

ドローンの自己状態センシングに基づく現場風況のリアルタイム推定モデルの構築と実装

北海道大学 ○川村洋平

ドローン
風洞実験

風向風速測定

機械学習

研究の目的

建設・インフラ点検・農業・災害対応など多様な分野でドローン（UAV）の活用が急拡大している。局所的な風向・風速は安全運用と作業品質を左右する重要な環境要因だが、従来は固定式風速計や専用センサーへの依存が課題であった。本研究では、ドローン自身を「飛行する風速計」として活用するコンセプトのもと、標準搭載センサー情報のみで飛行中の風向・風速を高精度に推定する機械学習モデルを構築することを目的とした。

研究の内容

1. モデルの基本原則

本モデルの核心は、「風という外乱に対するドローンの動的応答（Dynamic Response）を解析し、その原因となった風の状態を逆推定する」という物理的な因果関係に基づいている。

2.1. ドローンの自律安定化制御と風の影響

DJI Mavic 3 Thermal は、IMU・GPS・気圧センサーから得られる自己状態情報をもとに安定飛行を自律的に維持する。向かい風を受けるとピッチ角増加・モーター出力上昇、横風ではロール角発生など、機体の応答がフライトログにミリ秒単位で記録される。本研究はこの記録を「風の解説材料」として活用する。

2.2. 機械学習手法：ランダムフォレストの採用

ドローン挙動と風の関係は複雑な非線形関係であるため、100 本の決定木を組み合わせたランダムフォレストを採用。過学習に強く、センサー情報から風状態を頑健に推定できる。

3. 開発アプローチ

本研究では、機械学習モデルの性能と信頼性を最大限に高めるため、以下の2段階のアプローチに基づき開発を進めた。

3.1. 基礎物理モデルの構築：風洞実験

大型環流風洞¹⁾を用いて制御環境下での精密なデータ収集を実施。様々な風況でドローンを飛行させ基準デー

タを大量に収集し、純粋な物理的関係性を捉えた「基礎物理モデル」を構築した。

3.2. モデルの検証と性能評価

収集データを厳密に分割し、20%を未知の検証用データとして確保。学習済みモデルの予測値と真値を比較し、汎化性能を定量的に評価した。

4. 風洞実験による基礎物理モデルの構築

4.1. 実験概要

使用機材: DJI Mavic 3 Thermal (M3T)

実験施設: 北海道大学 風洞実験室

実験条件:

使用機材: DJI Mavic 3 Thermal、実験施設: 北海道大学 風洞実験室

風速: 0~7 m/s (1 m/s 刻み)、風向: 0°/90°/180°/270°の4方位。各条件で往復飛行を実施し、計 1,211 点のデータセグメントを抽出。

4.2. データ処理と特徴量エンジニアリング

抽出された各データセグメントから、モデルの学習に有効な特徴量を生成した。機体の瞬間的な状態だけでなく、セグメント全体の安定した傾向を捉えるため、以下の4つの主要なセンサー情報の平均値を特徴量として採用した。

itch_mean: 平均ピッチ角（向かい風・追い風の指標）

roll_mean: 平均ロール角（横風の指標）

power_mean: 平均電力（モーター負荷）

hspeed_mean: 平均対地水平速度

4.3. モデル学習

上記4つの特徴量を入力データとし、風の「向かい風成分」と「横風成分」をそれぞれ独立して予測する2つのランダムフォレストモデルを学習させた。最終的な風速と風向は、これら2つの成分の予測値をベクトル合成することで算出する。風洞実験で得られた全データセット（1,211 点）のうち、80%を学習用に、残りの20%を性能評価用の未知の検証データとして使用した。

4.4. 基礎モデルの性能評価

学習済みモデルを、学習には一切使用していない 20% の検証用データで評価した結果、高い予測精度が確認された。

表 1 モデルの性能結果

風速 決定係数 (R^2)	0.7885
風速 RMSE	0.9859 m/s
風向 円環 R^2	0.7582
風向 円環 RMSE	38.73 度

下図は、検証データにおける風速の実測値（横軸）と、本モデルによる予測値（縦軸）の関係を示した相関プロットである。データ点が赤い理想線（ $y=x$ ）の周囲に強く分布しており、モデルが高い相関を持って予測できていることが視覚的にも明確に確認できる。

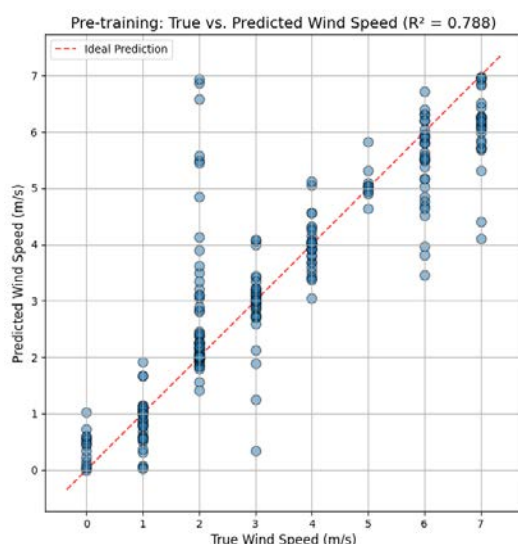


図 1 風速予測値と実測値の比較

この結果は、ドローンの標準センサー情報のみを用いて、理想環境下における風の状態を高精度に推定可能であることを示唆するものである。

5. 開発されたアプリケーション

本研究で構築した高精度な基礎物理モデルは、今後のアプリケーション開発における強力なエンジンとなる。今回開発、アプリケーションの基本的な処理フローは以下の通りである。

1. データ取得: ユーザーが現場でドローンを飛行させ、通常通りフライトログを保存する。
2. データ入力: 飛行後、フライトログファイル（CSV 形式）を今回開発したアプリケーションにインポートする。
3. 風況推定: アプリケーションは、バックエンドで本モデルを呼び出し、フライトログ内のセンサー情報を 1 行ずつ処理して、各時刻における風向・風速を算出する。
4. 結果の可視化: 推定された風況を、時系列グラフや飛行経路上のヒートマップとして可視化し、ユーザーに提示する。このマップは HTML ファイルとして保存される。

これにより、ユーザーは特別なセンサーを追加することなく、飛行後わずか数分で、ドローンが実際に飛行した空域の風況を詳細に把握することが可能になる。

上記手順により可視化したあるフライトの風マップ HTML ファイルのスクリーンショットである。スライダーにて高度ごとに変化させることができ、風速が色で識別できる。これにより、ユーザーは特別なセンサーを追加することなく、飛行後わずか数分で、ドローンが実際に飛行した空域の風況を詳細に把握することが可能になる。

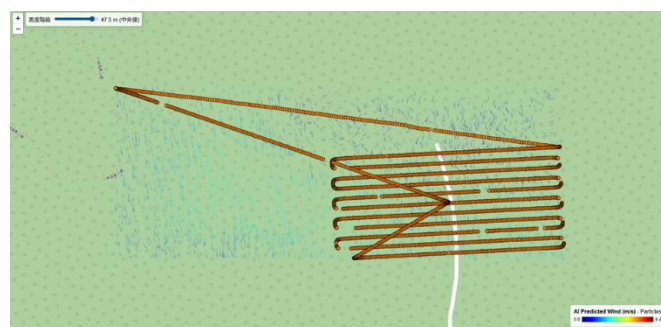


図 2 風マップアプリが生成する HTML ファイルのスクリーンショット

今後の展望

本研究は、ドローンに標準搭載されたセンサー情報のみを活用し、風洞実験で収集したデータを用いて、風況を推定する高精度な基礎物理モデルを構築することに成功した。風速において決定係数 0.79 という強い相関を持つモデルを、追加ハードウェアなしに実現できたことは、本アプローチの技術的な優位性と実用性を明確に示すものである。今後は、この基礎物理モデルを核とし、様々な実環境条件下での性能検証を進めることが望ましい。この技術が、ドローンを用いたあらゆる現場作業の安全性と効率性を飛躍的に向上させる一助となることを確信している。