

レヴィフライトを用いたクローラ型スワームロボットの複数ターゲット探索

Swarm Crawler Robots Using Lévy Flight in Targets Exploration

正 片田喜章 (摂南大) 長谷川奨 (摂南大) 岡崎尚輝 (摂南大)

Yoshiaki KATADA, Setsunan University, katada @ setsunan.ac.jp

Sho Hasegawa, Setsunan University Naoki Okazaki, Setsunan University

This study tackles the task for swarm robotics where robots explore the environment to detect many targets. When a robot detects a target, the robot must be connected with a base station via intermediate relay robots for wireless communication. In our previous results, we confirmed that Lévy flight outperformed the usual random walk for exploration strategy in an indoor environment. This paper investigated the performance of Lévy flight on many targets detection problem in an outdoor environment through a series of real crawler robots experiments. The result suggests that the swarm robots were not able to find all the target in a given time and there were several positions of the targets which the robots were not good at finding.

Key Words: Swarm Robot, Autonomous Mobile Robot, CNN

1 緒言

スワームロボティクス (SR) とよばれる分野 [1, 2] が注目を集めている。その中でも Sahin ら [3] は単一ロボットでは問題解決が困難もしくは非効率なタスクに対して、構造が簡単で安価に構築でき制御器を含めて完全に均質な自律ロボット (シミュレーションではなく実機) を多数 (最低でも 10-20 台) 用いて解決策を提示しようというアプローチを提案している。このアプローチでは各ロボットに指示を出す監督的なエージェントの存在を前提としないため、スワームの群れ行動は各ロボットの局所的相互作用から必ず創発的に生成されることになる。上述の設計理念に従うと、各ロボットの構成は制御器を含めて均質であることが望ましい。このように設計された SR は頑健性・拡張性・柔軟性という特性を示すことが期待される [1]。

SR では、これまでに空間的な組織化行動・探索行動・集団的意思決定といったタスクが取り扱われてきた [1]。我々の研究グループでは、探索行動の中で協調探索に分類される、ターゲット探索をタスクとして取り扱ってきた。無線ネットワークによって通信可能な複数ロボットを用いてターゲットの探索を行い、あるロボットがターゲットを発見すると、その情報は無線ネットワークを介して基地局に送られる [4]。このとき、ターゲットを検出したロボットから基地局までは無線ネットワークによって連結 [5] されている必要がある。これまで、スワームロボットネットワークにおける基地局と各ロボット間の無線通信の連結性 [5] を保証する通信可能距離とロボット台数の関係について、パーコレーション理論にもとづく計算機実験を行った [6, 7]。さらに、上述の SR により構成される無線ネットワーク (以降、SR ネットワークとよぶ) の連結性を考慮したロボットの台数と無線通信装置を使用し、実環境においてターゲット探索の実機実験を行っている [8, 9]。文献 [8, 9] では、探索アルゴリズムとしてランダムウォークとレヴィフライト [10] を実装し、タスク達成率を比較した。その結果、移動距離が一定なランダムウォークに対し、移動距離が可変なレヴィフライトが圧倒的に優位であることを確認した。また、文献 [11] ではレヴィフライトの移動距離を決定する確率密度関数の種類やそのパラメータの効果を複数ターゲット探索を意識した掃引作業に関する計算機実験において調べている。

文献 [8, 9] では、屋内環境であるコの字型をした廊下 (長手方向: 約 80m) を探索環境としていた。全体として細長い環境であり、ロボットの初期位置から最も離れた所にターゲットを 1 つ配置していた。本稿では、より広い環境として、屋外の人工芝グラウンドを探索環境とし複数のターゲットを配置し、上述のレヴィフライトを実装したクローラ型スワームロボットの探索性能を実機実験により検証する。

以下、2 節ではレヴィ分布について述べる。3 節ではスワームロボットとして使用するクローラ型移動ロボットの構成について述べる。4 節では画像識別を行う識別器とその機械学習について簡単に述べる。5 節ではロボットのコントローラとレヴィフライトの実装法について説明する。6 節では複数ターゲット探索に関する実機実験の設定およびその結果を示す。

2 レヴィフライト

探索実行以前に環境に対する知識が全くない場合を想定する。この場合の探索行動としてランダムウォークが考えられる。ランダムウォークの中でもブラウン運動として扱われるものが一般的である。一方、ランダムウォークの 1 つで、移動距離がレヴィ分布とよばれる確率密度関数にしたがう、レヴィフライト (Lévy flight [10]) が知られている。

レヴィ分布は w を移動距離として以下の式で表される。

$$L_{\alpha, \gamma}(w) = \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} e^{-\gamma q} \cos(wq) dq, \quad \gamma > 0, w \in \mathbb{R} \quad (1)$$

ここで、 γ は分布の大きさを決めるパラメータであり、 α は分布の形状を決めるパラメータで $0 < \alpha < 2$ の値をとる。本確率密度関数は $w = 0$ に関して対称であり、無限大の 2 次モーメントをもつことが特徴である。

文献 [11] では、レヴィ分布を表すいくつかの数式を用いた場合の性能を比較し、小山ら [12] が用いた式が最も良い探索性能を示すことを報告している。文献 [12] では、 $w \gg 1$ としてレヴィ分布を近似した次式を移動距離の決定に使用している。

$$L(w) \propto w^{-\alpha} \quad (2)$$

ここで、 α は分布の形状を変えるパラメータである。本研究では文献 [11][12] に従い、

$$L(w) \equiv w^{-1.2} \quad (3)$$

に設定する。(3) 式の分布 ($1 \leq w \leq 30$) を Fig.1 に示す。

5.2 節で詳細を述べるが、本研究では (3) 式を利用して移動ロボットの直進移動時間を決定する。移動方向に関しては、一様分布に従いランダムに決定する。

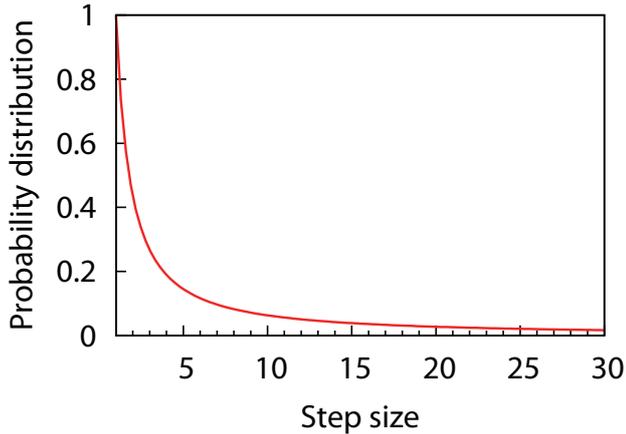


Fig.1 Lévy distribution

3 スワームロボット構成

本研究では、クローラ型の移動ロボットを採用する(図 2)。Nexus robot 社製の台車(310 × 300 × 110mm)に、距離センサ(赤外線:前面に 2 個, 左右側面に各 1 個)、ターゲット検出センサ(赤外線:前面に 1 個, 左右側面に各 1 個)、マイクロコントローラ(Arduino 互換)、無線通信装置(XBee)を搭載する。距離センサの計測可能距離は約 300mm, ターゲット検出センサの計測可能距離は約 200mm である。上述の台車には駆動装置としてクローラと連結された DC モータ 2 個が内蔵されており、マイコンに実装されているモータドライバを介しマイコンから制御する。無線通信装置 XBee は Zigbee 規格であり、アドホックネットワークを構成し、マルチホップ通信が可能である。各ロボットに搭載する XBee は router に設定する。また、後述する実験環境である人工芝グラウンドの探索領域の識別のために、Raspberry Pi 本体を搭載し、カメラモジュールを台車の前面に実装する。

本研究ではターゲットとして取扱いが容易なことから、ロボカップジュニア・サッカーに使用される赤外線発光ボール(直径 74mm)を使用する¹。

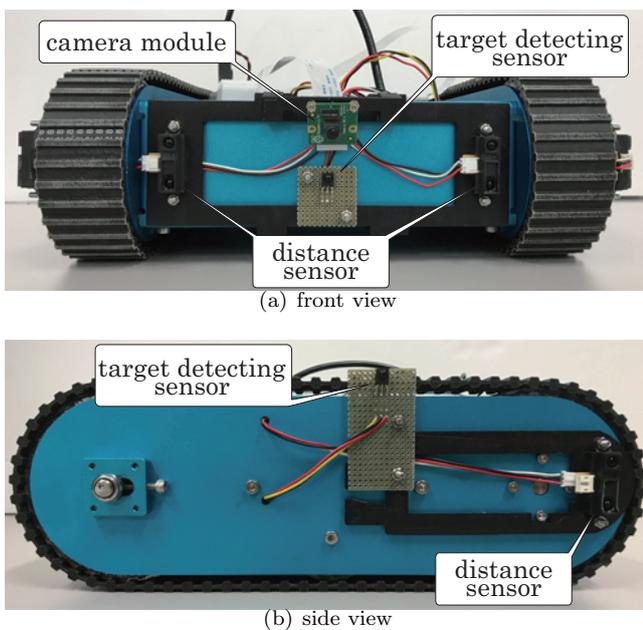


Fig.2 Setup for a crawler robot

¹波長が異なるため距離センサが発する赤外線とは識別可能である。

4 人工芝グラウンドにおける画像識別

本研究では、摂南大学寝屋川キャンパス第 1 グラウンド(図 3)の人工芝グラウンドを実験環境とする。このグラウンドは球技を行うフィールド部分(緑色, 図 4(a))と、その周囲を囲うトラック部分(青色, 図 4(b))に大きく分けられる。フィールド部分を探索領域とするため、グラウンドの外側に移動することを避ける必要がある。そこで、3 節で述べたカメラを用いてフィールド画像とトラック画像の識別を行う。この画像識別 [13] には畳み込みニューラルネットワーク(CNN)[14]を識別器として用いる。CNN の学習について以下に述べる。

3 節で述べたカメラを用いて事前に撮影して予め用意したフィールド部分が映り込んだ画像を 2000 枚, トラック部分が映り込んだ画像を 2000 枚用いて学習を行う。識別器の入力特徴量として画像の RGB 値を用いた。画像を 32px × 32px に縮小した後、画像をランダムに抜き出してデータセット(学習用データ:3500 枚, テスト用データ 500 枚)を作成する。バッチサイズを 35 とし、3500 枚をランダムに分割する。このミニバッチごとに学習をすすめていく。ミニバッチの学習が一巡したときを 1 エポックとして 50 エポック繰り返し続けた。学習結果を表 1 に示す。



Fig.3 Artificial lawn ground in Setsunan University

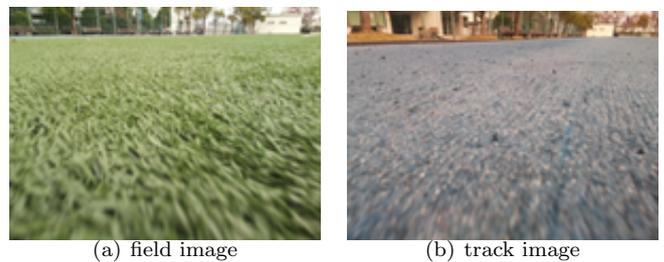


Fig.4 Artificial lawn ground images for classification

Table 1 Performance of the CNN for classification between field and track images

training set		test set	
error	classification [%]	error	classification [%]
2.10×10^{-6}	100	1.49×10^{-2}	99.8

5 コントローラ

5.1 サブサンプシオンアーキテクチャのレイヤ構造

図 5 にスワームロボットに実装するサブサンプシオンアーキテクチャ(SSA)[15]のレイヤ構造 [9] を示す。本研究で扱うタスクを実現する SSA は、ターゲット発見情報送信レイヤ・トラック回避レイヤ・障害物回避レイヤ・ターゲット探索レイヤの 4 層から構成される。図中の I は抑制を表し、上位のレイヤが活性化する場合、下位のレイヤを抑制することを表している [15]。各レイヤはモジュールの結合により構成されている。

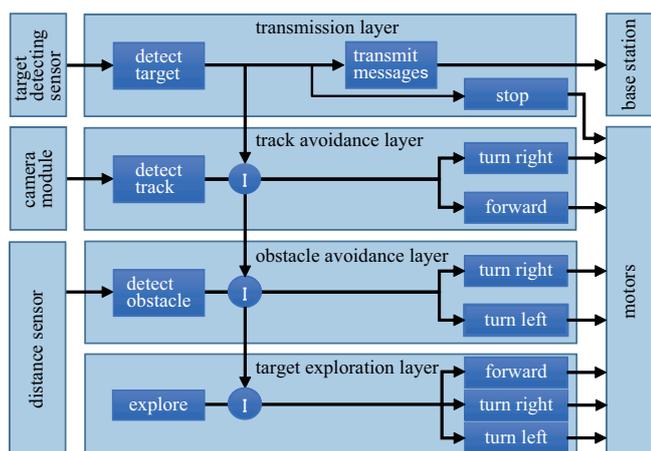


Fig.5 Layer structure of SSA

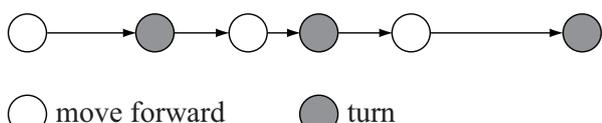


Fig.6 Transition between move phase and rotate phase in navigation

各レイヤの動作を説明する．ターゲット探索レイヤでは，探索モジュールが後述する探索アルゴリズムにより，直進モジュール・右回転モジュール・左回転モジュールのいずれかに実行指令信号を送る．障害物回避レイヤでは，障害物検出モジュールが3節で述べた距離センサからの入力値をもとに，左回転もしくは右回転モジュールに実行指令信号を送り，障害物を回避する．トラック回避レイヤでは，人工芝グラウンドのトラック部分にロボットが進入した場合にトラック検出モジュールが4節で述べたCNNによってカメラ画像からトラックを検出し，右回転モジュール(90[°]・直進モジュール(1秒)の順に実行指令信号を送り，トラックを回避し，フィールド部分へと戻る．ターゲット発見情報送信レイヤでは，目標検出モジュールが3節で述べた左右いずれかのターゲット検出センサの出力値がしきい値を上回った場合に停止モジュールと情報送信モジュールに実行指令信号を送る．情報送信モジュールはSRネットワークを介して基地局へターゲット発見情報を送信する．

5.2 探索アルゴリズムの実装

本研究で用いる左右二輪独立駆動型移動ロボットの仕様では，回転を伴う移動（一般的には旋回と言う）において回転方向をランダムにすることと，移動距離を一定にすることを同時に行うことがその構造上難しい．そこで，回転フェーズと移動フェーズに分けて設定する．移動フェーズでは，ロボットは左右モータを回転させ前進する(図5の探索レイヤにおける直進モジュール)．移動フェーズにおける1ステップの実行時間は実機における予備実験の結果に基づいて $w_0 = 6$ 秒に設定した．移動フェーズ毎の直進移動時間は2節で述べたレヴィ分布により得られる移動ステップ数と w_0 の積で決定され，さまざまな値をとる．回転フェーズでは，{45, 90, 135}[°]のうちいずれかの角度と回転方向(時計回り，反時計回り)をランダムに選択し，あらかじめ測定しておいた，おおよそ，その角度に回転するであろう実行時間でその場で回転する(図5の探索レイヤにおける左右回転モジュール)．また，移動フェーズと回転フェーズを交互に選択する(図6)．

6 ターゲット探索実験

6.1 実験環境

本実験では4節で述べた人工芝グラウンドのフィールド部分を探索領域とする．図7の右下に各ロボットに搭載した無線通信装置と同じXBee (coordinatorとして設定)をPCに接続し，無線通信基地局(以下，基地局)として設置する．また，図の①-⑩

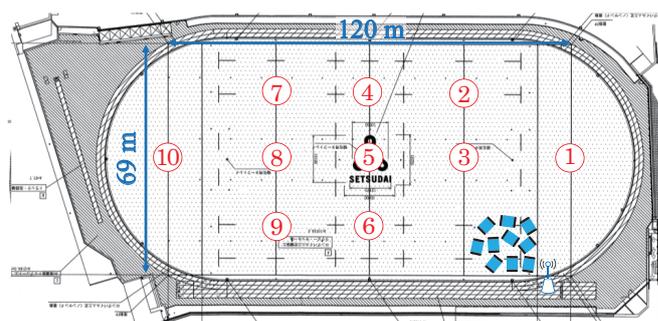


Fig.7 Outdoor environment: artificial lawn ground

の位置にターゲットとして3節で述べた赤外線発光ボールを10個設置する．スワームロボットの初期位置は基地局近傍とし，図の右下とする．

6.2 実験設定

スワームロボットを5節で述べたコントローラに基づいて行動させ，ターゲット探索を行う．探索アルゴリズムとしてレヴィフライトを実装したSSA(図5)を採用する．タスクはスワームロボットがすべてのターゲットを発見するか，1800秒(30分)経過した場合に終了とする．ロボットの初期姿勢はランダムとし，各実験の試行回数は20回とする．

6.3 実験結果

表2および図8, 9に各試行および各ターゲット位置でのターゲット発見率を示す．表の中の○は各試行でターゲットを発見した位置を表している．試行ごとにターゲットの発見率は大きく変動していることがわかる(図8)．すべてのターゲットを発見できた試行はなく，60%が最高であった．本実験で採用した探索アルゴリズムを変えないとすると，本環境のように広い環境では探索時間をより長く，スワームロボットの台数をより多くすることでターゲット発見率を改善できると予想する．

また，ターゲットの位置に関するターゲット発見率(20試行中)にも大きな偏りが見られる(図9)．グラウンドの長手方向中央に位置するターゲット(①③⑤⑧⑩)の発見率が高くなっている．

6.4 考察

上述のように，ターゲット位置に関するターゲット発見率に偏りが見られるが，この要因は未だつきとめられてはいない．文献[11][16]では計算機実験において20×20[m]の正方形環境でレヴィフライトの探索性能を検証しており，探索過程においてロボットの初期位置から遠いターゲットに関して発見に時間がかかることがわかっているが，初期位置からの距離という観点以外からは調べられていない．本探索アルゴリズムでは直進移動時間はレヴィ分布に従って決定されており，移動方向は回転フェーズ，ロボット同士の衝突回避時，トラック回避時に変更される．回転フェーズでは回転方向はランダムに決定されている．ロボット同士の衝突回避は広い環境では初期位置近傍を除けば頻繁には起こらない．これらを考慮すると，トラックへの進入角度が毎回異なるものの，トラック進入時に起動するトラック回避レイヤにおける右回転モジュールの回転角度が一定であることが影響している可能性がある．

7 おわりに

本稿では，屋外環境におけるクローラ型スワームロボットによる複数ターゲット探索に関してレヴィフライトに基づく探索アルゴリズムが示す探索性能を実機実験によって検証した．結果として，すべてのターゲットを発見できた試行はなかった．また，ターゲットの位置により，ターゲット発見率に大きな偏りが生じることがわかった．

今後，探索過程における位置に関するターゲット発見率の偏りの有無およびトラック回避行動がターゲット発見率に与える影響を調べ，探索アルゴリズムの改善を行なっていきたい．

Table 2 Positions and the number of targets detected for each trial

trial	target No.										detection rate [%]
	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦	⑧	⑨	⑩	
No.1			○	○	○			○	○	○	60
No.2	○		○		○			○	○	○	50
No.3					○	○					20
No.4					○			○			20
No.5	○		○		○						30
No.6	○				○		○				30
No.7	○	○	○								30
No.8	○				○	○					30
No.9	○										10
No.10				○						○	20
No.11	○		○								20
No.12	○	○			○			○			40
No.13		○	○					○	○		40
No.14	○				○						20
No.15			○					○			20
No.16	○		○		○						30
No.17	○		○	○				○			40
No.18	○	○	○	○	○					○	60
No.19	○							○			20
No.20				○	○					○	30
detection rate [%]	65	20	50	25	60	10	5	40	10	25	31

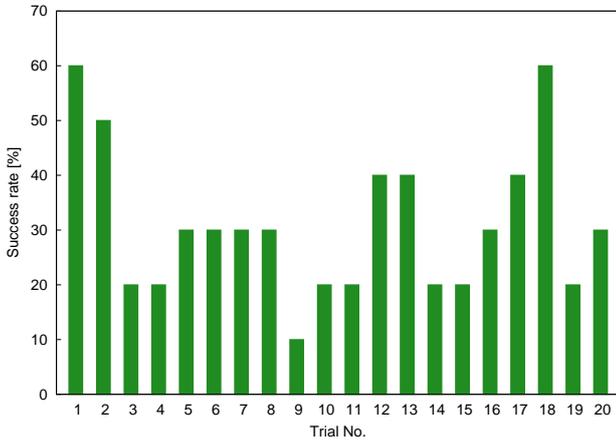


Fig.8 Success rate for each trial

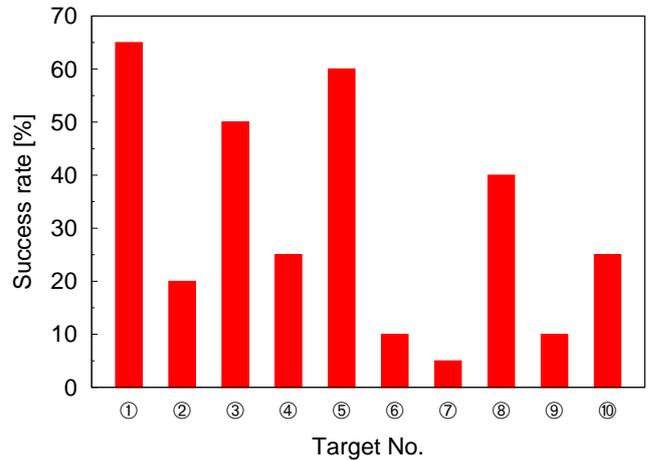


Fig.9 Success rate for each target

参考文献

[1] M. Brambilla, E. Ferrante, M. Birattari, M. Dorigo, “Swarm Robotics: A Review from the Swarm Engineering Perspective,” *Swarm Intelligence*, vol.7-1, pp.1–41, 2013.

[2] 大倉和博, “特集 スワーム : 群れの創発的挙動生成”, 計測と制御, vol.52-3, pp.179–182, 2013.

[3] E. Şahin, “Swarm Robotics: From Sources of Inspiration to Domains of Application,” *Swarm Robotics. SR 2004, Lecture Notes in Computer Science*, **3342** Springer, Berlin, pp.10–20, 2004.

[4] 杉山久桂, 辻岡哲夫, 村田正, “ネットワーク化された群ロボットにおける被災者発見システム”, 情報処理学会論文誌, vol.46-7, pp.1777–1788, 2005.

[5] J. Li, L.L.H Andrew, C.H. Foh, M. Zukerman, C. Hsiao-Hwa, “Connectivity, Coverage and Placement in Wireless Sensor Networks,” *Sensors*, vol.9-10, pp.7664–7693, 2009.

[6] Y. Katada, “Connectivity of Swarm Robot Networks for Communication Range and the Number of Robots Based on Percolation Theory,” *Proceedings of the 2014 IEEE/SICE International Symposium on System Integration*, pp.93–98, 2014.

[7] 片田喜章, “通信距離とノード数に対する無線通信ネットワークの連結性”, 計測自動制御学会 システム・情報部門学術講演会 2015 講演論文集, pp.1135–1138, 2015.

[8] 片田喜章, 西口晃央, 森脇和也, 渡壁亮介, “レヴィフライトを用いたスワームロボットネットワークのターゲット探索”, ロボティクス・メカトロニクス講演会’15, 講演論文集 CD-ROM, 2A1-K06, 2015.

[9] Y. Katada, A. Nishiguchi, K. Moriwaki, R. Watakabe, “Swarm Robotic Network Using Lévy Flight in Target Detection Problem,” *Artificial Life and Robotics*, vol.21-3, pp.295–301, 2016.

[10] P. Lévy, “*Theorie de l’Addition des Variables Aleatoires*,” Gauthier-Villars, 1937.

[11] 片田喜章, “レヴィフライトを用いたスワームロボットネットワークによる探索 - 掃引作業に関する計算機実験を用いた検証”, 計測自動制御学会論文集, vol.54-1, pp.22–30, 2018.

[12] 小山英朗, 生天目章, “Random Walk と Levy Flight に基づく探索方法の比較”, 電子情報通信学会技術研究報告. AI, 人工知能と知識処理, vol.107-523, pp.19–24, 2008.

[13] 和田壮史, 片田喜章, “グラウンド識別問題と人検出問題におけるサポートベクターマシンと畳み込みニューラルネットワークの性能検証”, 第 61 回システム工学会研究会資料, pp.62–66, 2019.

[14] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. Hinton, “ImageNet classification with deep convolutional neural networks,” *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems*, vol.1, pp.1097–1105, 2012.

[15] R. Brooks, “A Robust Layered Control System for a Mobile Robot,” *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol.2-1, pp.14–23, 1986.

[16] 片田喜章, “レヴィフライトを用いたスワームロボットのターゲット探索 最小移動量とターゲット分布に関するシミュレーションによる性能検証”, ロボティクス・メカトロニクス講演会’19, 講演論文集 CD-ROM, 1P2-H06, 2019.