

LiDARとカメラを用いた 相互関連ネットワークによるセンサフュージョン

研究の概要と特徴

- 遠距離におけるLiDAR点群のスパース問題とセンサーから得たデータの信頼度低下問題に注目
- 人体内部の免疫ネットワークを模し、LiDARとカメラをフュージョン

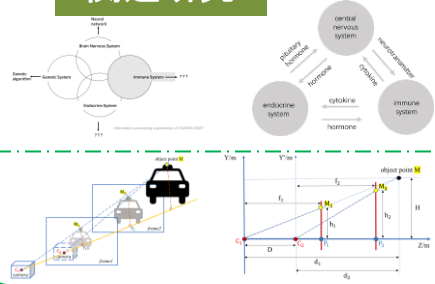
研究の内容

センサーから得た障害物の情報を抗原、障害物の検出方法を相互関連ネットワーク内部の抗体とする、データ処理を経て、距離測定精度向上と検出結果の信頼性向上を確認

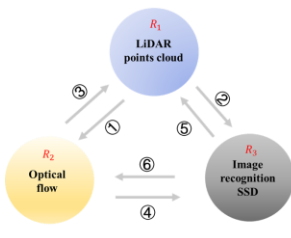
問題点

検出状況	平均低下値
遠距離になるLiDAR点群データの分布率	40%
悪天候でLiDAR点群データの分布率	35%
光が不足場合画像認識アルゴリズムの識別精度	50%
同じ車線でない場合オプティカルフローの測距精度	25%

関連研究



提案手法

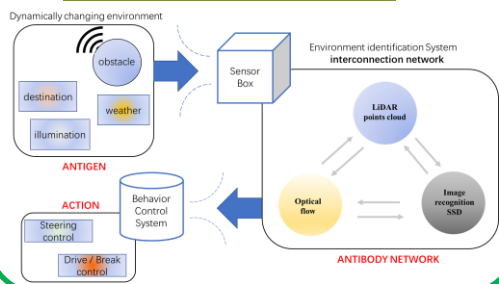


R_1	Reliability of LiDAR points cloud. (distance measurement, 3D judgement)
R_2	Reliability of Optical flow. (distance measurement, tracking)
R_3	Reliability of Image recognition SSD. (recognition)
①	Providing high-precision distance information.
②	Providing high-precision distance and stereo information.
③	Compensating the sparse LiDAR points cloud.
④	Providing the motion information and tracking.
⑤	Verifying the classification information.
⑥	Providing the classification information.

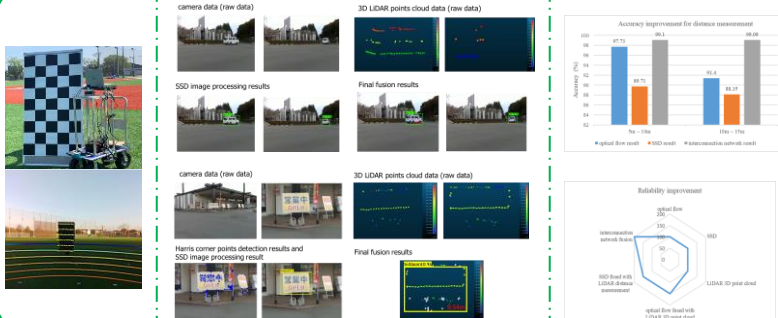
$$R_1' = R_1 + k_2 * ③ + k_3 * ⑤ - \text{Lost}$$
$$R_2' = R_2 + k_1 * ① + k_3 * ⑥ - \text{Lost}$$
$$R_3' = R_3 + k_1 * ② + k_2 * ④ - \text{Lost}$$

$$k_1 = \begin{cases} 0: & \text{when the density of LiDAR points cloud is too low.} \\ 1: & \text{when LiDAR points cloud can be used.} \end{cases}$$
$$k_2 = \begin{cases} 0: & \text{when detected object is in the static state.} \\ 1: & \text{when detected object is in the moving state.} \end{cases}$$
$$k_3 = \begin{cases} 0: & \text{when SSD algorithm losing the efficacy.} \\ 1: & \text{when SSD algorithm can be used.} \end{cases}$$

データ処理の流れ



フュージョン結果と精度・信頼度向上率



研究の効果並びに優位性

相互関連ネットワークによる、LiDAR点群とSSDとオプティカルフローのデータをフュージョンすることで、検出結果の精度と信頼度を同時に向上

技術応用分野・企業との連携要望

自動運転車を開発している企業との連携要望