

Dal punto C abbiamo definito la nostra decisione statistica come la distanza euclidea dal centro tramite i valori delle 2 PCA

$$T = PCA_1^2 + PCA_2^2$$

se questo valore supera una certa soglia allora sappiamo che il punto è abbastanza lontano dal centro ($Y=1$)

Nel nostro caso $T_i = x_i$

Possiamo ipotizzare che ogni classe, $(-1, 1)$ segua una distribuzione gaussiana sulla variabile T

Abbiamo definito dalla teoria che il classificatore MAP

$$\begin{aligned} \bullet C_1 \quad Y = -1 \\ \bullet C_2 \quad Y = 1 \end{aligned} \quad \frac{P(C_1 | X)}{P(C_2 | X)} \xrightarrow{\text{Bayes}} \frac{\pi(C_1) l(X | C_1)}{\pi(C_2) l(X | C_2)} \underset{C_2}{\overset{C_1}{>}} 1$$

Ho suddiviso il Dataset TRAIN e TEST con i valori del PCA, PCA2 sono sufficienti a spiegare la varianza dei dati X

Calcolando le priori delle due classi sul dataset TRAIN

$$\pi(C_i) = \frac{N^{\circ} \text{ dati in } Y}{N^{\circ} \text{ dati } (Y=C_i)} \quad \text{e se che sono simili per le due classi } (0,50) \text{ e } (0,49)$$

Quando il MAP diventa

$$\frac{l(X | C_1)}{l(X | C_2)} < \frac{\pi(C_2)}{\pi(C_1)}$$

Adesso si va a calcolare σ , μ

$$l(X, C_i) \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$$

$$\mu_i = \frac{N^{\circ} \text{ dati}}{N^{\circ} \text{ dati } (Y=1)}$$

$$n = \text{campioni per classe } C_i \quad (\text{Varianza}) = \sigma_i^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_i - \mu)^2$$

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp \left\{ -\frac{(T-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2} \right\} = p(T|c_1)$$

$$\bullet p(x|c_2) \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$$

$$p(T|c_2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \exp \left\{ -\frac{(T-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2} \right\}$$

$$\frac{p(T|c_1)}{p(T|c_2)} \underset{c_2}{\overset{c_1}{\geq}} 1 \quad \text{Se il likelihood Ratio dell'osservazione } T$$

è > 1 allora T è $y=1$, sinno T è $y=-1$

il grafico della prior è visibile sul codice