地上 LiDAR データを用いた建物の特徴点抽出アルゴリズムの構築

Development of algorithm to extract edges of buildings
using terrestrial LiDAR data

須崎 純一*・高野 麻衣**・田村 正行*

Junichi SUSAKI, Mai TAKANO and Masayuki TAMURA

Abstract: The present paper proposes an algorithm to automatically extract the edges of buildings from terrestrial LiDAR data for the sake of three-dimensional modeling. Because three-dimensional LiDAR data are difficult to process for the extraction, first, two-dimensional data ($r_{xy,z}$) is obtained from the original three-dimensional data. Next, two gravity points were calculated using several points in the neighbor of the target point in order to reduce the effects of the noise contaminated in the data. Finally, the interior angle of the target point with two gravity points was defined as an indicator for the edges. The results show that the algorithm can function robustly to extract the edges. While the proposed algorithm is based on the two-dimensional processing, it can be applied for the three-dimensional coordinate by merging different scan line results. It is concluded that the proposed algorithm is potential to apply for the three-dimensional modeling of buildings.

1. はじめに

近年、都市計画を始め防災や景観など様々な分野で、3次元都市モデルの需要が高まっている。レーザを用いた計測技術が発達し、高性能なレーザスキャナが開発され、都市の3次元構造を短時間・高精度で計測できるようになってきた。LiDAR (Light Detection and Ranging) により取得されるのは3次元座標を持つ無数の点データであり、それらは各々が独立している。人間の目で見れば建物や道路といった地物を容易に識別できるものの、コンピュータには意味のある集合として認識されない。モデル作成には、同じ面や線に属するもの同士をつなぎ、面や線といったある程度の大きさを持った集合として認識させることが必要となる。現在、この作業は大部分を手作業に頼り、多大な労力と時間を費やすものとなっている。そのため、増え続ける3次元都市モデルの需要を満たすためにデータは増える一方、モデルの構築作業は追いついていな

いのが現状である。

より短時間で需要を満たすためには、LiDAR データを用いたモデル構築作業の効率化を図り、自動化することが求められる。作業には種々あるが、本研究では同一面、線に属する点データの分類に着目した。3次元の建物を構成する面は主に壁や屋根であり、その境界となっているのは角や椽、へりなどである。つまり、これらの境界を知ることができれば、それに基づく点データの分類が可能となる。これまでのLiDARデータの処理・モデリングでは主に航空機LiDARデータが使われており (Sohn and Dowman, 2007), (Huber *et al.*, 2003) (Haala *et al.*, 2007) (Caceres *et al.*, 2007), 地上LiDARデータを主体としたモデリング手法はまだ確立されていない。そこで本研究では、3次元の建物を構成する面や線などの境界となる部分の特徴点と呼び、それらを地上LiDARデータから自動抽出するアルゴリズムの構築を目的とする。

2. LiDAR データ

2.1 LiDAR 計測

本研究では、図1に示すように、ノンプリズムタイプのLiDAR機器であるオーストリア・Riegl社製

* 京都大学大学院地球環境学堂

** トリンプ・インターナショナル・ジャパン

「写真測量とリモートセンシング」VOL. 48, NO.5, 2009

図 1 : 計測に使用した LiDAR 機器 (Riegl 社製 LMS360i)

LMS360i を使用した。水平方向に360度、鉛直方向に90度回転できる。取得データは、センサを原点とする座標系における x, y, z の座標値と反射強度のデータであり、本研究では反射強度以外の座標データを使用した。

2.2 2次元データの処理

本研究で用いた LiDAR は、予め指定された計測範囲の鉛直角 θ と水平角 ϕ 、および解像度に従って計測する。図 2 には、LiDAR から見て右上から計測を開始する様子を示す。レーザが上から下に解像度の間隔に従って照射され、1 ライン分計測が終われば次にラインに移って再度上から下へ計測する。そうして指定さ

図 2 : LiDAR の放射方向への計測の様子

れた範囲を計測し終えた時点で終了する。LiDAR 内で点データは計測した順に保存されるので、縦 1 ラインのデータが連続している。LiDAR を中心に放射線状に縦に輪切りにされたような状態になっている。

3次元データから特徴点を抽出するためには多様なアルゴリズムが考えられるが、3次元データのまま取り扱うと処理が複雑になる。本研究では3次元空間への展開を念頭に置きながらも、LiDAR 計測の手順に従って計測データを縦ラインに分割し、2次元データとして処理するアルゴリズムを考える。具体的には、 (x, y, z) 座標から $r_{xy} = \sqrt{x^2 + y^2}$ を計算して、 (r_{xy}, z) 座標に変換して解析を試みた。図 3 は、京都市伏見区の家屋を解像度0.12度で計測した時の (x, y, z) 座標データを2次元座標 (r, z) に変換した例を、図 4 に図 3 の拡大図を示す。

図 3 : 京都市伏見区の家屋を計測した時の LiDAR データ

図 4 : 図 3 を拡大した様子

2.3 データに含まれる誤差

図4は壁面からの反射データであるが、 r の値にはばらつきが生じており、対象物の反射特性も反映されていると考えられる。LiDARにより取得されたデータは種々の誤差を含んでおり、そのままの状態では処理しようとする、特徴点の誤抽出を引き起こす。したがって、特徴点の抽出に先立ち誤差を低減する平滑化が必要になる。しかしながら、平滑化を適用しても誤差の影響が残ることも多く、この点を考慮した特徴点抽出アルゴリズムの開発が求められている。

3. 建物の特徴点の自動推定アルゴリズム

3.1 エッジ検出

本研究で対象としている特徴点とは、例えば屋根や壁など建物を構成する部位の境界となる点を指すものとする。画像処理においては、このような特徴点を抽出するにはエッジ検出が代表的である。エッジとは、例えば背景と対象物など領域の境界として定義される。急激に輝度値が変化して不連続になるものや、屋根型のように輝度値は連続しているものの変化量に変化するものもあり、どちらもエッジとして認識されている。これまでに数多くのエッジ検出方法が提案されているが、本質的には、画像中の輝度値の並びから1次差分を計算したり、また1次差分の差分として得られる2次差分を計算することが多い。

1次差分や2次差分を用いて特徴点抽出の有効性を確認したところ、シミュレーションデータでは特徴点を正確に抽出することができたものの、実際のLiDARデータに適用すると安定的に機能しなかった。特に、点の粗密により2次差分の不連続点が出現し、実際よりも多く特徴点を抽出してしまうケースがあるということが確認できた以上より2次差分を用いるアルゴリズムは精度が点の密度に左右されてしまうことがわかった。実際にLiDARにより得られる全てのデータの密度が一定であるとは限らず、2次差分を用いるアルゴリズムはLiDARデータの解析には適さないといえる。

3.2 ベクトルトレーサー法

一方、計測密度に関わらず安定的に特徴点を推定できる方法として、ベクトルトレーサー法に着目した。以下、ベクトルトレーサー法の概略を述べる（其阿彌

ら、2008）。

1. 屋根の輪郭線を構成する点群の中から i 番目に位置する点 p_i を選択する。 p_i に対し M 点 (M は任意の数) ずつ前後する点 p_{i-M} および p_{i+M} を選定し、 p_i を起点として形成されるベクトルをそれぞれ V_1, V_2 とし、 V_1 と V_2 がなす角 θ を算出する。
2. 点 p_i と隣接する点 p_{i+1} を選択し、これを新たな起点として、(1)と同様の処理を行う。
3. このような処理を輪郭線を構成する点群の数だけ繰り返して行い、 θ が規定の値に達した点を変曲点であるとしなして抽出する。

其阿彌らの研究(2008)では、航空機LiDARデータから得られた屋根面の輪郭線に対し、ベクトルトレーサー法による直線近似を行って、本来の形状に近い輪郭線を生成した。具体的にはベクトルトレーサー法での M 値を段階的に変更して処理を適用することにより、輪郭線の整形を行う手法を用いている。その手順を以下に示す。

1. 選択した点 p_i とその前後 p_{i-1}, p_{i+1} で形成されるベクトルのなす角 θ を算出し、 θ が180度に近い角度の場合には、点 p_i を削除する。この処理を繰り返し、抽出した輪郭線のデータを簡略化する。
2. (1)で処理された輪郭線に対して、着目点 p_i を起点とし、 p_i に対して2点ずつ前後する p_{i-2}, p_{i+2} で形成されるベクトルのなす角 θ が90度に近い点を変曲点とし、それ以外の点を平滑化することで輪郭線の整形を行う。

ベクトルトレーサー法及び其阿彌らの方法を用いて変曲点を抽出しようと検討したが、データに含まれる誤差が小さい場合には有効であるものの、本研究で対象としているデータには不安定な推定結果を生じた。対象とする点の近傍だけでベクトルのなす角 θ を推定しようとする、誤差の影響を大きく受けやすいためと考えられる。

3.3 角度を用いた特徴点抽出法

本研究では、ベクトルトレーサー法を基本にしながらも、誤差を含むデータに対しても建物の特徴点を安定的に推定する方法を提案する。以下、説明する。

図5に示すように、2次元の座標を持つ点列を考え、 i 番目の点 $p_i = (r_i, z_i)$ ($2 \leq i \leq n-1$) に対し、前後

図5：角度を用いた特徴点の抽出の概念

M 点の重心を求める。 p_i の前の M 点の重心、 p_i の後の M 点の重心を g_{i-} 、 g_{i+} とすると、

$$g_{i-} = \left(\sum_{j=i-M}^{i-1} r_j / M, \sum_{j=i-M}^{i-1} z_j / M \right) \quad (1)$$

$$g_{i+} = \left(\sum_{j=i+1}^{i+M} r_j / M, \sum_{j=i+1}^{i+M} z_j / M \right) \quad (2)$$

と表される。

3 点 p_i 、 g_{i-} 、 g_{i+} が成す角度 $\theta (0 \leq \theta < 180)$ を求める。なお、 M 点を確保できない場合の重心計算については、可能な数の点を用いて計算する。

次節では、このアルゴリズムを実測データに適用した結果を報告する。

4. 実験

4.1 対象地域

3 次元都市モデルへの応用分野の一つに、伝統的建造物を含む景観保全が挙げられる。伝統的建造物は細かな格子、深いひさしなど複雑な構造を有しているものが多く、一般的な都市の 3 次元モデルを構築するよりもさらに複雑な処理が必要となる。複雑な建造物のデータで安定的に特徴点を抽出できれば、その他様々な分野のモデルを構築する際にも有効に用いることができるアルゴリズムとなる。

京都には伝統的建造物が数多く存在するが、本研究では京都市伏見区塩屋町、南浜町の約 90m×70m の街区一周を計測の対象とした。周囲約 320m に対して計測地点を、各々の間の距離を約 30m として 10 点とり、街区を一周した。伏見区は伝統的な日本酒の産地として知られ、数々の酒造会社が本社を構えている。中でも塩屋町、南浜町の付近は酒蔵や工房、日本酒醸造関連遺産が集中している。本地域は十分な道幅を有しているため LiDAR 計測がしやすく、モデルの対象とし

図6：伏見区塩屋町で計測した LiDAR データの 2 次元画像（上）とデジタルカメラ画像（下）

ても適していると考え、本地域を対象として選定した。また本研究では、解像度を 0.12 度および 0.06 度と設定して LiDAR データを取得した。図 6 に示す、0.12 度の解像度で取得した LiDAR データを実験に使用した。

4.2 特徴点抽出結果

$\sigma=1$ で平滑化し、 $M=10$ の元で角度を計算した結果を図 7 の左列に示す。横軸は点列の番号、縦軸は $180-\theta$ を表す。 $180-\theta$ が 0 度に近いほど直線であり、90 度で直角、180 度に近いほど鋭角を意味している。角度の閾値 $T_{180-\theta}$ を $T_{180-\theta} \geq 40$ とし、その条件を満たす極大値を取るときに特徴点とした。図 7 の右列には、特徴点を r_{xy-z} 座標データに重ねて表示した。

5. 考察

5.1 提案アルゴリズムの妥当性

LiDAR により取得されるデータは誤差を含み、誤差の影響を軽減して実物に忠実なモデルを安定的に生成する手法が求められている。LiDAR データから誤差分布を検討した。各点の誤差は、各々の点とレーザ照射口とを結ぶ直線上に分布する。よって厳密な誤差を求めるにはレーザ照射口から各々の点までのベクトルを知る必要がある。その中でも鉛直角が 90 度付近（すなわち z 座標が 0 に近い値をとる範囲）では誤差はすべて r_{xy} 方向にのみ含まれると考えられる。よって、 z

(1)

(2)

(3)

(4)

図7：点群データがなす角度の計算結果（左列）と特徴点抽出結果（右列）。左列の横軸は右列において上空側から与えられた点データの番号を表し、縦軸は $180 - \theta$ で θ は計算した角度を意味する。右列は $180 - \theta \geq 40$ を満たす極大値を特徴点として決定した。

座標が0に近い値をとる点を100点選択し、 r_{xy} の平均値 $\bar{r}_{xy}$ と観測値の差を計算し、分布を調べた。0～0.01 mの範囲に集中した正規分布に近い形状で、標準偏差は $\sigma=1.41 \times 10^{-2}(m)$ であると判明した。

この誤差の影響を緩和するために、本研究では入力データに平滑化を施し、また角度計算時には、 M 点の重心を使用した。その結果、図7の右列の特徴点抽出結果から、誤差の影響を受けにくく、安定的に特徴点を抽出できているといえる。また、2次差分の適用で問題になった点の密度の影響も受けていない。

一方、提案アルゴリズムで使用している閾値について考えていく。図7からは、直線構造の部分では $180-\theta$ は0に近い値になり、各々のデータにおける特徴点付近では $180-\theta$ の値が高い値を示すことが読み取れる。このことは、 $180-\theta$ が閾値を超えたことを判定条件にして特徴点を抽出できることを示唆している。

提案アルゴリズムでは、下記の3つのパラメータを経験的に決定した。

1. 平滑化パラメータ： σ
2. 重心を求める際のデータ数： M
3. $180-\theta$ に対する閾値： $T_{180-\theta}$

閾値はノイズの影響を受けない範囲内でできるだけ小さく設定すべきであるが、計測密度や計測対象の形状に依存するパラメータであり、処理に応じて経験的に決めるものとする。伏見区で計測した他の地点のデータを解析した限りでは、対象とする建物の構造の複雑さや抽出したい特徴点の細かさによって、特に σ を調整すべきだと分かった。しかしながら、この調整自体はデータに対する処理結果を見て実施すればよく、多大な手間を要するわけではない。

したがって、提案アルゴリズムは閾値の設定が必要であるものの重大な過程ではなく、特徴点抽出結果も妥当であり、2次元データからの特徴点抽出に効果的なアルゴリズムであるといえる。

5.2 3次元データへの応用

本研究では2次元データでの安定的な特徴点抽出に有効なアルゴリズムを提案した。今後は3次元データへの拡張が求められる。一例として、図8に複数ラインのデータから特徴点を抽出した結果を示す。屋根の輪郭が明瞭に抽出されていることがわかる。このように複数ラインで抽出された特徴点を統合することで建

図8：複数ラインのデータから特徴点を抽出した結果（黒丸はLiDARデータを、×印は抽出された特徴点を表す）

物を構成する面を抽出できる可能性がある。

また今回はスキャン方向に従って、計測データを1ラインごとに縦に分割し、2次元座標での処理を行っ

た。データを縦分割すると、縦方向の特徴点は抽出できても、横方向に走るへりなど横方向の特徴点は抽出できない。しかし、全てのデータを縦、横分割し、2次元で抽出された特徴点を再結合すれば、3次元での点データの分類が可能になると考えられる。この3次元空間への再統合については今後の課題としたい。

6. 結 論

本研究では、地上 LiDAR データからの建物の自動モデリングを念頭において、建物の特徴点を自動的に抽出するアルゴリズムを提案した。 (r, z) の2次元データに対して、対象とする点とその前後の各々において、複数点から重心を計算し、重心と対象点がなす角度を計算した実測データに適用した結果、安定的に特徴点を抽出できていることが確認できた。本研究で提案する角度を用いるアルゴリズムは

1. 点の密度に左右されずに抽出可能
2. 実物との比較による精度検証の結果が妥当
3. わずかな凹凸も明確に抽出可能

という結果から、LiDAR データの解析に適しており、実物を忠実に再現したモデルを粗なものから詳細なものまで幅広く構築することができる非常に有用なアルゴリズムであるといえる。

謝 辞

本研究において様々な助言を頂いたりーグルジャパン株式会社の松田重雄氏、また地上 LiDAR 計測や

データ処理の知見を指導頂いた高知工科大学高木方隆教授、摂南大学熊谷樹一郎准教授に謝意を述べる。

(受付日2009.5.1, 受理日2009.9.11)

参考文献

- [1] Caceres, J.J., and Slatton, K.C., 2007. Improved classification of building infrastructure from airborne Lidar data using spin images and fusion with groundbased Lidar. *Proceedings of 2007 Urban Remote Sensing Joint Event*.
- [2] Haala, N., Becker, S., and Kada, M., 2007. Cell decomposition for building model generation at different scales. *Proceedings of 2007 Urban Remote Sensing Joint Event*.
- [3] Huber, M., Schickler, W., Hinz, S., and Baumgartner, A., 2003. Fusion of LIDAR data and aerial imagery for automatic reconstruction of building surfaces. *Proceedings of 2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on "Data Fusion and Remote Sensing over Urban Areas"*, pp.82-86.
- [4] Sohn, G., and Dowman, I., 2007. Data fusion of high-resolution satellite imagery and LiDAR data for automatic building extraction. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62, 43-63.
- [5] 其阿彌大祐・坂元光輝・内田 修, “航空レーザスキャナデータを用いた三次元としモデル生成システムの開発”, 平成20年度秋季学術講演会発表論文集, pp.49-52, 2008.