

点字ブロック領域・種別識別による視覚障がい者支援システムに関する研究

若松直人† 中田裕一† 田中直樹†
 神戸大学大学院海事科学研究科†

1 はじめに

点字ブロックはその凹凸によって触覚による情報提供を行うが、非接触の状態では情報を得るためには点字ブロックの視覚による認識が必要であり、点字ブロックの視認を補助することは歩行の安全性確保に有効であると考えられる。

画像からの点字ブロック検出は従来から研究されてきた[1], [2]。従来研究では画像内の点字ブロックの種別ごとの有無や大まかな位置を求めるものが多く、領域抽出を行うものも、個別に切り出した画像パッチに対する識別を行うものが主流である。本研究では、Fully Convolutional Network を用いて局所領域周辺の情報も利用するような領域抽出を試み、さらに点字ブロック領域を誘導ブロックと停止ブロックの分類器の学習を行った。

2 ウェアラブルカメラによって撮影された点字ブロック画像の特徴

図 1 のようにカメラを頭部に装着すると、カメラと地面との距離が大きくなり、また足元の点字ブロックは撮影範囲から外れる。

よって本研究では図 2 のような、カメラを腰部装着、撮影方向を前方斜め下に設定する。このような撮影条件では射影変換による歪みが軽減され、また余計なオブジェクトも映り込みにくいので頭部装着と比較して点字ブロックの認識に適していると考えられる。



図 1



図 2

Study on visually handicapped person support system by region extraction and classification of the braille block

† Naoto Wakamatsu † Yuichi Nakata † Naoki Tanaka

† Kobe University Graduate School of Maritime Sciences

3 FCN を使ったアプローチ

本研究では点字ブロックの領域抽出を行うために Fully Convolutional Network (FCN) を用いる。FCN は全結合層を含まない Convolutional Neural Network (CNN) であり、二次元のマップを出力できる。本研究で用いるモデルを図 3 に示す。点字ブロックの形状とブロックの内部構造とで大きくスケールが異なっているため、点字ブロック形状が参照されるように pooling 層によるスケールダウンを行い、その前後に畳み込み層を配置した。

	入力サイズ	出力サイズ	活性化関数
Conv3x3	72 × 128 × 3	72 × 128 × 32	relu
Conv3x3	72 × 128 × 32	72 × 128 × 32	relu
Conv3x3	72 × 128 × 32	72 × 128 × 64	relu
Batch Normalization			
MaxPooling2D	72 × 128 × 64	18 × 32 × 64	
Conv3x3	18 × 32 × 64	18 × 32 × 256	relu
Conv3x3	18 × 32 × 256	18 × 32 × 256	relu
Conv3x3	18 × 32 × 256	18 × 32 × 256	relu
Conv1x1	18 × 32 × 256	18 × 32 × 1024	relu
Conv1x1	18 × 32 × 1024	18 × 32 × 3	softmax

図 3

原画像を 72×128 に縮小した RGB カラー画像をネットワークへの入力とし、18×32 の 3 チャンネル(誘導ブロック、停止ブロック、非点字ブロック)を出力とする。誤差関数は交差エントロピー、学習アルゴリズムは Adadelta を用いた。

4 データセット

駅ホームの点字ブロックを対象とし、腰部装着のウェアラブルカメラにより撮影した。

学習用データ 330 枚、検証用データ 80 枚をデータセットとし実験を行った。またラベル付けは入力画像のピクセル単位で行った。



図 4



図 5



図 6



図 7

図 4, 5, 6, 7 は学習データの例である。

図 4, 図 5 のような誘導ブロック、停止ブロックのみのものや、図 6 の様な停止ブロックの一部に誘導ブロックがついているもの、図 7 の様に誘導、停止ブロックが混在しているものなどさまざまな種類を用意した。

5 実験結果

識別結果を図 8, 9 に示す。左列が入力画像、右列が出力画像を示す。

また出力画像の青が誘導ブロック、赤が停止ブロック、黒が背景を表す。

各ピクセルについて最大出力となるチャンネルを識別結果とすると、チャンネル毎の再現率は表 1 のようになった。

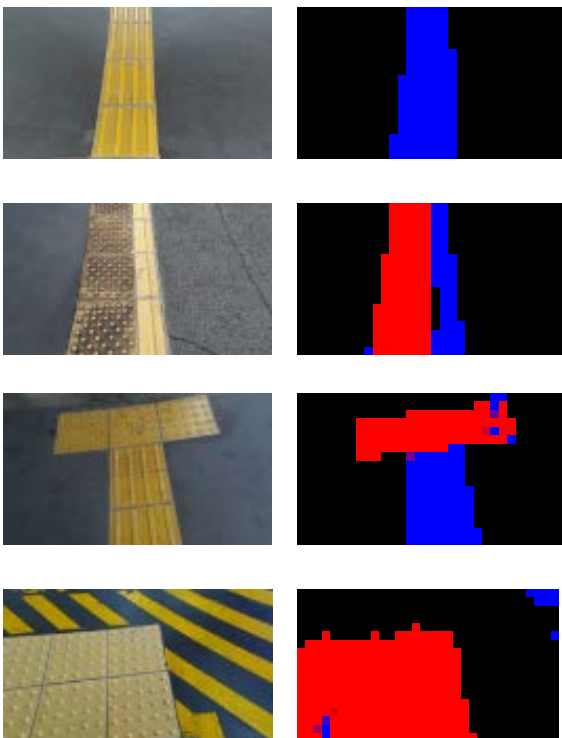


図 8 再現率の高い入力・出力画像

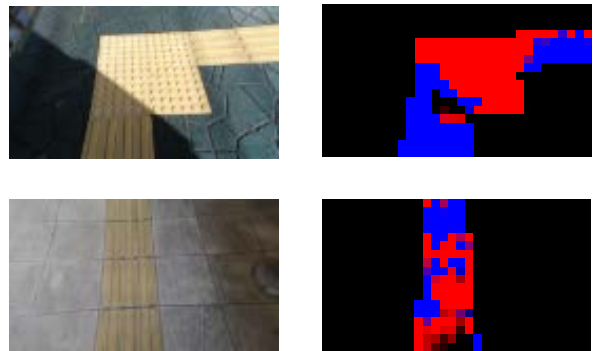


図 9 再現率の低い入力・出力画像

表 1 再現率

	誘導ブロック	停止ブロック	背景
再現率 (recall)	84.24%	86.04%	99.48%

6 考察

色や形状がはっきりしている点字ブロックだけでなく、黒ずんでいる点字ブロックに関して抽出精度が高かった。また背景に点字ブロックの特徴である鮮やかな黄色領域を含む画像についても正しく抽出できた。(図 8)

これは色だけでなく、形状や凹凸も特徴として学習できているからだと考えられる。

一方、誤検出が目立つケースもあり(図 9) 影の影響や表面がはっきりしないことなどが原因として考えられる。

次に表 1 を見ると、再現率は停止ブロックと比較し、誘導ブロックの方が低かった。停止ブロックと比較して誘導ブロックは変化に富んでおり識別が難しいといえる。

7 おわりに

本研究では FCN における点字ブロックの種別ごとの領域抽出を行った。

今後、さらにデータを増やし、抽出精度をより向上させること、視覚障がい者への抽出結果の伝達方法の検討などが課題である。

[1] 尾山匡浩: 深層学習を用いた視覚障害者誘導用ブロックの検出, 信学技報, vol. 118, no. 341, WIT2018-47, pp. 83-85, 2018 年 12 月.

[2] 山下晃弘ら: 点字ブロック及び障害物の画像認識による視覚障がい者向けナビゲーションシステム, 立石科学技術振興財団助成研究成果集(第 26 号) 2017