

[TERM 中間]RGB カメラによる自律飛行モデルの制作

ISC B3 neko Advisor keiji

概要 2018 年現在自律飛行で多く使用される LIDAR などのセンサーは他の超音波や RGB カメラに比べて高価であり、またサイズも広く流通しているものは大きい物が多い。ドローンなどの飛行物体では自動運転車などに比べて制動距離が大きく、空間に存在する他の移動物体を認識し、前もって飛行経路を変更、ないしは減速などを行う必要がある。しかし、現在広く用いられている LIDAR などのセンサーでは物体の有無とその距離しか認識出来ず、その物体の意味解釈までは難しい。そこで、本研究では比較的安価で手に入り小型の物も多く流通している RGB カメラを利用して、周囲の物体の意味解釈を行う自律飛行制御を目指す。

また、今回は研究を進める上での状況設定として考慮事項が少なく、再現性のある環境を作れるようにするためにドローンレースを前提としている。流れとしては実際にドローンレースで用いられるようなゲートを配置しそれらの理想形となる通過軌道を正としてシミュレーションを中心に学習を行う。また、この時複数のコースを同時に学習させる事で汎用性を持たせられるという先行研究もあり本研究でも同様に進めるものとする。

1 はじめに

ドローンを RGB カメラで制御しようという考えに至った理由として、映像処理技術の向上、ドローン製作部品が現時点では比較的高価格であること、があげられる。高度維持や GPS による位置補正など一般的な機能を備えた安定飛行できるドローンを一機製作しようとすれば、センサーの類だけで数万円はかかってしまう。そこで、既に小型化、低価格化が進んでいる RGB カメラを用いた画像処理による飛行経路探索を行う。加えて、LIDAR などのセンサーで得られる情報で障害物等自体の意味解釈まで行う事は困難である。そこで、RGB カメラを用いて周囲の映像を取得し周辺にどのような物体が存在しているのかを検出しながらの飛行が求められる。

1.1 背景

2010 年頃から現在にかけて Parrot 社による家庭用ドローンの発売などもありドローンの認知と研究開発は加速している。これに付随して、自律飛行に関しても研究が盛んに行われているが、現在行われている自律飛行では LIDAR など比較的高価なものを使用している例が多い。また広く流通しているこれらのセンサーは屋内で多く使用される機体に対して

大きいものが多く、小型のドローンでの自律飛行には使い難い。一方で、この問題は小型化、高機能化が日々行われているセンサー類においては大きな問題とはなり得ない。しかし、今後複数のドローンが同じ空間で飛び交う状況や、人やその他動的な物体がある空間での飛行が想定される中では周囲の映像に映る物体の意味解釈をした上での飛行モデルの作成は非常に重要となると考え本研究に取り組むに至った。

1.2 研究目的

本研究の目的は RGB カメラによるドローンの自律飛行、その中でも自機前方カメラに映る物体の中に動的な物体があった場合にそのその飛行経路を物体に合わせて変更する。という所を最終到達点としている。

また、将来的には本手法単体で飛行経路選択をする以外にも、他の LIDAR などのセンサーも合わせて使用するような制御系における、制御の一助となるような使用を想定している。

2 関連研究

基本的にドローンが自律飛行を行う際に必要とされる処理がいくつかある。そのうちの 2 つが自己位置推定と姿勢推定である。自己位置推定とは、ドロー

ンが飛行している空間の中で自分がどの位置にいるのかを認識する事である。姿勢推定とは自分が水平方向に対してどの程度傾いているのか、鉛直方向に対してどの程度回転しているかを認識することある。

これらを行なっている関連研究として Nanomap[1] という飛行モデルがある。においては 2D-LIDAR を用いた飛行経路探索手法が取られており、取得した点群データを過去数フレーム分を記憶しておき、過去の数フレーム分のデータと現在のフレームとの点群の変量によっておおよその障害物の位置を認識している。こちらの手法では、物体を正確に捉えることは放棄し、不確実な部分を物体の存在している可能性のある範囲として捉えている。視野にある物体のある可能性も含めて 1 番物体が少ない方向を飛行経路として選定し、飛行している。

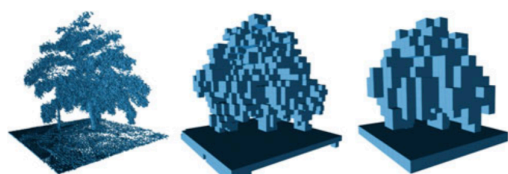


図 1 圧縮率の違いによる生成物の違い

他に、ドローンに限らずロボット工学全般で利用されてきた Octomap[2] がある。こちらも Nanomap と同様に LIDAR を用いて周辺の環境情報を扱うものであるが、こちらは LIDAR を用いて実際に周囲を点群からモデリングして周辺状況を把握する。

Octomap ではモデリングする際に近い点群同士を同じ物体としてまとめ 1 つのブロックにすること繰り返す、樹構造的にブロックを生成する為、生成後のデータは繰り返す回数等のパラメータによっては小さく圧縮することもできる。しかし、実

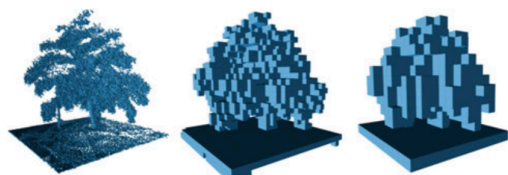


図 2 圧縮率の違いによる生成物の違い

際に点群からモデルを生成するとなるとその計算量は非常に多く、高性能な小型コンピュータが現れている現在においても処理負荷が大きく、特にドローンにおいては積載量に制限がかかりやすい為扱いにくいものとなっている。

また、これらのように LIDAR を使用せず、CMOS センサーのみで自律飛行を行なっている例もある。

実用性を備えた手のひらサイズ・完全オンボード処理 UAV のための 3 次元自己位置推定手法の提案と全自動飛行の実現 [4] では自己位置推定で使用するセンサーは CMOS センサーを利用した自律飛行を実現している。CMOS センサーからの映像を FPGA にストリームして FAST[5] による特徴点抽出処理を行い、その結果を Brief[6] を用いて表現し、MCU に流し込み処理している。この研究での目的は外部処理系に依存せず、ドローン上で全て完結する自律飛行可能な小型ドローンの開発で、限定条件下 (新聞紙を敷き詰めた床面) の上で飛行させ、特徴点を十分に検出できるようにした上で、飛行させ想定通りの飛行を実現している。

他に今回の研究のベース物として DeepDrone[7] が挙げられる。こちらではドローンレースを自律飛行で行う為に自律飛行モデルを提案している。ドローンレースとは基本的にゲートを順に潜りながら飛行することが条件となっているドローン競技である。このゲートを RGB カメラで撮影した映像を推定モデルに対し、 200×300 の画像を所与として $\{\vec{x}, v\}$ 、を推定結果として得る。 $\{\vec{x}$ は $\vec{x} \in [-1, 1]^2$ と定義され正規化された入力画像の中にある目標とするゲートへの方向を表していおり、 $v \in [0, 1]$ は飛行速度を正規化して表している。

DeepDrone では訓練にシミュレータでのデータと現実世界でのデータを使っている。両者とも理想とする軌道とのズレを計算しそのズレを損失関数に入力し学習を進めていく。シミュレータ上では直接理想とする軌道とのズレを取得し、実空間では実際に手で実際のコース上を運び、ゲートを通させるなどしてデータを収集していた。

他領域では自動運転という繋がりで自動運転車においても同様の回避システムは利用されており、これらから得られる物も多く、Honda[10] では前方の安全運転支援システムだけでも以下のような物が挙

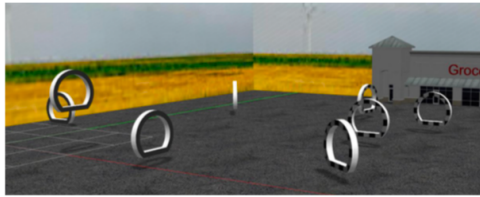


図3 シミュレータ上のゲート

げられる。

- 回避支援
 - － CMBS(衝突被害軽減ブレーキ)
 - － 誤発進抑制機能
 - － 路外逸脱抑制機能
 - － 歩行者事故軽減ステアリング
- 未然防止
 - － 渋滞追従機能 (アダプティブクルーズコントロール)
 - － LKAS(車線維持支援システム)
 - － 先行車発進お知らせ機能
 - － 標識認識機能

3 提案手法

本研究では DeepDrone[7] の実装を元にし, 加えて飛行時に他のドローンがいる際には軌道修正を行う。

3.1 使用環境

現在は以下の環境で開発を予定している

- MacBookPro 2016Model
- Unreal Engine 4
- Tello

4 評価

評価方法としてはまず他のドローンが飛んでいない状態で用意されたコースを無事故で何週出来るかを計測する。次に人の操縦するドローンと同時に飛ばし同様に無事故で何週出来るかを計測する。

これらが問題なく行えた場合, コースに設置されて

いるゲートを動かしながらで同様に計測する。

5 考察

現時点での課題として実機でのテストにおいて,

- 映像転送時の映像の遅延が激しい → 正式な API 出なく自分で映像のパケットを捕まえてデコードしてるので色々無駄がありそう

という事が挙げられる。

どうしても遅延などの問題が解決できない場合は, 映像がしっかりと撮れることが確認できている機体に実験機体を変更することも検討中。

参考文献

- [1] Peter R. Florence¹, John Carter¹, Jake Ware¹, Russ Tedrake¹, NanoMap: Fast, Uncertainty-Aware Proximity Queries with Lazy Search over Local 3D Data
- [2] A. Hornung, K. M. Wurm, M. Bennewitz, C. Stachniss, and W. Burgard, “Octomap: An efficient probabilistic 3d mapping framework based on octrees,” *Auton. Robots*, vol. 34, no. 3, pp. 189 – 206, Apr. 2013. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1007/s10514-012-9321-0>
- [3] H. Oleynikova, Z. Taylor, M. Fehr, J. Nieto, and R. Siegwart, “Voxblox: Building 3d signed distance fields for planning,” *arXiv preprint arXiv:1611.03631*, 2016.
- [4] 此村 領, 堀 浩 1, 実用性を備えた手のひらサイズ・完全オンボード処理 UAV のための 3 次元自己位置推定手法の提案と全自動飛行の実現, 東京大学工学系研究科航空宇宙工学専攻
- [5] E. Rosten, R. Porter, and T. Drummond. “Faster and better: A machine learning approach to corner

- detection." IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 32:105-119, 2010.
- [6] M. Calonder, V. Lepetit, C. Strecha, and P. Fua. "Brief: Binary robust independent elementary features." In European Conference on Computer Vision, 2010.
- [7] Deepa Kaufmann, Antonio Loquercio, Rene Ranftl, Alexey Dosovitskiy, Vladlen Koltun, Davide Scaramuzza, "Drone Racing: Learning Agile Flight in Dynamic Environments," University of Zurich and ETH Zurich Intel Labs
- [8] Daniel Mellinger, Vijay Kumar, "Minimum Snap Trajectory Generation and Control for Quadrotors," Shanghai International Conference Center, IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2011
- [9] Matthias Muller, Vincent Casser, Neil Smith, Dominik L. Michels, Bernard Ghanem, "Teaching UAVs to Race: End-to-End Regression of Agile Controls in Simulation", Visual Computing Center at King Abdullah University of Science and Technology
- [10] 横山 利夫, 武田 政宣, 藤田 進太郎, 安井 裕司, Honda の運転支援および自動運転の現状と今後, 本田技術研究所四輪 R & D センター 栃木県芳賀郡芳賀町下高根沢