

偏光カメラと LRF を用いたガラス環境対応 SLAM

○山口恵璃 †, 樋口寛 †, 山下淳 †, 浅間一 †

○ Eri Yamaguchi †, Hiroshi Higuchi †, Atsushi Yamashita † and Hajime Asama †

†: 東京大学, yamaguchi-eri@robot.t.u-tokyo.ac.jp

＜要約＞ロボットが自律移動を行う際に SLAM が広く用いられ、そのセンサとして LRF が多く用いられている。しかしながら、LRF では屋内環境で頻繁に用いられているガラスを検出可能な範囲が狭く、したがってノイズと区別ができないことにより SLAM の精度が低下する問題がある。本研究では、LRF で検出できない範囲のガラスを検出可能である偏光カメラを用いることにより、広範囲でガラス検出可能な手法によるガラス環境対応 SLAM の構築を行った。偏光カメラにより得られる偏光度からガラスであるか否かの判定を行う指標を得て LRF による情報と組み合わせることにより、SLAM の精度を向上させる手法を構築し、実験により有効性を確かめた。

＜キーワード＞SLAM, ガラス, 偏光カメラ, 偏光, LRF

1 序論

近年ロボット産業の発展に伴い、警備ロボットや輸送ロボットとして、自律移動型ロボットの運用が期待されている。一般に、ロボットの移動には、動作環境の地図とロボットの位置姿勢が必要である。環境の地図と位置姿勢を同時に推定する手法として、Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) に関する研究が行われ、広く用いられている。また、オフィス等の屋内環境では、窓や扉としてガラスが頻繁に用いられていることから、ロボットが屋内環境で自律移動するためには、ガラスを含む環境で SLAM を行う必要がある。

SLAM に広く用いられるセンサとして Laser Range Finder (LRF) が挙げられる。LRF は障害物までの距離を高精度に計測可能であるが、ガラスを部分的にしか検出することができない [1]。LRF の照射するレーザー光とガラスの法線方向のなす角を入射角とする。入射角が小さいときは LRF によりガラスを検出可能であるが、入射角が大きいときはガラスを検出不可能である。ガラスの表面に汚れが付着せず綺麗である場合に、検出可能範囲はさらに狭くなる。ガラスが検出できる範囲が狭いことにより、ガラスがノイズと区別できず、SLAM の精度が低下する。

LRF によるガラス環境での SLAM の問題を解決するため偏光カメラの偏光度と LRF の距離情報を用いて SLAM を行う手法を構築した [2]。入射角が大きい範囲

で精度が高い偏光カメラを組み合わせることで広域でガラス検出を行うことにより、ガラスがノイズとして判定される問題を解決し、SLAM の精度を向上させた。しかし、入射角が小さい範囲と大きい範囲の偏光度を一樣に扱うため、偏光カメラによるガラス判定の精度が十分でなく、綺麗である、つまり LRF による検出可能な範囲がより狭いガラスを検出できない問題があった。よって、本研究では、ガラスであるか否かを判定する指標として新たにガラス度を設定し、ガラス度の推定に偏光度と入射角を使用することにより、ガラス判定精度を向上させ、ガラス環境で精度の高い SLAM を行う手法を提案する。

2 提案手法

2.1 アプローチ

本研究における問題設定およびロボットの構成については先行研究と同様とする [2]。環境として床や壁が平面であり、平面であるガラスが存在する屋内環境を設定する。ロボットに、偏光カメラと LRF を取り付ける。床に水平な平面全てを計測できるよう、偏光カメラに魚眼レンズを取り付け、光軸を天井に向けて固定する。また、LRF は計測平面が床と平行であるよう固定する。偏光カメラと LRF のキャリブレーションを事前に行う。

ある時刻での処理を考える。処理の流れを図 1 に示

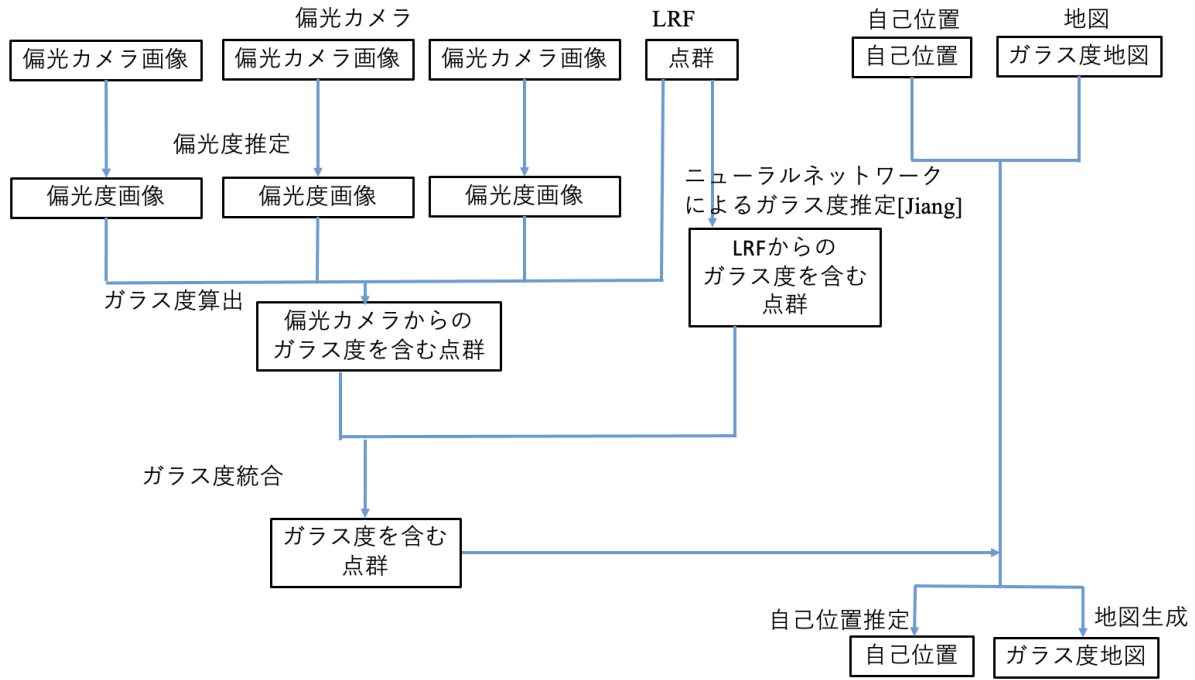


図 1 ガラス環境対応 SLAM の流れ

す。ガラスであるか否かを判定する指標としてガラス度をおく。これは 1 に近いほどガラスであり、0 に近いほど非ガラスであることを示す値である。偏光カメラおよび LRF からそれぞれガラス度を求め、統合して使用する。

偏光カメラから取得された偏光カメラ画像から偏光度を計測する。偏光度と入射角を用いてガラス度を推定する。偏光カメラ画像からガラス度を推定し各画素に対応させたものをガラス度画像と呼ぶ。ガラス度推定手法について 2.2 節で述べる。

LRF から環境の 3 次元点群データを得ることができる。点群データについて、現時点と過去 2 地点での画像に投影して得られるガラス度を取得する。LRF の点群データに対してニューラルネットワークを用いてガラス度推定を行う [3]。偏光カメラのガラス度と LRF のガラス度の重み付き平均を算出することにより、ガラス度情報を含む点群の情報を得る。このガラス度の計測・統合手法について 2.3 節で述べる。

ガラス度を含む点群データを使用することで、Glass Confidence Map の更新を行う [3]。地図の更新手法について 2.4 節で述べる。

自己位置推定の手法として gmapping を利用する [4]。作成した Glass Confidence Map と計測した LRF デー

タを使用することで自己位置推定を行うことができる。

以上の手法により、ガラス環境で SLAM を行う。

2.2 ガラス度推定

自然光は様々な振動面を持つ波の重ね合わせでできており、振動面の角度に偏りが生じたものを偏光と呼ぶ。

自然光は表面が滑らかな対象物で起こる鏡面反射により偏光となり、表面に細かな凹凸の存在する対象物で起こる拡散反射によって非偏光となる。よって、表面が滑らかな対象物の反射光は偏光の割合が大きく、表面に細かい凹凸がある対象物の反射光は偏光の割合が小さくなる [5]。ガラスは表面が滑らかであることから、ガラス表面の反射光は偏光となる。

ある振動方向をもつ光のみを透過する素子を偏光子という。偏光子の角度に応じて得られる振動方向が変化する。偏光は振動方向に偏りがあるため、偏光の持つ振動方向と偏光子の方向が等しいとき透過する光の強度が大きく、異なるとき透過する光の強度が小さい。これにより、偏光した光の偏光子を透過する強度は偏光子の角度に対して三角関数となる。その三角関数の最大値を I_{MAX} 、最小値を I_{MIN} とおく。偏光の割合を

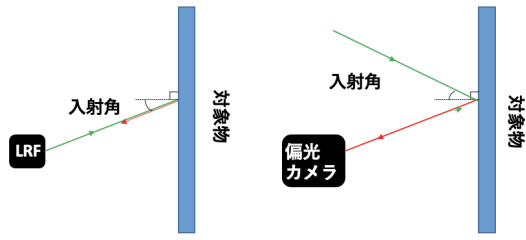


図 2 入射角. LRF はセンサからレーザが照射されるため左図, 偏光カメラは環境光を使用するため右図の入射角となる.

示す偏光度 D を以下の式で表す [5].

$$D = \frac{I_{\text{MAX}} - I_{\text{MIN}}}{I_{\text{MAX}} + I_{\text{MIN}}}. \quad (1)$$

入射角は偏光カメラへの入射光が反射平面となす角度であるとする (図 2). 偏光度は入射角によって異なる. 偏光度は 55° から 60° の間に最大となる (図 3) [6]. よって, 偏光度を使用することにより, 入射角が大きい範囲でガラスを精度よく検出することが可能である. LRF は入射角が小さい範囲でガラスを検出することから [1], 偏光カメラと LRF を組み合わせることにより広範囲でガラスを検出することが可能である.

偏光度はガラスの場合高くなるため, ガラスを検出するために有用である. しかし, 計測点がガラスであっても偏光度は入射角によって変化し, ガラスであるか否かを判定するために一定の閾値を用いることができない. よって, 入射角と偏光度を組み合わせることでガラス判定に用いる入射角に依存しないガラス度を定義する.

完全非偏光が鏡面反射したときの入射角を $f(\theta)$ とする. これは図 3 で示したグラフに示した関数となる. ガラスであるとき入射光が鏡面反射することより, $f(\theta)$ に近い値を取ると考えられる. よって, 計測した偏光度を D , 入射角を θ としたときガラス度 G を以下の式で表す.

$$G = \frac{D}{f(\theta)}. \quad (2)$$

入射角は LRF の計測を用いて算出し使用する.

2.3 ガラス度統合手法

入射角が大きい範囲で偏光度を用いてガラスを検出することができることを 2.3 節で述べた. LRF は入射角が小さい範囲でガラスを計測することが可能である. よって, ロボットが走行するとき, ガラスに対する入

射角が変化することから, LRF で計測されたガラスは, LRF で計測される以前に撮影された偏光カメラの画像内で偏光度が高くなっている. したがって, LRF の計測点について, それ以前の 2 地点で撮影された偏光カメラ画像上の位置を求め, その位置のガラス度を使用する.

入射角の算出には壁の傾きが必要である. LRF の点群に対し Hough 変換を使用することにより候補となる直線を複数推定する. 各点について最も誤差の少ない直線上に存在するとして, 法線とかなす角により入射角を算出する. 入射角と偏光度によりガラス度が推定される. また, Jiang らの手法により LRF の点群のガラス度が推定される.

以上により取得したガラス度を入射角を用いて統合を行う. ガラス度は式 (2) により求められることから, 分母である $f(\theta)$ が大きいほど精度が高く, 小さいほど精度が低い. 統合したガラス度の精度を高めるため, 精度の高いと考えられるガラス度の統合の重みを大きくする. よって, ガラス度を統合する際の重みとして $f(\theta)$ を使用する. よって, 偏光カメラからのガラス度は以下の式で算出される.

$$\frac{G_{i-2}f(\theta_{t=i-2}) + G_{i-1}f(\theta_{t=i-1}) + G_i f(\theta_{t=i})}{f(\theta_{t=i-2}) + f(\theta_{t=i-1}) + f(\theta_{t=i})}, \quad (3)$$

ただし, G_i は時刻 i における偏光カメラから得られるガラス度, $\theta_{t=i}$ は時刻 i における入射角を表す.

偏光カメラからのガラス度と LRF からのガラス度の平均によりガラス度を含む点群を算出する. このガラス度を含む LRF の点群データを用いて SLAM を行い, Glass Confidence Map の作成を行う.

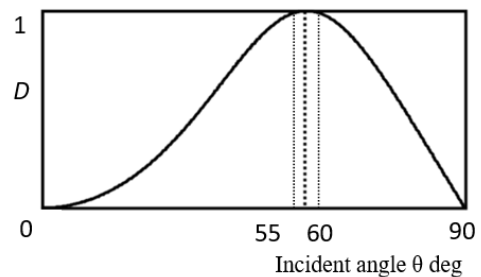


図 3 入射角による偏光度の変化. 完全非偏光が鏡面反射したときの入射角に応じた偏光度の変化.



図 4 実験環境

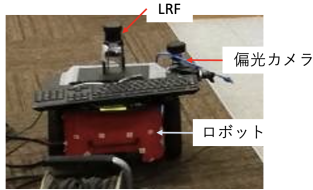


図 5 実験装置

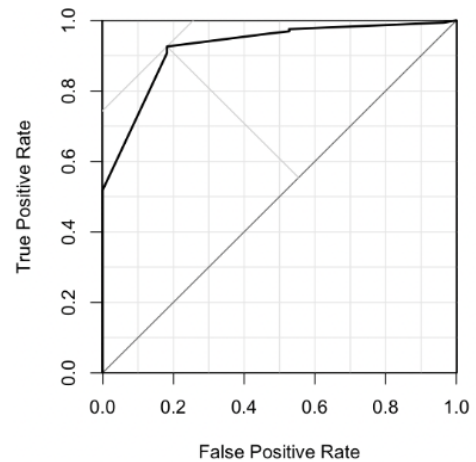
2.4 地図生成

地図生成の手法においては環境中の物体がガラスであるか否か検出を行うため、Jiang らが提案した手法である Glass Confidence Map を使用する [3]. Glass Confidence Map は、2次元環境をグリッドに分割し、各グリッドの占有確率と Glass Confidence を計測する手法である。地図生成においては、占有確率に閾値処理を行うことにより占有か非占有か検出を行う。Glass Confidence が高いグリッドでは閾値を小さく設定することにより、ガラスであるグリッドを占有領域と検出することが可能となる。

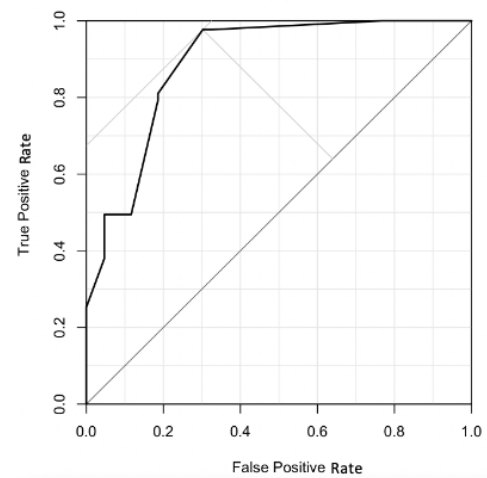
作成した地図を使用して、gmapping の手法から自己位置推定を行う。以上の手法により、ガラス環境で SLAM を行うことができる。

3 実験

提案手法の有効性を検証するため実験を行った。窓ガラスを含む環境でロボットを走行させた (図 4)。ガラス扉を開けた。屋内の照明を付け、天候晴れの日中に実験を行った。この環境について屋内と外廊下をそれぞれ走行した。図中の赤の矢印で示す方向に走行させた。LRF として HOKUYO UTM 30LX-EW を、偏光カメラとして LUCID VP-PHX050S-Q を、ロボットとして Pioneer 3DX を使用した。LRF は進行方向を正面として設置した。計測範囲は 270° である。偏光カメ



(a)



(b)

図 7 ガラス検出の ROC 曲線。(a) 本手法の ROC 曲線。(b) Jiang らの手法の ROC 曲線。

ラは天井を向け設置した。計測範囲は 360° である。実験装置を図 5 に示す。

まず、屋内を走行させた場合の結果を示す。本手法で作成した Glass Confidence Map を図 6(a) に示す。この図は上から見た地図を表しており、縦軸・横軸は床上の 2 軸を表す。ロボットの進行方向をオレンジの矢印で表す。占有領域のうち Glass Confidence が 1 に近い部分を赤色、占有領域のうち Glass Confidence が 0 に近い部分を青色とするヒートマップで Glass Confidence を表す。非占有領域を白色、未測定であるため不明である領域を緑色で表す。真値がガラスである領域について Glass Confidence が高く、真値がガラスでない物質である領域について Glass Confidence が低くなっており、本手法を用いて適切にガラス検出が行われていることがわかる。

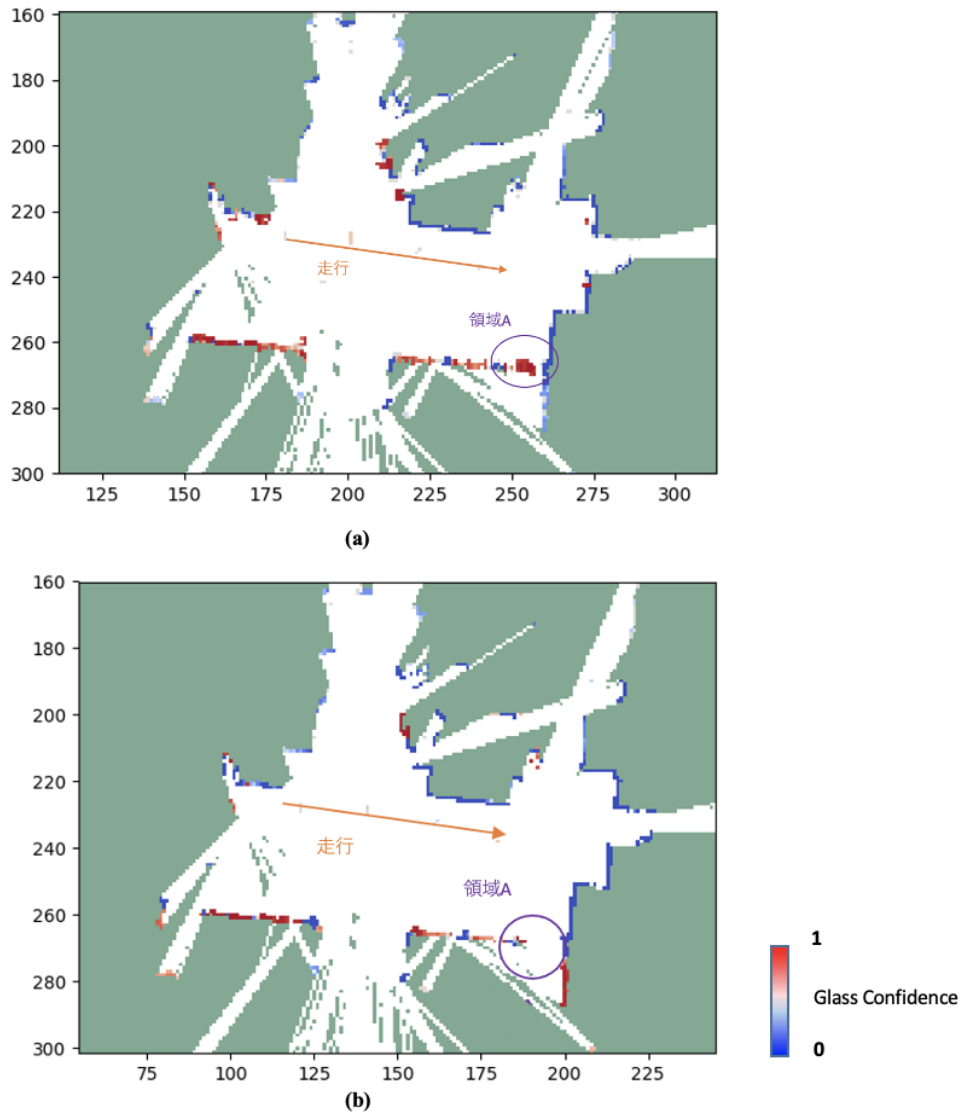


図 6 屋内を走行させた場合の Glass Confidence Map (a) 本手法の Glass Confidence Map. (b) Jiang らの手法の Glass Confidence Map.

比較のため Jiang らの手法による Glass Confidence Map を図 6(b) に示す. 本手法を用いることで精度が向上することを検証するため, 領域 A に注目する. 領域 A は真値がガラスである. Jiang らの手法 (図 6(b)) の領域 A において, ガラスの Glass Confidence が低くなっており, 非占有領域となっている部分が存在した. 一方, 本手法 (図 6(a)) の領域 A においては, Glass Confidence が高くなっており, 占有領域と検出することができた. 従って, 本手法を使用することで, Glass Confidence を精度良く算出することができ, 結果として精度の高い Glass Confidence Map を作成することができたと考えられる.

本手法を用いてガラス検出の精度が向上することを

検証するため, ROC 解析を行った. ROC 曲線は連続である独立変数と二分変数の関係の強さを評価する手法であり, 2 値分類法の有用性を検討する手法として利用される. 2 値分類法の有用性を表す指標として曲線下面積 (AUC) が用いられる. True Positive Rate が高く, False Positive Rate が低いグラフが望ましい. よって, AUC が 1.0 に近いほうが有用である. AUC で本手法と Jiang らの手法を比較する.

本手法と Jiang らの手法によるガラス検出の ROC 曲線を図 7 に示す. 縦軸が True Positive Rate であり, 真値がガラスであるグリッドをガラスと検出した割合である. 横軸が False Positive Rate であり, 真値がガラスでないグリッドをガラスと検出した割合である. 本

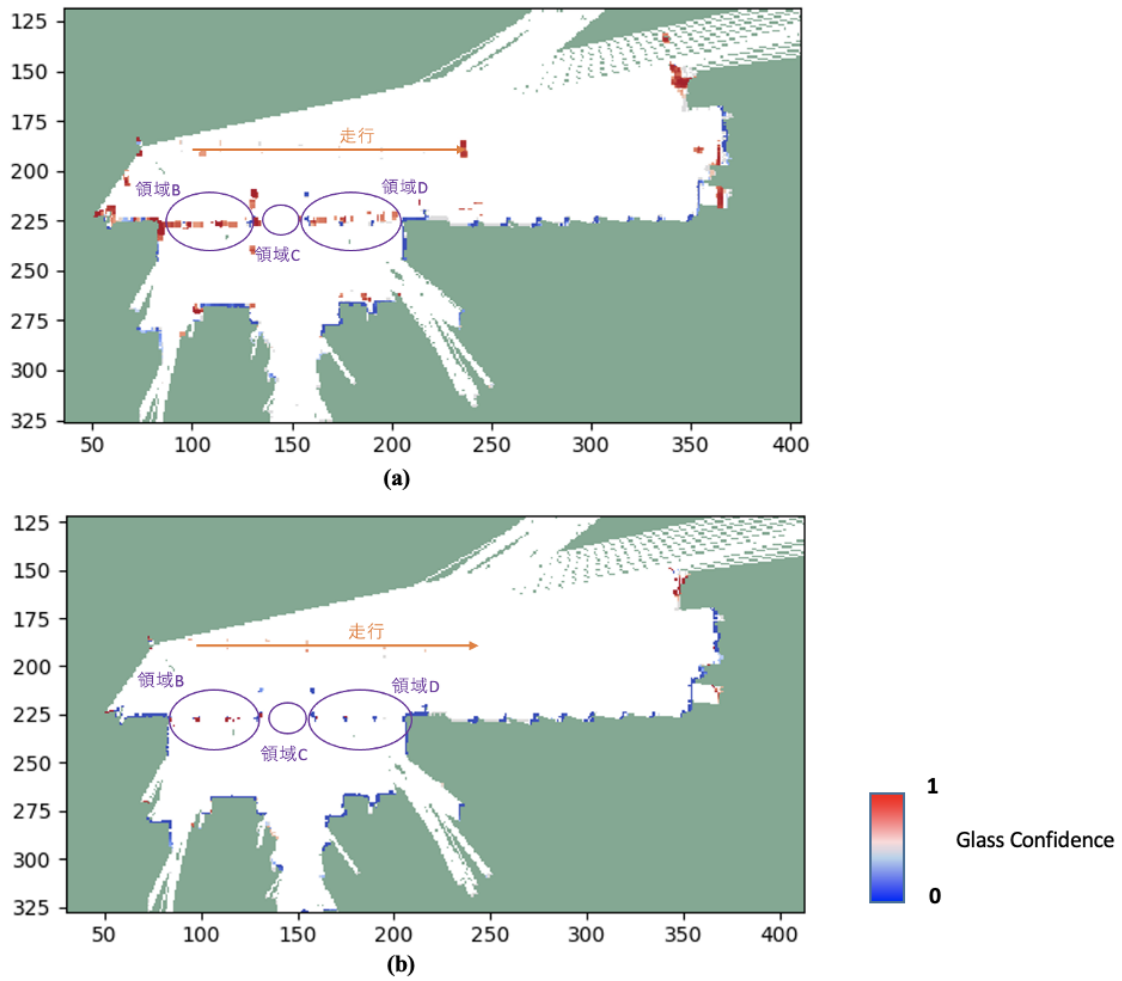


図 8 外廊下を走行させた場合の Glass Confidence Map (a) 本手法の Glass Confidence Map. (b) Jiang らの手法の Glass Confidence Map.

手法の AUC は 0.923 である. Jiang らの手法の AUC は 0.890 である. よって, 本手法を使用することによりガラス検出の精度が向上することが確認された.

次に, 外廊下を走行させた場合の結果を示す. 本手法で作成した Glass Confidence Map を図 8(a) に示す. また, 比較のため Jiang らの手法による Glass Confidence Map を図 8(b) に示す. 領域 C はガラス扉を開けているため非占有となっている領域であり, いずれの手法においても正しく非占有となっている. 領域 B, 領域 D は真値がガラスである. Jiang らの手法の領域 A において, ガラスの Glass Confidence が低くなっており, 非占有領域となっている. 一方, 本手法においては Glass Confidence が高くなっており, 占有領域と正しく検出することができた. 従って, 本手法を使用することで, 精度の高い Glass Confidence Map を作成することができ, SLAM の精度が向上した.

4 結 論

入射角が大きい範囲でガラスを検出可能である偏光カメラを組み合わせることで, 広範囲にガラス検出可能な SLAM を行った. 偏光カメラから推定したガラス度を用いる, LRF のみを用いる従来手法に比べて, ガラス度推定精度が向上した. このガラス度を Glass Confidence Map に用いることで SLAM の精度が向上した.

今後の予定として, 作成した Glass Confidence Map を使用して自己位置推定を行うことが考えられる. 実験内容を拡充し, 本手法を用いることによる自己位置推定精度向上への有効性を検証することが必要である.

謝 辞

本研究の一部は JSPS 科研費 20K21802 の援助を受けた.

参考文献

- [1] Paul Foster, Zhenghong Sun, Jong Jin Park, and Benjamin Kuipers : Visagge: Visible Angle Grid for Glass Environments, Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation, (2013), 2213.
- [2] 山口恵璃, 樋口寛, 山下淳, 浅間一 : 偏光カメラの偏光度と LRF の距離情報を用いたガラス環境対応 SLAM, 精密工学会誌, **87**, 1, (2021), 114.
- [3] J. Jiang, R. Miyagusuku, A. Yamashita and H. Asama : Glass Confidence Maps Building Based on Neural Networks Using Laser Range-Finders for Mobile Robots, Proceedings of the 2017 IEEE/SICE International Symposium on System Integration, (2017), 405.
- [4] G. Grisetti, C. Stachniss and W. Burgard: Improved Techniques for Grid Mapping with Rao-Blackwellized Particle Filters, IEEE Transactions on Robotics, **23**, (2007), 34.
- [5] A. Mahendru and M. Sarkar: Bio-inspired Object Classification Using Polarization Imaging, Proceedings of the 2012 Sixth International Conference on Sensing Technology, (2012), 207.
- [6] Y. Y. Schechner and J. Shamir: Polarization and Statistical Analysis of Scenes Containing A Semireflector, Optical Society of America, **17**, 2, (2000), 276.