Mendelova univerzita v Brně Provozně ekonomická fakulta

Řízení autonomního agenta pomocí neuroevoluce

Diplomová práce

Vedoucí práce: Ing. Jiří Lýsek, Ph.D.

Bc. Martin Hnátek



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 o tom, 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.

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 5

Obsah

1	Úvod a cíl práce		6
	1.1	Úvod do problematiky	6
2	Neuronové sítě		
	2.1	Druhy úloh neuronových sítí	7
	2.2	Neuron	7
		Aktivační funkce	7
		Linearní funkce	7
		Sigmoid	8
		Tanh	8
		RELU	8
	2.3	Genetické algoritmy	9
		Princip	10
		Kódování	10
		Křížení	10
		Mutace	10
		Selekce	11
	2.4	Neuroevoluce	11
3	Použité technologie 1		
	3.1	Docker	12
	3.2	Vue	12
	3.3	Node.js	12
	3.4	Traefik	12
4	Vlas	stní práce	13
	4.1	Simulace	13
		Fitness funkce	13
	4.2	Serverová část	13
	4.3	Klientská část	13
	4.4	Simulace	13
5	Refe	erence	1 4
Přílohy			15
	v		16
$\boldsymbol{\Box}$	\mathcal{L}	SC ZULUTUV VIII KUUCIII	ΤU

1 ÚVOD A CÍL PRÁCE **6**

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. K dalším možnostem

2 NEURONOVÉ SÍTĚ **7**

2 Neuronové sítě

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

2.1 Druhy úloh neuronových sítí

Neuronové sítě se používají především pro řešení regresních a klasifikačních problémů.

2.2 Neuron

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

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

Aktivační funkce

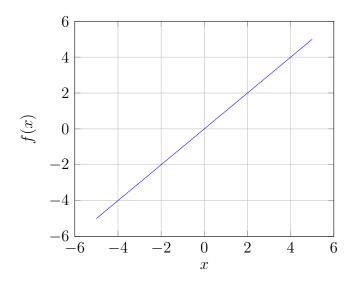
Aktivační funkce se používá pro definování výstupu a zavedení nelinearity. Bez nich by byla neuronová síť schopna aproximovat pouze n-dimenzionální rovinu. (PAT-TERSON, Josh. 2017, s. 65)

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 $\mathbb{R} \to \{0..1\}$, 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.

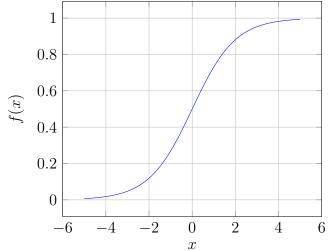
2.2 Neuron **8**



$$f(x) = x$$

Sigmoid

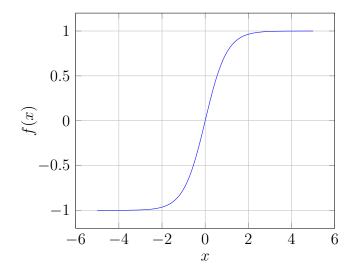
Sigmoid je aktivační funkce, která je schopná potlačit extrémní hodnoty



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

Tanh

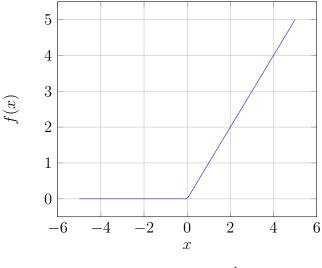
Tanh je funkce obdobná sigmoidu. Hlavní rozdíl mezi ní a sigmoidem je ten, že její obor je v rozmezí -1 a 1 hodí se proto i pro záporná výstupy, které vyžadují záporná čísla. (PATTERSON, Josh. 2017, s. 67)



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

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. 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. Realná čísla Jedno nebo více reálných čísel
- 3. Kombinatorické Může být například seznam čísel označujících

Křížení

Křížení je operátor, který kombinuje dva jedince do jednoho. Jeho implementace je samozřejmě závislá na

Mutace

Mutace náhodně modifikuje chromozom a zavádí tak do populace variaci.

2.4 Neuroevoluce 11

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

- 3.1 Docker
- 3.2 **V**ue
- 3.3 Node.js
- 3.4 Traefik

4 VLASTNÍ PRÁCE 13

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.

4.2 Serverová část

Serverová část obaluje simulaci do jednoduchého REST api. V rámci co největší rychlosti byl vytvořen i jednoduchý klient, který provádí algoritmus NEAT a pro vyhodnocení jednotlivých jedinců využívá toto API. API má jen jeden endpoint a to /evaluate, který přebírá pole json objektů z nichž každý obsahuje informace o neuronové síti vygenerované s pomocí knihovny NEAT. Ačkoliv se může zdát, že tento přístup bude pomalejší díky přídavné režii, kterou s sebou nese síťová komunikace tento přístup má i své výhody. Hlavní výhodou je možnost rozložení samotných výpočtů mezi několik počítačů.

4.3 Klientská část

4.4 Simulace

5 REFERENCE 14

5 Reference

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

- 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. An introduction to genetic algorithms. Cambridge: Bradford Book, c1996. ISBN 0-262-13316-4...
- HYNEK, Josef. Genetické algoritmy a genetické programování. Praha: Grada, 2008. Průvodce (Grada). ISBN 978-80-247-2695-3..



A CD se zdrojovým kódem