

# ニューラルネットワークを用いた 山道認知システム

竹内浩太 武田龍斗 郭清蓮

**概要**：山道を走る自動車から撮影した画像を研究対象にしている。研究の目標として、山道の両側にあるレーンマークや崖や山や樹木などの参照物を利用して、山道の路面を認知できるようにしたい。まず、画像のアノテーションを行い、山道の両側の部分とそうではない部分を3種類の画像に分類した。それから、自作のニューラルネットワークに3種類の画像を学習させ、自動的に分類することを実現できた。本論文は、我々の研究過程と結果について報告する。

**キーワード**：ニューラルネットワーク、山道、認知システム、アノテーション、画像処理

## Mountain road recognition based on a neural network

KOTA TAKEUCHI RYUTO TAKEDA QINGLIAN GUO

**Abstract**: Our research targets at images of mountain roads. The goal is to make it possible to automatically recognize mountain roads by learning about the images of lane marks, cliffs and trees on road sides, and other referenceable objects. Firstly, we annotate the images and classify them into three types: an area on the left side of road, an area on the right side, and an area not be the previous two type. Then, we construct a neural network and train it to be able to classify with high accuracy. Based on the classification, it will be possible to recognize the whole area of mountain road and speculate line mark for auto-driving.

**Keywords**: neural network, mountain road, automatic recognition, image annotation, image processing

### 1. はじめに

近い将来、自動運転を搭載した車は広く普及するだろう。日本では、ホンダ社が既に自動運転レベル3まで開発を進めている<sup>[2]</sup>。2020年まで、アクセル・ブレーキとハンドル操作を知的に補助するレベル2まで実現できた。2020年4月から、法律的に高速道路において自動追い越し、自動合流の機能が認められたため、ホンダ社は2021年3月からこれらの機能を備えたレベル3の車を販売した。自動運転車がドライバーの負担と交通事故を減少させるメリットがあるため、運転操作を行う主体が人間のドライバーから車載コンピュータシステムに変わりつつある。

2021年から、トヨタ社は「Woven City」プロジェクトを

スタートし、都市において自動運転車が走る新しい街を作る<sup>[3]</sup>。地上に3種類、地下に1種類の道を整備し、地上では、自動運転専用、歩行者専用、歩行者とスモール・モビリティが混在する道路を作り、地下では物流向けの自動運転車が走行させる。

高速道路やWoven Cityのような専用道路ではなく、一般の国道にも自動運転を搭載した車を走らせるには、走行区間に関する詳しい路面情報が必要不可欠となる。これを「走行環境」と統合的に呼ぶ。もちろん、都会から離れれば離れるほど、走行環境は複雑になり、様々な「走行環境オプション」が必要である。例えば、「市街地オプション」、「住宅地オプション」、「信号オプション」、「山道オプション」、「トンネルオプション」、「橋オプション」などが

考えられる。また、走行環境オプションを作るためには、地図、地理、道路情報の細分化と沢山の人の共同参加が不可欠で、長期的な研究と蓄積が必要である。

私たちは、日本の地理条件に応じて「山道オプション」を研究することにした。日本では、山道を走るのは日常的に普通なことである。将来的に物流関係において自動運転技術が優先的に利用され、小包や食品を個人宅まで自動配達できるようになれば、山岳地帯の生活が一層便利になるだろう。このような自動配達車両にはローカルな走行環境に適した「山道オプション」が必ず必要である。

研究手法として、ディープラーニングを用いて山道の画像から路面を認識できるようにしたい。現在、車メーカーもディープラーニングを中心技術として研究・開発を行っている。また、レーンマークを認識・抽出することが主な目標である。しかし、山道の場合、レーンマークが途切れたり、汚れたり、薄くなったり、落ち葉に覆われたりするため、一般道路より認識しにくい状況が発生する。また、山と樹木の影も認識に大きく影響を与える。直接レーンマークを認識・抽出しようとする、非実用的な結果になってしまう。そこで、我々の研究は、路面領域を先に認識し、それから、路面領域に基づいてレーンマークを推測するというプロセスを採用した。

具体的に説明すると、まず、運転席の視野をビデオ映像として撮影、保存した。様々な地域を走り撮影を行い、山道の走行環境を反映する十分な映像を手に入れた。また、ビデオ映像から静止画像を取り出し、教師データの元画像を作った。ここでは、路面の両側に注目し、教師データの分類手法を提案した。さらに、教師データを学習するニューラルネットワークを構築し、路面認識の正解率を高めるための研究を行っている。最終的に、山道路面認識に基づくレーンマーク推測、可視化アルゴリズムを開発する。ここでは、路面領域の形、運転席の視野情報、透視投影モデルなどを利用する。

## 2. 日本の山道

日本の森林面積は約 2500 ヘクタールであり、国土の約 67%が森林である<sup>[4]</sup>。今回の研究は、中山間地域の高速道路ではなく、将来的に山に住む人々に自動運転で荷物が宅配されることを視野に、通常山道を研究対象としている。表 1 は、山道における走行可能な環境状況を、時間帯、並行車、対向車、天候、季節などの要因でリストアップした表である。

都会の道路環境と比べ、山道の場合、道が狭いかつ道のすぐ横に崖や山があるため、これらの要因により、視覚映像に影や陰影の変化が多く複雑である。また、道の近くに樹木が多くあるため、落ち葉などによって道が覆われてしまうことがある。さらに、道の端が苔むしている場合や雑

草が生えている場合など様々な道路状況が考えられる。図 1 は撮影を行った山道の画像である。画像から道のすぐ左側は崖になっている。また、道のすぐ右側は壁になっており、白線も薄くなっていることがわかる。図 1 より山道は都会の道とはかなり道路状況が違うことがわかる。

研究の初期目標は、道幅は狭く、運転速度は遅い、春、夏、冬の 3 つの季節で降雪の影響は考えない、天候は晴れ、対向車なし、並行車なし、時間帯は昼という最もシンプルな条件下で実施する。つまり、撮影された映像にはほかの車両が写されておらず、人の目で各種のものを区別することができる。路面には落ち葉があることを想定するが、路面がはっきり見えることを基本条件とする。具体的には表 1 のレベル 1 とレベル 2 に対して路面認識を行う。将来的な目標としてレベル 6 まで認識を実現できるようにしたい。

表 1 様々な走行環境に関する分析

Table 1 An analysis about driving environment while catching images of mountain road

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



図 1 撮影した山道

Figure 1 image of mountain road.

## 3. 山道教師データ作成

### 3.1 ねらい

本研究の最初の目標は画像から走行可能な路面を認識することである。まず、レベル 1 とレベル 2 で、晴れた日の昼の時間帯に、車両の少ない山道で車を比較的に遅いスピードで走らせながらビデオ撮影を行った。図 2 は撮影状況を示す。カメラの設定位置は運転手の視野とほぼ同じ、1920×1080 ピクセルのカメラを使用した。

図 3 は撮影したビデオから取り出した静止画像を示す。山道の場合はレーンマークがはっきり出ている部分もあるが、レーンマークが途切れる、ほとんど見えない、植物に覆われている場所もある。また、運転手はレーンマーク以外に道の傍にある石や樹木やガードレールなどを参照物にして路面を確認できている。もちろん、崖も山も道を認識するための参照物になっている。

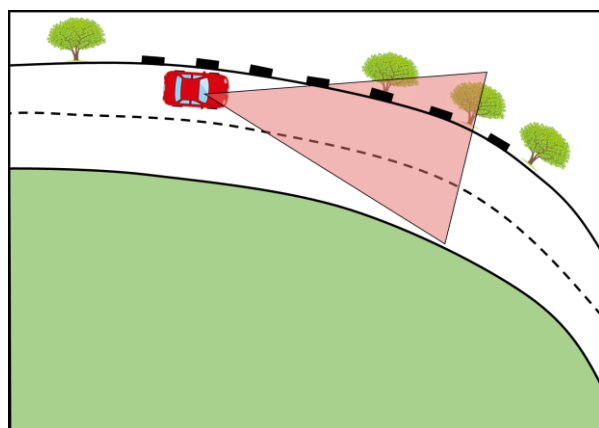


図 2 撮影状況

Figure 2 Shooting situation.



図 3 ビデオから取り出した静止画像

Figure 3 Still image extracting from video

### 3.2 教師データの分類

撮影した画像から教師データを作成した。たくさんの教師データが必要とされており、教師データの種類が複数あるため、アノテーション作業を簡単に正確に進めるために、独自の教師データ作成・アノテーションソフトウェアを作成した。図 4 はこのソフトウェアの実行画面を示す。直前に保存した画像が右上に表示され、画面下部に複数の分類が画像アイコンで可視化している。また、アイコンの隣に分類を示すアルファベットの「キー文字」(A, B, C)がある。

まず、マウスクリックで切り取りたい部分に四角い枠を移動させる。矢印キー操作で四角い枠の大きさを変えるこ

とができる。また、画像の種類を表す「キー文字」を押すと、「キー文字」のアルファベットを一番にしたファイル名が自動的に作成され、このファイル名で選択された部分を教師データ画像として保存される。ここでは、教師データの大きさは  $56 \times 56$  に設定してある。さらに、プログラムは自動的に教師データの一部分(5分の1)を別フォルダに保存し、テストデータとして準備しておく。今回の研究に限らず、様々な教師データの作成においてもこのソフトウェアは利用できる。

図 4 が示したように、運転手が道の両側にあるものを参照物として利用しながら路面を認識している。本研究において、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。そして、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。つまり、画像の全領域を、道の左側、道の右側、および道の両側ではない、この3種類の細かい部分に分類する。道の両側ではない部分では、道路の真ん中の部分、道の外の環境、道の上の空の部分などが挙げられる。また、将来的に1枚の画像に対して  $56 \times 56$  ピクセルの細かい部分に分類することを計画している。細かい部分に分類後、道の左端部分と道の右端部分をそれぞれ色分けし、路面の輪郭線抽出を行う計画である。図 5 は図 3 の1枚に対して  $56 \times 56$  ピクセルの細かい部分に分類し、色分けを行うイメージを示す。

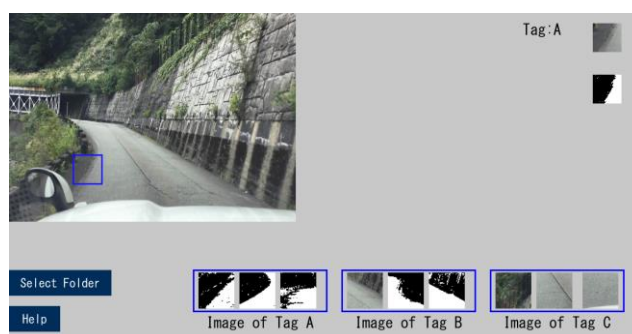


図 4 教師データ作成ソフトウェアの実行画面

Figure 4 Our original system for creating teacher data

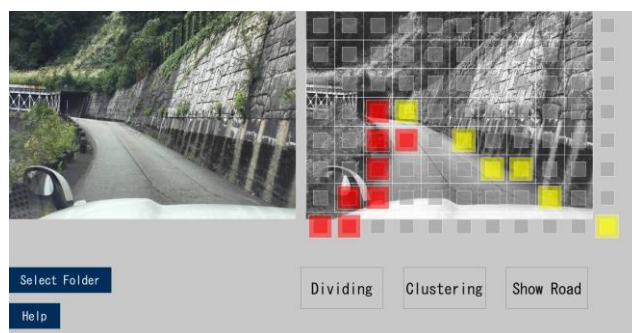


図 5 ニューラルネットワークによる小領域認識結果

Figure 1 Recognition result by the neural network for each small area

## 4. 山道認識ニューラルネットワーク

### 4.1 ニューラルネットワークの構造

ニューラルネットワークは入力層、第1中間層、第2中間層、第3中間層、出力層の計5層で構成されている。

教師データ画像が入力層の入力である。画像を走査しながら各ピクセルの輝度値を0.0~1.0の範囲に標準化し、入力層の56×56個のノードに与える。それぞれのノードのウェイト値が-1.0~1.0の範囲にランダムに設定される。次の各層は前の層の出力を入力として利用する。第1中間層には28×28個のノードがある。第2中間層には14×14個のノードがある。第3中間層には7×7個のノードがある。そして出力層は3種類の分類に対応する3個のノードがある。各層のノード数が順に少なくなっているが、現在、実験を行いつつ最適なノード数を模索している最中である。

### 4.2 各種係数の設定

ここでは、学習率は0.01~0.10の範囲で変化させる。また、各層には一つのバイアスがあり、バイアス値と重みの初期値は-1.0~1.0の間のランダム値に設定される。さらに、活性化関数としてシグモイド関数を利用している他、局所解回避モーメントを利用している。

### 4.3 順伝播と逆伝播のプロセス

入力層から第1中間層への順伝播では、入力した教師データの画像を入力層のそれぞれのニューロンで画素値の計算を行い、すべての結果を足し合わせ、活性化関数を実行後第1中間層へ出力する。次に、第1中間層から第2中間層への順伝播では、第1中間層でそれぞれのニューロンで予測値の計算を行い、すべての結果を足し合わせ活性化関数を利用後第2中間層へ出力する。第2中間層から第3中間層への順伝播も第1中間層から第2中間層への順伝播と同様の作業を行う。第3中間層から出力層への順伝播では、画素値の計算を行いすべての結果を足し合わせるが、活性化関数を利用しない。出力層から確率の順伝播では出力層からの入力の値にシグモイド関数を利用して確率算出を行う。

逆伝播では、確率と正解の比較を行い、シグモイド関数と交差エントロピーの誤差を利用して誤差計算を行い出力層へ逆伝播値を出力する。出力層から第3中間層への逆伝播では逆伝播値の値がバイアスの重みの微分値になる。また、それぞれのニューロンで重みの微分値と積算を行い、すべてのニューロンで得られた結果をすべて足し合わせ、次の出力とする。第3中間層から第2中間層、第2中間層から第1中間層への逆伝播の計算も同様に行う。第1中間層から入力層への逆伝播では、逆伝播値が重み微分値になる。

## 5. 結果と検証

我々は、画像処理と人工知能を融合した山道走行環境認

識の研究を行い、日本の山道に適した、教師データの作成、ニューラルネットワークの構築、山道輪郭線抽出アルゴリズムなどにおいて独自のアイディアと特徴を出している。晴れた日の昼、対向車のない条件下において、ニューラルネットワークの認識率と信頼性向上を実現できている。また、ビデオをリアルタイムに処理し、山道輪郭を線形で可視化することを目標としている。

現在、教師データの作成、ニューラルネットワークの構築まで実現することができた。また、構築したニューラルネットワークを利用して画像の分類を行うことができる。しかし、画像分類の正解率は70%程であり、自動運転に利用することを想定するとニューラルネットワークの正解率はまだまだ低い。そこで、教師データの数、学習率、バイアス値、中間層の数など様々な変更を行い、正解率を高めることが必要である。

さらに、対向車のある場合、道の端を視認することができないことが考えられる。これに対応するための研究を続けなければならない。また、夜、雨や雪などの悪天候などの要因による複雑な視覚情報が発生した場合、現在の教師データと認識システムは確実に誤認識が発生する。

今後は、撮影を行った山道の画像をいくつかのブロックに分け、分けられた画像の中から道の端である部分とそうではない部分を判断するソフトウェアの開発を行い、山道輪郭線抽出を目指す。また、一連の処理をリアルタイムで処理できるソフトウェアの開発を行う計画である。以上述べた要因を総合的に処理できるシステムを開発しなければならないが、現時点の研究成果は、我々が考案したプロセスと手法の有効性と実用性を検証できた。

## 6. おわりに

現在、様々な地域の山道を撮影し、各種の環境に対応できるよう教師データを増やし、ニューラルネットワークの改良、訓練を続けている。対向車を認識し、対向車によって視認できない道の領域を自動認識できるよう教師データの種類も加えることを計画している。また、渋滞や速度の異なる走行の影響を検討し、様々な周囲環境、路面状況に対応したシステム開発をしなければならないと考える。

## 参考文献

- [1] 島伸和, 鎌田洋, 実時間高速道路認識システム, 第24回画像処理工学コンファレンス論文集, p61.
- [2] “自動運転レベル3型式指定を国土交通省から取得”. <https://www.honda.co.jp/news/2020/4201111.html>, (参照 2021-10-10).
- [3] “TOYOTA WOVEN CITY”. <https://www.woven-city.global/jpn>, (参照 2021-10-10).
- [4] “農林水産省”. [https://www.maff.go.jp/j/heyakodomo\\_sodan/0105/19.html](https://www.maff.go.jp/j/heyakodomo_sodan/0105/19.html), (参照 2021-10-10).