua Wang[†], Hideki Tanahashi[†], Hidekazu Hirayu[†], Yoshinori Niwa[†] and Kazuhiko Yamamoto[‡]

[†] Office of Regional Intensive Research Project, Softopia Japan, JST

[‡] Department of Information Science, Faculty of Engineering, Gifu University

Abstract In this paper, we propose a robust method to derive polyhedral description from panoramic range data represented on a polar coordinate system. We first compare several least-squares-based methods for estimation of local normal vectors and select the most robust one based on a reasonable noise model of range data. Second, we extract stable planar regions from the range data by examining the distributions of the local normal vectors together with their spatial informations in the 2D range image. Finally, we project the polar coordinate system to orthogonal coordinate system, and derive the polyhedral description using extracted planar regions. Finally, Experimental results on real range data show the effectiveness of the proposed method.

1 はじめに

近年、CYRAX や K2T のような普通の環境でも安全に使える広範囲、高精度のレーザスキャナーの出現に伴い、レンジファインダーはシーンの 3 次元情報を取得するための便利な手段としてよく使われるようになった。しかし、レンジデータはシーンの膨大な 3 次元の点の集まりであり、シーンの理解やテレプレゼンスなど多くの応用において、レンジデータからシーン

の 3 次元形状の記述が必要となる。本研究では、K2T で得られたシーンの 360 度の高解像度 (7200 × 1360) パノラマレンジデータから、シーンの多面体記述の抽出を行う。多面体近似は数の少ない多角形領域で表す平面とその接続関係で構成され、認識などで効率的に使える。また、部分平面の統合による高次曲面記述の生成や再分割による詳細形状の記述にも役立つため、多面体近似はレンジデータ処理における重要な課題である。

レンジデータからのモデリングについては数多くの手法が提案されているが、大別すれば、メッシュモ

デリング、ボリュームモデリング [12-16] とサーフェイスモデリング [1-11] の三つのアプローチに分けられる。メッシュモデルなどの低レベルな記述手法では、モデルの獲得は比較的簡単で、精度よく元のレンジデータを記述することができるが、メッシュモデルは物体やシーンの局所的な 3 次元情報しか表現できないため、形状認識やデータベースの検索などへの応用には不向きである。一方、関数プリミティブを用いたボリュームモデルは比較的少数のパラメータで大局的な形状を表現できるが、複雑な形状を持つ物体、複数の物体を含んだシーンに対して、レンジデータを関数プリミティブで記述できる幾つかの部分形状に分割する必要がある [14-16]。

サーフェイスモデルはメッシュモデルとボリュームモデルの間の中間レベルのモデルであり、その両方の利点を持っているため、よく研究されている。サーフェイスモデリングでは、まずレンジデータを領域に分割し、得られた領域の幾何特徴 (すなわち、面の方程式) と領域のトポロジー (すなわち、領域の隣接関係) からシーンのサーフェイスモデルを構築する。サーフェイスモデリングにおいて、領域分割は最も重要かつ困難な問題であるため、多くの手法が提案されている。それらの手法は、部分的に連続な任意のサーフェイスを対象とする一般化手法 [1-7] と特定の種類のサーフェイスを対象とする特定手法 [8-11] がある。前者は法線ベクトルや曲率などの局所特徴を求め、クラスタリングや領域成長法などでレンジデータを領域に分類/分割する。後者はその目的に合わせて特殊なアプローチをとる。例えば、Jiang ら [9] と Haindl ら [10] はスキャンラインに基づくレンジデータの平面分割手法を提案している。

本研究では、K2T で得られたシーンの 360 度の高解像度パノラマレンジデータを対象として、膨大の量のレンジデータから多面体記述を抽出する手法を提案する。パノラマレンジデータに対して、極座標系は立体角解像度の均一性が保たれているため、本研究で用いた。本手法は、まずレンジデータのノイズモデルに基づいて幾つかの平面当てはめ手法を比較し、局所平面当てはめに最適な手法を用いて局所法線ベクトルを求める。次に、法線ベクトル分布とその画像での位置情報を用いて安定した平面領域を抽出する。さらに、レンジデータから不連続エッジを検出して、各エッジ点を極座標系から直交座標系に投影する。Hough 変換で直線を検出し、それに対応する極座標系の線分系列を抽出する。最後に、抽出された平面領域と連続エッジの線分系列を用いてシーンの多面体記述を行う。複雑な実測レンジデータを用いて本手法の有効性を示す。

2 局所平面の当てはめ

パノラマレンジデータは極座標系で表現された 3 次元の点の集合 $\{(X(\phi, \theta), Y(\phi, \theta), Z(\phi, \theta))\}$ で与えられる。ここで、 ϕ と θ はそれぞれ鉛直方向と水平方向の角度であり、普通、2 次元格子点座標 (i, j) によって表す。

レンジデータには空間的なサンプリング誤差と距離測定における誤差が含まれており、これはノイズとしてモデル化することができる。普通、前者は後者に比べて遥かに小さい上、キャリブレーションによってさらに大幅に小さくすることが可能なため、我々は空間的なサンプリング誤差によるノイズは無視でき、レンジデータのノイズは殆んど距離測定の誤差によるものと考えられる。

ここで、任意の視線方向 $\mathbf{n}_i = (x_i, y_i, z_i)^T, \|\mathbf{n}_i\| = 1$ に位置する点 \mathbf{P}_i の測定距離 L_i とその真の距離 \hat{L}_i との誤差は平均値が 0、分散が σ^2 である正規分布に従うと仮定する。空間的なサンプリング誤差は 0 に近いと仮定したとき、 \mathbf{n}_i は点の真の視線方向の値とみなすことができる。従って、観測された点 $\mathbf{P}_i = (X_i, Y_i, Z_i)^T$ とその真の点 $\hat{\mathbf{P}}_i$ との位置関係は次の式になる。

$$\mathbf{P}_i = \mathbf{n}_i(\hat{L}_i + \epsilon_i) = \hat{\mathbf{P}}_i + \mathbf{n}_i\epsilon_i \quad (1)$$

ただし、 ϵ_i は正規分布 $N(0, \sigma)$ に従う。

真の点 $\hat{\mathbf{P}}_i$ が平面 $aX + bY + cZ + d = 0$ 上にある場合、観測点 \mathbf{P}_i は次の式を満たす。

$$\mathbf{A}\mathbf{P}_i + d = \mathbf{A}\mathbf{n}_i\epsilon_i \quad (2)$$

ただし、 $\mathbf{A} = (a, b, c)$ 。

このノイズモデルに基づいて、幾つかの平面フィッティング手法の特性を比較し、このノイズモデルにも適した局所平面フィッティング手法を選ぶ。

1. 方程式 $Z = aX + bY + c$ を当てはめる手法。 $c = 1$ を式 (2) に代入すると、次の式が得られる。

$$Z_i = -aX_i - bY_i - d + z_i\epsilon_i + (ax_i + by_i)\epsilon_i \quad (3)$$

この式から分かるように、 $(ax_i + by_i) \ll 1$ の場合、局所領域内のすべての点において x_i と y_i はほとんどパラメータに影響を及ぼさないため、 $Z_i = -aX_i - bY_i - d$ に対する最小二乗法で得られるパラメータの推定値は式 (3) の最尤推定に十分に近い。しかしその他の場合、得られる解は式 (3) の最尤推定から偏ることもある。

2. 方程式 $\mathbf{A}\mathbf{P}_i + d = 0$ を当てはめる手法。 \mathbf{A} と d を定数倍にしてもその平面方程式は変わらないこ

とから、 $a^2 + b^2 + c^2 + d^2 = 1$ の制約条件下で、 $\sum(\mathbf{A}\mathbf{P}_i + d)^2$ を最小化することによって、平面のパラメータを推定する。その解は以下のマトリクスの最小固有値に対応する固有ベクトルとして得られる。

$$D = \sum_{i=1}^N (X_i \ Y_i \ Z_i \ 1)^T (X_i \ Y_i \ Z_i \ 1) \quad (4)$$

ここで制約条件は $a^2 + b^2 + c^2 + d^2 = 1$ であるため、式 (2) の両側を $a^2 + b^2 + c^2 + d^2$ (M と置く) で割り、以下の方程式が得られる。

$$\frac{\mathbf{A}}{M} \mathbf{P}_i + \frac{d}{M} = \frac{1}{M} \mathbf{A} \mathbf{n}_i \epsilon_i \quad (5)$$

上の式から分かるように、 $|d| \gg \|\mathbf{A}\|$ の場合、右辺が 0 に近い値になるため、(5) 式のパラメータの最尤推定は右辺にある \mathbf{n}_i の影響をほとんど受けず、データ \mathbf{P}_i によって決められる。その解は $\mathbf{A}\mathbf{P}_i + d = 0$ の最小化で得られるパラメータの推定値に近い。 d は視点から平面への垂直距離とレンジデータのスケール (距離単位の逆数) の積算で、 \mathbf{A} が平面の法線ベクトルでレンジデータと独立しているため、一般的に、レンジデータのスケールを大きくする (つまり、距離単位を下げる) ことによって、 $|d| \gg \|\mathbf{A}\|$ を保証することができる。 $d = 0$ の平面はその例外であるが、しかしそのような平面はレンジファインダーから計測不可能な面であり、レンジデータには存在しない。

3. 平面の幾何当てはめ。3次元の観測点 \mathbf{P}_i に平面方程式 $Ax + By + Cz + D = 0$ を当てはめることを考える。各点の平面上の真の位置 $\hat{\mathbf{P}}_i = (\hat{X}_i, \hat{Y}_i, \hat{Z}_i)^T$ からのずれは、 X 、 Y と Z の方向でそれぞれ独立した平均が 0 で、分散が σ^2 である正規分布に従うと仮定した場合、次の尤度関数が定義される。

$$P = \prod_{i=1}^N \frac{e^{-[(X_i - \hat{X}_i)^2 + (Y_i - \hat{Y}_i)^2 + (Z_i - \hat{Z}_i)^2] / 2\sigma^2}}{2\pi\sigma^2} \\ = \frac{e^{-J/2\sigma^2}}{(2\pi\sigma^2)^N} \quad (6)$$

ただし、 $J = \sum_{i=1}^N [(X_i - \hat{X}_i)^2 + (Y_i - \hat{Y}_i)^2 + (Z_i - \hat{Z}_i)^2]$ 。ここで、未知数は $(\hat{X}_i, \hat{Y}_i, \hat{Z}_i)$ 、 a, b, c, d, σ であり、制約条件は $a\hat{X}_i + b\hat{Y}_i + c\hat{Z}_i + d = 0$ である。

(6) 式を最大化することによって、平面パラメータの最尤推定は求められる。これは次の式を最小

化と等価である [17]。

$$J = \sum_{i=1}^N \frac{(aX_i + bY_i + cZ_i + d)^2}{a^2 + b^2 + c^2} \quad (7)$$

(7) 式は、平面の幾何当てはめデータ点から平面までの垂直な距離の二乗の和を最小化することを意味する。この方法は、グローバルな平面当てはめに有効であることが示されている [17]。しかし、レンジデータの局所平面の当てはめにおいては、局所領域内のデータノイズが方向性を持っているため、 X 、 Y と Z の方向でそれぞれ独立した正規分布に従わない。式 (2) の両側を $\|\mathbf{A}\|$ で割って得られた次の式から、 \mathbf{n}_i はパラメータに影響していることが分かる。つまり、平面の幾何当てはめで得られたパラメータの最尤推定値は式 (2) の最尤推定値と異なる。

$$\frac{\mathbf{A}}{\|\mathbf{A}\|} \mathbf{P}_i + \frac{d}{\|\mathbf{A}\|} = \frac{\mathbf{A} \mathbf{n}_i}{\|\mathbf{A}\|} \epsilon_i \quad (8)$$

上記の比較から第 2 の手法が局所平面当てはめに適していることが分かる。しかし、その適用条件としては、 d が十分に大きくなるようにレンジデータのスケールを調整する必要がある。

3 平面領域の抽出

極座標系の全ての点に対し、 7×7 の局所領域内にある点を使って、前節の第 2 番目の手法で局所平面を当てはめ、各点の局所法線ベクトルを計算する。本節では、局所法線ベクトル分布と画像での位置情報を併用して安定した平面領域を抽出する手法について述べる。

3.1 法線ヒストグラム

得られた局所法線ベクトルには符号の任意性が残るが、全ての法線ベクトルの方向を $z > 0$ にすれば、それらの法線ベクトルは $z > 0$ の半球の表面に分布する。計算を便利にするため、我々はさらに次の式を用いて半球面を 2次元平面に写像する。

$$\begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Scl \arctan(x/z) \\ \arcsin(y) \end{pmatrix} \quad (9)$$

ここで、 (x, y, z) は局所法線ベクトルであり、 $Scl = (1 - 2|\beta|/\pi)$ 。図 1 で示されるように、式 (5) は半球を 2次元平面のダイヤモンド形の領域に写像される。また、この式は可逆である。

一般性を失わないように、レンジデータから得られた同じ平面にある点の局所法線ベクトルは半球面にお

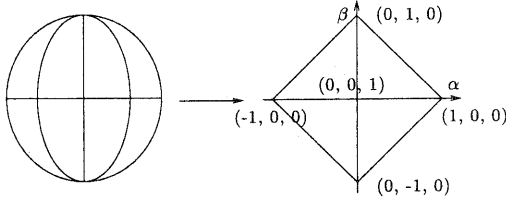


図 1: Projection of surface normals

いて、2次元の正規分布をしていると仮定する。局所法線ベクトルのヒストグラムを (α, β) 座標系に写像したとき、それらの分布には歪みが生じるが、少なくとも $\alpha\beta$ 座標系の原点付近に写像された分布は Gaussian 分布で近似することができる。中心から離れた分布に対して、写像による歪みが大きいため、それらの分布を扱う際に、その分布のピークが $(0, 0, 1)$ になるように局所法線ベクトルを回転させてから、 $\alpha\beta$ 座標系に写像する。詳細は次節で述べる。

レンジデータには多数の平面が存在するため、それらの平面の局所法線ベクトル分布はヒストグラム空間で重なり、混合分布になる可能性がある。そのような混合分布から単一の分布を抽出することは非常に困難である。本研究では、局所法線ベクトルの分布と共に平面のレンジデータにおける空間位置情報を用いて、平面の局所法線ベクトルの分布を推定し、平面領域の抽出を行う。

3.2 平面法線ベクトル分布の推定

まず、局所法線ベクトルのヒストグラムから最も大きいピーク (α_p, β_p) が存在し、かつレンジデータには (α_p, β_p) と同じ法線ベクトル(向き)を持つ平面が存在すると仮定する。次に、レンジ画像で (α_p, β_p) に対応している点 $\{P_i, i = 1, \dots, m\}$ を求める。 P_i は (α_p, β_p) の向きを持つ平面と同じ法線ベクトルを持ち、その大部分はそれらの平面上にあると仮定できる。平面は領域としてレンジデータに現れるため、大部分の P_i に関して、その近傍 $\{N_{ij}, j = 1, \dots, n\}$ も同じ平面に属すると仮定することができる。すなわち、 $\{P_i\}$ とその近傍領域は (α_p, β_p) が対応している平面にあるサンプル点と見なされる。これらのサンプル点から、 (α_p, β_p) の向きを持つ平面の局所法線ベクトルの分布の期待値 M と共分散行列 c を推定することができる。

3.1 節で述べたように、式 (9) は非線形に変化するため、 $\alpha\beta$ 座標系の中心から離れた分布は歪みがある。ここで、検出されたピークを式 (10)-(12) で $(0, 0, 1)$ に回転させることによって、その分布を $\alpha\beta$ 座標系の中心

部に写像する。

$$r' = R_x(\phi)R_y(\psi)r \quad (10)$$

$$\psi = \arctan(x_p/z_p) \quad (11)$$

$$\phi = \arctan(y_p/(\cos(\psi)z_p - \sin(\psi)x_p)) \quad (12)$$

ただし、 (x_p, y_p, z_p) が検出されたピークの法線ベクトルであり、 r は上の処理で得られた平面のサンプル点の局所法線ベクトルである。 R_x と R_y はそれぞれ X と Y 軸回りの回転マトリクスである。

$\alpha\beta$ 座標系の中心部に写像した局所法線ベクトルサンプルを用いて、平面の法線ベクトルの分布、つまり、その平均ベクトルと共分散マトリクスを推定する。

$$M = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (\alpha_{ij}, \beta_{ij}) \quad (13)$$

$$C = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n ((\alpha_{ij}, \beta_{ij})^T (\alpha_{ij}, \beta_{ij}) - M^T M) \quad (14)$$

3.3 平面領域の抽出

推定した分布を用いて (α_p, β_p) の向きを持つ平面を抽出する。まず、レンジデータからその局所法線ベクトルが分布の σ 範囲 ($2/3$ の信頼度区間) 内に入る点、つまり、次の条件を満たす点を抽出する。

$$d_{ij} = (\mathbf{x}_{ij} - M)C^{-1}(\mathbf{x}_{ij} - M)^T < 1.0 \quad (15)$$

ただし、 $\mathbf{x}_{ij} = (\alpha_{ij}, \beta_{ij})$

抽出された点は、抽出すべき平面上の点のほぼ $2/3$ を占める。これらの点を元に $d_k \leq 4.0$ (つまり、 0.999 の信頼度区間) を条件とした膨張処理を行うことで、平面の点はまとまった領域となり、これらのまとまった領域を抽出することによって平面を抽出する。一方、 (α_p, β_p) に近い向きを持つ別の平面があったとしても、その分布の大部分は (α_p, β_p) を中心とした分布の σ 範囲内に入らなければ、膨張処理を行ってもまとまった領域にならず、前に抽出した平面と同一平面として抽出されない。

図 2 でこの手順で局所法線ベクトルの混合分布から平面を抽出する原理を示す。図 2(a) では 2 つの分布が重なり、単一のピークの分布を形成している。しかし、混合分布のピークは大きい分布のピークに近いため、大きい分布のピークはほぼ正しく検出される。したがって、上で述べたようにピーク点の近傍を使用して大きい分布の中心(平均ベクトル)と共分散を推定することができる。また、推定した分布の中心から標

準分散が σ 以内に位置する局所法線ベクトルの点を抽出するとき、隣接している小さい分布の一部(図2(a)の灰色部分)は抽出されるが、その数は少なく画像上では疎らになる。そのため、これらの点に対して膨張処理を行っても、大きな領域とはならないため、領域としては抽出されない。

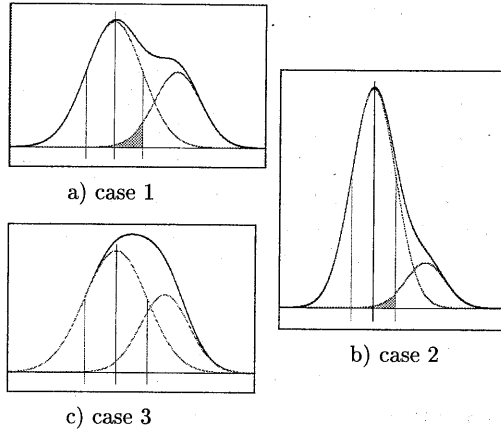


図2: Illustration of plane extraction

提案手法は図2(b)で示された分布に対しても有効である。このような分布においては、たとえ判別分析法などでその二つの分布の間の閾値(二つの分布の交差点の近く)を正しく決めても、閾値で分割する場合、小さい分布を誤って分割することが多く、大きい分布の一部として抽出されてしまう。図2(c)は本方法の限界を示す。この場合、正しく大きい分布のピークを検出できないため、分布推定以降のステップは失敗する。

上記の手法で抽出した領域をレンジデータから除き、それ以外の残っているデータに対して同じ処理を行う。この処理はまたまった領域が抽出できなくなるまで繰り返す。

曲面の場合、その局所法線ベクトルは正規分布に従わないため、一つの領域として抽出することはできない。その代わりに、曲面の局所法線ベクトルの分布から Gaussian 分布に似た幾つかの部分的な分布は抽出され、曲面は幾つかの部分近似平面に分割される。

3.4 平面領域の統合

上で述べた手法は、ある条件を満たす混合分布からそれぞれの平面を抽出することができるが、分布の重なり具合によって一つの平面はいくつかの領域に分割される可能性もある。ここで、我々は Wilcoxon テストを用いて2つの隣接している領域は同じ平面にあ

るかどうかを検定し、同じ平面にある領域は統合する。

$R_1 = \{P_i^{(1)}\}$ と $R_2 = \{P_j^{(2)}\}$ は2つの隣接している領域とする。 $\{Es_i^{(1)}\}$ と $\{Es_j^{(2)}\}$ はそれぞれの領域の点が自分の領域の方程式で当てはめた時の誤差で、 $\{Eo_i^{(1)}\}$ と $\{Eo_j^{(2)}\}$ はそれぞれの領域の点が他方の領域の方程式で当てはめた時の誤差である。そして、 $\{Es_i^{(1)}\}$ と $\{Eo_j^{(2)}\}$ が同じ母体分布から来ているか否かを、Wilcoxon テストを用いて判定する。 $\{Es_i^{(2)}\}$ と $\{Eo_j^{(1)}\}$ に対しても同じテストを行う。どちらかが Wilcoxon テストで同一平面と判定された場合、 (R_1, R_2) を統合される領域の候補の組と見なす。Wilcoxon テストに関してはここで省略する。

統合候補の組 (R_1, R_2) において、 $\{Es_i^{(1)}\}$ と $\{Eo_j^{(2)}\}$ は Wilcoxon テストで同一平面と判定されたと仮定する。ここで、 $Es_i^{(1)}$ の分散 σ_1 と $Eo_j^{(2)}$ の平均 m_2 を計算し、もし $m_2 \leq \sigma_1$ であれば、 R_1 と R_2 を統合する。

4 多面体記述の抽出

前節で、極座標系のレンジデータから安定した平面領域は抽出したが、それらの領域の境界を求めなければ多面体記述ができない。レンジデータにおける1つの平面領域は3種類の境界線、つまり、隣接領域との交線(折り目エッジ)、距離が急激に変わるジャンプエッジ、データの境界線に囲まれる。本研究では、抽出された平面領域に対して、これらのエッジを求めて、平面の多角形表現と面と面の間の接続関係を記述する。

4.1 不連続エッジの Hough 変換

レンジデータのエッジ検出には様々な手法は提案されているが、ここで極座標系のレンジデータに対して、各点の視点までの距離画像、つまり、 $d_{ij} = (X_{ij}^2 + Y_{ij}^2 + Z_{ij}^2)^{\frac{1}{2}}$ に Gaussian 差分フィルターを用いてエッジ強度を計算し、閾値処理でジャンプエッジを検出する。閾値処理には、Kittler ら [18] が提案した Kullback 情報距離最小化による閾値選択手法を採用した。検出されたエッジに対して細線化処理を行い、幅1ピクセルのエッジ線を求める。

次に、抽出された各平面領域に隣接しているジャンプエッジとデータの境界線に対して、Hough 変換を用いてそれらのエッジ線を直交座標系における直線分に変換する。平面の多角形の記述には直交座標系におけるエッジの直線分が必要であるため、ここで、抽出された各平面領域に隣接している不連続エッジを図3のように4つの直交座標系(図には2つだけを示す)へ写像し、そこで Hough 変換を用いて直交座標系におけ

る線分を検出する。

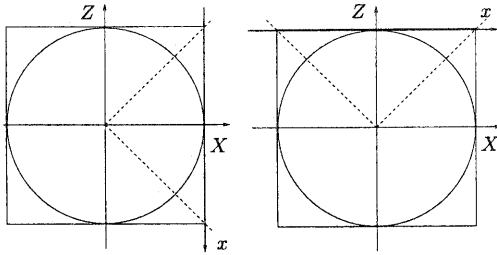


図 3: Orthogonal and polar coordinate system (only two cases are shown)

極座標系から直交座標系への写像関数は (16) 式で定義される。(16) 式を用いて、極座標系の不連続エッジ点 (ϕ, θ) を (x, y) に変換してから Hough 空間に投票する。

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{cases} \begin{pmatrix} \text{actan}(\theta) \\ \frac{\tan(\phi)}{\sin(\theta)} \\ -\tan(\theta) \end{pmatrix} & \text{if } \frac{\pi}{4} < |\theta| \leq \frac{3\pi}{4} \\ \begin{pmatrix} \tan(\phi) \\ \cos(\theta) \end{pmatrix} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

Hough 投票空間のピーク検出によって得られた直交座標系の直線 $ax + by + c = 0$ は次の式によって極座標系の曲線に写像される。下記の式を用いて極座標系から直交座標系の直線分に対応する曲線分を抽出する。

1. $|X| \leq |Z|$ の直交座標系の場合：

$$a \cos(\theta) + b \tan(\phi) + c \sin(\theta) = 0 \quad (17)$$

2. $|X| > |Z|$ の直交座標系の場合：

$$-a \sin(\theta) + b \tan(\phi) + c \cos(\theta) = 0 \quad (18)$$

極座標系から各線分を抽出すると共に、元のエッジ画像に基づいてそれらの線分の接続関係を求め、それぞれの線分の方程式を用いて、隣接線分の交点を求める。

4.2 隣接領域の折り目エッジ

領域の膨張処理によって、領域の隣接関係を求める。隣接領域 R_i と R_j の平面方程式はそれぞれ $a_1x + b_1y + c_1z + d_1 = 0$ と $a_2x + b_2y + c_2z + d_2 = 0$ とすると、 R_i と R_j の標準画像平面での交線 $ax + by + c = 0$ の係数は次のように決められる。

$$\begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1d_2 - d_1a_2 \\ b_1d_2 - d_2b_1 \\ c_1d_2 - d_1c_2 \end{pmatrix} \quad (19)$$

標準画像平面の座標系は $|X| \leq |Z|$ の直交座標系と一致するが、 $|X| > |Z|$ の直交座標系とは一致しない。後者の座標系における R_i と R_j の交線の方程式は次のようになる。

$$-cx + by + a = 0 \quad (20)$$

4.3 多面体記述

上の手順で得られた不連続エッジと折り目エッジの方程式を用いて、それらのエッジの接続関係に基づいた隣接線分の交点が求められる。これらの線分で領域を多角形に表すことができる。各領域の平面方程式を用いれば、多角形領域の各頂点の 3 次元座標は簡単に求められる。これらの多角形で表された面とそれらの平面間の接続関係を用いて以下のようなシーンの多面体記述を行う。

頂点 全ての面の頂点の 3 次元座標のリストである。
面 各面はその平面方程式とその面の頂点列で表される。
面の接続関係 面のペア (R_i, R_j) で表す。

5 実験結果

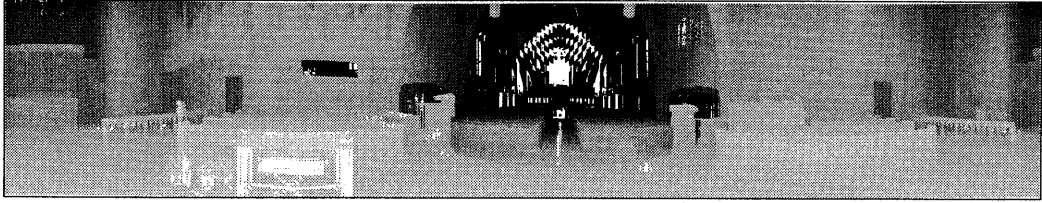
提案手法を K2T の実測レンジデータに適用しその有効性を検証した。図 4(a) はある教会の室内シーンを 360 度で取ったレンジデータを示している (3 次元点からレンジファインターまでの距離を濃淡で表す)。図 4(b) はレンジデータから計算した局所法線ベクトルのヒストグラムを示す。図 4(d) は最初に抽出される最も高いピークを持つ分布が対応している平面領域を示している。図 4(c) は図 4(b) のピーク A, B, C を抽出した後の局所法線ベクトルのヒストグラムを示す。ただし、高さのスケールは図 4(b) の 5 倍にした。ピーク D, E, F 以外の幾つかの分布が存在するが、これらの分布はその後の繰り返しステップで抽出される。図 4(e) は抽出された平面領域 (白領域) を示す。灰色の部分は未分割の部分である。

図 5(a) は Hough 変換で抽出した不連続エッジの線分と隣接領域の折り目エッジから得られた各領域の多角形表現を示す。図 5(b) は得られたシーンの 3 次元多面体近似モデルを示している。

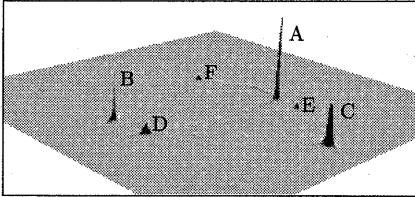
実験結果から、提案手法は複雑なシーンのパノラマレンジデータに対して有効であることが分かる。

6 まとめと今後の課題

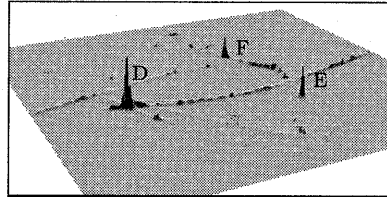
極座標系で表現された 360 度のパノラマレンジデータから、シーンの多面体記述を抽出するロバストな手



a) Range data



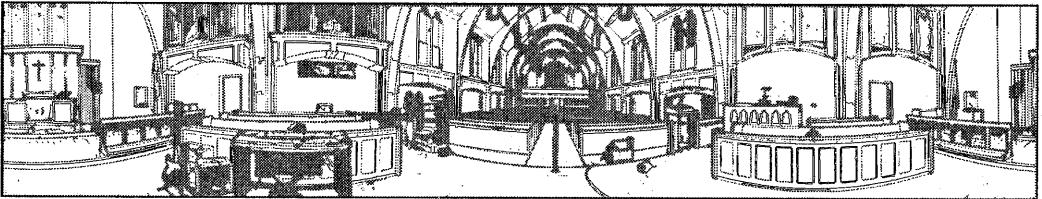
b) Histogram of local normals



c) Histogram of local normals after 3rd iteration

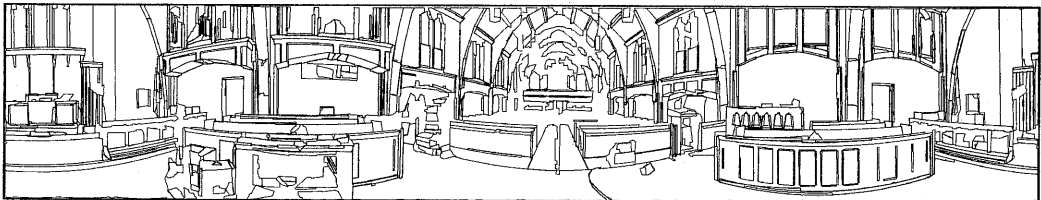


d) Regions corresponding to distribution of highest peak

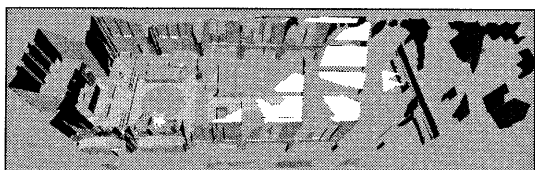
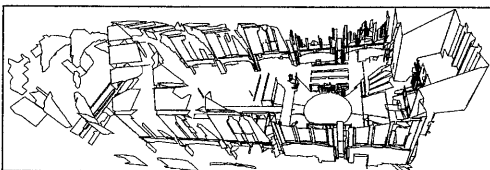


e) Extracted planar regions

图 4: Results of planar region extraction



a) Polyhedral representation of planar regions



b) 3D Polyhedral models of the scene

图 5: Results of polyhedral approximation

法を提案した。本手法は、レンジデータのノイズモデルに有効な局所平面当てはめ手法を用いて局所法線ベクトルを求め、法線ベクトル分布とその画像での位置情報を用いて安定した平面領域を抽出した。さらに、Hough変換を用いて極座標系の不連続エッジから、直交座標系における直線分を抽出し、隣接領域同士の折り目エッジと合わせることで、領域の多角形記述を行った。複雑なシーンの実測パノラマレンジデータに本手法を適用し、その有効性を示した。

今後の課題としては、曲面を含んだシーンの記述とメッシュモデルを併用した階層的なシーンの記述の検討があげられる。

参考文献

- [1] P. Besl and C. Jain: "Segmentation Through Variable-Order Surface Fitting," *Trans. on PAMI*, Vol. 10, No. 2, pp.167-192, 1988.
- [2] R. L. Hoffman and A. K. Jain: "Segmentation and Classification of Range Data", *Trans. on PAMI*, Vol. 9, No. 5, pp.608-620, 1987.
- [3] E. Trucco and R. B. Fisher: "Experimental in Curvature-Based Segmentation of Range Data", *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 17, No. 2, pp.177-182, 1995.
- [4] A. Fitzgibbon and R. B. Fisher: "An Experimental Comparison of Range Image Segmentation Algorithms," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 18, No. 7, pp.673-689, 1996.
- [5] A. Hoover, D. Goldgof and K. W. Bowyer: "The space envelope: A representation for 3D scenes," *COMPUT VIS IMAGE UND*, Vol. 69, No. 3, pp. 310-329, 1998.
- [6] A. Fitzgibbon, D. Eggert and R. Fisher: "High level CAD model acquisition from range images," *COMPUT AIDED DESIGN*, Vol. 29, No. 4, pp. 321-330, 1997.
- [7] K. Lee, P. Meer and R. Park: "Robust Adaptive Segmentation of Range Images," *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 20, No.2, pp. 200-205, 1998.
- [8] N. Yokoya and M. D. Levine: "Volumetric Description of solids of revolution in a range image", *Proc 10th ICPR*, pp. 303-307, 1990.
- [9] X. Jiang and H. Bunke: "Fast Segmentation of Range Data into Planar Regions by Scan Line Grouping," *Machine Vision and Application*, Vol. 7, No. 2, pp.115-122, 1994.
- [10] M. Haindl and P. Zid: "Fast Segmentation of Planar Surfaces in Range Images", *Proc. 14th ICPR*, pp.985-987, 1998.
- [11] C. Wang, H. Tanahashi, H. Hirayu, Y. Niwa and K. Yamamoto: "A Robust Method to Construct Polyhedral Description of the Scene from Range Data", *IASTED Proc. on CGIM'2000*, pp.181-186, 2000.
- [12] F. Solina and R. Bajcsy: "Recovery of Parametric Models from Range Images: The Case for Superquadrics with Global Deformations," *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 12, No. 2, pp. 131-147, 1990.
- [13] A. Pentland and S. Sclaroff: "Closed-Form Solutions for Physically Based Shape Modeling and Recognition," *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 13, No. 7, pp. 715-729, 1991.
- [14] 棚橋, 山本, 加藤: "GA を用いた距離画像からの複数の超2次曲面を持った物体の再構成", *電気学会論文誌 D*, Vol.119-D, No1. pp.44-49, 1999
- [15] 掘越, 浜野, 石井: "超2次関数による3次元物体の基本要素の分割", *信学論 (D-II)*, Vol. J76-D-II, No. 1, pp. 30-39, 1993
- [16] 查, 星出, 長谷川: "超2次曲面を用いた複雑物体の記述とモデリング", *電気学会研究会資料 IP-96-37*, pp. 53-61, 1996
- [17] K. Kanatani: "Statistical Optimization for Geometric Computation: Theory and Practice," *Elsevier Science, Amsterdam*, 1996.
- [18] J. Kittler and J. Illingworth: "Minimum error thresholding," *Pattern Recognition*, Vol. 19, pp. 41-47, 1986.