

## GANによる除錆度判定システムのための教師画像生成と生成画像の客観評価

松江工業高等専門学校専攻科 学生会員 ○小瀧 初音, 河原 達哉  
松江工業高等専門学校 正会員 大屋 誠, 武邊 勝道, 広瀬 望

## 1. はじめに

異常さびが生じた耐候性鋼橋梁において、環境改善による対応が難しい場合には補修塗装を行う。補修塗装では、耐久性を向上させるために下地処理が重要である。耐候性鋼橋梁の下地処理は、素地調整程度I種と付着塩分量に関する基準<sup>1)</sup>に従い、ブラスト処理によりISO規格 Sa2 1/2 以上の除錆度が求められる。ところが、除錆度の判断はISO規格<sup>2)</sup>にある代表写真例と比較して目視で行われていることから、定量的で容易に判断できる技術が求められる。大屋ら<sup>3)</sup>は、深層学習を用いた素地調整時の除錆度判定システムの構築を試みている。本システムは、JIS Z0313で規定された除錆度に基づき、画像をSa1, Sa2, Sa2 1/2, Sa3の4段階に分類するシステムで、限られたブラスト時の写真の分類精度は95%を超えている。しかし、教師画像に適した除錆度の画像は少なく、汎化性能を向上させるためには、学習に使用する教師画像を強化する必要がある。

そこで本研究では、ノイズから多様な画像が生成できる敵対的生成ネットワーク(Generative Adversarial Networks, GAN)を用いて、除錆度判定システムの教師画像を生成することを試み、生成された画像の客観評価から教師画像としての適用可能性を検討する。

## 2. 教師画像生成の概要

## (1) GAN

GANは、生成器と識別器で構成された生成ネットワークである<sup>4)</sup>。図1にGANの構造を示す。生成器による画像生成と、識別器により本物(データセット画像)か偽物(生成画像)かの判断が繰り返されることで生成器と識別器が競い合って学習し、データセットと類似した画像を生成することができる。

## (2) データセット

本研究では、GANのデータセットとして、ブラスト後の鋼材表面の画像を使用した。鋼材表面の画像は、カラー画像として256×256×3でシフトしながら小領域画

キーワード 耐候性鋼材, 素地調整, 除錆度, GAN, SSIM

連絡先 〒690-8518 島根県松江市西生馬町144 松江工業高等専門学校 環境・建設工学科 TEL0852-36-5268

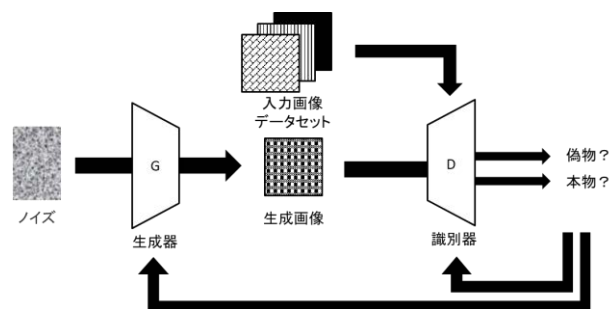


図1 GANの構造

表1 データセットの画像枚数と画像生成の条件

除錆度		Sa1	Sa2	Sa2 1/2	Sa3
画像枚数		150	140	250	1050
epoch	CASE1	15	20	20	15
	CASE2	498	496	495	495
	CASE3	2000	2000	2000	2000
accuracy(%)	CASE1	37.5	75.0	35.9	59.4
	CASE2	100.0	100.0	100.0	100.0
	CASE3	98.4	98.4	100.0	96.9

像を切り出した。除錆度判定システムの教師画像として用いた画像をGANのデータセットとして用いた。

## (3) 生成画像の評価手法

表1にデータセットの画像枚数と画像生成の条件を示す。CASE1は、識別器による生成画像の正答率(accuracy)が低くepoch数の少ない場合、CASE2は、正答率の推移から学習が収束したと判断した場合、CASE3は、過学習が予測される場合である。GANの生成画像の評価は、大屋らが構築した除錆度判定システムの分類器による判断精度で評価した。GANで生成した画像500枚をテストデータとして用い、正しく分類された枚数で評価した。生成した画像の客観評価として、構造的類似性指数(Structural SIMilarity, SSIM)<sup>5)</sup>を用い、生成した画像の多様性を評価した。SSIMは、比較で用いる画像を小領域で切り取り、輝度、コントラスト、構造の変化を比較した値である。0に近いほど多様な画像を生成したと評価できる。

## 3. 生成画像の評価

## (1) 精度の評価

表2に除錆度判定システムによるCASEごとの分類

表2 除錆度判定システムによる分類結果

分類前 分類後	Sa1			Sa2			Sa2 1/2			Sa3		
	CASE1	CASE2	CASE3	CASE1	CASE2	CASE3	CASE1	CASE2	CASE3	CASE1	CASE2	CASE3
Sa1	0	1	73	0	0	2	0	0	0	0	0	0
Sa2	0	0	0	0	1	87	0	0	0	0	0	311
Sa2 1/2	500	491	367	500	498	327	500	268	392	500	500	167
Sa3	0	8	60	0	1	84	0	232	108	0	0	22

結果を示す。また、図2にCASE3でGANにより生成された4段階の除錆度ごとの500枚の画像の一部を示す。CASE1ではすべてSa2 1/2に判定され、CASE2、CASE3でもSa2 1/2の判定に偏っている。GANはノイズからデータセットに類似した画像を生成していくため、学習が未熟であるCASE1で出力されるノイズ交じりの画像をSa2 1/2と判定しやすい、除錆度判定システムの特徴を確認した。そのため、epoch数が増えてもノイズが混入するGANの性質を考慮すると、CASE3でもSa2 1/2に判定が偏ったと考えられる。また、CASE3では、epoch数が多く、識別器が生成画像を偽物であると判断する性能が過度に向上した。

## (2) 生成画像の客観評価

多様性は、140~1050枚のデータセットに対して生成画像500枚を総当たりで比較した場合のSSIM値を算出し、値が小さい場合を多様性があると評価した。Sa1のCASE2とCASE3のSSIM値をプロットした結果を図3に示す。図3におけるCASE2とCASE3を比較すると、epoch数の増加に伴い、CASE3のSSIM値は0に近づくが、SSIM値が0.500~0.700程度の値を示すデータセットに極端に類似した画像が72枚生成された。epoch数の増加によって、過学習によりデータセットに類似した画像生成が起こったものと考えられる。

## 4. まとめ

本研究では、耐候性鋼橋梁などの鋼板面全体がさびで覆われているさび度Grade Dのブラスト処理後の除錆度を定量的に判断する支援システムの構築を目指し、教師画像を強化する目的でGANを用いてブラスト後の除錆度ごとの画像生成を試みた。生成した画像は、Sa2 1/2に判定されやすい結果となった。今後は、学習が安定するパラメータの調整やepoch数の特定、データセットの再分類が必要である。また、SSIM値の算出により、過学習によるモード崩壊により生成された画像の判定が可能であることを確認した。

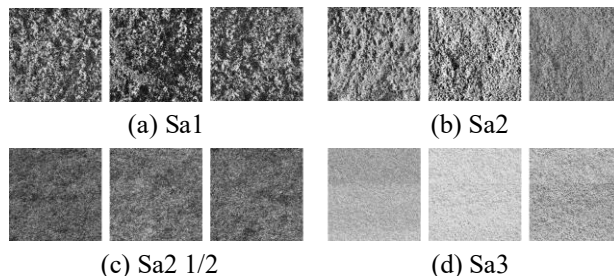


図2 GANで生成した画像

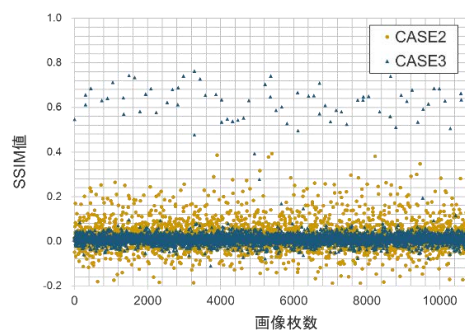


図3 Sa1.0のSSIM値の算出結果



(a) データセット画像 (b) 生成画像

図4 データセット画像と生成画像の比較

## 謝辞

本研究の実施にあたり、腐食した耐候性鋼材のブラスト後の画像データを日鉄防食(株)より提供いただきました。ここに記して敬意を表します。

## 参考文献

- 1) 日本道路協会：鋼道路橋防食便覧，pp. II-111-II-120，2014.
- 2) ISO 8501-1:2007：Preparation of steel substrates before application of paints and related products - Visual assessment of surface cleanliness - Part 1: Rust grades and preparation grades of uncoated steel substrates and of steel substrates after overall removal of previous coatings，2007.
- 3) 大屋誠，諏訪太紀，河原達哉，武邊勝道，広瀬望：深層学習を用いた鋼構造物の措置調整時の除錆度判定システム，AI・データサイエンス論文集，Vol.2，pp.771-776，2021.
- 4) Goodfellow Ian., et al. : Generative adversarial nets, Advances in Neural Information Processing Systems, pp.2672-2680, 2014.
- 5) Wang Zhou., et al. : Image Quality Assessment : From Error Visibility to Structural Similarity, IEEE Transactions on Image Processing, 2004