

法線ベクトルに基づく Region-growing による 大規模環境レーザ計測点群からの配管システムの自動認識

北海道大学 ○川島 千明, 金井 理, 伊達弘昭

要 旨

本研究では、プラント施設のレーザ計測点群中から、設備の中に良く現れる配管システムを自動的に認識抽出することを目的とし、配管システムに含まれる直進パイプと接続要素、及びその接続関係を自動的に認識するアルゴリズムの開発を行った。法線に基づく region-growing を用いて配管システムに含まれる配管を抽出・認識することで、直進パイプの認識率 94%、エルボの認識率 92%、ジャンクションの認識率 87%を達成した。

1 はじめに

プラント設備のレーザ計測点群から 3D as-built モデルを構築するには、現在多くの手作業に頼っており、その自動化が求められている。こうした要求に対して、既に計測点群や計測画像から幾何曲面を抽出し、プラント設備を構成する規格部材の認識を行う研究がある[1]。しかし、これらの手法では輝度画像を併用する必要がある。

そこで、本研究では、プラント設備の 3D モデル化で必須の対象となる配管システムを、レジストレーション済みのレーザ計測点群内から全自動で認識、モデル化する手法の開発を目的とする。前報[2]では、配管の軸線追跡を用いた直進パイプとジャンクションやエルボといった接続要素の認識手法を提案し、約 450 万点の計測点群に対して直進パイプ、エルボ、ジャンクションの認識率 93.0, 88.5, 87.0%を達成した。しかし、法線テンソルを用いた直進パイプ上の点群の分類では、物体が密集している箇所の点群を正しく分類できず、そこに存在する配管を一部抽出できない場合があった。

そこで本報では、点群の法線ベクトル方向の類似性を基準とした Region-growing を行うことで、配管システム上の点群抽出と配管毎の点群のセグメンテーションを行い、配管システムに含まれるほぼ全ての配管を抽出し、直進パイプと接続要素の認識精度を改善したので報告する。

2 配管システムの自動認識アルゴリズム

提案するアルゴリズムの概要を図 1 に示す。配管システムの認識は以下の手順で行われる。また、グリッドセル作成(P1)、法線ベクトル推定(P2)に関しては前報[2]と同様に行う。

2.1 配管システム内の配管の認識 (M1)

2.1.1 配管システム上の点群抽出

はじめに、図 2(a)に示すように、点群全体からランダムに選択したシード点 p_s の法線ベクトル n_s とほぼ同一方向の法線ベクトルを持ち、近接している点群 $\{p_j\}$ を Region-growing によって探索し、グループ化を行う。次に各グループの点群から共分散行列を求め、固有値 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$) と対応する固有ベクトル $\hat{e}_1, \hat{e}_2, \hat{e}_3$ を得る。その後、 $\hat{e}_1, \hat{e}_2, \hat{e}_3$ と軸が平行な OBB を設置する。このとき、図 2(b)に示すように、配管上の点群は、配管の軸方向に沿った帯状の点群、もしくは、円弧を含む帯状の点群に分割される。これに対し、壁や地面といった平面状の構造物では、広い幅を持つ一つの点群となる。これらの点群から平面状の構造物上の点群のみを除去するために次の処理を行う。

はじめに、図 2(c)のように \hat{e}_1 を法線とする平面を一定間隔で生成し、近傍にある点群を各平面に投影する。そして、平面毎に \hat{e}_2 に平行な直線を考え、投影点群を各直線に再投影し、投影点群の直線上での幅を求める。各平面で求めた幅の中央値 w が

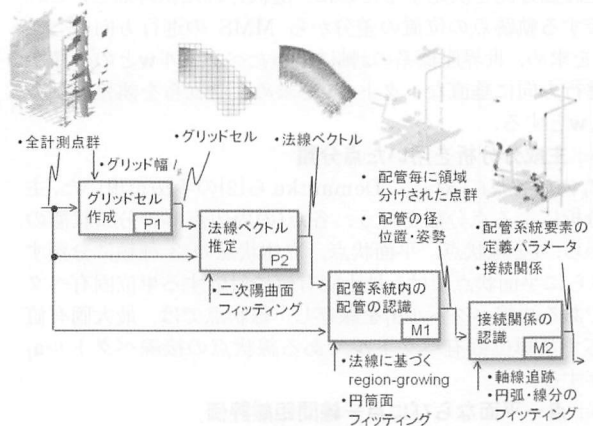


図 1 配管システム認識アルゴリズムの概要

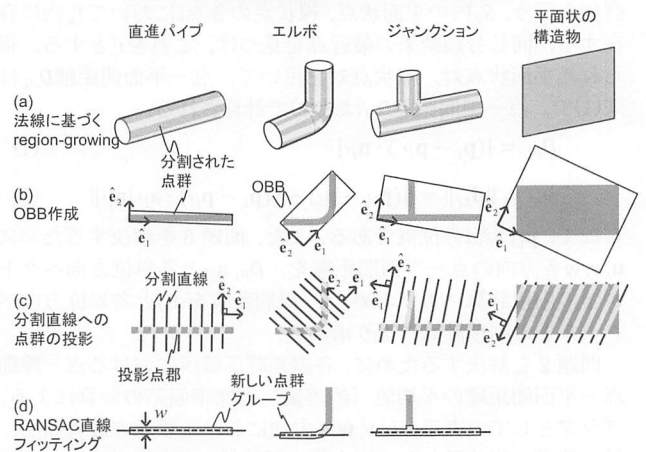


図 2 法線ベクトルに基づく region-growing による配管システム上の点群抽出

$w > \tau_w$ を満たす場合は、点群が平面状の構造物上にあると判断し、これを除去する。

その後、エルボとジャンクション上に現れる図 2(b)のような帯状の点群を、配管の軸方向に沿った線状の点群に分割するため、この点群に図 2(d)に示すように RANSAC による直線フィッティングを行う。その後、図 2 のようにフィッティングされた直線から距離 $w/2$ 以内にある点群を新しいグループとし、それ以外の点は未処理の状態に戻した後に改めて上記の処理を行う。

2.1.2 配管上の点群領域の統合

分割された点群に対して共分散行列を求め、最大固有値に対応する固有ベクトル \hat{q}_i を点群に割り当てる。次に、配管システム上の点群からランダムにシード点 p_s を選択し、 $|\hat{q}_{i,s} \cdot \hat{q}_{i,j}| > \tau_q$ を満たす点 p_j を region-growing によって探索し、グループ化を行

うことで、各配管に対応する点群領域を得る。

2.1.3 配管のパラメータ認識

各配管に対応する点群に対して、前報[2]と同様の手法で円筒面のフィッティングを行う。その後、計測環境内の配管の最大径 r_{max} と最小径 r_{min} を基準に、円筒面の半径 r が $(r < r_{min}) \vee (r > r_{max})$ を満たす場合は、配管以外の物体上の領域であると判断して除外する。また、円筒面を一定の角度 $\Delta\theta$ で分割した領域を考え、点群を対応する領域に投影し、点が投影された領域数 m から $m\Delta\theta$ を点群の被覆率として計算する。被覆率が $m\Delta\theta < \tau_\theta$ を満たす場合も、配管以外の物体上の領域であると判断して除外する。

2.1.4 接続要素部分の点群抽出

2.1.3 節で認識された配管領域の内、エルボやジャンクション部分では、配管が複数の領域に分割されているため、配管の軸線が正しく認識されていない。そのため、認識された配管上の点群から接続要素上にあると思われる点群を抽出し、領域から除去することで直進パイプ部分の配管の認識を行う。

はじめに、フィッティングされた円筒面内部にある点群から、複数の円筒面内部にある点群を接続要素上にある点群 $\{p_k\}$ として抽出する。次に、円筒面の軸線を一定間隔で分割した軸線分を考え、軸線分に対応する配管上の点群内に抽出した点 p_k が含まれる場合は、その軸線分に対応する点群全てを $\{p_k\}$ に加える。その後、2.1.3 節と同様の円筒面フィッティングを行う。

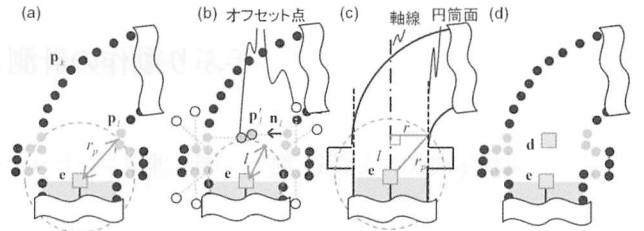


図3 配管の軸線追跡

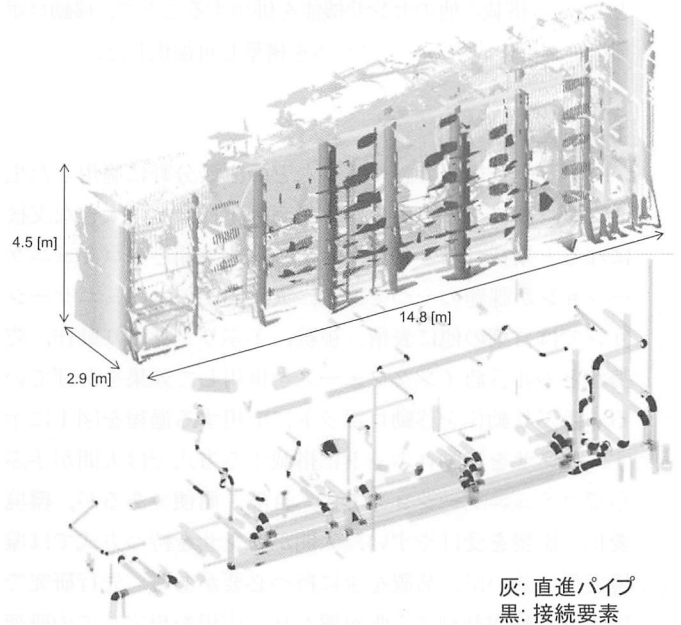


図5 入力計測点群(上)と最終認識結果(下)

表1 本提案手法による配管系統の認識結果 (左:直進パイプ, 右:接続要素)

| Result of automatic recognition | | | | Result of automatic recognition | | | | | | |
|---------------------------------|-------|----------------|-------|---------------------------------|-------|----------|----------------|-------|----------------------|------|
| | Pipe | Not recognized | Total | Recognition rate [%] | Elbow | Junction | Not recognized | Total | Recognition rate [%] | |
| True class | Pipe | 135 | 8 | 143 | 94.4 | 65 | 1 | 4 | 70 | 92.8 |
| | Other | 162 | - | - | - | 0 | 20 | 3 | 23 | 87.0 |
| | Total | 297 | - | - | - | 34 | 2 | - | - | - |

表2 前報の手法[2]による配管系統の認識結果

(左:直進パイプ, 右:接続要素)

| Result of automatic recognition | | | | Result of automatic recognition | | | | | | |
|---------------------------------|-------|----------------|-------|---------------------------------|-------|----------|----------------|-------|----------------------|------|
| | Pipe | Not recognized | Total | Recognition rate [%] | Elbow | Junction | Not recognized | Total | Recognition rate [%] | |
| True class | Pipe | 133 | 10 | 143 | 93.0 | 62 | 0 | 8 | 70 | 88.5 |
| | Other | 54 | - | - | - | 3 | 20 | 0 | 23 | 87.0 |
| | Total | 187 | - | - | - | 18 | 1 | - | - | - |

87.0→87.0%となり、全要素を9割に近い精度で認識できていることが確認できる。一方、実行時間は413→1371秒と増加した。その内2.1節にて実行したregion-growingが、1152秒と大半を占めている。

本提案手法は、前報では不可能であった入り組んだ箇所にある直進パイプをほぼ認識できていることから、より複雑な構造を持つ計測点群に対しても認識率の改善が期待できる。

謝辞

本研究のレーザー計測データは(株)ライカジオシステムズからご提供頂いた。記して感謝する。

参考文献

- [1] H. Masuda et. al. "Reliable Surface Extraction from Point-Clouds using Scanner-Dependent Parameters", Computer-Aided Design and Applications, Vol.10, No.2, pp.265-277, 2012.
- [2] 川島 他: "大規模環境レーザー計測点群からの配管系統の自動認識(第4報)". 2013年度精密工学会春季大会学術講演会講演論文集, pp.869-870, 2013
- [3] Ulrich Bauer; "Generating parametric models of tubes from laser scans, Computer-Aided Design", vol.41, No.10, pp.719-729, 2009.

3 実行結果

実際の石油リグのレーザー計測点群を入力として、提案アルゴリズムによる配管系統内のパイプ認識、接続関係の認識を行った。入力となる計測点群(点数: 4,524,324)と最終的に認識された直進パイプ、エルボ、ジャンクションの3Dモデルを図5に示す。灰が直進パイプ、黒がエルボとジャンクションを示す。また、計測環境内の直進パイプ及び接続要素と思われるものを目視で数え、本報と前報[3]のアルゴリズムの認識結果と比較した結果を表1,2に比較した。CPUはXeon 2.00GHzを使用した。

本提案手法での各要素の認識率は、前報[2]と比較して、直進パイプ: 93.0→93.7%, エルボ: 88.5→92.8%, ジャンクション: