

D-51 YOLO を用いた散乱媒質環境下における物体検出および深度推定

詫間結太*, 李旻哲**

(*九州工業大学大学院情報創成工学専攻, **九州工業大学大学院情報工学研究院)

1. はじめに

近年,自動運転技術の発展に伴い3次元情報取得に関する研究が進められている.しかし,霧や煙などの散乱媒質が存在する環境では,既存のLidarや多視点カメラを用いたセンサでは深度情報を正確に測定することが困難である.そこで本研究では,ステレオカメラで取得した画像に対し,光学的アルゴリズムであるPeplographyと物体検出モデルであるYOLOを組み合わせることで,散乱媒質環境下における高精度な物体検出および深度推定を可能とするシステムの構築および精度向上を目指す.

2. 原理および提案手法

本研究では散乱媒質環境下で,ステレオカメラを用いて左右画像を取得し,視界不良環境下での可視化手法であるPeplographyを用いて霧除去画像を取得する.その後,物体検出を用いて各物体の視差を求めることで最終的に深度推定を行う.そのため,深度推定の精度上昇には,高精度な物体検出が必要となる.

そこで,YOLOv8のモデルを使用し,高精度な物体検出を実現する.本システムの概要図を図1に示す.

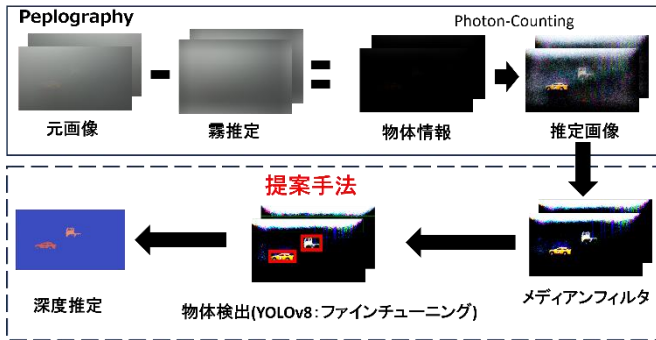


図1. システムの概要

Peplographyではイメージ内の散乱媒質を推定し除去した後,低照度可視化手法であるPhoton-countingを適用して,推定画像を作成する. Photon-countingを式(1)に示す.ここで, $C(x)$ は推定画像, $\lambda(x)$ は散乱媒質除去後の画像, Np は設定光子量である.

$$C(x)|\lambda(x) \sim \text{Poisson}[Np \times \lambda(x)] \quad (1)$$

しかし,ポアソン乱数を用いることで画素値が変動し,推定画像にノイズが発生する.この問題に対し,メディアンフィルタを適用することで物体のエッジを残したまま,ノイズ除去を行う.

このように様々な前処理を行うことで,散乱媒質環境下における可視化画像を作成する.しかし,YOLOv8の学習に用いられている画像とは特徴が大きく異なるため,独自のデータセットを用意し,本システムに適するモデルとするためファインチューニングを行う.

3. 実験方法および結果

実験環境として,水槽の中に対象となるオブジェクトを二つ配置し, fog マシーンにより散乱媒質環境を再現す

る.散乱媒質の濃度はfogマシンの噴出時間で調整する.噴出時間は10~40秒,オブジェクトからカメラまでの距離は物体1が200mm,物体2が300mmである.

次に二つの実験結果について述べる.初めに各手法・モデルによる物体検出精度に関してIoUを用いて比較する.霧の濃度によるIoUの変化を図2に示す.

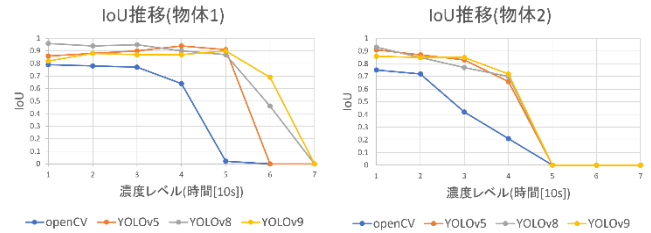


図2. 各手法によるIoU推移

YOLOによるIoUは既存手法と比較して高い値となり,検出精度の向上が分かる.平均IoUでも最低0.221上昇している.また,今回用いたYOLOのモデル(v5・v8・v9)の平均IoUではYOLOv8が最高精度である0.694を記録し,本研究の対象である視界不良環境下における物体検出において最も適したモデルといえる.

次に最高精度であったYOLOv8を適用した深度推定の結果を図3, MSEを用いた深度推定誤差を表1に示す.

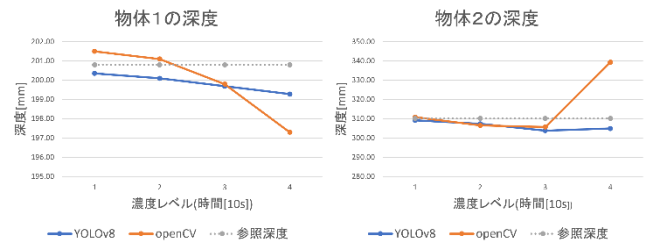


図3. YOLOv8による深度推定推移

表1. 深度推定誤差

MSE	物体 1	物体 2
既存手法(openCV)	3.46	222.8
提案手法(YOLOv8)	1.19	18.9

本提案手法であるYOLOv8を用いた深度推定システムは既存手法であるopenCVを用いたシステムと比較してMSEの値を物体1では約2.9倍,物体2では約11.8倍減少させ,深度推定精度の向上を実現した.

4. まとめ

本研究では,既存システムの問題点である物体検出精度に伴う深度推定精度低下の改善に取り組んだ.様々なモデルによる検出精度を比較・選定し,独自のデータセットを用いることでファインチューニングし,本システムに適するモデルを作成した.また,既存手法と比較し検出精度および深度推定精度の向上を実現した.