

ドローン空撮の再撮影システムに向けた良・不良画像判定システムの構築

富田 洋文* 中山 恵介* 吉田 英晴** 平間 毅**

1. はじめに

ドローンは、橋梁や工場などにおいて、橋の裏や建物間など目視で確認できない箇所の点検に活用されている。このドローンによる点検では、対象となる建造物周辺を空撮し、得られた画像を集約及び解析したデータをもとに建造物のひび割れなどの破損等を確認する。今回の研究で対象とする風力発電設備のブレードの点検においても、ドローンが活用されつつある。

目視による画像検査や、近年研究が進んでいるAIを用いた画像検査でも画像品質は重要であるが、ドローン空撮においても画像品質が重要である。収集したデータを確認する際に画像がブレていたり、明暗が極端になっているなどの不良画像では、破損等の検出ができない場合がある。

今回のような洋上風力発電設備の点検では、風力発電設備の非稼働時間の短縮化と洋上の天候の変化を配慮し、短時間で空撮点検を完了することが重要である。

2. 目的

図1に、撮影した画像の判定をし、不良画像が出た際には、ドローン自身で再撮影の動作計画を立て、自律飛行するシステムを示す。本研究では、このシステム開発を最終目標とし、令和4年度は不良画像を100%、良画像を95%以上の精度で識別できる画像判定システムを構築した。

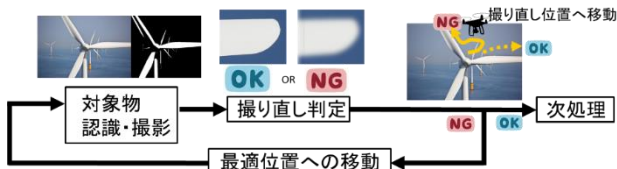


図1 ドローン空撮における再撮影システム

3. 研究内容

3.1 システムの概要

本研究では、図2のような良・不良画像判定システムを構築した。このシステムは、撮影したカラー画像1枚とLiDARによる撮影対象物との距離情報を入力することで、撮影画像が良画像か不良画像かを判定する。

次に、このシステムのフローを説明する。

始めに入力された画像情報と距離情報に対して、後述する被写界深度の判定を行う。その判定基準を満たした場合、対象物のトリミング処理を実施し、トリミングされた各画像で白飛びの判定を行う。白飛び判定の基準も満たした場合、最後にトリミング画像すべてを2次元フーリエ変換し、その変換した画像を用いてブレ判定を行う。

その過程の中で、被写界深度、白飛び及びブレの判定項目のいずれかで不良と判定された場合、その判定された検査内容に応じて、再撮影するため、ドローン

の位置姿勢またはカメラパラメータを調整するようにする。

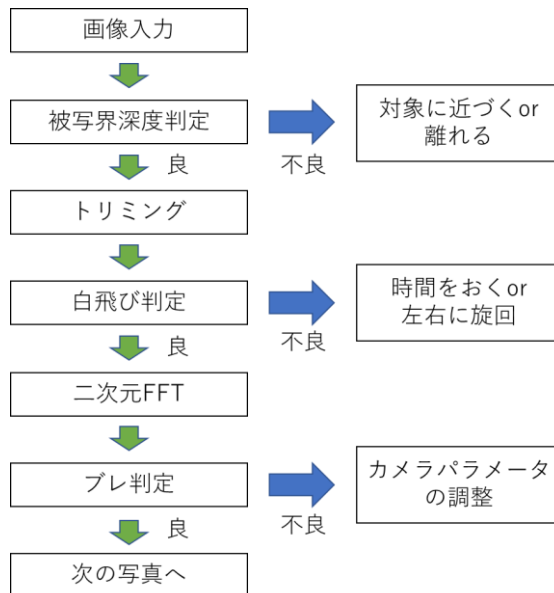


図2 良・不良画像判定システムのフロー

3.2 被写界深度測定

まず、ボケ画像とブレ画像の定義について述べる。

- ・ボケ画像は、カメラの焦点位置が撮影対象物と合っていない場合に発生する不良画像とする。
- ・ブレ画像は、カメラの移動に伴うことで発生する不明瞭な画像とする。

本研究では、始めにブレとボケを同時に評価しようとしたが、画像の良・不良判定を試みた際、高い精度がでなかった。そのため、ボケとブレを一つのアルゴリズムで判定するのではなく、それぞれに対応したアルゴリズムで判定するようにした。

ボケ画像が発生する要因は、先述のようにカメラの焦点位置が対象物の位置と合わないためである。ボケが表れない許容範囲の判断基準に、被写界深度がある。焦点位置と被写界深度の関係から、撮影する対象物をボケが発生しない範囲に収めることで、ボケを防ぐことができる。

被写界深度Hの計算式を式(1)に示す。また、この計算式に使用する記号の定義を示す。

- P：許容錯乱円というボケの許容範囲を表す
- F：カメラの絞り値
- D：ピント距離
- C：焦点距離

ここで、許容錯乱円Pは、一般的な人の目を基準とし、 $31.4 \mu\text{m}$ に設定した。ピント距離Dはマニュアル操作で4mに固定する。焦点距離Cと絞り値Fは、画像のExifと呼ばれるカメラパラメータから取得することができる。

これらのパラメータを式(1)に入力し、式(2)のように LiDAR で取得した対象物までの距離（撮影画像中央部の距離情報を取得）が、ピント距離に対する被写界深度内に入っているかを判定する。この被写界深度の範囲から対象物までの距離の範囲が外れた場合は、その値に応じて、前後にカメラのフォーカス位置を移動するかドローン自体を移動させる予定である。

$$H_{\pm} = \frac{P \times F \times D^2}{C^2 \pm P \times F \times D} \quad (1)$$

$$D - H_{-} < \text{対象物とカメラの距離} < D + H_{+} \quad (2)$$

3.3 対象物判定とトリミング

撮影した画像の対象物が、被写界深度の範囲内であることを確認した後、白飛びとブレに関する良・不良判定を行う。本研究では 1 枚の画像全体で判定するのではなく、1 枚の画像を複数枚にトリミングし、各トリミング画像で白飛びまたはブレの有無を判定し、それらを総合した結果をもって、1 枚の画像の良・不良判定を実施する。トリミングをする理由は、後述する機械学習を用いたブレ判定のために、小さな画像の作成が必要なためである。

トリミング方法は次の通りである。まず、1 枚の画像を 320×320 pix の画像サイズに切り分ける。このトリミングは画像の左端から進め、1 枚トリミングした後に、横方向に 160 pix 移動し、繰り返しトリミングを行う。また、縦方向も同様に、160 pix ずつ移動し、トリミングを行った。

本研究では、トリミングの際に、対象物判定を同時に行う。すべてのトリミング画像で評価した時、対象物以外の背景や物体にボケまたはブレのある画像があると、その画像は良画像だとしても不良画像と判定されてしまうケースがあった。そのため、今回の研究では、トリミングと同時に色情報と色の変化量を用いた対象物認識も行った。なお、LiDAR による対象物判定手法もあるが、膨大な点群処理が必要となる。計算コストと計算時間を考慮し、今回の研究ではトリミングに関しては画像処理による判定を行った。

今回の対象物は風力発電設備の風車のブレード部分であり、このブレードは主に白や灰色のものが多く、また、表面は汚れや補修跡以外に模様はなく、ほとんど色の変化がないという特徴がある。このことから、背景とブレードを見分けるのに、色情報による判別と画像のエッジ抽出による判別を行った。

色情報で判別するために、事前に画像を RGB 配列から HSV 配列に変換した。RGB 配列では、日光の当たり具合によって値が大きく異なる。HSV とは色相 (H)、彩度 (S)、明度 (V) のパラメータで構成される色の配合であり、この彩度を色判別に用いることで明るさの影響を少なくできる。そして、この HSV の各パラメータの平均値をトリミング画像ごとに算出する。閾値を決め、彩度がその範囲内であれば、色情報をクリアするアルゴリズムとした。

また、色情報だけでは、背景の建物と混在する可能

性があるため、画像のエッジ抽出も判定要因として利用した。エッジ抽出には、Canny 法¹⁾を用いた。図 3 のように、風力発電設備のブレード表面は色の変化がなだらかなため、エッジの量が少ない場合を正判定とすることにした。

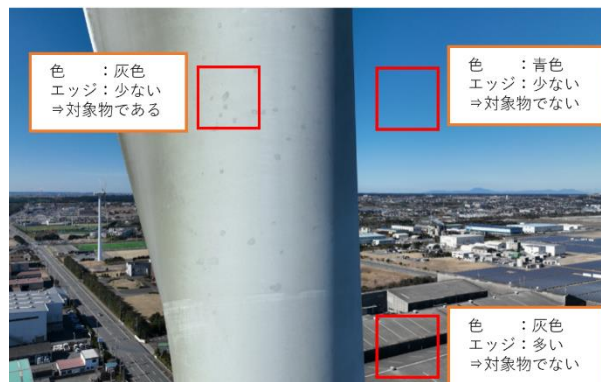


図 3 実際のブレードの一部を空撮した様子とトリミングした際の色情報判定とエッジ抽出判定の例

3.4 白飛び判定

トリミングした各画像に対して、白飛び判定を実施した。白飛びを判定するために、画像の各画素値をヒストグラムにし、その際に閾値（本研究では 250）以上の画素値を持つ画素が一定数以上であれば、白飛びと判定するアルゴリズムを構築した。図 4 に、白飛びと判定した例を示す。

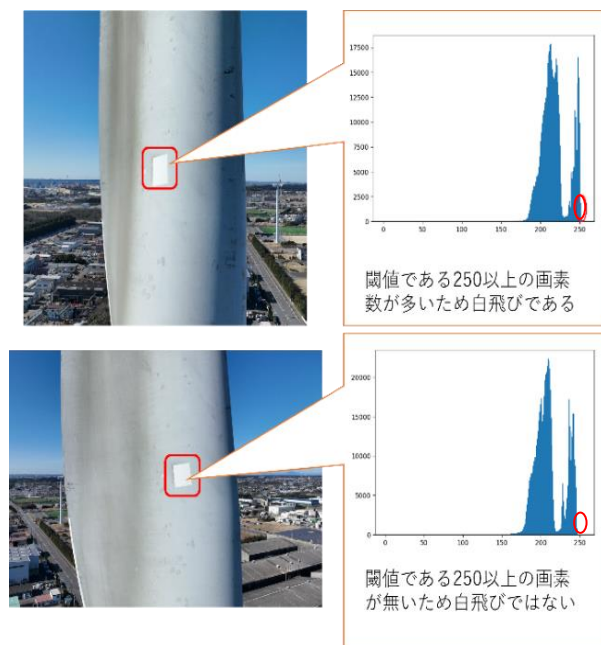


図 4 ブレード表面の様子とその補修テープ上の画素値のヒストグラム

図 4 右側のヒストグラムは、横軸が画素値、縦軸が画素数を示す。図 4 の上図は対象物表面の白いテープの箇所、画素値 250 以上の画素数がいくつか存在したため、白飛びと判定された。

3.5 2次元フーリエ変換画像を用いたブレ画像判定

ブレ画像を判定するために、トリミング画像をそのまま機械学習にかけると、精度が低くなる可能性がある。そこで本研究では、画像を2次元フーリエ変換し、その変換画像を機械学習器へ入力する手法を検討した。

図5に2次元フーリエ変換の例を示す。2次元フーリエ変換は、画像空間を周波数空間に変換することである。フーリエ変換後の画像は、元画像と同じ画素数で出力される。図5上図に正常な画像の例を、図5下図に横ブレしている画像の例を示す。変換後の画像において、模様に変化が表れることが確認できる。このように、元画像より明瞭な特徴が表れるフーリエ変換画像を用いることで、精度向上が期待される。

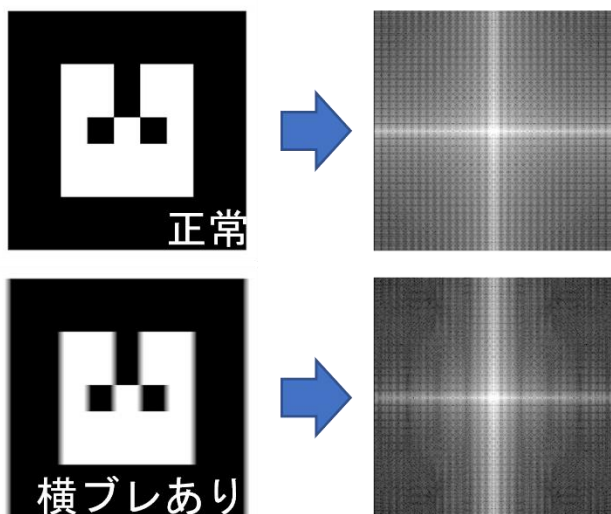


図5 2次元フーリエ変換の例

ブレ画像を判定する機械学習には、ニューラルネットワークによる手法である深層学習を用いた。この深層学習による学習器を構築するために、ソニーのNeural Network Console²⁾を利用した。表1に、構築したニューラルネットワークを示す。このニューラルネットワークは入力層、5層(1~5)の畳み込みニューラルネットワーク、4層(6~9)の全結合層、出力層で構成した。入力層は、解像度320×320のグレースケール(モノクロ)画像を入力とした。畳み込みニューラルネットの層は、畳み込みと縮小、活性化関数であるラング関数(ReLU)を1組とした層で、構成した。全結合層は、最初の3層は全結合とラング関数で構成し、最後の層で活性化関数のsoftmax関数で構築した。

次に、構築したニューラルネットワークを評価するために、独自のデータセットを用意した。この評価用データセットの仕組みは、以下の通りである。

固定カメラをベルトコンベヤー上部に設置し、移動する様々な物体(最大時速1.5km)を、カメラのシャッタースピードを変更しながら撮影し、ブレのある画像とない画像を作成する。これらの画像を、ニューラルネットワークの評価実験に使用することにした。

撮影した画像データを今回の実験用に320×320 pixの大きさにトリミングし、学習用と評価用で7対3の

割合で分け、構築したニューラルネットワークに学習用データを入力し、学習モデルを構築した。

表1 ブレ判定に構築したニューラルネットワークの構成

層	内容	パラメータ	サイズ
-	Input	モノクロ(1)	1,320,320
1	Convolution	KernelShape: (3,3) OutMap: 16	16,318,318
	MaxPooling	KernelShape: (2,2)	16,159,159
	ReLU		16,159,159
2~5	1層と同様	2層目 OutMap: 32 3層目 OutMap: 64 4層目 OutMap: 128 5層目 OutMap: 256	32,78,78 64,38,38 128,18,18 256,8,8
6	Affine	Outshape:100	100
	ReLU		100
7~8	6層と同様	7層目 Outshape:50 8層目 Outshape:20	50 20
9	Affine	Outshape:8	8
	Softmax		8
-	CategoricalCross Entropy		1

学習モデルに評価データを入力した結果を、表2に示す。表2のマスは画像数を示しており、入力画像に対して機械学習器がどのような出力を示したのかを示す。その結果、ブレ画像の不良判定率は100%、良画像の良判定率は99.4%と、非常に高い結果となった。

表2 構築したニューラルネットワークにおける入力画像に対する推定の結果

		ブレ判定数	正常判定数	正誤率(%)
入力ブレ画像数	1521	1521	0	100
入力正常画像数	2480	9	2471	99.4

4. ブレードの空撮画像による検証

サミットウィンドパワー株式会社とDAC株式会社の協力のもと、風力発電設備であるブレード部の空撮を実施した。この撮影した画像をもとに、構築した良・不良判定システムで画像の品質評価を行った。その結果、ブレ画像の判定はなかったが、図4のような一部の画像に、白飛びと判定された画像があった。

ブレ画像がなかった理由として、天候が安定しており風速もほとんどなかったため、高速なシャッタースピードでの撮影ができたことが考えられる。画像の白飛び判定については、ブレード自体は白飛びの判定がされなかったが、ブレードを補修するテープに白飛びの判定があった。この補修テープは白に近い色をしており、日光の反射光が直接カメラに当たった可能性がある。なお、横方向に45度旋回した際の画像データを評価した結果、同じ補修テープでも白飛びの発生は確認されなかった。

対象物のトリミングについては、本システムでブレードを認識し、そのブレードとその周辺をトリミング

していることが確認できた。しかし、逆光になる部分では、一部のブレードを認識しなかった。

今回の撮影データは快晴時のデータであったため空の画像を排除できたが、曇り空の場合、空を認識する可能性があると考えられる。LiDAR を用いることで対象物判定をより確実にできるが、大量の点群データを処理するので、システムの低速化の可能性もある。このトリミングについては、画像及び点群処理を統合したブレード認識技術の向上が課題の一つとなる。

また、今回の画像を入力し判定するまでに、8 秒程度を要する場合があった。この原因は、画像撮影時に画面全体にブレードが映っている場合、トリミングされる画像が多くなり、画像処理に時間を要したためである。さらに、現状の機械学習器では、画像入力から結果が出るまでに時間がかかった。今後、このシステム全体の高速化が課題となり、1 枚の空撮画像に対して 1 秒以内の判定を可能とするシステムを構築する予定である。

5. まとめと今後の課題

今回の研究では、ドローンの自律飛行点検における空撮画像の再撮影の可否を判定するシステムを構築した。この画像判定システムは、被写界深度計算、対象物認識とトリミング、白飛び判定、そしてブレ画像判定用ニューラルネットワークで構成した。その結果、収集した独自のデータセットに対して、不良画像を 100%、良画像を 99% 以上の精度で判定できた。

また、実際の風力発電設備のブレード部分を空撮した画像を入力した結果においても、白飛び画像を検出できたことから、本システムを利用できることを確認した。しかし、逆光といった一部の画像では、対象物として認識できない場合があった。

対象物認識における課題として、背景がブレードと同系色や逆光の場合の認識精度の向上と、画像評価システム全体の高速化があり、今後取り組む予定である。

なお、本研究は令和 4 年度から令和 8 年度まで文部科学省特別電源所在県科学技術振興事業「次世代メンテナンスビジネスに向けたドローンの高機能化に関する試験研究事業」の一環として実施しているものである。

6. 参考文献等

- 1) John Canny, A computational approach to edge detection, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, No. 6, pp. 679-698, 1986.
- 2) <https://dl.sony.com/ja/>