

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*

山口恵璃** 樋口 寛** 山下 淳** 浅間 一**

SLAM in Environment with Glass Using Degree of Polarization from Polarization Camera and Depth Information from LRF

Eri YAMAGUCHI, Hiroshi HIGUCHI, Atsushi YAMASHITA and Hajime ASAMA

This paper proposes a method to improve the accuracy of SLAM in environments with glass by combining LRF and a polarization camera to detect a wide range of glass. Glass confidence of each point detected by the LRF is calculated using the polarization from the polarization camera. The polarization camera acquires the intensity of light passing through the polarizers in four directions. The degree of polarization is calculated from the light intensity of four directions, and is used as the glass confidence. Every time the robot moves, the map and the glass confidence are updated. The robot's position is estimated using the generated map. Accuracy of the map is improved by considering the glass probability. Improved accuracy of the map also improves the accuracy of self-localization. The accuracy of glass detection was confirmed by the experimental results. The AUC of glass detection was 0.942. As a result, the proposed method was able to produce a more accurate map in the glass area.

Key words: polarization camera, LRF, SLAM, transparent object detection

1. 序 論

近年ロボット産業の発展に伴い、製品の搬送ロボットや警備ロボットなどの、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¹⁾。ロボットを安全に動作させるためには高い精度とロバスト性を有する SLAM が必要である。

オフィス等の屋内環境では、窓ガラスをはじめとしてガラスが頻繁に用いられている(図 1)。よって、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(図 2)²⁾。LRF の照射するレーザ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、入射角が大きいたまはガラスを検出不可可能である。

ガラスが検出できる範囲が狭いことで SLAM の精度が低下する。ガラスが検出できない範囲が発生することにより、計測回数の少ないガラスをノイズと区別できず、ガラス部分の地図生成が不正確となる。また、断続的に検出されたガラスがノイズとして処理されることで、ガラス部分が地図と一致せず自己位置推定の精度が低下する。

LRF によるガラス環境での SLAM の問題を解決するための



Fig. 1 Example of glass environment

研究が行われている。Foster らはガラスを計測可能な角度を記録し、その角度内の計測値のみ使用する手法を提案した²⁾。しかし、この手法は計測可能な角度を算出するため同一環境内で複数回走行する必要がある。Wang らはガラスの法線方向のみ強度が極端に大きくなることを使用してガラスを検出する手法を提案した³⁾。この手法では、ガラスの法線方向を通過する必要があることから、障害物が存在する場合に法線方向からガラスを計測できないために失敗する問題がある。Jiang らはニューラルネットワークを使用して Glass Confidence を推定し、Glass Confidence を含む地図を作成する手法を提案した⁴⁾。しかし、この手法では、ガラスの表面粗さが小さい場合にはガラスを検出可能な範囲が狭くなるため、ガラスの検出に失敗することがある。

いずれの手法も LRF のみ計測に用いる手法であることから、計測可能角度が小さい問題を解決しない。ここで、計測可能角度を大きくすることで、地図生成の精度を上げる手法としてセンサの組み合わせが行われている。

Yang らは LRF とソナーを組み合わせる地図生成を行う手法を提案した⁵⁾。ソナーは超音波を対象物に当て、返るまでの時

* 原稿受付 令和 2 年 5 月 26 日

掲載決定 令和 2 年 9 月 15 日

** 東京大学 (東京都文京区本郷 7-3-1)

間を使用して距離を計測するセンサである。ソナーの分解能は LRF より低いため、SLAM に使用するには精度が低い。ガラスを非ガラスと同様に計測できる利点が存在する。Yang らの手法では、LRF とソナーの計測それぞれで地図を作成し、LRF で計測されず、ソナーでのみ計測された点をガラスと検出した。しかし、ソナーの計測で作成した地図をガラス地図として使用するため精度が低い問題がある。

以上より、ガラスを検出可能なソナーより分解能の高いセンサと LRF を組み合わせることにより、ガラス環境において高精度な SLAM を実現することが可能である。

透明物体の存在や形状の計測に偏光を用いる研究が行われている。偏光の割合は偏光度と呼ばれ、偏光カメラを使用することで偏光度を求めることができる。Mahendru らは透明物体は不透明物体に比べ偏光度が大きいことを使用して、透明物体の検出を行った⁶⁾。Wolff らは入射角による偏光度の最大値・最小値の変化を使用して、計測物体の素材の判定を行った⁷⁾。Miyazaki らは2方向から計測した偏光カメラ画像を使用して透明物体の形状計測を行った⁸⁾。

偏光カメラを使用することで偏光の割合を用いてガラスを検出可能であることから、偏光カメラによってガラス検出が可能な範囲にガラス検出可能範囲が広がる。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 の精度を向上させる。よって、本研究では、LRF と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い、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 問題設定

本研究における問題設定について述べる。

一般のオフィス等の屋内環境における使用を想定し、ガラスを含み、床が平面である環境をロボットが移動するとする。床面上を移動するロボットのセンサ情報から、ロボットの位置推定とガラスを含む地図生成を行う2次元 SLAM の問題を解く。

環境中に存在する表面が滑らかな透明物体としてガラスを想定し、ガラス以外に表面が滑らかな透明物体が存在しないとす。ガラスとして窓ガラスやガラス戸を想定し、ガラスは平面であるとする。

また、屋外に自然光、屋内には照明が存在する環境であるとする。

2.2 アプローチ

従来の LRF のみを用いたガラス検出手法では、検出が入射角の小さい範囲に制限される問題がある。この問題を解決するために、入射角が大きい範囲の検出が可能な偏光カメラを導入

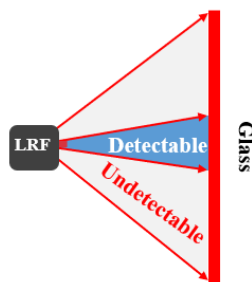


Fig. 2 Detectable area of glass from LRF

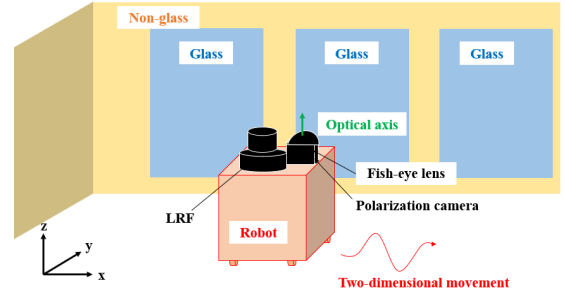


Fig. 3 Positional relationship between a robot and sensors

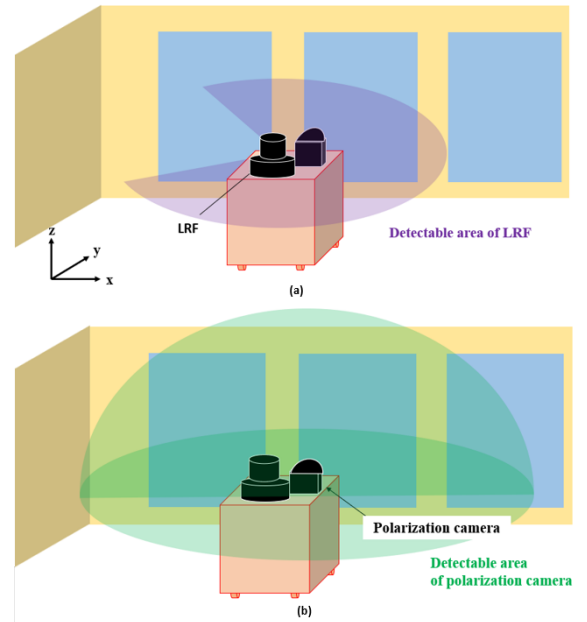


Fig. 4 Detectable area of sensors in this system. (a) Detectable area of LRF. (b) Detectable area of polarization camera with fish-eye lens

する。

提案システムを図3に示す。2次元 SLAM を行うためのセンサとして使用するため、ロボット上部の平板上に LRF を固定する。LRF の計測面が床面と平行になるように設置する(図4(a))。

偏光カメラが LRF が計測する2次元平面内の全方向のガラスを検出できるように、偏光カメラに魚眼レンズを付け、光軸が天井方向を向くよう固定する(図4(b))。魚眼レンズを取り付けることにより偏光カメラは180°以上の画角を持つことから、カメラより高い位置にある、床面に垂直な全てのガラスを検出可能である。

偏光カメラから、偏光子を通した光の強度による画像を取得する。LRF で各計測点までの距離と反射強度を計測する。LRF の計測距離から点群の3次元座標データを得る。

ある時刻での処理を考える。処理の流れを図5に示す。

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。偏光度計測手法について2.3節で述べる。偏光度を計測した後、歪みのない画像を生成する。

LRF から環境の3次元座標データを得ることができる。3次元座標データについて、そのデータを取得するまでに得た全ての歪みのない画像を参照して得られる各時刻の偏光度を平均す

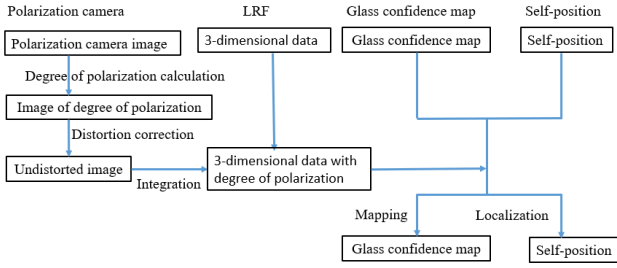


Fig. 5 Flow of SLAM in environment with glass

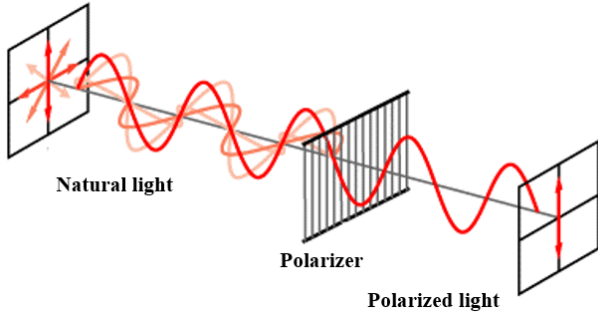


Fig. 6 Polarization and function of polarizer

ることにより、LRF データに偏光情報を統合する。この偏光度の統合手法について 2.4 節で述べる。

偏光度を含む 2 次元データを使用することで、Glass Confidence Map の更新を行う⁴⁾。この際、偏光度を Glass Confidence Map として使用する。地図の更新手法について 2.5 節で述べる。

自己位置推定の手法として gmapping を利用する⁹⁾。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。

2.3 偏光度計測

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 (図 6)。

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⁶⁾。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 (Fig. 6)。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。偏光の割合を示す偏光度 D を以下の式で表す⁶⁾。

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

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 7)。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 8)¹⁰⁾。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

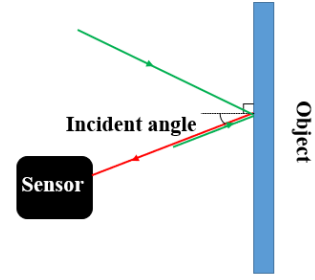


Fig. 7 Incident angle of Light

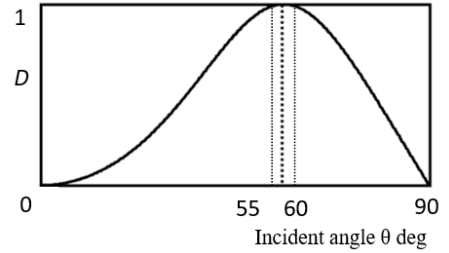


Fig. 8 Change in degree of polarization with incident angle

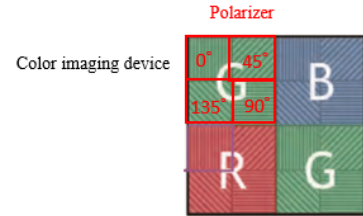


Fig. 9 Arrangement of polarizers in the polarization camera

ることから²⁾、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。

偏光子の角度を θ とする。偏光子の角度によって変化する光の強度を $y(\theta)$ とする。 A 、 B 、 C を定数として、 $y(\theta)$ は以下の式で表される。

$$y(\theta) = A \cos(2\theta) + B \sin(2\theta) + C \\ = \sqrt{A^2 + B^2} \sin(2\theta + \tan^{-1}\left(\frac{A}{B}\right)) + C. \quad (2)$$

よって、偏光子の角度に対する光の強度の三角関数の最大値を I_{MAX} 、最小値を I_{MIN} と表すことから、

$$I_{MAX} = \sqrt{A^2 + B^2} + C, \quad (3)$$

$$I_{MIN} = -\sqrt{A^2 + B^2} + C, \quad (4)$$

である。従って、偏光度 D の定義式 (1) より、偏光度 D は式 (5) で計算される。

$$D = \frac{\sqrt{A^2 + B^2}}{C}. \quad (5)$$

今回使用する偏光カメラは、 0° 、 45° 、 90° 、 135° の 4 方向の偏光子をイメージセンサ上に貼り付けた構造であり、1 回の撮影で 4 方向の偏光子を通した光の強度を得る (図 9)。

この 4 つの強度を三角関数に近似する手法は以下の通りである。

偏光子の角度 θ が 0° 、 45° 、 90° 、 135° であるときの光の強



Fig. 10 Image of degree of polarization of our method

度 $y(\theta)$ を得ることができる。

$$\begin{bmatrix} y(0) \\ y(45) \\ y(90) \\ y(135) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A \\ B \\ C \end{bmatrix}. \quad (6)$$

擬似逆行列を使用して、式 (6) は以下のように解ける。

$$\begin{bmatrix} A \\ B \\ C \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5 & 0 & -0.5 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0 & 0.5 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0.25 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y(0) \\ y(45) \\ y(90) \\ y(135) \end{bmatrix}. \quad (7)$$

式 (7) を使用することで偏光カメラで得た 4 つの強度を三角関数に近似することができる。これにより、偏光度の計算を行うことができる。実際に本システムにおいて偏光度を計算した画像を図 10 に示す。偏光度が高いほど白く、偏光度が低いほど黒い。画像左側にガラスが存在する環境である。ガラスは偏光度が高く、偏光度を使用してガラス検出を行うことができることを確かめることができる。

2.4 偏光度統合手法

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。偏光度が高い点をガラスと検出することにより、LRF の計測点がガラスであると検出される。

以上より、LRF の計測点について、ロボットの走行開始時からその LRF の計測がなされるまでに撮影された偏光カメラ画像上の位置を求め、その位置の偏光度の平均を求めることにより、偏光度の統合を行う。

LRF の計測点について、その LRF の計測以前の時刻に撮影した偏光カメラ画像上の位置を求める手法を以下に示す。

事前にキャリブレーションを行う。偏光カメラの内部パラメータを $\mathbf{A}$ とする。 $\mathbf{A}$ は 3 行 3 列の行列である¹¹⁾。偏光カメラと LRF の外部キャリブレーションの結果得られる LRF 座標系からカメラ座標系への座標変換を ${}^C\mathbf{B}_L$ とする。

$${}^C\mathbf{B}_L = \begin{bmatrix} {}^C\mathbf{R}_L & {}^C\mathbf{t}_L \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

ロボットの走行開始時刻を $i = 0$ として、時刻 i における処理について述べる。時刻については、LRF による計測と偏光

カメラ画像の撮影を行った際に取得したタイムスタンプを使用する。まず、時刻 i におけるロボットの位置を算出する。時刻 i におけるロボットの位置は、時刻 0 のときのロボットの座標系から、時刻 i のときのロボットの座標系への座標変換で表される。ここで、ロボット座標系を LRF 座標系と等しいとする。時刻 0 のときの LRF の座標系から、時刻 i のときの LRF の座標系への座標変換を ${}^{L_0}\mathbf{B}_{L_i}$ とおく。よって、 ${}^{L_0}\mathbf{B}_{L_i}$ は時刻 0 のときのロボットの座標系から、時刻 i のときのロボットの座標系への座標変換を表す。

$${}^{L_0}\mathbf{B}_{L_i} = \begin{bmatrix} {}^{L_0}\mathbf{R}_{L_i} & {}^{L_0}\mathbf{t}_{L_i} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix}. \quad (9)$$

LRF からは対象物までの距離を得ることができ、3 次元データとなる。LRF が計測する平面を $z = 0$ とし、LRF の計測点群を ${}^{L_i}\mathbf{P}_i$ とする。

$${}^{L_i}\mathbf{P}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_{i,1} & \mathbf{p}_{i,2} & \cdots & \mathbf{p}_{i,m} & \cdots & \mathbf{p}_{i,N} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

ただし、 N は点群の点の個数とする。また、 $\mathbf{p}_{i,m}$ は計測点群のうちの m 番目の点を表し、 $[x \text{ 座標}, y \text{ 座標}, z \text{ 座標}, 1]^T$ かなる 4×1 の列ベクトルである。

偏光度を算出した時刻 j における画像 $\mathbf{I}_j$ とする。 $\mathbf{I}_j$ 上の LRF の計測点 ${}^{L_i}\mathbf{p}_{i,m}$ の位置を求める。式 (9) より、 ${}^{L_0}\mathbf{B}_{L_j}$ と ${}^{L_0}\mathbf{B}_{L_i}$ から、時刻 j の LRF 座標系における LRF の点の位置 ${}^{L_j}\mathbf{p}_{i,m}$ は以下の式で求められる。

$${}^{L_j}\mathbf{p}_{i,m} = {}^{L_0}\mathbf{B}_{L_j}^{-1} {}^{L_0}\mathbf{B}_{L_i} {}^{L_i}\mathbf{p}_{i,m}. \quad (11)$$

式 (8) の偏光カメラと LRF のキャリブレーションから、時刻 j の偏光カメラ座標系における LRF の点群の位置 ${}^{C_j}\mathbf{p}_{i,m}$ は以下の式で求められる。

$${}^{C_j}\mathbf{p}_{i,m} = {}^C\mathbf{B}_L {}^{L_j}\mathbf{p}_{i,m}. \quad (12)$$

画像上の点群の位置は偏光カメラの内部パラメータを使用して求める。式 (12) の ${}^{C_j}\mathbf{p}_{i,m}$ を用いて、カメラ画像上の位置 $[{}^{C_j}u_{i,m}, {}^{C_j}v_{i,m}]^T$ は以下の式で求められる。

$$\begin{bmatrix} {}^{C_j}u_{i,m} \\ {}^{C_j}v_{i,m} \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{0} \end{bmatrix} {}^{C_j}\mathbf{p}_{i,m}, \quad (13)$$

ここで、 $\sim$ は整数倍を許して等しいことを表す。求めたカメラ画像上の位置を標本化することにより、偏光カメラ画像のピクセルと対応付けを行う。

以上の手法により、LRF の計測点について、その時刻以前に撮影した偏光カメラ画像上の位置を求める。点群の偏光カメラ画像上の位置がわかることから、その位置の偏光度を得ることができる。

次に、各点の時刻 i までの偏光度を平均することにより点群の偏光度を求める。

時刻 j の偏光カメラ画像 $\mathbf{I}_j$ を参照して得られる $\mathbf{p}_{i,m}$ の偏光度を $d_j(\mathbf{p}_{i,m})$ とすると、以下の式で求められる。

$$d_j(\mathbf{p}_{i,m}) = \begin{cases} \mathbf{I}_j({}^{C_j}u_{i,m}, {}^{C_j}v_{i,m}) & (0 < u \leq W, 0 < v \leq H) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}, \quad (14)$$

ただし、画像の幅を W 、高さを H とする。

また、時刻 j の偏光カメラ画像において偏光度を計測できたか否かについて以下の式で表す。

$$e_j(\mathbf{p}_{i,m}) = \begin{cases} 1 & (0 < u \leq W, 0 < v \leq H) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (15)$$

よって、時刻 i までに撮影された偏光カメラ画像から算出される偏光度の平均は式 (16) により求められる。

$$D(\mathbf{p}_{i,m}) = \frac{\sum_{j=0}^i d_j(\mathbf{p}_{i,m})}{\sum_{j=0}^i e_j(\mathbf{p}_{i,m})} \quad (16)$$

この偏光度を含む LRF の 2 次元データを用いて SLAM を行い、Glass Confidence Map の作成を行う。

2.5 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⁴⁾。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が検出を行う。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。また、自己位置推定においてガラスと検出された点、LRF から検出されない条件を考慮することにより、ガラスがノイズとなることを防ぎ、自己位置推定の精度が向上する。

本研究では、偏光度を Jiang らの手法における Glass Confidence として使用する。

$\mathbf{p}_{i,m}$ が存在するグリッドを考える。2.4 節より、 $\mathbf{p}_{i,m}$ での偏光度は $D(\mathbf{p}_{i,m})$ である。そのグリッドの Glass Confidence が $G_{i-1}(\mathbf{p}_{i,m})$ であったとすると、更新される Glass Confidence $G_i(\mathbf{p}_{i,m})$ は以下の式で計算される。

$$G_i(\mathbf{p}_{i,m}) = \frac{G_{i-1}(\mathbf{p}_{i,m}) \cdot D(\mathbf{p}_{i,m})}{G_{i-1}(\mathbf{p}_{i,m}) \cdot D(\mathbf{p}_{i,m}) + (1 - G_{i-1}(\mathbf{p}_{i,m})) \cdot (1 - D(\mathbf{p}_{i,m}))} \quad (17)$$

時刻 i における LRF 計測点群 $L_i \mathbf{P}_i$ 上の全ての点に対して Glass Confidence を計算することによって、Glass Confidence を更新することができ、更新された Glass Confidence Map を得る。

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 11)。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-Q¹²⁾ 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。偏光カメラは天井を向け設置した。計測範囲は 360° である。

本手法で作成した Glass Confidence Map を図 12(a) に示す。使用する閾値は Jiang らの手法と同じとした⁴⁾。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



Fig. 11 Experimental environment

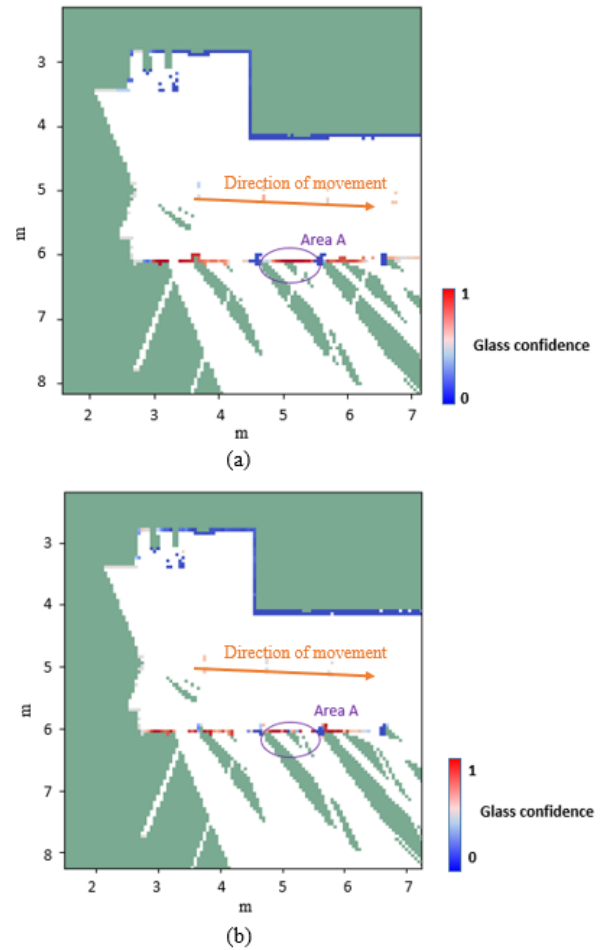


Fig. 12 Glass Confidence Map (a) Glass Confidence Map obtained by our method. (b) Glass Confidence Map obtained by Jiang et al.'s method

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。

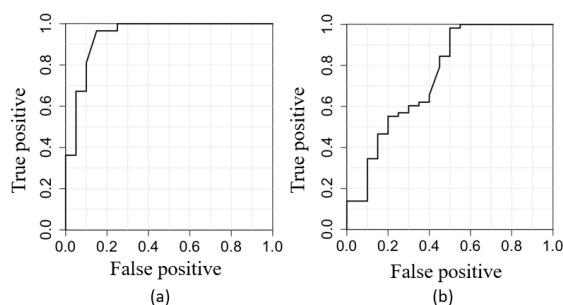


Fig. 13 ROC curve of glass detection. (a) ROC curve of glass detection of this method. (b) ROC curve of glass detection of Jiang et al.'s method

比較のため Jiang らの手法による Glass Confidence Map を図 12(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。本手法 (図 12(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。しかし、Jiang らの手法 (図 12(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。従って、本手法を使用することで、Glass Confidence を精度よく行うことができ、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 13 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。本手法の AUC は 0.942 である。Jiang らの手法の AUC は 0.749 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。

本手法において、ガラス計測可能範囲が広域となっていることを検証するため、1 地点からの計測におけるガラス計測範囲を測定した。測定には 10 秒経過時の LRF のデータおよび偏光カメラ画像を使用した。また、偏光カメラ画像のガラス計測可能範囲は、偏光度に対する閾値によって異なるため、ガラスとガラスでない物質を最も良く検出する閾値である 0.5 を使用した。LRF のガラス計測可能範囲は入射角 $-22^{\circ} \sim 22^{\circ}$ の範囲である。偏光カメラのガラス計測可能範囲は、入射角 $33^{\circ} \sim 80^{\circ}$ である。この計測可能範囲は重ならないことから、本手法にお

いてガラス計測可能範囲は広域となった。

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。偏光度が大きいときガラスと検出できることから、偏光カメラの画像から偏光度を求めた。LRF の計測点群について、LRF の計測が行われるまでに撮影された偏光カメラ画像上の位置を求め、偏光度の平均を求めた。偏光度を用いて Glass Confidence Map を作成することにより、LRF のみを用いる従来手法に比べて、ガラス検出の精度が向上した。

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への定量的効果を測定することが必要であると考えている。また、偏光度は入射角の大きさによって異なることから、入射角を使用することにより更に精度よくガラスを検出可能であると考えられる。

謝 辞

本研究の一部は JSPS 科研費 20K21802 および大川情報通信基金の援助を受けた。

参 考 文 献

- 1) S. Thrun, W. Burgard and D. Fox: Probabilistic Robotics, Kybernetes, **35**, 7, (2005), 1299.
- 2) P. Foster et al.: Visagge: Visible Angle Grid for Glass Environments, Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation, (2013), 2213.
- 3) X. Wang and J. Wang: Detecting Glass in Simultaneous Localisation and Mapping, Robotics and Autonomous Systems, (2017), 97.
- 4) J. Jiang et al.: 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.
- 5) S. Yang and C. Wang: Dealing with Laser Scanner Failure: Mirrors and Windows, Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation, (2008), 3009.
- 6) A. Mahendru and M. Sarkar: Bio-inspired Object Classification Using Polarization Imaging, Proceedings of the 2012 Sixth International Conference on Sensing Technology, (2012), 207.
- 7) L. B. Wolff: Polarization-based Material Classification from Specular Reflection, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, **12**, 11, (1990), 1059.
- 8) D. Miyazaki, M. Kagesawa and K. Ikeuchi: Transparent Surface Modeling from A Pair of Polarization Images, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, **26**, 1, (2004), 73.
- 9) G. Grisetti, C. Stachniss and W. Burgard: Improved Techniques for Grid Mapping with Rao-Blackwellized Particle Filters, IEEE Transactions on Robotics, **23**, (2007), 34.
- 10) Y. Y. Schechner and J. Shamir: Polarization and Statistical Analysis of Scenes Containing A Semireflector, Optical Society of America, **17**, 2, (2000), 276.
- 11) F. Vasconcelos, J. P. Barreto and U. J. Nunes: A Minimal Solution for the Extrinsic Calibration of a Camera and a Laser-Range-finder, IEEE Transactions on Software Engineering, **34**, 11, (2012), 2097.
- 12) マシンビジョン大全, <https://mavic.ne.jp/industrialcamera-color-polarization> 2020.7.22 アクセス.