League of Legends •



Pautas



Introdução

O que é League of Legends?



Resultados Próximos passos

O modelo final foi bom? O que pode ser melhorado?



Objetivos

O que queremos prever?



Procedimentos

Qual foi o raciocínio seguido



01

Introdução

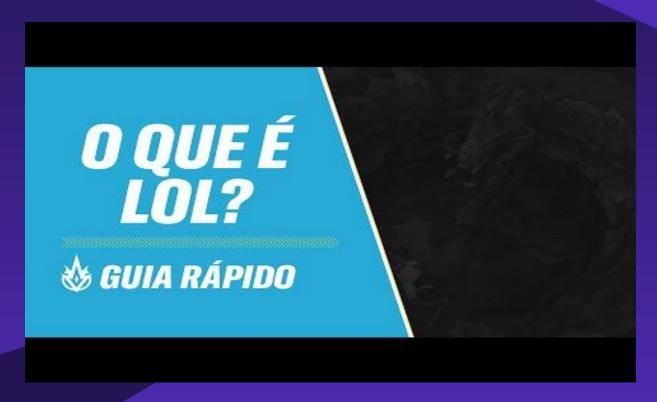








O que é League of legends?





Como aumentar a chance de vitória?

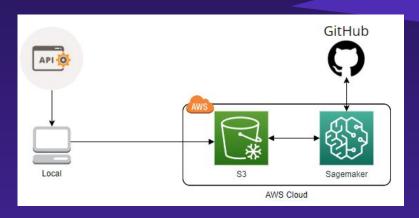


As escolhas acontecem por turnos e sempre haverá uma pessoa que escolherá por último.

Nesse sentido, qual seria a melhor escolha para ela pensando em otimizar a chance do time ganhar?



Etapas





ETL

A coleta de dados se deu através da API disponibilizada em https://developer.riotg ames.com/



Machine Learning

A exploração de dados e testes do modelo ocorreram via AWS SageMaker



Recomendação

A recomendação acontece quando otimizamos a chance de vitória do modelo

ETL

Já no ETL temos uma gama enorme de variáveis possíveis a serem coletadas, mas a partir de um estudo do jogo foram selecionadas as consideradas mais importantes para a vitória descritas a seguir, além é claro de qual time foi vencedor.

Posições

- Тор
- Jungle
- Mid
- ADC
- Sup

Times

- Azu
- Vermelho



Features

- Campeão
- Kills
- Mortes
- Assistências
- Dano
- Ouro
- Controle de visão

70 Colunas

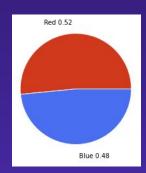
Análise inicial

 \bigcirc

Para entender a natureza dos dados, precisamos entender como estão distribuídos nossa target (vitória ou derrota do time azul), e quais são as features que tem maior correlação com ela, além de definir o tratamento de cada um dos dados

Features mais relevantes

Pipeline



48% de vitória do time azul

```
'assist Sup blue side',
'gold per minute Jungle blue side',
'gold per minute Adc blue side',
'kill Jungle blue side' ,
'gold per minute Mid blue side',
'gold per minute Top blue side',
'kill Adc blue side' ,
'kill Mid blue side' ,
'assist Jungle blue side',
'assist Adc blue side',
'assist Sup red side',
'gold per minute Adc red side',
'gold per minute Jungle red side',
'kill Adc red side',
'kill Jungle red side',
'gold per minute Mid red side',
'kill Mid red side' .
'gold per minute Top red side',
'assist Jungle red side',
'kill Top red side'
```

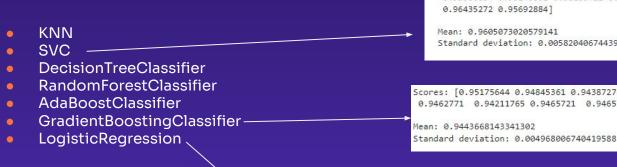
```
num_pipeline = Pipeline([
    ('imputer', SimpleImputer(strategy='median')),
    ('robust_scaler', RobustScaler())
])

cat_pipeline = Pipeline([
    ('imputer', SimpleImputer(strategy='most_frequent')), # as
    ('one-hot-encoding', OneHotEncoder(handle_unknown='ignore'))
])

# (name, transformer, columns)
preprocessed_pipeline = ColumnTransformer([
    ('numerical', num_pipeline, num_attributes),
    ('categorical', cat_pipeline, categorical)
])
```

Teste inicial de modelos

Com as features selecionadas começamos a testar os modelos de classificação com cross_validation medindo f1 score



0.95586854 0.96240602 0.96135721 0.95530726 0.95813953 0.96091516 0.96435272 0.95692884]

Mean: 0.9605073020579141 Standard deviation: 0.005820406744395805

Scores: [0.95175644 0.94845361 0.94387278 0.94642857 0.93408135 0.93752936 0.9462771 0.94211765 0.9465721 0.94657919]

Mean: 0.9443668143341302

Scores: [0.96992481 0.97110904 0.96060038 0.9637883 0.97185741 0.96545285 0.96030246 0.95732839 0.95586854 0.9544186 0.95497186 0.94924812

Scores: [0.96567936 0.96123307 0.96946923 0.96411709 0.95765472 0.95028143 0.96244131 0.96219282 0.95750708 0.96275605]

Mean: 0.9613332169741347

Standard deviation: 0.004971395114296107

Otimização de modelos

Com os modelos selecionados é a hora de otimizar os parâmetros utilizando **grid_search,** além disso a partir das probabilidades geradas foram testados alguns thresholds que melhorassem os resultados dos modelos

SVC, THR = 0.44
 GradientBoostingClassifier THR = 0.42
 LogisticRegression THR = 0.44

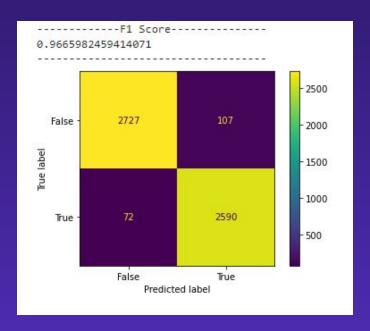
LogisticRegression()

SVC(C= 2, decision_function_shape = 'ovo', degree = 1,probability=True)

GradientBoostingClassifier(criterion= 'friedman_mse', learning_rate = 0.5, loss= 'exponential', max_depth= 3, n_estimators = 300)

Modelo Final

O modelo final dependia da previsão dos 3 modelos treinados onde pela decisão da maioria era decidido vitória ou derrota do time azul



Modelo de recomendação

Definição das escolhas e posição a ser recomendada



Preenchimento das features a partir das médias da base de dados para cada campeão Teste com todos os campeões e output dos 5 melhores desempenhos

campeao	
74	Urgot
39	Jayce
115	KogMaw
47	Nilah
0	Rengar





Considerações finais e Próximos passos

Resultados:

- Modelo preditivo de jogos passados funcional (mas sem muita utilidade)
- Modelo de recomendação falho (baseado em conhecimentos do jogo)

Próximos passos:

- Procurar melhorar modelo preditivo
 - Adicionar modelos à etapa de voto majoritário
 - Buscar melhorar os hiperparâmetros com mais testes
 - Olhar outros thresholds
 - Testar mais dados disponíveis na API
- Estudar modelos de recomendação
 - Qual a melhor estratégia para recomendar
 - Quais os melhores dados a serem utilizados?