

#### Escola de Artes, Ciências e Humanidades

# ACH2016 - Inteligência Artificial Karina

Ivo de Andrade de Deus

8075238

# Relatório do Exercício Programa 2 Classificação

São Paulo 2018

# Índice

1. Introdução	3
1.1. Pré-processamento de dados	3
1.2. Conjuntos de Treinamento e Teste	3
2. Linguagem e ferramentas utilizadas	4
3. Algoritmo k-NN	4
3.1 Comparação entre métodos de medição de distâncias	4
3.2 Comparação entre diferentes valores de k	5
3.3 Padronização de dados	6
4. Algoritmo Naive Bayes	7
5. Árvores de Decisão	7
6. Robustez quanto à ruídos	7
7. Conclusões	8

## 1. Introdução

Para este exercício, foi escolhido a base de dados TMD (*Transportation Mode Detection with Unconstrained Smartphones Sensors*), a qual contém informações de sensores de smartphones captadas durante uma multitude de trajetos feitos em 4 modos de transporte (classificados pelos atributos de classe Bus, Car, Train e Walking), mais a condição de objeto parado (classificado como Still). Esta base de dados se encontra disponível no Kaggle, e foi fornecido pelo enunciado do problema.

A base de dados TMD contém 5893, com cerca de 1180 exemplos para cada tipo de classe (contabilizados pelo algortimo em csv\_conjuntos.csv), e possui 13 atributos de valores contínuos sobre o tempo do trajeto, assim como os valores máximos, mínimos e desvios padrões médios do acelerômetro, giroscópio e volume sonoro captados pelo smartphone.

## 1.1. Pré-processamento de dados

Inicialmente, foram feitas correções quanto aos valores dos desvios padrões presentes na base de dados, uma vez que o desvio padrão, às vezes, apresentava valores não nulos quando seus valores máximos e mínimos eram idênticos. Para tal correção, foi-se utilizado o código encontrado em csv\_correcao.py, que recebeu os dados em arquivo csv e corrigiu esses valores para salvar-los em um novo arquivo.

#### 1.2. Conjuntos de Treinamento e Teste

Neste exercício programa, definido um conjunto de treinamento com 70% dos exemplos e um conjunto de testes com os 30% dos exemplo remanescentes, onde em ambos a proporção de exemplos de uma dada classe foi mantida. Esta divisão foi feita por meio do algoritmo encontrado em csv\_conjuntos.csv, onde foram separados os elementos por classes e, em seguida, designados para os conjuntos de treinamento e teste de forma aleatória.

# 2. Linguagem e ferramentas utilizadas

As ferramentas utilizadas para este exercício programa foram o Python IDLE 3.7, onde inicialmente foram realizados os testes com o algoritmo k-NN redigido em linguagem Python, e o simulador WEKA (*Waikato Environment for Knowledge Analysis*), para os testes relativos aos algoritmos de Naive Bayes e árvores de decisão.

Este exercício programa foi realizado em um sistema operacional Windows 10, com processador Intel Core i3-2120 de 3.3GHz, e memória RAM de 6Gb.

# 3. Algoritmo k-NN

O algoritmo k-NN (*k-Nearest Neighbors*) visa estudar, através de um conjunto de treinamento, as distâncias de dado conjunto de teste aos conjunto de dados conhecido e, por meio dos exemplos 'vizinhos' mais próximos a um dado caso de teste, definir suas classe.

Para os seguintes testes, utilizamos o algoritmo <code>csv\_knn.py</code>, o qual calcula a implementação de k-NN em um conjunto de treinamento e testes, onde é possível manipular o intervalo de k a ser trabalhado (estudando o k-NN com múltiplos valores de k em sequência) e se será utilizado a distância Euclidiana ou de Manhattan para a definição dos vizinhos. Como critério de desempate (caso se encontre dois ou mais grupos de mesma classe próximos ao dado exemplo para um dado valor k), optou-se pela redução o valor de k por um até que se encontre um grupo de vizinhos de mesma classe a qual sua frequência é predominante sobre as outras.

# 3.1 Comparação entre métodos de medição de distâncias

Primeiro, com a implementação de k-NN com valor de k igual a 3, comparamos com o algoritmo interage com a base de dados ao utilizar diferentes métodos de verificação de vizinhos mais próximos, a distância Euclidiana e a distância de Manhattan. Enquanto a distância Euclidiana soma o quadrado das diferenças entre as coordenadas de dois pontos e tira a raiz quadrada do valor obtido, a distância de Manhattan soma o módulo das diferenças entre as coordenadas.

$$\sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i-q_i)^2} \qquad \sum_{i=1}^n |p_i-q_i|$$

Figura 1. Distância Euclidiana e Distância de Manhattan

Após a implementação, obteve-se os seguintes resultados:

Método de distância utilizado em k-NN	Número de acertos	Porcentagem de casos corretos
Euclidiana	1061	60,0793 %
Manhattan	1167	66,0815 %

Tabela 1. Comparação entre distância Euclidiana e distância de Manhattan

Nessa implementação, a percentagem de acertos foi de certo modo maior com a distância de Manhattan do que pela distância Euclidiana apesar de, teoricamente, ser uma diferença dispensável.

## 3.2 Comparação entre diferentes valores de k

Em seguida, houve a implementação do algoritmo k-NN com valores de k entre 1 até 10, utilizando-se da distância Euclidiana para a medição dos exemplos mais próximos, e com isso foram obtidos os seguintes resultados:

Valor de k	Número de acertos	Porcentagem de acertos	Valor de k	Número de acertos	Porcentagem de acertos
1	1078	61,0419 %	6	1025	58,0408 %
2	1078	61,0419 %	7	1008	57,0781 %
3	1061	60,0793 %	8	1012	57,3046 %
4	1028	58,2106 %	9	994	56,2854 %
5	1025	58,0408 %	10	971	54,9830 %

Tabela 2. Comparação entre diferentes valores de k

#### Acurácia entre valores de k

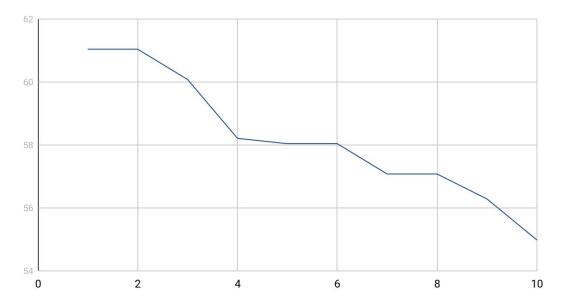


Figura 2. Relação entre valor de k e acurácia de k-NN

Percebe-se que há uma redução na eficácia do algoritmo conforme o valor de k é aumentado, como se é esperado do algoritmo k-NN. Porém, para os valores de 1 e 2 para k, estes são apresentados com melhor eficiência do que k igual a 3, o que vai contra a teoria de que estes dois valores nem sempre serem confiáveis quanto a classificação de um elemento por si sós.

#### 3.3 Padronização de dados

Por fim, houve a padronização dos atributos em ambos os conjuntos de treinamento e de teste (com média 0 e variância 1), com o intuito de calcular novamente de aplicar o algoritmo de k-NN com o melhor valor de k encontrado no item anterior. Uma vez que, em teoria, o valor de k igual é o mais apropriado mas os resultados apontaram para uma melhor eficácia com os valores de k iguais a 1 ou 2, decidiu-se realizar o teste novamente com os valores de k entre 1 a 10, com os seguintes resultados:

Valor de k	Número de acertos	Porcentagem de acertos	Valor de k	Número de acertos	Porcentagem de acertos
1	1291	73,1031 %	6	1297	73,4428 %
2	1291	73,1031 %	7	1292	73,1597 %
3	1309	74,1223 %	8	1287	72,8766 %
4	1300	73,6127 %	9	1282	72,5934 %
5	1300	73,6127 %	10	1279	72,4236 %

Tabela 3. Comparação entre diferentes valores de k com dados padronizados

Acurácia entre valores de k com dados personalizados

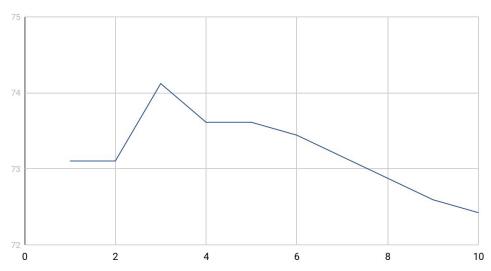


Figura 2. Relação entre valor de k e acurácia de k-NN

Neste caso, o valor de k igual a 3 foi o melhor com os dados padronizados, como se era esperado no item anterior, se demonstrando mais confiável quanto a classificação de um elemento do meio de k-NN.

# 4. Algoritmo Naive Bayes

O algoritmo Naive Bayes busca prever a classe de um dado exemplo por meio do estudo probabilístico dos casos de treino, utilizando os atributos do banco de dados para calcular as probabilidades deste exemplo ser de cada uma das classes classificatórias. Para os testes a seguir, foi utilizado o simulador WEKA (*Waikato Environment for Knowledge Analysis*) com o algoritmo de Naive Bayes presente neste.

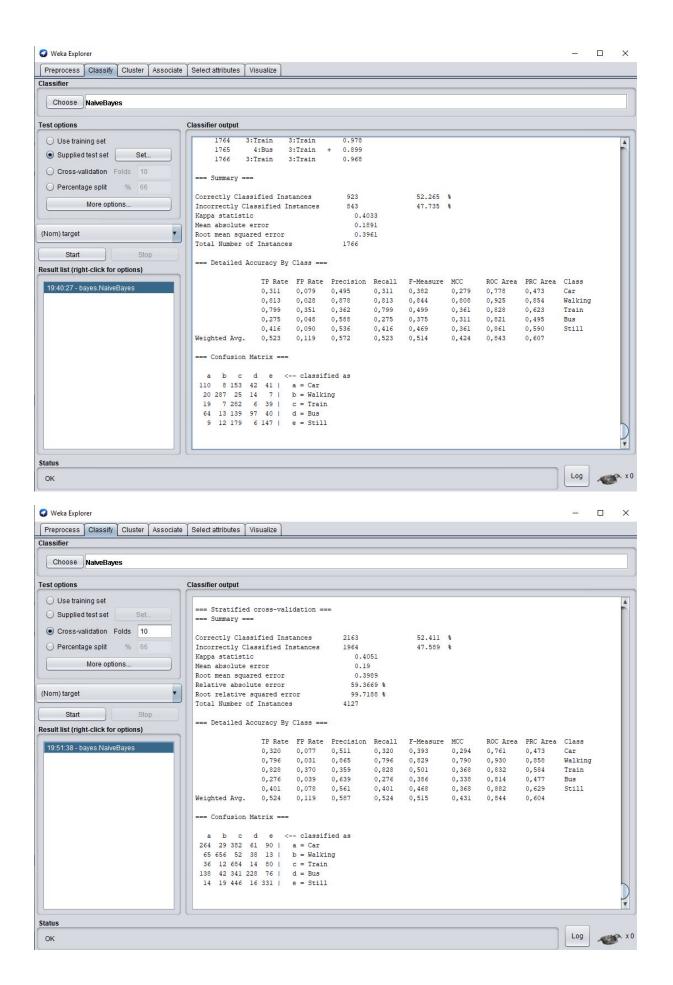
Antes dos testes, porém, foi efetuado a discretização dos dados dos conjuntos de treinamento e de teste onde, para cada atributo, foi identificado o intervalo entre os valores máximos e mínimos e, com sua divisão em 6 partes de tamanho igual, categorizou-se os dados em 6 diferentes classes (A, B, C, D, E e F). Este processo foi realizado em Python, por meio do algoritmo csv discretizacao.py.

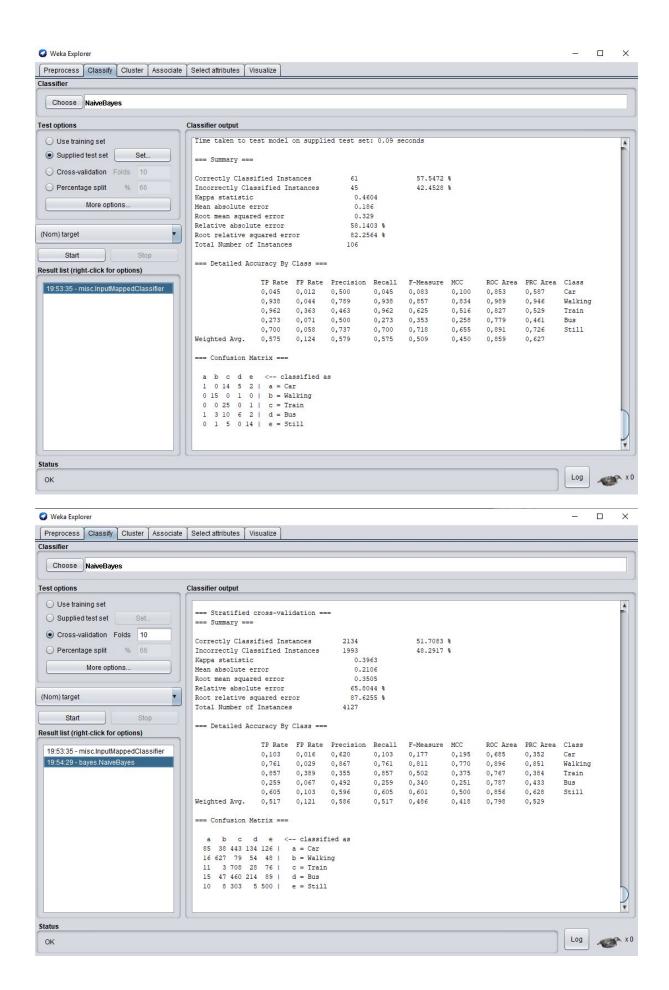
Para os testes, então, foram realizados dois métodos de validação de dados para ambos os dados padronizados e não-padronizados: a validação a partir da verificação do modelo com o conjunto de testes; e a validação cruzada, por meio de 10 folds sobre o próprio conjunto de treinamento (o conjunto de treinamento é dividido em dez partes e testado dez vezes, com uma fração décima reservada como conjunto de testes em cada iteração. Com isso obteve-se:

Conjunto do dados	Método de	alidação	
Conjunto de dados	Conjunto de testes	Validação Cruzada	
Não-Padronizado	52,265 % (Figura 3)	52,411% (Figura 4)	
Padronizado	57,5472 % (Figura 5)	51,7083 % (Figura 6)	

Tabela 4. Acurácia do algoritmo Naive Bayes

Em seguida, encontram-se as configurações do WEKA para os testes realizados acima, assim como a matriz de confusão resultante dos testes de validação.





# 5. Árvores de Decisão

Árvore de decisão	Conjunto de dados		
Aivoie de decisão	Não-Padronizado	Padronizado	
Sem Poda	76,4439 % (Figura 7)	53,8505% (Figura 8)	
Com poda	77,6897 % (Figura 9)	53,8505 % (Figura 10)	

Tabela 5. Acurácia do algoritmo de árvore de decisão

