

Uniwersytet Jagielloński w Krakowie
Wydział Fizyki, Astronomii i Informatyki Stosowanej

Paweł Łabno

Nr albumu: 1138170

Implementacja Sztucznej Inteligencji dla gry *Wsiąść do Pociągu*

Praca magisterska
na kierunku Informatyka Stosowana

Praca wykonana pod kierunkiem
<tytuł/stopień naukowy Imię Nazwisko>
<Instytut/Zakład>

Kraków 2018

Oświadczenie autora pracy

Świadom odpowiedzialności prawnej oświadczam, że niniejsza praca dyplomowa została napisana przeze mnie samodzielnie i nie zawiera treści uzyskanych w sposób niezgodny z obowiązującymi przepisami.

Oświadczam również, że przedstawiona praca nie była wcześniej przedmiotem procedur związanych z uzyskaniem tytułu zawodowego w wyższej uczelni.

.....
Kraków, dnia

.....
Podpis autora pracy

Oświadczenie kierującego pracą

Potwierdzam, że niniejsza praca została przygotowana pod moim kierunkiem i kwalifikuje się do przedstawienia jej w postępowaniu o nadanie tytułu zawodowego.

.....
Kraków, dnia

.....
Podpis kierującego pracą

Spis treści

1	Wprowadzenie	4
1.1	Wprowadzenie do pracy	4
1.2	Definicja pojęć	4
1.3	Zasady gry <i>Wsiąść do pociągu</i>	5
2	Przebieg badania	8
2.1	Analiza zachowań gracza	8
2.2	Model doświadczenia	8
3	Model algorytmiczny	10
3.1	Wprowadzenie do eksperymentu	10
3.2	Opis algorytmu	10
3.3	Wyniki modelu algorytmicznego	13
3.4	Wnioski i podsumowanie	13
4	Model sieci neuronowej	17
4.1	Wprowadzenie do eksperymentu	17
4.2	Model danych wejściowych	18
4.3	Model danych wyjściowych	19
4.4	Struktura sieci	19
4.5	Proces weryfikacji uczenia	19
4.6	Zbiór danych uczących	20
4.7	Wyniki	20
4.8	Podsumowanie	20
4.9	Wnioski na temat uczenia	21
5	Optymalizacja / Generalizacja	24
5.1	Wprowadzenie do eksperymentu	24
5.2	Przebieg doświadczenia	24
5.3	Wyniki	24
5.4	Omówienie wyników	25
5.5	Podsumowanie	26
6	Dowód działania sieci	27
6.1	Wprowadzenie do eksperymentu	27
6.2	Model eksperymentu	27

6.3	Wyniki	27
6.4	Podsumowanie	27
7	Podsumowanie pracy	30
8	Słownik	31
9	Bibliografia	33

Rozdział 1

Wprowadzenie

1.1 Wprowadzenie do pracy

Wraz z rozwojem możliwości technicznych komputerów człowiek szukał kolejnych zastosowań dla swojego wynalazku. Doskonałym celem do tego było sprawienie by życie człowieka stało się prostsze. Początkowo odbywało się to za pomocą przemyślanych i sprawdzonych algorytmów. Pojawiały się jednocześnie coraz bardziej skomplikowane problemy, dla których przygotowanie działającego algorytmu stanowiło wyzwanie. Na ratunek posłużyły sieci neuronowe, które po zaprojektowaniu wymagały odpowiednio przygotowanych danych uczących.

Taka metoda pracy oraz podejmowania decyzji w ostatnich latach stała się coraz bardziej popularna i powszechnie wykorzystywana - np. w transporcie, finansach czy medycynie. Pojawiały się wreszcie próby wykorzystania sieci neuronowych w sytuacjach, dla których nie można z łatwością ocenić czy otrzymany wynik jest prawidłowy - gry.

W mojej pracy chcę przygotować implementację sztucznej inteligencji dla gry *Wsiąść do Pociągu* w oparciu o sztuczną sieć neuronową.

1.2 Definicja pojęć

Gra W literaturze pojawia się wiele definicji dla gry. Można uznać, że jest to czynność o rozrywkowym charakterze, w której uczestniczy jeden lub wielu graczy. Grę można również opisać jako model matematyczny charakteryzujący się określonymi zasadami oraz zbiorem możliwych operacji na tym modelu.

Teoria gier W przypadku kiedy w rozgrywce uczestniczy więcej niż jeden gracz możemy rozważać zachowania każdego z uczestników. Można założyć, że każdy chce uzyskać jak najlepszy wynik dla siebie.

Klasyfikacja gry Gra *Wsiąść do Pociągu* jest grą wieloosobową, niesymetryczną z niepełną informacją.

Problem klasyfikacji W grze *Wsiąść do Pociągu* pojawia się problem decyzyjny w postaci klasyfikacji. Klasyfikacja jest problemem przyporządkowania danego zestawu danych do jednej lub więcej klas ze zbioru co najmniej dwóch klas. *Przeciwieństwo: Regresja*

Gra z niepełną informacją Określenie gra z niepełną informacją oznacza, że gracze podejmują swoje decyzje nie wiedząc o tym jakie cele mają inni uczestnicy rozgrywki. W grze *Wsiąść do pociągu* polega to m.in. na braku wiedzy jakie bilety (oraz czy zostały ukończone) realizują konkurenci.

Uczenie maszynowe Według Donald'a Michie:

System uczący się wykorzystuje zewnętrzne dane empiryczne w celu tworzenia i aktualizacji podstaw dla udoskonalonego działania na podobnych danych w przyszłości oraz wyrażania tych podstaw w zrozumiałej i symbolicznej postaci

Głębokie sieci neuronowe Głębokie sieci neuronowe są szczególnym przypadkiem uczenia maszynowego. Sieć składa się z więcej niż jednej warstwy ukrytej, a reprezentacja wewnętrzna neuronów niekoniecznie jest odwzorowaniem liniowym.

1.3 Zasady gry *Wsiąść do pociągu*

1.3.1 Omówienie celu gry

Celem rozgrywki jest uzyskanie jak największej liczby punktów. Gracz może zdobyć punkty za zarezerwowanie połączeń 1.1 oraz za ukończenie biletów (korzystając z połączeń jednego gracza można dotrzeć z jednego wskazanego miasta do drugiego).

Długość połączenia	Ilość punktów
1	1
2	2
3	4
4	7
5	10
6	15

Tablica 1.1: Ilość punktów za zrealizowanie połączenia

1.3.2 Przygotowanie rozgrywki

Po rozłożeniu planszy następuje przygotowanie rozgrywki:

1. Przygotowanie talii

Gracze tasują dostępne karty wagonów oraz biletów. Rozkładają na planszy pierwszych 5 kart wagonów - widocznych typem dla gracza. Jeśli wśród nich są co najmniej 3 lokomotywy - wymienić cały zestaw kart.

2. Losowanie biletów

Każdy z graczy pobiera z talii biletów po trzy karty. Następnie wybiera które z nich zachować a które odłożyć na spód talii. Musi zachować conajmniej dwa bilety. *Przyjmuje się zachowanie jedynie dwóch kart biletów*

3. Losowanie kart wagonów

Każdy z graczy pobiera z talii biletów po cztery karty. Nie ma prawa ich odrzucić lub zamienić.

Gdy zostaną wykonane powyższe kroki uczestnicy gry mogą rozpocząć rozgrywkę.

1.3.3 Możliwości gracza

W trakcie swojej tury gracz może wybrać jedną z trzech dostępnych akcji:

1. Zarezerwowanie połączenia

Każdy z graczy może zarezerwować dowolne połączenie pomiędzy miastami po spełnieniu warunków

Gracz musi posiadać odpowiednią ilość kart wagonów odpowiedniego koloru (lokomotywa zastępuje dowolny kolor)

Gracz musi posiadać co najmniej tyle wagonów co długość połączenia które chce zarezerwować

Gracz nie zarezerwował ścieżki w połączeniu

Wszystkie ścieżki w danym połączeniu nie są zajęte

Połączenie ma dwie ścieżki, jedna z nich jest zajęta, druga wolna. W rozgrywce uczestniczy co najmniej 4 graczy.

Decyzja zabroniona Gracz nie ma wagonów lub kart wagonów potrzebnych do zarezerwowania dowolnego połączenia na mapie.

2. Dobranie wagonów

Gracz może zdecydować o dobraniu do dwóch wagonów w zależności od tego jakie wagony chce dobrać.

Gracz może zabrać jako pierwszy wagon - kartę lokomotywy (Joker) z puli planszy. Nie dobiera wtedy drugiego wagonu.

Gracz może zabrać karty z talii lub puli - dwie. Może być jedna karta z talii oraz jedna karta z planszy.

Decyzja zabroniona Skończyła się talia kart wagonów, nie ma na planszy kart wagonów a stos kart odrzuconych jest pusty.

3. Dobranie biletów

Gracz w ramach decyzji o dobraniu biletów losuje 3 bilety z talii i decyduje, które zachowa, a które odrzuci. Zachować musi co najmniej 1 bilet.

Decyzja zabroniona W talii kart biletów nie pozostał żaden bilet.

1.3.4 Koniec gry

Rozgrywka kończy się w momencie, gdy jednemu z graczy pozostają co najwyżej dwa wagoniki. Po tym zdarzeniu każdy z graczy ma jeszcze jeden ruch do wykonaniu. Gdy wszyscy gracze wykonają ruch przechodzi się do fazy podliczenia punktów.

Podliczenie przebiega następująco:

1. Podliczenie punktów za połączenia (według 1.1)
2. Dodanie punktów za każdy zrealizowany bilet (według oznaczenia na bilecie)
3. Odjęcie punktów za każdy niezrealizowany bilet (według oznaczenia na bilecie)

Dla usprawnienia procesu gry w eksperymentach pominięto zasadę bonusowych 10 punktów dla gracza posiadającego najdłuższą nieprzerwaną ścieżkę

Rozdział 2

Przebieg badania

2.1 Analiza zachowań gracza

Pierwszym etapem pracy nad sztuczną inteligencją zostało zaanalizowanie zachowań graczy pod punktem przygotowania algorytmu, który wykorzystano do przygotowania zbioru uczącego. Jako rozsądne kierunki analizy przyjąłem:

1. Analiza rozgrywek z rzeczywistym graczem
2. Analiza rozgrywek z graczem komputerowym (dostępnym z grą w wersji cyfrowej)
3. Przeszukanie sieci internet w tematyce SI

W dalszej pracy przyjąłem następujące zachowanie gracza komputerowego:

1. Gracz kieruje rozgrywkę dla siebie - zależy mu jedynie na jak największej ilości punktów (w danym momencie oraz ogólnie)
2. Gracze nie przeszkadzają sobie nawzajem (uczestnicy rozgrywki nie podejmują decyzji mających na celu utrudnienie gry innym uczestnikom, wykluczając sytuację, gdy dla danego gracza decyzja blokująca jest jednocześnie najbardziej korzystną w kontekście zdobyczy punktowej)

2.2 Model doświadczenia

Dla uzyskania jak najbardziej miarodajnych wyników dla każdej przeprowadzanej próby postanowiłem przeprowadzić rozgrywkę 1000 razy w następującej konfiguracji (Tablica 2.1):

Następnie w celu wyznaczenia parametrów rozgrywki. 2.2

Liczba graczy	Liczba rozgrywek
2	250
3	250
4	250
5	250

Tablica 2.1: Konfiguracja danych testowych

Parametr	Opis
MAX	Maksymalna liczba punktów zdobyta przez gracza
MIN	Najmniejsza liczba punktów zdobyta przez gracza
AVG	Sredni wynik punktowy
MED	Mediana punktów
AVG DONE TCK	Srednia liczba zrealizowanych biletów
AVG FAIL TCK	Srednia liczba niezrealizowanych biletów
110 (%)	Liczba graczy z co najmniej 110 punktami
120 (%)	Liczba graczy z co najmniej 120 punktami
140 (%)	Liczba graczy z co najmniej 140 punktami
FAIL (%)	Liczba gier w których gracz dokonał ruchu zabronionego

Tablica 2.2: Parametry rozgrywki

Rozdział 3

Model algorytmiczny

3.1 Wprowadzenie do eksperymentu

Celem drugiej części eksperymentu było dowiedzenie, że komputer może rozgrywać samodzielnie partię gier *Wsiąść do Pociągu*. Wykorzystanie modelu algorytmicznego pozwoli uprościć zbieranie danych, które w opracowanej formie posłużą jako zbiór danych uczących. Opracowanie danych ma posłużyć do ustalenia jakościowych wyników algorytmu, które posłużą do oceny jakości uczenia.

W dalszej pracy model algorytmiczny będzie opisywany jako *Algorytm* lub *Algorytm klasyczny*.

3.2 Opis algorytmu

W pracy przygotowano kilka szczegółowych algorytmów:

Decyzja ogólna Jedna z trzech dozwolonych przez zasady gry decyzji (plus pominięcie tury w szczególnych przypadkach)

Decyzja bilet Decyzja polegająca na wyborze najlepszego zbioru biletów z przekazanych jako parametr algorytmu

Karta wagonów Decyzja polegająca na wyborze, które karty wagonów gracz powinien zabrać z planszy

Rezerwacja połączenia Decyzja, której efektem jest wybór połączenia, które powinno zostać zarezerwowane przez gracza w pierwszej kolejności

Przygotowanie tury Wyznaczenie kierunku w którym powinien się gracz poruszać

Dodatkowo, grę można przedstawić jako graf przez co często pojawiają się ścieżki pomiędzy miastami - w tym celu zaimplementowano algorytm określający najkrótszą ścieżkę między miastami w kontekście gracza.

3.2.1 Decyzja ogólna

1. Gracz nie posiada biletów
 - 1.1 Gracz posiada co najmniej 8 kart wagonów, 8 wagonów, inni gracze mają co najmniej 6 wagonów każdy, pozostały jeszcze bilety w talii - dobranie biletów
 - 1.2 Gracz ma co najmniej 5 kart wagonów jednego koloru oraz może zarezerwować połączenie na planszy - Rezerwacja połączenia
 - 1.3 Gracz może dobrać karty wagonów oraz jest początek rozgrywki - dobranie kart wagonów
2. Gracz może zarezerwować połączenie na planszy - Rezerwacja połączenia
3. Gracz może dobrać kartę wagonu - dobranie kart wagonów
4. Są wolne bilety - dobranie biletów
5. Gracz jest zmuszony opuścić turę

3.2.2 Poddecyzja - bilet

1. **Przygotowanie** Dla każdej grupy biletów (możliwego podzbioru pobranych kart) wyznacz koszt (suma brakujących połączeń) oraz możliwą zdobycz punktów zwycięstwa
 - Oznacz grupę biletów, która w sumie spowoduje utratę najmniejszą liczbę punktów - jeśli żadnej z nich gracz nie może zrealizować
2. Z grup, które gracz może ukończyć wybierz grupę o najniższym koszcie. Jeśli dwie lub więcej grup ma taki sam koszt - wybierz tę, która gwarantuje większą liczbę punktów
3. Jeśli w punkcie drugim nie wybrano żadnej grupy, jako wybraną grupą biletów wybierz grupę oznaczoną w punkcie pierwszym.

3.2.3 Poddecyzja - karta wagonów

1. Policz dostępne karty wagonów na planszy (według kolorów) oraz ile kart każdego z kolorów potrzeba na zrealizowanie pozostałych biletów
2. Wyznacz kolory, których brakuje graczowi a następnie kolor, którego wagonów graczowi brakuje najwięcej.
3. Jeśli gracz ma zrealizowane wszystkie bilety - wez kartę z talii
4. Jeśli gracz ma zrealizowane wszystkie bilety, a talia się skończyła - wez losową kartę z planszy
5. Jeśli graczowi brakuje więcej niż 3 różnych kolorów kart- wez z talii
6. Jeśli potrzeba mniej niż 4 karty, a pożądaný kolor jest na planszy - wez wybraną kartę z planszy

7. Jeśli pozostała jedna karta do zrealizowania biletu, gracz nie wybrał jeszcze w turze karty oraz jest karta *Lokomotywy* na planszy - wez wybrana karte lokomotywy
8. Jeśli talia nie jest pusta - wez karte z talii
9. Wez losowa karte z planszy

3.2.4 Decyzja - rezerwacja połączenia

1. Oblicz posiadane karty każdego z kolorów, oraz jakie karty są potrzebne do rezerwacji połączeń z biletów
2. Jeśli są karty w zbiorze *Pasujące* oznacz ten zbiór jako przetwarzany. W przeciwnym przypadku oznacz zbiór kart *możliwych*
3. Jako kryterium wyboru połączenia do rezerwacji wybierz
 - Dla realizacji w przypadku niepustego zbioru *pasujące* wybierz najkrótsze połączenie
 - W każdym innym przypadku wybierz połączenie gwarantujące najwięcej punktów.
4. Określ pulę kolorów do wykorzystania. Jeśli jest więcej niż jeden możliwy kolor (w przypadku np. teczki), wybierz ten którego masz najwięcej kart
5. Wybierz karty wagonów podanego koloru

3.2.5 Przygotowanie tury

1. Określ pulę wszystkich połączeń potrzebnych do realizacji biletów gracza (określane jako *cel*)
2. Z wszystkich połączeń na mapie wyznacz te które gracz może zrealizować w danej turze (określane jako *możliwości*)
 - Dodaj połączenia zawierające się w *celu*
 - Dodaj wszystkie połączenia o długości co najmniej 5
 - Dodaj wszystkie połączenia gdy długość zbioru *cel* jest równa 0
3. Dla wszystkich połączeń ze zbioru *target* (które gracz może w ogóle zarezerwować)
 - Zawierające się w zbiorze *możliwości* dodaj do zbioru *pasujące*
 - W przeciwnym przypadku dodaj do zbioru *Brakujące*

3.2.6 Wyznaczanie tras do realizacji biletów

Planszę rozgrywki można przedstawić w formie modelu grafu, gdzie połączeniami są krawędzie a wierzchołkami miasta. Do wyznaczenia najbardziej korzystanego połączenia tras wykorzystano Algorytm Bellmana-Forda. Algorytm ten pozwala nam na określenie całej najkrótszej ścieżki rozpoczynając od wierzchołka początkowego. Jako metodę porównywalczą dla kosztu ścieżki uznano:

1. Dla różnych kosztów (w wagonów) od węzła początkowego wybieramy ten który jest mniejszy
2. Dla równego kosztu (w wagonach) od węzła początkowego wybieramy tą ścieżkę dla której ścieżka gwarantuje większą ilość punktów

3.3 Wyniki modelu algorytmicznego

Wyniki uzyskane w doświadczeniu przedstawiono w Tablicy 3.1.

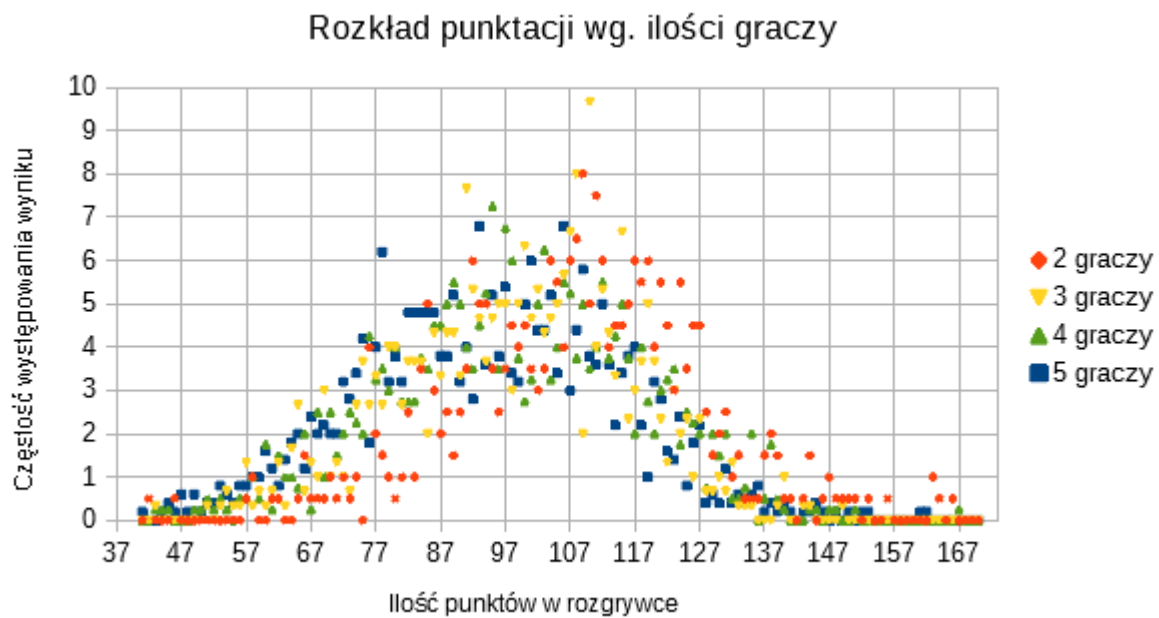
Cecha	2 graczy	3 graczy	4 graczy	5 graczy	ogólnie
Minimum	37	14	43	34	14
Maksimum	173	149	182	162	182
Srednia	107,02	98,02	98,03	94,59	98,16
Mediana	108	95	98	96	99
(%) > 110	44,60	38,00	28,00	21,60	27,51
(%) > 120	23,40	8,80	13,20	8,80	12,14
(%) > 140	3,80	0,40	0,70	0,96	1,17
Zrealizowane bilety	3,63	3,01	3,21	2,8	3,08
Niezrealizowane bilety	0,46	0,58	0,56	0,62	0,57

Tablica 3.1: Wyniki uzależnione od ilości graczy

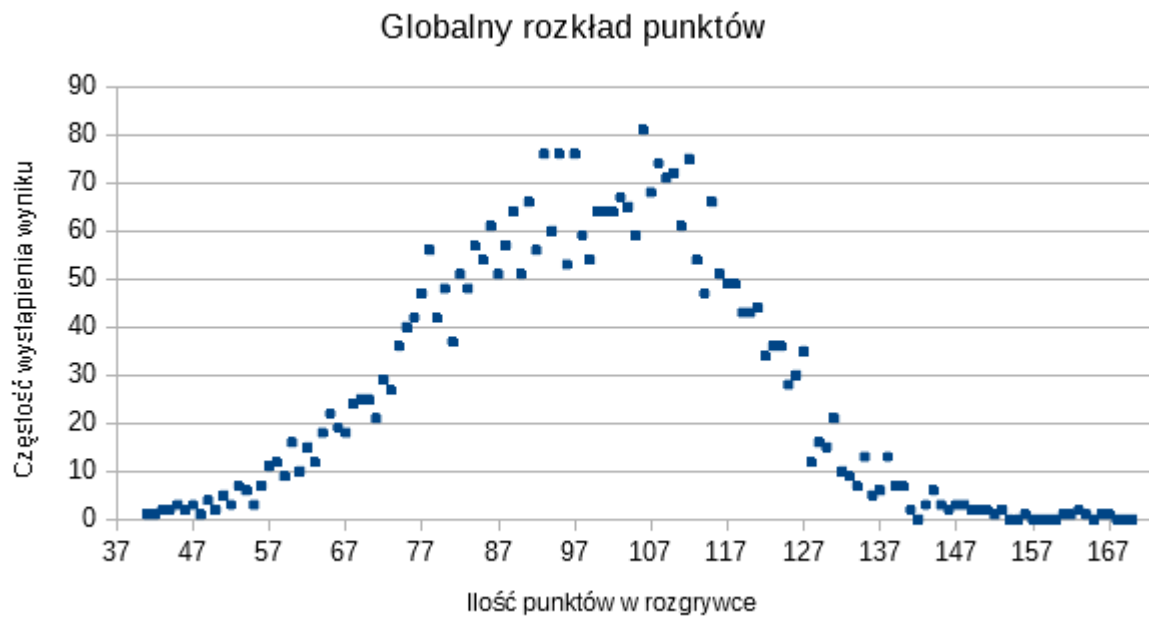
3.4 Wnioski i podsumowanie

Podsumowując otrzymane dane możemy dojść do kilku wniosków, przede wszystkim, że decyzje podejmowane przez gracza komputerowego sprawiają wrażenie rzeczywistych. Gracz algorytmiczny ma swoje słabe oraz mocne strony po powoduje, że wykres częstości wartości punktów na koniec rozgrywki przypomina rozkład Gaussa.

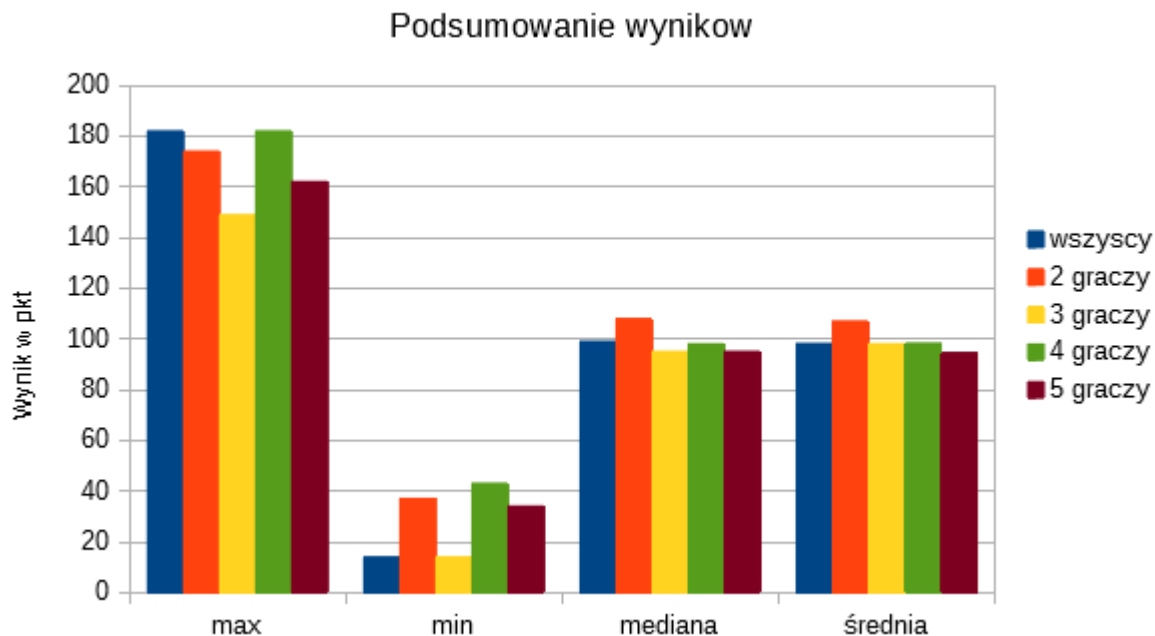
Zgodnie z wynikami wskazanymi w Tablicy 3.1 możemy zauważyć, że przewidywany wynik gracza powinien wynieść ok. 98 punktów (średnia oraz mediana). Wynik ten potwierdza przebieg wykresu z Rysunku 3.2, którego *szczyt* znajduje się ok. 97-98 punktów. Można zauważyć, że spora część rozgrywek kończy się wynikiem powyżej 87 punktów. Powyżej wyniku 140 punktów znajduje się znikoma część graczy - według tablicy zaledwie 1,17%.



Rysunek 3.1: Rozkład punktacji wg. ilości graczy



Rysunek 3.2: Globalny rozkład punktów



Rysunek 3.3: Wyniki wg. ilości graczy

Wnioski możemy również wynieść z Rysunku 3.1, który wskazuje rozkład punktów w zależności od ilości graczy. Zgodnie z oczekiwaniami przebieg każdego z wykresu przedstawia rozkład Gaussa. Najlepsze wyniki osiągają gracze uczestniczący w rozgrywce dwuosobowej. Jest to spowodowane powolnym zapełnianiem planszy przez co zdobywają mniejszą ilość punktów karnych za niezrealizowane bilety. W przypadku takiej konfiguracji można oczekiwać wyniku ok. 107 punktów.

Bardziej zbliżone do siebie są rozgrywki trzy- oraz cztero-osobowe, dla których średni wynik wynosi 98 pkt. Można zauważyć, że dla rozgrywek trzyosobowych po osiągnięciu maksimum częstości, częstość występowania wyników o danej ilości punktów maleje szybciej od rozgrywek czteroosobowych. Skutkiem tego jest znacznie wyższy procent graczy z wynikiem końcowym ponad 120 oraz ponad 140 punktów, co przedstawiono w Tablicy 3.1..

Kolejnym zauważalnym wnioskiem są lepsze wyniki dla rozgrywek 2 oraz 4 osobowych niż 3 oraz 5 graczowych. Można to zauważyć w 3.3, gdzie w przypadku średniej oraz mediany jest zauważalny trend malejący wyniku względem ilości graczy. Jako przyczynę tej sytuacji można wskazać szybsze zapełnianie się planszy. Można zaobserwować również niską średnią ilość niezrealizowanych biletów - można wnioskować, że co najmniej co drugi gracz zrealizował wszystkie swoje bilety. W kwestii zrealizowanych biletów ogólna średnia powyżej 3 biletów świadczy, że gracze zazwyczaj dociągali karty biletów.

Wysoka amplituda wyników jest spowodowana dużym spektrum możliwych stanów planszy (rezerwacji połączeń, biletów oraz celów graczy), przez co możliwe są wyniki bardzo dobre

(powyżej 140 punktów) jak i złe (poniżej 60).

Rozdział 4

Model sieci neuronowej

4.1 Wprowadzenie do eksperymentu

Z łatwością można wskazać działanie przygotowanego algorytmu, gorzej jest w przypadku sieci neuronowej. Sieci neuronowe w swojej charakterystyce mogą być nieprzewidywalne, a duże znaczenie w jej efektywności odgrywa odpowiednie przygotowanie modelu danych, następnie struktury sieci a w końcu są potrzebne odpowiednie dane, które pozwolą sieć wyuczyć.

Przygotowanie sztucznej inteligencji opartej o uczenie maszynowe dla tego typu zagadnień wydaje się ciekawym podejściem. W większości gier uczestnik rozgrywki ma okrojony zakres dozwolonych w danym momencie typów decyzji (w algebrze *klas równoważności*). Przygotowanie klasyfikatora, którego celem będzie określenie jaka jest najlepsza w danym momencie decyzja jest realizowane przez klasyfikator działający na podstawie uczenia maszynowego (np. DNNClassifier z biblioteki *tensorflow*). Przygotowanie algorytmu, który wybierze odpowiednią decyzję niesie za sobą skutek w postaci rozbudowy algorytmu o dodatkowe rozgałęzienia i ujęcie przypadków szczególnych lub ograniczenie się do dobrego działania w okrojonego zakresu. Przygotowanie sieci neuronowej może pozwolić na obsługę zdarzeń szczególnych - zwłaszcza w przypadku, gdy takie zdarzenie znajdzie się w zbiorze danych uczących.

W przypadku gier planszowych, przygotowanie modelu danych nie jest niewykonalnym zadaniem, gdyż sama rozgrywka odbywa się w postaci unormowanej - większość zdarzeń oraz stanów możemy przedstawić w matematycznej formie - jako wartości / zmienne. W pierwszym kroku pracy nad siecią neuronową należało zbudować taki model danych w oparciu o *Stan gry*, na podstawie którego sieć będzie mogła podjąć jednoznaczną decyzję. Model danych powinien być pozbawiony szumu w postaci zbędnych danych.

Po przygotowanie modelu przystąpiono przygotowania danych uczących w oparciu o model algorytmiczny. Ostatnim krokiem przed rozpoczęciem uczenia sieci było przygotowanie konfiguracji sieci, która będzie osiągać najlepsze wyniki w symulowanych rozgrywkach.

4.2 Model danych wejściowych

Model danych wejściowych przedstawiono w Tablicy 4.1. W trakcie przygotowania kierowałem się danymi jakie są wykorzystywane w trakcie wyboru decyzji w algorytmie *klasycznym*

Nazwa	Typ	Zakres	Opis
Tura	Int	0-100	Aktualna tura gracza
Karty wagonów	Int	0-120	Suma kart wagonów gracza (wszystkich kolorów)
Wagony na planszy	Int	0-5	Ilość wagonów na planszy
Wagony w talii	Int	0-120	Ilość wagonów w talii
Wagony odrzucone	Int	0-120	Ilość odrzuconych wagonów
Bilety gracza	Int	0-30	Ilość biletów posiadanych przez gracza
Bilety w talii	Int	0-30	Ilość biletów pozostających w talii <i>biletów</i>
Wagony gracza	Int	0-45	Ilość wagoników posiadanych przez gracza
Punkty gracza	Int	-50 - 200	Ilość punktów posiadanych przez gracza
Pozostałe karty wagonów	Int	0 - 120	Ilość kart wagonów w talii oraz na planszy
Liczba połączeń do zrealizowania	Int	0 - 40	Ilość połączeń na planszy, które gracz może zarezerwować
Liczba połączeń pasujących	Int	0 - 40	Ilość połączeń, które gracz może zrealizować z trasy biletów.
Liczba połączeń targetowych	Int	0 - 40	Ilość połączeń na trasie biletów.
Liczba połączeń brakujących	Int	0 - 40	Ilość połączeń jakie brakuje graczowi do zrealizowania wszystkich biletów
Liczba graczy	Int	2-5	Ilość graczy w rozgrywce
Min wagonów	Int	0 - 45	Najmniejsza liczba wagonów wśród pozostałych graczy
max wagonów	Int	0 - 45	Największa liczba wagonów wśród pozostałych graczy
avg wagonów	Int	0 - 45	Srednia liczba wagonów wśród pozostałych graczy
Mediana Wagonów	Int	0 - 45	Mediana liczby wagonów wśród pozostałych graczy
Min biletów	Int	0 - 45	Najmniejsza posiadanych liczba biletów wśród pozostałych graczy
max biletów	Int	0 - 45	Największa posiadanych liczba biletów wśród pozostałych graczy

avg biletów	Int	0 - 45	Srednia liczba posiadanych biletów wśród pozostałych graczy
med biletow	Int	0 - 45	Mediana liczba posiadanych biletów wśród pozostałych graczy
ticket fail	Int	0 - 30	Liczba biletów <i>niezrealizowanych</i> przez aktywnego gracza
ticket done	Int	0 - 30	Liczba biletów <i>zrealizowanych</i> przez aktywnego gracza
points for others	Int	0 - 30	Liczba punktów bez liczenia punktów za bilety

Tablica 4.1: Dane wejściowe sieci neuronowej

4.3 Model danych wyjściowych

W eksperymencie wykorzystano klasyfikator, który operuje na pięciu możliwych klasach wyjściowych (do podglądu w 4.2):

#	Nazwa	Opis decyzji
0	Opuszczenie tury	Gracz nie może podjąć żadnej decyzji
1	Pobranie karty wagonów	Gracz powinien pobrać karty tego typu (akumulacja zasobów)
2	Pobranie karty biletów	Gracz powinien pobrać karty tego typu (dobranie celów)
3	Zarezerwowanie połączenia	Gracz powinien zabezpieczyć punkty

Tablica 4.2: Klasy określone przez klasyfikator

4.4 Struktura sieci

W pracy wykorzystano klasyfikator oparty o pracę głębokich sieci neuronowych. Warstwa wejściowa składała się z 26 featerów. Następnie były dwie warstwy ukryte, które składały się odpowiednio z 160 oraz 120 neuronów. Na wyjściu klasyfikacja opierała się na 5 neurach.

4.5 Proces weryfikacji uczenia

W trakcie zbierania pomiarów kilkakrotnie zmieniano model danych. Sieć podejmowała często zabronione decyzje spowodowane wpływem niepotrzebnych *featerów*. W związku z tym usunięto dane o poczynaniach innych graczy, a dodano ilość różnych kolorów kart wagonów posiadanych przez gracza oraz największą ilość kart tego samego koloru.

Drugą ważną zmianą w modelu sieci neuronowej była redukcja ilości dozwolonych decyzji

(klas). Początkowo jako punkt wejściowy był zapisany stan *start*, lecz ostatecznie został on usunięty.

4.6 Zbiór danych uczących

Jak kilkakrotnie wspomniano w pracy jako źródło danych uczących wykorzystano uruchomienie modelu algorytmicznego i zapis rozgrywek do pliku. Z powodu dużej amplitudy wyników zdecydowałem się na redukcję zbioru uczącego do zapisu trzydziestu partii (preferowane były jak najlepsze wyniki) dla każdej konfiguracji liczby graczy.

4.7 Wyniki

Wyniki otrzymane w trakcie eksperymentu zostały zawarte w Tablicy 4.3, oraz zilustrowane na wykresach 4.1, 4.2 oraz 4.3.

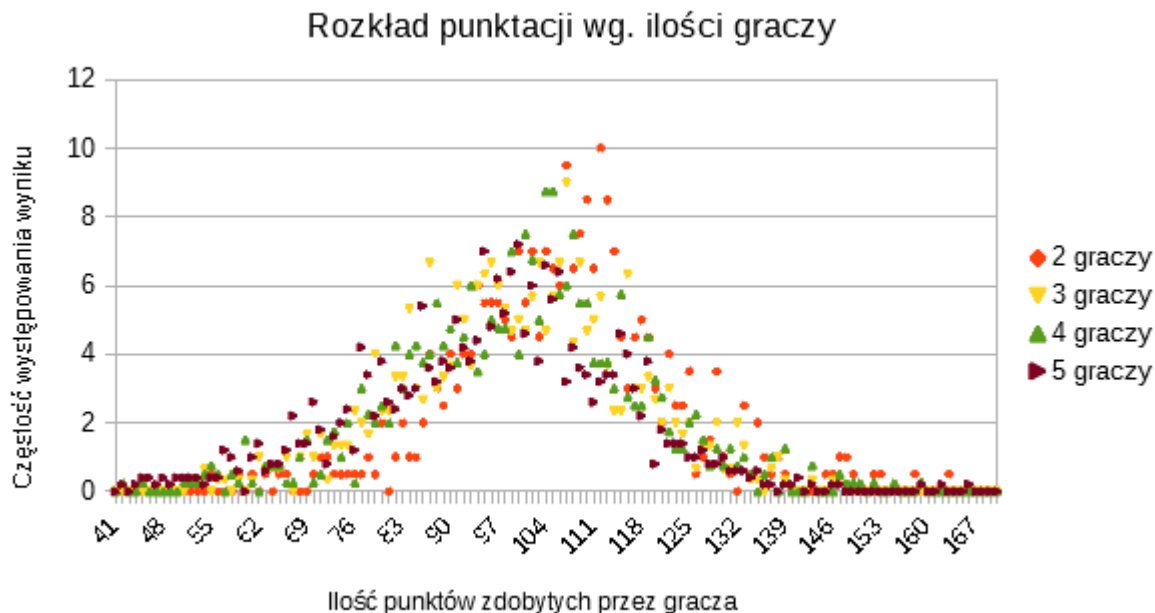
Cecha	2 graczy	3 graczy	4 graczy	5 graczy	ogólnie
Minimum	55	37	27	15	15
Maksimum	163	178	159	180	180
Srednia	106,41	100,01	100,13	96,23	99,69
Mediana	107	100	101	98	101
(%) > 110	38,07	38,27	24,79	21,12	25,71
(%) > 120	14,81	10,24	10,12	7,54	9,92
(%) > 140	2,26	0,55	1,14	0,79	1,05
Zrealizowane bilety	-	-	-	-	-
Niezrealizowane bilety	-	-	-	-	-
Ruchy zabronione	7	9	8	22	46

Tablica 4.3: Wyniki uzależnione od ilości graczy

4.8 Podusmowanie

Wyniki otrzymane w części dotyczącej sieci neuronowych wskazują, że proces uczenia miał swoje słabe i mocniejsze strony. Analogicznie do modelu algorytmicznego wraz z wzrostem ilości graczy model radził sobie coraz gorzej. Widać to zwłaszcza w mierniku *Ruchy zabronione*, który oznacza, że sieć wskazała decyzję, która w danej turze była niemożliwa do zrealizowania. Najwięcej takich sytuacji zaszło w przypadku rozgrywek dla 5 graczy.

W porównaniu do algorytmu, sieć radzi sobie znacznie lepiej w rozgrywkach od trzech do pięciu graczy jednocześnie nieznacznie tracąc w rozgrywkach dwuosobowych. Należy zaznaczyć, że średnia jest wyższa o 1,5 punktu zwycięstwa podczas gdy mediana aż o 2 punkty. Lepsza średnia jednocześnie została poniesiona kosztem rozgrywek o bardzo dobrym wyniku. Porównując Rysunki 3.2 oraz 4.2 można zauważyć, że w przypadku rezultatów rozgrywek sieci



Rysunek 4.1: Rozkład punktacji wg. ilości graczy

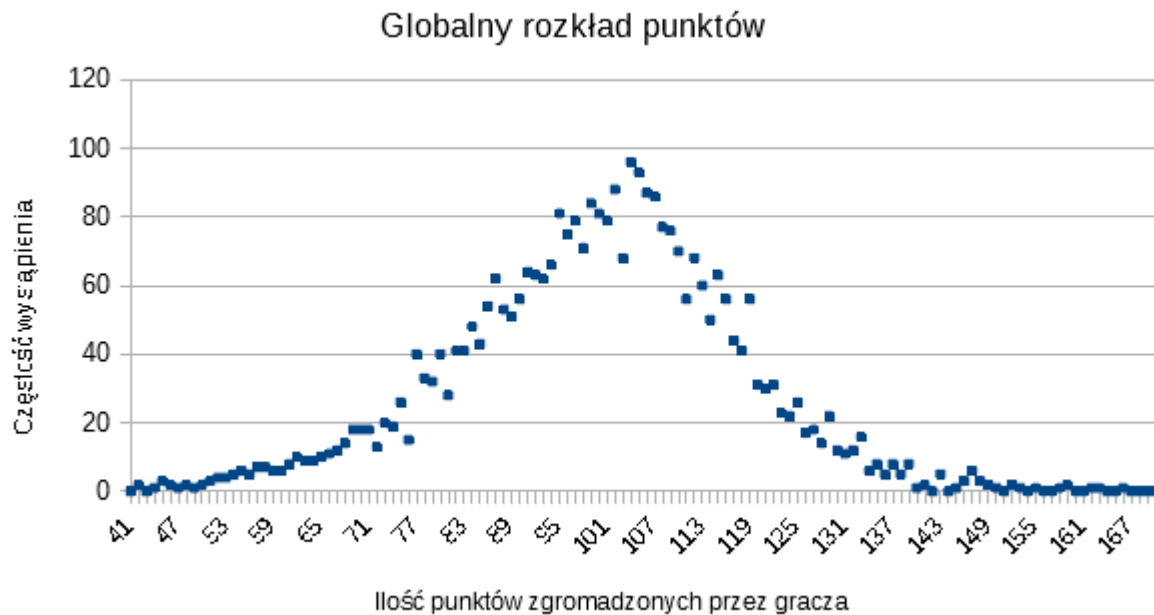
neuronowej rozkład jest bardziej śpiczasty, bardzo szybko rośnie częstość danego wyniku do maximum ok. 107 punktów. Następnie znacznie w porównaniu do modelu algorytmicznego szybciej spada.

Kolejną zauważalną analogią są bardzo zbliżone do siebie wyniki rozgrywek trzy oraz czteroosobowych. W analizie konfiguracji trend malejącej średniej oraz mediany się utrzymuje. Może zaskoczyć natomiast, że największe wyniki otrzymywane były w rozgrywkach 3 oraz 5 osobowych co możemy zaobserwować na 4.3.

Na 4.1 możemy natomiast zauważyć przebieg rozkładu punktów w zależności ilości graczy. Dla rozgrywek pięciograczowych wykres zaczyna rosnąć najwcześniej, w okolicach 62 punktów zwycięstwa. Dla rozgrywek dla dwóch graczy wyniki zaczynają się częściej pojawiać dopiero od poziomu 83 punktów, i jednocześnie najbardziej się wybijają. Z dwóch pozostałych konfiguracji, ta dla czterech graczy ma bardziej ostry przebieg.

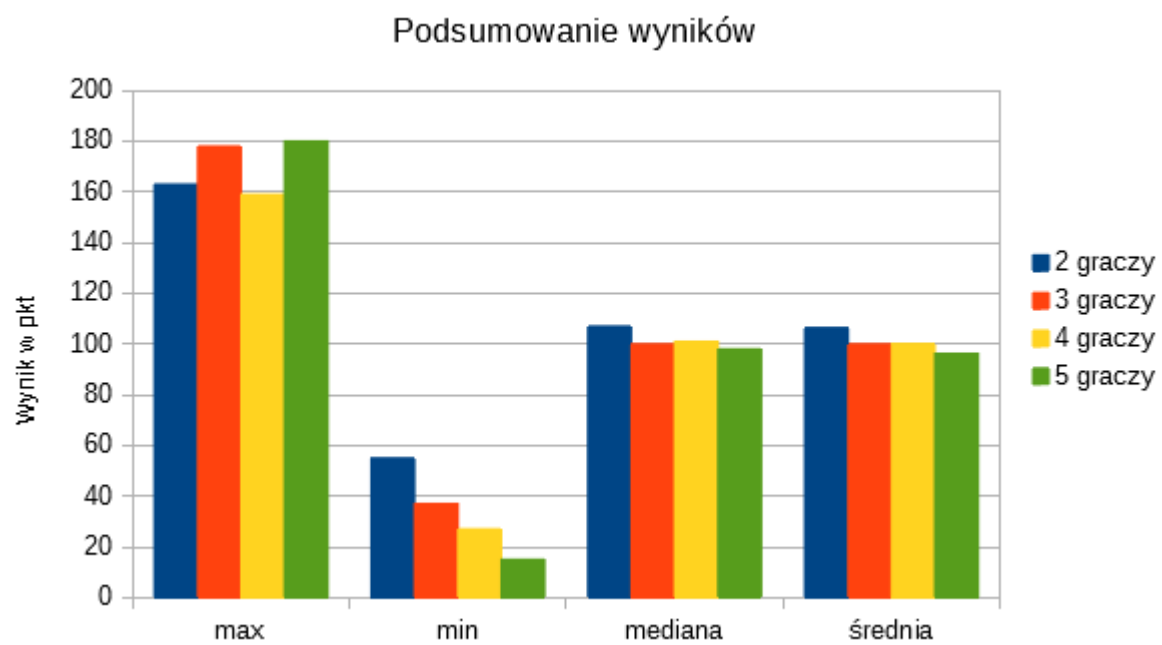
4.9 Wnioski na temat uczenia

Zgodnie z podstawami uczenia maszynowego - dużo zależy od tego jakie dane oraz w jakiej formie są dostarczone do sieci, którą chcemy nauczyć. Ograniczenia, jakie pojawiają się w przypadku zbioru danych uczących oraz słabości samych danych odbijają się na działaniu sztucznej sieci neuronowej.



Rysunek 4.2: Globalny rozkład punktów

Lepsze średnie wyniki są spowodowane tym, że jako źródło danych do zbioru uczącego wykorzystano zapisy partii z najwyższą zdobyczą punktową. Pozwoliło to jednocześnie zachować schematy działania z oryginalnego algorytmu co za skutkowało wymagającą w kontekście konfrontacji zdobyczą punktową. Niestety nie udało się doprowadzić do sytuacji w której nie zostały podjęte decyzje klasyfikowane jako zabronione.



Rysunek 4.3: Wyniki wg. ilości graczy

Rozdział 5

Optymalizacja / Generalizacja

5.1 Wprowadzenie do eksperymentu

Sztuczna inteligencja powinna w swoim działaniu dążyć do jak najlepszych wyników. W przypadku sztucznej sieci neuronowej najlepsze wyniki uzyskujemy poprzez dobór odpowiednich modeli / zbioru danych uczących. W przypadku sztucznej inteligencji dla rozważanej gry możemy:

1. Przygotować specjalny model dla każdej konfiguracji liczby graczy, każdy model ma swój zbiór danych uczących. W dalszej części pracy nazwany **model specyficzny**
2. Przygotować zaagregowany zbiór danych uczących z poprzedniego podpunktu. Model wykorzystywany jest w rozgrywkach niezależnie od konfiguracji. W dalszej części pracy nazwany **model uniwersalny**

5.2 Przebieg doświadczenia

Na początku przygotowałem zbiory danych uczących dla każdej konfiguracji liczby graczy wybierając rozgrywki według najlepszego wyniku końcowego. Każdy zbiór danych składał się z zapisu decyzji trzydziestu graczy. Dodatkowo na końcu wszystkie zbiory danych uczących zapisane zostały do dodatkowego pliku *all*, który zostaje wykorzystany do budowy modelu *uniwersalnego*.

Po przygotowaniu zbiorów danych uczących uruchomione zostało doświadczenie. Na początku przeprowadzenie uczenia sieci - 40 epok z rozmiarem batch'a 250 decyzji gracza. Dla każdej konfiguracji przeprowadzono po 60 rozgrywek - oddzielnie dla modelu uniwersalnego oraz modelu specyficznego. W sumie dla tej części przeprowadzono 480 gier testowych, których wyniki zamieszczono poniżej.

5.3 Wyniki

Wyniki otrzymane w doświadczeniu zostały zawarte w Tablicach 5.1 oraz 5.2 oraz omówione w następnej sekcji.

Cecha	2 graczy	3 graczy	4 graczy	5 graczy	ogólnie
Minimum	41	48	46	41	41
Maksimum	157	140	148	142	157
Srednia	101,66	99,4	97,36	92,05	96,57
Mediana	99,5	101	100	91	97
Ukończonych rozgrywek	60	55	60	56	231
(%) > 110	28,33	24,24	25,00	18,57	23,11
(%) > 120	18,33	10,30	8,75	8,21	10,31
(%) > 140	4,17	0,00	0,42	0,36	0,87
Zrealizowane bilety	467	575	873	951	2866
Niezrealizowane bilety	63	66	102	135	366

Tablica 5.1: Podsumowanie - modele operujące na precyzyjnych danych uczących

Cecha	2 graczy	3 graczy	4 graczy	5 graczy	ogólnie
Minimum	45	49	54	37	37
Maksimum	154	133	144	143	154
Srednia	108,12	96,51	97,69	94,88	98,00
Mediana	108	97	99,5	96,5	99
Ukończonych rozgrywek	60	60	59	56	235
(%) > 110	43,33	24,44	23,73	21,07	25,86
(%) > 120	25,00	7,78	8,05	7,14	10,17
(%) > 140	3,33	0,00	1,27	0,71	1,10
Zrealizowane bilety	515	603	855	939	2912
Niezrealizowane bilety	41	90	83	111	325

Tablica 5.2: Podsumowanie - modele operujące na uniwersalnych danych uczących

5.4 Omówienie wyników

Cieężko wskazać, które z dwóch sprawdzanych podejść odnosi lepsze rezultaty. Za kluczowe wskaźniki można uznać średni wynik oraz medianę punktów. Oba wskaźniki są wyższe w przypadku modelu uniwersalnego. Dodatkowo bardziej korzystna jest ilość dokonanych ruchów zabronionych. Na korzyść jest również w każdym przypadku procentowa ilość graczy, którzy przekroczyli podaną ilość punktów. Z drugiej strony model specyficzny ma niższy najniższy wynik oraz wyższy najwyższy wynik.

Do ciekawszych wniosków prowadzą wyniki poszczególnych konfiguracji liczby graczy. Dla dwóch graczy uniwersalny (wspólny) model danych uczących daje znacząco lepsze rezultaty. Oczekiwana wartość punktowa jest wyższa aż o 7 punktów a w dodatku procentowy udział graczy z uzyskaną liczbą punktów wyższą od 110 punktów jest wyższy o 15 punktów procentowych.

Rekomendacja: Model uniwersalny

Odwrotną sytuację można zauważyć w konfiguracji dla trzech graczy, gdzie sieć wyuczona danymi precyzyjnymi jest znacząco lepsza. Średnia zdobycz punktowa jest wyższa o 3 punkty zwycięstwa a w dodatku wyższy jest odsetek graczy z końcowym wynikiem powyżej 120 punktów.

Rekomendacja: Model precyzyjny

Dla kolejnej z konfiguracji możemy zauważyć zbliżone do siebie wyniki. Zarówno średnia jak i mediana wyników są bardzo zbliżone do siebie - 97,36 oraz 97,69. Procentowy udział wyników powyżej 140 punktów jest lepszy dla uniwersalnych danych uczących. Dla zwiększenia prawdopodobieństwa uzyskania wyniku powyżej 110 oraz 120 punktów należało wykorzystać model precyzyjny.

Rekomendacja: model precyzyjny

Ostatnią konfiguracją jest rozgrywka dla pięciu graczy. W tym przypadku lepsze wyniki osiągane są w przypadku modelu wyuczonego na uniwersalnych danych. Oczekiwana oraz mediana wyniku są wyższe o odpowiednio 2,83 oraz 5,5 punktów. Procentowy udział rozgrywek z wynikiem 110 oraz 140 punktów również działa na korzyść omawianego modelu. Dodatkowo, znacznie niższa jest liczba niezrealizowanych biletów.

Rekomendacja: model uniwersalny

5.5 Podsumowanie

Podsumowując aktualny rozdział nie można jednoznacznie określić, z którego z tych dwóch modeli lepiej będzie skorzystać. Najlepiej będzie wykorzystać system mieszany, który adaptowalny byłby dla danej sytuacji. Dla rozgrywek dwu i pięciu osobowych wykorzystać model uniwersalny, dla pozostałych - model precyzyjny. Jako przyczynę przewagi w uogólnieniu - modelu uniwersalnego - można wskazać większą ilość różnych zdarzeń w trakcie rozgrywki. Dla graczy grających zgodnie z algorytmem dla konkretnej konfiguracji gry zakres zdarzeń będzie ograniczony. Na przykład w rozgrywkach trójosobowych znacznie szybciej zapełnia się plansza, więc rozgrywka musi być przeprowadzona szybciej. Dlatego dla granicznych konfiguracji lepsze będzie wykorzystanie modelu uniwersalnego. W przypadku rozgrywek 3 i 4 osobowych, konieczne będzie eliminacja jakiegokolwiek błędu, dlatego każdy ruch powinien być przemyślany, precyzyjny.

Rozdział 6

Dowód działania sieci

6.1 Wprowadzenie do eksperymentu

Poza wskazaniem, że wyniki osiągane przez sieć neuronową są zbliżone do tych osiąganych przez algorytm należy udowodnić, że przygotowany model oraz założenia są słuszne. W tym celu określono metryki za pomocą których można opisać wyniki pracy sieci. Należy wskazać przede wszystkim, że wyniki osiągane w rozgrywkach sterowanych przez *Losową* sieć neuronową są średnio gorsze od tych wyuczonych przykładowymi danymi.

6.2 Model eksperymentu

W celu udowodnienia działania modelu przeprowadziłem eksperyment w formie ewaluacji modelu w trakcie uczenia sieci. Dla każdej epoki składającej się z próbki pięciuset *entry* przeprowadziłem ewaluację modelu dla losowych 100 wpisów z zbioru uczącego a następnie rozgrywałem sześćdziesiąt partii w każdej konfiguracji (od dwóch do pięciu graczy) co ostatecznie daje wynik 240 rozgrywek na iterację. Ilość danych uczących rośnie wraz z iteracją uczenia.

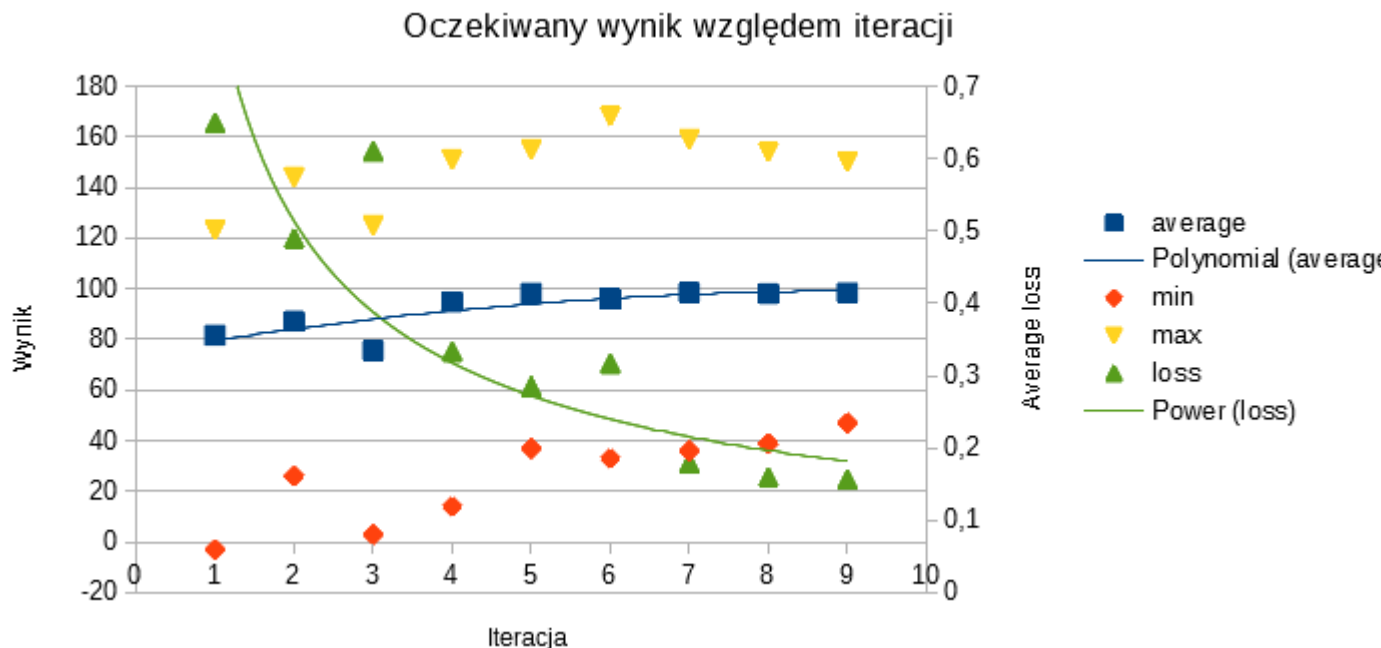
6.3 Wyniki

Wyniki otrzymane w trakcie doświadczenia umieszczono w Tablicy 6.1.

6.4 Podsumowanie

W dowodzie pojawia się trudność w ocenie postępów uczenia, gdyż rozważany problem nie jest trywialny i realna możliwość oceny sztucznej inteligencji pojawia się dopiero po rozegraniu całej partii trwającej średnio ok. 40 tur.

Najprostszym wyznacznikiem jest średnia zdobycz punktowa, która dla losowej konfiguracji nie skutkowałą żadną rozegraną do końca rozgrywką. W każdej z 240 gier, jeden z graczy dokonał ruchu zabronionego. Dosyć szybko, gdyż po zaledwie jednej epoce gracz komputerowy



Rysunek 6.1: Rozkład punktacji w procesie uczenia

był w stanie rozegrać partię do końca. Na 240 gier zaledwie jedna zakończyła się podjęciem decyzji zabronionej. Niestety oczekiwany wynik uzyskiwany przez tą sieć był względnie niski. Dla modelu algorytmicznego oczekiwana wynosiła 98,16 (W nawiązaniu do Tablicy 3.1), w tym przypadku wynik był aż o ok. 17 punktów niższy. Niskie wartości miały również najniższy osiągnięty wynik jak i najwyższy wynik w całej serii rozgrywek.

Nie można wskazać dominującego trendu w dalszym procesie uczenia. Do szóstej iteracji uczenia (próbka danych uczących - 600) średnia wartość wyników gracza reguranie wzrastała. Od piątej epoki oczekiwany wynik wynosił ok. 95 punktów, co można uznać za akceptowalny wynik w kontekście zbioru uczącego.

W trakcie procesu uczenia wzrastał natomiast najniższy osiągnięty wynik przez wszystkich graczy w wszystkich seriach testu. Natomiast wynik najwyższy utrzymywał się w granicach 150-160 punktów, który to wynik sprawiłby trudność doświadczonemu graczowi.

Dodatkowo, na podstawie rysunku 6.1 można zauważyć trend - rosnąca średnia wartość zdobytych punktów wraz z malejącą wartością średniej straty (parametr average loss). Na wykresie można dostrzec również powolną stabilizację najwyższego oraz najniższego wyniku, jaki osiągnęła się w trakcie symulacji gier.

Aktualna iteracja	0	1	2	3	4
Sumaryczna ilość danych uczących	0	100	200	300	400
Srednie odchylenie od próbki	7.614	0.649	0.490	0.610	0.333
Srednia pewnosc klasyfikacji	0.107	0.689	0.800	0.692	0.885
Liczba gier zakończonych przerwaniem (ruchem zabronionym)	240	1	32	4	47
Maksymalna liczba punktów	-	123	144	125	151
Minimalna liczba punktów	-	-3	26	4	47
Liczba graczy która ukończyła rozgrywki	0	835	702	824	654
Srednia zdobycz punktowa	-	81.63	87.23	75.69	94.80
Srednia liczba tur potrzebnych do zakonczenia rozgrywki	1.70	40.75	42.23	39.44	44.25
Srednia liczba ukonczonych biletów	-	2,21	2,39	1,9	3,08
Srednia liczba nieukonczonych biletów	-	0,43	0,33	0,54	0,32

Tablica 6.1: Wyniki pierwszych pięciu epok uczenia

Rozdział 7

Podsumowanie pracy

Przygotowanie sztucznej inteligencji dla gry *Wsiąść do pociągu* było jednocześnie wyzywające oraz uczące. Do skutecznego działania konieczne było opracowanie algorytmów działających jednocześnie efektywnie jak i uniwersalnie. Jako cel założono uzyskanie jak najwyższego oczekiwanego wyniku z możliwością wybicia się przy odpowiednim ułożeniu kart.

Dla redukcji złożoności problemów zrezygnowano z następujących elementów:

1. Dodatkowe dziesięć punktów dla posiadacza najdłuższej ścieżki
2. Interakcje polegające na blokowaniu sobie połączeń

oraz założono, że gracz zawsze stara się grać jak najlepiej dla swojego wyniku.

Opisywana w pracy gra jest skomplikowana z dużą ilością danych, które opisać można jako losowe. Mamy do dyspozycji dwie różne talie - zasobów oraz biletów, problem grafowy oraz interakcje z innymi graczami. Trudnym zadaniem jest przygotować sztuczną inteligencję, która podejmie dobrą decyzję dla każdej decyzji, nawet tej najbardziej niszowej oraz nieprzewidywalnej.

Otrzymane wyniki dowiodły, że zaproponowany algorytm może być wykorzystywany w trakcie rozgrywek oraz może posłużyć jako schemat działania, który można wykorzystać w własnych rozgrywkach.

Rozdział 8

Słownik

Gracz Uczestnik rozgrywki - sterowany przez sztuczną inteligencję. Przygotowano poniższych uczestników

Model algorytmiczny Sztuczna inteligencja działająca w oparciu o algorytm. Wykorzystany do uzyskania danych uczących

Sieć neuronowa Sztuczna sieć neuronowa - klasyfikuje rodzaj decyzji jaka ma zostać podjęta przez gracza

Decyzja Podejmowana przez uczestnika rozgrywki decyzja (rezerwacja połączenia, pobranie kart wagonów lub pobranie kart biletów)

Decyzja zabroniona Podjęta przez gracza decyzja niemożliwa w danym momencie z punktu widzenia gry. *Przykładowo brakujące zasoby gry*

Bilet Losowane przez uczestnika rozgrywki zadanie do zrealizowania. Określony przez dwa miasta, które gracz musi ze sobą połączyć (za pomocą zarezerwowanych połączeń). W przypadku udanego zrealizowania zadania gracz zdobywa określoną liczbę punktów. W przeciwnym przypadku punkty są odejmowane z zdobytej puli.

Połączenie Połączenie dwóch sąsiadujących ze sobą miast. Połączenia charakteryzują się ilością nitek (1 lub dwie), kolorystyką (jeden z 8 kolorów lub połączenie bezbarwne) oraz długością. Można zbudować graf wykorzystując miasta jako węzły oraz połączenia jako krawędzie.

Wagon Element (w fizycznej wersji gry) służący do znakowania zarezerwowanych połączeń. Jeden wagonik odpowiada jednej karcie wagonów służącej do zarezerwowania połączenia. Gracz na początku posiada 45 wagonów. W momencie, gdy jeden z graczy ma 2 wagony lub mniej gracze wykonują jeszcze po jednym ruchu po czym przechodzą do fazy podliczenia punktów na koniec rozgrywki.

Karta wagonu Element rozgrywki. W grze występuje jako jeden z 8 zasobów (kolorów) - po 10 sztuk, oraz karta joker (zastępuje dowolną kartę zasobów) - w ilości 12 sztuk. Gracz wykorzystuje karty zasobów do zrealizowania połączenia.

Stan gry Stan rozgrywki składający się z informacji o planszy (w tym kolejność ułożenia niewidocznych kart) oraz informacji o graczach. Stan gry jest przedstawiony w sposób redundantny - np. wagony przedstawione są jako licznik, a kolor gracza nie ma znaczenia - jedynie jego identyfikator.

Punkt (zwycięstwa) Jest to wynik gracza. Punkt zwycięstwa zdobywa się za realizację biletów oraz rezerwacje połączeń między miastami.

Rozdział 9

Bibliografia

1. Instrukcja do gry

(Dostęp:)

https://www.wydawnictworebel.pl/repository/files/instrukcje/WdP_USA.pdf

2. Omówienie botów do gry - forum Board Game Geek

(Dostęp:)

<https://boardgamegeek.com/thread/1523665/ai-project-solo-multiplayer-games>

3. Repozytorium projektu

(Dostęp:)

<https://github.com/paqaos/msc-ticket-to-ride-nn-ai>

4. Algorytmy

Cormen

Spis rysunków

3.1	Rozkład punktacji wg. ilości graczy	14
3.2	Globalny rozkład punktów	14
3.3	Wyniki wg. ilości graczy	15
4.1	Rozkład punktacji wg. ilości graczy	21
4.2	Globalny rozkład punktów	22
4.3	Wyniki wg. ilości graczy	23
6.1	Rozkład punktacji w procesie uczenia	28

Spis tablic

1.1	Ilość punktów za zrealizowanie połączenia	5
2.1	Konfiguracja danych testowych	9
2.2	Parametry rozgrywki	9
3.1	Wyniki uzależnione od ilości graczy	13
4.1	Dane wejściowe sieci neuronowej	19
4.2	Klasy określone przez klasyfikator	19
4.3	Wyniki uzależnione od ilości graczy	20
5.1	Podsumowanie - modele operujące na precyzyjnych danych uczących	25
5.2	Podsumowanie - modele operujące na uniwersalnych danych uczących	25
6.1	Wyniki pierwszych pięciu epok uczenia	29