

プログラミング メモ

<http://www.cs.miyazaki-u.ac.jp/~date/>

伊達 章

宮崎大学 工学部 情報システム工学科

2016 年 6 月 17 日

概要

1. データ構造とアルゴリズムについて
2. ともかく書く. わからなければ日本語で書く
3. おまじないについて.
4. 空関数を作る.
5. デバグ・テスト

目標

ともかく

- 動くコードを
- 自分一人で

作ることができるように！

データ構造とアルゴリズムについて

- アルゴリズム
前々回の資料と，教科書 8.2, 8.3
分かるまで何度も読む.
- データ構造
 $f_i(x_i)$ と $\hat{x}_i(x_{i+1})$ を表現する 2次元配列

データ構造

$i = 0, \dots, 199$, $a = 0, 1$ として,

- $x_i \cdots \text{int } x[i]$ 真の値
- $y_i \cdots \text{double } y[i]$ 観測データ
- $\hat{x}_i \cdots \text{int } xmap[i]$ 推定値
- $f_i(x_i) \cdots \text{double } f[i][a]$
 i 番目の変数の値が $x_i = a$ のとき, そこに至る最適経路の尤もらしさを保持.
- $\hat{x}_i(x_{i+1}) \cdots \text{int } xhat[i][a]$
 $x_{i+1} = a$ のとき, x_i が取るべき値を保持.

C言語 チュートリアル

とにかく書きはじめる！

```
1 #include <stdio.h> // おまじない
2 #include <stdlib.h>
3 #include <math.h>
4
5
6 int
7 main (int argc, char *argv[])
8 {
9
10     return 0;
11 }
```

↑ C言語のテンプレート. さっそくコンパイル！

わからなければ日本語で書く！

```
1 #include <stdio.h> // おまじない
2 #include <stdlib.h>
3 #include <math.h>
4
5 int
6 main (int argc, char *argv [])
7 {
8
9     // 問題を作る (200 個のデータ生成)
10
11     // 復元する
12
13     // 結果を表示する
14
15     return 0;
16 }
```

<https://github.com/date333cs/optimization/blob/master/hmm001.c>

空の関数を作る！

```
1 #include <stdio.h> // おまじない
2 #include <stdlib.h>
3 #include <math.h>
4
5 void generate_x(){
6
7 }
8 void generate_y(){
9
10 }
11
12 int main (int argc, char *argv[]){
13
14     generate_x(); // 問題を作る
15     generate_y();
16     compute_xmap(); // 復元する
17     // 結果を表示する
18
19     return 0;
20 }
```

データ構造

```
1 int x[N_DATA]; // もともとの信号. 0 か 1
2 int xmap[N_DATA]; // 推定値. 0 か 1
3 double y[N_DATA]; // 観測データ
4
5 int xhat[N_DATA][2];
6 // xhat[2][b] = argmax_a { ( f[2][a] + h(a,b) ) }
7 // 教科書 p.218 参照
8 double f[N_DATA][2];
```

$i = 0, \dots, 199, \quad a = 0, 1$

- $f_i(x_i) \cdots$ double f[i][a]
 i 番目の変数の値が $x_i = a$ のとき, そこに至る最適経路の尤もらしさ.
- $\hat{x}_i(x_{i+1}) \cdots$ int xhat[i][a]
 $x_{i+1} = a$ のとき, x_i が取るべき値

正規分布にしたがう乱数の生成

- `nrnd()` という関数を用意しているので、それを使う。

```
1 void test_nrnd(){
2
3     int i;
4     for (i=0; i<10; i++){
5         printf("%.8lf\n", nrnd());
6     }
7 }
```

$\sigma * \text{nrnd}()$ とすれば、標準偏差 σ のデータを生成できる。

平均 μ , 標準偏差 σ にしたければ, $\sigma * \text{nrnd}() + \mu$

0.97430744

-0.18328546

-0.20470468

-0.26548298

.....

使って良い知識

データ (観測値) : $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_n)$

モデル : $p(\mathbf{x}), p(\mathbf{y}|\mathbf{x})$

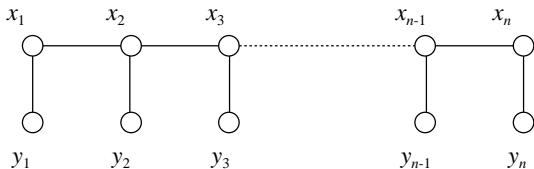
$$p(x_1) = \begin{cases} 0.5 & \text{if } x_1 = 0 \\ 0.5 & \text{if } x_1 = 1 \end{cases}$$

$$p(x_{i+1}|x_i) = \begin{cases} 0.99 & \text{if } x_i = 0, x_{i+1} = 0 \\ 0.01 & \text{if } x_i = 0, x_{i+1} = 1 \\ 0.97 & \text{if } x_i = 1, x_{i+1} = 1 \\ 0.03 & \text{if } x_i = 1, x_{i+1} = 0 \end{cases}$$

$$p(y_i|x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left\{ -\frac{(y_i - x_i)^2}{2\sigma^2} \right\}$$

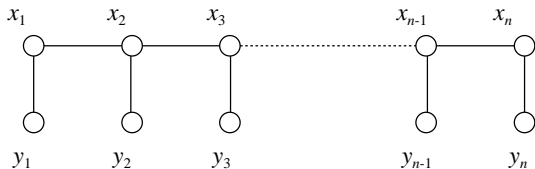
以降, この課題では, 特に指定しない限り $\sigma = 0.7$.

事後確率最大化



$$\begin{aligned} J &= \log p(x_1) + \sum_{i=2}^n \log p(x_i | x_{i-1}) + \sum_{i=1}^n \log p(y_i | x_i) \\ &= \log p(x_1) + \log p(y_1 | x_1) + \sum_{i=1}^{n-1} \left\{ \log p(x_{i+1} | x_i) + \log p(y_{i+1} | x_{i+1}) \right\} \\ &\quad y_i \text{ は定数} \Rightarrow \text{教科書 p.216 (8.2) 式と同じ形} \\ &= f_1(x_1) + h_1(x_1, x_2) + h_2(x_2, x_3) + \cdots + h_{n-1}(x_{n-1}, x_n) \end{aligned}$$

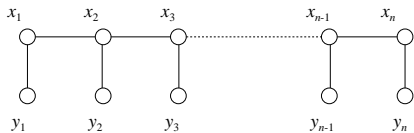
事後確率最大化



$$\begin{aligned} J &= \log p(x_1) + \sum_{i=2}^n \log p(x_i | x_{i-1}) + \sum_{i=1}^n \log p(y_i | x_i) \\ &= \log p(x_1) + \log p(y_1 | x_1) + \sum_{i=1}^{n-1} \left\{ \log p(x_{i+1} | x_i) + \log p(y_{i+1} | x_{i+1}) \right\} \\ &\quad y_i \text{ は定数} \Rightarrow \text{教科書 p.216 (8.2) 式と同じ形} \\ &= f_1(x_1) + h_1(x_1, x_2) + h_2(x_2, x_3) + \cdots + h_{n-1}(x_{n-1}, x_n) \end{aligned}$$

- $f_1(x_1) = \log p(x_1) + \log p(y_1 | x_1)$
- $h_i(x_i, x_{i+1}) = \log p(x_{i+1} | x_i) + \log p(y_{i+1} | x_{i+1})$

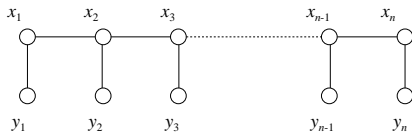
動的計画法



$$\begin{aligned} J &= \log p(x_1) + \log p(y_1|x_1) + \sum_{i=1}^{n-1} \left\{ \log p(x_{i+1}|x_i) + \log p(y_{i+1}|x_{i+1}) \right\} \\ &= f_1(x_1) + h_1(x_1, x_2) + h_2(x_2, x_3) + \cdots + h_{n-1}(x_{n-1}, x_n) \end{aligned}$$

- x_1 に着目 $\Rightarrow f_1(x_1), h_1(x_1, x_2)$ にしか関係しない

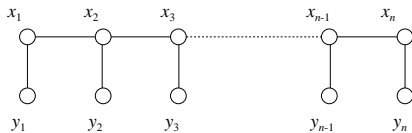
動的計画法



$$\begin{aligned} J &= \log p(x_1) + \log p(y_1|x_1) + \sum_{i=1}^{n-1} \left\{ \log p(x_{i+1}|x_i) + \log p(y_{i+1}|x_{i+1}) \right\} \\ &= f_1(x_1) + h_1(x_1, x_2) + h_2(x_2, x_3) + \cdots + h_{n-1}(x_{n-1}, x_n) \end{aligned}$$

- x_1 に着目 $\Rightarrow f_1(x_1), h_1(x_1, x_2)$ にしか関係しない
- $f_1(x_1) + h_1(x_1, x_2)$ を最大にするよう x_1 を選ぶ

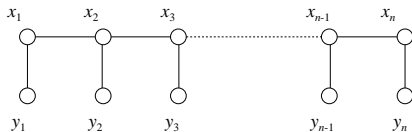
動的計画法



$$\begin{aligned} J &= \log p(x_1) + \log p(y_1|x_1) + \sum_{i=1}^{n-1} \left\{ \log p(x_{i+1}|x_i) + \log p(y_{i+1}|x_{i+1}) \right\} \\ &= f_1(x_1) + h_1(x_1, x_2) + h_2(x_2, x_3) + \dots + h_{n-1}(x_{n-1}, x_n) \end{aligned}$$

- x_1 に着目 $\Rightarrow f_1(x_1), h_1(x_1, x_2)$ にしか関係しない
- $f_1(x_1) + h_1(x_1, x_2)$ を最大にするよう x_1 を選ぶ
- $\uparrow x_2$ の値がわかっていないければ選べない

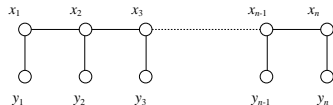
動的計画法



$$\begin{aligned} J &= \log p(x_1) + \log p(y_1|x_1) + \sum_{i=1}^{n-1} \left\{ \log p(x_{i+1}|x_i) + \log p(y_{i+1}|x_{i+1}) \right\} \\ &= f_1(x_1) + h_1(x_1, x_2) + h_2(x_2, x_3) + \cdots + h_{n-1}(x_{n-1}, x_n) \end{aligned}$$

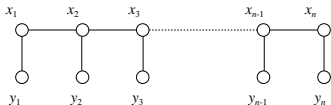
- x_1 に着目 $\Rightarrow f_1(x_1), h_1(x_1, x_2)$ にしか関係しない
- $f_1(x_1) + h_1(x_1, x_2)$ を最大にするよう x_1 を選ぶ
- $\uparrow x_2$ の値がわかっているなければ選べない
- そこで, x_2 の可能なすべての値 $(0, 1)$ に対して, 以下を計算
- $f_2(x_2) = \max_{x_1} \{f_1(x_1) + h_1(x_1, x_2)\}$
 $\hat{x}_1(x_2) = \operatorname{argmax}_{x_1} \{f_1(x_1) + h_1(x_1, x_2)\}$
 $J = f_2(x_2) + h_2(x_2, x_3) + \cdots + h_{n-1}(x_{n-1}, x_n)$

ここまで



- $f_1(x_1) = \log p(x_1) + \log p(y_1|x_1)$
 $p(x_1)$ は $x_1 = 0$, $x_1 = 1$ どちらの場合も 0.5.
- $h_i(x_i, x_{i+1}) = \log p(x_{i+1}|x_i) + \log p(y_{i+1}|x_{i+1})$
上の図では, $p(x_{i+1}|x_i)$ が横棒, $p(y_{i+1}|x_{i+1})$ が縦棒に対応.
- $f_2(x_2) = \max_{x_1} \{f_1(x_1) + h_1(x_1, x_2)\}$
 $\hat{x}_1(x_2) = \operatorname{argmax}_{x_1} \{f_1(x_1) + h_1(x_1, x_2)\}$
 $J = f_1(x_1) + h_1(x_1, x_2) + h_2(x_2, x_3) + \cdots + h_{n-1}(x_{n-1}, x_n)$
 $J = f_2(x_2) + h_2(x_2, x_3) + \cdots + h_{n-1}(x_{n-1}, x_n)$
 $J = f_n(x_n)$

縦棒 $\log p(y_i|x_i)$ について



- \log をとるのはコンピュータにはさせない。手計算で！

$$p(y_i|x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{(y_i - x_i)^2}{2\sigma^2}\right\}$$

$$\log p(y_i|x_i) = -\log(\sqrt{2\pi}\sigma) - \frac{(y_i - x_i)^2}{2\sigma^2}$$

- 上式，右辺第1項は， x_i の値に依存しない。最大化には関係ない。

チュートリアル 【終わり】

終