

自動運転ソフトウェアを活用した周辺車両の半隠消表示 — 物体検出モジュールによる半隠消候補領域の抽出 —

有富 友紀^{†1} 竹村 岩朗^{†2} 池田 聖^{†1} 木村 朝子^{†2} 柴田 史久^{†2}

立命館大学 情報理工学部^{†1} 同 大学院情報理工学研究科^{†2}

1. はじめに

我々は自動運転車が普及するまでの過渡期もしくは普及後の社会を前提とし、それらに搭載される共通のセンサ群を用い、隠消現実感 (Diminished Reality; DR) 技術により死角領域を半透明に可視化 (半隠消表示) するシステムを試作した [1]。このシステムにより、仮想的に視界を拡張することで同乗者のストレスが軽減することや、完全自動化前 (SAE レベル 3~4) において運転者への危険事象の判断材料を提供することが期待される。また、完全自動化後 (SAE レベル 5) においても、危険回避動作の意図や原因を運転者に視覚的に伝えることができる。

この技術は他車両が観測した死角領域を自車両のカメラ画像内に重畳描画することで可視化する (図 1)。まず、遮蔽物により生じた死角領域を観測する他車両が死角領域内の 3 次元点群の色および位置情報を取得する。次に、取得した情報からパッチを作成し、自車両で撮影したカメラ画像内の遮蔽物に重畳描画する。これらの処理により、死角領域を半隠消表示させることができる。しかるに、試作したシステムではユーザが半隠消表示させる領域をフレーム毎に手動で指定する必要があった。

そこで本研究では、既存の自動運転ソフトウェア Autoware に搭載される SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) や自己位置推定、物体検出機能を活用し、周辺車両から半隠消表示する領域の候補 (半隠消候補領域) を抽出する手法を提案する。加えて、立方体を使用したキャリブレーションにより、精度向上を図る。

2. 除去対象候補領域を用いた半隠消表示

2.1 提案手法の概要

提案システムは、透過対象を検出する処理と透過対象に死角領域の情報を重畳描画する処理で構成される。なお、車両には周辺環境をリアルタイムで把握できる距離センサ LiDAR (Laser Imaging Detection and Ranging) と RGB カメラを搭載していることを前提とする。

2.2 自動運転ソフトウェア Autoware

Autoware [2] は ROS (Robot Operating System) 上で実装され、多数のモジュールを組み合わせた自動運転ソフトウェアである。ROS では複数のモジュールを接続し、それらを 1 つのシステムとして使用できる (図 4)。本手法では Autoware 内の物体検出モジュールを活用し、周辺車両を検出および半隠消候補領域を抽出する。

2.3 物体検出モジュールによる透過対象の抽出

物体検出モジュールは、DPM (Deformable Part Model) [3] アルゴリズムにより画像内の車両を検出し、その大きさを表す矩形領域を作成する。また、KLT (Kanade-

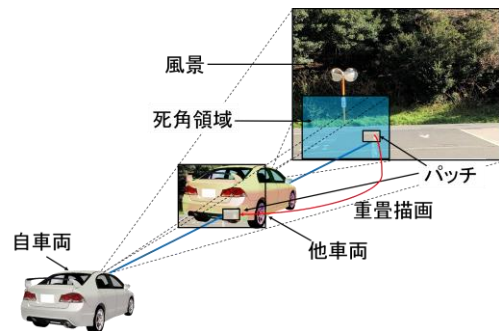


図 1 複数車両を利用した死角領域の可視化

Lucas-Tomasi) Tracker 法 [4] と K-means 法により、作成した領域内の特徴点を探索し、フレーム毎でその対応を計算することで、車両を区別し、位置を追跡する。本モジュールで得られる領域を半隠消候補領域とし、DR モジュールに送信する。

2.4 半隠消候補領域へ死角領域を重畳描画

DR モジュールは、SLAM により事前に作成した周辺環境を 3 次元点群で表した地図 (3 次元地図) が必要である。他車両により死角領域内の地図内の各 3 次元点に対応する色および位置情報が取得され、その情報からパッチが作成される。その後、自車両のカメラ画像内の半隠消候補領域にパッチが重畳描画され、透過対象を半隠消表示する。半隠消候補領域の抽出には、物体検出モジュールから得られる領域を利用する。この際、透過対象の動きに急激な変化があると半隠消候補領域にズレが生じる可能性があることを考慮して、抽出した矩形領域の大きさを数画素 (実験では、対象が 5m 以上の場合には 2 画素、5m 未満の場合には 5 画素) 拡大する。

3. 実験

3.1 実験内容

DR 処理が有用だと想定したシーンにおいて、LiDAR とカメラを用いて周辺環境の 3 次元地図を事前に作成し、本システムを適用する。物体検出により自動で設定した除去対象候補領域に死角領域を重畳描画できることを確認した。具体的には、車両を前後に配置し、自車両視点から前方車両を透過対象として検出し、半隠消候補領域の作成および半隠消表示した (図 2)。実験では、自車両に LiDAR として Velodyne 社製 VLP-16 (約 300,000 点/秒, 5~20Hz, 水平 360°, 垂直 20°, 測定距離約 100m)、RGB カメラとして Point Grey Research 社製 Flea (解像度 1280×1024, 60fps, USB 3.0) を搭載した (図 3)。物体検出を行う深層学習ライブラリには Caffe (Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding) [5] を使用した。提案システムでは、図 4 のような車両間での直接的な通信を想定しているが、本実験では、自車両を図 5 のように移動させ、仮想的に他車両が死角領域を観測しているものとした。

“Half-DR of Vehicle Periphery Utilizing Autonomous Driving Software
— Extraction of Half-DR Candidate Areas by Object Detection Module —”

^{†1} College of Information Sci. and Eng., Ritsumeikan University

^{†2} Graduate School of Information Sci. and Eng., Ritsumeikan University



図 2 実験環境

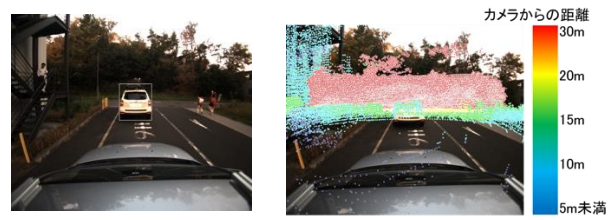


図 6 物体検出結果

図 7 点群投影結果



図 3 センサの搭載

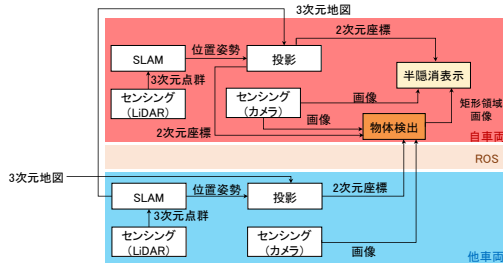


図 4 提案システムで使用したモジュール群

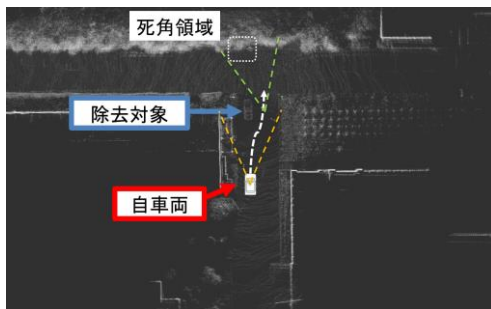


図 5 実験イメージ

3.2 実験準備

カメラの内部パラメータは Colmap [6]を用い、セルフキャリブレーションにより得た。LiDAR 座標系からカメラ座標系への剛体変換を表す外部パラメータは、複数のフレームを使用し、PnP 問題を解くことで取得した。LiDAR とカメラの前で 1 辺 31cm の立方体を構え、その 3 面が交差する 1 点を対応付けることで、PnP 問題を解いた。再投影誤差は、6 ピクセル未満であった。

3.3 実験結果と考察

撮影したシーンを本システムで使うことができるかを(1)透過対象を物体検出できているか(図 6)、(2) LiDAR, カメラそれぞれで取得した座標の対応が一致しているか(図 7)、という観点から確認した。その結果、(1)については、検出した対象の矩形領域をカメラ画像内に描画し、対象全体が囲まれていることを確かめた。(2)については、カメラ画像に 3 次元地図の点群を投影したところ、実物体と 3 次元点の投影誤差は、10 ピクセル以内であった。



図 8 可視化結果

10 画素程度であれば直接自車両から観測できる車両や歩行者を隠してしまうことはないため、当該シーンを用いての実験が可能と判断できる。そこで、半隠消表示を実行したところ、半隠消候補領域を自動で抽出し死角領域を可視化することができた(図 8)。テキストチャがない箇所および位置ずれのある箇所があるが、それぞれ a) 他車両から観測できない、もしくは、b) 自己位置推定の精度が低いことが原因であると推測している。これらの問題については、a) 複数の車両で観測する、b) LiDAR に加えて画像を使用した自己位置推定モジュールを使用する、などにより改善の可能性はある。そのため、死角領域の投影結果にずれは発生しているものの物体検出により設定した半隠消候補領域で死角領域の可視化ができると考えている。

4. むすび

本論文では、物体検出モジュールによる半隠消候補領域の自動で設定する手法を提案した。実験により、前方車両を自動的に検出し、その箇所の死角領域を可視化できることを確認した。現在 Autoware 内の物体検出モジュールは車両、歩行者しか対応していない。検出可能な物体の種類を増やすことで、車両以外で半隠消候補領域を抽出することが可能だと考えられる。また、本システムは事前に透過対象を設定する必要があるが、今後はリアルタイムで選択できる仕様に変更する予定である。本研究の一部は、科研費 17H01747 の支援による。

参考文献

- [1] 竹村, 他: 自動運転ソフトウェアを活用した死角領域の半隠消表示, 日本 VR 学会論文集, 14D-1, 2018.
- [2] S. Kato, et al.: "An open approach to autonomous vehicles," Proc Trans. Micro, vol. 6, No. 6, pp. 60 - 68, 2015.
- [3] P. Felzenszwalb, et al.: "A Discriminatively Trained, Multiscale, Deformable Part Model" Proc IEEE CVPR, 2008.
- [4] S. Jianbo, et al.: "Good features to track," Proc IEEE CVPR, 1994.
- [5] Y. Jia, et al.: "Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding," Proc IEEE CVPR, pp.675-678, 2014
- [6] J.L.Schonberger, et al.: "Structure-from-Motion Revisited," Proc IEEE CVPR, pp.4104-4113, 2016