

## 科学研究費助成事業 研究成果報告書

令和 2 年 6 月 25 日現在

機関番号：14701

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2017～2019

課題番号：17K00364

研究課題名(和文)一人乗り電気自動車を対象とした不整地走行戦略の自動学習システムの研究

研究課題名(英文) Study on behavior learning for a single-seat personal mobility vehicle capable of traversing rough terrain

研究代表者

中村 恭之(Nakamura, Takayuki)

和歌山大学・システム工学部・教授

研究者番号：50291969

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,500,000円

研究成果の概要(和文)：本研究では、平坦な道路、起伏の大きな段差や数段の階段といった様々な走行状況に適した一人乗り電気自動車(PMV)の動作手順(車輪と脚の行動の組合せの生成)を自動学習する手法の開発を目指した。これを実現するため、PMVの周囲環境を三次元レーザースキャナによりセンシングし、PU-GANという手法を用いることで、疎な三次元データ(点群データ)から、より密な三次元データ(点群データ)を生成できることを確認した。深層強化学習アルゴリズム(A2C)を用いて、シミュレーション環境中でPMVを再現したロボットを用いて、1段の段差のある環境で、段差乗り越え動作を自動学習できることを確認した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

PMVは、高齢者を含めた移動困難者のQOLを向上させる移動支援機器として普及が期待されているが、都市環境においても整備されていない段差は数多く存在する。本研究で開発した手法が実用化できれば、整備されていない環境中を踏破できる能力を持ったPMVの普及が進み、PMVの生産という新製造業を創出できると考えられ、社会的な意義が大きい。

本研究で開発した手法により、数段の階段を踏破できるような能力をPMVに与えることができ、高速な車輪モードから低速な脚動作モードへの滑らかな切り替わりなどが実現できるようになると考えられる。このようなソフトウェアを搭載したPMVは、類似の開発例がなく、学術的な意義も大きい。

研究成果の概要(英文)：In this research project, we aimed to develop an automatic learning method for a single-seat personal mobility vehicle (PMV) to learn the action sequences (generation of combinations of wheel and leg actions) for various driving conditions such as flat roads, uneven terrain and several steps. To realize this, we confirmed that (1) the PMV's surrounding environment can be sensed by a 3D laser scanner (hereafter referred to as 3D Lidar), and more dense 3D data (point cloud data) can be generated from sparse 3D data (point cloud data) by using the PU-GAN method, and that (2) the simulated PMV can automatically learn the step override motion in a simulation environment with one step using the deep reinforcement learning algorithm (A2C).

研究分野：知能ロボット

キーワード：PU-GAN LaserVAE 深層強化学習A2C

## 様式 C - 19、F - 19 - 1、Z - 19 (共通)

### 1. 研究開始当初の背景

従来から存在する一人乗り電気自動車(以後、PMV と記す)は、比較的大きな直径の車輪だけを利用して 15 cm 程度の段差を踏破する能力を持つものが多い。このような踏破性能では、都市環境の舗装された道路のある程度の範囲でしか使用できない。PMV を高機能化し、利用者の行動範囲を格段に広めて、普及を加速させるためには、三次元環境認識技術を用いてより起伏の大きな段差や数段の階段を踏破できるような能力を PMV に持たせることが必要である。

申請者は、これまで移動ロボットに搭載された二次元レーザースキャナからのデータを用いて地図生成と自己位置推定を行う手法や、ロボットの行動学習法について研究してきた。これらの研究で開発された技術を基にして、PMV に改良・応用すれば、PMV を高機能化できると考えた。これが本研究の開発構想の着想に至った経緯である。

### 2. 研究の目的

図 1 に示すような PMV は、不整地走破性の高い脚車輪型で、車輪と脚の二種類の移動機構を同時に備えており、それらの組み合わせによって高い環境適応能力を実現している。しかし、スタック状態など事前に設計されていない状況に陥った場合は、逆に可能な車輪と脚の行動の組み合わせが多すぎて、ランダムに試行して脱出する方法では脱出までに時間がかかり、状況を悪化させることがある。このように、事前に様々な状況に対応できるような車輪と脚の行動の組合せを生成することは非常に難しい。

そこで、本研究では、

1. PMV の周囲環境を三次元レーザースキャナ(以後、3D Lidar と記す)によりセンシングし、計測された三次元データによる周囲環境の把握手法
2. 平坦な道路、起伏の大きな段差や数段の階段といった PMV の様々な走行状況に適した動作手順(車輪と脚の行動の組合せの生成)を自動学習する手法を開発することを研究目的とした。



図 1 PMV

### 3. 研究の方法

3. 1 PMV の周囲環境を 3D Lidar によりセンシングし、計測された三次元データによる周囲環境を把握する手法について

疎な三次元データ(三次元点群データ)から、より密な三次元点群データを生成するために、点群データをそのまま入力可能で、性能が高いと評される手法として、PU-GAN (a Point Cloud Upsampling Adversarial Network) という手法がコンピュータビジョン分野における著名な国際会議で 2019 年に発表された。これを用いることで、密な三次元点群データを生成することが可能であるという見通しを得た。そのため、この手法を実装して、シミュレーション環境で作成した三次元点群を補間する実験を行った。

PU-GAN は、通常の GAN と同様にデータを生成する生成器と、それを本物であるか否かを識別する識別器によって構成されている。PU-GAN における生成器では、Per-point feature extraction unit により点群データから特徴量を抽出し、この unit からのデータを基に Up-down-up expansion unit により重要な特徴点の生成と選択を繰り返す、多層パーセプトロン (MLP) により構成されている Coordinate reconstruction and Farthest sampling unit により、それらの特徴により表現された損失関数に基づいて最適な点集合を生成する。

PU-GAN における識別器では、通常の GAN と同様に、入力された実際の点群データか、生成器

から生成された点群データを識別する．識別器には MLP を用いており，処理負荷を軽減するために Self-Attention unit を用いている．

PU-GAN の技術の肝は，Up-down-up expansion unit にある．基本的には，特徴点となった点を基点にして，アップサンプリングによりその周りに新たな点を生成する．しかし，それだけでは元の特徴点と似た点だけが生成され続けてしまう．そこで，一度生成された特徴点(アップサンプリング)から，もう一度重要な特徴点を取り出し(ダウンサンプリング)，その中からもう一度その周りに点の生成を行う(アップサンプリング)．このようなアップサンプリングとダウンサンプリングを交互に行い，元々の形状をよく再現しつつアップサンプリングされた点群を生成することが可能になっている．

また，周囲環境を把握する手法に関連して，平坦領域・段差領域を認識するために利用可能な手法として，二次元レーザースキャナからの二次元点群データから環境の特徴を抽出する手法(この LaserVAE と呼んでいる)を開発した．この手法では，深層ニューラルネットワーク Variational AutoEncoder(VAE)を独自に拡張した．二次元点群データを圧縮して特徴量を生成し，生成した特徴量から二次元点群データを再構成する機能を有するマルチタスクニューラルネットワークとなるように改良した．LaserVAE によって生成した特徴量を用いて環境内の自己位置推定ができることを実験的に示した．この手法を応用することで，LaserVAE によって生成した特徴量を用いて平坦領域・段差領域を認識することが可能となる見通しを得た．

3.2 平坦な道路，起伏の大きな段差や数段の階段といった PMV の様々な走行状況に適した動作手順(車輪と脚の行動の組合せの生成)を自動学習する手法について

動作手順を自動学習する手法に関しては，深層強化学習アルゴリズム(A2C)を用いて，シミュレーション環境中で PMV を再現したロボットを用いて，平坦な環境で目的地に到達する動作，1 段の段差のある環境で段差乗り越え動作を自動学習できるか検証した．

A2C のアルゴリズムの肝は，Advantage 学習と Actor-Critic にある．Advantage 学習では，2 ステップ以上先まで動作させて行動価値関数を更新する．Actor-Critic では，方策反復法と価値反復法の両方を使用して，Actor と呼ばれる方策器  $\pi(a|s)$  と Critic と呼ばれる状態評価器  $V(s)$  を同時に最適化する．Actor においては，状態  $s$  において，エージェントがそれに従って行動を選択する行動空間  $A$  上の確率分布  $\pi(a|s)$  (状態  $s$  において行動  $a$  を  $\pi(a|s)$  の確率で選択する)をニューラルネットワークによって直接計算し，その確率分布を更新していくことによって学習を行う．また，複数スレッドでエージェントを並列に実行(分散学習)し，それぞれの環境で得られた学習結果の時系列から勾配を計算し，大域的なニューラルネットワークを更新する．A2C では，方策反復法により確率分布  $\pi(a|s)$  を決定するだけで良く，全ての動作  $a \in A$  に対して)  $\pi(a|s)$  を直接計算する必要は必ずしもないため，行動空間  $A$  が無限集合の場合でも使用することができる．この特性は，関節数が多数あるロボットの動作学習に対して，都合が良いため，本研究課題においてもこの手法を利用した．

## 4. 研究成果

4.1 PMV の周囲環境を 3D Lidar によりセンシングし，計測された三次元データによる周囲環境を把握する手法に関する実験結果

PU-GAN を実装し，シミュレーション環境(ROS 上の gazebo)で大量の Lidar データを生成して，学習させた．その結果，疎な三次元データ(三次元点群データ)から，より密な三次元点群データを生成することが可能になった．以下にその結果を示す．図 2 は，シミュレーションによ

り生成した疎な三次元点群データであり，図3は，そのデータをPU-GANを用いて密な三次元点群データを生成した結果である．3D Lidarのスキャンによる縞模様はあるものの，生成された点群のデータ数は増加している．今後の課題は，縞模様が見えなくなるような点群データをアップサンプリングする方法を開発することである．



図2 シミュレーションで作成した疎な三次元点群データ

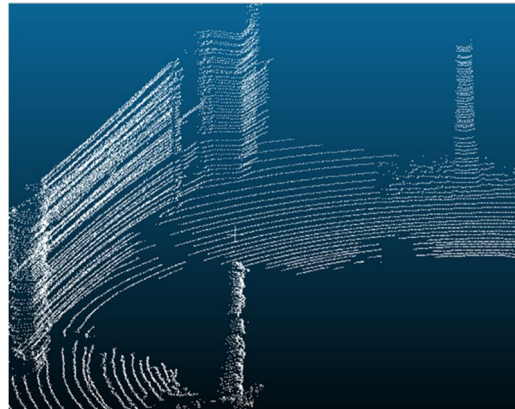


図3 PU-GANで補間した密な三次元点群データ

4.2 平坦な道路，起伏の大きな段差や数段の階段といったPMVの様々な走行状況に適した動作手順（車輪と脚の行動の組合せの生成）を自動学習する手法に関する実験結果

動作手順を自動学習する手法に関しては，深層強化学習アルゴリズム（A2C）を用いて，シミュレーション環境中でPMVを再現したロボットについて，平坦な環境で目的地に到達する動作，1段の段差のある環境で段差乗り越え動作を自動学習できるか検証した．

A2Cアルゴリズムにおける状態空間，行動空間は次のように設定した．状態空間は，ロボットと目標までのx,y軸距離，ロボットのpitch・roll角，各車輪の速度，ステアリング軸の角度(2自由度)，ロール軸の傾き(2自由度)，スライド軸の値(2自由度)，各車輪のセンサの値(12自由度)により表現されており，合計で23次元ある．図4に，各車輪のセンサに取り付けたセンサの様子を示す．このセンサにより段差を計測している．

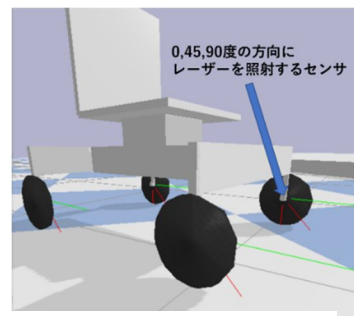


図4 車輪に取り付けたレーザーセンサ

行動空間は，静止，前進，後退，前後ステアリング軸の角度(4自由度)，前後ロール軸の傾き(4自由度)，椅子の前後左右スライド軸の正・負の移動量(4自由度)により表現されており，合計で15次元ある．強化学習における報酬は，ロボットと目標の位置の差を表す距離にマイナスを掛けた値に設定している．

図5は，平坦な道路で目的地まで到達する動作手順をA2Cアルゴリズムにより自動学習した結果を表している．この図で，赤い物体は目的地を表している．4つの車輪の向きや速度を調整して目的地に到達していることが分かる．

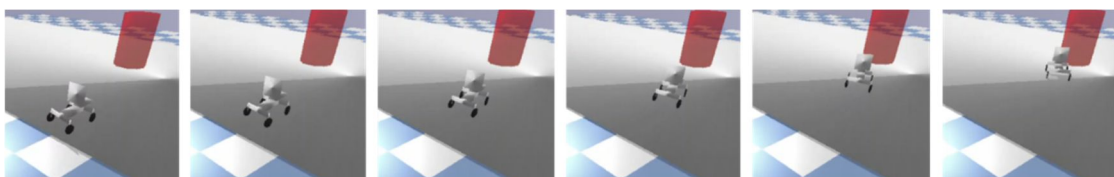


図5 平坦な道路で目的地に到達する動作の様子

図 6 は、一つの段差を乗り越える動作を A2C アルゴリズムにより自動学習した結果を表している。この図から、車輪に取り付けたレーザーセンサにより段差を感知し、ステアリング軸を変化させて車輪を持ち上げて、段差を乗り越える動作が獲得できていることが分かる。ただし、獲得された動作にはまだ問題点が残っている。その様子を表しているのが図 7 である。

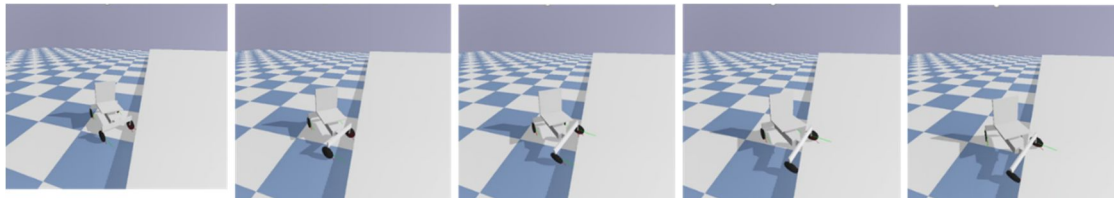


図 6 段差を乗り越える動作の様子

図 7 に示しているように、段差を乗り越えた後に、ロボット後部の車輪のステアリング軸の角度が元に戻らず、段差を乗り越えた後も車輪が地面が浮いたままの状態になっている。従って、ロボットが平坦な道路にいることを認識することができれば、図 5 で示したような動作を取ることができると考えられる。このような改良を加えることが今後の課題の一つである。

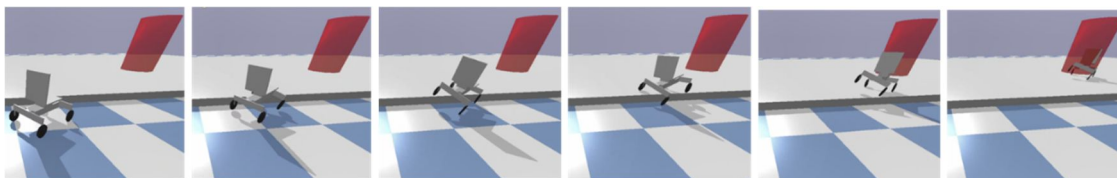


図 7 段差を乗り越える動作の現在の問題点

また、今後の課題の別の試みとしては、A2C のみでは意図した動作を獲得できなかったため、文献[3]で紹介されているような模倣学習の枠組みを用いて提案手法を改良することも考えられる。通常の強化学習によって得られた方策とサブゴールを満たす方策を段階的に混ぜたものを教師として模倣学習させる。サブゴールを満たす方策によって、段差を乗り越えた後に車輪を平坦部にいる状態に戻す動作が実現できるように設定しておけば、図 7 に示したような問題は解決できると考えられる。

#### <参考文献>

- [1] Ruihui Li, Xianzhi Li, Chi-Wing Fu, Daniel Cohen-Or, Pheng-Ann Heng, “PU-GAN: a Point Cloud Upsampling Adversarial Network”, In ICCV, 2019.
- [2] Volodymyr Mnih, Adrià Puigdomènech Badia, Mehdi Mirza, et al., “Asynchronous methods for deep reinforcement learning”, In Proc.of ICML'16, pp. 1928-1937, 2016.
- [3] Ho, J. and Ermon, S., “Generative Adversarial Imitation Learning”, Advances in Neural Information Processing Systems 29, pp.4565-4573, 2016.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 1件 / うち国際共著 0件 / うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 脇田翔平, 中村恭之, 八谷大岳	4. 巻 55
2. 論文標題 LaserVAE による特徴量生成とその特徴量に基づいた大域自己位置推定	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 計測自動制御学会論文集	6. 最初と最後の頁 476-483
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) なし	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計1件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 1件）

1. 発表者名 Shohei Wakita, Takayuki Nakamura, Hirotaka Hachiya
2. 発表標題 Laser variational autoencoder for map construction and self-localization
3. 学会等名 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC) (国際学会)
4. 発表年 2018年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

一人乗り電気自動車の不整地走行運動学習に関する研究 <a href="http://web.wakayama-u.ac.jp/~ntakayuk/PMV-motion-learn-j.htm">http://web.wakayama-u.ac.jp/~ntakayuk/PMV-motion-learn-j.htm</a>
果樹等を対象とした非定常物体モデリングの研究 <a href="http://www.wakayama-u.ac.jp/~ntakayuk/non-stat-obj-j.htm">http://www.wakayama-u.ac.jp/~ntakayuk/non-stat-obj-j.htm</a>
代表者のこれまでの研究 <a href="http://www.wakayama-u.ac.jp/~ntakayuk/research-j.html">http://www.wakayama-u.ac.jp/~ntakayuk/research-j.html</a>

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究協力者	中嶋 秀朗  (Nakajima Shuro)		