

グラフィカルモデル(短縮版)

櫻井彰人

1

一言で

- グラフィカルモデル:
 - 条件付き独立性の有無を図示したもの

2

確率変数の独立性

- 確率変数 x と y が独立とは、次式が成立すること

$$p(x, y) = p(x)p(y)$$

- 条件付き確率の定義から

$$p(x, y) = p(x|y)p(y)$$

- 従って、 x と y が独立 if and only if

$$p(x) = p(x|y)$$

3

条件付き独立性

- 確率変数 x と z が y を条件として条件付き独立であるとは、

$$p(x, z|y) = p(x|y)p(z|y)$$

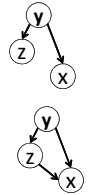
しばしば、 $x \perp\!\!\!\perp z|y$ と書く

- 条件付き確率の定義から

$$p(x, z|y) = p(x|z, y)p(z|y)$$

- 従って、 $x \perp\!\!\!\perp z|y$ if and only if

$$p(x|y) = p(x|z, y)$$



グラフィカルモデル (後編)

4

因子への分解(積で表示)

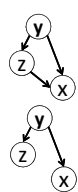
- 条件付き確率の定義から

$$p(x, y, z) = p(x|y, z)p(z|y)p(y)$$

- もし、 $x \perp\!\!\!\perp z|y$ であれば

$$p(x, y, z) = p(x|y)p(z|y)p(y)$$

グラフィカルモデル (後編)



5

グラフィカルモデル

- 構成要素

- 有向無閉路グラフ (DAG or directed acyclic graph)

- 節: 確率変数

- 枝: 条件付き独立ではないことを表す

- 枝がない: 条件付き独立であることを表す

- 方向: 節の親子関係を表す

- 親節: (しばしば)説明変数を表す

- 子節: (しばしば)被説明変数(応答変数)を表す

6

例

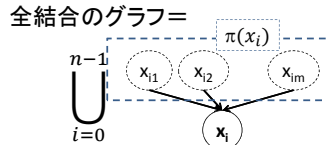
$$p(x, y) = p(x|y)p(y) \quad p(x, y) = p(x)p(y)$$



- 節 x の親ノード集合を $\pi(x)$ で表す
- 結合確率とグラフは、次のように分解できる

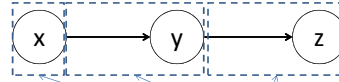
$$p(x_0, x_1, \dots, x_{n-1}) = \prod_{i=0}^{n-1} p(x_i | \pi(x_i))$$

$\pi(x_i)$ は空集合も可



例

- X = 曇り (Y/N)
- Y = 降雨あり (Y/N)
- Z = 地面が濡れている (Y/N)

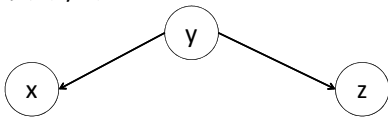


$$p(x, y, z) = p(x)p(y|x)p(z|y)$$

注: x と z は y を条件として条件付き独立である

例: 説明変数1個, 応答変数2個

- X = 痛みあり (Y/N)
- Y = インフルエンザに感染 (Y/N)
- Z = 熱あり (Y/N)



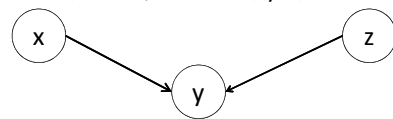
$$p(x, y, z) = p(y)p(x|y)p(z|y)$$

$p(x, y, z) = p(y)p(x, z|y)$

注: x と z は y を条件として条件付き独立である

例: 説明変数2個, 応答変数1個

- X = 地震発生 (Y/N)
- Y = (自宅の) Alarmがなる (Y/N)
- Z = (自宅に) 空き巣が入る (Y/N)

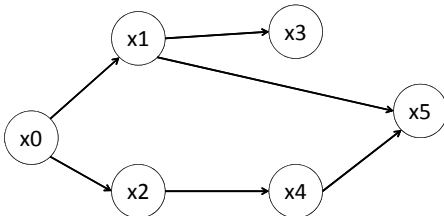


$$p(x, y, z) = p(x)p(z)p(y|x, z) = p(x)p(z) \frac{p(x, y, z)}{p(x, z)}$$

から x と z とは独立

注: 一般的には、 x と z は y を条件として条件付き独立ではない。何故か?

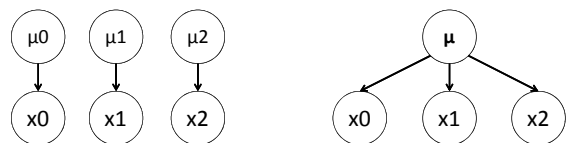
例: 積で記述



$$p(x_0, x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) = p(x_0)p(x_1|x_0)p(x_2|x_0)p(x_3|x_1)p(x_4|x_2)p(x_5|x_1, x_4)$$

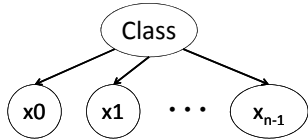
パラメータも書こう

- モデルのパラメータも(ハイパーパラメータも) 確率変数と同様に書いてしまおう
- 例えば、多変数ベルヌーイや多項分布



naïve Bayes は

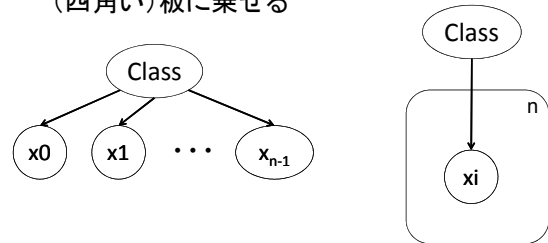
- 説明変数は、クラス変数を条件として、条件付き独立と仮定する



13

plate 記法

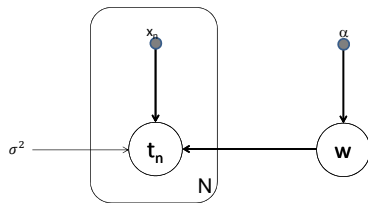
- 同じ依存関係にある変数が複数個あるとき、(四角い)板に乗せる



14

例

- パラメータは「点」にしてみた



$$p(\mathbf{t}, \mathbf{w} | \mathbf{x}, \alpha, \sigma^2) = p(\mathbf{w} | \alpha) \prod_{n=1}^N p(t_n | \mathbf{w}, x_n, \sigma^2)$$