

# Nekonvenční algoritmy a výpočty (NAVY)

Michael Ceplý - CEP0037

<b>Nekonvenční algoritmy a výpočty (NAVY)</b>	<b>1</b>
1. Perceptron	2
1.1 Úvod a cíl	2
1.2 Metodologie	2
1.3 Implementace a vizualizace	2
1.4 Výsledky	2
2. XOR Problem	3
2.1 Úvod a cíl	3
2.2 Metodologie	3
2.3 Implementace a vizualizace	3
2.4 Výsledky	3
3. Hopfield Networks	5
3.1 Úvod a cíl	5
3.2 Metodologie	5
3.3 Implementace a vizualizace	5
3.4 Výsledky	5
4. Q-Learning	6
4.1 Úvod a cíl	6
4.2 Metodologie	6
4.3 Implementace a vizualizace	6
4.4 Výsledky	7
5. Pole-balancing problem	8
6. L-systems	9
5.1 Úvod a cíl	9
5.2 Metodologie	9
5.3 Implementace a vizualizace	9
5.4 Výsledky	9

# 1. Perceptron

## 1.1 Úvod a cíl

Cílem této úlohy je vytvořit jednoduchý perceptron, který na základě náhodně generovaných 2D bodů rozhodne, zda leží pod nebo nad přímkou definovanou funkcí  $y = 3x + 2$ . Perceptron se učí podle chyby a upravuje své váhy a bias, aby správně klasifikoval body.

## 1.2 Metodologie

### Model:

- Jeden perceptron se dvěma vstupy.

### Aktivační funkce:

- Signum – výstup je určen znaménkem lineární kombinace vstupů a biasu.

### Učení:

- Váhy a bias se aktualizují na základě učícího koeficientu, chyby a hodnot vstupu.

### Generování dat:

- Náhodně se generují 2D body, u kterých je předem určeno, zda leží nad či pod přímkou.

## 1.3 Implementace a vizualizace

### Kód:

- Obsahuje funkce pro generování dat, výpočet lineární kombinace, aktualizaci vah a vyhodnocení přesnosti.

### Vizualizace:

- Levý horní graf zobrazuje náhodně generované body a přímku.
- Pravý horní graf ukazuje rozhodovací hranici perceptronu.
- Spodní grafy znázorňují změny vah, biasu a přesnosti během tréninku.

## 1.4 Výsledky

### Výsledky:

- Perceptron úspěšně rozdělil data podle zadané funkce a vývoj vah a biasu ukázal konvergenci modelu.

## 2. XOR Problem

### 2.1 Úvod a cíl

Tato úloha řeší klasický problém XOR, který nelze vyřešit jednoduchým perceptronem. Cílem je vytvořit plně propojenou neuronovou síť s jednou skrytou vrstvou, která dokáže XOR úspěšně klasifikovat.

### 2.2 Metodologie

#### Architektura:

- Vstupní vrstva: 2 neurony
- Skrytá vrstva: 2 neurony (s využitím sigmoidní aktivační funkce)
- Výstupní vrstva: 1 neuron

#### Učení:

- Používá se forward propagation k výpočtu výstupů.
- Chyba se počítá pomocí MSE (Mean Square Error).
- Backpropagation upravuje váhy a bias, kdy se chyba propaguje od výstupní vrstvy zpět do skryté vrstvy.

### 2.3 Implementace a vizualizace

**Kód:** Obsahuje implementaci Multi-Level Perceptronu s inicializací náhodných vah a biasů.

- **Trénink:** Síť prochází mnoha epochami, při kterých se váhy optimalizují a chyba se snižuje.
- **Výstup:** Finální váhy a biasy potvrzují, že síť správně řeší XOR problém.

#### Vizualizace:

- Graf evoluce celkové chyby v průběhu epoch.
- Grafy ukazující změny predikovaných výstupů, vah a biasů během tréninku.

### 2.4 Výsledky

#### Výsledky:

- Síť úspěšně řeší nelineární problém XOR, což potvrzuje správnost implementace backpropagation.

## 3. Hopfield Networks

### 3.1 Úvod a cíl

Cílem této úlohy je implementovat Hopfieldovu síť, která slouží k ukládání a následné obnově vzorů. Úloha zahrnuje implementaci dvou metod obnovy – synchronní a asynchronní.

### 3.2 Metodologie

**Teoretické pozadí:** Hopfieldova síť je rekurentní síť, kde každý neuron je propojen se všemi ostatními.

**Trénink:**

- Vytvoření paměťové matice pomocí vnějšího součinu (outer product) jednotlivých vzorů s následným nastavením diagonály na nulu.  
**Obnova vzoru:**
- **Synchronní obnova:** Všechny neurony se aktualizují najednou po dokončení celé iterace.
- **Asynchronní obnova:** Neurony se aktualizují postupně, což může ovlivnit dynamiku konvergence.

### 3.3 Implementace a vizualizace

**Kód:** Implementace využívá grafické rozhraní (Tk) pro zobrazení matice reprezentující Hopfieldovu síť a provádí obnovu vzorů.

**Vizualizace:**

- GIF ukazuje synchronní obnovu vzoru u mřížky (např. 5×5).
- Možnost interaktivních úprav vzorů a sledování procesu obnovy.

### 3.4 Výsledky

**Výsledky:**

- Síť byla úspěšně natrénována a dokáže obnovit uložené vzory. Lze vidět rozdíly mezi synchronní a asynchronní obnovou - první jmenovaná má tendence "halucinovat".

## 4. Q-Learning

### 4.1 Úvod a cíl

Cílem této úlohy je implementovat Q-learning, který umožňuje agentovi (v našem případě myš) najít sýr v prostředí s překážkami (zdi, pasti). Agent se učí optimální politiku chování tak, aby maximalizoval odměny a minimalizoval penalizace.

### 4.2 Metodologie

#### Popis prostředí:

- Prostředí je reprezentováno jako mřížka ( $N \times N$ ) s rozmístěnými překážkami, pastmi, sýrem a agentem.

#### Akční možnosti:

- Agent se může pohybovat nahoru, dolů, doleva a doprava o jedno políčko.

#### Učení:

- Agent kombinuje strategii explorační a exploitační; s pravděpodobností epsilon vybírá náhodnou akci a jinak volí tu nejlepší.
- Q-matrix se aktualizuje podle rovnice, která kombinuje současnou odhadovanou hodnotu a získanou odměnu.

### 4.3 Implementace a vizualizace

#### Kód:

- Implementace zahrnuje inicializaci Q-matrix, funkce pro aktualizaci hodnot a výběr akcí. Využívá grafické rozhraní (Tk) pro zobrazení herního pole.

#### Trénink:

- Agent prochází mnoha kroky, během kterých se Q-matrix optimalizuje.

#### Výstup:

- Finální Q-matrix ukazuje hodnoty jednotlivých akcí, které pomáhají agentovi najít optimální cestu ke sýru.

#### Vizualizace:

- GIF ukazující tvorbu herního pole, trénink a úspěšné nalezení sýra.

- Grafické znázornění Q-matrix po tréninku.

## 4.4 Výsledky

**Výsledky:** Agent se postupně naučil najít nejefektivnější cestu ke sýru, vyhýbat se překážkám a snižovat počet kroků. Q-matrix demonstruje, že se agent adaptuje na dynamické prostředí a zlepšuje své rozhodování.

## 5. Pole-balancing problem



## 6. L-systems

### 5.1 Úvod a cíl

Cílem této úlohy je vytvořit interaktivní aplikaci pro generování a vizualizaci L-systému, který se používá pro vykreslování fraktálních struktur a modelování růstu rostlin. Aplikace umožňuje uživateli zadat počáteční axiom, produkční pravidlo, počet iterací a úhel otáčení. Na základě zadaných parametrů je vygenerován řetězec L-systému, který je následně interpretován do grafických příkazů pro vykreslení obrazce.

### 5.2 Metodologie

- **Generování řetězce:**  
Funkce `generate_l_system` rekurzivně aplikuje produkční pravidla na počáteční axiom. Každý symbol řetězce je nahrazen odpovídajícím pravidlem po dobu zadaného počtu iterací, čímž vzniká složitý řetězec příkazů.
- **Interpretace příkazů:**  
Funkce `draw_l_system` převádí vygenerovaný řetězec na geometrické operace.
  - Symbol "F" znamená posun vpřed se vykreslením čáry.
  - Symboly "+" a "-" představují otočení směru o zadaný úhel.
  - Symboly "[" a "]" zajišťují větvení, přičemž zásobník ukládá a obnovuje aktuální stav (pozici a úhel).

### 5.3 Implementace a vizualizace

- **Kód:**
  - Generování L-systému: Funkce `generate_l_system(axiom, rules, iterations)` zajišťuje postupnou expanzi řetězce pomocí předem definovaných pravidel (např. "F" -> "F+F").
  - Interpretace a vykreslení: Funkce `draw_l_system(commands, angle_deg, step)` interpretuje příkazový řetězec a na základě geometrických výpočtů vytváří sekvence bodů, které reprezentují jednotlivé větve fraktálu.

### 5.4 Výsledky

- **Generování fraktálu:** Aplikace úspěšně generuje komplexní fraktální struktury, jejichž vzhled se výrazně mění v závislosti na zadaném axiomu, produkčních pravidlech, počtu iterací a úhlu otáčení.
- **Správnost interpretace:** Použitím zásobníku pro větvení je dosaženo korektní interpretace příkazů, což se odráží ve správném vykreslení větvených obrazců.

- Interaktivita: Uživatelské rozhraní umožňuje snadné experimentování s parametry, což přispívá k lepšímu pochopení principů L-systémů a jejich využití při modelování přírodních struktur.
- Celkové vyhodnocení: Implementace demonstruje, jak jednoduché pravidla a rekurzivní algoritmy mohou vést k vytváření složitých a esteticky zajímavých geometrických obrazců, čímž potvrzuje funkčnost a flexibilitu přístupu.