Beta

$\beta_j^{(0)} = 0 \quad j = 1, \dots, K$

pro Datenpunkt ↗ n

u_i = residuals

"Formel"

$$\hat{b}_j = ((x^j)'x^j)^{-1}(x^j)' \cdot u$$

Vektor der Resid aller Datenpunkte

Gamma

$\gamma_j^{(0)} = 0 \quad j = 1, \dots, K$

u_i = deviance

"Formel"

ausschreiben → resid / fittedScale

$$\hat{b}_j = u^2 \cdot Z^j \cdot e^{\overbrace{-\underbrace{2}_{\text{zwei}}}\,(2 \cdot \gamma)}$$

zwei

Z Vektor

Gamma

Beide gleicher Vorgang

$$\boxed{\begin{array}{l}\text{. Fit separate linear models for all covariates, i.e., obtain} \\ \hat{b}_j = ((\boldsymbol{x}^j)'\boldsymbol{x}^j)^{-1}(\boldsymbol{x}^j)'\boldsymbol{u}, \; j = 0, \dots, k \\ \text{and determine the best-fitting variable via} \\ j^* = \underset{j=0,\dots,k}{\arg\min} \sum_{i=1}^{n} (u_i - x_{ij}\hat{b}_j)^2. \end{array}}$$

Update coefficients

$$\hat{\beta}_{j^*}^{(1)} = \hat{\beta}_{j^*}^{(0)} + \nu \hat{b}_{j^*}$$

$$\hat{\beta}_{j}^{(1)} = \hat{\beta}_{j}^{(0)}, \quad j \neq j^*.$$

e steps 2–4 until $t = m_{\text{stop}}$.

und selbiges für Gamma:
Gamma_J_1=Gamma_j_0+v*b_j_hat*

j* gibt den "besten" koeffzienten an der die Loss Funktion am meisten verbessert siehe oben