

タイトルマルチカメラを用いた極細電線印字文字の高精度認識 Recognition of Characters on the Ultrafine Electric Wire Using Multi-View Images

三谷 大志[†] 田口 亮[†] 保黒 政大[‡] 梅崎 太造[†]
Hiroshi Mitani Ryo Taguchi Masahiro Hoguro Taizo Umezaki

1. まえがき

複数の電線を束ねたワイヤーハーネスは、航空機や自動車の車内配線など、多くの電気配線を必要とする機械装置で用いられる。航空機の生産においては、生産量が少ないことや品質管理の観点から、手作業によるワイヤーハーネスの配線作業が必須となる。しかし、手作業による配線は作業者の電線番号の読み間違いによる配線誤りが発生しやすく、重大事故に繋がる危険性を伴う。そのため、画像処理技術を用いて電線番号の自動認識を行うことで配線先を確認する作業支援システムが求められている。また、極細の電線においてはオクルージョンやスペキュラなどにより認識が困難になり、それらの変動にロバストなシステムが求められる。そこで本稿では、マルチカメラを用いて複数視点の画像を取得し、ニューラルネットワークによりそれらの画像から総合的に電線番号を認識する手法を提案する。

2. 画像撮影

2.1 撮影環境

電線の撮影には図 1 に示す(株)アイキューブテクノロジーが開発した撮影装置を用いた。撮影装置内部には 40° 間隔で 9 台のカメラ・LED ユニットが設置されており、上部から電線(2.05[mm])を差し込むことにより電線の周囲 9 方向からの撮影が可能となる。

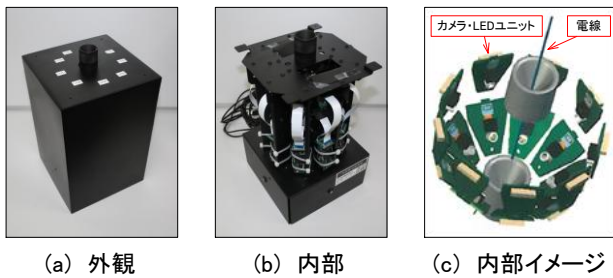


図 1 撮影装置

2.2 撮影データ

認識に使用する撮影データは、撮影装置のカメラのうち最も文字領域が多く映る 2 台により撮影された画像を用いた。電線撮影画像例を図 2 に示す。

3. 提案手法

提案手法は、まず撮影画像から電線領域の切り出しを行い、次に電線領域から文字領域の切り出しを行い、最後に文字領域ごとに文字の認識を行う。認識に用いる識別器にはオフライン文字認識において広く用いられ変動に頑健な識別器であるニューラルネットワークを用いる。以下それぞれの処理について詳しく述べる。

[†]名古屋工業大学, Nagoya Institute of Technology

[‡]中部大学, Chubu University

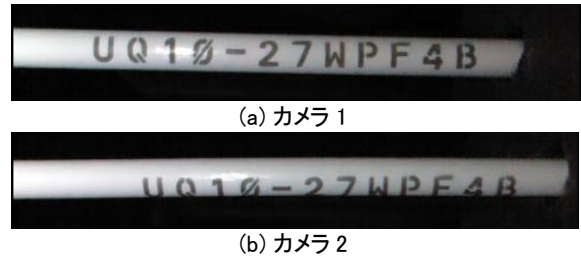


図 2 電線撮影画像

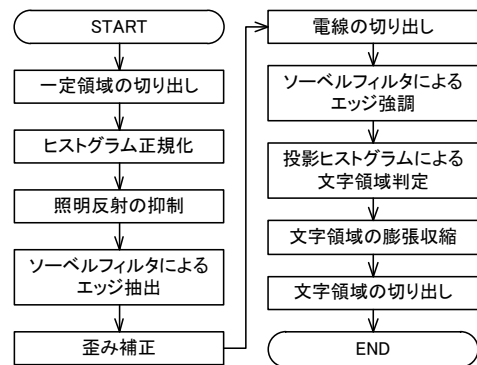


図 3 文字領域切り出しフロー

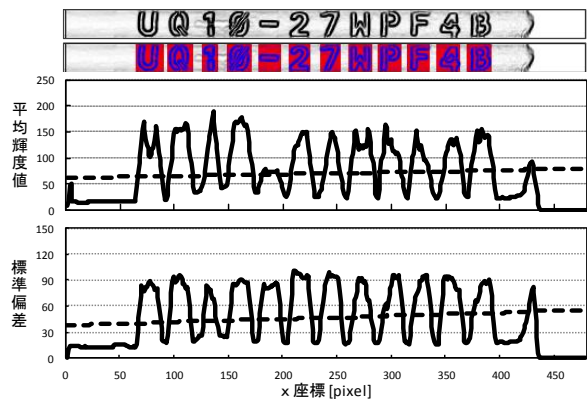


図 4 投影ヒストグラムによる文字領域判定

3.1 文字領域の切り出しと関連付け

文字認識を行う前処理として、文字領域のみを切り出す。切り出しは図 3 の処理フローを用いた。

投影ヒストグラムによる文字領域判定では、 x 座標ごとに輝度の平均値と標準偏差の投影ヒストグラムを求め、それらの結果を統合することで様々な文字形状に対して安定した文字領域判定を実現した (図 4)。

また、2 組の画像において対応する文字領域を 1 つのデータとして扱うため、切り出された文字領域を関連付ける必要がある。そこで電線の右終端の位置を基準として水平方向の大まかな位置ずれ補正を行い、更に ± 10 [pixel] において投影ヒストグラムの相関係数が最大となる位置への補

正を行うことにより、高精度な文字領域の関連付けを実現した。これにより評価データ 3504 文字において 100.0[%] の切り出し成功率が得られた。関連付けされた切り出し文字領域の例を図 5 に示す。

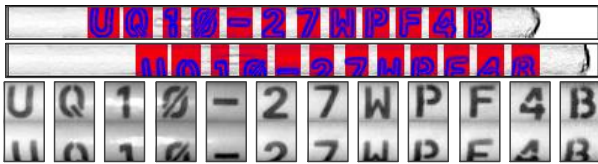


図 5 文字領域の切り出し結果

3.2 ニューラルネットワークを用いた文字認識

3.2.1 ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークとは、脳機能の特性をコンピュータ上のシミュレーションにより表現することを目指した数学モデルである。本稿では、教師信号の入力により問題に最適化されていく教師あり学習を使用する。多層ニューラルネットワークを訓練する際には、誤差逆伝播法を使用する[2]。本稿では、入力層 20×40 、中間層 128、出力層 38 ユニット、シグモイド係数 $u = 5.0, 8.0, 11.0, 13.0$ の 3 層型ニューラルネットワークを構築した。

3.2.2 学習

学習データには、各文字が印刷された 38 種の電線を $-30^\circ \sim 30^\circ$ の範囲で 10° 間隔で撮影した画像から 1136 文字文を切り出して用いた (27×54 [pixel])。これを 20×40 [pixel] に縮小し、その輝度ベクトルを入力とした。学習データの例を図 6 に示す。また、切り出しの位置ずれ、角度ずれ、明るさの変動、スペキュラの影響等を吸収するため、平行移動、回転、拡大縮小、ガンマ変換、スペキュラ変換等のランダム化を加え、実際のデータからは吸収することが困難な複雑で多様なパターンを学習した。学習は文字数 $1136 \times$ 同一画像の繰り返し回数 20 の学習を 1 セットとし、10000 セット学習した。



図 6 学習データ例

4. 評価実験と考察

3.2 節のニューラルネットワークを用いて学習実験を実施した。1 セット毎に得られたニューラルネットワークからクロズドデータの認識を行い、学習誤差を評価した。図 7 に実験結果を示す。全てのシグモイド係数で収束傾向を示し、特に $u = 8.0$ のとき最も誤差が小さくなる。

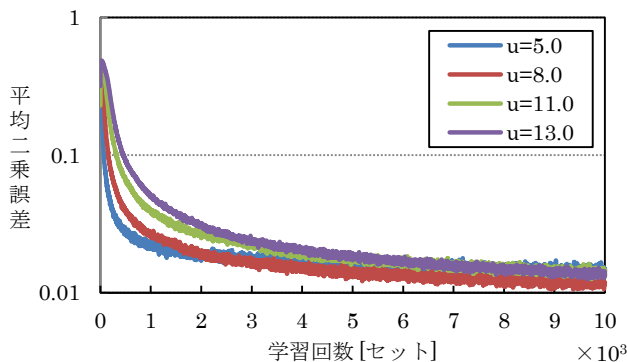


図 7 学習誤差曲線

また、同じニューラルネットワークを用いてオープンデータの認識実験を実施した。評価データには、異なる文字列が印刷されている 99 本の電線をランダムな角度で撮影装置に差し込み、各電線について 3 回撮影した 297 組の画像を用いた。ここには計 3504 文字が含まれる。

図 8 に認識率の推移を示す。 $u = 8.0$ 、学習回数 7700 セットにおいて最も高い 99.0[%] (3468/3504 文字) の認識率が得られた。認識結果の例を図 9 に示す。図より、「Z」や「7」などの単独の画像からは認識しにくい文字についても正しく認識されていることが確認できる。

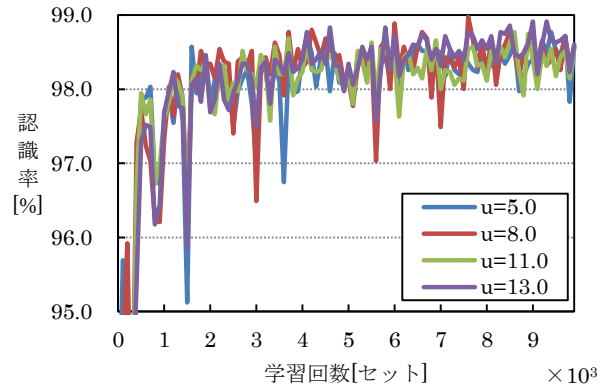


図 8 認識率の推移

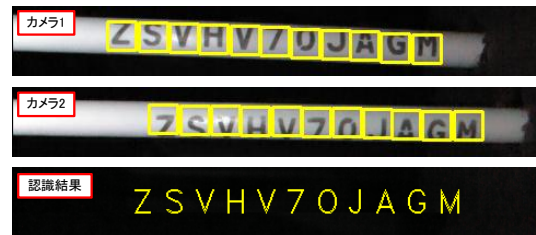


図 9 認識結果例

5. まとめ

本稿では、マルチカメラにより撮影された 2 視点の電線画像を用いて、3 層型ニューラルネットワークにより電線に印字された文字を認識した。また人工的に生成したスペキュラを付加する等のランダム化を行い、多様なパターンを学習させることで変動に対してロバストな手法を提案した。本手法により、文字認識率 99.0[%] (3468/3504 文字) が得られることを確認した。誤認識の原因は文字上部・下部の情報量の差であると考えられ、更に視点を増やし 3 視点から撮影された画像を用いて認識する手法を検討することで認識率を向上させることができると考えられる。また、更に細い電線の文字認識についても検討を行う。

謝辞

本研究は、経済産業省の戦略的基盤技術高度化支援事業「高密度配線組立の低コスト器材・装置類の開発」の委託研究 (公益財団法人科学技術交流財団, 東洋航空電子株式会社, 株式会社アイキューブテクノロジー, 名古屋工業大学) である。

参考文献

- [1] 殿村正延, 中山謙二, “多層パーセプトロンにおける内部情報最適化アルゴリズムの提案”, 信学論 (2001).
- [2] 奥田忠義, 道木慎二, 石田宗秋, “ $\Delta \Sigma$ 変調に基づくパルスニューラルネットワークによる BP 学習”, 信学論 (2004).