

Asumiendo que $\Sigma > 0$ y tomando en cuenta que $\mathcal{Y}_1^u, \dots, \mathcal{Y}_p^u$ son una base ortonormal en \mathbb{R}^p , pensemos en la figura A, $p=3$.

Para un dato x en la nube de la figura A la proyección de x sobre \mathcal{Y}_i^u está dada por

$$\text{Proy}_{\mathcal{Y}_i^u}(x) = (\mathcal{Y}_i^{u'} x) \cdot \mathcal{Y}_i^u = y_i \mathcal{Y}_i^u \quad i=1,2,3,$$

pero además

$$\begin{aligned} (\Phi) \quad \dots \quad x &= \text{Proy}_{\mathcal{Y}_1^u}(x) + \text{Proy}_{\mathcal{Y}_2^u}(x) + \text{Proy}_{\mathcal{Y}_3^u}(x) \\ &= y_1 \mathcal{Y}_1^u + y_2 \mathcal{Y}_2^u + y_3 \mathcal{Y}_3^u, \end{aligned}$$

y_i es el peso o el escalamiento que hay que darle al vector \mathcal{Y}_i^u , $i=1,2,3$, para obtener x en la ecuación (Φ) , pero además y_i es una muestra o realización de la v.a. $Y_i = \mathcal{Y}_i^{u'} X$.

En particular y_1 es una muestra de Y_1 la primera componente principal

Para responder a la pregunta (*) en la pag 16

Supóngase ahora, que nunca vimos la Figura A, pero que tenemos los datos x_{G1}, \dots, x_{Gn} .

Entonces repetimos el proceso para calcular y_1, y_2 y y_3 (en la ecuación (1)) para cada

x_{Gi} ; $i=1, 2, \dots, n$. Con esto vamos a obtener

una muestra de tamaño n para cada una de las componentes y_1, y_2 y y_3 , sean $\{y_1^i: i=1, \dots, n\}$, $\{y_2^i: i=1, \dots, n\}$ y $\{y_3^i: i=1, \dots, n\}$ estas muestras. Por construcción $\text{VAR}(y_1)$

$= \lambda_1 \geq \lambda_2 = \text{VAR}(y_2) \geq \lambda_3 = \text{VAR}(y_3)$, entonces

es de esperarse que los valores $\{y_1^i\}_{i=1}^n$ se extiendan más (tengan mayor dispersión)

que los valores $\{y_2^i\}_{i=1}^n$ y $\{y_3^i\}_{i=1}^n$ y que

a su vez los valores $\{y_2^i\}_{i=1}^n$ tengan mayor dispersión que los valores $\{y_3^i\}_{i=1}^n$. Como

$\{y_1^i\}_{i=1}^n$ son los escalonamientos en la dirección de \hat{x}_1 , $\{y_2^i\}_{i=1}^n$ son los escalonamientos en la dirección de \hat{x}_2 y $\{y_3^i\}_{i=1}^n$ son los

escalamientos en la dirección de \mathbb{R}_3^u , entonces es de esperarse que la configuración de los datos sea como en la figura A.

Nota: Para datos tales que $\mathbb{X} \sim F$ donde $E(\mathbb{X}) \neq 0$, tendríamos que dibujar el elipsoide de la figura A en otra localización de \mathbb{R}^3 . Lo que aparece como el origen $(0,0,0)$ tendría que convertirse en el vector $(E(X_1), E(X_2), E(X_3))$ $p=3$.

En general los datos tendrán una distribución F para la cual la media no es el vector 0 , es decir x_{G1}, \dots, x_{Gn} son una muestra de $\mathbb{X} \sim F$ con $E(\mathbb{X}) \neq 0$.

En algunos libros se asume $E(\mathbb{X}) = 0$ porque de no ser así, se puede hacer teoría con el vector aleatorio centrado $\tilde{\mathbb{X}} = \mathbb{X} - E(\mathbb{X})$

y en tal caso $E(\tilde{X}) = 0$ porque

$$\begin{aligned} E(\tilde{X}) &= E(X - E(X)) = E(X) - E(E(X)) \\ &= E(X) - E(X) = 0 \end{aligned}$$

Vamos a escribir las relaciones $(PC1)$, $(PC2)$, $(PC3)$, etc... que definen las componentes principales de un vector aleatorio X usando Σ y μ (la matriz de varianzas-covarianzas y el vector de medias) que son características de F , la distribución de X .

$$\mu = E(X)$$

de dim. $p \times p$
simétrica y
positivo def.

$$\longrightarrow \Sigma = \text{VAR}(X) = \Gamma \Lambda \Gamma'$$

descomposición de
Jordan

$$\Lambda = \text{DIAG}(\lambda_1, \dots, \lambda_p)$$

$$\Gamma = (\gamma_1^u, \gamma_2^u, \dots, \gamma_p^u)$$

Las relaciones $(PC1)$, $(PC2)$, $(PC3)$, ...
se pueden escribir en forma matricial como

$$Y = \Gamma' (X - \mu)$$