

ドローン飛行計画と風況情報を用いた位置推定アルゴリズム

板東 幹雄[†] 待井 君吉[†] ラトル スワラン シン[†](株)日立製作所 研究開発グループ 制御・ロボティクスイノベーションセンタ 自動運転研究部[†]

1. はじめに

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当たり、機体の位置管理が重要となる。今後、高密度運航を見据えた安全かつ効率的な飛行・離着陸を実現するためには、どの空域に機体が飛行しているかを常に把握する必要がある。この管理は通常、無線および地上センサによる観測により実現されるが、広域にわたる飛行の完全性を観測だけで保証するためには、高い信頼性を持つ機器が必要となり、コストがかかる。低コストで完全性を満たす空域監視システムの実現を目指し、飛行計画と機体の運航に影響を与える風況情報から機械学習の一つである LSTM を用いて機体の位置を推定するアルゴリズムを提案する。

2. 低コスト空域監視システムの開発

2.1 コンセプト概要

広い空域において無線および地上センサを含めた空域監視システムを開発し、全空域におけるドローンの動態を監視するシステムを考える。

このシステムにおける安全の考え方として、航空機におけるインテグリティ(完全性)を参考にする。インテグリティは「航法システムに誤りがないことを保証し、飛行フェイズ毎に決められた航法にて使用すべきでない場合に対して、迅速に警報を与える能力のこと」と定義されており、現行の航空機において航法システムの使用可否を判断し、警報を発報する仕組みとしては Fig. 1 に示すような保護レベル(Protection Level)と警報限界(Alert Limit)という二つの値を比較することで実施されている[1]。

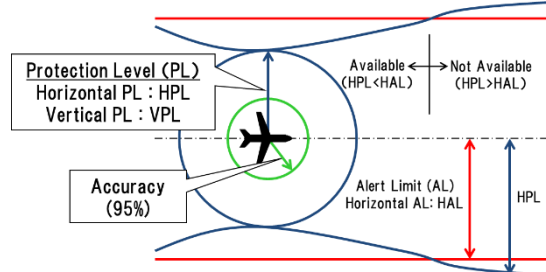


Fig.1 Protection Level and Alert Limit

航空機の航法モードに対応して警報限界を定め、保護レベルが警報限界よりも小さければ、その航法

システムが使用可能と判断し、保護レベルが警報限界の範囲より大きい場合には警報限界を外れる可能性ありと判断し、警報を発報する。このような空域監視システム的设计は、「機体位置が観測可能なタイミング間の保護レベル内に存在する確率がインテグリティの要求値以上となるように観測可能なタイミングを最適化する」という問題に帰着できる。この問題を考えるに当たり、最も単純なモデルとして、ある2点の観測点の間を航路計画に従って飛行する例を考え、機体運動、特に現在時刻における対地速度を予測により機体位置を推定する。

2.2 従来手法

機体の運動モデルとして標準的なものを仮定し、その機体と対象とする機体との差を、複数地点で過去に計測された対地速度を元に学習することを検討する。このような過去の時系列から現在値を予測する手法としては隠れマルコフモデルを用いた予測[2]やリカレントネットワーク(RNN)を用いた学習[3]などがある。特に RNN は時系列データの文脈をとらえることができる機械学習手法であり有用と考えられるが、現実的に反映できる過去情報は高々10ステップ分であり、ドローン等の運航を監視する目的に用いるためには十分でない。

2.3 提案手法

そこで、長期記憶による学習を実現するために提案された Long Short-Term Memory (LSTM) による予測[4]が好適であると考え、LSTM による機体位置予測を検討した。LSTM のロジック構造はほぼ RNN と同様であり、違いは中間層がメモリユニットと呼ばれる要素で置換された構造となっていることである。以下に LSTM による対地速度の学習と予測のためのパラメータ設定について記す。求めたい出力値は機体の対地速度であり、この予測ために入力値に運航計画速度と風況の予測情報を用いる。また、LSTM の窓の長さは、共通のロジック構造を持つ RNN の忘却が10ステップ分であることから、10ステップ分を最小単位として学習し、飛行速度から10秒ごとの窓時間を設定した。

3. 簡易シミュレーションによる原理確認

提案手法の原理の確認のため、Fig. 2 に示すような始点 S から終点 E までの1次元に置き換え可能な直線経路を数キロにわたり飛行する単純なモデルで動作検証する。また、機体モデルとして、単純な1

Positioning algorithm using flight planning and wind condition
[†] Mikio Bando, Kimiyoshi Machii, Rathour Swarn Singh
 Hitachi, Ltd. Research & Development Group

次元質点系運動にて、対地速度 x が計画速度となるようにフィードバックされるようなモデルを仮定する。

$$\begin{pmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \\ \ddot{x}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & dt & 0.5dt^2 \\ 0 & 1 & dt \\ 0 & -\frac{0.2}{dt} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x(t-1) \\ \dot{x}(t-1) \\ \ddot{x}(t-1) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ -\frac{C_d S \rho \tilde{v}^2}{2m} + w_3 \end{pmatrix}$$

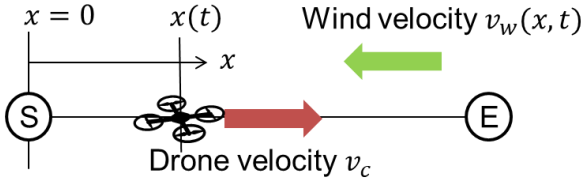


Fig.2 Test case for LSTM logic

ただし、機体は基本的には等速運動するように制御され、加速度の最終項は風況の影響であり、機体の抗力面積 $C_d S = 2.4$ 、空気密度 $\rho = 1.29$ 、機体重量 $m = 2722$ とした。また、 \tilde{v} は対気速度であり、風速と対地速度の和算となる。

まず、機体動作学習のため、上記の機体モデルに対して、Fig. 3 に示すような計画速度と風速を入力する。計画速度は10m/s から4m/s まで1km ごとに変化するように設定し、風況は各計画速度の区間の半分ずつにそれぞれ異なる正弦波で向かい風が発生するように設定した。このシナリオにおいて計画速度と予測される風況速度の2系列を入力とし、その時の実際に観測された機体の対地速度を出力データとして、LSTM で学習する。ただし、入力データである計画速度や風況は基本的にはノイズが含まれないものとして、観測される機体の対地速度には白色を仮定したノイズを意図的に加えた。

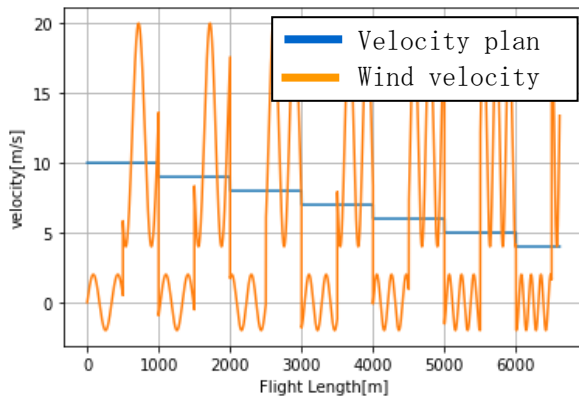


Fig.3 Input data for Learning of LSTM

次に、学習した結果を用いた動作検証のため、Fig. 4 に示すような学習時とは異なる計画速度と風況のシナリオを、学習済みの LSTM に入力し、その結果を Fig. 5 に示す。

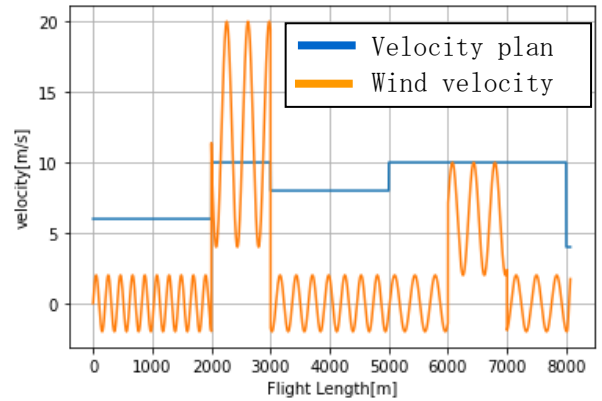


Fig.4 Input data for velocity prediction

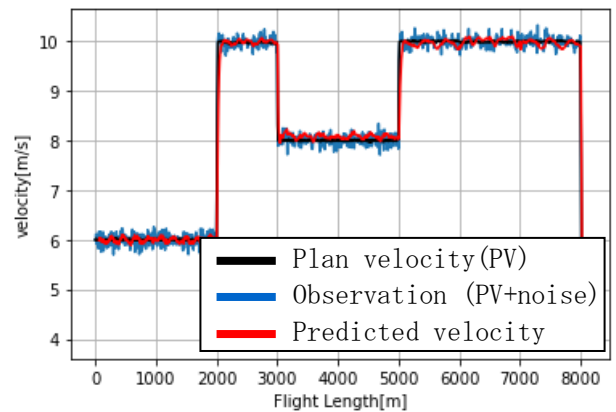


Fig.5 Result of velocity prediction

学習時とは異なるシナリオであっても、LSTM により風況と計画速度のみから、飛行する機体の対地速度予測が可能となることを確認できた。

4. 結言

低コストな空域監視システムの実現のため、LSTM を用いた飛行体対地速度予測手法を提案し、シミュレーションによりその原理を確認した。しかし、本来の複雑な機体モデルでの予測精度や風況に対する追従性、学習・観測と異なる機体モデルでの誤差などの確認は必要であり、今後、対象とする機体モデルの決定、実機を用いた確認を実施する必要がある。

【参考文献】

- [1] 杉本末雄, 柴崎亮介, GPS ハンドブック, 朝倉書店, (2010年9月25日)
- [2] Mykel J. Kochenderfer, 不確定性下の意思決定, 共立出版, (2020年6月15日)
- [3] Hai-fa Dai 他3名, An INS/GNSS integrated navigation in GNSS denied environment using recurrent neural network, Defence Technology, (2019)
- [4] G. Du, H. Liu and X. Tian, "High-precision position predictive control of mobile robot based on LSTM algorithm," 2020 Chinese Automation Congress (CAC), 2020, pp. 3798-3803