

Swept Volume 検索と逐次二次計画法による 移動マニピュレータの高速な動作生成

○山崎 公俊 (信州大学) 岩崎 拓也 (信州大学), 高瀬 裕 (信州大学)
アーノード ソービ (信州大学), 竹下 佳佑 (トヨタ自動車)

This paper describes a method for obtaining motion sequences for a mobile manipulator given a target end-effector pose. The basic policy of the method is to record various robot actions in the form of motion sequences and associated swept volumes (SVs) in advance, and to select one action that is appropriate for the current situation. Furthermore, the selected action can be changed while the robot is in motion: by using sequential quadratic programming (SQP) to generate a transfer motion between two actions, it is possible to avoid collisions with obstacles found after the robot starts moving. The performance of the proposed method is verified through simulations.

1. はじめに

多自由度ロボットの動作計画では、関節角度などの姿勢変数の目標値もしくは手先姿勢が与えられ、それらに到達するまでのロボットの動きを決定する。もし、周囲に存在している障害物の配置や形状があらかじめわかる場合は、それらに干渉しないことを保証する動作を見つけ出せばよい。一方で、ロボットが動き出してから初めて存在が明らかになる障害物もあろう。それらの障害物をその場で避けるための動きを生成することも重要な課題である。上記二つの事柄についてこれまでも多くの取り組みがある[1-3]。

筆者らの研究グループでは、移動マニピュレータを対象とした動作計画手法を継続的に研究してきた[4][5]。当初はSwept Volume (SV) 表現を中核とした検索ベースの動作生成法を提案し、そののちに逐次二次計画法 (QP) と組み合わせる手法を拡張した。そして、トヨタ自動車㈱製のHSRを実験用プラットフォームとして検証をおこなってきた。本稿では、これまでに発展させてきた手法の構成を整理し、移動マニピュレータに適した高速かつ臨機応変な動作生成が可能であることを示す。

2. 手法の構成

2.1 全体構成

図1は、提案手法の全体構成である。青四角が動作計画中におこなわれる処理を示しており、ロボットの動作前および動作中に呼び出される処理、動作開始後にのみ呼び出される処理がある。具体的には、水色の線で囲んだ部分は動作開始前に呼び出される。一方で、紫の線で囲んだ部位は、ロボットの動作開始後にオンライン軌道修正が必要になると呼び出される。以下では、動作開始前の動作生成を大域的動作生成、動作開始後の動作修正をオンライン動作修正と呼び、それぞれの概要を説明する。

2.2 大域的動作生成

大域的動作生成をおこなうにあたり、あらかじめ蓄積しておいた動作経験を活用する方式を採用する[4]。

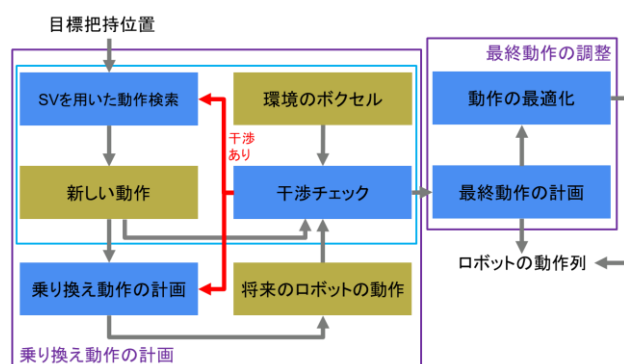


図1 手法の全体像

すなわちこの手法は、事前に動作経験を蓄積するフェーズ (動作経験フェーズ) と、目標手先姿勢と環境の三次元情報を入力として動作生成をおこなうフェーズ (動作生成フェーズ) から成る。

動作経験フェーズでは、ロボットが様々な環境下で動作を生成した際のデータを記録する。ここでのデータとは、環境マップ、目標手先姿勢、動作シーケンス (関節角度列の時系列データ)、そしてロボットが掃引した領域をボクセル集団に近似したSVである。一方で、動作生成フェーズでは、目標手先姿勢が与えられると、センサから得られたデータをボクセル化した周囲環境情報と検索により適切に選出したSVとの干渉チェックをおこない、適切な動作を高速に探し出す。

上述の通り、本手法はデータ検索と簡便な干渉チェックで成り立っている。しかしながらこの方式では、得られる動作による最終手先姿勢の到達精度は、動作経験フェーズで収集したデータの目標手先姿勢の密度に依存する。すなわち、収集したデータ量の削減と動作の精度向上が両立できない。このようなトレードオフの問題に対しては、最終手先姿勢と目標手先姿勢の間のずれを既存の動作計画手法で補完する方針を採用 (この補完動作を最終動作と称する)。最終動作での動作量はわずかであるため、動作計画は基本的に成功する。また、補完対象とな

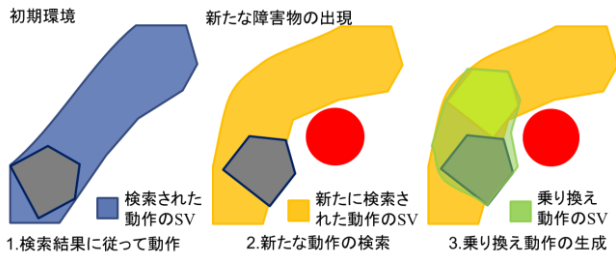


図2 乗り換え動作の生成

る動作は一連の動作のうち最後の部分に当たるため、ロボットが動き出してから補完処理を実行しても差し支えない。よって、大域的動作生成に要する処理時間としては無視できる。

2.3 オンライン軌道修正

前節で述べた手法は、移動マニピュレータのリーチング動作を高速に生成可能である。一方で、一度決めた経路は変更されないことを前提とした方法であるため、実運用においては柔軟性に欠ける。たとえば、走行中に新たに検出された障害物があった場合に、前節の手法でそれを回避するには、計画を最初からやり直す必要がある。その場合、より様々なシチュエーションに対応できることが求められ、それに応えるには膨大な量の動作データを保持しておくことが必要と考えられる。

その問題を避けつつ、その場での動作修正を可能にするため、掃引領域である SV を途中で変更する方針を採ることとし、手法を拡張する。図2は、簡単のためこの概念を2次元平面で表現したものである。まず、初期姿勢にいるロボットが動作生成をおこない、その時点で把握している環境と衝突を起こさない動作列を得る。一番左の青い多角形は、その動作列と紐づけられた SV である。ところが、ロボットが得られた動作の通りに動き出したところ、赤い円で示すように新たな障害物を検出したとする。この場合は、その障害物を避けられる動作を新たに得る。このときの SV を中央の黄色多角形で示した。ただし、ロボットはすでに走行中である。よって、青部分から黄色部分へ乗り換えることが必要になる。そこで、右側の図に緑色の多角形で示す部分その場で新たに生成する。

この方針によれば、乗り換え部分のみ適切に生成できれば、前節の方法はそのまま利用できる。ただし、例えば図2の青い SV に紐づいた動作列から黄色の SV に紐づいた動作列に乗り換えるとして、どの時刻から乗り換えを始め、どの時刻でそれを完遂するかも検討を要する課題である。要するに、ぶつからず、なめらかに乗り換え可能な動作列をその場で算出する必要がある。文献[5]ではこのための検討をおこない、逐次二次計画法を用いて適切な乗り換え動作を生成可能にした。さらに、同様の最適化を最終動作の生成にも活用することで、短く滑らか



図3 リーチング動作の様子



図4 動作修正の様子

な動きで目標手先姿勢に到達できるようにした。

3. 手法の性能評価

HSR を用いた実験およびシミュレーションにより手法の効果を検証した。大域的動作生成については、テーブルの上や棚に置かれた物品へのリーチング動作について、40msec 程度で動作生成ができることがわかった。なお、同じ環境で CBiRRT を用いた場合は 400msec 程度の時間がかかった。実機実験の様子を図3に示す。

オンライン軌道修正については、修正動作を生成するのにかかる時間が CBiRRT の 1/4 程度で済むことがわかった。MPNet [2]とも比較したところ、動作生成時間は提案手法のほうが 60%程度高速であり、動作生成の成功率は 15%程度高かった。シミュレーションでの動作の様子を図4に示す。

4. まとめ

本稿では、筆者らが進めてきた移動マニピュレータのための動作生成手法を紹介した。SV 検索と逐次二次計画法の組み合わせにより、リーチング動作を高速に、高い成功率で生成できることがわかった。今後の展開としては、より複雑な環境およびタスクへの対応や、事前データの収集方法の確立などがある。

参考文献

- [1] J. Schulman, et al., "Motion planning with sequential convex optimization and convex collision checking," *Int. J. Robotics Research*, vol.33, no.9, pp.1251–1270, 2014.
- [2] A. H. Qureshi, et al., "Motion Planning Networks: Bridging the Gap Between Learning-Based and Classical Motion Planners," *IEEE Trans. on Robotics*, vol. 37, no. 1, 2021.
- [3] A. Fishman, A. Murali, C. Eppner, B. Peele, B. Boots, D. Fox, "Motion Policy Networks," in *Proc. of the 6th Conference on Robot Learning (CoRL)*, 2022.
- [4] R. Zhu, et al., "Online motion generation using accumulated swept volumes," *Advanced Robotics*, Volume 36, Issue 6, pp. 368 – 380, 2021.
- [5] T. Iwasaki, et al., "Online Motion Planning Based on Swept Volume Search with Replanning Using Sequential Quadratic Programming," *Advanced Robotics*.