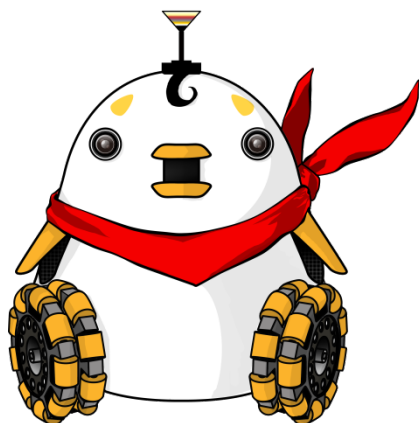


人工知能

第9回 位置推定 ベイズフィルタ

立命館大学 情報理工学部 知能情報学科

萩原良信



STORY 位置推定(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.
- 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 位置推定(1)

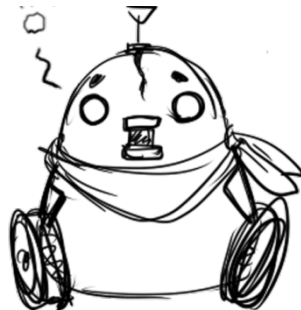
- ホイールダック2号は迷路の完全な地図を持っているものとする.
- ホイールダック2号は自分がどこにいればどんな観測が得られるか知っているものとする(ただし確率的に).
- ホイールダック2号はそれぞれの状態で自分がどんな行動をとれば, どの状態へ移動するのかを知っているものとする(ただし確率的に).

Contents

- 8.1 位置推定の問題
- 8.2 部分観測マルコフ決定過程
- 8.3 ベイズフィルタ
- 8.4 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)

「ホイールダック2号は道に迷った」

ココハドコ？



8.1.1 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つきものである
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.

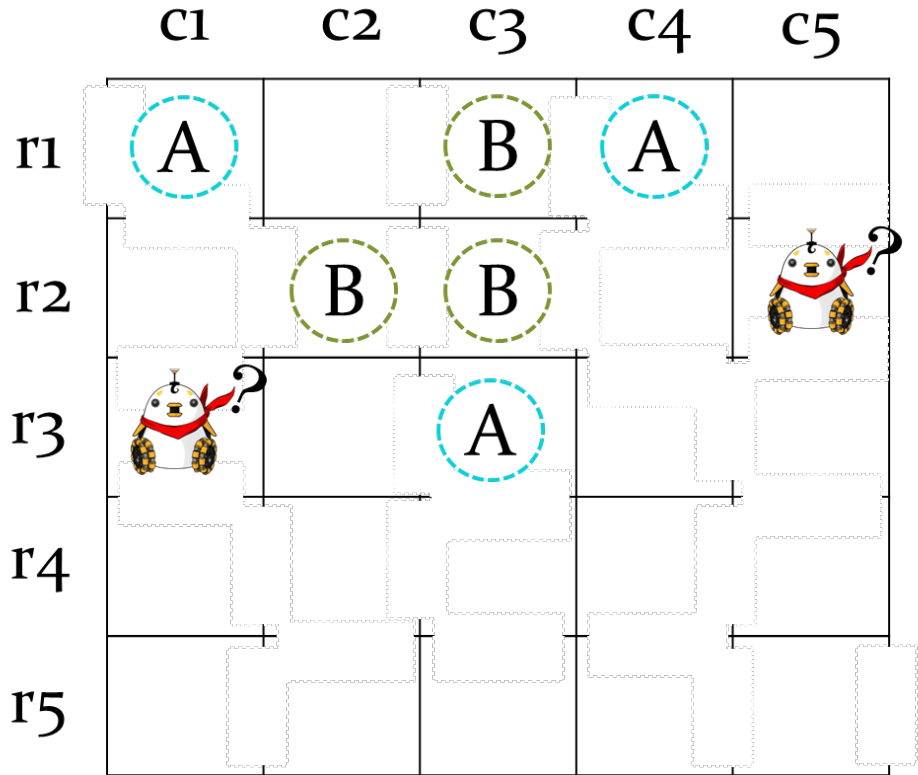
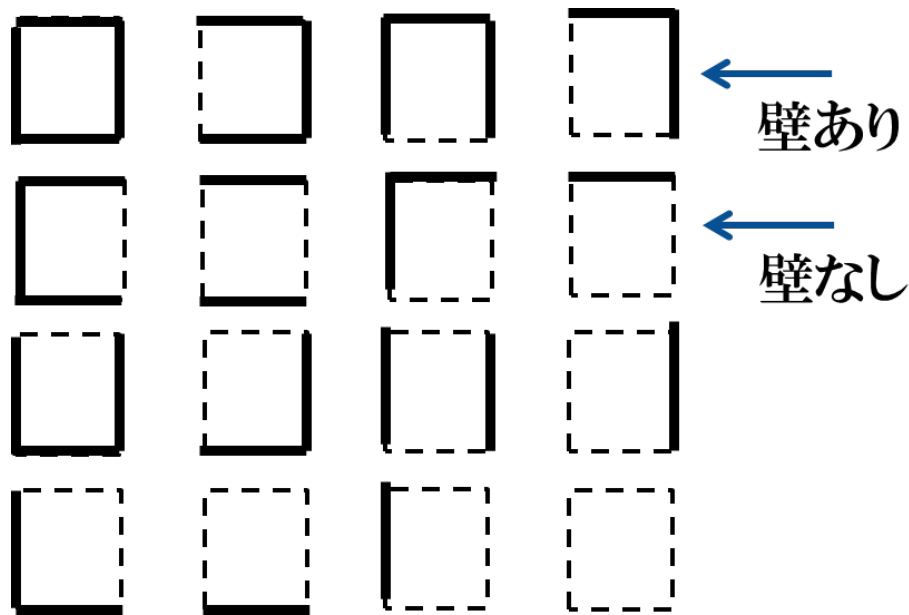
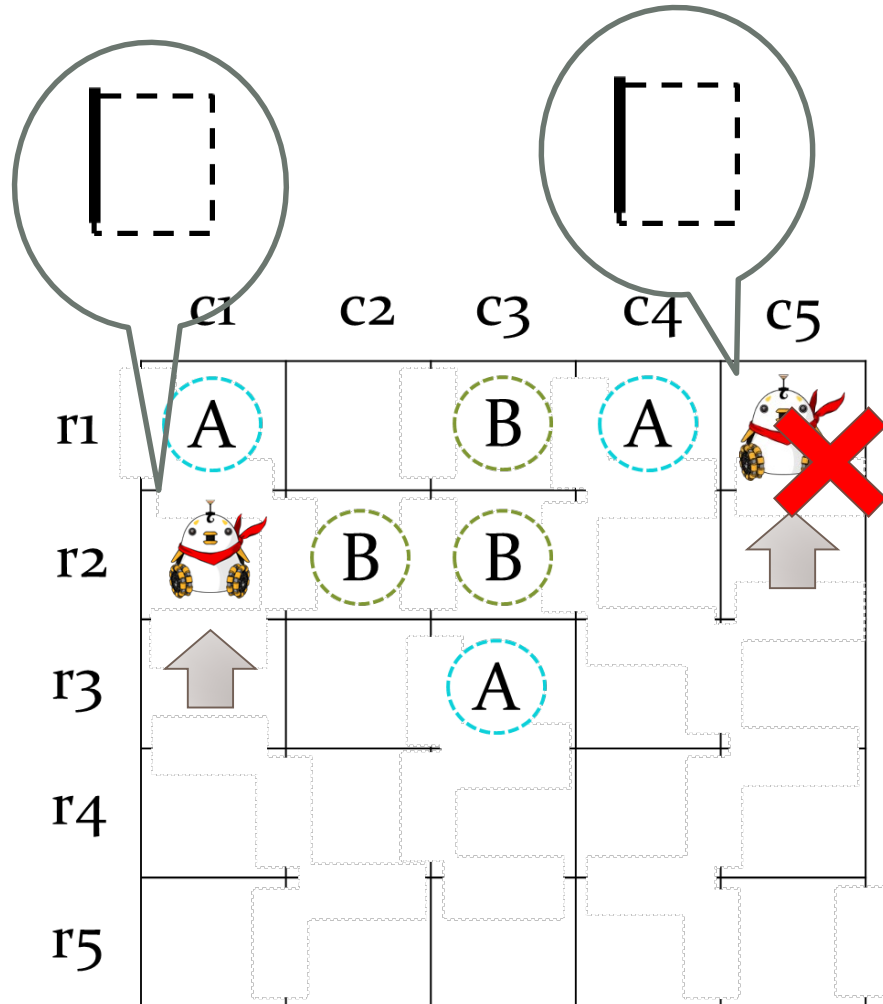


図8.2 あり得る観測値

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にはできない。

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。

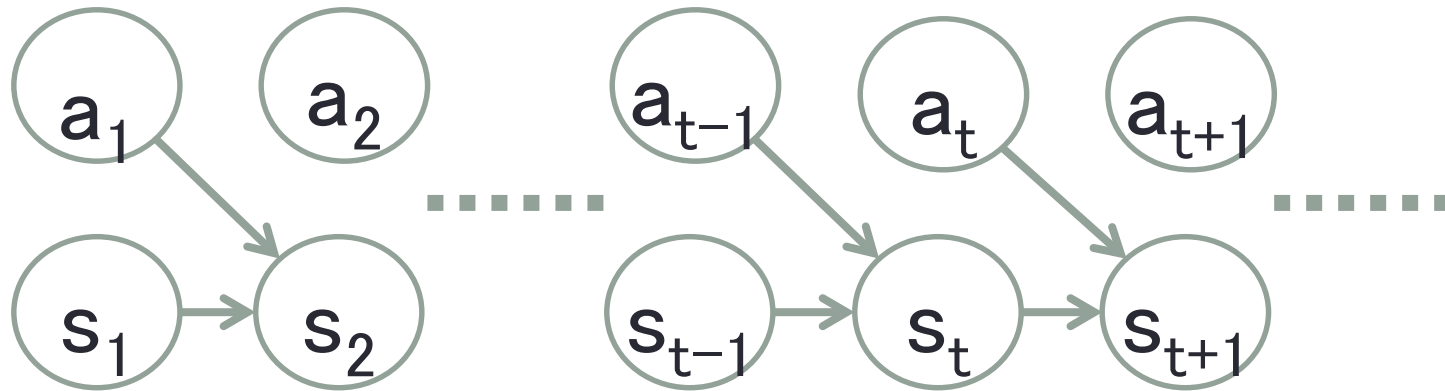


- 移動してみることで、自分の居場所の認識がクリアになることがある。
- このように複数時間にまたがるセンサ情報と移動に関わる行動情報を蓄積し統合することで、自らの位置を特定していくのが自己位置推定の問題である。

Contents

- 8.1 位置推定の問題
- 8.2 部分観測マルコフ決定過程
- 8.3 ベイズフィルタ
- 8.4 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)

8.2.1 マルコフ決定過程



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

8.2.2 部分観測マルコフ決定過程

Partially Observable Markov Decision Process

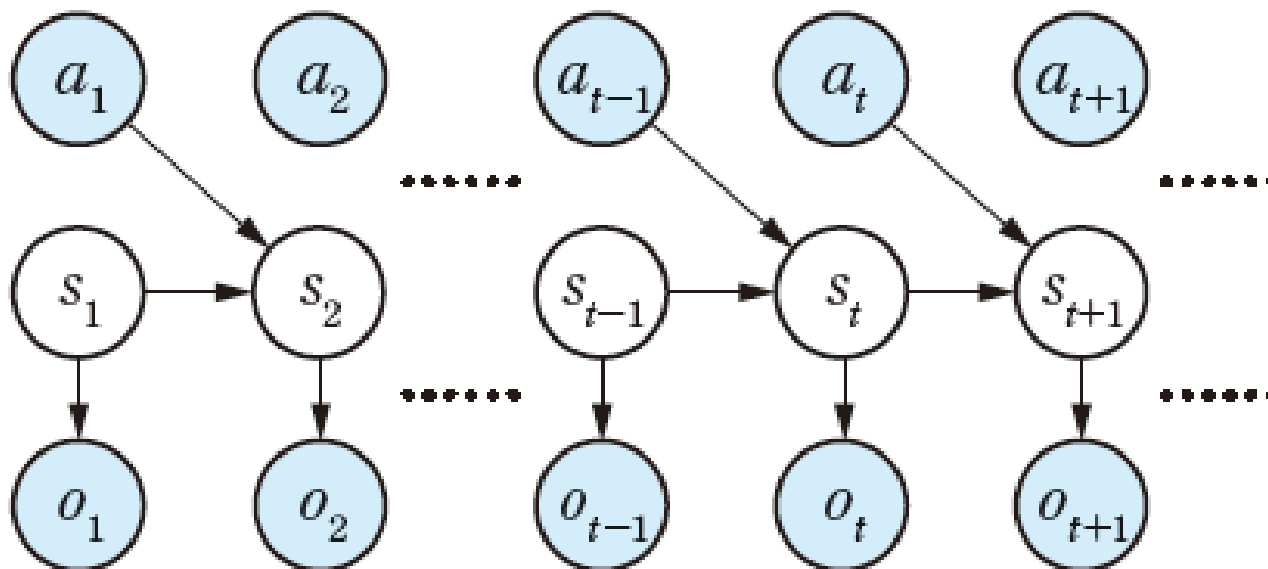


図 8.5

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

- 8.1 位置推定の問題
- 8.2 部分観測マルコフ決定過程
- 8.3 ベイズフィルタ
- 8.4 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)

8.3.1 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.

$$F_t(s_t) = P(s_t | o_{1:t}, a_{1:t-1}) \quad (8.4)$$

$$= \frac{P(s_t, o_t | o_{1:t-1}, a_{1:t-1})}{P(o_t | o_{1:t-1}, a_{1:t-1})} \dots \text{乗法定理の逆} \quad (8.5)$$

$$\propto P(s_t, o_t | o_{1:t-1}, a_{1:t-1}) \dots \text{分母は } s_t \text{ に依存しない} \quad (8.6)$$

$$= P(o_t | s_t, o_{1:t-1}, a_{1:t-1}) P(s_t | o_{1:t-1}, a_{1:t-1}) \dots \text{乗法定理} \quad (8.7)$$

$$= P(o_t | s_t) P(s_t | o_{1:t-1}, a_{1:t-1}) \dots o_t \text{ は } s_t \text{ のみに依存} \quad (8.8)$$

$$= P(o_t | s_t) \sum_{s_{t-1}} P(s_t, s_{t-1} | o_{1:t-1}, a_{1:t-1}) \dots \text{周辺化の逆} \quad (8.9)$$

導出の続き

$$= P(o_t|s_t) \sum_{s_{t-1}} P(s_t, s_{t-1}|o_{1:t-1}, a_{1:t-1}) \cdots \text{周辺化の逆} \quad (8.9)$$

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

... 乗法定理 (8.10)

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

... マルコフ性の仮定 (8.11)

$$= \underbrace{P(o_t|s_t)}_{\text{センサ情報}} \sum_{s_{t-1}} \underbrace{P(s_t|s_{t-1}, a_{t-1})}_{\text{状態遷移確率}} \underbrace{F_{t-1}(s_{t-1})}_{1 \text{ ステップ前の存在確率}} \quad (8.12)$$

$$\equiv G_t(s_t) \cdots F_t(s_t) \text{ に比例する値} \quad (8.13)$$

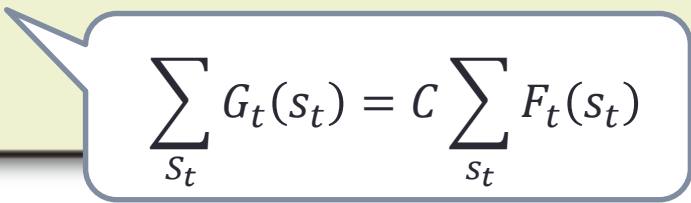
8.3.2 ベイズフィルタのアルゴリズム

Algorithm 8.1 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.

$$G_t(s_t) \leftarrow P(o_t|s_t) \sum_{s_{t-1}} P(s_t|s_{t-1}, a_{t-1}) F_{t-1}(s_{t-1}) \quad (8.14)$$

- ⑤ $F_t(s_t) \leftarrow G_t(s_t) / \sum_s G_t(s)$ (8.15)
- ⑥ end for


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

演習8-1 導出の確認

1. 教科書の式(8.4)～式(8.13)をノートに書き写せ.
2. 隣の学生とペア(三人組でもよい)になり, 順番に各行の式変形がなぜそのようになるか, 説明せよ.
(適宜, 第6章を参照のこと)



Contents

- 8.1 位置推定の問題
- 8.2 部分観測マルコフ決定過程
- 8.3 ベイズフィルタ
- 8.4 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% (30%/15通り) の確率で図8.2の残り15通りの選択肢の中から誤った観測が得られるものとする.

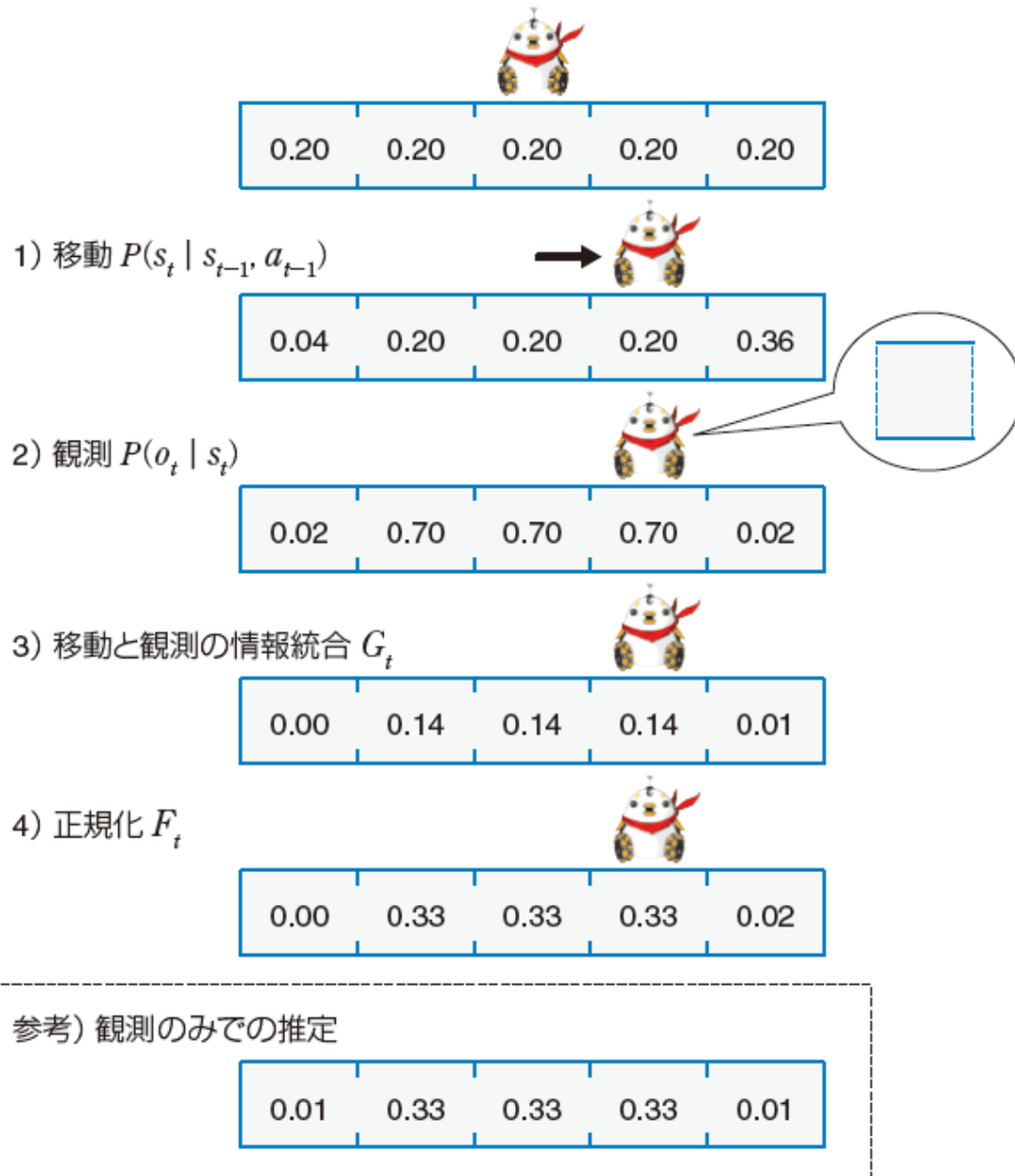


図 8.6

ホイールダック 2 号の位置推定 1 ステップ目

通路上(2)

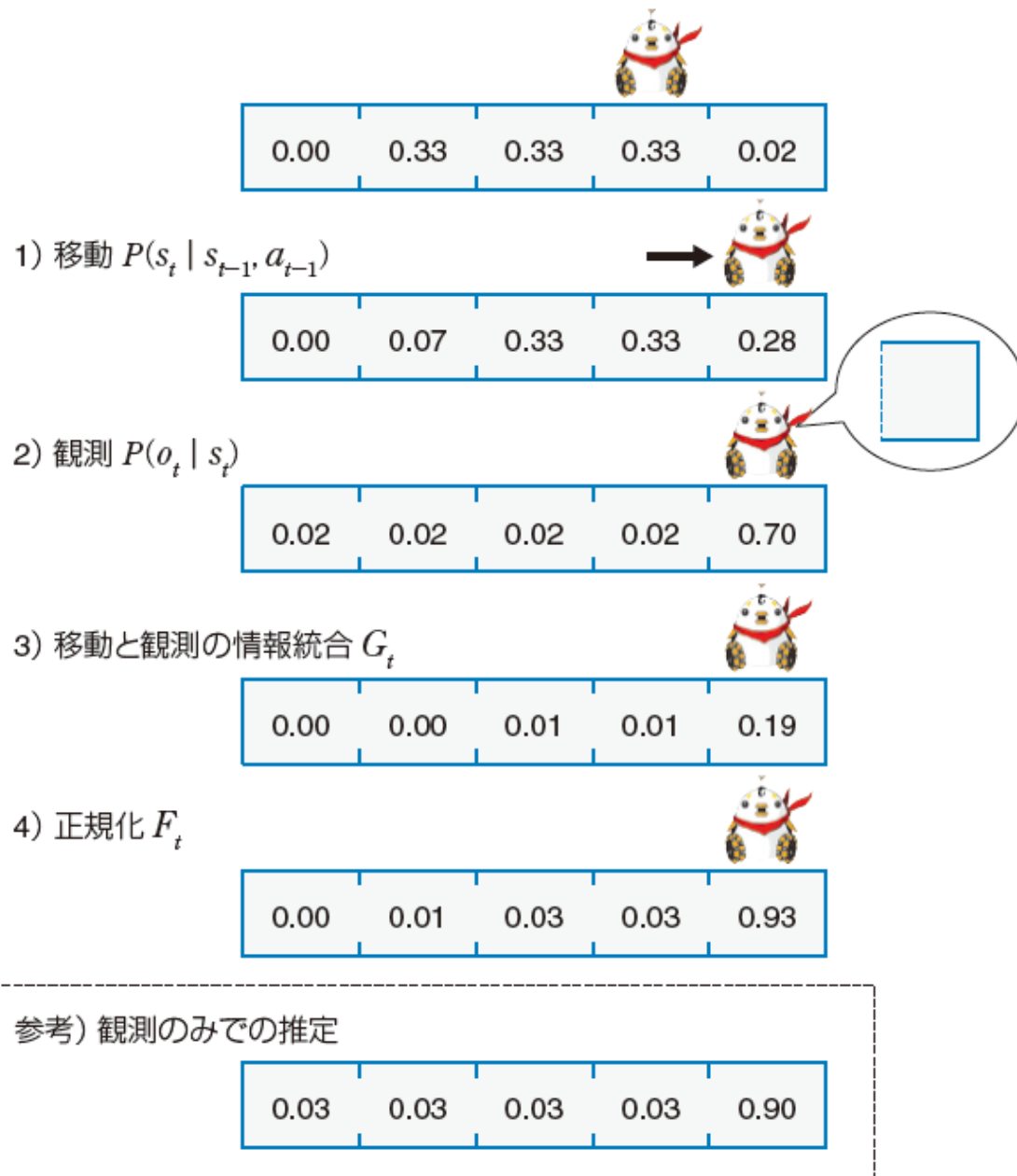
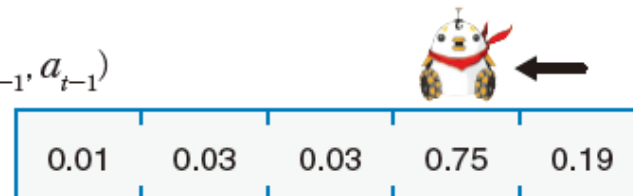
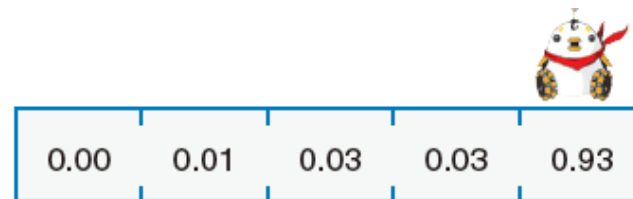


図 8.7 ホイールダック 2 号の位置推定 2 ステップ目

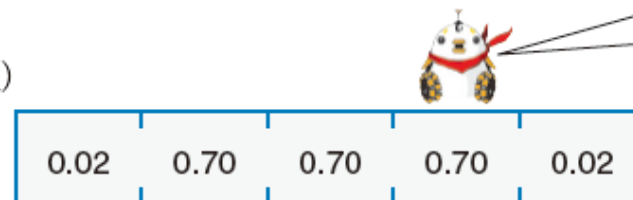
通路上(3)

大きな差

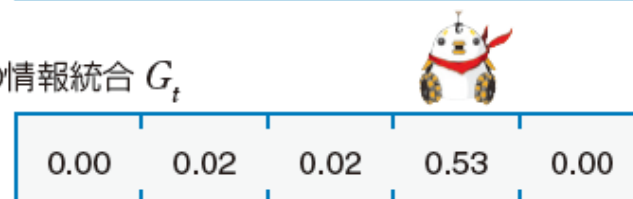
1) 移動 $P(s_t | s_{t-1}, a_{t-1})$



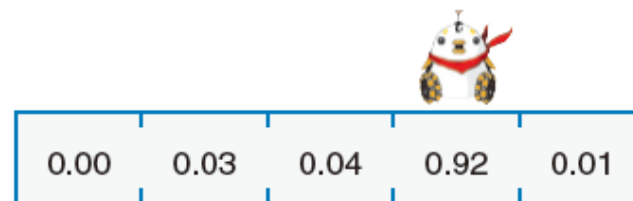
2) 観測 $P(o_t | s_t)$



3) 移動と観測の情報統合 G_t



4) 正規化 F_t



参考) 観測のみでの推定

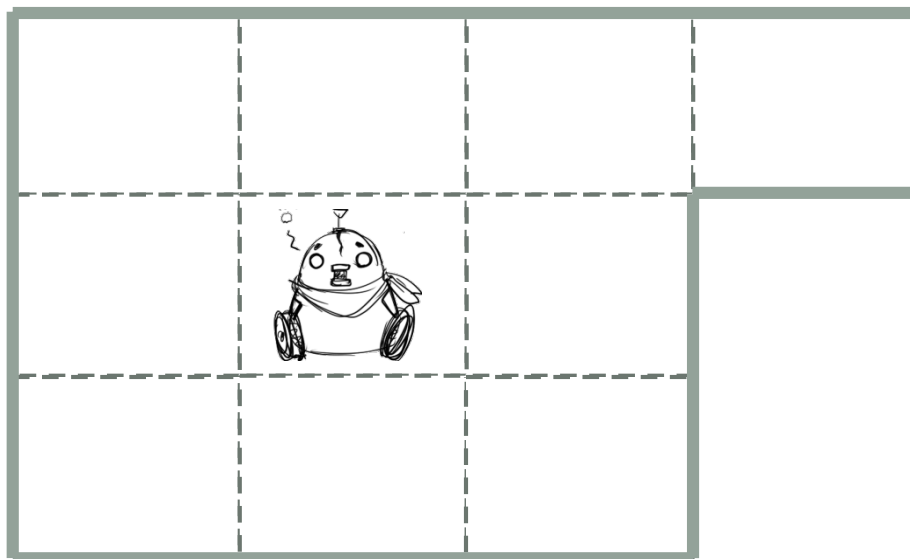


ベイズフィルタまとめ

- 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.

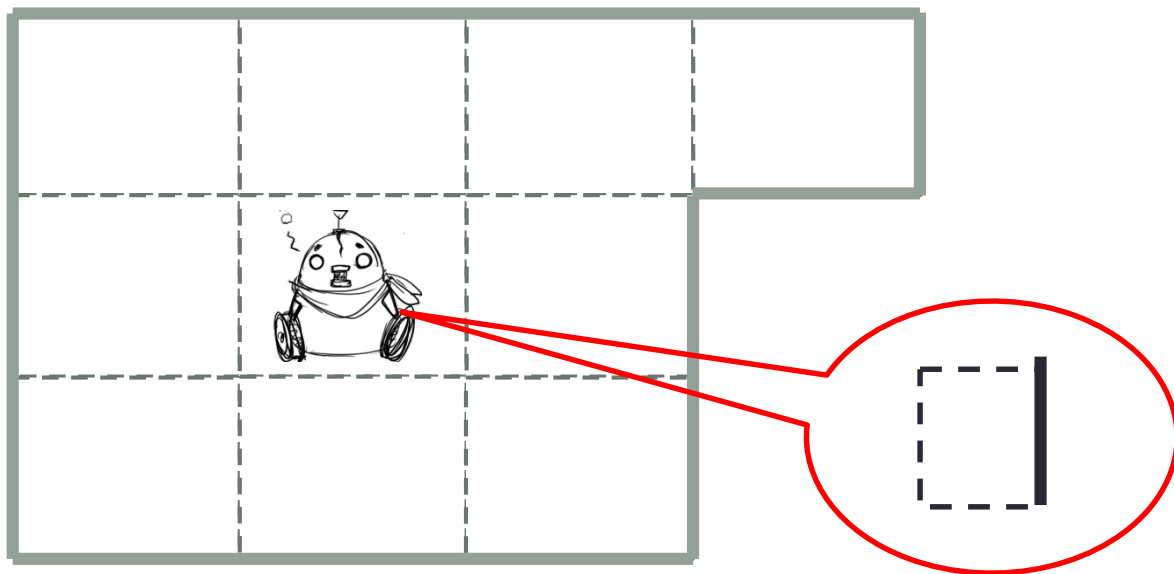
自己位置推定は時間を超えた
情報統合がポイント

演習8-2



ホイールダック2号はスタート時**無情報**である。
それぞれのマスにホイールダック2号が存在する
確率を上記のセル内に書け

演習8-3



演習8-2の状況の後にホイールダック2号が右に移動した後に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.
移動確率、観測確率に関する条件は教科書の例と同じとする

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.