Machine Learning Homework 3.1

专业:软件工程 姓名:沈金龙 学号:18214806

1. 作业题目

考虑三维正态分布 $p(x|\omega) \sim N(\mu,\Sigma)$, 其中

$$\mu = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 2 \end{pmatrix} \quad \not \Sigma = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 2 \\ 0 & 2 & 5 \end{pmatrix}$$

- (a) 求点 $x_0 = (0.5,0,1)^t$ 处的概率密度;
- (b) 构造白化变换矩阵 $A_\omega(A_\omega=\Phi\Lambda^{-1/2})$,计算分别表示本征向量和本征值的矩阵 Φ 和 Λ ; 然后,将此分布转换为以原点为中心协方差矩阵为单位阵的分布,即 $p(\mathbf{x}|\omega)\sim \mathbf{N}(\mathbf{0},\mathbf{I})$;
- (c) 将整个同样的转换过程应用于点 x_0 以产生一变换点 x_0 ;
- (d) 通过详细计算,证明原分布中从 x_0 到均值 μ 的 Mahalanobis 距离与变换后的分布中从 x_0 到 0 的 Mahalanobis 距离相等;
- (e) 概率密度在某个一般线性变换下是否保持不变?换句话说,对于某线性变换 T,是否有 $p(x_0\mid N(\mu,\Sigma))=p(T^tx_0\mid N(T^t\mu,T^t\Sigma T)) \ \ \text{?解释原因} \ ;$
- (f) 证明当把一个一般的白化变换 $A_\omega = \Phi \Lambda^{-1/2}$ 应用于一个高斯分布时可保证最终分布的协方差与单位阵 I 成比例,检查变换后的分布是否仍具有归一化特性。

2. 答案

(a) 多维高斯分布的联合概率密度函数为:

$$p(x) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \sum_{k=0}^{-1} (x-\mu)\right]$$

代入 x_0 , μ及Σ后可计算得 p =0.0513。

(b) 由定义,可根据下式计算协方差矩阵Σ的特征值,

$$(\Sigma - \lambda I)X = 0 \Rightarrow \lambda_1 = 1, \lambda_2 = 3, \lambda_3 = 7.$$

将 $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 3, \lambda_3 = 7$ 分别代入 $(\Sigma - \lambda I)X = 0$ 可计算出对应的特征向量。由特征向量为列向量形成的矩阵 Φ 以及特征值为对角元素形成的 Λ 为:

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \end{bmatrix}, \Lambda = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 7 \end{bmatrix} \Rightarrow A_{\omega} = \Phi \Lambda^{-1/2} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{\sqrt{6}}{6} & \frac{\sqrt{14}}{14} \\ 0 & \frac{\sqrt{6}}{6} & \frac{\sqrt{14}}{14} \end{bmatrix}.$$

构造变换和可将原分布转换为)。

(c)
$$x_{\omega} = A_{\omega}^{T}(x_{0} - \mu) = [-0.5 \quad 0.4082 \quad -0.8018]^{T}$$
.

(d) 原分布中从 x_0 到均值 μ 的 Mahalanobis 距离为 :

$$D(x_0, \mu) = (x_0 - \mu)^T \sum_{0.5}^{-1} (x_0 - \mu) = 1.0595.$$

变换后的分布中从到 0 的 Mahalanobis 距离为:

$$D(x_{\omega}, 0) = x_{\omega}^T I^{-1} x_{\omega} = 1.0595.$$

- (e) 通常会变化。以高斯分布为例,分析 p(x)的表达式,尽管 e 的指数项上的值在变换前后不变,但|Σ|的值变化了,这将使得 p(x)的值变化。方差(或协方差矩阵)用于衡量总体与均值的偏离程度。在变换中总体的分布范围会改变,自然会造成方差(或协方差矩阵)的变化。
- (f) 证明:令原始高斯分布的协方差矩阵为Σ,变换后高斯分布的协方差矩阵为,由协方差矩阵的定义,

$$\begin{split} & \Sigma = E[(x-\mu)(x-\mu)^T], \\ & \Sigma_{\omega} = E[(A_{\omega}^T x - A_{\omega}^T \mu)(A_{\omega}^T x - A_{\omega}^T \mu)^T] = E[(A_{\omega}^T x - A_{\omega}^T \mu)(x^T A_{\omega} - \mu^T A_{\omega})] \\ & = E[A_{\omega}^T (x-\mu)(x-\mu)^T A_{\omega}] = A_{\omega}^T E[(x-\mu)(x-\mu)^T]A_{\omega} = A_{\omega}^T \Sigma A_{\omega}. \end{split}$$

前面的解题中为了方便将Φ取为正交的,在一般情况下表示本证向量的矩阵不一定正交,不妨设为 $\Phi=k\Omega$,其中 Ω 为正交阵,k 为常数。由于 Σ 为对称阵,故有分解 $\Sigma=\Omega\Lambda\Omega^T$,将之代入 Σ_{α} 中有:

$$\Sigma_{\omega} = A_{\omega}^{T} \Omega \Lambda \Omega^{T} A_{\omega} = (k \Omega \Lambda^{-1/2})^{T} \Omega \Lambda \Omega^{T} (k \Omega \Lambda^{-1/2}) = k^{2} (\Lambda^{-1/2})^{T} \Omega^{T} \Omega \Lambda \Omega^{T} \Omega \Lambda^{-1/2}.$$

由于//为对角阵,因此:

$$\Sigma_{\infty} = k^2 (\Lambda^{-1/2})^T \Omega^T \Omega \Lambda \Omega^T \Omega \Lambda^{-1/2} = k^2 \Lambda^{-1/2} \Lambda \Lambda^{-1/2} = k^2 I.$$

下面验证变换后的分布是否具有归一化特性。为简单起见 仅考虑原多维正态分布中各维之间相互独立的情况。此时协方差矩阵为对角阵,可将多维情况分解为一维的组合分别进行处理。

假设对某维 i , 原来的方差为 σ_i^2 , Φ 取为正交阵 , 变换后的方差为 :

$$\sigma_{i}^{2}(A_{\omega}^{T}A_{\omega})_{ii} = \sigma_{i}^{2}[(\Phi\Lambda^{-1/2})^{T}(\Phi\Lambda^{-1/2})]_{ii} = \sigma_{i}^{2}\Lambda^{-1}_{ii} = \sigma_{i}^{2}\Sigma^{-1}_{ii} = \sigma_{i}^{2}\sigma_{i}^{-2} = 1.$$

由于 $A_{\omega}=\Phi\Lambda^{-1/2}=\Lambda^{-1/2}=\Sigma^{-1/2},$ 有 $[A_{\omega}]_i=\sigma_i^{-1}$,因此在该维可得 :

$$\int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left\langle \left[A_{\omega}\right]_{i}^{T} \left(x_{i} - \mu_{i}\right)\right\rangle^{T} \left\langle \left[A_{\omega}\right]_{i}^{T} \left(x_{i} - \mu_{i}\right)\right\rangle\right] d\left[A_{\omega}\right]_{i}^{T} x_{i}$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x_i - \mu_i)^T [A_{\omega}]_i [A_{\omega}]_i^T (x_i - \mu_i) \right] d[A_{\omega}]_i^T x_i$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x_i - \mu_i)^T \sigma_i^{-2}(x_i - \mu_i)\right] d\sigma_i^{-1} x_i$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left[-\frac{\left(x_i - \mu_i\right)^T \left(x_i - \mu_i\right)}{2\sigma_i^2}\right] dx_i = 1$$