Mendelova univerzita v Brně
Provozně ekonomická fakulta

Řízení autonomního agenta pomocí neuroevoluce

Diplomová práce

Vedoucí práce:
Ing. Jiří Lýsek, Ph.D.

Bc. Martin Hnátek

Brno, 2018

Rád bych zde poděkoval svému vedoucímu Ing. Jiří Lýskovi, Ph.D. za jeho rady a čas, který mi věnoval při řešení této práce.

Čestné prohlášení

Prohlašuji, že jsem práci: **Řízení autonomního agenta pomocí neuroevoluce** vypracoval samostatně a veškeré použité prameny a informace uvádím v seznamu použité literatury. Souhlasím, aby moje práce byla zveřejněna v souladu s § 47b zákona č. 111/1998 Sb., o vysokých školách a o změně a doplnění dalších zákonů (zákon o vysokých školách), ve znění pozdějších předpisů, a v souladu s platnou *Směrnicí o zveřejňování vysokoškolských závěrečných prací.*

Jsem si vědom, že se na moji práci vztahuje zákon č. 121/2000 Sb., autorský zákon, a že Mendelova univerzita v Brně má právo na uzavření licenční smlouvy a užití této práce jako školního díla podle § 60 odst. 1 autorského zákona.

Dále se zavazuji, že před sepsáním licenční smlouvy o využití díla jinou osobou (subjektem) si vyžádám písemné stanovisko univerzity, že předmětná licenční smlouva není v rozporu s oprávněnými zájmy univerzity, a zavazuji se uhradit případný příspěvek na úhradu nákladů spojených se vznikem díla, a to až do jejich skutečné výše.

V Brně dne 6. prosince 2018 .....

Abstract

Autonomous agent control using neuroevolution

Abstrakt

Řízení autonomního agenta pomocí neuroevoluce

Tato práce se zabývá trénováním autonomního agenta - auta s pomocí algoritmu neuroevoluce. Toto zahrnuje tvorbu simulačního prostředí pro agenta, vhodným návrhem agenta (senzorů a řízení) a také návrhem fitness funkce

Obsah

1 Úvod a cíl práce

1.1 Úvod do problematiky

S růstem výpočetního výkonu a rozvojem **gpugpu** (paralelizace výpočtů na grafické kartě) se neuronové sítě ukázaly jako mocný nástroj pro řešení složitých problémů na které standardní metody umělé inteligence nestačily.
Další oblastí umělé inteligence, které nárust masivní paralelizace prospěl jsou metaheuristiky, které mohou s nárůstem výpočetního výkonu v rozmném čase pokrýt stále větší stavový prostor a jsou tedy schopné rychle řešit stále složitější problémy.
Neuroevoluce propojuje oba přístupy a využívá je ke generování topologii neuronových sítí a nastavení jejích vah. Výsledkem je neuronová síť, jejíž architektura lépe popisuje daný problém a lze jí aplikovat i na problémy na které by klasické neuronové sítě aplikovat nešly. Jedná se například o problémy u kterých je těžké získat trénovací data a nelze tedy neuronovou síť natrénovat klasickými metodami jako je backpropagace.

1.2 Cíl práce

Cílem této práce je navrhnout a pokusit se natrénovat autonomního agenta v simulovaném prostředí s pomocí algoritmu neuroevoluce.

2 Neuronové sítě

Neuronové sítě jsou model strojového učení, který je volně založený na principu zvířecího mozku. (PATTERSON, Josh. 2017, s. 41).

2.1 Neuron

Neuron je základní výpočetní jednotka neuronových sítí, která je definovaná jako suma všech jejích vstupů a aplikace aktivační funkce.

$$\sigma(\Sigma_{i=0}^{N}\theta_i \cdot x_i + b)$$

Kde:

1. σ - aktivační funkce
2. θ - skrytá váha pro daný vstup
3. b - bias neuronu

2.2 Vrstva

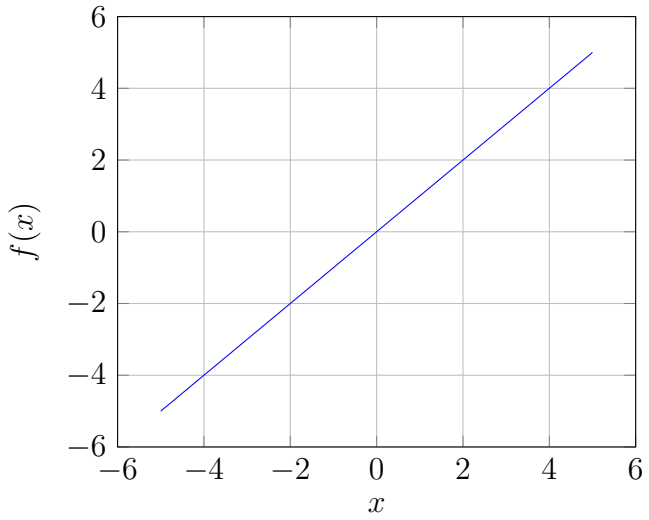
Vrstva je skupina neuronů se stejnou aktivační funkcí.

Aktivační funkce

Aktivační funkce se používá pro definování výstupu a zavedení nelinearity. Bez nich by byla neuronová síť schopna aproximovat pouze n-dimenzionální rovinu. (PATTERSON, Josh. 2017, s. 65)
Dalším využitím je omezení výstupních hodnot. Například aktivační funkce sigmoid se s oblibou používá u výstupní vrstvy neuronových sítí určených ke klasifikačním problémům, protože je to relace $\mathbb{R} \rightarrow \{0..1\}$, která se dá jednoduše jako "jistota"neuronu, že se jedná o výstup, který neuron reprezentuje. Podobně se dá uvažovat i o funkcích jako je například softmax a tanh, které také najdou hojné využití u klasifikačních problémů.

Linearní funkce

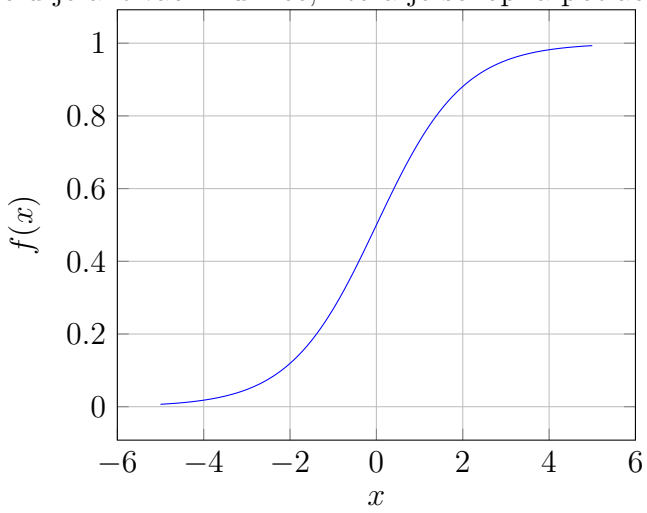
Vrací vstup, tak jak je. Využití najde především u vstupní vrstvy neuronové sítě a u neuronových sítí, které řeší regresní typy úloh.



$$f(x) = x$$

Sigmoid

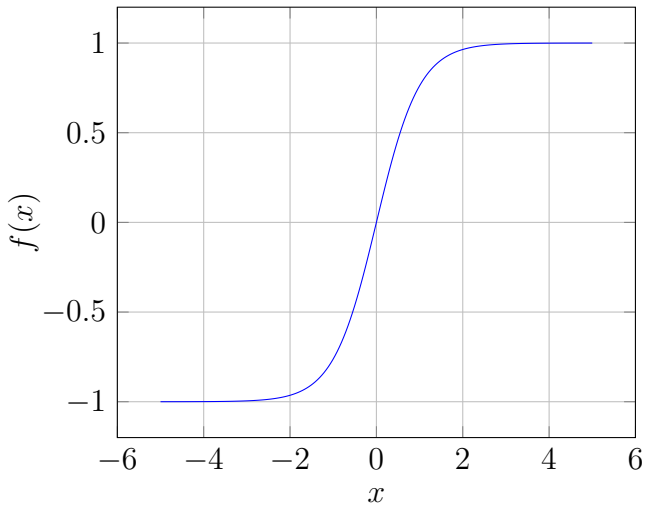
Sigmoid je aktivační funkce, která je schopná potlačit extrémní hodnoty



$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Tanh

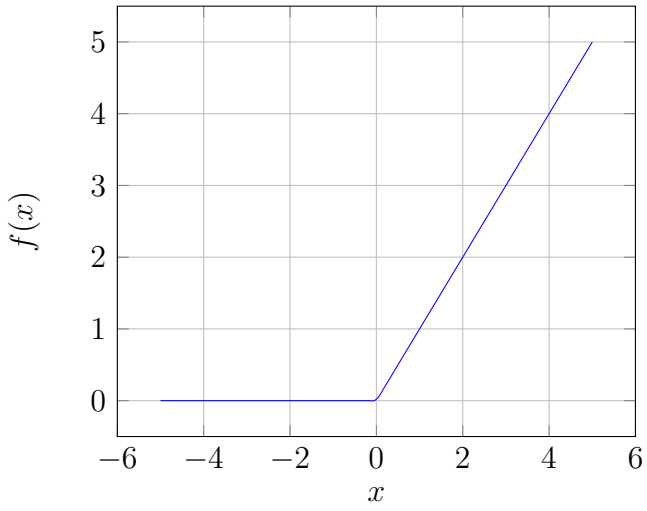
Tanh je funkce obdobná sigmoidu. Hlavní rozdíl mezi ní a sigmoidem je ten, že její obor je v rozmezí -1 a 1 hodí se proto i pro záporná výstupy, které vyžadují záporná čísla. (PATTERSON, Josh. 2017, s. 67)



$$f(x) = tanh(x)$$

RELU

RELU je aktivační funkce, která je podobná lineární aktivační funkci s tím rozdílem, že pokud vstupní hodnota nepřesáhne určitého prahu výstupem je 0. Její hlavní výhodou je to, že zabraňuje problémům s takzvaným explodujícím gradientem (PATTERSON, Josh. 2017, s. 69)



$$f(x) = \begin{cases} x >= 0, & x \\ x < 0, & 0 \end{cases}$$

2.3 Genetické algoritmy

Genetické algoritmy slouží k řízenému prohledávání stavového prostoru založené na teorii evoluce.

Princip

Základní myšlenka spočívá ve vygenerování náhodných jedinců (řešení problému) a jejích postupné zlepšování s pomocí operací křížení a mutace. Proces zlepšování genomů probíhá na základě jeho hodnocení (fitness).

Samotný algoritmus pak lze rozdělit na následující kroky (MITCHELL, Melanie., 1996, s. 12)

1. Vygeneruj náhodnou populaci o n chromozomech
2. Pro každý chromozom spočítej jeho fitness
3. Opakuj n krát
   a) Vyber pár chromozomů na základě jejích ohodnocení (selekce)
   b) S určitou pravděpodobností p_c rozděl pár chromozomů na náhodném místě a jejích spojením.
   c) S určitou pravděpodobností mutuj daného jedince
4. Nahraď současnou populaci populací, která vznikla předchozím krokem
5. Jdi na krok 2

Kódování

Způsob zápisu řešení problému. Existuje mnoho různých kódování a každý má své výhody a nevýhody. Většinou se snažíme vybírat kódování, které dobře reprezentuje daný problém.

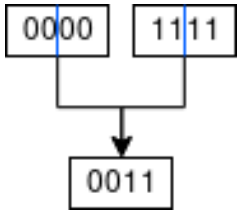
Zde je seznam několika nejpoužívanějších kódování (HYNEK, Josef., 2008, s. 42-43):

1. Binární - řetězec bitů, který může například reprezentovat jednu nebo více numerických hodnot.
2. Reálná čísla - Jedno nebo více reálných čísel
3. Kombinatorické - Může být například seznam čísel označujících

Křížení

Křížení je operátor, který kombinuje dva jedince do jednoho. Jedinec, který vzniká přebírá genetickou informaci od obou jedinců v určitém poměru. Jeho implementace je závislá na použitém kódování.

Příkladem může být obrázek 1 ve kterém je ilustrováno tzv. jednobodové křížení (HYNEK, Josef., 2008, s. 50) při kterém dochází k rozdělení obou genomů ve stejném bodě a spojením vzniklých podřetězců do nového genomu.

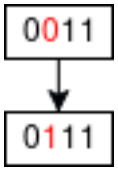


Obrázek 1: Příklad křížení

Mutace

Mutace náhodně modifikuje chromozom a zavádí tak do populace variaci. Existují různé varianty mutace, která se provádí v závislosti na daném kódování.

Například u binárního kódování se může jednat o náhodnou inverzi některého z bitů genomu viz obrázek 2.



Obrázek 2: Příklad mutace

Selekce

Selekce je proces výběru dvou jedinců na něž jsou později aplikovány genetické operátory jako je křížení a mutace.

2.4 Neuroevoluce

3 Použité technologie

Tato kapitola poskytuje stručný přehled technologii použitých při řešení diplomové práce.

3.1 Docker

Docker je nástroj, který umožňuje vytvářet tzv. kontejnery. Kontejner poskytuje izolované softwarové prostředí ve kterém lze spouštět jednu nebo více aplikací. V praxi to umožňuje snadné nasazení libovolné aplikace bez ohledu na aktuální konfiguraci hostitelského systému.

3.2 Vue

3.3 Node.js

Nodejs je open-source interpret jazyku javascript. Využití najde při psaní serverových aplikací v javascriptu a jiné případy, kdy je třeba spustit kód napsaný v javascriptu mimo prohlížeč (například pro testy).

3.4 Bull

4 Vlastní práce

Vlastní práce se skládá ze dvou částí klientská část, která slouží k vizualizaci algoritmu a zobrazení výsledků ze serverové části. Serverová část pro maximální zrychlení simulace.

4.1 Simulace

Fitness funkce

Fitness funkce je důležitou součástí simulace, která zásadně ovlivňuje chování výsledných agentů a je tedy nutné jí volit vhodně.

4.2 Serverová část

Serverová část vyhodnocuje jednotlivé jedince distribuovaně s pomocí fronty úkolů. Frontu poskytuje knihovna **bull**, která používá **redis** pro správu údajů o jednotlivých úkolech.

Cílem byl návrh robustního systému, který v ideálním případě rozloží výpočetní zátěž mezi jednotlivé uzly rovnoměrně. Dalším požadavkem byla možnost odpojení

Výpočetní cluster

Ukázalo, že vyhodnocování simulace zabírá neúměrné množství času a to i na nejvýkonnějším dostupném počítači. Například vyhodnocení jedné generace populace o 1024 jedincích zabralo 290 s na nejsilnějším dostupném pc. Z tohoto důvodu bylo rozhodnuto o distribuce výpočetní zátěže mezi více počítačů. Byl vytvořen výpočetní cluster se specifikací popsanou v tabulce 1.

Procesor	RAM	Počet	Architektura
S5P6818 Octa core	1 GB	2	arm64
Broadcom BCM2837B0 quad-core	1 GB	1	arm32
Phenom X4 965	8 GB	1	x64
Intel Core i5-2300	4 GB	1	x64
AMD A4-4300M	4 GB	1	x64
Intel atom x5-Z8350	2 GB	1	x64

Tabulka 1: Použitý hardware

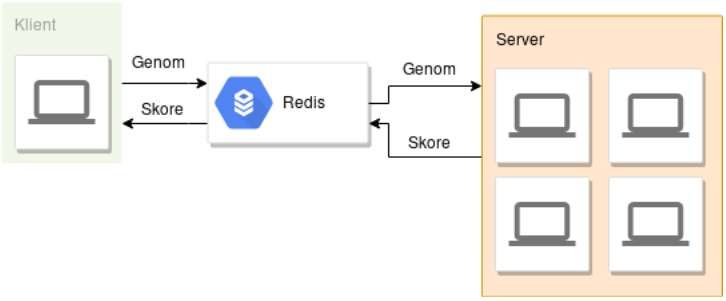
Docker swarm

Pro snadnou distribuci a správu byly všechny počítače zorganizovány do docker swarmu. Docker swarm obsahoval jednoho managera (Broadcom BCM2837B0 quad-core), který zároveň spouštěl klientskou aplikaci a další služby:

1. **Portainer** pro správu clusteru
2. **Arena** webové ui pro správu **bull**
3. **redis** používaný knihovnou **bull**

Průběh vyhodnocování

Serverová část pracuje dle diagramu 3, kde je vidět, že klient zadává do fronty úkoly (genom a nastavení simulace) a jednotliví zpracovatelé (počítače v clusteru), kteří si je z ní vyberou, jednotlivé genomy vyhodnotí a hodnotu fitness funkce pošlou zpět na klienta, který jakmile dostane všechny hodnoty zpět provede genetický algoritmu (mutace, křížení, ...) a novou generaci pošle znovu na vyhodnocení. Tento přístup



Obrázek 3: Schéma distribuovaných výpočtů

má několik výhod a to:

1. Robustnost - Pokud jeden nebo více zpracovatelů selže (je například odpojen ze sítě) je možné pokračovat ve vyhodnocování (neúspěšný úkol se automaticky vrátí zpátky do fronty)
2. Dobré rozložení zátěže - Jelikož si zpracovatel vytahuje úkoly z fronty je vždy optimálně zatížen a není třeba řešit rozložení mezi různě výkonnými a zatíženými počítači.
3. Možnost vyhodnocení více úkolů zároveň - Jelikož se vyhodnocují jednotlivé genomy lze spustit i více simulací zároveň bez většího dopadu na výkon výpočtů.

Lze i namítnout, že se zde projevuje určitá režie při síťové komunikaci se serverem, což může být zdrojem určitého zpomalení. Nicméně se toto zpomalení neprojevilo v průběhu testování clusteru.

4.3 Klientská část

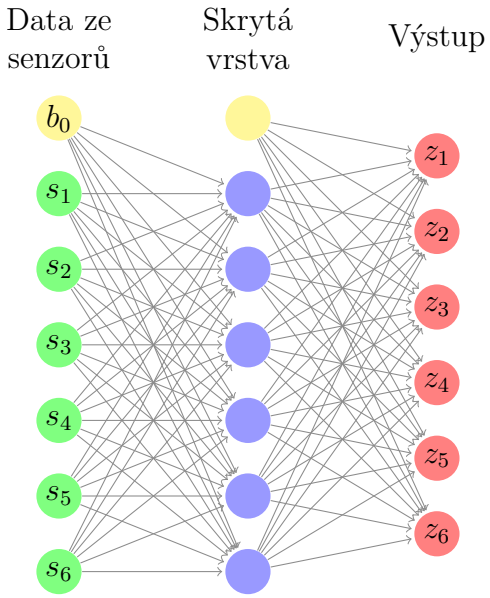
4.4 Simulace

Agent

Definice samotného agenta zásadně ovlivňuje výsledek simulace, protože stanovuje vstupy a výstupy do a z neuronové sítě.

Samotný agent je auto, které je vybaveno 6 vzdálenostními senzory. Měření těchto senzorů je normalizováno (maximální vzdálenost měřícího paprsku je 800 m) a předáno jako vstup do neuronové sítě.

Agent se poté každý snímek s pomocí neuronové sítě rozhoduje, jakou akci podnikne. Má následující možnosti:



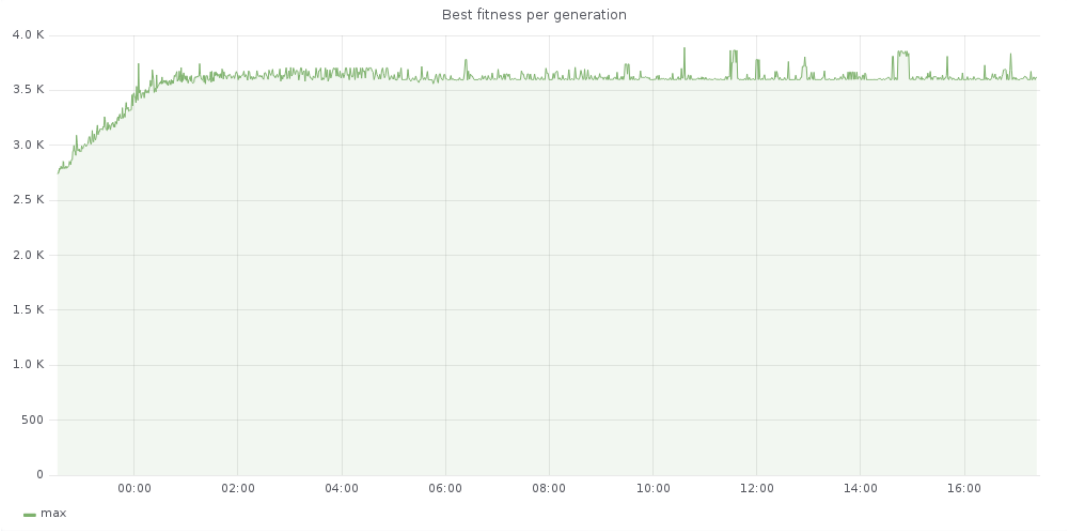
Obrázek 4: Neuronová síť agenta

4.5 Experimenty

Po návrhu simulačního prostředí byl agent vyzkoušen v několika situacích se stupňující se obtížností. Každá simulace probíhala s 1000 jedinci po 2000 generací.

Nekonečná silnice ve tvaru I

Agent byl umístěn do nekonečné rovné silnice ve tvaru I. Cílem bylo pozorovat, zda se agent bude schopný naučit řídit rovně.



Obrázek 5: Skore experimentu

5 Možná vylepšení

6 Závěr

https://snapshot.raintank.io/dashboard/snapshot/FmoHRo3sfdk8eAQlkRc4rfKK3YF043oE?orgId=2
https://snapshot.raintank.io/dashboard/snapshot/uDjEpO6qYTv8Sbo0SeJIXJGS4uU1N2hY?orgId=
https://snapshot.raintank.io/dashboard/snapshot/Lfnfr79JuQEItfU2sOnxWoRHN0m0ckzM?orgId=

7 Reference

[BUDUMA, Nikhil 2017] BUDUMA, Nikhil. *Fundamentals of deep learning: designing next-generation machine intelligence algorithms.* Sebastopol: O'Reilly, 2017. ISBN 978-149-1925-614..

[PATTERSON, Josh. 2017] PATTERSON, Josh. *Deep learning : a practitioner's approach Deep learning : a practitioner's approach. 1.* Beijing ; Boston ; Farnham ; Sebastopol ; Tokyo: O'Reilly, 2017. ISBN 978-1-491-91425-0..

[MITCHELL, Melanie., 1996] MITCHELL, Melanie. *An introduction to genetic algorithms.* Cambridge: Bradford Book, c1996. ISBN 0-262-13316-4..

[HYNEK, Josef., 2008] HYNEK, Josef. *Genetické algoritmy a genetické programování.* Praha: Grada, 2008. Průvodce (Grada). ISBN 978-80-247-2695-3..

[LÝSEK Jiří, ŠŤASTNÝ Jiří, 2014] LÝSEK, Jiří a ŠŤASTNÝ, Jiri. (2014). *Automatic discovery of the regression model by the means of grammatical and differential evolution.* Agricultural Economics (AGRICECON). 60. 546-552. 10.17221/160/2014-AGRICECON. .

Přílohy

A CD se zdrojovým kódem