

# コンピュータビジョンに基づいた電動車いす用安全運転支援のための前方状況認識に関する研究

代表研究者 久留米工業高等専門学校 制御情報工学科  
准教授 松島 宏典

## 【まとめ】

日本では高齢化が進んでおり、2030年には約3割が高齢者となる社会に突入することが推計されている。そのため、後期高齢者を始めとした買い物弱者の自立的移動を支援するため、モビリティ確保に向けた対策が実施されている。本申請では、電動車いすにおける安全運転支援機能を実現して事故を低減させるため、運転時に危険となる道路変状を自動検出し、地図作成を行う課題解決に取り組む。

## 1. 研究の目的

日本では高齢化が進んでおり、2030年には30%以上が高齢者となることが推計されている。また、健康寿命や外出率も伸び続けているため、後期高齢者を始めとする買い物弱者のモビリティ確保に向けた対策が求められている。例えば、モビリティの一種である電動車いすの市場規模は2020年で3万台弱であるが、後期高齢者の人口が1900万人弱であるため、十分に普及していない状況となっている。そのため、地方自治体では、各コミュニティで小型バスなどを利用した交通サービスが一定の役割を果たしている。しかし、後期高齢者の外出目的は日用品の買い物や食事・社交・娯楽など多岐にわたるため、実際の状況に即して柔軟に対応できる移動手段が求められている。

昨今において、後期高齢者の乗用車による危険運転であるハンドル操作不適やブレーキとアクセルの踏み間違いなどが問題となっている。それに伴い、運転免許証の自主返納の動きが広がっている。都市部では公共交通網の発達により生活機能維持は可能である。しかし、地方は脆弱であるため不可能である。よって、乗用車による移動手段に頼る後期高齢者の危険運転の抜本的な課題解決は未だ困難である。さらに、後期高齢者の4割以上の約750万人が、経済的負担の増大で車の所有が難しいという回答もある。交通網が発達していない、人口密度が500人/km<sup>2</sup>未満である低密度地域の人口構成比は3割であるため、将来、200万人以上がモビリティを失うことになる。

前述した高齢者の危険運転の課題解決のため、自動車に代わるモビリティとして、比較的安価なものが電動車いすである。そのため、地方自治体においても実証実験が行われている。結果として、電動車いすの利活用によるメリットは得られたものの、歩道、道路の傾斜、凹凸や損傷、植栽（木）の根による盛り上がり、車道と歩道間の段差など、インフラ構造物に対して運転時に不安が生じるという課題が挙げられている。また、公道での電動車いすの自動運転試験も行われているが、整備・舗装された歩道が前提条件となっている。安全に、どこでも電動車いすを利用できるようにするためには、実環境の歩道に危険な箇所があった場合、それらを運転者に知らせる機能が必須であり、それと並行して危険箇所のインフラ整備も効果的に行っていく必要がある。

そこで、本研究では、生活道路に存在する、運転時に危険・不安となる道路変状をあらかじめ検出し、地図作成も行いながら、運転者に危険情報を知らせる安全運転支援機能を有する電動車いすの実現を目指す。

整備が不十分な生活道路において支援機能が対応できるようにするためには、経年変化やデータセットの不一致に対して精度を維持する必要がある。畳み込みニューラルネットワークを用いた画像認識手法は、これまでも多岐にわたって研究されている。そこで、今回はデータそのものから独自のラベルを機械的に作成することで画像表現を学習させる教師なし学習を応用する。教師なし学習では、人間の手によるラベル付けを必要とせず、従来手法と同等の性能を実現することが可能である。

また、インフラ整備を効果的に行うためには、自己位置推定と地図作成の両方を同時に行うSLAM技術が重要である。カメラ画像を用いるVisual SLAMは、LSD-SLAM、ORB-SLAM3など、様々なものが提案されてきた。姿勢推定を行うためにPerspective-n-Point(PnP)処理が行われるが、そのためにはカメラ画像から抽出された特徴量が必要となる。特徴量を抽出する際、環境光、オクルージョン、影などの影響により、外れ値が発生する

可能性があるため、これらに対処せずに PnP 処理を行うことは、Visual SLAM の精度を大幅に低下させる要因となり得る。したがって、外れ値除去を考慮した PnP 処理を行う仕組みが必要となるとともに、カメラ画像の取得方法を改善する必要がある。そこで、今回はマルチカメラを用いた Visual SLAM 技術を開発し、Levenberg-Marquardt (LM) 法と PnP アルゴリズムをフュージョンさせることにより、外れ値が多い環境下においても機能する技術を開発する。

## 2. 研究方法と経過

### 2-1 システム外観

図 1 に電動車いすに設置したセンサ外観図を示す。図 (a) は正面から撮影したものであり、図 (b) は運転席から撮影したものである。画像の取得には全方位マルチカメラを利用し、前方方向、左方向、右方向を同時に撮影する。なお、全方位マルチカメラの設置高は、撮影条件に応じて調整可能である。また、全方位マルチカメラの上部には、LiDAR イメージングユニットを設置する。それらのデータはタブレット PC に保存され、真値データとして活用される。図 2 に道路変状検出における ROI (Region of Interest) を黒枠で示す。ROI については、入力画像に応じて適宜設定される。

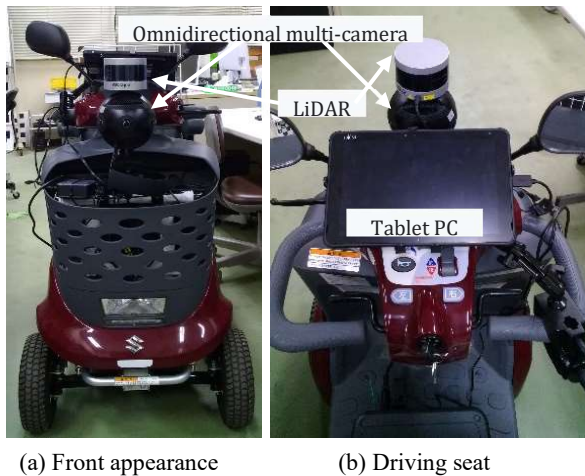


Figure1: System appearance



Figure2: An example of input image

### 2-2 道路変状検出

本申請課題では、CNN を用いた教師なし学習を適用する。以下の 3 つの手順を繰り返すことで、学習及びクラスタリングを行う。

Step1: CNN による特徴量抽出

Step2: クロスエントロピー誤差の最適化

Step3: 重みの更新

Step1, 2 において、CNN によって学習された確率分布  $p(y|x_i)$  と実際の確率分布  $q(y|x_i)$  とのクロスエントロピー誤差は式(1)で表される。

$$E(p, q) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \sum_{y=0}^K q(y|x_i) \log p(y|x_i) \quad (1)$$

ここで、 $y$  はクラスラベル、 $x_i$  は特徴ベクトル、 $N$  は画像枚数、 $K$  はクラス数をそれぞれ示している。(1)式を最小化することにより、クロスエントロピー誤差を最適化するが、この際、各クラスにデータを等分割する制約条件を設定する。最適化問題は、理論を最適輸送問題に拡張することによって書き換え可能であるが、計算量が膨大となるため、Sinkhorn-Knopp アルゴリズムを採用することにより計算を単純化させる。Step3 では、Sinkhorn-Knopp アルゴリズムで表現される式で利用されるスケーリング係数を更新する。

### 2-3 マルチカメラ Visual SLAM

本申請課題では、マルチカメラモデルとして Scaramuzza らが提案したカメラモデルを利用する。このカメラモデルは 180 度以上の広角カメラでの撮像過程を表現できるため、より広範囲な領域で特徴点を取得することが可能である。また、各カメラ間の座標系は、カメラを固定した車両座標系を介して対応付けることで 1 つの座標系として取り扱う。処理手順として、はじめに画像フレームを各カメラで取得し、カメラ間で重複する画像特徴量を抽出した後、それらを地図に挿入する。次に、最適化された PnP アルゴリズムとバンドル調整を用いて自己位置をトラッキングする。そして、設定された条件によりキーフレームを選出し、それを元に地図を更新する。これらの作業を繰り返すことで地図が生成される。さらに、類似度の高いキーフレーム同士で地図点群をマッチングし、変換誤差をすべてのキーフレームに伝搬させることで地図全体の誤差を最小化させる。

### 2-4 外れ値除去

本申請課題では、LM 法と Robust Efficient Procrustes PnP (REPPnP) を組み合わせた手法を適用する。REPPnP は PnP 処理を高速に行うアルゴリズムである。まず、 $i$  番目の特徴

点のマッチングが外れ値かどうかを表す行列  $\mathbf{W} = \text{diag}(w_1, w_1, \dots, w_n, w_n)$  を定義する。ここで、 $\mathbf{W}$  の各要素は、(2)式のように  $i$  番目の特徴点のマッチングが外れ値か否かで決定される。

$$w_i = \begin{cases} 0 & \text{ith correspondence is outlier} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

決定後、 $\mathbf{W}$  を特徴点行列  $\mathbf{M}$  に乗ずることで外れ値の除去を表現するが、計算量削減のため  $\mathbf{M}^T \mathbf{W} \mathbf{M}$  に対して特異値分解を実行し、 $\mathbf{W} \mathbf{M}$  の零空間の基底を用いてカメラ姿勢ベクトルを求める。その後、 $\mathbf{W}$  の更新を行いながら、カメラ姿勢の誤差を小さくする。提案手法では、REPPnP 処理に加えて LM 法を用いた最適化を複数回行う。今回は、予備実験により、1 回の REPPnP 処理に対して、LM 法を 5 回繰り返し適用している。

### 3. 研究の成果

#### 3-1 道路変状検出結果

本手法の有効性を検証するため、MNIST と電動車いすで撮影した歩道画像の 2 つのデータセットを用いて、以下の 2 つの実験を行った。表 1 にデータセットの概要を示す。

実験 1: クロスエントロピー誤差の最適化に関する実験

実験 2: クラスタリング精度に関する実験  
両実験の結果を表 2 に示す。両データセットにおいて、エポック数の増加に従い損失関数の値が減少し、最終的に 0 に近い値に収束していることから、期待通りにクロスエントロピー誤差が最適化されていることが確認できる。クラスタリング精度に関しては、舗装道路のみの画像がデータセットに多く存在するために、制約条件によりクラスタリングがうまく

Table1: Summary of MNIST and Sidewalk Image Dataset

Dataset	MNIST	Sidewalk Images
Number of classes	10	12
Image size	224×224	224×224
Number of training image	60000	55044
Number of test image	10000	8270

Table2: Result of Experiment1 and Experiment2

	Experiment1 (Loss[%])	Experiment2 (Accuracy[%])
MNIST	0.4	98
Sidewalk	0.5	100

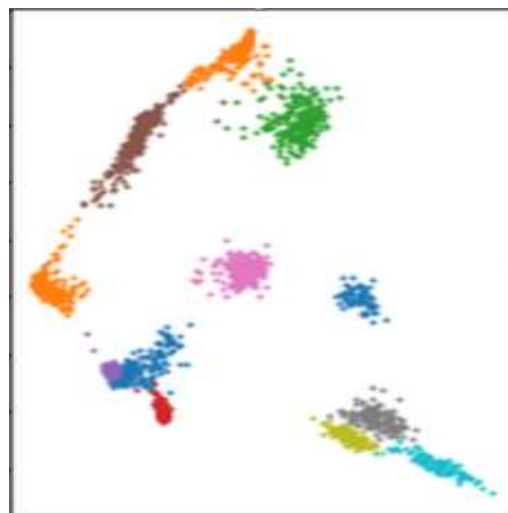


Figure 3. Feature Distribution Map

く機能していない可能性がある。今後は、図 3 のような特徴分布を確認しながら、検証を進めていく。

#### 3-2 マルチカメラ Visual SLAM 結果

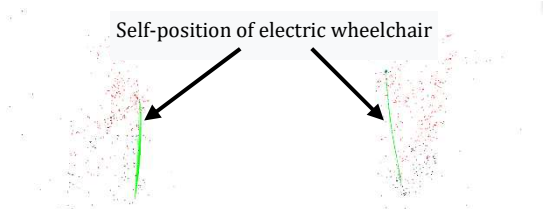
本手法の動作を検証するため、校内で撮影された一般道路画像を用いて実験を行った。撮影画像を図 4、図 5 にそれぞれ示す。これらにより、広範囲な領域において、構造物や死角領域が撮影されている様子が分かる。シーン 1、シーン 2 におけるマルチカメラ Visual SLAM の結果を図 6 に示す。これらにより、複数画像を用いた自己位置推定結果を確認することができた。しかし、カーブなどシーンの変化が急激に起きる箇所において、しばしばトラッキングロストが発生した。これらの対策については、2-4 の結果を反映させることにより、検証を進めていく。



Figure 4. Scene 1 taken in the college



Figure 5. Scene 2 taken in the college



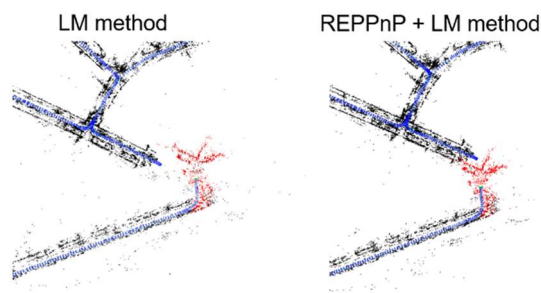
(a) Result of Scene1 (b) Result of Scene2  
Figure 6. Results of omnidirectional multi-camera Visual SLAM

### 3-3 外れ値除去結果

本手法の有効性を検証するため、KITTI データセットを用いて、LM 法、Efficient PnP (EPnP)法、提案手法による実験を行った。結果を表3に示す。実験結果より、提案手法である REPPnP と LM 法を組み合わせた手法が他より優れているケースが多いことが分かる。処理時間に関しては、提案手法はすべてのシーンにおいて最良の結果を得ることができた。次に、実験において作成された地図データの一部を図7に示す。図(a)が従来手法により作成された地図、図(b)が提案手法で作成された地図である。この例は、既に通過した場所を再び訪れるという状況のものであり、本来であればこの地点での地図データは連結されるように作成される。しかし、従来手法では累積誤差によりズレが発生してしまっているのが分かる。一方、提案手法では、正確に地図データの作成が行われていることが確認できる。これらのことから、提案手法では、精度、速度ともに良好な結果を得ることができた。今後は、Reweighting and 1-Point-RANSAC-based

Table 3: Results of Outlier removal

Sequence 00			
Methods	Parallel error[m]	Rotation error[deg]	Processing time[s]
LM	<b>7.62635</b>	1.09641	0.966221
EPnP	8.82579	1.16355	7.879890
Proposed	8.85150	<b>1.03262</b>	<b>0.832672</b>
Sequence 02			
Methods	Parallel error[m]	Rotation error[deg]	Processing time[s]
LM	83.0479	1.75197	0.58028
EPnP	<b>66.5682</b>	<b>1.34618</b>	5.45177
Proposed	71.4043	1.94068	<b>0.54008</b>
Sequence 03			
Methods	Parallel error[m]	Rotation error[deg]	Processing time[s]
LM	<b>3.56149</b>	0.87666	0.78581
EPnP	3.59483	0.87031	5.96253
Proposed	3.86282	<b>0.86994</b>	<b>0.63930</b>



(a) LM method (b) Proposed method  
Figure 7. Comparison of map creation results

PnP (R1PPnP)や Robust and Global PnP (RGPnP)など、他の PnP 手法についても検証を進めていくと同時に、2-3 との融合を進めていく。

### 4. 今後の課題

道路変状検出に関しては、各クラスにデータを等分割する制約条件を設定しているため、新たにクラスを設定できるよう、アルゴリズムの改良を進めていく。併せて、歩道画像データセットを充実させていく。マルチカメラ Visual SLAM に関しては、冗長な特徴量処理の改善、特徴点検出手法の精度向上、2-4 のアルゴリズムの反映等について取り組んでいく。外れ値除去に関しては、R1PPnP や RGPnP など他の PnP 手法についても検証を進めながら、2-3 のアルゴリズムとの融合を行う。また、安全運転支援の実用化を考えた場合、センサとデータ処理のためのコントローラを一体化したモジュール製品の開発や凹凸等の衝撃吸収技術、モビリティとしての座り心地、高齢者ドライバの運転操作の快適性、安全なボディの設計、低コストとなる装置の製作方法や材料選定等が今後必要となってくる。

### 5. 研究成果の公表方法

研究結果の公表については、The 2022 IEEE 4th Global Conference on Life Sciences and Technologies, The 12<sup>th</sup> Annual Computing and Communication Workshop and Conference, ITS World Congress 2022 などの国際会議に投稿予定である。

以上