

AI を活用したセグメントのトレーサビリティ管理手法の研究

(株)大林組 正会員 ○西森昭博 正会員 松原健太
正会員 上田 潤 正会員 山中哲志

1. はじめに

近年、社会資本のストック管理と維持管理費の低減の観点から、シールドトンネル工事で用いられるセグメントのトレーサビリティ管理が重視されるようになってきている。これまでは、バーコードによる管理方法(図-1)などが用いられていたが、シールを貼り付ける手間が生じることや、劣化や汚れの影響で読み取れなくなるケースがあった。そこで、セグメントに印字されている固体番号や種別を、コンピュータで直接認識する技術を利用したトレーサビリティ管理手法について研究を行った。本稿では、その研究概要について報告する。



図-1 従来のバーコードによる管理方法

2. トレーサビリティ管理手法の概要

本研究の対象となる管理手法は、工場における製造直後から、ストックヤードでの保管、出荷、運搬、現場への入荷、仮置き、立坑投入、坑内運搬、組立てまで、セグメントのトレーサビリティ管理を自動で行うものである(図-2)。

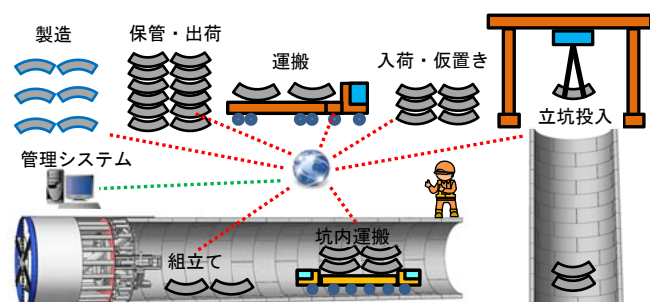


図-2 トレーサビリティ管理手法の概要

本管理手法の特長は、各ポイントにおいて、タブレット端末あるいはWEBカメラにより、セグメントに

印字してある文字画像を自動で取得し、コンピュータで固体番号や種別を認識するものである。バーコードシールの貼り付けや人による読み取り作業がなくなり、生産性の向上が期待できる。

コンピュータによる文字認識では、英数字に漢字やローマ数字、記号等が混在すると識別率が低下すると言われているが、現場において作業員が把握しやすいことを優先に考え、従来通り漢字やローマ数字が混在した文字列を対象としている(図-3)。

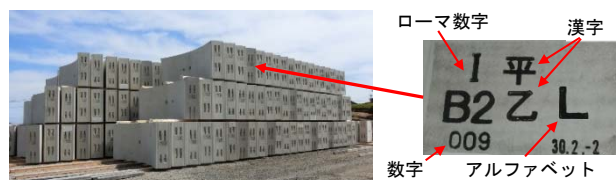


図-3 セグメントに印字された文字列

3. 文字認識技術の概要

コンピュータで文字を認識する技術には、OCR (Optical Computing Recognition: 光学文字認識) と、DL (Deep Learning: 深層学習) を利用した文字画像認識の方法等が知られている。本研究では、これら代表的な二種類の方法について本管理手法への適用性の検討を実施した。

OCRは、画像データ上の文字を解析し文字コードに変換する技術であり、英語や日本語等の世界中の文字を対象としたライブラリやソフトウェアが開発されている。今回の研究では、コードが公開されているオープンソースのOCRプログラムと文字ライブラリを使用している。

DLを用いた文字画像認識は、多層のニューラルネットワークによる機械学習を行い、AIに文字の形状を覚えさせ、学習済みのネットワークを用いてAIが文字を認識する手法である。本研究ではネットワークモデルとして、CNN (Convolutional Neural Network: 畳み込みニューラルネットワーク) を使用している。

キーワード シールド, セグメント, トレーサビリティ, AI, 機械学習, i-Construction

連絡先 〒108-8502 東京都港区港南 2-15-2 品川インターシティ B 棟 (株)大林組 TEL: 03-5769-1318

4. 画像文字識別技術検証試験の結果

(1) OCRによる文字認識の結果

OCRの利用にあたっては、セグメントに印字された文字画像をコンピューターに読み込ませ、OCR関数で文字認識を行う手法を用いる。セグメント表面の色や模様を文字として認識するのを防止するため、輝度の調整、二値化処理、サイズ調整、ダスト除去等の前処理を自動で行うアルゴリズムを使用して文字認識精度の検証を行った(図-4)。

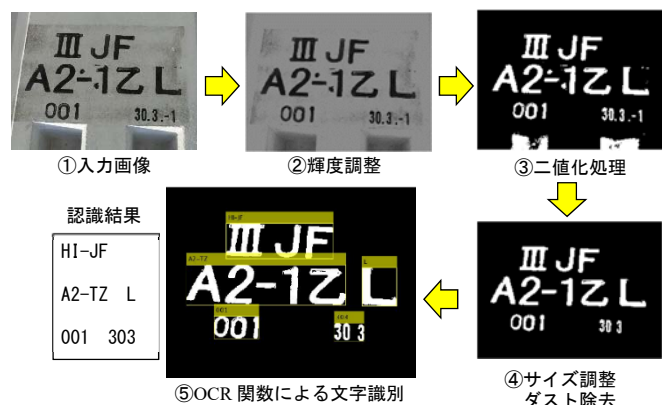


図-4 前処理を伴ったOCRによる文字識別手順

検証の結果、OCRを用いた文字認識率は、前処理を実施しない場合は20%程度、前処理を行った場合でも50%程度とあまり高くない結果であった。原因としては以下のことが考えられる。

- 英数字に漢字、ローマ数字が混在していたため、これらローマ数字のI, III, IV, V, 漢字の乙, の誤認が目立った。
- 意図的に角度をつけて撮影したデータを含めていたため、これらの画像で誤認する傾向が見られた。
- 直射日光の影響で文字が薄くなったものを含んでいたため、これらの画像では文字自体を検出できない傾向が見られた(図-5)。

OCRを利用する場合には、さらなる前処理や追加アルゴリズムの検討が必要であると考えられる。



図-5 OCRで認識が困難な画像の例

(2) DLによる文字認識の結果

DLによる文字画像認識の利用にあたっては、セグ

メントに印字された文字列からなる、画像データ群を用意した。種別や数字などの文字ごとの画像を切り出し個別に学習させる個別学習のケースと、印字面の文字列全体を直接学習させる全体学習の2種類の学習方法を試した(図-6)。個別学習用には、約5000枚の個別画像を用意し、全体学習用には300枚の全体画像を用意し、それぞれ7割を教師データ、3割をテスト用データにランダムに分類した。

機械学習の学習時間を短縮させるため、画像サイズを低減させるとともに、RGB画像をグレースケールに変換し、データ量の低減を図っている。また、ロバスト性を高めるため、教師データにはランダムなひずみ、ドット、回転をくわえている。CNNのフィルタサイズは5×5、各畳み込み層に16個のフィルタを作成した。

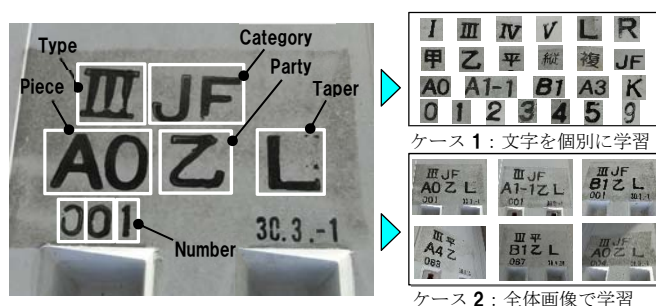


図-6 DLによる二種類の学習方法

DLの結果としては、個別学習のケース1で99%、全体画像学習のケース2でも97%となった。OCRで読み取り困難であった大きく傾いた文字やかすれた文字についてもほぼ認識できており、十分に現場で適用可能であることを確認した。

5. まとめ

本研究では、コンピューターによる文字認識技術により、セグメントに印字された文字列を直接認識することが可能であることを確認した。今回は画像認識技術の適用性を把握するため、人の目で判断できるぎりぎりの画像を意図的に多く含めていたが、DLによる文字画像認識では非常に高い精度で認識することが可能であることを確認した。

今後は、文字画像の自動取得アルゴリズムの検討を含めて現場への展開を図るとともに、国土交通省が推進を掲げるi-Constructionの実現に向けた技術として利用を推進していく予定である。