

風力発電設備の外観検査に伴う画像処理技術に関する試験研究事業

平間 毅* 平野 聡* 石川 卓* 堀井 健蔵** 長山 幸浩*** 永見 武司**** 増田 健****

1. はじめに

茨城県における風力発電設備の導入量は総設備容量10万kW、総設置基数62基(2014年3月末現在NEDO作成)と全国9位に位置している。太平洋に面した恵まれた風況のもと、日本初となる本格的洋上風力発電所が鹿行地域に建設され、更なる拡大が見込まれている。

一方、設備の拡大に伴い、メンテナンスにかかる手間や費用が増えることから、メンテナンスに要する時間の短縮が課題の一つとなっている。

メンテナンスの内容は、例えば、半年に一回の定期点検として、発電機や増速機などの油圧確認・補充、スリップリングブラシなどの消耗品の交換・清掃、ブレード、ボルトなどの、写真を用いた外観検査などである。

この中でも特に外観検査は、その後の修繕に関する方針を決定する上で重要な役割を果たす。しかし、撮影可能な時間帯に限られ、一基あたり40枚以上の撮影が必要なこと、また、撮影写真を一度社内に持ち帰り、その後検査を行っていることから、撮影から結果の確認作業まで長い時間がかかるという課題がある。

このような背景のもと外観検査における作業の効率化が現場ニーズとなっており、当センターでは、特に画像の確認作業に要する時間を短縮することを目的に、画像取得後、その場で損傷の可能性が高い箇所をメンテナンス作業者に提示するシステムの開発に取り組んでいる。

2. 目的

本研究では、画像に写った風力発電ブレードの損傷、特にクラックを自動検出するアルゴリズムの開発を目的とした。

特に、従来の2値化処理手法等では検出が難しいクラックに対して、クラックに反応する局所特徴量を抽出し、特徴空間において統計的にクラック・非クラックの判別を行う手法のクラック検出への有効性について検討を行った。

また、風力発電ブレード損傷検出システムのインターフェース開発を行った。

3. 研究内容

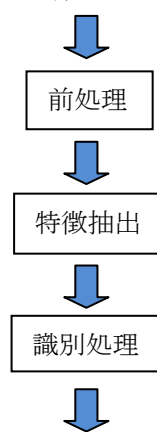
3.1 検出アルゴリズムの概要

本研究では図1の流れで風力発電ブレードの画像からクラックの検出を行った。

入力画像には、実際に風力発電事業者が定期メンテナンスの際に見つけたクラックの画像(図2, 図3, 図4)を用いてアルゴリズムの検討を行った。

前処理は、次段の処理である特徴抽出及び識別処理に先立つ処理であり、特徴量を抜き出しやすく、または識別処理を行いやすくするための工程である。

画像の入力



検出したクラック箇所の出力

図1 クラック検出までの流れ



図2 クラック例1

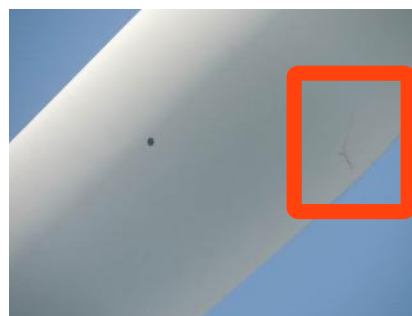


図3 クラック例2

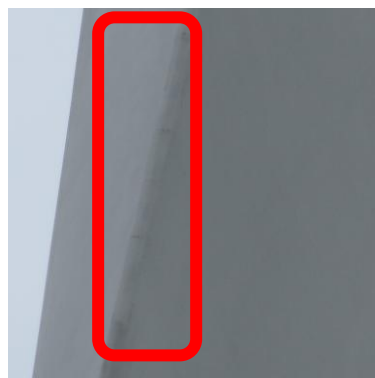


図4 クラック例3

*技術基盤部門 **有限会社アストロン ***株式会社ウインド・パワー・エンジニアリング

****国立研究開発法人産業技術総合研究所知能システム研究部門コンピュータビジョン研究グループ

特徴抽出は、画像からクラックに特有の特徴量を算出する処理であり、抽出された特徴量をもとに特徴空間上でのクラック及び非クラック領域を統計的に求める作業が次段の識別処理工程において行われる。

3.2 前処理

前処理として、以下の処理を行った。

- ・RGB 画像からグレースケール画像への変換
- ・ノイズ除去のためのガウス平滑化
- ・ヘッセ行列の固有値 α , β ($\alpha > \beta$) 及び最大固有値 α に対応する固有ベクトル方向の輝度勾配 g を用いたフィルタリング

グレースケール変換は RGB の値から次の式により計算される。

$$Y = 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B$$

ここで、 Y はグレースケール変換後の輝度値、 R , G , B はそれぞれ RGB 画像における赤、緑、青成分の値を表す。

ガウス平滑化は注目画素の輝度値を周辺画素の輝度値との平均値をとった値で置き換える処理であり、平均の重みはガウス分布により決定される。今回はガウス分布の標準偏差を 3 としガウス平滑化を行った。

ヘッセ行列は次の行列によって定義される。

$$\begin{pmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{yx} & I_{yy} \end{pmatrix}$$

ここで、 I は輝度値、右下の添え字は各方向への微分を表す。また、ヘッセ行列は実対称行列であるため、その固有値は実数となる。前処理として、ヘッセ行列の固有値 α , β ($\alpha > \beta$) 及び最大固有値 α に対応する固有ベクトル方向の輝度勾配 g に閾値を設定し、クラック部と非クラック部の粗い判別を行った。本研究では、クラック部は周辺部に比べて暗く写る、また、クラック亀裂方向の輝度変化が比較的小さいという特徴 (図5) を考慮し、 $\alpha > 0.2$, $-0.4 < \beta < 0.4$, $-0.1 < g < 0.1$ の領域をクラック部、それ以外の領域を非クラック部とした。

3.3 特徴抽出

クラック検出のための特徴量として、Improved Local Binary Pattern (Improved LBP) を算出した。Improved LBP はテクスチャ解析などで用いられるパターンベースの特徴量であり、特徴量は注目画素の周囲の半径を R 、近傍領域の画素数を P として以下のように算出される。

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(I_p - I_c) 2^p$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq 1) \\ 0 & (x < 1) \end{cases}$$

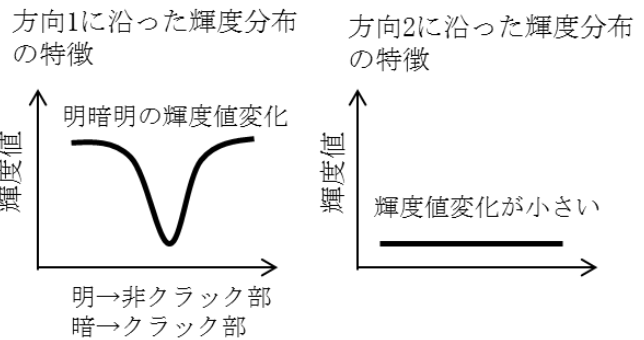
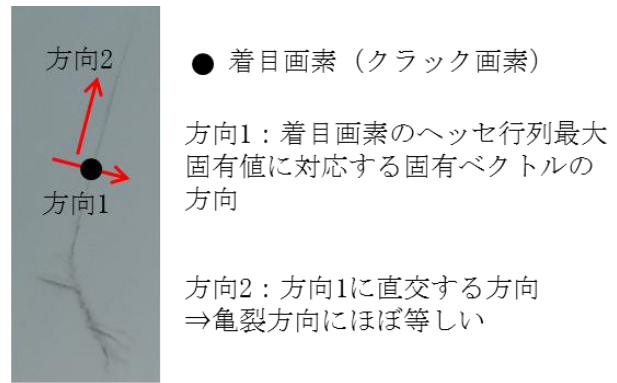


図5 クラックの特徴

ここで、 I_p は近傍領域の輝度値、 I_c は注目画素の輝度値の平均を表す。P の最大値は R に依存し、例えば R=2 のとき近傍領域は 5×5 であり、P の値は 16 以下に制限される。本研究では、短距離と長距離の相関を考慮し、R の値を 4 及び 8 とし、それぞれについて近傍領域 4 画素を選択した (P=4)。また、近傍領域を選択する際、特徴量へ回転不変性を付与するため、図6に示すように、前処理で算出したヘッセ行列最大固有値に対応する固有ベクトルによる補正を行った。

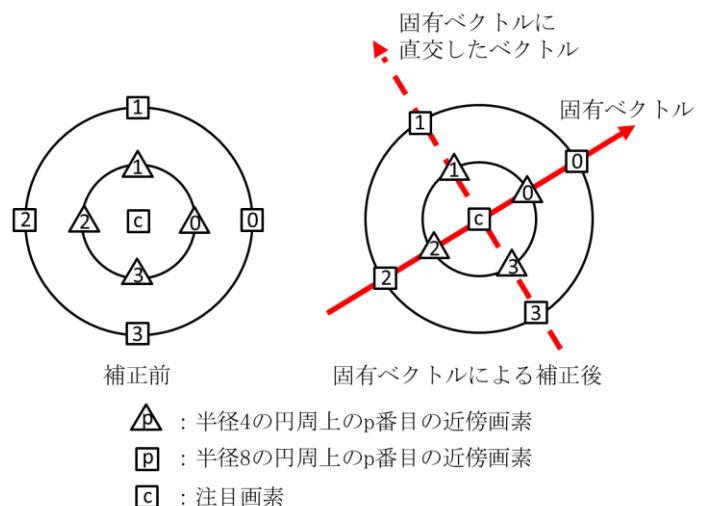


図6 固有ベクトルによる近傍領域の補正

これより、256種類のパターン (特徴量の次元) を有する特徴量が算出される。

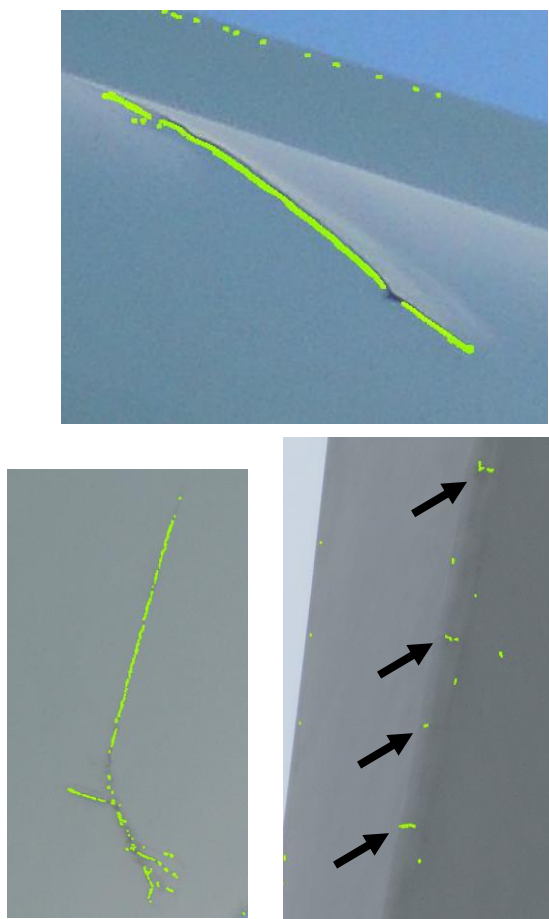
3.4 識別処理

特徴空間におけるクラック・非クラックの識別をサポートベクトルマシンにより行った。サポートベクトルマシンは2クラスの分類を行う教師あり学習アルゴリズムであり、他の識別手法に比べて高い汎化性能をもつ、非線形識別関数により複雑な識別境界が記述できる、常に大域最適解が求まるといった好ましい特徴を有する。本研究では、ガウスクERNELを用いた非線形サポートベクトルマシンによりクラック・非クラックの識別を行った。

識別境界を決定するために、誤分類をどの程度許容するかを決定するコストパラメータ C 、識別境界の複雑さを決定するカーネルパラメータ γ を指定する必要があるが、ここでは $C=1.0$ 及び $\gamma=10.0$ とした。

アルゴリズムの性能評価を3ホールドクロスバリデーションにより行った結果、再現率（クラックの画素を正しくクラックだと判定した率）は約63%、適合率（クラックだと判定した中で正しくクラックであった率）は約80%となった。

以上のアルゴリズムによりクラック検出を行った結果を図7に示す。



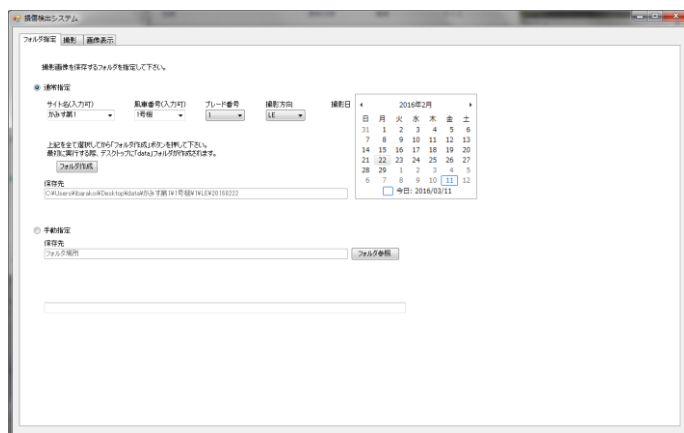
上：クラック例1の検出結果
 左下：クラック例2の検出結果
 右下：クラック例3の検出結果
 矢印がクラックを検出したい箇所
 明部：クラックだと検出した画素

図7 クラック検出結果

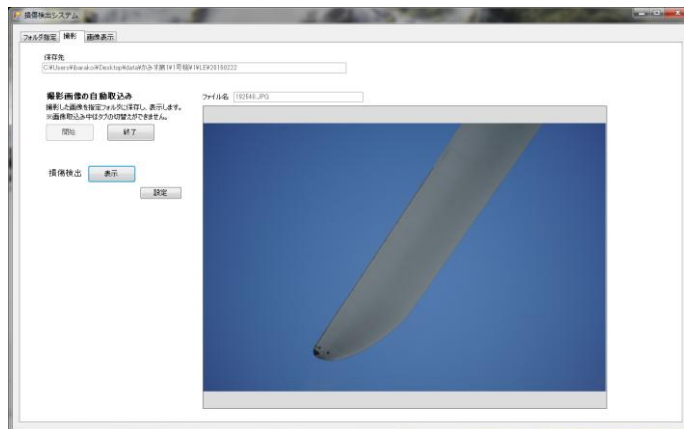
3.5 風力発電ブレード損傷検出システムのユーザーインターフェース

風力発電ブレード損傷検出システムのユーザーインターフェースを図8のとおり開発した。ユーザーインターフェースの開発にあたっては、風力発電事業者のニーズを調査し、現場における使い勝手の良さを考慮した。なお、本開発ではデジタルカメラとしてSONY α 5100（有効画素数約2430万画素、アスペクト比3:2）を想定した。

本システムでは、デジタルカメラをパソコンへUSB接続することでカメラ画像を自動で取得することができるとともに、カメラ取得画像保存フォルダ設定画面により画像の保存場所を指定することが可能となっている。これにより、ブレード撮影時、事前に入力された風力発電サイト名、風車番号（○号基）、ブレード番号、撮影方向（前縁、後縁、風上側、風下側のいずれか）、撮影日、撮影時間の情報に合わせて取得画像が自動でフォルダリングされるため、その後におけるブレード経年変化のモニタリングが比較的容易にできる仕様となっている。また、撮影時にその場で取得画像を確認できるため、撮影画像を社内へ持ち帰り改めて検査を行っていた従来の外観検査に比べると検査効率の向上が期待できる。



カメラ取得画像保存フォルダ設定画面



取得画像確認画面

図8 システム操作画面

4. 研究結果と考察

- (1) 前処理として、ヘッセ行列の固有値 α 、 β ($\alpha > \beta$) 及び最大固有値 α に対応する固有ベクトル方向の輝度勾配 g を用いたフィルタ処理を行うことで、クラック部と非クラック部の粗い判別を行うことができた。また、本処理を行うことで、後工程の特徴抽出及び識別処理で対象とする画素の数を削減できるため、処理速度の向上が期待できる。
- (2) クラック検出を行うためのパターンベース特徴量として、前処理で算出したヘッセ行列最大固有値に対応する固有ベクトルで補正した2スケールの Improved LBP をピクセル単位で算出し、ガウスカーネルを用いた非線形サポートベクトルマシンにより、特徴空間におけるクラック、非クラックの識別境界を決定した。
- (3) 本アルゴリズムをクラックの写ったブレード画像へ適用し、クラック画素のうち約 63%を正しくクラックだと検出できていることを確認した。なお、クラック単位で考えると、すべてのクラックにおいて、クラック領域のうち一部の画素はクラックであることを検出できている。適合率は約 80%となったが、後処理としてクラックだと検出した画素のかたまりを面積などでフィルタリングすることで、適合率の向上が期待できる。
- (4) 風力発電ブレード損傷検出システムのユーザーインターフェース及びその機能について、風力発電事業者のニーズをもとに開発を行った。

5. まとめ

本研究において、ヘッセ行列の固有値及び最大固有値に対応する固有ベクトル方向の輝度勾配を用いたフィルタリングを行い、固有ベクトルにより補正を行った2スケールの Improved LBP を特徴量とし、特徴空間でガウスカーネルを用いた非線形サポートベクトルマシンによりクラック、非クラックの識別境界を決定することで、クラック検出を行うアルゴリズムを構築することができた。

6. 今後の課題

今後、風力発電ブレード損傷検出システムの実用化にあたっては、ブレード損傷の写った多数の画像データをもとに、より精度の高い識別器を構築する必要がある。いかに多くの画像を収集するかが今後の課題の一つである。

また、外観検査の現場において、できる限り早くクラック有無の判別を行う必要があるため、アルゴリズムの処理速度向上が今後の検討課題となっている。