

## Variational Autoencoder を用いた構造物の劣化診断に関する基礎検討

## Basic study on deterioration diagnosis of structures using a Variational Autoencoder

○末安直人<sup>1</sup>, 門馬英一郎<sup>2</sup>, 小野 隆<sup>2</sup>\*Naoto Sueyasu<sup>1</sup>, Eiichiro Momma<sup>2</sup>, Takashi Ono<sup>2</sup>

The VAE (Variable Autoencoder), one of the deep learning image generation models used as an anomaly detection method, was used to diagnose the deterioration of structures such as signs and poles.

本研究では、看板やポールなどの鋼構造物におけるメンテナンスの支援として、機械学習による異常検知を用いて、錆や退色の検知などの劣化診断を行うことを目的としている<sup>[1]</sup>。今回は、機械学習の画像生成モデルの一つである Variable Autoencoder を用いた造物の劣化診断について検討した。

機械学習による異常検知の手法として Autoencoder(以下 AE と記す)を用いる手法があげられる。AE は教師なし学習の一つで、教師データは利用せず、潜在変数  $z$  に入力データの次元圧縮を行う Encoder と、次元圧縮された潜在変数  $z$  からデータを再生成する Decoder から構成されている。Decoder では、次元圧縮された、データから元の入力を再現するように学習を行うため中間層である潜在変数  $z$  は入力されたデータの特徴量を保持する。よって学習の過程において、正常な状態を潜在変数  $z$  に圧縮することができれば、錆や退色などの異常検知をすることが可能になると考えられる。しかし、AE は情報を潜在変数  $z$  へ圧縮しており畳み込み層の内容に依存するので、再現可能な情報が離散的かつ限定的となる。これを解決する方法として、Variational AE (以下 VAE と記す)を用いる手法があげられる。VAE では AE の潜在変数  $z$  に確率分布を導入することで、再現可能な情報に連続性を持たせたものである。VAE では、入力された画像から、ガウス分布の平均  $\mu$  と、ガウス分布の分散である  $\sigma^2$  から次元圧縮された、潜在変数  $z$  からデータを再生成する Decoder 層から構成されている(図 1)。

これらの AE による画像の異常検知は、畳み込み層を用いて正常な画像データ(入力画像)を Encoder に入力し、潜在変数  $z$  に次元圧縮を行い、潜在変数  $z$  か

ら Decoder で再構築画像を(出力画像)を得るように学習を行う。学習したモデルに異常画像を入力すると、異常箇所は無視されて画像が再構築されるため、再構築画像と元画像との差分画像で数値が大きい箇所が異常となる。

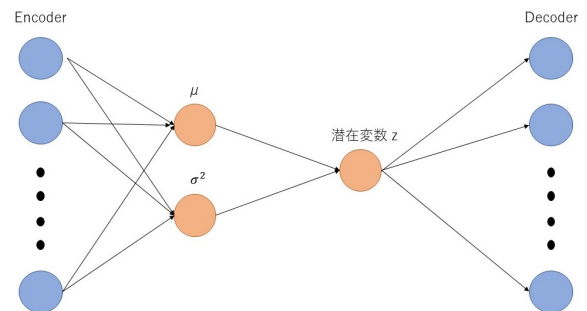


図1 VAE の概念図

VAE による異常検知における問題点としてクラス間のデータ量の偏りがあるが、これを解決する手法として、非正則化異常度を用いる手法がある<sup>[2]</sup>。非正則化異常度は、従来 VAE の学習で用いられていた正則化項と正規化定数の対数を除き、正規化距離だけを用いることで微小な異常や煩雑な箇所から過剰な検知を避けることができる。今回用いる入力画像は劣化前の鋼構造物の画像 300 枚をランダムなパッチとして切り抜き、それを入力画像として用いた。その結果、限定的ではあるが差分をもとに劣化診断が行える見通しを得た。

## 参考文献

[1] 中澤, 門馬他: “CG を含む学習画像データを用いた Variational Autoencoder による異常検知の検討”, 電気学会知覚情報/次世代産業システム合同研究会, PI-20-014, IIS-20-045, 2020

[2] 立花亮介, 松原崇, 上原邦昭: 「深層生成モデルによる非正則化異常度を用いた工業製品の異常検知