

D-28 機械学習を用いた散乱媒質除去及び領域別光子推定による視認性向上に関する研究

高橋悠真*, Yeo Gilsu*, 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、ドライブレコーダーや監視カメラに代表される画像処理技術は、私たちの安全を守る上で不可欠な技術となっている。しかし、これらの技術は霧や煙のような散乱媒質が存在する環境下では、著しく視認性が低下するという課題がある。この課題に対するアプローチの一つとして、散乱媒質除去技術であるPeplographyに着目した。Peplographyは、散乱媒質を透過した光子をphoton-countingと呼ばれる光学アルゴリズムで強調し、物体を可視化する技術である。しかし、Peplographyには2つの主要な課題がある。局所的に散乱媒質を推定するために用いられるウィンドウサイズを撮影環境に応じた最適値に設定することが困難な点。また、photon-countingに起因するランダムノイズが最終的な可視化精度を低下させる点である。そこで本研究では、これらの課題を解決し、Peplographyの精度を向上させることを目的とする。具体的には、ウィンドウサイズによって取得される物体情報が異なる点を利用して散乱媒質除去の精度を高めるとともに、光子の推定アルゴリズムを改良することでランダムノイズの影響を抑制する。

2. 原理

Peplographyは散乱媒質環境下で撮影した画像に対して、指定したウィンドウサイズで散乱媒質を推定・除去した後、photon-countingを適用することで可視化画像を生成する。散乱媒質を突き抜けた光子は単位時間・空間ではほとんど発生しないため、ポアソン分布に従うと仮定できる。そのため、photon-countingは式(1)で定義できる。

$$C(x, y) | N_p \lambda(x, y) \sim \text{Poisson} [N_p \lambda(x, y)] \quad (1)$$

ここで、 $\lambda(x, y)$ は位置 (x, y) における画像の正規化強度、 $C(x, y)$ は光子の推定画像、 N_p は推定光子数である。

3. 提案手法

本研究における提案手法の概要を図1に示す。

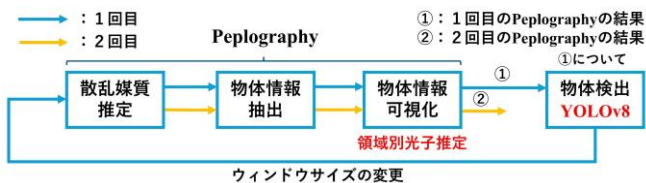


図1. 提案手法の概要

提案手法ではウィンドウサイズによって取得される物体情報に違いがある点を利用して、異なる値でPeplography処理を2回行う。1回目は画像サイズの1/2とする。1回目の結果に対してYOLOv8による物体検出を行い、対象の領域に対してバウンディングボックスを付与する。バウンディングボックスとは検出された物体の位置と大きさを表す矩形であり、そのサイズに応じて新たなウィンドウサイズを決定し、再度Peplography処理を行う。2回の処理結果の平均に対して、TVD(Total Variation Denoising)処

理をすることによりエッジを保持したまま、ランダムノイズを除去する。

従来手法では、物体情報の可視化時に画像全体にphoton-countingを適用していた。それに対して提案手法では、カーネルを動かしながら領域ごとにphoton-countingを適用し、空間畳み込み処理をする領域別光子推定により光子の推定精度を高め、ランダムノイズを低減させる。

4. 実験環境及び結果

実験では水槽の中に物体を1つ入れ、霧発生装置により霧環境を再現した状況を撮影する。撮影した画像に対して、提案手法及び従来手法を適用した結果を図2に示す。ただし、推定光子数 N_p は70,000とし、物体をクロップして結果を比較したものである。また、クロップ画像に対してLPIPS及びVIFを用いて数値的評価を行った結果を図3に示す。LPIPSは0に近いほど精度が高く、VIFは0から1の範囲で、1に近いほど精度が高い指標である。

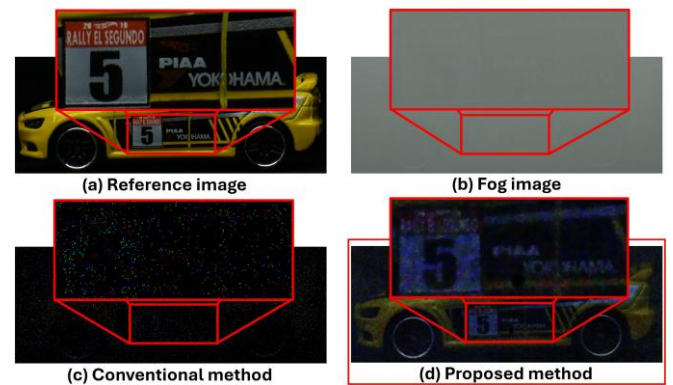


図2. 提案手法及び従来手法による可視化精度比較

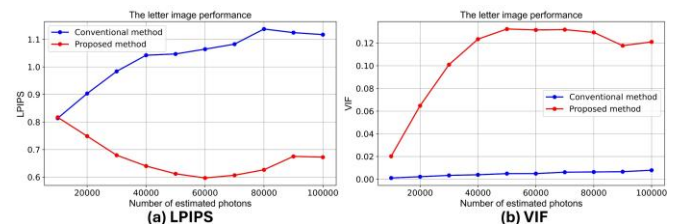


図3. LPIPS及びVIFを用いた数値的評価

図2(c)及び(d)から、提案手法は従来手法と比較して、多くの物体情報を保持され、ランダムノイズが低減しており、物体の視認性が高いことが確認できる。また、図3(a)及び(b)の数値的評価では、LPIPS及びVIFともに従来手法よりも良く、提案手法の優位性を証明することができた。

5. 結論

本研究では、ウィンドウサイズの性質を利用した2段階の処理や領域別光子推定、TVDにより、従来の手法よりも物体情報を多く保持し、ランダムノイズの影響が低減された精度の高いPeplographyを提案した。今後は、複数物体が異なる距離にある場合などの様々な状況に対応可能なアルゴリズムの開発を目指す。