Draft autosaved 1 minute ago



Save

Neurónové siete Z1

Prvé semestrálne zadanie z predmetu Neurónové siete 29.3.2023.

Radovan Cyprich, Adam Melicher +

▼ Boston Housing

Cieľom zadania je predikovať hodnotu cien domov pomocou daných vlastností pomocou lineárnej regresie.

▼ Popis dát

Tento súbor údajov obsahuje 506 záznamov s 13 atribútmi. Nebolo nutné robiť transofmácie keďže už boli v stave s ktorým sme mohli priamo pracovať. Nemuseli sme teda robiť veci ako One-hot encoding.

Pomocou heatmapy sme zistili medzi, ktorými atribútmi sú najvyššie korelácie a ich počet sme zvolili ako vstupné parametre do neurónovej siete.

Zvolené atribúty: "LSTAT", "PTRATIO", "INDUS", "TAX", "MEDV", "RM", "RAD"

Trénovácie a testovacia dáta sme rozdelili v pomere 80 ku 20.

▼ Siet'

Náš model obsahoval:

- vstupnú vrstvu s 6 neurónmi (6 je počet vstupných atribútov).
- 3 skryté vrstvy s aktivačnou funkciou RELU
- výstupnú vrstvu s 1 neurónom

Na výpočet loss-u využívame funkciu MeanSquaredError. Na vyhodnotenie presnosti modelu používame RootMeanSquaredError (RMSE a MSE).

▼ Loss funkcie

MAE

Inými slovami, chcete vedieť, ako blízko sú predpovede v priemere k skutočnému modelu. Nízke hodnoty MAE naznačujú, že model predikuje hodnoty správne. Väčšie hodnoty MAE naznačujú, že model nie je vhodný na predikciu.

RMSE

Ak model nadhodnotil alebo podhodnotil niektoré hodnoty v predikcii mali by sme použiť RMSE.

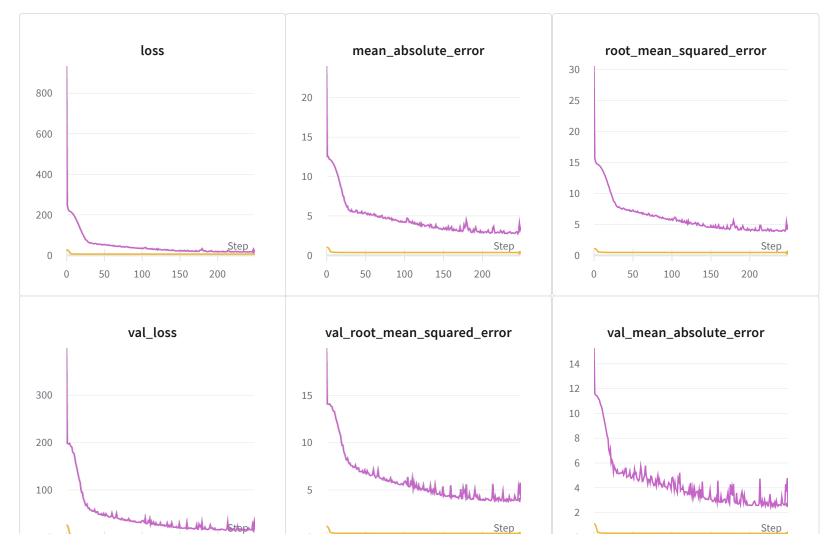
RMSE je populárna hodnotiaca metrika pre regresné problémy, pretože nielenže vypočítava, ako blízko je predpoveď v priemere skutočnej hodnote, ale tiež naznačuje vplyv veľkých chýb. Veľké chyby budú mať vplyv na výsledok RMSE.

▼ Testovanie

▼ Pytorch vs. Tensorflow

Testovali sme porovnanie implementácie toho istého modelu s rovnakými parametrami a architektúrou. Z grafov je vidieť, že pytorch implementácia má nízke hodnoty, no nevedeli sme prísť na to, že prečo. Pravdepodobne sa jedná o chybu v implementácií alebo výpočtoch týchto hodnôt, i keď je veľmi nepravdepodobné, že by bol výpočet zlý na všetkých troch hodnotách.

Taktiež v pytorch implementácií, po približne 15 epochách sa model javí ako natrénovaný, čo je vysoko nepravdepodobné.





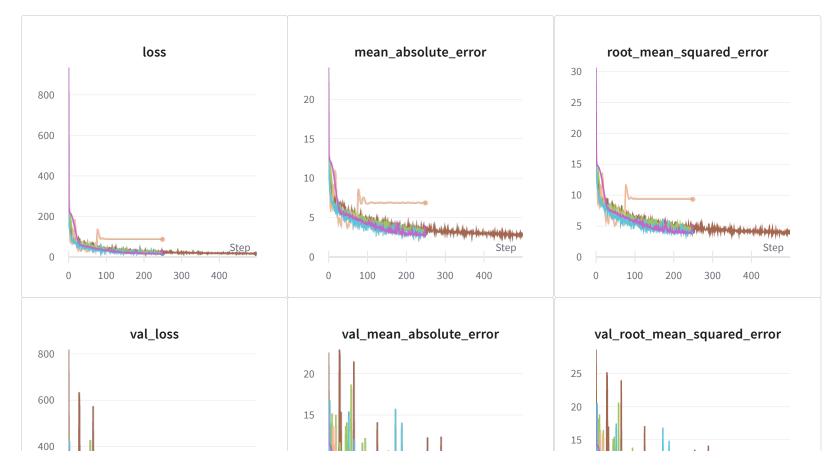
Import panel Add panel

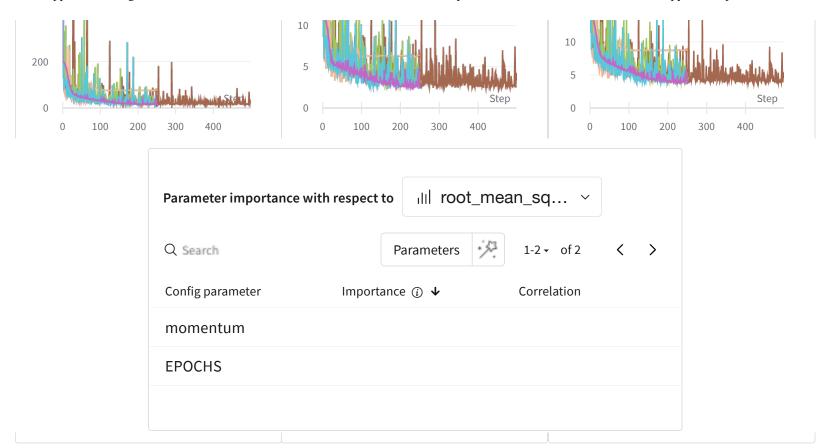


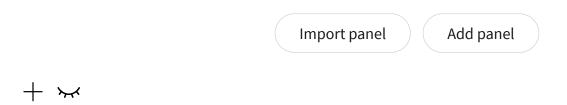
Pre d'alšie testovanie sme teda vybrali implementáciu tensorflow, aj keď beh trvá dlhšie.

▼ Optimizér Adam vs. RMSProp

Pri pokusoch s RMSProp optimizérom sme mali veľmi nepravidelné hodnoty a celkovo boli veľké skoky najmä pri validácií. To jepravdepodobne zapríčinené tým, že tento optimizér robil priveľké skoky na gradiente a nevedel sa dostať plynule nižšie. Toto nebolo odstránené ani po zdvojnásobení počtu epoch. Taktiež pozorujeme silne kladnú koreláciu medzi parametrom momentum a metrikou RMSE (aj ostatnými).



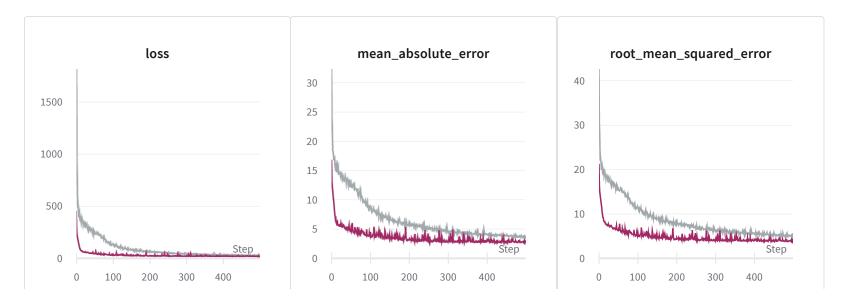


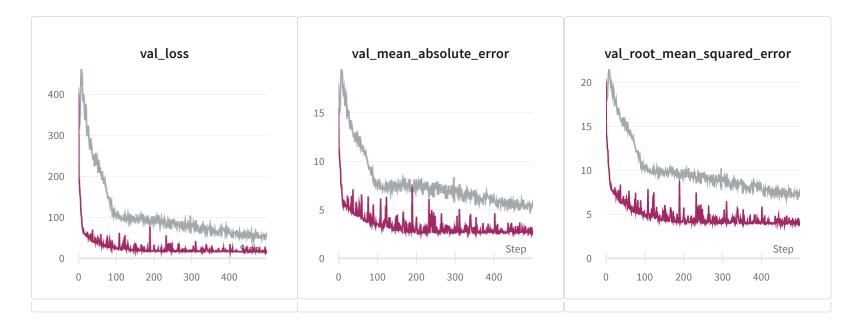


Z grafov jasne vyplýva že lepší optimizér pre náš model je Adam, preto ďalej budeme pokračovať s optimizérom Adam.

▼ Test s dropout vrstvami

Pridali sme Dropout vrstvu za každú skrytú vrstvu, a dropout rate sme nastavili na 0.5. Na výsledkoch je vidieť, že sme nedosiahli lepšie výsledky, práve naopak horšie, a trénovanie modelu malo pomalší priebeh.





Import panel Add panel

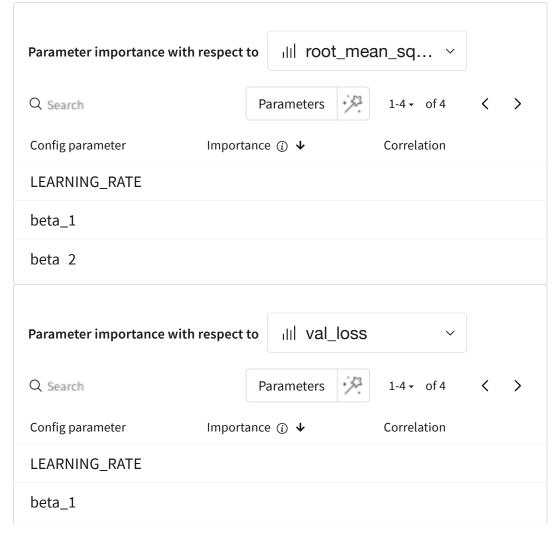
+ ~

Ďalej teda budeme pokračovať bez Dropout vrstiev

▼ Tuning hyperparametrovs

Na nájdenie najlepšej kombinácie parametrov sme použili gridsearch. Vidíme, že na minimalizáciu valid_loss a aj RMSE nám najväčšiu úlohu zohrávajú parametre Learning rate, a beta1. Podľa toho sme vybrali model s konfiguráciou

beta1 = 0.99, beta2 = 0.999, learning_rate = 0.01

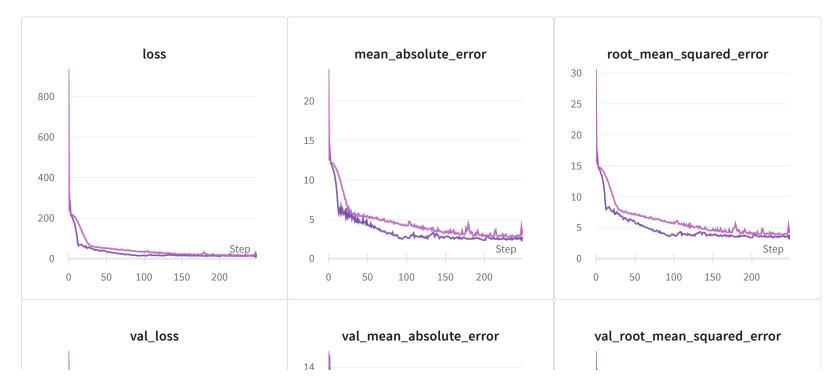


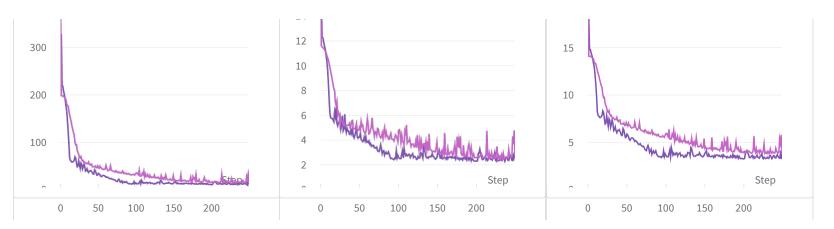
beta 2

Import panel Add panel

▼ Najlepší model

Ako bolo spomenuté vyššie, model s najlepšími parametrami bol beta1 = 0.99, beta2 = 0.999, learning_rate = 0.01 . Na grafoch vidíme, že sa nám podarilo vylepšiť krivku učenia a aj krivku výsledných metrík. Na každej sme dosiahli zlepšenie.





Import panel Add panel

Následne sme model aj testovali na testovacích dátach, ktoré nevidel, a dosiahli sme nasledovné výsledky:

RMSE: 3.9709

MAE: 2.5877

Predikcie: 23.0, 32.4, 15.1, 22.7, 12.6

Dáta: 23.6, 32.4, 13.6, 22.8, 16.1

▼ Záver

V porovnaní jednotlivých frameworkov PyTorch / Tensorflow je jasné, že komplexita práce, prípavy a spracovania dát je v prípade PyTorchu-u omnoho vyššia, nakoľko tento framework je na nižšej úrovni oproti Tensorflow-u. Po testovaní a optimalizovní hyperparametrov sa nám podarilo dosiahnuť predikcie porovnateľné skutočným hodnotám.