

# 隠蔽と障害物の大きさを考慮した確率的モデルによる障害物地図の作成

## Map Generation of Mobile Robot by Probabilistic Observation Model Considering Occlusion

原口一馬\*, 島田伸敬\*\*, 白井良明\*\*, 三浦純\*

Kazuma HARAGUCHI, Nobutaka SHIMADA, Yoshiaki SHIRAI, Jun MIURA

\*大阪大学大学院工学研究科, {haraguti,jun}@cv.mech.eng.osaka-u.ac.jp

\*\*立命館大学情報理工学部知能情報学科, {shimada,shirai}@ci.ritsumeai.ac.jp

概要: 本研究ではロボット内蔵ステレオカメラにより障害物を検出し、ベイズ推定を用いた地図上の場所ごとの障害物の有無の確率を推定する。このとき障害物による隠蔽や障害物の大きさを考慮したモデルを用い、周囲の状況を確認して尤度を見積もる。従来は地図上の場所ごとの障害物の有無の確率のみを推定していた。本研究では障害物の有無だけでなく障害物の大きさを表す場所ごとのつながりも推定する。

### 1. はじめに

ロボットが安全に移動するために必要な情報の一つとしてロボット周囲の状況がある。ロボット周囲の状況を知るためにセンサを用いて障害物を観測する。障害物の観測を用いた周囲の状況の推定方法に場所ごとの障害物の有無を表す地図を用いた地図の推定手法がある [1, 2, 3, 4]。これらの手法では障害物地図を格子状に量子化して表現した地図 (Occupancy Grid Map) を用いる。本研究では、ステレオ視を用いて障害物を観測し、場所ごとの障害物の有無を表す地図を推定する。

地図推定に用いられる観測値は一般に誤観測を含む。例えば、本研究に用いられるステレオ視による距離計測では、左右画像上において対応付けられた画素位置の量子化誤差により、距離に誤差を生じる。さらに深刻な場合として、左右画像間の誤対応によって、やはり虚像を観測する場合がある。これらの誤観測を考慮して正しく地図を推定するためには、確率的に地図を表現する必要がある。しかし、従来の更新方法では、次の大きな仮定が用いられていたために、これらの誤差を正しく考慮することができなかった。

仮定 1 観測は地図上のそれぞれのセルに独立に得られ、あるセルに得られた観測はそのセルの状態のみの影響を受ける。

仮定 2 地図上の各セルにおける障害物の存在が独立となる。

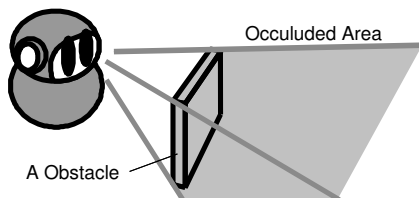


図 1: Occluded Area

ステレオ視などのロボットが持っているセンサを用いて障害物を観測する場合、図 1 のようにセンサが一番近い障害物を検出し、その障害物に隠蔽されている障害物を検出することができない。以降この性質を単に隠蔽と呼ぶ。したがって、隠蔽を持つセンサは本質的に仮定

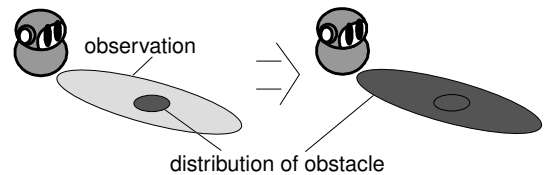


図 2: Result of update when the robot gets the observation of the obstacle of substantial margin of error 1 を満たしていないため、実際の地図推定時に以下のような不都合を生じる。

ここで図 2 に示すように、濃い灰色の楕円領域の障害物の存在確率が高く、それ以外の領域の障害物の存在確率が低い、障害物の存在分布が得られている状態を考える。このとき、隠蔽をもつセンサから障害物の位置が、図 2 の薄い灰色の楕円領域で示すような大きな誤差範囲をもって観測されたとしよう。隠蔽をもつセンサでは一番手前の障害物が観測されるので、濃い灰色の楕円領域内の特にロボットに近い位置に存在する障害物だけが観測された可能性が高い。しかし、従来法では観測がセルごとに独立と考えるため、誤差範囲内の各セルに存在する障害物のいずれもが同時に観測されたと考えて各セル独立に確率を更新する。このため観測の誤差範囲内にあるすべてのセルの障害物の存在確率が高くなる。その結果、図 2 の右側のように事前にある程度分かっていた障害物と空き領域の範囲があいまいになってしまう。また、障害物が存在する確率が十分高い場合、ロボットからみてその奥は隠蔽されて観測できない可能性が高いが、仮定 1 により隠蔽を考慮しないため、隠蔽領域に得られた明らかな虚像を除くことができずに地図推定を誤ることがある。

さらに仮定 2 にも以下のような不都合がある。仮定 2 により、地図上のある一定領域内のセルすべてに障害物が存在する (あるいは存在しない) 確率は、個々のセルの障害物存在確率の積となる。すると、例えば個々のセルの障害物存在確率を一定とした場合、ある領域内すべてが障害物 (あるいは空き領域) である確率は、単位セルの大きさを小さくすればするほど指数オーダで小さな値を取る。このことは、地図の解像度によって表現される世界が異なるという矛盾を意味する。

しかし実際の環境では、障害物や空き領域はある程度

の大きさを持って存在する．このため障害物や空き領域の大きさに対してセルの大きさを十分小さくすれば，ある場所に障害物が存在する場合その近傍も障害物領域となる可能性が高くなる（空き領域についても同様）．以降この性質を空間の連続性とよぶ．空間の連続性を考慮することにより，セルの大きさを小さくしても，隣のセルと同じ事象となる可能性が高くなり，地図の解像度によらず大きさをもった障害物や空き領域の存在確率を正しく見積もることができるようになる．

本研究では，障害物による隠蔽と空間の連続性を考慮した地図の更新手法を提案する．あるセルとセンサの間がすべて空き領域である場合にのみ隠蔽が起らずそのセルの障害物を観測することができる．したがって，空間の連続性を正しく扱うことで個々のセルとセンサの間の「見通し」を評価し，センサの隠蔽を正しく考慮した障害物存在確率の更新式を導出する．これにより，障害物の位置が詳細に判明したあとに誤差の大きな観測が得られた場合や，誤観測による虚像を含んだ観測が得られた場合に，観測の適切な選別を自動的におこなって，障害物地図を正しく推定することができる．

## 2. 従来法における障害物存在確率地図作成

障害物の存在確率地図は地図上の各セルが障害物の存在確率を持つ（図 3）．

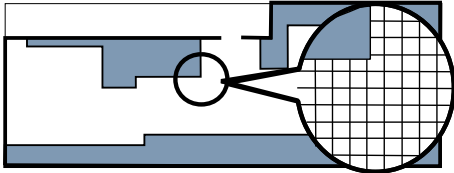


図 3: Occupancy Grid Map

ロボットが安全に移動するための障害物地図は時系列で観測を得る度に更新される．ロボットの位置と姿勢が与えられ，観測  $\mathbf{o}$  が得られたもとの各セルの障害物存在確率  $P(e_i|\mathbf{O})$  の更新について考える．ここで  $n$  番目のセルの障害物の有無の状態を  $e_n = \{E_n, \bar{E}_n\}$  とする． $E_n$  は障害物が存在する事象を， $\bar{E}_n$  は存在しない事象を表し， $\mathbf{O}$  は過去の観測列を表す．

従来法では，1. 章の二つの仮定 1,2 を用いていた．これらの仮定をもちいると，過去の観測値列  $\mathbf{O}$  に続いて最新の観測  $\mathbf{o}$  が得られた時の確率  $P(e_n|\mathbf{o}, \mathbf{O})$  は，

$$P(e_i|\mathbf{o}, \mathbf{O}) = \alpha_i P(o_i|e_i, \mathbf{O}) P(e_i|\mathbf{O}) \quad (1)$$

となり，各セル独立に計算できるようになる [2]．ここで  $\alpha_i$  は  $i$  番目のセルに得られた観測を示し， $\alpha_i = 1/P(o_i|\mathbf{O})$  は正規化定数を表す．しかし 1. 章で述べたように，障害物による隠蔽や誤観測を考慮することができない．

## 3. 隠蔽を考慮した地図の作成

本研究では，従来用いられてきた仮定よりも一般的な条件下での，隠蔽と空間の連続性を考慮した地図作成の近似解法を提案する．隠蔽は視線ごとに起こるということに注目し，まず視線ごと独立に更新結果を見積もる．次に視線ごとの更新結果を統合して正しい地図を推定する．この手法により隠蔽を考慮した障害物存在確率地図を推定する．

## 3.1. 視線ごとの地図の更新

各視線の尤度を計算するために，まず地図を視線に分割する．本研究では視線として図 4 のように四連結の直線を考え，それぞれの視線上のセルをマルコフ鎖 (Markov Chain) と見なす．これにより障害物存在確率分布は連結している二つのセルでの障害物の有無の同時確率で表すことが出来る．このため本手法では，地図を隣同士のセルでの障害物の有無の同時確率を用いて表現する．

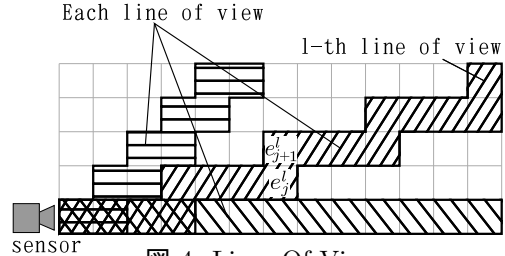


図 4: Lines Of View

図 4 のように同じ視線上の  $j$  番目と  $j+1$  番目の隣り合う二つのセルの同時確率を推定する．ここで，ロボットの視線を  $L$  本に分けたとし， $l$  番目の視線でロボットから  $j$  番目のセルの状態を  $e_j^l = \{E_j^l, \bar{E}_j^l\}$  とする．過去の観測列  $\mathbf{O}$  として， $l$  番目の視線上で， $j$  番目と  $j+1$  番目のセルの同時障害物存在確率は  $P(e_j^l, e_{j+1}^l|\mathbf{O})$  となる． $\mathbf{O}$  に続いて最新の観測  $\mathbf{o}$  が得られた時の同時確率  $P(e_j^l, e_{j+1}^l|\mathbf{o}, \mathbf{O})$  を，以下の三つの仮定を用いて計算する．

- 異なる視線に属するセルの障害物の存在が独立となる．
- 地図の状態  $\mathbf{m}$  のもとで各視線上に得られる観測は独立となる．
- $l$  番目の視線に得られた観測  $\mathbf{o}^l$  は， $l$  番目の視線上の障害物の有無  $\mathbf{m}^l (\in \Omega^l)$  が決まったもとの  $l$  番目以外の異なる視線の障害物の有無に独立となる．

以上の仮定より同時確率  $P(e_j^l, e_{j+1}^l|\mathbf{o}, \mathbf{O})$  は

$$P(e_j^l, e_{j+1}^l|\mathbf{o}, \mathbf{O}) = \alpha^l P(o^l|e_j^l, e_{j+1}^l, \mathbf{O}) P(e_j^l, e_{j+1}^l|\mathbf{O}) \quad (2)$$

となる．ここで  $\alpha^l = 1/P(o^l|\mathbf{O})$  は正規化定数を表す．また， $P(e_j^l, e_{j+1}^l|\mathbf{O})$  は，事前確率を表し， $P(o^l|e_j^l, e_{j+1}^l, \mathbf{O})$  は尤度を表す． $P(o^l|e_j^l, e_{j+1}^l, \mathbf{O})$  は隠蔽を考慮して次節のように計算する．

## 3.2. 視線毎の隠蔽を考慮した尤度

$P(o^l|e_j^l, e_{j+1}^l, \mathbf{O})$  は，観測が  $l$  番目の視線上のセルの障害物の有無が決定したもとの独立となることより，
$$P(o^l|e_j^l, e_{j+1}^l, \mathbf{O}) = \sum_{\mathbf{m}^l \in \Omega^l} P(o^l|\mathbf{m}^l, e_j^l, e_{j+1}^l, \mathbf{O}) P(\mathbf{m}^l|e_j^l, e_{j+1}^l, \mathbf{O}) \quad (3)$$

として，求めることができる．しかし，例えば  $l$  番目の視線上に  $j$  番目と  $j+1$  番目のセルを除いて  $N^l$  個のセルが存在するとすると， $2^{N^l}$  通り視線上のセルの状態の和を計算しなくてはならない，しかし，隠蔽の性質を考慮することにより場合分けを整理することができる．

### 3.2.1. 尤度計算のための隠蔽を考慮した場合分け

$P(o^l|e_j^l, e_{j+1}^l, \mathbf{O})$  は  $j$  番目のセルと  $j+1$  番目のセルとの二つのセルの状態によって,  $P(o^l|E_j^l, E_{j+1}^l, \mathbf{O})$ ,  $P(o^l|E_j^l, \bar{E}_{j+1}^l, \mathbf{O})$ ,  $P(o^l|\bar{E}_j^l, E_{j+1}^l, \mathbf{O})$ ,  $P(o^l|\bar{E}_j^l, \bar{E}_{j+1}^l, \mathbf{O})$  の四通りが存在する. このうちまず  $P(o^l|E_j^l, E_{j+1}^l, \mathbf{O})$  について隠蔽を考慮した場合分けについて述べる. 本研究では同じ視線上に二つ以上の障害物が存在する場合, ロボットから見て一番手前の障害物がそれ以外の障害物を完全に隠すと仮定する.

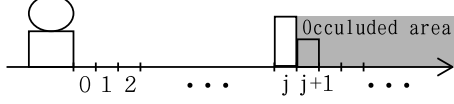


図 5: Occluded area behind the  $j$ -th grid

まず,  $j$  番目と  $j+1$  番目のセルに障害物が存在する場合, 図 5 のように  $j+1$  番目のセルの障害物は少なくとも  $j$  番目のセルの障害物により隠されてしまう. このため, 観測が  $j+1$  番目のセルにおける障害物の有無と無関係になり,

$$P(o^l|E_j^l, E_{j+1}^l, \mathbf{O}) = P(o^l|E_j^l, \mathbf{O}) \quad (4)$$

となる.

次に,  $j$  番目より手前の障害物の有無について考える. ここで,  $k$  番目が一番手前の障害物となる事象を  $F_k$ :

$$F_k = \begin{cases} E_0 & (k=0) \\ \bar{E}_0 \cap \bar{E}_1 \cap \dots \cap \bar{E}_{k-1} \cap E_k & (k>0) \end{cases}$$

と定義し,  $P(o^l|E_j^l, \mathbf{O})$  を  $F_k$  用いて場合分けする. ここで  $F_0, F_1, \dots, F_k, \dots$  は排反事象となるので, すべての場合を網羅的に考慮すると

$$P(o^l|E_j^l, \mathbf{O}) = \sum_{k=0}^j P(o^l|F_k^l, E_j^l, \mathbf{O})P(F_k^l|E_j^l, \mathbf{O}) \quad (5)$$

となる. ここで  $P(o^l|F_k^l, E_j^l, \mathbf{O})$  は  $F_k^l$  のもとで (すなわち  $k$  番目のセルに一番手前の障害物が存在すると), 図 6 のように  $k$  番目のセルより奥に存在する障害物は隠蔽されるので

$$P(o^l|F_k^l, E_j^l, \mathbf{O}) = P(o^l|F_k^l, \mathbf{O}) \quad (6)$$

とすることができる. さらに, 一番手前の障害物の位置

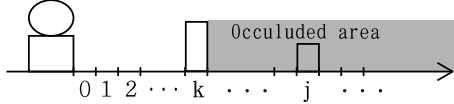


図 6: Occluded area behind the  $k$ -th grid

が決まったもとは観測が過去の観測とは独立に得られると仮定すると

$$P(o^l|F_k^l, \mathbf{O}) = P(o^l|F_k^l) \quad (7)$$

となる. 以上の式 (4) ~ 式 (7) により

$$P(o^l|E_j^l, E_{j+1}^l, \mathbf{O}) = \sum_{k=0}^j P(o^l|F_k^l)P(F_k^l|E_j^l, \mathbf{O}) \quad (8)$$

となる.

残り三通りの尤度  $P(o^l|E_j^l, \bar{E}_{j+1}^l, \mathbf{O})$ ,  $P(o^l|\bar{E}_j^l, E_{j+1}^l, \mathbf{O})$ ,  $P(o^l|\bar{E}_j^l, \bar{E}_{j+1}^l, \mathbf{O})$  についても同様に  $P(o^l|F_k^l)$  を用いて

$$P(o^l|E_j^l, \bar{E}_{j+1}^l, \mathbf{O}) = \sum_{k=0}^j P(o^l|F_k^l)P(F_k^l|E_j^l, \mathbf{O}) \quad (9)$$

$$P(o^l|\bar{E}_j^l, E_{j+1}^l, \mathbf{O}) = \sum_{k=0}^{j-1} P(o^l|F_k^l)P(F_k^l|\bar{E}_j^l, \mathbf{O}) + P(o^l|F_{j+1}^l)P(F_{j+1}^l|\mathbf{O}) \quad (10)$$

$$P(o^l|\bar{E}_j^l, \bar{E}_{j+1}^l, \mathbf{O}) = \sum_{k=0}^{j-1} P(o^l|F_k^l)P(F_k^l|\bar{E}_j^l, \mathbf{O}) + \sum_{k=j+1}^{\infty} P(o^l|F_k^l)P(F_k^l|\mathbf{O}) \quad (11)$$

とすることが出来る. 式 (8) ~ 式 (11) における  $P(o^l|F_k^l)$  はセンサのモデルとして与える. さらに, 事前確率  $P(F_k^l|\bar{E}_j^l, \mathbf{O})$ ,  $P(F_k^l|E_j^l, \mathbf{O})$ ,  $P(F_k^l|\mathbf{O})$  について, 次節でマルコフ性を考慮して計算する. また,  $O(2^{N^l})$  の場合分けを考えなければならなかった尤度  $P(o^l|e_j^l, e_{j+1}^l, \mathbf{O})$  の計算は, 上記のように隠蔽を考慮し場合分けを整理することにより  $O(N^l)$  の場合分けで計算できるようになる.

### 3.2.2. 事前確率

事前確率  $P(F_k^l|E_j^l, \mathbf{O})$ ,  $P(F_k^l|\bar{E}_j^l, \mathbf{O})$ ,  $P(F_k^l|\mathbf{O})$  は地図上の隣り合う同時確率を用いて計算される. 視線上のセルの障害物の有無がマルコフ鎖となることに注意すると, 一番近くのセルのみの影響を受けるようになるので,  $P(F_k^l|E_j^l, \mathbf{O})$ ,  $P(F_k^l|\bar{E}_j^l, \mathbf{O})$ ,  $P(F_k^l|\mathbf{O})$  は

$$P(F_k^l|E_j^l, \mathbf{O}) = P(\bar{E}_0^l|\bar{E}_1^l, \mathbf{O})P(\bar{E}_1^l|\bar{E}_2^l, \mathbf{O})P(\bar{E}_2^l|\bar{E}_3^l, \mathbf{O}) \dots P(\bar{E}_{k-1}^l|E_k^l, \mathbf{O})P(E_k^l|E_j^l, \mathbf{O}) \quad (12)$$

$$P(F_k^l|\bar{E}_j^l, \mathbf{O}) = P(\bar{E}_0^l|\bar{E}_1^l, \mathbf{O})P(\bar{E}_1^l|\bar{E}_2^l, \mathbf{O})P(\bar{E}_2^l|\bar{E}_3^l, \mathbf{O}) \dots P(\bar{E}_{k-1}^l|E_k^l, \mathbf{O})P(E_k^l|\bar{E}_j^l, \mathbf{O}) \quad (13)$$

$$P(F_k^l|\mathbf{O}) = P(\bar{E}_0^l|\bar{E}_1^l, \mathbf{O})P(\bar{E}_1^l|\bar{E}_2^l, \mathbf{O})P(\bar{E}_2^l|\bar{E}_3^l, \mathbf{O}) \dots P(\bar{E}_{k-1}^l|E_k^l, \mathbf{O})P(E_k^l|\mathbf{O}) \quad (14)$$

とできる. ここで  $P(E_k^l|\mathbf{O})$  は任意の隣りのセルとの同時確率より計算する. 例えば  $l$  番目の視線で  $k+1$  番目のセルとの同時確率  $P(e_k^l, e_{k+1}^l|\mathbf{O})$  を用いて,

$$P(E_k^l|\mathbf{O}) = P(E_k^l, E_{k+1}^l|\mathbf{O}) + P(E_k^l, \bar{E}_{k+1}^l|\mathbf{O}) \quad (15)$$

となることより計算する. また  $P(\bar{E}_{k-1}^l|E_k^l, \mathbf{O})$  や,  $P(\bar{E}_q^l|\bar{E}_{q+1}^l, \mathbf{O})$  ( $0 \leq q < k-1$ ) は, 隣のセルとの事前確率を用いて

$$P(\bar{E}_{k-1}^l|E_k^l, \mathbf{O}) = \frac{P(\bar{E}_{k-1}^l, E_k^l|\mathbf{O})}{P(E_{k-1}^l, E_k^l|\mathbf{O}) + P(\bar{E}_{k-1}^l, E_k^l|\mathbf{O})} \quad (16)$$

$$P(\bar{E}_q^l|\bar{E}_{q+1}^l, \mathbf{O}) = \frac{P(\bar{E}_q^l, \bar{E}_{q+1}^l|\mathbf{O})}{P(\bar{E}_q^l, \bar{E}_{q+1}^l|\mathbf{O}) + P(E_q^l, \bar{E}_{q+1}^l|\mathbf{O})} \quad (17)$$

となる. 次に離れたセルの条件付き確率  $P(E_k^l|E_j^l, \mathbf{O})$ ,  $P(E_k^l|\bar{E}_j^l, \mathbf{O})$  の計算について述べる.  $k+1$  番目から  $j-1$  番目のセルがとりうる状態を

$$e_{k+1,j-1}^l = \{e_{k+1}^l \cap e_{k+2}^l \cap \dots \cap e_{j-2}^l \cap e_{j-1}^l\} (\in \Phi_{k+1,j-1}^l)$$

とする. まず条件付き確率  $P(E_k^l|E_j^l, \mathbf{O})$  は,

$$\begin{aligned}
P(E_k^l | E_j^l, \mathbf{O}) &= \frac{P(E_k^l, E_j^l | \mathbf{O})}{P(E_j^l, E_{j+1}^l | \mathbf{O}) + P(E_j^l, \bar{E}_{j+1}^l | \mathbf{O})} \\
&= \sum_{e_{k+1, j-1}^l \in \Phi_{k+1, j-1}^l} \frac{P(E_k^l, e_{k+1, j-1}^l, E_j^l | \mathbf{O})}{P(E_j^l, E_{j+1}^l | \mathbf{O}) + P(E_j^l, \bar{E}_{j+1}^l | \mathbf{O})}
\end{aligned}$$

と表せる．しかし，このままでは，例えば  $k+1$  番目のセルから  $j-1$  番目のセルの間に  $Q$  個のセルがあるとすると， $O(2^Q)$  の場合についての和を計算をする必要がある．これは  $P(E_k^l | \bar{E}_j^l, \mathbf{O})$  についても同様となる．これら  $P(E_k^l | E_j^l, \mathbf{O})$ ， $P(E_k^l | \bar{E}_j^l, \mathbf{O})$  の計算量は，各セルの障害物の有無のマルコフ性を考慮し相関を用いることで大きく減少する．

$$\begin{aligned}
&e_q^l, e_{q+1}^l \text{ の間の相関 } c_{q, q+1}^l \text{ は，定義より} \\
c_{q, q+1}^l &= \frac{P(E_q^l, E_{q+1}^l | \mathbf{O}) - P(E_q^l | \mathbf{O})P(E_{q+1}^l | \mathbf{O})}{\sqrt{P(E_q^l | \mathbf{O})P(\bar{E}_q^l | \mathbf{O})P(E_{q+1}^l | \mathbf{O})P(\bar{E}_{q+1}^l | \mathbf{O})}}
\end{aligned}$$

として表すことができる．これをもちいると

$$P(E_k^l, E_j^l | \mathbf{O}) = P(E_k^l | \mathbf{O})P(E_j^l | \mathbf{O}) + \alpha_{k, j} \prod_{q=k}^{j-1} c_{q, q+1}^l \quad (18)$$

$$P(E_k^l, \bar{E}_j^l | \mathbf{O}) = P(E_k^l | \mathbf{O})P(\bar{E}_j^l | \mathbf{O}) - \alpha_{k, j} \prod_{q=k}^{j-1} c_{q, q+1}^l \quad (19)$$

となる．ここで  $\alpha_{k, j} = \sqrt{P(E_k^l | \mathbf{O})P(\bar{E}_k^l | \mathbf{O})P(E_j^l | \mathbf{O})P(\bar{E}_j^l | \mathbf{O})}$  である．これにより  $2^Q$  通りの和が，第二項の  $Q$  回の相関の積に大きく減少し計算量が  $O(Q)$  となる．以上の式 (12) ~ 式 (19) より，隠蔽を考慮した尤度である式 (8) ~ 式 (11) を計算し，事後確率である式 (2) を計算する．

### 3.3. 視線ごとにおける地図の更新例

一つの視線に注目した地図の更新例を用い，隠蔽を考慮した手法（本手法）と考慮しない手法（従来法）との違いについて述べる．

#### 3.3.1. ステレオ視における観測のモデルと尤度

本研究では障害物を検出するセンサとしてステレオ視をもちいる．ステレオ視の誤観測として特徴点の位置検出の誤差と対応付けの間違いとの二種類の誤差を考える．まず，センサモデル  $P(o^l | F_k^l)$  を対応付けが正しい事象  $T$  と正しくない事象  $\bar{T}$  で場合分けを行い， $P(o^l | F_k^l) = P(T)P(o^l | F_k^l, T) + P(\bar{T})P(o^l | F_k^l, \bar{T})$  (20)

とする．ただし， $P(T) = 0.9, P(\bar{T}) = 0.1$  とする．対応付けが正しい場合，観測される視差  $P(o^l | F_k^l, T)$  は図 7 のような量子化された正規分布に従うとする．また対応付けが誤りの場合，観測される  $P(o^l | F_k^l, \bar{T})$  は，とり得る視差の範囲（本実験では 1 ~ 60）で等確率で得られるとする．以上の仮定より計算されるセンサモデル  $P(o^l | F_k^l)$  の例（視差  $o^l = 1, 3, 10, 25$ ）を図 8 に示す．図の横軸は一番手前の障害物の位置をセル（cell）単位で表す．本実験では 1 セルの大きさを 5cm とした．

式 (8) から式 (11) の尤度  $P(o^l | e_j^l, e_{j+1}^l)$  は，式 (20) のセンサモデル  $P(o^l | F_k^l)$  と事前確率  $P(e_j^l, e_{j+1}^l | \mathbf{O})$  を用いて計算できる．また障害物の存在確率の初期分布の推定のためにロボットが実際に移動する環境に近い障害物と空き領域とのモデルを作成し，これより初期分布は各セルの事前確率 0.1，相関 0.871 とした．

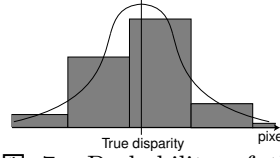


図 7: Probability of the observation of the disparity

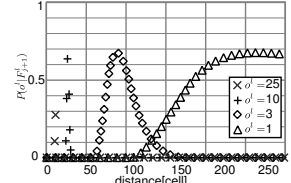


図 8: observation model

#### 3.3.2. 従来法での尤度モデル

従来法では式 (1) のように各セルごとに，そのセルのみに関する観測が得られると仮定している [2, 3, 4]．この手法では，観測された障害物上の特徴点の誤差範囲内の領域の各セル（ここでは  $l$  番目の視線に属しロボットから  $k$  番目のセル）に障害物が存在するという観測  $o_k^l = o_E$  が得られたとし，奥に障害物が観測されていることより，それより手前の領域の各セルに障害物が存在しないという観測  $o_k^l = o_{\bar{E}}$  が得られたとして地図を更新する．更新に用いられる尤度  $P(o_k^l | e_k^l)$  はセンサごとに経験的に与えられ，本実験では以下のように与える．

$$P(o_k^l = o_E | E_k^l) = P(o^l | F_k^l)$$

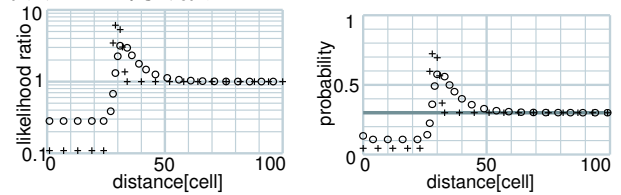
$$P(o_k^l = o_E | \bar{E}_k^l) = P(\bar{T})$$

$$P(o_k^l = o_{\bar{E}} | E_k^l) = P(\bar{T})$$

$$P(o_k^l = o_{\bar{E}} | \bar{E}_k^l) = P(T) \times \{1 - P(o^l | F_k^l, T)\}$$

#### 3.3.3. 典型的な地図の更新例

図 9 は障害物の存在確率が，一様な事前確率のときに視差 10 の観測値が得られたときの地図の推定結果を示す．図 9(a) は更新に用いられた尤度比  $P(o^l | E_k^l) / P(o^l | \bar{E}_k^l)$  を示し，図 9(b) の灰色の直線は事前確率分布と更新後の各セルの障害物の存在確率を示す．本手法（ $\circ$ ）による推定結果と，従来法（ $+$ ）による推定結果との両者において視差 10 に相当するロボットから 30 番目のセル前後の確率が高く推定された．また，本手法でロボットの移動環境には平均して約 40cm（8 セル）の塊で障害物が存在するモデルを用いて事前分布を計算している．このため障害物が存在すると観測された場所よりも奥の誤差範囲外のセルまで平均約 40cm 障害物が続いていると推定され，障害物の存在確率が従来法よりも高く推定された．



(a) Likelihood

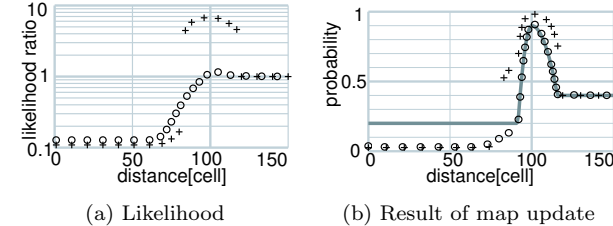
(b) Result of map update

図 9: Result of map update of previous(+) and our( ) method when the robot get the observation of the obstacle in the uniformly-distributed probability area. The gray curve in (b) represents prior probability.

#### 3.3.4. 障害物の有無が限定されたときの地図の更新例

図 10 は，過去の観測により障害物の分布が 90 ~ 120 番目前後のセルに限定された状態で，その分布よりも大きな誤差（80 ~ 120 番目のセル）を持つ視差 3 の観測値が得られた場合の地図の推定例を示す．従来法（ $+$ ）を

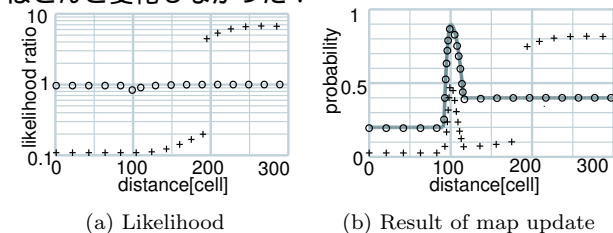
用いた更新では、誤差範囲内全体で障害物の存在する可能性が高く推定された。しかし実際には事前に分かっている情報よりも不確かな情報が得られただけなので、障害物の位置をより限定させる新たな情報が得られていない。このため本手法( )では、図 10(b)のように不確かな観測が得られたことが考慮されロボットから数えて 100 番目前後のセルにおける障害物の存在確率が変化しない。しかしここで得られた観測は少なくとも誤差の範囲より手前の位置に障害物が存在する可能性は低いことを強く示唆する。このため空き領域の可能性が高いことがわかるので、100 番目のセルよりも手前のセルにおいては空き領域が正しく推定された。



(a) Likelihood (b) Result of map update  
 図 10: Result of map update of previous(+) and our( ) method when the robot get the observation whose error is bigger than the distribution of obstacles. The gray curve in (b) represents prior probability.

### 3.3.5. 隠蔽領域に観測が得られたときの地図の更新例

図 11 は、ある程度障害物の位置が確定しつつある状態で、その障害物よりも奥側(隠蔽領域)に障害物が存在するという観測値が得られた場合の地図の更新例を示す。従来法(+)では、遠くに障害物が存在するという視差 1 の観測(ロボットの位置から 200~560 番目のセルに相当)が得られたことによって、0 番目から 200 番目前後のセルにおける障害物の存在確率が下がり、200 番目以降のセルに障害物が存在する確率が高いと推定された。しかし、100 番目前後のセルに障害物が存在することが事前に明らかになっている事を考えると、今回の観測は本来観測が得られない隠蔽領域に障害物が観測された誤観測の可能性が高い。このため隠蔽領域に誤観測が得られたとして、本手法( )においては、この誤観測を自動的に取り除くことができ、更新後の確率がほとんど変化しなかった。



(a) Likelihood (b) Result of map update  
 図 11: Result of map update of previous(+) and our( ) method when the robot get the observation in the occluded area. The gray curve in (b) represents prior probability.

### 3.4. 二次元地図上における障害物存在確率の更新

視線毎に推定した隣同士の二つのセルでの尤度を地図上に投影する。このとき一組の二つのセルに複数の視線から観測が得られた場合は、尤度の平均の値を二つのセルでの尤度とする。また、尤度を推定できなかった二つのセルは、確率の更新を行わない。

地図を同時確率で表現する場合、 $m$  を  $i$  番目のセルの近傍とすれば、

$$P(e_i) = P(e_i, E_m) + (e_i, \bar{E}_m)$$

は、 $m$  にはよらない。しかし、本研究における障害物地図の更新では各視線独立に確率の更新を行うために、地図が満たすべきこの拘束条件を満たせなくなってしまう。そこで、本研究では拘束条件を満たす更新結果を、推定すべき真の更新結果と仮定して地図を推定しなおす。各視線ごとに求めた全てのセルの更新結果が、真の更新結果に対して同程度の分散に従う誤差を持っていると仮定し、ラグランジュの未定係数法を用いて、この拘束条件を満たし、かつ自乗誤差の和が最小となる場合を、真の障害物存在確率地図の更新結果とする。

## 4. 実験

### 4.1. 実験環境

3.3. 節と同様に障害物地図の障害物の各セルの障害物の存在確率の初期確率を 0.1、近傍のセル同士の相関を 0.871 として、シミュレーション環境と実環境での障害物地図の推定実験を行った。このとき、地図推定に用いたセンサモデルは 3.3.1. 節、3.3.2. 節と同様に決めた。

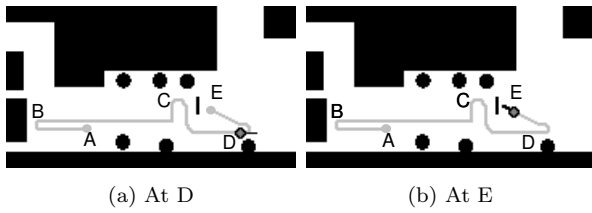
### 4.2. シミュレーション環境における実験

ロボットがシミュレーション環境上を移動し、そのときに得られる仮想的な観測を用いて地図の推定実験を行った。ステレオ視の視差は、障害物が視線上に存在する場合 90% の確率で得られ、観測は式 (20) の分布に従うとした。この実験では、図 12 はそれぞれ障害物の位置と、各時刻でのロボットの位置とを示す。ロボットからのびている黒い線分がロボットの向きを示す。また、それ以外の黒色の領域が障害物を、白い領域が空き領域を示す。ロボットは図の A 地点をスタートして、灰色の線上を B, C, D, E の順に、障害物を観測を観測しながら移動した。

図 13 は従来法による地図の更新結果を、図 14 は本手法による地図の更新結果を示す。それぞれの図の (a) は D 地点まで移動したとき(376 回目)の更新結果を、(b) は E 地点まで移動したとき(519 回目)の更新結果を意味する。それぞれのセルの障害物の存在確率が 5% よりも低い領域を白で、障害物の存在確率が 70% よりも高い領域を黒で示し、それ以外を灰色で示す。

まず、領域 X について、従来法では、D 地点まで移動した時 13(a) のように左側の障害物(机)と右上の障害物(通路のコーナー)、さらにそれ以外の空き領域をそれぞれ正しく推定できていた。しかし、D 地点から E 地点まで移動した時、13(b) のように領域 X に存在する障害物を遠くから観測したために大きな誤差を持つ観測値が得られ、図 10 と同様に事前にわかっていた障害物の有無の情報が失われた。これに対して本手法では誤差の大きな観測よりも図 14(a) で明らかになった障害物の有無を信用するため、図 14(b) でも障害物の有無が保存された。

次に、領域 Y について、従来法では、D 地点まで移動したとき D 地点まで移動したとき、左側の円形の障害物(いす)とその周りの空き領域が正しく検出できていた。しかし、D 地点から E 地点まで移動した時、13(b) のように隠蔽領域に得られた誤観測の影響を受け、



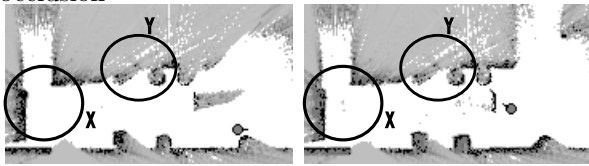
(a) At D (b) At E

図 12: Truth Of Obstacle Map



(a) At D (b) At E

図 13: Result of map update without considering occlusion



(a) At D (b) At E

図 14: Result of map update considering occlusion

図 11 と同様にすでに明らかになっている障害物の有無の情報が失われた．これに対して本手法では，隠蔽領域 Y に得られた観測を自動的に誤観測の可能性が高いと推定し，図 14(a) までで推定された領域 Y の確率はほとんど変化せず図 14(b) でも障害物の有無の情報が保存された．

#### 4.3. 実環境における実験

実環境でロボットがステレオ視を用いて観測を行いながら A 地点から図 15 上の灰色の線上を B, C, D, B の順に移動したときの地図の推定実験を行った．

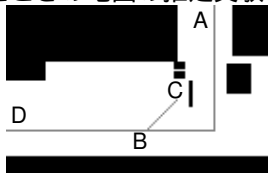


図 15: Rough map of obstacles



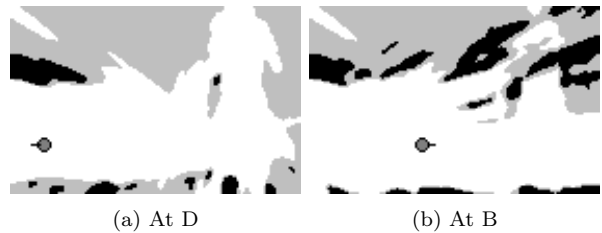
(a) View from A in 図 15 (b) View from D in 図 15

図 16: Robot's view

図 16 はロボットの左カメラから撮影されたロボットの移動環境を示す．図 16(a) は A 地点が図中の下向きに撮影した画像を示し，図 16(b) は B 地点が図中の右向きに撮影した画像を示す．

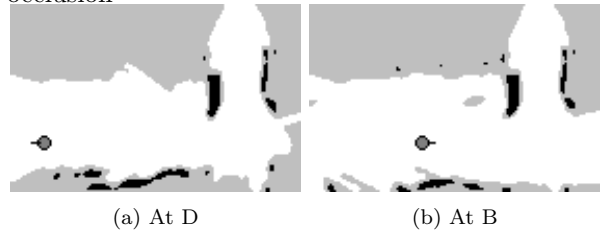
従来方法による地図の推定結果を図 17 に，我々の方法による地図の推定結果を図 18 に示す．図の (a) は口

ポットが D 地点まで進んだ時の地図の推定結果を示し，図の (b) はさらに B まで戻ってきたときの地図の推定結果を示す．まず，従来法では D 地点まで移動したとき，図 17(a) のように，A 地点付近の空き領域が正しく見積もられていた．しかし，D 地点から B 地点まで戻ってきた時，図 17(b) のように誤観測により A 地点付近の障害物の存在確率を誤って高く見積もってしまい，せっかく得られていた空き領域の情報が失われた．これに対して本手法では，D 地点まで移動した時，図 18(a) のように，A 地点付近の空き領域正しく推定し，さらに B 地点まで戻ってきた時，図 18(b) のように，誤観測を自動的に取り除き A 地点付近の空き領域を正しく推定することができた．



(a) At D (b) At B

図 17: Result of map update without considering occlusion



(a) At D (b) At B

図 18: Result of map update considering occlusion

#### 5. おわりに

空間の連続性を正しく扱うことで個々のセルとセンサの間の「見通し」を評価し，センサの隠蔽を正しく考慮した地図の更新手法を提案した．障害物の位置が詳細に判明したあとに誤差の大きな観測が得られた場合や，誤観測による虚像を含んだ観測が得られた場合に，観測の適切な選別を自動的におこなって，障害物地図を正しく推定することができることを実験により確かめた．

- 参考文献
- [1] S. Thrun, "Robotic Mapping: A Survey," in *Exploring Artificial Intelligence in the New Millennium* (G. Lakemeyer and B. Nebel, eds.), Morgan Kaufmann, 2002.
  - [2] J. Miura, Y. Negishi, and Y. Shirai, "Mobile Robot Map Generation by Integrating Omnidirectional Stereo and Laser Range Finder," in *IROS*, pp. 250–255, 2002.
  - [3] S. Thrun, "Learning occupancy grids with forward sensor models," in *Autonomous Robots*, 2002.
  - [4] H. P. Moravec, "Sensor fusion in certainty grids for mobile robots," in *AI Magazine, Summer*, pp. 61–74, 1988.