

機械学習手法による劣化度判定画像を活用した栈橋の残存耐力評価

宇野 州彦¹・岩波 光保²

¹ 正会員 五洋建設（株）技術研究所（〒329-2746 栃木県那須塩原市四区町 1534-1）
E-mail: kunihiro.uno@mail.penta-ocean.co.jp (Corresponding Author)

² 正会員 東京工業大学 環境・社会理工学院（〒152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1）
E-mail: iwanami@cv.titech.ac.jp

著者らが考案した人工知能技術を用いた栈橋の残存耐力評価手法に関して、栈橋の劣化度判定結果の画像から残存耐力評価を行う際に、劣化度判定画像を固定サイズに当てはめる必要があることから、栈橋形状を AI が正しく認識しない場合があるという課題があった。そこで著者らは、栈橋形状に拡大アルゴリズムを使って栈橋を固定サイズに余白なく当てはめ、さらに最近傍補間を用いることで、栈橋形状を正しく出力する方法（SE 法）と、当該予測部材とその周囲の部材を含めて説明変数とし当該部材を逐次予測する方法（NB 法）という 2 つの手法を提案した。

損傷予測結果から、NB 法は全予測結果の平均値が 8 割以上の正解率であったものの、SE 法は栈橋の縦横拡大比率によって正解率が大きく変動するため、実用化には注意が必要であることが分かった。

Key Words : pier, residual structural performance, machine learning, artificial intelligence, scaling algorithm, nearest-neighbor interpolation

1. はじめに

建設後 50 年以上経過する公共の港湾施設の割合は、2040 年 3 月には約 66%に達するとされており、適切な維持管理はより一層重要となってきた。港湾法の改正に伴い港湾施設の点検が義務化されたものの、施設に不具合が生じてから対策を講じる事後保全型の維持管理が採用されている場合も多い。予防保全型維持管理への転換によりコストを抑えることで、港湾施設の維持管理や補修補強が積極的に進むものと考えられる。しかし、維持管理の調査で得られる劣化度や性能低下度は、調査時点における施設の状態を表すものであり、供用継続の可否等の判断が可能な技術はこれまで存在しなかった。

そこで著者らは、既往の研究^{1)~3)}を踏まえ、「港湾の施設の維持管理技術マニュアル」⁴⁾等に基づいた一般定期点検診断で示される梁の劣化度判定結果（a-d）から、栈橋の残存耐力を評価する技術を開発した⁵⁾。これにより、劣化度に応じた梁部材の骨格モデルを規定することで汎用の構造解析プログラムを用いた残存耐力評価を行うことが可能となり、どのような損傷がどの範囲に生じるのかを把握することができるようになった。さらに、腐食メカニズムの違いによる梁の残存耐力の違い⁶⁾や、寸法効果⁷⁾を考慮することで、耐力評価の精度を向上させる

劣化骨格モデルの補正を提案している⁸⁾。

一方、多数の栈橋を保有する管理者は、都度構造解析を実施することのない、簡易な残存耐力評価手法を望んでいることから、著者らは地震力等の想定外力に対して生じる栈橋梁の損傷状態や損傷分布を推定する人工知能（AI）技術を導入した残存耐力評価手法を開発した⁹⁾。しかしながら、図-1に示すような劣化度判定結果を表示した栈橋上部工梁の平面図（以下、劣化度判定画像）から、損傷結果画像を出力するといった残存耐力の推定を行う際に栈橋形状を誤認識するという事象があるため、劣化度判定画像の情報を数値情報に変換した上で、学習および予測を行う必要があった。数値情報への変換は、即時予測が可能な AI の利点を失うこととなるため、課題の解

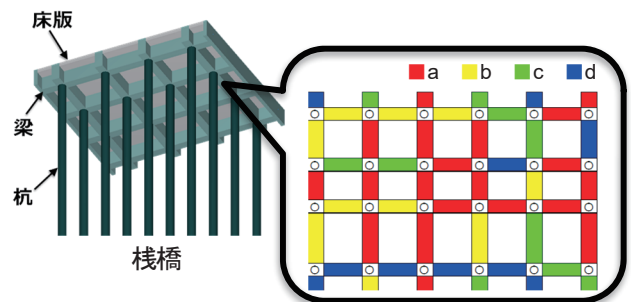


図-1 劣化度判定結果を表示した栈橋上部工梁の平面図

決が必要であった。

そこで、上記課題を解決するための2つの手法を提案する。本論文では、それぞれの手法の概要や各手法を適用した際の予測結果および精度検証等について説明する。なお本研究においては、上記の損傷状態や損傷分布を明らかにすることを栈橋の残存耐力評価と位置付けている。

2. 劣化度判定画像を用いた機械学習における課題

劣化度判定画像を用いた機械学習においては、計算処理の簡便性から図-2に示すように、梁や床版といった各構造要素を1ピクセルへサイズ変換処理を行っている⁹⁾。1ピクセルとした場合には本来の栈橋形状に比べサイズが非常に小さくなるが、図中では分かりやすいように本来の栈橋サイズと同寸法で表示している。また、損傷分布についても同様に1ピクセルのサイズで出力される。なお、1ピクセルへサイズ変更することで梁の長さに関する情報が失われるため、説明変数として梁の長さの追加が必要となる。本論文では1ピクセルサイズで表示した画像を劣化度判定画像および損傷結果画像として取り扱う。また、損傷結果については構造解析結果とAIによるものがあるが、構造解析による損傷結果についてはそれが分かるように構造解析結果と併記する。

栈橋の劣化度判定画像を対象とした機械学習において、そのモデル化手法としては画像データのサイズである縦横ベクトル長を固定する必要がある⁹⁾。したがって栈橋は本来それぞれ形状が異なるものであるが、固定サイズに当てはめるため、図-3に示すように学習時および予測時において最大サイズと考えられる栈橋にデータ長を合わせ、小さな栈橋においては栈橋範囲外であっても固定サイズ（図の赤枠）内であれば梁（図の白色）ではない杭頭部などと同じ黒色で表現して読み込むことになる。画像データはあくまで画像の認識しか行わないため、栈橋のサイズを直接的にAIが認識することはない。したがって、栈橋形状の誤認識が生じる可能性が出てくる。栈橋形状を誤認識して残存耐力を出力した例を図-4に示す。

図-4(a)が本来出力されるべき栈橋形状および残存耐力の結果であるが、既往文献⁹⁾による方法により出力された結果が図-4(b)となる。このように栈橋形状を誤認識することで正しく残存耐力を評価できないことが課題であり、画像処理によって栈橋の残存耐力を評価するためには、栈橋形状を正しく出力できる手法が必要となる。

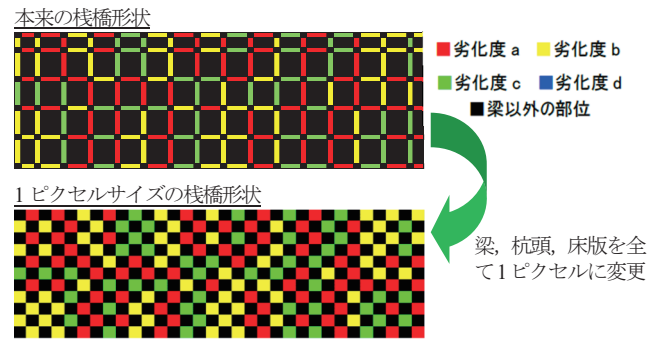


図-2 1ピクセルへのサイズ変更処理⁹⁾加藤

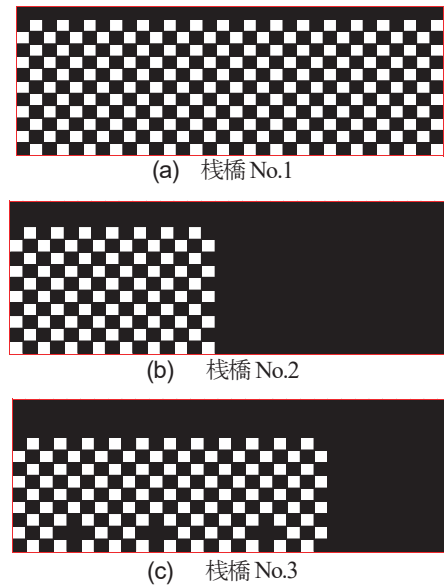
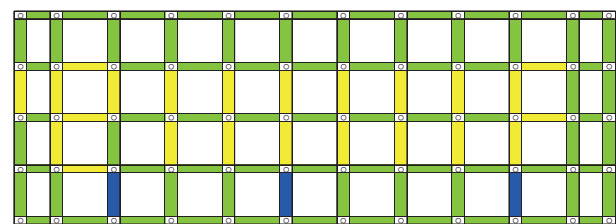
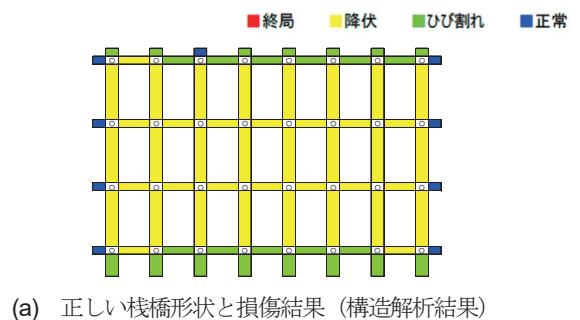


図-3 各栈橋の入力画像データの例



(b) 誤って出力された栈橋形状と損傷結果

図-4 栈橋形状の誤認識の例

3. 新たな機械学習手法の概要

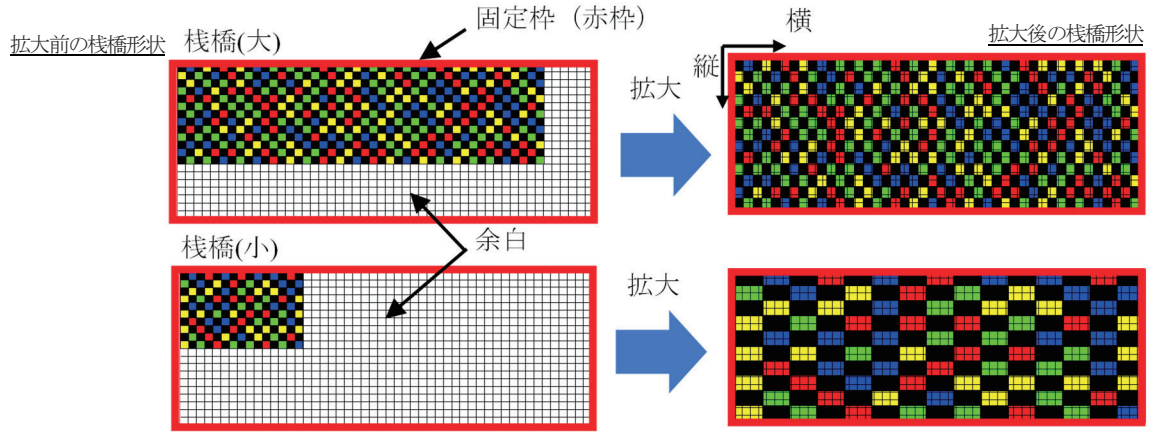


図-5 SE 法による栈橋サイズの設定

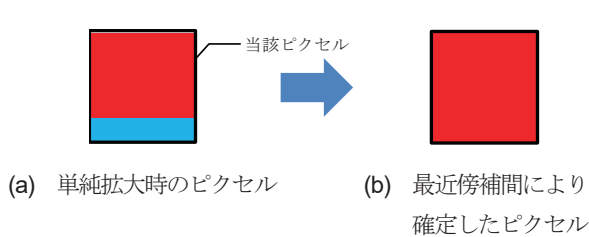


図-6 ピクセル値の補間方法

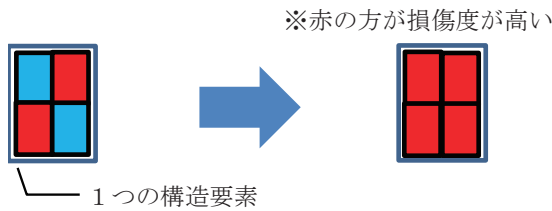


図-7 当該複数ピクセルの結果確定方法

前章で示した課題を解決するために、本研究では2つの新たな機械学習手法を考案した。本章ではその概要について説明する。

(1) 課題解決手法の概要

a) 栈橋サイズ拡大手法 (SE 法)

前章で示した課題について、固定桎に対して栈橋のサイズが一致しないために余白が生まれることから、結果として栈橋形状の誤認識が生じていることが明らかになった。そこで、栈橋サイズを固定桎に縦横拡大して余白がないようにすることで、課題を解決する方法を考案した。図-5に、栈橋サイズを拡大して固定桎に当てはめる方法を示す。栈橋サイズの大小に関わらず、縦と横にそれぞれ拡大倍率を乗じて固定桎におさまるようにする。

一方で、栈橋サイズの拡大のみでは、以下に示す問題が生じるため、対策を行った。まず、画像拡大時におけるピクセル値の不定について述べる。単純拡大時には、図-6に示すように拡大率によって1ピクセルに複数の構

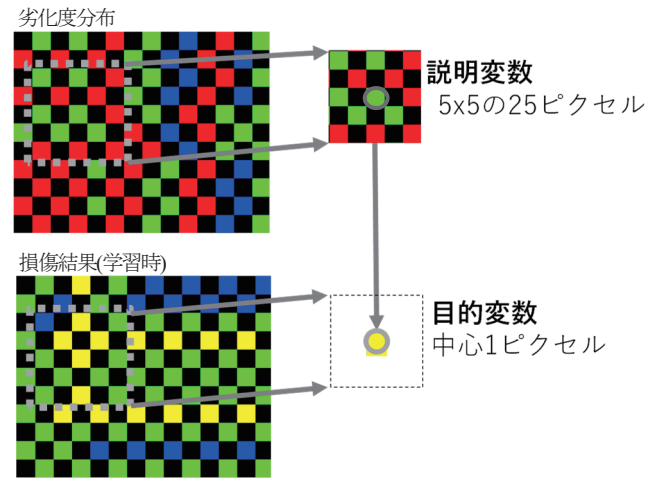


図-8 NB 法による学習・予測方法

造要素が示されてしまうことが考えられる。1ピクセルには1つの構造要素しか表現できないため、この状態だとピクセル値が確定できない。よってこの場合には、当該ピクセルを表現するのに最も近いピクセルの構造要素、つまり、単純拡大した際にそのピクセルで最も占める割合の大きかった構造要素を採用することとする。この手法は「最近傍補間」であり、画素の補間でよく使用されるアルゴリズムである。

次に、1つの構造要素で複数の損傷結果が出力されてしまう事象について述べる。本手法は拡大アルゴリズムを用いているため、1つの構造要素（例えば1本の梁）を複数のピクセルで表現していることになる。この場合、損傷結果として当該複数ピクセルにおいて異なる結果が出力してしまう可能性が考えられる。これは当該複数ピクセルが1つの構造要素であるということをAIモデルが認識困難なために生じる問題である。この場合の解決策としては、当該複数ピクセルにおける平均値または最も厳しい結果（安全側の結果）をその構造要素の損傷結果として採用する（図-7）。構造要素の損傷結果としては、当該複数ピクセルの平均値を採用する方が予測精度とし

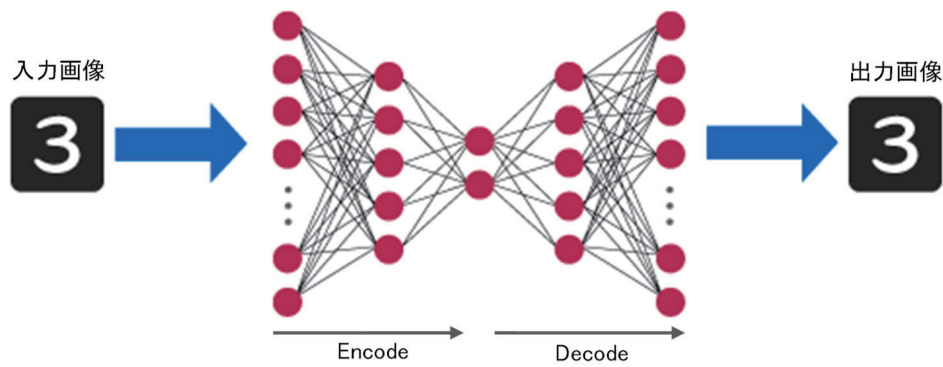
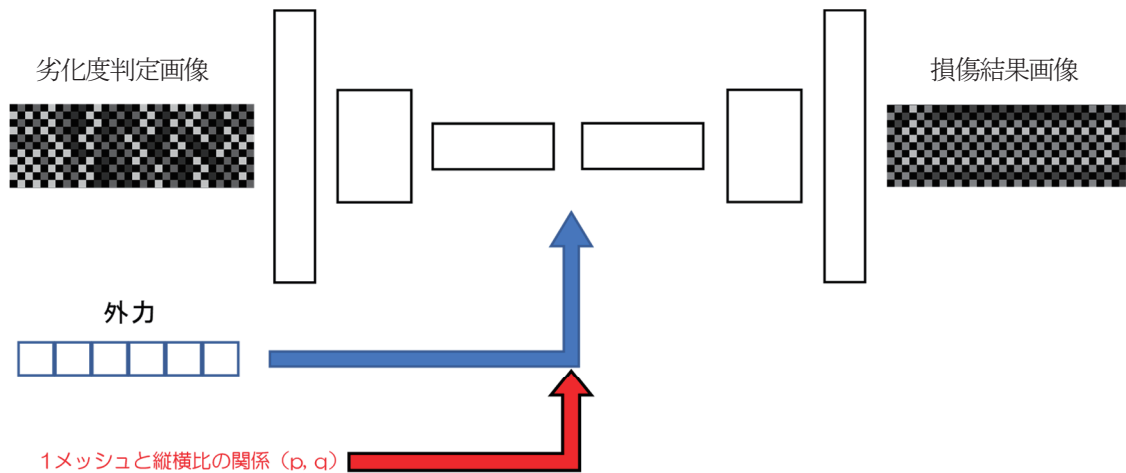


図-9 通常のオートエンコーダ

図-10 畳み込みオートエンコーダのイメージ^{10),11)}

ては高くなるが、例えば図-7のように損傷結果がそれぞれ同数のピクセルで表された場合に平均値が設定できなくなる恐れがあるため、この場合においては安全側の結果を採用することとした。

b) 当該ピクセル近傍を含む学習・予測手法（NB法）

次に、栈橋全体を固定枠に当てはめることで栈橋形状の誤認識が生じることから、構造要素（1ピクセル）ごとに読み込みと予測を行う手法を考案した。しかし、各構造要素における損傷結果は、当該要素の劣化度のみで決まるのではなく、当該要素の周囲の劣化度の影響も受けることから、学習および予測を行う方法として、周囲の構造要素も含めて行うこととした。具体的な方法を図-8に示す。図に示すように、学習および予測対象であるピクセルの周囲も含めて5x5の計25ピクセル（対象ピクセルを除くと周囲24ピクセル）を説明変数とし、学習時には損傷結果の当該ピクセルを目標変数とする。なお、詳細は次節にて説明するが、学習に用いている損傷結果は、構造解析により得られたものである。これを栈橋全ての梁について逐次実施することで、固定枠に関係なく学習や予測を行うことが可能となる。なお、説明変数として用いる周囲のピクセル数の取得範囲については、事前に様々なパターンの範囲設定をして予測精度を行った結果、図に示す5x5の範囲以上を取得しても予測精度の向

上あまり見られないことから、本研究では5x5の範囲を学習および予測時の取得対象とした。

(2) 機械学習モデルの概要と教師データの作成および解析モデルの構築手順

SE法に関して、劣化度判定画像から損傷結果画像を学習および予測する手法として、オートエンコーダを模した構造を採用している。オートエンコーダとは自己符号化器とも呼ばれ、入力と出力を同じデータとして学習するニューラルネットワーク^{10),11)}のモデルである（図-9）。全結合層を重ねて入出力の次元数よりも中間層の次元数を小さくし、最終的に入力と同じデータを復元できるように学習することで、中間層における入力画像を次元圧縮したのと同等的特徴量を取得できる。全結合層に対して畳み込み層¹⁰⁾とプーリング層¹⁰⁾の構造を取り入れた畳み込みオートエンコーダである。オートエンコーダは本来、入力と出力が同じデータである必要があり、本研究は入力が劣化度判定画像、出力が損傷結果画像と異なるものであるため、図-10に示すようにあくまで畳み込みオートエンコーダを模した構造において、劣化度判定画像から畳み込み層、プーリング層によって特徴量を生成し、そこに外力を加えた特徴量ベクトルから損傷結果の画像を生成できるモデルを構築するものである。図には

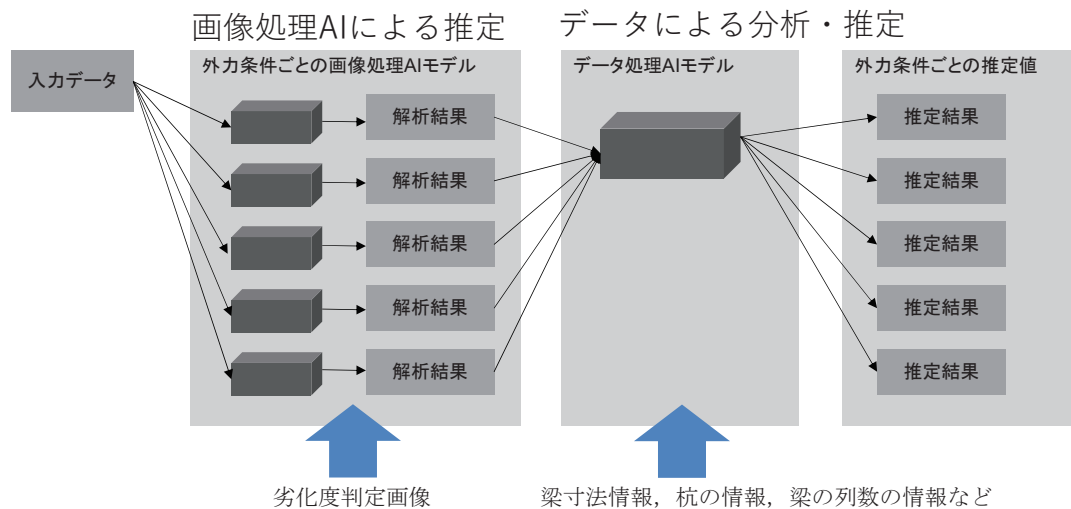


図-11 NB法の学習および予測手順

劣化度判定画像の右側に複数の四角が記載されているが、これは順番に畳み込み層とプーリング層を示している。また、NB法においては、図-11に示すようにまず劣化度判定画像と外力条件のみで学習および予測を行い、その結果に梁や杭の寸法といった数値情報を加えて再度学習および予測をして結果を出力するという方法をとる。「外力条件ごとの画像処理AIモデル」では、入力データ（劣化度判定画像のみの情報）に対して外力条件を One-hot Encoding¹²⁾で入力するため、図中の入力データから複数の矢印が伸びた図で示している。劣化度判定画像のみの学習および予測については、畳み込みニューラルネットワーク¹³⁾、その後の数値情報を加えた学習および予測については、ランダムフォレスト¹⁴⁾にて実施した。

機械学習に使用する教師データは、梁数や杭列数等の異なる7種類の栈橋を対象とした。劣化度判定結果と外力条件を無作為に組み合わせ、合計2,030パターンの解析モデルと各々の解析モデルに対応する構造解析結果を基にした説明変数および目的変数で構成される。外力条件に関しては、レベル1地震動およびレベル2地震動を対象としているが、本論文ではページ数の制約から、検証結果についてはレベル2地震動のみを示すこととする。教師データとなる構造解析結果は、汎用構造解析プログラム Engineer's Studio¹⁵⁾を用いて計算した。構造解析で残存耐力を評価する手法については、各梁の劣化度に応じた劣化骨格モデルの定義に基づいて栈橋のモデル化を行い、構造解析から残存耐力を評価した。以降に示す全ての機械学習手法において、構造解析結果を正解値として精度の推定や予測を行うことから、本研究における機械学習を用いた損傷予測は、汎用構造解析によって得られる損傷結果に整合させることを目標としている。

説明変数としては劣化度判定画像と外力条件、また栈橋法線直角方向の杭の列数、梁および杭の突出長の長さを設定した。外力条件は、レベル1もしくはレベル2地

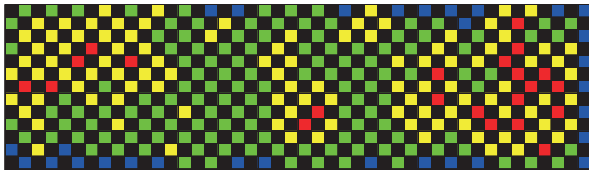
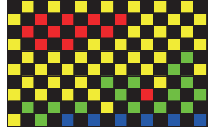
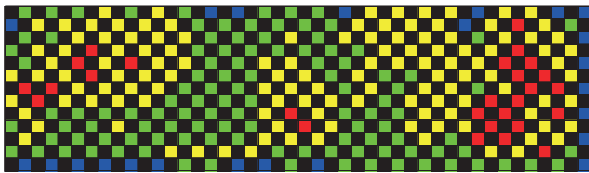
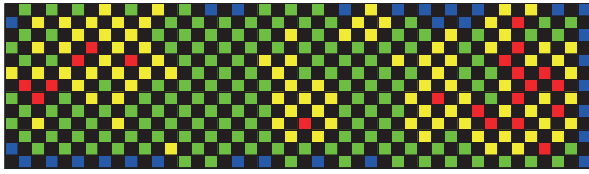
震動を One-hot Encoding¹²⁾で入力した。法線直角方向の杭の列数は、一般に直杭式横栈橋直下の地盤地表面は傾斜していることが多いため、法線直角方向の杭列数によって栈橋構造の見かけの剛性が変化することに着目し、説明変数として加えている。目的変数は、構造解析から得られた梁の有害ひび割れ発生状態、降伏状態、終局状態の各損傷分布の画像データである。

解析モデルを構築する手順は、まず劣化度判定画像とその他の説明変数、目的変数の損傷結果画像とを対応させた教師データを作成した後、機械学習モデルのタイプを選定する。各モデルにはハイパーパラメータと呼ばれる学習や処理の挙動を制御するパラメータがあり、事前に設定を行う。本研究では、エンコーダ畳み込み層の層数とサイズ、デコーダは逆畳み込みとし、畳み込みカーネルサイズ、プーリング層の対象サイズ等がハイパーパラメータに相当する。これらを事前に設定し、推定誤差が最小となるように重みやバイアス等のパラメータの最適値を探索し、モデルを構築していく。本研究では、計2,030パターンのデータのうち、予測精度の検証のために使用するデータを除いた上で、教師データから無作為に抽出した80%をパラメータの最適化に用いる学習用データとし、残りの20%をモデルの検証用データとした。検証方法においては、交差検証を用いてできるだけ多くの学習データを使用して汎化性能の向上を図った。

4. 提案手法の検証結果

本章では、栈橋サイズの異なる2種類の栈橋（栈橋Aおよび栈橋B）について、前章までに示した2つの手法で損傷予測を行った結果について述べる。なお、損傷予測に用いた栈橋は計84ケースである。

表-1 栈橋の損傷予測結果

(a) 栈橋 A			(b) 栈橋 B		
手法	損傷結果画像	正解率	手法	損傷結果画像	正解率
SE 法	 縦拡大倍率: 1.54 倍 縦横拡大比率: 1.35 横拡大倍率: 1.14 倍 (縦倍率と横倍率の比)	91.5%	SE 法	 縦倍率: 2.00 倍 横倍率: 3.33 倍 縦横比率: 1.67	72.3%
NB 法		83.2%	NB 法		88.0%
構造解析結果 (正解)		—	構造解析結果 (正解)		—

■ 終局 ■ 降伏 ■ ひび割れ ■ 正常
■ 梁以外の部位

表-2 拡大比率による精度の違い

縦横拡大比率	検討ケース数	正解率(平均値)
1.5未満	35	87.6%
1.5~2.0	21	74.1%
2.0以上	28	70.2%

栈橋A, Bの損傷予測結果を表-1に示す。前章に記載したように、構造解析によって得られた損傷結果を正解値として、それに対する正解率を表に併記している。正解率の算定方法については、既往の研究⁹⁾と同様に、各梁における予測と正解の結果が4クラスのマルチクラス分類であると考え、栈橋全体の梁数に対して、損傷予測モデルが正解した梁数の割合を算出したものとする。また、表にはSE法における縦横それぞれの拡大倍率と、縦倍率と横倍率の比(縦横拡大比率)を示している。これについては後述する。

NB法についてはいずれの栈橋も8割以上の正解率となり、全84ケースの正解率の平均値は84.7%となった。一方、SE法については、栈橋Aで正解率9割以上と高いものの、栈橋Bについては8割を下回る結果となった。これについては、前章で示したように拡大時のピクセル値の補間や構造要素を構成する複数ピクセルの結果確定が影響しているものと考えられ、栈橋の元形状からの縦および横方向の拡大倍率に関係していることとなる。そこで、損傷予測を行った計84ケースの栈橋に対し、拡大比率による正解率の違いを整理することとした。表-2に、SE法で予を行った全84ケースにおける縦横拡大比率による正解率

の違いを示す。縦横それぞれの拡大倍率の差が大きな場合に予測精度が低下する傾向がある。現在運用している数値情報を用いたAIによる残存耐力評価では、概ね8割以上の正解率となるAIモデルを構築しているため、本論文で示した手法を今後運用していくためには、8割以上の正解率となるモデルである必要がある。本章で示す結果を踏まえると、縦横拡大比率が1.5未満となる栈橋形状においてはSE法が有効であり、それ以上の拡大比率となる場合には、NB法が実用上有効であることが分かった。

5. まとめ

本論文では、劣化度判定画像から損傷結果画像を出力する際に生じる栈橋形状を誤認識に対応するために、2つの解決手法を提案し、それぞれの手法を適用した際の予測結果および精度検証等について示した。

2つの手法を用いて損傷予測を行った結果、NB法は栈橋サイズを問わず概ね8割以上の結果となったことから、現在運用している数値情報を用いたAIモデルにかわる手法として実用化が可能である。一方、SE法は縦横拡大比率が正解率に影響を与えることが分かり、拡大比率が1.5未満であれば、9割近い正解率となるため実用的にも問題ないが、拡大比率が1.5以上となるような栈橋サイズの場合には、正解率が低下するため、運用が難しいという結果が確認できた。本結果を踏まえ、本論文で提案したAIモデルの運用を今後検討していきたいと考えている。

REFERENCES

- 1) 高橋宏直, 横田弘, 岩波光保: 港湾施設のアセットマネジメントに関する研究 ―構造性能の低下予測とアセットマネジメントの試行例―, 国土技術政策総合研究所研究報告, No.29, 2006. [Takahashi, H., Yokota, H. and Iwanami, M.: Formulation of Asset Management for Port Facilities -Determination of Structural Performance Degradation and Trial Application-, *Research Report of National Institute for Land and Infrastructure Management*, No.29, 2006.]
- 2) 加藤絵万, 岩波光保, 山路徹, 横田弘: 建設後 30 年以上経過した栈橋上部工から切り出した RC 部材の劣化性状と構造性能, 港湾空港技術研究所資料, No.1140, 2006. [Kato, E., Iwanami, M., Yamaji, T. and Yokota, H.: Structural Performance and Deterioration due to Chloride Attack of Reinforced Concrete Deck of Existing Piers, *Technical Note of The Port and Airport Research Institute*, No.1140, 2006.]
- 3) 加藤絵万, 川端雄一郎, 岩波光保: 港湾 RC 構造物の確率論に基づく保有性能評価, 港湾空港技術研究所資料, No.1225, 2010. [Kato, E., Kawabata, Y. and Iwanami, M.: Probabilistic Approach for Structural Performance Evaluation of Port RC Structure, *Technical Note of The Port and Airport Research Institute*, No.1225, 2010.]
- 4) (一財)沿岸技術研究センター: 港湾の施設の維持管理技術マニュアル (改訂版), 沿岸技術ライブラリー No.49, 2018. [Coastal Development Institute of Technology: *Guidelines for Maintenance and Repair of Port and Harbour Facilities*, No.49, 2018.]
- 5) 宇野州彦, 岩波光保: 劣化度判定結果を活用した残存耐力評価手法の実栈橋への適用, 土木学会論文集 B3 (海洋開発), Vol.74, No.2, pp.I_55-I_60, 2018. [Uno, K. and Iwanami, M.: Evaluation Method of Residual Structural Performance Based on the Judgement Result of Deterioration Degrees and its Application to Corroded Pier, *Journal of the Japan Society of Civil Engineers*, Vol. 74, No.2, pp. I_55-I_60, 2018.]
- 6) 高谷哲, 中村士郎, 山本貴士, 宮川豊章: コンクリート中の鉄筋の腐食生成物の違いがひび割れ発生腐食量に与える影響, 土木学会論文集 E2 (材料・コンクリート構造), Vol.69, No.2, pp.154-165, 2013. [Takaya, S., Nakamura, S., Yamamoto, T. and Miyagawa, T.: Influence of Steel Corrosion Products in Concrete on Crack Opening Weight Loss of Corrosion, *Journal of the Japan Society of Civil Engineers*, Vol. 69, No.2, pp.154-165, 2013.]
- 7) 星隈順一, 運上茂樹, 長屋和宏: 鉄筋コンクリート橋脚の変形性能に及ぼす断面寸法の影響に関する研究, 土木学会論文集, No.669/V-50, pp.215-232, 2001. [Hoshikuma, J., Unjoh, S. and Nagaya, K.: Size Effect on Inelastic Behavior of Reinforced Concrete Columns Subjected to Cyclic Loading, *Journal of the Japan Society of Civil Engineers*, No.669/V-50, pp.215-232, 2001.]
- 8) 宇野州彦, 岩波光保: 鉄筋腐食を有する栈橋上部工を模擬した試験体の残存耐力に与える腐食方法及び縮尺の影響評価, 土木学会論文集 B3 (海洋開発), Vol.75, No.2, pp.I_827-I_832, 2019. [Uno, K. and Iwanami, M.: Evaluation of the Effect of Corrosion Method and Scale Factor for Residual Structural Performance of Simulated RC Beam Specimen for Steel Pipe Piled Pier with Steel Bar Corrosion, *Journal of the Japan Society of Civil Engineers*, Vol. 75, No.2, pp. I_827-I_832, 2019.]
- 9) 宇野州彦, 白可, 岩波光保: 人工知能技術を活用した栈橋の残存耐力評価手法に関する研究, 土木学会論文集 B3 (海洋開発), Vol.76, No.2, pp.I_600-I_605, 2020. [Uno, K., Bai, K. and Iwanami, M.: Evaluation Method of Residual Structural Performance by Use of Artificial Intelligence, *Journal of the Japan Society of Civil Engineers*, Vol. 76, No.2, pp. I_600-I_605, 2020.]
- 10) 斎藤康毅: ゼロから作るディープラーニングーPythonで学ぶディープラーニングの理論と実装ー, pp.39-239, オライリージャパン, 2016. [Saitoh, K: *Deep Learning Built from Scratch -Theory and Implementation of Deep Learning in Python-*, *O'Reilly Japan*, pp.39-239, 2016.]
- 11) 巢籠悠輔: 詳解 ディープラーニング, pp.69-207, マイナビ出版, 2017. [Sugomori, Y.: *Deep Learning in Detail*, *Mynabi Publishing*, pp.69-207, 2017.]
- 12) 門脇大輔, 阪田隆司, 保坂桂佑, 平松雄司: Kaggle で勝つ データ分析の技術, pp.111-270, 技術評論社, 2019. [Kadowaki, D., Sakata, T., Hosaka, K. and Hiramatsu, Y.: *Win with Kaggle, Data Analysis Techniques*, *Gijutsu Hyoron Co.*, pp.111-270, 2019.]
- 13) 岡谷貴之: 深層学習, pp.79-110, 講談社, 2019. [Okatani, T.: *Deep Learning*, *Kodansha Ltd.*, pp.79-110, 2019.]
- 14) 山口達輝, 松田洋之: 機械学習&ディープラーニングのしくみと技術がしつかりわかる教科書, pp.120-123, 技術評論社, 2019. [Yamaguchi, T. and Matsuda, H.: *A Textbook that Teaches the Mechanics and Techniques of Machine Learning and Deep Learning*, *Gijutsu Hyoron Co.*, pp.120-123, 2019.]
- 15) FORUM8 Co., Ltd. : Engineer's Studio Ver. 9.0.2 Manual

(Received February 6, 2024)

(Accepted May 13, 2024)

EVALUATION OF RESIDUAL STRUCTURAL PERFORMANCE OF PIERS BY ARTIFICIAL INTELLIGENCE USING DETERIATION IMAGES

Kunihiko UNO and Mitsuyasu IWANAMI

The authors have developed a method for evaluating the residual structural performance of piers using artificial intelligence technology. The problem was that the AI sometimes did not recognize the shape of the pier correctly when evaluating the residual structural performance from the image of the deterioration assessment result of the pier, because it was necessary to fit the deterioration assessment

image to a fixed size. Therefore, the authors proposed two methods: (1) a method that correctly outputs the pier shape by fitting the pier to a fixed size without margins using a scaling algorithm and using nearest neighbor interpolation (SE method), and (2) a method that sequentially predicts the concern member and its surrounding members as explanatory variables (NB method). The NB method is a sequential prediction method that includes the predicted member and its surrounding members as explanatory variables.

The results of the damage prediction showed that the NB method had an average of more than 80% correctness for all predictions, but the SE method requires caution for practical use because the correctness rate varies greatly depending on the ratio of vertical to horizontal expansion of the pier.