

工業設備の大規模点群からの部材形状の認識と形状再構成

電気通信大学 ○重田 航平, 増田 宏

1. 緒言

工業プラントなどの大規模なエンジニアリング施設において、現況に即した 3D モデルを利用することで、設備改修の際の配置検討や干渉判定を容易に行うことができる。この 3D モデル作成には点群を用いることが有効な手段である。そのため、地上型レーザスキャナ(TLS)で取得した点群から 3D モデルを作成する手法は今まで数多く検討されてきた。しかし、工業設備の多くは機械や配管が複雑に入り組んでいるため、スキャナの設置可能箇所が限定されてしまい、十分に点を取得できない場合がある。十分に点を取得できないと、点密度の低下やオクルージョンといった問題が発生してしまう。この条件で頑強に検出できる部材は少ないパラメータで容易に計算可能な平面や円柱で構成されるものに限定されていた。既存手法では曲面同士の組み合わせを推定して、配管同士を接続しているエルボやフランジといった標準部材を検出していた[1]。しかし、部材の中にはバルブなどの非規格品が存在している。フランジも標準部材の組み合わせで構成されているため、多彩な形状を持つ場合がある。そのような部材は既存手法では検出することが困難であった。

我々はこれまでに、点群から作成できる画像データと点群データを利用して、バルブやフランジなど形状が多彩な部材を含めた工業設備内の部材を高精度に識別する識別器を開発した。これまでの研究では、部材の点群が適切に抽出できれば、機械学習によって、高い精度で、部材の種類を同定できることがわかった。

一方で、実際の点群においては、前処理として、点群から部材候補の点群を抽出する必要がある。そこで、本研究では、ストレート配管を抽出し、それらの接続部を部材候補とすることで、点群のセグメンテーションを行うことを考える。また、それらの部材候補に対して機械学習を適用して、認識率を検証する。

2. 識別器作成の概要

2.1 データの種類と使用するモデル

TLS で取得した点群では、スキャナの方角 θ と仰角 ϕ を利用することで、点群から透視投影画像を作成することができる[2]。各点に与える情報を変更することで、RGB 画像、反射強度画像、Depth 画像の 3 種類の画像を作成することができる。3 種類の画像を 2 次元 CNN である VGG16 [3] に転移学習させることで、3 種類の画像ベースの識別器を作成する。このとき、VGG16 の全結合層の間に dropout 層を追加することで過学習を抑えたモデルを作成している。また、点群データを 3 次元 CNN である PointNet++ [4] に入力することで点群ベースの CNN を作成する。3 次元データには汎用的なビッグデータは存在しないためモデルを 1 から学習させる。点群から作成できる 4 種類のデータ例を図 1 に示す。

2.2 データ拡張

計測データから作成するデータ数は限られているため、過学習を起こす可能性がある。そこでデータの拡張を行う。3 種類の画像には汎用的な画像処理技術を用いる。元の画像に対して、回転、拡大縮小、輝度値変更、ノイズ付加、反転の処理を施し、1 枚の画像から 14 枚の画像を生成する。Depth 画像、点群については、CAD モデルを用いたデータ拡張を行う。まず、部材の形状に即した CAD モデルを作成し、CAD モデル上に点を生成する。モデルの位置姿勢をさまざまに変更し、計測原点から見える点のみを利用してデータを生成することで、1 つのモデルから複数の Depth 画像、点群を作成することができる。

2.3 特徴量統合

3 種類の画像と点群をそれぞれ入力データにして CNN で学習させることで、4 つの識別器を作成することができる。それぞれの識別器の中間層から特徴量を抽出、統合する。統合した特徴量を全結合層に入力し、softmax 関数で出力を行うことで、2 次元特徴量と 3 次元特徴量を扱う識別器を作成することができる。

3. 部材候補領域の抽出

3.1 ストレートの配管検出

作成した識別器は部材の種類を判断するのに有効である。よって、識別器を活用するために、実測点群から部材が含まれている可能性がある領域（本研究では部材候補領域と呼ぶ）を抽出する必要がある。工業設備内において部材の多くはストレートの配管の間に存在している。部材候補領域を抽出するために、まずストレートの配管を検出する手法を検討する。

ストレートの配管は円柱部のみで構成されている。円柱領域は、Masuda ら[5]によって提案された手法を用いることで容易に検出可能である(図 3(a))。円柱領域内にはストレートの配管以外の円柱部も多く含まれている。そこで、検出した円柱領域からストレートの配管を検出することを考える。

まず、工業設備内に存在する配管は半径や長さが十分に大きいことから、半径と長さに関値を設け、ストレートの配管に適合しない円柱領域を除外する。次に、円柱でない領域を除外する。円柱領域は RANSAC 法で検出しており、円柱ではない箇所が抽出されている場合がある。そこで、松岡ら[1]の距離画像に基づく適合度評価を行うことで不適切な円柱領域を除外する。適合度評価では、算出された円柱の 3D モデルを作成し、面上に多数の点をランダムに生成する。それらの点を距離画像に投影したとき、同一ピクセル内の実測点よりも手前にある場合、可視性に矛盾しているため、不適切な点と判断する(図 4(b)の赤点)。不適切な点が一定の割合以上ある場合、円柱モデルが正しくフィッティングしていないと判断し円柱領域から除去する。以上により、図 3(b)のように円柱領域からストレートの配管を検出することができる。

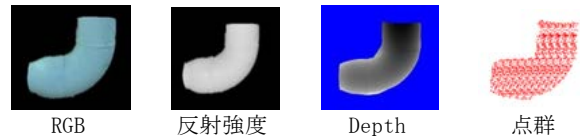


図 1. 点群から作成できるデータ

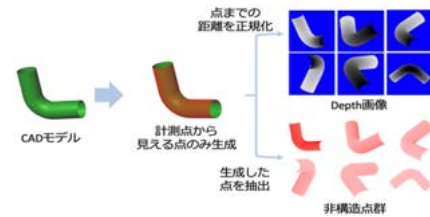


図 2. CAD データからのデータ拡張

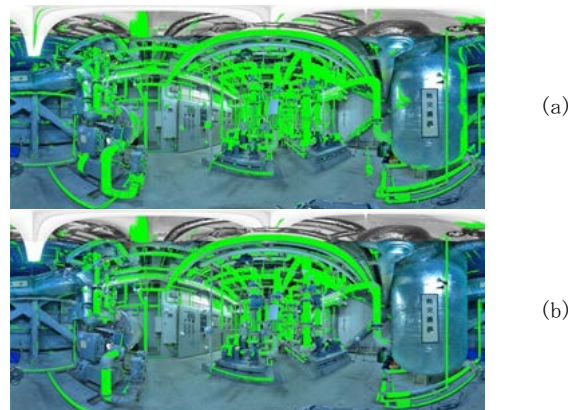


図 3. 円柱領域からのストレート配管検出
(a: 円柱領域, b: 検出したストレートの配管)

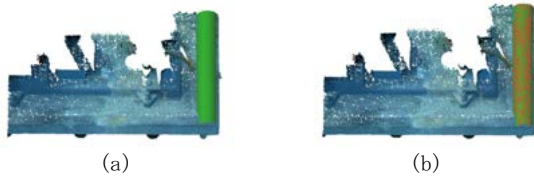


図 4. 不適切な円柱領域の例
(b)の赤点：可視性から不適切な点)

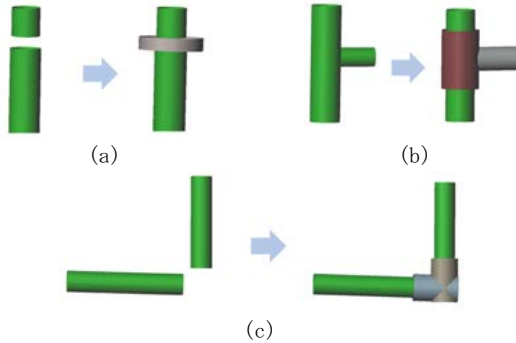


図 5. 部材抽出のための円柱のモデル作成

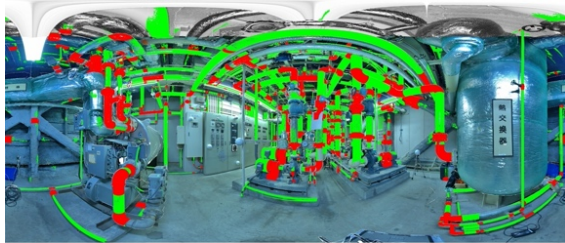


図 6. 部材候補領域の抽出
(赤：部材候補領域，緑：ストレートの配管)

3.2 部材候補箇所の抽出

検出した配管について、配管同士が接続している可能性がある箇所を抽出することで部材候補領域を抽出することを考える。まず、検出したストレートの配管のみを2次元画像上に投影して、2Dグリッド上で隣接点を探索する。隣接する円柱同士の関係について、円柱同士が接続している場合、以下の関係が考えられる(図5)。

- (a) 円柱同士が同一直線上に中心線を持つ
- (b) 円柱の一方の端部がもう一方の端部以外に垂直に交差
- (c) 円柱の端部同士が垂直に交差

この関係を満たしている箇所について、図5に示すように接続関係に対応した半径を大きくした円柱モデルを作成する。この円柱モデルの内部に含まれる点を部材候補領域として抽出する。以上により、図6の赤領域のように部材候補領域を抽出できる。

4. 検証

図6に部材候補領域の識別結果を示す。このとき、識別器として、表1より、精度が最良だった特徴量を統合した識別器を用いた。円柱同士を接続している部材として、フランジ、エルボ、ティー、ストレートの4種類考えられるので、この4種類についての部材抽出と識別の精度を検証した。評価は配管が密集している図6の黒枠内を目視で行った。

まず、部材候補領域の抽出について、黒枠内に実際に含まれる部材数と、部材候補領域として抽出できた部材数の比較を行なった。比較の結果を表2に示す。次に、部材候補領域に識別器を適用した結果について、各部材の再現率、適合率、F値を求めた。結果を表3に示す。

表 1. 使用した識別器の F 値

	RGB	Intensity	Depth	PointNet++	特徴量統合
F 値の平均	89.7	91.7	95.4	82.3	97.4

表 2. 部材候補領域として抽出できた部材数

	Flange	Elbow	Tee	その他
黒枠内の部材数	37	25	4	-
抽出できた数	20	23	3	12

表 3. 識別結果

	Recall	Precision	F Value
Flange	90.0	81.8	85.7
Elbow	87.0	74.1	80.0
Straight	65.7	76.7	70.8
Tee	66.7	15.4	25.0

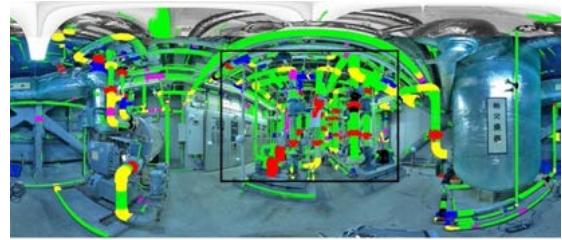


図 6. 識別器適用結果

(黄：エルボ，赤：フランジ，青：ティー，
ピンク：ストレート，黒：バルブ)



(a) 部材候補領域に含まれない部材 (b) 識別器の対象外の物体

図 7. 部材候補領域作成の問題点

5. 考察

表2から、フランジ以外は部材候補領域として精度よく抽出できていることがわかる。フランジは、ストレートの配管の間を接続していないものが多く、半分しか部材候補領域として抽出しなかった。表3と表1を比較すると、手作業で作成したテストデータに対する精度と比べて、自動で作成したデータに対する精度が低下したことがわかる。特に、ティーは計測データ内に数が少ないことに加え、ストレートの配管を多く誤認識したため、精度が大きく低下した。

識別結果を改善するため、2つのことを改善する必要がある。1つ目が、部材候補領域に含まれない部材を減らすことである。図7(a)のように、ストレートの配管の間がないフランジや、配管を繋いでいないバルブは提案手法では抽出できない。これらの部材も抽出できるような部材候補領域を作成する手法について検討する必要がある。2つ目が、部材候補領域内にある部材以外の領域への対応である。識別器に図7(b)のような対象外の物体を入力すると必ず誤った識別結果となるため、部材以外のものに対する対処を検討する必要がある。

6. 結言

作成した識別器を実データから抽出した部材候補領域に適用したときに、部材候補領域に含まれる部材については高精度で識別できることを確認した。しかし、部材ではない領域も抽出されてしまう、フランジの一部や、バルブや圧力計のようにストレートの配管同士を接続していない部材は、部材候補領域に含まれないという課題がある。今後は、部材ではない領域の対応、部材候補領域に含まれなかった部材を抽出する手法を検討していきたい。

参考文献

- [1] 松岡 諒, 増田 宏: 大規模点群からの生産設備の形状再構成(第1報), 精密工学会論文誌, 80(6), 604-608, 2014
- [2] 重田航平, 増田 宏: 工業設備の大規模点群からの部材形状の抽出と認識(第1報), 精密工学会秋季講演会, 2020
- [3] Karen, S.; Andrew, Z.: Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, Eighth International Conference on Learning Representations, 2015.
- [4] Charles R. Qi, Li Yi Hao, Su Leonidas, J. Guibas: PointNet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Points Sets in a Metric Space NIPS, 2017
- [5] Masuda, H.; Niwa, T.; Tanaka, I.; Matsuo, R.: Reconstruction of polygonal faces from large-scale point-clouds of engineering plants, computer-Aided Design and Applications, 12(5), 2014.