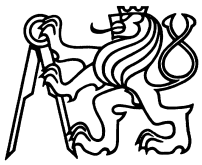
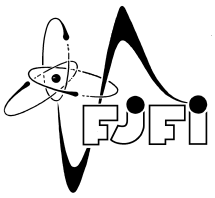


České vysoké učení technické v Praze
Fakulta jaderná a fyzikálně inženýrská



Robustní strojové učení a adversariální vzorky

Robust machine learning and adversarial examples

Bakalářská práce

Autor: **Pavel Jakš**

Vedoucí práce: **Mgr. Lukáš Adam, Ph.D.**

Akademický rok: 2021/2022

- Zadání práce -

- Zadání práce (zadní strana) -

Poděkování:
Chtěl bych zde poděkovat především svému školiteli - panu doktoru Adamovi - za pečlivost, ochotu, vstřícnost a odborné i lidské zázemí při vedení mé bakalářské práce.

Čestné prohlášení:
Prohlašuji, že jsem tuto práci vypracoval samostatně a uvedl jsem všechnu použitou literaturu.

V Praze dne 7. července 2022 Pavel Jakš

Název práce:

Robustní strojové učení a adversariální vzorky

Autor: Pavel Jakš

Obor: Matematická informatika

Druh práce: Bakalářská práce

Vedoucí práce: Mgr. Lukáš Adam, Ph.D., Katedra počítačů, Fakulta elektrotechnická, České vysoké učení technické v Praze, Karlovo náměstí 13, 121 35, Praha 2

Abstrakt: Abstrakt max. na 10 řádků.

Klíčová slova: klíčová slova (nebo výrazy) seřazená podle abecedy a oddělená čárkou

Title:

Robust machine learning and adversarial examples

Author: Pavel Jakš

Abstract: Max. 10 lines of English abstract text.

Key words: keywords in alphabetical order separated by commas

Obsah

Úvod

Pojem neuronové sítě představuje výpočetní jednotku, která svou univerzálností nachází uplatnění v mnoha disciplínách.

Kapitola 1

Neuronové sítě

Princip fungování neuronové sítě spočívá v poskládání celku z dílčích výpočetních jednotek - umělých neuronů. Takovýto neuron je standardně funkcí více proměnných, jehož výstup je proměnná jediná. Typickým modelem umělého neuronu je funkce definovaná předpisem

$$f(x_1, ..., x_n) = \sigma(\sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b), \tag{1.1}$$

kde n je počet vstupujících proměnných, w_i jsou tzv. váhy (w z anglického slova weight), b je práh (b z anglického slova bias), σ označuje tzv. aktivační funkci.

Roli vstupujících proměnných mohou hrát např. hodnoty RGB pixelů barevných obrázků, je-li aplikací klasifikace obrázků, nebo výstupy jiných neuronů. Pod pojmem váha se skrývá míra ovlivnění výstupu neuronu daným vstupem. Je-li váha u nějakého vstupu vysoká, pak je výstup citlivější na daný vstup. Práh pro změnu určuje posunutí citlivosti neuronu na všechny vstupy jako celku.

Poslední, avšak velmi důležitou charakteristikou tohoto modelu neuronu je aktivační funkce. Za aktivační funkci lze vzít libovolnou funkci $f : \mathbb{R} \to \mathbb{R}$, existuje však základní sada:

- Sigmoid: $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$
- ReLU: $f(x) = max(0, x)$
- LeakyReLU: $f(x) = max(0, x) + \alpha * min(x, 0)$, kde $\alpha \in \mathbb{R}^+$
- Tanh: $f(x) = tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$

Tyto funkce lze doplnit o jejich mírné modifikace. Moderní doporučenou praxí je užívat ReLU jako aktivační funkci a (1.1) jako model neuronu dle [1].

1.1 Hluboká dopředná neuronová síť

Je-li pojem umělého neuronu objasněn, lze se přesunout k jeho užití v neuronových sítích. Základní myšlenkou těchto sítí je vhodné poskládání umělých neuronů do vrstev, které dohromady tvoří síť neuronů. Taková vrstva je potom trojího druhu - vstupní, výstupní a skrytá. *Vstupní vrstva* je množina umělých neuronů, které mají za vstup výstupy problému, jehož je neuronová síť řešením. Za vstup si lze představit matici černobílých pixelů, které představují obrázek číslice, kterou je cíl klasifikovat. *Výstupní* vrstva sestává z neuronů, které mají za vstup výstupy neuronů předchozí vrstvy. Výstupem této vrstvy pak bude řešení daného problému - například klasifikace číslice. Posledním druhem vrstvy je *vrstva*

skrytá. Takováto vrstva má za vstupy výstupy vrstvy předcházející a její výstupy slouží jako vstupy pro vrstvu nadcházející. Má-li neuronová síť tuto architekturu, hovoří se o *dopředné neuronové síti*. Má-li navíc alespoň jednu skrytou vrstvu, lze mluvit o *hluboké dopředné neuronové síti*.

Se znalostí pojmu vrstvy neuronů lze přistoupit k poznámce o tzv. *softmax funkci*. Jedná se o vektorovou funkci $f : \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^n$, kde

$$f(x_1, ..., x_n)_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^{n} e^{x_j}}.$$

Její užití je nasnadě: Výstup této funkce lze totiž interpretovat jako diskrétní pravděpodobnostní distribuci, a proto ji lze užít jako aktivační funkci výstupní vrstvy, je-li cílem dané neuronové sítě klasifikace vstupu do kategorií. Potom $i_m = argmax\{f(x_1, ..., x_n)_i | i = 1, ..., n\}$ představuje index predikované kategorie a příslušné maximum jistotu predikce.

1.2 Konvoluční neuronové sítě

1.2.1 Konvoluce

1.2.2 Pooling

Kapitola 2

Učení neuronové sítě

2.1 Účelové funkce

2.1.1 Střední kvadratická chyba

2.1.2 Ztráta křížové entropie

2.2 Algoritmus zpětného šíření chyby

2.3 Algoritmy učení

2.3.1 Gradientní sestup

2.3.2 Stochastický gradientní sestup

2.3.3 Adam

Kapitola 3

Adversariální vzorky

3.1 Metody generování adversariálních vzorků

3.1.1 FGSM

3.1.2 Iterativní FGSM

Kapitola 4

Robustní učení neuronové sítě

Závěr

Text závěru....

Literatura

[1] I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, *Deep Learning*. MIT Press, 2016.

[2] I. Goodfellow, J. Shlens, C. Szegedy, *Explaining and Harnessing Adversarial Examples*. In 'International Conference on Learning Representations', ICLR 2015.

[3] J. Nocedal, S. Wright, *Numerical optimization*. Springer Science & Business Media, 2006.