

智能软件开发 方向基础

第七章 朴素贝叶斯分类 Naive Bayes Classifier PART2-正态分布的概率密度函数

张朝晖

2022~2023学年第二学期



河北师范大学软件学院
Software College of Hebei Normal University

序号	内容
1	概述
2	机器学习的基本概念
3	模型的选择与性能评价
4	数据的获取、探索与准备
5	近邻模型-----分类、回归
6	决策树模型-----分类、回归
7	集成学习-----分类、回归
8	(朴素)贝叶斯模型-----分类
9	聚类
10	特征降维及低维可视化(PCA, t-SNE)
11	总复习

主要内容

1. 引言

2. 贝叶斯决策模型

2.1 最小错误率贝叶斯决策

连续情况；离散情况

2.2 最小风险的贝叶斯决策

连续情况；离散情况

3. 正态分布的概率密度函数

——“类条件概率密度函数为正态分布”

4. 朴素贝叶斯(Naive Bayes)分类实现流程



河北师范大学软件学院
Software College of Hebei Normal University

问题的引入：

- 贝叶斯规则中，涉及“连续随机变量或向量的类条件概率密度函数”。
- “正态分布”的概率密度函数，特点：
 - 物理上，合理性；
 - 数学上，比较简便。
- ➔ 简单、符合一些实际情况



河北师范大学软件学院
Software College of Hebei Normal University

主要内容

3.1. 单个随机变量的正态分布

3.2. 随机向量的正态分布

连续随机变量 X 概率密度函数定义

$$p_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right]$$

记 $p_X(x) \sim N(\mu, \sigma^2)$

标准正态分布: $p_X(x) \sim N(0, 1)$

其中 $\begin{cases} p_X(x) - \text{随机变量(标量)在} x \text{处的密度值} \\ \mu - \text{随机变量} X \text{的期望, 或均值} \\ \mu \equiv E\{X\} = \int_{-\infty}^{\infty} xp_X(x)dx \\ \sigma - x \text{的标准差, 描述} x \text{的分散程度} \\ \sigma^2 - x \text{的方差: } \sigma^2 \equiv E\{(X - \mu)^2\} = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 p_X(x)dx \end{cases}$

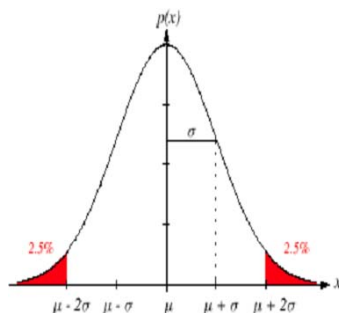
性质: $p_X(x) \geq 0, -\infty < x < +\infty$

$$\int_{-\infty}^{\infty} p_X(x) dx = 1$$

$$\int_{\mu-\sigma}^{\mu+\sigma} p_X(x) dx = 0.683$$

$$\int_{\mu-2\sigma}^{\mu+2\sigma} p_X(x) dx = 0.9544$$

$$\int_{\mu-3\sigma}^{\mu+3\sigma} p_X(x) dx = 0.9974$$



图：单变量正态分布。

其它：熵 $H(p_X(x)) = -\int p_X(x) \ln p_X(x) dx > 0$

*Mahalanobis*距离 $r = \frac{|x - \mu|}{\sigma}$

$$p(X = \mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}$$

$$E\{f(X)\} = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) p_X(x) dx$$



河北师范大学软件学院
Software College of Hebei Normal University

主要内容

3.1. 单个随机变量的正态分布

3.2. 随机向量的正态分布



河北师范大学软件学院
Software College of Hebei Normal University

[1]多元正态分布的概率密度函数-- $p_X(x)$

定义:
$$p_X(x) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \right]$$

记为 $p_X(x) \sim N(\mu, \Sigma)$

其中: $\left\{ \begin{array}{l} X - d \text{ 维列向量}, X = [X_1, X_2, \dots, X_d]^T \\ \quad X_i \text{ 为随机变量}, i = 1, 2, \dots, d; \\ \mu - d \text{ 维均值向量}, \mu = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_d]^T \\ \quad \mu_i \text{ 为第 } i \text{ 维随机变量 } X_i \text{ 的均值}, i = 1, 2, \dots, d; \\ \Sigma - d \text{ 阶协方差矩阵(covariance matrix)} \\ \Sigma^{-1} - \text{矩阵 } \Sigma \text{ 的逆矩阵, 精度矩阵} \\ |\Sigma| - \text{矩阵 } \Sigma \text{ 的行列式} \end{array} \right.$

[1]多元正态分布概率密度函数定义(续) -- μ

$\mu - d \text{ 维均值向量}, \mu = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_d]^T$

$$\mu \equiv E\{X\} = \int_{\mathbb{R}^d} x p_X(x) dx$$

$$= [E\{x_1\}, E\{x_2\}, \dots, E\{x_d\}]^T = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_d]^T$$

其中:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mu_i = E\{X_i\} = \int_{\mathbb{R}^d} x_i p_X(x) dx \\ = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} x_i p_X(x) dx_1 dx_2 \dots dx_d = \int_{-\infty}^{+\infty} x_i p(x_i) dx_i \\ \text{边缘密度函数 } p_{X_i}(x_i) = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} p_X(x) dx_1 \dots dx_{i-1} dx_{i+1} \dots dx_d \end{array} \right.$$

[1]多元正态分布概率密度函数定义(续)--Σ

Σ-d×d维协方差矩阵(covariance matrix):

$$\Sigma \equiv E \{ (X - \mu)(X - \mu)^T \} = \int_{\mathbb{R}^d} (x - \mu)(x - \mu)^T p_X(x) dx$$

$$\begin{aligned} \Sigma &= E \{ (X - \mu)(X - \mu)^T \} = E \left\{ \begin{bmatrix} X_1 - \mu_1 \\ X_2 - \mu_2 \\ \vdots \\ X_d - \mu_d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 - \mu_1 & X_2 - \mu_2 & \cdots & X_d - \mu_d \end{bmatrix} \right\} \\ &= E \begin{bmatrix} (X_1 - \mu_1)^2 & (X_1 - \mu_1)(X_2 - \mu_2) & \cdots & (X_1 - \mu_1)(X_d - \mu_d) \\ (X_2 - \mu_2)(X_1 - \mu_1) & (X_2 - \mu_2)^2 & \cdots & (X_2 - \mu_2)(X_d - \mu_d) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (X_d - \mu_d)(X_1 - \mu_1) & (X_d - \mu_d)(X_2 - \mu_2) & \cdots & (X_d - \mu_d)^2 \end{bmatrix} \\ &= (\text{下页待续}) \end{aligned}$$



$$\begin{aligned} \Sigma &\equiv E \left[(X - \mu)(X - \mu)^T \right] \\ &= \begin{bmatrix} E \{ (X_1 - \mu_1)^2 \} & E \{ (X_1 - \mu_1)(X_2 - \mu_2) \} & \cdots & E \{ (X_1 - \mu_1)(X_d - \mu_d) \} \\ E \{ (X_2 - \mu_2)(X_1 - \mu_1) \} & E \{ (X_2 - \mu_2)^2 \} & \cdots & E \{ (X_2 - \mu_2)(X_d - \mu_d) \} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E \{ (X_d - \mu_d)(X_1 - \mu_1) \} & E \{ (X_d - \mu_d)(X_2 - \mu_2) \} & \cdots & E \{ (X_d - \mu_d)^2 \} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1d} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdots & \sigma_{2d} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \sigma_{d1} & \sigma_{d2} & \cdots & \sigma_{dd} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Σ对称非负定 $\begin{cases} \text{对角线元素 } \sigma_{ii} = \sigma_i^2, & X_i \text{ 方差} \\ \text{非对角元素 } \sigma_{ij}, & X_i, X_j \text{ 协方差} \end{cases}$

这里：只考虑Σ对称正定



$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1d} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2d} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sigma_{d1} & \sigma_{d2} & \dots & \sigma_{dd} \end{bmatrix}$$

$$\sigma_{ij} = E\{(X_i - \mu_i)(X_j - \mu_j)\} = \int_{\mathbb{R}^d} (x_i - \mu_i)(x_j - \mu_j) p_X(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} (x_i - \mu_i)(x_j - \mu_j) p_X(\mathbf{x}) dx_1 dx_2 \dots dx_d$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x_i - \mu_i)(x_j - \mu_j) p_{X_i X_j}(x_i, x_j) dx_i dx_j$$

其中，边缘密度：

$$p_{X_i X_j}(x_i, x_j) = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} p_X(\mathbf{x}) dx_1 \dots dx_{i-1} dx_{i+1} \dots dx_{j-1} dx_{j+1} \dots dx_d$$



河北师范大学软件学院
Software College of Hebei Normal University

[2]多元正态分布概率密度函数性质

性质1 多元正态分布完全由 μ 、 Σ 决定

参数共计 $d + \frac{d(d+1)}{2}$ 个

$$\mu = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_d]^T$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1d} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2d} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sigma_{d1} & \sigma_{d2} & \dots & \sigma_{dd} \end{bmatrix} \text{ 为对称矩阵}$$

$$p_X(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mu)^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \mu) \right]$$



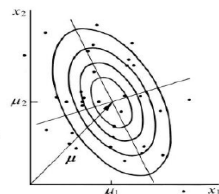
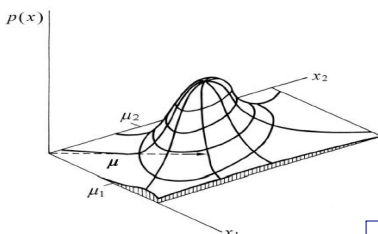
河北师范大学软件学院
Software College of Hebei Normal University

性质2 等概率密度点的轨迹为一超椭球面

$$p_X(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right]$$

\mathbf{x} 到 $\boldsymbol{\mu}$ 的 **Mahalanobis距离**平方 $\mathbf{r}^2 = (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})$

等概率密度点: $\mathbf{r}^2 = \text{常数}$



超椭球面中心 $\boldsymbol{\mu}$

超椭球面主轴 $\left\{ \begin{array}{l} \text{方向取决于} \Sigma \text{本征向量} \\ \text{长度与} \Sigma \text{本征值的平方根成正比。} \end{array} \right.$

二维正态分布，等概率密度点的轨迹为**椭圆**。



河北师范大学软件学院
Software College of Hebei Normal University

性质3 不相关性等价于独立性。

\mathbf{x} 多元正态分布 $\left\{ \begin{array}{l} \text{"}\mathbf{x}\text{任意两分量} X_i, X_j \text{间互不相关"} \\ \Leftrightarrow \text{"各分量间相互独立"} \\ \text{协方差矩阵} \Sigma \text{是对角矩阵} \Rightarrow \mathbf{x} \text{各分量相互独立} \end{array} \right.$

定义：随机变量 X_i, X_j 之间

$$\left\{ \begin{array}{l} X_i, X_j \text{间不相关: } E\{X_i X_j\} = E\{X_i\} E\{X_j\} \\ X_i, X_j \text{相互独立: } p_{X_i X_j}(x_i, x_j) = p_{X_i}(x_i) p_{X_j}(x_j) \end{array} \right.$$

并且

$$p_{X_i X_j}(x_i, x_j) = p_{X_i}(x_i) p_{X_j}(x_j) \Rightarrow E\{X_i X_j\} = E\{X_i\} E\{X_j\}$$



河北师范大学软件学院
Software College of Hebei Normal University

性质3 不相关性等价于独立性。

多元正态分布的任意随机变量间不相关性，等价于独立性。

$\forall X_i, X_j, i \neq j, i, j = 1, \dots, d$ 若 X_i, X_j 间互不相关，则

$$\begin{aligned}\sigma_{ij} &= E\{(X_i - \mu_i)(X_j - \mu_j)\} = E\{X_i X_j - X_i \mu_j - X_j \mu_i + \mu_i \mu_j\} \\ &= E\{X_i\} E\{X_j\} - \mu_j E\{X_i\} - \mu_i E\{X_j\} + \mu_i \mu_j = 0\end{aligned}$$

$$\text{所以: } \Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1d} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2d} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sigma_{d1} & \sigma_{d2} & \dots & \sigma_{dd} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & & & \\ & \sigma_{22} & & \\ & & \dots & \\ & & & \sigma_{dd} \end{bmatrix}$$

因此：若 X_i, X_j 间互不相关，则协方差矩阵 Σ 是对角的



河北师范大学软件学院
Software College of Hebei Normal University

性质3 不相关性等价于独立性。

注意： $\sigma_{ii} = \sigma_i^2$

$$\Sigma^{-1} = \begin{bmatrix} 1/\sigma_{11} & & & \\ & 1/\sigma_{22} & & \\ & & \dots & \\ & & & 1/\sigma_{dd} \end{bmatrix}$$

$$|\Sigma| = \prod_{i=1}^d \sigma_{ii} \quad |\Sigma|^{\frac{1}{2}} = \prod_{i=1}^d \sqrt{\sigma_{ii}} = \prod_{i=1}^d \sigma_i$$

$$\begin{aligned}(x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) &= [x_1 - \mu_1, \dots, x_d - \mu_d] \begin{pmatrix} 1/\sigma_{11} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & 1/\sigma_{dd} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} x_1 - \mu_1 \\ \vdots \\ x_d - \mu_d \end{bmatrix} \\ &= \left[(x_1 - \mu_1)/\sigma_{11} \quad \dots \quad (x_d - \mu_d)/\sigma_{dd} \right] \begin{bmatrix} x_1 - \mu_1 \\ \vdots \\ x_d - \mu_d \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^d \left(\frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2\end{aligned}$$



河北师范大学软件学院
Software College of Hebei Normal University

$$(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) = \sum_{i=1}^d \left(\frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2$$

$$\begin{aligned} p_X(\mathbf{x}) &= \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\boldsymbol{\Sigma}|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right] \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \prod_{i=1}^d \sigma_i} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^d \left(\frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2 \right] \\ &= \prod_{i=1}^d \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2 \right] = \prod_{i=1}^d p_{X_i}(x_i) \end{aligned}$$

所以对于多元正态分布 \mathbf{X} ,

各分量 X_i, X_j 间互不相关 \Leftrightarrow 各分量相互独立。

协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 是对角的 $\Rightarrow \mathbf{X}$ 各分量相互独立, 且正态分布



河北师范大学软件学院
Software College of Hebei Normal University

性质4 边缘密度分布与条件密度分布仍为正态分布。

边缘概率密度: $p_{X_i}(x_i) = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} p_X(\mathbf{x}) dx_1 \dots dx_{i-1} dx_{i+1} \dots dx_d$

$$p_{X_i}(x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ii}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2 \right]$$

$$i = 1, \dots, d$$

条件概率密度: 给定 $\mathbf{X}_i = x_i$ 条件下, X_j 的分布。

$$p_{X_i|X_j}(x_j / x_i) = \frac{p_{X_i X_j}(x_i, x_j)}{p_{X_i}(x_i)}$$

其中:

$$\begin{cases} p_{X_i X_j}(x_i, x_j) = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} p_X(\mathbf{x}) dx_1 \dots dx_{i-1} dx_{i+1} \dots dx_{j-1} dx_{j+1} \dots dx_d \\ p_{X_i}(x_i) = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} p_X(\mathbf{x}) dx_1 \dots dx_{i-1} dx_{i+1} \dots dx_d \end{cases}$$

性质5 线性变换的正态性

正态分布的随机向量 \mathbf{X} 经线性变换后，仍为正态分布。

若 $\begin{cases} \text{随机向量 } \mathbf{X} = [X_1, \dots, X_d]^T, p_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \\ \text{变换矩阵 } \mathbf{A} = [a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_k] \quad d \text{行} \times k \text{列}; \\ \text{线性变换} \quad \mathbf{Y} = \mathbf{A}^T \mathbf{X} \end{cases}$

则 $p_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y}) \sim N(\mathbf{A}^T \boldsymbol{\mu}, \mathbf{A}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{A})$

性质6 线性组合的正态性

正态分布的 \mathbf{X} 各分量的线性组合仍为正态分布。

若：随机向量 $\mathbf{X} = [x_1, \dots, x_d]^T, p_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$

d 维向量 $\mathbf{a} = [a_1, \dots, a_d]^T$;

随机变量 $Y = \mathbf{a}^T \mathbf{X}$

则： $p_Y(y) \sim N(\mu_y, \sigma_y^2) = N(\mathbf{a}^T \boldsymbol{\mu}, \mathbf{a}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{a})$

通过线性组合可获知

\Rightarrow 观测数据在 \mathbf{a} 方向的整体分散程度。



多元正态分布特征空间的线性变换

