

画像認識による配電盤の 配線状況判断に関する基礎検討

SATテクノロジー・ショーケース2021

■ はじめに

配線作業の現場では作業員不足が課題となっており、未経験者であっても配線指示書の内容を正しく理解し、配線漏れや配線誤りなく、適切な配線作業を行うことが求められている。しかし、未経験及び経験の浅い作業員は熟練者に比べ配線ミス頻度が多いことから、配線ミスおよび作業漏れを常時監視し、配線ミスおよび作業漏れの検出があった際、随時作業員へ提示を行うシステムの開発を検討している。

本研究開発では、画像認識技術を用いることで、配電盤の状況をどの程度の精度で認識できるか検討を行った。

■ 活動内容

本研究開発では、一般物体認識に用いられるResNet18, 34, 101, 152およびVGG11, 13, 16を配電盤の状況判断に適用し、その精度について比較検討を行った。

ここで、対象画像はARマーカを用いて配電盤内の端子位置を特定し、その周辺領域を切り出すことで作成した。また、配線作業はネジ締め、検査の2工程で構成されているため、配線状態を“作業前”、“作業後”、“検査済”の3クラスに定義することで状態推定を行った。

1. ARマーカを用いた端子画像の抽出

本研究開発では、配電盤にARマーカを取り付け、ARマーカに対する各端子中心の相対位置が既知であるとし、画像中のARマーカを認識することで各端子中心のピクセル位置を特定した。また、特定した各端子位置を中心に80×80ピクセルの画像を抽出することで端子画像を作成した。

2. 端子状態の分類

抽出した端子画像に対し、“作業前”、“作業後”、“検査済”の3クラス分類を検討した。“作業前”はネジ穴の状態、“作業後”はネジが締まった状態、“検査済”はネジ表面に青色マークがつけられた状態を表す。図1に各クラスにおける抽出画像例を示す。また、撮影角度、明度、スケールが異なる条件で撮影を行い、モデル学習用に各クラス500枚、モデルテスト用に各クラス50枚の画像を収集した。

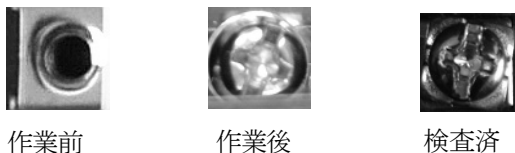


図1. 各クラスの抽出画像例

3. 実験結果

ResNet18, 34, 101, 152およびVGG11, 13, 16と最適化手法Adam, Momentum, Nesterov, バッチサイズ16, 32, 64の組合せによる評価を行った。正解率が高かった組合せを表1に示す。

結果、VGG11とAdamの組合せ、およびVGG16とMomentumの組合せとなり、正解率は98.66%であった。

表 1. 正解率上位 3 条件の結果

■VGG11

最適化手法:「Adam」 学習率:0.001 Batchサイズ:32

正解 \ 予測	作業前	作業後	検査済	再現率
作業前	48	1	1	0.96
作業後	0	50	0	1
検査済	0	0	50	1
適合率	1	0.9803	0.9803	

正解率 : 0.9866

■VGG16

最適化手法:「Momentum」 学習率:0.001 Batchサイズ:32

正解 \ 予測	作業前	作業後	検査済	再現率
作業前	49	1	0	0.98
作業後	0	49	1	0.98
検査済	0	0	50	1
適合率	1	0.98	0.9803	

正解率 : 0.9866

■ResNet152

最適化手法:「Adam」 学習率:0.001 Batchサイズ:16

正解 \ 予測	作業前	作業後	検査済	再現率
作業前	48	2	0	0.96
作業後	0	49	1	0.98
検査済	0	0	50	1
適合率	1	0.9607	0.9803	

正解率 : 0.9800

■ まとめ

本研究開発では、配電盤の端子を認識対象とした状態判断について検討を行った。結果、ネットワーク層の浅いVGG11とVGG16が、ネットワーク層が深いモデルと比較し正解率が高くなることがわかった。

誤認識の傾向として、作業前の状態を作業後と誤認識することが多く、これはネジ穴周辺の色とネジの色が同色であり、ネジ及びネジ穴が円形の同一形状を有しているためであると考えられる。

今後、学習画像の追加および判断根拠の可視化等を検討することで精度向上を図る。

代表発表者
所属
問合せ先

西本 圭志(にしもと けいし)
茨城県産業技術イノベーションセンター
〒311-3195 茨城県東茨城郡茨城町長岡 3781-1
TEL:029-293-7212 FAX:029-293-8029
イノベーション戦略部 研究推進グループ 西本、平間

■キーワード: (1)AI
(2)深層学習
(3)画像認識

■共同研究者: 平間 毅
茨城県産業技術イノベーションセンター
イノベーション戦略部 研究推進グループ