

# ベイズ最適化を用いた移動マニピュレータによるドア開け動作の生成

Generation of Door Opening Motion in a Simulated Mobile Manipulator by Bayesian Optimization

○ Arjonilla García, Francisco Jesús

正 小林 祐一

Francisco Jesús ARJONILLA GARCÍA, Shizuoka University

Yuichi KOBAYASHI, Shizuoka University

We propose a new method for solving the learning problem in the door opening task based on Bayesian optimization. The method is evaluated in a simulation of a door with rotating handle and an omnidirectional mobile robot with two 6-DoF manipulators. In this method, the objective function of Bayesian optimization runs a simulation where the robot attempts to open the door by moving the grip in a direction indicated by a five-dimension problem space. The value of the objective function is the time until the robot encounters forces or torques above a certain threshold. The results indicate that learning the sequence of movements necessary to open a door requires no more than 15 trials for each movement.

**Key Words:** Mobile robot, door opening, Bayesian optimization, simulation, trajectory

## 1 緒言

多品種少量生産の必要性が高まるとともに、製品の入れ替えが激しい工場では、より高い柔軟性が求められている。そのため、ロボットは設置や再利用のコスト面で負担になることなく、工場の変化速度に対応する必要がある。その一方で、人と協働するロボットの導入も活発化している。協働ロボットの活動環境において、人間が利用するドアや人の活動に関わる障害物との遭遇が想定される。ドアを開けるタスクを対象とした研究は活発に行われており、画像処理、取っ手認識、ナビゲーション、運動学、触覚と力のセンシング、機械学習など、注意を要する多くのサブタスクがある。ドア開けタスクにおける研究の課題の一つとして、ロボットがドアを開けるために必要な一連の動作が、設計者により詳細に設計・固定されておりそのために柔軟性を欠く（ハードコーディングされている）ことをあげることができる。

これに対して、例えば [2] では、ドア開閉タスクにおいて、複数の選択肢の中から動作を決定するモジュール型の予測型深層学習モデルを使用した方法を提案している。この研究では効率の良い教示方法を提案しているが、人からの教示の量を減らすという観点からは、ロボットが環境に関する知識をもたない（拘束運動であることのみを既知とする）状態から、ロボット自身の力学的な環境との相互作用のみから運動を発見することも重要である。そこで本研究では、より少ない教示により物理拘束のある動作を獲得させることを目標とし、物理的な拘束を評価関数に反映させ、ベイズ最適化のアプローチにより未知拘束環境における動作生成を行う方法を提案する。

## 2 問題設定

本研究では、Fig. 1 に示す 6 自由度アームをもつ移動マニピュレータによるドア開け作業を対象とする<sup>1</sup>。カンチレバー型の取っ手を用いるヒンジ式ドアの物理シミュレーションを実装する。また、6 自由度のアームを持つ全方向移動ロボットを検討するが、これはドアの動き幅に余裕を持たせるのに十分な大きさである。マニピュレータの先には、ドアの取手を掴むグリップを含む。ロボットは、ドアの取手の運動学的な拘束に関する知識をもたないものとする。

本研究の問題は、このドア開け動作において、拘束により過大な内力（拘束力）が発生しない運動方向を発見することである。ロボットは力とトルクのセンサを含み、試行錯誤によって動作方向の空間を探索する。ドアの開閉に適した動きを行う際は柔らかく、そうでない時は大きい拘束力が発生し、それを検知できるものとする。

<sup>1</sup>図のロボットは両腕を有するが、本研究では片方（右腕）と移動台車部分のみを用いた動作生成を考える。

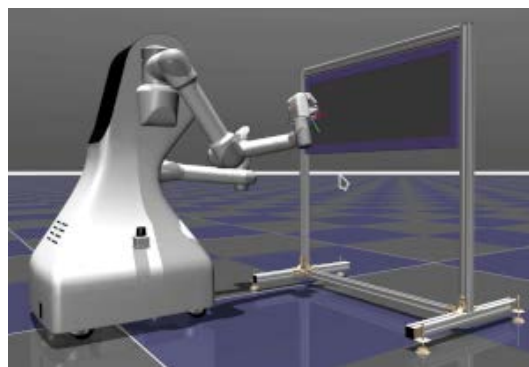


Fig.1: Experimental setup.

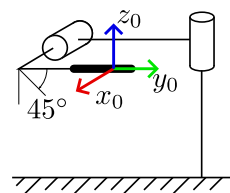


Fig.2: Kinematic diagram of the door. The initial pose is represented as RGB axes at the end of the handle.

## 3 シミュレータの概要

このシミュレーションは、剛体間のソフトコンタクトによる静的・動的摩擦のモデリングに基づく MuJoCo 物理エンジン [8] をベースとしている。ドアは、垂直ヒンジとバネ付きハンドルを備えた実際のドアのダイナミクスを再現するようにモデル化する (Fig. 2 参照)。取っ手を時計回りに 45 度回転させると、ロボットの方にドアを開けることができる。シミュレーションでは、可視化しやすいようにドアの縦サイズを狭くする。ドアはロボット側のみ回転し ( $0 < \phi_{\text{door}} < \pi$ )、取っ手は最大 45 度回転する ( $-\frac{\pi}{4} < \phi_{\text{handle}} < 0$ )。

ロボットは、移動可能な全方位ベースと、ロボット上部付近の左右に設置された 2 つの 6 自由度 (6-DoF) マニピュレータで構成されている。2 番目の片方のアームは、ベースに対して位置と姿勢を固定されている (Fig. 3 参照)。このロボットは、Squase

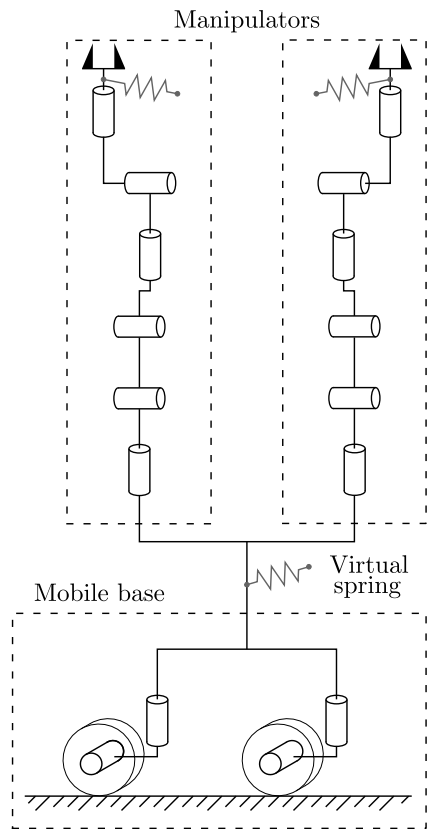


Fig.3: Kinematic diagram of the robot with a double active caster assembly and two 6-DoF manipulators. Inverse kinematics is achieved by applying forces and torques from virtual springs iteratively [6].

社が設計した「Conoid」というロボットを模擬したものである。マニピュレータなしの高さは1.17m、重さは約140Kgである。移動可能な全方位ベースは2対のアクティブキャスターによって実現する[4]、四角いベースの四隅に4対のパッシブキャスターを配置する。アクティブキャスター車輪には、車輪の方向を決めるための関節と駆動するための関節の2つがある。受動キャスター車輪はバランスを取り、水平を保つためのものである。

与えられた手先位置・姿勢を実現するマニピュレータ関節角度とベースの位置・姿勢を計算する方法として、逆運動学手法の解法である「Inverse kinematics with prioritized multiple targets」[6]を用いた。この方式の利点は、冗長な逆運動学問題において、優先度を与えて解を一意に定めることができることである。また、望ましい位置と姿勢が運動学的に実現不可能な場合でも、与えられた目標に近い解を見つけることができる。マニピュレータの制御は、重力補償を含むPID制御器として構成されている。PID制御器は、手先の速度に対して台形のプロフィールを定義し、PIDループでトルクを制御する（Fig. 4参照）。上記のプロファイル生成にもとづくPID制御は各関節ごとに独立して実行する。速度プロフィールの生成は、基準角度と関節角度が離れているときに、PID制御ループによって関節にかかるトルクが妥当な値内に収まるように機能する。

#### 4 ベイズ最適化を用いたドア開け動作の生成方法

本研究では、ベイズ最適化 [3] にもとづいた効率的な動作探索方法を提案する。ベイズ最適化では、実数値の目的関数  $f_b$  を改善する確率に基づいて各反復が選択される。目的関数は反復ごとに呼び出され、最適化する値を取得する。「bayesopt()」というMatlabの実装を使用する [7]<sup>2</sup>。本適用において、探索空間は5

<sup>2</sup>この実装では目的関数を最小化するため、最小値を探索する。

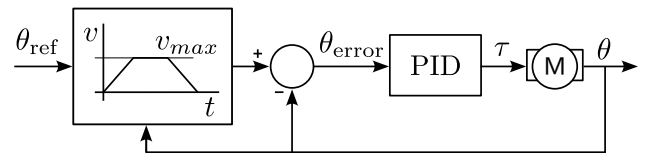


Fig.4: Each joint controller in the manipulator has two feedback loops: An inner PID and an outer trapezoidal speed profile.

次元の超立方体で、各次元の探索域は正規化された  $-1$  から  $+1$  の間とする。この内訳は、3次元空間における並進と回転の6次元に対して、ドアが開く経路に沿った自由運動に相当する1次元を引いた5次元である。

ベイズ最適化では、目的関数  $c = (c_1, \dots, c_5)' \in [-1, 1]^5$  で使用する座標を次のように設定する。 $c$  は、並進や回転を含み、ロボット手先の相対的な移動方向を表す。 $c_1$  と  $c_2$  は、並進ベクトルを定義する単位球内の点を表す。 $c_3$  と  $c_4$  も同様に、回転軸を定義する。各反復の最終的な位置と姿勢は、まず最大並進距離を  $w = 0.15\text{m}$  に、最大回転を  $180^\circ$  に固定して定義される。 $c_5$  は並進と回転の比率を設定し  $c_5 = -1$  なら並進のみ、また  $c_5 = 1$  なら回転のみを表す。

次に動作を開始し、グリップを初期姿勢  $p_0$  から上記の説明のように  $c$  で定義される相対座標まで制御する。並進は線形補間、回転は SLERP (Spherical-Linear 補間) で制御する。この姿勢に到達するまでの時間は、4秒とする。ロボットの制御の間は、力センサとトルクセンサの値をモニタし、そのノルムを閾値と比較する。動作開始から力・トルクセンサ検出の閾値を突破するまでの時間間隔を「衝突までの時間」 $t_c$  とする。力とトルクの閾値は定数されており、以前の実験の実行で試行錯誤で確立されたものである。目的関数の値は、衝突するまでの時間とする。

ベイズ最適化の完了後、予測された最適な座標でもう一度シミュレーションを行い、衝突時のグリップの位置と姿勢を取得する。この姿勢は、望ましい手先の軌跡の最初の経路部分である。ベイズ最適化は、以下の2つの違いを除いて、後続の経路部分で繰り返し実行される。第一に、後続の最初の位置と姿勢は最後の部分の位置と姿勢とする。第二に、コスト関数の値は罰を含む。罰 ( $t_p = 5$ ) は、グリップが遠ざかるのではなく、最初の経路部分の初期姿勢に近づく時に適用される。したがって、試行された経路がドアが閉じている位置から離れると、 $t_p = 0$  となる。

$$f_b = -t_c + t_p \quad (1)$$

2つの姿勢間の距離は、SO(4)上の双四元数を用いて回転変換として計算される [1]。この距離関数は、3次元の剛体変換に相当する4次元の超球を考慮することにより、3次元の並進と回転を4次元の回転に一般化するものである。本実験では、超球の半径は0.1mである。各経路部分の最後にある一連の姿勢は、姿勢間の補間によって最終的なグリップの軌跡を定義している。ドアが完全に開いた状態に到達した時点で、ロボットのドア開け動作が完了したと判定し、終了する。

## 5 シミュレーション

提案するベイズ最適化動作生成方法をシミュレーションにおいて検証した。複数回の検証を総合的に評価した。1経路部分あたり約15回の目的関数評価で、半分以上の確率でドアを開けることに成功することが確認された。ドアを開けるのに必要な経路部分数は、取っ手を回すのに2~3、ドアを引くのに3~4と、およそ6であった。Fig. 6に示すように、目的関数が試行動作を繰り返すことで減少させられていることがわかる。動作探索の様子をFig. 5に示す。ドアを閉めた状態での最初の姿勢(a)、取手を回転させる動作(b)及びドアを回転させる動作(c)を経て、一連のドア開け動作が発見されていることが確認できる。(c)では、取手回転によりドアのロックが外れ、取手が少し元の水平姿勢に戻っている。(d)bayesopt()では、新たな探索によりドアをより広く開く方向への動作を試行していることが確認できる。

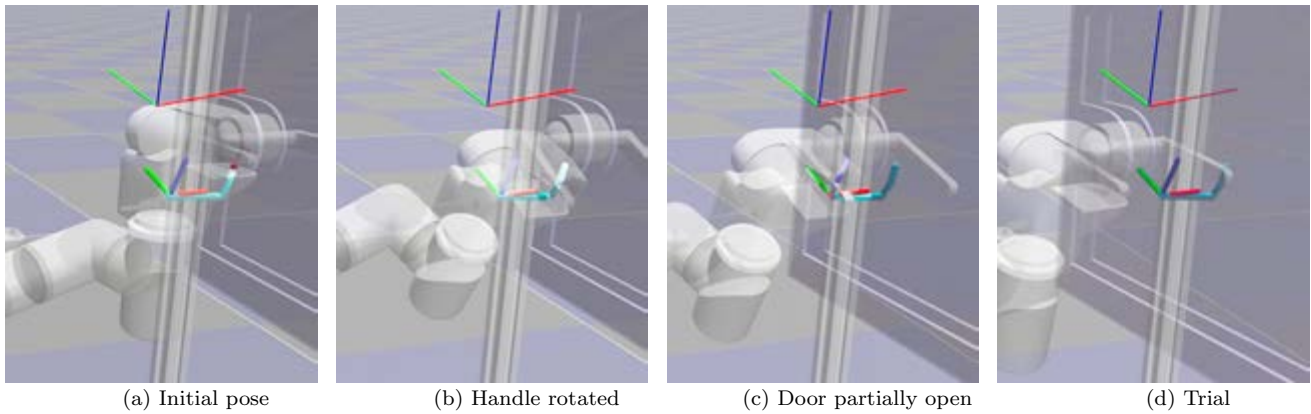


Fig.5: Screenshot of simulation during experiment. The robot is following the trajectory discovered in previous sections (light blue) to position the gripper at the initial pose (RGB short axes) for exploration in the direction indicated by Bayesian optimization (RGB long axes).

---

**Algorithm 1:** Acquisition of opening trajectory

---

```

initialization;
while door not open do
  for  $i \leftarrow 1$  to 15 do // bayesopt()
    run acquisition function;
    /* Objective function */
    convert  $[-1, 1]^5$  to pose direction;
    follow previous sections in simulator;
    follow pose direction in simulator;
    return time to collision;
  simulate best estimated pose direction;
  append pose to trajectory as section;

```

---

## 6 結言

本研究では、ドア開け作業を例に取り、未知環境におけるロボットの拘束運動生成をベイズ最適化により行う方法を提案した。各動作区間において、平均 15 回という低い試行回数で適切な運動方向を発見することが可能であることが確認された。今後の課題として、実機ロボットを用いた実装・検証があげられる。物理シミュレーションにおいてもアクチュエータやセンサのノイズ・外乱を考慮することが可能であり、不確実性を反映させた検証を通じて、実機での検証を行う。また、ドア開け作業以外の環境との拘束を有する運動として、バルブの回転、スライドドアの開閉などの動作における検証も行う。

### 謝辞

この成果は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) の助成事業 (JPNP18002) の結果得られたものである。また、提案手法の構想に当たり助言をいただいた芝浦機械株式会社の中村陽一郎氏と東洋大学の山田和明氏に謝意を示す。

### 参考文献

- [1] K. R. Etzel, J. M. McCarthy, “A metric for spatial displacements using biquaternions on  $SO(4)$ ,” *Proc. of International Conference on Robotics and Automation*, (1996).
- [2] H. Ito, K. Yamamoto, *et al.*, “Efficient multitask learning with an embodied predictive model for door opening and

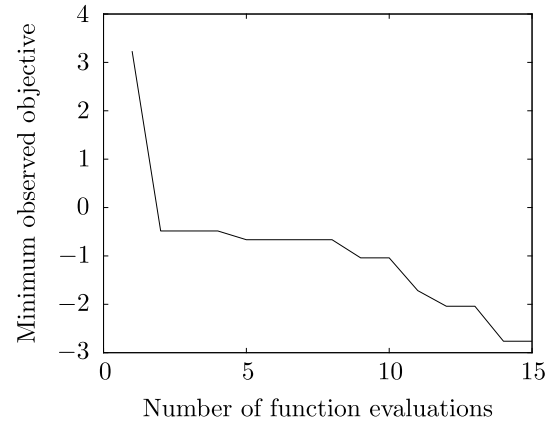


Fig.6: Minimum value of the observed objective function during exploration of one of the sections.

- entry with whole-body control,” *Science Robotics*, vol.7, no.65, (2022).
- [3] R. Garnett, “Bayesian optimization,” *Cambridge University Press*, (2023).
- [4] H. Kitagawa, T. Ohno, *et al.*, “Development of differential-drive steering system for omnidirectional mobile robot,” *Journal of the Robotics Society of Japan*, vol.27, no.3, pp.343–349, (2009).
- [5] M. Nishimura, H. Shimizu, *et al.*, “Door opening with mobile manipulator using force estimation,” *Proceedings of the JSME annual Conference on Robotics and Mechatronics*, 1A1-A07, (2022).
- [6] M. Sekiguchi, N. Takesue, “Fast and robust numerical method for inverse kinematics with prioritized multiple targets for redundant robots,” *Advanced Robotics*, vol.34, no.16, pp.1068–1078, (2020).
- [7] <https://mathworks.com/help/stats/bayesopt.html>
- [8] E. Todorov, T. Erez, *et al.*, “MuJoCo: A physics engine for model-based control,” *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.5026–5033, (2012).