

EFC02

October 10, 2019

1 IA006 - Exercícios de Fixação de Conceitos

1.1 EFC2 - 2s2019

1.1.1 Parte 1 - Classificação Binária

Problema: identificação do gênero do locutor apartir de trechos de voz

Dataset: https://www.mldata.io/dataset-details/gender_voice/

Descrição dos dados:

- Showing 15 out of 21 attributes.

Name	Type	Description
meanfreq	float	mean frequency (in kHz)
sd	float	standard deviation of frequency
median	float	median frequency (in kHz)
Q25	float	first quantile (in kHz)
Q75	float	third quantile (in kHz)
IQR	float	interquantile range (in kHz)
skew	float	skewness (see note in specprop description)

Name	Type	Description
kurt	float	kurtosis (see note in specprop description)
sp.ent	float	spectral entropy
sfm	float	spectral flatness
mode	float	mode frequency
centroid	float	frequency centroid (see specprop)
meanfun	float	average of fundamental frequency measured across acoustic signal
minfun	float	minimum fundamental frequency measured across acoustic signal
label	string	Predictor class, male or female

Apresentação dos 5 primeiros dados:

	sd	median	Q25	Q75	IQR	skew	kurt \
0	0.064241	0.032027	0.015071	0.090193	0.075122	12.863462	274.402906
1	0.067310	0.040229	0.019414	0.092666	0.073252	22.423285	634.613855
2	0.083829	0.036718	0.008701	0.131908	0.123207	30.757155	1024.927705
3	0.072111	0.158011	0.096582	0.207955	0.111374	1.232831	4.177296
4	0.079146	0.124656	0.078720	0.206045	0.127325	1.101174	4.333713

	sp.ent	sfm	mode	centroid	meanfun	minfun	maxfun \
0	0.893369	0.491918	0.000000	0.059781	0.084279	0.015702	0.275862
1	0.892193	0.513724	0.000000	0.066009	0.107937	0.015826	0.250000
2	0.846389	0.478905	0.000000	0.077316	0.098706	0.015656	0.271186
3	0.963322	0.727232	0.083878	0.151228	0.088965	0.017798	0.250000
4	0.971955	0.783568	0.104261	0.135120	0.106398	0.016931	0.266667

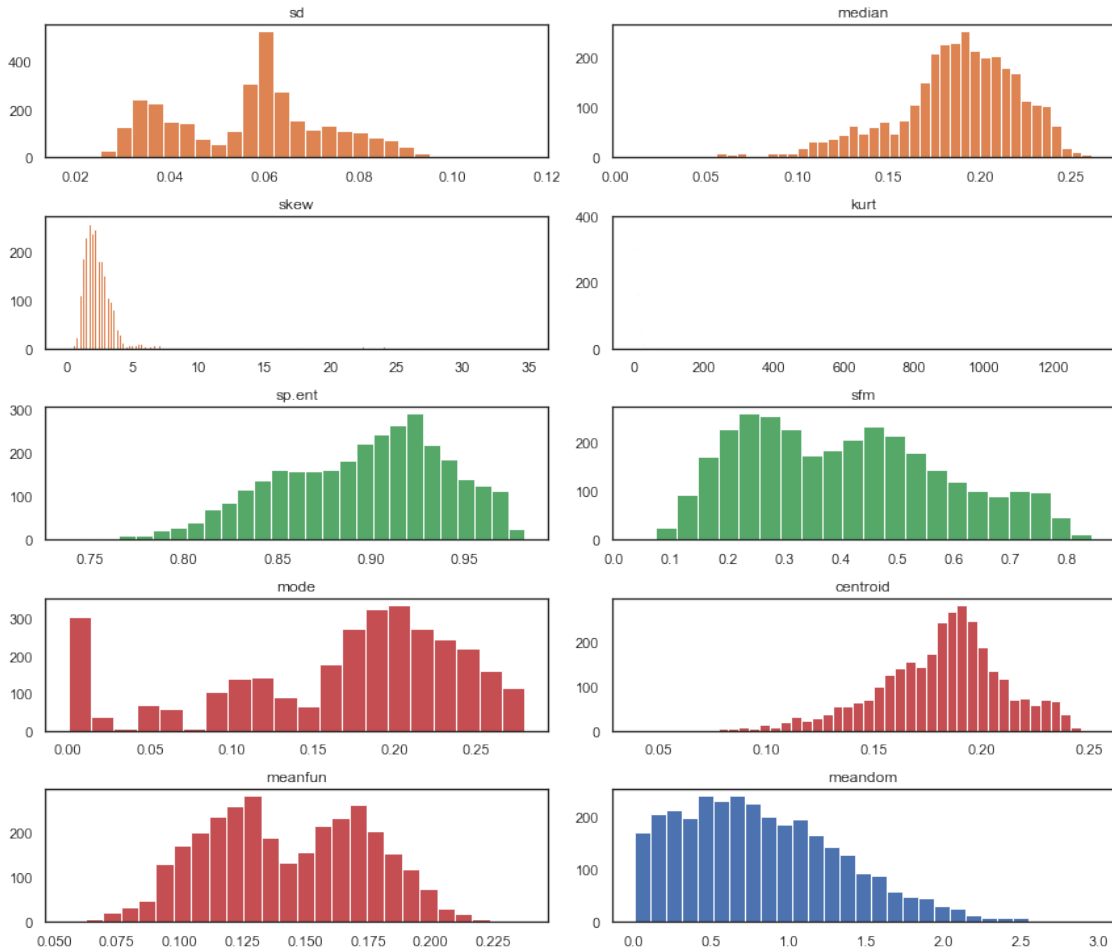
	meandom	mindom	maxdom	dfrange	modindx	label
0	0.007812	0.007812	0.007812	0.000000	0.000000	1.0
1	0.009014	0.007812	0.054688	0.046875	0.052632	1.0
2	0.007990	0.007812	0.015625	0.007812	0.046512	1.0
3	0.201497	0.007812	0.562500	0.554688	0.247119	1.0
4	0.712812	0.007812	5.484375	5.476562	0.208274	1.0

a) Análise estatística dos dados

A análise estatística será feita particularmente em apenas um subset do conjunto total de features, que são: *sd*, *median*, *skew*, *kurt*, *sp.ent*, *sfm*, *mode*, *centroid*, *meanfun*, *meandom*.

Entretanto a matriz de correlação pearson será apresentada para todo o dataset.

	Field	Qtd	Min	Max	Mean	Median	Var.	Std	Unique
0	sd	3168	0.018	0.115	0.057	0.059	0.000	0.017	3166
1	median	3168	0.011	0.261	0.186	0.190	0.001	0.036	3077
2	skew	3168	0.142	34.725	3.140	2.197	17.976	4.240	3166
3	kurt	3168	2.068	1309.613	36.568	8.318	18199.997	134.907	3166
4	sp.ent	3168	0.739	0.982	0.895	0.902	0.002	0.045	3166
5	sfm	3168	0.037	0.843	0.408	0.396	0.032	0.177	3166
6	mode	3168	0.000	0.280	0.165	0.187	0.006	0.077	2825
7	centroid	3168	0.039	0.251	0.181	0.185	0.001	0.030	3166
8	meanfun	3168	0.056	0.238	0.143	0.141	0.001	0.032	3166
9	meandom	3168	0.008	2.958	0.829	0.766	0.276	0.525	2999

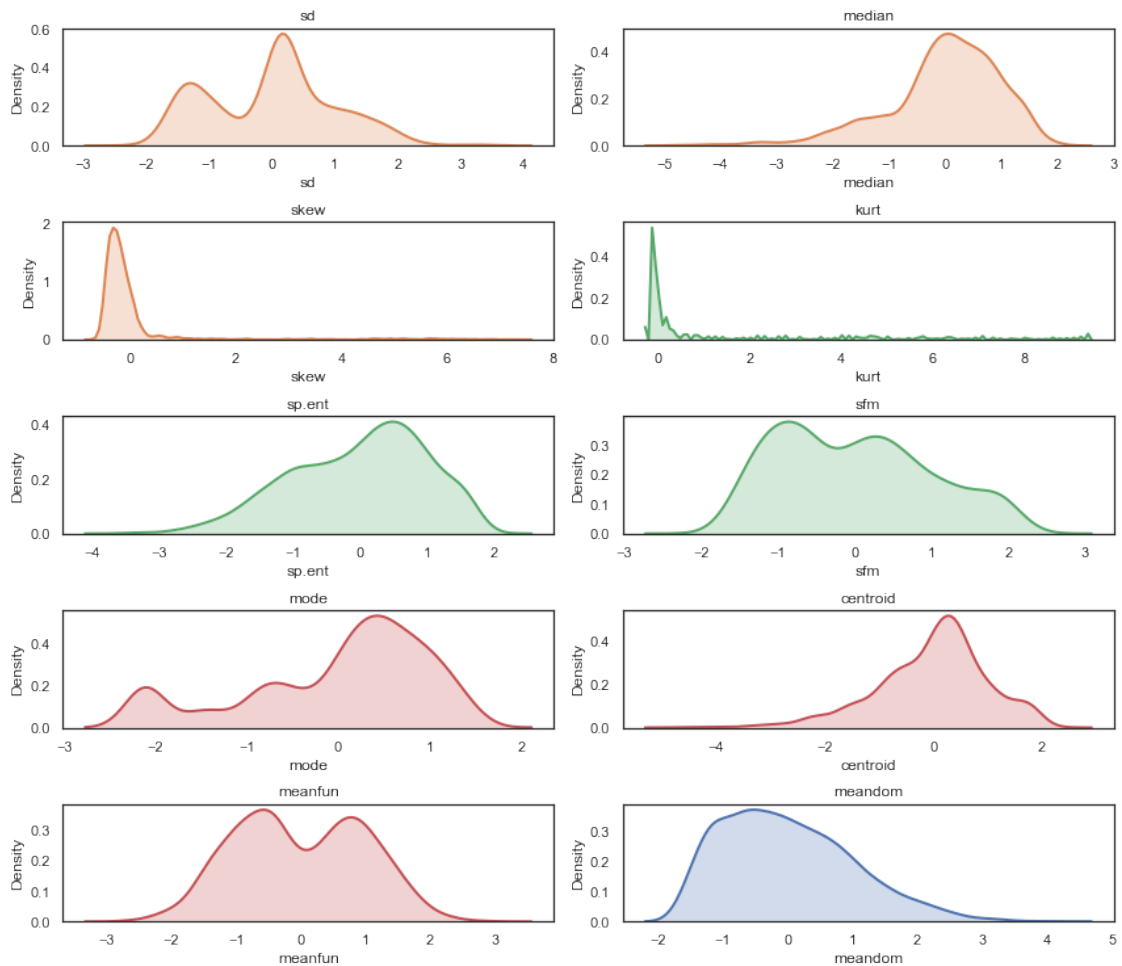


Como é possível observar alguns dos atributos tem o perfil de seu histograma próximo ao formato de uma distribuição gaussiana. Abaixo, são apresentados as Densidades de Probabilidade dos mesmos dados, entretanto escalonados usando a seguinte operação:

$$y = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

onde μ é a média e σ a variância de cada coluna.

	Field	Qtd	Min	Max	Mean	Median	Var.	Std	Unique
0	sd	3168	-2.32814	3.49241	-0.0	0.12187	1.0	1.0	3166
1	median	3168	-4.80399	2.07963	-0.0	0.12135	1.0	1.0	3077
2	skew	3168	-0.70720	7.44961	-0.0	-0.22243	1.0	1.0	3166
3	kurt	3168	-0.25573	9.43643	0.0	-0.20940	1.0	1.0	3166
4	sp.ent	3168	-3.47939	1.93162	0.0	0.14764	1.0	1.0	3166
5	sfm	3168	-2.09214	2.44922	0.0	-0.06694	1.0	1.0	3166
6	mode	3168	-2.14121	1.48616	0.0	0.27616	1.0	1.0	2825
7	centroid	3168	-4.73181	2.34737	-0.0	0.13144	1.0	1.0	3166
8	meanfun	3168	-2.70103	2.93596	-0.0	-0.07084	1.0	1.0	3166
9	meandom	3168	-1.56420	4.05329	0.0	-0.12076	1.0	1.0	2999



Através da matriz de correlação, podemos ter uma ideia de como as features de nosso dataset estão correlacionadas entre si.

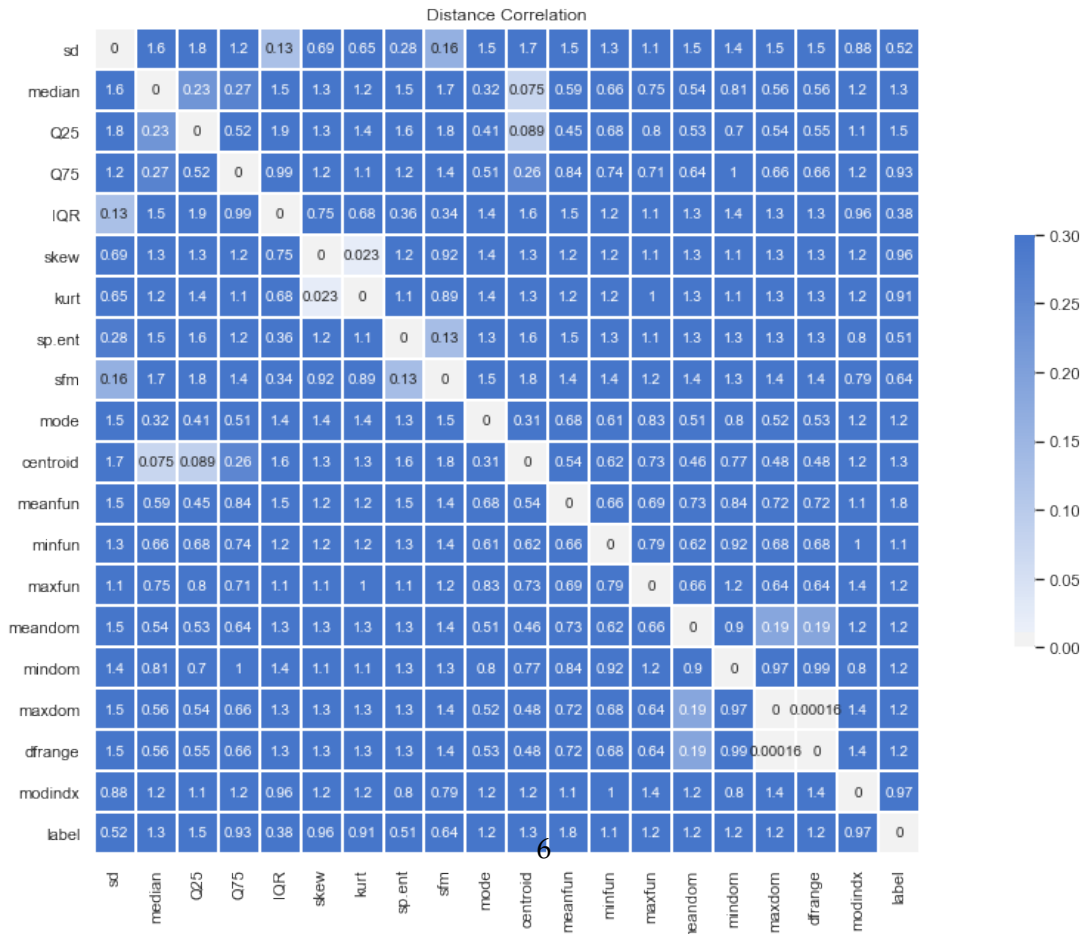
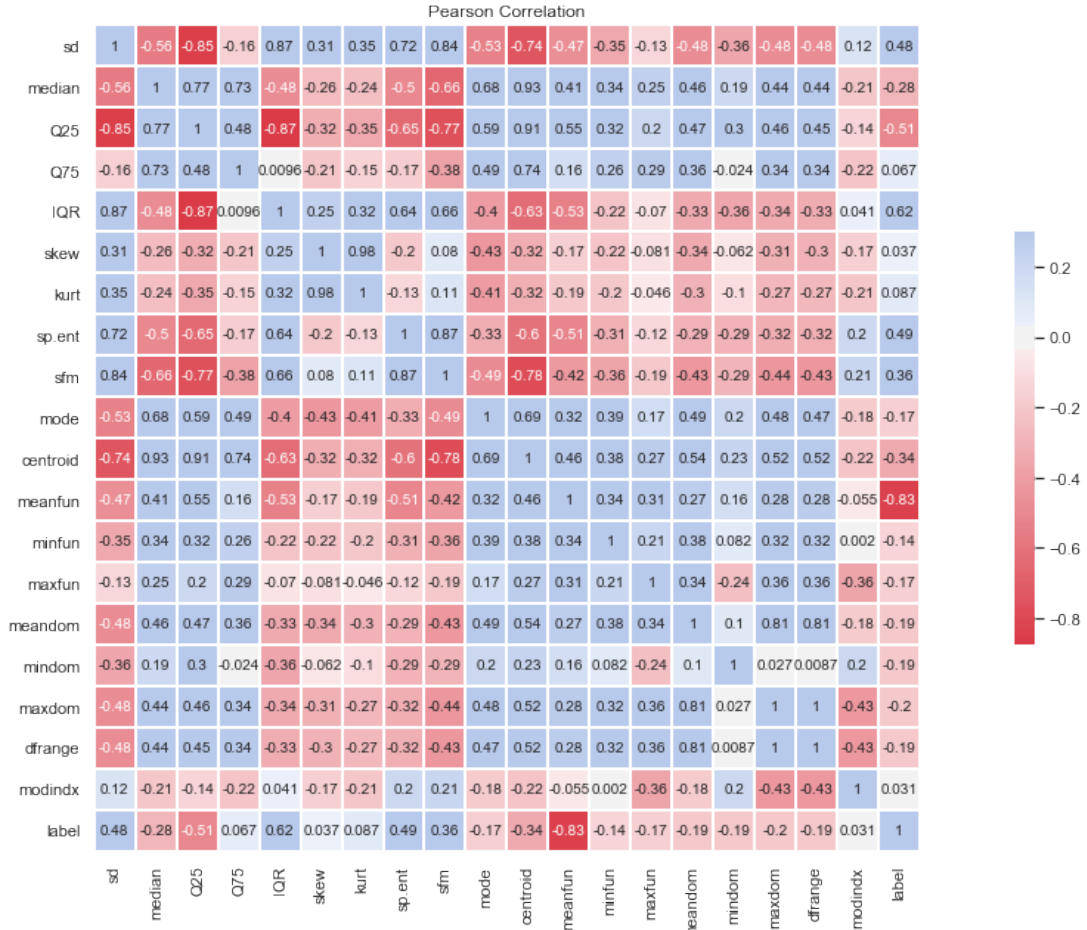
Destacam-se a correlação NEGATIVA forte entre os campos *meanfun* e o *label*, ou seja, quando um atributo cresce, o outro decresce.

Evitando, encontrar apenas correlações lineares entre os valores, aplica-se também a Correlação em Distância, a qual possibilita visualizar valores de correlação não lineares entre variáveis e também avaliar a independência das variáveis (quando o valor for zero).

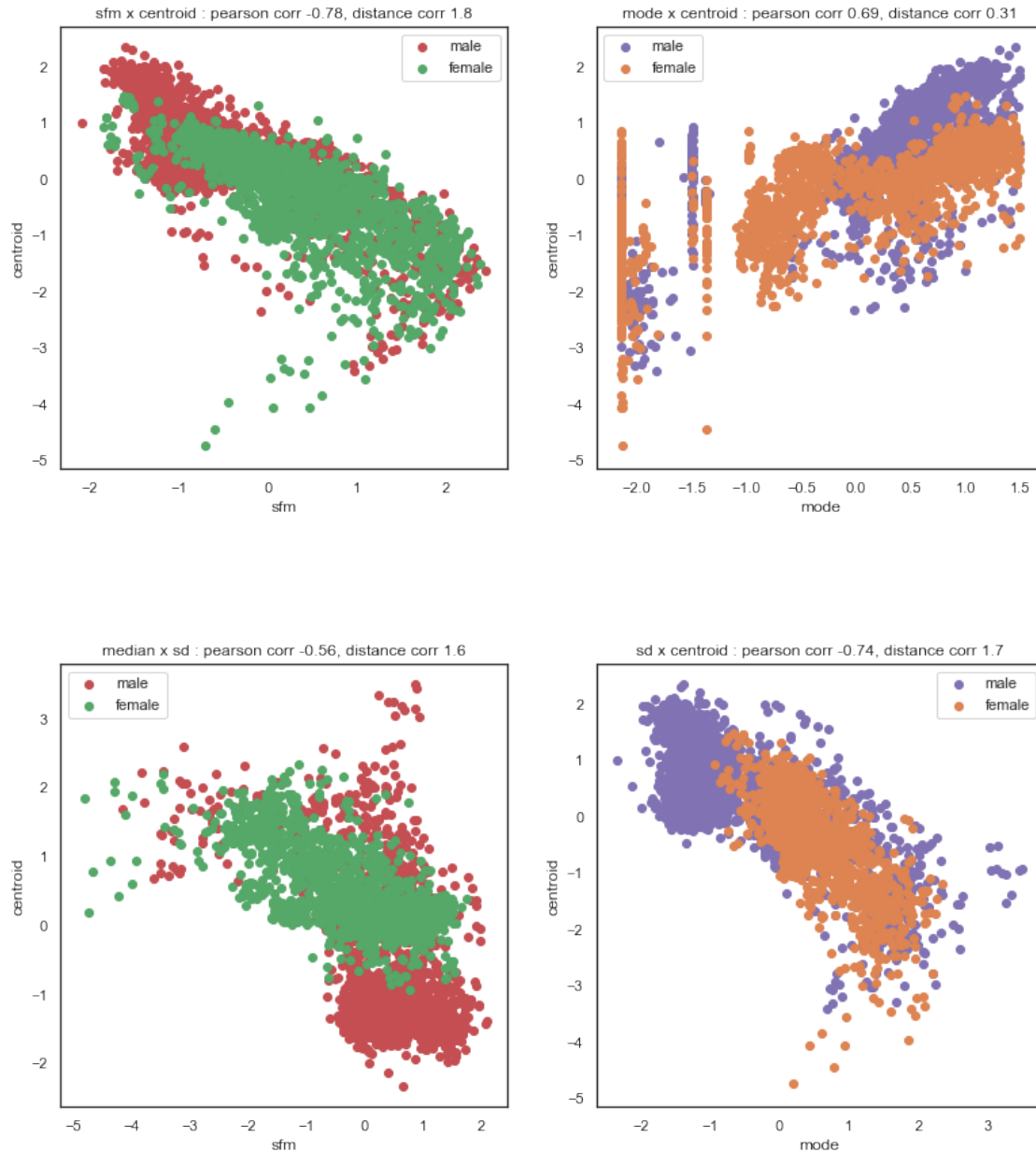
A Correlação em Distância, também exemplifica o apresentado acima a respeito do atributo *meanfun*.

Lembrando que os valores de correlação de Pearson seguem a seguinte interpretação:

0.9 para mais ou para menos indica uma correlação muito forte. 0.7 a 0.9 positivo ou negativo indica uma correlação forte. 0.5 a 0.7 positivo ou negativo indica uma correlação moderada. 0.3 a 0.5 positivo ou negativo indica uma correlação fraca. 0 a 0.3 positivo ou negativo indica uma correlação desprezível.



Abaixo alguns gráficos o quais apresentam a distribuição de algumas das correlações entre os atributos do dataset. Para que seja possível observar essa correlação linear ou não linear.



De acordo com a análise estatística apresentada acima, podemos usar apenas os seguintes campos do dataset para conseguir uma acurácia em torno de 96% (*sd*, *median*, *sp.ent*, *sfm*, *centroid*, *meanfun*, *meandom*).

Outros campos analisados como *skew* e *kurt*, tem baixa correlação com o label final e o campo *mode* tem uma forte correlação com todos os outros campos mas também relativamente baixa com o label.

b) Implementar a Regressão Logística e apresentar os valores da curva ROC e F1-Score em função do threshold.

O modelo de Regressão Logística implementado possui 5 hiperparâmetros, que podem ser alterados, são eles:

- Regularização => valor padrão : $1e-4$ (L2)
- Learning rate => valor padrão : $1e-4$
- Épocas do algoritmo de GD => valor padrão : 10000
- Batch Size => valor padrão : 32
- Threshold de classificação => valor padrão : 0.5 (apenas para classificação binária)

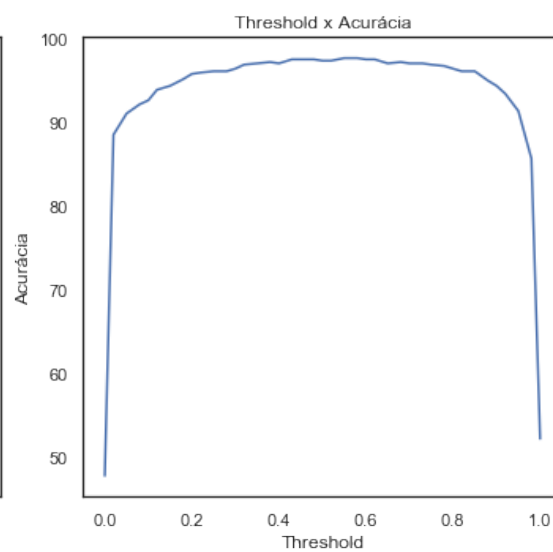
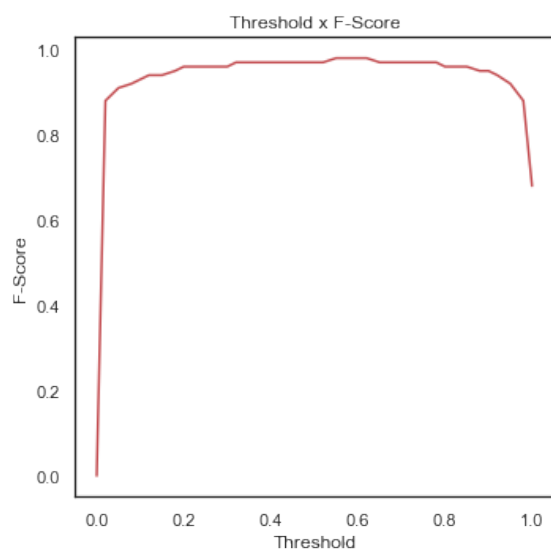
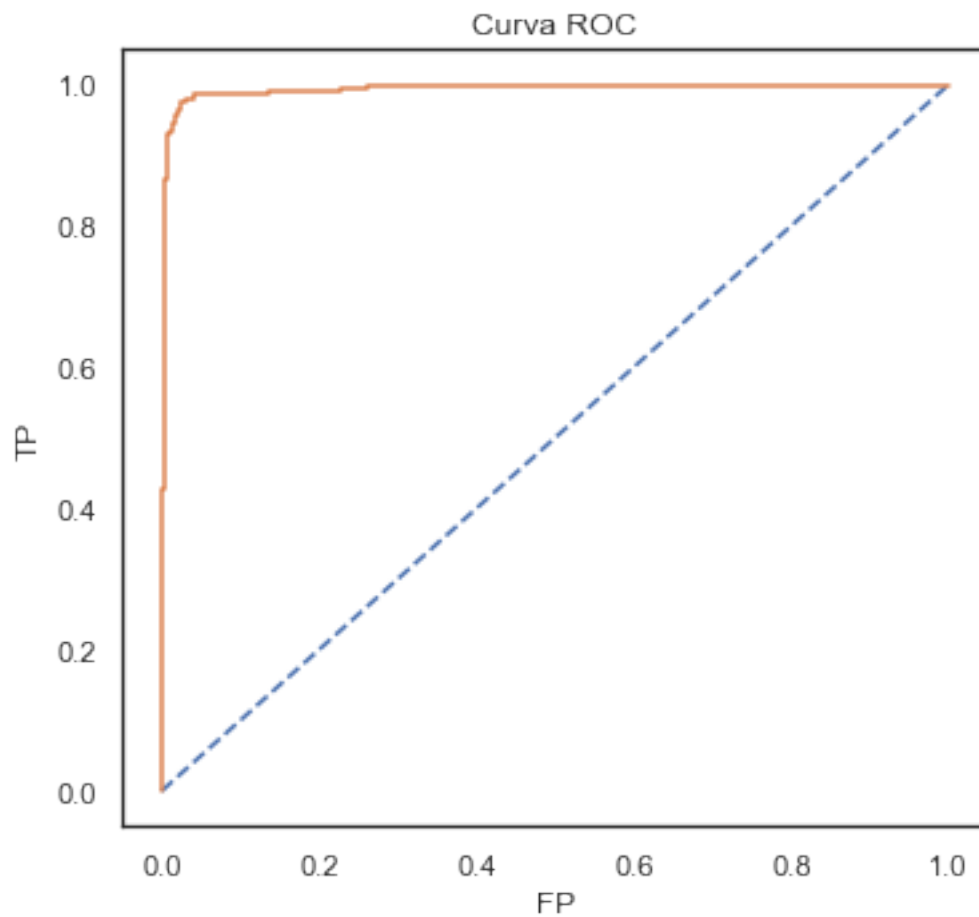
O classificador implementa o processo iterativo conhecido como Gradiente Descendente no mini-batch passado. Além disso, ele valida os dados em um pequeno subset (30% dos dados de treinamento).

Nos testes iniciais o único valor padrão alterado foi de learning rate, alterado de $1e-4$ para $1e-1$, para que o modelo possa convergir no melhor ponto dentro da quantidade de épocas padrão. Neste algoritmo não foi implementado Early Stop, mas esta implementado a utilização de mini-batch.

Conforme mencionado em aula, apesar da análise estatística apresentar uma possível seleção de atributos, no caso do classificador serão utilizados todos os dados (todos os dados escalonados).

Para treinamento do modelo e avaliação de todos os itens do exercício os dados foram divididos em treinamento, validação e teste. Para treinamento / teste foi usado 80% / 20%, e posteriormente para treinamento / validação foi usado 70% / 30%.

Executando o classificador obtemos as seguintes visualizações, respectivamente, da Curva ROC, a evolução da métrica F-Score e da Acurácia de acordo com o Threshold.



Resultados:

	Threshold	Acurácia	Erros	Recall	Precisão	F-Score
22	0.55	97.63	2.37	0.98	0.98	0.98
23	0.58	97.63	2.37	0.98	0.98	0.98
24	0.60	97.48	2.52	0.98	0.98	0.98
25	0.62	97.48	2.52	0.98	0.98	0.98
17	0.43	97.48	2.52	0.98	0.97	0.97
18	0.45	97.48	2.52	0.98	0.97	0.97
19	0.48	97.48	2.52	0.98	0.97	0.97
20	0.50	97.32	2.68	0.98	0.97	0.97
21	0.52	97.32	2.68	0.98	0.97	0.97
15	0.38	97.16	2.84	0.98	0.96	0.97

A curva ROC apresenta a qualidade do classificador e a evolução da F-medida permite encontrar um melhor threshold para os dados. Entretanto tal alternativa é realmente válida para classificação binária, visto que principalmente a curva ROC e o threshold são escolhas realizadas entre até 2 elementos.

Talvez uma alternativa para multi-classes, seria algo como gerar a curva ROC e o threshold para uma estrutura um-contratodos, por exemplo.

c) Melhor valor do threshold e matriz de confusão dos resultados.

Abaixo será aplicado o melhor de threshold encontrado e observado na tabela acima.

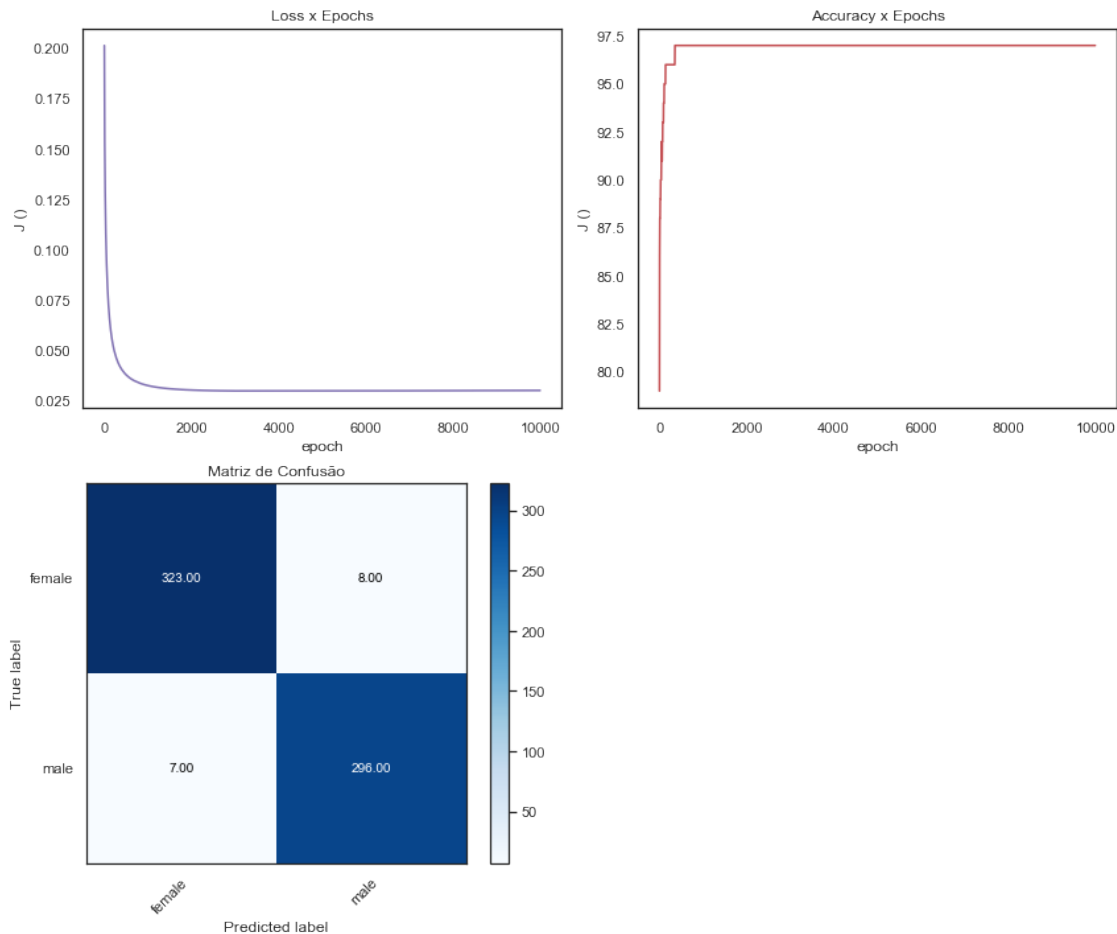
Melhor threshold encontrado usando os experimentos acima: 0.55

Acurácia:

Acertos: 97.63%
Erros : 2.37%

Relatório de Classificação:

	Classe	Precisão	Recall	F1-Score	Support
0	0	0.98	0.98	0.98	331
1	1	0.97	0.98	0.98	303



Após a análise exploratória dos dados e a verificação de qual o melhor threshold do classificador de Regressão Logística é possível notar a relativa precisão do classificador permitindo que o mesmo tenha um bom grau de generalização mesmo nos dados de teste. Dito isto a análise exploratória e mesmo a escolha das features e hiperparâmetros podem influenciar na melhor ou pior generalização do modelo.

1.1.2 Parte 2 - Classificação Multi Classe

Problema: identificação de atividade humana usando dados de smartphones

Dataset: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/human+activity+recognition+using+smartphones>

Em primeiro lugar será feita a leitura do dataset e apresentação de algumas das informações.

O dataset contém informações pré-processadas das leituras de acelerômetros e giroscópio de aparelhos celulares.

Abaixo algumas informações numéricas do dataset.

Quantidade de amostras para treinamento : 7352

Quantidade de amostras para teste : 2947

Quantidade total de colunas (features) : 561

Apresentação dos primeiros 2 registros e algumas colunas:

```
-----
      0      1      2      3      4      5      6  \
0  0.288585 -0.020294 -0.132905 -0.995279 -0.983111 -0.913526 -0.995112
1  0.278419 -0.016411 -0.123520 -0.998245 -0.975300 -0.960322 -0.998807

      7      8      9  ...    551    552    553    554  \
0 -0.983185 -0.923527 -0.934724 ... -0.074323 -0.298676 -0.710304 -0.112754
1 -0.974914 -0.957686 -0.943068 ...  0.158075 -0.595051 -0.861499  0.053477

      555    556    557    558    559    560
0  0.030400 -0.464761 -0.018446 -0.841247  0.179941 -0.058627
1 -0.007435 -0.732626  0.703511 -0.844788  0.180289 -0.054317
```

[2 rows x 561 columns]

a) Modelo de Regressão Logística

Para este exercício foi utilizado o modelo criado previamente no exercício anterior, o qual sofreu alterações para a possibilidade de expandi-lo para a classificação multiclasse. Neste sentido foi implementada a função softmax dada pela seguinte fórmula.

$$y = \frac{\exp(z)}{\sum \exp(z)}$$

Os dados brutos do dataset foram usados diretamente no modelo de Regressão Logística usando a camada de softmax para determinar as classes. Não há necessidade de normalização ou qualquer outro tipo de pré-processamento, visto que, como mencionado os dados já foram pré-processados.

Os resultados foram muito positivos dada a quantidade de informação e o tipo da mesma (dados de sensores).

Como o modelo utilizado é o mesmo que o implementado anterior, o único parâmetro que foi alterado para os resultados abaixo, foi o learning rate (valor de 1e-1).

Definido como métrica para os resultados a precisão, recall e f1-score. Todas métricas, além da acurácia que permitem analisar melhor como o modelo se comportou para a classificação de cada classe.

Abaixo, a apresentação dos resultados.

Aplicando o classificador no conjunto de teste

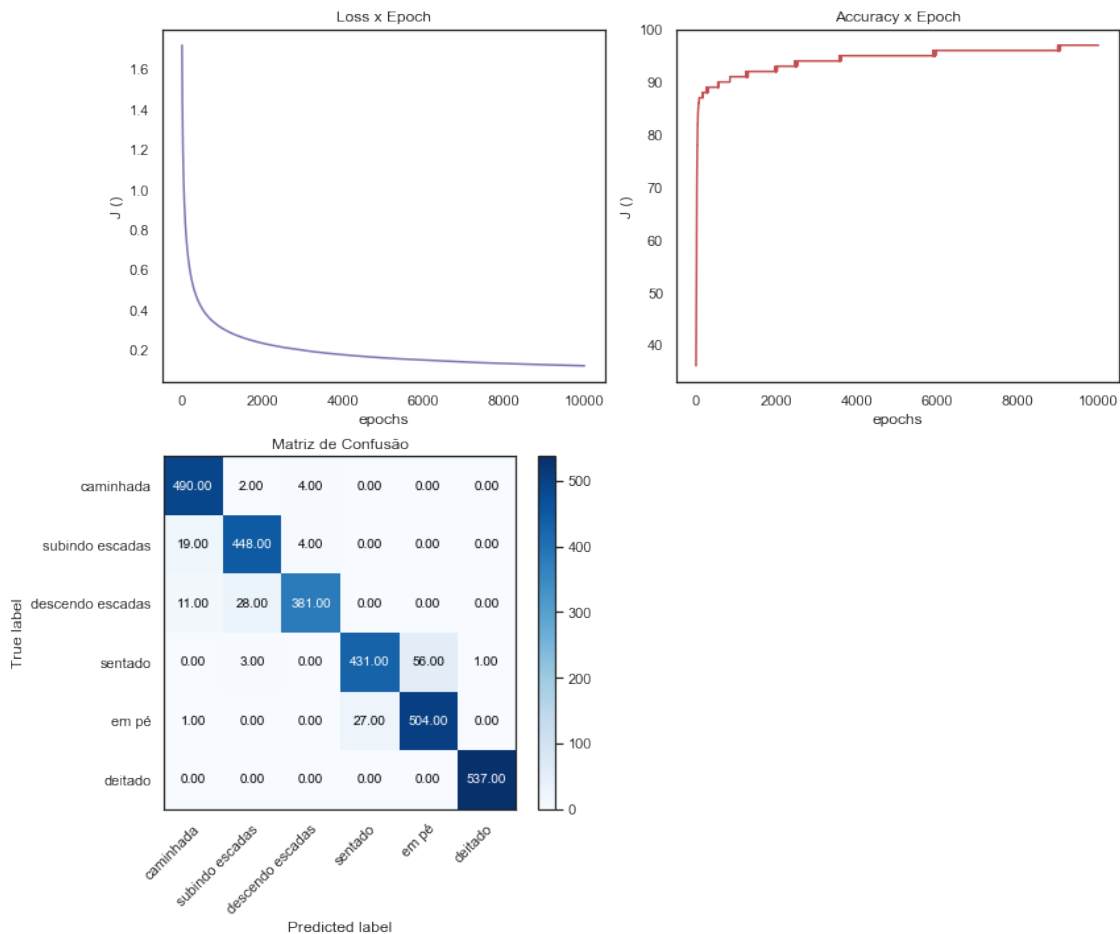
Acurácia:

Acertos: 94.71%

Erros : 5.29%

Relatório de Classificação:

	Classe	Precisão	Recall	F1-Score	Support
0	1	0.94	0.99	0.96	496
1	2	0.93	0.95	0.94	471
2	3	0.98	0.91	0.94	420
3	4	0.94	0.88	0.91	491
4	5	0.90	0.95	0.92	532
5	6	1.00	1.00	1.00	537



É evidente que mesmo modelos mais simples (diferentemente de Redes Neurais Profundas), pode sanar problemas que muitas vezes parecem ser complexos e com uma dinâmica aparentemente caótica.

Dessa maneira, pode ser muito interessante, avaliar os dados em modelos simples antes mesmo de partir para abordagens mais complexas e que necessitam de melhor tuning de parâmetros.

b) Implementação do kNN e variação do hiperparâmetro k.

Neste exercício foi implementado o algoritmo de classificação K Nearest Neighbors. A distância entre os padrões é calculada utilizando-se a distância euclidiana.

$$w = \sqrt{(\sum a - b)^2}$$

Como parametrização do algoritmo é possível selecionar dois parâmetros.

O primeiro deles é o valor dos K vizinhos, dessa maneira, é possível selecionar a quantidade exata de vizinhos para se avaliar a qual classe o novo padrão deve vir a pertencer. O Valor padrão de K é 5.

O outro parâmetro criado é a heurística para determinar a classe baseada na distância. Neste sentido foram implementadas duas heurísticas: *uniform* e *distance*

- *uniform*: Heurística padrão do modelo, e mais simples, defini a classe do novo padrão, verificando qual a maior quantidade de classes dos padrões mais próximos. Ou seja, tendo 5 padrões mais próximos daquele que se deseja classificar, a classe definida será a que possuir maior número dentro destes 5 padrões. Em caso de empate, opta-se pela classe que possui o padrão com menor distância (o mais próximo).
- *distance*: Implementa uma heurística um pouco mais complexa que a de cima, ao invés de escolher apenas a classe que possui maior quantidade de padrões, calcula a IDW (Inverse distance weight) de cada classe para os K padrões.

$$y = \max_r (\sum_{i=1}^k d_i 1_{y(i)=r})$$

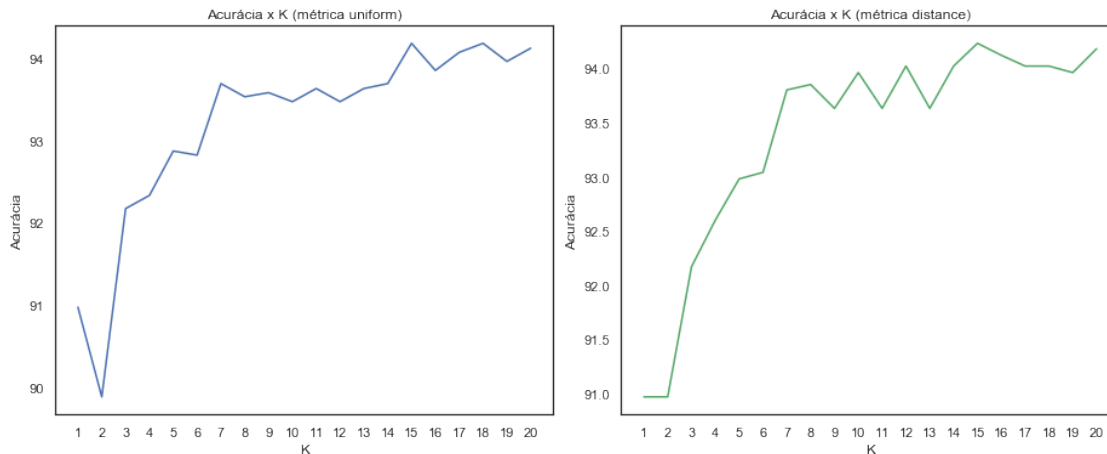
onde d é o vetor invertido com o cálculo das distâncias para cada padrão, r é a quantidade de classes.

$$d_i = \frac{1}{w_i}$$

Abaixo, são apresentados os gráficos das validações do modelo, foram realizados a validação do valor de K variando de 1 até 20 e claro, para ambas as heurísticas de classificação *uniform* e *distance*.

No caso, o dataset de treinamento foi dividido em 2 partes, sendo 75% para "treino" e 25% para "validação".

Para a escolha do melhor valor de K, em um primeiro caso a métrica escolhida foi a Acurácia, e em caso de valores de K com mesmo Acurácia calculou-se a F-Medida como método de desempate (se mesmo assim ambas forem iguais, o valor de K não será atualizado para o novo, ficando o antigo valor como o eleito).



Segundo ao informado acima, é selecionado o melhor valor de K baseado na acurácia nos dados de "treino" e validação.

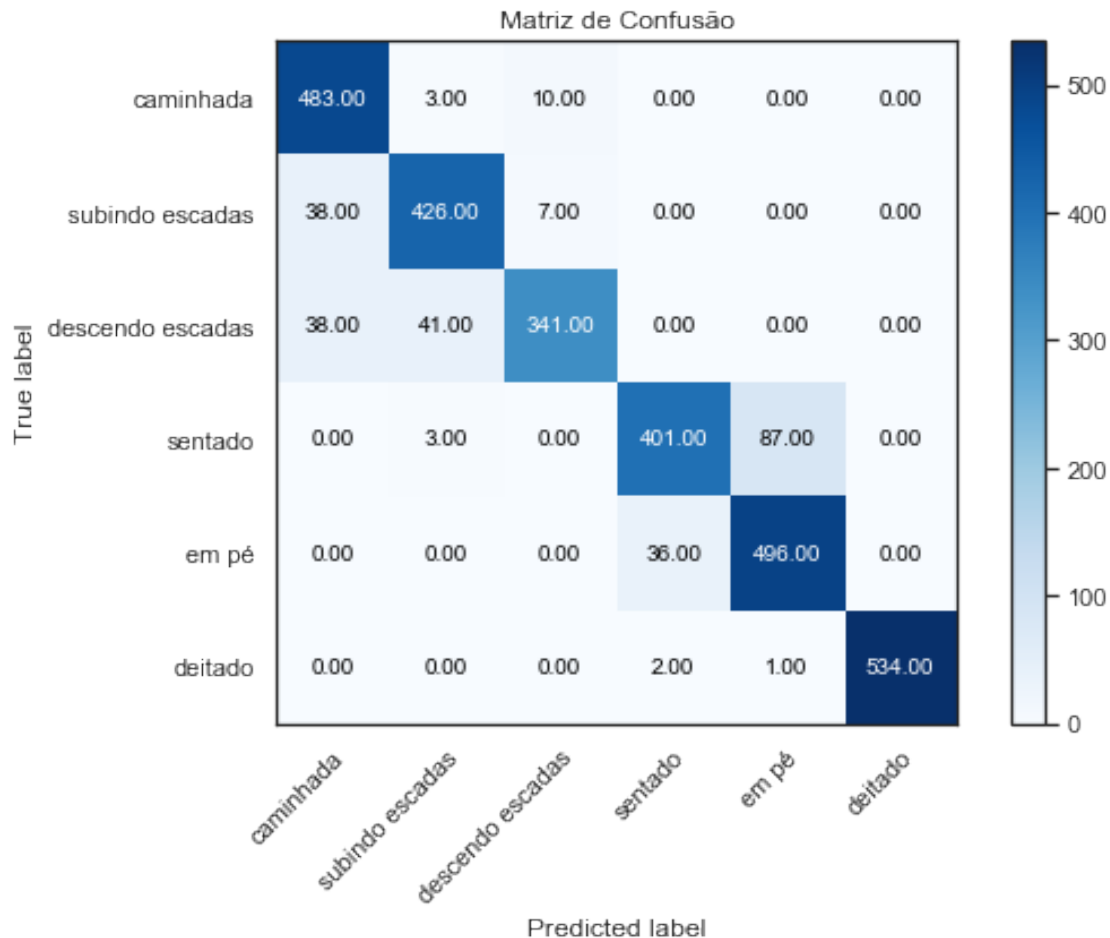
Abaixo são apresentadas as métricas e a matriz de confusão para esse melhor valor de K nos dados de teste.

Melhores valores

K : 15
Métrica : distance
Acurácia : 90.97%

Relatório de Classificação:

	Classe	Precisão	Recall	F1-Score	Support
0	1	0.86	0.97	0.92	496
1	2	0.90	0.90	0.90	471
2	3	0.95	0.81	0.88	420
3	4	0.91	0.82	0.86	491
4	5	0.85	0.93	0.89	532
5	6	1.00	0.99	1.00	537



Como resultado dos exercícios, podemos perceber que para o problema apresentado (identificação de atividade humana usando dados de smartphones), a técnica de classificação Regressão Logística apresentou um desempenho levemente acima da técnica KNN.

O critério de similaridade é um aspecto que possui grande influência no desempenho do método KNN. Acreditamos que devido ao fato do dataset apresentar muitas variáveis (features), o cálculo de similaridade entre os elementos sofreu uma leve desvantagem em relação ao método probabilístico da Regressão Logística.

Não utilizamos neste exercício a métrica de confiança, ou seja, o quão certo o classificador acredita estar ao realizar uma classificação porque ao contrário do método de Regressão Logística (que mostra o nível de confiança), o método KNN só apresenta apenas os rótulos de classificação.

Talvez a aplicação de outras técnicas de distância (além da euclidiana) ou alguma variação do próprio algoritmo de KNN podem trazer resultados mais próximos dos encontrados pela técnica Regressão Logística.

Rodolfo De Nadai - 208911

Anthony Miranda Vieira - 229058

Todo o código deste relatório está disponível em: <https://github.com/rdenadai/ia006c>