

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

Pedestrian Navigation System for Visually Impaired People Using Image Recognition for Braille Block and Obstacles

2161025



研究代表者	東京工業高等専門学校 情報工学科	准教授	山下 晃 弘
共同研究者	東京工業高等専門学校 情報工学科	教授	松林 勝 志

[研究の目的]

覚障がい者が健常者の助けを借りることなく、訪問経験のない場所に行くことは非常に困難である。スマホやウェアラブル端末の普及により、健常者向けのナビゲーションは急速に発展した。しかしながら、視覚障がい者を安全に案内するためには、視覚障がい者向けのルート探索、測位精度の向上、及び視覚に頼らない案内方法の確立が不可欠である。

著者らはこれまでに、高精度 GPS と点字ブロックに埋め込んだ RFID を用いたナビシステムを開発し、実証実験を重ねてきた。一方で、GPS や RFID 等が利用できない場合の案内技術の確立も不可欠であることが分かった。そこで本研究では、ウェアラブルカメラを用いた点字ブロックや障害物の自動認識によるナビ機能の実現を目的として研究に取り組んできた。

[研究の内容, 成果]

1. 研究概要

本研究では、視覚障がい者向けのナビゲーションシステムをより高精度なものとするために、画像認識技術を導入する。点字ブロックや障害物を自動認識し、自己位置推定や周囲の環

境地図生成を行った上でナビゲーションのルート作成にも役立てることを考える。また離れた点字ブロックへの誘導や、点字ブロック誘導路の終点や形状などについて警告を行うといった案内の高度化を実現することも最終的な目標である。本研究ではこの画像認識を行うため、近年画像認識の分野で高精度な検出が可能といわれる、ディープラーニングを応用する。

ディープラーニングとは多層化した人工ニューラルネットワークを用いた機械学習手法の一つである。近年、人工知能分野においてディープラーニングに関する研究が盛んに行われており、音声認識、画像認識、自然言語処理など多くの分野で応用されている。

2. 点字ブロックの認識

2.1 学習用データの準備

まず、学習用のサンプルデータを用意する。点字ブロックが写った画像から、半自動で点字ブロックの領域を抽出するツールを作成し、複数の画像に切り出すことで大量の学習データを準備した。以下に具体的な処理過程を説明する。まず、点字ブロックが写っている画像を入力する(図1)。画面に表示された画像から、人が点字ブロックの任意の一点を選ぶ。選んだ一点と色相が近く、かつ連続している領域が抽出さ



図1 入力画像の例

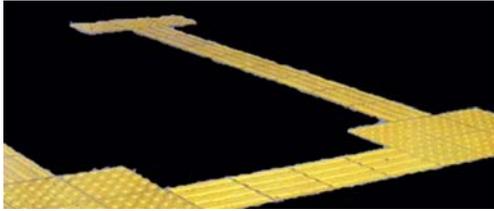


図2 点字ブロック部分の抽出

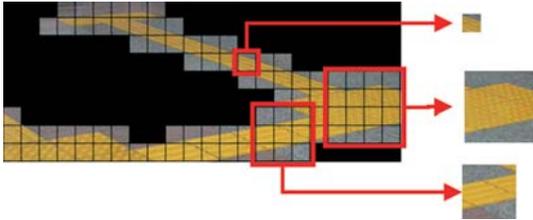


図3 学習用データの出力

れることで大抵の場合において点字ブロック部分のみを抽出することができる(図2)。ここでは、あくまで学習用データを作成することが目的であるため、失敗した場合は選ぶ点を変更するなどしてうまく抽出されるように工夫する。抽出は色相を基準としているが、退色した点字ブロックは特に彩度が低く、色相情報が不安定になる場合がある。しかし明度については退色した点字ブロックでも比較的明るく、反対に周辺の黒いアスファルトなどは極めて暗い。このような場合に備え、明るさを基準に領域を抽出する操作も可能とした。次に画像をセル分割し、点字ブロック領域を持つセルのみを残す。これら各セル、または隣り合うセル同士を結合した正方形領域について、点字ブロック領域が50%から95%のものを学習用データ画像として出力する(図3)。

以上は学習用データのうち正解データの生成過程である。対して不正解データは点字ブロッ

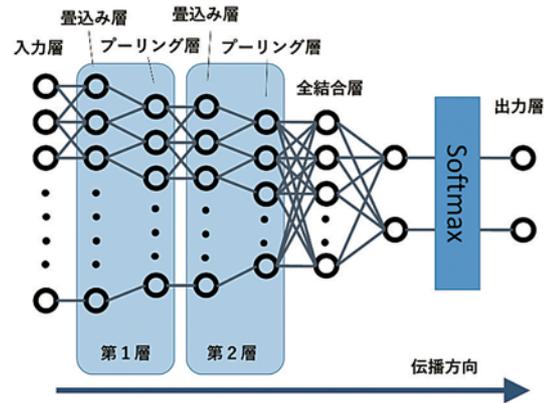


図4 学習に使用するCNNの構造

クが一切写っていない画像を装置に入力し、自動でセル分割と画像出力を行って生成する。

2.2 ニューラルネットワークの構造

本研究では、ディープニューラルネットワークの中でも特に画像認識の分野に適しているといわれるCNN(Convolutional Neural Network)を利用する。本研究では畳み込みとプーリングの処理を2回繰り返す、その後全結合を行うCNNモデルを用いる(図4)。短時間で学習を終わらせ、結果を次の実験に活用することを考え学習速度が高い単純なモデルを使用した。結果をこのモデルはGoogleが提供するディープラーニングのフレームワークTensorFlowおよびディープラーニングライブラリKerasを用いて構成した。

学習を行うにあたり、学習用データは 28×28 の正方形グレースケール画像に統一して入力し、入力画像が点字ブロックか否かを学習する二値分類を行う。判定を行う際は、入力は学習用データと同じ 28×28 の正方形グレースケール画像、出力は判定結果を表す2次元ベクトルとなる。

2.3 実証実験

学習結果の評価のため、学習用データの一部を評価用とする。1反復の学習ごとに評価データを用いて損失を求める。損失関数としてクロスエントロピーを用いた。学習した識別器を適用した実証実験では、図5に示すような点字ブロックを含む画像と、点字ブロックを含まない



図5 点字ブロックを含む画像（左）と含まない画像（右）の例

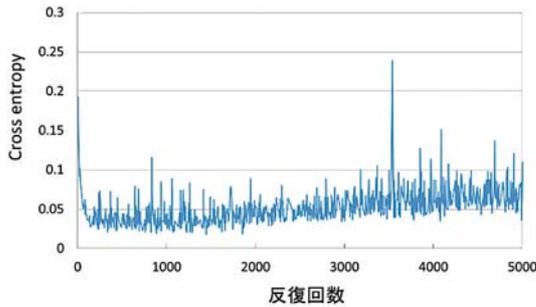


図6 一回目の実験における損失関数値の推移

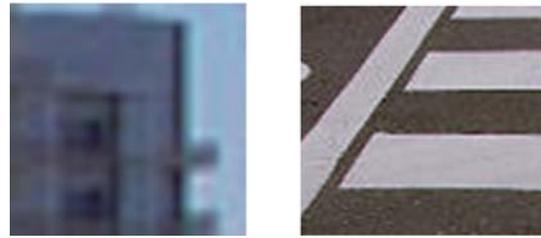


図7 一回目の実験で誤判別した典型的な例

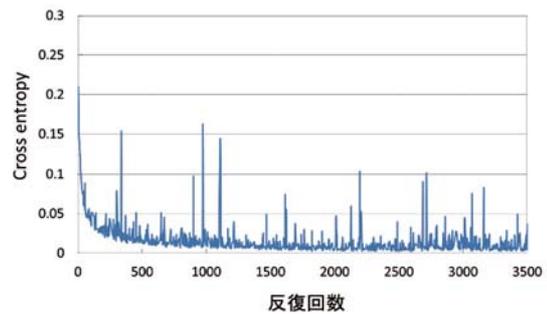


図8 二回目の実験における損失関数値の推移

適当な風景を細かく正方形に分割した画像を 28×28 のグレースケールに変換して入力し、正しく点字ブロックを認識するかを調べた。

学習用データとして正例 50,000 件、負例 50,000 件の計 100,000 件用意し、そのうち評価用データとして正例 1,000 件、不例 1,000 件の計 2,000 件を用いる。これらのデータは 2.1 節で述べたツールを用いて生成した。一回目の実験としては、まず点字ブロックとその他の地面を区別する学習になることを意識し、アスファルトや歩道などの地面を不正解データとして多数用意した。以上の画像をすべてグレースケールで入力し、色情報を用いない点字ブロックの特徴を学習させた。

反復 5,000 回で学習を行った際の、損失関数値の遷移を図 6 に示す。最も損失関数の値が小さかった反復 1444 回目ときの CNN モデルを使って 2,000 件の試験用データを判定させた結果、正解率は 99.50% であった。

誤判別した例を観察すると、明らかに点字ブロックを含まない画像を点字ブロック含む画像である判定する例が多数みられた。特に建造物の輪郭や横断歩道の模様、電線など（図 7）直

線要素に対して点字ブロックであると判定する傾向が顕著であった。

一回目の実験では、直線要素を含む画像を誤判別する例が多かった。その原因として、不正解データの画像はアスファルトなど地面の画像が多く、直線要素が少なかったため、直線の有無が点字ブロックの有無判別に大きく影響していると判断した。そこで二回目の学習では、一回目の実験で特に誤認識が多かった電線や建造物などの画像を大幅に増やし、一回目の学習と同じ正解データ 50,000 件と、新規の画像を加えた不正解データ 100,000 件の合計 150,000 件を学習用データとして実験を行った。試験用データは一回目と同じ正解 1,000 件不正解 1,000 件に新たな不正解 1,000 件を加えた合計 3,000 件である。

反復 3,500 回で学習を行った際の、損失関数値の遷移を図 8 に示す。最も損失関数の値が小さかった反復 2478 回目ときの CNN モデルを使って 3,000 件の試験用データを判定させた結果、正解率は 99.94% であった。

二回目の実験で得られた判別器の結果を確認したところ、電線や建造物などの誤認識は改善



図9 二回目の実験で誤判別した典型的な例

されたものの、レンガ状やタイル状の模様をもつ歩道、床など（図9）を誤判別しており、また遠くの点字ブロックの認識精度が低いことも分かった。

3. 実験結果に関する考察

3.1 レンガやタイル模様の誤認識について

前述の実験において、レンガ状およびタイル状模様を点字ブロックと誤認識する傾向が表れた。これを解消するためには、CNNモデルの見直しが必要であると考えている。CNNに限らずディープラーニングは、ニューラルネットワークの階層が増えるほどより多くの特徴を学習可能なモデルである。今回は環境の制約上、学習速度を優先し、比較的単純なモデルを用いた。その結果、点字ブロック特有の凹凸を学習できず、周辺との直線の境界の学習が優先され、点字ブロックと誤認識する結果が生じてしまったと考えられる。

これを改善するには、CNNモデルの畳み込み層とプーリング層を増やすことが有効である。

3.2 遠方の点字ブロックの認識について

比較的手前にある点字ブロックの認識精度は良好だったが、遠方へ続く点字ブロックの認識に失敗することがあった。これは学習データ生成において、正方形領域内の点字ブロック部分が占める面積を50%以上としており、遠方の点字ブロックが学習データになりにくいことと、また、学習データの画像が遠近間に関わりなく一定サイズの正方形に分割していることが原因と考えられる。遠方に続く点字ブロックなどの遠近感の強調された画像をより積極的に学習用

データに取り入れるか、画像の奥行情報を別な手段で認識させ、認識を行う領域の選択を距離に応じて変化させるなどの工夫が考えられる。実際にナビゲーションすることを考えた場合、遠方の点字ブロックの有無や点字ブロックが向かう方向の認識は重要となるため、この点の改善は重要であると考えている。

4. LSD-SLAMに基づく障害物認識

本研究では、点字ブロックの認識以外にも、画像処理に基づく周囲の障害物検出や環境地図生成に取り組んでいる。SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) は、障害物認識と環境地図データを自動生成する問題であり、本研究では、単眼カメラ画像から環境地図生成と自己位置推定を実行するLSD-SLAM (Large-Scale Direct Monocular SLAM) を用いてこの問題に対応するシステムの実装を試みた。LSD-SLAMは大規模な環境に対して、推定値にロバスト性を示し、高精度な自己位置推定と環境地図生成が可能である。また、処理が非常に軽量であるため、実装時の小型化に役立つ。案内経路の探索SLAMシステムから出力される環境地図は3D点群だが、環境を一定間隔のセルで区切り、各セルごとに障害物が存在するか否かを保持する占有格子地図で表現することで、経路探索処理を単純化できる。

SLAMから得られる現時点での周辺環境と、動作開始時からの観測データの蓄積によって構成された環境地図は、それぞれ占有格子地図へ変換され、以下のように保持・処理される。

局所的情報：自己位置から一定範囲内の周辺環境を占有格子地図へ変換したもので、カメラから即時的に得られる障害物を示し、その時点での回避に使われる（局所的経路探索）。

大域的情報：環境の原点から見た環境全体の点群情報、つまりSLAMから出力される環境地図を占有格子地図へ変換したもので、スタート時に生成する目的地までの大まかな経路の生成

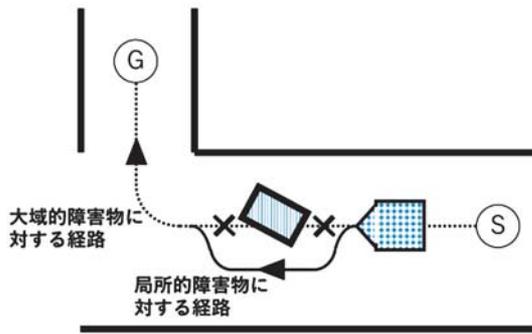


図10 案内経路の生成例

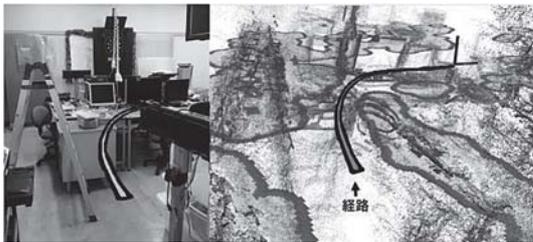


図11 LSD-SLAMに基づく経路探索の出力例

に使われる（大域的経路探索）。この占有格子地図はシステムに保存され、次回以降の案内に利用される。

以上で示した2つの経路探索を合成し、システム上での案内に利用する。まず、現在地（出発地）と目的地が入力され、保持している地図に対して大域的経路が算出される。案内中、局所的情報から見つかる大域的経路上の障害物に局所的経路探索が実行され、元の経路へ戻る経路が計画される。図10は処理の様子を示している。局所的経路は障害物が観測されてから計算される。

LSD-SLAMを実装したシステムを経路上に障害物を置いた簡単な環境で動作させた。障害物として設置した箱を避ける経路が生成されていることが図11の実験結果から読み取れる。図中における点の集合体は、SLAMから出力された点群であり、シミのようなものは、占有格子地図によるコスト値を示している。

[今後の研究の方向, 課題]

視覚障がい者向けのナビゲーションシステムを実現するために、ディープラーニングを用いた点字ブロック認識システムの開発と、LSD-SLAMを用いた障害物検知およびルート作成機能の実装を行った。点字ブロックの認識においては、筆者らが用意した評価用のデータにおいて、99.9%程度の認識精度を達成することができ、実用化に向けた可能性が得られたと考えている。しかし、誤認識してしまう場合もまだ散見されるため、今後も誤認識の傾向を考察し、精度を高める工夫を続けていく。また、実際に視覚障がい者が身に着けた状態で得られる画像での精度検証はまだ実施できていない、今後は実際に身に着けた状況で点字ブロックが正しく認識できるかどうかについて検証を行っていく予定である。

一方で、LSD-SLAMを用いた障害物回避を実現するルート作成機能についても、実環境でルート作成が実現できることを確認した。ただし、同色の壁や天井が続く環境など、撮影画像のコントラストが極端に少ない場合は正しい環境地図が成績できない問題が明らかになっている。今後は、画像認識とRFIDタグやGPSのそれぞれの特徴を生かしたシステムとして融合し、実際の視覚障がい者の方に使っていただきながら実用的なシステムの実現に向けて研究開発を継続する予定である。

[成果の発表, 論文等]

1. 山下晃弘, 佐藤佳, 佐藤俊太, 川口正太郎, 松林勝志: UHF帯RFIDを用いた視覚障がい者向け歩行者ナビゲーションシステムの開発と展示会への適用, 情報処理学会論文誌コンシューマ・デバイス & システム, Vol. 7, No. 1, pp. 1-10, Jan. 2017.
2. Akihiro Yamashita, Kei Sato, Syunta Sato and Katsushi Matsubayashi: Development of a Pedestrian Navigation System for the Visually Impaired with QZSS and RFID, Joint 8th International Conference on SCIS&ISIS2016, Sa6-2-3, Sapporo (Japan),

- 2016.
3. 遠藤勇樹, 尾崎和真, 山下晃弘, 松林勝志: 視覚障がい者向けナビシステムにおけるカメラ画像を用いた障害物検出及び自己位置推定法, 情報処理学会第79回全国大会要旨集 4G-02, 1-pp79-80, 2017.
 4. 大塚康平, 伊藤篤志, 上川畑慎吾, 佐藤佳, 佐藤俊太, 山下晃弘, 松林勝志: RFIDを利用した視覚障がい者向けナビシステムの改良及びその実証実験, 情報処理学会第79回全国大会要旨集 4G-01, 1-pp77-78, 2017.