raport

Karol Mućk

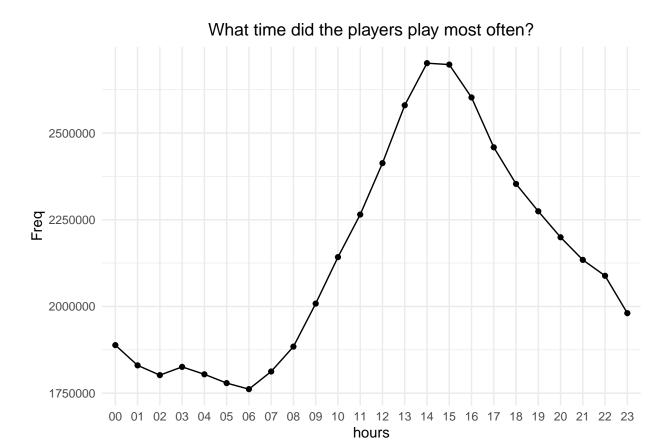
4 04 2020

Celem projektu było przeanalizowanie danych z gry molbinej Clash Royale. Dane z których korzystałem zawierały dane odnośnie każdej rozegranej gry z stycznia 2019 roku. Jes to ponad 51 mln rozegranych gier.

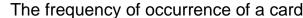
Dane wyglądały następująco:

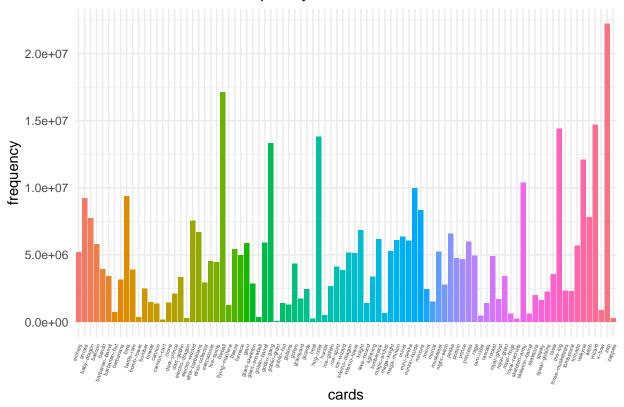
```
##
                timestamp arena_id has_won
                                                  tag
## 1 2018-12-31T23:00:46Z
                                16
                                          1 289VVL288
## 2 2018-12-31T23:01:34Z
                                14
                                          1 2GOPRYVRU
## 3 2018-12-31T23:02:00Z
                                13
                                          1
                                             92GLVGQU
## 4 2018-12-31T23:02:00Z
                                           2Y28RPJRC
                                14
                                          1
## 5 2018-12-31T23:02:02Z
                                16
                                          0
                                              8RYLV2R
## 6 2018-12-31T23:02:21Z
                                12
                                          1 8RPVVVRPV
##
                                                                                 player_deck
## 1
                 elixir-collector_golem_mega-knight_mega-minion_night-witch_rage_witch_zap
## 2
                            dark-prince_goblin-gang_miner_pekka_the-log_tornado_wizard_zap
## 3
      baby-dragon_balloon_barbarian-barrel_bowler_freeze_inferno-dragon_lumberjack_tornado
## 4
       baby-dragon_fireball_inferno-dragon_mega-minion_miner_royal-giant_the-log_tombstone
## 5
                        archers_barbarian-barrel_goblins_hog-rider_knight_poison_tesla_zap
## 6 goblin-barrel_hog-rider_inferno-tower_minion-horde_prince_rocket_skeleton-army_wizard
```

Pierwsza kolumna zawierała informację kiedy dana rozgrywka się odbyła. Druga kolumna pokazywała poziom areny na którym dana gra się toczyła, im wyższy poziom areny, tym wyższy poziom gry. Trzecia kolumna informowała czy dany gracz wygrał czy przegrał. Czwarta zawierała zakodowany nick gracza. Ostatnia zawierała informację jaką talią grał dany gracz, karty były podzielone znakiem "__". Deck składa się z 8 kart.



Widzimy, że godziny są rozłożone w bardzo naturalny sposób. Nikogo nie dziwi fakt że miedzy 1 a 7 rano aktywność jest niska oraz że między 13 a 17 aktywność jest największa. Może świadczyć o tym że godziny są znormalizowane ze względu na strefy czasowe.





Kart jest 90 więc taki wykres jest bardzo nie czytleny, wykres mówi w ilu grach dana karta wystąpiła, nie uwzględniajac poszczególnych dni czy poziomu rozgrywki.

Możemy również zobaczyć jak użycie najpopularniejszych kart zmieniało sie w czasie.

subrules lift <- rules[quality(rules)\$lift > 20]

subrules_support <- rules[quality(rules)\$support >0.01]

Figure 1 przedstawia jak popularność 15 najpopularniejszych kart zmieniała się w czasie. Widzimy, że 16 stycznia najprawdpoodobień doszło do zmiany w balansie kart.

Warto w takich analizach powiedzieć, że w użycie danej karty nie jest takie same na każdym poziomie rozgrywki. Kiedy zaczynamy grę gramy tymi kartami które są dostępne, z czasem odblokowywujemy karty które są lepsze. Figure 2 przedstawia popularność 15 najbardziej popularnych kart w zależności od areny na jakiej wystepuje. Oczywiście liczba graczy jest różna na każdym poziomie, dlatego warto podzielić wynik przez liczbe rozegranych gier na danym poizomie.

Teraz wykorzystamy algorytm apiori do znalezienia częstych zbiorów oraz znalezienia asocjacji między poszczególnmi kartami.

```
#spos6b wywołaia funckji apiori
#rules <- apriori (cards, parameter = list(supp = 0.001, conf = 0.5, maxtime=50000), control = list(mem

rules_conf <- sort (rules, by="confidence", decreasing=TRUE)

rules_lift <- sort (rules, by="lift", decreasing=TRUE)

rules_support <- sort (rules, by="support", decreasing=TRUE)

subrules_conf <- rules[quality(rules)$confidence > 0.90]
```

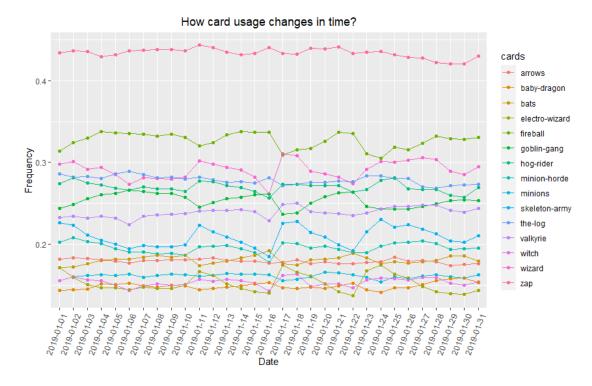
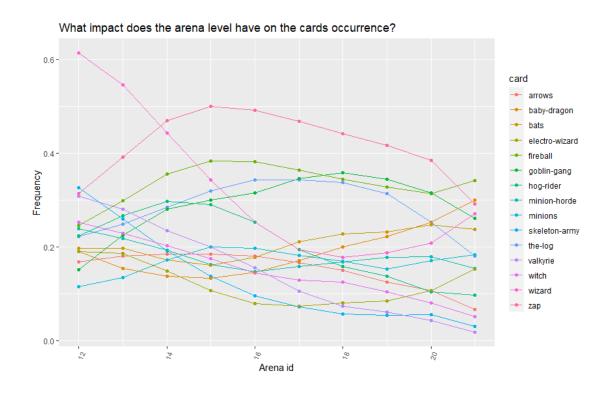


Figure 1: Top 15 most popular cards change



Zbiór danych jest ogromny, więc praca na wszystkich danych nie ma za bardzo sensu. Będziemy się zajmować danymi które mają największy support.

Wypiszmy 10 najpopularniejszych połączeń między kartami:

r =head(rules_support, 10)

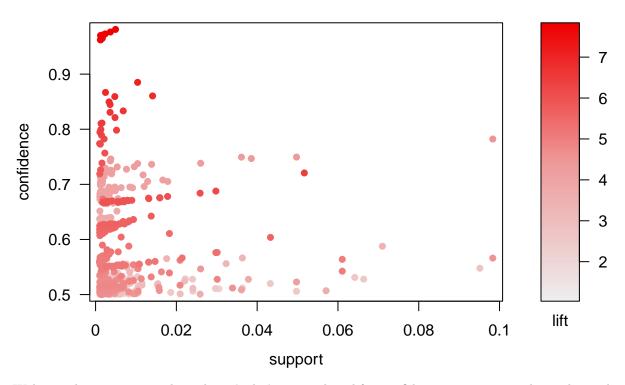
Wszystkie z nich dotyczą połączeń po między dwoma kartami, sprawdźmy najpopularniejsze połączenia między większą liczbą kart.

```
more_than_one = rules[which(size(rules) > 2)]
r = head(more_than_one, 10)
as(r , 'data.frame')$rules
```

Również możemy zobaczyć karty które występują najczęściej razem.

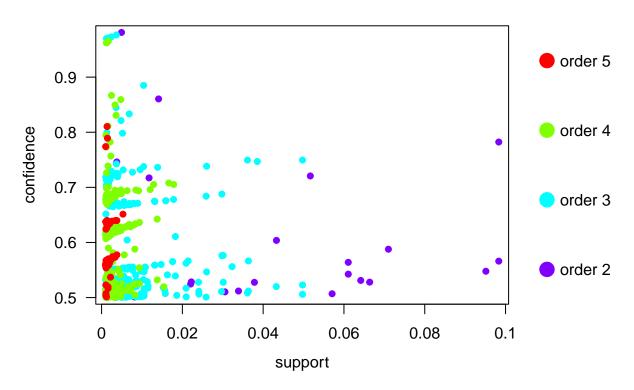
Takich cieakwych zależności jest bardzo dużo, zamiast wypisać wszystko możemy skorzystać z wykresów.

Scatter plot for 663 rules



Wykres pokazuje że wszystkie zależności które mają duży lift i confidence występują rzadziej od innych.

Two-key plot



Wykres dodatkowo za pomocą koloróW przedstawia liczbę pozycji zawartych w danej regule.

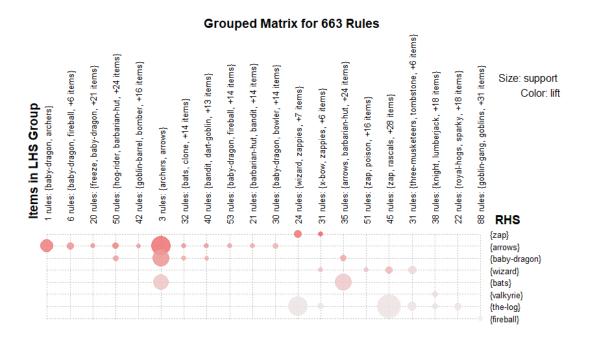


Figure 2: Grouped Matrix

Grupa najciekawszych reguł według ze względu na lift, LHS stanowią kolumny, a konsekwencje (RHS) wiersze.

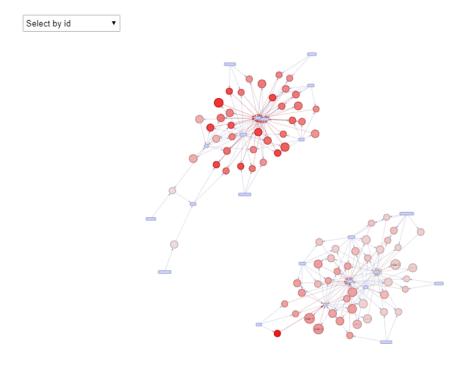


Figure 3: Graph

Figure 3 pokazuje wszystkie zależności w postaci ładnego grafu, graf jest interatkywny co ułatwia wyciągniecie z niego odpowiendich reguł. Widzimy, że karty skupiają sie przedee wszyskim wokół dwóch głównych reguł.

Figure 4 przedstawia zależność po między LHS (wiersze), a RHS (kolumny), natomiast intensywność koloru stanowi lift.

Warto również zobaczyć ile unikalnych graczy zagrało w grę danego dnia.

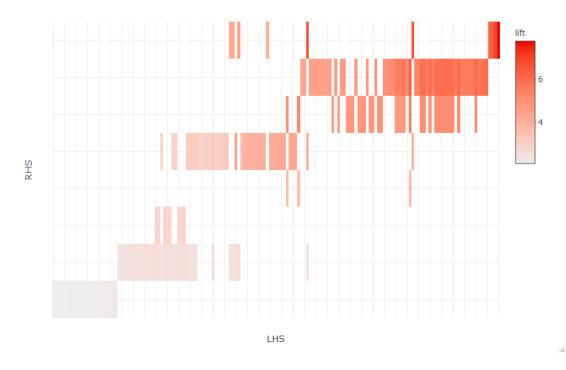
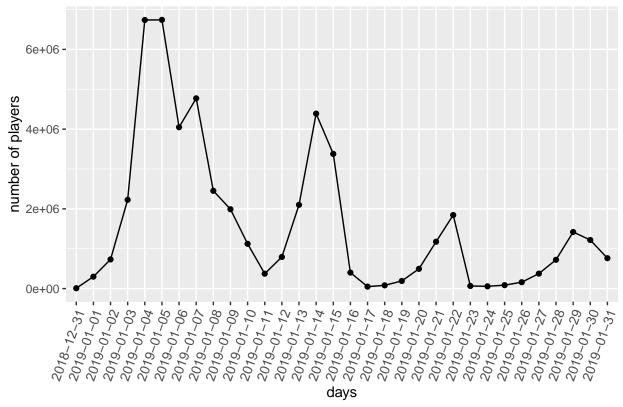


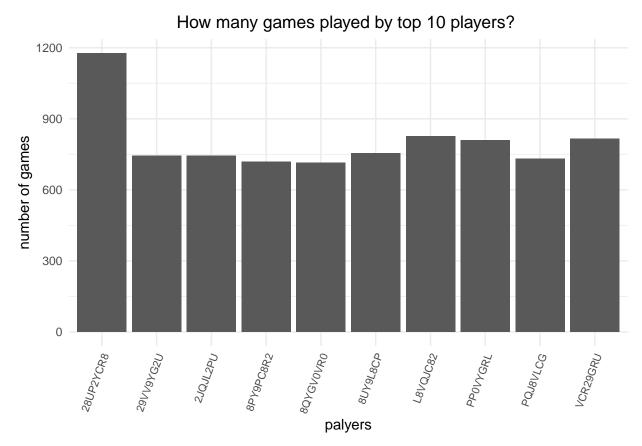
Figure 4: plot

How number of players changes in time?



Widzimy na początku roku dużo większe zainteresowanie grą. Popularność gry znaczaco się rózniła na

przestrzeni miesiąca. Piki w popularności gry wypadają na weekendy co jest bardzo naturalne.



Wykres przedstawia 10 graczy którzy zagrali najwięcej gier. Możemy sprawdzić ile gier zagrał rekordzista.

print(daily_players[1,2])

[1] 1178

Zatem rekordzista zagrał 1178 gier w miesiącu! Co daje 38 gier dziennie!

Również możemy zobaczyć iloma deckami grał średnio jeden gracz.

[1] 1.417698

Czyli śednio gracz grał około 1,5 deckami przez miesiąc. Oczywiście to tylko średnia, możemy wynioskować z tego że gracze nie zmieniali często decków.

Możemy również zobaczyc ile unikalnych graczy zagrało w Clush Royale w styczniu.

print(length(unic_players))

[1] 5982309

Dzięki algorytmoi apiori możemy również znaleźć deck z największym win ratio. Do decków które wygrły dodałem kolejną "karte" o nazwie "win". Jeśli po prawej stronie (RHS) znajduje się win to confidence będzie win ratio danego decku.

Warto też wypisać karty które najczęściej pojawiały się w deckach o największym win ratio.

```
r <- head(best_decks, 10)
as(r , 'data.frame')$rules

## [1] {cannon,fireball,hog-rider,ice-golem,ice-spirit,musketeer,skeletons,the-log} => {win}
## [2] {balloon,fireball,guards,lava-hound,mega-minion,minions,tombstone,zap} => {win}
## [3] {bandit,battle-ram,electro-wizard,minions,pekka,poison,royal-ghost,zap} => {win}
## [4] {battle-ram,elixir-collector,goblin-gang,ice-golem,miner,minion-horde,three-musketeers,zap} => {
## [5] {bats,battle-ram,elixir-collector,giant,goblin-gang,minion-horde,three-musketeers,zap} => {win}
## [6] {baby-dragon,barbarian-barrel,golem,lumberjack,mega-minion,night-witch,poison,tornado} => {win}
## [7] {goblin-barrel,goblin-gang,ice-spirit,knight,princess,rocket,tesla,the-log} => {win}
## [8] {goblin-barrel,goblin-gang,ice-spirit,inferno-tower,knight,princess,rocket,the-log} => {win}
## 8 Levels: {baby-dragon,barbarian-barrel,golem,lumberjack,mega-minion,night-witch,poison,tornado} =>
```

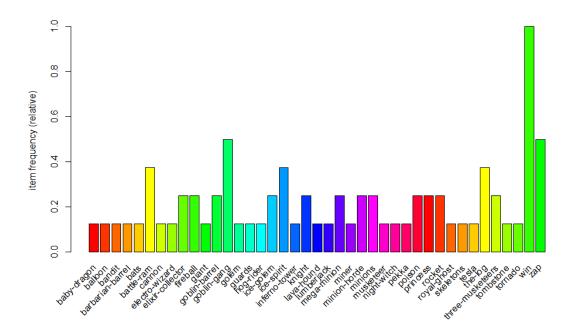


Figure 1: Cards frequency