

RoboMaster におけるリアルタイム物体検出・追従手法の開発

○守谷歩, 小黒司友 (Phoenix Robots, 長岡技術科学大学)

奈良貴明 (Phoenix Robots, 東北大学), 中田亘 (Phoenix Robots, 東京大学)
山岸開 (Phoenix Robots, 長岡技術科学大学)

1. はじめに

「イノベーションを創出する次世代の人材を育てる」という目的を掲げ、2015 年から DJI が開催している RoboMaster[1] というロボットコンテストが存在する。同コンテストは、地上走行ロボットやドローンといった複数種類のロボットが 1 つのフィールドでボールを撃ち合い、陣地の取り合いを行う対戦型競技である。この競技課題のうち Sentry という種類のロボットでは自動操縦の課題が課され、不規則に移動する相手ロボットが装備している装甲板に対する自動検出及び追従動作が必要とされている。この自動検出や追従動作といったタスクは自動運転や人間の姿勢推定等の分野において非常に重要な要素技術である。[2]

一般的に DNN を用いた物体検出手法を使うことでロバストな物体の自動検出、追従が可能となる。しかし、計算資源の限られたロボットで DNN を用いたシステムで物体追従を行う場合、演算能力の限界による動作遅延によって①カメラの認識範囲から対象物体がフレームアウトする、②機体が暴走するといった問題が発生する。そのため [3] などの手法では装甲板の LED 周辺の特徴を抽出し LeNet や SVM を使った識別器に与えることで高速な装甲板を検知、追従を可能としている。しかし、これらの識別機を使用した手法は、LED の一部が隠れてしまった場合や、同じような特徴を持った物体が複数ある場合など外乱が多い環境下において、検知が困難になってしまうことが考えられる。

本研究では、計算資源の限られたロボットで、リアルタイム性能と物体検知精度を両立したシステムとして、[4] を RoboMaster 競技に応用した物体検出アルゴリズム YOLOv5[5] と領域追従アルゴリズムによるハイブリッド追従手法を提案する。提案した手法の評価として、RoboMaster の競技用ロボットに搭載し、その性能を評価したので報告する。実験では実際に構築した競技ロボットを用いて提案法を使うことで、問題を解決できるかについて検証を行った。結果として提案法を用いることにより、リアルタイムで追従対象に対して追従できることが確認された。

2. 物体検出、領域追従アルゴリズム

物体を検知する手法として、これまでの研究では HOG 特徴量, R-CNN[6], YOLO, SSD[7] などの手法が提案されてきた。また、画像内の特定領域を追従する手法として、Boosting[8], Median Flow Tracker, KCF Tracker などの手法が提案されてきた。ここでは本研究に関連する YOLOv5 と Median Flow Tracker, KCF Tracker について概観する。

2.1 YOLOv5

近年, DNN を用いた画像処理手法の発展により, 物体検出の精度は飛躍的に向上している。本研究では, DNN を用いた物体検知手法の一つである YOLOv5 を使用する。YOLOv5 は, 主に畳み込み層からなるニューラルネットワークであり, 局所的な特徴を抽出することで, 抽出された特徴から画像内の物体のラベル情報と矩形領域, 予測信頼度を出力するシステムとなっている。今回, この YOLOv5 を RM-DATASET[13] を用いて学習を行った。RM-DATASET や学習の詳細について 4.1 で述べる。

2.2 Median Flow Tracker

Median Flow Tracker[9] は物体の動きをベクトルで表現することで領域追従を可能としているアルゴリズムである。同アルゴリズムでは, トラッキングしたい矩形領域を初期化時に設定し, その矩形領域をグリッドで分割, 各グリッド内の特徴点のオプティカルフローを求め, フローの中央値を矩形領域の移動とみなすことで矩形領域の座標の更新を行い, 領域追従を高周期で行うことを可能としている。

2.3 KCF Tracker

KCF Tracker[10] は Median Flow Tracker と異なり, アルゴリズム内部に物体検出の学習機構を備えている領域追従アルゴリズムである。同アルゴリズムでは入力された画像から物体の位置を抽出といった動作を Correlation Filter やカーネルトリックの手法を扱うことで, 画像を取得, 内部の学習パラメータを更新, 対象領域の位置の検出といった内部プロセスを高速に繰り返すことができ, 高周期での対象領域の追従を可能としている。また, 実装では演算領域を物体の領域周辺のみとすることで処理速度を向上させている。

3. 提案手法

装甲板の検出手法として YOLOv5 を用いることで, 高精度な装甲板の追従が可能になる。しかし, 図 1 に示す YOLOv5 のみを用いて物体検出を行い追従を行う方法は, ロボットの演算能力の限界により同追従アルゴリズムの処理速度が 6~8FPS 程度となっており, 不規則に移動する相手ロボットを追従するといったタスクでは処理速度が遅く追従が間に合わない。そのため, 物体の高精度な検出のみでなく, 高速で物体を追従する手法として領域追従アルゴリズムである Median Flow Tracker や KCF Tracker と YOLOv5 を組み合わせたハイブリッド方式のシステムを構築しリアルタイムでの物体検出・追従手法を確立した。

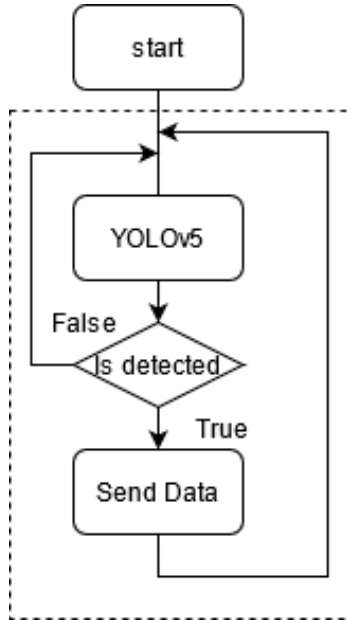


図1 従来の物体検出・追従アルゴリズム

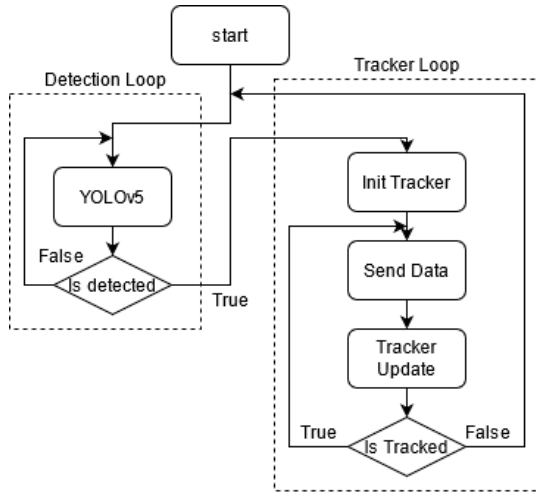


図2 提案する物体検出・追従手法

図2に提案する物体検出・追従手法のアルゴリズムを示す。提案法は低周期で動作する物体検出アルゴリズム YOLOv5 及び、高周期で動作する物体追従アルゴリズム (Median Flow Tracker, KCF Tracker) をハイブリッドに用いた構成になっている。同アルゴリズムでは、追従対象を YOLOv5 によって検知した際、領域追従アルゴリズムをベースとした追従ループに移行することで YOLOv5 による推論の割合を少なくすることで処理速度の高速化が可能となっている。領域追従アルゴリズムが追従対象を見失った場合、YOLOv5 をベースとした検知ループに処理を戻すことで高精度な物体検知を可能としている。また、追従ループにおいて領域面積が一定以下の場合、検知ループに処理を戻すことで競技遂行時に自身に近いロボットの装甲板を優先的に追従する動作を可能としている。

表1 YOLOv5 の学習に用いた主なハイパーパラメータ

使用したモデル	YOLOv5s
最適化手法	Adam[11]
Adam 初期パラメータ α	0.01
β_1	0.937
β_2	0.99
重み減衰項	5×10^{-4}
学習率スケジューリング手法	OneCycler[12]

4. 実験

4.1 実験設定

本研究で使用する領域追従アルゴリズム Median Flow Tracker のフロー変位の最大値は 10 とした。また、追従ループにおける領域面積が 20000 pixel² 以下の場合、検知ループに処理を移行している。YOLOv5 の学習に関しては、ultralalytics から公開されている YOLOv5 の実装を用いて RM-DATASET にて学習を行った。RM-DATASET は、RoboMaster の試合中の画像及び本研究で追従対象となる画像内に含まれる装甲板の矩形領域から成るデータセットである。本研究では、このデータセットを train/valid へと分割した。train/valid セット数はそれぞれ 14423/2910 枚である。学習に用いた最適化手法などのハイパーパラメータを表1に示す。学習されたモデルはロボットのチームカラーまたは装甲板の色についてのラベル情報及びその矩形領域と予測信頼度を出力する。出力されたラベル情報について一定以上の予測信頼度を持ったラベル情報のみを選択し、装甲板に関するラベル情報が含まれている場合、その矩形領域を獲得することで相手ロボットが装備する装甲板の矩形領域を獲得することを可能としている。

4.1.1 実験に使用したロボット外観，構造

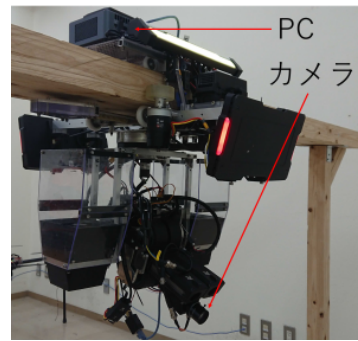


図3 ロボット外観

本研究で使用した競技ロボットの外観を図3に示す。図3のように、ロボットには Mindviison 製の産業用カメラ MV-GE134GC-T と画像処理用の Intel 製の小型 PC である BXNUC10I5FNH を搭載している。

図4にロボットのシステム構成図を示す。ロボットのシステムは画像処理などを担当する演算処理部と、各種アクチュエータを制御する制御部に大別される。2つ

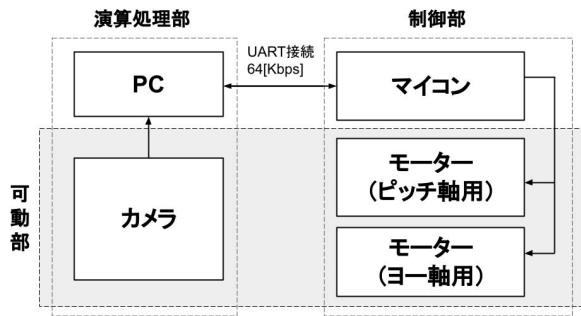


図4 ロボット構成

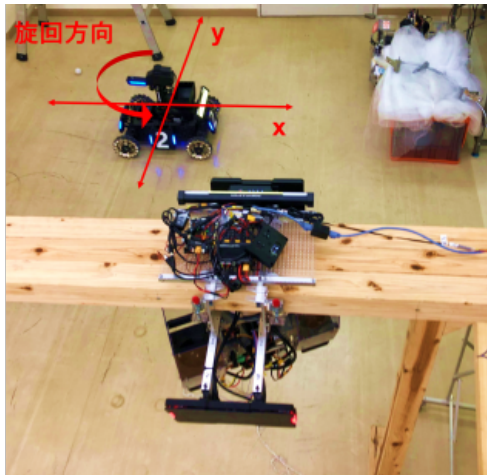


図5 実験動作概略図

のシステム間はUART通信によって64 kbpsで通信している。また、演算処理部はヨー軸、ピッチ軸で回転可能なカメラに接続されており、このカメラの指向方向を相手ロボットが装備している装甲板の中心に追従させることでロボットの追従を可能としている。

4.1.2 評価方法

ロボットの追従動作評価には、RoboMasterで使われるStandardロボットを使用した。対象の動作には以下の3通りを用いて、その動作に対する追従及び、平均FPSを確認した。

- 動作なし
- 機体を超信地旋回させながら縦横に移動
- 機体を旋回させずに縦横に移動

5. 結果

表2 追従対象が回転運動を行わない場合の従来法、提案法のFPSの比較

移動方向	従来法	提案法 (Median Flow)	提案法 (KCF)
0	8.82	60 ≥	60 ≥
y	8.32	60 ≥	60 ≥
x	8.37	60 ≥	60 ≥

表2, 3に従来法及び提案法による追従実験での全動作の平均FPSを示す。従来法では、回転運動あり、回転運動なしの動作両方において平均FPSが低く、目標座標の更新が遅れることで、カメラの認識範囲から外

表3 追従対象が回転運動を行う場合の従来法、提案法のFPSの比較

移動方向	従来法	提案法 (Median Flow)	提案法 (KCF)
0	8.52	27.89	28.25
y	7.54	24.21	22.78
x	7.71	20.19	22.36

れるといった問題やロボット動作の遅延、機体の暴走を引き起こすといった問題を抱えていた。提案法では、すべての動作において平均FPSが高くなり、目標座標の更新間隔が短くなったことによって、すべての動作において対象ロボットに追従し、機体の暴走を防ぐことが確認された。

5.1 Median Flow Tracker と KCF Tracker の比較

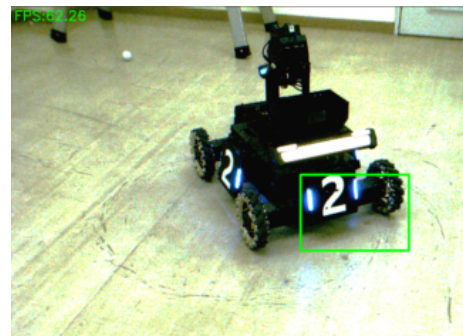


図6 Median Flow Tracker 追従領域

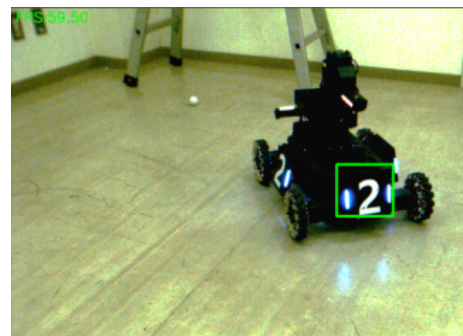


図7 KCF Tracker 追従領域

実験結果より、領域追従アルゴリズムを使用する2つの手法では、どちらもカメラの認識範囲から外れるといった問題やロボット動作の遅延、機体の暴走を防ぐといったことが確認された。しかし、実際に追従動作をさせた際、ロボットが装甲板の位置を正確に検出できているかを確認すると、図6, 7より、Median Flow Trackerは矩形領域が傾いた際に領域を広げつつ領域追従する傾向があるため、装甲板を領域内に含むが、領域の面積に異常をきたしているのに対し、KCF Trackerが正常に装甲板の領域を保持し追従できていることが確認できる。これは、Median Flow Trackerが、矩形領域を分割し、各特徴点のフローを計算することで、領域追従を行うといった処理であるため、領域の拡張が行われるy軸方向の移動ではフローが動作を十分に表

現できるが、物体が回転しながらの移動する場合、動作を表現しきれず異常をきたしていると考えられる。同様にして、移動なしの場合やx軸方向に移動している場合、Median Flow Tracker より、KCF Tracker の処理速度が高い。これは、Median Flow Tracker では回転しながらのシフト移動に弱く、追従システム内で領域追従アルゴリズムが処理を占める割合が高くなっていることが原因であると考えられる。

これらの結果より、ハイブリッド追従システムにて使用する領域追従アルゴリズムはKCF Tracker が妥当であると考えられる。

6. 終わりに

DNN を用いた物体検知手法及び、領域追従アルゴリズムによるハイブリッドシステムにより、処理速度を20~50FPS程増加させ、計算資源の限られた競技ロボットの物体追従をリアルタイムで行えることを実験より確認した。しかし、今回の実験は2軸の移動方向に対してのアルゴリズムの処理速度を確認したのみとなっており、安全性の面からRoboMasterの試合での目的である相手の装甲板に弾を射出し、そのヒット率を評価するといった評価を行えなかった。また試合を目的とした場合、追従アルゴリズムの速度のみでなく、ロボット動作を含めた追従目標までの応答性、収束性なども考慮する必要があると考えられる。

今後は同ロボットの試合での運用を目的とし、安全性を確保したのち追従システムによる弾のヒット率についての検討やロボット動作全体を含めた処理速度の検証を行う予定である。

参 考 文 献

- [1] “RoboMaster”, <https://www.robomaster.com/en-US>
- [2] Wu, Bichen, et al. “Squeezedet: Unified, small, low power fully convolutional neural networks for real-time object detection for autonomous driving.” Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops. 2017.
- [3] Tang, Xinyang, et al. “Development of Tracking and Control System Based on Computer Vision for RoboMaster Competition Robot.” 2020 5th International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM). IEEE, 2020.
- [4] Saribas, Hasan, et al. “A hybrid method for tracking of objects by UAVs.” Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2019.
- [5] “YOLOv5”, <https://github.com/ultralytics/yolov5>
- [6] Girshick, Ross, et al. “Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation.” Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2014.
- [7] Liu, Wei, et al. “Ssd: Single shot multibox detector.” European conference on computer vision. Springer, Cham, 2016.
- [8] Grabner, Helmut, Michael Grabner, and Horst Bischof. “Real-time tracking via on-line boosting.” Bmvc. Vol. 1. No. 5. 2006.
- [9] Kalal, Z., Mikolajczyk, K., Matas, J.: “Forward-Backward Error: Automatic Detection of Tracking Failures”, ICPR, 2010.

- [10] João F. Henriques, Rui Caseiro, Pedro Martins, Jorge Batista: “High-Speed Tracking with Kernelized Correlation Filters”, arxiv preprint, <https://arxiv.org/abs/1404.7584>
- [11] Diederik P. Kingma and Jimmy Ba. “Adam: A Method for Stochastic Optimization” 3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015, 2015.
- [12] Smith, Leslie N., and Nicholay Topin. “Superconvergence: Very fast training of neural networks using large learning rates.” Artificial Intelligence and Machine Learning for Multi-Domain Operations Applications. Vol. 11006. International Society for Optics and Photonics, 2019.
- [13] “RM-DATASET”, <https://github.com/houhongyi/RM-DATASET>