

路側認識を特徴とする山道 HD マップ自動作成システム

竹内浩太 武田龍斗 郭清蓮 池田凌 平野魁人 殿岡武也

金沢工業大学 工学部情報工学科

1. はじめに

自動運転の分野では、周辺環境をリアルタイムに認知する研究が急速に進んでいる。具体的には、車載カメラ、画像処理、ミリ波レーダー、人工衛星測位、HD マップ（高精度 3D 地図データ）などの技術が挙げられる。これらの技術によってドライバーに対する運転支援と将来の自動運転は現実になりつつある。

車載カメラは、取得した画像から対象を検知し、周囲の状況を迅速に把握する。研究課題として、どこに何があるかを検出し、認識する。検出対象は、一般的に車、歩行者、車線、交通標識、信号などが含まれる。また、単眼カメラでは、道路のレーンマークの検出、ステレオカメラでは車両や歩行者の検出を行う。

ミリ波レーダーの動作原理として、対象物（平行車、対向車）に当たり、反射してきたミリ波を利用して対象物との距離、角度などを計算する。また、150m の範囲まで対象物を検出することができる。更に、雨、雪、霧、夜間、逆光などの悪条件においても対象物を検出できる。

人工衛星測位システムとは、人工衛星を使った測位システムのことで、GPS と呼ばれる。複数の人工衛星がそれぞれ送信する時刻情報信号を比較して、受信した時間を計算することで、自分の現在位置を測位することができる。

日本では、モビリティマッピングシステムを利用して高精度 3 次元地図データの制作が進められている。具体的には、3 次元点群データ、3 次元点群解析システム、可視化手法などの技術を統合することによって実現される。

実際に点群データを採取する際、GPS、カメラ、LiDAR、IMU などの装置を搭載した特別計測車両で、道路を走行しながら、位置を特定し、道路や道路周辺の形状や構造物、地形などをデータ化していく。カメラによる画像や LiDAR による点群データから、建物や道路の形状、道路標識、ガードレール、路面文字、マンホールといった道路周辺の 3 次元位置情報を高精度かつ効率的に取得できる。結果として、車線のレーンマークと中心線を表現する仮想的なベクトルデータを図化する。自動運転の車は、このレーンマークと中心線を参考にして走ることになるため、自動運転にとって HD マップは必要不可欠である。

2. HD マップ

図 1 は高精度 3 次元地図データ（HD マップ）の一例である。信号機、規制標識、路肩縁石、区画線、停止線、進行方向などを示す実在しないベクトルと線が画像に加えられた。自動運転の車両は、仮想の中心線に沿って運行する。

しかし、高精度 3 次元地図データの現状に関連して解決しなければならない問題がある。2019 年 3 月まで日本全国の高速道路や自動車専用道に関連する HD マップが初期整備を完了した。延べ 3 万キロの道路の初期整備には、長い年月と大変な労力がかかった。一方、一般道や林道や農道に関しては、これから整備計画をする段階である。日本には林道や農道を除く一般道は総延長 128 万キロあり、すべての道路の HD マップ作成は巨大かつ難しい仕事である。

そこで、一般車による HD マップ製図補助が必要となる。一般車両と汎用カメラで撮影した映像から HD マップを制作できるようになれば、人件費を大幅に削減できる。また、汎用カメラで撮影した準静的情報をリアルタイムに加えることができる。例えば、局所的なレーンマークの状態と変化を随時修正データとして追加することが出来る。

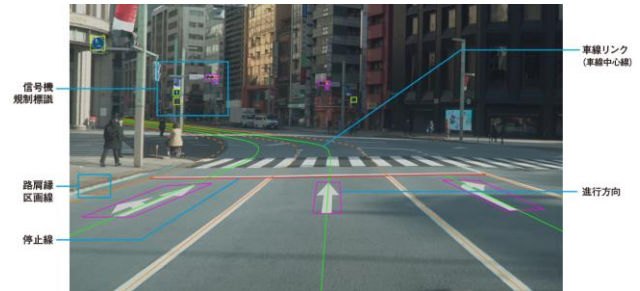


図 1 一般道の HD マップ^[1]

本研究は、林道や農村の山道を研究対象としている。一般車と汎用カメラで撮影する映像から教師データを作成し、ニューラルネットワークに学習させることによって、自動的に一般道や山道のレーンマークを推測・可視化する。将来的に、HD マップの局所的な修正データとして利用されることを期待する。具体的には、カメラ画像に基づいて山道の路側を抽出・認識する。また、山道の路側からレーンマークの白線と走行中心線を推測・可視化する。

3. 山道教師データ作成

まず、山道のレーンマークの状況について調査を行った。図 2 は様々なレーンマークのケースを示す。管理の良いケースでは、道両側のレーンマークがきれいに見えるが、落ち葉や積雪によってレーンマークの一部が見えなくなっているケースもある。時には、レーンマークが隠されているが、路側のガードレールや水路、縁石などから運転手が経験でレーンマークを推測できる。更に、山道は両側の崖と樹木の影に影響される。影がかかっている部分とかがかかっていない部分ではレーンマークの明るさが異なる。もちろん、整備が行き届いていない山道では、もともとレーンマークが描かれていない場所も多くある。



図 2 レーンマークの状況

しかし、不思議なことに、運転手は路側や植物やガードレールや樹木などを参考にして自然にレーンマークを山道の路側に注目している。路側を認知することによって、山道のレーンマークを推測する。

表 1 は、路側認知の難易度を 1~6 のレベルに分類したものである。ここでは、7 つの要因を考えた。

- 道幅：狭い道幅であれば、通行量が少なく、運転手の視

野が遮断されることが少ない、路側をはっきり撮影することができる。

- 速度：ゆっくり運行しているときは、よりはっきり環境画像を撮影することができる。
- 季節：冬は落ち葉が無く、樹木の影も薄くなっているため、山道がよりはっきりと撮影することができる。
- 天気：特に、晴れている日であれば、画像がより鮮明になる。
- 対向車：他の車があれば道の領域が占領され、道の全体像が画像にはっきりと現れないことが発生する。
- 並行車：対向車と同じように、他の車によって道の領域が占領され、道の全体像が現れないことが発生する。
- 時間帯：昼間の時間帯の映像は夜の映像より視野が広くはっきりし、路側の認識が行いやすい。

表 1 認識難易度のレベル分け

| 路面認識難易度 | 道幅 | 運転速度 | 季節 | 天候 | 対向車 | 並行車 | 時間帯 |
|---------|----|------|-----|----|-----|-----|-----|
| レベル1 | 狭い | 遅い | 冬 | 晴れ | なし | なし | 昼 |
| レベル2 | 狭い | 遅い | 春、夏 | 晴れ | なし | なし | 昼 |
| レベル3 | 狭い | 遅い | 秋 | 晴れ | なし | なし | 昼 |
| レベル4 | 広い | 速い | 春、夏 | 雨 | あり | あり | 夜 |
| レベル5 | 広い | 速い | 秋 | 雨 | あり | あり | 夜 |
| レベル6 | 広い | 速い | 冬 | 雪 | あり | あり | 夜 |

初期研究では、レベル 1 とレベル 2 の非常に路側を認識しやすい状況に対して、精密な結果を出すことを目標としている。用いた研究手法は、独自に構築したニューラルネットワークを用いて、山道の画像から路側を自動抽出し、認識する。更に、路側の抽出結果と車載カメラの視野情報、透視投影の原理などを利用することで、山道のレーンマークを表すポリゴン線の推測・可視化を行う。

研究のプロセスは、運転席から見える光景を映像データとして保存する。次に、アノテーションプログラムを用いて、教師データとなる画像の作成、分類を行う。更に、自動分類のためのニューラルネットワークを構築し、教師データを利用してニューラルネットワークの訓練を行う。最後に、独自に開発する山道の路側認識システムに自動分類の機能を組み込む。

映像データの撮影は、晴れた日の昼の時間帯において、車両の少ない山道を比較的に遅いスピードで車を走らせながら、車載の単眼カメラで撮影を行った。カメラの視野は運転手の視野とほぼ同じで、1920×1080 ピクセルのカメラを使用した。

私たちの画像分類の特徴は、山道の路側の領域を認識することである。教師データを作成する際、道の左側の路側を A タイプの画像、道の右側の路側を B タイプの画像、それ以外の領域を C タイプとして定義した。

4. 山道認識ニューラルネットワーク

私たちは独自にニューラルネットワークの構築を行った。構築したネットワークは中間層 3 層を含む計 5 層で構築されており、ノード数は、入力層 56×56、第一中間層 32×32、第二中間層 24×24、第三中間層 12×12、出力層 3 である。

図 3 は、Train ボタンを 10 回、test ボタンを 10 回押したときの画面であり、訓練回数 24000 回、テスト回数 600 回で正解率は 78%である。

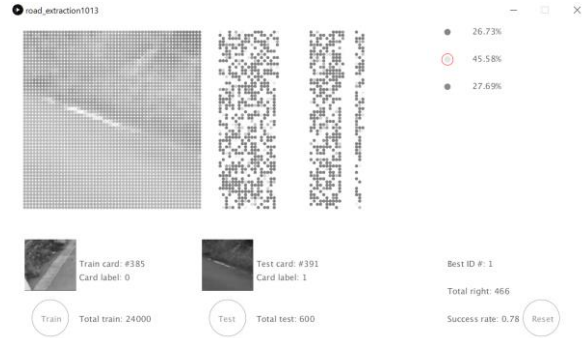


図 3 ニューラルネットワークの訓練

5. 小領域認識

運転手は道の両側にあるものを参照物として利用し、路面の認識を行っている。

本研究は、運転手のこのような直観的な本能をニューラルネットワークに学習させようと考えた。本研究の教師データの分類はこのような考えに基づくものである。

我々は小領域認識を行うプログラムを独自に作成した。プログラムでは、学習で得られた各パラメータの最適値を利用している。同じ 5 層構造のニューラルネットワークにも組み込んである。プログラムの指向的な機能として、1 枚のフレーム画像を多数の小領域に分割し、また、それぞれの小領域に対して、判断、分類する。

図 4 に示すように、左側のフレームは右側では 7×10 の小領域に分割されており、それぞれの小領域の大きさは 56×56 ピクセルである。このプログラムに組み込まれたニューラルネットワークで判断した結果は、左側の路側は赤い四角、右側の路側は黄色い四角で可視化されている。



図 4 小領域分割の様子

また、より細分化された領域を分類することができれば、さらに高い精度で分類できると考えられる。具体的に、小領域が共通部分を持つように細分化を行うことを考えている。さらに、路側と車載カメラの視野情報を利用して、山道のレーンマークの推測、可視化を行いたい。

6. まとめ

研究の第一段階として、独自の教師データとニューラルネットワークを用いて、路側の検出を行った。今後は、今回の結果を用いて、山道のレーンマーク推測を行うためのシステムの研究を行う予定である。また、様々な地域や状況の山道を撮影し、より多くの環境に対応できるように教師データの数を増やし、ニューラルネットワークの改良を行いたいと考えている。

参考文献

- [1]“高精度 3 次元地図は 2023 年度に次世代へ”。
https://special.nikkeibp.co.jp/atclh/NXT/21/dynamic_maps/0611/;(参照 2021-12-08) .