2014.3.11

第七讲. 多元正态分布(续)

投影与卡方分布

1

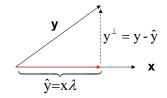
3. 欧氏空间中的投影

例:向量 $y \in R^n$ 在向量 $x \in R^n$ 上的投影 $\hat{y} = P_x y$ 满足

(i)存在实数 λ , $\hat{y} = x\lambda$

(ii)
$$(y - \hat{y}, x) = (y - x\lambda, x) = 0$$

$$\Rightarrow \lambda = \frac{(y,x)}{(x,x)} = \frac{x'y}{x'x}$$



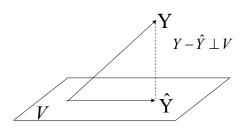
$$\Rightarrow \hat{y} = x \frac{x'y}{x'x} = \frac{xx'}{x'x}y$$

其中
$$P_x = \frac{xx'}{x'x} = x(x'x)^{-1}x'$$
 称为投影矩阵

$$y^{\perp} = y - \hat{y} = y - \frac{xx'}{x'x}$$
 y称为Gram - Schmidt正交化

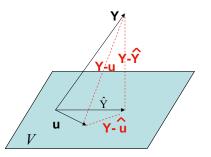
2

定义:向量 $Y_{n\times l}$ 在子空间 $V \subset R^n$ 上的正交投影 $\hat{Y} = P(Y|V)$ 满足:(1) $\hat{Y} \in V$, (2) $Y^{\perp} = Y - \hat{Y} \perp V$



正交分解: $Y = \hat{Y} + Y^{\perp}$, 其中 $\hat{Y} \perp Y^{\perp}$ 平方和分解: $||Y||^2 = ||\hat{Y}||^2 + ||Y^{\perp}||^2$ 定理8(最小二乘): 记 $\hat{Y} = P(Y|V)$ 为Y在V上的投影 则 $\|Y - \hat{Y}\|^2 = \min_{u \in V} \|Y - u\|^2$

证:对任何 $u \in V$,因为 $\hat{Y} - u \in V$,故 $Y - \hat{Y} \perp \hat{Y} - u$,所以 $\|Y - u\|^2 = \|Y - \hat{Y} + \hat{Y} - u\|^2 = \|Y - \hat{Y}\|^2 + \|\hat{Y} - u\|^2 \ge \|Y - \hat{Y}\|^2.$



,

投影矩阵

容易验证,投影: $Y \rightarrow \hat{Y} = P(Y|V)$ 是n维欧氏空间中的 线性变换,即满足:

- (1) $P(\alpha Y | V) = \alpha P(Y | V), \alpha$ 实数;
- (2) $P(Y_1 + Y_2 | V) = P(Y_1 | V) + P(Y_2 | V)$

所以存在唯一 $n \times n$ 矩阵 P_V ,投影变换可表示为 $\hat{Y} = P(Y|V) = P_VY$

Pv称为子空间V所对应的投影矩阵。

5

命题2. 设X是 $n \times p$ 列满秩矩阵,若V = L(X),即X的列向量张成的空间,则V对应的投影矩阵为 $P_X = X(X'X)^{-1}X'$ 所以向量Y在L(X)上的投影为 $\hat{Y} = P_X Y = X(X'X)^{-1}X'Y$

验证:对任意Y,设它在L(X)上的投影为 $\hat{Y} = P_X Y$

- (1)首先, $\hat{Y} \in L(X)$,即存在 $b_{p\times 1}$ 使得 $\hat{Y} = Xb$
- (2)其次, $Y \hat{Y} \perp L(X)$,特别地垂直于X的每一列,即

$$X'(Y - \hat{Y}) = 0$$
, $\mathbb{Z}[0 = X'(Y - Xb) = X'Y - X'Xb \Rightarrow$

$$b = (X'X)^{-1}X'Y$$
,所以 $\hat{Y} = Xb = X(X'X)^{-1}X'Y$

所以
$$P_{x} = X(X'X)^{-1}X'$$

6

命题3: 若A为对称幂等矩阵($A = A', A^2 = A$),则

- (1) 其特征根为0或1;
- (2) 存在正交矩阵Q使得A = $Q\begin{pmatrix} I_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$ Q', 其中r = Rank(A),
- (3) tr(A) = Rank(A)
- (4) 对称幂等矩阵A可表示成A = B(B'B)¹B'的形式。所以命题2和(4)表明: 投影阵⇔对称幂等阵

(4)的证明: 记(2)中的 $Q = (Q_1, Q_2)$,其中 Q_1 为n行r列,则

$$A = (Q_1, Q_2) \begin{pmatrix} I_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Q_1' \\ Q_2' \end{pmatrix} = Q_1 Q_1', \text{ } \exists I_n = Q'Q = \begin{pmatrix} Q_1' \\ Q_2' \end{pmatrix} (Q_1, Q_2)$$

$$= \begin{pmatrix} Q_1'Q_1 & Q_1'Q_2 \\ Q_2'Q_1 & Q_2'Q_2 \end{pmatrix} \Rightarrow Q_1'Q_1 = I_r \Rightarrow A = Q_1Q_1' = Q_1(Q_1'Q_1)^{-1}Q_1'$$

4. 正态分布的二次型 - 卡方分布

定义: $\mathbf{x} \sim N_n(0, I_n)$,则 $\mathbf{x}'\mathbf{x} \sim \chi_n^2$

性质: 若 $\mathbf{x} \sim N_n(\mathbf{\mu}, \Sigma)$,则 $(\mathbf{x} - \mathbf{\mu})' \Sigma^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{\mu}) \sim \chi_n^2$

证明: $\mathbf{v} = \Sigma^{-1/2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \sim N_{n} (0, \mathbf{I}),$

则 $\mathbf{y}'\mathbf{y} = (\mathbf{x} - \mathbf{\mu})'\Sigma^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{\mu}) \sim \chi_n^2$

定理9: $\mathbf{x} \sim N_n(0, \mathbf{I})$, 设 $A_{n \times n}$ 是秩为r的对称幂等阵 (投影阵),则 $\mathbf{x}' A \mathbf{x} = ||A \mathbf{x}||^2 \sim \chi_r^2$

证明:存在正交矩阵Q使得A = Q' $\begin{pmatrix} \mathbf{I}_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$ Q 令 $\mathbf{y} = \mathbf{Q}\mathbf{x}$,则 $\mathbf{y} \sim N(0, I_n)$ 。所以 $\mathbf{x}' A \mathbf{x} = \mathbf{x}' \mathbf{Q}' \begin{pmatrix} \mathbf{I}_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{Q} \mathbf{x} = \mathbf{y}' \begin{pmatrix} \mathbf{I}_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{y} = y_1^2 + ... + y_r^2 \sim \chi_r^2$

证明:

定理10: $\mathbf{x} \sim N_n(0, \mathbf{I}_n)$,

(1) 由 $CA'=0 \Rightarrow Cx$ 与Ax独立,进而与(Ax)'(Ax)=x'Ax独立。

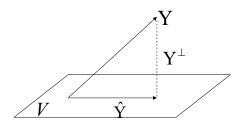
 $(1)A_{n \times n}$ 对称幂等, C 为 $m \times n$ 矩阵, 若CA = 0,则Cx与x'Ax独立。

(2) $AB'=0 \Rightarrow Ax 与 Bx 独立 \Rightarrow ||Ax||^2 与 ||Bx||^2 独立$

 $(2)A_{n\times n}, B_{n\times n}$ 对称幂等, 若AB=0, 则**x**'A**x**与**x**'B**x**独立

9

定理11: $Y \sim N_n(0, I_n)$,假设 $V \subset R^n$ 是p维子空间, $\hat{Y} = P_V Y$ 为Y在V上的投影, $Y^{\perp} = Y - \hat{Y}$ 则 \hat{Y} 与 Y^{\perp} 独立,且 $\frac{\|\hat{Y}\|^2}{\|Y^{\perp}\|^2} = F_{p,n-p}$



例. 假设 $x_1,...,x_n$ iid $\sim N(\mu,\sigma^2),\bar{x}$ 为样本均值, s^2 为样本方差,则(1) \bar{x} 与 s^2 独立;(2) $(n-1)s^2/\sigma^2 \sim \chi^2_{n-1}$;(3) $\sqrt{n}(\bar{x}-\mu)/s \sim t_{n-1}$

证明:

(1) 令
$$\mathbf{x} = (x_1, ..., x_n)' \sim N(\mathbf{1}\mu, \sigma^2 I_n)$$
, 令 $\mathbf{y} = (\mathbf{x} - \mathbf{1}\mu) / \sigma \sim N(\mathbf{0}, I_n)$
所以 $\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{1}' \mathbf{x} / n = \mathbf{1}' \mathbf{y} / n \sigma + \mu$

因为
$$(x_1 - \bar{x},...,x_n - \bar{x})' = x - 1\bar{x} = x - 1\bar{x} = x - 11'x/n = (I_n - P_1)x,$$
 其中 $P_1 = 11'/n = 1(1'1)^{-1}1'$ 为向量1的投影阵

所以
$$s^2 = \frac{\mathbf{x}(\mathbf{I}_n - P_1)\mathbf{x}'}{n-1} = \sigma^2 \frac{\mathbf{y}(\mathbf{I}_n - P_1)\mathbf{y}'}{n-1}$$
,所以 $\overline{\mathbf{x}}$ 与 s^2 独立。

11

10

(2)因为
$$I_n - P_1$$
是秩 $n - 1$ 投影阵,所以 $\frac{(n-1)s^2}{\sigma^2} = y(I_n - P_1)y' \sim \chi_{n-1}^2$

关键: \bar{x} 只与 $\hat{x} = P_1 x = 1\bar{x}$ 有关, s^2 只与 $x^\perp = x - \hat{x}$ 有关,而 \hat{x} 与 x^\perp 正交(独立),所以 \bar{x} 与 s^2 独立.

