画像認識による大型クレーンインフラ設備の錆検知と その腐食度評価方法の検討

○ Zixin Li †, 滝澤一樹 †

†:株式会社三井 E&S 成長事業推進事業部 デジタル・ソリューション部

zixin-li@mes.co.jp

概要:港湾クレーンの腐食点検では錆の状態を熟練技師が目視で判断している.この点検作業をドローン で撮影された画像から画像認識により自動的に判断する方法について検討した.最近の深層学習を用いた 手法である Mask2Former によるセマンティック・セグメンテーションで,錆とクレーンの溶接部,一般 構造物の検出を行うことで,腐食面積に基づく腐食の重篤度のスコアリングに部位の重要度を加味した評 価方法の提案を行い,熟練技師の判断との比較を行った.本手法の開発により,従来技師が行っていた危 険を伴う高所作業の一部をドローン点検に置き換えることが期待できる.

<キーワード>ドローン点検、セマンティック・セグメンテーション、腐食度のスコアリング

1. はじめに

大型クレーンは, 製鉄所や組立工場, 港湾ター ミナルにおいて, 鋼材などの大型重量物や海上コ ンテナの荷役のために用いられるインフラ設備で あるが, 法令で義務付けられている定期点検では, 点検員が危険を伴う高所作業により構造物の健全 さを目視にて確認している. 近年, 少子高齢化に よる労働力や熟練技師の不足のため, ドローンの 自動飛行により撮影した点検個所を画像認識によ り自動で判別する手法に期待が高まっている.

厳しい腐食環境下での長時間の供用が求められ るクレーン構造物における錆の判定は重要な点検 項目である.錆による腐食の評価は,浮桟橋など では錆汁の有無をコンクリート劣化の判定基準と しているが [1],クレーン構造物では明確な指針は なく,錆の色合いや面積等に基づいて重篤度の判 定がなされていた.しかしながら,従来の画像認 識手法により得られた腐食の重篤度が熟練技師の 判断と異なることがあり,自動化した場合には重 篤な損傷部分を見逃すリスクが問題視されている.

本報告では、大型クレーンの錆等の腐食評価を 深層学習を用いた画像認識手法であるセマンティッ ク・セグメンテーション法を用いて行った.錆,構 造物の領域をピクセル単位で検出することで,構 造物における錆領域の割合を算出し,評価基準と の比較を行った.また,大型クレーン点検では溶接 部等における錆の発現を特に重要視するため,ク レーン点検に特化した評価手法についても独自に 検討を行った.

2. データセットと検知モデルの作成

錆の検出,及びクレーンの各部位の判定精度も 腐食度の診断精度に大きく関わってくるため,高 精度にピクセル単位で検出が可能な画像認識モデ ルが必要である.

近年,画像のセグメンテーションタスクにお いて,Vision Transformer を用いた手法に注目 が集まっており,高い認識精度が得られること が報告されている.本研究では代表的な手法 である Mask2Former[2],KNet[3],SegFormer[4], DeepLab v3+[5]を用いて検出対象である錆とク レーンの溶接部,一般構造物のそれぞれのマスク を推論する検出モデルを学習し,認識率の比較を 行った.学習に用いたデータセットは、ドローンを 用いて異なるクレーンの様々な部位を撮影した約 680 枚の画像に対して,社内の熟練技師がアノテー ションして独自に作成したものを用いた.作成した データセットは学習用に 477 枚,検証用に 136 枚, テスト用に 68 枚をランダムに分割してモデルの学

Method	Backbone	mIoU-test	mIoU-val	fps(img/s)
Mask2Former	Swin-L	71.29	70.49	2.23
KNet	Swin-L	70.07	70.86	1.92
SegFormer	MIT-B5	66.59	67.25	3.18
DeeplabV3+	R-101-D8	55.01	59.55	2.96

表1 検証セットとテストセットで評価した各モデルの平均 IoU(%) と推論速度.

習と評価を行った.検出モデルは ImageNet データ セット [6] で事前学習された重みパラメータに対し てファインチューニングすることで構築した.デ コードヘッドに位置するクラス分類の損失関数に おける重みパラメータは,錆,溶接部という重要 なクラスに対しては高くなるように設定すること で認識率改善の工夫を行った.

また,データセット規模が大きくないことを考 慮して,学習では2万回のイテレーションをオプ ティマイザに AdamW を用いて行い,学習プロセ スにおいて検証用データでの平均 IoU が最も高い 重みを採用した.

同じデータセットを用いて作成した画像認識モ デルの精度評価を行った結果を表1に示す.テス ト用データの結果を比較するとMask2Formerの平 均 IoU 値は71.29%となり最も高くなる結果となっ た.この時の学習におけるステップ数と各指標値 との関係を図1に示す.図から学習ステップが進む につれて認識精度がほぼ右肩上がりの傾向を示す ことがわかる.また,学習用データ数をそれぞれ 2 割と4 割減らしてMask2Formerを学習して同じ テスト用データで推論したところ,平均 IoU 値は 68.78,68.26 となり顕著な低下は見られなかった. これらの結果から作成したモデルは比較的少ない



図 1 Mask2Former において検証用データでのパ フォーマンス指標. 各種指標はほぼ右肩上がり に向上しており, 顕著な低下がない.

データ数であっても過学習していないと考えられる. 本報告では、テスト用データにおいて最も平均 IoU 値が高かった Mask2Former を検出モデルとし て採用した結果を用いた.

3. 実験結果

3.1. 推論マスクの出力

前記で作成した画像認識モデルを大型船舶用部 品の組立工場のクレーン等に適用した結果を図2 に示す. 推論対象クラスとしては、「錆」「クレーン の溶接部」「一般構造部」である. ドローン撮影画 像中に判定対象であるクレーン構造物が写ってい る範囲は一部であるため、錆の割合を評価するた めには構造物部分と錆の領域を精度良く判定する 必要がある. Mask2Former ではインスタンスレベ ルの分類情報を十分に有しており、各 Query ベク トルが元画像の各位置とのクロスアテンション機 構によりターゲットに関連する情報を画像全体の 特徴から捉えることができる.形状が複雑な物体 や重なり合う領域に対しても精密なセグメンテー ションが実現可能であるため、本件のような錆の 小さく細かいパターンを捉えるには有利に働いて いると考えられる.

図中の錆領域周辺には錆と同じ色合いである錆 汁や防錆塗料が存在するが,社内の熟練技師の判 断基準では文献 [1] の港湾施設の点検の場合とは異 なり,屋外で使用するクレーンに対しては錆汁は 錆の判定対象とはせずにクレーンの構造物強度に 直接影響するとみられる錆領域のみをカウントす るようにしている.このように似通った色合いを もつ対象に対しても本モデルを適用することで錆 領域のみが忠実に検出されていることがわかる.

3.2. 錆面積計算

JIS K 5600-8-3「塗膜劣化の評価 第3節: さびの 等級」では錆面積の割合により錆の等級付けの基



図 2 工場クレーンの各点検個所の画像の比較. 元画像(左), Ground Truth(中), 推論マスク(右)を示す. Ground Truth と推論マスクの各クラスについて, 緑色は錆, 黄色はクレーンの溶接部, 青色は一般構造部, を示す. 推論マスク中に示した赤色は検知できなかった錆であり, 紫色は錆として誤認知された箇所を示す.

表 2	さびの等級及び面積

等級	錆の面積 A(%)				
Ri 0	0	\leq	A	<	0.05
Ri 1	0.05	\leq	A	<	0.5
${ m Ri}$ 2	0.5	\leq	A	<	1
Ri 3	1	\leq	A	<	8
Ri 4	8	\leq	A	<	40
${ m Ri}$ 5	40	\leq	A	\leq	100

表3 当社の判断基準

ランク	判定結果
0	異常なし
1	経過観察
2-1	直接目視で詳細点検必要
2-2	非破壊検査で詳細点検必要
3	直ちに補修

準(表2)が示されている.本手法を用いれば,錆 領域のピクセル数とクレーン各部位のピクセル総 数の比率から,錆面積の割合を容易に算出するこ とができる.図2の画像に対して本評価指標に基 づいて判定を行った錆の等級はそれぞれ Ri 3, Ri 3, Ri 3, Ri 4 であった.

3.3. 腐食の重篤度のスコアリング

一般的な塗膜環境における腐食の評価には JIS で規格化された表2の指標が用いられる.しかし ながら、クレーンの構造物強度の劣化で重要視さ れるのは単純に錆領域の面積ではなく腐食してい る部位である.同じ錆面積であっても腐食してい る場所が異なれば重篤度のスコアも異なるべきで ある. 例えば、図2の1枚目の画像の腐食は重要 度の低い箇所に存在しており、同じく Ri 3 にラン ク付けされた3枚目の画像の腐食箇所とでは補修 の要否等の判断が異なってくるため、クレーンの 構造物の点検では錆面積以外の要素も取り入れた 新たな評価システムを構築する必要がある. 屋外 の大型クレーンの点検における当社熟練技師の基 準では、錆だけでなく溶接部の位置も重要な情報 として判断の際には考慮される. 溶接部は形状に 不連続性があるため応力が集中しやすく、その領 域が腐食により欠損すると、構造物の強度を著し く低下させること,溶接部は鋼材が3次元的に重 なり合い、面に囲まれた領域は雨水や塩化物など の滞留により腐食しやすい状態になっていること, がその理由である. つまり、大型クレーン構造物 においては,部材同士が溶接された部位に錆が発 現する可能性が高く,発現した場合の危険性も高 い. また, 溶接部を跨ぐ広範囲の錆が存在する場 合には、溶接部が検出されない可能性がある.そ の場合においても過小評価とならないように、溶 接部に隣接する一定範囲内の部材については、溶 接部に次ぎ重要度が高いと考えて一般構造部と区 別する. そこでクレーンの各部位について,構造 部、溶接部、および溶接部に隣接する一定範囲内 の部材という三つの領域に分け、これらに異なる 重みを付与する手法を検討した.

具体的な重篤度のスコアリングに関する計算方 法はいくつか考えられるが,ここでは一例を示す. 最も重要な溶接部には最大の重み wwelding を付与 し,溶接部に隣接するピクセル範囲内の領域には *w_{adjacent}*,一般構造部の重みは*w_{structure}*とする. この重み付けに基づいて,標準化されたスコアと して式 (1) が得られる.

Scaled Score =
$$\sum_{i} \frac{R_i}{P_i} w_i$$
 (1)

式 (1) において, R_i は部位 *i* に錆が存在するピク セル数, P_i は部位 *i* のピクセル数, w_i はそれぞれ の重みであり, 部位 *i* の腐食が構造物全体に与える 影響を意味する.

評価の結果を表4と図3に示す.表3には社内 の熟練技師の評価基準が示されている. 安全側の 評価とするため、 各ランクにおける最小のスコア をランク付けの基準の下限として設定する. この 基準に基づいて判定すると、ほとんどの点が技師 による評価と同等となる範囲に収まっていること がわかる.一方, 3.2節の JIS で規格化された判定 基準では同じ評価ランクであっても技師は異なる ランクと判断している場合が多く、本研究で開発 したスコアリング手法の方が妥当であると考えら れる. これらの結果から、本手法を熟練技師の判 断・評価をある程度自動化することが期待できる. しかしながら,まだ一部技師の判断と異なる結果 も存在しているため、スコアリング方式のさらな る改善と、 溶接線以外で技師が重要と判断してい ることを取り入れていくことが今後の課題となる.



図3 重篤度スコア(式1の計算結果)と技師の当社 基準(表3)によるランク付け.緑の点線は各 ランクにおける最小のスコア.オレンジ点は図 2の画像の判定結果.(スコア,ランク)はそれ ぞれ(1.335,1),(2.227,2-2),(2.764,2-2), (4.042,3)である.

4. まとめ

ドローンを用いて大型クレーンの点検の自動化 を行うために,撮影画像から発現する錆,クレー ンの溶接部,一般構造部を認識し,クレーンの腐 食度合いを定量評価する手法を検討した.また,実 際にドローンで撮影した点検画像に対して本評価 手法を適用して腐食度のスコアリングを行い,熟 練技師の判断基準との比較を行った.提案手法を 用いた場合の評価結果は従来の評価手法と比較し て,より技師の判断に近い腐食度の評価結果が得 られるようになった.

参考文献

- [1] 里村大樹: AI による海面等の推定と錆汁・鉄筋露出の検 出一港湾の施設の点検診断効率化を目指して一, AI・デー タサイエンス論文集, Vol. 3, No. J2, p.360-371, 2022.
- [2] Bowen Cheng, Ishan Misra, Alexander G. Schwing, Alexander Kirillov, and Rohit Girdhar: Maskedattention Mask Transformer for Universal Image Segmentation, CoRR, Vol. abs/2112.01527, 2021.
- [3] Wenwei Zhang, Jiangmiao Pang, Kai Chen and Chen Change Loy: K-Net: Towards Unified Image Segmentation, CoRR, Vol. abs/2106.14855, 2021.
- [4] Enze Xie, Wenhai Wang, Zhiding Yu, Anima Anandkumar, José M. Álvarez and Ping Luo: SegFormer: Simple and Efficient Design for Semantic Segmentation with Transformers, CoRR, Vol. abs/2105.15203, 2021.

- [5] Liang-Chieh Chen, Yukun Zhu, George Papandreou, Florian Schroff and Hartwig Adam: Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation, CoRR, Vol. abs/1802.02611, 2018.
- [6] Olga Russakovsky, Jia Deng, Hao Su, Jonathan Krause, Sanjeev Satheesh, Sean Ma, Zhiheng Huang, Andrej Karpathy, Aditya Khosla, Michael Bernstein, Alexander C. Berg, and Li Fei-Fei. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. IJCV, 2015.

Zixin Li:株式会社三井 E&S 成長事業推進事業部 デジタ ル・ソリューション部 デジタル開発グループ所属.主に画 像認識に関する研究に従事.

滝澤一樹:株式会社三井 E&S 成長事業推進事業部 デジタ ル・ソリューション部 デジタル開発グループ所属.博士(工 学). 2004 年に三井造船株式会社(現,株式会社三井 E&S) に入社.主に,研究開発業務に従事.2017 年頃より画像認識 関連の開発に携わる.

表 4	ドローンで撮影された各画像に対して 3.2 節と :	3.3 節の方法を用いた結果の比較
-----	----------------------------	-------------------

錆割合	錆の等級	重篤度スコア	技師の判定	錆割合	錆の等級	重篤度スコア	技師の判定
0.38%	Ri 1	0.802983	1	1.06%	Ri 3	2.22718	2-2
1.99%	Ri 3	1.000738	1	1.75%	Ri 3	2.252042	2-1
0.82%	Ri 2	1.091922	1	1.53%	Ri 3	2.260053	2-1
0.32%	Ri 1	1.296537	1	1.81%	Ri 3	2.461926	2-1
0.54%	Ri 2	1.305491	1	1.30%	Ri 3	2.764232	2-2
0.67%	Ri 2	1.306935	1	1.94%	Ri 3	2.873994	2-2
1.23%	Ri 3	1.33531	1	0.94%	Ri 2	2.969192	2-2
0.34%	Ri 1	1.480685	2-1	1.25%	Ri 3	2.991886	2-2
0.83%	Ri 2	1.561507	1	1.51%	Ri 3	3.029192	2-2
1.51%	Ri 3	1.738203	2-1	6.33%	Ri 3	3.033548	2-2
1.11%	Ri 3	1.800447	2-1	2.11%	Ri 3	3.211675	2-2
4.09%	Ri 3	1.823315	2-1	4.15%	Ri 3	3.628622	3
0.65%	Ri 2	2.068004	2-1	3.72%	Ri 3	3.676298	3
2.49%	Ri 3	2.109426	2-1	3.43%	Ri 3	3.809193	3
1.22%	Ri 3	2.174273	2-1	10.87%	Ri 4	4.041985	3
1.46%	Ri 3	2.214142	2-2				