act_report

March 1, 2019

1 Act Report

Sumário: Eu tenho em mãos um produto melhorado (não perfeito) e talvez possa tirar algumas conclusões interessantes dele.

1.1 Parte I - Consistência e preparação dos dados

O que foi recebido

Um arquivo em formato .csv com algum trabalho já realizado sobre ele. O arquivo contém um conjunto de Twitagens sobre um grupo Twitter chamado WeRateDogs. O grupo compartilha fotos e textos sobre cães fofos. Eles atribuiem notas aos cães e usam um jargão próprio de adoradores de cães. Algum trabalho já foi realizado sobre ele, como busca dos nomes dos cães.

Um segundo arquivo e um conjunto de fotos, nas quais foi feito um trabalho de **machine learning**, atribuindo nomes aos cães. O conjunto de fotos foi baixado para a máquina virtual.

Uma sugestão de se atualizar as Twitagens recebidas, via o servidor Twitter, a fim de puxar novos dados interessantes sobre as postagens.

Problemas identificados

Os arquivo original .csv recebido aparentou inicialmente melhor qualidade do que ofereceu. Aparentemente todos os dados do dataset estão preenchidos. No entanto, ao se realizar algumas sondagens, se pôde descobrir algumas incoerências, como:

- Problemas de **qualidade** (quality)
- twitagens sem foto (material sem valor para este trabalho)
- twitagens de resposta a outra twitagem (idem)
- retwitagens (idem)
- tweet_id formatado como Integer Longo

- timestamp não segue o formato Date
- campos **puppo**, **pupper**, **doggo** e floofer incompletos
- campo **name** contém nomes incorretos
- campos rating_numerator contém entradas incorretas
- rating_denominator contém entradas incorretas
- retweet formatado como Float
- favorites formatado como Float
- Problemas de **organização** (tidyness)
- campo retweet se encontra no novo arquivo vindo do servidor do Twitter
- campo favorites se encontra no novo arquivo vindo do servidor do Twitter
- link da foto dos cães se encontra no arquivo vindo do trabalho de Machine Learning

Propostas de solução

Algumas ações são propostas a fim de melhorar a qualidade dos dados, a saber:

- Problemas de qualidade
- twitagens sem foto ← eliminar linhas
- twitagens de resposta a outra twitagem ← **eliminar linhas**
- retwitagens \leftarrow eliminar linhas
- tweet_id formatado como Integer Longo ← corrigir para String Numérica
- timestamp não segue o formato Date ← converter para Date
- campos **puppo**, **pupper**, **doggo** e floofer incompletos ← buscar no texto e **preencher**, deixando os não encontrados como **vazios** (NaN)
- campo **name** contém nomes incorretos ← idem
- **campos rating_numerator** contém entradas incorretas ← idem
- rating_denominator contém entradas incorretas ← preencher todos como 10 (solução alternativa: eliminar coluna)
- retweet formatado como Float ← converter para Integer
- **favorites** formatado como Float ← converter para Integer
- Problemas de **organização** (tidyness)

- campo **retweet** se encontra no novo arquivo vindo do servidor do Twitter ← trazer para o **arquivo principal**, quando a entrada existir
- campo favorites se encontra no novo arquivo vindo do servidor do Twitter \leftarrow idem
- link da foto dos cães se encontra no arquivo vindo do trabalho de Machine Learning ← idem

Soluções implantadas

Estão listadas a seguir as operações realizadas no dataset.

- Problemas de qualidade:
- twitagens sem foto → linhas eliminadas
- twitagens de resposta a outra twitagem \rightarrow linhas eliminadas
- retwitagens \rightarrow linhas eliminadas
- tweet_id formatado como Integer Longo X não implementado
- timestamp n\(\tilde{a}\) o segue o formato Date → convertido para Date
- campos puppo, pupper, doggo e floofer incompletos X não implementado
- campo name contém nomes incorretos → registros incorretos identificados e eliminados + nova busca realizada no campo de twitagem, identificando 23 novos nomes corretos, acrescentados
- campos rating_numerator contém entradas incorretas → registros incorretos eliminados + nova busca realizada no campo de twitagem identificou 1 novo registro correto, acresentado
- rating_denominator contém entradas incorretas → preenchidos todos com o valor 10
- retweet em Float *X* não implementado
- favorites em Float *X* não implementado
- Problemas de **organização**
- campo retweet se encontra no novo arquivo vindo do servidor do Twitter → realizada a
 consulta ao servidor Twitter e coluna trazida para o arquivo principal sem eliminar linhas
 do dataset original, quando a entrada não existir
- campo favorites se encontra no novo arquivo vindo do servidor do Twitter \rightarrow idem
- campo link para a foto dos cães se encontra no arquivo vindo do trabalho de Machine Learning X não implementado

1.2 Parte II - Exibição de alguns resultados

Existe um tutorial do **SKlearn** muito bom disponível no Youtube. Ao final do tutorial, existe um pequeno trabalho com o recorte em fatias e a visualização de alguns dados sobre **qualidade de vinhos**. As ferramentas utilizadas foram basicamente **Pandas** e **Seaborn**. O tutorial encontra-se aqui

Eu não possuo quase nenhuma experiência em **Seaborn**. No entanto, como a sintaxe dele é muito prática e compativel com os trabalhos realizados em **Pandas**, resolvi experimentar!

Parece ser muito divertido separar cães em basicamente três grupos:

- bem classificados (algo como notas e 8 a 14)
- medianamente classificados (notas de 5 a 7)
- mal classificados (notas de 0 a 4)

E pensando bem, provavelmente cães fofinhos e **bem classificados** devem ser alvo de maior número de retuitagem e de favoritagem... mas será que é só isso?

E se cães **mal classificados** também forem **nasty** e bem retuitados e e favoritados? Como será que isso ficaria em gráfico?

Para não me perder, vou seguir basicamente os mesmos passos do tutor no vídeo indicado. A maioria do trabalho dele é em outras ferramentas mais avançadas, no **sklearn**. Este exercício mais singelo aparece ao final, lá pelos dois minutos finais do vídeo... (mais precisamente, em 43:12)

segundo o Domingão do Faustão, **se vira nos 30!** e como diria Raul Seixas, **quem não tem colírio, usa óculos escuros**... então é isso, melhor seguir os passos de alguém a se perder!

```
In [1]: import pandas as pd
        import seaborn as sns
In [12]: dfiniciallimpo2 = pd.read_csv('twitter-archive-enhancedNEW2.csv',
                                       sep='\t', encoding='utf-8', index_col='tweet_id')
In [3]: dfiniciallimpo2.info()
        dfiniciallimpo2.head(2)
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 2094 entries, 892420643555336193 to 666020888022790149
Data columns (total 13 columns):
                      2094 non-null object
timestamp
                      2094 non-null object
source
                      2094 non-null object
text
                      2094 non-null object
expanded_urls
rating_numerator
                      2077 non-null float64
rating_denominator
                      2094 non-null int64
                      1412 non-null object
name
```

```
2094 non-null object
doggo
floofer
                      2094 non-null object
                      2094 non-null object
pupper
                      2094 non-null object
puppo
                      2092 non-null float64
retweet_count
favorite_count
                      2092 non-null float64
dtypes: float64(3), int64(1), object(9)
memory usage: 229.0+ KB
Out[3]:
                                      timestamp \
        tweet_id
        892420643555336193 2017-08-01 16:23:56
        892177421306343426 2017-08-01 00:17:27
                                                                       source \
        tweet_id
        892420643555336193
                            <a href="http://twitter.com/download/iphone" r...</pre>
        892177421306343426 <a href="http://twitter.com/download/iphone" r...
                                                                          text \
        tweet_id
        892420643555336193 This is Phineas. He's a mystical boy. Only eve...
        892177421306343426 This is Tilly. She's just checking pup on you...
                                                                expanded_urls \
        tweet_id
        892420643555336193 https://twitter.com/dog_rates/status/892420643...
        892177421306343426 https://twitter.com/dog_rates/status/892177421...
                            rating_numerator rating_denominator
                                                                      name doggo \
        tweet id
        892420643555336193
                                        13.0
                                                              10
                                                                  Phineas None
                                        13.0
                                                              10
        892177421306343426
                                                                    Tilly None
                           floofer pupper puppo retweet_count favorite_count
        tweet_id
        892420643555336193
                              None
                                                        8265.0
                                                                       37870.0
                                     None None
        892177421306343426
                              None
                                     None None
                                                        6107.0
                                                                       32537.0
```

Eu pretendo trabalhar apenas dados com todos os campos preenchidos, então para evitar muitas exclusões, eu eliminei do meu novo dataset o **nome** do cão (e que pensando bem, para o que eu quero fazer, seria inútil!)

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>

Int64Index: 2075 entries, 892420643555336193 to 666020888022790149

Data columns (total 3 columns):

rating_numerator 2075 non-null float64 retweet_count 2075 non-null float64 favorite_count 2075 non-null float64

dtypes: float64(3)
memory usage: 64.8 KB

None

Out[4]:	rating_numerator	retweet_count	favorite_count
tweet_id			
892420643555336193	13.0	8265.0	37870.0
892177421306343426	13.0	6107.0	32537.0
891815181378084864	12.0	4043.0	24496.0
891689557279858688	13.0	8411.0	41228.0
891327558926688256	12.0	9110.0	39401.0
891087950875897856	13.0	3028.0	19807.0
890971913173991426	13.0	2002.0	11576.0
890729181411237888	13.0	18346.0	63899.0
890609185150312448	13.0	4162.0	27213.0
890240255349198849	14.0	7177.0	31219.0
890006608113172480	13.0	7128.0	29998.0
889880896479866881	13.0	4837.0	27203.0
889665388333682689	13.0	9762.0	47046.0
889638837579907072	12.0	4403.0	26538.0
889531135344209921	13.0	2187.0	14785.0
889278841981685760	13.0	5215.0	24673.0
888917238123831296	12.0	4381.0	28486.0
888804989199671297	13.0	4167.0	25006.0
888554962724278272	13.0	3445.0	19390.0
888078434458587136	12.0	3396.0	21278.0
887705289381826560	13.0	5242.0	29527.0
887517139158093824	14.0	11373.0	45257.0
887473957103951883	13.0	17682.0	67492.0
887343217045368832	13.0	10141.0	32946.0
887101392804085760	12.0	5801.0	29908.0
886983233522544640	13.0	7559.0	34371.0
886736880519319552	13.0	3185.0	11801.0
886680336477933568	13.0	4343.0	21950.0
886366144734445568	12.0	3112.0	20739.0
886258384151887873	13.0	6123.0	27392.0
666411507551481857	2.0	322.0	434.0
666407126856765440	7.0	40.0	106.0
666396247373291520	9.0	83.0	160.0
666373753744588802	11.0	89.0	182.0

	2.0	- 22	=== 0
666362758909284353	6.0	560.0	759.0
666353288456101888	8.0	71.0	215.0
666345417576210432	10.0	132.0	286.0
666337882303524864	9.0	90.0	191.0
666293911632134144	3.0	344.0	490.0
666287406224695296	1.0	63.0	143.0
666273097616637952	11.0	76.0	170.0
666268910803644416	10.0	35.0	100.0
666104133288665088	1.0	6388.0	14030.0
666102155909144576	11.0	11.0	78.0
666099513787052032	8.0	66.0	151.0
666094000022159362	9.0	72.0	161.0
666082916733198337	6.0	44.0	113.0
666073100786774016	10.0	159.0	315.0
666071193221509120	9.0	58.0	142.0
666063827256086533	10.0	213.0	465.0
666058600524156928	8.0	57.0	109.0
666057090499244032	9.0	138.0	289.0
666055525042405380	10.0	235.0	428.0
666051853826850816	2.0	831.0	1195.0
666050758794694657	10.0	57.0	130.0
666049248165822465	5.0	42.0	106.0
666044226329800704	6.0	136.0	292.0
666033412701032449	9.0	43.0	123.0
666029285002620928	7.0	46.0	125.0
666020888022790149	8.0	498.0	2529.0

[2075 rows x 3 columns]

Mais um detalhe, isso não ficará realmente bom se os números não forem convertidos aos seus formatos originais:

```
In [6]: import numpy as np
In [7]: dfapresenta['rating_numerator'] = dfapresenta[
                                   'rating_numerator'].astype(np.int64)
        dfapresenta['retweet_count'] = dfapresenta[
                                   'retweet_count'].astype(np.int64)
        dfapresenta['favorite_count'] = dfapresenta[
                                   'favorite_count'].astype(np.int64)
        dfapresenta.info()
        dfapresenta.head(2)
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 2075 entries, 892420643555336193 to 666020888022790149
Data columns (total 3 columns):
rating_numerator 2075 non-null int64
retweet_count
                  2075 non-null int64
favorite_count
                 2075 non-null int64
```

dtypes: int64(3) memory usage: 64.8 KB

Out[7]:		rating_numerator	retweet_count	favorite_count
	tweet_id			
	892420643555336193	13	8265	37870
	892177421306343426	13	6107	32537

Preprocessamento dos dados

Segundo a documentação do Pandas, tuplas é o melhor para inteiros:

```
In [8]: #fatias = (0, 4, 8, 14) #é um corte em inteiros
        fatias = pd.IntervalIndex.from_tuples([(0, 4), (5, 7), (8, 14)])
        nomesgrupos = ['mal', 'medianamente', 'bem']
        fatias
Out[8]: (0, 4, 8, 14)
In [13]: dfapresenta['rating_numerator']
Out[13]: tweet_id
         892420643555336193
                                13
         892177421306343426
                                13
         891815181378084864
                                12
         891689557279858688
                                13
                                12
         891327558926688256
         891087950875897856
                                13
         890971913173991426
                                13
         890729181411237888
                                13
         890609185150312448
                                13
         890240255349198849
                                14
         890006608113172480
                                13
         889880896479866881
                                13
         889665388333682689
                                13
         889638837579907072
                                12
         889531135344209921
                                13
         889278841981685760
                                13
         888917238123831296
                                12
         888804989199671297
                                13
         888554962724278272
                                13
         888078434458587136
                                12
         887705289381826560
                                13
         887517139158093824
                                14
         887473957103951883
                                13
```

```
886983233522544640
                                13
         886736880519319552
                                13
         886680336477933568
                                13
         886366144734445568
                                12
         886258384151887873
                                13
                                . .
         666411507551481857
                                 2
         666407126856765440
                                 7
         666396247373291520
                                 9
         666373753744588802
                                11
         666362758909284353
                                 6
         666353288456101888
                                 8
         666345417576210432
                                10
         666337882303524864
                                 9
         666293911632134144
                                 3
         666287406224695296
                                 1
         666273097616637952
                                11
         666268910803644416
                                10
         666104133288665088
                                 1
         666102155909144576
                                11
                                 8
         666099513787052032
         666094000022159362
         666082916733198337
                                 6
         666073100786774016
                                10
         666071193221509120
                                 9
         666063827256086533
                                10
         666058600524156928
                                 8
                                 9
         666057090499244032
         666055525042405380
                                10
         666051853826850816
                                 2
         666050758794694657
                                10
         666049248165822465
                                 5
         666044226329800704
                                 6
         666033412701032449
                                 9
                                 7
         666029285002620928
                                 8
         666020888022790149
         Name: rating_numerator, Length: 2075, dtype: int64
In [14]: dfapresenta['rating_numerator'] = pd.cut(dfapresenta['rating_numerator'],
                                                    bins=fatias,
                                                    labels=nomesgrupos)
         #dfapresenta['rating_numerator'].unique()
         dfapresenta['rating_numerator']
Out[14]: tweet_id
         892420643555336193
                                          bem
         892177421306343426
                                          bem
```

	_
891815181378084864	bem
891689557279858688	bem
891327558926688256	bem
891087950875897856	bem
890971913173991426	bem
890729181411237888	bem
890609185150312448	bem
890240255349198849	bem
890006608113172480	bem
889880896479866881	bem
889665388333682689	bem
889638837579907072	bem
889531135344209921	bem
889278841981685760	bem
888917238123831296	bem
888804989199671297	bem
888554962724278272	bem
888078434458587136	bem
887705289381826560	bem
887517139158093824	bem
887473957103951883	bem
887343217045368832	
	bem
887101392804085760	bem
886983233522544640	bem
886736880519319552	bem
886680336477933568	bem
886366144734445568	bem -
886258384151887873	bem
666411507551481857	mal
666407126856765440	medianamente
666396247373291520	bem
666373753744588802	bem
666362758909284353	medianamente
666353288456101888	medianamente
666345417576210432	bem
666337882303524864	bem
666293911632134144	mal
666287406224695296	mal
666273097616637952	bem
666268910803644416	
	bem
666104133288665088	mal
666102155909144576	bem
666099513787052032	medianamente
666094000022159362	bem
666082916733198337	medianamente
666073100786774016	bem
666071193221509120	bem

bem	666063827256086533
medianamente	666058600524156928
bem	666057090499244032
bem	666055525042405380
mal	666051853826850816
bem	666050758794694657
${\tt medianamente}$	666049248165822465
medianamente	666044226329800704
bem	666033412701032449
medianamente	666029285002620928
medianamente	666020888022790149

Name: rating_numerator, Length: 2075, dtype: category
Categories (3, object): [mal < medianamente < bem]</pre>

In [17]: dfapresenta

Out[17]:	rating_numerator	retweet_count	favorite_count
${\sf tweet_id}$			
89242064355533619	B bem	8265	37870
89217742130634342	5 bem	6107	32537
89181518137808486	ł bem	4043	24496
89168955727985868	B bem	8411	41228
89132755892668825	6 bem	9110	39401
89108795087589785	6 bem	3028	19807
89097191317399142	6 bem	2002	11576
89072918141123788	B bem	18346	63899
89060918515031244	B bem	4162	27213
89024025534919884	bem	7177	31219
89000660811317248) bem	7128	29998
88988089647986688	L bem	4837	27203
88966538833368268	e bem	9762	47046
88963883757990707	2 bem	4403	26538
88953113534420992	L bem	2187	14785
88927884198168576) bem	5215	24673
88891723812383129	6 bem	4381	28486
88880498919967129	7 bem	4167	25006
88855496272427827	2 bem	3445	19390
88807843445858713	6 bem	3396	21278
88770528938182656) bem	5242	29527
88751713915809382	ł bem	11373	45257
88747395710395188	B bem	17682	67492
88734321704536883	2 bem	10141	32946
88710139280408576) bem	5801	29908
88698323352254464) bem	7559	34371
88673688051931955	2 bem	3185	11801
88668033647793356	B bem	4343	21950
88636614473444556	B bem	3112	20739
88625838415188787	B bem	6123	27392

666411507551481857	mal	322	434
666407126856765440	medianamente	40	106
666396247373291520	bem	83	160
666373753744588802	bem	89	182
666362758909284353	medianamente	560	759
666353288456101888	medianamente	71	215
666345417576210432	bem	132	286
666337882303524864	bem	90	191
666293911632134144	mal	344	490
666287406224695296	mal	63	143
666273097616637952	bem	76	170
666268910803644416	bem	35	100
666104133288665088	mal	6388	14030
666102155909144576	bem	11	78
666099513787052032	${\tt medianamente}$	66	151
666094000022159362	bem	72	161
666082916733198337	${\tt medianamente}$	44	113
666073100786774016	bem	159	315
666071193221509120	bem	58	142
666063827256086533	bem	213	465
666058600524156928	medianamente	57	109
666057090499244032	bem	138	289
666055525042405380	bem	235	428
666051853826850816	mal	831	1195
666050758794694657	bem	57	130
666049248165822465	medianamente	42	106
666044226329800704	medianamente	136	292
666033412701032449	bem	43	123
666029285002620928	medianamente	46	125
666020888022790149	medianamente	498	2529

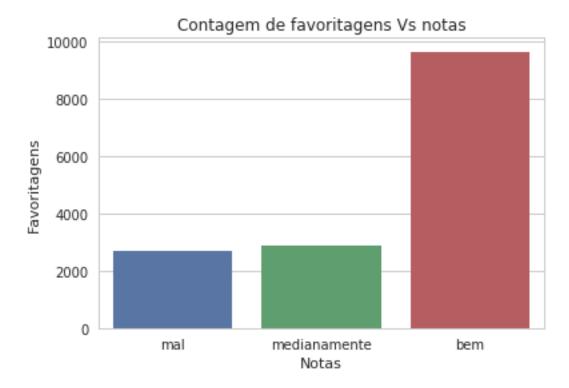
[2075 rows x 3 columns]

```
In [47]: import seaborn as sns
    import matplotlib.pyplot as plt
    %matplotlib inline
```

Intuição: Cães com **ótimas notas** (bem pontuados) serem muito mais frequentemente retwitados é algo já esperado... mas surpresa! As pessos tendem a retwitar também cães **mal pontuados** (as fotos podem ser realmente engraçadas!)

Favoritar um cão bem pontuado, todo fofinho... é bastante **comum** pelo visto. Pessoalmente, imaginei que cães mal pontuados talvez fossem mais favoritados do que os cães da média... não foi

o que ocorreu, mas tudo bem! Gráficos nos mostram coisas que às vezes dados não condensados não conseguem nos apresentar direito:



Uma observação final sobre o projeto Sofri um bocado para colocar essas coisas no lugar. Levei mais tempo do que esperava e pensei que não fosse dar conta do projeto.

Depois percebi que estava emperrando em alguns defeitos conceituais da minha parte no **Pandas**. Correu tudo bem e aprendi muitas coisas. A ferramenta **SQL** é ótima e muito eficiente para algumas tarefas (consultas e reparos de dados em lote), mas não é muito eficiente em tarefas especializadas (como aquele meu filtro de nome do cão em um texto). Então valeu à pena brigar com o **Pandas**!

O que será daqui para frente? Vou implantar a ferramenta **Pandas** + **Jupyter Notebook** para diversas coisas que fazemos aqui na ANA (Agência Nacional de Águas)

Nota final:

- inicialmente achei super estranho, um banco chamado We Rate Dogs?
- nunca havia usado Twitter. Abri minha conta e adicionei o grupo
- realmente foi um projeto muito, mas muito **fofinho**! Posso dizer que no final, simplesmente **amei**!

Mais uma nota: por favor evitem nos próximos projetos usarem temas pesados como o **Cancer Data**. Tive muitos familiares mortos deste mal e é um pouco traumatizante. Acaba não sendo divertido fazer exercícios do tipo: qual a probabilidade de você ter **câncer**, dado que fez um teste e deu **positivo**...