

GANs の潜在空間を用いた 多自由度ロボットのカスタマイズ可能な経路計画

Customizable Path Planning of A Multi-DoF Robot by Latent Space of GANs

5119E020-4 鳥島 亮太

TORISHIMA Ryota

指導教員 尾形 哲也 教授

Prof. OGATA Tetsuya

概要: 倉庫や家庭、公共施設などの人間の社会においてロボットが環境内の障害物や自分自身と衝突せずに安全に動作するためには、衝突回避をする必要がある。また、ロボットを動作させる際、加加速度最小やトルク変化最小等、目的に応じて複数経路を生成することが必要である。従来の経路計画の手法では、衝突回避を考慮に入れる一方、その手法特有の経路の生成にとどまり、目的に応じた経路生成ができない。そこで本研究では、衝突回避をし、目的に応じて生成経路をカスタマイズ可能なモデルの獲得を目的とする。本研究では、Generative Adversarial Networks (GANs) の潜在変数にロボットの衝突回避姿勢を獲得する。そして潜在空間での経路をロボットの関節角度空間に写像し、衝突回避をした経路とする。また、GANs の Generator の勾配による最急降下法で目標誤差を小さくすることで潜在変数を更新し、軌道最適化を実行する。最適化の結果、衝突回避し、目的に応じた複数の軌道を生成することを示した。

キーワード: 衝突回避, 経路計画, 敵対的生成ネットワーク, 潜在空間

Keywords: Collision Avoidance, Path Planning, Generative Adversarial Networks, Latent Space

1 はじめに

産業用ロボットに加えて家庭用ロボットや商業用ロボットなど、人間の社会においてロボットの役割が大きくなっている。ロボットが動作する際には、i) 衝突回避, ii) 目的に応じた複数経路生成可能性が必要である。

ロボットの経路計画を大きく分けると3つの手法がある。探索手法、ポテンシャル法、学習による手法である。探索手法では、障害物を配置した際に障害物のそばを通ってしまうことや、向きが急に変化すること、生成経路がカスタマイズ不可能なことが指摘されている。そのため、ii) を満たしていないといえる。ポテンシャル法では、勾配が0である停留点で動けなくなることが知られている。また、ポテンシャル関数の設計は障害物の形状や配置を考慮に入れなければならないため、最適な関数の設計は困難である。そのため、i) を満たしていないといえる。学習による手法では、Motion Planning Networks (MPNet)[1] や Ota らの手法 [2] がある。これらの手法では、RRT 等の既存手法の経路を学習しているため、障害物の回避をしているものの、複数経路の生成ができない点が挙げられる。また、Value Iteration Networks (VIN)[3] では強化学習を用いて次時刻の行動を決定している。この手法では、未知の障害物条件に対応した衝突回避が可能である一方、複数経路の生成ができない。そのため、ii) を満たしていないといえる。

このように、ロボットの経路計画には i) 衝突回避, ii) 目的に応じた複数経路生成可能性が課題となる。

この課題を解決するため、本研究では、衝突回避経路を複数生成可能なモデルの獲得を目的とする。

2 GANs による障害物回避軌道の計画

Generative Adversarial Networks (GANs) [4] の学習データにロボットの衝突回避姿勢を指定することで、生成データは衝突回避をすることができる [5]。また、潜在空間での隣接関係はロボットの関節角度空間の隣接関係でも保持されているため、潜在空間上での経路をロボットの関節角度空間に写像した場合、ロボットの関節角度空間でも連続的な値となり、ロボットの経路計画をすることができる。

3 最適軌道計画

GANs の Generator の勾配を用いた最急降下法により、関節角度空間での軌道を最適化することができる。本研究では、関節角度空間での速度最小軌道に加えて、加速度最小軌道、加加速度最小軌道、その組み合わせの軌道、曲率最小軌道を提案する。図1に速度最小軌道の概略図を示す。 $\sum_t \|v_t\|_2^2$ を最小化することで、最短経路かつ等速度な軌道が得られる。同様に $\sum_t \|a_t\|_2^2$ を最小化することで加速度の最小軌道を、 $\sum_t \|j_t\|_2^2$ を最小化することで加加速度の最小軌道を、 $\sum_t \|\kappa_t\|_2^2$ を最小化することで曲率の最小軌道を生成する。また、 α, β をハイパーパラメータとして $\sum_t \|v_t\|_2^2 + \alpha \sum_t \|a_t\|_2^2 + \beta \sum_t \|j_t\|_2^2$ を最小化することで組み合わせ軌道を生成する。

GANs による経路計画手法では、GANs の学習済みモデルを1つ獲得できれば様々な軌道最適化が実行でき、使用者が用途に合わせて軌道を選択することができる。

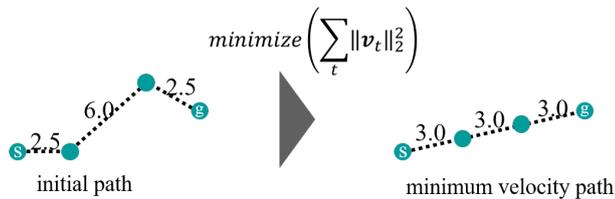


図1 速度最小軌道の概略図. $\sum_t \|v_t\|_2^2$ を最小化することで、最短経路かつ等速度な軌道が得られる。

4 学習

本研究では6自由度アームロボットUR5を用いた。学習データは、 $[\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6, Collision]$ の7次元である。ここで、 θ_n は根本から n 番目の関節角度であり、 $Collision$ は衝突情報である。各関節角度の範囲は $\theta_n \in [-\pi, \pi]$ とし、各関節角度は一様分布に従うようにランダムサンプリングした。 $[\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6]$ で決まるロボットの姿勢が自己衝突する場合 $Collision$ は1、自己衝突しない場合 $Collision$ は0として与えた。学習データをGANsに入力する際、 $Collision$ によって学習データを分け、入力には $[\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6]$ の6次元とし、関節角度は $[-\pi, \pi]$ を $[0, 1]$ に正規化した。データ数は10,000,000とした。

潜在変数は各関節角度と対応付けるため、6次元とし、 $z_n \sim U(0, 1)$ とした。

5 GANsの潜在空間を利用した経路計画

5.1 潜在変数の推定

ロボットを動作させる際、目標の関節角度を指定して、それに対応する潜在変数を推定する必要がある。本研究では、Auto Encoder (AE) による推定とGeneratorの勾配を利用した推定をする。AEとなるようにGeneratorと対となるネットワークを学習した。しかし、潜在変数と関節角度が必ずしも一対一対応せず、生成関節角度が目標関節角度とずれが生じた。また、Generatorの勾配を用いて、目標関節角度とGeneratorの出力の差が小さくなるよう、最急降下法で潜在変数を更新した。生成関節角度と目標関節角度は一致した。

5.2 軌道の最適化

Generatorの勾配を用いて始点と終点の間の姿勢を最適化することにより、軌道を最適化できる。本研究では、関節角度空間での速度/加速度/加加速度/曲率の最小化軌道を作成した。速度最小化前後の軌道を図2に示す。緑色の線は潜在空間での直線を表し、 $[0, 1]$ を $[-\pi, \pi]$ に正規化して z_4, z_5 の2軸で見たものである。与えた始点と終点に対応する潜在変数を最急降下法で推定し、潜在空間で直線を引

いている。水色の領域は学習データの非衝突姿勢の範囲であり、 θ_4, θ_5 の2軸で見ている。赤色の線は、Generatorで写像した後の関節角度の経路であり、 θ_4, θ_5 の2軸で見ている。それらを重ね合わせて1つの図にしている。衝突回避をし、かつ最短経路を結べていることが確認できた。このときの速度プロファイルを図3に示す。速度の大きさが急に大きくなっている点の速度が抑えられ、速度の大きさが一定に保つことができていたことが確認できた。

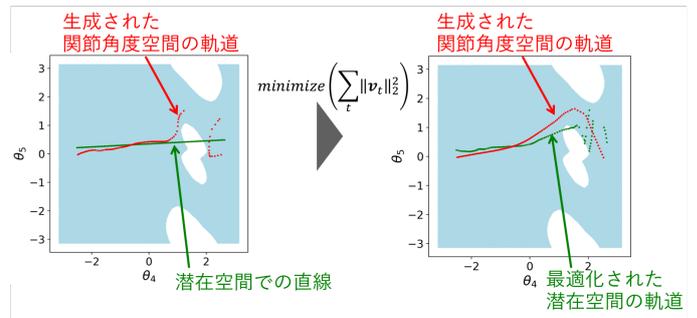


図2 速度最小化前後の軌道。最短軌道を生成できている。

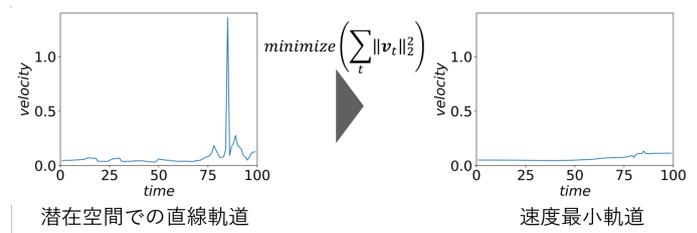


図3 速度最小化前後の速度プロファイル。速度が一定になっている。

6 まとめ

本研究では、GANsの潜在空間を用いて他自由度ロボットの非衝突経路を生成した。また、Generatorの勾配を利用して、目的に応じた異なる衝突回避軌道を複数生成した。今後の研究計画として、手先軌道の最適化、トルク変化最小化といった最適化を検討している。また、ロボットの外部に障害物を配置し、障害物回避を実現することを計画している。

参考文献

- [1] A. H. Qureshi, A. Simeonov, M. J. Bency, and M. C. Yip. Motion planning networks. In *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 2118–2124, 2019.
- [2] Kei Ota, Yoko Sasaki, Devesh K. Jha, Yusuke Yoshiyasu, and Asako Kanazaki. Efficient exploration in constrained environments with goal-oriented reference path. *CoRR*, Vol. abs/2003.01641, , 2020.
- [3] Aviv Tamar, Yi Wu, Garrett Thomas, Sergey Levine, and Pieter Abbeel. Value iteration networks. *Advances in neural information processing systems*, Vol. 29, pp. 2154–2162, 2016.
- [4] Ian Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. Generative adversarial nets. *Advances in neural information processing systems*, Vol. 27, pp. 2672–2680, 2014.
- [5] 安藤智貴, 森裕紀, 鳥島亮太, 高橋城志, 山口正一郎, 岡野原大輔, 尾形哲也. cgansの潜在空間を用いた複数の障害物条件におけるロボットの衝突回避計画. *ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集*, Vol. 2020, pp. 1P1-G04, 2020.