

ロバスト MPC を用いたロボット群による Information Seeking

Information Seeking of a Robot Swarm based on Robust Model Predictive Control

○正 江本周平 (IHI)

Ilge Akkaya (UC Berkeley)

Edward A. Lee (UC Berkeley)

Shuhei EMOTO, IHI Corporation, syuuhei_emoto@ihi.co.jp

Ilge AKKAYA and Edward A. LEE, University of California, Berkeley

In this paper, we propose a cooperative multi-robot control system, operating in dynamic and uncertain environments. We focus on a robust model predictive control (robust MPC) framework that enables robotic agents to operate in uncertain environments. The proposed system includes multiple observation robots that gather information cooperatively as well as a main robot controlled by the robust MPC. Therefore, the system works for not only treating the uncertainty but also decreasing it so that the performance of the robust MPC can be improved. We carry out a Monte Carlo simulation of a multi-robot collision avoidance scenario and analyze a required time for the main robot to arrive at the goal. Simulation results show that the information acquisition by the observation robots enables the main robot to move efficiently and arrive at the goal faster than a case without the observation robots.

Key Words: Cooperative observation, estimation, robust control, robotic swarms

1. はじめに

近年、ロボットの適用先として、建設や災害現場における情報収集、搬送、施工などの作業が注目されている (図 1)。これらのアプリケーションでは、ロボットは、人や瓦礫などの障害物に囲まれた環境で動作する。また、ロボットが図 1(b) のような災害現場で活動する場合、未知の環境を計測しながら作業するため、センサノイズなどの外乱がある中で、障害物とぶつからないように動く必要がある。

一般的に、外乱に対応する制御手法として、ロバストモデル予測制御 (ロバスト MPC) が知られている [1]。通常の MPC は、周囲の物体やロボットの未来の状態 (位置や姿勢など) を一定時間分予測して、衝突回避などの制約を守りつつ、状態が最適となるような制御入力を求める。この時、物体の現在位置や速度などの情報に誤差があると、予測誤差が大きいため、制約を満たす制御入力を求めることができず、そこでロバスト MPC では、一点の予測値だけでなく、到達しうる状態の集合 (Reachability Set) を求め、集合全体が制約を満たすような制御入力を求める。これによって、予測誤差が集合の範囲内なら、ロボットは確実に制約を満たすことができる。

ロバスト MPC の課題は、不確実性の高い環境で性能が低下することにある。例えば、センサノイズなどの外乱が大きいと、予測誤差が大きくなることを想定して、Reachability Set の範囲を拡大する必要がある。したがって、集合全体が制約を満たすように、極めて保守的な制御をするため、ロボットに与えられた本来のタスクを実行する性能が低下する。

上述の課題に対して、本研究では、複数の観測ロボットの Information Seeking によって、ロボットの性能を向上させるロボット群システムを提案する。Information Seeking は、システムが得る情報量を増やすための行動制御則 [2] である。これまでの研究で、観測ロボットによって情報の不確実さが減り、ロバスト MPC の性能が向上することが確認されている [3]。本稿では、ランダムなセンサノイズを与えながら、多数回のシミュレーションを行ない、提案手法による効果を評価した。

2. システムの構成

2.1 メインフレームワーク

図 1(b)に示すように、搬送ロボットやマニピュレータなどの、アプリケーション固有のタスクを実行するロボットを、「メイ

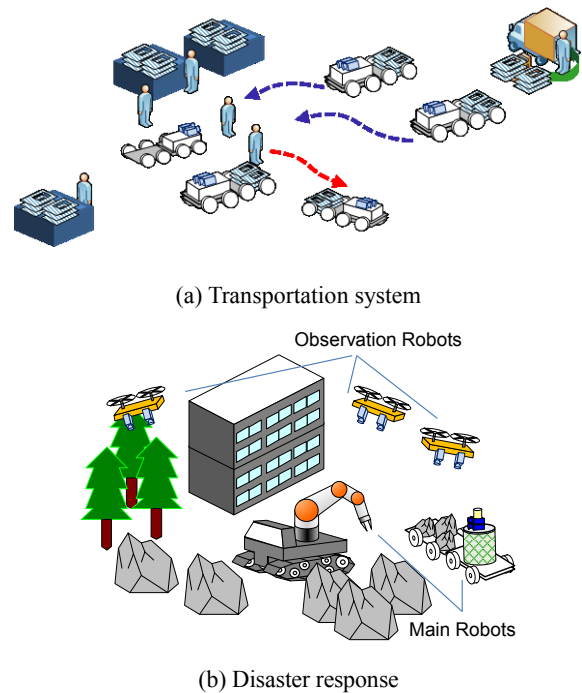


Fig. 1 Robotic application in uncertain environment

ンロボット」とする。提案するロボット群システムでは、メインロボットの他に、環境を観測する「観測ロボット」を用いる。メインロボットと観測ロボットの基本的な制御フローは同じである (図 2)。図 2 のフローの中で、目的関数 (Objective Function) だけがロボットごとに設定される。

2.2 観測と推定

本研究では、図 3 に示す衝突回避問題を題材とする。メインロボットや観測ロボットは、搭載しているレーザーセンサによって、障害物の位置を計測できる。各ロボットは観測値を互いに配信しあい、受信した観測値を使って、障害物の位置と速度を推定する (図 2)。

障害物の状態推定には、式(1)で表される状態空間モデルを使った UKF (Unscented Kalman Filtering) を用いる。

$$\begin{aligned} X_t &= [Po_t \ Vo_t]^T, \\ X_{t+1} &= \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} Po_t \\ Vo_t \end{bmatrix} + \omega_t, \\ z_t &= (Po_t - Pr_t) + \eta_t, \end{aligned} \quad (1)$$

ここで、 Po_t, Vo_t は、それぞれ障害物の2次元位置と速度を、 Pr_t は、ロボットの位置を表す。 ω_t と η_t は、それぞれ、プロセスノイズ、観測ノイズの想定値を表す。

2.3 制御量の最適化

各ロボットは、x 方向、y 方向の加速度を制御入力とする。ロボットの軌道生成方法の模式図を、図 4 に示す。まず、自分のロボット (Robot)、障害物 (Obstacle)、他のロボット (Robot i) の Reachability Set を、以下のように求める。

- ・自ロボット：前回の制御ステップで計算した制御入力を使って、 N ステップ分の軌道を予測する。予測した軌道から一定範囲を Reachability Set とする。
- ・障害物：2.2 の方法で求まる推定結果を使って、 N ステップ分の未来の位置を予測する。この時、UKF が算出する推定値の誤差分散行列を使って、予測値の誤差範囲も算出し、これを Reachability Set とする
- ・他ロボット：各ロボットは、他のロボットが前回のステップで算出した制御入力を、通信で受け取る (図 2)。受信した制御量を使って、他のロボットの軌道を予測し、予測した軌道から一定範囲を Reachability Set とする。

自ロボット、他ロボットの Reachability Set の大きさは、制御入力が前回値からどの程度変化しうかを考慮して、事前に決定する。

次に、予測した Reachability Set を用いて、式(2)の最適化問題を解くことで、ロボットの加速度入力を算出する。

$$\min_{U_{t+1} \dots U_{t+k}} f_0, \quad (2)$$

subject to:

$$\begin{aligned} f_1 &\leq 0 \quad (f_1 = |V_{t+k}|^2 - Vmax^2), \\ f_2 &\leq 0 \quad (f_2 = |U_{t+k}|^2 - Amax^2), \\ f_3 &\leq 0 \quad (f_3 = \|Rs_{t+k} - Pr_{t+k}\|_2 - \sigma r_{t+k}), \\ f_4 &\leq -\alpha \cdot \sigma_{4,t+k} \quad (f_4 = Dmin - \|Po_{t+k} - Pr_{t+k}\|_2), \\ f_{5-i} &\leq -\alpha \cdot \sigma_{5-i,t+k} \quad (f_{5-i} = Dmin - \|Ro_{i,t+k} - Pr_{t+k}\|_2), \\ (i=1, \dots, n \quad n: \text{他のロボットの数}) \end{aligned}$$

ここで、 V_t と U_t は、それぞれロボットの速度、加速度である。 Rs_t と $Ro_{i,t}$ は、それぞれ、自ロボットの予測軌道、他ロボットの予測軌道を表す。 σr_t , $\sigma_{4,t}$, $\sigma_{5-i,t}$ は、それぞれ自ロボット、障害物、他ロボットの Reachability Set の大きさ (図 4 の円の半径) を表す。 α は、Reachability Set を拡大する比例係数であり、調整パラメータである。

式(2)の関数 f_0 は、後述する目的関数であり、 $f_1 \sim f_5$ は不等式制約関数である。 f_1 , f_2 は、それぞれロボットが最大速

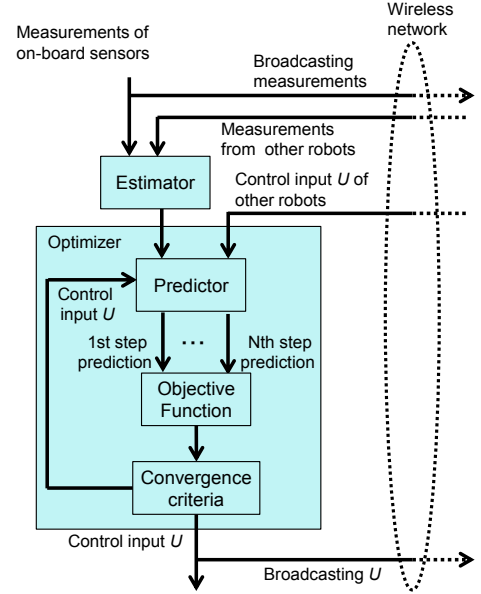


Fig. 2 Control flow of each robot

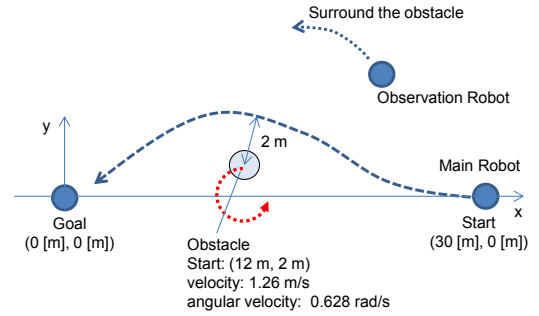


Fig. 3 Scheme of the collision avoidance scenario

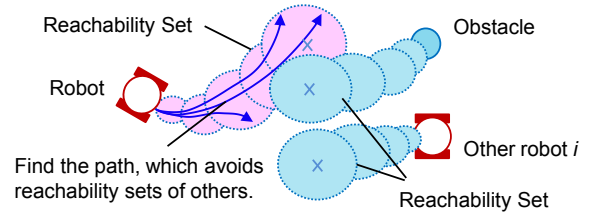


Fig. 4 Scheme of the distributed robust MPC

度 ($Vmax$)、最大加速度 ($Amax$) を超えないようにするための制約関数である。 $Vmax$, $Amax$ の値は、ロボットのハードウェア仕様に応じて決定する。 f_3 は、ロボット位置 (Pr_t) が自分の Reachability Set 内に入ることを保証するための制約関数である。 f_4 , f_5 は、ロボットが障害物や他のロボットの Reachability Set に入らないように制御するための制約関数である。 $Dmin$ は、安全に衝突を回避するために必要な距離である。 $f_3 \sim f_5$ によって、各ロボットは、障害物や他のロボットの Reachability Set に入らず、かつ、自分の Reachability Set の外に出ないように制御される (図 4)。

2.4 目的関数

図 3 の衝突回避問題において、メインロボットは、開始地

点 (30, 0) からゴール (0, 0) を目指して移動する。この事例では、メインロボットの目的関数に、式(3)を用いる。

$$f_0 = \sum_{k=1}^N |Pr_{t+k}|^2 \quad (3)$$

式(3)は、ゴールとの距離の二乗を表し、ロボットの予測軌道がゴールに近づくほど、小さくなる関数である。

メインロボットと違い、観測ロボットには式(4)を用いる。

$$f_0 = -I_{t+K} + \gamma \cdot \sum_{k=1}^N f_6 \quad (4)$$

$$I_t \approx -\sum_{i=1}^M w_{t,i} \cdot \log \sum_{j=1}^M w_{t,j} \cdot PDF(z_{t,i}; z_{t,j}, \eta_t)$$

(M : UKFのシグマ点の数)

$$f_6 = \max(0, \|Po_{t+k} - Pr_{t+k}\|_2 - Dmax)$$

ここで、関数 I_t は、文献[2]で述べられている観測値と障害物の推定値との間の相互情報量の算出式である。 f_6 は、観測ロボットが障害物から離れすぎないように制御するためのペナルティ項である。 $Dmax$ は、センサの計測レンジに基づいて決定される。 γ は、ペナルティの強さを決める重み係数である。

式(4)は、相互情報量が大きくなるほど小さくなる関数である。図 5 に示すように、相互情報量が大きくなるように移動することで、二つのレーザーセンサの観測値から得られる推定値の精度が向上する。したがって、観測ロボットを式(4)によって制御することで、障害物の位置に関する不確かさを減らすことができる。

3. ロボット群システムの性能評価

文献[3]では、観測ロボットが 0~2 台配置して、メインロボットをゴールに移動させた時の軌跡を評価した。その結果、観測ロボットが無い場合に比べて、観測ロボットが 1~2 台ある場合の方が、軌跡が短くなった。ただし、この結果は、1 回のシミュレーション結果であり、ランダムに加わる外乱によっては、結果が変わる可能性がある。そこで、本稿では、状態推定手法を、文献[3]のパーティクルフィルタから、計算効率の良い UKF に改良し、シミュレーションを多数回行なうことで、統計的に性能を評価する。

3.1 試験方法

シミュレーション環境は、Java ベースのモデリング&シミュレーションプラットフォームである Ptolemy II [4] 上に構築する。Ptolemy II は、モンテカルロシミュレーション、機械学習・最適化[5]、Aspect 指向で外乱を挿入する技術[6]、などがライブラリ化されており、様々な外乱を擬似的に発生させてシステムを評価する際に有用である。

表 1 に、シミュレーション試験条件をまとめる。レーザーセンサの特性を模擬するため、観測ノイズは、方位成分 (σb) を距離成分 (σd) に比べて大きな値としている。これにより、観測ノイズは、図 5 に示すような、細長い楕円状のガウス分布となる (表 1 の R は、ロボットの視線方向と x 軸のなす角から作る回転行列である)。本試験では、シミュレーションサイクル毎に、ロボットと障害物の相対位置を算出し、表 1 の観測ノイズを加えることで、外乱の含まれるレーザーセンサ

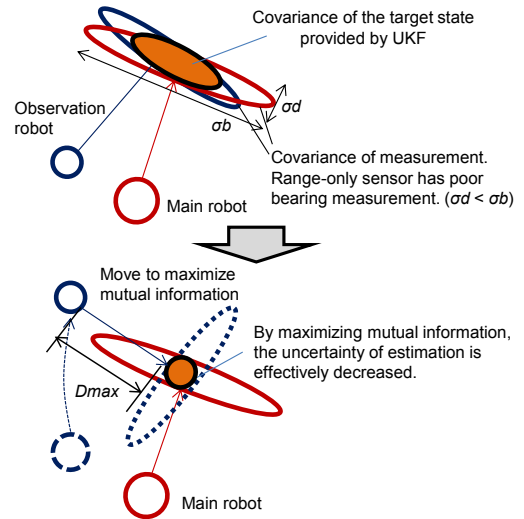


Fig. 5 Scheme of the mutual information based control

の観測値を模擬する。

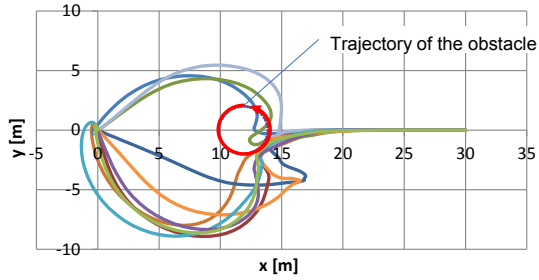
Table 1 Parameter settings

パラメータ	値
観測ロボットの台数	0, 1, 2
プロセスノイズ	$\omega_t \sim N\left((0, 0), \begin{pmatrix} Qp & 0 \\ 0 & Qv \end{pmatrix}\right)$ $Qp = \begin{pmatrix} 0.002 & 0 \\ 0 & 0.002 \end{pmatrix}, Qv = \begin{pmatrix} 0.004 & 0 \\ 0 & 0.004 \end{pmatrix}$
観測ノイズ	$\eta_t \sim N\left((0, 0), R \begin{pmatrix} \sigma d^2 & 0 \\ 0 & \sigma b^2 \end{pmatrix} R^T\right)$ $\sigma d = 0.2 \text{ m}, \sigma b = 2 \text{ m}$
最大速度 $Vmax$	メインロボット 8 m/s, 観測ロボット 16 m/s
最大加速度 $Amax$	メインロボット 8 m/s ² , 観測ロボット 16 m/s ²
$Dmin$	2 m
センサレンジ $Dmax$	30 m
ペナルティ項の係数	$\gamma = 0.001$
スケールファクタ α	$\alpha = 2$
予測ホライズン N	10 steps (1 step = 0.1 s)

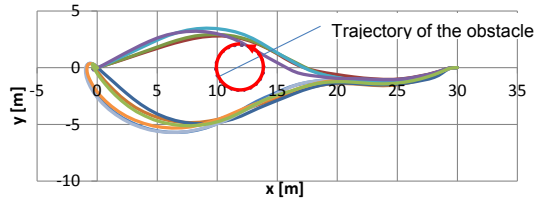
3.2 試験結果

全部で 100 回試行したうちの、最初の 10 回分のメインロボットの移動軌跡を図 6 に示す。図 7 に、メインロボットがゴールに到達するまでにかかった平均所要時間を示す。観測ロボットが無いシステムは、メインロボットがゴールに到達する時間が、他のケースと比べて長くなった (図 7)。これは、障害物を観測するセンサが一つしかないため、障害物の位置や速度の推定精度が低かったためと考えられる。その結果、障害物の Reachability Set が拡大し、メインロボットは、障害物を大きく迂回した (図 6(a))。また、障害物の位置が正確に分からないため、障害物を避けるルートが定まらず、一時的に障害物に接近してしまう傾向があった。このことも、ゴールへの所要時間を延ばした要因になったと考えられる。

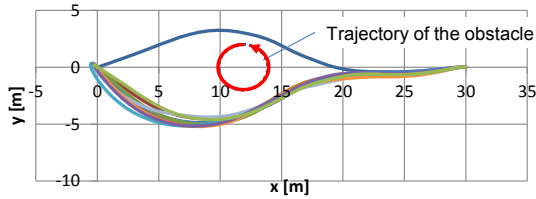
観測ロボットが 1~2 台の場合は、障害物に接近する前からスムーズに衝突回避を始めることで、メインロボットは短い



(a) Number of observation robots: 0



(b) Number of observation robots: 1



(c) Number of observation robots: 2
Fig. 6 Trajectories of the main robot

ルートでゴールに到達した (図 6(b), (c))。その結果、ゴールへの所要時間が、観測ロボットのないケースに比べて大幅に短くなった (図 7)。

図 7 を見ると、観測ロボットが 1 台よりも、2 台のケースの方が、所要時間が短くなっている。試験中の観測ロボットは、障害物を異なる方向から観測するように、大きく広がる動きを見せた (図 8)。このような観測ロボットの動きによって、障害物の位置、速度の推定精度が向上したと考えられる。

本試験の結果は、観測ロボットが増えるにつれて、メインロボットの性能が向上することを示唆している。しかし、図 8 のように、観測ロボット 2 台とメインロボットによって、障害物を三方向から観測している状態は、十分に多視点計測の効果が得られている状態であり、これ以上観測ロボットを増加させても、性能は向上しない可能性がある。今後は、観測ロボットの台数による効果が飽和する限界についても評価する必要がある。

4. 結論

外乱の多い環境に適応できるロボット群システムを提案した。提案手法では、タスクを実行するメインロボットの他に、環境を観測する観測ロボット群を用いる。提案システムの性能をシミュレーション評価した結果、観測ロボットの Information Seeking によって、障害物の位置、速度の推定精度が向上し、メインロボットがゴールにたどり着くまでの時間が短くなった。

今後は、ロボット間の通信や、センサの観測エラーなどの外乱を加えることで、より実環境に近い条件での性能を評価

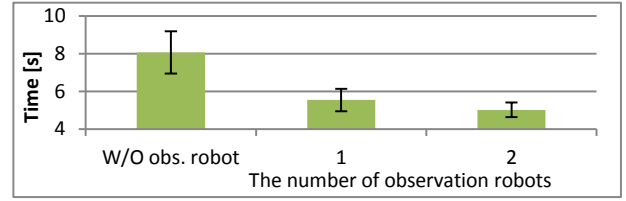


Fig. 7 Average time taken to move to the goal

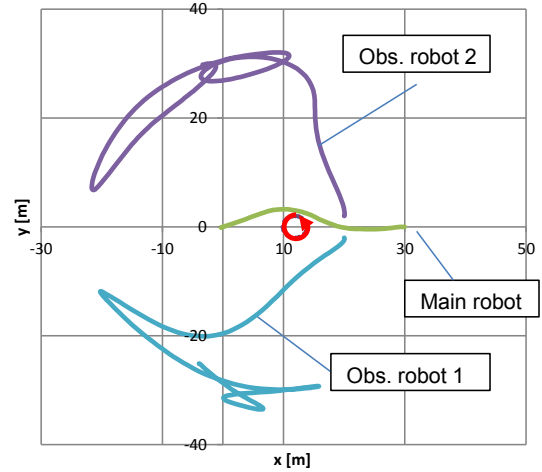


Fig. 8 Trajectories of all robots (No. of observation robots: 2)

する。また、観測ロボットをさらに増やした場合の性能を評価することで、台数による効果が飽和する限界を調べる。これによって、実用に適したロボットの台数や、センサの性能などの指針を得ることを目指す。

謝辞

本研究の一部は、MARCO と DARPA が出資する STARnet (Semiconductor Research Corporation のプログラム) に参加している TerraSwarm Research Center の援助を受けた。

参考文献

- [1] Mayne, D. Q., Seron, M.M., and Rakovic, S.V., "Robust model predictive control of constrained linear systems with bounded disturbances," *Automatica*, vol. 41, pp. 219-225, 2005.
- [2] Charrow, B., Kumar, V., Michael, N., "Approximate representations for multi-robot control policies that maximize mutual information," *Autonomous Robots*, vol. 37, Issue 4, 383-400, 2014.
- [3] Emoto, S., Akkaya, I., Lee, E. A., "Information seeking and model predictive control of a cooperative robot swarm," in *Proc. SWARM 2015*, Osaka, Oct 2015.
- [4] Ptolemaeus, C., editor. "System Design, Modeling, and Simulation using Ptolemy II", Ptolemy.org, 2014.
- [5] Akkaya, I., Emoto, S., Lee, E. A., "PILOT: An actor-oriented learning and optimization toolkit for robotic swarm applications", presented at International Workshop on Robotic Sensor Networks, 2015.
- [6] Akkaya, I., Emoto, S., Lee, E. A., "Systems engineering for industrial cyber-physical systems using aspects," *Proceedings of the IEEE*, 2016, to be published.