

Rekomendacja wyboru bohatera w grze DOTA 2

Marcin Sobański
Sebastian Korniewicz
Dawid Karczewski

Dota 2

- Gra typu Action Real-Time Strategy
- 2 drużyny po 5 graczy
- Łącznie 10 unikalnych bohaterów
- 2 strony mapy
- Celem jest zniszczenie wrogiego Ancient-a
- Rozwój bohaterów w czasie gry



Dota 2

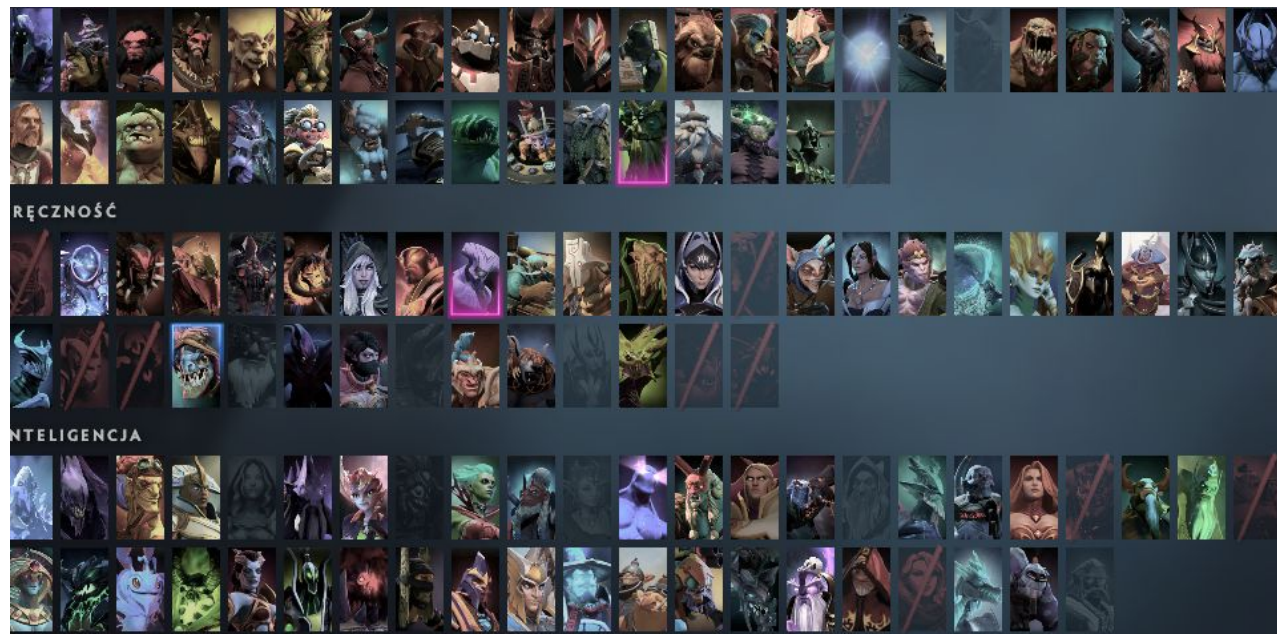
- 119 bohaterów
- 3 linie
- 2 strony mapy
 - radiant - świetliści
 - dire - mroczni
- pozycje bohaterów:
 - 1,2,3,4,5
 - safe, mid, offlane, support, hard support



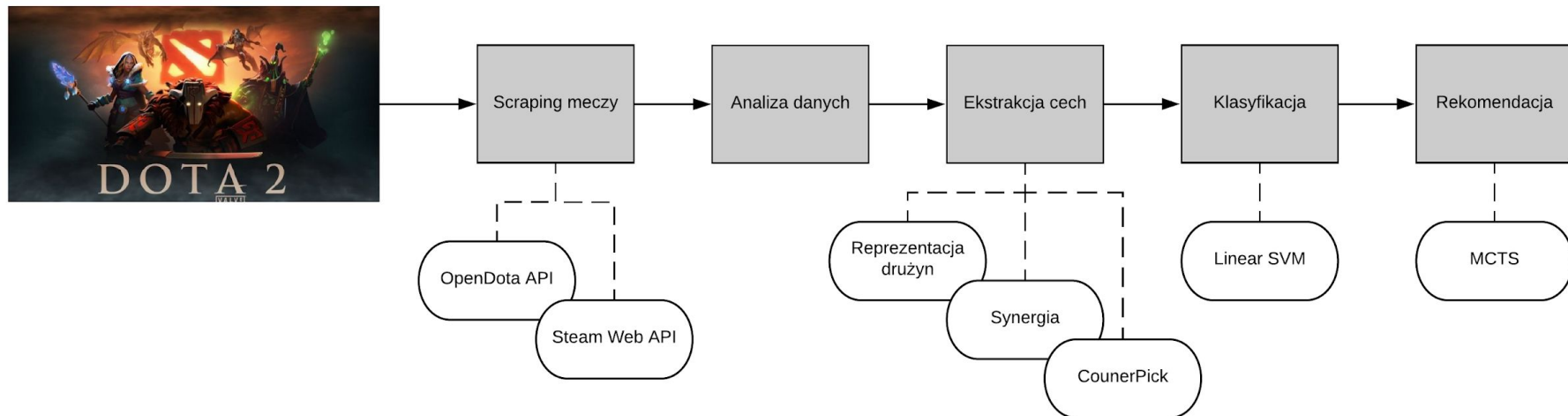


Ranked all-pick draft

- 15 sekund na bany
- 20 sekund na każdą fazę wyboru



Założenia systemu



Zbierane dane

1,9 mln meczy w trybie All draft - 119 bohaterów

- Wszystkie sekwencje wyboru bohaterów są unikalne.
- Okres od 16 kwietnia 2020 do 8 maja 2020
- Odfiltrowane opuszczone mecze

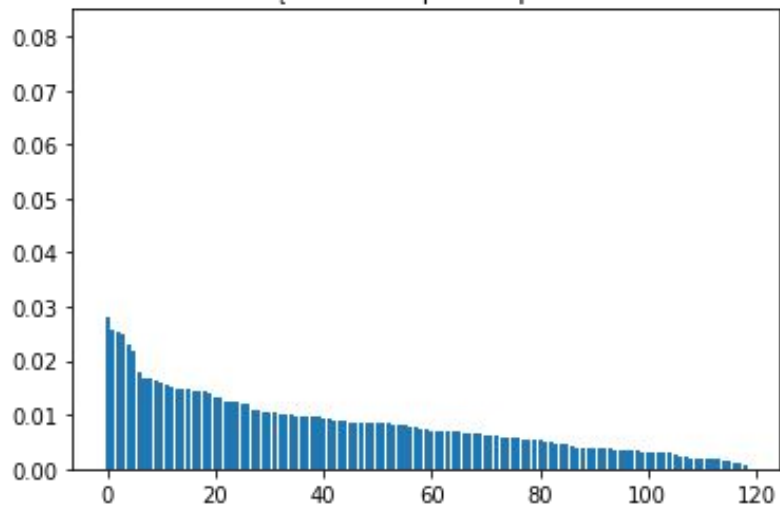
Dane:

- o meczach
- pick/ban
- uzyskany wynik w grze przez gracza (złoto, KDA, itp.)

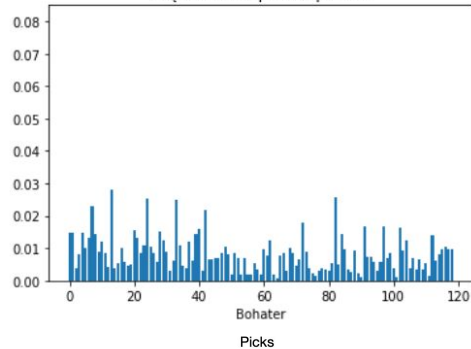
Analiza danych

- Win rate radiant : 53%
- Liczba kombinacji dwóch drużyn ($3 \cdot 10^{21}$)

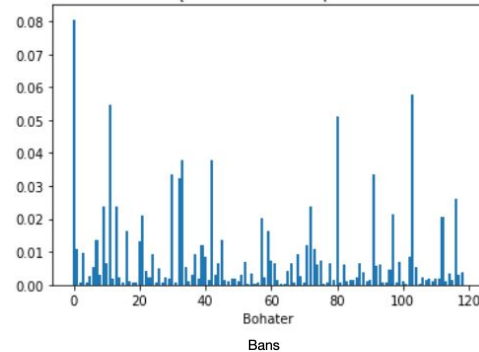
Częstotliwość picków postaci



Częstotliwość picków postaci



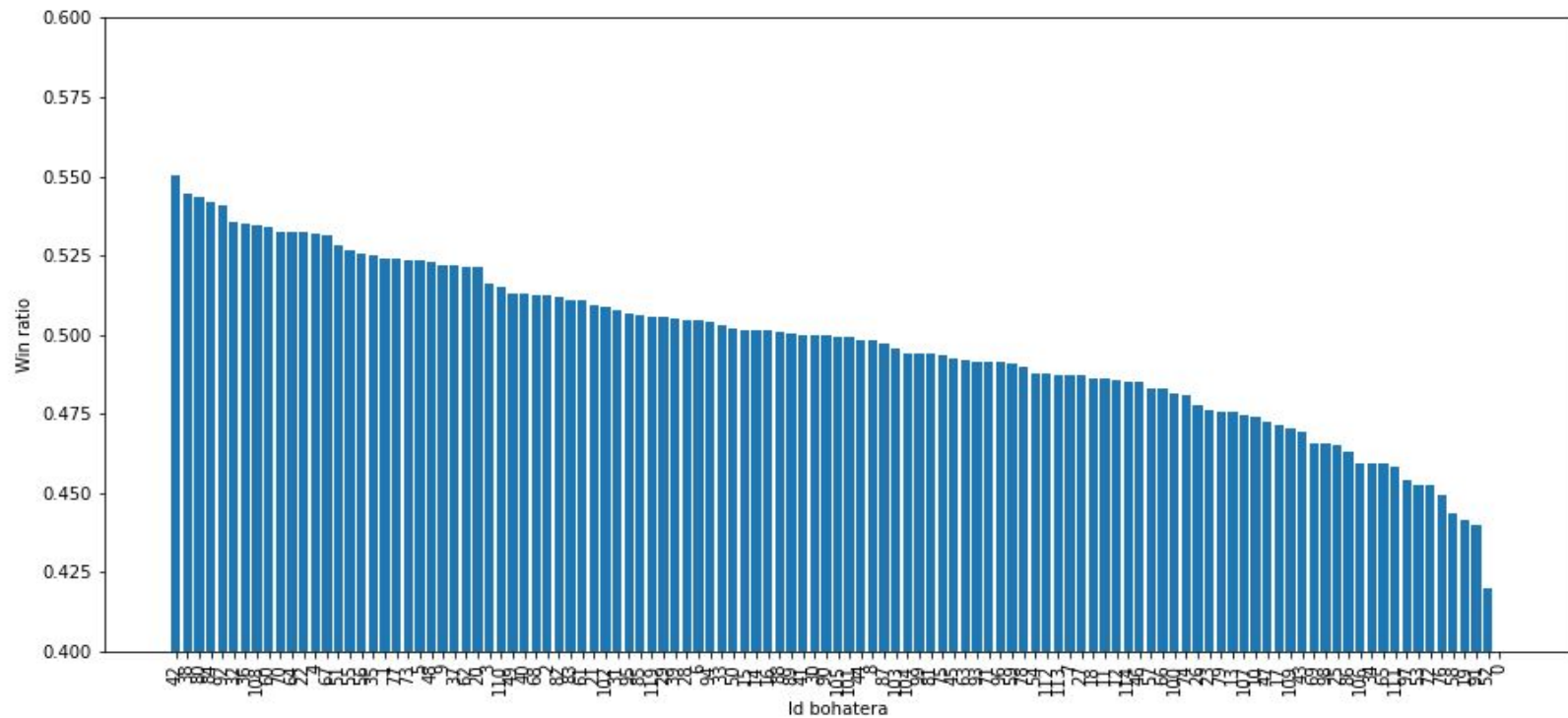
Częstotliwość banów postaci



id	name	picks	bans	pb
13	Pudge	527285	206333	0.718746
82	Ogre Magi	487167	51160	0.904965
24	Lion	484198	80823	0.856956
33	Sniper	458524	292298	0.610696
7	Juggernaut	437843	117567	0.788324
42	Phantom Assassin	396735	307466	0.563383
72	Invoker	335858	207431	0.618194
91	Slark	323027	293057	0.524323
97	Bristleback	313635	177197	0.638986
40	Wraith King	310761	75125	0.805318
102	Legion Commander	309514	72201	0.810851
20	Windranger	291249	110452	0.725039
28	Witch Doctor	288248	18418	0.939941
39	Faceless Void	279674	104309	0.728350
0	Anti-Mage	279572	687079	0.289217

id	name	picks	bans	pb
0	Anti-Mage	279572	687079	0.289217
11	Phantom Lancer	165064	479506	0.256084
103	Techies	173222	476677	0.266537
80	Meepo	62219	470184	0.116864
42	Phantom Assassin	396735	307466	0.563383
91	Slark	323027	293057	0.524323
33	Sniper	458524	292298	0.610696
30	Riki	171329	287152	0.373688
32	Tinker	125323	279181	0.309819
116	Void Spirit	201606	228195	0.469068
72	Invoker	335858	207431	0.618194
13	Pudge	527285	206333	0.718746
9	Morphling	171298	205798	0.454256
57	Huskar	110193	186643	0.371225
112	Monkey King	272097	177893	0.604673

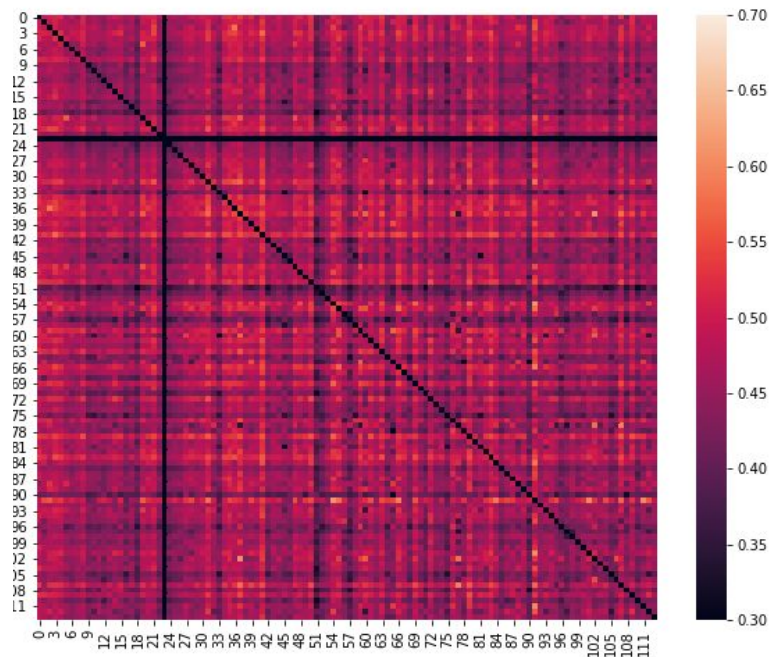
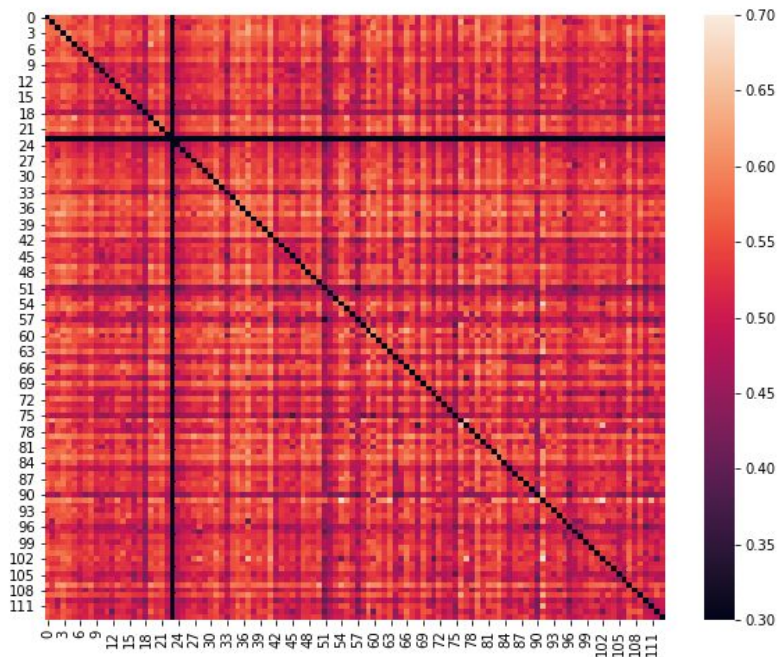
Charakterystyka postaci



Badane cechy - synergia

$$S_R = \sum_{i \in R} \sum_{j \in R, i \neq j} S_{ij}$$

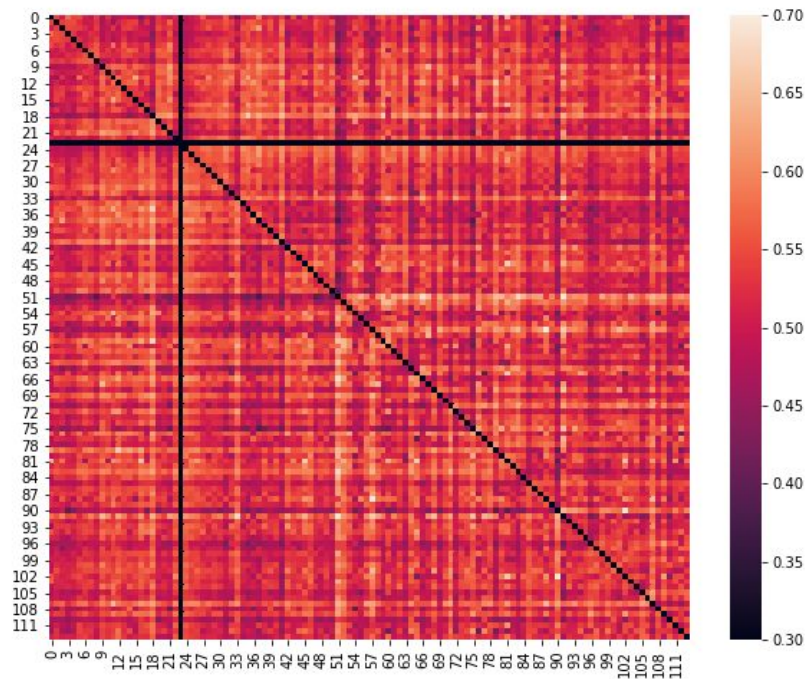
S_{ji} - współczynnik wygranej (win ratio), gdy bohater i oraz j jest w tej samej drużynie



Badane cechy - counterpick

$$C_R = \sum_{i \in R} \sum_{j \in D} C_{ij}$$

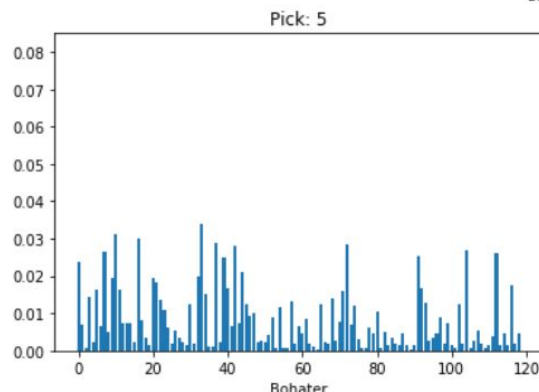
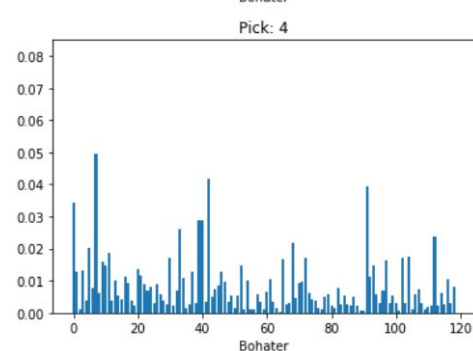
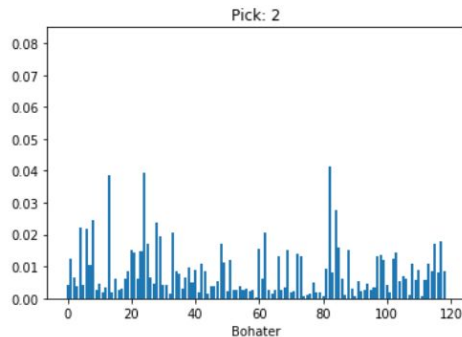
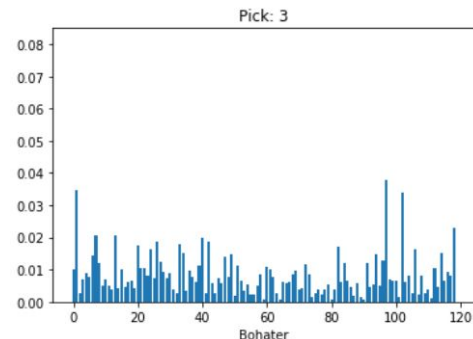
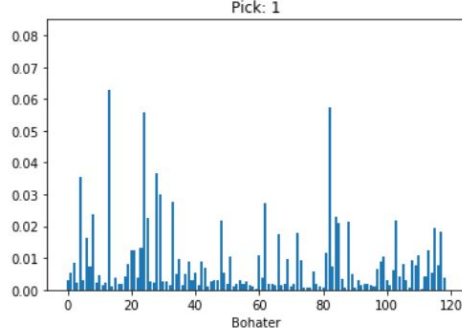
C_{ji} - współczynnik wygranej (win ratio), gdy bohater i gra przeciwko j



Nie działające cechy - sekwencja

- Dla standardowych meczy istnieje “kultura” wyborów.
- Wybieramy zazwyczaj w określonej kolejności - (support, hard support), offlane, (carry, mid)
- Analiza danych pokazała że zazwyczaj określony bohater jest wybierany w co najwyżej 2 fazach

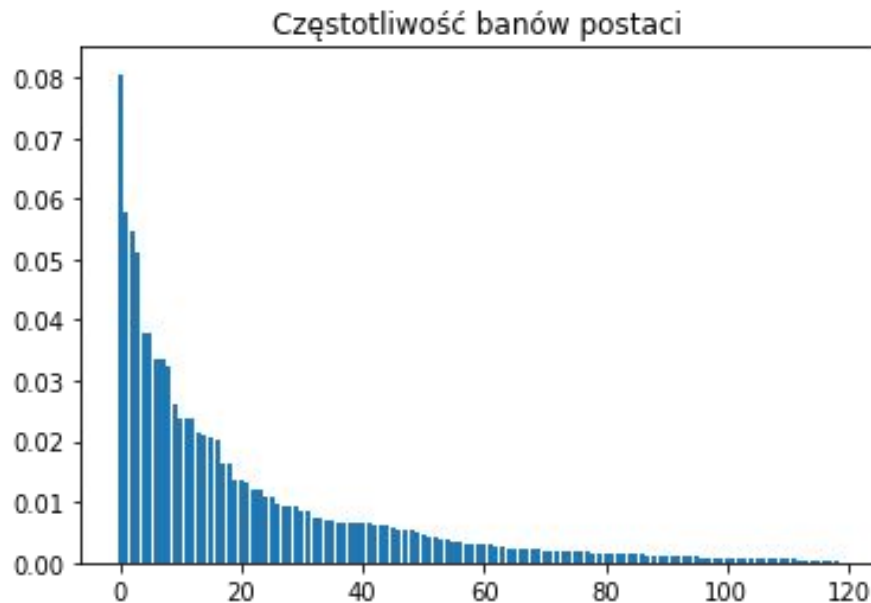
Dla naszego przypadku LSTM kodował drużynę jako zbiór



Nie działające cechy - bany

- Banowanie postaci silnych
- Rzadkie - silne picki pojawiają się tylko gdy nie są skontrowania
- Zwiększenie wymiarowości = więcej wymaganych danych
- Użytkownik nie ma na nie wpływu w momencie wyboru bohaterów

Dla nas wprowadzały tylko szum albo wejścia nie były brane pod uwagę



Wejście do modeli

Wektor z 263 cechami

- Wybrani bohaterowie: 1 wybrany, 0 nie-wybrany
 - 130 dla radiant
 - 130 dla dire
- Synergy
- Countering

Wyjście:

- Binarne 1-0 kto wygra
- “Pewność” - confidence, odległość od hiper-płaszczyzny, wyjście z sieci

Porównywane modele

- Sieć neuronowa
 - Architektura LSTM : 56% accuracy, 55% weighted f-score
 - Architektura MLP : 58% accuracy, 57% weighted f-score
- SGD
 - weighted F1: 58%, hinge loss, alpha: 0.0001
- LinearSVC
 - weighted F1: 59%, balanced, C:1.2

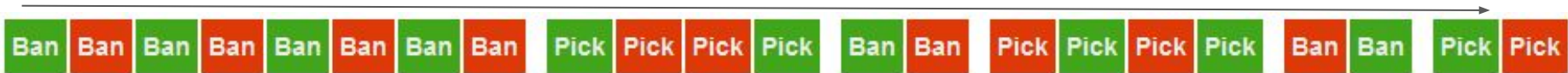
Badanie hiper-parametrów

- Dla $\frac{3}{4}$ zbioru treningowego
- Walidacja krzyżowa: 3 podziały
- Ważony f-score

Linear SVM

Fit time	Score time	Alpha	Loss	split1	split2	split3	mean	std
39.56	1.46	0.0001	hinge	0.583	0.582	0.571	0.579	0.005
16.88	1.44	0.001	hinge	0.571	0.572	0.569	0.571	0.001
26.88	1.44	0.001	modified_huber	0.562	0.563	0.581	0.569	0.009
25.17	1.45	0.0001	log	0.585	0.572	0.543	0.567	0.018
12.00	1.45	0.01	hinge	0.568	0.566	0.565	0.566	0.001
11.61	1.44	0.01	log	0.562	0.563	0.564	0.563	0.001
83.30	1.47	0.0001	modified_huber	0.571	0.531	0.583	0.562	0.022
14.35	1.45	0.001	log	0.571	0.538	0.571	0.560	0.016
14.86	1.44	0.01	modified_huber	0.559	0.565	0.554	0.559	0.005
543.72	1.50	0.0001	squared_hinge	0.551	0.551	0.552	0.551	0.000
547.39	1.54	0.00001	squared_hinge	0.551	0.545	0.553	0.550	0.003
546.81	1.50	0.01	squared_hinge	0.546	0.545	0.543	0.545	0.001
547.41	1.49	0.001	squared_hinge	0.540	0.538	0.539	0.539	0.001
101.02	1.58	0.00001	hinge	0.519	0.552	0.475	0.515	0.031
35.30	1.45	0.0001	perceptron	0.480	0.561	0.497	0.513	0.035
14.96	1.42	0.001	perceptron	0.536	0.498	0.449	0.494	0.035
66.47	1.46	0.00001	log	0.489	0.519	0.467	0.492	0.022
85.31	1.47	0.00001	perceptron	0.518	0.574	0.372	0.488	0.085
237.71	1.63	0.00001	modified_huber	0.580	0.523	0.328	0.477	0.108
10.58	1.43	0.01	perceptron	0.382	0.334	0.533	0.416	0.085

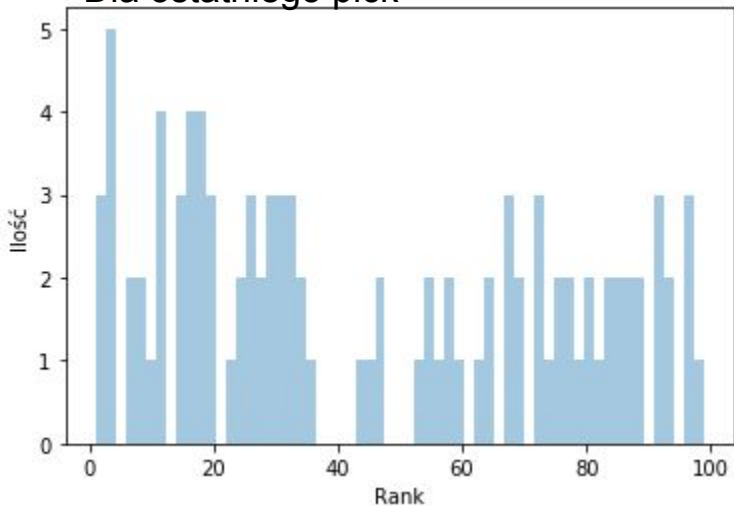
Fit time	Score time	C	Class weight	Dual	Loss	Max iter	Penalty	Split1	Split2	Split3	mean	std
1131.92	0.64	1.2	balanced	True	squared_hinge	500000	l2	0.5862	0.5893	0.5889	0.5881	0.0014
998.56	0.65	1	balanced	True	squared_hinge	500000	l2	0.5861	0.5892	0.5889	0.5881	0.0014
1011.34	0.65	0.8	balanced	True	squared_hinge	500000	l2	0.5861	0.5893	0.5888	0.5881	0.0014
136.15	0.65	1.2	balanced	True	hinge	500000	l2	0.5859	0.5893	0.5886	0.5879	0.0014
115.29	0.65	1	balanced	True	hinge	500000	l2	0.5859	0.5892	0.5885	0.5879	0.0014
94.54	0.66	0.8	balanced	True	hinge	500000	l2	0.5858	0.5891	0.5884	0.5878	0.0014



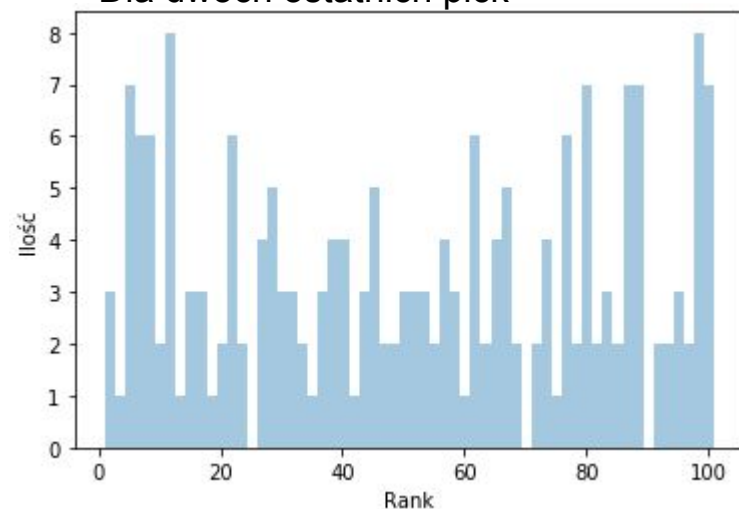
Testowanie

- Czy metoda myśli jak pro gracz
- Badane na ostatnich meczach turniejowych
- Przewidywanie jednego/dwóch ostatnich picków dla drużyny która wygrała
- 100 meczów

Dla ostatniego pick



Dla dwóch ostatnich pick



Wizja interfejsu

- Dyskusje w czasie wyboru
- Mało czasu
- Mało RAM-u



```
> +b axe morph snip
{'bans': ['Sniper', 'Axe', 'Morphling'], 'radiant_picks': [], 'dire_picks': []}
> +r dazzl crys
{'bans': ['Sniper', 'Axe', 'Morphling'], 'radiant_picks': ['Dazzle', 'Crystal Maiden'], 'dire_picks': []}
> +d ogr wrait
{'bans': ['Sniper', 'Axe', 'Morphling'], 'radiant_picks': ['Dazzle', 'Crystal Maiden'], 'dire_picks': ['Wraith King', 'Ogre Magi']}
> mr
Start mcts radiant
['Lifestealer', 'Meepo', 'Anti-Mage', 'Bane', 'Bloodseeker']
{'bans': ['Sniper', 'Axe', 'Morphling'], 'radiant_picks': ['Dazzle', 'Crystal Maiden'], 'dire_picks': ['Wraith King', 'Ogre Magi']}
```

Podsumowanie

Zalety:

- Lepszy wybór bohaterów (niż losowy)
- Dostosowanie wyboru do przeciwników i strony po której gramy
- Cenna wiedza dla graczy na niskim/średnim poziomie gry
- Informacja o “jakości” wygranej w danej grze

Wady:

- Nie uwzględniono stylu gry gracza
- Dostosowany do średnich graczy (najczęstszych w zbiorze uczącym)
- Niska szansa predykcji wyniku - 59%
- Gra się rozwija. Za jakiś czas mogą powstać nowe połączenia/synergie

Dalszy rozwój

- Dodatkowa konstrukcja cech
 - synergia/countering dla 3
 - niestosowanie agregacji
 - Zastosowanie metod bayesowskich - prawdopodobieństwa na podstawie wybranych bohaterów
- Lepsze od filtrowania wyników - feedowanie w meczach
- Określanie “jakości wygrania meczy”
 - metody heurystyczne z analizy danych
 - klasyfikatory
- Optymalizacja hiper-parametrów MCTS