

強化学習に基づく 大規模屋内環境の 3D コンテンツの自動生成

楊 夢龍† 長尾 確†

名古屋大学 大学院情報学研究所†

1. はじめに

VR 技術の発展に伴い、3D コンテンツの需要が爆発的に増加している。センサと端末の小型化により、人々は身近な環境を 3D スキャニング技術を利用してモデリングし、VR に利用することが可能になった[1]。従来手法ではセンサを持って建物内の隅々までスキャニングするため、作成コストが高いという問題が存在する。

本研究では、人の身近な屋内環境を対象とし、強化学習を用いて全エリアをスキャンできる学習モデルを訓練し、そのモデルが実装された自律移動ロボットを用いて大規模建物の屋内 3D コンテンツを自動生成する手法を提案する。

3D スキャニング用自律移動ロボット

大規模の建物内環境を自動再構成し、VR コンテンツ化するために、自律移動ロボットを製作し、データ収集を自動化する必要がある。このタスクに関して、本研究では図 1 のようなロボットを製作した。

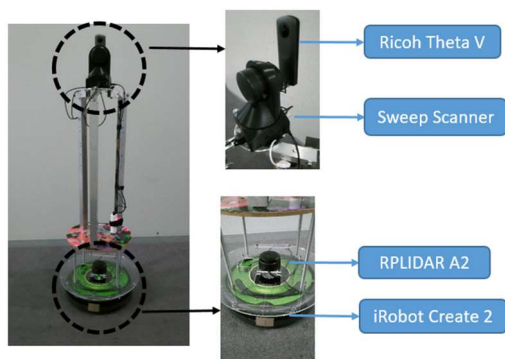


図 1 3D スキャニング用自律移動ロボット

ロボットの上の部分は 3D スキャニング装置であり、周囲 360° の 3D 点群を収集できる Sweep Scanner と全天球カメラ Ricoh Theta V から構成される。この装置によって屋内の 3D カラー点群が収集できる。

ロボットの下の部分は移動装置であり、2D LiDAR の RPLIDAR A2 と iRobot Create 2 で構成さ

れる。RPLIDAR A2 を用いてロボットの自己位置推定ができ、iRobot と組み合わせてロボットの自律走行ができる。

2. ロボットを用いた 3D 点群の自動収集

本研究では、3D 屋内環境の自動スキャニングのため、ロボットの自己位置推定と目的地(計測位置)への自律走行を行い、到着すると 3D 点群データの自動収集が必要である。そのため、屋内環境の 2D 地図の作成、各計測位置へのロボットの自律走行と 3D 点群の自動収集を実現した。

2.1. 2D 地図の作成

ロボットの自律走行のために、予め 2D 地図の作成が必要である。本研究においては、2D LiDAR と iRobot Create 2 のオドメトリ情報を利用して、GMapping[2]を用いて環境の 2D 地図を作成した。作成した地図を図 2 に示す。

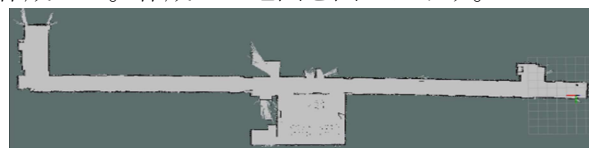


図 2 2D 地図

2.2. 2D 地図を用いたロボットの自動走行

3D スキャニングの自動化のため、各計測位置への自律走行が必要である。予め作成した 2D 地図を利用し、ロボットが RPLIDAR A2 の 2D 点群情報とオドメトリを用いて計測点に自律走行する。

Particle Filter により、既存の地図とセンサデータを用いてロボットの自己位置を推定する。また地図情報を利用し、A*で目標地点への経路を計算し、ロボットへ走行の指令を与える。この 2 つのアルゴリズムを統合的に利用し、ロボットの自律走行を実現した。

2.3. 3D 点群の収集とその合成

本研究では、3D 点群を収集できる Sweep Scanner と全天球カメラ Ricoh Theta V を組み合わせて各計測位置から見た風景を 3D カラー点群データとして収集する。

Sweep Scanner は 2D LiDAR である Sweep を縦に設置し、Stepper Motor を用いて 180° 回転して、周辺の色なしの 3D 点群を取得する。しかし、人間が利用する 3D コンテンツとしては色がなければ不十分である。そのため、全天球カ

メラで撮影したパノラマ画像と点群データを組み合わせ、色を決定する。収集したデータと生成されたカラー点群を図3に示す。

各計測位置での計測が終了すると、ロボットの自己位置とICPアルゴリズムを用いてカラー点群と前の計測点のカラー点群を合成する。このように複数の計測点で計測した点群を合成して一つの大規模な点群を生成する。

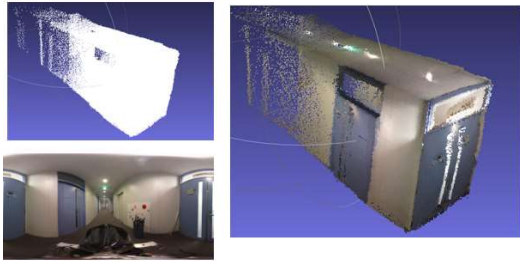


図3 収集したデータと生成されたカラー点群

3. 強化学習を用いた計測位置の自動推定

環境全体を欠落なく再構築するために、センサで計測された3次元点群に基づいて動的に計測位置を決定する必要がある。本研究ではセンサを用いて実際に収集したデータに基づき、強化学習モデルを用いて最適な次の計測位置を推定するシステムを実現した。

ルールベースのアルゴリズムと違い、強化学習では、目標とするロボットの最適な動きを正解として与える代わりに、ロボットの各行動に対して報酬を与える。ロボットが直面する状態、即ちセンサで計測された周囲の3次元点群に対して、次に行くべき最適な計測位置が決まる。

3D点群をそのまま入力すると、何十万点ほどの膨大なデータを処理するのに学習モデルが収束しない問題が発生する。本研究で利用したロボットは平面で移動することを前提とし、次元削減のために、計測した点群の天井を削除し、2D(上から見た平面)に圧縮することができる。予め2D地図が存在し、圧縮した2D点群を2D地図に投影すると、全エリアの進捗がわかる。これで、計測位置の推定問題が最短時間で綺麗に地図に色を塗る位置を動的に推定する問題として考えられる。

今の計測位置から周辺3mから5m範囲内のエリアを0.5m単位で256個候補位置に離散化し、その位置をベクトル化しモデルの出力とする。また、既存情報を効率的に使うため、候補位置に障害物があるかどうかを表す障害物ベクトルと候補位置の周囲にスキャンされていないエリアの広さを表すエリアベクトルを学習モデルの全連結層に入力する。学習モデルの全体を図4に示す。

学習モデルを訓練するために、ロボットを

世界で稼働し、試行錯誤させるのは困難であるため、本研究ではシミュレータを実装し、既存の屋内の3D点群を仮想環境として実験した。

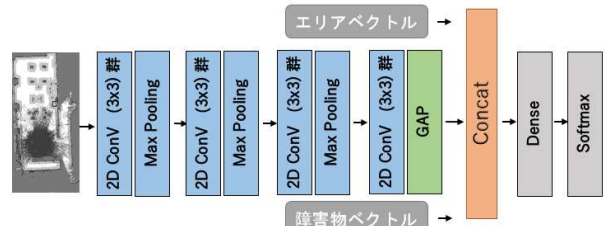


図4 学習モデル

4. 実世界における現場実験

本研究では、名古屋大学IB電子情報館南棟を対象としてVRコンテンツの自動生成を行った。ロボットを手動で制御し2Dマップを作成したあと、ロボットが初期位置に戻り、3Dカラー点群を自動収集し、学習モデルに入力する。出力された計測位置に自律走行し、データ収集を行い、点群の合成を行う。ある階のエリア全体を自動的に再構成し、3Dコンテンツを生成した。生成された3Dコンテンツと現場画像の比較を図5に示す。この結果から仮想環境で訓練された学習モデルが実世界に適用できると考えられ、提案システムは、実世界の大規模な建物を自動的に3Dコンテンツ化できると考えられる。

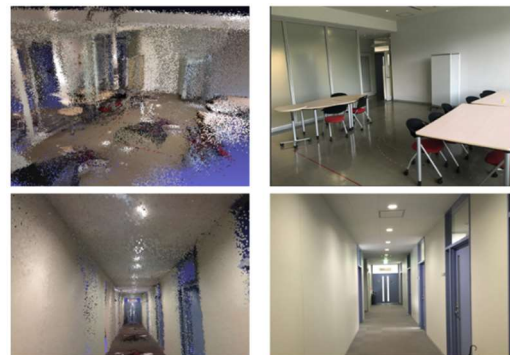


図5 3Dコンテンツと現場の比較

5. まとめ

本研究では、屋内環境を3Dコンテンツ化するロボットを設計・実装し、センサデータを利用して次の計測位置を動的に推定できる学習モデルを設計・訓練し、実世界の大規模な建物を対象にして、自動的にスキャンし3Dカラー点群を生成するシステムを実現した。

参考文献

[1] Nagao, K. and Miyakawa, Y., "Building Scale VR: Automatically creating indoor 3D maps and its application to simulation of disaster situations," In Proc. Future Technologies Conference (FTC), 2017.
 [2] Grisetti, G., Stachniss, C. and Burgard, W., "Improved techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle filters," IEEE Transactions on Robotics 23.1: pp.34-46, 2007.