

研究テーマ 室内環境モデルの生成

研究者	王 彩華	財団法人ソフトピアジャパン	雇用研究員
	B.Babu MADHAVAN	財団法人ソフトピアジャパン	雇用研究員
	平湯秀和	財団法人ソフトピアジャパン	雇用研究員

フェーズ I

1 研究の概要

本研究では、家具や机等で構成された家庭内における室内環境、または配管や機械設備等で構成された工場等における室内環境のモデル生成手法の開発を行った。3次元の環境モデルを生成するため、3次元計測器で室内環境の計測を行い、そこから得られた3次元の点の集まりであるレンジデータからモデルの生成を行う。そこで、本研究では室内環境のモデル生成を行うために、3つの研究を集中的に行った。

1つはノイズのあるレンジデータから局所平面を安定的かつ効率的に当てはめるために、3次元計測器で得られたレンジデータのノイズモデルに基づいて、局所平面の最当てはめの幾つかの近似的な推定手法の導出を行った。ここでは、提案手法と既存の5つの手法との比較を行い、提案手法の有効性を示した。

2つめは1の研究成果を基に、パノラマレンジデータから局所平面の最当てはめの近似推定法を用いて、階層的に平面領域の抽出を行い、得られた平面領域とその隣接関係を用いて室内環境の多面体記述を行う手法を提案した。また、実際に3次元計測器で得られた複雑な実測データを用いて本手法による多面体記述を行い、有効性の検討を行った。

2つめの研究では、1視点での室内環境モデルの生成手法の提案を行ったが、実際の室内環境では、1つの視点のみで全ての空間を網羅することは不可能で、パーティションの反対面等の1視点では観測できないシーンの隠れの部分が発生するため、隠れの部分を互いに補完するように複数の視点で計測することが必要となる。そのため、複数視点のレンジデータを効率的かつ安定な統合を行う手法の検討が重要な課題となる。そこで、本研究では最後の3つめの課題として、多視点パノラマレンジデータの統合手法とその評価を行った。また、実際の建築現場等で用いられている手法との比較検討を行い、既存手法に対する提案手法の有効性の評価を行った。

2 研究の目標

近年、CYRAXやSceneModelerのような普通の環境でも安全に使える広範囲、高精度の3次元計測器の出現に伴い、3次元計測器はシーンの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、シーンの理解やテプレゼンス、ロボットビジョンなど多くの応用分野では扱いにくく、レンジデータの領域分割や形状当てはめなどのモデル化処理が必要となる。特に、室内環境では机やパーティション、床、天井等の多くの対象物は平面から構成された多面体であるため、室内環境を計測したレンジデータからの平面抽出や、平面抽出結果を基にした多面体記述の抽出は重要な課題である。そこで、本研究では、ノイズのあるレンジデータから局所平面を安定的かつ効率的に当てはめるために、3次元計測器で得られたレンジデータのノイズモデルに基づいて、局所平面の最当てはめの近似的な推定手法の検討を行う。また、得られた推定結果を基に局所法線ベクトルを求め、次に、法線ベクトル分布とその画像での位置情報を同時に用いて、階層的な平面領域を抽出する。ここで、平面領域の大きさと法線ベクトルヒストグラム空間の解像度を幾つかのレベルに分け、大きいグローバル平面から細かい局所近似平面までの順で安定した平面領域を抽出する。さらに、レンジデータ

からジャンプエッジを検出し、各領域のエッジ点を円筒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。そして、抽出された平面領域の隣接関係から隣接領域の折り目エッジを計算し、領域の不連続エッジの線分系列と合わせてシーンの多面体記述を行う。

上記の提案手法を用いれば、1 視点における室内環境モデルの生成を行うことが可能であるが、実際の室内環境には、1 視点では見ることができない隠れた部分が多く存在する。そこで、隠れた部分を互いに補間するように複数の視点で計測することが必要となる。そこで、複数視点のレンジデータを効率的かつ安定に統合する手法の検討が重要な課題となる。本研究では、シーンの多くの情報を含んでいることを利用し、シーンのグローバル特徴を用いて多視点のパノラマレンジデータを統合する手法を提案する。提案手法において、室内環境に存在するほぼ同じ向きの平面の集合を一つのグループとして取り扱い、これをマッチング対象とし、その向きおよびそれに含まれる平面の3次元位置分布をグローバル特徴として定義する。そして、平面グループのグローバル特徴の類似度に基づき、シーンの剛体拘束条件下で、多視点間において全体の平面グループの類似度が最大になるように平面グループの対応付けを行う。これにより、従来の統合手法と比較して、効率良くロバストにレンジデータを統合することができる。また、実際の建築の現場等で用いられているマーカによる統合手法を比較対象として、それぞれの手法で統合されたパノラマレンジデータの統合精度を定量的に比較することで、既存手法に対する提案手法の有効性を評価する。

3 実施内容

3.1 レンジデータの局所平面当てはめ手法に関する研究

本研究では、ノイズのあるレンジデータから局所平面を安定的かつ、効率的に当てはめるために、タイムフライレーザーレンジファインダーで得られたレンジデータのノイズモデルに基づいて、局所平面の最適当てはめの幾つかの近似的な推定手法を導出する。また、シミュレーションレンジデータと Ground Truth の分かる実測レンジデータを用いて、提案手法に対して、最小二乗法や固有値法、最尤推定法など一般的な平面当てはめ手法、及びノイズモデルに最適な当てはめ手法であるくりこみ法を比較し、これらの手法の性能と安定性を評価し、提案手法の有効性を示す。

3.1.1 最適局所平面の当てはめの近似手法

3.1.1.1 ノイズモデル

レンジデータは3次元の点の集合 $\{(X_{ij}, Y_{ij}, Z_{ij})^T\}$ で与えられる。ここで、 ij はレンジ画像での

格子点座標で、 T はベクトルの転置を表す。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誤差によるものとする。図1はこのノイズモデルを示している。

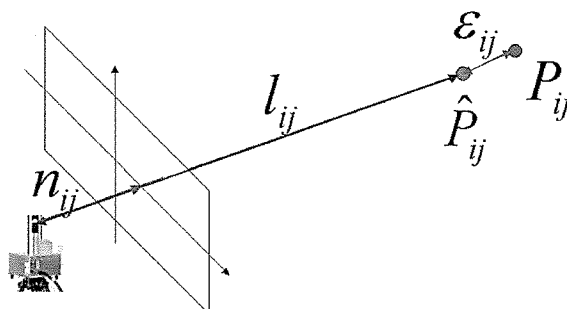


図1 レンジデータのノイズモデル

ここで、3次元点 $P_{ij} = (X_{ij}, Y_{ij}, Z_{ij})^T$ の視線方向を、 $n_{ij} = (x_{ij}, y_{ij}, z_{ij})^T$ 、 $\|n_{ij}\| = 1$ とし、センサから P_{ij} までの距離を l_i とする。 P_{ij} の真の位置を \hat{P}_{ij} とし、センサから \hat{P}_{ij} までの距離（真の距離）を \hat{l}_i とする。 l_i と \hat{l}_i との間の誤差は平均値が 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、 n_{ij} は点 P_{ij} 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 $P_{ij} = (X_{ij}, Y_{ij}, Z_{ij})^T$ とその真の点 \hat{P}_{ij} との位置関係は次の式になる。

$$P_{ij} = n_{ij}(\hat{l}_i + \varepsilon_{ij}) = \hat{P}_{ij} + n_{ij}\varepsilon_{ij} \quad (1)$$

ただし、 ε_{ij} は正規分布 $N(0, \sigma)$ に従う。

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

$$AP_{ij} + d = An_{ij}\varepsilon_{ij} \quad (2)$$

ただし、 $A = (a, b, c)$ 。

平面上の幾つかのサンプル点が与えられたとき、最適平面当てはめは次の重み付け最小二乗法で得られる。

$$J[v] = \frac{1}{N} \sum_{i,j} W_{ij} v^T \begin{pmatrix} P_{ij} P_{ij}^T & P_{ij} \\ P_{ij}^T & 1 \end{pmatrix} v \rightarrow \min \quad (3)$$

$$W_{ij} = \frac{1}{(An_{ij})^2} \quad (4)$$

$$\text{制約条件: } \|v\| = 1$$

ここで $v = (A, d)^T$ は求めたい平面のパラメータで、 N はサンプル点の数である。

これらの重みには求めたい未知パラメータを含んでいるため、上の最小化式の解析解を直接求めるのは難しい。そこでこの最適解を求めるために、くりこみ法が提案されている。その概要は次の節で記述する。本節では、式(3)の近似的な最適解を求めるための幾つかの手法を提案する。

3.1.1.2 部分重み付け固有値法

式(2)の両辺に大きい値 β を掛ければ、次の式が得られる。

$$A\beta P_{ij} + \beta d = An_{ij}\beta\varepsilon_{ij} \quad (5)$$

ここで、 P_{ij} と ε_{ij} を同じ倍数で拡大しているので、データに対するノイズの比率は変わらない。

βP_{ij} 、 βd と $\beta\varepsilon_{ij}$ をそれぞれ P'_{ij} 、 d' と ε'_{ij} と置けば、次の式が得られる。

$$AP'_{ij} + d' = An_{ij}\varepsilon'_{ij} \quad (6)$$

ここで、 $a^2 + b^2 + c^2 + d'^2 = 1$ の制約条件下で、式(6)の左辺の二乗和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。これは次の式になる。

$$J'[v] = \frac{1}{N} \sum_{i,j} u^T \begin{pmatrix} P'_{ij} P'_{ij}{}^T & P'_{ij} \\ P'_{ij}{}^T & 1 \end{pmatrix} u = \frac{1}{N} \sum_{i,j} u^T \begin{pmatrix} \beta^2 P_{ij} P_{ij}{}^T & \beta P_{ij} \\ \beta P_{ij}{}^T & 1 \end{pmatrix} u \rightarrow \min \quad (7)$$

ここで、 $u = (a, b, c, d')^T$ 。

最小化における制約条件は $a^2 + b^2 + c^2 + d'^2 = 1$ であるため、式(6)の両側を $\|u\| = \sqrt{\|A\|^2 + \beta^2 d^2}$ で割り、以下の方程式が得られる。

$$\frac{A}{\|u\|} P'_{ij} + \frac{d'}{\|u\|} = \frac{An_{ij}}{\sqrt{\|A\|^2 + \beta^2 d^2}} \varepsilon'_{ij} \quad (8)$$

上の式から分かるように、 $\sqrt{\|A\|^2 + \beta^2 d^2}$ は大きければ、データに対する右辺のノイズの比率は十分に抑えられ、式(7)の最小化で平面の最適当てはめの近似解を得ることができる。式(5)はデータの単位を小さくすることと等価であるから、データの単位が十分に小さければ、 $\beta = 1$ でも、 $\sqrt{\|A\|^2 + \beta^2 d^2}$ は十分に大きくなるため、普通の固有値法で平面の最適当てはめの近似解を求めることができる。

3.1.1.3 最小二乗法近似

関係式 $P_{ij} = n_{ij} l_{ij}$ と式(2)を用いて、次の式は導出される。

$$AP_{ij} + d = \frac{AP_{ij}}{l_{ij}} \varepsilon_{ij} = \frac{An_{ij} \varepsilon_{ij} - d}{l_{ij}} \varepsilon_{ij} = An_{ij} \frac{\varepsilon_{ij}^2}{l_{ij}} - \frac{d}{l_{ij}} \varepsilon_{ij} \quad (9)$$

局所領域における l_{ij} の平均値を \bar{l} とする。式(9)の両辺に $\frac{l_{ij}}{ld}$ をかけ、 $\frac{l_{ij}}{l}$ を α_{ij} と置けば、次の式が得られる。

$$\frac{A}{d} \alpha_{ij} P_{ij} + \alpha_{ij} = An_{ij} \left(\frac{\varepsilon_{ij}}{\sqrt{ld}} \right)^2 - \frac{\varepsilon_{ij}}{\bar{l}} \quad (10)$$

式の右辺はデータに対するノイズの比率とその2次項の差からなる。一般的に、ノイズの比率は1より遥かに小さいため、ノイズ比率の2次項を省略することができる。従って、平面の最適当てはめ問題は近似的に $d = 1$ にしたときの式(10)の左辺の最小二乗問題になり、平面の法線方向は次の式で与えられる。

$$A = \left[\sum_{i,j} \alpha_{ij}^2 P_{ij} P_{ij}{}^T \right]^{-1} \sum_{i,j} \alpha_{ij}^2 P_{ij} \quad (11)$$

ここで $[M]^{-1}$ はマトリクス M の逆行列を表す。

式(10)では、ノイズはデータに対する比率の形で現れているため、データのスケールリング、つまりデータの単位の変化は平面の法線方向の推定結果に影響しない。

3.1.2 比較に用いた手法

3.1.2.1 一般最小二乗法

平面方程式 $Z = aX + bY + c$ を当てはめる手法を一般最小二乗法と呼ぶ。 $c = 1$ を式(2)に代入すると、次の式が得られる。

$$Z_{ij} = -aX_{ij} - bY_{ij} - d + z_{ij}\varepsilon_{ij} + (ax_{ij} + by_{ij})\varepsilon_{ij} \quad (12)$$

この式から分かるように、 $\frac{(ax_{ij} + by_{ij})}{z_{ij}}$ << 1 の場合、右辺の $(ax_{ij} + by_{ij})\varepsilon_{ij}$ を省略でき、重み付け

最小二乗法で平面の最適当てはめを近似的に推定することが可能である。しかし、この条件を満たすのはほぼ Z 軸付近の領域しかない。

3.1.2.2 固有値法

式(7)の中の β を 1 にすれば、式(7)の最小化問題は最小固有値問題になる。前節で述べたように、レンジデータの単位を十分に小さくすれば、普通の固有値法でも平面の最適当てはめの近似解を求めることができる。

3.1.2.3 平面の最尤推定法

3次元の観測点 P_{ij} 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 $\hat{P}_{ij} = (\hat{X}_{ij}, \hat{Y}_{ij}, \hat{Z}_{ij})^T$ 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。

$$p = \prod_{i,j} \frac{e^{-\frac{[(x_{ij} - \hat{x}_{ij})^2 - (y_{ij} - \hat{y}_{ij})^2 - (z_{ij} - \hat{z}_{ij})^2]}{2\sigma^2}}}{2\pi\sigma^2} = \frac{e^{-J/2\sigma^2}}{(2\pi\sigma^2)^N} \quad (13)$$

ただし、 $J = \sum_{i,j} \left[(X_{ij} - \hat{X}_{ij})^2 - (Y_{ij} - \hat{Y}_{ij})^2 - (Z_{ij} - \hat{Z}_{ij})^2 \right]$ 。ここで、未知数は

$(\hat{X}_{ij}, \hat{Y}_{ij}, \hat{Z}_{ij}), a, b, c, d, \sigma$ であり、制約条件は $a\hat{X}_{ij} + b\hat{Y}_{ij} + c\hat{Z}_{ij} + d = 0$ である。

(13)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。

$$J = \sum_{i,j} \frac{(aX_{ij} + bY_{ij} + cZ_{ij} + d)^2}{a^2 + b^2 + c^2} \quad (14)$$

(14)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。しかし、ここで扱っているレンジデータは、局所領域内のデータの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 $\|A\|$ で割って得られた次の式から、 n_{ij} 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。

$$\frac{A}{\|A\|} P_{ij} + \frac{d}{\|A\|} = \frac{An_{ij}}{\|A\|} \varepsilon_{ij} \quad (15)$$

3.1.2.4 くりこみ法

Kanazawa らの文献「Reliability of Fitting a Plane to Range Data」等でノイズの大きさは得られた距離に比例している場合のくりこみ法について記述されているが、その手法をこのノイズモデルに適用できるように簡単に直すことができる。まず次の二つのマトリクスを定義する。

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i,j} W_{ij} \begin{pmatrix} P_{ij} P_{ij}^T & P_{ij} \\ P_{ij}^T & 1 \end{pmatrix} \quad (16)$$

$$N = \frac{1}{N} \sum_{i,j} W_{ij} \begin{pmatrix} n_{ij} n_{ij}^T & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (17)$$

ここで $0^T = (0,0,0)$ 。

以下の手順で平面の最相当てはめを求める。

1. $c = 0, W_{ij} = 1$ とおく。
2. マトリクス M と N を計算する。
3. 不偏モーメントマトリクス $\hat{M} = M - cN$ を計算し、その最小固有値 λ と対応固有ベクトル v を計算する。
4. もし $v \approx 0$ であれば、 v を平面の最相当てはめパラメータとし、計算を終了する。
5. c と W_{ij} を更新する。

$$c \leftarrow c + \frac{\lambda}{v^T N v}; W_{ij} = \frac{1}{(v_1 X_{ij} + v_2 Y_{ij} + v_3 Z_{ij})^2} \quad (18)$$

6. ステップ 2 に戻る。

実際の計算では、推定された平面の法線ベクトルはサンプル点 P_{ij} の視線方向と垂直になった場合、 $v_1 X_{ij} + v_2 Y_{ij} + v_3 Z_{ij} = 0$ となり、 W_{ij} は無限大になる。実験では、 W_{ij} の分母の最小値を 10^{-6} に制限した。

3.1.3 比較実験用レンジデータ

上で述べた手法の性能や安定性を比較するため、シミュレーションレンジデータと ground truth の分かる実測レンジデータを使って、それぞれの手法を評価する。

3.1.3.1 シミュレーションレンジデータ

まず、3次元空間の平面 $AP + d = 0$ をランダムに生成する。生成する平面法線ベクトルの範囲は任意で、 d の範囲は 0.1m~50m 内とする。

次に、ノイズを加えながらその平面をレンジ画像 (X 、 Y と Z の 3 枚の画像) に写像する。レンジ画像の空間角分解能(ピクセルの空間角度の間隔)は 0.05° で、距離センシング範囲を 1m~50m にした。ノイズの加え方は次の通りである。

1. 画像座標 (i, j) が対応する視線方向 n_y を計算する。
2. 原点から n_y 方向で平面 $AP + d = 0$ までの距離 $\hat{l}_y = \frac{-d}{An_y}$ を計算する。
3. \hat{l}_y に Gaussian ノイズを加え、 $l_y = \hat{l}_y + \varepsilon_y$ を求める。
4. l_y が 1m~50m の範囲内であれば、レンジデータの3次元点 $P_y = l_y n_y$ を生成する。

上の処理を全ての (i, j) に対して行う。生成されたレンジ画像はその面積の4分の1の画素が有効であれば、次の比較実験に進み、そうでない場合は、新たな平面を生成する。1つの平面に対して、ノイズの標準分散が 1cm、2cm と 4cm となるレンジ画像を生成する。比較実験では、50枚の平面を生成した。

3.1.3.2 実測レンジデータ

実測レンジデータとして、USF レンジ画像データベースの中にある Perceptron LADAR で得られたレンジデータを用いる。これらのレンジ画像は全て、多面体物体のレンジデータで構成されている。さらに、レンジ画像に対して、人間による平面領域分割結果を濃淡画像として与えられている。図2はその一例を示す。

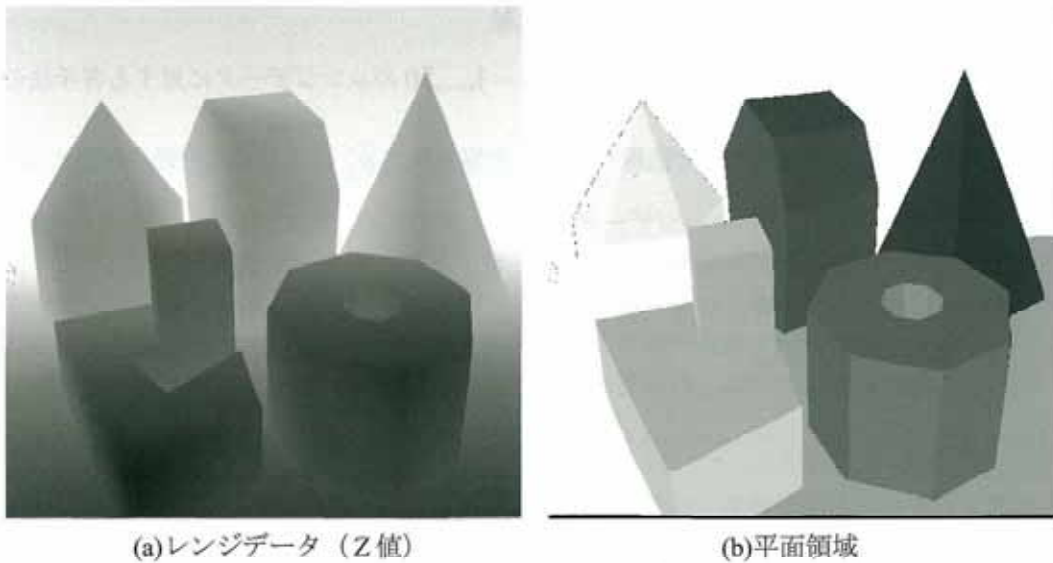


図2 実測レンジデータと平面領域

データベースから異なる物体を含んでいる5つのレンジ画像を選んで比較実験に使った。実験では、これらのレンジ画像の中のある大きさ(実験では1600ピクセル)以上の領域のみを用いて各手法を評価する。各平面領域に対して、レンジデータを十分に大きくスケールし(3.1.1節を参照)、くりこみ法で各平面領域の最適当てはめを求める。ここで、平面領域は十分に大きいため、得られた平面のパラメータはその真の値に十分に近いと考えられる。本実験では、これらの平面のパラメータを局所平面当てはめの評価基準として使う。

3.1.4 比較実験の結果

シミュレーションレンジ画像と実測レンジ画像の各画素 (i, j) に対して、その画素の 7×7 の近傍を用いて、画素 (i, j) の法線ベクトルを求める。実測レンジデータに関して、領域の境界部分におけ

る局所平面の当てはめを行う場合、近傍画素は中心画素 (i, j) と同じ領域ラベルを持つ画素のみを扱う。

各平面 ρ の局所法線ベクトルから、平均法線ベクトル \bar{n} と分散行列 V を求める。直感的に分かりやすくするため、 \bar{n} と平面の真の法線ベクトル \hat{n} 間の角度 $\bar{\phi}_\rho$ を用いて推定された平面法線ベクトルの平均誤差を評価する。

$$\bar{\phi}_\rho = \arccos(\bar{n}^T \hat{n}) \quad (18)$$

推定された平面の局所法線ベクトルは球面に分布しているので、角度誤差の標準分散 \bar{V}_ρ は次の式で近似的に求める。

$$\bar{V}_\rho = \arctan\left(\sqrt{\frac{\lambda_1 + \lambda_2}{2}}\right) \quad (19)$$

ここで、 λ_1 と λ_2 は平面の局所法線ベクトルの分散行列 V の1番目と2番目に大きい固有値である。

3.1.4.1 シミュレーションレンジデータを使った比較

表1は、ランダムに生成された50個の平面 $\rho_i, i=1, \dots, 50$ のレンジデータに対する各手法の評価値、つまり、各平面から得られた平均法線ベクトルの偏差角度 $\bar{\phi}_{\rho_i}$ の平均値（上段）とその分散 \bar{V}_{ρ_i} の平均値（下段）を示している。レンジデータの単位はmである。表2はレンジデータの単位をcmにしたときの局所平面推定の評価値を示している。表1と表2から分かるように、くりこみ法はレンジデータの単位に大きく影響されている。その理由は、3.1.1節で示したようにレンジデータの単位が大きいき、一般的な固有値法で求められた初期法線ベクトルには大きい偏差が生じることがあり、くりこみ法は収束しないことがあるからである。一方、表1の部分重み付け固有値法では、 $\beta=100$ であるため、レンジデータの単位をcmにしたときの一般的な固有値法と同じである。その結果は表2のくりこみ法の結果とは大差がない。

表1 シミュレーションデータ（単位=m）の比較結果

手 法	$\sigma=0.01$	$\sigma=0.02$	$\sigma=0.04$
一般最小二乗法	13.94601	17.12400	24.13952
	7.97927	15.86367	26.05776
最尤推定法	12.15077	16.99330	11.74737
	13.72876	25.54818	33.91226
繰り込み法	6.00448	13.09573	21.60339
	17.22451	23.92174	30.04964
固有値法($\beta=100$)	0.32546	1.02244	2.54185
	6.12783	10.95744	17.31477
最小二乗近似法	0.32662	1.03132	2.57539
	6.12835	10.95980	17.31978

表2 シミュレーションデータ(単位=cm)の比較結果

手法	$\sigma=1.0$	$\sigma=2.0$	$\sigma=4.0$
一般最小二乗法	13.94598	17.12399	24.13951
	7.97928	15.86368	26.05776
最尤推定法	12.15076	16.99327	11.74733
	13.72876	25.54818	33.91228
繰り込み法	0.32528	1.02247	2.54306
	6.12778	10.95695	17.31291
固有値法($\beta=100$)	0.32597	1.02609	2.55467
	6.12735	10.95483	17.30443
最小二乗近似法	0.32683	1.03119	2.57537
	6.12836	10.95695	17.31978

図3は誤差レベル4cmの場合の各手法の性能評価を示す。

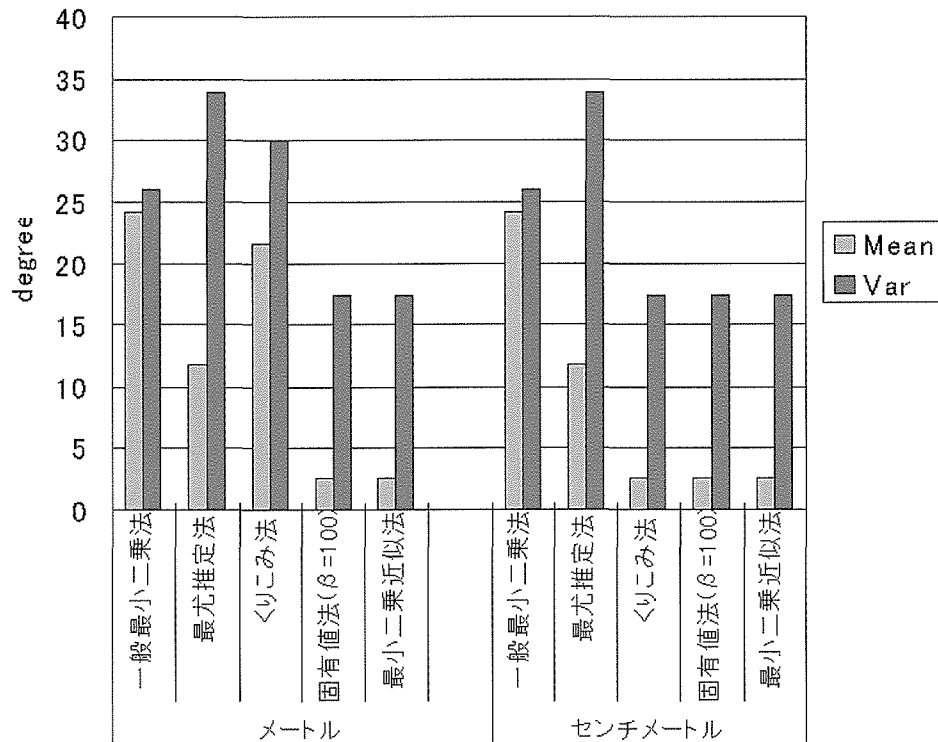


図3 シミュレーションデータの性能評価

3.1.4.2 実測レンジデータを使った比較

表4は実測レンジデータに対する各手法の評価値を示す。実験に使った5つのレンジ画像は、様々な多面体の姿勢のレンジデータを含み、様々な向きの平面を含んでいるが、面積が1600ピクセルを越えている領域数は91であった。本研究では、それらの91個の平面を用いて各手法を評価した。表1や表2と同様に、表3は平面に対する各手法の評価値、つまり、各平面から得られた平均法線ベクトルの偏差角度の平均値(上段)とその分散の平均値(下段)を示している。図4はその性能評価のグラフを示す。

図5は図2の実測データにおける各手法での局所平面当てはめの偏差(平面の法線のずれの角度)を濃淡で示す。濃いほど法線ベクトルの偏差が大きい。ただし、小さい領域は真黒で表している。図5から分かるように、領域の境界部分では局所平面当てはめの偏差が大きく、表4中の分散の平均値はその影響を受けている。

表3 実測レンジデータの比較結果

手 法	データ単位:m	データ単位:cm
一般最小二乗法	25.61442	25.61453
	14.68849	14.68837
最尤推定法	28.64363	28.64363
	26.71076	26.71076
繰り込み法	20.09548	3.71396
	24.94721	16.06610
固有値法($\beta=100$)	6.68605	3.70713
	19.27746	16.05197
最小二乗近似法	3.69646	3.69644
	16.02450	16.02448

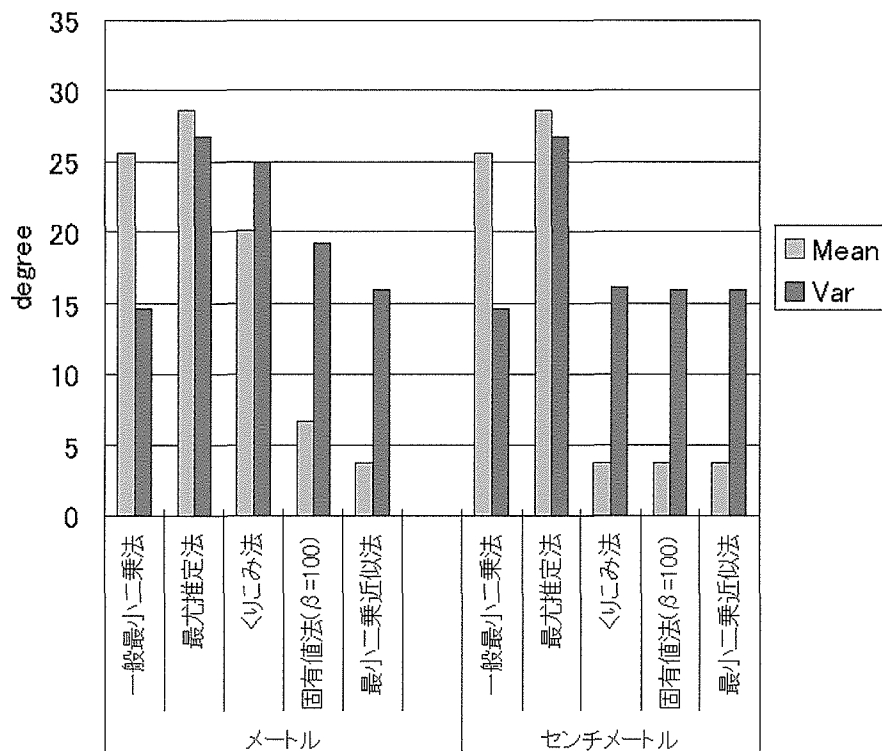


図4 実測データデータの性能評価

3.2 パノラマレンジデータを基にした多面体記述に関する研究（室内環境のモデル化技術に関する研究）

前節では、ノイズモデルに基づき、局所平面の最相当てはめの近似推定法を導出した。本節は、最相当てはめの近似法を用いて、SceneModeler 等で得られた室内環境の 360° のパノラマレンジデータから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同時に用いて、階層的に平面領域を抽出する。ここで、平面領域の大きさと同法線ベクトルヒストグラム空間の解像度を幾つかのレベルに分け、大きいグローバル平面から細かい局所近似平面までの順で平面領域を抽出する。最後に、円筒座標系において、抽出された平面領域とその隣接関係を用いてシーンの多面体記述を行う。複雑な実測データを用いて本手法の有効性を示す。

3.2.1 パノラマレンジ画像の平面領域分割

レーザーレンジファインダーSceneModeler では、水平 360°、垂直 $\pm 30^\circ$ の範囲のレンジデータが得

られる。レンジデータの3次元点 (X_{ij}, Y_{ij}, Z_{ij}) は円柱面を開けたような2次元の配列 (i, j) にアレンジされる。ここでは、 i と j はそれぞれ垂直と水平角度に対応する画像の軸であり、画像処理では $j_{\max} + 1 \rightarrow j_0$ と見なす。

3.2.1.1 局所法線ベクトルのヒストグラム

3.1節の手法でパノラマレンジ画像の局所法線ベクトルを求め、その向きが外に向くように局所法線ベクトルの符号を決める。得られた法線ベクトルは球面に分布しているが、球面座標系は扱いにくいので、我々は図5のようなヒストグラム空間を用いる。

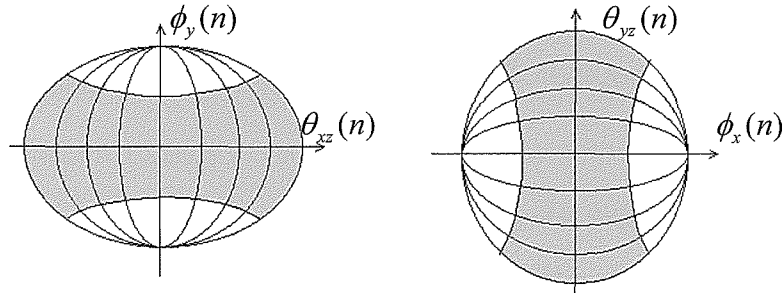


図5 法線ベクトル投票空間

図5の中の $\theta_{xz}(n)$ と $\theta_{yz}(n)$ はそれぞれ法線ベクトル n から xz 平面と yz 平面に投影したときの方位角である。 $\phi_y(n)$ と $\phi_x(n)$ はそれぞれ y 軸、 x 軸と法線ベクトル n との角度である。図5のヒストグラム空間に重なりのある部分があるが、次に述べる平面領域抽出処理では、そのどちらか的一方しか使わない。また、ヒストグラム空間の均一性を保つため、得られた法線ベクトルヒストグラムに対して、 ϕ 軸に沿ってスケール関数 $\frac{1}{\sin(\phi_y)}$ または $\frac{1}{\sin(\phi_x)}$ をかける。

3.2.1.2 局所法線ベクトル分布の推定

まず、図5の2つのヒストグラム空間から最も大きいピーク $Peak_{\max}$ を検出する。そのピークに対応する平面がレンジデータに存在すると仮定する。次に、レンジ画像で $Peak_{\max}$ に対応しているデータ点 $\{P_{ij}\}$ を求める。 P_{ij} は平面にあるなら、多くの場合、その近傍 $N(P_{ij})$ も同じ平面に属すると仮定することができる。ここで、 $\{P_{ij}\}$ とその近傍領域 $N(P_{ij})$ を用いて、 $Peak_{\max}$ に対応している平面の局所法線ベクトルの分布を推定する。

ヒストグラム空間 $(\theta_{xz}(n), \phi_y(n))$ から最大ピーク $Peak_{\max}$ が検出されたとし、 $Peak_{\max}$ に対応するデータ点とその近傍の法線ベクトルを $\{n_{st}\}$ とする。 $Peak_{\max}$ に対応する平面の局所法線ベクトルの分布の平均ベクトル M と共分散行列 C は次の式で推定される。

$$M = \frac{1}{N} \sum_{s,t} h_{st} \quad (20)$$

$$C = \frac{1}{N-1} \sum_{s,t} (h_{st} - M)(h_{st} - M)^T \quad (21)$$

ここで、 $h_{st} = (\theta_{xz}(n_{st}), \phi_y(n_{st}))^T$, N はサンプルデータの数である。

一方、ヒストグラム空間 $(\theta_{xz}(n), \phi_y(n))$ のから最大ピークされた場合、 $(\theta_{xz}(n), \phi_y(n))$ 空間において上と同じ処理を行う。以下では、 $(\theta_{xz}(n), \phi_y(n))$ の場合のみについて述べる。

3.2.1.3 平面領域の抽出

ここで、推定した分布を用いて $Peak_{max}$ に対応している平面の領域を抽出する。まず、レンジデータから、その局所法線ベクトル n_{ij} が推定された分布の 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。

$$d_{ij} = (h_{ij} - M)^T C^{-1} (h_{ij} - M) < 1.0 \quad (22)$$

抽出された点を元に、 $d_{ij} \leq 4.0$ (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、 $Peak_{max}$ に近い向きを持つ別の平面があったとしても、その局所法線ベクトルの大部分は推定された分布の 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。

上のピーク検出→分布推定→平面抽出の一連の処理を繰り返して行うことでレンジデータから平面抽出を行う。

3.2.1.4 平面領域の抽出処理の階層化

室内環境には平面と曲面が混在する場合、曲面の一部の法線ベクトルはある平面の法線ベクトルと一致する場合はある。その場合、曲面の一部はその平面と一緒に先に抽出され、曲面の平面領域の近似 (分割) はシーンに存在している平面に影響される。本研究では、それを防ぐために、階層的な平面領域の抽出手法を考える。

ここで、平面領域の大きさや法線ベクトルヒストグラム空間の解像度を幾つかのレベルに分けて、大きいグローバル平面から細かい局所平面までのレベルの順で平面抽出を行う。実験では、平面領域の大きさを 800、400 と 100 ピクセルの 3 段階に設定し、それに対応する法線ベクトルヒストグラム空間の解像度をそれぞれ 1° 、 2° と 2° に設定した。つまり、まずヒストグラム空間の解像度を 1° にして、800 ピクセル以上の領域を抽出できなくまで平面領域の抽出を繰り返して行う。次に、残ったデータに対して、次のレベルで平面抽出を行う。

3.2.2 多面体記述の抽出

前節で抽出された平面領域は 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。

3.2.2.1 極座標系と直交座標系の対応

SceneModeler で得られたレンジデータは水平角度と垂直角度によってサンプリングされているため、極座標系で表されている。極座標系では 3 次元空間の直線は曲線に写像されるため、シーン

の多面体記述を行うには、3次元直線と極座標系の曲線との対応関係を求める必要がある。一方、直交座標系においては、平面の方程式が与えられれば、その平面にある3次元直線は画像平面の2次元直線と1対1に対応する。本研究では、抽出された各領域に対して、極座標系を直交座標系における画像座標系に変換し、平面領域の多面体記述を行う。

まず、領域 R_k の平面方程式を求め、ワールド座標系の Z 軸を R_k の法線に一致させる回転マトリックス r_k を求める。極座標系の画素 s_{ij} と回転した後の直行座標系における画像平面の透視投影位置 p_{xy} は以下の関係がある。

$$P_{xy} = Proj(r_k Norm(s_{ij})) \quad (23)$$

$$s_{ij} = Norm^{-1}(r_k^{-1} Proj^{-1}(p_{xy})) \quad (24)$$

ここで、 $Norm(s_{ij})$ は極座標系の2次元点 (i, j) を3次元の正規化されたベクトルに投影する関数、 $Proj(n)$ は正規化されたベクトル n を画像平面に透視投影する関数である。明らかに、 $Norm(\)$ と $Proj(\)$ は可逆である。

3.2.2.2 隣接領域の折り目エッジ

領域 R_i を注目領域とする。領域の膨張処理によって、 R_i に隣接している領域 R_{i_k} を検出することができる。 R_i と R_{i_k} の方程式から、領域 R_i の直行座標系の画像平面における R_i と R_{i_k} の交線を直接に求められる。(24)式を用いてこの交線を元のレンジ画像に写像し、もしその直線が R_i と R_{i_k} の隣接部を通るなら、 R_i と R_{i_k} の交線は有効とする。そうではない場合、 R_i と R_{i_k} の境界線を R_i の不連続エッジとする。

3.2.2.3 不連続エッジの線分化

レンジデータに対して、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(不連続)エッジを検出する。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。

注目領域 R_i のジャンプエッジやデータ境界エッジを領域 R_i の直行座標系の画像平面に写像し、逐次 Hough 変換を用いてこれならのエッジを直線分に変換する。つまり、Hough 投票空間から一番大きいピークを検出し、それに対応する最長の線分を抽出する。残ったエッジに対して同じ処理を繰り返し、不連続エッジを線分化する。

ジャンプエッジやデータ境界エッジから各線分を抽出すると共に、エッジ画像における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。

3.2.2.4 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。

面：各面はその平面方程式とその面の頂点列。

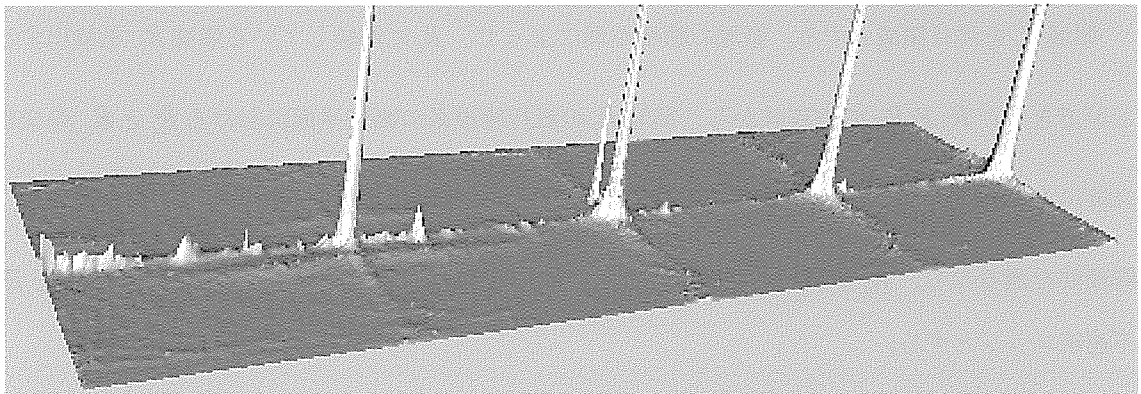
面の接続関係：面のペア (R_i, R_j) で表す。

3.2.3 実験結果

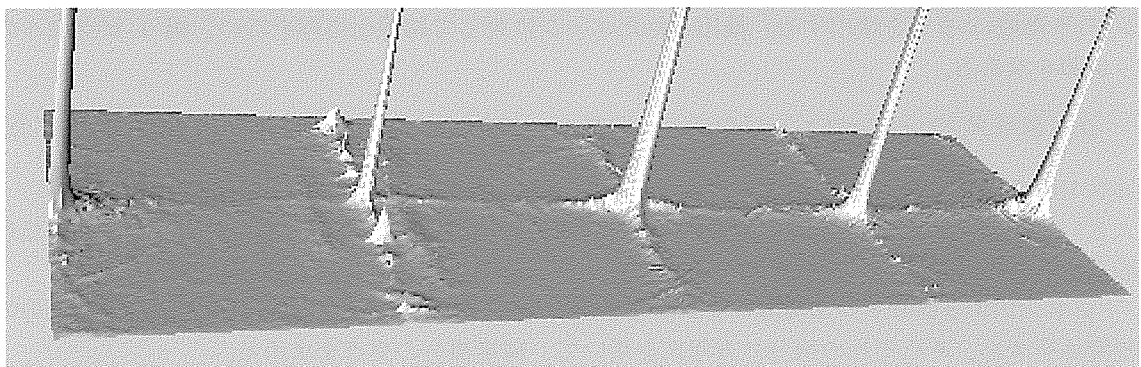
提案手法を SceneModeler の実測レンジデータに適用しその有効性を検証した。図 6(a)は部屋の360度のレンジデータを示している(3次元点からレンジファインターまでの距離を濃淡で表す)。図 6(b)と(c)はレンジデータから計算した局所法線ベクトルのヒストグラムを示す。図 6(d)~(f)は階層的に抽出された領域(白い部分)を示す。図 6(d)~(f)から分かるように、大きな平面領域は最初に抽出され、曲面の部分や細かい局所平面は次のステップで抽出されている。図 6(g)、(h)は得られたシーンの3次元多面体モデルを示す。左の画像は部屋の中の視点から、右の画像は外の視点から見たビューを示す。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。



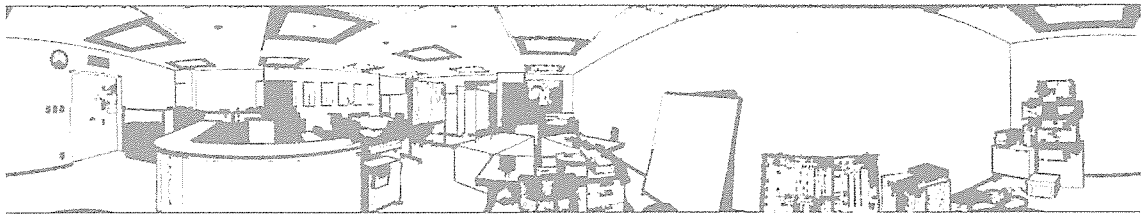
(a) 360° パノラマレンジデータ



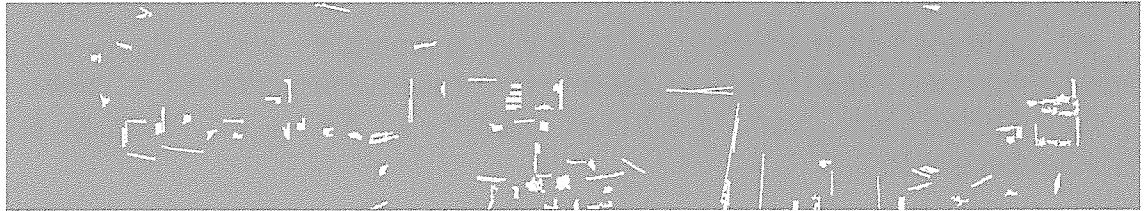
(b) ヒストグラム空間 $(\theta_{xz}(n), \phi_y(n))$



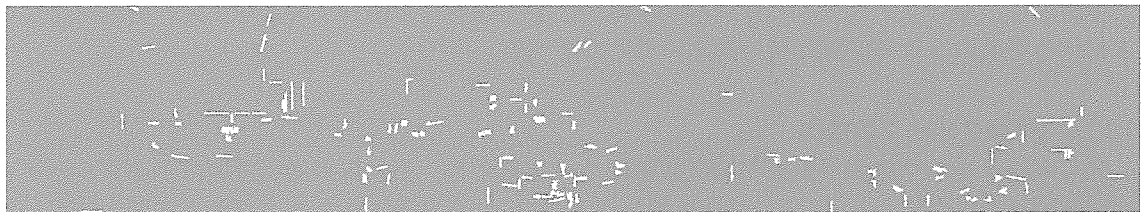
(c) ヒストグラム空間 $(\theta_{yz}(n), \phi_x(n))$



(d) レベル1の平面領域



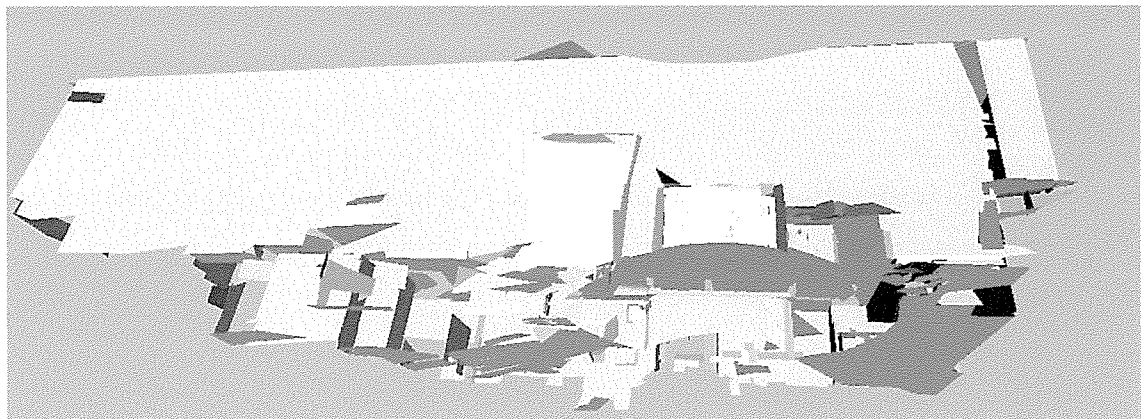
(e) レベル2の平面領域



(f) レベル3の平面領域



(g) 室内環境の3次元多面体モデル例Ⅰ



(h) 室内環境の3次元多面体モデル例Ⅱ

図6 実験結果

3.3 多視点パノラマレンジデータの統合手法に関する研究

計測器の周囲環境 360 度の 3 次元データを計測可能な 3 次元計測器によって得られた多視点のパノラマレンジデータに対して、シーンに含まれる平面グループを用いて、多視点間の変換（回転と並進）パラメータを効率よくロバストに推定する手法を提案する。本手法は、それぞれの視点のパノラマレンジデータから、ほぼ同じ法線ベクトルの向きを持つ平面グループを抽出し、それらの平面グループの 3 次元空間における分布特徴に基づき、多視点のパノラマレンジデータ間で平面グループのマッチングを行い、得られた平面グループの対応付けからレンジデータ間の変換パラメータを推定する。

また、提案手法の有効性を定量的に評価するため、3 視点の実測データに対して、マーカによる対応点を用いた統合と提案した手法による統合を行い、それぞれの統合結果に対して、統合したデータ間の幾何学的な誤差、つまり、3 次元の点から基準データの局所平面までの距離を基に提案した手法の評価を行った。

3.3.1 平面グループとその 3 次元位置分布

本節では、レンジデータからほぼ同じ法線ベクトルの向きを持つ平面グループの検出及びそれに含まれる平面の 3 次元位置分布の抽出について述べる。

3.3.1.1 平面グループの抽出

同じ平面グループの各平面上の局所領域について考える。それらの局所領域は平面グループと似た法線ベクトルを持つため、その局所法線ベクトルは、法線ベクトルヒストグラム空間上において、一つの分布をなす。ここで、パノラマレンジデータの局所領域の法線ベクトルの分布を用いて、平面グループを抽出する。そこで、本研究では 3.2.1 節で述べた手法を用いて平面グループを求める。

3.3.1.2 平面グループのグローバル特徴

一つの平面グループに含まれる複数の平面は、実際の 3 次元空間上のいろいろな場所に分布している。そこで、その分布特徴を平面グループのグローバル特徴と見なす。ロバスト性を考慮するため、本研究では平面グループの法線ベクトルと、ある程度角度が類似している平面も用いて、グローバル特徴を生成する。後述する 3.3.4.2.1 節の実験では、対象とする平面グループの法線ベクトルとほぼ同じ向きから 45° の角度をなす平面までを対象として、グローバル特徴を生成する。

ここで、図 7 のように、平面グループの法線ベクトルを投影軸とし、各平面を投影軸に写像し、ヒストグラムを生成する。そのヒストグラムは平面グループの 3 次元的な分布特徴を表している。ヒストグラムの生成には、視点の遠近や視線の方向に不変である 3 次元空間における平面の面積を用いる。

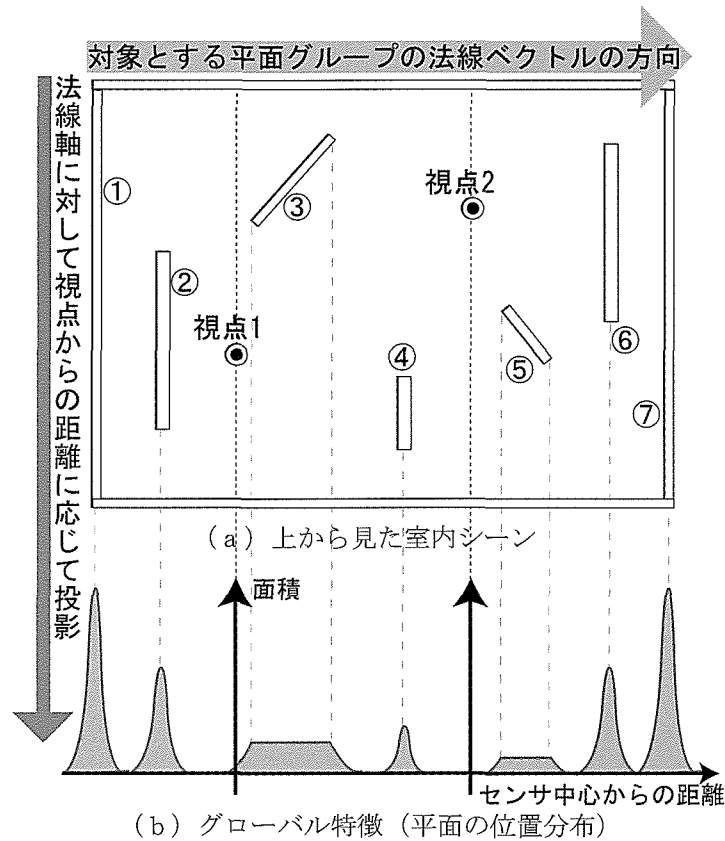


図7 グローバル特徴の例

図7(a)は7つの平面が存在する室内シーンの1例を示す。平面①、②、④、⑥、⑦は、ほぼ同じ法線ベクトルの向きを持つため、同一平面グループ G_a に属する。一方、平面③や平面⑤はそれぞれ異なる法線ベクトルの向きを持つため、それぞれ別の平面グループ G_b 、 G_c に属する。ここで、対象とする平面グループを G_a とした場合、そのグローバル特徴は図7(b)となる。 G_a に属する平面は、ヒストグラム空間においてシャープな分布となり、 G_a と近い法線ベクトルを持つ他の平面グループに属する平面は、ヒストグラム空間上では広がった分布となって現れる。そして、視点1、2のように、異なる視点であっても、対象とする平面グループが同一であれば、それぞれで得られたグローバル特徴は似ている。

3.3.2 平面グループのマッチング

前節で抽出した平面グループ及び各平面グループのグローバル特徴を用いて、多視点のパノラマレンジデータの統合を行う。そこで、本章では、平面グループとグローバル特徴を用いたマッチング手法について述べる。なお、本稿では説明を簡単にするため、二つの視点のマッチングについて述べる。

3.3.2.1 平面グループのグローバル特徴の類似度

同一の平面グループが二つの視点から得られた場合、それぞれの視点から得られた対応する平面グループのグローバル特徴は、似た分布を示すと仮定することができる。そこで、本研究では、それぞれの視点から一つずつ抽出した二つの平面グループ間の類似度を、それらのグローバル特徴の類似度として定義する。具体的に、視点1の平面グループ G_{1i} と視点2の

平面グループ G_{2j} のグローバル特徴をそれぞれ $H(G_{1i}) = \{h(G_{1i}, d), -D \leq d \leq D\}$ と $H(G_{2j}) = \{h(G_{2j}, d), -D \leq d \leq D\}$ とする。平面グループ G_{1i} と G_{2j} がその法線方向に距離 l_{ij} で相対的に移動した時、 $H(G_{1i})$ と $H(G_{2j})$ の類似度は下式のように、ヒストグラムの残差 2 乗和 (SSD) を用いて定義する。

$$S(H(G_{1i}), H(G_{2j}), l_{ij}) = 1 - \frac{\sum_{d=-D}^D (h(G_{1i}, d) - h(G_{2j}, d + l_{ij}))^2}{\sum_{d=-D}^D h(G_{1i}, d)^2 + \sum_{d=-D}^D h(G_{2j}, d)^2} \quad (25)$$

ここで、 d は平面グループの法線ベクトル方向に沿ったセンサ中心からの距離 (図 7(b)の分布の横軸) を示し、 $h(G, d)$ は距離 d におけるヒストグラムの値である。

他の平面グループの対応付けとの整合性を考慮せず、平面グループ G_{1i} と G_{2j} を独立にマッチングするとき、その類似度は式(25)を最大化することで得られる。また、一方の視点に存在する平面グループが他方の視点に対応する平面グループを持たない場合、その類似度を 0 とする。

3.3.2.2 平面グループのマッチング

本研究では周囲環境が剛体であると仮定し、二つの視点間でシーンの剛体拘束条件を満たし、かつ全体の類似度が最大になる平面グループの対応付けを二つの視点間の平面グループの最適マッチングとする。

ここで、二つの視点間で対応する全ての平面グループの間の座標変換関係が共通した変換パラメータ (R (回転) と T (並進)) に従う場合、それらの平面グループの対応関係はシーンの剛体拘束条件を満たす。従って、シーンの剛体拘束条件を満たす平面グループの最適マッチングは次の最大化問題として定義することができる。

$$\sum_{G_{1i} \in M_1} S(H(G_{1i}), H(G_{2j}), l_{ij}) \rightarrow \max \quad (26)$$

$$\text{剛体拘束条件: } \begin{cases} |n_{1i} \cdot Rn_{2j}| \geq T_a \\ |n_{2j} \cdot T - l_{ij}| \leq \Delta \end{cases}$$

ここで、 n_{1i} と n_{2j} はそれぞれ平面グループ G_{1i} と G_{2j} の法線ベクトルであり、 M_1 は視点 1 の平面グループの集合である。剛体拘束条件として、 n_{1i} と n_{2j} の内積 (角度の類似度) が閾値 T_a 以上であり、かつ法線ベクトルに沿ったヒストグラムのシフト量 l_{ij} と、共通並進ベクトル T で決まるシフト量 $n_{2j} \cdot T$ との差が閾値 Δ 以下である。

一般的に、面積の大きい平面グループはより安定である。本研究では、各平面グループの面積を重みとし、式(26)に重みをつけて、下式の重み付け最大化で、平面グループの最適マッチングを求める。但し、式(26)と同じ制約条件である。

$$\sum_{G_{1i} \in M_1} (w(G_{1i}) + w(G_{2j})) S(H(G_{1i}), H(G_{2j}), l_{ij}) \rightarrow \max \quad (27)$$

ここで、 $w(G) = \sum_{d=-D}^D h(G, d)$ は平面グループの面積を表す。

3.3.2.3 最適マッチングの探索

式(27)の最大化問題のパラメータ探索空間は膨大であるため、一般的な全探索手法は効率が悪い。ここで我々は、二組の平面グループの対応関係があれば、回転行列 R が決まり、三組の平面グループの対応関係があれば並進ベクトル T が決まるということを利用し、以下の手順で効率的に平面グループの最適マッチングを行う。

【step1:】

視点1と視点2から下記の条件を満たす2つの平面グループ G_{1i1} 、 G_{1i2} と G_{2j1} 、 G_{2j2} を選択し、 G_{1i1} を G_{2j1} に、 G_{1i2} を G_{2j2} に対応させる。

$$|\angle(G_{1i1}, G_{1i2}) - \angle(G_{2j1}, G_{2j2})| \leq a \quad (28)$$

$$|\angle(G_{1i1}, G_{1i2})| \geq b \quad (29)$$

ここで、 \angle は二つの平面グループのなす角度である。 a 、 b は閾値であり、実験ではそれぞれ 5° 、 60° とした。

【step2:】

対応する二組の平面グループの法線ベクトル n_{1i1} 、 n_{1i2} と n_{2j1} 、 n_{2j2} 及びそれらのベクトルの外積 $n_{1i1} \times n_{1i2}$ と $n_{2j1} \times n_{2j2}$ の対応関係から、回転行列 R を決める。

下記の条件を満たす第3組の対応 G_{1i3} 、 G_{2j3} を選択する。

$$|n_{1i3} \cdot Rn_{2j3}| \leq T_a \quad (30)$$

ここで、 n_{1i3} と n_{2j3} はそれぞれ G_{1i3} と G_{2j3} の法線ベクトルであり、 T_a は式(26)で説明した閾値である。

【step3:】

得られた三組の平面グループの対応関係から、視点間の並進パラメータ T を決める。

R と T を視点間の座標変換パラメータとし、剛体拘束条件下で式(27)を最大化する視点間の他の平面グループのマッチングを探索する。得られたマッチングの類似度は今まで得られた最大類似度より大きい場合、新しく得られたマッチング類似度と平面グループの対応関係を記録する。ここで、 R と T で決定した剛体拘束条件下で探索を行うため、全探索と比較すると探索空間が大幅に小さくなる。

【step4:】

step2 の条件を満たす未探索の第三組の平面グループを選び、step3 へ。それが無ければ、次のstep へ。

【step5:】

step1 の条件を満たす未探索の二組の平面グループの対応を選び、step2 へ。それが無ければ、次のstep へ。

【step6:】

得られた最大類似度の平面グループのマッチングを最適マッチングとする。

二つの視点の平面グループの中に、独立にほぼ正しくマッチングできる三組の平面グループの対応関係が存在すれば、上記の手順により、最適解を得ることができる。

3.3.2.4 パラメータ推定

前節で求めた平面グループの最適マッチングから、視点間の座標変換パラメータを推定することができる。最適マッチングから得られた平面グループの対応関係を G_{1i} 、 G_{2j} とすると、これらの法線ベクトル n_{1ik} と n_{2jk} は次の関係を満たす。

$$n_{1ik} = Rn_{2jk}, k=1, \dots, N \quad (31)$$

ここで、 N は対応関係のある平面グループの数である。

金谷の手法(Analysis of 3-D Rotation Fitting, IEEE Trans. PAMI, Vol.16, No.5, pp.543-549, 1994)を用いて式(31)の残差を最小化することで、 R を求めることができる。更に、求めた R を用いて、式(31)の残差を計算し、残差の大きい平面グループを除去する。次に、残る平面グループの対応関係から R を推定し直すことで、 R の推定精度を高めることができる。

一方、並進パラメータ T については、平面グループの対応関係とそのグローバル特徴のシフト量から次の関係が得られる。

$$\begin{pmatrix} l_{11j1} \\ l_{12j2} \\ \vdots \\ l_{1iNjN} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} n_{2j1}^T \\ n_{2j2}^T \\ \vdots \\ n_{2jN}^T \end{pmatrix} T \quad (32)$$

ここで、 $l_{11j1}, l_{12j2}, \dots, l_{1iNjN}$ は、それぞれの対応する平面グループの法線ベクトルに沿ったヒストグラムシフト量である。

式(32)から、最小二乗法で T を推定することができる。 R の推定と同様に、式(32)の残差の大きい平面グループを除去し、 T を推定しなおすことで、 T の推定精度を高めることができる。

3.3.3 多視点パノラマレンジデータの統合手法の評価

提案手法の有効性を検討するため、マーカによる対応点を用いた統合手法との比較実験を行う。

具体的には、複数枚のマーカを3次元空間上にほぼ均一になるように貼り付けた室内シーンに対して、多視点の計測を行い、得られたパノラマレンジデータを基に提案手法とマーカによる対応点を用いた手法による統合を行う。それぞれの統合結果に対して、統合したデータ間の幾何学的な誤差、つまり、3次元の点から基準データの局所平面までの距離の誤差平均・誤差分散を求め、両者の比較を行うことで、提案手法の有効性を定量的に評価する。

3.3.3.1 比較対象手法

3次元空間上にほぼ均一になるように複数枚のマーカを貼り付けた室内シーンに対して、複数地点の計測を行う。得られた各視点のパノラマレンジデータ間のマーカの大まかな対応関係を手動で求め、テンプレートマッチングでマーカの正確な位置関係を求める。そして、その3次元位置情報を基にそれぞれの視点間の変換パラメータを推定する。

二つの視点間の変換パラメータは以下のように求める。

二つの視点における N 個のマーカの3次元位置情報の集合を、それぞれ $\{n_i | i=1, \dots, N\}$ 、 $\{m_i | i=1, \dots, N\}$ とする。また、 $\{(n_i, m_i) | i=1, \dots, N\}$ は対応しているものとする。二つの集合から

視点間の回転パラメータ R を求めるには、次の式を満たす R を求めればよい。

$$\sum_{i=1}^N \{n_i - \bar{n} - R(m_i - \bar{m})\} \rightarrow \min \quad (33)$$

ここで、 \bar{n} と \bar{m} はそれぞれ $\{n_i | i=1, \dots, N\}$ と $\{m_i | i=1, \dots, N\}$ の重心である。

視点間の並進パラメータ T は次の式より求める。

$$T = \bar{n} - R\bar{m} \quad (34)$$

3.3.3.2 評価基準

それぞれの手法で得られた統合結果を比較するため、統合結果に対する評価基準が必要である。既存手法としては、注目点から3次元空間における最近傍点までの距離や、視線方向における対応点間の距離による評価手法などがあるが、前者はレンジデータのサンプリング誤差を含む場合があり、後者是对応する面の向きに影響されるといった問題がある。そこで、本研究では統合したデータ間の幾何学的な誤差、つまり、3次元の点から基準データの局所平面までの距離を基に評価を行う。以下の手順で、3次元の点から基準データの局所平面までの距離を求める。

二つの視点1、2におけるパノラマレンジデータは、2枚の距離画像 $d_1(s, t)$ と $d_2(s, t)$ として得られる。ここで、 (s, t) はサンプリング空間 (θ, ϕ) のインデックスである (θ : 方位角、 ϕ : 仰角)。まず距離画像 $d_2(s, t)$ の各点の3次元座標を求め、比較対象となる手法により求めた視点2の座標系から視点1の座標系への回転パラメータ R と並進パラメータ T を用いて、 $d_2(s, t)$ を $d_1(s, t)$ に写像する。

R と T により、視点2の距離画像にある点 $d_2(s_2, t_2)$ が視点1の距離画像中の $d_1(s_1, t_1)$ に写像される。また、 $d_2(s_2, t_2)$ の3次元点 $P(s_2, t_2)$ は視点1の座標系において、 $P'(s_2, t_2) = RP(s_2, t_2) + T$ に写像される。

ここで、視点1の座標系において、 $P'(s_2, t_2)$ から距離画像 $d_1(s_1, t_1)$ における局所平面までの距離 $e(s_2, t_2)$ を求め、視点2の距離画像 $d_2(s_2, t_2)$ と視点1の距離画像 $d_1(s_1, t_1)$ の間の統合誤差とする。 $e(s_2, t_2)$ は次式のように、 $P'(s_2, t_2)$ と $d_1(s_1, t_1)$ における局所平面の単位法線ベクトル $n_1(s_1, t_1)$ から求めることができる。

$$e(s_2, t_2) = |n_1(s_1, t_1) \cdot P'(s_2, t_2)| \quad (35)$$

式(35)で求めた統合誤差 $e(s_2, t_2)$ は各手法の評価基準として用いることができる。実際に評価する際、両視点から、下に定義されているように明らかなオクルージョン部分や対象面の向きと測定方向の関係により測定距離の信頼度が明らかに低下する部分を除き、二つの視点に同時に存在し、かつ信頼性の高いデータの統合誤差 $e(s_2, t_2)$ の平均と分散を用いて、各手法を比較する。

【オクルージョン部分】

$e(s_2, t_2)$ がある閾値Eより大きい場合、 $d_2(s_2, t_2)$ と $d_1(s_1, t_1)$ は3次元空間における異なる点と見なし、評価データから除外する。

【信頼度の低い部分】

対象面の法線の向きと測定方向がほぼ垂直になる部分である。実験ではその角度が 85° 以上の点も評価データから除外する。

3.3.4 多視点パノラマレンジデータの統合に関する実験結果

大規模な屋内空間であるホールや屋外空間を複数地点で計測した実データを用いて統合実験を行った。また、提案手法の有効性を検討するため、室内シーンにおいて、提案手法とマーカによる対応点を用いた統合手法を同じデータを用いてそれぞれ統合し、統合したデータ間の幾何学的な誤差を基に比較検討を行った。

なお、実験で使用したパノラマレンジデータは、全方位レンジファインダ SceneModeler を用いて計測を行った。SceneModeler は水平角 360° 、垂直角 $\pm 34^\circ$ の視野角、1m~54mの距離を25mm(50m)の精度で短時間に計測可能なレンジファインダである。

3.3.4.1 実データによる統合結果

以下の環境にて計測した実データの統合を行った。

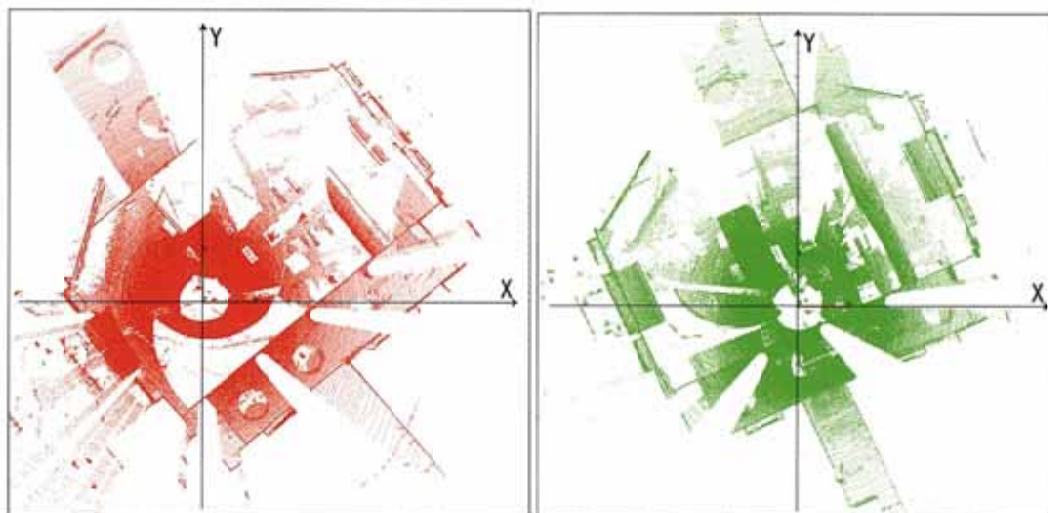
【1. 大規模な室内空間であるホール】

計測したホールは $47\text{m} \times 30\text{m} \times 12\text{m}$ の空間である。ホール内には、エスカレータやベンチ、ブロンズ像等があり、人が行き来している状況にて3地点の実測を行った。

【2. 屋外空間】

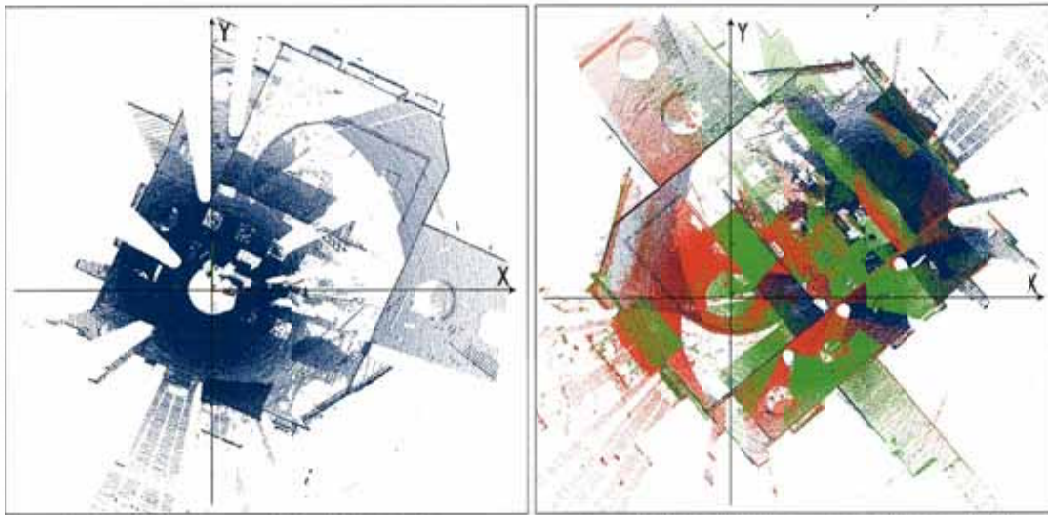
周りにビルがある広い歩道にて3地点の実測を行った。歩道の周りには高さ5m程度の木が等間隔に植えてあり、芝生のスペースもある。人が行き来をしている状況にて計測した。

多視点のパノラマレンジデータの統合結果を図8、図9に示す。図8(a)~(c)は、ホールにおいて、それぞれの視点の座標系でのクラウドデータを上面から見た図を示す。図8(d)は、共通座標系として視点1の座標系に変換した3視点の統合結果である。また、図8(e)は、仮想視点において、ホール内のブロンズ像等の統合結果を示す。



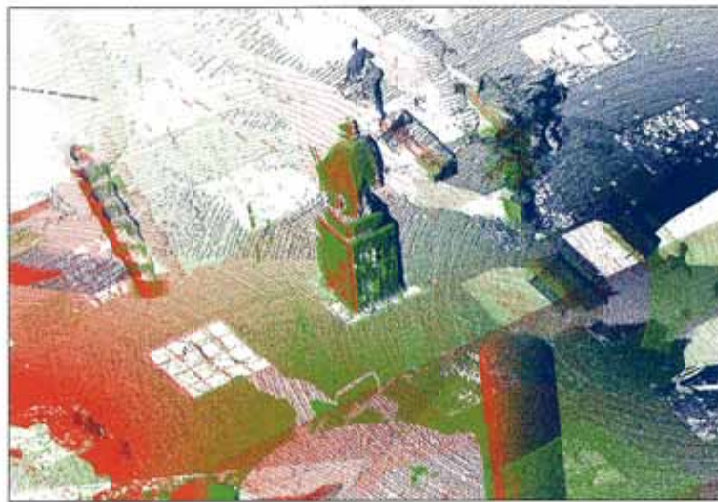
(a) 視点1でのクラウドデータ

(b) 視点2でのクラウドデータ



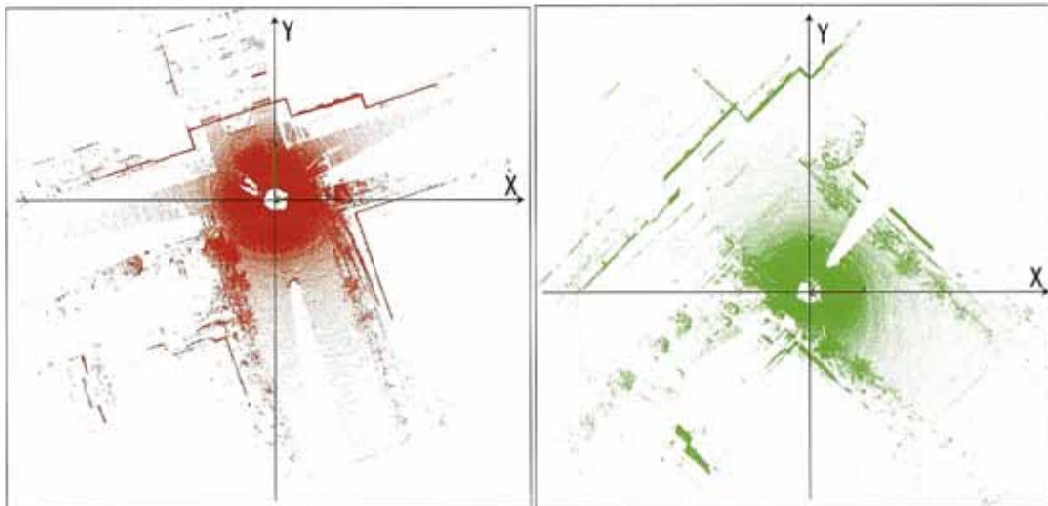
(c) 視点3でのクラウドデータ

(d) 統合結果(視点1での座標系に変換)



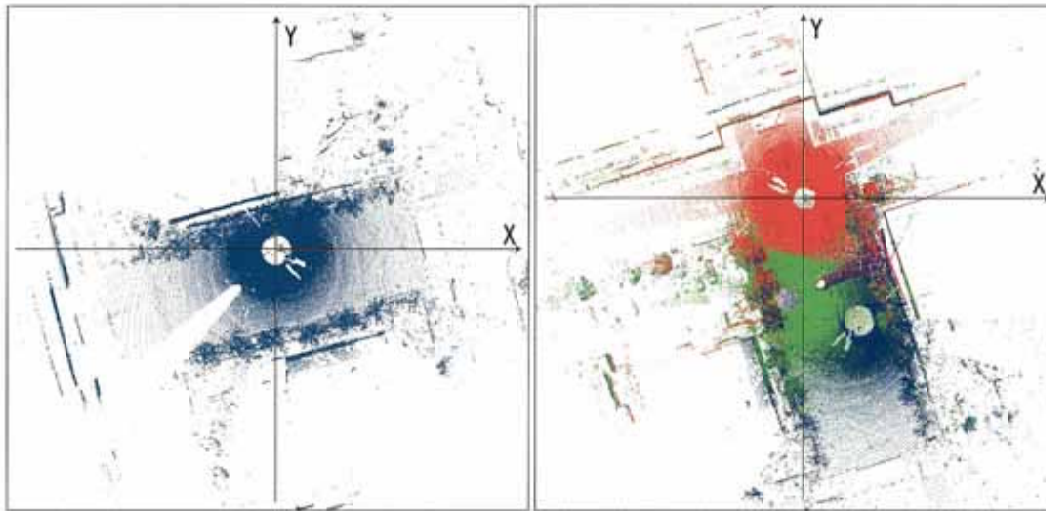
(e) 仮想視点から見た統合結果 (ブロンズ像)

図8 大規模な室内空間 (ホール) での統合結果



(a) 視点1でのクラウドデータ

(b) 視点2でのクラウドデータ



(c) 視点3でのクラウドデータ

(d) 統合結果(視点1での座標系に変換)



(e) 仮想視点から見た統合結果

図9 屋外空間での統合結果

図9(a)～(c)は、屋外の歩道にて、それぞれの視点の座標系でのクラウドデータを上面から見た図を示す。図9(d)は、共通座標系として視点1の座標系に変換した3視点の統合結果である。また、図9(e)は、仮想視点において、建物や歩道内にあるオブジェの統合結果を示す。

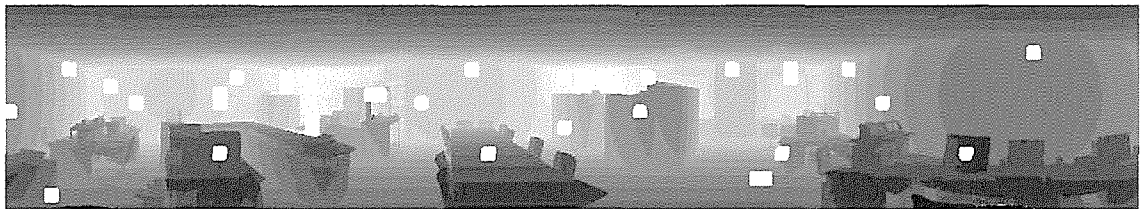
図8、図9とも正しく統合されていることがわかる。

3.3.4.2 比較実験結果と考察

3.3.4.2.1 比較実験結果

3次元空間上にはほぼ均一になるように複数枚のマークを張り付けた12.0m×9.0m×2.7mの室内シーンにおいて、3視点で実測し、それぞれの手法を用いて統合実験を行った。なお、実験で使用したパノラマレンジデータは、前述の実験と同様に全方位レンジファインダ SceneModeler を用いて計測を行った。

また、マークによる対応点を用いた手法では、150mm×210mmの大きさの紙に205mmの長さの線で、×印が描かれたマークを複数枚用いる。図10に比較実験で用いた3視点のパノラマレンジデータ(3次元の点からレンジファインダまでの距離を濃淡で表す)と視点位置から見えるマークの位置(白抜き部分)を示す。



(a) 視点1での360°パノラマレンジデータと27個のマーカ



(b) 視点2での360°パノラマレンジデータと27個のマーカ



(c) 視点3での360°パノラマレンジデータと32個のマーカ

図10 パノラマレンジデータと視点位置から見えるマーカ（白抜き部分）

提案手法と比較するため、マーカによる対応点を用いた統合手法を用いて、以下の実験を行った。

【比較実験A】

視点1と視点2間、及び視点1と視点3間のマーカを用いて、それぞれの対応関係から二つの変換パラメータを推定する。（実験では視点1と視点2間の対応点数は27個、視点1と視点3間の対応点数は32個となった）

【比較実験B】

実験Aよりも対応点の数を増やし、変換パラメータを推定する。対応点はマーカ以外にエッジやその交点を用いる。（実験では視点1と視点2間の対応点数は59個、視点1と視点3間の対応点数は61個となった）

【比較実験C】

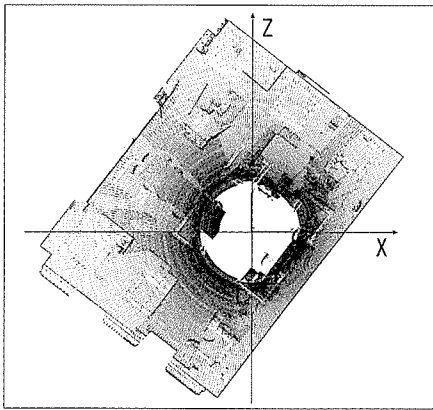
実験Bで用いた対応点の中で、当てはめ誤差（残差）の大きい外れ値を除いて、再度、変換パラメータを推定する。即ち、実験Bで求めた変換パラメータを基に、全ての対応点に対して、当てはめ誤差を計算し、当てはめ誤差が閾値以上離れている対応点を除いて、もう一度、変換パラメータを推定する。実験では、閾値は当てはめ誤差の平均 $\pm 1\sigma$ とした。

図11(a)~(c)は図10(a)~(c)のそれぞれの視点でのクラウドデータを示す。実験では、視点1と視点2における変換パラメータを求め、次に視点1と視点3の変換パラメータを求めることで、三つの視点の統合を行った。また、図12(a)、(b)は提案手法及びマーカによる対応点を用いた手法（比較実験A）を用いて、視点1の座標系で統合したそれぞれの結果を示す。

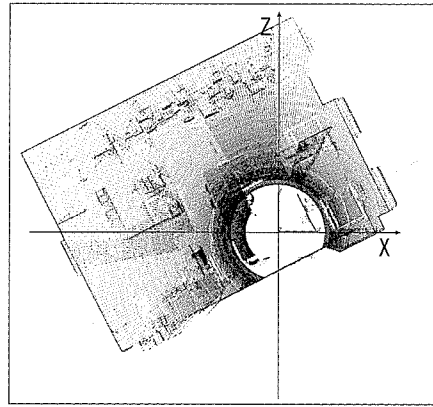
図12の統合結果において、見た目には両手法の違いはほとんどなかった。

図12の統合結果に対して、データ間の幾何学的な誤差で定量的な比較を行った。提案手法及び比較実験A~Cまでの実験結果を表5に示す。

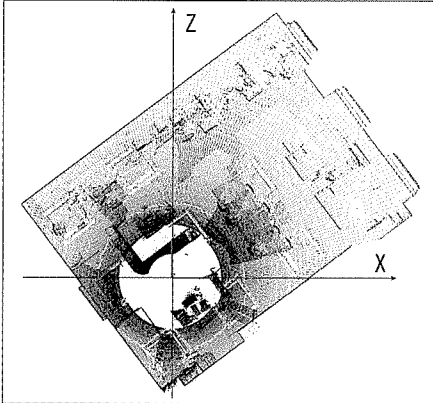
なお、実験において、3.3.3.2節のオクルージョン部分の判定で用いる閾値Eは100mmとした。表5からわかるように、各手法の評価に用いた母集合の点数はほぼ同じであることがわかる。



(a) 視点1でのクラウドデータ

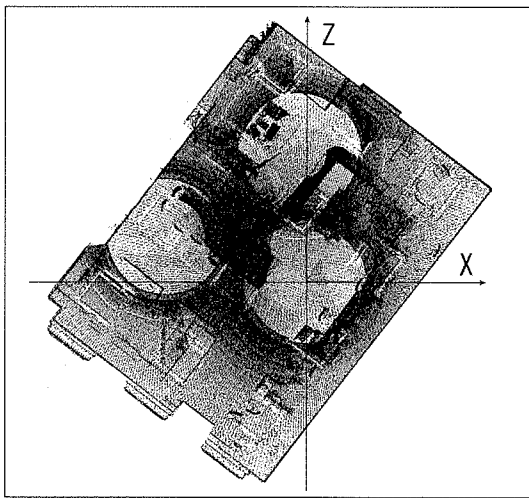


(b) 視点2でのクラウドデータ

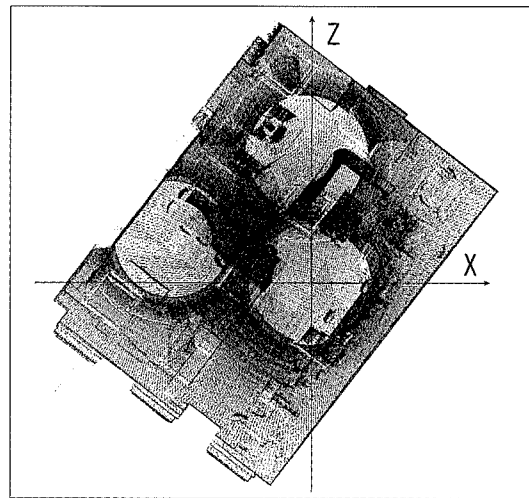


(c) 視点3でのクラウドデータ

図11 各視点でのクラウドデータ



(a) 提案手法で統合した結果



(b) マーカによる対応点を用いた手法で統合した結果

図12 統合結果 (視点1での座標系に変換)

表5 比較実験結果

	実験1 (視点1と視点2)			実験2 (視点1と視点3)		
	誤差平均 (mm)	誤差 分散	母集合の 点数(%)	誤差平均 (mm)	誤差 分散	母集合の 点数(%)
提案手法	13.2	169.2	55.4	21.6	324.3	53.5
比較実験 A (*1)	27.1	331.6	55.8	28.1	375.1	54.3
比較実験 B (*2)	24.2	247.3	55.8	28.1	343.8	54.4
比較実験 C (*3)	21.8	215.8	55.7	27.5	354.0	54.3

*1:マーカによる統合 (実験1の対応点数:27、 実験2の対応点数:32)

*2:実験Aよりも対応点数を増やして統合 (実験1の対応点数:59、 実験2の対応点数:61)

*3:実験Bの対応点の中で、当てはめ誤差(残差)の大きい外れ値を除いた対応点を基に統合
 実験1:実験Bの59個の対応点の中で、外れ値を除いた39個の対応点を基に統合した
 実験2:実験Bの61個の対応点の中で、外れ値を除いた41個の対応点を基に統合した

3.3.4.2.2 比較検証

比較実験AからB、Cと対応点数を増やす、もしくは当てはめ誤差の大きい外れ値を除いた対応点を用いて統合すると、誤差平均・誤差分散とも小さくなる。これは統合精度が高くなることを意味する。また、実験1、2とも、対応点を用いた統合手法よりも提案手法の方が誤差平均・誤差分散ともに小さいことがわかる。これは提案手法の方が対応点を用いた統合手法よりも、統合精度の点で優位性があるといえる。

パノラマレンジデータのように3次元情報量が多いデータに対して、提案手法のように統計量を基にしたグローバルな情報を用いて統合を行う場合、ノイズの影響は受けにくくなる。しかしながら、マーカによる対応点を用いた統合手法において、マーカのサンプル数が少ない場合、統合精度はマーカに含まれるノイズの影響を受けやすくなる。したがって、提案手法のようにグローバルな情報を基に統合した方が、複数のローカルな位置情報(対応点)を用いるよりも統合精度は高くなる。

また、マーカ等の対応点を用いた統合手法を用いて統合を行う際、マーカを3次元空間上で偏って配置させた場合、偏った情報を用いて統合するので、統合精度が悪くなるなどの問題が起こる。したがって、マーカの配置を考慮する必要がある。

パノラマレンジデータは周囲環境 360° の情報が得られるため、複数の視点で計測されたパノラマレンジデータには、ほぼ同じ3次元の点情報が多く含まれている。したがって、複数視点の計測を行う際、レンジファインダの設置の仕方を考慮する必要はない。しかしながら、ある程度の視野角のレンジデータしか得ることができないレンジファインダの場合、得られたレンジデータを用いて統合を行うには、複数視点のレンジデータに対して、ほぼ同じ領域が重なって計測されるようにレンジファインダの設置の仕方を考慮する必要がある。したがって、パノラマレンジデータは他のレンジデータと比較すると、有効な計測データといえる。

フェーズIIおよびIII

今後の取り組み

これまでのフェーズIの研究において、SceneModeler等の周囲環境360°の3次元情報が取得可能な3次元計測器により得られたレンジデータから、室内環境のモデル生成を行う技術の有効性が示された。本研究では、対応する二つの視点毎に一つの座標系に変換していき、最終的に全ての視点を一つの座標系にする逐次的手法を用いている。このような逐次的手法では誤差の蓄積が生じる可能性がある。今後の取り組みとしては、全ての視点のパノラマレンジデータを一旦、一つの座標

系に統合した後、全体の位置合わせ誤差を少なくするようにそれぞれの変換パラメータを調整することで、より精度良く全体の位置合わせを行う方法を検討する必要がある。また、統合した点群の多面体記述に関して、多面体モデルにテクスチャをマッピングすることで、よりリアリティのある室内環境モデルの生成が可能となるため、これらの技術を付加することが必要と考えられる。しかしながら、これらの必要とされる技術は、すでに製品化されているものもある。従って、現在解決すべき問題点はフェーズⅠでほぼ解決したため、フェーズⅡ以降に関しては、企業等により本研究の成果を製品化・事業化への展開を図ることとした。従って、本研究はフェーズⅠで終了した。