

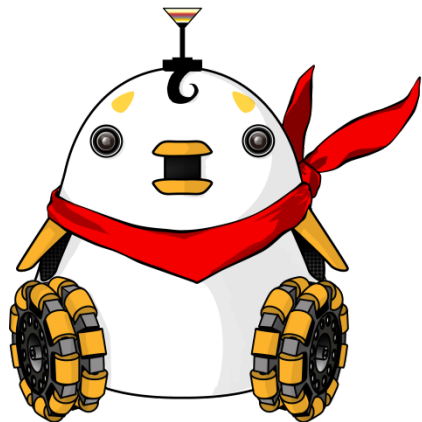
人工知能

第9章 状態推定(1)

ベイズフィルタ

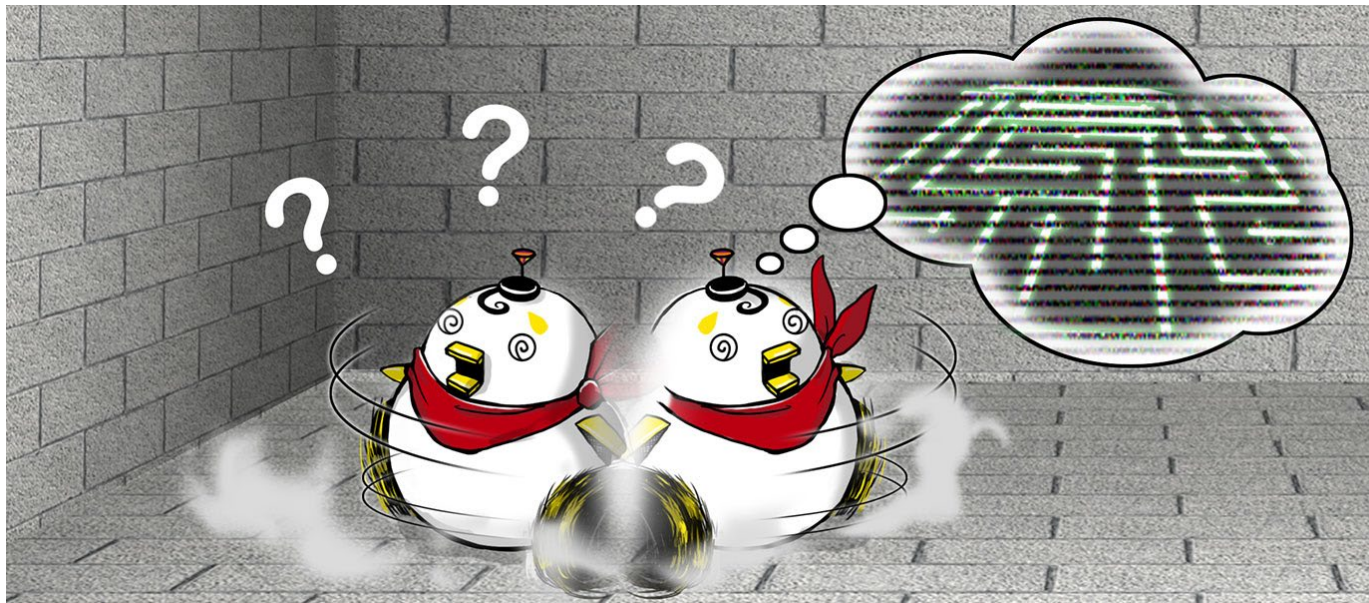
立命館大学 情報理工学部

谷口彰



STORY 状態推定(1)

- ホイールダック2号はハッと気づいた。自分が今、**迷路のどこにいるのかがわからない**。前後左右を見たが、前に壁、左右後ろは通路だ。頭の中の地図を参照したが、こんな場所は迷路の中にはいくつもある。自分はいったいどこにいるんだろう？
- これまでホイールダック2号は自分が迷路の中のどこにいるのかなんて、わかるのが当たり前だと思っていた。しかし、現実とはそうではなかった。**ホイールダック2号は限られた周囲の情報から自分の位置を知る能力を身につけなければならない。**



仮定 状態推定 (1)

- ホイールダック 2 号は迷路の完全な地図を持っているものとする.
- ホイールダック 2 号は自分がどこにいれば (確率的に) どんな観測が得られるか知っているものとする.
- ホイールダック 2 号はそれぞれの状態で自分がどんな行動をとれば, (確率的に) どの状態へ移動するのかを知っているものとする.

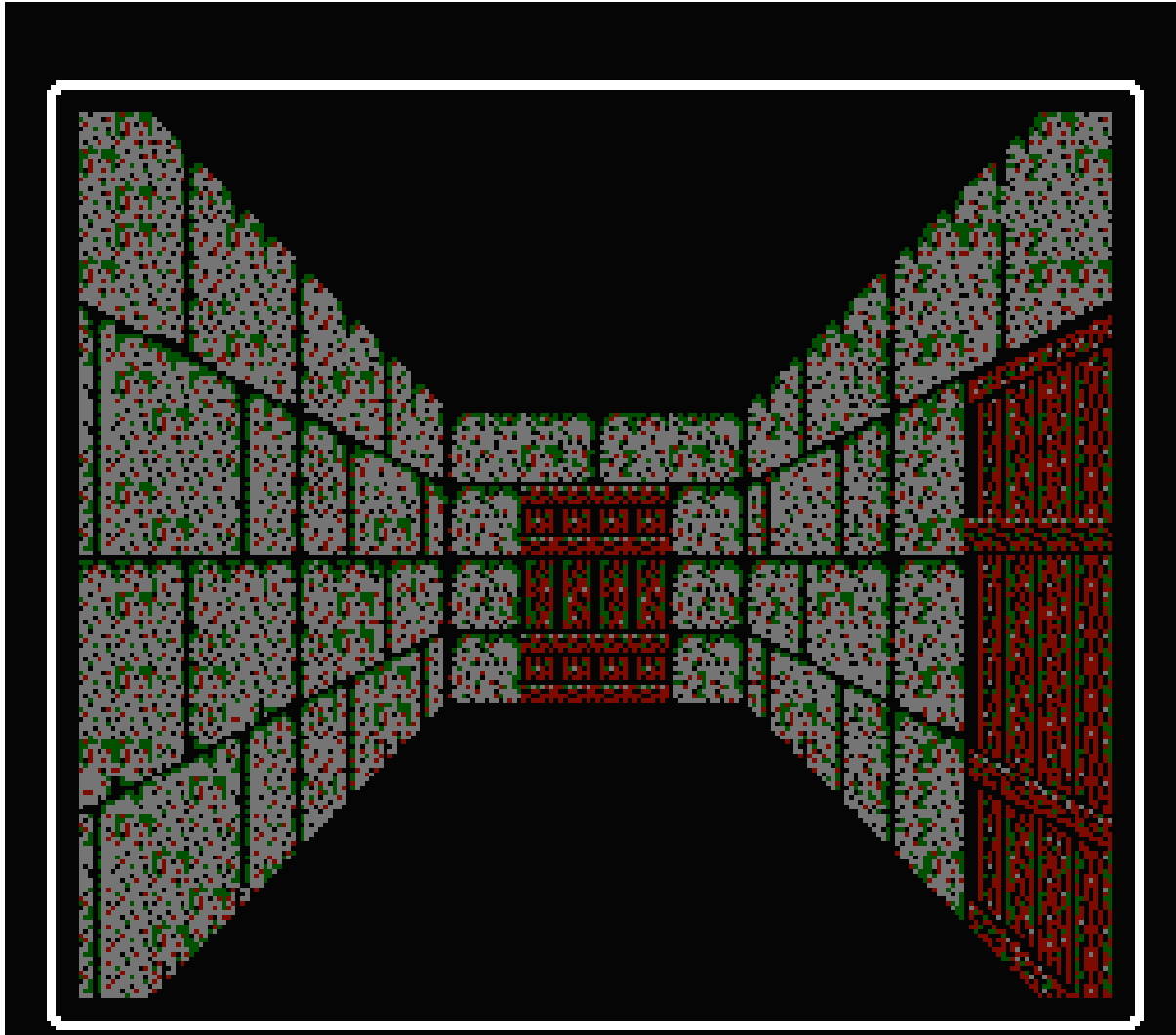
Contents

□9.1 状態推定の問題

□9.2 ベイズフィルタ

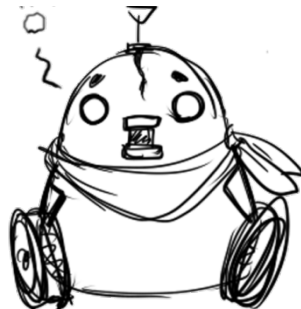
□9.3 通路上のホイールダック 2 号の位置推定
(ベイズフィルタ編)

ダンジョン系RPG



「ホイールダック2号は道に迷った」

ココハドコ？



9.1.1 位置の不確実性

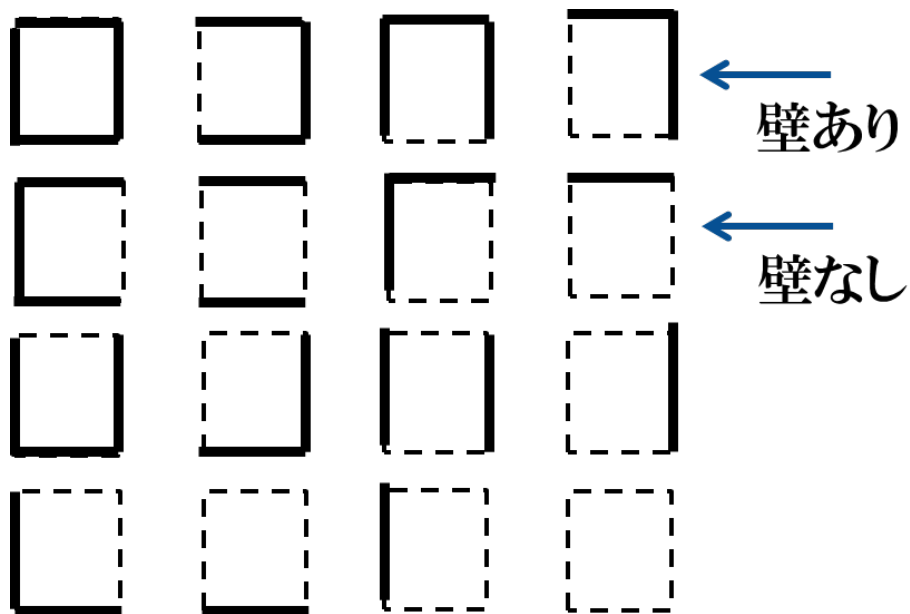
- ロボットは多くの場合、**自分の周りの情報のみ**をとることが出来る。
- ホイールダック2号は360度カメラを持っており、これを用いることで、**前後左右に壁があるかどうかについては認識**する事ができる。
- しかし、この観測だけで自己位置を決定することはできない。



1. 観測には測定誤差がある。
2. 同じ観測が得られる場所がある。

一度の観測で得られた情報が計測ミスかもしれない、

同じ観測が得られる場所がある.



あり得る観測値

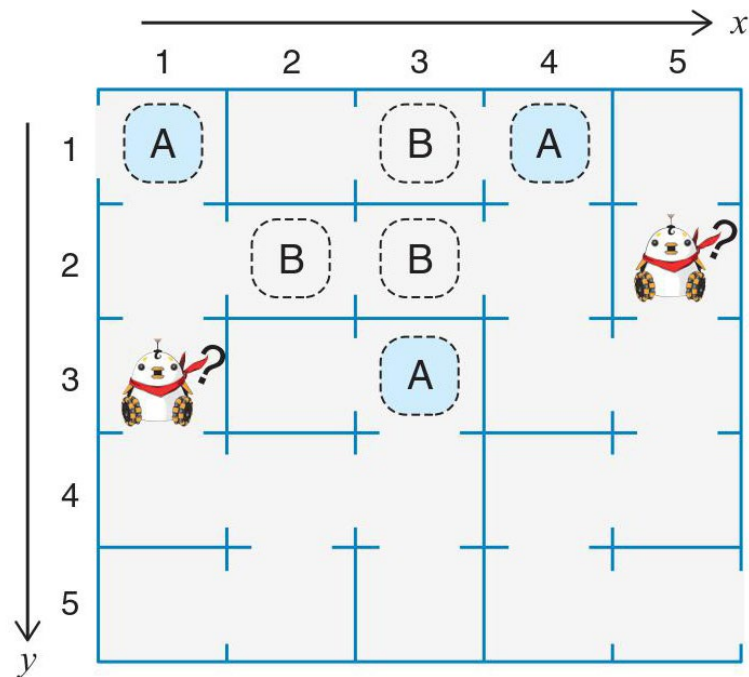
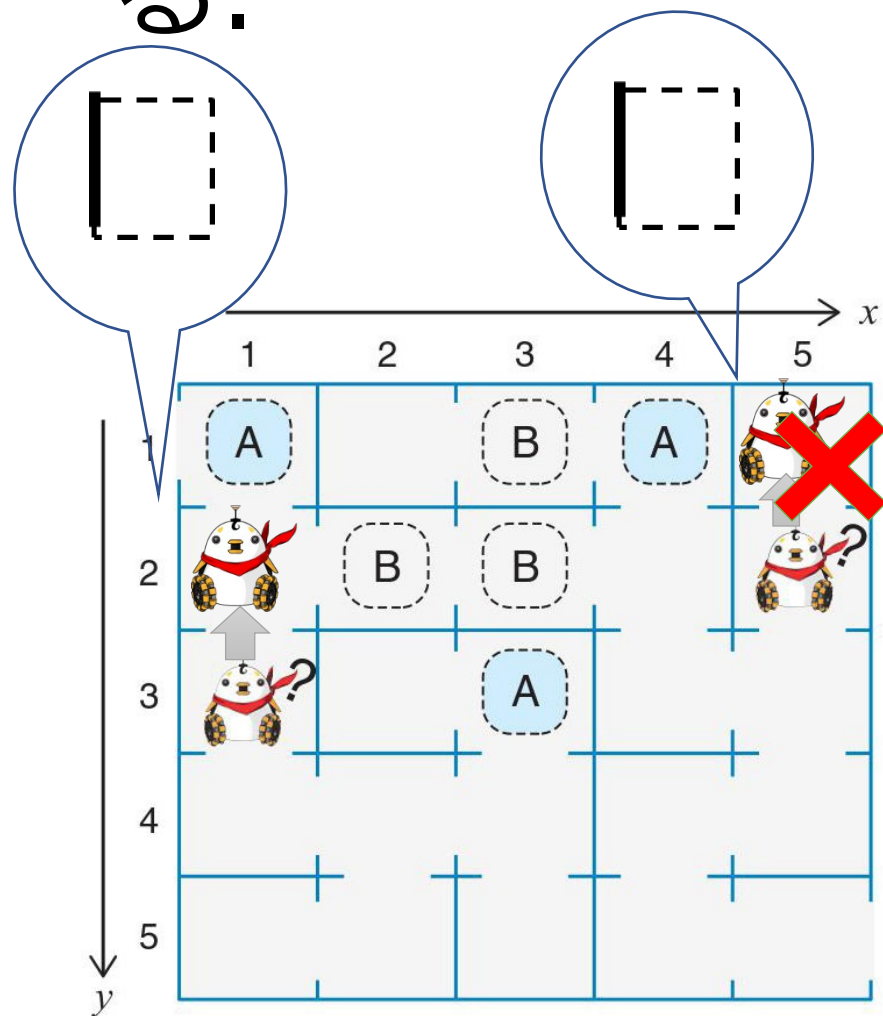


図 9.3 迷路における自己位置推定の問題

同じ観測が得られる場所

一回の観測で得られる観測値だけでは、自己位置を特定し切ることはいできない。

そんな時は動いてみればいい。
移動することによって違いが見える。



- 移動してみることによって、自分の居場所の認識がクリアになることがある。
- このように複数時間にまたがるセンサ情報と移動に関わる行動情報を蓄積し統合することで、自らの位置を特定していくのが**自己位置推定**の問題である。

図 9.3 迷路における自己位置推定の問題

9.1.2 マルコフ決定過程

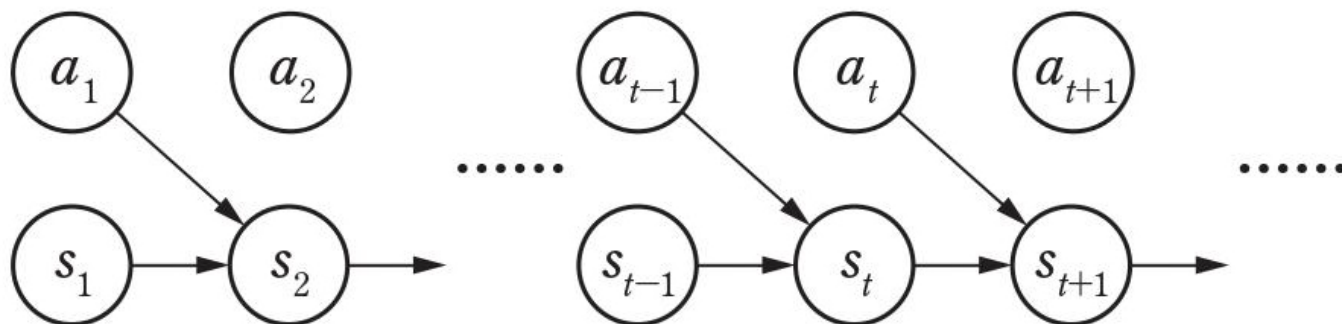


図 7.8 マルコフ決定過程のグラフィカルモデル

$$P(s_{t+1} | s_{1:t}, a_{1:t}) = P(s_{t+1} | s_t, a_t)$$
$$s_{1:t} = \{s_1, s_2, \dots, s_t\}$$
$$a_{1:t} = \{a_1, a_2, \dots, a_t\}$$

s_t が観測可能でないということが位置推定の問題

9.1.2 部分観測マルコフ決定過程

POMDP(Partially Observable Markov Decision Process)

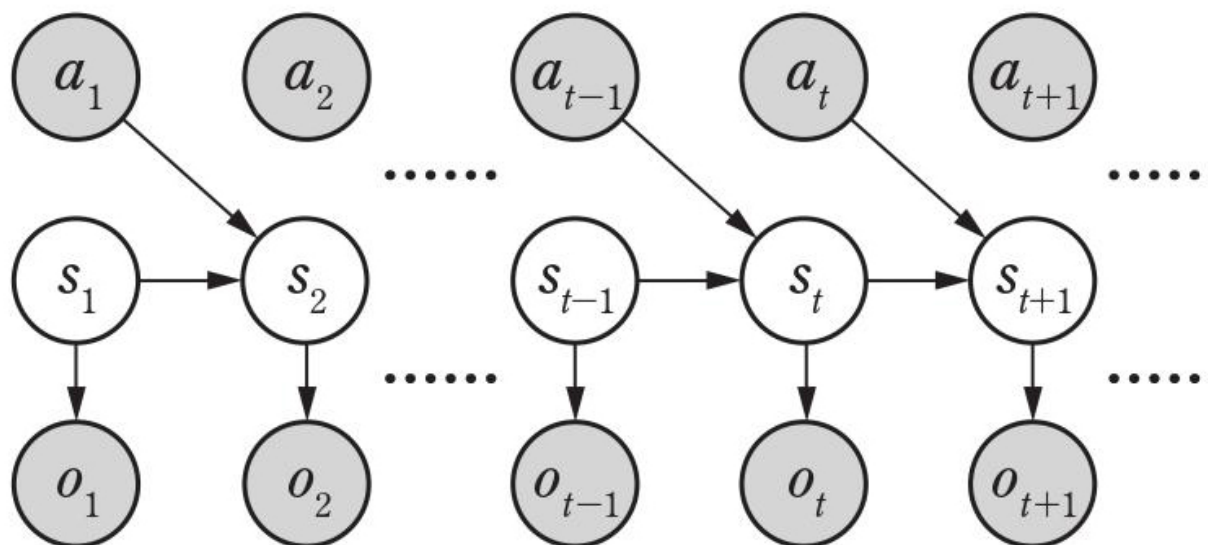


図 9.5

部分観測マルコフ決定過程のグラフィカルモデル

$P(o_t|s_t)$ により観測 o_t が得られる

Contents

□9.1 状態推定の問題

□9.2 ベイズフィルタ

□9.3 通路上のホイールダック 2 号の位置推定
(ベイズフィルタ編)

9.2.1 ベイズフィルタ

- 時刻 t の時点では、ロボットは $o_{1:t}, a_{1:t-1}$ の情報を得ている.
- これより、ロボットが知るべきはその条件下での s_t の情報である.
- これを純粹にベイズ則を適用することで求めるのが**ベイズフィルタ**である.

地道なベイズ則の適用によって
行動 a と観測 o から隠れた状態 s を見抜く！

導出



諦めずに式を追うんだ！
そうじゃないと迷子になるぜーっ！

- 時刻 t において位置 s_t に存在する確率を
 $F_t(s_t) = P(s_t|o_{1:t}, a_{1:t-1})$ とする.

$$F_t(s_t) = P(s_t|o_{1:t}, a_{1:t-1}) \quad (9.1)$$

$$= \frac{P(s_t, o_t|o_{1:t-1}, a_{1:t-1})}{P(o_t|o_{1:t-1}, a_{1:t-1})} \dots \text{乗法定理の逆} \quad (9.2)$$

$$\propto P(s_t, o_t|o_{1:t-1}, a_{1:t-1}) \dots \text{分母は } s_t \text{ に依存しない} \quad (9.3)$$

$$= P(o_t|s_t, o_{1:t-1}, a_{1:t-1})P(s_t|o_{1:t-1}, a_{1:t-1}) \dots \text{乗法定理} \quad (9.4)$$

$$= P(o_t|s_t)P(s_t|o_{1:t-1}, a_{1:t-1}) \dots o_t \text{ は } s_t \text{ のみに依存} \quad (9.5)$$

導出の続き

$$= P(o_t|s_t) \sum_{s_{t-1}} P(s_t, s_{t-1}|o_{1:t-1}, a_{1:t-1}) \cdots \text{周辺化の逆} \quad (9.6)$$

$$= P(o_t|s_t) \sum_{s_{t-1}} P(s_t|s_{t-1}, o_{1:t-1}, a_{1:t-1}) P(s_{t-1}|o_{1:t-1}, a_{1:t-1})$$

... 乗法定理, s_{t-1} と a_{t-1} は独立 (9.7)

$$= P(o_t|s_t) \sum_{s_{t-1}} P(s_t|s_{t-1}, a_{t-1}) P(s_{t-1}|o_{1:t-1}, a_{1:t-2})$$

... マルコフ性の仮定 (9.8)

$$= \underbrace{P(o_t|s_t)}_{\text{センサ情報}} \sum_{s_{t-1}} \underbrace{P(s_t|s_{t-1}, a_{t-1})}_{\text{状態遷移確率}} \underbrace{F_{t-1}(s_{t-1})}_{\text{1 ステップ前の存在確率}} \quad (9.9)$$

$$:= G_t(s_t) \cdots F_t(s_t) \text{ に比例する値} \quad (9.10)$$

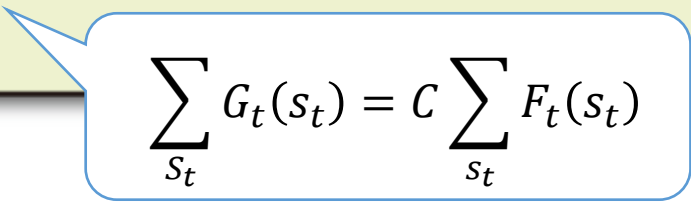
9.2.2 ベイズフィルタのアルゴリズム

Algorithm 9.1 ベイズフィルタ

- ① $F_0(s_0)$ を初期化する. $F_0(s_0) = P(s_0)$
- ② for $t = 1$ to T do
- ③ a_{t-1} で移動し, o_t を観測する.
- ④ すべての s_t に対して下記の G_t を計算する.

$$G_t(s_t) \leftarrow P(o_t|s_t) \sum_{s_{t-1}} P(s_t|s_{t-1}, a_{t-1}) F_{t-1}(s_{t-1}) \quad (9.11)$$

- ⑤ $F_t(s_t) \leftarrow G_t(s_t) / \sum_s G_t(s)$ (9.12)
- ⑥ end for


$$\sum_{s_t} G_t(s_t) = C \sum_{s_t} F_t(s_t)$$



演習9-1 導出の確認

1. 導出の式(9.1)～式(9.10)をノートに書き写そう.
2. 順番に一行ずつ各行の式変形がなぜそのようになるか, 説明してみよう.
(適宜, 「第5, 6回 確率とベイズ理論の基礎」に関する部分を参照しよう)



Contents

□9.1 状態推定の問題

□9.2 ベイズフィルタ

□9.3 通路上のホイールダック 2 号の位置推定
(ベイズフィルタ編)

通路上 (1)

- 5つだけのマスがあり、このなかをホイールダック2号は移動する.
- 移動は**80%の確率で成功**する.
- **70%の確率で正しい観測**が得られるが、誤認識が発生した場合はそれぞれ**2%の確率でのこり15個の選択肢**の中から誤った観測が得られるものとする.

(30%/15通り)

$F_{t-1}(s_{t-1})$
確率的状態遷移

$$\sum_{s_{t-1}} P(s_t | s_{t-1}, a_{t-1}) F_{t-1}(s_{t-1})$$

$P(o_t | s_t)$

$G_t(s_t)$

正規化

$F_t(s_t)$



0.20	0.20	0.20	0.20	0.20
------	------	------	------	------

(1) 移動 $P(s_t | s_{t-1}, a_{t-1})$



0.04	0.20	0.20	0.20	0.36
------	------	------	------	------

(2) 観測 $P(o_t | s_t)$



0.02	0.70	0.70	0.70	0.02
------	------	------	------	------

(3) 移動と観測の情報統合 G_t



0.00	0.14	0.14	0.14	0.01
------	------	------	------	------

(4) 正規化 F_t



0.00	0.33	0.33	0.33	0.02
------	------	------	------	------

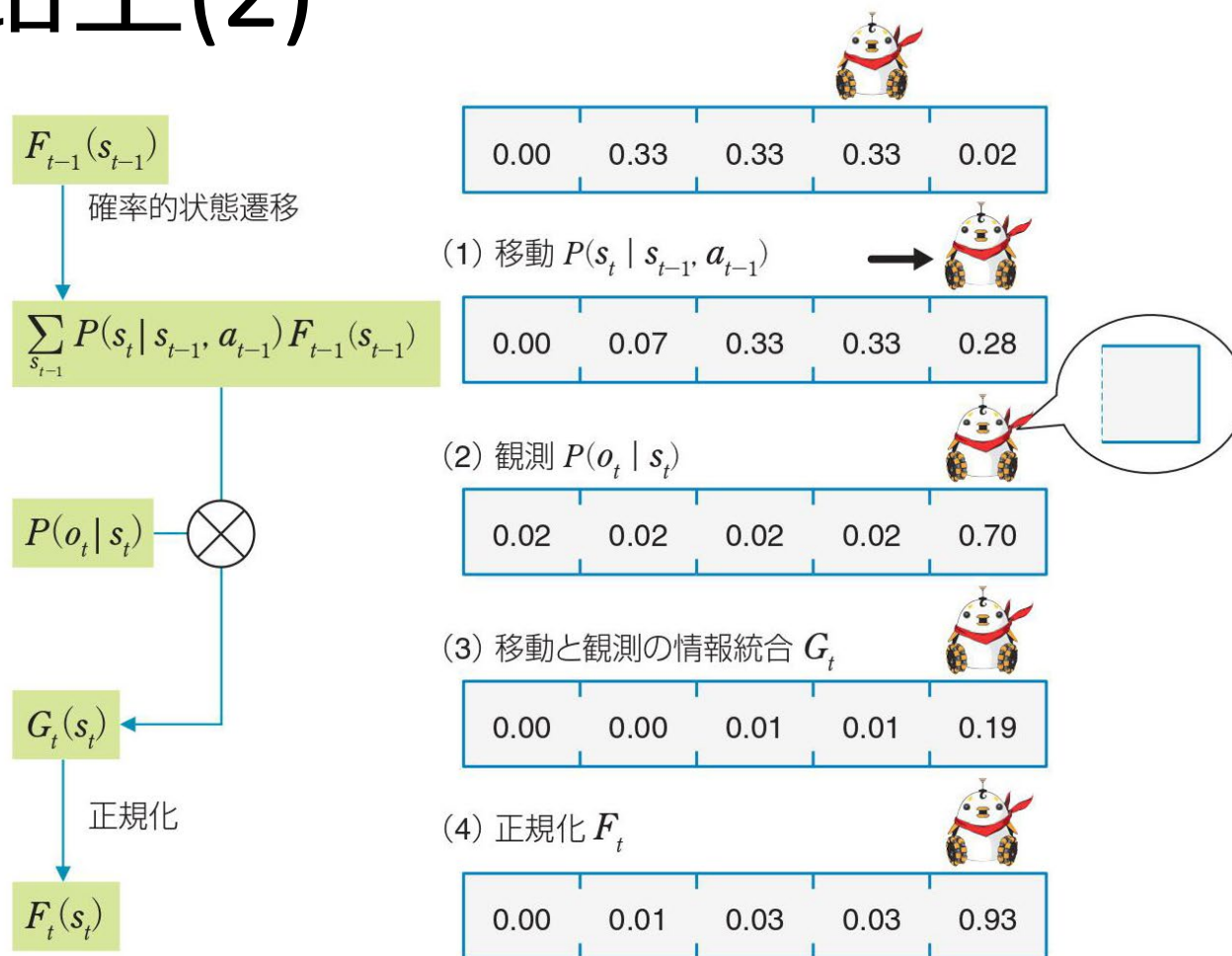
参考) 観測のみでの推定

0.01	0.33	0.33	0.33	0.01
------	------	------	------	------

図 9.6

ホイールダック 2 号の位置推定 1 ステップ目

通路上(2)

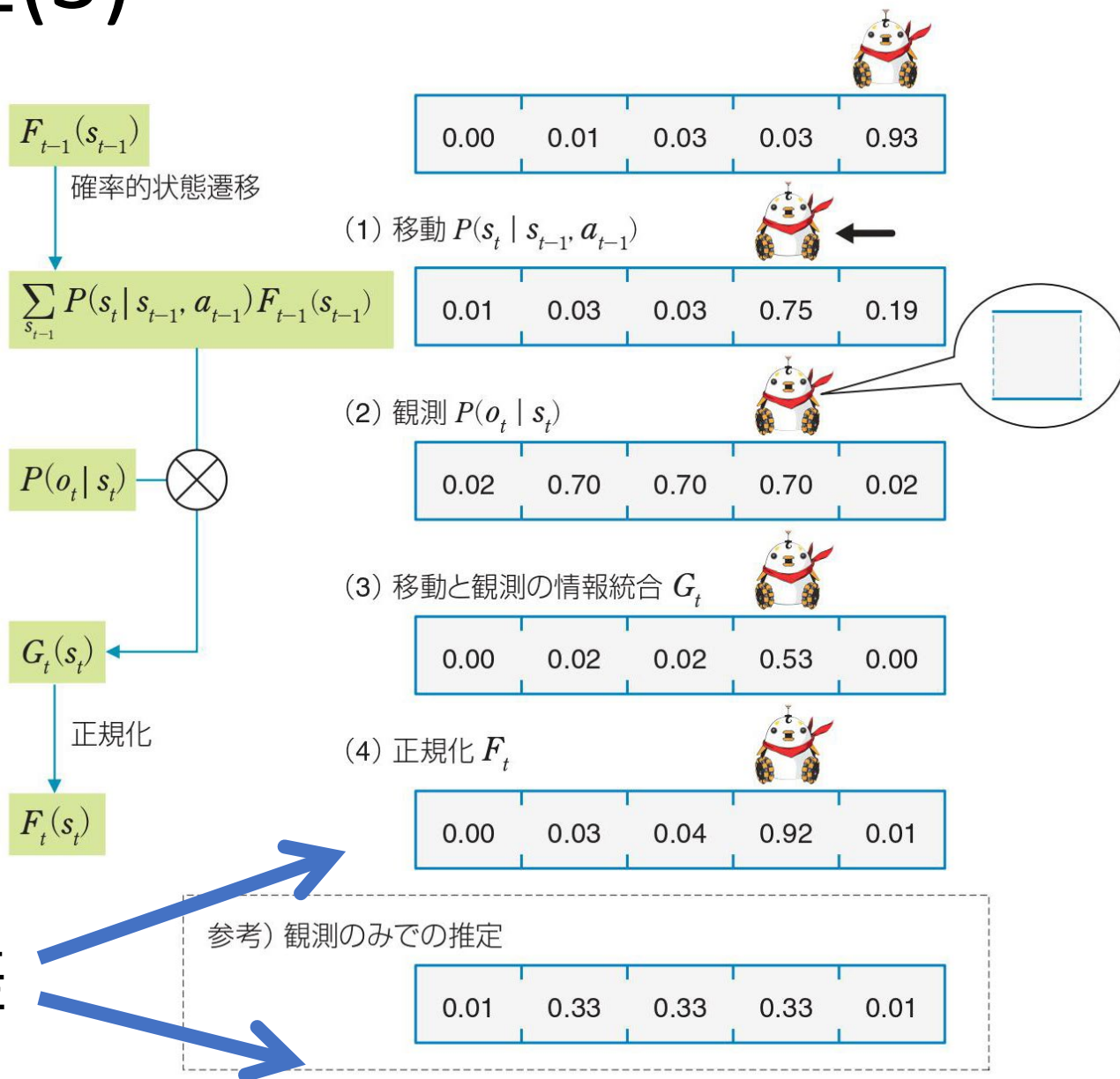


参考) 観測のみでの推定

0.03	0.03	0.03	0.03	0.90
------	------	------	------	------

図 9.7 ホイールダック 2 号の位置推定 2 ステップ目

通路上(3)



大きな差

図 9.8

ホイールダック 2 号の位置推定 3 ステップ目

ベイズフィルタまとめ

- その時刻の観測のみで自己位置推定を行うことは

$P(s_t | o_t)$ を計算することである.

- これに対して, ベイズフィルタでは理論的に

$P(s_t | o_{1:t}, a_{1:t-1})$ を計算しているために, これまでの全ての観測と全ての行動を考慮にいれて自己位置推定を行っていることに起因する.

自己位置推定は時間を超えた情報統合がポイント

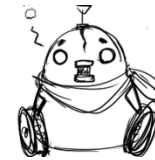
演習9-2 ベイズフィルタ

ベイズフィルタに関して**最も不適切な説明**になっているものを以下から選べ.

1. ベイズフィルタではロボットが移動し観測が得られる度に自己位置の存在確率がアップデートされる.
2. ベイズフィルタでは時刻 t においてその時の観測 o_t のみを用いて自己位置推定を行う.
3. ベイズフィルタで行っているのは基本的には自己位置のベイズ推論である.
4. ベイズフィルタにおける自己位置の更新では基本的に状態遷移モデルと観測モデルは共に既知とする.

はじまりは無情報

1/10	1/10	1/10	1/10
1/10	1/10	1/10	
1/10	1/10	1/10	



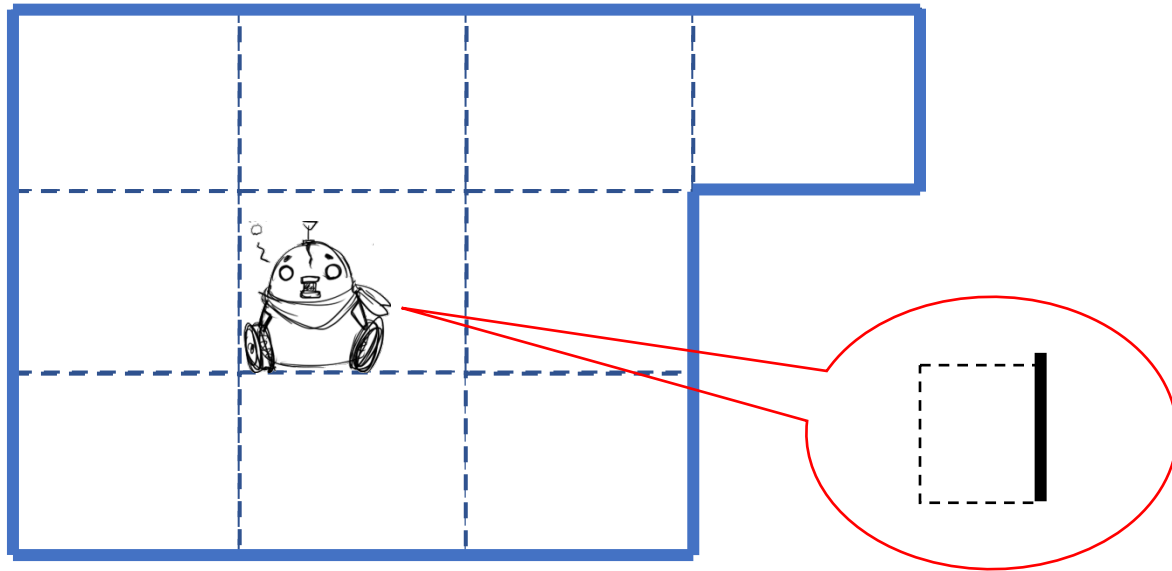
ホイールダック2号はスタート時**無情報**であるとする.

無情報=まったく情報がない=>一様分布

全てが等確率ということで初期化する.

10セルあるので1/10.

演習9-3



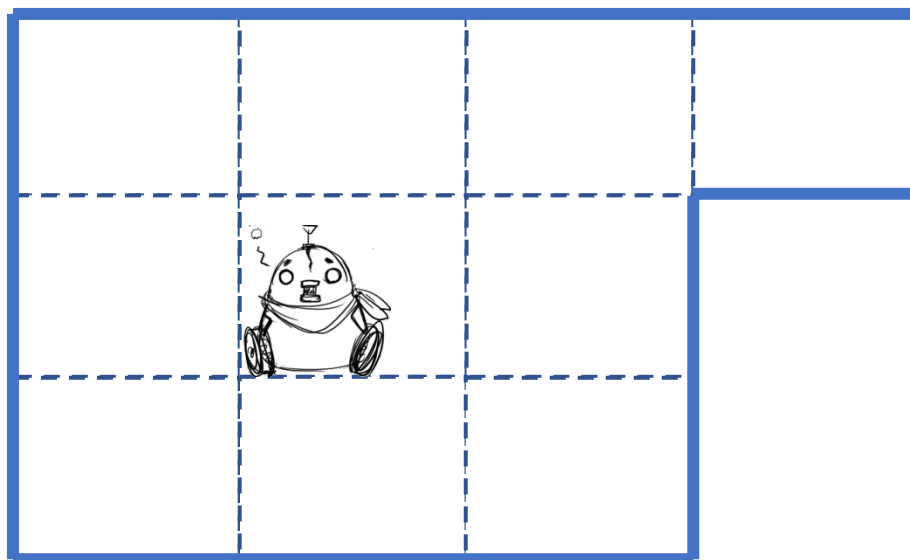
前スライドの状況の後にホイールダック2号が「停止行動」をとり、観測を行ったところ右のような観測を得た。この観測を得た後のホイールダック2号が各位置に居る確率をそれぞれのマスに対して示せ。

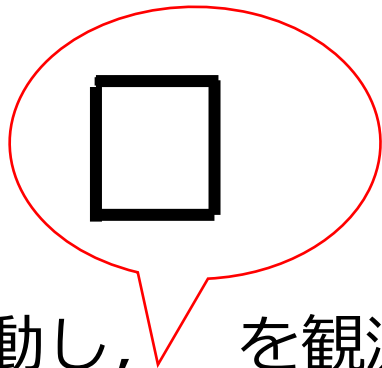
「停止行動」では確率1で $s_t = s_{t-1}$ となるとする。
観測確率に関する条件はこれまでの説明と同じとする

まとめ

- 位置推定はなぜ必要で、どのような問題なのかについて学んだ.
 - 部分観測マルコフ決定過程について学んだ.
 - ベイズフィルタのアルゴリズムを導出した.
 - 例を通して自己位置推定の基本的手続きについて確認した.
-
- 次回
 - 状態推定（2）
 - 粒子フィルタ
 - SLAM

第9回 小テスト



演習9-3の後にホイールダック2号は左に移動し、を観測した。
その後の自己位置の確率を上記セル上に表示せ。