

再帰型ネットワークを利用した工業設備の大規模点群からの配管システムの識別

電気通信大学 ○重田 航平, 増田 宏

1. 緒言

大規模な工業設備において現況に忠実な 3D モデルを作成することによって、設備改修の際の配置検討や干渉判定等のシミュレーションを行う事ができる。特に、配管が複雑に入り組んでいる工業設備において配管システムの 3D モデルを作成する事で、配管ルートの変更をシミュレートできるため、配管システムの 3D モデル作成は重要である。地上型レーザスキャナ(TLS)で取得した点群から配管システムの 3D モデルを作成する手法として、点群から検出した曲面同士の組み合わせから接続部材を推定する手法[5]や、点群の各点の曲率から、配管システムの中心線を求めることで部材を推定する手法[5]など数多くの手法が存在している。しかし、いずれの手法もバルブのような非規格品や、フランジのような標準部材の組み合わせによって多様な形状を持つ部材は正確なモデリングを行うことが困難であった。

このような部材も含めた全部材を正確に作成するためには、配管システムの点群の各点が何の部材の点なのかを識別する必要がある。近年では、点群を入力とした、深層学習を利用して各点の識別を行うセグメンテーション手法が数多く提案されている。その中には、時系列データを扱う再帰型ネットワークを利用した手法も存在している[3]。配管システムは配管ルートの中心軸が存在し、この軸に沿って時系列データと見做すことができる。そして、この中心軸を検出する手法は今まで多く検討されている[2],[4]。そこで本研究では、配管システムの点群を配管ルートに沿って再帰型ネットワークに入力することで高精度に各点の識別を行う手法を検討する。

2. RSNet[3]を利用したモデル作成

2.1 RSNet のモデル

再帰型ネットワークを利用した点群のセグメンテーションモデルとして RSNet がある。ここでは、RSNet の概要を説明する。RSNet はまず、入力データについて畳み込み層により各点の特徴量を抽出する。次に slice pooling layer という層でその特徴量を x, y, z 方向にそれぞれスライスする。そして、スライスの進行方向への時系列データと見做して双方向 GRU ユニットを適用することで、前後の情報を伴った特徴量を抽出している。最後にその特徴量を slice unpooling layer という層で各点の特徴量に戻すことで各点の識別を行なっている。

2.2 配管システムの識別に特化した RSNet の改良

本研究では配管システムから中心軸を綺麗に抽出できると仮定して、中心軸付きの配管システムの点群を RSNet に適用することを考える。識別器の概要を図 1 に示す。RSNet では GRU ユニットに入力する方向は x, y, z で固定されている。しかし、配管システムのデータでは、配管の進行方向を z 軸、進行方向に鉛直な 2 方向を x, y 軸として GRU ユニットに入力する事が望ましい。そこで、識別器に入力するデータについて、図 2 のように、中心軸と一致するように座標変換を行う。この変換によって、中心軸方向の分割を行うための流動的な分割方向決定を行う事ができる。座標変換後の各軸の分割結果を図 3 に示す。

3. ラベル付きデータを用いた中心軸作成

改良した RSNet には、入力データとして配管システムのラベル付き点群とその中心線が必要である。そこで、ラベル付けした点の情報から中心軸を作成する。中心軸作成の流れを図 4 に示す。

配管システムの部材の中でストレートの配管は既存手法[1]で頑強に検出する事ができる。また、配管システムの各部材は接続している方向が分かれば中心軸を一意に決定する事ができる。そこで、ラベル付けした点群を部材ごとにグルーピングし、各部材がどの部材と接続しているのかを双方向連結リストを作成する。グルーピングしたストレートの配管の径と向きを計算し、ストレートの配管を基準に連結リストに沿ってモデリングを行うことで、配管システムの全ての部材についてのモデリングと配管システム全体の中心軸作成を行う事ができる。

4. CAD データを用いた訓練データ拡張

実測データから抽出できる配管システムのデータは限られている。深層学習の、特にセグメンテーションタスクは難しいため多くのパラメータを学習する必要がある。そのため、実測データだけではデータ数が不足してしまい過学習を引き起こす事が考えられる。また、点群のラベル付けは多大な労力を必要とするため、実測データのデータ量を大きく増やすことは困難である。そこで、本研究では、CAD モデルを利用して配管システムの 3D モデルを作成し、モデル上に密な点を生成することで、自動で中心軸とラベルがつけられた配管システムの点群を作成する。

4.1 テンプレートを利用したモデル同士の接続

配管ルートは、配管システムの部材を次々に繋いで接続していくことで作成する事ができる。配管システムの部材の内、ストレート、エルボ、ティー以外の部材は半径と中心線の方向だけでは形状が一意に定まらない。そこで、それらの部材について、複数パターンのテンプレートを CAD モデルで用意する。各部材をランダムに接続していくことによって図 5 に示すような全く新しい配管ルートを自動で多数作成する事ができる。

4.2 単一配管ルートでの干渉回避

配管ルートをランダムに決定すると、自分自身と干渉を起こす可能性がある(図 6(a))。干渉は配管ルートの方向が変更した際に発生する可能性が生じる。そして、配管ルートの方向を変える事ができるのはエルボとティーのみである。そこで、干渉を回避するために、この 2 つの部材を挿入する際に干渉判定を行う。対象の部材挿入時に、挿入後の進行方向の半直線について、閾値半径内に作成した中心線が存在している場合、干渉が発生する可能性があるとして進行方向を変更する。以上により干渉を回避しながら配管ルートを作成する事ができる。

4.3 取得する点の選定

3D モデル上には密な点群を生成できる。しかし、実測点群では、配管システムの位置によっては裏面が取得できないものや、点密度が疎であるものが存在する。そこで、仮想的なスキャナを設置して生成した点の妥当性を利用した点の選定を行う。生成した点群を仮想的なスキャナ原点から見た Depth 画像に投影する。同一ピクセルに複数の点が入る場合、より Depth 値が小さい方を妥当な点として採用する。以上の処理を複数視点から行うことで複数視点から計測した際に発生するような点の粗密があるデータや、裏側の点がないデータを作成することができる(図 6(b))。

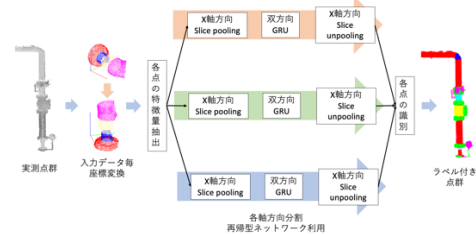


図 1. 改良した RSNet の概要図



図 2. 入力データの座標変換(青線: z 軸)

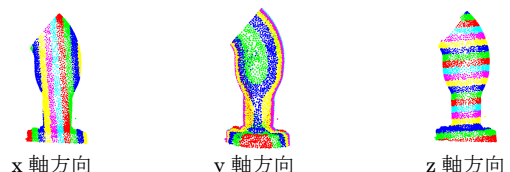


図 3. 入力データの分割図

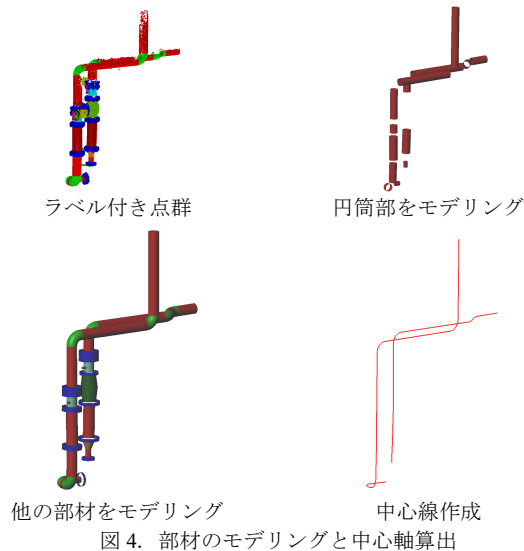


図4. 部材のモデリングと中心軸算出

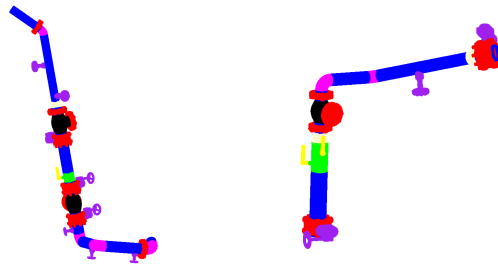
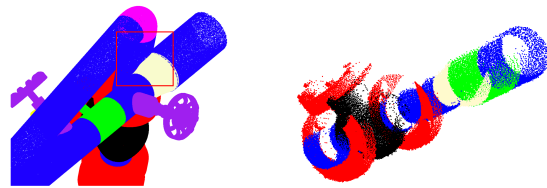


図5. 自動で生成した配管ルートの場合



(a) 干渉している例 (赤枠部分) (b) 裏側がない生成点群
図6. 干渉判定と裏側がない生成点群の場合

5. 検証

実測データから取得した配管システムのラベル付き点群と、3Dモデルを用いて生成した点群を利用して改良したRSNetの学習およびテストを行った。このとき、実測データの一部をテストデータとして、残りの実測データとCADから生成したデータを訓練データにした。それぞれのデータ数を表1に示す。識別器に入力するデータは、中心軸方向に0.5mずつ切断し、それぞれのブロックから均一に4096点選定し、単位球に収まるようにデータを正規化して、入力データとした。データ切断の際、訓練データは0.2mずつオーバーラップさせた。

学習した識別器の精度を検証するために、テストデータを用いて各部材の再現率とF値を算出した。結果を表2に示す。また、テストデータ全体の識別結果を図7に示す。

6. 考察

表2より、フランジやストレートといった工業設備内に多く存在していた部材はF値が高く、精度良く識別が行われている。しかし、同じくデータ数が多いエルボはF値が低くなってしまった。これは、作成した識別器に入力するデータは切断した0.5mのブロック単位で中心線の方向を決定しているため、中心線の向きを変えるエルボでは正確には中心線の方向に沿ったデータ入力が行えなかったからだと推測できる。また、バルブやハンドルは、再現率が高いが、F値が低くなってしまった。実測の点群では特にバルブのハンドル部分やハンドル全体が丸みを帯びているため点のばらつきが大きくなっている。そのため、円柱より外側に外れている点について過剰にバルブやハンドルだと検出されF値が低くなったと推測できる。

テストデータ全体として、図8のように、複数のスキャナから距離が近く、ばらつきが少なくデータが取れた所では、高精度で

識別できていたが、図9のようにオクルージョンや点が極端に疎な部分では、誤認識が多かった。

結果を改善するために、CADデータにオクルージョンを再現することや、CADデータから極端に点数の少ないデータを作成するなど、CADデータを利用して実測データを補完することが考えられる。また、本研究で使用した識別器の特徴量抽出層は、各点の特徴量を独立して捉えている。周囲の状況からその点の特徴量を決定することでより精度良く識別が行える可能性がある。

表1. 検証に使用した配管システムのデータ数

	test		train	
	実測	実測	CAD	
データ数	6	17	180	

表2. テストデータの識別結果

	Flange	Elbow	Straight	Tee	Valve
recall	90.2	71.5	90.3	35.3	97.3
F 値	88.9	73.7	90.7	29.7	69.9
	Torus	Handle	Reducer	Manometer	重み付平均
recall	46.3	87.0	30.7	28.5	84.5
F 値	62.6	49.0	30.6	44.4	84.7

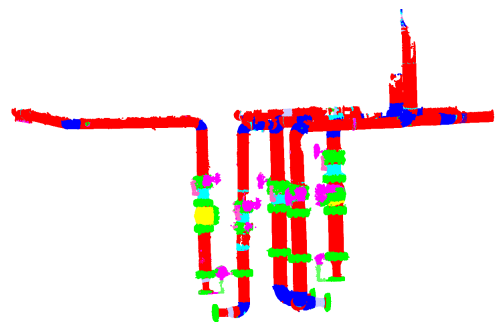


図7. テストデータ識別の全体図

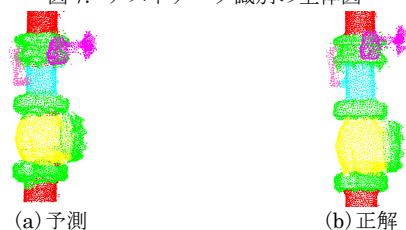


図8. 識別できたケース



図9. 識別できなかったケース

7. 結言

再帰型ネットワークを利用した識別器を利用して、中心線の情報を持った配管システムの点群を精度良く識別できることを確認した。しかし、疎な点群や、実測データ内に極端にデータ数が少ない部材について、識別精度が低くなってしまった。今後はCADデータへのばらつきやオクルージョンの付加、識別器の特徴量抽出層の改善を行っていききたい。

参考文献

[1] H. Masuda, T. Niwa, I. Tanaka, and R. Matsuoka: Reconstruction of Polygonal Faces from Large-Scale Point-Clouds of Engineering Plants, Computer-Aided Design and Applications, 12(5), 555-563, 2015.
 [2] H. Son, C. Kim, and C. Kim: Automatic 3D Reconstruction of As-Built Pipeline Based on Curvature Computations from Laser-Scanned Data, Construction Research Congress 2014 ©ASCE 2014.
 [3] Q. Huang, W. Wang, U. Neumann: Recurrent Slice Networks for 3D Segmentation of Point Clouds, CVPR, 2626-2635 2018
 [4] Y. Midorikawa, H. Masuda: Extraction of Rotational Surfaces and Generalized Cylinders from Point-Clouds Using Section Curves, IJAT, Vol.12 No.6 901-910, 2018.
 [5] 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