



Strojové učenie a neurónové siete - **zadanie 2** - tréňovanie neurónových sietí

15. október 2020

I-SUNS cv. 4

Zadanie 2

- Zadanie a bodovanie je k dispozícii na dokumentovom serveri v AIS
- Máte sa naučiť:
 1. Používať validačnú množinu
 2. Vedieť identifikovať podtrénovanie/ pretrénovanie
 3. Sledovať a regulovať proces trénovania siete
 4. Trénovať Stroj s podpornými vektormi
- Dataset:
 - dostupný v AIS
 - Testovacia množina je oddelená, aby sa dali systémy navzájom porovnávať
 - popisy stĺpcov podľa Spotify API



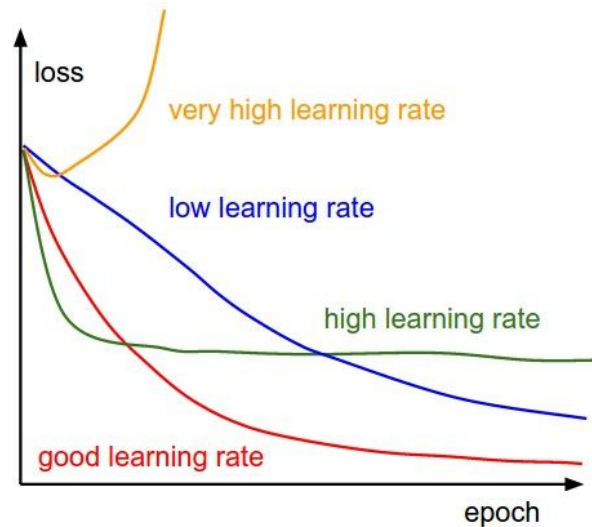
Obsah tejto prezentácie

- Solvery (optimalizátory) - SGD, ADAM
 - Delenie trénovacia/testovacia/validačná množina
 - Podtrénovanie a pretrénovanie neurónových sietí
 - Regularizačné techniky
-
- O týždeň - SVM



Proces tréovania - opakovanie

- V sieti trénujeme váhy a prahy:
 - Menia sa tak, aby sme znížili* kritériálnu funkciu (označuje veľkosť chyby pre celý trénovací dataset)
 - Smer (aj veľkosť) zmeny je určený podľa gradientov vypočítaných v rámci spätnej propagácie
 - Presnú veľkosť zmeny pre prah/váhu určuje solver (parametrizovaný min. rýchlosťou učenia)
- Proces tréovania sledujeme na vývoji kritériálnej funkcie
- Tréovanie ukončujeme:
 - Ak dosiahneme dostatočne malú chybu (dostatočne nízka krit. f-cia)
 - Po predom určenom počte epoch/iterácií
 - Ak sa sieť prestala zlepšovať (resp. začala sa zhoršovať) - krit. f-cia stagnuje, v za x epoch sa chyba nezlepšila o min. y



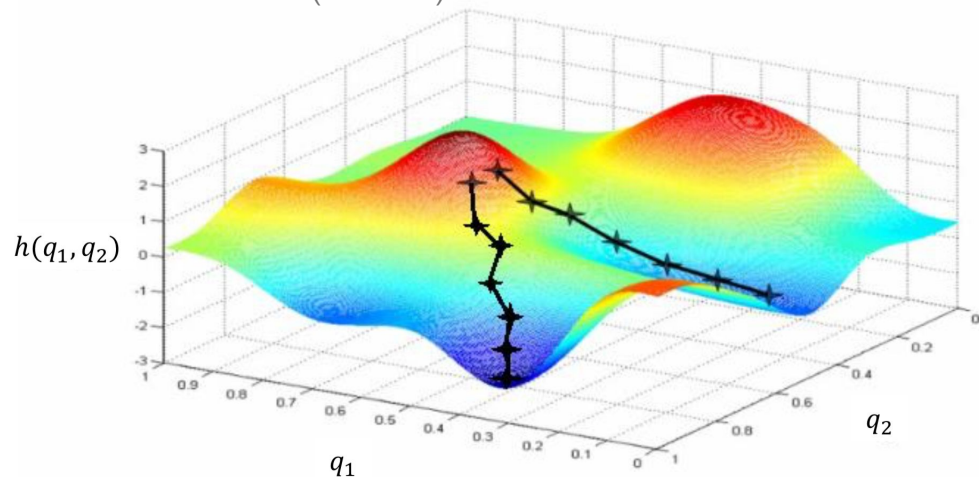
Solvery

Optimalizátory,

Gradient descent (GD)

$$\theta_{i+1} = \theta_i + \alpha \nabla_{\theta} L(\theta_i)$$

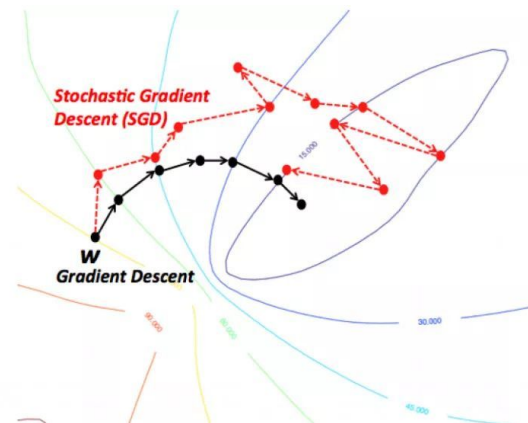
- α - pamater rýchlosti učenia
- θ - váhy
- i - čas (iterácia)



Zdroje obrázkov:
<https://shashank-ojha.github.io/ParallelGradientDescent/>
[https://golden.com/wiki/Stochastic_gradient_descent_\(SGD\)](https://golden.com/wiki/Stochastic_gradient_descent_(SGD))

Stochastic gradient descent (SGD)

- Posielam dáta do trénovania po častiach - dávkach (batchoch)
- Jeden výpočet úpravy gradientu - 1 iterácia
- Úprava pre celú trénovaciu množinu - 1 epocha
- počet iterácií v jednej epoche?



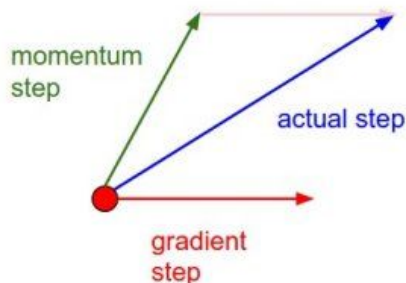
Solvery

GD with momentum

$$v_{i+1} = \gamma v_i + \alpha \nabla_{\theta} L(\theta_i)$$

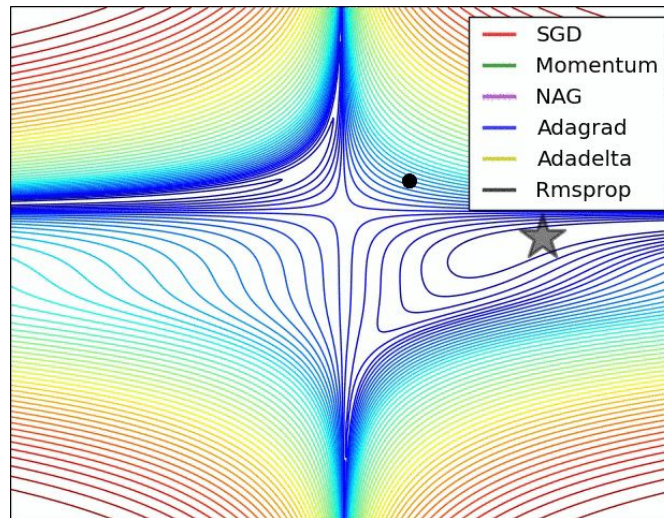
$$\theta_{i+1} = \theta_i - v_{i+1}$$

- Gamma γ je hyperparameter (obvykle 0.9)
- Úprava váh - lineárna kombinácia aktuálneho stochastického gradientu a zmeny v predchádzajúcom kroku



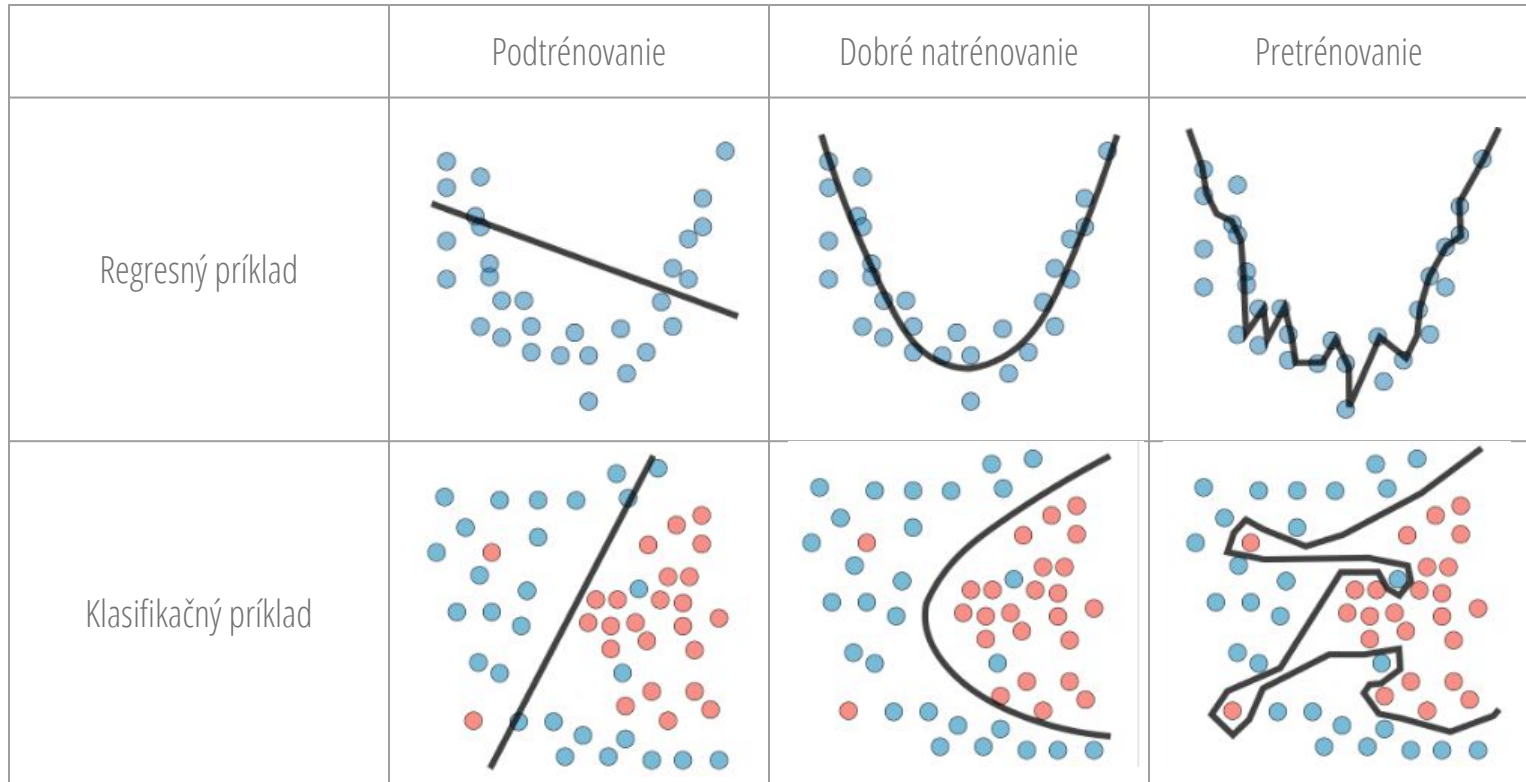
Adaptive moment estimation (ADAM)

- Takisto momentová metóda
- využíva pohyblivé priemery z viacerých minulých iterácií
- Tri hyperparametre: $\beta_1, \beta_2, \epsilon$
- Postupne znižuje α

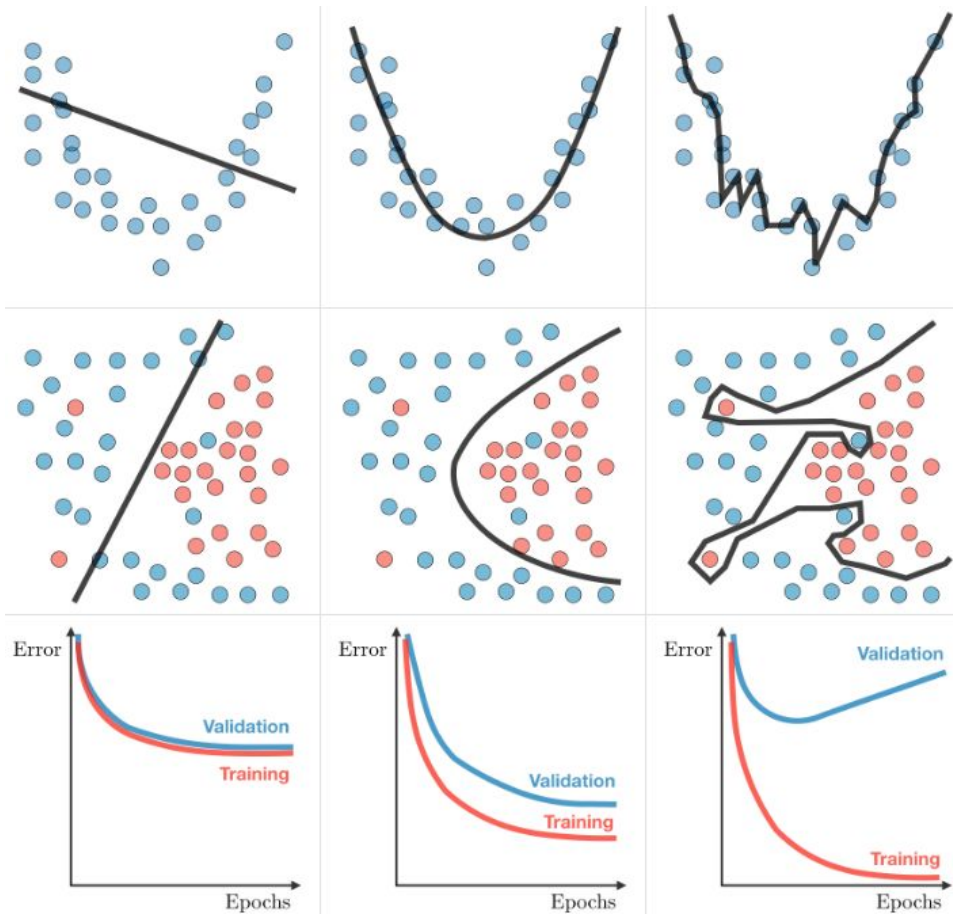




Pretrénovanie a podtrénovanie - ilustrácia



Pretrénovanie a podtrénovanie - pozorovanie

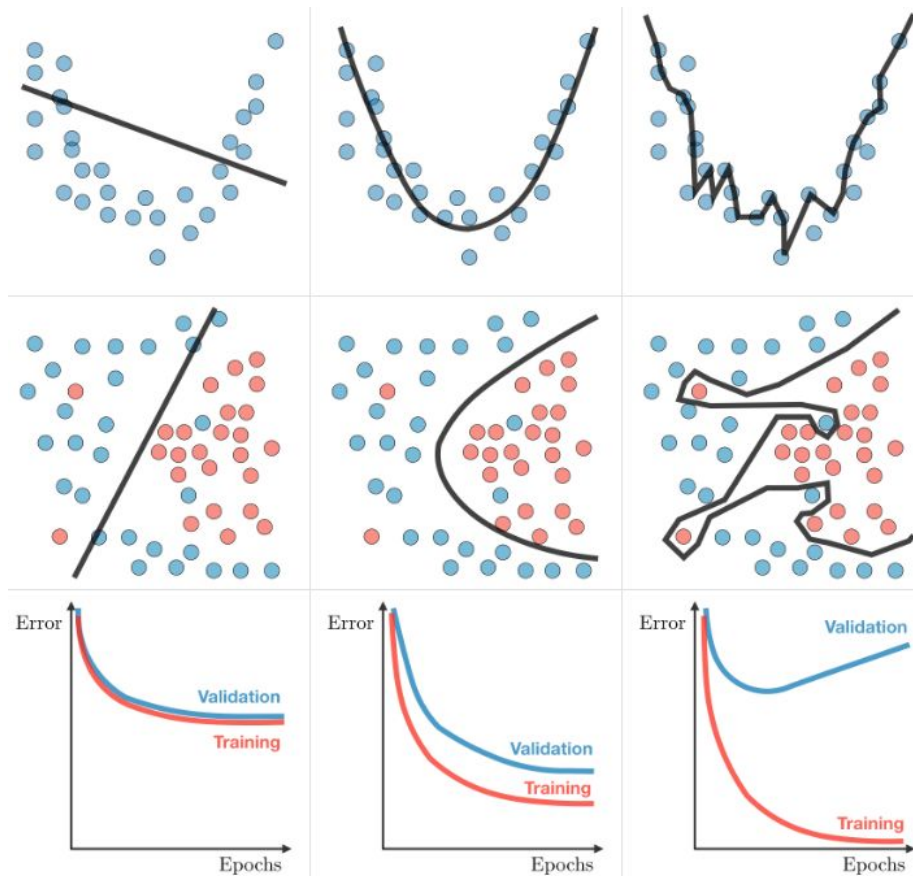


- Pridávam do tréovania **validačnú množinu**
- Samostatná množina dát, pomocou ktorej nepočítam chybu (neovplyvňuje gradienty)
- Overujem na nej, ako dobre vie sieť generalizovať -> rozpoznávať nevidené dáta



Pretrénovanie a podtrénovanie - opravy

- Podtrénovanie:
 - Zastavovacia podmienka
 - Iný model
 - Viac príznakov
 - Väčšia sieť
- Pretrénovanie:
 - Zastavovacia podmienka
 - Viac tréningových dát
 - Menej príznakov
 - Menšia sieť
 - Regularizácia



Regularizačné techniky - L1/2 regularizácia

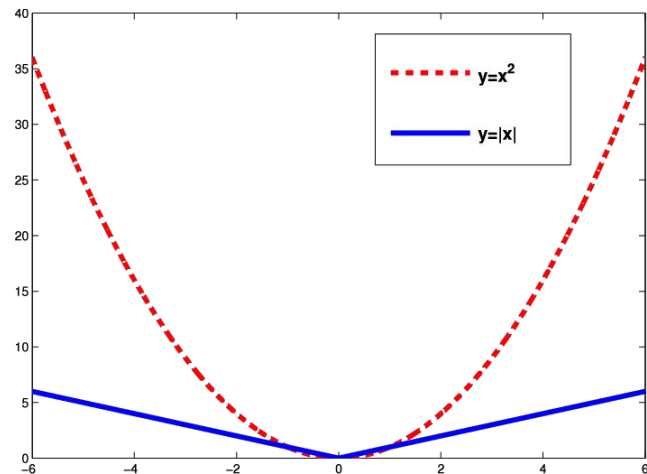
- Penalizácia váh je pridávaná do kritériálnej funkcie
- L1 regularizácia:

$$Loss = Error(y, \hat{y}) + \lambda \sum_{i=1}^N |w_i|$$

- L2 regularizácia:

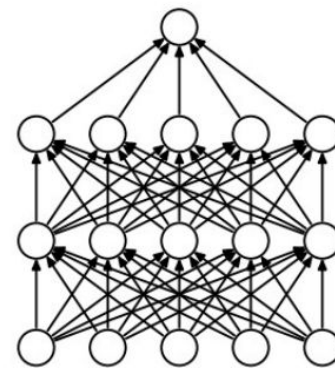
$$Loss = Error(y, \hat{y}) + \lambda \sum_{i=1}^N w_i^2$$

- λ je hyperparameter - sila regularizácie - (musí byť väčšia ako 0)
- Penalizujú príliš vysoké a nízke váhy
- L1 - sparse vektor váh, L2 - veľkosti váh zhruba rovnaké

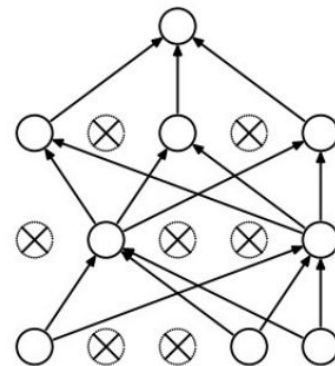


Regularizačné techniky - dropout/dropconnect

- Náhodné vypínanie váh (neurónov) počas trénovania
- Jeden hyperparameter - pomer vypnutých/zapnutých váh



(a) Standard Neural Net



(b) After applying dropout.

Regularizačné techniky - normalizácia dávok

- *Batch normalization*
- Normalizujeme nielen vstupy ale aj váhy počas trénovania
- Obvykle implementovaná ako vlastná vrstva (pred akt. funkciou)
- Sieť je odolnejšia pred zlou inicializáciou, zlepšuje sa úspešnosť aj rýchlosť konvergenzie

Input: Values of x over a mini-batch: $\mathcal{B} = \{x_1 \dots x_m\}$;
Parameters to be learned: γ, β
Output: $\{y_i = \text{BN}_{\gamma, \beta}(x_i)\}$

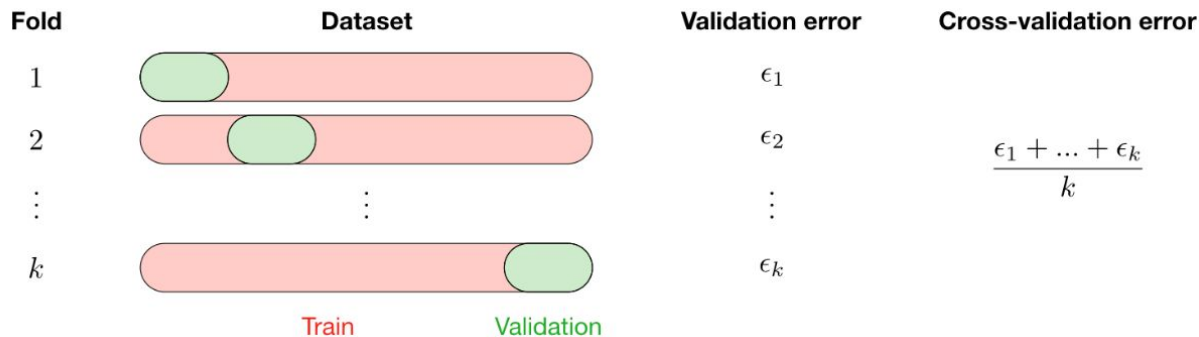
$$\mu_{\mathcal{B}} \leftarrow \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i \quad // \text{ mini-batch mean}$$
$$\sigma_{\mathcal{B}}^2 \leftarrow \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \mu_{\mathcal{B}})^2 \quad // \text{ mini-batch variance}$$
$$\hat{x}_i \leftarrow \frac{x_i - \mu_{\mathcal{B}}}{\sqrt{\sigma_{\mathcal{B}}^2 + \epsilon}} \quad // \text{ normalize}$$
$$y_i \leftarrow \gamma \hat{x}_i + \beta \equiv \text{BN}_{\gamma, \beta}(x_i) \quad // \text{ scale and shift}$$

Algorithm 1: Batch Normalizing Transform, applied to activation x over a mini-batch.



Trénovanie v praxi

1. Cross-validácia

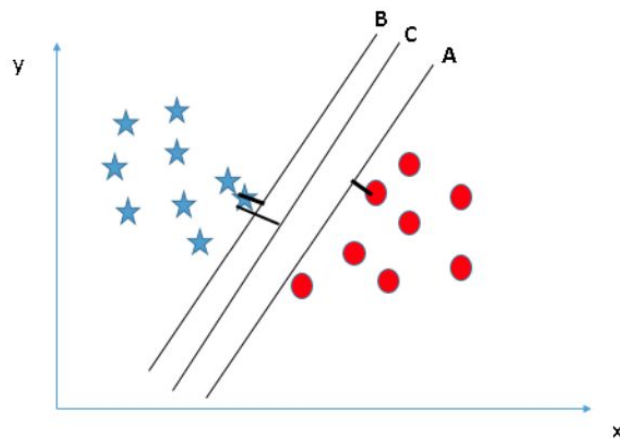


2. Grid search parametrov - pokus/omyl pri hľadaní hyperparametrov za mňa môže spraviť program
- `sklearn.model_selection.GridSearchCV` — [scikit-learn 0.23.2 documentation](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model_selection.GridSearchCV.html)



Metóda podporných vektorov - intuícia

- Učenie s učiteľom
- Hľadá hyperroviny oddeľujúce triedy (klasifikácia) / približnú funkciu (regresia) - podobné neurónkam
- Hľadá váhy w pre parametre, ktorých kombinácia so vstupmi predikuje výstup - podobné neurónkam
- Predstavuje koncept podporných vektorov, ktoré pomáhajú hľadať dobré hyperroviny - optimalizujem pre "ťažké" vstupy, nie pre všetky
- Vyberáme hyperparametre:
 - Druh kernelu
 - C
 - Gamma
 - Stupeň (pri polynomiálnom)





Priestor na otázky