# Algorytmy Inspirowane Biologicznie - algorytm genetyczny "Snake"

Piotr Koproń Mikołaj Leonhardt Jan Augustyn Maj 2023

#### 1 Abstrakt

W tym raporcie rozważamy zastosowania algorytmów genetycznych do szkolenia sztucznej inteligencji realizującej klasyczną grę "Snake".

Struktura gry "Snake" Rzecz dzieje się na kwadratowej planszy 2D o stałej, danej parametrem wielkości. Na tej planszy zawsze znajdują się: wąż i jabłko. Wąż początkowo zajmuje 3 komórki owej planszy, jabłko - jedną. Wąż będzie przesuwał się po planszy, unikając ścian planszy oraz swojego ogona, próbując zaś zjeść jak najwięcej jabłek. Przy czym, za każdym razem gdy wąż zje jabłko (przesuwając swoją głowę na pole jabłka), wydłuża się o jedną kratkę. Gdy głowa węża trafi w ścianę bądź w inną część węża, gra się kończy.

Struktura sztucznej inteligencji Celem naszej sztucznej inteligencji będzie wybranie optymalnego kierunku ruchu dla głowy węża, z czterech dostępnych opcji - do góry, w dół, w lewo i w prawo. Wybór podejmie na podstawie sensorów - tego "co wąż widzi" - oraz jego **DNA**, które będzie ustalone na początku gry.

Struktura algorytmu genetycznego Żeby wyszkolić naszą inteligencję, korzystamy z algorytmu genetycznego. Rzecz będzie się działa następująco. Rozpoczniemy od stworzenia pewnej **populacji** węży o losowo utworzonym DNA. Następnie każemy im grać, i zapiszemy ich rezultaty. Będzie to **generacja** 1. Zapewne skuteczność SI będzie dość mizerna, ale nie to nas interesuje. Po zapisaniu rezultatów, dokonamy pewnych modyfikacji do naszej populacji, i spróbujemy ponownie. W ten sposób utworzymy **generację** 2. Taką pętlę tworzenia nowych generacji będziemy wykonywać "do skutku" - efektywnie jedynym ograniczeniem jest moc obliczeniowa.

# 2 Implementacja

Implemetujemy kompleksową symulację, zarówno z samym algorytmem genetycznym, jak i środowiskiem szkoleniowym generującym informacje o jakości danej sztucznej inteligencji.

**Struktura DNA** Nasza SI węża jest de facto siecią neuronową o stałej ilości neuronów i stałymi połączeniami między nimi. Jedyne co się zmienia to wagi jakie każdy neuron przyjmuje na wejściu, co daje DNA jako ciąg liczb rzeczywistych. Przy czym należy zauważyć, że z perspektywy algorytmu genetycznego nie ma znaczenia, jak DNA jest interpretowane. W naszym przypadku mamy do czynienia z  $24 \cdot 32 + 12 \cdot 24 + 4 \cdot 12$  liczbami składającymi się na DNA.

**Struktura sensorów** SI ma 32 różne sensory, odpowiedzialne za odczytywanie informacji z planszy. 24 z nich są odpowiedzialne za "wzrok" węża, 4 -

za informowanie o obecnym kierunku głowy, 4 zaś - informowanie o obecnym kierunku ogona węża.

 $\mathbf{Wzrok} \quad \mathbf{Waż}$ "widzi" w 8 kierunkach - w osiach kardynalnych oraz po przekatnych.

W każdym kierunku wąż otrzymuje następujące informacje:

1. Odległość od ściany. 2. Odległość od jabłka, jeśli jest w tym kierunku. 3. Odległość od części ciała węża, jeśli jest w tym kierunku.

Kierunkek głowy/ogona Sensory kierunku głowy/ogona są implementowane binarnie - odpowiadają na pytanie "Czy (głowa/ogon) jest zwrócona w kierunku tym a tym", gdzie dostępne kierunki to osie kardynalne.

#### 2.1 Charakterystyka algorytmu genetycznego

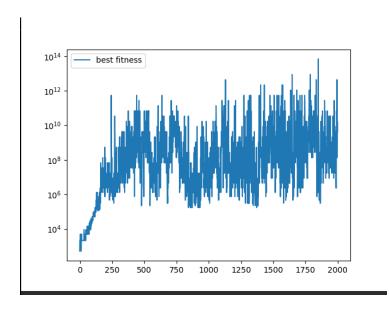
Podczas przygotowywania każdej generacji algorytm genetyczny dzieli się na trzy fazy: selekcji, krzyżowania i mutacji. TODO: Opisać precyzyjnie

Selekcja Dokonujemy selekcji dwustopniowej - najpierw korzystamy z selekcji elity, tj. wybieramy 5% najlepszych węży, które przechodzą proces selekcji od razu do następnego pokolenia. Następnie przechodzimi do selekcji "koła ruletki" - każdy wąż otrzymuje ilość losów proporcjonalnądo jego skuteczności, i losujemy które losy okażą się wygrywające. Wygrywające losy tworzą pary węży, które przejdą do procesu krzyżówki w ilości niezbędnej do odtworzenia wielkości populacji.

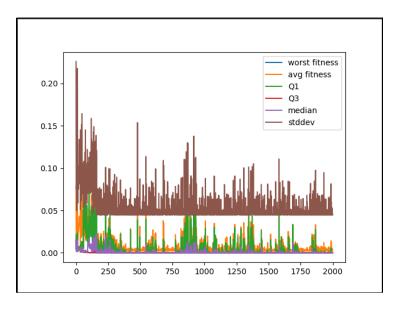
**Krzyżowanie** Proces selekcji dał nam listę par węży, gdzie każde dziecko weźmie połowę DNA od każdego rodzica.

**Mutacja** Z podanym parametrem prawdopodobieństwiem wybieramy w każdym wężu konkretne wartości z DNA które zostaną poddane mutacji. Do tych wartości zostanie dodana wartość losowa z rozkładu normalnego.

# 3 Rezultaty nauki



Rysunek 1: Analiza optymalnego węża w zależności od pokolenia, 2000 pokoleń



Rysunek 2: Analiza statystyczna całego pokolenia

### 4 Wnioski

Po wyszkoleniu węża na małej mapie, na której rozgrywki są szybsze, przenieśliśmy ten sam algorytm na mapę większą (bez dalszego szkolenia). Co ciekawe, wyszkolone węże radziły sobie stosunkowo dobrze.

## 5 Bibliografia

- 1. https://4programmers.net/Z<sup>\*</sup>pogranicza/Sztuczne<sup>\*</sup>sieci<sup>\*</sup>neuronowe<sup>\*</sup>i algorytmy<sup>\*</sup>genetyczne
- 2. https://myservername.com/introduction-genetic-algorithms-machine-learning
- 3. "Genetic Algorithms for Evolving Deep Neural Networks" by David, Omid E. and Greental, Iddo, GECCO Comp '14: Proceedings of the Companion Publication of the 2014 Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation