

Dato un valore x , la $\Phi(x)$ Standard function misura l'area da $-\infty$ a x

$$P(X < x) = \int_{-\infty}^x f(t) dt$$

La Survival function SF , misura l'area da x a $+\infty$

$$P(X > x) = \int_x^{+\infty} f(t) dt \rightarrow \text{Nella teoria è la funzione } Q(x)$$

$$Q = 1 - \Phi(x)$$

+ importante
↓

Nel criterio NP vogliamo ottimizzare $1 - \beta \rightarrow \text{eng min } P(\hat{Y} = 0 \mid Y = 1)$

che è soggetta ad $P(\hat{Y} = 1 \mid Y = 0) \leq \alpha$

Con distribuzione gaussiana con varianza uguale, il test della likelihood Ratio si limita a una soglia γ

$$\text{Si sceglie } \hat{Y} = 1 \text{ se } x > \gamma \rightarrow \frac{l(x \mid Y=1)}{l(x \mid Y=0)} \underset{0}{\overset{1}{\gtrless}} \gamma$$

Dato che $x \mid Y=0 \sim N(0, 1)$, la $P(\hat{Y} = 1 \mid Y=0)$ è

$$P(x > \gamma \mid Y=0) \rightarrow \text{Si usa la survival function } Q(\gamma) \leq \alpha$$

$$\text{Dalla teoria } P(\hat{Y} = 1 \mid Y=0) = P(x > \gamma \mid Y=0) = P(N(\mu_0, \sigma^2) > \gamma) =$$

$$= P\left(\frac{N(\mu_0, \sigma^2) - \mu_0}{\sigma} > \frac{\gamma - \mu_0}{\sigma}\right) = Q\left(\frac{\gamma - \mu_0}{\sigma}\right) \rightarrow Q\left(\frac{\gamma - 0}{1}\right) = Q(\gamma)$$

↑ area da γ a $+\infty$

Se si impone $Q\left(\frac{x - \mu_0}{\sigma}\right) = z$

Dato che $Q\left(\frac{x - \mu_0}{\sigma}\right) = Q(x)$

$$x = Q^{-1}(z)$$

μ_0 = media di $P(x | Y = 0)$
 σ^2 varianza di $P(x | Y = 0)$

Calcolo $P(\hat{Y} = 1 | Y = 0)$ (Monte Carlo) \rightarrow blocco Empirico

$N^0(Y=0)$: numero di campioni con $Y=0$

$$\frac{1}{N^0(Y=0)} \sum I(\hat{Y} = 1 | Y = 0)$$

$\hookrightarrow P(\hat{Y} = 1 | Y = 0)$ falsi positivi $< 0,1$ Requisito Rispettato

Se quelli effettivamente negativi, vedi quant. ne han classificati correttamente

$$P(\hat{Y} = 0 | Y = 1)$$

0,50 il 50% delle osservazioni viene ignorato, o
sbadigliato per la ragione $P(\hat{Y} = 1 | Y = 0) \leq 2$

ESERCIZIO

SGD

$$x \in \mathbb{R}^2$$

$$y \in \{-1, 1\}$$

Si hanno che le feature $x_1 | Y = 1$ e $x_2 | Y = -1$ $\mu = 0,9$

$x_1 | Y = -1$ e $x_2 | Y = 1$ $\mu = -0,85$

Definire il blocco del gradiente

Definiamo una statistica di decisione $S_{\beta}(x) \triangleq \ln \frac{P(+|x)}{P(-|x)} = \ln \frac{P(+|x)}{1-P(+|x)}$

$$P(+|x) = \frac{1}{1 + e^{-S_{\beta}(x)}} \quad \leftarrow \text{Soft form della posterior}$$

La loss function nel caso di Regressione Logistica, in cui la statistica assume una forma lineare è

$$Q_{\beta}(x, y) = \ln(1 + e^{-y x^T \beta})$$

Applichiamo la teoria del gradiente: $\nabla J(\beta) \quad \frac{\partial J(\beta)}{\partial \beta_i}$

$$\nabla_{\beta} Q = \frac{1}{1 + e^{-y x^T \beta}} (e^{-y x^T \beta} \cdot (-y x)) = \frac{-y x}{1 + e^{y x^T \beta}}$$

$x^T = 1$ in pratica per mettere il prodotto con $\beta(m, 1)$

$$\text{Se si ha } \nabla_{\beta}(x^T \beta) = x$$

Punto e

$$\text{Classificazione MAP: } P(Y=y|X=x) = \frac{l(x=x|Y=y) \pi(y)}{\sum \pi(y') l(x|y')}$$

$$\text{con } y' \in \{y_1, y_2\}$$

\rightarrow è uguale ad 1

$$\frac{P(Y=+1|X=x)}{P(Y=-1|X=x)} = \frac{l(x|Y=+1) \pi(Y=+1)}{l(x|Y=-1) \pi(Y=-1)} \stackrel{?}{\geq} 1$$

$$\frac{l(x|+1)}{l(x|-1)} \stackrel{?}{\geq} \frac{\pi(+1)}{\pi(-1)} \quad \text{le classi sono ugualmente distribuite } \pi(+1) = \pi(-1)$$

$$l(x|Y=1) \rightarrow l(x_1|Y=1) l(x_2|Y=1)$$

$$l(x_1|1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x_1 + 0,85)^2}{2}\right)$$

$$l(x_2|1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x_2 - 0,90)^2}{2}\right)$$

$$l(x|Y=1) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{(x_1 + 0,85)^2 + (x_2 - 0,90)^2}{2}\right)$$

$$l(x|Y=-1) = l(x_1|-1) l(x_2|-1) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{(x_1 - 0,9)^2 + (x_2 + 0,85)^2}{2}\right)$$

Log likelihood Ratio $l(x|1) - \log|x|-1 \geq \phi$ allora x è $Y=1$

$$-\frac{1}{2} \left((x_1 + 0,85)^2 + (x_2 - 0,9)^2 \right) + \frac{1}{2} \left((x_1 - 0,9)^2 + (x_2 + 0,85)^2 \right)$$

Sviluppando i quadrati:

$$x_1^2 + 1,7x_1 + 0,72$$

$$x_2^2 - 1,8x_2 + 0,81$$

$$x_1^2 - 1,8x_1 + 0,81$$

$$x_2^2 + 1,7x_2 + 0,72$$

Annullo a sostituirle

$$-1,75x_1 + 1,75x_2 \geq \phi$$

$$1,75x_2 \geq 1,75x_1$$

$$x_1 = x_2$$

Régression passant par l'origine $\beta_1 = -1,75$ $\beta_2 = 1,75$ $\beta_0 = 0$