

飛行計画と地上センサを用いた飛行体識別アルゴリズム

待井 君吉[†] 板東 幹雄[†] ラトル スワラン シン[†]

[†](株)日立製作所 研究開発グループ 自動運転研究部

1. 緒言

近年、急速に法整備が進められるドローンの運用において、レベル4と呼ばれる有人地帯での目視外飛行を実現するにあたり、飛行体の位置の管理が重要となる。今後、高密度運航を見据えた安全かつ効率的な飛行・離着陸を実現するには、どの空域に飛行体が存在しているかを常に監視する必要がある。これは通常、無線および地上センサによる観測によって可能であるが、広域に亘る飛行の完全性を観測だけで保証することは困難である。

そこで本研究では、市街地における高密度運航を見据え、管理下にある飛行体を識別するアルゴリズムを提案する。

2. アルゴリズム

2.1 開発方針

航空法では、飛行体の安全な降下角度が確保できるよう、制限表面と呼ばれる進入・離陸のための経路(平面)が離着陸ポート周辺に設定されている。そして、飛行体と管制の双方が制限表面を監視し、他飛行体の進入による衝突事故を避けるようにする。

これを鑑み、監視の対象とする空域を図1のように定める。監視対象は、着陸帯周辺の直径300mかつ高さ150mの空域とし、上記の制限表面に相当するエリアは着陸帯周辺の1km以内とする。

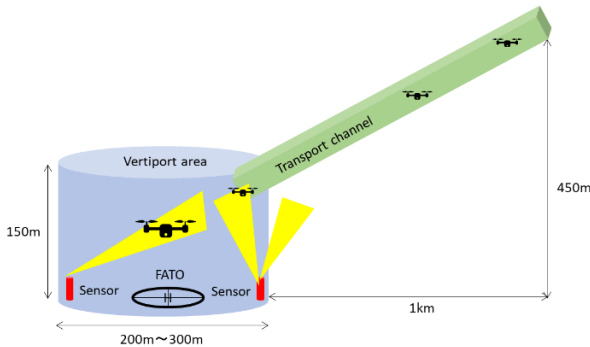


図1 対象とする監視範囲

飛行体検知の従来研究においては、カメラ画像の深層学習[1]、カメラとLiDARによるセンサフュージョン[2]、レーダ反射断面積の深層学習[3]等が、数10m以内の近距離を対象として提案されている。

Algorithm for Identification of Flying Objects Using a Flight Plan and Ground Level Sensors
Kimiyoshi Machii, Mikio Bando and Rathour Swarn Singh
Hitachi, Ltd., Research & Development Group,
Autonomous Driving Systems Research Department

しかし、監視対象の中心にセンサを設置するとしても150m程度の検知距離が必要となる。この条件で従来手法を適用しようとする、死角が生じない程度の密度で複数のセンサを設置する必要があり、高コストである。

飛行体に設置されているGNSS(Global Navigation Satellite System)による計測結果や、飛行体の運動モデルを用いた自己位置推定技術を活用することも考えられる。しかし、通信の不調等で飛行体からの自己位置送信が途切れた場合、これらの技術が有効に機能するとは限らない。また、鳥などのようにGNSSを持たない飛行体については、管理対象外として除外する必要もある。

そこで、地上センサによる飛行体検知結果と、監視システムで保持している飛行計画経路とを活用し、それらを照合して整合性を判断することで飛行体を識別するアルゴリズムを提案する。

2.2 提案アルゴリズム

飛行計画位置と現在位置とが近ければ整合性ありと判断できると考え、本研究ではベイズ統計とハンガリアン法を適用する。提案アルゴリズムの概念を図2に示す。

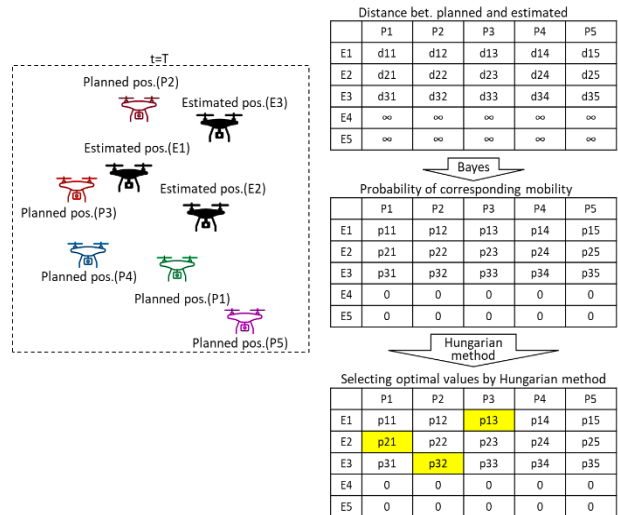


図2 飛行体識別アルゴリズムの概念

時刻 T において飛行予定位置 P1~P5、検知位置 E1~E3 が得られているとする。まず、P1~P5 と E1~E3 のすべての組合せについて距離を計算して行列に格納する(後にハンガリアン法を用いるため正方形行列にする必要があるが、飛行予定位置と検知位置の個数が一致しない場合、不足する要素にはダミ

ーデータを格納する)。次に各要素について距離に応じた尤度を算出し、ベイズ更新を実行する。最後にハンガリアン法を用い、各検知飛行体に対する最適な確率と飛行体 ID を選択して出力する。

ここで、ベイズ統計による確率の算出について式(1)に示す。式(1)は各検知飛行体に適用され、検知結果が得られる度に更新されていく。尤度 $P_j(D_j|H_i)$ は、先に述べたように、飛行計画位置と現在位置との距離に応じた定義が適切と考え、図3に示すように決める。すなわち、距離が近い場合は尤度を大きくし、距離が長くなるにつれて値を小さくしていく線形関数とする。そして、距離が閾値以上の場合は尤度を0(実装上は0に近い正の微小な値)とする。

$$P_j(H_i|D_j) = \frac{P_j(D_j|H_i)P_j(H_i)}{\sum_i\{P_j(D_j|H_i)P_j(H_i)\}} \quad (1)$$

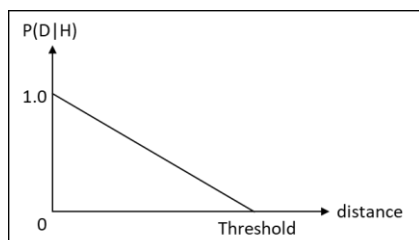


図3 尤度

3. 実装と検証

アルゴリズムは Python を用いて試作した。検証に使用する飛行計画データ、飛行データは次の手順で作成した。

- ① 複数のドローンを飛行させて地上レーダで飛行位置座標と検知時刻を収集し、その飛行軌跡を飛行計画データとする。
- ② 上記①の飛行計画データにおける飛行位置座標と時刻に乱数を乗じて新たに飛行軌跡を作成し、それを実飛行軌跡データとする。
- ③ 各ドローンが同時帯に類似の飛行軌跡を描くように両データの飛行時間帯を調整する。

ドローン3機の飛行結果を用い、図4に示す飛行計画データと実飛行軌跡データを作成した。尚、凡例の番号はドローンのIDである。

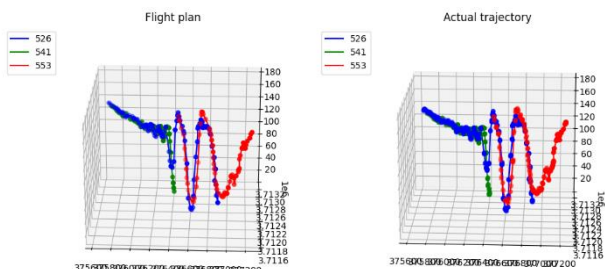


図4 運航計画データ(左)と実飛行軌跡データ(右)

今回は、図3において尤度を0とする閾値距離を200mとして検証した。識別結果を実飛行軌跡デー

タに重畳し、図5に示す。ドローンごとに色分けしており、図4と図5で同じドローンは同じ色である。図5により、ドローンが正しく識別されていることを確認した。

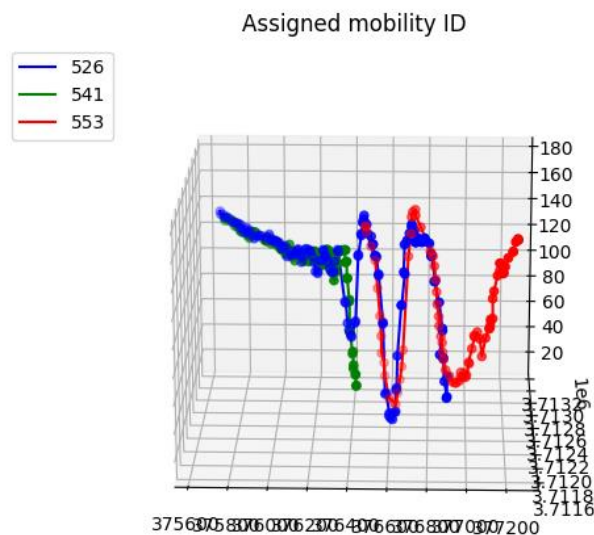


図5 ドローンの識別結果

4. 結言

今回は、運行計画と現在位置との整合性判定による飛行体識別機能を提案・試作した。また、ドローンの検知データを用いて飛行計画データと実飛行軌跡データを作成し、運行計画と現在位置との整合性判定により、ドローンが正しく識別されていることを確認した。今後は、飛行体の実運用データを用いて更に検証を継続する。

参考文献

- [1] Adrian Carrio, Sai Vemprala, Andres Ripoll, Srikanth Saripalli and Pascual Campo: Drone Detection Using Depth Maps, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp.1032-1037, 2018.10
- [2] Hyunjee Ryu, Inhwan Wee, Taeyeon Kim and David Hyunchul Shim: Heterogeneous sensor fusion based omnidirectional object detection, 20th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS 2020), pp.924-927, 2020.10
- [3] Rui Fu, Mohammed Abdulhakim Al-Absi, Ki-Hwan Kim, Young-Sil Lee, Ahmed Abdulhakim Al-Absi, and Hoon-Jae Lee: Deep Learning-Based Drone Classification Using Radar Cross Section Signatures at mmWave Frequencies, IEEE Access, Vol.9, pp.161431-161444, 2021.9