

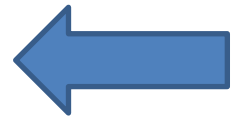
# 「パターン認識と機械学習」

## 2-3-8 周期変数

新納浩幸

# ガウス分布が不適切な場合

平均・分散が原点の取り方に依存



ガウス分布は不適切

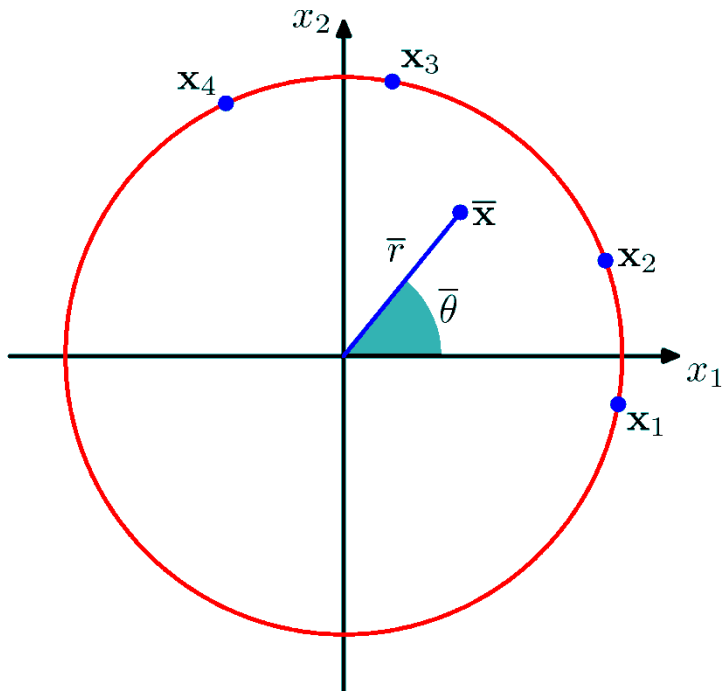
例)

周期変数(1日、1年、など)

風向き

# 周期変数の平均

周期変数の観測値の集合  $D = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$



$\theta_i$  を左図のような  $x_i$  に変換し、平均を求める

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

➡

$$\bar{\theta} = \tan^{-1} \left\{ \frac{\sum_n \sin \theta_n}{\sum_n \cos \theta_n} \right\}$$

原点の取り方に依存しない

# フォン・ミーゼス分布

周期変数上のガウス分布はどうなるか？

$$p(\theta) \geq 0$$

$$\int_0^{2\pi} p(\theta) d\theta = 1$$

$$p(\theta + 2\pi) = p(\theta)$$

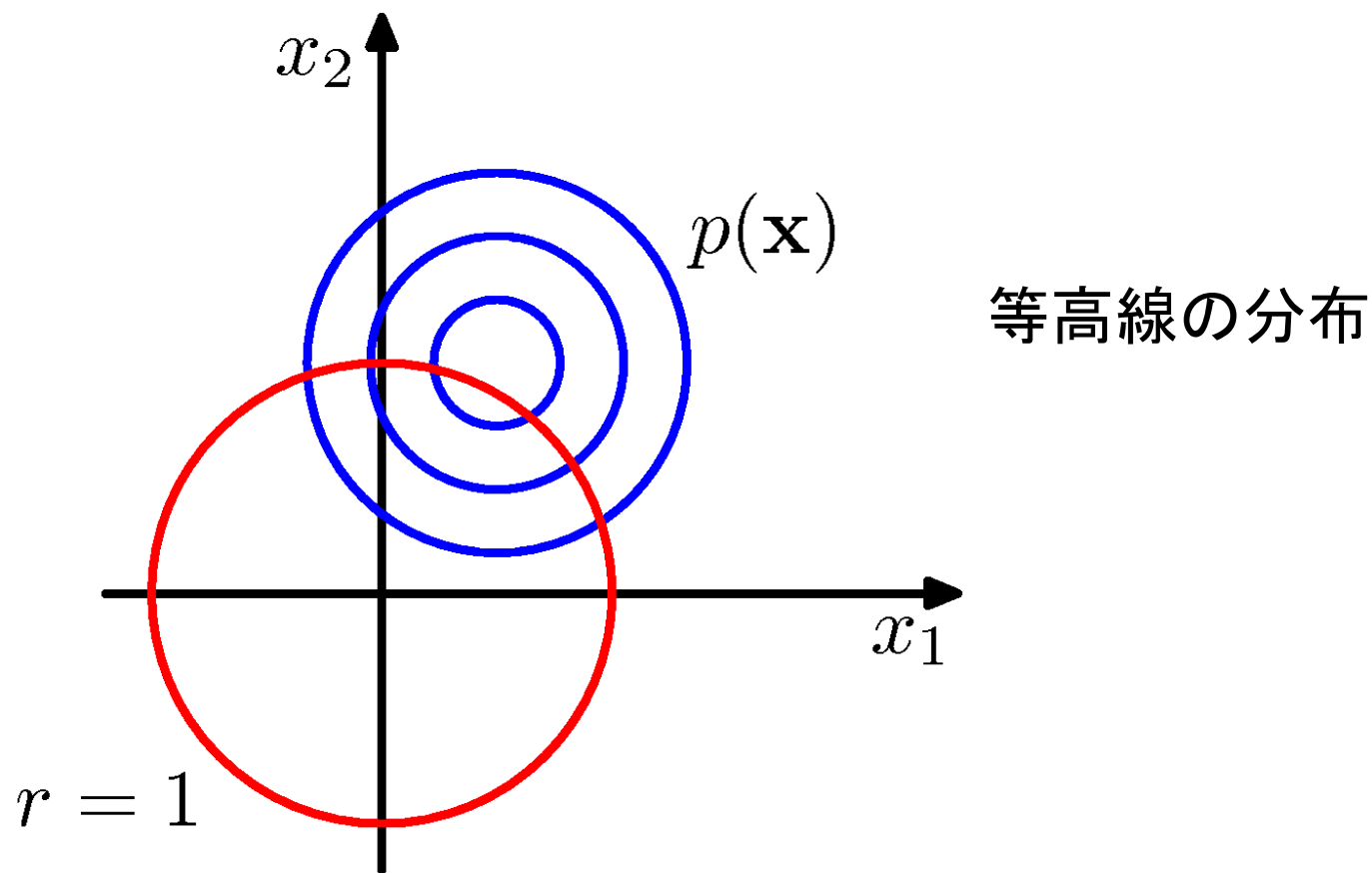
これらは必要な条件

Θ が独立な2変数で表現され、分散が等しいとする

$$p(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{(x_1 - \mu_1)^2 + (x_2 - \mu_2)^2}{2\sigma^2}\right\}$$

フォン・ミーゼス分布

# 分布のイメージ図



# 極座標での表現(1)

$$\begin{aligned}x_1 &= r \cos \theta & \mu_1 &= r_0 \cos \theta_0 \\x_2 &= r \sin \theta & \mu_2 &= r_0 \sin \theta_0\end{aligned} \quad r=1$$

$$\begin{aligned}\text{指数部分} &= -\frac{(x_1 - \mu_1)^2 + (x_2 - \mu_2)^2}{2\sigma^2} \\&= -\frac{(r \cos \theta - r_0 \cos \theta_0)^2 + (r \sin \theta - r_0 \sin \theta_0)^2}{2\sigma^2} \\&= \frac{2r_0(\cos \theta \cos \theta_0 + \sin \theta \sin \theta_0) - (1 + r_0^2)}{2\sigma^2} \\&= \frac{r_0}{\sigma^2} \cos(\theta - \theta_0) + \text{const.}\end{aligned}$$

# 極座標での表現(2)

$$p(\theta | \theta_0, m) = \frac{1}{2\pi I_0(m)} \exp\{m \cos(\theta - \theta_0)\}$$

$$I_0(m) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \exp\{m \cos \theta\} d\theta$$

$\theta_0$  : 平均

$m = \frac{r_0}{\sigma^2}$  : 集中度パラメータ(逆分散に相当)

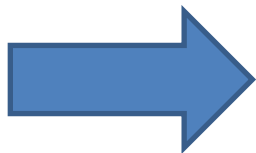
# フォン・ミーゼス分布の最尤推定

$$\ln p(\mathcal{D} | \theta_0, m) = -N \ln(2\pi) - N \ln I_0(m) + m \sum_{n=1}^N \cos(\theta_n - \theta_0)$$

極値条件から  $\sum_{n=1}^N \sin(\theta_n - \theta_0) = 0$

$$\sum_{n=1}^N (\sin \theta_n \cos \theta_0 - \cos \theta_n \sin \theta_0) = 0$$

$$\cos \theta_0 \sum_{n=1}^N \sin \theta_n = \sin \theta_0 \sum_{n=1}^N \cos \theta_n$$



$$\theta^{ML} = \tan^{-1} \left\{ \frac{\sum_n \sin \theta_n}{\sum_n \cos \theta_n} \right\}$$