# コンテキストを利用したゴム支承の損傷セグメンテーション

	埼玉大学 🖞	学生会員	○史	紀元	埼玉大学 正会員	党	紀
(株)	川金コアテック	正会員	左	栄智	(株)川金コアテック	清水	和弘
(株)	川金コアテック		角田	明	(株)川金コアテック	鈴木	康寛

#### 1. はじめに

本研究では完全畳み込みネットワーク(FCN)に基づくゴム支承の損傷の検出方法についてコンテキスト (構造表面の理解)を利用した手法を提案する。FCNモデルの訓練には大量の画像が必要であるため、画 像を収集して損傷のあるエリアを手動でピクセルごとにラベリング(アノテーション)してデータセットを 生成する。その後、生成されたデータセットを基づいてFCNモデルの訓練を行う。訓練されたモデルを用 いて画像にある損傷を自動的にマーキングすることが期待される。しかし、この方法は背景にある損傷らし いエリアを損傷に誤判定する問題がある。したがって、まずコンピュータに画像の中にある背景や構造物の エリアを区別できる能力を教える必要がある。これによって構造物のある部分のみ損傷セグメンテーション すれば背景にある雑音(ノイズ)を除去することが期待される。本研究では、構造エリアの認識(コンテキ スト)と損傷セグメンテーションの2ステップの組み合わせによって、高解像度画像からセグメントされた 最終的な損傷のセグメンテーションが得られる。

#### 2. データセットの準備とモデルの訓練

FCNモデルの構造は二つの部分に構成される。一つは「VGG16」(2014)に基づいて構成される。も う一つは「U-Net」(2014)に基づいて構成される。FCNモデルの構造とテストのポロセスは図1のよう に形成する。



本研究には、500枚のゴム支承の高解像度画像(大部分は2048×1036ピクセルである)を集め、それらの画像には異なる損傷レベルの橋梁支承を含んでおり、いくつかの照度条件や角度で撮影されている。そして、これらの写真を用いてImageLabeler (Matlab Add-On App)を用いて、背景、ゴム支承とゴム支承の損傷部分におけるピクセルを「0」「1」と「2」とラベルつける(アノテーション)。アノテーション情報(Ground Truth)は原画像と同じサイズを持ち、原画像とともに、FCNモデルの教師データを構築した。その後、データセットはランダムに80%の学習データ、10%の検証データと10%のテストデータという三部分に分けられる。

キーワード コンテキスト,完全畳み込みネットワーク,ゴム支承の損傷,セグメンテーション 連絡先 〒338-8570 埼玉県さいたま市桜区下大久保255番地 埼玉大学 総合研究棟803 画像から構造の部分(本研究ではゴム支承の部分)を認識して、構造の部分である領域、すなわちコンテ キストでの損傷認識を行うため、コンテキスト認識器と損傷認識器の二つをそれぞれ訓練する必要がある。 まず、コンテキスト認識器の訓練では、背景「0」と支承(「1」と「2」類の合併)、原画像とアノテーシ ョンを 224×224 ピクセルの小画像に縮小する。次に損傷認識器の訓練では同じ画像データを用いて、背景 「0」と構造「1」類が合併され、それから損傷「2」を認識するように訓練する。

損傷認識器の訓練する前に、原画像とアノテーションを 224×224 ピクセルの小画像に分割する。それらの 分割された画像の中に、損傷した画像と損傷しなかった画像との数量差が大きいため、そのバランスを取れ るように、無損傷画像の 80%を切り捨て(データドロップ率 80%)、残りの無損傷写真と損傷写真で訓練デー タを構成している。表1にデータセットの概要を示している。

	学習データ	検証データ	テストデータ				
原画像	400	50	50				
分割された画像	34626(1968 枚損傷あり)	5027(409 枚損傷あり)	4218				
80%のデータドロップ率	8499(1968 枚損傷あり)	1332(409 枚損傷あり)	4218				

表1 データセットの概要

### 3. 評価とテスト

普遍的に使われているFCNモデルの評価指標はMIoU (Mean Intersection over Union の略称)である。 損傷認識器のMIoU精度は78.540%であり、コンテキスト認識器のMIoU精度は89.294%である。その二つが組み 合った後、ゴム支承の損傷認識のMIoU精度は僅か改善され、78.837%に達した。

図2は出力の部分を示している。ラベルがつけた画像と比べると、ステップ1のモデルはゴム支承のおお よそのエリアを識別できる。ステップ2のモデルは損傷の位置を予測できるが、ゴム支承の以外のピクセル にノイズを生成するということが分かった。その二つのステップが出た結果の組み合わせを通じて、背景に ある誤判定されたピクセルが排除されて、より高精度のセグメンテーションを獲得できる。しかし、第一行 目の画像を通して、ゴム支承に対する誤判定は最後の損傷への判定に影響を与える。



### 4. 結論

図2 出力の部分

本研究では、500枚のゴム支承の高解像度画像が収集され、損傷セグメンテーションのためにアノテーショ ンを行いデータセットが作られた。そして、FCNに基づいた方法はゴム支承の損傷を検出するために採用 された。もう一つのFCNモデルを通じて画像の中のゴム支承と背景のピクセルを区別する。その二つのス テップの組み合わせによって、背景に大部分のノイズが除去され、セグメンテーションの精度も改善される ようになった。

## 参考文献

• Karen Simonyan, Andrew Zisserman (2014): Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556.* 

• Jonathan Long, Evan Shelhamer, Trevor Darrell (2014): Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. *IEEE 39*, 640-651.