

# Predição do Resultado das Partidas de League of Legends

Bruno Cavalcanti, Deyvson Lazaro, Ricardo Robson

*Centro de Informática, Universidade Federal de Pernambuco, Av. Prof. Moraes Rego, 1235  
- Cidade Universitária, Recife, Pernambuco, CEP: 50670-901, Brasil*

---

## Abstract

Coletamos os dados do Campeonato Mundial de *League of Legends* e dos 400 mil melhores jogadores do jogo. Nossa metodologia foi utilizar algumas variáveis dessa extração afim de correlaciona-las com os resultados das partidas do mundial. Em alguns resultados obtidos, conseguimos exergar características interessantes com regreção logística e pontos de melhorias que poderão ser explorados em trabalhos futuros focados em contextos mais específicos.

*Keywords:* *League of Legends*, mineração de dados

---

## 1. Introdução

*League of Legends* (abreviado como LoL) é um jogo eletrônico do gênero multiplayer online battle arena, desenvolvido e publicado pela Riot Games para Microsoft Windows e Mac OS X. *League of Legends* foi bem recebido desde o  
5 seu lançamento e sua popularidade cresceu ao decorrer dos anos.

Em julho de 2012, *League of Legends* foi o jogo para computador mais jogado na América do Norte e Europa em termos de número de horas jogadas. Até janeiro de 2014, mais de 67 milhões de pessoas jogavam *League of Legends* por  
10 mês, 27 milhões por dia e mais de 7,5 milhões durante o horário de pico. Já em setembro de 2016, a Riot Games estimou que LoL possuía cerca de 100 milhões de players ativos por mês.[1]

Anualmente, a Riot Games promove o Campeonato Mundial de League of Legends. As equipes competem pelo título de campeão, pela Taça do Invocador e pelo prêmio de mais de 4 milhões de dólares. As equipes são formadas sempre  
15 por no máximo 6 membros incluindo o técnico, que não precisam ser necessariamente de uma única nacionalidade. O evento é bastante prestigiado atualmente pelos fãs de jogos eletrônicos e tem atraído alguns olhares importantes de televisões abertas do mundo inteiro e patrocinadores significativos.

---

*Email addresses:* `bjcc@cin.ufpe.br` (Bruno Cavalcanti), `dls4@cin.ufpe.br` (Deyvson Lazaro), `rrms@cin.ufpe.br` (Ricardo Robson)

### 1.1. Visão geral do jogo

20 Uma partida padrão de *League of Legends* é composta por dois times de 5 jogadores em um mapa conhecido como Summoner's Rift. Nesse tipo de mapa cada jogador escolhe um campeão entre 138 opções, formando dois times de cinco jogadores competem para destruir uma estrutura inimiga chamada Nexus, que é guardada por torres e defendida pelos jogadores do time adversário. Essa  
25 estrutura cria continuamente personagens não jogáveis fracos conhecidos como minions, que avançam em direção à base do time inimigo através de três rotas: superior, inferior e central. Os jogadores disputam para avançar essas ondas de minions até a base inimiga, o que lhes permite destruir as estruturas inimigas, atingindo objetivos e, conseqüentemente, garantir a vitória.

30 Ao redor das rotas há terrenos neutros conhecidos como selva e rio. A selva é apresentada em quatro quadrantes e ela contém uma grande variedade de personagens não jogáveis conhecidos como monstros. O rio contém três tipos de monstros neutros: Arongueijo, Dragão e Barão de Nashor.

## 2. Mineração dos dados

35 Nossa ideia era juntar os dados das partidas das quartas de final, semi-final e final do Campeonato Mundial com os dados dos campeões em partidas normais de aproximadamente 2,5% dos melhores jogadores, o que corresponde a cerca de 400 mil players.

Para isso utilizamos a linguagem de programação *Python* e o *Jupyter Notebook*, uma aplicação web *open-source* que permite criar e compartilhar docu-  
40 mentos que contenham código, equações, visualizações e texto narrativo.

### 2.1. Dados dos campeões

ChampionGG[2] é um site de estatísticas de *League of Legends* que fornece os dados mundiais dos campeões.

45 Foram extraídos 15 atributos de 138 campeões associados aos seus possíveis papéis no portal ChampionGG: papel, taxa de vitória, taxa de banimento, taxa de escolha, assassinatos, mortes, assistências, maior taxa de *killing spree*, dano causado, dano recebido, cura total, monstros assassinados pelo time na selva, monstros assassinados pelo time inimigo na selva, ouro ganho, posição em  
50 relação aos campeões de mesmo papel.

### 2.2. Dados do campeonato

Para coletar os dados do campeonato foi preciso realizar *scraping* em dois sites: Esportspedia[3] e o matchhistory[4] da Riot Games. Esportspedia é um site de informações sobre os campeonatos de *League of Legends* e fornece os  
55 links dos dados da partidas que ficam no matchhistory.

Nossa coleta consistiu em guardar todos os 29 links das partidas do mundial nas fases quartas de final, semi-final e final. Depois disso, realizamos *scraping* no matchhistory e coletamos quem foram os times da partidas, o ouro global adquirido por cada time, os campeões utilizados e por fim o resultado dos jogos.

### 60 2.3. Dados do twitter

Foram coletados e traduzidos 7398 tweets referentes as siglas de cada time do campeonato mundial de league of legends. A coleta foi realizada acessando a API de busca do Twitter que pode ser acessada no link <https://twitter.com/i/search>. Para realizar a busca na API é necessário passar alguns parâmetros, que foram  
65 descobertos através de testes na ferramenta de busca avançada do Twitter [5], desta forma foi possível realizar vários filtros, como idioma da conta do Twitter que publicou o tweet, data inicial da busca, data final, palavras que serão buscadas e quantidade de resultados. Esta API retorna um JSON de onde os dados foram extraídos utilizando a biblioteca de processamento de JSON em Python.

## 70 3. Metodologia

Começamos as atividades criando um classificador de sentimentos para os tweets, utilizando Naive Bayes. Usamos como base um corpus de 4700 tweets pré-classificados como positivo ou negativo, sobre assunto diversos.

Um dado importante na partida é o gold farmado por cada time. Resol-  
75 vemos então verificar a relação deste com o resultado da partida. Outra relação importante no ranqueamento dos jogadores é chamada de *kda* (kills, deaths, assists) e é calculada pelo número abates mais assistências subtraído do número de mortes. Verificamos a influência do *kda* no ouro ganho assim como na vitória desses times.

80 Para o gold e *kda* buscamos encontrar uma regressão que a representasse. Porém para o gold não foi possível, enquanto que para o KDA descobrimos uma relação proporcional ao winrate através de regressão linear simples.

Decidimos então analisar as relações entre os resultados do winrate médio dos times com o resultado da partida, bem como o winrate de cada campeão  
85 interfere no resultado. A partir disso colhemos métricas para analisar se o winrate interfere no resultado.

## 4. Resultados

Após criar o classificador de sentimentos dos tweets, rodamos nele os tweets sobre cada time envolvido no campeonato. Fizemos 4 classificações em cada  
90 tweets, sendo elas: o tweet normal, com remoção de stopword, com aplicação de stemming e, por fim, sem stopword e com aplicação de stemming.

Os tweets classificados se apresentaram, majoritariamente, na classe Negativo. O que nos levantou suspeita, uma vez que as mensagens mesmo positivas em sua maioria eram classificadas de forma errada. Isso se deve ao corpus uti-  
95 lizado, que trata de assuntos genéricos e não se adequa bem ao vocabulário do contexto do Words LOL.

Analisando os resultados obtidos, pudemos perceber algumas características interessantes e pontos de melhorias que poderão ser melhor explorados em trabalhos futuros.

100       Primeiramente verificamos que alguns dados do jogo de fato tem correlação com o resultado, como por exemplo o ouro obtido pelo time. Porém, analisar a diferença de ouro de dois times de uma partida não permite realizar previsões de resultados, uma vez que este dado é obtido apenas ao fim da partida.

105       Já outros atributos como *kda* apesar de possuir relação com a taxa de vitórias de um campeão, o atributo *me si*, não possui relação com o resultado das partidas do campeonato.

110       Por fim, foram analisados as taxas de vitória dos campeões em determinada função. Porém mesmo analisando os resultados obtidos pelo jogadores que estão classificados como os melhores 2.5% do jogo, verificamos que ainda assim, quando se analisa o escopo de campeonatos, o resultado é bastante diferente, sendo o resultado não descrito como uma simples função das taxas de vitórias dos campeões envolvidos.

115       Desta forma, como forma de obter melhores resultados, os trabalhos futuros devem forçar em contextos ainda mais específicos, levando em consideração dados de campeonatos que ocorreram ao longo do ano e de jogadores profissionais onde pudesse extrair um conjunto de dados que pode ser mais representativo do contexto de cenários de campeonatos profissionais. Outra forma de analisar melhor os resultados é gerar estatísticas que representem as correlações entre personagens do mesmo time e do time inimigo.

## 120   Referências

- [1] L. Lin, League of Legends Match Outcome Prediction.
- [2] ChampionGG. [link].  
URL "<http://champion.gg/>"
- [3] Esportspedia. [link].  
125    URL "<http://lol.esportspedia.com>"
- [4] matchhistory. [link].  
URL "<https://matchhistory.na.leagueoflegends.com/en/>"
- [5] Scikit learn, Machine Learning in Python.  
URL <http://scikit-learn.org/stable.htm>