PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS NÚCLEO DE EDUCAÇÃO A DISTÂNCIA Pós-graduação *Lato Sensu* em Ciência de Dados e Big Data

Samuel Rodrigues Costa

APLICAÇÃO DE TEXT MINING PARA ANÁLISE DA SATISFAÇÃO DOS USUÁRIOS COM SERVIÇOS BANCÁRIOS

Samuel Rodrigues Costa

APLICAÇÃO DE TEXT MINING PARA ANÁLISE DA SATISFAÇÃO DE USUÁRIOS COM SERVIÇOS BANCÁRIOS

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Especialização em Ciência de Dados e Big Data como requisito parcial à obtenção do título de especialista.

SUMÁRIO

1. Introdução	4
1.1. Contextualização	4
1.2. O problema proposto	4
1.3 Estrutura do projeto	5
2. Coleta de Dados	5
3. Processamento/Tratamento de Dados	8
4. Análise e Exploração dos Dados	10
4.1 Reclame Aqui	10
4.2 Google Play e Apple Store	13
5. Criação de Modelos de Machine Learning	17
5.1. Word2vec	17
5.2. Análise de sentimento	18
5.3. Construção de API e aplicação web	22
6. Apresentação dos Resultados	25
7. Conclusão	33
8. Links	34
REFERÊNCIAS	35

1. Introdução

1.1. Contextualização

A experiência com serviços bancários está cada vez mais digital. Entender as necessidades e dores dos clientes é fundamental para garantir uma melhor satisfação.

A satisfação é geralmente acompanhada através de pesquisas NPS(Net Promoter Score), CSAT (Customer Satisfaction Score), CES(Customer Effort Score), CRC (Custo de retenção de clientes), taxa de cancelamento de produtos, etc. Outra forma de verificar isso é através da leitura dos comentários deixados por eles usuários nas lojas de aplicativos da Play Store e Apple Store.

Os feedbacks registrados podem ser úteis para determinar o quão satisfeito um cliente está com um produto ou serviço ou ainda se existe algum problema acontecendo que exige ação rápida. É possível ainda fazer diagnósticos sobre produtos, atendimento, aplicativo, experiência, etc.

1.2. O problema proposto

O processo de análise de comentários dos usuários pode ser cansativo, repetitivo, sem falar custoso. Ele geralmente consiste na análise de cada comentário, se tivermos poucos, essa prática já resolve. O problema se instala quando é necessário analisar uma massa de dados enorme e que só cresce mais a cada dia.

O objetivo desse trabalho é propor uma solução a esse problema de modo a diminuir o tempo de análise e permitir melhor gerenciamento da informação através da busca de padrões nas avaliações dos usuários aplicando técnicas de text mining. O processo de text mining tipicamente envolve o uso de técnicas de processamento de linguagem natural (NLP) para se extrair dados estruturados de uma narrativa estruturada.

Queremos mostrar que é possível entender melhor a satisfação e experiência do cliente tendo como ponto de partida apenas data e comentário.

Os dados analisados consistem de reviews presentes nas lojas de aplicativos do Google e da Apple referentes a bancos, corretoras e seguradoras em sua maioria concentrada entre os anos de 2019 e início de 2020.

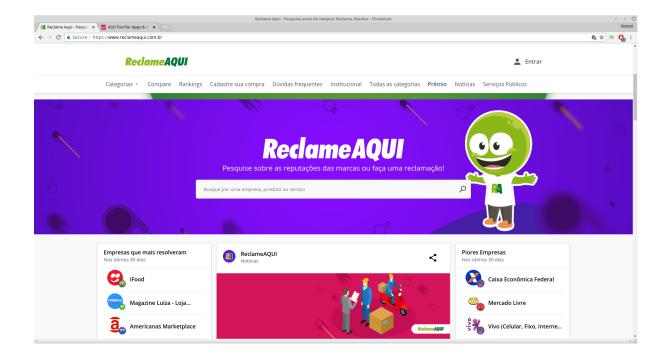
1.3 Estrutura do projeto

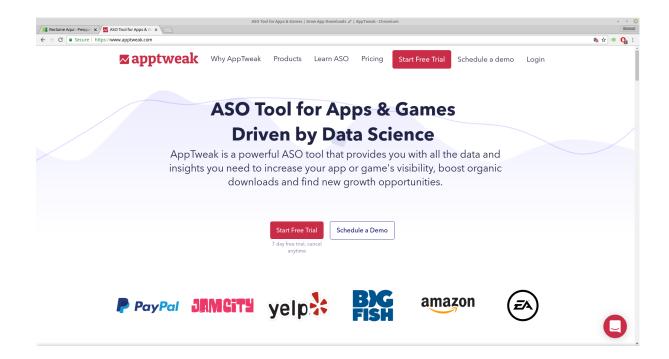
A disposição do projeto segue o seguinte padrão de pastas:

- data_extraction: centraliza todos os processos de extração de arquivos;
- word2vec: responsável pela criação de modelo word2vec;
- data_analysis: Armazena o notebook responsável pela análise exploratória;
- sentiment_analysis: cuida da criação de modelo de análise de sentimento;
- data_visualization: armazena todos os códigos e arquivos necessários para a vizualização das análises.

2. Coleta de Dados

Os dados foram obtidos através de requisições a API's disponibilizadas pelos sites https://www.reclameaqui.com.br/ e https://app.apptweak.com/.





A base do Reclame Aqui foi obtida em 07/2019. Precisamos destacar que esses comentários serão utilizados primariamente na construção do modelo word2vec uma vez que precisamos de um vocabulário grande para uma melhor generalização.

Os dados obtidos da API pública do site Apptweak são apenas uma amostra de todas as resenhas publicadas nas lojas de aplicativo. Para ter acesso a todas as reviews é necessário assinar o serviço provido pelo site ou realizar web scraping na página das lojas de aplicativos. A última atualização foi feita em 05/2020.

Os scripts de extração de dados estão localizados na pasta *data_extraction/* e todas as execuções de código desse capítulo são feitas a partir dela.

O download dos dados do site Reclame Aqui é realizada através do script app_reclame_aqui.js e os dados são salvos na pasta csv/reclame_aqui/.

Segue descrição das propriedades dos arquivos salvos:

Campo	Descrição	Tipo
id	id	String
data	Data da reclamação	String (Date)
empresa	Empresa	String
titulo	Título da reclamação	String

review	Texto da reclamação	String
reply1	Resposta 1 do cliente ou da empresa	String
reply2	Resposta 2 do cliente ou da empresa	String
reply3	Resposta 3 do cliente ou da empresa	String
reply4	Resposta 4 do cliente ou da empresa	String
reply5	Resposta 5 do cliente ou da empresa	String
interacoes	Número de respostas	Inteiro
categoria	Categoria da reclamação	String
tipo_problema	Tipo de problema	String
outros_problemas	Outro tipo de categoria	String
produto	Produto reclamado	String
estado	Estado	String
cidade	Cidade	String
1		

As requisições à API do site Apptweak são feitas através do script *apptweak-selenium.py* e os dados das lojas do Google e IOS são salvos na pasta *csv/app/*.

As colunas do arquivo salvo mudam para cada empresa de acordo com a loja informada sendo algumas comuns aos dois, detalharemos apenas o que é comum.

Campo	Descrição	Tipo	
application_id	Identificador do app na loja	String	
date	Data da publicação da resenha mais recente	String(Date)	
rating	Nota atribuída ao aplicativo	String	
title	Título da resenha	String	
review	Conteúdo da resenha	String	
body_length	Tamanho da resenha	Inteiro	
id	Id da resenha na loja	String	
autor	Autor	String (dict)	
		í I	

3. Processamento/Tratamento de Dados

A fase de normalização dos textos é essencial para garantir uniformidade e expurgar construções gramaticais que nada agregam na elaboração dos modelos, permitindo assim que haja um aprendizado mais congruente.

O texto extraído precisa ser pré-processado a fim de remover caracteres especiais, quebras de linhas, acentos, números, endereço de sites e e-mails e alguns sinais de pontuações. Os números de 0 a 10, 100 e 1000 são substituídos por sua forma extensa, assim 0 é substituído por zero, 100 por cem e assim sucessivamente. Algumas palavras também são substituídas no processo por estarem com grafia incorreta ou são mudadas para uma forma mais inteligível, dessa forma "vc" se torna "voce" e "mt" em "muito". Esse procedimento foi realizado através da aplicação de técnicas de busca usando regex com posterior aplicação das substituições. A lista completa está contida no arquivo *regex.py* na pasta *word2vec/*.

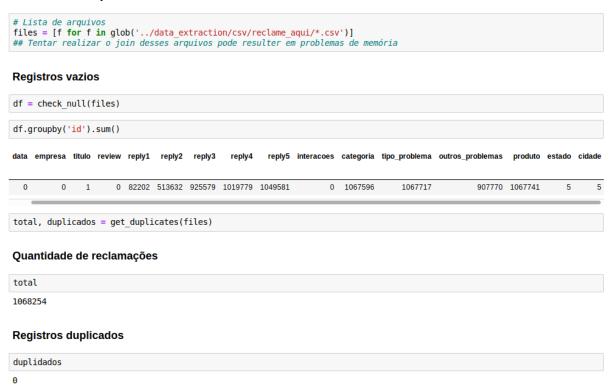
Outra parte importante no processo consiste na remoção de stopwords, termo em inglês para palavras que são bastante frequentes nos textos, mas que pouco agregam no sentido das sentenças. A lista utilizada inclui artigos, preposições, pronomes, verbos, adjetivos, nomes de pessoas, etc. Existem dois arquivos com stop words salvos na pasta *word2vec/input/*, o primeiro (*stop_words_.txt*) contém 4106 palavras em sua maioria nomes de pessoas, já o segundo (*stop_words.txt*) possui 6351 palavras e é será usado na construção de bigramas e no cálculo de frequência das palavras.

A limpeza dos dados ocorre em momentos diferentes. Para a construção do modelo word2vec é executado através do script *extract_reviews.py* da pasta *word2vec/* que extrai os comentários dos arquivos das pastas *data_extraction/csv/app* e *data_extraction/csv/reclame_aqui* e salva na pasta *word2vec/input/comentarios/*. Outro momento é antes a criação do modelo de análise de sentimento através do Jupyter notebook *sentiment_analysis.ipynb* presente na pasta *sentiment_analysis/*.

Após analisarmos os arquivos da base do Reclame Aqui pudemos verificar que dos mais de 1 milhão de registros não existem entradas duplicadas uma vez que os identificadores são únicos. Os campos reply1, reply2, reply3, reply4, reply5,

categoria, tipo_problema, outros_problemas e produto possuem uma quantidade relevante de registros nulos. No pré-processamento dos comentários o registros nulos são descartados.

1. Reclame Aqui



Os dados das lojas de aplicativos possuem mais de 600 mil registros. Existem 14.656 entradas duplicadas. As colunas version, tittle, review, sort_score, response possuem registros nulos. No pré-processamento dos comentários o registros nulos são descartados.

2. Lojas de aplicativos do Google e da Apple



4. Análise e Exploração dos Dados

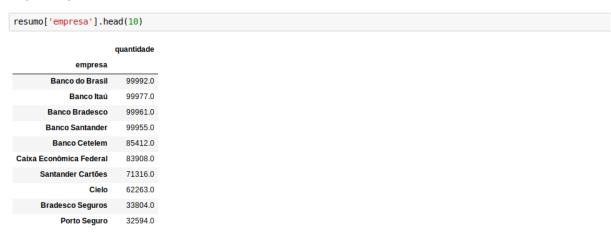
Análise disponível no Jupyter notebook *data_analysis.ipynb* da pasta *data_analysis/.*

4.1 Reclame Aqui

O processo de junção desses arquivos demanda bastante recursos do computador devido ao tamanho deles, decidimos então criar a função *describe* que após percorrer cada um disponibiliza o resultado num *Pandas dataframe*.

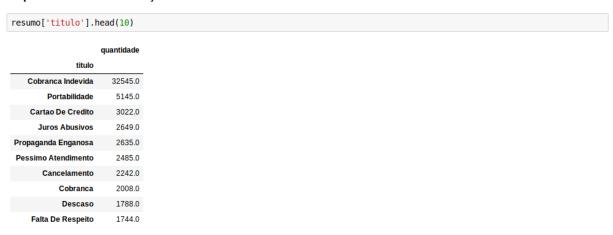
Banco do Brasil, Banco Itaú, Banco Bradesco, Banco Santander e Banco Cetelem se destacam como as cinco instituições mais reclamados dos dados analisados.

Top 10 empresas mais reclamadas



O título mais comum nas reclamações é cobrança indevida, mas os usuários tratam de portabilidade, cartão de crédito e juros abusivos.

Top 10 títulos das reclamações



O campo categoria quase sempre não é preenchido quando o usuário abre uma reclamação, então a maioria dos registros não tem essa informação. O mesmo problema acontece com produto e tipo_problema.

Top 5 categorias mais reclamadas Top 5 produdos mais reclamados Top 5 problemas mais relatados

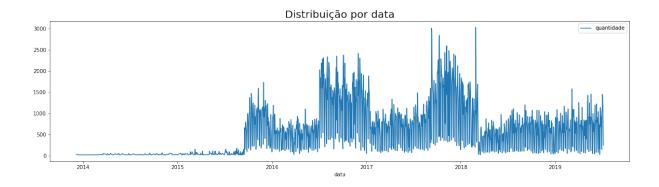
resumo['categoria'].head(5)		resumo['produto'].head(resumo['produto'].head(5)		resumo['tipo_problema'].head(5)	
quantidade			quantidade		quantidade	
categoria		produto		tipo_problema		
Não informada(o)	1067596.0	Não informada(o)	1067741.0	Não informada(o)	1067717.0	
Cartões de Crédito	154.0	Cartão de crédito	121.0	Outro problema	100.0	
Bancos	129.0	Outro Tipo de produto/Serviço	97.0	Cobrança indevida	70.0	
Seguradoras	67.0	Problemas Gerais	46.0	Mau Atendimento	20.0	
Não encontrei meu problema	56.0	Conta	42.0	Cobrança indevida de tarifas	16.0	

Outro fato interessante é que o Estado e a cidade de São Paulo são em disparado os locais que mais originam reclamações.

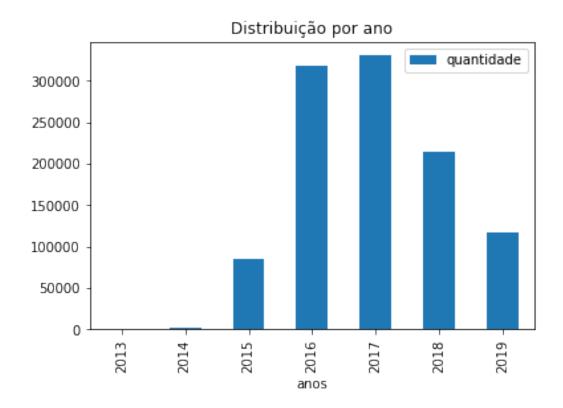
Top 5 registros por Estado Top 5 registros por cidade

resumo['estado'].head(5)			resumo['cidade'].head(5)			
quantidade		quantidade				
estado			cidade			
SP	459963.0		São Paulo	207006.0		
RJ	133699.0		Rio de Janeiro	76980.0		
MG	100362.0		Belo Horizonte	32008.0		
PR	48963.0		Brasília	24774.0		
ВА	46359.0		Salvador	21299.0		

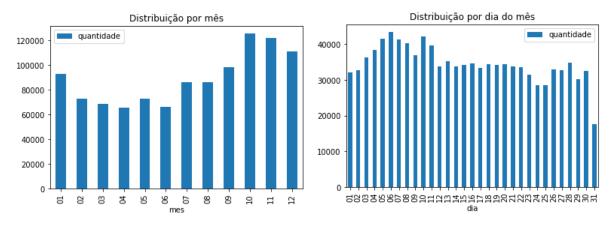
Traçamos uma linha temporal para compreender como os usuários se comportam ao longo do tempo.



Podemos verificar que a quantidade de reclamações está diminuindo após pico em 2017. Precisamos destacar, no entanto que a série de 2019 não está completa.



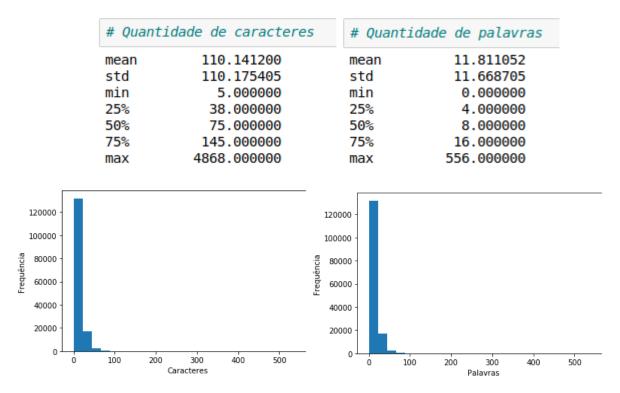
Existe um certo aspecto de sazonalidade nas reclamações. Os usuários tendem a reclamar mais no último trimestre do ano e menos no segundo. O dia 31 costuma ser o dia com menos registros enquanto o dia 06 com mais.



4.2 Google Play e Apple Store

Esse estudo será focado apenas nos comentários preprocessados que possui 152.259 registros.

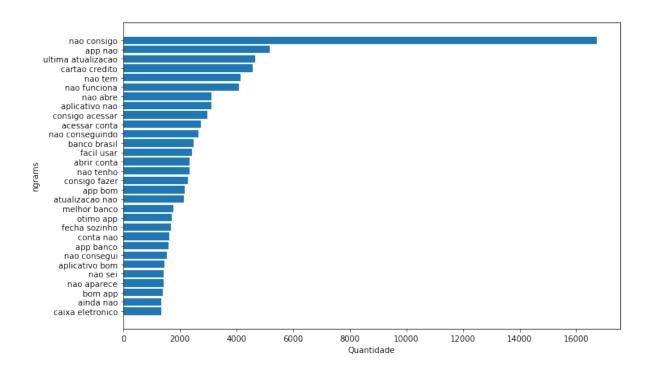
Após analisar os comentários verificamos que a média possui 110 caracteres e apenas 11 palavras. Após segmentar por quartis e criar histograma concluímos que nesse canal os usuários tendem a escrever pouco.

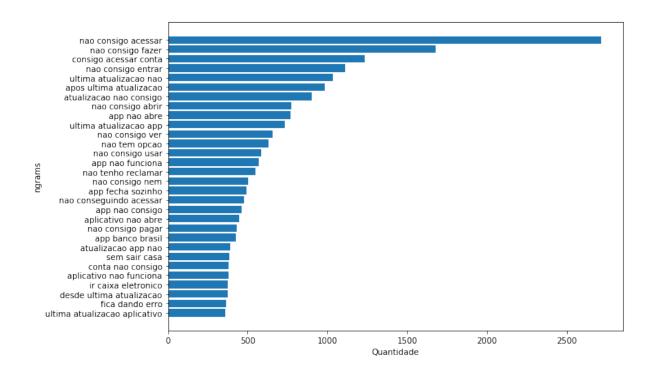


Depois de construir uma nuvem de palavras descobrimos que os assuntos mais comentados se referem a **aplicativo(app)**, **conta**, **cartão**, **banco** provavelmente com alguma conotação negativa devido à presença frequente da palavra **não**.



Uma importante forma de visualizar sobre o que os usuários estão falando é através da construção de n-grams. Descobrimos que é comum reclamarem que não estão conseguindo fazer alguma coisa ou que o aplicativo apresenta algum problema.





5. Criação de Modelos de Machine Learning

Para esse projeto foi criado um modelo word2vec usando a biblioteca gensim e o um de análise de sentimento usando XGBoost todos em Python.

Escolhemos o algoritmo word2vec por ser de fácil implementação e mais completo que o Bag of Words para representar sentenças sem falar na diminuição de dimensionalidade das features.

O XGBoost é um algoritmo de aprendizado supervisionado que implementa um processo de *Boosting* para gerar modelos precisos. Isso nos dá a vantagem de produzir modelos mais generalizáveis e menos propensos a *over fitting*.

5.1. Word2vec

Para construção do modelo word2vec o script *model_builder.py* da pasta *word2vec/* é acionado. Primeiro extraímos apenas os comentários dos arquivos salvos na pasta data_extraction/csv/reclame_aqui/ e data_extraction/csv/app/, depois preprocessamos e salvamos os arquivos na pasta *word2vec/input/comentarios/.* Esses arquivos serão percorridos para a construção do corpus, que contém 2.596.630 sentenças e de um vocabulário de 84.781 palavras distintas que serão usadas no cálculo dos vetores.

A estrutura principal do código é relativamente simples e composta pelos parâmetros abaixo:

- num features número de dimensões dos vetores de cada palavra;
- min_count palavra precisa ter ocorrido pelo menos 5 vezes no corpus para fazer parte do vocabulário;
- window janela deslizante de palavras;
- sample diminui peso aleatoriamente de palavras muito frequentes;
- alpha taxa de aprendizado inicial;
- total_examples tamanho do vocabulário;
- epochs número de iterações sobre o corpus.

```
#Setar parâmetros

num_features = 300

w2v_model = word2vec.Word2Vec(

min_count=5,

window=5,

size=num_features,
```

```
sample=0.0,
alpha=0.025,
workers=4
)
#Construção do vocabulário
w2v_model.build_vocab(sentences)
#Treinamento do modelo
w2v_model.train(sentences, total_examples=w2v_model.corpus_count,
epochs=100)
model_name = "models/w2v_model"+str(num_features)
```

Uma vez que o treinamento é finalizado extraímos apenas dos vetores das palavras e salvamos um modelo mais enxuto, em contrapartida ele não poderá ser usado para continuar o treinamento com outros textos:

```
word_vectors = w2v_model.wv
word_vectors.save(model_name + '.kv')
```

5.2. Análise de sentimento

Antes de iniciar o treinamento selecionamos uma amostra com mais de 11 mil registros da base das lojas de aplicativos e rotulamos os comentários como 1(positivo) e -1(negativo). Esse processo foi realizado manualmente tendo em vista falta de material em língua portuguesa.

O treinamento do modelo é feito através do Jupyter notebook sentiment_analysis.ipynb da pasta sentiment_analysis/.

Primeiramente carregamos em memória o modelo word2vec construído na etapa anterior que servirá de base para a criação de um modelo de análise de sentimento.

```
w2v_path = '../word2vec/models/vectors.kv'
w2v_model = word2vec.load(w2v_path)
```

Fazemos o *load* dos dados com as reviews rotuladas. Caso haja registros duplicados, eles serão eliminados e valores nulos serão tratados.

```
pos = pd.read_csv("input/positivo.csv")
neg = pd.read_csv("input/negativo.csv")
sentiment = pd.concat([pos,neg]).drop_duplicates().reset_index(drop=True)
sentiment = sentiment.fillna(")
```

A função *transform* é responsável por receber as sentenças e encadear o processo de normalização, adicionar a feature *bad* que ajuda encontrar as sentenças negativas e retornar os vetores que serão usados no treinamento.

```
trainVecs = transform(sentiment['review'], w2v_model)
data = pd.concat([sentiment.categoria, trainVecs], axis=1)
data = data.drop_duplicates()
```

O próximo passo é balancear as classes para garantir que nenhuma delas seja favorecida durante o aprendizado.

```
df_maior = data[data.categoria==-1]
  df_menor = data[data.categoria==1]
  df_ = resample(df_maior, replace=True, n_samples=df_menor.shape[0],
  random_state=123)
  data = pd.concat([df_menor, df_])
  Os dados foram separados em 80% para treino e 20% para teste
```

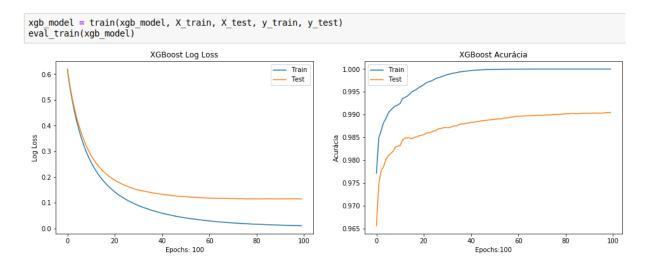
Os dados foram separados em 80% para treino e 20% para teste.

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(data.iloc[:, 1:], data.iloc[:, 0], train_size=.8, stratify=data.iloc[:, 0], random_state=99)

Iniciamos o algoritmo XGBoost no modo padrão configurando apenas a taxa de aprendizagem, os parâmetros de seleção aleatória dos dados de treinamento, quantas threads serão usadas(o que estiver disponível), o tipo do problema, que é de classificação binária e o tipo de booster:

```
xgb_model = xgb.XGBClassifier(
learning_rate=0.1,
nthread=-1,
random_state=99,
objective='binary:logistic',
booster='gbtree')
```

A acurácia de 96.19% observada é relativamente alta levando em consideração que iniciamos no modo default.



Avaliar métricas

```
# Fazer previsões com dados-teste
y_pred = xgb_model.predict(X_test)
predictions = [value for value in y_pred]
accuracy = accuracy_score(y_test, predictions)
print("Acurácia: %.2f%" % (accuracy * 100.0))
```

Acurácia: 96.19%

Embora o modelo já apresentasse resultados satisfatórios decidimos fazer o tuning dos demais parâmetros através de um processo de busca com validação cruzada. Esse processo é necessário para garantir não só um modelo otimizado, mas também generalizável.

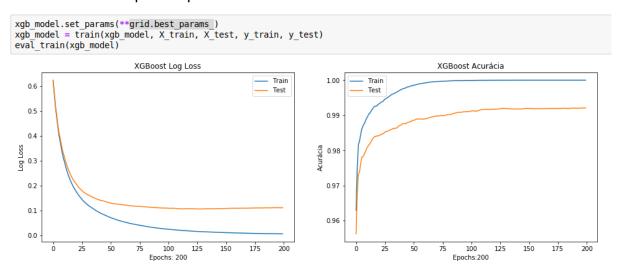
```
scorers = {
    'accuracy_score': make_scorer(accuracy_score),
    'neg_log_loss': make_scorer(log_loss)
}

params = {
    'subsample': [i*.1 for i in range(5,10)],
    'colsample_bytree': [i*.1 for i in range(5,10)],
    'max_depth': [i for i in range(5,13,2)],
    'n_estimators': [i for i in range(100, 300, 50)]
}

skf = StratifiedKFold(n_splits=3, shuffle = True)
    grid = GridSearchCV(xgb_model,
    param_grid = params,
    scoring = scorers,
    n_jobs = -1,
    cv = skf.split(X_train, y_train),
```

```
refit = 'accuracy_score',
verbose=3,
return_train_score=True)
grid.fit(X_train, y_train)
print('\n Best parameters:')
print(grid.best_params_)
xgb_model.set_params(**grid.best_params_)
```

De acordo com a imagem abaixo podemos ver que com o passar das épocas as métricas logloss e acurácia tendem para um valor mais próximo do ideal, a distância das métricas entre treino e teste também diminuíram e conseguimos melhorar a acurácia em 0.26 pontos percentuais.



Avaliar métricas

Realizamos o teste com algumas sentenças novas:

predict(pd.Series(sentences), w2v_model=w2v_model, xgb_model=xgb_model)

	texto	-1	1
0	Não trava e ajuda vc evitar de ir ao banco	3.83	96.17
1	Pode confiar	5.16	94.84
2	Mui raramente não funciona. Melhor que o do Sa	4.46	95.54
3	Eita fila que demora!	99.65	0.35
4	Minha senha de 6 dígitos está bloqueada	95.52	4.48
5	Nota maxima para o app	0.42	99.58
6	App muito bom, so que não	99.76	0.24
7	mto dificil de ser utilizado, poderia ser mais	95.52	4.48
8	O banco não pensa no cliente	78.25	21.75
9	nao, gosto muito do atendimento	12.01	87.99
10	nao gosto muito do atendimento	91.82	8.18

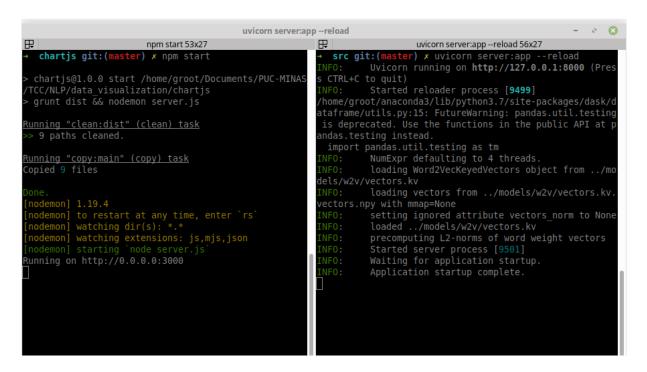
Por último salvamos o modelo.

filename = filename = 'models/xgb_model_sentiment-' + str(int(time.time())) + '.bin'
xgb_model.save_model(filename)
print(filename)

5.3. Construção de API e aplicação web

Para facilitar a apresentação dos dados construímos uma API com *FastApi* em Python para a análise de comentários e uma aplicação web com *Node.js*, *Express e Highcharts*.

As instruções de acionamento da API e da aplicação estão disponíveis nos arquivos *README.txt* das pastas *data_visualization/api_fastapi/* e *data_visualization/chartjs/.*



A tela inicial da API lista todos o endpoinsts disponíveis para utilização.



A página da documentação permite a realização de requisições diretamente, assim é possível simular a solicitação de uma análise e receber a resposta em tempo real.

```
Responses

Cost

Carl X PST **STEPS*/Tacathost:8809/s1/analyze* -H "accept: application/json" -H "Content-Type: application/json" -d "(\"sentences\":\\"like gisted do attendiments\"\"\"Gosted swite do

Responses

Cost

Cost

Cost

Responses

Cost

Responses

Cost

Response Doby

Reposed URL

Response Doby

Reposed URL

Response Doby

Response Doby
```

6. Apresentação dos Resultados

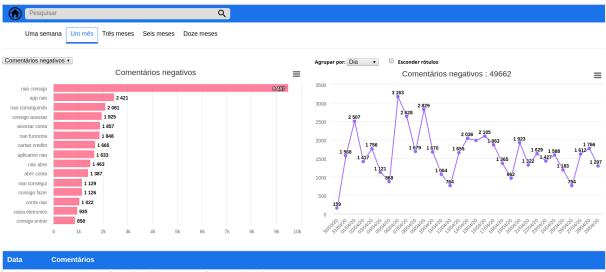
Os dados visualizados compreendem o período de 01/01/2019 a 30-04-2020, e é composto por 528.942 reviews de usuários da Play Store e da Apple Store.

A página inicial mostra uma visão geral dos comentários negativos dos últimos 7 dias. É possível trocar para a visão de comentários positivos.

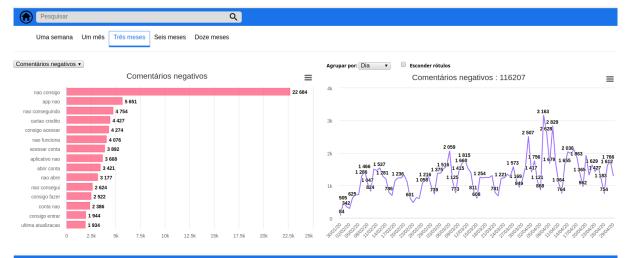
O gráfico de barras exibe os 15 bigramas mais frequentes do período. Já o gráfico de linhas apresenta a série temporal da informação indicada no seu título. Essa série pode ser agrupada por dia, semana, mês ou ano.



É possível navegar por períodos predeterminados. Isso permite que se identifique problemas e tendências. As visões se ajustam automaticamente aos novos dados.



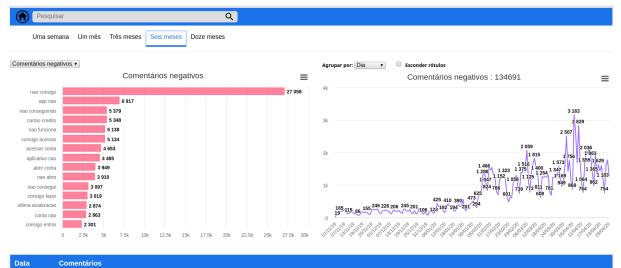
29/04/2020 As vezes trava e não consigo abrir o app porque fica apagando a tela



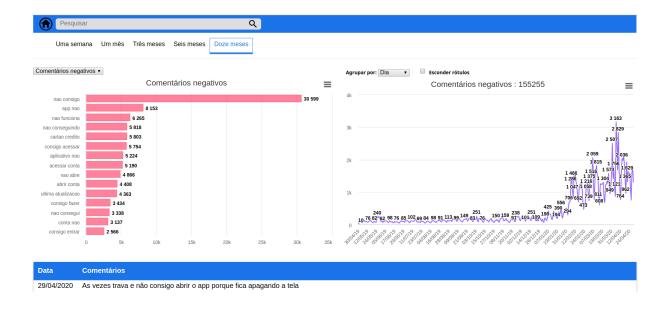
29/04/2020 As vezes trava e não consigo abrir o app porque fica apagando a tela

Data

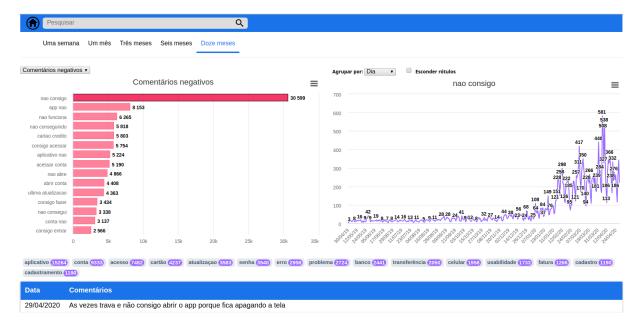
Comentários



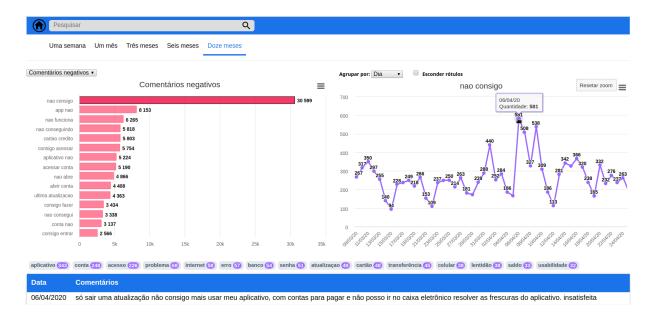
29/04/2020 As vezes trava e não consigo abrir o app porque fica apagando a tela



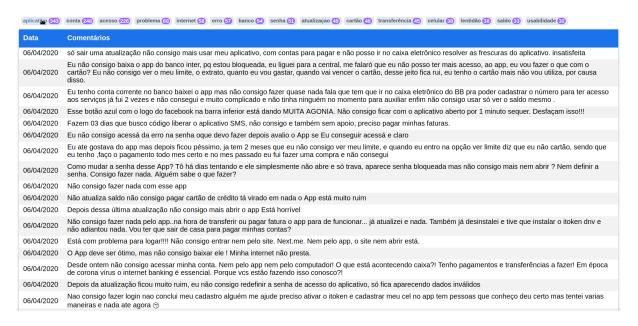
Os gráficos gerados são todos interativos e funcionam como controle para novas ações e filtros. Dessa forma podemos clicar sobre a barra relativa ao bigrama *não consigo* que vai gerar uma nova série temporal e mostrar as tags a ele associadas.



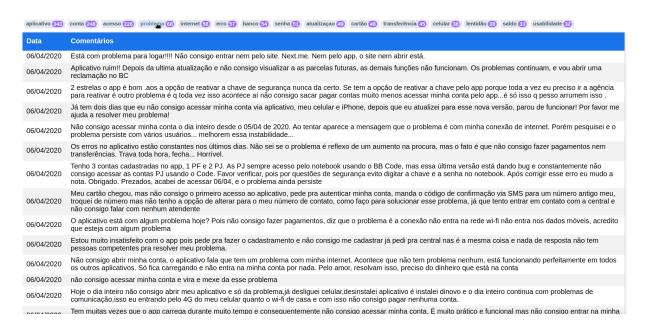
Podemos ainda clicar sobre o dia com mais menções a esse bigrama (06/04/2020) o que fará um novo filtro das tags para o período selecionado.



Ao clicar sobre uma palavra-chave específica, os comentários a ela associados também mudarão na tabela. Para esse dia específico verificamos que existem 343 menções à palavra *aplicativo*. E ao clicarmos sobre ela é realizado mais um filtro sobre os comentários exibidos.

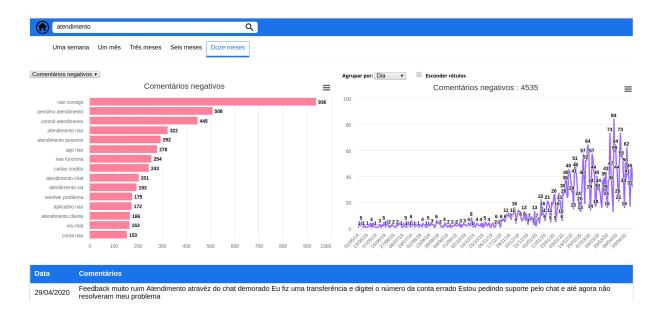


Se selecionarmos outra tag, os comentários serão filtrados novamente.



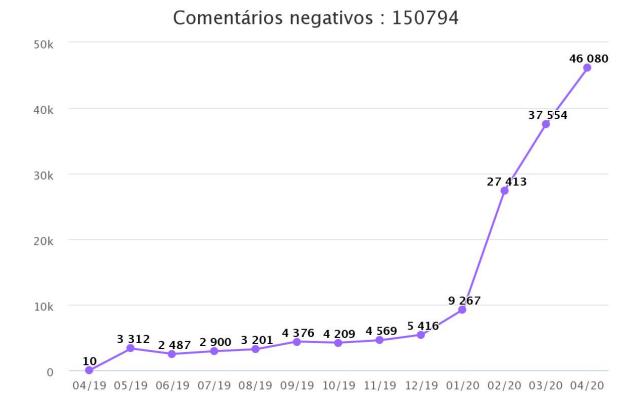
Outra funcionalidade importante na plataforma é a busca. Isso permite que as visões sejam construídas a partir de um assunto específico como, por exemplo, *tarifa* ou *atendimento*.





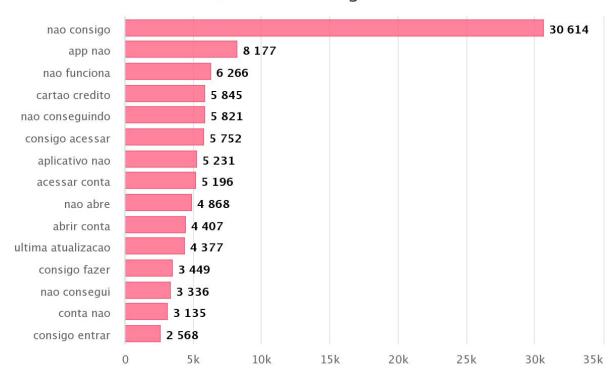
Após explorar essa plataforma de text mining pudemos observar que:

• A insatisfação tem aumentado nos últimos doze meses;

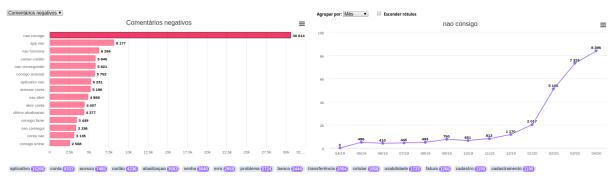


- Os usuários reclamam bastante de não conseguir fazer alguma coisa;
- O produto mais reclamado é o cartão de crédito;

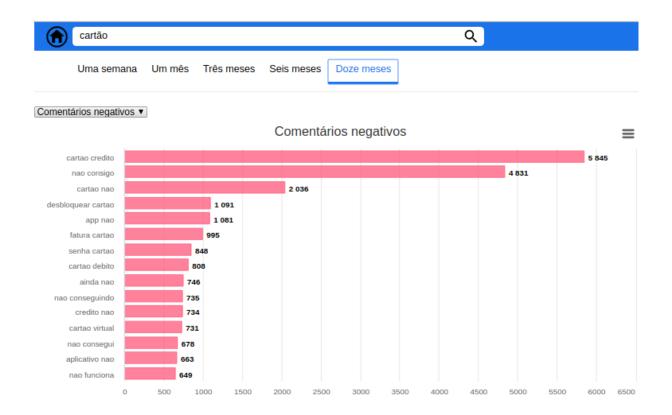
Comentários negativos



 As tags aplicativo, acesso, senha, erro, problema e usabilidade s\(\tilde{a}\)o frequentemente associadas ao bigrama n\(\tilde{a}\)o consigo;



 Ao pesquisar sobre cartão percebemos que é comum ter problemas relacionados a desbloqueio, fatura e senha.



• Ao pesquisar sobre *aplicativo* os bigramas *não consigo*, *não funciona e não abre* se destacam.



7. Conclusão

Pudemos verificar através desse trabalho que os clientes/usuários estão dispostos a informar as suas dores e experiência com o serviço prestado pela sua instituição financeira e isso tudo acontece de forma espontânea.

Percebemos que muita informação pode ser retirada de dados não estruturado, comentários, ao aplicarmos técnicas de text mining.

E por fim deixamos a recomendação mais importante que é ouvir o que o cliente tem a dizer, e se propor a resolver os problemas apontados da forma mais célere possível.

8. Links

Todos os scripts usados nesse projeto estão disponíveis no repositório https://github.com/src77/nlp-puc-minas.

Todos os arquivos de reviews extraídos do site Reclame Aqui e Apptweak, o modelo word2vec, o arquivo all_reviews.zip necessário para o funcionamento da aplicação web e o vídeo de apresentação estão disponíveis através do link https://ldrv.ms/u/s!AuxviEfASIowhbVtOLmKYpHX1OSjUQ?e=9qLlfR.

REFERÊNCIAS

API Reference. **Express**, 2010. Disponível em: https://expressjs.com/en/4x/api.html. Acesso em: 01 de julho de 2019.

Documentation. **FastAPI**, 2018. Disponível em: https://fastapi.tiangolo.com/>. Acesso em: 01 de julho de 2019.

JS API Reference. **Highcharts**, 2009. Disponível em: https://api.highcharts.com/highcharts/>. Acesso em: 01 de julho de 2019.

KARANI, Dhruvil. Introduction to Word Embedding and Word2Vec. **Medium**, 2018. Disponível em: https://towardsdatascience.com/introduction-to-word-embedding-and-word2vec-652d0c2060fa, Acesso em: 20 de out. de 2019.

MORDE, Vishal. XGBoost Algorithm: Long May She Reign. **Medium**, 2019. Disponível em: https://towardsdatascience.com/https-medium-com-vishalmorde-xgboost-algorithm-long-she-may-rein-edd9f99be63d. Acesso em: 20 de out. de 2019.

Nodejs Documentation. **Nodejs**, 2009. Disponível em: https://nodejs.org/en/docs/>. Acesso em: 01 de julho de 2019.

Pandas Documentation. **Pandas**, 2008. Disponível em: https://pandas.pydata.org/docs/. Acesso em: 01 de julho de 2019.

XGBoost Documentation. **XGBoost**, 2016. Disponível em: https://xgboost.readthedocs.io/en/latest/. Acesso em: 15 de jan. de 2020.