

鉄塔鍍画像の色に基づく劣化度の判定

Judgment of the galvanizing degradation degree based on the color of digital images of power transmission tower

長谷川純也*¹
Junya Hasegawa

小野田崇*¹
Takashi Onoda

*¹東京工業大学大学院 総合理工学研究科

Graduate School of Interdisciplinary Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

Japanese electric power companies perform maintenance to effectively make use of existing equipments. Power transmission towers, used to support power transmission lines, are galvanized to prevent corrosion and need re-coating periodically. It is difficult to determine when to repaint, because of the ambiguity of the deterioration. Previous studies proposed a method to automatically estimate the degradation degree of the galvanization using digital images of the steel. However, the precision of the estimation has not yet reached a practical level. We focused on the characteristic of the rust, and emphasized the colors red and blue in the digital images. We report the estimation result of our method, with improved estimation precision compared to previous methods.

1. はじめに

電力会社では、近年電力市場の自由化が進展する中、機材の有効活用に対する取り組みやあらゆる面における徹底したコストダウンなど、さらなる効率化が望まれている。

このような状況の中で、送電線の支持に用いられる送電鉄塔(図1)の保守・管理業務の効率化が考えられている。送電鉄塔は、部材への鍍を防ぐための溶融亜鉛メッキを施し、長期に渡って使用されている。この溶融亜鉛メッキの防錆機能は経年とともに低下するため、防錆機能がなくなる前の適切な時期に亜鉛メッキの再塗装を行う必要がある。送電鉄塔の数は膨大であるとともに、設置場所の違いによって防錆機能の低下進行度は異なるため、効率的な再塗装作業スケジュールの作成が求められている。再塗装作業スケジュールの作成には、各送電鉄塔の亜鉛メッキの劣化度を正確に把握する必要があるが、コストをかけ過ぎることはできない。そのため、現在は数人の専門家の目視によって、定期的に亜鉛メッキの劣化度の調査が行われている。しかし、専門家にとって、膨大な数の送電鉄塔を一つ一つ調査することは非常に労力のかかる作業である。また、専門家は亜鉛メッキを目視する際、主に亜鉛メッキの色に注目している。しかし、色は人によって感じ方が微妙に異なるため、専門家間で判定にバラツキが生じてしまう。

一方、近年の情報技術の発展により、デジタル画像の撮影は、精度よく、安価で簡単に行えるようになり、大量の設備・機器の画像データを収集しやすい環境になりつつある。また、パターン識別の研究では、識別の難しいパターンだけに注力するサポートベクターマシン(以下SVMとする)を始めとする高精度な学習識別手法が提案され、人間に勝るとも劣らない識別が可能となっている。つまり、安価で容易に収集できる画像データと精度の良い画一的なパターン識別手法を組み合わせることで、専門家の行う作業を計算機に代替させることが可能になってきている。

このような背景から、判定基準の標準化と作業の効率化を図る手段として、鋼材の鍍画像を基に劣化度を計算機に自動判定させる方法が提案されている[3],[4]。参考文献[3],[4]における自動判定とは、亜鉛メッキの鍍画像(以下、鍍画像)

とその画像に対する専門家の判定結果とが対になったデータを蓄えた事例データベースに基づき、高精度な学習識別手法が作成する判定基準によって、未知の鍍画像の劣化度の判定を自動的に行うものである。これは、鍍画像に対する専門家の判定を計算機に模擬させることを目的としている。しかし、堤らの研究[4]において、現行の判定精度は専門家のそれに達しておらず、実用化の域には至っていない。本稿では、鍍画像の特性に焦点を当て、判定精度を高める方法について検討した結果について報告する。



図 1: 送電鉄塔

2. 関連研究と課題

溶融亜鉛メッキの劣化度の判断に対して、変色の程度などの色彩情報が有効であることを示す結果が報告されている。対馬らの亜鉛メッキ劣化診断に関する研究[1]、成田らの亜鉛メッキ構造物の劣化診断の研究[2]では、亜鉛メッキの変色を利用して断面の状態を把握でき、劣化度の判定に色彩情報が有効に利用できることを報告している。亜鉛メッキの断面は純亜鉛層、合金層、素地からなっており、長期間屋外で暴露されることで徐々に下層が露出する。合金層、素地には鉄の腐食生成物が含まれており、鉄成分の割合は各層で異なる。鉄成

連絡先: 長谷川純也, 東京工業大学大学院 総合理工学研究科, 神奈川県横浜市緑区長津田町 4259, hasega@ntt.dis.titech.ac.jp

分の割合によって変色の程度も異なるため、変色の程度によって露出した層、つまり亜鉛メッキの劣化度を判断することができる。

鋼材の錆画像を基に劣化度を計算機に自動判定させる方法はいくつか提案されている。小野田らの配電柱腕金再利用の研究 [3] では、腕金錆画像に基づく再利用可否判定評価用テストデータについて、SVM を用いて計算機による判定精度を評価した。腕金の現物をマイクロスコープで直接接写することが可能であるため、常に一定の環境で撮影を行うことができ、色・明るさの差異はほとんど起こらない。この小野田らの研究では、画像の色表現を定量化したものを特徴量として用い、識別率 97.2 % という結果を示している。

堤らの送電鉄塔鋼材の亜鉛メッキの劣化判定の研究 [4] では、鉄塔鋼材の錆画像に対して色表現を定量化したものを特徴量として用い、自動的に亜鉛メッキの劣化度を判定する方法を提案した。送電鉄塔鋼材から亜鉛メッキ画像を取得するには、送電鉄塔に昇り、高所で撮影の自由が効かないことから横に張り出した腕金などを撮影する必要があるため、堤らの研究では照明条件の違いによって、同じ劣化状態であっても若干異なる色・明るさに撮影された画像が存在していた。小野田らの研究 [3] と同様に特徴量として色表現を定量化したものをを用い、SVM によって識別を行った結果、識別率 85.6 % を達成した。一方、最初に画像に対してラベル付けした専門家が、自ら付けたラベルを伏せた状態で再度ラベル付けを行った結果は約 95 % であるため、専門家の判定精度に劣る現状の精度では実用化は困難である。

他方で、後藤らの耐候性鋼材の錆外観評価の研究 [5] では、錆画像に対してウェーブレット変換による多重解像度解析を行い、錆画像の周波数エネルギー特性を学習パターンとして自動識別を行う方法を提案した。錆画像のほとんどは薄暗い桁下環境でフラッシュを用いて撮影され、フラッシュの光量や方向、鋼材からの反射、自然光の光量などが無視できないため特徴量として不安定であると考えられ、検討対象からは外された。そこで、錆画像を錆粒子が規則的に並んだテクスチャとして捉え、錆画像にウェーブレット変換を適用し、算出された周波数エネルギーを用いた特徴量を提案し、SVM によって識別を行った。外観評価によって錆画像は 5 つの異なるクラスに分けられており、識別率は高いクラスで 94 % だが、低いクラスでは 72 % という結果を示した。

テクスチャなど色表現以外の特徴量を用いた鋼材の劣化に関する研究も存在するが、専門家は色のみを劣化度の評価基準としているという経験的な知識から、我々は色表現に着目した。画像の色表現を特徴量とした関連研究が持つ課題の一つとして、錆の色分布を十分に考慮していなかったことが考えられる。関連研究では、全ての色について等しい割合で特徴量としていたが、錆画像に緑や紫などの色が現われることはほとんどない。錆画像に特徴的な色を強調することで、精度の向上が期待される。本研究では、特徴量に上記の情報を加えることによって、判定精度の向上を検討する。

3. 提案方法

3.1 HSV ヒストグラム

画像特徴量は、参考文献 [3],[4] において最も高い判定精度を示した HSV ヒストグラムを用いた。HSV 表色系 [6] は R, G, B の画素値に非線形変換を施して得られる色相 (H), 彩度 (S), 明度 (V) によって色を表現した、人間の感覚に近い色の表現方法である。色相は色の種類を、彩度は色の鮮やか

さを、明度は色の明るさを表す。対馬らの研究 [1] では、色相・明度・彩度それぞれ単独では劣化度を明確に判断することは困難であり、これらを組み合わせて判定する必要があると述べられている。このため、全 HSV 値を特徴量として選ぶ必要がある。

HSV ヒストグラムは、画像データ内の全 HSV 値の頻度を集計した特徴であり、色の出現位置の情報は失われるが画像全体の色の面積を表すことが可能となる。評価画像は撮影箇所を指定しておらず、専門家は色のみを劣化度の評価基準としているため、錆の位置は判定に関してほとんど影響はなく、HSV ヒストグラムを特徴量として選ぶことは妥当であると考えられる。

HSV ヒストグラム

HSV は人間の感覚に近い色の表現方法である。HSV ヒストグラムは画像全体の色相、彩度、明度の頻度を集計する。色の出現位置は無視されるが、色の面積を表現することができる。

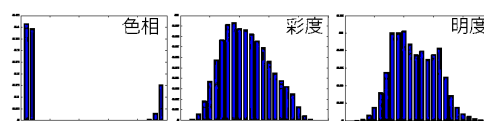


図 2: HSV ヒストグラム

3.2 色相の分布

色を赤、黄、緑、シアン、青、マゼンタの順序で環状にならべたものをマンセル表色系、あるいは色相環と呼ぶ。HSV 表色系は、マンセル表色系に用いられた色相、明度、彩度の概念から生まれた。マンセル表色系では、三原色の赤、緑、青が色相環上にほぼ 120 度を置いて並んでいるのに対し、HSV 表色系では正確に 120 度離れて配置されている。HSV の色相環は色の順序付けであり、RGB への変換が容易であるのでコンピュータ上での処理に適している。図 3 の色相環では上部が 0 度で赤となっており、120 度置きに緑と青の三原色が配置されている。表 1 は色相環を 6 分割した各領域における、RGB 表色系と HSV 表色系の関係を表している。

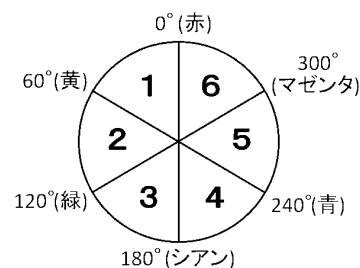


図 3: 色相環

対馬らの研究 [1] では、溶融亜鉛メッキの劣化による色の違いについて、劣化が進むにつれてメッキ層は明るい灰色、黄色、赤褐色・黒色と変化することが報告されている。これらの色は劣化度の判定において重要な情報であると考えられ、特徴量として用いる色相に対して、これらの色に該当する部分をより強調させることで、精度が向上することが期待される。

本研究では図 3 のように色相を 6 分割し、領域 1・6 を赤、領域 2・3 を緑、領域 4・5 を青と捉え、それぞれの範囲に対

表 1: RGB 表色系と HSV 表色系の関係

領域	R	G	B	色
1	255	0 ⇒ 255	0	赤 ⇒ 黄
2	255 ⇒ 0	255	0	黄 ⇒ 緑
3	0	255	0 ⇒ 255	緑 ⇒ シアン
4	0	0	255	シアン ⇒ 青
5	0 ⇒ 255	0	255	青 ⇒ マゼンタ
6	255	0	255 ⇒ 0	マゼンタ ⇒ 赤

する次元数（ヒストグラムのピンの本数）を増やし、精度比較を行う。

4. 評価実験

4.1 評価画像

評価画像は堤らの研究 [4] で使用された画像を含む 1645 枚の鉄塔鋼材錆画像を用いた。画像は課電状態の鉄塔に昇塔して可能な限り対象に近付いて撮影された。鉄塔上では対象に接近できない場合が多いため、望遠レンズを装備したデジタルカメラにより、自動補正機能を用いて撮影された。測光モードはスポット測光とし、中央付近に撮影した鋼材表面を基準として露出補正を行うようにされている。なお、自動補正機能を用いると照明条件の違いによって色・明るさに変動が起こるが、それらに対しては事例データベースへの登録画像を増やすこと、及び人工的に色温度と明度を変化させた画像を学習時に加えて厳密さを緩める色加工学習法 [4] を適用して解決している。

統一的な環境で撮影ができないことから、撮影画像にバラツキが生じることや、空や建物など対象とする鋼材以外の背景も撮影されてしまうことが起こる。そこで撮影したデジタル画像から背景などを取り除き、写真の中央を切り出して全て縦 320 画素 × 横 320 画素に揃えた。

亜鉛メッキ表面の劣化度は、塗装時の素地調整や塗装使用等を考慮し、経済的な塗装時期を判定するため、次の 3 つのクラスで分類する。

- 早期：亜鉛メッキが十分に残存している状態
- 適期：亜鉛メッキの劣化が部分的に合金層まで達している状態
- 遅期：全面で合金層が露出し一部で鉄素地及び鉄素地に近い部分からの錆が見られる状態

各画像のクラスは、撮影画像を基に専門家が判定した。画像枚数はクラス 1 が 761 枚、クラス 2 が 431 枚、クラス 3 が 453 枚である。各クラスの代表的な画像は、クラス 1 はグレーでたまに少量の赤錆が見られる状態、クラス 2 は全体に赤錆が見られる状態、クラス 3 は濃い赤錆や茶・黒色の錆が発生している状態が多い。

また専門家による判定の正確さを調べるため、一度付与した判定を伏せて、鋼材部分のみを切り出した画像に対し、同じ専門家に再度判定を行わせるブラインドテストを実施した。その結果、約 95 % の判定が一致し、判定に揺らぎが少ないことを確認した。

4.2 評価方法

計算機による判定基準の作成には、近年多数の分野で利用されており、参考文献 [3],[4],[5] でも利用されている SVM を用いた。SVM は 2 値分類器であるが、本研究は 3 つの値に分類する。そこで多値分類問題を扱う方法としてよく知られた

one-versus-all 法を用いた。one-versus-all 法は、 k 個のクラスが存在した場合、学習時に 1 つのクラスとそれ以外の $(k - 1)$ 個のクラスとを分類するような二値分類器を各クラスに対して作成する。テスト時は、テスト事例に対する判別関数の値（分離超平面からの距離）が最も大きくなるようなクラスを選択する。またカーネルには、画像の高精度なパターン識別に用いられている RBF (Radial Basis Function) カーネル [5] を用いた。実際の計算にはネット上で公開されている libsvm*1 を用いた。

HSV ヒストグラムの H (色相) に重きを置くことで判定精度が向上する報告があるため、本研究でも H:S:V=2:1:1 の割合で次元数を調整し、その上で色相の次元数を追加する。実験に用いた特徴量の次元数は、堤らの研究 [4] で最も高い精度を示した 192 次元に、色相を強調した次元数を加え、224 次元、256 次元、320 次元とした。また、特徴量の各成分は平均 0、分散 1 となるように正規化した。RBF カーネルのパラメータ γ の変動範囲は $5 \times 10^{-4} \sim 5 \times 10^{-1}$ *2 とした。

評価では図 4 に示すように、最初に各クラスの画像群からランダムに全体の 1/4 を取り出し、残りのすべてを事例データベースに登録する。次に、SVM により判定基準を自動作成し、その後、自動作成した判定基準を用いて、取り出した 1/4 の画像を自動判定させる。この評価過程を 100 試行実施した。取り出した 1/4 の画像の枚数 (n) に対して、正しく判定した画像の枚数 (m) の割合 (m/n) を判定精度と呼ぶ。100 試行での判定精度の平均を平均判定精度とした。

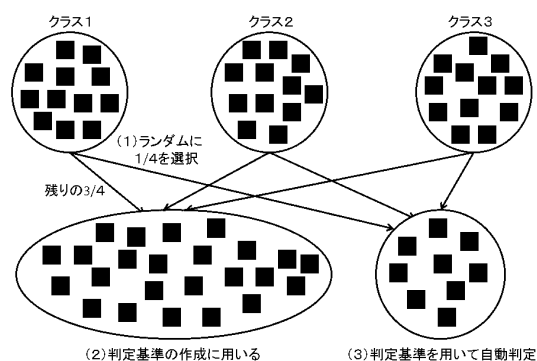


図 4: 画像データ群を用いた評価実験方法

4.3 評価結果と考察

表 2 は、強調する色相の色と、その色に当たる部分の次元数を 2 倍、あるいは 3 倍に増やした際の精度比較を行った結果である。強調なしについては、他の次元数と合わせるために 256 次元と 320 次元を選び、H:S:V=2:1:1 の割合となるように調整した。

最も高い判定精度は、特徴量に赤と青を強調した場合の 87.3 % であった。これは劣化の進んだ錆画像の色が赤であること、劣化の進んでいない錆画像の色が青であることが理由と考えられる。また、色を強調したいずれの判定精度も、次元数を増やした強調なしの判定精度より勝っている。このことから、特徴的な色に絞って次元数を増やすことで、次元数を抑えながら高い判定精度を示すことが可能となる。以上の結果から、色相を強調することによって判定精度が向上することが示された。

*1 <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

*2 0.0005, 0.0001, 0.005, 0.001, 0.05, 0.01, 0.5 の 7 種

表 2: 提案した方法による判定精度 1

強調する色相の色	次元数 2 倍	次元数 3 倍
強調なし	85.6 % (256 次元)	85.7 % (320 次元)
赤	86.6 % (224 次元)	87.0 % (256 次元)
緑	85.7 % (224 次元)	85.8 % (256 次元)
青	85.9 % (224 次元)	86.3 % (256 次元)
赤, 緑	86.3 % (256 次元)	86.5 % (320 次元)
赤, 青	86.8 % (256 次元)	87.3 % (320 次元)
緑, 青	86.4 % (256 次元)	86.7 % (320 次元)

4.4 クラス間順序の考慮

色分布の考慮以外の精度向上の方法として、クラス間の順序を考慮する方法が考えられる。

one-versus-all 法の問題点として、あるデータがいずれのクラスにも属さない可能性がある。また、クラス 1 とクラス 3 とを誤分類する可能性があることが挙げられるが、専門家がクラス 1 とクラス 3 を誤判定することは考えづらい。

参考文献 [1],[2] では、錆は劣化が進むにつれて灰色から赤褐色・黒色に変化することが報告されている。このことから、劣化の進行具合に沿ってクラス 1 からクラス 2, クラス 2 からクラス 3 へと色の順序が存在することが想定され、この情報を識別器に加えることで、更なる精度の向上が期待できる。図 5 に one-versus-all 法と順序を考慮した分類器の概略を示す。

ここでは、SVM の手順に工夫を加えることで、疑似的にクラス間の順序を考慮させた。具体的には、まず先の実験と同様に各クラスの画像群からランダムに全体の 1/4 を取り出し、残りのすべてを事例データベースに登録する。次に、最も劣化の進んでいるクラス 3 とその他のクラス (クラス 1 とクラス 2) を識別する (p)。その後、クラス 3 に属するデータ及びクラス 3 と誤分類したデータを取り除き、クラス 1 とクラス 2 を識別する (q)。 p と q の平均を判定精度と定義した。この評価過程を 100 試行実施し、その平均を平均判定精度とした。表 3 は one-versus-all 法とクラス間の順序を考慮した分類器との精度比較を行った結果である。用いた特徴量は、表 2 で最も高い判定精度を示したものである。

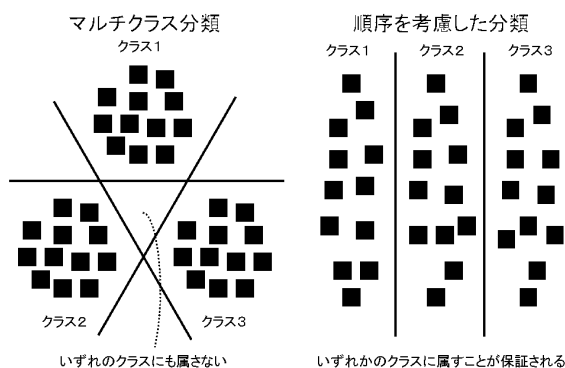


図 5: one-versus-all 法と順序を考慮した分類器

クラス間の順序を考慮することによって、精度は向上することが示された。順序を考慮した SVM 手法として Ranking SVM[7] が挙げられる。しかし、Ranking SVM では全データに順序関係 (全順序) を付けるが、本研究ではクラス間の順序

表 3: 提案した方法による判定精度 2

特徴量	平均判定精度
one-versus-all 法	87.3 %
クラス間の順序を考慮した分類器	87.5 %

のみ (半順序) を考慮すればよく、全順序を付ける必要はない。このため、半順序関係を考慮した識別手法を適用することを検討している。

5. おわりに

本稿では、鉄塔鋼材の錆画像を基に、パターン認識手法による鋼材の劣化度の判定精度を向上させることを目的とした。錆の特徴的な色に着目し、錆画像の色相を強調した特徴量を用いて SVM による識別を行った結果、錆の赤色と青色の部分の次元数を 3 倍にすることで、識別率 87.3 % という結果を得た。

また、クラス間の順序関係に着目することで、更なる精度の向上が期待できることを示した。特に、データに対して全順序を付ける必要はなく、クラス間の順序関係のみを考慮した半順序を付けることが必要となる。今後はクラス間の半順序関係を維持するパターン認識手法を用いて判定精度の比較を行うと共に、テクスチャ特徴といった色分布以外の特徴量も組み合わせることで精度比較・向上を行うことを検討している。

参考文献

- [1] 対馬健夫, 石井明, 飯田健, 正岡典夫, 松末啓雄: 送電鉄塔亜鉛めっき劣化診断に関する研究: 日本機械学会, 口ボティクス・メカトロニクス講演会, 2P1-20-021(2000)
- [2] 成田岳文: 画像解析を用いた亜鉛めっき構造物の劣化診断: 平成 20 年度国土交通省国土技術研究会 (2008)
- [3] 小野田崇, 村田博士, 山名美智子: 腕金再利用自動判定システムの開発 データ表現の相違による再利用判定精度の比較 : 第 21 回日本人工知能学会誌, 1E1-1(2007)
- [4] 堤富士雄, 村田博士, 小野田崇, 小栗修, 田中博: 鉄塔錆画像による亜鉛めっき劣化の自動判定手法: 動的画像処理実利用化ワークショップ, I-22(2009)
- [5] 後藤悟史, 麻生稔彦, 宮本文穂: 画像処理とパターン認識手法を利用した耐候性鋼材のさび外観評価: 土木学会論文集 F, Vol.62 No.4, 674-683(2006)
- [6] Michael W. Schwarz, William B. Cowan, John C. Beatty: An experimental comparison of RGB, YIQ, LAB, HSV, and opponent color models: ACM Transactions on Graphics (TOG), v.6 n.2, p.123-158,(1987)
- [7] T. Joachims: Optimizing Search Engines Using Click-through Data: Proceedings of the ACM Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD), ACM, (2002)