

Návrh autoenkodéru BIN 2021

Vedúci: Ing. M. Piňos

Autor: Lukáš Dobiš

Login: xdobis01

05.05 2021

Zadanie

Mezi jeden z populárních typů (C)NN patří Autoenkodér, který nachází uplatnění zejména v úloze rekonstrukce obrazu. Méně častým užitím autoenkodéru je i komprese, jelikož autoenkodér ve své kódující části převádí vstupní data do své interní reprezentace, která má mnohem menší rozměry. Úkolem je implementovat evoluční algoritmus pro nalezení optimální architektury nebo hyperparametrů autoenkodéru, realizujícího rekonstrukci obrazu či kompresi.

Implementácia

Autoenkóder na rekonštrukciu obrazu

- Programovací jazyk: Python
- ML framework: Keras + Tensorflow
- Prostredie: Jupyter Notebook v Google Colaboratory
- HW prostriedky: 8 core Google Cloud TPU
- Algoritmus: Generický evolučný algoritmus
- Fitness funkcia: MSE chyba
- Dataset: Fashion-MNIST

Architektúra a vyhodnotenie fitness funkcie

Architektúra: encoder (2 vrstvy), dekóder (2+1 vrstvy), resize vrstva (na bilineárna interpolácia na 28x28 rozmer)

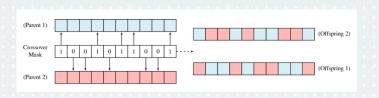
Prehladávaný stavový priestor je v rozsahu možného **počtu filtrov**, **veľkosť kernelu** a **stride** pre 2 vrstvy enkóderu a dekóderu.

Trenovacie parametre: 10 epoch, Adam optimizer, Ir 0.001

Evolučný algoritmus

Algorithm 3: Evolutionary Search

```
: Accuracy predictor S_f, additional objectives \tilde{f}, archive of
                archs A, max. # of generations G, population size K,
               crossover probability p_c, mutation probability p_m.
 1 g \leftarrow 0 // initialize an generation counter.
 2 f \leftarrow \mathcal{S}_f(\mathcal{A}) // compute accuracy of all archs in archive.
 P \leftarrow Selection(A, f, \tilde{f}(A), K) // initialize the parent population
     with top-K ranked archs from A.
 4 while q < G do
        // choose parents through tournament selection for mating.
        P \leftarrow Binary\ Tournament\ Selection(P)
        // create offspring population by crossover between parents.
 7
        Q \leftarrow Crossover(P, p_c)
        // induce randomness to offspring population through mutation.
        Q \leftarrow Mutation(Q, p_m)
10
        R \leftarrow P \cup Q // merge parent and offspring population.
11
        /\!/ survive the top-K archs to next generation.
12
        P \leftarrow Selection(R, \mathcal{S}_f(R), \tilde{f}(R), K)
        g \leftarrow g + 1
15 end
16 Return parent population P.
```



$$a_i' = \begin{cases} a_i + ((2u)^{1/(1+\eta_m)} - 1)(a_i - a_i^{(L)}), & \text{for } u \le 0.5, \\ a_i + (1 - (2(1-u))^{1/(1+\eta_m)})(a_i^{(U)} - a_i), & \text{for } u > 0.5 \end{cases}$$

Lu, Z., Sreekumar, G., Goodman, E., Banzhaf, W., Deb, K. and Boddeti, V.N., 2021. Neural architecture transfer. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.

Experimenty

Počet behov: 10

Populácia: 8

Počet rodičov: 4

Selekcia: 4

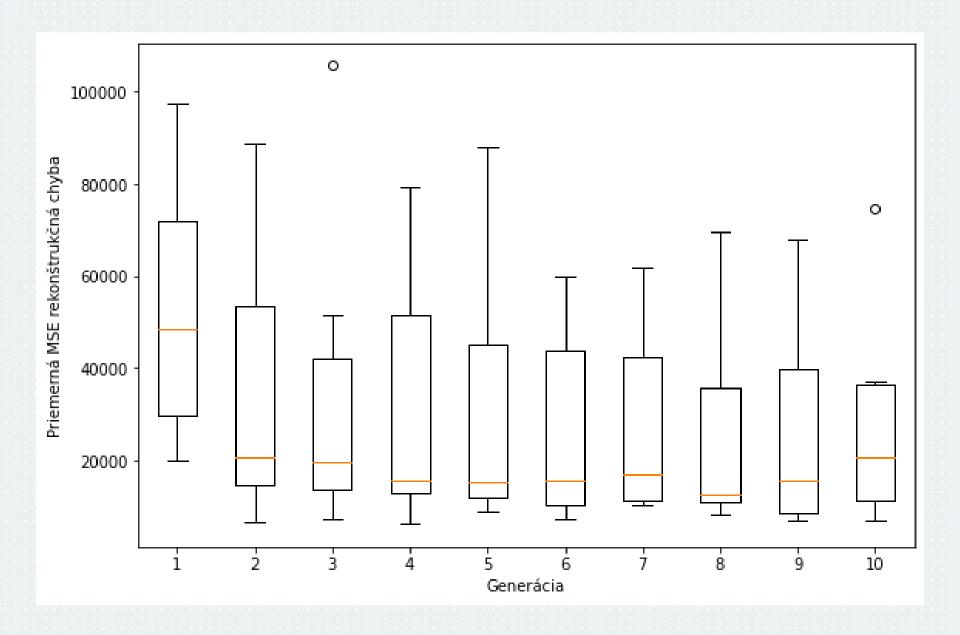
Výsledná doba

behu: 35-90 min

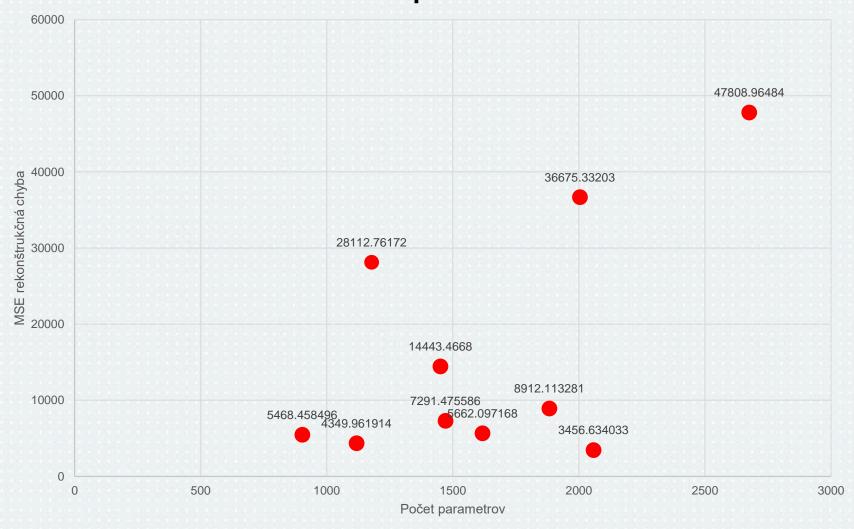
Crossover pravdepodobnosť: 0.9 Mutačná pravdepodobnosť: 0.9 Mutačný parameter: 1.0

- 1. Priemerná rekonštrukčná chyba architektúr po selekcií v závislosti na generácií
- 2. Počet parametrov vs chyba najlepších architektúr
- 3. MAC vs chyba najlepších architektúr

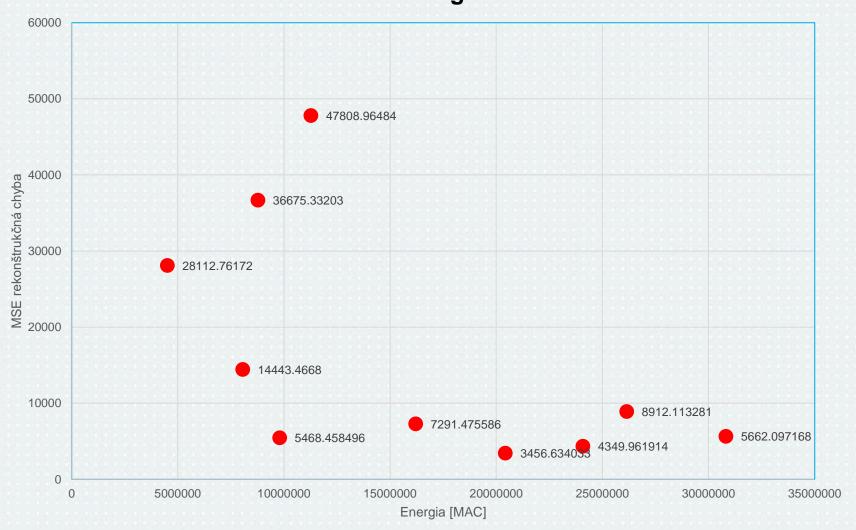




Priemerná (30x) rekonštrukčná chyba najlepšieho modelu v behu vs Počet parametrov



Priemerná (30x) rekonštrukčná chyba najlepšieho modelu v behu vs Energia



Výsledky

Model s najlepšou priemernou chybou zo všetkých behov

Priemerná MSE chyba: 3456.63

MAC: 20 427 904

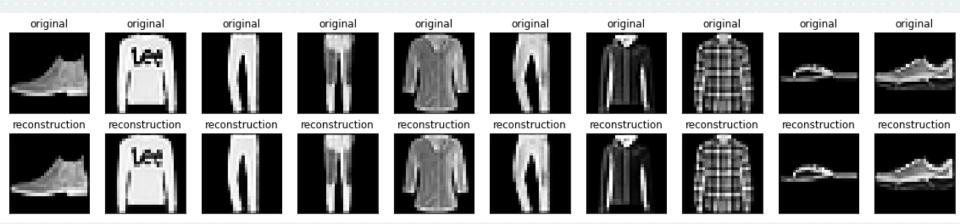
Počet parametrov: 2058

Architektúra:

Vrstva	Počet filtrov	Veľkosť kernelu	Stride
Enkóder-1	14	3	1
Enkóder-2	4	3	1
Dekóder-1	3	3	2
Dekóder-2	11	6	4
Dekóder-3	1	3	1

Výsledky

Model s najlepšou priemernou chybou zo všetkých behov



Ďakujem za Vašu pozornosť