

隠蔽を考慮した確率的モデルによるロボットの移動

Robot Navigation by Probabilistic Observation Model Considering Occlusion

原口一馬*1 島田伸敬*2 白井良明*1
 Kazuma HARAGUCHI Nobutaka SHIMADA Yoshiaki SHIRAI

*1大阪大学 大学院 工学研究科 電子制御機械工学専攻
 Department of Computer-Controlled Mechanical Systems, Graduate School of Engineering, Osaka University

*2立命館大学 情報理工学部 知能情報学科
 Department of Computer Science Faculty of Science & Engineering Ritsumeikan University

In order that a mobile robot moves to destination safely the robot needs self-localization and detection of surrounding obstacles. We estimate the accurate absolute position and direction of the robot by integrating information of external cameras and an odometer with Kalman filter. Also, the robot recognizes surrounding obstacles using onboard stereo cameras. Every time the robot estimates absolute position and direction and observes disparity, we update probability map of obstacle existence by using Bayesian rules, and detect obstacles. Previous works using Bayesian rules update the map that uses likelihood model by assumption that each existence of grid point is independent. Our method updates the map that uses likelihood model by occlusion and obstacle's size. Finally, the robot moves toward the goal based on the probability map.

1. はじめに

目的地へ安全に移動するためには、ロボットは自分の位置、向きを知り、自分の周りの状況を知る必要がある。周りの状況として安全に移動するには最低限障害物の有無が分かればよい。この障害物の有無を表現するものとして障害物の存在確率地図がある。障害物の存在確率地図を使うものにはベイズの定理を用いて環境地図を更新していくものが多い[Miura 02]。これらの手法では更新時に地図上の各点が独立と仮定していて、尤度モデルを更新する点ごとに独立に決定することができ高速に更新を行うことができる。しかし、この仮定のために、ものによる隠蔽やもの大きさの影響といった本来考慮されるべき周囲からの影響は考慮されなくなる。そこで、本研究では、観測のモデルに隠蔽やもの大きさを考慮して環境地図を作成する。

まず、環境埋め込みカメラとロボットのエンコーダを用いたロボットの位置、向き推定について述べる。

次に、障害物検出について述べる。障害物の観測にはステレオ視を用い、ベイズの定理を用いて環境地図を更新することで障害物の検出を行う。このとき隠蔽やもの大きさの影響を考慮した観測のモデルを用い、隠蔽と障害物の大きさによる影響を考慮に入れた障害物の存在確率地図の更新手法について提案する。

2. ロボットの位置、向き推定

ロボットが目的地へ移動するときロボットは自分がどの位置にいて、どの方向を向いているかを知る必要がある。本研究では、ロボットの位置、向きの推定に、環境埋め込みカメラによるロボットの絶対位置と、ロボット内蔵エンコーダにより得られる移動量を用いる。

位置、向きの推定において、環境埋め込みカメラから得られる絶対位置の誤差はエンコーダから得られる移動量の誤差と

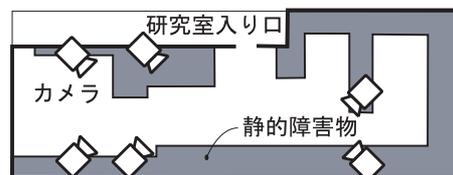


図 1: 研究室の環境

比べて大きいという短所を持つが、各回の観測の誤差は独立で観測を重ねても誤差は累積しないという長所がある。逆に、エンコーダから得られる移動量の誤差は短い時間間隔の間では小さいという長所を持つが、その誤差は時間経過にともない累積していくという短所がある。そこで、二つの観測を統合することにより、お互いの長所を生かした誤差の小さいロボットの位置と絶対方向を推定する。

2.1 環境埋め込みカメラによる位置観測

ロボットの移動環境には、パン、チルト、ズームが制御可能なカメラが複数設置されている。これらのカメラを用いてロボットの位置を推定する[先山 02]。ロボットが平面上を移動していると仮定すると、カメラ画像上でロボット検出された座標 (x, y) と地図上の絶対座標 (X, Y) は式 (1) のように変換行列 A とスケールパラメータ s を用いて表すことができる。この式により A が分かっている場合、どちらかの座標が与えられれば、もう一方の座標と s が計算できる。

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = sA \begin{pmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

カメラの向きが自由に変わる場合に、この変換行列 A をカメラの向きが決まる度に毎回推定していくことは非常に困難である。しかし、カメラの向きを固定することで地図座標とカメラ座標との対応関係より A をあらかじめ計算しておくことができる。本研究では、一台のカメラごとに複数の決まった向きを与え、複数台のカメラで追跡する。画面上でのロボットの検出結果を図 3、ロボットの位置推定の結果を図 2 に示す。

連絡先: 原口一馬, 大阪大学大学院 工学研究科 電子制御機械工学専攻, 大阪府吹田市山田丘 1, 06-6879-7333, haraguti@cv.mech.eng.osaka-u.ac.jp

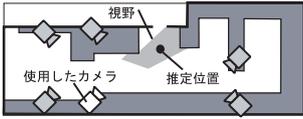


図 2: ロボット位置の推定結果



図 3: ロボットの検出結果

2.2 エンコーダによる移動量の観測

本研究で用いる案内ロボットは、エンコーダを用い測定開始時からの相対的な位置と向きを常に計算している。本研究では誤差の累積しない各サンプリング間隔における位置と向きの変化をエンコーダによる移動量として用いる。ここで、図 4 のように位置の変化として、位置の変化の絶対値を Δl 、前回のロボットの向きと移動方向の変化を $\Delta \theta$ 、向きの変化として前回のロボットの向きと現在のロボットの向きとの差を $\Delta \alpha$ とする。

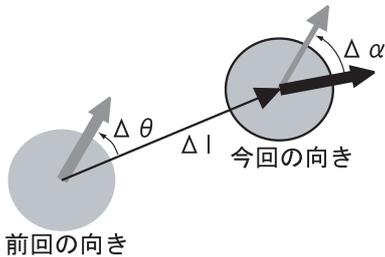


図 4: エンコーダの情報

2.3 環境埋め込みカメラからと内蔵エンコーダからの観測の統合

本研究では前節まで述べたロボットの絶対位置と移動量の観測を用い、カルマンフィルタよりロボットの状態を線形推定する [Welch 01]。カルマンフィルタは入力情報を元に現在のロボットの位置、向きを予測する予測過程と、観測と予測した位置、向きを用い現在の位置、向きを推定するフィルタリング過程から成る。

まず予測過程について、ロボットの位置を (x, y) 、向きを θ とすると、 n 回目の観測が得られたときのロボットの状態は $\mathbf{x}_n = (x_n \ y_n \ \theta_n)^T$ と表せる。時刻 $n-1$ の状態 \mathbf{x}_{n-1}^T と時刻 n の状態 \mathbf{x}_n^T を併せた一つの状態 $\mathbf{X}_n = (\mathbf{x}_n^T \ \mathbf{x}_{n-1}^T)^T$ を実際にカルマンフィルタで推定する状態とする。

実験で利用するロボットは図 5 のように、二つの動力付きの車輪とロボットを支えるためのキャスタがついている。動力付き車輪は独立に回転させることができる。

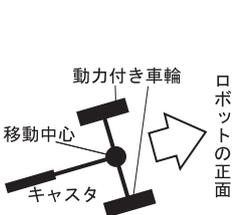


図 5: ロボットの構造

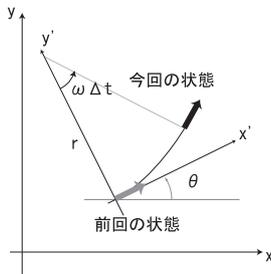


図 6: 移動量

速度 v と回転角速度 ω を指定することで、ロボットは直進運動または旋回運動を行う。前の時刻でのロボット座標系を基

準にして図 6 のように、 $x' - y'$ 平面を設定し回転半径を r とすると、サンプリング間隔 Δt の間の状態 \mathbf{x} からの変化 $\Delta \mathbf{x}$ は、 $x' - y'$ 平面上での移動量をロボットの向き θ だけ回転させればよく

$$\Delta \mathbf{x} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r \sin \omega \Delta t \\ r(1 - \cos \omega \Delta t) \end{pmatrix}$$

となり、 $r = \frac{v}{\omega}$ を用い式を整理すると

$$\Delta \mathbf{x} = \frac{2v}{\omega} \begin{pmatrix} \cos \left(\theta + \frac{\omega \Delta t}{2} \right) \sin \frac{\omega \Delta t}{2} \\ \sin \left(\theta + \frac{\omega \Delta t}{2} \right) \sin \frac{\omega \Delta t}{2} \end{pmatrix} \quad (2)$$

となる。入力情報を $\mathbf{u}_n = (v_n, \omega_n, \Delta t_n)^T$ その誤差を $\mathbf{q}_n = (q_{v,n}, q_{\omega,n}, q_{\Delta t,n})^T$ とすると、式 (2) を用いて予測過程における状態方程式は

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{n+1} &= f(\mathbf{X}_n, \mathbf{u}_{n+1}, \mathbf{q}_{n+1}) \\ &= \begin{pmatrix} x_n + \frac{2(v_{n+1} + q_{x,n+1})}{\omega_{n+1} + q_{\omega,n+1}} \cos(\theta + \psi) \sin \psi \\ y_n + \frac{2(v_{n+1} + q_{x,n+1})}{\omega_{n+1} + q_{\omega,n+1}} \sin(\theta + \psi) \sin \psi \\ \theta_n + (\omega_{n+1} + q_{\omega,n+1})(\Delta t_{n+1} + q_{\Delta t,n+1}) \\ x_n \\ y_n \\ \theta_n \end{pmatrix} \quad (3) \end{aligned}$$

となる。これより誤差を 0 として次の状態を予測し、誤差伝搬則によりこのときの誤差を計算する。

フィルタリング過程では、得られた観測と予測した位置、向きから現在の位置、向きを推定する。ロボットの位置の観測 $(x_{out}, y_{out})^T$ をとすると観測は $\mathbf{z}_n = (x_{out,n}, y_{out,n}, \Delta l_n, \Delta \theta_n, \Delta \alpha_n)^T$ となり、その誤差は $\mathbf{r}_n = (r_{x_{out,n}}, r_{y_{out,n}}, r_{\Delta l,n}, r_{\Delta \theta,n}, r_{\Delta \alpha,n})^T$ となる。このとき観測式は

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_{n+1} &= h(\mathbf{x}_{n+1}, \mathbf{r}_{n+1}) \\ &= \begin{pmatrix} x_{n+1} \\ y_{n+1} \\ \sqrt{(x_{n+1} - x_n)^2 + (y_{n+1} - y_n)^2} \\ \theta_{n+1} - \theta_n \\ \tan^{-1} \left(\frac{x_{n+1} - x_n}{y_{n+1} - y_n} \right) - \theta_n \end{pmatrix} + \mathbf{r}_{n+1} \quad (4) \end{aligned}$$

となる。式 (3), (4) より拡張カルマンフィルタを用い現在の位置、向きおよびそれぞれの誤差を推定する。隠れなどにより環境埋め込みカメラからロボットが発見できない場合はエンコーダの観測のみを用いてロボットの位置、向きを推定する。

3. 障害物存在確率地図

障害物の存在確率地図はグリッド上の各点が障害物の存在確率を持つ (図 7)。この地図の更新にはロボット内蔵カメラのステレオ視による視差情報と前節で推定したロボットの位置、向きとそれらの誤差を用いる。

3.1 存在確率の更新

推定したロボットの位置と向きに誤差がないと仮定すると、時系列で観測が得られたもとでグリッド上の各点における障害物の存在確率について考える。 i 番目の点に障害物が存在する事象を E_i 、存在しない事象を \bar{E}_i 、今回のステレオ視による観測を \circ 、過去のステレオ視による観測列を \bigcirc とすると、

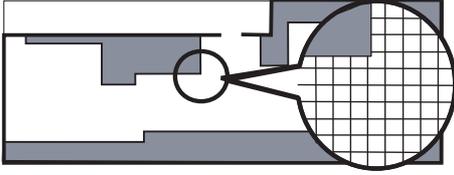


図 7: 障害物存在確率地図

\bigcirc に続いて \circ が得られた時の各点における障害物の存在確率 $P(E_i|\circ, \mathbf{O})$ は,

$$\begin{aligned} P(E_i|\circ, \mathbf{O}) &= \frac{P(\circ|E_i, \mathbf{O})P(E_i|\mathbf{O})}{P(\circ|\mathbf{O})} \\ &= \frac{P(\circ|E_i, \mathbf{O})P(E_i|\mathbf{O})}{P(\circ|E_i, \mathbf{O})P(E_i|\mathbf{O}) + P(\circ|\bar{E}_i, \mathbf{O})P(\bar{E}_i|\mathbf{O})} \quad (5) \end{aligned}$$

となり, さらに E_i の下で観測が独立と仮定し $P(\circ|E_i, \mathbf{O}) \simeq P(\circ|E_i)$, $P(\circ|\bar{E}_i, \mathbf{O}) \simeq P(\circ|\bar{E}_i)$ と近似する. すると

$$P(E_i|\circ, \mathbf{O}) \simeq \frac{P(\circ|E_i)P(E_i|\mathbf{O})}{P(\circ|E_i)P(E_i|\mathbf{O}) + P(\circ|\bar{E}_i)P(\bar{E}_i|\mathbf{O})} \quad (6)$$

となる. ここで, $P(E_i|\mathbf{O})$, $P(\bar{E}_i|\mathbf{O})$ は前回までの観測に基づく障害物の存在確率を表す. 尤度 $P(\circ|E_i, \mathbf{O})$, $P(\circ|\bar{E}_i, \mathbf{O})$ をステレオ視のモデルにより計算し, 確率の更新を行う.

3.2 隠蔽を考慮した地図更新のモデル

従来, 尤度 $P(\circ|E_i)$ のモデルは i 番目の点のみによって決定されるとしていた. 本研究では周囲の点も考慮して尤度を決定する. 周囲から受ける影響として隠蔽を考える. 隠蔽はロボットからの視線毎で起るので, 視線毎についての更新を考える. 更新点の存在する l 番目の視線における観測を o^l とする. さらに, その視線上の各点にも同様に肩付き文字^{lm}をつけ, 図 8 のようにロボットに近いグリッドから順番に番号を付け直す. 例えば, l 番目の視線上で k 番目のグリッドに障害物の存在する事象は E_k^l と表す. このとき, 特に E_j^l は更新点に障害物が存在する事象を表すものとする.

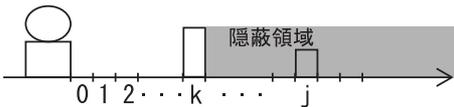


図 8: 隠蔽の影響

l 番目の視線方向における隠蔽の影響について考える. 図 8 のように j 番目の位置と, それより手前側の $k(k < j)$ 番目の位置の二ヶ所のみには障害物が存在する可能性がある場合について, $P(o^l|E_j^l)$ は k 番目の位置に障害物が存在する場合と存在しない場合で場合分けすることができる.

$$P(o^l|E_j^l) = P(o^l|E_k^l, E_j^l)P(E_k^l) + P(o^l|\bar{E}_k^l, E_j^l)P(\bar{E}_k^l) \quad (7)$$

となる. ここで $P(o^l|E_k^l, E_j^l)$ についてロボットから見て E_j^l は E_k^l により隠蔽される. このため観測は E_j^l には影響を受けず, E_k^l のみの影響を受けると近似でき $P(o^l|E_k^l, E_j^l) \simeq P(o^l|E_k^l)$ となる. その結果, 式 (7) は

$$P(o^l|E_j^l) \simeq P(o^l|E_k^l)P(E_k^l) + P(o^l|\bar{E}_k^l, E_j^l)P(\bar{E}_k^l) \quad (8)$$

と近似することができる. 同様にすべての場合について場合分けを行う. ここで, $E_{m,n}^l = E_m^l \cap E_{m+1}^l \cap \dots \cap E_{n-1}^l \cap E_n^l$

とすると, $P(o^l|E_j^l)$ は $P(o^l|\bar{E}_{k-1}^l, E_k^l) (k = 1, 2, \dots, j)$ を用いて

$$\begin{aligned} P(o^l|E_j^l) &= P(o^l|E_0^l)P(E_0^l) \\ &+ P(o^l|\bar{E}_0^l, E_1^l)P(\bar{E}_0^l, E_1^l) \\ &\vdots \\ &+ P(o^l|\bar{E}_{j-2}^l, E_{j-1}^l)P(\bar{E}_{j-2}^l, E_{j-1}^l) \\ &+ P(o^l|\bar{E}_{j-1}^l, E_j^l)P(\bar{E}_{j-1}^l, E_j^l) \quad (9) \end{aligned}$$

と場合分けすることができる. i 番目以降の障害物は E_i による隠蔽のために見えなくここで, $P(o^l|\bar{E}_{0,k-1}^l, E_k^l) (k = 0, 1, \dots, j)$ はステレオ視のモデルより求め, 同時確率 $P(\bar{E}_{0,k-1}^l, E_k^l)$ をすることにより, 尤度 $P(o^l|E_j^l)$ を計算する.

3.3 障害物の大きさを考えた地図更新

障害物は大きさを持って塊で存在する. よって異なる点同士における障害物の存在は独立とならない. このような場合, 離れた点同士で障害物の存在が及ぼし合う影響には, 直接及ぼし合う影響以外に, 隣り合う点同士が影響を及ぼし合うことで離れた点にも伝わる影響が考えられる. 本研究ではグリッド上の各点同士の影響にこのような隣り合う点同士での影響を考慮することで障害物の大きさを考慮する. $P(\bar{E}_{0,k-1}^l, E_k^l)$ は

$$\begin{aligned} P(\bar{E}_{0,k-1}^l, E_k^l) &= P(\bar{E}_0^l)P(\bar{E}_1^l|\bar{E}_0^l)P(\bar{E}_2^l|\bar{E}_{0,1}^l) \\ &\dots P(\bar{E}_{k-1}^l|\bar{E}_{0,k-2}^l)P(E_k^l|\bar{E}_{0,k-1}^l) \end{aligned}$$

となり, 隣のグリッドのみで影響を及ぼし合うとして近似すると

$$\begin{aligned} P(\bar{E}_{0,k-1}^l, E_k^l) &\simeq P(\bar{E}_0^l)P(\bar{E}_1^l|\bar{E}_0^l)P(\bar{E}_2^l|\bar{E}_1^l) \\ &\dots P(\bar{E}_{k-1}^l|\bar{E}_{k-2}^l)P(E_k^l|\bar{E}_{k-1}^l) \quad (10) \end{aligned}$$

となる. この式 (10) により隣り合う二つのグリッドでの同時確率がわかれば $P(\bar{E}_{0,j-1}^l, E_j^l)$ が計算できることがわかる. そして, これらの同時確率は直接決定するのではなく, グリッド同士の相関を用いて計算する. 隣り合う二つのグリッド k と $k+1$ について相関は以下のように定義できる.

$$r_{k,k+1} = \frac{P(E_k^l, E_{k+1}^l) - P(E_k^l)P(E_{k+1}^l)}{\sqrt{P(E_k^l)P(\bar{E}_k^l)P(E_{k+1}^l)P(\bar{E}_{k+1}^l)}} \quad (11)$$

この式により, 相関の値 $r_{k,k+1}$, $P(E_k^l)$ と $P(E_{k+1}^l)$ から同時確率を計算する. $r_{k,k+1}$ は移動環境下での実際の障害物の配置をもとにモデル環境を作成し, そのモデル環境における平均的な相関の値とする. 以上により, 各点ごとに尤度 $P(o^l|E_i)$, $P(o^l|\bar{E}_i)$ が計算できる. これらを用いて地図の更新を行う. ここで, 各点の尤度比 $P(o^l|E_i)/P(o^l|\bar{E}_i)$ が 1 より大きければ障害物の存在確率は高くなるように更新され, 尤度比が 1 より小さければ確率は低くなるように更新される.

3.4 ロボットの位置, 向きの誤差を考慮した更新

前節までで述べてきた手法は, ロボットの位置と向きの誤差がないと仮定した場合の計算である. 実際にはロボットの位置や向きは不確かさを持っているので, 以下にロボットの位置や向きの不確かさを考慮した場合の地図の更新について述べる. ロボットの位置と向きを \mathbf{R} , その確率密度を $P(\mathbf{R})$ とすると, $P(E_i|\circ, \mathbf{O})$ は

$$P(E_i|o, O) = \int P(E_i|o, O, R)P(R|o, O)dR \quad (12)$$

となる．本研究では，外部カメラとエンコーダより十分な精度のロボットの位置，向きが得られる．このため，ロボットの位置，向きにステレオ視を用いないので，ロボットの位置は現在と過去の観測によらないと近似でき $P(R|o, O) \simeq P(R)$ となる．すると式 (12) は

$$P(E_i|o, O) \simeq \int P(E_i|o, O, R)P(R)dR \quad (13)$$

となる．ただし，本研究において $P(R)$ が正規分布に従うと仮定する．さらに，ロボットの位置，向きは十分な精度で得られているため， $P(R)$ が十分な大きさになる R の範囲において $P(E_i|o, O, R)$ はほとんど変化しない．このためロボットの位置，向きの期待値を $R^* = E[R]$ とすると $P(E_i|o, O, R^*) \simeq P(E_i|o, O, R)$ と近似することができ，式 (13) は

$$P(E_i|o, O) \simeq P(E_i|o, O, R^*) \int P(R)dR \quad (14)$$

となる． $P(E_i|o, O, R^*)$ と $P(R)$ の平均と誤差を前節までの方法より計算し，地図を更新する．

3.5 障害物検出と経路計画

前節までで更新される地図中において，障害物の存在確率が高い部分を障害物とする．ただし，障害物ではない部分であってもロボットが通れないような狭い部分は障害物とする．このようにして地図中に障害物の塊を作成する．本研究において障害物とみなす閾値を 0.9 とした．そして，ロボットは，これらの障害物の塊を避ける経路を計画する．経路は円弧と直線を滑らかに結ぶことにより生成する．図 9 は計画される経路の例を示す．白色の領域は閾値処理により障害物と見なされた領域を示し，白で示されている線分が計画されるコースを示す．このようにして出来たすべての経路の中で目的地まで最短時間で到達できる経路を選択し，目的地へ移動する．

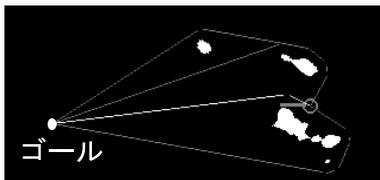


図 9: コース選択の概要

4. 実験

確率地図を従来手法で更新した場合と本手法で更新した結果の比較実験を行った．図 10 はステレオ対応付けの結果を示す．図の右側は入力画像を左側は視差画像を示す．視差画像では視差を灰色で示し，近いものから遠いものまで暗い色から明るい色のグラデーションを用いて表す．また，図 11 は従来法による地図の更新結果を，図 12 は我々の手法による地図の更新結果を示す．ここで，図 11, 12 の (a)(b) 間での更新について説明する．この更新において地図中の二つの円のうちロボットからみて奥側の領域 Y に障害物が存在するという誤対応の観測が得られている．この観測により，従来法では領域 Y の尤度比が大きくなり，ロボットからみて手前側の円で囲まれた領域 X の尤度比が小さくなる．このため実際には障害物の存

在する領域であるにもかかわらず，領域 X の存在確率が下がる．これに対し，本手法では前回までの観測によって領域 Y は隠蔽されている領域となる．その結果，観測が得られても尤度比は 1 に近い値をとり確率はほとんど変化しない．これにより実際には障害物が存在する領域が障害物ではないと判断されてしまうことを防げる．



図 10: 入力画像と視差画像

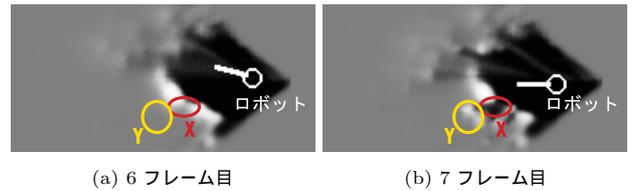


図 11: 従来法による地図の更新結果

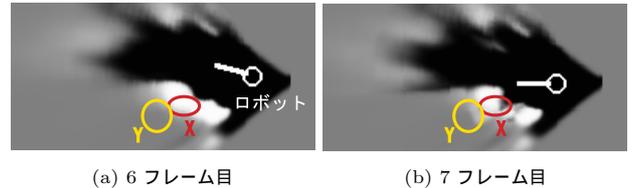


図 12: 我々の方法による地図の更新結果

5. おわりに

外部観測と内部観測を統合したロボットの位置推定について述べ，隠蔽や障害物の大きさを考慮に入れた障害物の更新について提案した．また，本手法により，従来では実際には障害物の領域が障害物ではなくなってしまう問題に対処した．

本研究では尤度の計算において同じ視線方向におけるものの大きさは考慮しているが，異なる視線毎におけるものの大きさ考慮していない．このため，真の意味での障害物の大きさを考慮できていない．今後は異なる視線方向に対しても障害物の大きさの影響を考慮した地図の更新を行いたい．

参考文献

- [Miura 02] J.Miura, Y.Negishi, and Y.Shirai. :Mobile Robot Map Generation by Integrating Omnidirectional Stereo and Laser Range Finder. *IEEE/RSJ'2002*, pp.250-255, 2002.
- [先山 02] 先山, 原口, 島田, 白井. :案内ロボットののための障害物回避と誘導, *FIT'2002*, LI-11, Vol.1, pp.145-146, 2002.
- [Welch 01] G.Welch and G.Bishop. :An Introduction to the Kalman Filter. *SIGGRAPH2001*.
- [Elmenrich 02] W.Elmenrich, L.Schoneider, and R.Kimer. :A Robust Certainty Grid Algorithm for Robotic Vision. *INES2002* pp 25-30, 2002.