## MDL 原理に基づく3次元点集合からの建物モデル復元

# $石 川 裕 治<sup>†</sup> 宮 川 勲<sup>†</sup> 若 林 佳 織<sup>†</sup> 有 川 知 <math>\hat{c}^{\dagger}$

本論文では,空撮映像から獲得した建物上面の3次元点集合のみから建物形状を全自動で復元する 方法を提案する.本手法では,垂直方向の距離が近い点の集合(レイヤ)と水平方向の距離が近い点の 集合(クラスタ)の生成を交互に行っていくことで徐々に詳細な形状を復元する.ここで,与えられ た点集合にモデル形状が過剰に適合することを防ぐために,MDL(Minimum Description Length) 原理によって最適なレイヤ集合を選択する.実験では密集市街地の空撮映像から3次元点集合を獲 得し,本手法により建物モデルを復元した.その結果,市街地シーンから個々の建物を分離し,形状 を復元できることを確認した.また,数値的な評価を行い,最大で 68.8%の復元率を達成した.本手 法では各クラスタに属する点集合の高さが標準偏差 $\sigma_d$ の正規分布に従うとの仮定をおいているが, 広い範囲の $\sigma_d$ の値に対して高い復元率が得られることが分かった.同時に,手法の比較評価により MDL 原理に基づくレイヤ集合の選択が復元率の向上に効果的であることを確認した.以上から,一 般には形状解析が複雑になりやすい市街地空撮映像に対し,提案手法が建物形状の安定した復元に有 効であることを確認できた.

### Building Model Recovery Based on MDL Criterion from 3D Point Sets

#### Yuji Ishikawa,† Isao Miyagawa,† Kaoru Wakabayashi† and Tomohiko Arikawa†

This paper shows a fully automatic building recovery method that uses 3D points acquired from aerial image sequences. We focus on shape recovery of flat rooftops that are parallel to the ground. The method starts by slicing the point set into Layers, which are sets of points at almost the same height level. After generating the layers, each layer is divided into Clusters, which are sets of points gathered together on a level plane. Each rooftop shape is recovered from each Cluster generated in the final process. We find suitably Layers for 3D building models based on the MDL (Minimum Description Length) principle balancing between simplicity of the models and conformity of the 3D points to the models. To estimate the viability of our method, we obtained 3D points from aerial image sequences in dense urban areas, and recovered building models using our method. Experimental results showed that our method could extract building shapes from urban scenes and achieved a high recovery success ratio (the highest is 68.8%) in the wide range of standard deviation  $\sigma_d$  assuming that heights of 3D points in each Cluster obey Normal Distribution whose standard deviation is  $\sigma_d$ . Compared with a recovery rate of a non-MDL method, it became clear that the MDL criterion improved the ratio. The experimental results we obtained showed that our point-based method was effective in enabling the recovery of buildings in urban areas.

1. はじめに

現実の都市景観を3次元化したモデルデータ(以下, 3次元都市モデル)は,都市構造に関する様々な数値 解析を行う際に広く利用されている.たとえば,水害, 火災,電波伝播,ヒートアイランド現象などのシミュ レーション計算における基盤データとして用いられて いる<sup>1)</sup>.また,カーナビゲーションやバーチャルモー ルなどのコンテンツが3次元化され,3次元都市モデ ルの利用価値は多方面に広がっており,その構築技術 はますます重要度を増している.

3次元都市モデルを構築する方法を分類すると,観 測システム—上空系/地上系<sup>2)</sup>と,計測手段-能動的 (レーザープロファイラ<sup>3)</sup>)/受動的(画像<sup>4)</sup>),の2つ の観点がある.このうち,広域にモデルを構築できる 上空からのアプローチとしては,航空写真から線分や 小領域を抽出し,ステレオ視によってそれらの3次元

<sup>↑</sup> 日本電信電話株式会社 NTT サイバースペース研究所 NTT Cyber Space Laboratories, NTT Corporation

位置を求め,建物上面を推定する,という流れが一般 的であった.その後,線分抽出や領域分割の2次元的 な解析結果と,線分の3次元位置獲得結果を融合し, 形状モデルを参照して建物形状を推定する枠組みへと 発展していった<sup>5),6)</sup>.

一般に,形状を獲得するにあたって,線分は重要な 幾何情報であり,3次元都市モデルの構築に限らず,形 状推論の基本要素として広く利用されている.しかし, 屋外シーンでは物体表面の「模様」と,物体の「縁」 としての線分が混在し,形状の推定を困難にしている. 建物復元についていえば,ビルが密集した市街地にお いてこの問題が顕著に現れる.つまり,それぞれの建 物上面に様々なマーク,面の繋ぎ目,配管,室外機,浄 水槽などが存在し,観測シーン全域から輪郭線と混在 して多数の線分が抽出される.そのため,線分の連結 によって輪郭線を構成する方法では,観測シーンに含 まれる複数の建物を,正しく分離・復元することが困 難であった.

筆者らは市街地シーンに含まれる複数の建物を分離・ 復元するため,線分より基本的な幾何情報である3次 元の点集合を用いることとした.建物上面の角や端の 点は形状の抽出に重要な情報であるが,面の内部の点 も,その部分が面であることを知るためには重要な情 報である.つまり,線分とは異なり,画像から3次元 の点が多数抽出されることは形状の推定に対する弊害 とはならず,むしろ形状の推定を容易にしている.そ のため筆者らは「点」が市街地シーンの解析にとって 有用な画像特徴であると考えた.

点集合に基づく形状復元手法としては,3次元点集 合に三角メッシュを生成する方法があり,曲面形状の 復元手法として広く利用および研究されている<sup>7)</sup>.し かし,アプリケーションで一般に必要とされる3次元 都市モデルは,点集合に合わせて生成された多数の微 少な面から成るモデル(メッシュモデル)ではなく,適 度に簡素化された多面体の集合から成るモデル(CAD モデル)である.本論文では,3次元点集合からの建 物形状復元を「点集合に対する形状モデルの適合度」 と「形状モデルの簡素さの度合い」の間でバランスの とれた水平・垂直面から成る形状モデルを見つける問 題ととらえ,MDL(Minimum Description Length) 原理<sup>8)</sup>に基づいて最適なモデルを選択する方法を提案 する.

本論文では,3次元点集合を上空から撮影した時系 列画像から獲得することとする.時系列画像から得ら れる多視点の計測情報により,3次元位置の獲得誤差 が大きな点(アウトライア)を除去することができる. さらに近年の空撮映像システムの高機能化により,時 空間分解能が高く,かつ,シームレスな映像が容易に 取得できる環境が整いつつあり,オペレータの教示情 報をもとに3次元都市モデルを構築できるようになっ てきている<sup>9)</sup>.このように,広域市街地の3次元点集 合獲得に関してはハードおよびソフトの両面で自動化 の技術改善が進んでいる.しかしながら,その後の建 物形状復元のプロセスについては,依然として教示情 報の入力や形状修正作業に人手による大きな労力を必 要としている.

本論文では,以下の条件に基づいて,市街地の空撮 映像から獲得した建物上面の3次元点集合をもとに, 建物形状を全自動で復元する手法を提案する.

- (1) 入力となる 3 次元点集合については,画像から 獲得されたということのみを考慮する.
- (2) 点集合以外の画像から得られる情報(色,テク スチャ,線分)や,建物形状に対するヒューリス ティックな仮定(直角や平行線分が多いなど)は利 用しない.

(3) オペレータによる教示情報は利用しない.

以下,本論文では2章で提案する3次元点集合から の形状復元方法について説明する.次に,3章では市 街地空撮画像に対して提案手法を適用することで個々 の建物を適切に分離・復元できることを示し,さらに 手法の比較評価により MDL 原理の導入効果を確認す る.最後に,4章でまとめと今後の課題を述べる.

2. 3次元点集合からの建物形状復元方法

2.1 手法の概要

建物復元手法の基本的な流れを図1 に従って述べ る.最初に2.2 節で述べる方法によって,3次元点集 合を空撮した時系列画像から獲得する.本手法では, 建物上面として水平面を復元対象とし,1つの建物が 階層的に複数の上面を持つ場合も考慮する.獲得した 3次元点集合に対して高さの近い点の集合(レイヤ) を生成し,各レイヤから水平方向の距離の近い点の集 合(クラスタ)を生成する.そして,各クラスタの点 集合を包含する2次元図形を生成し,それを建物の上 面として建物上面の各辺から垂直面を下ろすことで建 物形状を復元する.ここでは単純化のためにクラスタ の2次元包含図形として点集合の凸包を用いることと する.

レイヤおよびクラスタを生成するには,高さ別のヒ ストグラムを使う方法<sup>11)</sup>(方法A)や点の隣接関係に よる領域分割に基づく方法<sup>12)</sup>(方法B)がある.こう した方法は画像における画素を代表例として,各点が



Fig. 1 Outline of building recovery method.

規則正しく並んでいる場合を適用対象としている.そのような場合,方法Aでは,ヒストグラムの各階級値の大きさがそのまま水平面の大きさと考えることができるため,階級値に対する閾値設定が容易であり, また方法Bでは,各点および領域の隣接関係が明確かつ短時間に判定できる.

しかし,点の3次元位置を求めるためには複数の画 像間で対応付けを行う必要があり,結果として輝度値 の変化率が高い点のみが3次元点集合に含まれる.つ まり,本手法で対象としている3次元点集合では,水 平面上で規則正しく配列しているとは限らないため, 上記の方法をそのまま利用することが難しい.そこで 本手法では,階層的クラスタリング<sup>13)</sup>の手法を用い てレイヤおよびクラスタを生成することとした.具体 的な生成処理については2.3節で,MDL原理に基づ く最適なレイヤ集合の選択については2.4節でそれぞ れ説明する.

以下の説明において X 軸および Y 軸を互いに直交 した向きで水平方向に, Z 軸を建物の高さ方向にとる こととする.レイヤに含まれる点の Z 座標の平均値を 「レイヤの高さ」と呼び「クラスタの高さ」について も同様とし,上面の高さは各クラスタの高さとする.

**2.2** 3 次元点集合の獲得方法

本研究では空撮した時系列画像から 3 次元点集合 を,(1)特徴点の設定,(2)特徴点の追跡,(3)3 次元 位置の獲得,(4)アウトライアの削除,(5)ワールド座 標系への変換の順に全自動で獲得する.以下,各処理 について説明する.

まず初めに,オクルージョンを避けるため画像の中 心付近の領域から特徴点を得る(処理1).特徴点は周 辺部と輝度値の差が大きいものから選ぶが,以下の処 理に問題がない限り,できるだけ多くの特徴点を発生 させる.それらの特徴点を時系列画像中で追跡し(処 理2),各画像間の移動量をもとに各点のカメラ座標系 における3次元位置を獲得する(処理3).このステッ プでは反復的透視投影型の因子分解法<sup>9),10)</sup>を利用し



図 2 復元対象市街地(上図)と獲得した 3 次元点集合(下図)の例 Fig. 2 Example of a recovery area (upper) and acquired 3D points (lower).

ており,透視投影(perspective)カメラモデルに漸近 した条件で3次元位置を獲得することができる.獲得 した3次元点集合の各点を,カメラ位置および姿勢情 報を用いて,時系列画像上に再投影し,特徴点追跡時 の画像座標位置と投影された点の位置とのずれを算出 する.このずれは,特徴点追跡における追跡エラーと 考えられ,再投影誤差の大きな点(アウトライア)を 削除することにより,位置精度の高い点だけを残すこ とができる(処理4).最後に,GPS測量値などの実 世界の測量値と対応づけることで,国家座標系に代表 されるようなワールド座標系の3次元座標(X,Y,Z)に 変換する(処理5).

特徴点発生に用いた空撮画像と獲得した3次元点集 合(1,343点)の例を図2に示す.図2の上図におい て白線で囲んだ部分が初期特徴点を発生させた領域で ある.獲得した1,343点の3次元点集合を図2の下 図に示す.下図では各点の高さが地上から高いほど濃 い色で示している. 2.3 段階的なレイヤおよびクラスタの生成

図2 に示すような水平面上の分布が均一でない点 集合から,レイヤおよびクラスタを生成するにあたっ て,本手法では,垂直および水平方向の距離に基づい た階層的クラスタリングを用いることとした.

レイヤ生成: 3 次元の点集合を入力として以下を 行う.

- (1) 各点を1つのレイヤとして高い順にレイヤを並
  べる {L<sub>1</sub>,...,L<sub>n</sub>}.
- (2) *k* が *n* から 1 まで順に以下を行う.
  - (a) レイヤ集合 {L<sub>1</sub>,...,L<sub>k</sub>} に対して 2.4 節で
    述べる方法により MDL 基準 M<sub>k</sub> を求める.
  - (b) k = n または  $M_{kmin} \ge M_k$  ならば  $\mathcal{L} = \{L_1, \dots, L_k\}$ ,  $M_{kmin} = M_k$  とする.
  - (c) i = 1, ..., k 1 に対して,点集合  $L_i \cup L_{i+1}$ の Z 座標の標準偏差  $\sigma_i$ を求める.
  - (d)  $\sigma_1, \ldots, \sigma_{k-1}$  の中から最小値  $\sigma_{min}$  を選ぶ.
  - (e)  $L_{min} = L_{min} \cup L_{min+1}$  とし,  $i = min + 1, \dots, k-1$  に対して  $L_i = L_{i+1}$  とする(レイヤの併合).
- (3) *L*を出力する.

次に,クラスタ生成処理では2つのクラスタの間で 最も近い点のペアを見つけ,その距離 D が小さい順 に併合処理を行う.この方法は階層的クラスタリング における最短距離法と呼ばれ<sup>13)</sup>,一般に帯状の長いク ラスタが生成されやすい.図2に示すように画像か ら3次元点集合を得る場合には,特徴点が上面の縁に 連続して分布することが多い.そのため最短距離法に よって,連続する特徴点が同一のクラスタに含まれ, 輪郭抽出と同様の効果を得られると考え,この方法を 用いることとした.

なお本手法では,クラスタ間の距離 D を直接求め ることなしに最短距離法のクラスタリングを行う手続 きを用いた.下記の処理では,距離が短い点の組から 順にクラスタの併合処理をしているため,最短距離法 と同じ結果が得られる.

クラスタ生成: 各レイヤ L<sub>i</sub> に対して以下を行う.

- L<sub>i</sub>に含まれる各点を1つのクラスタとし,初期のクラスタ集合 {C<sub>i,i</sub>}を作成する.
- (2) すべての点のペア  $\{(p,q) | p,q \in L_i, p \neq q\}$  について距離を求め,距離が短い順に並べる  $\{(p_1,q_1), \ldots, (p_n,q_n)\}$ .
- (3) kが1から n まで順に以下を行う.
  - (a)  $p_k$ を含むクラスタを  $C_p$ ,  $q_k$ を含むクラス タを  $C_q$ とする.
  - (b)  $C_p \ge C_q$ が同じならば (a) に戻る.



Fig. 3 Constraint for cluster mergence (Exclusive Constraint).

- (c) X-Y 平面上で C<sub>pq</sub>(= C<sub>p</sub> ∪ C<sub>q</sub>) を包含する
  凸包 P を作成する.
- (d) P が  $L_i$  より低いレイヤの点を包含していないなら, $\{C_{i,j}\}$  から  $C_p$  と  $C_q$  を除いて  $C_{pq}$  を加える(クラスタの併合:図3).

(4)  $\{C_{i,j}\}$ を出力する.

クラスタ生成の処理 (3d)では,レイヤの上下関係 をクラスタ併合時の制約として用いており,この制約 を以後,下位点排他制約と呼ぶ.たとえば,図3に示 すように同じ高さのビルが隣接し,それぞれの上面を 形成するクラスタ $C_p$ , $C_q$ が併合されようとしても, その間に低い点(図の白丸)が存在すれば $C_p$  と $C_q$ は併合されず別の上面として分離,復元されるように なる.

このようにレイヤ集合の上下関係を利用して,水平 方向の点集合分割(クラスタ生成)を行うことが本手 法の大きな特徴の1つであるが,クラスタを正しく 生成するにはレイヤが正しく生成されている必要があ る.しかし復元対象領域に,高さが近い面が多数含ま れている場合には,3次元点集合全体を一度に正しく レイヤ集合に分割することは難しい.この問題に対し, レイヤの分割が難しい部分は無理に分割することをせ ず,いったんクラスタ生成処理によって点集合を平面 的に分割し,改めて各クラスタに対してレイヤの生成 を行うことにした.つまり,レイヤ生成およびクラス タ生成を一度で行うのではなく,段階的に進めていく ことで,小さな領域までを安定して復元するアプロー チが有効であると考えた.

つまりレイヤおよびクラスタの生成処理は点集合全体を含む1つのクラスタから始まり、そのクラスタに対してレイヤ集合 {L1,...,Ln}を生成し、生成された各レイヤにおいて、再度クラスタ生成処理を行う.そして、各クラスタがレイヤを1つしか生成しなくなるまでクラスタ生成とレイヤ生成の処理を交互に続ける.以上の処理の結果、レイヤとクラスタは、根から葉までのすべてのパスにレイヤとクラスタが交互に現



れるような木構造を構成する(図4).この木構造を 本論文では,Layer-Cluster木(LC木)と呼ぶ.

LC 木の生成プロセスにおいて,レイヤおよびクラ スタ生成処理におけるアルゴリズムおよびパラメータ は一貫して同じものを用いるが,次節で述べる MDL 原理により,入力されるクラスタに応じた適切なレイ ヤ集合が選択される.

2.4 MDL 原理に基づくレイヤ集合の選択

1 つのクラスタ C が k 個のレイヤ  $\{L_1, \ldots, L_k\}$ に分割され, さらに各レイヤ  $L_i$  から m(i) 個のクラ スタ  $\{C_{i,1}, \ldots, C_{i,m(i)}\}$  が生成されるとすると, 1 つ のクラスタはクラスタ集合  $\{\{C_{i,1}, \ldots, C_{i,m(i)}\}|i =$ 1,..., $k\}$  に分割されることになる.このとき点集合 C は,上記のクラスタ集合が表す柱状モデルの集合に よってモデル化されたと考えられる.多数のレイヤを 生成するとモデルは詳細になり,モデルの上面と,そ の面に含まれる各点の高さとのずれを小さくできる. しかし,そうしたモデルは簡潔ではなく,極端な場合, 各クラスタに点が1点や2点しか含まれず,形状モデ ルとして意味をなさないことも考えられる.

「形状モデルの簡素さの度合い」と「点の集合に対す る形状モデルの適合度」という相反する評価基準のバ ランスをとって,最適なレイヤ集合を選択するために 本論文では MDL 原理<sup>8)</sup>を用いることにした.MDL 原理は「モデルを記述するための符号長  $M_m$  とその モデルを使って記述したデータの符号長  $M_d$  の和を MDL 基準 M として,M が最小になるモデルが最良 のモデルである」とする情報と符号化の理論であるが, 画像処理の分野でもその有効性が認められ広く利用さ れている<sup>14),15)</sup>.以下,本論文における符号長  $M_m$  お よび  $M_d$  を示す.なお,いずれも導出は付録 A.1 に 示す.

クラスタ集合  $\{\{C_{i,1}, \dots, C_{i,m(i)}\}|i = 1, \dots, k\}$ を, 分割前の点集合 C に含まれる n 個の点を記述するた めのモデルとする.クラスタの総数  $\sum_{i=1}^{k} m(i)$  を m としたとき,モデルの符号長  $M_m$  は

$$M_m = \ln_{n-1}C_{k-1} + \frac{m}{2}\ln n \tag{1}$$

となる.ただし  $_{n-1}C_{k-1}$ はn-1個からk-1個の ものをとるときの組合せの数を表す.

次に,点pのZ座標をZ(p)で表し,pが属するモデルの高さとZ(p)のずれは,標準偏差 $\sigma_d$ の正規分布に従うとする.クラスタ $C_{i,j}$ に含まれる点の高さの平均値を $Z(C_{i,j})$ で表すとすると,データの符号長 $M_d$ は式 (2)で示される.

$$M_d = \frac{1}{2\sigma_d^2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{m(i)} \sum_{p \in C_{i,j}} (Z(p) - Z(C_{i,j}))^2 (2)$$

よって MDL 基準 *M* は

 $M = M_m + M_d \tag{3}$ 

となる.レイヤ生成処理において,式(3)のMを最小とするものが最適なレイヤ集合として選択される.本手法において,3次元点集合獲得後の処理に対して与える必要のあるパラメータは式(2)の $\sigma_d$ のみとなる.

#### 3. 実験結果

#### 3.1 3次元点集合の獲得結果

市街地の空撮 HD 映像 から得た時系列画像(1,920 × 1,080 画素,30 フレーム/秒)を用い,9シーンか ら3次元点集合を獲得した.特徴点はフレームの中 心領域(1,320 × 360 画素,地上で約220 m × 60 m) に発生させ,そのフレームを画像シーケンスの中心と して,前後80 フレームにわたり特徴点追跡を行った. 外れ点の除去には獲得した3次元点集合を全フレー ムに再投影し,平均3 画素以上の投影誤差を有する点 を削除した.以上の処理によって1シーンあたり平均 2035.4 点の3次元点集合を得た.3次元点集合の獲得 結果の一例は図2 に示した.

#### 3.2 建物形状復元結果

3.2.1 LC 木に基づく復元プロセス

本節では図 2 に示した 3 次元点集合の例を元に,LC 木を生成しながら建物形状を自動的に復元するプロセ スを,実験結果とともに示す.なお,式(2)のパラメー タ $\sigma_d$ は 2.5 m とし,クラスタ生成処理では実際の建 物の大きさおよび処理時間を考慮して,20 m 以上離 れた点のペアについては処理をしないこととした.

最初に,1343 点すべての3次元点を含むクラスタをLC木の根とした.今回の実験では地上5mを境



図 5 クラスタ生成結果(上段・中段)と復元された建物モデル (下段)(1)

Fig. 5 Cluster generation result (the top and middle figures) and recovered building models (the bottom figure) (example 1).

に2つのレイヤに分け,低い方のレイヤ(693 点)は そのまま1つのクラスタとして地上面を形成すること とした.もう一方のレイヤ(650 点)に対しては,通 常のクラスタ生成処理が実行され,20 個のクラスタ が生成された.なお,点を2 個以下しか含まないレイ ヤおよびクラスタを削除するようにしていたため,12 個のクラスタが残された.ここまでの処理で生成され たクラスタの凸包を図5の上段に示す.

次に,12 個の各クラスタに対してレイヤが生成さ れ,平均 2.0 個のレイヤを得た.ここでは,図 5 上段 の中央のクラスタにしぼって結果を示す.このクラス タは7つのレイヤに分割され,そのうち上位3つのレ イヤだけが3つ以上の点を含んでいた.さらに3つの



図 6 クラスタ生成結果と復元された建物モデル (2) Fig. 6 Cluster generation result and recovery result (example 2).

各レイヤに対してクラスタ生成処理が行われた(図5 の中段).最終的に,50個のレイヤおよび87個のクラ スタから構成される深さ6のLC木が生成され,図5 の下段に示す形状モデルを復元することができた.

図5の実験結果を用いて,形状復元のプロセスを詳細に説明したが,提案手法の有効性を検証するため, さらに2つの領域に対して建物形状を復元した例を示 す.具体的には図5よりも建物の数が多く,建物間隔 も狭い領域に対して本手法を適用した結果を,実験対 象領域の空撮画像と並べて図6および図7に示す.

3.2.2 形状復元結果の考察

図5の下段の建物A,B,C,および図6の建物F, H,Iに関しては,提案手法によりほぼ形状を復元でき た.これは下位点排他制約が有効に作用し,クラスタ がそれぞれの建物に対して適切に生成されたためであ る.また図5のDは街路樹に相当するモデルである が,輪郭の検出が困難で平面形状が比較的複雑な対象 物についても,点集合に凸包を生成することにより他 の対象物と同じ処理で立体形状を復元できることが分 かった.同様に図7のJのような曲線の輪郭を持つ建 物についても小線分の集合として形状を復元できた.

図5下段のEの建物は,図2を見ると中庭を持つ建 物であることが分かる.この建物に対して生成された



図 7 クラスタ生成結果と復元された建物モデル (3) Fig. 7 Cluster generation result and recovery result (example 3).

クラスタは対象建物の他のクラスタと併合しようとし たが,併合後のクラスタの凸包が中庭の低い点を包含 してしまい,併合に失敗したと考えられる.このよう に凸でない平面形状を持つ建物に関しては,複数の部 分形状を復元するにとどまった.同様の問題は,図7 の建物Lについても生じていることが分かる.

復元された形状の中には,図5の建物上面にある小 さなオブジェクトのように,構成する点の数が少ない ために十分な形状を構成できない場合が見られた.ま た,図6の建物Gおよび図7の建物K,Mでは,同 じ高さのビルの間に低い点が獲得されなかった,ある いは,点位置の獲得誤差によって低い点が建物内にず れ込んでいた,などの理由により下位点排他制約がう まく作用せず形状を悪化させていた.以上のように3 次元点集合の不足および位置の誤差が復元形状の精度 を低下させる主な要因であった.

上記の復元例において,3次元点集合からモデルを 復元するまでの処理時間は Xeon 1.7 GHz で 6.86 秒で あった.なお,1シーンあたりの平均処理時間は 13.15 秒であり,一般に3次元都市モデルが時間制約の緩い アプリケーションで使われることと,各シーンを並列 に処理できることを考慮すれば,処理時間に大きな問 題は生じないと考えられる.

3.2.3 MDL 原理を用いない手法との比較提案手法である MDL 原理に基づいてレイヤ集合

を選択する復元手法を MDL-Based Layer-Cluster 法 (以下, MLC法)と呼ぶことにする.MDL 原理の導 入効果を確かめるため,レイヤの標準偏差にパラメー タ  $\sigma_t$ を設けてレイヤ集合の併合処理をうち切る方法 を実装し,モデルを復元した.具体的には,レイヤ生 成処理の(2)において,(a),(b)の処理を行わず,(d) に「 $\sigma_{min} > \sigma_t$ ならば { $L_1, \ldots, L_k$ }を出力して終了 する」という処理を加えたアルゴリズムを用いた.こ の方法を単に Layer-Cluster 法(以下,LC法)と呼 ぶ.MLC法と同じ実験領域に対し, $\sigma_t = 2.5 m$ とし て LC法を用いて建物モデルを復元した.図5の領域 に関してはほぼ同じ結果が得られたため,図6 および 図7に示した領域について,建物の復元結果を MLC 法の結果と並べて図8に示す.

図8の結果を見るとMLC法を用いた場合と比較して,建物G,K,Lで形状が断片的に復元されてしまった.この問題に対し $\sigma_t$ の値を大きくして再度実験を行ったが,その場合は図5の建物A,Bが結合してしまうなどの不具合が生じた.結果として,LC法では建物上面の小オブジェクトと建物全体の両方の形状を適切に復元できる値を見つけることが困難であった.

3.3 形状復元手法の定量的評価

**3.3.1** 手法の評価方法

本論文では上面形状の正解データを用意し,その形 状と比較することによって復元手法を定量的に評価し た.実験に用いた9つのシーンからオペレータにより 3つの条件,(a)平面形状が凸,(b)面積が1,000 画 素(約28m<sup>2</sup>)以上,(c)地上からの高さが10m以上, を満たす地上物体の平面形状をすべて抽出した.作業 の結果,全部で96の正解データを得た.1シーンあ たりのデータ数は平均10.7であり,最大18,最小6 であった.

次に,正解データの上面ポリゴン P に対する復元 形状の評価値を定義した.P に対する形状復元結果と してクラスタ C が生成され,その平面ポリゴンを  $P_c$ とする.P に対する  $P_c$ のカバー率 E は  $P \ge P_c$ の 重畳面積を  $P \ge P_c$ を合わせた全体の面積で割った ものとして定義した(式(4)).

$$E = \frac{S_{P\cap C}}{S_P + S_C - S_{P\cap C}} \tag{4}$$

ここで  $S_P$ ,  $S_C$ ,  $S_{P\cap C}$  はそれぞれ, P の面積,  $P_c$ の面積,  $P \ge P_c$  の重畳面積である. 正解データ Pと重なり部分を持つクラスタが複数ある場合には, Eが最大のクラスタを選択し, そのときの E の値を Pのカバー率 E(P) とした. 正解データのセット  $\{P_i\}$ に対するカバー率  $E(\{P_i\})$  として, 面積  $S_{P_i}$  に基づ 図5と同一領域







図 8 MLC 法と LC 法による復元結果の比較 Fig. 8 Building recovery results using MLC and LC method.

く  $E(P_i)$  の加重平均  $E(\{P_i\}) = \sum S_{P_i} E(P_i) / \sum S_{P_i}$ を用いることにした.以下の実験ではこの値を用いて 建物の復元率を評価した.

**3.3.2** 手法の評価結果

定量的な評価においても 3.2.3 項と同様に,提案手 法である MLC 法を LC 法と比較する.いずれの方法 も Z 座標の標準偏差  $\sigma_d$ ,  $\sigma_t$  をパラメータとして用 いているため,それらの値を 0.5 m 刻みで変更してカ バー率を算出した.その結果を図 9 に示す.

LC 法では 60.1%, MLC 法では 68.8%のカバー率 を達成しており, 点の3次元位置情報だけから密集市 街地の建物形状を復元したことを考慮すれば, この結



Fig. 9 Evaluation results of LC and MLC methods.

果は 3 次元点集合の有用性を確認できたと考えられ る.さらに, MLC 法では同じパラメータを用いた場 合の LC 法に対して 10%前後の向上が見られ, レイヤ 集合の選択において MDL 原理を導入した効果が確認 できた.

#### 3.3.3 評価結果の考察

日本の代表的な市街地ではビル1階分の高さが4m という調査結果が知られている<sup>16)</sup>.評価結果として は,図9に示すように,Z軸方向の標準偏差が2mか ら4mの範囲にわたって高いカバー率を維持しており, 各モデルの上面における Z 軸方向の点のばらつきと して妥当な値を得ているといえる.パラメータの決定 に多数の正解データを必要とするのでは自動化の意味 は薄れるため,実用化の観点から,パラメータが少な く,かつ,設定が容易であることは提案手法の重要な 特徴であるといえる、市街地では建物上面の状態が複 雑で多数の画像特徴が得られるため,形状獲得に必要 となる特徴を抽出・選択し、それらをグルーピングし て個々のオブジェクトを分離する問題は,入力画像に 依存した処理や多数の閾値を必要とすることが多い. 提案手法は,3次元点集合を用いることにより,画像 特徴の獲得およびパラメータの設定が比較的容易な特 性を持ち,この問題に対する新たな解決手段を提供し ているといえる.

4. おわりに

本論文では,3次元都市モデル構築を目的として, 空撮画像から獲得した3次元点集合からの建物形状復 元方法を提案した.空間的に分布の均一でない点集合 から,レイヤとクラスタを交互に生成することで,段 階的にモデル復元を行う手法を述べた.さらに,形状 モデルに対して符号長を定義し,MDL原理に基づく レイヤ集合の選択方法を提案した.

手法を評価するため、密集市街地を撮影した空撮映 像から3次元点集合と正解データを得て実験を行った. 観測したシーンの中から、下位点排他制約が有効に作 用することにより,復元対象となる個々のオブジェク トを正しく分離し,形状を復元できることを確認した. さらに,正解データの面積と獲得された形状の面積に 基づくカバー率を用いて,手法の定量的な評価を行っ た.その結果,最大で 68.8%のカバー率を達成し,広 い範囲のパラメータ値で高いカバー率が得られること が分かった.同時に,手法の比較評価により MDL 原 理に基づくレイヤ集合の選択がカバー率の向上に効果 的であることを確認した.以上から,一般には多数の 線分が混在して形状解析が複雑になりやすい市街地空 撮映像に対し,提案する3次元点集合に基づく手法 が建物形状の安定した復元に有効であることを確認で きた.

提案手法は,シーンから個々の復元対象オブジェクトを分離するプロセスでは効果を確認できたが,3次元点の抽出が十分でない場合に復元された形状の精度や隣接する建物の分離に問題が見られた.形状精度の向上に向けた今後の課題としては以下の点に取り組む予定である.

- 実際の市街地には平面形状が凹の建物も少なから ず存在するため、凹形状を考慮したクラスタの生成 法へと拡張する。
- 本手法では下位点排他制約によってクラスタを生成しているが、3次元点の位置誤差を考慮して、安定した形状復元手法を確立する。
- 点集合以外の画像特徴や建物形状に対するヒュー リスティックな仮定を取り入れて,カバー率の向上 を図る。

一方,本手法では処理時間に関する評価を特に行っ ていないが,非常に大規模に都市を構築する場合や精 度の向上を目的として特徴点の数を増やした場合など では,各レイヤのすべての特徴点ペアに対してクラス タの併合判定を行っているため,処理時間が大きく増 加してしまうことが予想される.文献12)には,隣接 関係にあるクラスタのみに併合判定を限定することで 処理を高速化する手法が提案されている.本手法では 任意の場所に散在する特徴点を対象としているため, 該当文献の手法を直接的に利用することは難しいが, 少ない処理で判定できるようなクラスタ併合可能性の 必要条件を導入することで,併合の判定回数を削減す ることが,高速化の指針としてあげられる.

#### 参考文献

- 室 啓朗,伊藤永一,岩村一昭:立体都市データ を用いた空間シミュレーション方式とその火災延 焼予測への適用,情報処理学会研究報告97-MPS-16, Vol.97, No.113, pp.1-6 (1997).
- 約富幹人,小澤史朗,全 炳東:移動体観測による都市モデルの構築,電子情報通信学会論文誌, Vol.J81-D-II, No.5, pp.872-879 (1998).
- 3) Horiguchi, S., Nagai, S. and Sugiyama, K.: Recovering 3D urban model using Range data and Sequential Aerial Images, *Proc. International Workshop Urban 3D and Multi-Media Mapping*, Tokyo, Japan, The University of Tokyo, pp.79–84 (1999).
- 4) Miyagawa, I., Nagai, S. and Sugiyama, K.: Shape Recovery from Aerial Image using Factorization Method with Sensor Information, *Proc. Asian Conference on Computer Vision* (ACCV), Taipei, Taiwan, Chiao Tung University (2000).
- Herman, M.: Techniques for 3-D Machine Perception, Machine Intelligence and Pattern Recognition, Vol.3, North-Holland, chapter Repersentation and Incremental Construction of a Three-Dimensional Scene Model, pp.149–183 (1986).
- Paparoditis, N.: Building Detection and Reconstruction from Mid- and High-Resolution Aerial Imagery, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.72, No.2, pp.122–142 (1998).
- Terzopoulos, D. and Vasilescu, M.: Sampling and Reconstruction with Adaptive Meshes, *Proc. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Maui, Hawai, pp.70–75, IEEE (1991).
- 8) 韓 太舜,小林欣吾:情報と符号化の数理,培 風館 (1999).
- 9) 宮川 勲,長井 茂,有川知彦:カメラ運動を拘 束した因子分解法による空間情報復元,電子情報 通信学会論文誌,Vol.J85-D-II, No.5, pp.898–966 (2002).
- 10) Christy, S. and Horaud, R.: Euclidean Shape and Motion from Multiple Perspective Views by Affine Iterations, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.18, No.11, pp.1098–1104 (1996).
- Ledur, R., Maresch, M. and Lesher, C.: 3-D Reconstruction of Urban Environments from Dense Digital Elevation Models, *Proc. Image* Understanding Workshop, pp.589–595 (1998).
- 12) Kurita, T.: An Efficient Clustering Algorithm for Region Merging, *IEICE Trans. Inf. and*

Syst., Vol.E78-D, No.12, pp.1546–1551 (1995).

- 13) 村上征勝,田村義保:パソコンによるデータ解 析第1章クラスター分析,朝倉書店 (1988).
- 14) 栗田多喜夫,赤穂昭太郎:コンピュータビジョン: 技術評論と将来展望第13章画像理解における統計的手法,新技術コミュニケーションズ(1998).
- 15) Zhao, H. and Shibasaki, R.: High accurate positioning and mapping in urban area using laser range scanner, *Proc. International Workshop Urban 3D and Multi-Media Mapping*, Tokyo, Japan (2000).
- 16) 東京消防庁:東京消防庁統計書 (2000).
- 付 録

A.1 符号長 M<sub>m</sub> および M<sub>d</sub> の導出

この節では式 (1) のモデルの符号長  $M_m$ , および式 (2) のデータの符号長  $M_d$  の導出について説明する. なお記号は 2.4 節に示した定義を用いる.

n 個の点から k 個のレイヤが生成される場合,レイ ヤ集合を特定するのに必要な符号長は  $\log_{2n-1}C_{k-1}$ である.レイヤ集合が分かればクラスタ集合  $\{C_{i,j}\}$ はクラスタ生成処理によって一意に決定でき,各 $C_{i,j}$ が表す柱状モデルの高さ  $h_{i,j}$ をモデルのパラメータ とする.文献 8) に従って,m 個のパラメータの最適 な符号長は  $(m/2)\log_2 n$  となる.よって,モデルの 符号長は式 (5) のように求まる.

$$M_m = \log_{2n-1} C_{k-1} + \frac{m}{2} \log_2 n \tag{5}$$

次にデータの符号長  $M_d$  について説明する. 点 pの高さのずれ  $\delta Z(p) = Z(p) - h_{i,j}(p \in C_{i,j})$ が現れる確率 Q(p)を,標準偏差  $\sigma_d$ の正規分布を仮定し,式(6)で表す.

$$Q(p) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_d}} \exp\left(-\frac{(Z(p) - h_{i,j})^2}{2\sigma_d^2}\right) (6)$$

Shannon の情報量理論<sup>8)</sup> によれば,あるデータセットの出現確率が P である場合には  $-\log_2 P$  だけの 符号長があれば十分である.また,符号長を最小にす るには, $h_{i,j}$ の値として,正規分布の最尤推定値であ る平均値  $Z(C_{i,j})$  を用いればよい.各点 p に対する  $\delta Z(p)$ の出現確率は独立とすると,クラスタ  $C_{i,j}$ に 含まれる点の集合に対する最小の符号長  $M_d(i,j)$ は式(7)のように求まる.

$$M_d(i,j) = -\log_2 \left(\prod_{p \in C_{i,j}} Q(p)\right)$$
$$= \frac{1}{2\sigma_d^2 \ln 2} \sum_{p \in C_{i,j}} \left(Z(p) - Z(C_{i,j})\right)^2$$
$$+ const. \tag{7}$$

よってデータの符号長 *M<sub>d</sub>* は,可変な部分だけを総 和し

$$M_{d} = \frac{1}{2\sigma_{d}^{2} \ln 2} \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{m(i)} \sum_{p \in C_{i,j}} \left( Z(p) - Z(C_{i,j}) \right)^{2} (8)$$

と得られる .  $M_m$  および  $M_d$  それぞれに定数を掛け ても MDL 基準  $M = M_m + M_d$  の大小関係に無関係 であるから ,式 (5) および式 (8) に  $\ln 2$  を掛けて式 (1) および式 (2) を得る .

(平成 14 年 9 月 5 日受付)(平成 15 年 3 月 28 日採録)

(担当編集委員 佐藤 洋一)



石川 裕治(正会員)

平8年東京工業大学大学院理工学 研究科システム科学専攻修士課程修 了.同年NTTデータ通信(株)現 (株)NTTデータ)に入社.放送型 データ通信方式の研究に従事.平成

12年より日本電信電話(株)に勤務し,都市の空間 情報復元に関する研究開発に従事.現在,日本電信電 話(株)NTTサイバースペース研究所メディア通信 プロジェクト社員.



宮川 勲(正会員)
 平成3年福井大学工学部電子工学
 科卒業.同年日本電信電話(株)に
 入社.以来,カラーファクシミリに
 おける画像符号化と入出力色信号処
 理の研究,ならびにファクシミリ機

器の開発を経て,時系列画像からの空間情報獲得復元 の研究に従事.現在,日本電信電話(株)NTTサイ バースペース研究所メディア通信プロジェクト研究主 任.電子情報通信学会会員,画像電子学会各会員.



#### 若林 佳織(正会員)

昭和57年電気通信大学電気通信学 部応用電子学科卒業.同年,日本電 信電話公社(現日本電信電話(株)) 横須賀電気通信研究所入所.以来, ファクシミリ通信網の研究実用化,

2 値画像変換処理,地図情報処理,認知地図理解,3 次元景観情報獲得・復元等の研究に従事.現在,日本 電信電話(株)NTT サイバースペース研究所メディ ア通信プロジェクト主任研究員.工博(東大).電子 情報通信学会,地理情報システム学会各会員.



有川 知彦 昭和 56 年東京電機大学工学部電 気工学科卒業.同年日本電信電話公 社(現日本電信電話(株))に入社. 以来,マルチメディア通信会議シス テム,医用画像システム,空間情報

獲得復元,画像処理の研究に従事.現在,日本電信電話(株)NTT サイバースペース研究所メディア通信 プロジェクト主幹研究員.