

# Tópicos de Ciência de Dados

## Trabalho Laboratorial

### Classificação de Atividades Humanas



# Introdução

Período de execução: 11 aulas práticas laboratoriais

Esforço extra aulas previsto: 32h

Datas de Metas:

- Entrega da componente A: 04-11-2022
- Entrega da componente B: 16-12-2022

Objectivo: O objectivo central deste trabalho prático é que o aluno exercite conceitos centrais de um pipeline de análise de dados, passando pelas fases de preparação de dados, a sua limpeza, a extração de características descritivas, a sua seleção/redução e a aprendizagem computacional.

## Trabalho Prático

O problema proposto no presente trabalho prático é um problema típico de classificação com que comumente se deparam os cientista de dados. O contexto do exercício proposto é o reconhecimento de atividades humanas. Este é um contexto com uma importância crescente em múltiplas situações, abrangendo, por exemplo, aplicações médicas, aplicações recreativas e de bem-estar. Independentemente do problema específico e das suas potenciais aplicações, o presente contexto irá permitir exercitar e interiorizar conceitos centrais em qualquer pipeline de análise dados com que um cientista de dados se confronta: dado um volume (elevado) de dados reais, desenvolver um classificador (não-linear) que permita identificar um conjunto de estados.



**Figura 1: localização dos sensores.**

No presente trabalho iremos usar o dataset FORTH-TRACE benchmark<sup>1</sup>. Este dataset foi adquirido usando 5 sensores (vide Figura 1) e inclui sensores de aceleração, velocidade angular e variação do campo magnético, quer da parte superior, quer da parte inferior, do corpo. O dataset é composto por dados adquiridos de 15 participantes usando um protocolo que envolvia 16 atividades distintas listadas na tabela Tabela 1: Atividades. O dataset original pode ser descarregado usando o seguinte link: [https://github.com/spl-icsforth/FORTH\\_TRACE\\_DATASET](https://github.com/spl-icsforth/FORTH_TRACE_DATASET). O dataset contém os seguintes ficheiros:

- partX/partXdev1.csv
- partX/partXdev2.csv
- partX/partXdev3.csv
- partX/partXdev4.csv
- partX/partXdev5.csv

em que X corresponde ao ID do participante e 1 a 5 corresponde ao ID do dispositivo (vide Tabela 2).

Cada ficheiro CSV segue o formato seguinte:

- Coluna 1: Device ID
- Coluna 2: accelerometer x
- Coluna 3: accelerometer y
- Coluna 4: accelerometer z
- Coluna 5: gyroscope x
- Coluna 6: gyroscope y
- Coluna 7: gyroscope z
- Coluna 8: magnetometer x
- Coluna 9: magnetometer y
- Coluna 10: magnetometer z
- Coluna 11: Timestamp
- Coluna 12: Activity Label

**Tabela 1: Atividades**

Etiqueta	Atividade
1	Stand
2	Sit
3	Sit and Talk
4	Walk
5	Walk and Talk
6	Climb Stair (up/down)
7	Climb Stair (up/down) and talk
8	Stand-> Sit



<sup>1</sup> Katerina Karagiannaki, Athanasia Panousopoulou, Panagiotis Tsakalides, A Benchmark Study on Feature Selection for Human Activity Recognition, UBICOMP/ISWC '16, (<https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/2968219.2971421>)

9	Sit-> Stand
10	Stand-> Sit and talk
11	Sit->Stand and talk
12	Stand-> walk
13	Walk-> stand
14	Stand -> climb stairs (up/down), stand -> climb stairs (up/down) and talk
15	Climb stairs (up/down) -> walk
16	Climb stairs (up/down) and talk -> walk and talk

**Tabela 2: Identificadores dos dispositivos**

ID	Atividade
1	Pulso esquerdo
2	Pulso direito
3	Peito
4	Perna superior direita
5	Perna inferior esquerda


## A . Elaboração de um conjunto de scripts e funções em Python, NumPy e SciPy para realizar as tarefas de preparação dos dados e *Feature Engineering*

1.  Crie um script e grave-o com o nome **'mainActivity.py'**. Este script será utilizado na chamada de todas as funções indicadas abaixo.
2. Descarregue os dados do site [https://github.com/spl-icsforth/FORTH\\_TRACE\\_DATASET](https://github.com/spl-icsforth/FORTH_TRACE_DATASET).
  -  Elabore uma rotina que carregue os dados relativos a um indivíduo e os devolva num Array NumPy. Poderá usar, por exemplo, a biblioteca CSV (<https://docs.python.org/3/library/csv.html>).
3. **Análise e tratamento de Outliers:** o objectivo será identificar e tratar *outliers* no *dataset* usando diferentes abordagens univariável e multivariável. Para o efeito iremos utilizar os módulos dos vectores aceleração, giroscópio e magnetómetro. Seja


$$\vec{t} = (t_x, t_y, t_z)$$

o vector aceleração, giroscópio e magnetómetro. O respectivo módulo é determinado recorrendo:

$$\|\vec{t}\| = \sqrt{t_x^2 + t_y^2 + t_z^2}$$







- 3.1.  Elabore uma rotina que apresente simultaneamente o *boxplot* de cada atividade (coluna 12 – eixo horizontal)

relativo a todos os sujeitos e a uma das seguintes variáveis transformadas: módulo do vector de aceleração, módulo do vector de giroscópio e módulo do vector de magnetómetro). Sugere-se o uso da biblioteca *matplotlib* (veja, por exemplo, [matplotlib.pyplot.boxplot](https://matplotlib.org/3.1.1/api/_as_gen/matplotlib.pyplot.boxplot.html) - [https://matplotlib.org/3.1.1/api/\\_as\\_gen/matplotlib.pyplot.boxplot.html](https://matplotlib.org/3.1.1/api/_as_gen/matplotlib.pyplot.boxplot.html)).

- 3.2.  Analise e comente a densidade de *Outliers* existentes no *dataset* transformado, isto é, nos módulos dos vectores aceleração, giroscópio e magnetómetro para cada atividade (use somente os sensores do pulso direito). Observe que a densidade é determinada recorrendo

$$d = \frac{n_o}{n_r} \times 100$$

em que  $n_o$  é o número de pontos classificados como *outliers* e  $n_r$  é o número total de pontos.

- 3.3.  Escreva uma rotina que receba um *Array* de amostras de uma variável e identifique os *outliers* usando o teste Z-Score para um  $k$  variável (parâmetro de entrada).
- 3.4.  Usando o Z-score implementado, assinale todos as amostras consideradas *outliers* nos módulos dos vectores de aceleração, giroscópio e magnetómetro. Apresente *plots* em que estes pontos surgem a vermelho, enquanto que os restantes surgem a azul. Use  $k=3, 3.5$  e  $4$ .
- 3.5.  Compare e discuta os resultados obtidos em 3.1 e 3.4.
- 3.6.  Elabore uma rotina que implemente o algoritmo K-means para  $n$  (valor de entrada) clusters.
- 3.7.  Determine os *outliers* no *dataset* transformado usando o k-means. Experimente diferentes números de *clusters* e compare com os resultados obtidos em 3.4. Ilustre graficamente os resultados usando *plots* 3D para cada vetor (veja, por exemplo, <https://towardsdatascience.com/an-easy-introduction-to-3d-plotting-with-matplotlib-801561999725>).
  - 3.7.1. Bónus: poderá realizar um estudo análogo usando o algoritmo DBSCAN (sugere-se que recorra à biblioteca *sklearn*<sup>2</sup>)
- 3.8.  Implemente uma rotina que injete outliers com uma densidade igual ou superior a  $x\%$  nas amostras da variável fornecida. Para o efeito deverá:
  - o A calcular a densidade de outliers existente no *Array* fornecido com  $n_r$  pontos; observe que a densidade  $d$  é obtida por

<sup>2</sup> <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.cluster.DBSCAN.html#sklearn.cluster.DBSCAN>

$$d = \frac{n_o}{n_r} \times 100$$


em que

$$n_o \equiv \#\{p \notin [\mu - k\sigma, \mu + k\sigma]\}$$



- Se a densidade  $d$  for inferior a  $x$ , então deverá sortear  $(x-d)\%$  dos pontos não *outliers* de forma aleatória e para cada ponto selecionado deverá transformá-lo tal que

$$p \leftarrow \mu + s \times k \times (\sigma + q)$$

em que  $\mu$  e  $\sigma$  representam, respectivamente, os valores médio e o desvio padrão da amostra,  $k$  é o limite especificado no ponto 3.3,  $s \in \{-1, 1\}$  é uma variável escolhida de forma aleatória usando uma distribuição uniforme e  $q$  é uma variável aleatória uniforme no intervalo  $q \in [0, z]$  em que  $z$  é a amplitude máxima do *outlier* relativamente a  $\mu \pm k\sigma$ . (observe que ao acrescentar *outliers* poderá adulterar as características da distribuição o que poderá induzir alterações da classificação de pontos previamente classificados como *outliers*; tal obriga a um processo iterativo )

- 3.9.  Elabore uma rotina que determine o modelo linear de ordem  $p$ . Para o efeito, a sua rotina deverá receber  $n$  amostras de treino de um vector de dimensão  $p$ , i. e.,  $(x_{i,1}, x_{i,2}, x_{i,2}, \dots, x_{i,p})$  e a respectiva saída  $y_i$ . A sua rotina deverá determinar o melhor vector de pesos  $\beta$  tal que

$$\underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^p \left( y_i - \beta_0 + \beta_1 x_{i,1} + \beta_2 x_{i,2} + \dots + \beta_p x_{i,p} \right)^2 = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \|Y - X\beta\|^2$$

- 3.10.  Determine o modelo linear para o módulo aceleração usando uma janela com  $p$  valores anteriores. Usando a rotina desenvolvida no ponto 3.9 injete 10% de *outliers* no módulo da aceleração. Elimine esses *outliers* e substitua-os pelos valores previstos pelo modelo linear. Analise o erro de predição apresentando i) a distribuição do erro e ii) exemplos de plots contendo o valor previsto e real. Determine o melhor  $p$  para o seu modelo (sugestão: poderá usar estratégias LOO – leave one out ou mesmo GCV – generalized cross validation).
- 3.11.  Repita 3.10 usando uma janela de dimensão  $p$  centrada no instante a prever. Deverá usar não só os  $p/2$  valores anteriores e seguintes da variável que pretende prever bem como das restantes variáveis disponíveis (módulos disponíveis). Compare com os resultados obtidos em 3.10.

4. Extração de informação característica: o objectivo será comprimir o espaço do problema, extraindo informação característica discriminante que permita implementar soluções eficazes do problema de classificação.
- 4.1. ✎ Usando as variáveis aplicadas na alínea 3.1, determine a significância estatística dos seus valores médios nas diferentes atividades. Observe que poderá aferir a gaussianidade da distribuição usando, por exemplo, o teste Kolmogorov-Smirnov (vide documentação do SciPy). Para rever a escolha de testes estatísticos sugere-se a referência<sup>3</sup>. Comente.
- 4.2. 📄 Desenvolva as rotinas necessárias à extração do feature set temporal e espectral sugerido no artigo<sup>4</sup>. Para o efeito deverá:
- Ler o artigo e identificar o conjunto de features temporais e espectrais identificadas por estes autores
  - Para cada feature deverá elaborar uma rotina para a respectiva extração
  - Usando as rotinas elaboradas no item anterior, deverá escrever o código necessário para extrair o vetor de features em cada instante.
    - Nota: Poderá usar as bibliotecas NumPy e SciPy. Qualquer outra biblioteca deverá ser identificada.
- 4.3. 📄 Desenvolva o código necessário para implementar o PCA de um feature set; poderá usar implementações existentes.
- 4.4. ✎ Determine a importância de cada vetor principal na explicação da variabilidade do espaço de features. Note que deverá normalizar as features usando o z-score. Quantas dimensões deverá usar para explicar 75% do feature set?
- 4.4.1. Indique como poderia obter as features relativas a esta compressão e exemplifique para um instante à sua escolha.
- 4.4.2. Indique as vantagens e as limitações desta abordagem.
- 4.5. 📄 (Este ponto será transferido para a parte B deste trabalho; apresenta-se aqui meramente por uma questão de coerência) Desenvolva o código necessário para implementar o Fisher feature Score e o ReliefF; poderá usar implementações existentes.

---

<sup>3</sup> Jean-Baptist du Prel, Dr. med.,1 Bernd Röhrig, Dr. rer. nat.,2 Gerhard Hommel, Prof. Dr. rer. nat.,3  
3 Jean-Baptist du Prel, Bernd Röhrig, Gerhard Hommel, and Maria Blettner, Choosing Statistical Tests,  
Deutsches Arzteblatt, v107(19), 2010. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2881615/>

<sup>4</sup>  
Mi Zhang, Alexander A Sawchuk, A. Sawchuk, A feature selection-based framework for human activity recognition using wearable multimodal sensors, : [BodyNets '11: Proceedings of the 6th International Conference on Body Area Networks](#), November 2011 Pages 92–98.  
<https://pdfs.semanticscholar.org/8522/ce2bfce1ab65b133e411350478183e79fae7.pdf>

- 4.6. ✎ Identifique as 10 melhores features de acordo com o Fisher Score e o ReliefF e compare os resultados.
- 4.6.1. Indique como poderia obter as features relativas a esta compressão e exemplifique para um instante à sua escolha.
  - 4.6.2. Indique as vantagens e as limitações desta abordagem.

**B . Elaboração de um conjunto de scripts e funções em Python, NumPy, SciPy e Scikit-learn para realizar as tarefas de Aprendizagem Computacional e Avaliação**

(O enunciado deste componente será disponibilizado mais tarde)