Report

December 3, 2023

1 Análise de Dados Aprendizado de Máquina - NBA

1.1 Informações do Aluno:

• Nome: Gabriel Castelo Branco Rocha Alencar Pinto

• Matrícula: 2020006523

1.2 Descrição do Trabalho

O trabalho prático 2 da disciplina de Introdução à Inteligência Artificial tem como objetivo o desenvolvimento de algoritmos de aprendizado de máquina para previsão do tempo de permanência de um atleta na liga principal de basquete americana, a NBA, por mais de 5 anos, e também do agrupamento dos dados dos atletas em clusters.

Para cada uma das demandas, uma técnica diferente de aprendizado de máquina foi aplicada. Foram elas:

- 1. Aprendizado supervisionado: Algoritmo KNN (K Nearest Neightbours)
- 2. Aprendizado não supervisionado: Algoritmo K-means

Os algoritmos foram implementados como módulso python, e estão contidos na subpasta *modules*, contida neste diretório. Cada algoritmo está documentado corretamete adiante, com breve explicação sobre seu funcionamento em suas respectivas sessões.

```
plt.rcParams['axes.labelsize'] = 20
plt.rcParams['axes.titlesize'] = 20
plt.rcParams['legend.fontsize'] = 20
plt.rcParams['xtick.labelsize'] = 20
plt.rcParams['ytick.labelsize'] = 20
plt.rcParams['lines.linewidth'] = 4

def despine(ax=None):
    if ax is None:
        ax = plt.gca()

    ax.spines['right'].set_visible(False)
    ax.spines['top'].set_visible(False)

    ax.yaxis.set_ticks_position('left')
    ax.xaxis.set_ticks_position('bottom')
```

/tmp/ipykernel_558/3707603039.py:13: MatplotlibDeprecationWarning: The seaborn styles shipped by Matplotlib are deprecated since 3.6, as they no longer correspond to the styles shipped by seaborn. However, they will remain available as 'seaborn-v0_8-<style>'. Alternatively, directly use the seaborn API instead. plt.style.use("seaborn")

1.3 Aprendizado supervisionado

No aprendizado supervisionado, é utilizada a técnica KNN (*K Nearest Neightbours*). O algoritmo KNN consiste em, baseado na distância euclidiana, buscar os K vizinhos mais próximos de um determinado ponto e, com base na classificação da maioria dentre esses K vizinhos, decidir qual a classificação desse ponto.

Os valores de K utilizados para o treinamento do algoritmo foram: 2, 10, 25 e 50.

```
[]: # Leitura de Dados do

df_treino = pd.read_csv("./data/nba_treino.csv")

df_teste = pd.read_csv("./data/nba_teste.csv")

df_treino['TARGET_5Yrs'] = df_treino["TARGET_5Yrs"].astype(bool)

df_teste['TARGET_5Yrs'] = df_teste["TARGET_5Yrs"].astype(bool)
```

```
[]: classifier2 = sup.KNNClassifier(df_treino, "TARGET_5Yrs", 2)
    classifier2.train()

classifier10 = sup.KNNClassifier(df_treino, "TARGET_5Yrs", 10)
    classifier10.train()

classifier25 = sup.KNNClassifier(df_treino, "TARGET_5Yrs", 25)
```

```
classifier25.train()
classifier50 = sup.KNNClassifier(df_treino, "TARGET_5Yrs", 50)
classifier50.train()
```

```
[]: classifs = [classifier2, classifier10, classifier25, classifier50]
a = []

for i in classifs:
    a.append(i.predict(df_teste))
```

1.3.1 Demonstração de resultados e comparação com SKlearn

Para avaliação do desempenho do algoritmo, foram utilizadas as métricas:

- Acurácia
- Revocação
- Precisão
- Medida F1

Além disso, os resultados foram comparados ao desempenho do algoritmo SKLearn, para validação da precisão dos dados.

Na comparação, é possível perceber para os valores de K 2, 10 e 50 que há uma ligeira discrepância entre os valores fornecidos pela biblioteca SKlearn e os Valores obtidos pelo algoritmo escrito por mim. Tais diferenças podem ser justificadas por conta de tratamento dado para os dados pela biblioteca scikit-learn, que não foi feito da mesma maneira neste trabalho. Todavia, os resultados são bem próximos em termos de eficiência.

```
[]: X_train = df_treino.drop('TARGET_5Yrs', axis=1)
Y_train = df_treino['TARGET_5Yrs']

X_test = df_teste.drop('TARGET_5Yrs', axis=1)
Y_test = df_teste['TARGET_5Yrs']

sk2 = KNeighborsClassifier(2)
sk10 = KNeighborsClassifier(10)
sk25 = KNeighborsClassifier(25)
sk50 = KNeighborsClassifier(50)

k_class = [sk2, sk10, sk25, sk50]
K_predict = []

for i in k_class:
    i.fit(X_train, Y_train)
    K_predict.append(i.predict(X_test))
```

```
[]: for (idx, i), j in zip(enumerate(classifs), K_predict):
        i.results(a[idx])
        print(f"| MÉTRICAS SKLEARN |")
        print(f"""
              Acurácia: {accuracy_score(Y_test, j) * 100 :.2f}%\n
              Recall: {recall_score(Y_test, j) * 100 :.2f}% \n
              Precisão: {precision_score(Y_test, j) * 100 :.2f}% \n
              F1-Score: {f1_score(Y_test, j) * 100 :.2f}% \n
              | Matrix de confusão SKLearn | \n
              {confusion_matrix(Y_test, j)}\n
              """)
    | Relatório de algoritmo KNN, K = 2 |
    | MATRIZ DE CONFUSÃO |
                  ______
                 | 141 | 27 |
                 | 76 | 24 |
                 -----
    | MÉTRICAS |
                 -> Acurácia: 61.57
                 -> Recall: 83.93
                 -> Precisão: 64.98
                 -> Medida F1: 73.25
    | MÉTRICAS SKLEARN |
             Acurácia: 55.22%
             Recall: 44.64%
             Precisão: 73.53%
             F1-Score: 55.56%
              | Matrix de confusão SKLearn |
              [[73 27]
```

```
[93 75]]
```

```
| Relatório de algoritmo KNN, K = 10 |
| MATRIZ DE CONFUSÃO |
            | 132 | 36 |
            _____
            | 55 | 45 |
            _____
| MÉTRICAS |
            -> Acurácia: 66.04
            -> Recall: 78.57
            -> Precisão: 70.59
            -> Medida F1: 74.37
| MÉTRICAS SKLEARN |
         Acurácia: 63.06%
         Recall: 66.07%
         Precisão: 72.55%
         F1-Score: 69.16%
         | Matrix de confusão SKLearn |
         [[ 58 42]
[ 57 111]]
| Relatório de algoritmo KNN, K = 25 |
| MATRIZ DE CONFUSÃO |
            | 124 | 44 |
```

```
| 48 | 52 |
| MÉTRICAS |
             -> Acurácia: 65.67
             -> Recall: 73.81
             -> Precisão: 72.09
             -> Medida F1: 72.94
| MÉTRICAS SKLEARN |
         Acurácia: 65.67%
         Recall: 73.81%
         Precisão: 72.09%
         F1-Score: 72.94%
         | Matrix de confusão SKLearn |
         [[ 52 48]
 [ 44 124]]
\mid Relatório de algoritmo KNN, K = 50 \mid
| MATRIZ DE CONFUSÃO |
             | 131 | 37 |
             | 47 | 53 |
             _____
| MÉTRICAS |
```

-> Acurácia: 68.66

```
-> Recall: 77.98

-> Precisão: 73.60

-> Medida F1: 75.72

| MÉTRICAS SKLEARN |

Acurácia: 67.16%

Recall: 75.00%

Precisão: 73.26%

F1-Score: 74.12%

| Matrix de confusão SKLearn |

[[ 54 46]
[ 42 126]]
```

1.4 Aprendizado Não Supervisionado

Ao contrário do algortimo KNN, que busca *rotular* um conjunto de dados, o algoritmo K-means busca realizar um agrupamento.

A ideia é verificar a existência de K grupos dentro de um conjunto de dados, sem dizer explicitamente o que cada um desses grupos é, mas tendo a noção de agrupamento.

```
[]: # Para simular a ausência de um rótulo, removemos a coluna de Target.
     df_treino = pd.read_csv('./data/nba_treino.csv')
     df_treino.drop('TARGET_5Yrs', axis=1, inplace=True)
[]: grouper2 = uns.KMeansClassifier(df_treino, 2)
     grouper2.train()
    Algoritmo centrado para K = 2
    Grupo 0: 486 pontos
    Grupo 1: 586 pontos
    Centroide do Grupo 0: GP
                                    44.224280
              11.928601
    MIN
               4.151440
    PTS
    FGM
               1.607613
    FGA
               3.749588
    FG%
              42.711317
               0.159671
    3PMade
```

```
3PA
               0.535802
    3P%
              16.064609
    FTM
               0.780041
    FTA
               1.148560
    FT%
              67.552675
    OREB
               0.708230
    DREB
               1.351852
    REB
               2.059671
    AST
               0.899588
    STL
               0.403086
    BLK
               0.250000
    TOV
               0.775309
    Name: 0, dtype: float64
    Centroide do Grupo 1: GP
                                     73.552901
    MIN
              22.579352
    PTS
               9.165358
    FGM
               3.539078
    FGA
               7.787543
    FG%
              45.373208
    3PMade
               0.334642
    3PA
               1.015358
    3P%
              22.015529
               1.754949
    FTM
    FTA
               2.413140
    FT%
              72.887201
    OREB
               1.274403
    DREB
               2.648805
    REB
               3.923038
    AST
               2.069625
    STL
               0.798464
    BLK
               0.472014
    TOV
               1.547782
    Name: 2, dtype: float64
[]: grouper3 = uns.KMeansClassifier(df_treino, 3)
     grouper3.train()
    Algoritmo centrado para K = 3
    Grupo 0: 403 pontos
    Grupo 1: 377 pontos
    Grupo 2: 292 pontos
    Centroide do Grupo 0: GP
                                     73.516129
    MIN
              23.114144
    PTS
               9.489578
    FGM
               3.631514
    FGA
               8.238958
    FG%
              43.759801
```

```
3PMade
           0.474194
3PA
           1.419107
3P%
          30.793300
FTM
           1.758313
FTA
           2.335732
FT%
          75.113896
OREB
           1.053598
DREB
           2.417370
REB
           3.469231
AST
           2.408685
STL
           0.857320
BLK
           0.366749
TOV
           1.596278
Name: 14, dtype: float64
Centroide do Grupo 1: GP
                                  61.851459
MIN
          16.169496
PTS
           6.130504
FGM
           2.433422
FGA
           5.019363
FG%
          47.914854
3PMade
           0.000796
3PA
           0.049602
3P%
           1.046154
FTM
           1.260743
FTA
           1.901857
FT%
          65.887798
OREB
           1.353846
DREB
           2.357560
REB
           3.714854
AST
           0.937135
STL
           0.492573
BLK
           0.533952
TOV
           1.072414
Name: 18, dtype: float64
Centroide do Grupo 2: GP
                                  39.897260
MIN
          12.390068
PTS
           4.291096
FGM
           1.624315
FGA
           4.017808
FG%
          39.888014
3PMade
           0.281849
3PA
           0.906849
3P%
          27.069863
FTM
           0.765753
FTA
           1.075342
FT%
          69.972260
OREB
           0.534247
DREB
           1.185616
```

```
REB 1.716781
AST 1.116438
STL 0.454110
BLK 0.167808
TOV 0.808904
Name: 0, dtype: float64
```

1.4.1 Demonstração de Resultados:

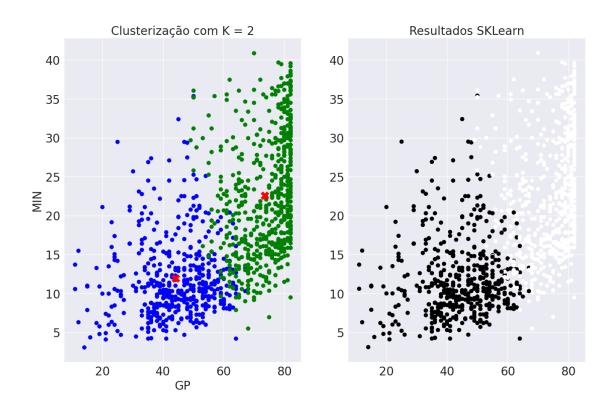
No caso do Algoritmo K-means, a demonstração de resultados para ambos os valores de K, 2 e 3, foi feita por meio da plotagem dos gráficos com base nos atributos GP e MIN, que permitem uma boa visualização da separação nos dados, no caso de K=2, e demonstram que, com 3 grupos, começa a haver um overfitting de dados, gerando confusão entre os clusters.

Em vermelho, no formato de X, foram plotados os centróides calculados pelo algoritmo do trabalho.

Além disso, foi utilizada para modos de comparação a biblioteca scikit-learn, com seu algoritmo k-means próprio. Fica evidente, em ambos os K's, 2 e 3, como as classificações do algoritmo implementado para o trabalho funcionou de maneira idêntica ao da biblioteca, permitindo assim concluir que o algoritmo funciona de maneira correta.

```
implementado para o trabalho funcionou de maneira idêntica ao da biblioteca, permitindo assim
    concluir que o algoritmo funciona de maneira correta.
[]: kmeans2 = KMeans(n clusters=2)
     kmeans3 = KMeans(n_clusters=3)
     clusters2 = kmeans2.fit_predict(df_treino)
     clusters3 = kmeans3.fit_predict(df_treino)
    /home/gcastelo/faculdade/TP2_IA/venv/lib/python3.8/site-
    packages/sklearn/cluster/_kmeans.py:1416: FutureWarning: The default value of
    `n_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n_init`
    explicitly to suppress the warning
      super()._check_params_vs_input(X, default_n_init=10)
    /home/gcastelo/faculdade/TP2_IA/venv/lib/python3.8/site-
    packages/sklearn/cluster/_kmeans.py:1416: FutureWarning: The default value of
    `n_init` will change from 10 to 'auto' in 1.4. Set the value of `n_init`
    explicitly to suppress the warning
      super()._check_params_vs_input(X, default_n_init=10)
[]: gps = grouper2.get groups()
     ctrs = grouper2.get_centroids()
     g1 = gps[0]
     g2 = gps[1]
     aux = []
     aux2 = []
     atr1 = "GP"
```

```
atr2 = "MIN"
for i in g1:
    aux.append(i.get_attrs_as_list([atr1, atr2]))
for i in g2:
    aux2.append(i.get_attrs_as_list([atr1, atr2]))
aux = np.array(aux)
aux2 = np.array(aux2)
fig, ax = plt.subplots(1, 2)
ax[0].set_title("Clusterização com K = 2")
ax[0].set_xlabel(atr1)
ax[0].set_ylabel(atr2)
ax[0].scatter(aux[:, 0], aux[:, 1], c="blue")
ax[0].scatter(aux2[:, 0], aux2[:, 1], c="green")
for ix, i in enumerate(ctrs):
    ax[0].scatter(i.get_attrs_as_list([atr1, atr2])[0], i.
oget_attrs_as_list([atr1, atr2])[1], marker="X", c='red', s=200)
ax[1].set_title("Resultados SKLearn")
ax[1].scatter(df_treino[atr1], df_treino[atr2], c=clusters2)
fig.show()
```



```
[]: gps = grouper3.get_groups()
     ctrs = grouper3.get_centroids()
     g1 = gps[0]
     g2 = gps[1]
     g3 = gps[2]
     aux = []
     aux2 = []
     aux3 = []
     atr1 = "GP"
     atr2 = "MIN"
     for i in g1:
         aux.append(i.get_attrs_as_list([atr1, atr2]))
     for i in g2:
         aux2.append(i.get_attrs_as_list([atr1, atr2]))
     for i in g3:
         aux3.append(i.get_attrs_as_list([atr1, atr2]))
```

```
aux = np.array(aux)
aux2 = np.array(aux2)
aux3 = np.array(aux3)
fig, ax = plt.subplots(1, 2)
ax[0].set_title("Clusterização com K = 3")
ax[0].set_xlabel(atr1)
ax[0].set_ylabel(atr2)
ax[0].scatter(aux[:, 0], aux[:, 1], c="blue")
ax[0].scatter(aux2[:, 0], aux2[:, 1], c="green")
ax[0].scatter(aux3[:, 0], aux3[:, 1], c="yellow")
for i in ctrs:
    ax[0].scatter(i.get_attrs_as_list([atr1, atr2])[0], i.

→get_attrs_as_list([atr1, atr2])[1], marker="X", c='red', s=200)
ax[1].set_title("Resultados SKLearn")
ax[1].scatter(df_treino[atr1], df_treino[atr2], c=clusters3)
fig.show()
```

