## Mašinsko učenje – Domaći 1 LASSO regresija

Nemanja Saveski 2023/3163 28. oktobar 2023.

## 1 Zadatak

Potrebno je napraviti model LASSO regresije za koji se usvaja polinom 2. reda i za taj model naći optimalnu vrednost hiperparametra  $\lambda$  kao i procenjenu vrednost korena srednje-kvadratne greške modela (**RMSE**).

## 2 Rešenje

Hipoteza (ciljna promenljiva), za polinom 2. reda, a koji ima 5 prediktora, ima 21 član:

$$\hat{y} = h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x_1 + ... + \theta_1 x_1^2 + ... + \theta_1 x_1 x_2 + ... + \theta_{20} x_4 x_5$$

Kada smo definisali polinom, moramo izvršiti standardizaciju promenljivih:

$$\chi_{i} = \frac{\chi_{i} - \bar{\chi}_{i}}{\sigma_{\chi_{i}}}$$

Dalje je potrebno definisati kriterijumsku funkciju LASSO regresije:

$$J(\theta) = \sum_{i=1}^{m} (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^2 + \lambda R(\theta), \ R = \sum_{i=1}^{n} |\theta_i|$$

U matričnom obliku izgleda ovako:

$$J(\theta) = ||X\theta - y||_2^2 + \lambda ||\theta||_1$$

Kada uradimo izvod kriterijuma po  $\theta$ , dobijamo sledeći oblik:

$$\frac{\mathrm{d}J(\theta)}{\mathrm{d}\theta} = \frac{1}{2}X^{\mathrm{T}}e + \lambda \mathrm{sgn}(\theta), \ e = X\theta - y$$

Ovde je u redu da se uzme sgn funkcija kao rezultat izvoda apsolutne vrednosti, iako funkcija apsolutne vrednosti nije diferencijabilna u 0. Razlog ovoga je to što su male šanse da neko  $\theta$  dobije u nekom trenutku baš vrednost 0 (može se dosta približiti 0, ali ne biti 0). Sama LASSO regresija nam smanjuje broj relevatnih prediktora sa njihovim  $\theta$  parametrima, ali ti parametri u praksi nikada ne postaju tačno 0.

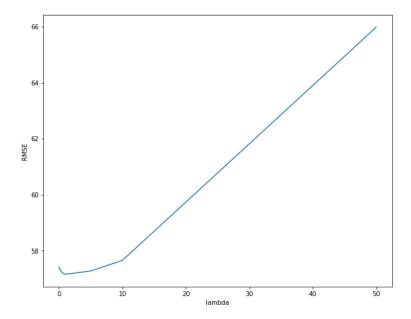
Na kraju ćemo iskoristiti ovaj izvod kriterijuma u gradijentnom metodu:

$$\theta = \theta + \eta \frac{dJ(\theta)}{d\theta}$$

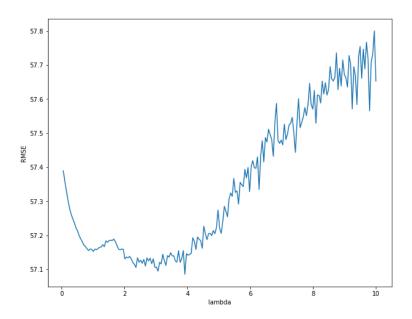
Za biranje optimalnog parametra  $\lambda$  koristila se *k-fold* krosvalidaciona metoda, gde je ceo skup podataka podeljen na 5 delova, a u svakoj epizodi se jedan od tih delova koristi kao validacioni skup, a ostalih 4 kao trening skup.

Optimalno  $\theta$  za svako  $\lambda$  dobijamo posle 1000 iteracija, gde je  $\eta = 0.0005$ .

Prvo je pokrenuta simulacija za  $\theta \in [0.00001, 50]$ :



Sa grafika se vidi da se optimalno  $\theta$  nalazi u opsegu [1, 10], pa ćemo taj deo uveličati (pustiti simulaciju samo na tom delu sa većom rezolucijom):



Dobija se traženo  $\lambda = 3.92$ , za koje se dobija RMSE = 57.08.