

物体検出を用いた着陸地点へのマルチコプター誘導手法

井崎俊太郎[†] 岡本東[†] 堀川三好[†]

岩手県立大学ソフトウェア情報学部[†]

1. はじめに

近年、物体とその位置を検出するオブジェクトディテクション（物体検出）は、店舗顧客の動態分析や不審者検出などの多くの事例で活用されている。

本研究は、移動体の誘導に物体検出を適用することで、新たな航法システムを開発することを目的とする。本稿では、マルチコプターによる無人配送に向けた航法システムを開発するために、搭載されたカメラから地上にある着陸用マーカーとの位置を検出し、移動方向の推定が可能であるかの検証した結果を報告する。

2. 関連研究

マルチコプターを含む移動体の誘導手法は、GPSやSLAM等を用いた研究が多い。GPSには精度の問題があり、SLAMは自己位置推定と環境地図作成のための各種センサが必要となるため導入が高価となる。また、ロボット等の移動体が野外で信号判別するためにCNNを用いて状態を判別する等、簡易な環境情報を取得する方法としての活用も見られる¹⁾。しかしながら、物体検出を用いて移動方向を決定する研究事例は少ない。

3. マルチコプター誘導手法の提案

本稿では移動体としてマルチコプターを取り上げ、安定性の高精度着陸の実装を目的とする誘導手法を提案する。マルチコプターには自動追尾システムが搭載されており、対象を半自動で追尾することが可能になっている。しかしながら、物流業界において無人配送の実現が期待されているなか、実用的な誘導着陸には安定した高精度自動着陸が課題となっている。

3.1 誘導手法の概要

図1に誘導手法全体のイメージを示す。飛行環境に着陸地点を示すマーカーと電波発信機を設置する。マルチコプターのマーカー付近への誘導は

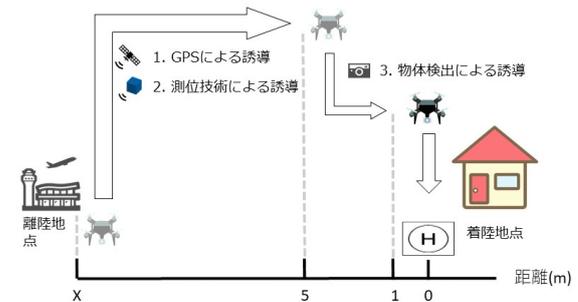


図1. 誘導手法の全体イメージ

先行研究²⁾のGPSと電波受信強度(RSSI)を用いた測位技術を用いて行う。本稿では物体検出を用いた着陸地点へのマルチコプター誘導を行う。

3.2 提案する誘導手法

図2に提案する誘導手法のアルゴリズムを示す。物体検出によって検出される矩形領域と画面全体の中心の領域を用いて移動方向の生成を行い、マルチコプターの下面に搭載されたカメラを用いて誘導を終了の判別を行う。

移動方向は画像全体の中心を原点として、検出される矩形領域の中心を結んだベクトルで示される。このベクトル量が一定の大きさでないとき、検出される矩形領域は画像全体の中心領域にあると推定できるため、移動を行わない。

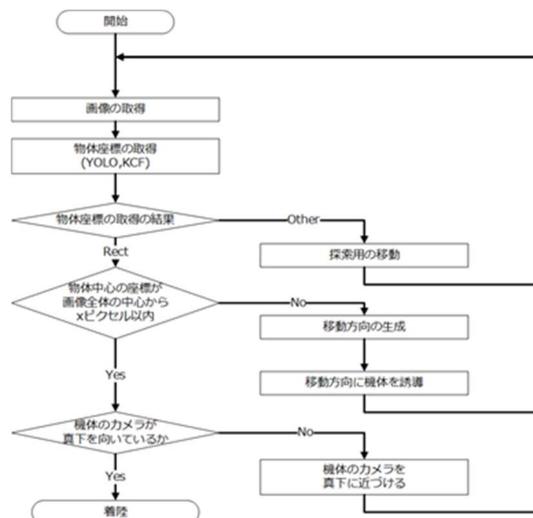


図2. 物体検出による誘導のフローチャート

Multicopter Aircraft Guidance Method to Landing Point using Image Recognition

[†]Shuntaro Izaki, Azuma Okamoto, Mitsuyoshi Horikawa

[†]Faculty of Software and Information Science, Iwate Prefectural University

3.3 物体検出

物体検出による矩形領域の算出は物体探索技術と物体追跡技術を用いて行う。物体探索技術はある画像の中から定められた物体の位置とカテゴリを探索する技術である。それに対して物体追跡技術は指定した物体が動画像上において、どこにいるかを推定する技術である。本研究では物体検出技術をマーカーの探索と物体追跡技術における対象の指定に用いる。一般的に物体の検出技術は画面全体に対して検出を行うのに対し、物体の追跡技術はすでに指定されている対象が画面のどの位置に移動したかを検出するので、計算速度が速い。

4. 物体検出システムの実装

深層学習による物体の探索技術としてはSSD, FasterR-CNN, DetectNet, YOLOなどがあげられる。また物体の追跡技術としてはBoosting, MIL, TLD, KCFなどがあげられる。本研究では機体の行動を正しく決定するために十分な精度が必要である一方で画像取得時と検出時の機体の位置のズレを低くするために一定の速さが必要である。そのため高速かつ高精度に検出を行うことが可能であるYOLOとKCFを用いて実装を行う。

5. 学習モデルの評価

5.1 実験の目的及び環境

物体の探索は一般的に大量の学習データが必要であるとされている。本研究ではマルチコプターを飛行させて学習データを収集する必要があるため大量の学習データを集めるのは労力がかかる。そのためどの程度の学習データを用意すれば実用的な精度を得ることが可能かを検証するために学習枚数と検出精度の関係性を明らかにする。本研究では基となるネットワークにYOLOv3を用いる。画像データとして学習用画像100枚とテスト用画像100枚を用いる。学習用画像の例を図3に示す。また学習回数を1000回に設定し、学習モデルの作成を行う。学習モデルをテスト用画像の座標から求められる矩形領域と学習済みネットワークの出力する矩形領域の和集合に対して共通している部分の割合を示すIoU (Intersection over Union) の平均を用いて評価する。

5.2 実験結果及び考察

図4に学習回数500回における学習画像10枚ごとの平均IoUを示す。この結果より、画像枚数による精度の向上は50枚程度で上限となり、それ以降における精度の向上は見られなかった。また、図5に画像枚数100枚における学習回数ごとの平均



図3. 訓練画像の例

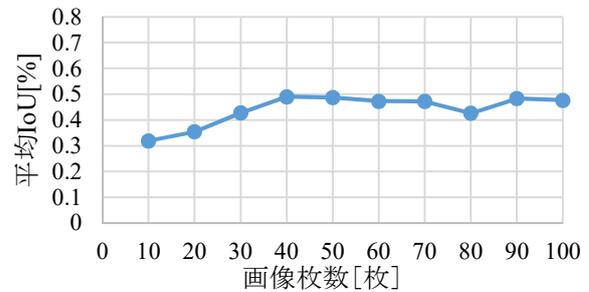


図4. 画像枚数と平均IoU

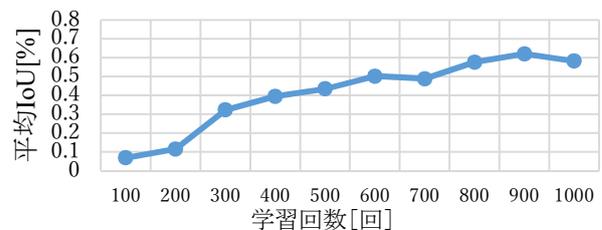


図5. 学習回数と平均IoU

IoUを示す。学習回数を増やすごとに平均IoUは向上し、学習回数900回程度で精度の向上は見られなくなった。更なる精度の向上には学習に用いる学習データの種類や性質などを変更する必要があると推察される。

6. おわりに

本研究では物体検出によって得られる座標情報を用いてマルチコプターの誘導を行う自律航法の提案と物体検出の評価を行った。今後はより高い物体検出精度を持つ学習モデルの作成を行うのと並行して実環境における実験と複数のマーカーが検出されたときや強風などの特殊な環境に対応するアルゴリズムの考察を行っていききたい。

参考文献

- 1) ロボットの横断歩道横断のための深層学習を用いた歩行者用信号機の認識, 重松康祐, 小西裕一, 満留 諒介, 坪内 孝司, 計測自動制御学会論文集, Vol.54, No.1 99-110
- 2) BLE ビーコンを用いたマルチコプターのハイブリッド型航法システム, 大門雅尚, 堀川三好, 岡本東, 処理学会研究報告:信学技報, 117(71), 143-150