210294

Karol Podlewski

210200

Justyna Hubert

\_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_

*numer albumu*

*\_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_*

*imię i nazwisko*

\_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_

*numer albumu*

*\_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_ \_*

*imię i nazwisko*

|  |  |
| --- | --- |
| Data | 9 maja 2018 |
| Kierunek | Informatyka |
| Rok akademicki | 2017/18 |
| Semestr | IV |
| Grupa Dziekańska | I |

Laboratorium

inteligentnej analizy danych

Zadanie 2:

Samoorganizująca Sieć Neuronowa

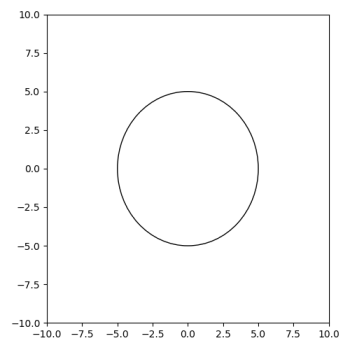
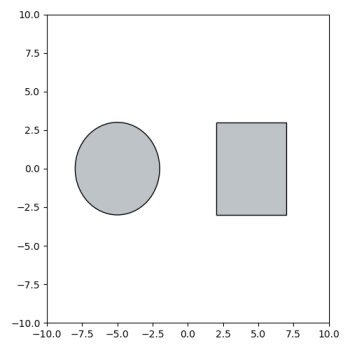
Samoorganizująca Sieć Neuronowa - wstęp

Celem ćwiczenia było stworzenie samoorganizującej się sieci neuronowej, która uczyła by się za pomocą  
jednego z algorytmów:

* Algorytm Kohonena,
* Algorytm gazu neuronowego,
* Algorytm K-średnich.

Sieć taka składa się ze zbioru neuronów, które program interpretuje jako punkty w przestrzeni wzorców wejściowych (danych treningowych). Neurony rywalizują za sobą o prawo do reprezentowania wzorca wejściowego, co można zrozumieć jako rywalizację o prawo do nauki.

Za każdym razem liczba danych treningowych wynosiła 222. W przypadku dwóch figur rozbijana była po równo na obie figury. W przypadku jednej figury dane treningowe zawsze były umieszczane w okręgu o środku w punkcie (0,0) oraz promieniu 5, zaś w przypadku dwóch figur było to koło o środku w punkcie (-5,0) i promieniu 3 oraz w prostokącie o skrajnych narożnikach w punktach (2,3) oraz (7,-3). Figury te przedstawione na wykresie wyglądały następująco:

# Przyjęte oznaczenia

W sprawozdaniu będzie się można natknąć na następujące skróty:

* BK – błąd kwantyzacji
* OS – odchylenie standardowe
* LNN – liczba nieaktywnych neuronów
* WS – współczynnik sąsiedztwa
* Inic1 – neurony zostały zainicjalizowane w równej odległości na linii na środku wykresu
* Inic2 – neurony zostały zainicjalizowane w równej odległości na dwóch, symetrycznych pionowych liniach
* MOL – mniejszy obszar na którym losowane były początkowe położenia neuronów

Męczenie się neuronów

Męczenie się neuronów ma zapobiec ciągłemu wygrywaniu jednego neuronu w przypadku korzystnego wylosowania położenia względem innych neuronów. Zdecydowaliśmy się na wprowadzenie potencjału dla każdego neuronu, który jest modyfikowany przy każdym znalezieniu zwycięskiego neuronu. Zakładając zwycięstwo w-tego neuronu, potencjał obliczamy ze wzoru:



Współczynnik *pmin* oznacza minimalny potencjał upoważniający do udziału we współzawodnictwie. Jeśli aktualna wartość potencjału *pi* spadnie poniżej *pmin* to neuron *i*-ty„odpoczywa", a zwycięzcy poszukuje się spośród neuronów, które mają odpowiedni potencjał. Maksymalną wartość potencjału ograniczamy na 1, zaś wartość *pmin* ustaliliśmy na poziomie 0,75 w przypadku Kohonena oraz 0,9 w przypadku algorytmu Centroidów.

## Algorytm Kohonena

Zastosowany przez nas algorytm zakłada sąsiedztwo Gaussowskie.

Na początku sprawdziliśmy jak zmienia się błąd kwantyzacji dla różnej liczby neuronów, których początkowe położenie jest losowane, dla kroku nauki 0.02 i braku sąsiedztwa:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 1. Zmiana błędu kwantyzacji dla 1 figury | 1. Zmiana błędu kwantyzacji dla 2 figur |
|  |  |

W zależności od początkowego losowania wag błąd może być bardzo duży, co najlepiej widać dla małej ilości wag, gdzie szansa na niewylosowanie początkowego położenia neuronu w bliskiej odległości od danych treningowych jest wyższa. Błąd ten szybko spada, i zazwyczaj przy mniejszej ilości neuronów oraz „gorszym” rozłożeniu punktów treningowych będzie on na koniec wyższy, niż w odwrotnej sytuacji. Zbyt duża liczba neuronów nie zawsze powoduje osiągnięcie optymalnego wyniku błędu kwantyzacji, jednak są to minimalne różnice.

Kolejną rzeczą było sprawdzenie wpływu kroku nauki, sąsiedztwa, zastosowania mechanizmu męczenia się neuronów oraz sposobu inicjalizacji wag na osiągnięty błąd kwantyzacji czy liczbę nieaktywnych neuronów. Nauka była przerywana po 150 iteracjach. Sieć w obu przypadkach miała 20 neuronów:

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 1. Wyniki nauki dla sieci z jedną figurą geometryczną | | | | | | | | | |
| Inicjalizacja | Męczenie | Krok nauki | WS | Śr. BK | Min. BK | OS BK | Śr. LNN | Min. LNN | OS śr. LNN |
| Losowa | - | 0,01 | 0,1 | 0,93782 | 0,61837 | 0,17932 | 14 | 7 | 1,51440 |
| Losowa | - | 0,03 | 0,3 | 0,56039 | 0,45619 | 0,06958 | 7 | 0 | 1,28900 |
| Losowa | Jest | 0,03 | 0,3 | 0,57387 | 0,48139 | 0,05079 | 1 | 0 | 0,82003 |
| Inic1 | Jest | 0,03 | 0,3 | 0,54811 | 0,49691 | 0,02741 | 3 | 0 | 2,26980 |
| Inic2 | Jest | 0,03 | 0,3 | 0,54289 | 0,48284 | 0,03922 | 5 | 0 | 1,76182 |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 1. Wyniki nauki dla sieci z dwiema figurami geometrycznymi | | | | | | | | | |
| Inicjalizacja | Męczenie | Krok nauki | WS | Śr. BK | Min. BK | OS BK | Śr. LNN | Min. LNN | OS śr. LNN |
| Losowa | - | 0,01 | 0,1 | 1,04540 | 0,89392 | 0,08510 | 12 | 4 | 1,61048 |
| Losowa | - | 0,03 | 0,3 | 0,84308 | 0,72945 | 0,06615 | 4 | 0 | 2,01336 |
| Losowa | Jest | 0,03 | 0,3 | 1,45614 | 1,22976 | 0,23832 | 0 | 0 | 0,13263 |
| Inic1 | Jest | 0,03 | 0,3 | 1,39075 | 1,24569 | 0,07211 | 0 | 0 | 0,11011 |
| Inic2 | Jest | 0,03 | 0,3 | 1,34327 | 1,22936 | 0,05543 | 0 | 0 | 0,18963 |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

Pozytywny wpływ na naukę sieci miało zwiększenie kroku nauki jak i współczynnika sąsiedztwa. Błąd kwantyzacji był mniejszy, a średnia liczba nieaktywnych neuronów mniejsza. Należy jednak pamiętać o umiarze, gdyż zbyt wysokie parametry potrafią niemiłosiernie wydłużyć naukę bądź nawet sprawić, że sieć nigdy nie znajdzie odpowiedniego położenia neuronów. Inicjalizacja neuronów w uporządkowany sposób potrafiła zarówno poprawić jak i pogorszyć naukę, co oczywiście zależy od miejsca w którym zainicjujemy neurony względem tego gdzie znajdują się dane treningowe – im bliższe sobie będą, tym neurony lepiej będą się uczyć.

Wprowadzenie męczenia się neuronów znacząco zmniejsza liczbę nieaktywnych neuronów, jednak błąd kwantyzacji potrafi się zwiększyć. Więcej neuronów się uczy, jednak nauka konkretnych zwycięzców potrafi być przez to wolniejsza, przez co nie osiągną tak dobrej dokładności.

Ostatnią rzeczą jaką chcieliśmy sprawdzić w przypadku algorytmu Kohonena była historia nauki oraz końcowe przypisanie neuronów do danych treningowych. Dzięki wcześniejszym eksperymentom wiemy, że w przypadku 2 neuronów sieć będzie się lepiej uczyć przy metodzie WTA, zaś w przypadku 10 neuronów przyda się zastosować sąsiedztwo:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| C:\Users\Karol\AppData\Local\Microsoft\Windows\INetCache\Content.Word\1C_Koh_2_1_H.PNG | C:\Users\Karol\AppData\Local\Microsoft\Windows\INetCache\Content.Word\1C_Koh_2_1_V.PNG | C:\Users\Karol\AppData\Local\Microsoft\Windows\INetCache\Content.Word\1C_Koh_2_2_H.PNG |
| 1. Historia nauki dla 2 neuronów z 1 figurą geometryczną | 1. Diagram Vornoia dla 2 neuronów z 1 figurą geometryczną | 1. Historia nauki dla 2 neuronów z 2 figurami geometrycznymi |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | C:\Users\Karol\AppData\Local\Microsoft\Windows\INetCache\Content.Word\1C_Koh_G_10_1_H.PNG | | C:\Users\Karol\AppData\Local\Microsoft\Windows\INetCache\Content.Word\1C_Koh_G_10_1_V.PNG |
| 1. Diagram Vornoia dla 2 neuronów z 2 figurami geometryczną | 1. Historia nauki dla 10 neuronów z 1 figurą geometryczną | | 1. Diagram Vornoia dla 10 neuronów z 1 figurą geometryczną |
|  | | | |
| C:\Users\Karol\AppData\Local\Microsoft\Windows\INetCache\Content.Word\1C_Koh_G_10_2_H.PNG | | C:\Users\Karol\AppData\Local\Microsoft\Windows\INetCache\Content.Word\1C_Koh_G_10_2_V.PNG | |
| 1. Historia nauki dla 10 neuronów z 2 figurami geometrycznymi | | 1. Diagram Vornoia dla 10 neuronów z 2 figurami geometryczną | |
|  | | | |

Z diagramów Vornoia może wynikać wniosek, że nie wszystkie neurony się uczą, co jest nie prawdą. Dzięki zastosowaniu sąsiedztwa wszystkie neurony się uczą, w dodatku w przypadku sąsiedztwa prostokątnego neurony będą ułożone po kolei.

## Algorytm gazu neuronowego

Na początku sprawdziliśmy jak zmienia się błąd kwantyzacji dla różnej liczby neuronów. Sieć była zainicjalizowana z krokiem nauki 0,005 oraz współczynnikiem sąsiedztwa 0,01:

|  |  |
| --- | --- |
| C:\Users\Karol\AppData\Local\Microsoft\Windows\INetCache\Content.Word\1A_NG_X_1_E.PNG |  |
| 1. Zmiana błędu kwantyzacji dla 1 figury | 1. Zmiana błędu kwantyzacji dla 2 figur |
|  |  |

Wnioski są identyczne z tymi dla algorytmu Kohonena, dlatego nie będziemy się powtarzać.

Kolejną rzeczą było sprawdzenie wpływu kroku nauki, sąsiedztwa, zastosowania mechanizmu męczenia się neuronów oraz sposobu inicjalizacji wag na osiągnięty błąd kwantyzacji czy liczbę nieaktywnych neuronów. Sieć przestawała się uczyć po 150 iteracjach. W obu przypadkach miała 20 neuronów:

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 1. Wyniki nauki dla sieci z jedną figurą geometryczną | | | | | | | | | | |
| Inicjalizacja | | Krok nauki | WS | Śr. BK | Min. BK | | OS BK | Śr. LNN | Min. LNN | OS śr. LNN | | |
| Losowa | | 0,005 | 0,01 | 0,89164 | 0,70370 | | 0,12267 | 11 | 9 | 1,06467 | | |
| Losowa | | 0,05 | 0,1 | 0,94397 | 0,69910 | | 0,15210 | 10 | 1 | 1,72375 | | |
| Losowa | | Wagi ze wzoru\* | | 0,43138 | 0,39070 | | 0,02376 | 2 | 0 | 0,86219 | | |
| Inic1 | | Wagi ze wzoru\* | | 0,39229 | 0,35076 | | 0,02533 | 1 | 0 | 0,52678 | | |
| Inic2 | | Wagi ze wzoru\* | | 0,36443 | 0,34672 | | 0,01179 | 0 | 0 | 0,00000 | | |
|  | |  |  |  |  | |  |  |  |  | | |
| 1. Wyniki nauki dla sieci z dwiema figurami geometrycznymi | | | | | | | | | | |
| Inicjalizacja | | Krok nauki | WS | Śr. BK | Min. BK | | OS BK | Śr. LNN | Min. LNN | OS śr. LNN | | |
| Losowa | | 0,001 | 0,01 | 1,18952 | 1,02363 | | 0,09019 | 9 | 5 | 1,38651 | | |
| Losowa | | 0,01 | 0,1 | 1,04885 | 0,93792 | | 0,09823 | 4 | 0 | 1,35185 | | |
| Losowa | | Wagi ze wzoru\* | | 0,78067 | 0,71702 | | 0,03272 | 1 | 0 | 0,53026 | | |
| Inic1 | | Wagi ze wzoru\* | | 0,76409 | 0,72267 | | 0,02350 | 0 | 0 | 0,44937 | | |
| Inic2 | | Wagi ze wzoru\* | | 0,76470 | 0,71735 | | 0,02462 | 0 | 0 | 0,32532 | | |
|  | |  |  |  |  | |  |  |  |  | | |
| \* krok nauki wyliczany był ze wzoru: | | | | | współczynnik sąsiedztwa wyliczany był ze wzoru: | | | | | |
|  | | | | |  | | | | | |
|  | | | | |  | | | | | |

Pozytywny wpływ na naukę sieci miało zwiększenie kroku nauki, zdecydowanie mniejszy efekt dawała zmiana współczynnika sąsiedztwa. W przypadku inicjalizacji neuronów w konkretnych miejscach widać pozytywne efekty zarówno w błędzie średniokwadratowym jak i licznie nieaktywnych współczynników.

Rewelacyjny wpływ na działanie sieci ma obliczanie współczynników na bieżąco. Dzięki ciągłej zmianie współczynników neurony są w stanie szybko rozpocząć naukę, a będąc coraz bliżej celu przygotować się na delikatniejsze zmiany. Ze względu na działanie algorytmu trudno było tu zastosować męczenie się neuronów, jednak nie było ono potrzebne.

Ostatnią rzeczą jaką chcieliśmy sprawdzić w przypadku algorytmu gazu neuronowego była historia nauki oraz końcowe przypisanie neuronów do danych treningowych. Zarówno krok nauki jak i współczynnik sąsiedztwa obliczany był na bieżąco, a początkowe położenie neuronów było losowe.

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| C:\Users\Karol\AppData\Local\Microsoft\Windows\INetCache\Content.Word\1C_NG_2_1_H.PNG |  | | |  | |
| 1. Historia nauki dla 2 neuronów z 1 figurą geometryczną | 1. Diagram Vornoia dla 2 neuronów z 1 figurą geometryczną | | | 1. Historia nauki dla 2 neuronów z 2 figurami geometrycznymi | |
|  | | | | | |
|  | |  | | |  |
| 1. Diagram Vornoia dla 2 neuronów z 2 figurami geometryczną | | 1. Historia nauki dla 10 neuronów z 1 figurą geometryczną | | | 1. Diagram Vornoia dla 10 neuronów z 1 figurą geometryczną |
|  | | | | | |
|  | | |  | | |
| 1. Historia nauki dla 10 neuronów z 2 figurami geometrycznymi | | | 1. Diagram Vornoia dla 10 neuronów z 2 figurami geometryczną | | |
|  | | | | | |

Na rysunkach doskonale widać, że neurony dosyć szybko zbliżają się do danych treningowych, po czym mniejszymi kroczkami zaczynają dążyć w stronę celu. Ze względu na sposób działania algorytmu gazu neuronowego, większość neuronów chociaż przez chwilę się uczy.

## Algorytm K-średnich (Centroidów):

Na początku sprawdziliśmy jak zmienia się błąd kwantyzacji dla różnej liczby neuronów:

|  |  |
| --- | --- |
|  | C:\Users\Karol\AppData\Local\Microsoft\Windows\INetCache\Content.Word\2A_KMC_X_2_E.PNG |
| 1. Zmiana błędu kwantyzacji dla 1 figury | 1. Zmiana błędu kwantyzacji dla 2 figur |
|  |  |

Wnioski znowu są identyczne, jak w przypadku poprzednich algorytmów. Tutaj jednak lepiej widać, że sieć z mniejszą liczbą neuronów dostosowuje się słabiej, a początkowy błąd przy większej ilości wag często jest mniejszy – choć nie zawsze. Zdecydowanie lepiej widać też, że zbyt duża liczba neuronów nie zawsze jest optymalna.

Naszą kolejną czynnością było sprawdzenie wpływu zastosowania mechanizmu męczenia się neuronów oraz sposobu inicjalizacji wag na osiągnięty błąd kwantyzacji czy liczbę nieaktywnych neuronów. Sieć przestawała się uczyć maksymalnie po 150 iteracjach. W obu przypadkach miała 20 neuronów:

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 1. Wyniki nauki dla sieci z jedną figurą geometryczną | | | | | | | |
| Inicjalizacja | Męczenie | Śr. BK | Min. BK | OS BK | Śr. LNN | Min. LNN | OS śr. LNN |
| Losowa | - | 0,82902 | 0,64235 | 0,10573 | 15 | 8 | 0,55411 |
| MOL | - | 0,40178 | 0,26750 | 0,08862 | 14 | 4 | 1,04604 |
| Inic1 | - | 0,36288 | 0,22823 | 0,07496 | 12 | 0 | 1,31512 |
| Inic2 | - | 0,20551 | 0,16056 | 0,02475 | 13 | 0 | 1,37021 |
| Losowa | Jest | 0,87848 | 0,70396 | 0,14670 | 8 | 0 | 3,48480 |
| MOL | Jest | 0,74038 | 0,65047 | 0,04792 | 9 | 0 | 4,02599 |
| Inic1 | Jest | 0,76097 | 0,67467 | 0,05701 | 9 | 0 | 4,86502 |
| Inic2 | Jest | 0,73663 | 0,64120 | 0,06006 | 9 | 0 | 3,98049 |
|  |  |  |  |  |  |  |  |
| 1. Wyniki nauki dla sieci z dwiema figurami geometrycznymi | | | | | | | |
| Inicjalizacja  Krok nauki | Męczenie | Śr. BK | Min. BK | OS BK | Śr. LNN | Min. LNN | OS śr. LNN |
| Losowa | - | 1,02637 | 0,88744 | 0,08664 | 13 | 5 | 1,15106 |
| MOL | - | 0,74897 | 0,56834 | 0,12159 | 13 | 3 | 1,42744 |
| Inic1 | - | 1,01322 | 0,79798 | 0,12116 | 14 | 8 | 0,78055 |
| Inic2 | - | 0,62953 | 0,53201 | 0,06739 | 12 | 4 | 1,01586 |
| Losowa | Jest | 1,94493 | 1,32253 | 0,25202 | 3 | 0 | 1,44973 |
| MOL | Jest | 1,97261 | 1,50721 | 0,18057 | 3 | 0 | 2,30035 |
| Inic1 | Jest | 2,13746 | 1,70300 | 0,12763 | 2 | 0 | 0,78349 |
| Inic2 | Jest | 2,17391 | 1,74444 | 0,12604 | 2 | 0 | 1,23402 |
|  |  |  |  |  |  |  |  |

Z wcześniejszych eksperymentów wiemy, że dla algorytmu Centroidów bez zastosowania mechanizmu męczenia początkowe położenie ma duże znaczenie, jednak przy zastosowaniu mechanizmu męczenia się neuronów, sieć uczy się porównywalnie dobrze zarówno z odpowiednim rozłożeniem neuronów, jak i jego braku – w wypadku tego algorytmu jest to spodziewany wynik. Przez zastosowanie mechanizmu zmęczenia błąd kwantyzacji jest większy, za to liczba nieaktywnych neuronów drastycznie spada.

Ostatnią rzeczą jaką chcieliśmy sprawdzić w przypadku algorytmu K-Średnich była historia nauki oraz końcowe przypisanie neuronów do danych treningowych. Początkowe położenie neuronów było losowe.

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  | | |  | |
| 1. Historia nauki dla 2 neuronów z 1 figurą geometryczną | 1. Diagram Vornoia dla 2 neuronów z 1 figurą geometryczną | | | 1. Historia nauki dla 2 neuronów z 2 figurami geometrycznymi | |
|  | | | | | |
|  | | C:\Users\Karol\AppData\Local\Microsoft\Windows\INetCache\Content.Word\2C_KMC_10_1_H.PNG | | | C:\Users\Karol\AppData\Local\Microsoft\Windows\INetCache\Content.Word\2C_KMC_10_1_V.PNG |
| 1. Diagram Vornoia dla 2 neuronów z 2 figurami geometryczną | | 1. Historia nauki dla 10 neuronów z 1 figurą geometryczną | | | 1. Diagram Vornoia dla 10 neuronów z 1 figurą geometryczną |
|  | | | | | |
| C:\Users\Karol\AppData\Local\Microsoft\Windows\INetCache\Content.Word\2C_KMC_10_2_H.PNG | | | C:\Users\Karol\AppData\Local\Microsoft\Windows\INetCache\Content.Word\2C_KMC_10_2_V.PNG | | |
| 1. Historia nauki dla 10 neuronów z 2 figurami geometrycznymi | | | 1. Diagram Vornoia dla 10 neuronów z 2 figurami geometryczną | | |
|  | | | | | |

Na rysunkach wyraźnie widać, że nie wszystkie neurony biorą udział w kwantyzacji zbioru danych. Dobrym pomysłem było by dodanie mechanizmu zmęczenia, który pomógł by w nauce neuronom zbyt oddalonym od danych treningowych by w ogóle uczestniczyć w kwantyzacji. W przypadku algorytmu K-średnich dużo większe znaczenie ma początkowe położenie neuronów. Jest to świetny przykład metody nauki WTA, gdzie tylko zwycięzca się uczy.