

# 自動走行車いすの実世界環境認識とその安全走行への応用

坂田 悠馬<sup>†</sup> 森 優介<sup>‡</sup> 長尾 確<sup>‡</sup>

名古屋大学 工学部電気電子・情報工学科<sup>†</sup> 名古屋大学 大学院情報学研究科<sup>‡</sup>

## 1. はじめに

人とより密接な移動手段として、近年パーソナルモビリティに対する需要が高まっている。また、パーソナルモビリティと自動運転を組み合わせることで、より快適な移動が実現可能となる。しかし、実世界環境は地面の状況や障害物などにより大きく変化するため、従来の自動運転システムでは環境変化に伴う安全な経路の確保が困難である。

そこで本研究では、環境を認識することで電動車いすにおける自動走行の高度化を目指す。

本論文では、路面標示としての白線認識と正面の障害物認識、および障害物認識後の回避行動のシミュレーションについて述べる。

## 2. 自動走行車いすの構成

図1に本研究で使用する自動走行車いすの構成を示す。

基盤となる電動車いすには WHILL 社の研究開発モデル WHILL Model CR を用いている。電動車いすの上部には、全方位レーザーLiDAR イメージングユニットである Velodyne 社の VLP-16 を固定している。車いす下部には、組み込み PC である NVIDIA 社の Jetson AGX Xavier を搭載している。LiDAR から得られる全方位の距離データを Jetson で処理することで自己位置を推定する。

電動車いすには実世界環境認識を行うために RGB-D カメラ RealSense D435 を2台搭載している。1台は前方を向き、もう1台は前方から若干下を向いている。2台とも車いすの後方に配置された1台の PC (Microsoft Surface Pro) に接続して稼働させている。

前方を向いているカメラでは深度画像を用いて、前方の障害物の発見および発見した障害物の相対位置の推定を行う。もう1台の斜め下向きのカメラでは、主に RGB 画像を使用した機械学

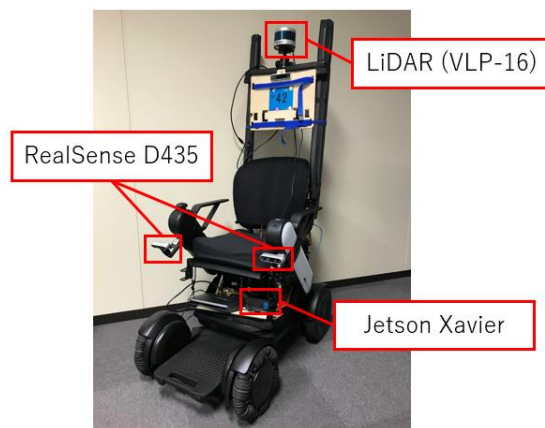


図1 自動走行車いすの構成

習モデルで路面の白線標示を認識する。これらの環境認識については次節で詳細を述べる。

2台のカメラで撮影された画像を PC で処理し、その結果を Jetson に送信することで、車いすの自動走行を制御している。

## 3. 実世界環境認識

本研究では、2台の RealSense を用いた実世界環境認識として白線認識と障害物認識を行った。検証実験として白線と障害物を用意したコースを自動走行した。

### 3.1 白線認識

地面に直線と T 字の2種類の白線があることを想定し、直線は線の手前で停止し、T 字では縦線に沿って進んだ後、横線で停止するという状況を考える。下を向いた RealSense の画像を使用し、分類問題として深層学習の CNN を適用する。

車いすで実際に白線が引かれているルートを走行し、そのとき撮影した RealSense の画像を訓練データとして収集した。それらの画像を5種類（直線・T 字の縦線・T 字の横線・なにもなし・タイル模様）に分類し、AlexNet[1]の転移学習を行った。コントラストによってはタイル状の地面が直線に見える箇所があったためタイル模様を分類クラスに加えた。

また、誤認識による停止や見逃しを防ぐために、ある程度の連続フレームで白線を認識したら減速、さらに連続して白線を認識し続けたら停止する命令を Jetson に送信するようにした。

Real-World Environment Recognition of Autonomous Wheelchairs and its Application to Safe Driving

<sup>†</sup>SAKATA, Yuma (sakata@nagao.nuie.nagoya-u.ac.jp)

<sup>‡</sup>MORI, Yusuke (ymori@nagao.nuie.nagoya-u.ac.jp)

<sup>‡</sup>NAGAO, Katashi (nagao@nuie.nagoya-u.ac.jp)

<sup>†</sup>Department of Information Engineering, Nagoya University

<sup>‡</sup>Graduate School of Information Science, Nagoya University

その結果，コース状に引かれているすべての白線に対して認識することができ，白線の前方1m以内に停止することができた。

### 3.2 障害物認識

前方を向いている RealSense を用いて障害物認識を行った。

デプス画像を単純に矩形領域で障害物を認識しようとする，2D 画像は遠くなればなるほど写る範囲が広がるため，領域のサイズを大きくすると街路樹や経路と関係ない場所に対して反応してしまう．逆に領域を小さくすると発見できない障害物が増えて危険である。

そこで本研究では，RealSense の 2D デプス画像に対して，画像の中央に向かって一定の割合で小さくなる矩形領域を複数用意した．矩形領域を表示した様子を図 2 に示す。

それぞれの矩形領域では，基準距離より近い部分があるかどうかで障害物判定を行った．基準距離は矩形領域の底辺に対応する地点の平均距離とした．これにより，矩形領域内にある深度値が床との距離より近いかどうかを判定することが可能となる．矩形領域が徐々に小さくなることで，障害物との距離に応じた処理を行うことができる。

実験では，最も遠方に相当する矩形領域の基準距離が 3m ほどになるように縮小割合を設定した．いずれかの矩形領域内に障害物があれば減速，1m よりも近い矩形領域内で発見したら停止命令を車いすに送信するようにした．また，障害物発見後の回避行動を行うために，矩形領域内で発見した障害物の相対位置を左・中央左・中央右・右の 4 種類のいずれかに分類し，停止時に車いすに情報を付加した。

この矩形領域手法を用いたところ，さまざまなサイズの障害物について正しく認識することができた．減速と停止を行うことで，前方に人が歩いているような状況でもぶつかることなく走行することができた。

### 4. 障害物回避シミュレーション

検証実験における障害物回避のアルゴリズムは，障害物を避けるように進行方向を変えるだけであるため急速に回転動作を行う．そのときに，障害物に車体が接触するといったトラブルが相次いだ。

そこで，障害物の回避がスムーズに行えるような行動を選択するため，シミュレータ上で強化学習を行うプログラムを作成した。

シミュレーション環境は ROS で制御することができる Gazebo を使用した．走行するロボットは 2 節で述べた車いすの形状に近いものを作成し

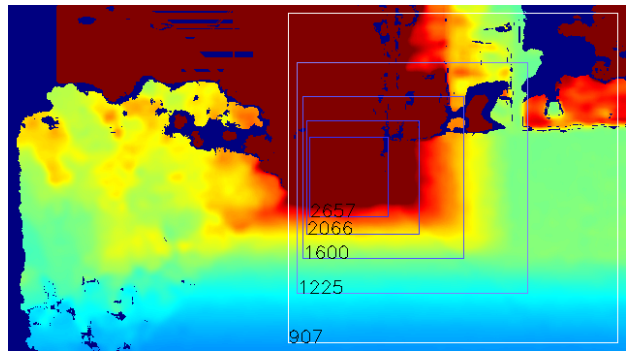


図 2 デプス画像に矩形領域を表示した様子

た．ロボットの上部には自己位置推定用に 2D LiDAR を設置し，下部には障害物認識用の RealSense を設置した．走行場所は Gazebo から提供されている屋内 3D モデルを使用した。

強化学習は Deep Q Network (DQN) の手法を用いた．Gazebo で DQN による学習ができるよう，OpenAI Gym を拡張したプログラム[2]を利用した．入力は障害物用センサからの情報，自己位置周辺の 2D 地図，現在の走行速度と自動走行プログラムから送られてくる速度を用いた．出力として得られる Q 値は，前進・停止・右旋回・左旋回に対応し，Q 値に基づいて総合的に次の行動を選択させた．学習に必要な報酬は，障害物や経路との距離などを考慮して決定した．エピソードの終了条件は障害物に接触したときとした。

強化学習に関してはまだ改良の余地があるため，様々な手法と回避行動を比較して検証する予定である。

### 5. まとめと今後の課題

本研究では，自動走行車いすの安全走行のために，実世界環境認識および障害物回避のためのシミュレーション上での強化学習を行った。

今後の課題として，まず実世界環境認識については，白線や障害物だけではない様々な情報を用いて行う必要がある．また，障害物認識は RealSense が直射日光に弱く，誤認識することが多かったため，天候の変化に対して頑健になるように改善しなければならない。

障害物回避行動の強化学習は，まだ不十分であるため，入力や報酬を工夫し，実際に自動走行車いすに適用できるようにすることを目指す。

### 参考文献

- [1] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, ImageNet classification with deep convolutional neural networks, NIPS, 2012
- [2] Iker Zamora, Nestor Gonzalez Lopez, Victor Mayoral Vilches, Alejandro Hernandez Cordero, Extending the OpenAI Gym for robotics: a toolkit for reinforcement learning using ROS and Gazebo, arXiv: 1608.05742, 2017