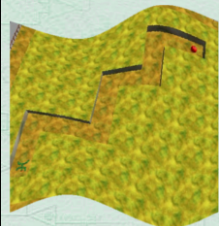


Ewolucja sztucznych sieci neuronowych w zadaniu rozwiązywania labiryntów

Marek Ruciński Maciej Komosiński

Instytut Informatyki
Politechnika Poznańska
maciej.komosinski@cs.put.poznan.pl



- Inspiracje klasycznymi eksperymentami na szczurach – badanie zdolności i sposobu funkcjonowania umysłu zwierzęcia
- Proste i jasno zdefiniowane zadanie jako miernik „inteligencji”
- Łatwa modyfikacja stopnia trudności; różne klasy labiryntów
- Od osobnika wymaga jedynie prostego sterowania i niewielkiej informacji o środowisku
- Takie zadanie nadaje się do badania możliwości ewolucji SSN i jej ograniczeń
- Celem jest skonstruowanie i analiza możliwie prostego modelu, a nie *metody* szukania drogi w labiryncie (do tego są specjalne algorytmy...)
- Dobre wyniki mogą zainspirować stworzenie prostego, szybkiego i odpornego na zakłócenia algorytmu eksploracji/nawigacji w trudnych środowiskach (robotyka)

- Sterowany sztuczną siecią neuronową osobnik jest umieszczony w labiryncie, po którym porusza się poszukując wyjścia
- Dla danego układu korytarzy labiryntu rozważane są różne położenia punktu startowego oraz wyjścia
- Funkcja celu (podstawa oceny osobnika): jak blisko wyjścia dociera osobnik dla *wszystkich* rozważanych konfiguracji labiryntu
- Osobnik *rozwiązujący* labirynt: taki, który potrafi znaleźć wyjście dla każdej konfiguracji

W przypadku szczurów

- Labirynt typu T oraz Y
- Labirynty typu wielokrotne-T (*multiple-T maze*)
- Labirynty gwiazdowe (*radial arm maze*)
- Labirynty klasyczne

Niewykluczone, że nasze osobniki nie dorównują jeszcze szczurom...

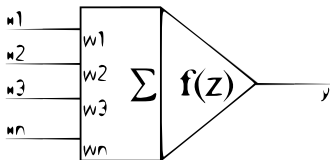
- Prosty korytarz
- Labirynt typu L
- Labirynt typu wielokrotne-L
- Labirynt typu T, wielokrotne-T
- ...

Przykład labiryntu



Jak działa typowa sztuczna sieć neuronowa?

- Układ prostych, połączonych ze sobą jednostek (neuronów)
- Każda ma wiele wejść i jedno wyjście

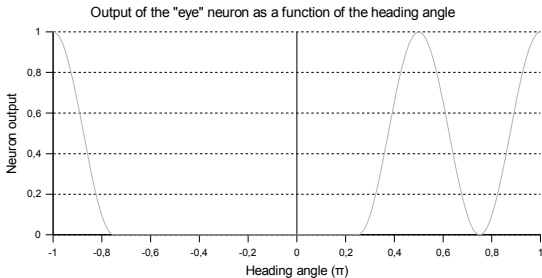
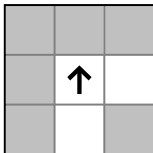
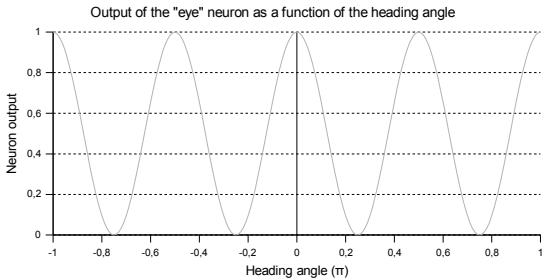
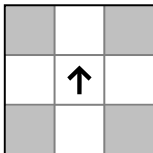


- Suma ważona sygnałów wejściowych każdego neuronu jest argumentem tzw. funkcji aktywacji. Wartość tej funkcji jest wyjściem (odpowiedzią) neuronu
- Istotna jest architektura sieci oraz wagi wejść neuronów – to one są przedmiotem uczenia i/lub ewolucji

- *Rudder* – zmienia kierunek poruszania się osobnika. Wejście -1 i $+1$ to maksymalny wychył w lewo i w prawo; jedyny efektor do dyspozycji osobnika
- *Eye* – główne źródło informacji osobnika o otoczeniu: czy w kierunku „patrzenia” znajduje się wolna przestrzeń (korytarz) czy ściana?
- *MazeMem* – pamięć: osobnik wie czy odwiedził dany obszar już wcześniej

A więc stosunkowo ubogie zdolności percepcyjne.

Receptor *Eye*



Jak działa algorytm ewolucyjny?

- Osobniki to po prostu sieci neuronowe
- Dobór naturalny – przetrwanie osobników o lepszej ocenie
- Ocena sieci – jak blisko wyjścia labiryntu dociera osobnik
- Genotyp to zapis osobnika (sieci neuronowej)
- Mutacje to przypadkowe zaburzenia sieci neuronowej (zmiany wag połączeń, dodawanie i usuwanie neuronów)
- Krzyżowanie to łączenie w osobniku potomnym informacji z dwóch lub więcej przodków
- Algorytm ewolucyjny przebiega cyklicznie (pętla: zmieniaj-oceniaj-wybieraj)

Rosnąca trudność labiryntów:

- Prosty korytarz
- Labirynt L
- Coraz trudniejsze warianty wielokrotnego-L
- Labirynt T
- Coraz trudniejsze warianty wielokrotnego-T

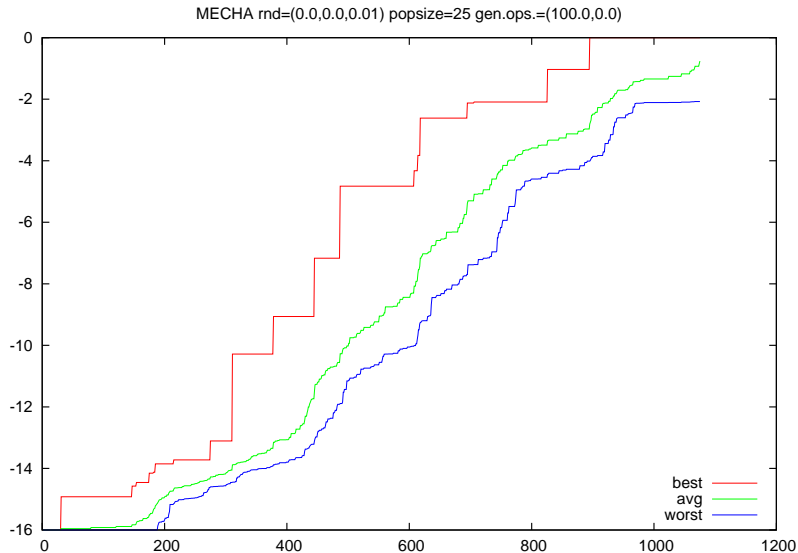
- W każdym z labiryntów różne konfiguracje punktów początkowego i wyjścia; każdy eksperyment ewolucyjny powtórzony wielokrotnie w celu uzyskania mocy statystycznej wyników
- Eksperymenty przeprowadzone w symulatorze Framsticks, www.framsticks.com

Co nas interesuje?

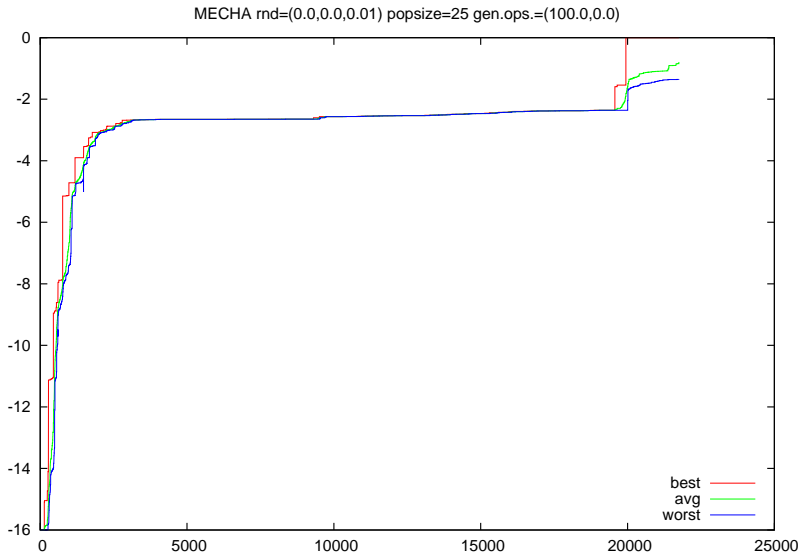
- Jak powtarzalne jest wyewoluowanie „przechodzenia” danego labiryntu?
- W jakim stopniu to się udaje?
- Jaki jest rozmiar / architektura otrzymanych sieci neuronowych?
- Ile trwa ewolucja i jaki jest przebieg miary dopasowania?
- W jaki sposób otrzymane sieci rozwiązują postawione zadanie?

- Zweryfikowana powtarzalność dla prostego korytarza: od 60% do 100% w zależności od parametrów eksperymentu
- Labirynt typu L – powtarzalność zależna od parametrów
- Trudniejsze labirynty – dla pewnych ustawień parametrów udało się uzyskać osobniki rozwiązujące je

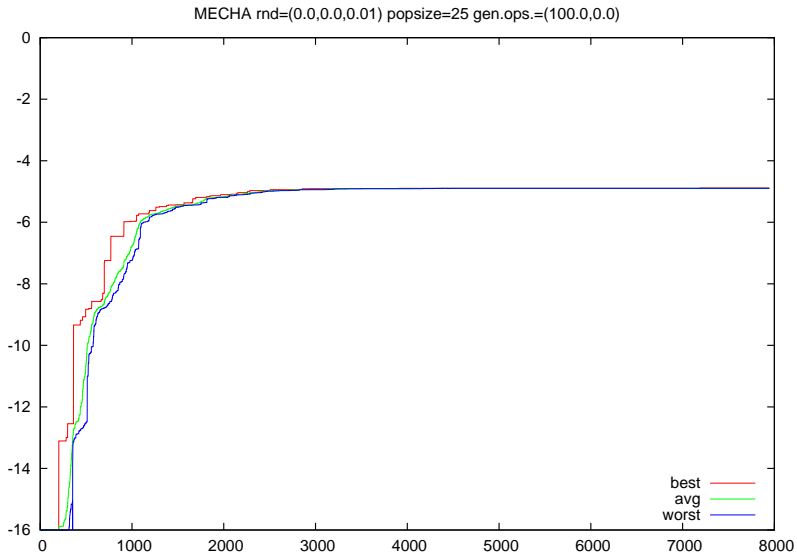
Przykład ewolucji (1). Ciągły postęp.



Przykład ewolucji (2). Równowaga przestankowa.



Przykład ewolucji (3). Optimum lokalne.



- Zasadniczy wpływ doboru parametrów algorytmu ewolucyjnego na wyniki:
 - Ziarno symulacji / prędkość ruchu
 - Kryteria stopu – długość biegu, stagnacja
 - Początkowa populacja osobników
 - Ruch i kolizje: utykanie / ślizganie się po ścianach
 - Techniczne parametry symulatora
- Percepcyjny aliasing
- Wyniki zachęcają do dalszych badań!

- W pełni ciągłe (lub w pełni dyskretne) receptory i efekторы
- Unikanie „niedostatku informacyjnego”: udoskonalone receptory
- Eksperymenty z trudniejszymi labiryntami
- Analiza jakościowa – próba zajrzenia do/zrozumienia wyewoluowanych SSN
- (Rozmyte) reguły zamiast SSN?
- Identyfikacja mechanizmów i funkcji niezbędnych do rozwiązania poszczególnych klas labiryntów
- Nawiązanie do neuronauki i kognitywistyki