

模式识别

概率、统计、线性代数极简回顾

吴建鑫

南京大学计算机系 & 人工智能学院, 2020

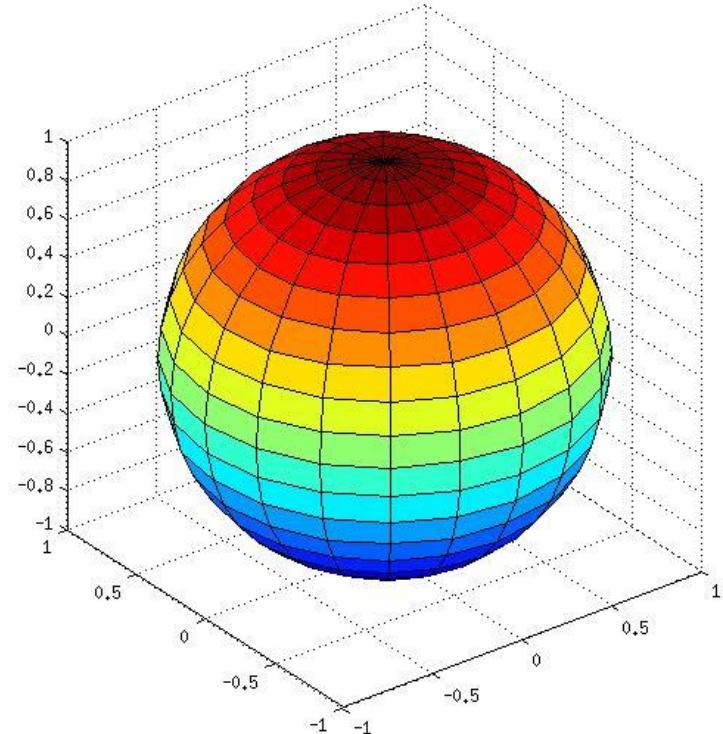
目标

- ✓ 回忆**掌握**相关基本概念和最重要的定理
- ✓ 能够熟练**应用**提供的资源查表
- ✓ 提高目标
 - 理解相关定理的证明和推导过程
 - 能不查表熟练应用重要的一些定理和推导
 - **进一步**: 能通过查表掌握一些课堂没有讲授的定理，并能应用到学习、研究中遇到的问题中去

线性代数

向量 (vector)

- ✓ $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_d)^T \in \mathbb{R}^d$
- ✓ 内积 (dot-product, inner-product, 点积)
 - $\mathbf{x}^T \mathbf{y} = \mathbf{y}^T \mathbf{x} = \sum_i^d x_i y_i$
- ✓ 向量的长度 (vector norm)
 - $\|\mathbf{x}\| = \sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}$, $\|\mathbf{x}\|^2 = \mathbf{x}^T \mathbf{x}$
 - 若 $\|\mathbf{x}\| = 1$, 称 \mathbf{x} 为单位向量
- ✓ 正交 (orthogonal)
 - $\mathbf{x}^T \mathbf{y} = 0$
 - \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 被称为垂直 (perpendicular) : $\mathbf{x} \perp \mathbf{y}$



内积、角度、投影

✓ x : $\|x\|$ 决定长度, $\frac{x}{\|x\|}$ 决定方向

✓ 向量之间的夹角 (angle) :

- $x^T y = \|x\| \cdot \|y\| \cdot \cos\theta$
- $\|x^T y\| \leq \|x\| \cdot \|y\|$

✓ x 在 y 上的投影 (projection)

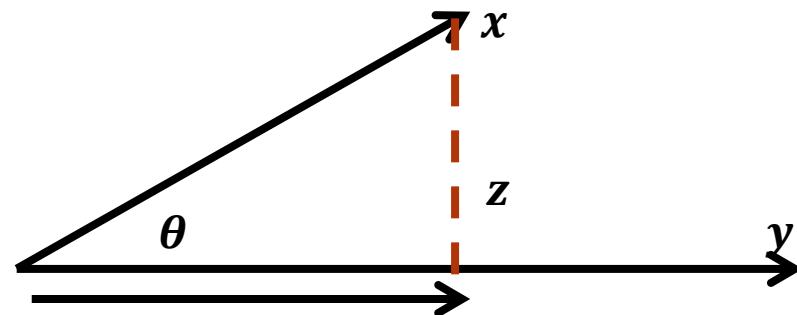
- 方向: $\frac{y}{\|y\|}$

长度: $\|x\| \cos \theta = \|x\| \frac{x^T y}{\|x\| \cdot \|y\|} = \frac{x^T y}{\|y\|}$

- 投影 $\text{proj}_y x$: $\frac{x^T y}{\|y\|^2} y$

- $\text{proj}_y x \perp z$

- $\text{proj}_y x + z = x$



柯西-施瓦茨不等式

✓ Cauchy's inequality

- $(\sum_{k=1}^n a_k b_k)^2 \leq (\sum_{k=1}^n a_k^2)(\sum_{k=1}^n b_k^2)$

- 等号成立当且仅当存在固定实数 c , 使得 $\forall k, a_k = cb_k$

✓ Schwarz's Inequality

- $\left[\int_a^b f(x)g(x)dx \right]^2 \leq \left[\int_a^b [f(x)]^2 dx \right] \left[\int_a^b [g(x)]^2 dx \right]$

- 等号成立当且仅当存在固定实数 c , 使得 $\forall x \in [a, b], f(x) = cg(x)$ (不太准确)

矩阵 (Matrix)

$$\checkmark X = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} : m \times n \text{ 的矩阵}$$

- $n = m$ 时称为方阵 (square matrix)
 - 行矩阵 (row matrix, 行向量) : $m = 1$
 - 列矩阵 (column matrix, 列向量, 向量) : $n = 1$
-
- ✓ 对角阵 (diagonal matrix) : 方阵中, 只有对角线非零
 - ✓ 单位阵 (identity matrix) : 对角线全部为1的对角阵
 - 一般记为 I 或者 I_n

矩阵运算

- ✓ 乘法: $X: m \times n, Y: n \times p$
 - 维度 (dimensionality) 相符时乘法才有定义
 - 一般来说 $XY \neq YX$
- ✓ 矩阵的幂 (power)
 - 对方阵有定义: $X^2 = XX, X^3 = XXX, \dots$
- ✓ 转置 (transpose)
 - $X: m \times n$, 那么 $X^T: n \times m$
 - $X^T X: n \times n, XX^T: m \times m$
- ✓ 对称矩阵 (symmetric matrix)
 - 是方阵, $X_{ij} = X_{ji}, \forall i, j$

行列式值、矩阵的逆

✓ 方阵的行列式值 (determinant)

- $|X|$, 或写作 $\det(X)$
- $|X| = |X^T|$
- $|XY| = |X||Y|$
- $|\lambda X| = \lambda^n |X| \quad (X: n \times n)$

✓ 方阵的逆矩阵 (inverse matrix)

- X^{-1} : 满足 $XX^{-1} = X^{-1}X = I_n$
- X 可逆 (invertible) $\equiv |X| \neq 0 \quad (\Leftrightarrow)$
- $(X^{-1})^{-1} = X$, $(\lambda X)^{-1} = \frac{1}{\lambda} X^{-1}$
- $(XY)^{-1} = Y^{-1}X^{-1}$, $(X^{-1})^T = (X^T)^{-1}$

方阵的特征值、特征向量、迹

✓ 特征值(eigenvalue)和特征向量(eigenvector)

- $A\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$ $A: n \times n$
- λ : 特征值 \mathbf{x} : 特征向量

✓ n 阶方阵有 n 个特征值

- 可能存在相等的特征值

✓ 特征值和对角线的关系

- $\sum_{i=1}^n a_{ii} = \sum_{i=1}^n \lambda_i$
- $\det(A) = \prod_{i=1}^n \lambda_i$

✓ 方阵的迹(trace)

- $\text{tr}(A) = \sum_{i=1}^n a_{ii} = ? ?, \quad \text{tr}(\mathbf{AB}) = \text{tr}(\mathbf{BA})$

实对称矩阵

✓ 对称矩阵，每个项都是实数

- Real symmetric matrix
- 这门课程中最常用到

✓ 性质：

- 所有特征值都是实数，特征向量都是实向量
- 特征值记为 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$
- 对应的特征向量记为 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$
- 特征向量互相垂直： $\xi_i^T \xi_j = 0$ ($i \neq j$)
- $E = [\xi_1 \ \xi_2 \ \dots \ \xi_n]$ 是 $n \times n$ 的，是满秩 (full rank) 的， $\text{rank}(E) = n$.

实对称矩阵的分解 (decomposition)

✓ $X: n \times n$ 的实对称矩阵

- 特征值为 λ_i , 其对应的特征向量为 ξ_i

✓ $X = \sum_{i=1}^n \lambda_i \xi_i \xi_i^T$

- 称为谱分解 (spectral decomposition)

- 约定 $\|\xi_i\| = 1$, 则 E 是正交矩阵 (orthogonal matrix)

• $X = E \Lambda E^T$

- Λ 是一个对角矩阵, $\Lambda_{ii} = \lambda_i$

- $EE^T = E^T E = I$, $E^{-1} = ?$, $|E| = ?$

✓ 进一步阅读

- LU 分解, Cholesky 分解, QR 分解

- 资源: Numerical Recipes series

正定、半正定

- ✓ 对称方阵 A 是正定的 (positive definite) 当且仅当
 - $\forall \mathbf{x} \neq \mathbf{0} \quad \mathbf{x}^T A \mathbf{x} = \sum_{i,j} x_i x_j A_{ij} > 0$
 - $\forall \mathbf{x} \neq \mathbf{0} \quad \mathbf{x}^T A \mathbf{x} \geq 0$ 则 A 为半正定 (positive semi-definite)
 - 分别记为 $A > 0$ 或 $A \geq 0$
- ✓ $\mathbf{x}^T A \mathbf{x}$: 称为二次型 (quadratic)
 - 这门课程会经常用到, 一般满足 $A \geq 0$
- ✓ 等价关系
 - 1. $A > 0$ ($A \geq 0$)
 - 2. 特征值全部为正数 (非负实数)
- ✓ 正定矩阵的任意主子矩阵也是正定矩阵

矩阵求导

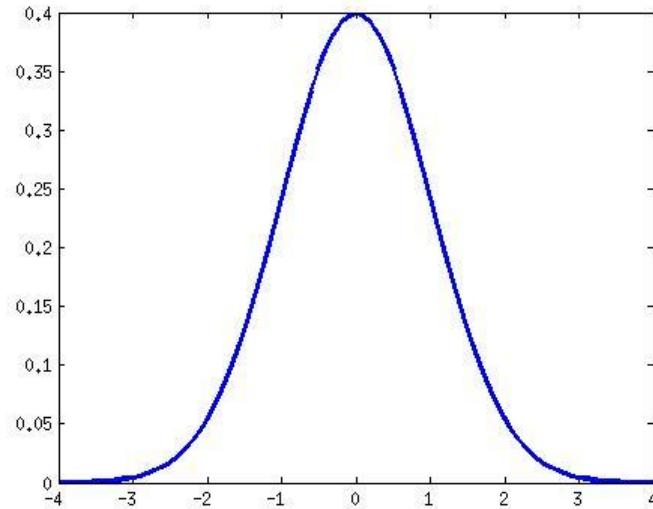
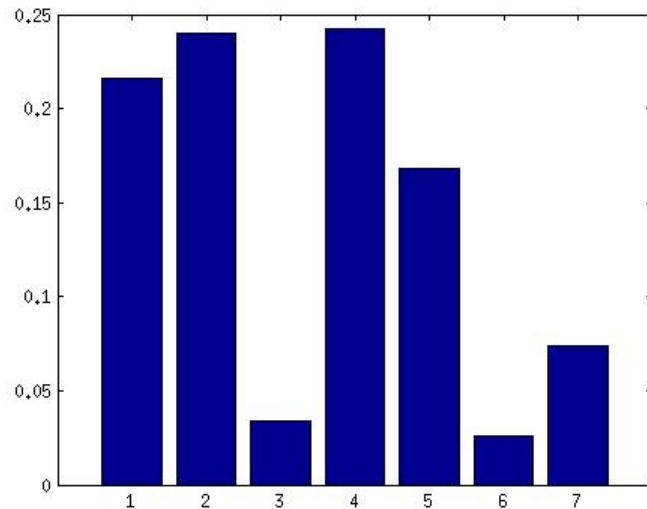
- ✓ 假设一切求导的条件都满足（导数都存在）
- ✓ $\frac{\partial \mathbf{a}}{\partial x}$ 是一个向量, $\left(\frac{\partial \mathbf{a}}{\partial x}\right)_i = \frac{\partial a_i}{\partial x}$
- ✓ 对于矩阵, $\left(\frac{\partial A}{\partial x}\right)_{ij} = \frac{\partial A_{ij}}{\partial x}$
- ✓ $\left(\frac{\partial x}{\partial \mathbf{a}}\right)_i = \frac{\partial x}{\partial a_i}$ $\left(\frac{\partial x}{\partial A}\right)_{ij} = \frac{\partial x}{\partial A_{ij}}$
 $\left(\frac{\partial \mathbf{a}}{\partial x}\right)_{ij} = \frac{\partial a_i}{\partial x_j}$
- ✓ 如何求导?
 - 能够查表并合理应用
 - The Matrix Cookbook 最好打印前两章上课时带着

概率与统计

Probability & Statistics

随机变量 (Random variable)

- ✓ X : 可以是离散(discrete)、连续(continuous)、或者混合(hybrid)的



概率密度函数

✓ (古典) 离散(discrete):

- 可数的(countable) 不相容的若干事件 c_1, c_2, \dots
- $p(X = x_i) = c_i$ -- probability mass function
- $c_i \geq 0, \quad \sum_i c_i = 1$

✓ 连续(continuous): 为简化, 只考虑 $X \in (-\infty, \infty)$

- $p(x)$: 概率密度函数 probability density function (pdf)
- $p(x) \geq 0, \quad \int_{-\infty}^{+\infty} p(x) dx = 1$

✓ 随机变量可以粗略地看成是一个函数, 而不是一个数学分析意义上的变量

分布函数(连续)

✓ Cumulative distribution function (cdf)

$$\checkmark F(x) = P(X \leq x) = \int_{-\infty}^x p(x) dx$$

- $F(-\infty) = 0 \leq F(x) \leq F(+\infty) = 1$

- 非减性 (non-decreasing)

如果 $x \leq y$, 那么 $F(x) \leq F(y)$

- $P(X = x) = ?$

- $P(x_1 < x < x_2) = F(x_2) - F(x_1) = \int_{x_1}^{x_2} p(x) dx$

✓ PDF和CDF的关系

- $p(x) = F'(x)$

联合、条件分布、变换

✓ 联合(joint distribution): $P(X = \mathbf{x})$

- $p(\mathbf{x}) \geq 0 \quad \int p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = 1$

✓ 条件(conditional distribution): $P(X = x | Y = y)$

✓ $p(x, y) = p(y)p(x|y)$

✓ $p(x) = \int_y p(x, y) dy$ --marginal (边际) 分布

✓ 假设 $x = g(y)$, 那么

$$p_Y(y) = p_X(x) \left| \frac{dx}{dy} \right| = p_X(g(y)) |g'(y)|$$

- 如果 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 是向量?
- 对 g 的具体要求见讲义

多维分布的期望

- ✓ 假设有函数 $f(\mathbf{x})$, 在 \mathbf{x} 服从分布 $p(\mathbf{x})$ 时:
 - ✓ f 的期望(Expectation), 记为 $E[f(X)]$
 - $E[f(X)] = \sum_{\mathbf{x}} f(\mathbf{x}) \cdot p(\mathbf{X} = \mathbf{x})$, 或
 - $E[f(X)] = \int f(\mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$
 - 条件期望 $E(f(\mathbf{x})|Y = y) = \sum_{\mathbf{x}} f(\mathbf{x}) \cdot p(\mathbf{x}|y)$
 - ✓ f 的方差(Variance, 一维)或协方差(covariance, 多维)
 - $Var(X) = E[(X - EX)^2]$
 - $Var(X) = E(X^2) - (EX)^2$ 向量形式时怎么样?
 - ✓ 当 $p(\mathbf{x})$ 和 $f(\mathbf{x})$ 固定时
 - 期望、方差是一个确定的数(或向量、矩阵)
 - $g(y) = E(X|Y = y)$ 是什么?

估计均值和协方差矩阵

- ✓ 训练样本: $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$
- ✓ 均值的估计 estimation:

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

- ✓ Covariance 的估计

$$Cov(\mathbf{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T$$

无偏估计 unbiased estimation

$$Cov(\mathbf{x}) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T$$

两个随机变量的独立、相关

- ✓ 一般说来 $p(x, y) \neq p(x)p(y)$
- ✓ 如果 $\forall x, y, p(x, y) = p(x)p(y)$, 则 X 和 Y 互相独立 (independent)
- ✓ $cov(X, Y) = E[(X - EX)(Y - EY)]$
- ✓ Pearson 相关系数 (Pearson's correlation coefficient): $-1 \leq \rho_{XY} \leq 1$

$$\rho_{XY} = \frac{cov(X, Y)}{\sqrt{Var(X)Var(Y)}},$$

- $\rho_{XY} = 0$, 称为不相关 (not correlated)
- $\rho_{XY} = \pm 1$, 称为完全相关, 如存在线性关系
- 独立保证一定不相关, 但是, 不相关不一定能保证独立

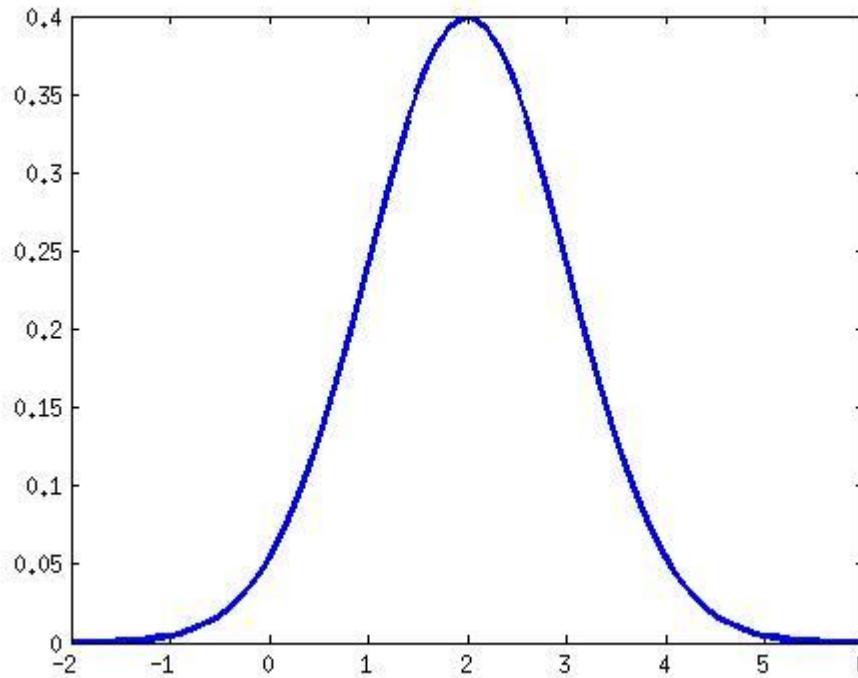
高斯分布

- ✓ 又叫正态分布, normal distribution, Gaussian distribution
- ✓ 单变量或一维高斯分布 $N(\mu, \sigma^2)$

$$p(x) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}}(\sigma^2)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x - \mu)(\sigma^2)^{-1}(x - \mu)\right\}$$

或者 $\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$ 更眼熟?

- ✓ μ : 期望, 或称均值
- ✓ σ^2 : 方差
 - σ : 标准差 (standard deviation)



- ✓ 图例中 $\mu = 2, \sigma = 1$,
离散/连续都可以
- ✓ Markov不等式: 若 $X \geq 0$ (非负随机变量), 则 $P(X \geq a) \leq \frac{EX}{a}$
- ✓ Chebyshев不等式: 对任何分布, $P((X - \mu)^2 \geq k^2) \leq \frac{\sigma^2}{k^2}$ 或

$$P(|X - \mu| > k) \leq \frac{\sigma^2}{k^2} \quad (k > 0)$$
- ✓ 如果 $k = 3$, 这个界是多少? 正态分布上的实际值是多少?
(Matlab will help.)

多维高斯分布

✓ 一维：

$$p(x) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}}(\sigma^2)^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2}(x - \mu)(\sigma^2)^{-1}(x - \mu) \right\}$$

✓ 多维

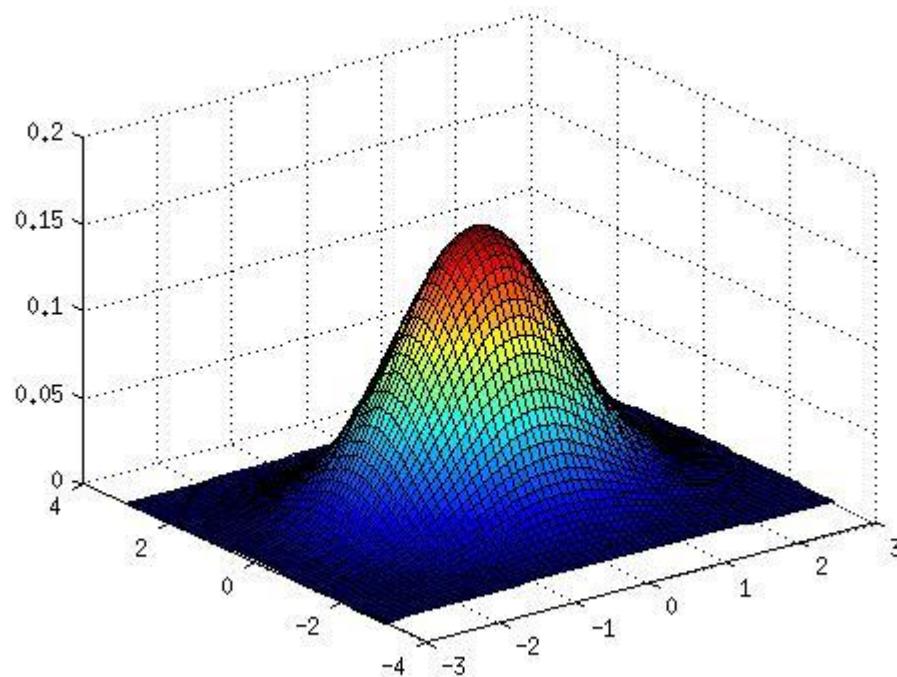
$$p(\boldsymbol{x}) = (2\pi)^{-\frac{D}{2}} |\Sigma|^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\boldsymbol{x} - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1} (\boldsymbol{x} - \boldsymbol{\mu}) \right\}$$

• D: 维数 记为 $\boldsymbol{x} \sim N(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$

• Σ : 协方差矩阵 (半正定) $\det(\Sigma) \geq 0$

• $\boldsymbol{\mu}$: 均值 均值向量

多维高斯PDF示意图



- ✓ 图例中 $\mu = (0,0)$, $\Sigma = I_2$
- ✓ 更多相关，在PCA中讲授

高斯分布中的相关性和独立

✓ 一般来说，两变量

- 独立保证一定不相关
- 不相关不一定保证独立

✓ 但是，对于多维高斯分布

- 不相关意味着协方差矩阵中非对角线项是0

$$\begin{matrix} c_{ii} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & c_{jj} \end{matrix}$$

- 在正态分布中，不相关就等价于独立

多维与一维高斯的关系

- ✓ 多维高斯 $X = \begin{pmatrix} X_a \\ X_b \end{pmatrix}$
 - 条件分布: $x_a | x_b$ 还是高斯分布
 - 边际分布 (margin distribution):
 $p(x_a) = \int p(x_a, x_b) dx_b$ 也是高斯分布
- ✓ 两个高斯分布的加权和也是高斯分布
 - $aX + bY$
- ✓ 为什么大家用高斯分布?

性质好, 很多变换后仍是高斯分布
- ✓ 进一步阅读: PRML 2. 3节

进一步的阅读

- ✓ 如果对本章的内容感兴趣，可以参考如下文献
 - Lecture notes: “Gaussian”
 - 在“advanced materials”中（课程主页也有）
 - 特点是尽量从最基本的概念出发，提供了所有必须的背景数学知识，所以会比一般的英文tutorial容易懂
- ✓ PRML的相关章节（第二章和附录）